

UNIVERSITAT DE BARCELONA
DEPARTAMENT D'ASTRONOMIA I METEOROLOGIA

Integración de modelos meteorológicos, hidrológicos y predicción radar para la previsión de crecidas en tiempo real.

Aitor Atencia Ruiz de Gopegui

Integración de modelos meteorológicos, hidrológicos y predicción radar para la previsión de crecidas en tiempo real.

Memoria presentada por
Aitor Atencia Ruiz de Gopegui
para optar al grado de
Doctor en Física

Barcelona, Diciembre 2010

PROGRAMA DE DOCTORAT D'ASTRONOMIA I METEOROLOGIA

BIENIO 2006–2008

Memoria presentada por **Aitor Atencia Ruiz de Gopegui** para
optar al grado de Doctor en Física

DIRECTORES DE LA TESIS

Dra. Maria del Carmen Llasat Botija
Dr. Luis Garrote de Marcos

Agradecimientos

Es tarde y estoy cansado, aún así creo que es importante dedicar un tiempo a esta sección en la que pretendo simplemente dejar constancia de las personas que me han ayudado a conseguir realizar la tesis. Intentaré recordar a todos, pero como no me gustaría que se me olvidase nadie empezaré por decir "Gracias a todos".

En primer lugar quiero agradecer a la ayuda, paciencia y respaldo que me han brindado mis dos directores de tesis en los últimos meses. Agradecer a Carmen Llasat que depositara su confianza en mí en los inicios del proyecto FLASH y a Luis sus conversaciones, mails y reuniones para explicarme parte de su grandes conocimientos sobre hidrología.

Mis dos primeros años de doctorado los realice en la Universidad de Barcelona. Allí está el Departamento de Astronomía y Meteorología donde me he sentido respaldado en todo momento por su gente. Y todos han aportado su granito de arena en esta tesis. Gracias a Montse, Miguel Angel, Ana, Estefania, Laura, JR, Raúl, Digna, Sergi, Albert (DAM-vater), Marta (¿AEMET?), Albert Ossò (mejora el blog), Manue, etc. Gracias por los días y vivencias que compartimos. Al Didac li he d'agrair masses coses pero no oblidaré mai com em va fer riure el dia més estressat de la meva vida. A la Yolanda, mare de l'Agustí (Eric), per les benvingudes i tantes altres coses. A la Udina que trobo a faltar als *coffis* de dimarts tarda. A la defensora del *bochan* (Mireia) que espero que continui exercint de bruixota a Boulder. A la Miriam perquè encara riu amb les meves tonteries. A l'Adolfo perquè sempre el recordare com Alfonso (*sorry men*). Al Manel Ceperuelo al que he seguit el pasos en el món científic. Y a Luis Mediero y Álvaro Sordo que me hicieron sentirme como en el DAM en mi estància en la UPM.

Després d'aquest dos primers anys vaig anar a parar (tornar) al SMC per treballar dos anys més en un ambient impresionant. He d'agrair l'ajuda que he rebut tant de l'equip de teledetección com de l'Area de recerca i modelització. D'aquesta última vull resaltar al Jordi Moré (ping-pong), Abdel (jabibi), Manel Bravo, Ignasi Porras, Jordi Cunillera i en especial al Jordi Mercader. De l'equip de teledetecció em quedo amb la gent amb qui he compartit aquest temps Carlos (QUE PASA), Tomeu (A robar carteras), Oriol, Nico, Joan i Pilar; baixem a esmorçar? Al meu costat ha estat la Mercè, quin malson ... quan no hi era. Gracias també a Laura, Angel, Antonio, Muntsa, Abel, Manuel, Aleix, Montse, Jessica, Txema, etc. per ser més que companys. I per últim a l'Eliseu que va confiar en mi per la plaça d'IMPRINTS.

Hi ha coses que vagis on vagis no canvien, i així ha estat amb tres ex-membres del grup GAMA que després m'he trobat al SMC, i espero que no canviï després d'aquesta etapa. Al Vicent sempre li agrairé que em recomanès fer el doctorat aquell estiu a Calabria perquè gracies a això he conegut a un gran científic i millor amic.

A la Mercè perque els últims mesos sense dinar amb ella (merda d'angles) m'han ensenyat el que la trobaré a faltar. I al Toni, qui sempre diu que sóc el seu idol, quan en realitat sempre li he de demanar consell per tot, no serà a l'inreves?.

Y ahora tengo que darles las gracias a unas personas que aunque lo más seguro es que nunca se leerán esto han sido casi imprescindibles para que consiguiese acabar la tesis. Sé que tener un amigo meteorólogo no es fácil y más cuando en cabo Matxitxaco siempre ha hecho más viento que en Catalunya. Gracias simplemente por estar ahí a Carles, Rubén, Dani, Moi, Silvia, Pepe, Kike, Mireia, Pepe, Raúl, Vero, etc. Ah, y a la gente de la flota, la carrera sin ellos no habría sido igual ... no volveré a perderme otro Sant Albert (o si). Y a los golosos y golosas de Hervías.

No me quiero olvidar de la familia que siempre me han apoyado. Gracias a Enrique, Aurora, Aitana, Rosi, Manolo, Iván, Chechu por el valor que le dais a esto y que lástima que no lo podáis ver Pepe y Enriqueta habrás estado orgullosos del nieto. A los que tengo a más distancia Txutxo, Arantxa, Dalda, Gabi, Toño, Monchó, etc. Y a los recién llegados; Aurora, Victor, Victor, Mireia y Olimpinha. Algunos comentarios siempre marcan un antes y un después. Así que gracias a mi *agüelo* Jesús por aquella frase de: *Boba, más que boba*¹.

Gracias a mis padres por tantas cosas ... corregir esta tesis, aguantarme en los meses histéricos, horarios, etc. Pero sobre todo gracias porque he llegado a donde he llegado gracias a ellos. Esta tesis es más vuestra que mía.

Y por último tengo que darte las gracias a ti Patri. Por todo lo que me aportas como persona, porque un día sin verte (y llevamos muchos) no es ni la mitad de feliz que un día que te veo. Y sobre todo porque esto dure mucho para que pueda recompensarte la paciencia que has tenido conmigo en lo que ha durado esta tesis. Que más quieres, quieres más ;-).

Gra-cias ;(,

Aitor Atencia Ruiz de Gopegui

Barcelona, 15 de Diciembre del 2010.

¹La frase de mi abuelo hacia el hombre del tiempo al decir que llovía y que hizo que creyese que estos hombres tenían algo especial. Quien iba a decir como iba a acabar ese comentario.

*Ayer puse el sol a remojo,
quise volver a ser el perro verde,
hoy tengo los ojitos rojos,
[...],*

Marea, MMII

Acrónimos

4DDA *Four-Dimensional Data Assimilation*, Asimilación de datos en cuatro dimensiones

ACA *Agència Catalana de l'Aigua*, Agencia Catalana del Agua

ADV Advección radar

ADV+CST Integración de la Advección radar y de la predicción de las estructuras convectivas de precipitación

AEMET Agencia Estatal de Meteorología

BLE Acrónimo utilizado para representar la predicción obtenida mediante la técnica del *blending*

CAPPI *Constant Altitude Plan Position Indicator*, Indicador de Plan de Posición de Constante Altitud

CC Condiciones de Contorno

CCS Consorcio de Compensación de Seguros

CI Condiciones Iniciales

CIC Cuencas Internas de Catalunya

COSMO *Consortium for Small-scale Modeling*, Consorcio para la modelización de la baja escala

COTREC *Continuity of TREC*, Continuidad del TREC

CR *Containing Ratio*, Cociente de contenido

CSI *Critical Success Index*, Índice crítico de acierto

DCT *Discrete Cosine Transform*, Transformación discreta por cosenos

DIRDN Década Internacional para la Reducción de Desastres Naturales

DRiFt *Discharge River Forecast*, Modelo de predicción de la descarga en río

DSD *Drop Size Distribution*, Distribución del tamaño de gotas

DTM *Digital Terrain Model*, Modelo digital del terreno

DV Desviación del volumen del hidrograma

ECMWF *European Centre for Medium-Range Weather Forecasts*, Centro europeo para la predicción meteorológica a medio y largo plazo

EIRD Estrategia Internacional para la Reducción de los Desastres

EMA *Estacions Meteorològiques Automàtiques*, Estaciones Meteorológicas Automáticas

FAR *False Alarm Ratio*, Porcentaje de Falsas Alarmas

FLASH *Observations, Analysis and Modeling of Lightning Activity in Thunders-torms, for use in Short Term Forecasting of Flash Floods*

GOES *Geostationary Operational Environmental Satellite*, Satélite Geoestacionario Operacional Ambiental

GSA *Generalized Sensitivity Analysis*, Análisis generalizado de la sensibilidad

ICC *Institut Cartogràfic de Catalunya*, Instituto Cartográfico de Catalunya

IMPRINTS *IMproving Preparedness and RIisk maNagemenT for flash floods and debriS flow events*

INUNCAT *Pla especial d'emergències per inundacions de Catalunya*

LAPS *Local Analysis Prediction System*, Sistema de predicción y análisis local

MAE *Mean Absolute Error*, Error absoluto medio

MCO *Model Correction*, Corrección del modelo

MEDEX *MEDiterranean EXperiment*, Experimento Mediterráneo

METAR *METeorological Aerodrome Report*, Informe meteorológico aeronáutico de rutinaria

MLR *Multi-linear regression*, Regresión lineal múltiple

MM5LAPS Modelo meteorológico MM5 con asimilación de datos observacionales mediante el sistema LAPS

MSG Meteosat de Segundo Generación

NCAR *National Center for Atmospheric Research*, Centro nacional para la investigación de la atmósfera

NEXRAD *Next Generation Radar*, Nueva generación de radares

NSE Coeficiente de eficiencia Nash-Sutcliffe

NWP *Numerical Weather Prediction*, Modelos numéricos de predicción del tiempo

OMM Organización Meteorológica Mundial

ONU Organización de las Naciones Unidas

PBL *Planetary Boundary Layer*, Capa Límite Planetaria

PDF *Probability Distribution Function*, Función de la distribución de probabilidades

POD *Probability of Detection*, Probabilidad de detección

PRF *Pulse Repetition Frequency*, Frecuencia de repetición del pulso

PSU *Penn State University*, Universidad del estado de Penn

QFF *Quantitative Flood Forecasting*, Predicción quantitativa de las inundaciones

QPE *Quantitative Precipitation Estimation*, Estimación quantitativa de la precipitación

QPF *Quantitative Precipitation Forecasting*, Predicción quantitativa de la precipitación

RAOB *Rawindsonde Observation*, Radiosondeos atmosféricos

RIBS *Real-Time Interactive Basin Simulator*, Simulador interactivo de la cuenca en tiempo real.

RMSE *Root Mean Square Error*, Raíz cuadrada del error cuadrático medio

RRTM *Rapid Radiative Transfer Model*, Modelo de transferencia radiativa rápida

SAIH Sistema automático de información hidrológica

SCIT *Storm Cell Identification and Tracking*, Identificación y seguimiento de las células tormentosas

SMC *Servei Meteorològic de Catalunya*, Servicio Meteorológico de Catalunya

SST *Sea Surface Temperatura*, Temperatura del agua superficial del mar

STEPS *Short-Term Ensemble Prediction System*, Sistema de predicción por conjuntos a corto plazo

SYNOP *surface synoptic observations*, Observaciones sinópticas en superficie

TP Tiempo de retardo del caudal punta

TREC *Tracking Radar Echoes by Correlation*, Seguimiento de los ecos radar mediante correlación

TSS *True Skill Statistic*, Estadístico de la verdadera capacidad predictiva

UTC *Universal time Coordinated*, Tiempo universal coordinado

UTM *Universal Transverse Mercator*, Sistema de Coordenadas Universal Transversal de Mercator

WPMM *Window Probability Matching Method*, Adaptación de las funciones de probabilidad obtenidas por medio de ventanas móviles

XAC *Xarxa Agrometeorològica de Catalunya*, Red Agrometeorológica de Catalunya

XANIC *Xarxa Nivològica de Catalunya*, Red Nivológica de Catalunya

XEMA *Xarxa d'Estacions Meteorològiques Automàtiques*, Red de Estaciones Meteorológicas Automáticas

XMET *Xarxa d'Estacions Meteorològiques Automàtiques*, Red de estaciones meteorológicas automáticas

XRAD *Xarxa de Radars*, Red de radares pertenecientes al SMC

Índice general

1. Introducción	33
1.1. Inundaciones en el Mediterráneo	33
1.2. Estrategias para la mitigación de las inundaciones	34
1.3. Motivación	36
1.4. Objetivos	39
1.5. Estructura de la tesis	40
2. Estado del arte	43
2.1. Modelización de avenidas en modo diagnóstico	43
2.2. Modelización de avenidas en modo pronóstico	46
3. Metodología	51
3.1. Mejora de la estimación de la precipitación a partir del radar	51
3.2. Simulación de las avenidas a partir de campos de precipitación	53
3.3. Mejora de la QPF a muy corto plazo	53
3.4. Predictibilidad de las inundaciones súbitas	54
4. Información y herramientas de análisis y predicción.	67
4.1. Datos y fuentes de información	68

4.1.1. Estaciones pluviométricas	68
4.1.2. Red de radares meteorológicos	70
4.1.3. Datos de la cuenca del Besòs	71
4.2. Técnicas de predicción radar	73
4.2.1. Extrapolación del campo de reflectividad	74
4.2.2. Identificación, seguimiento y predicción de estructuras convectivas	78
4.3. Modelo meteorológico	80
4.3.1. Modelo meteorológico MM5	80
4.3.2. Configuración del modelo	81
4.3.3. Método de asimilación de observaciones	83
4.4. Modelo hidrológico	87
4.5. Índices de verificación	89
4.5.1. Verificación de la QPE	89
4.5.2. Verificación de hidrogramas	90
4.5.3. Verificación de la QPF	91
5. Casos de Estudio	97
5.1. Episodios seleccionados para el modo diagnóstico	97
5.1.1. Caso de estudio FLASH: 2 de agosto de 2005	99
5.1.2. Caso de estudio FLASH: 11-13 de octubre de 2005	100
5.1.3. Caso de estudio FLASH: 13-15 de noviembre de 2005	101
5.1.4. Caso de estudio FLASH: 12-14 de septiembre de 2006	102
5.2. Episodios seleccionados para el modo pronóstico	103
5.2.1. Casos iniciales para verificar el <i>blending</i>	103

5.2.2. Casos seleccionados para la predicción de avenidas en la cuenca del Besòs	111
 I Estudio en modo diagnóstico	
6. Mejora de la estima de la precipitación radar	119
6.1. Introducción	120
6.2. Estimación de la precipitación	121
6.2.1. Distinción del tipo de precipitación	123
6.3. Mejora de la estima de precipitación	129
6.3.1. Técnica WPMM	130
6.3.2. Distinción de precipitación en la técnica WPMM	136
6.3.3. Ajuste Z/R mediante sesgo total	138
6.3.4. Resultados	140
6.4. Escalado temporal del campo de precipitación	144
6.4.1. Cálculo del campo de advección	144
6.4.2. Desagregación temporal	146
6.4.3. Resultados	148
6.5. Discusión	151
6.6. Conclusión	153
7. Sensibilidad del RIBS a la resolución temporal radar.	161
7.1. Introducción	162
7.2. Aplicación del modelo hidrológico a la cuenca del Besòs	162
7.3. Calibración probabilística	166
7.3.1. Análisis de sensibilidad	167

7.3.2. Selección de las funciones objetivo	168
7.3.3. Calibración multi-objetiva	170
7.4. Validación del modelo	171
7.4.1. Simulación probabilística	171
7.4.2. Sensibilidad a la resolución temporal	172
7.5. Conclusiones	177
II	
Estudio en modo pronóstico	
8. Mejora de la predicción de precipitación a muy corto plazo	183
8.1. Introducción	184
8.2. Propiedades de los pronósticos de precipitación	185
8.2.1. Rejilla común	186
8.2.2. Verificación pronósticos de partida	187
8.3. Corrección del modelo meteorológico	189
8.4. Integración de la previsión radar y modelo meteorológico	193
8.4.1. Combinación lineal	194
8.4.2. Integración con dependencia espacial	195
8.5. Resultados	198
8.5.1. Resultados de la corrección del modelo	198
8.5.2. Resultados de la integración de las predicciones	201
8.5.3. Resultados de la operativa	206
8.6. Conclusiones	209
9. Predictibilidad de las avenidas súbitas	217
9.1. Introducción	218

9.2. Verificación hidrológica	219
9.2.1. Simulación probabilística	220
9.2.2. Verificación hidrológica	221
9.3. Desagregación temporal	223
9.3.1. Metodologías iniciales	224
9.3.2. Verificación	225
9.3.3. Resultados integración	229
9.4. Predicción de las crecidas	231
9.5. Conclusiones	234
10. Conclusiones y trabajo futuro	239
10.1. Conclusiones de la tesis	239
10.2. Trabajo futuro	245
A. Apéndice	247
A.1. Artículos y contribuciones derivadas de la presente tesis	247

Índice de figuras

1.1. Comparación del número de publicaciones por temáticas. Se destacan mediante una elipse la temática del <i>blending</i> y el campo hidrometeorológico. Se puede observar como, a pesar del gran número de publicaciones en determinados tópicos, la integración entre ellos todavía ha sido poco abordada desde un punto de vista científico. Elaboración propia a partir del número de artículos contabilizados mediante palabras claves.	37
3.1. Esquema de las diferentes metodologías aplicadas en la presente tesis y sus interacciones para conseguir el objetivo final. Los rectángulos grandes de diferente color representan los 4 grandes temas de la presente tesis siendo los dos situados a la izquierda los correspondientes al estudio de las inundaciones en modo diagnóstico y los situados a la derecha del gráfico los del modo pronóstico. En hexágonos azules se encuentran enmarcadas las herramientas ya existentes utilizadas como datos iniciales o de partida a la hora de realizar las simulaciones o predicciones de las inundaciones. Los octágonos representan resultados o conclusiones de los grandes temas a los que están vinculados (el color de estos octágonos corresponde al del tema al que se vincula). La introducción o integración de un resultado se representa mediante las flechas gruesas, mientras que las finas representan el flujo de información.	52
4.1. Modelo digital del terreno de Catalunya. Sobre él se han dibujado las posiciones de las diferentes estaciones pluviométricas pertenecientes al ACA y al SMC. Las diferentes cuencas también se han marcado destacando las denominadas cuencas internas de Catalunya y la del Besòs.	69
4.2. Cobertura geográfica de los 4 radares que componen la XRAD y localización de estos sobre el mapa comarcal de Catalunya.	70

4.3. Localización de la estaciones de aforo y diferentes subcuenca presen- tes en la cuenca del Besòs.	72
4.4. Esquema general de la implementación de la técnica de predicción ra- dar mediante la extrapolación de los últimos campos de reflectividad radar. La figura ha sido extraída de <i>Berenguer et al.</i> (2005).	75
4.5. Representación de los vectores de desplazamiento obtenidos median- te los 4 esquemas de advección: semi-lagrangiano <i>forward</i> (slf), semi- lagrangiano <i>backward</i> (slb), constante <i>forward</i> (cvf) y constante <i>back- ward</i> (cvb). P es el píxel que será movido hacia adelante (<i>forward</i>) hasta el punto Q o al que se le asignará un valor desde el píxel O (<i>backward</i>). La figura ha sido extraída de <i>Germann and Zawadzki</i> (2002).	77
4.6. Modelo digital del Terreno de la península Ibérica y sus alrededores. El cuadro rojo representa el dominio del modelo MM5 con asimilación mediante LAPS. La observación radar y la extrapolación comparten el dominio que abarca el cuadro azul. El rectángulo gris enmarca la identificación y predicción de las células de precipitación.	78
4.7. Ejemplo de la aplicación de la metodología. A la izquierda se presen- tan los ecos radar que superan los 12 dBZ (líneas finas de color negro) y descargas eléctricas (asteriscos de color rojo —Nube-tierra positi- vos—, azul —Nube-tierra negativos— y amarillo —Nube-nube—). En el centro, las características radar y eléctricas de la imagen anterior se han transformado en objetos: azul (estructuras de precipitación), ver- de (células convectivas), naranja (descargas nube-nube) y rojo (des- cargas nube-tierra). A la derecha, agrupación de todos los objetos en estructuras que integran toda la información. Los asteriscos negros indican la posición de su centro. La figura ha sido extraída de <i>Rigo</i> <i>et al.</i> (2008).	79
4.8. Dominios de 36 km y 12 km de resolución (representado este último por el cuadrado rojo). Las cruces de color violeta representan las es- taciones de radiosondeo y los balones rojos representan las estaciones de Zaragoza, Barcelona y Palma de Mallorca (de oeste a este).	82
4.9. Esquema del ciclo operativo para la asimilación mediante forzamiento (<i>nudging</i>) de un análisis con datos observacionales realizado con el módulo LAPS.	87
4.10. Esquema del modelo hidrológico RIBS.	89

5.1.	Mapas del episodio del 2 de agosto de 2005.	99
5.2.	Mapas del episodio del 11 al 13 de octubre de 2005.	100
5.3.	Mapas del episodio del 13 al 15 de noviembre de 2005.	101
5.4.	Mapas del episodio del 12 al 14 de septiembre de 2006.	102
5.5.	Mapas del episodio del 3 de octubre de 2008.	104
5.6.	Mapas para representar el episodio del 16 de Abril de 2009.	105
5.7.	Mapas del episodio del 30 de mayo de 2009.	106
5.8.	Mapas del episodio del 4 al 6 de junio de 2009.	107
5.9.	Mapas del episodio del 19 de junio de 2009.	108
5.10.	Mapas del episodio del 24 al 26 de junio de 2009.	109
5.11.	Mapas del episodio del 14 de julio de 2009.	110
5.12.	Mapas del episodio del 2 al 4 de mayo de 2010.	112
5.13.	Mapas del episodio del 12 al 14 de mayo de 2010.	113
5.14.	Mapas del episodio del 17 de setiembre de 2010.	114
5.15.	Mapas del episodio del 11 al 13 de octubre de 2010.	115
6.1.	Evolución del Bias y RMSE calculado cada hora para el caso de estudio de septiembre de 2006. El máximo de intensidad de precipitación registrado por los pluviómetros y el número de pluviómetros utilizados para obtener los índices mostrados también se muestran para aportar más información a los índices.	124
6.2.	Diferentes relaciones Z/R testadas en la literatura. Las que se representan con líneas y colores entre azul y verdoso corresponden a aquellas relaciones utilizadas sin distinción de la precipitación o para las zonas estratiformes. Las relaciones representadas con líneas de puntos en colores más cálidos se han utilizado para las zonas convectivas. Las relaciones Z/R se han propuesto en: (1) <i>Marshall et al. (1955)</i> , (2) <i>Cerro et al. (1997)</i> , (3) <i>Joss and Waldvogel (1990)</i> , (4) <i>Cairns et al. (1998)</i> , (5) <i>Rosenfeld et al. (1993)</i> , (6) <i>Fulton et al. (1998)</i> , (7) <i>Haddad et al. (1997)</i> , (8) <i>Steiner et al. (1995)</i> , (9) <i>Bringi et al. (2002)</i>	128

- 6.3. Ejemplo de ventana radar a partir de un pluviómetro. El área de la ventana de 3×3 píxeles está centrada sobre un pluviómetro (cruz roja). 131
- 6.4. Un ejemplo de ventana independiente para los valores de la intensidad obtenidas mediante un pluviómetro (a) y las correspondientes reflectividades (b). 132
- 6.5. La nueva relación Z/R (línea sólida negra) que ha sido obtenida para el caso de Septiembre de 2006 mediante el método de ajustes paramétricos. Las líneas punteadas representan más/menos una desviación estándar respecto la Z/R obtenida a partir de una subconjunto desde un 1 % hasta un 25 % de la población total. 134
- 6.6. Igual que la figura 6.5 pero el método utilizado para el ajuste es el de la función de distribución empírica. 135
- 6.7. Comparativa de las relaciones encontradas en la literatura (área gris) con las 3 relaciones Z/R calculadas mediante el método *WPMM* pero utilizando diferentes funciones para obtener la función de distribución. La línea roja representa el ajuste mediante la superposición de funciones núcleo gaussianas, la azul se obtiene mediante ajuste paramétricos y la verde corresponde al ajuste empírico de la función de probabilidad. 136
- 6.8. Igual que la figura 6.5. En este gráfico aparecen dos relaciones, una correspondiente a los valores de reflectividad clasificados como convectivos mientras que la otra está formada a partir de los píxeles estratiformes. 138
- 6.9. Igual que la figura 6.7 pero teniendo en cuenta la distinción del tipo de precipitación antes de calcular las funciones de distribución que utilizaremos para obtener las relaciones Z/R de los casos de agosto de 2005 (a), octubre de 2005 (b), noviembre de 2005 (c) y septiembre de 2006 (d). 139
- 6.10. Valores de intensidad de precipitación registrados en función del valor registrado por el radar. La línea negra corresponde al ajuste de la ley potencial que se puede expresar como una función Z/R que es la presentada en el gráfico. Los datos corresponden al caso de Octubre de 2005. 140
- 6.11. Evolución del Bias y RMSE calculado cada hora para el caso de estudio de noviembre de 2005 mediante la técnica de eliminación del sesgo y la técnica de obtención de una nueva relación Z/R. 142

6.12. Boxplots para el bias (superior) y RMSE (inferior) horario obtenido mediante las diferentes técnicas de ajuste de la función de distribución. El boxplot izquierdo para un método dado representa los resultados obtenidos utilizando el mismo caso de estudio para calibrar y verificar (diferentes fuente de datos) mientras que el derecho representa el resultado utilizando las tres relaciones Z/R obtenidas utilizando los otros episodios para estudiar un caso de estudio (diferentes fuentes de datos y episodios).	143
6.13. Ambas figuras (fig. (a) y (b)) están reproducidas del artículo de <i>Dransfeld et al.</i> (2006).	145
6.14. Ejemplo real de la desagregación temporal de la lluvia radar. En este ejemplo se muestran un área equivalente a 3×3 secciones, es decir a un total de 30×24 píxeles. La resolución original era de seis minutos y la advección mediante el método de la correlación cruzada nos ha aumentado la resolución hasta el minuto.	148
6.15. Espectro de potencias temporales de los campos originales con resolución 6 minutal y advectados con resolución minutal. Se presenta de manera logarítmica para observar la pendiente característica de los campos de precipitación en función de la escala temporal y observar como el campo advectado presenta una pendiente similar al observado.	149
6.16. Campo de la precipitación estimada mediante el radar para el caso de septiembre de 2006 mediante la relación Z/R de <i>Marshall and Palmer</i> (1948) (a), la nueva relación Z/R obtenida mediante la técnica de WPMM (b) y tras aplicar la advección entre imágenes radar (c).	150
7.1. Mapa de las pendientes obtenidas a partir del DTM y que se ha utilizado como uno de los <i>rasters</i> iniciales en la modelización de la cuenca del Besòs introducida en el RIBS.	163
7.2. Mapa de usos del suelo utilizado en el calculo de la generación de escorrentía potencial para su uso en el modelo hidrológico.	164
7.3. Superposición de un píxel radar sobre una cuadricula del DTM en una pequeña región de A^2 . La celda del DTM resaltada en color gris se utiliza para ejemplificar el desacuerdo de proyecciones entre ambas cuadriculas.	165

- 7.4. Estimación radar de la precipitación para el intervalo entre las 12:00 UTC y las 12:30 UTC del día 13 de Septiembre de 2006. La imagen radar es transformada íntegramente a la proyección UTM que corresponde a la cuadrícula del DTM superpuesta en la segunda imagen. La interpolación da como resultado una imagen de precipitación con una resolución muy elevada sobre la cuenca del Besòs ($200 \times 200 \text{ m}^2$). Finalmente la imagen es recortada sobre el contorno de la cuenca como se puede apreciar en la última imagen. 166
- 7.5. Correlación entre funciones objetivo. Se puede observar que el RMSE y el MAE (a) están altamente correlacionados mientras que no parece existir correlación entre el TP y el RMSE (b). 169
- 7.6. Correlación entre el RMSE-P y el MAE-B. Se puede observar que la correlación ha decrecido. 170
- 7.7. Análisis del número de simulaciones necesarias para alcanzar estabilidad en los resultados. Este análisis se presenta mediante la evolución del valor medio del *RMSE* para el caso de septiembre con resolución 30 minutal en función del número de simulaciones 172
- 7.8. Conjunto de 200 simulaciones realizadas para el episodio de agosto de 2005 en la estación de Ripoll. 173
- 7.9. Localización de las estaciones de aforo: 1-Garriga; 2-Lliçà; 3-Mogent; 4-Mogoda; 5-Montcada; 6-Gramanet. 174
- 7.10. Resultados de la validación para el caudal pico en función de la resolución temporal de la lluvia para todas las estaciones existentes en la cuenca del Besòs. El pico observado se ha dibujado como un círculo negro, mientras que los percentiles correspondientes al 5% y el 95% también son representados en la figura mediante una barra vertical y la mediana como una línea horizontal. 176
- 7.11. Índices de validación en función de la resolución temporal para todas las estaciones de aforo. (a) Raíz del error cuadrático medio (RMSE) normalizado con el pico de caudal observado.(b) Sesgo absoluto (ME) normalizado con el pico de caudal. (c) Índice de eficiencia global de Nash-Sutcliffe global $R^2(MQ_{0,5})$ y (d) Coeficiente de contenido para un intervalo de confianza de un 10% [$CR(10\%)$]. 177

8.1. Modelo digital del Terreno de la península ibérica y sus alrededores. El cuadro rojo representa el dominio del modelo MM5 con asimilación mediante LAPS. La observación radar y la extrapolación comparten el dominio que abarca el cuadro azul. El rectángulo gris enmarca la identificación y predicción de las células de precipitación y ha sido escogido como el dominio de la rejilla común.	187
8.2. Correlación de todos los métodos de predicción existentes en la operativa del SMC con las observaciones sobre la rejilla común.	188
8.3. Correlación de todos los métodos de predicción existentes en la operativa del SMC con las observaciones para las escalas superiores a los 12 km.	189
8.4. Dos ejemplos del cálculo del vector de desplazamiento por minimización de la función de costa para el área de testado grande (a) y pequeña (b). El área rellena corresponde al campo de precipitación del modelo meteorológico mientras que los contornos corresponden al campo de precipitación observado por el radar. Se puede observar como las formas son diferentes en ambas imágenes debido a que un filtro pasa bajos se ha aplicado en el espacio de frecuencias obtenido con la DCT. El rectángulo rojo corresponde al área de la rejilla del modelo mientras que el cuadro verde corresponde al área de las observaciones que minimiza la función de coste. Por este motivo, el vector dibujado entre ambos cuadrados corresponde al vector desplazamiento para el área de testado seleccionada.	191
8.5. Ejemplo del procedimiento de corrección del modelo para el período de las 13 a las 14 UTC (primera hora de previsión) del caso del 3 de Octubre de 2008.	199
8.6. Ejemplo de los espectros de potencia en función de la longitud de onda (<i>wavelength</i>) de dos diferentes intervalos en el evento de 4 de Junio de 2009. Los espectros dibujados corresponden al campo de precipitación obtenido del modelo MM5-LAPS (línea marrón discontinua), modelo corregido (línea gris discontinua) y QPE (línea negra continua). . . . 200	200
8.7. Correlación de la observación con la persistencia euleriana (rojo), modelo con asimilación (azul) y modelo corregido (negro) en función del horizonte de predicción. Las áreas coloreadas representan el rango de valores obtenidos mientras que la línea sólida representa la media para los 7 casos de estudio.	201

- 8.8. Evolución del CSI (línea negra), correlación (línea azul) y RMSE (línea roja) en función del peso otorgado al modelo en la combinación lineal ponderada. Las cruces de color verde corresponden al peso obtenido con el índice de verificación obtenido la hora anterior. El rango de mejora para cada uno de los índices esta dibujado bajo las líneas de evolución en color gris para el CSI, azul claro para la correlación y naranja para el RMSE. Se ha representado un ejemplo del comportamiento para la primera hora de previsión (a) y la segundo hora (b). 203
- 8.9. Un ejemplo de la técnica de integración para la primera hora de predicción (23 UTC) correspondiente a las 22 UTC del episodio del 14 de Julio de 2009. 204
- 8.10. Un ejemplo de la técnica de integración para la segunda hora de predicción (00 UTC) correspondiente a las 22 UTC del episodio del 14 de Julio de 2009. 205
- 8.11. Correlación con la observación de todas las metodología presentadas en el presente capítulo y el mejor resultado de las operativas en el SMC en función del horizonte de predicción. 208
- 8.12. Resultados de la verificación de la técnica de integración con más de un año de datos. La línea gruesa representa la mediana, mientras que el rango de valores entre los quantiles del 25 % y 75 % se representan mediante el área sombreada. La comparación entre las dos predicciones operativas en el SMC y la integración (*blending* entre ellas se realiza para la correlación (a), POD (b), FAR (c) y CSI (d). 209
- 9.1. Esquema de la generación del hidrograma previsto con un tiempo θ de anticipación ($\theta = 3$ horas en el ejemplo). Las tres figuras superiores muestran los hidrogramas calculados con el modelo de lluvia-escorrentía en tres períodos distintos de tiempo, t_i (marcados con líneas discontinuas). A partir de este instante la precipitación introducida es la obtenida mediante las técnicas de predicción del campo de lluvia. En la figura inferior se muestra el hidrograma previsto para un tiempo θ de anticipación (línea de fondo gruesa). Éste se construye teniendo en cuenta los caudales obtenidos en el instante $t_i + \theta$ para todo el período de simulación. Los hidrogramas pronosticadas son finalmente comparados con el hidrograma referencia, que se calcula a partir de la simulación del modelo hidrológico con los datos de precipitación radar de todo el evento. La presente figura esta extraída de Berenguer *et al.* (2005). 220

9.2. Análisis del número de simulaciones necesarias para alcanzar estabilidad en los resultados. Este análisis se presenta mediante la evolución del valor medio del <i>RMSE</i> en función del número de simulaciones para los cuatro casos de estudio seleccionados.	221
9.3. Ejemplo del hidrograma previsto para la tercera hora de predicción mediante las 4 metodologías que se quieren verificar para el caso de septiembre del 2010. El hidrograma obtenido con las observaciones también se muestra para poder evaluar la calidad de las previsiones.	222
9.4. Evolución del RMSE (figura superior) y NSE (figura inferior) en función del tiempo de anticipación para todas las predicciones. La verificación se ha realizado para los cuatro casos de estudio: 2 de mayo 2010 (a), 12 de mayo de 2010 (b), 17 de setiembre de 2010 (c) y 11 de octubre de 2010 (d).	223
9.5. Espectro de potencias temporales para un caso real y los promedios obtenidos para los 4 casos de estudio de la observación (línea gris), división del campo entre 4 (rojo), técnica de advección (verde) y técnica de igualdad de las distribuciones (azul).	226
9.6. Autocorrelación en función del <i>lag</i> temporal para la observación y las tres técnicas de desagregación.	227
9.7. Evolución para el caso de estudio de inicios de mayo de 2010 para la intensidad media en la imagen (IMF) y de la fracción de píxeles con precipitación (WAR) observado con el radar y modelizado mediante los tres métodos de desagregación.	227
9.8. Ejemplo de desagregación mediante las tres técnicas aplicadas frente a la observación (primera columna). La segunda columna corresponde a la técnica de división, la tercera a la de una función peso que contabiliza el desplazamiento, mientras que la última columna corresponde a la técnica de advección entre imágenes. El ejemplo muestra la desagregación temporal en 4 intervalos quince-minutales del episodio del 11 de octubre de 2010 entre las 22 y las 23 horas UTC.	228
9.9. Comparación de los resultados para la correlación (a) y CSI (b) de las diferentes predicciones como extrapolación radar (verde), modelo meteorológico (rojo), corrección del modelo (azul) y blending (negro). Se presenta la mediana de las predicciones y el rango de valores obtenidos para los quartiles primero y tercero.	230

Índice de Tablas

4.1.	Propiedades y características de los cuatro radares que forman la XRAD.	71
4.2.	Localización de las estaciones de aforo en la cuenca del Besòs.	72
4.3.	Características morfológicas de las diferentes subcuenca del río Besòs.	73
4.4.	Configuración de las diferentes simulaciones del modelo MM5, como las Condiciones Iniciales (CI), Condiciones de Contorno (CC) o la capa límite planetaria (Planetary Boundary Layer, PBL).	82
4.5.	Tabla de contingencia que muestra las frecuencias de eventos pronosticados y/o observados definidos mediante un umbral (T) dado.	92
5.1.	Cantidad total e intensidad de precipitación para los 4 casos de estudio seleccionados en modo diagnóstico en el proyecto FLASH para todo el dominio de Catalunya y para la cuenca del Besòs.	98
5.2.	Características pluviométricas de los 7 casos de estudio utilizados en el proyecto IMPRINTS para estudiar y analizar la metodología de integración de predicción radar y modelo meteorológicos.	103
5.3.	Características pluviométricas de los 4 casos de estudios seleccionados para verificar la técnica del <i>blending</i> mediante la aplicación de un modelo hidrológico distribuido sobre la cuenca del Besòs.	111
6.1.	Índices de error para la precipitación obtenida mediante varias relaciones Z/R en los cuatro casos de estudio. Estos índices están calculados comparando la cantidad total de precipitación registrada en todas las estaciones XEMA de Catalunya. Las relaciones utilizadas estarán extraídas de: (1) <i>Marshall et al. (1955)</i> , (2) <i>Cerro et al. (1997)</i>	122

6.2. Igual que la tabla 6.1 pero la verificación se ha realizado solo sobre las estaciones de la cuenca del Besòs.	123
6.3. Igual que la tabla 6.1 pero la verificación se ha realizado con los datos horarios. Para representar el conjunto de resultados que se han obtenido se ha presentado la media (μ) y la desviación estándar (σ). . .	125
6.4. Igual que la tabla 6.3 pero para las estaciones que pertenecen a la cuenca del Besòs.	126
6.5. Tabla con los valores de reflectividad de fondo para la clasificación de los píxeles convectivos en función de los radios estudiados	126
6.6. Resultados de los tres índices utilizados para la cuantificación del error en la estimación de la lluvia teniendo en cuenta distinción de precipitación convectiva (C) y estratiforme (S). Sólo se presenta el mejor resultado para cada índice y la relación Z/R que lo obtuvo para los 4 casos de estudio utilizando todas las estaciones.	129
6.7. Valores de la corrección de reflectividad obtenidos globalmente para cada episodio mediante la relación de (<i>Marshall et al.</i> , 1955).	138
6.8. Valores para las nuevas relaciones $Z = A \cdot R^B$ a partir del ajuste de una ley potencial a los datos observados. El coeficiente de correlación de estas rectas también se muestra en la última columna.	140
6.9. Resultados de los tres índices utilizados para la cuantificación del error sobre el total de precipitación acumulada en la estimación de la lluvia mediante la relación Z/R obtenida con la técnica del WPMM con y sin distinción en el tipo de la precipitación para el mismo episodio. Se presenta el mejor resultado obtenido mediante alguna de las tres técnicas de ajuste de la función de distribución.	141
6.10. Comparación del mejor resultado obtenido mediante alguna de las técnicas presentadas en la sección 6.3.3 y la técnica del WPMM. Los resultados son para las resoluciones horarias teniendo en cuenta todas las estaciones y sólo las estaciones presentes en la cuenca del Besòs. El valor presentado es el valor cuadrático medio de los índices para penalizar tanto los valores superiores como los inferiores a 0 en el caso del bias. En negrita se resaltan los mejores resultados.	142

6.11. Valor cuadrático medio de todos los resultados horarios obtenidos para el índice bias y RMSE sobre toda Catalunya y sobre el Besòs. Se comparan los resultados antes de aplicar la advección entre imágenes radar (columnas 3 y 4) y tras la aplicación de la advección (columna 5 y 6). Los mejores resultados están resaltados en negrita.	148
7.1. Resultado cualitativos del análisis de sensibilidad para los diferentes parámetros del modelo hidrológico RIBS sobre la cuenca del Besòs.	168
7.2. Matriz de coeficientes de correlación entre las diferentes funciones objetivo seleccionadas.	169
7.3. Resumen de los resultados de calibración para cada uno de los parámetros y para todos los intervalos temporales. La tabla muestra los valores medios (μ) y la desviación estandar (σ) que seguirían la distribución representativa de cada parámetro.	171
7.4. Resultados de la validación para cada una de las estaciones de aforo.	175
8.1. Características espaciales y temporales de las diferentes rejillas de predicción y de la escogida como común.	186
8.2. Propiedades de las cuatro áreas de testado usadas en la obtención de los vectores de desplazamiento.	192
8.3. Correlación entre el campo del <i>blending</i> y el campo de precipitación observado con el radar para la primera hora (parte superior) y segunda hora (mita inferior). El campo del <i>blending</i> utilizado se ha construido a partir del peso obtenido con el índice presente en la primera fila, mientras que el umbral utilizado se encuentra en la primera columna. Los mejores resultados para cada hora de predicción se han resaltado en negrita.	202
8.4. Varios índices de verificación para diferentes umbrales de la primera hora de predicción del campo integrado (BLE), el modelo corregido (MCO) y la extrapolación radar (ADV) del ejemplo representado en la figura 8.9. Los mejores resultados se resaltan en negrita.	206
8.5. Varios índices de verificación para diferentes umbrales de la segunda hora de predicción del campo integrado (BLE), el modelo corregido (MCO) y la extrapolación radar (ADV) del ejemplo representado en la figura 8.10. Los mejores resultados se resaltan en negrita.	207

- 9.1. Correlación y CSI obtenido dependiendo de la técnica de desagregación utilizada para todos los intervalos temporales que componen los 4 casos de estudio. 229
- 9.2. Tabla donde se marcan los hidrogramas que han sido seleccionados por presentar un caudal significativo o un pico de forma marcada. . . 231

*A veces cuando mejor es peor
si? ... seguro?*

APM, 2010

1 Introducción

1.1. Inundaciones en el Mediterráneo

La región mediterránea padece la mayor concentración de ciclogénesis en el mundo, los eventos de lluvias extra-tropicales más fuertes (hasta 800 mm en 24 h) y episodios locales con vientos muy fuertes que alcanzan velocidades sostenidas de 20 o incluso 25 ms^{-1} (*Jansà*, 1966, 1997). La propia Organización Meteorológica Mundial, es consciente de estos factores y ha promovido diversos programas en el Mediterráneo para estudiar los ciclones mediterráneos y fenómenos meteorológicos adversos (OMM, 1995) como el proyecto MEDEX (*Jansà et al.*, 2001) o el más reciente HYMEX.

Concretamente, las inundaciones en el Mediterráneo constituyen el principal riesgo natural en término medio en la zona. Sólo entre 1990 y 2006 se han registrado 185 inundaciones con más de 4500 víctimas y 29000 millones de euros en daños (*Llasat and Corominas*, 2010). En general se trata de inundaciones muy rápidas producidas por lluvias de intensidad muy fuerte, con cantidades superiores a 60 mm en muy pocas horas y que suelen afectar a cuencas de carácter torrencial, con mucha pendiente, produciendo inundaciones locales, arrastre de vehículos o daños en material urbano (*Llasat et al.*, 2010). Asociadas usualmente a sistemas convectivos de pequeñas dimensiones, su predicción a medio y corto plazo es difícil. En algunas ocasiones, y como consecuencia de sistemas de precipitación más organizados y/o estacionarios, se pueden llegar a recoger más de 200 mm en 2 o 3 horas, y superar los 400 mm en 24 horas, produciéndose inundaciones catastróficas tanto por las pérdidas materiales como humanas. Aunque en este caso los modelos numéricos ya suelen ser capaces de predecir la posibilidad de lluvias muy intensas, la predicción cuantitativa y la localización de los potenciales máximos siguen constituyendo un reto para los predotores.

Si nos centramos en el caso de Catalunya, las inundaciones o crecidas constituyen el fenómeno de origen meteorológico adverso más frecuente y a su vez constituyen el principal desastre natural en lo que se refiere a daños ocasionados (*Llasat and Corominas*, 2010). El Consorcio de Compensación de Seguros (CCS) pagó desde

1971 hasta 2002 un montante de 1.574.530.945 euros para paliar las consecuencias derivadas de las inundaciones (*Llasat*, 2004). Esto supone el 75,86 % del total pagado por el CCS en desastres naturales y da cuenta del enorme alcance de las inundaciones respecto al total de adversidades naturales. Además, entre 1995 y 2004, el 31 % de las muertes causadas por desastres naturales fueron debidas a las inundaciones (*Llasat-Botija et al.*, 2007). Por ejemplo, en España las inundaciones han producido históricamente fuertes impactos socioeconómicos, con más de 1.525 víctimas en las últimas 5 décadas (*Benito et al.*, 2005). Si atendemos al impacto que tienen en la prensa y en la percepción social (*Allan et al.*, 2000; *Delitala*, 2005; *Fischer*, 1998; *Lacey and Longman*, 1997) cabe decir que entre 1982 y 2007 se publicaron más de 1500 noticias sobre inundaciones, en uno de los periódicos de más tirada en Catalunya, lo que mostraría también su elevado índice de impacto (*Llasat et al.*, 2009b)

Finalmente, si atendemos a su frecuencia, cabe decir que entre los años 1901 y 2000 se registraron 217 episodios de inundaciones (*Barnolas and Llasat*, 2007), y entrando ya en el siglo XXI, podrían destacarse los casos de Octubre del 2000 con la crecida del Ebro a su paso por Tortosa (*Barnolas*, 2004), Montserrat en junio del 2000 (*Llasat et al.*, 2003), Octubre del 2005 (*Barrera et al.*, 2007), o Septiembre de 2006 (*Barnolas et al.*, 2008) que será abordado específicamente en esta tesis.

1.2. Estrategias para la mitigación de las inundaciones

A pesar de que los enfoques teóricos han contemplado siempre la dimensión humana del riesgo –“sin hombre no hay riesgo” (*White*, 1974)–, los estudios aplicados, sobre todo en el caso de las inundaciones, se han centrando durante mucho tiempo en el fenómeno físico o, dicho de otro modo, en la peligrosidad. No sorprende, por tanto, que durante el siglo pasado la mayor parte de los desarrollos metodológicos apuntaran a la estimación de caudales máximos, análisis del sistema fluvial en momentos de crecida, cartografía de zonas inundables o simulación de flujos desbordados.

En coherencia con estos planteamientos, las estrategias frente al riesgo se basaron en medidas correctoras de tipo estructural (presas, azudes, canalizaciones, desvíos, etc.), o lo que es lo mismo, en prácticas anti-peligro. Este panorama empieza a cambiar desde que a, finales del siglo XX, en el seno de la declaración por parte de la ONU, de la Década Internacional para la Reducción de Desastres Naturales (DIRDN, 1990-1999), la comunidad científica internacional llega a consensuar un marco teórico de referencia común, donde quedan definidos los conceptos de riesgo natural, peligro o peligrosidad y vulnerabilidad. En términos generales, el riesgo

de un territorio vendría condicionado por la combinación entre el peligro¹ y la vulnerabilidad² así como por su capacidad de reacción y adaptación al fenómeno adverso.

Como consecuencia de este nuevo marco, se produce un cambio en las metodologías y aproximaciones al estudio de los riesgos. La necesidad de incluir la vulnerabilidad como uno de sus componentes fundamentales se refuerza en la Estrategia Internacional para la Reducción de los Riesgos Naturales (*Adger, 2006; Birkmann, 2007*), promovida también desde la ONU, a cuyo amparo se crea el Marco de Acción de Hyogo 2005-2015, donde “los gobiernos de todo el mundo se comprometen a tomar medidas para reducir la vulnerabilidad frente a las amenazas naturales” (*EIRD, 2005*). En los últimos años el concepto de vulnerabilidad ha traspasado los límites de la exposición de bienes y personas, para incluir en ella la capacidad de reacción y de adaptación frente a los riesgos, lo que incluye las medidas de prevención y de alerta temprana.

En este contexto, la predicción se refiere a la anticipación del fenómeno con una mayor o menor antelación, la cual dependerá tanto del tipo de fenómeno, como de los conocimientos sobre el mismo y tecnologías disponibles.

En referencia, ya, a la prevención y predicción de inundaciones en Catalunya, es necesario mencionar el *Pla especial d'emergències per inundacions de Catalunya* (INUNCAT), aprobado el 22 de Agosto de 2006. El objetivo principal de este plan es hacer frente a las emergencias por inundaciones dentro del ámbito territorial de Catalunya mediante los sistemas de alerta, la organización y los procedimientos de actuación de los servicios de la Generalitat de Catalunya, de las otras administraciones públicas y de las entidades privadas. Una de las partes del INUNCAT contempla la zonificación del riesgo de inundaciones en Catalunya, siendo posible utilizarla tanto para la gestión del territorio y medidas preventivas, como para designar las áreas donde la necesaria alerta temprana será más importante. Dentro de este plan de actuaciones se encuentran los planes específicos de actuación municipal (PAM) u otros (nivel comarcal, etc.), y la mejora de la predicción y seguimiento.

Actualmente las alertas se refieren a la precipitación y umbrales superados por ésta. Estas alertas se realizan a partir de las predicciones de los modelos numéricos de predicción del tiempo y la supervisión de predictores expertos hasta 72 horas antes

¹Por “amenaza/peligro” se entiende un “evento físico potencialmente perjudicial, fenómeno o actividad humana que puede causar pérdida de vidas o lesiones, daños materiales, grave perturbación de la vida social y económica o degradación ambiental. Las amenazas incluyen condiciones latentes que pueden materializarse en el futuro. Pueden tener diferentes orígenes: natural (geológico, hidrometeorológico y biológico) o antrópico (degradación ambiental y amenazas tecnológicas)”. EIRD de las Naciones Unidas, Ginebra, 2004.

²Por “vulnerabilidad” se entiende “las condiciones determinadas por factores o procesos físicos, sociales, económicos y ambientales que aumentan la susceptibilidad y exposición de una comunidad al impacto de amenazas”. EIRD de las Naciones Unidas, Ginebra, 2004.

del evento. En Catalunya son realizados tanto por el AEMET (Agencia Estatal de Meteorología) como por el SMC (*Servei Meteorològic de Catalunya*). En es último caso, los avisos se activan en función de la intensidad 30 minutal de precipitación o el total acumulado en 24 horas y existiendo dos niveles de alerta en función de dichas cantidades, y produciendo avisos a escala comarcal con horizontes de predicción de 6 horas. Como cualquier otra situación meteorológica de riesgo (SMR), Meteocat alerta a la población y a protección civil cuando esta se va a producir. Paralelamente, AEMET, en situaciones análogas, emitirá también sus avisos.

Para que la alerta se refiera específicamente a inundaciones es necesario contar con el beneplácito del ACA (*Agència Catalana de l'Aigua*) quien tiene su dominio de actuación sobre las Cuencas Internas de Catalunya (CIC) y de forma compartida en la desembocadura del Ebro. Las previsiones las realizan mediante el uso de modelos hidrológicos agregados en aquellas cuencas donde pueden actuar mediante embalses u otras construcciones existentes en los ríos o bien a partir de las observaciones de aforo y pluviómetros. La precipitación utilizada en estas previsiones suelen ser las observaciones obtenidas mediante las estaciones pluviométricas automáticas de las que disponen a lo largo de las diferentes cuencas.

En el caso particular de Barcelona, los avisos tienen en cuenta ya la integración entre la precipitación y los modelos hidrológicos e hidráulicos, dada la complejidad del sistema de la red de drenaje, así como el caso particular del parque fluvial del Besòs, río sobre el que se trabajará en la presente tesis.

1.3. Motivación

Así pues, si se atiende a que las principales inundaciones en Catalunya son de tipo *flash-flood*, debidas a lluvias intensas con máximos muy localizados, la mejora en los sistemas de alerta temprana contemplaría una mejora de la predicción hidrometeorológica a corto plazo. Para ello es necesario tener en cuenta que la predicción hidrometeorológica se divide principalmente en dos módulos: la predicción de la precipitación y la simulación hidrológica alimentada por dicha precipitación y otros parámetros necesarios. Consecuentemente, los puntos que se podrían mejorar dentro del sistema de alerta temprana de inundaciones en Catalunya serían:

- La mejora de la predicción a corto y muy corto plazo de la lluvia con una resolución tanto espacial como temporal elevada.
- La integración de las predicciones de lluvias intensas en un modelo hidrológico distribuido.

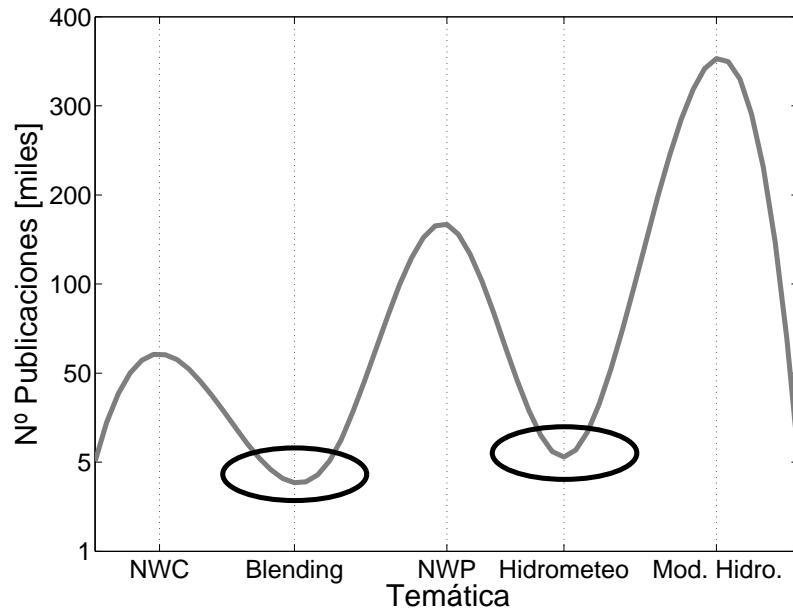


Figura 1.1: Comparación del número de publicaciones por temáticas. Se destacan mediante una elipse la temática del *blending* y el campo hidrometeorológico. Se puede observar como, a pesar del gran número de publicaciones en determinados tópicos, la integración entre ellos todavía ha sido poco abordada desde un punto de vista científico. Elaboración propia a partir del número de artículos contabilizados mediante palabras claves.

Una modelización hidrológica adecuada para la predicción de crecidas súbitas (*flash-floods*) requiere tanto un modelo hidrológico adecuado como una óptima resolución espacial y temporal de las precipitaciones predichas. Sin embargo, la predicción hidrológica de las inundaciones súbitas es un tema de actualidad al encontrar problemas en su simulación mediante los modelos hidrológicos y los procesos que estos reproducen (*Borga et al., 2010*). Por otro lado, la predicción de la precipitación todavía dista mucho de reproducir las escalas tanto espaciales, como temporales requeridas por los modelos hidrológicos (*Koren et al., 1999*) para un horizonte suficientemente amplio como para la activación de la cadena de alerta.

La integración de diversas predicciones de precipitación se conoce en la literatura como *blending* e introduce una conexión entre las predicciones radar y las predicciones a partir de modelos numéricos. A pesar de los grandes avances que se han realizado en ambos tipos de predicciones, la integración entre ellos para mejorar la predicción es una materia que todavía se encuentra en sus inicios ya que fue a finales del siglo pasado cuando se realizaron las primeras investigaciones en esta temática.

Respecto a la ingesta de las predicciones de precipitación en modelos hidrológicos es otro de los apartados donde también se encuentran algunas dificultades a la hora de realizar la integración. Podemos observar en la figura 1.1 como a pesar del gran número de publicaciones en las temáticas de predicción a partir del radar, modelos meteorológicos o modelos hidrológicos; las publicaciones donde se tratan las integraciones entre estas temática son escasas. Este desequilibrio en el número de publicaciones (y por tanto en las investigaciones realizadas sobre ello) es debido a que usualmente los puntos de vista utilizados en cada uno de estos tópicos son diferentes y la integración requiere una óptica multi-disciplinaria que se ha tenido en cuenta en el desarrollo de la presente tesis

Con el fin de abordar los puntos anteriores, la tesis se ha desarrollado, en el marco de dos proyectos europeos: FLASH (*Price et al., 2007; Llasat et al., 2009a*) e IMPRINTS (<http://www.imprints-fp7.eu/>; *IMproving Preparedness and RIisk maNagemeNT for flash floods and debriS flow events*). Dentro del ya finalizado proyecto europeo FLASH (<http://flash-eu.tau.ac.il/index.php>; *Observations, Analysis and Modelling of Lightning Activity in Thunderstorms, for use in Short-Term Forecasting of Flash Floods*) se ha desarrollado un modelo hidrológico distribuido aprovechando la sinergía entre los grupos de la Universidad de Barcelona (UB) y la Universidad Politécnica de Madrid (UPM) expertos en la parte meteorológica e hidrológica respectivamente, así como las herramientas desarrolladas en el propio proyecto. Eso ha permitido acoplar un modelo experimental como el RIBS (*Real-Time Interactive Basin Simulator*) con información radar y predicciones numéricas. Además, dentro de la parte meteorológica se ha mejorado la estima de la precipitación radar y del modelo MM5, así como la identificación y predicción de la convección a partir de las descargas eléctricas. Con tal objeto se han analizado 11 casos de inundaciones registrados en Catalunya, cuatro de los cuales serán tratados en mayor detalle en esta tesis.

Posteriormente, dentro de un contrato con el SMC en el contexto del proyecto europeo IMPRINTS (<http://www.imprints-fp7.eu/>; *IMproving Preparedness and RIisk maNagemeNT for flash floods and debriS flow events*), se ha podido trabajar directamente con las predicciones operativas e integrar las diferentes predicciones de la precipitación (radar y modelos) para mejorar las características temporales y espaciales de los pronósticos.

En un último paso, y a fin de conseguir alcanzar los objetivos de esta tesis, se han integrado los resultados alcanzados dentro de los dos proyectos anteriores, es decir, la integración de las predicciones a muy corto plazo en el modelo hidrológico distribuido.

1.4. Objetivos

El objetivo final de la presente tesis es **la mejora de la predicción de las inundaciones a corto y muy corto plazo a partir de la integración de la predicción radar y numérica en un modelo hidrológico distribuido**. El cumplimiento de un objetivo como éste aportará como beneficio una mejora en la capacidad de reacción y gestión de la emergencia cuando ésta exista. Para alcanzar el objetivo deberemos cumplir un conjunto de sub-objetivos o pasos previos, y que agruparemos en dos grandes apartados que serán: el estudio de las inundaciones en modo diagnóstico y en modo pronóstico.

El modo diagnóstico tiene como objetivo global la simulación de los caudales observados en eventos en los que se produjeron avenidas. Para ello se utilizan observaciones radar y se introducen en un modelo hidrológico distribuido para realizar la transformación de lluvia en escorrentía y poder calcular los caudales en las estaciones de aforo existentes en la cuenca de estudio. Al realizar este estudio se abordan los siguientes sub-objetivos:

- Obtención de un campo de precipitación con una resolución espacial adecuada mediante la transformación del campo de reflectividad del radar.
- Mejora de la resolución temporal del campo de precipitación obtenida para evitar los efectos que tiene el muestreo temporal de las observaciones radar.
- Calibración probabilística de los parámetros del modelo hidrológico que presentan una mayor sensibilidad a los datos de precipitación.
- Análisis de la sensibilidad del modelo hidrológico a diferentes intervalos temporales con el fin de obtener el que mejora los resultados reduciendo a su vez la incertidumbre.

Una vez realizado el análisis en modo diagnóstico de algunas inundaciones acaecidas habremos obtenido la información necesaria sobre la resolución temporal y espacial óptimas para la simulación del caudal. Esta información nos sirve como punto de partida en la sección que analiza las avenidas en modo pronóstico. En este apartado inicialmente intentamos mejorar los pronósticos de precipitación para después analizar la respuesta del modelo hidrológico a esta precipitación predicha. Los diferentes sub-objetivos abordados a lo largo de este estudio son:

- Corrección de las predicciones de precipitación obtenidas mediante los modelos numéricos con el objetivo de reducir los errores de localización e introducir los patrones de precipitación observados en la misma resolución espacial que el radar meteorológico.

- Integración de las predicciones corregidas a partir del modelo con las obtenidas a partir de la observaciones radar.
- Desagregación temporal de las acumulaciones horarias a la resolución óptima para la simulación hidrológica de las avenidas súbitas.
- Evaluación de la mejora en el caudal obtenido y en el tiempo de respuesta ante una avenida introducida por esta nueva técnica de predicción.

Este último punto nos permite evaluar la mejora obtenida al integrar las diferentes técnicas y conclusiones obtenidas a lo largo de la presente tesis, al mismo tiempo que nos da información sobre la capacidad de respuesta que tendremos frente a este tipo de avenidas. Un paso previo para introducir estas mejoras en sistema de alertas será una verificación de su funcionamiento en modo operativo. Así que algunos de los puntos previamente comentados serán evaluados en modo pre-operativo.

1.5. Estructura de la tesis

Para conseguir el citado objetivo final de mejora de la predicción, he realizado los siguientes pasos previos. Primero estudiar el modelo hidrológico en modo diagnóstico para caracterizar diversas propiedades de éste. Este estudio nos obliga previamente a mejorar la estimación de la precipitación a partir del radar ya que es la única fuente que nos permite obtener un campo de observación de la precipitación con las características temporales y espaciales de las predicciones. El siguiente objetivo es evaluar las inundaciones en modo pronóstico, para ello se estudia un método dinámico que integra las predicciones realizadas mediante el radar meteorológico y los modelos meteorológicos y de este modo mejorar la capacidad de predicción de la precipitación. El último paso es introducir estas predicciones en el modelo hidrológico para evaluar la mejora de la nueva predicción integrada y además cuantificar la mejora en el pronóstico de avenidas.

Este estudio se estructurará de la siguiente manera:

- **Capítulo 2:** La presente tesis comienza con un repaso del estado de arte actual tanto de la simulación de las avenidas, como de los requisitos que requieren los campos de precipitación. Posteriormente, se resumen las contribuciones existentes en la literatura sobre la predicción de las lluvias intensas y su integración en los modelos hidrológicos.
- **Capítulo 3:** Una vez enmarcada la presente tesis en la literatura existente, se resumen las técnicas que se han aplicado a lo largo de ésta, para poder tener un esquema general y las conexiones entre los diferentes capítulos.

- **Capítulo 4:** Este capítulo describe el conjunto de datos iniciales con los que se realizó la presente tesis. Además describe las diferentes metodologías aplicadas en las técnicas de predicción realizadas en el SMC y las características del modelo hidrológico distribuido que se ha escogido para la simulación de las avenidas.
- **Capítulo 5:** Se han utilizado diferentes casos de estudio a lo largo de la presente tesis. En este capítulo se realiza una descripción de algunas características pluviométricas y de la situación atmosférica que acontecieron en cada uno de los eventos seleccionados.
- **Capítulo 6:** Es el primer capítulo de la parte que realiza el estudio en modo diagnóstico. En él se aplica la técnica para mejorar la estimación de la precipitación a partir del radar meteorológico. Además se introduce la desagregación temporal de los datos radar para poder obtener resoluciones a partir de 1 minuto.
- **Capítulo 7:** En este capítulo se evalúa la sensibilidad del modelo hidrológico RIBS frente a sus diferentes parámetros y se realiza una calibración mediante métodos probabilísticos. Como conclusión se realiza un análisis de la sensibilidad del modelo a la resolución de los datos de precipitación de entrada.
- **Capítulo 8:** Ya en modo pronóstico este capítulo se centra en la técnica de la integración de las predicciones. Para ello inicialmente se presenta el método de corrección del modelo meteorológico que se incluye dentro de la técnica de combinación con dependencia espacial desarrollada en la presente tesis para realizar el *blending*.
- **Capítulo 9:** Se evalúa la calidad de las nuevas predicciones mediante la aplicación del modelo hidrológico distribuido. En este capítulo se tiene en cuenta gran parte de las conclusiones previamente obtenidas para mejorar también el pronóstico de las avenidas.

Finalmente se presentan las conclusiones extraídas a lo largo de la tesis y se realizan propuestas de algunos de los pasos futuros que continuarían el trabajo aquí realizado.

2 Estado del arte

2.1. Modelización de avenidas en modo diagnóstico

Una modelización hidrológica adecuada para la predicción de crecidas súbitas (*flash-floods*) requiere tanto un modelo hidrológico adecuado como una óptima resolución espacial y temporal de la estimación de las precipitaciones. Las simulaciones numéricas de los procesos hidrológicos presentes en una cuenca requieren de un método para la representación de la cuenca concreta. Los métodos para representar dicha cuenca suelen ser clasificados como modelos distribuidos frente a los modelos agregados. La principal diferencia entre estos modelos es la representación espacial de las variables. Mientras que los modelos agregados utilizan promedios espaciales de los valores de precipitación u otros parámetros hidrológicos con base física (*Beven and Kirkby*, 1979) y cuyos relaciones se basan en procesos hidrológicos bien conocidos como el método racional (*Gaume et al.*, 2004); los modelos distribuidos, como el *RIBS* (*Garrote and Bras*, 1995), describen los procesos hidrológicos a escala global (toda la cuenca) a la vez que los describen para cada uno de los elementos individuales que la forman (*Ponce*, 1989). Una solución intermedia es la división de toda la cuenca en áreas con características uniformes (subcuenca), estos modelos se denominan modelos semi-distribuidos y un ejemplo de este tipo de modelos sería el *Discharge River Forecast* (DRiFt) (*Ferraris et al.*, 2002b).

Diferentes estudios comparativos realizados recientemente han sugerido que el uso de modelos distribuidos frente a los agregados no siempre tiende a mejorar los resultados (*Reed et al.*, 2004). Sin embargo, es conocido que la variabilidad tanto espacial como temporal existente en lluvias torrenciales tiene una gran influencia en los procesos de cuenca (*Winchell et al.*, 1998), especialmente en los eventos de precipitación convectiva (*Bell and Moore*, 2000b). Es en esos casos, en los que la gran cantidad de lluvia o la fuerte intensidad de precipitación puede generar episodios de avenidas súbitas, donde los modelos distribuidos pueden mejorar la simulación en comparación con los modelos agregados (*Krajewski et al.*, 1991; *Arnaud et al.*, 2002). Por otra banda, un estudio posterior (*Carpenter and Georgakakos*, 2006)

ha demostrado que las simulaciones con modelos distribuidos son estadísticamente distinguibles a las simulaciones con modelos agregados para las cuencas con tamaño alrededor de los $1000\ km^2$. Este tamaño de cuenca es el habitual de las cuencas más propensas a sufrir inundaciones repentinas en el área mediterránea estudiada.

Hay que tener en cuenta que el éxito de los modelos hidrológicos está generalmente limitado por los datos de precipitación que se utilizan. Estos datos de entrada pueden estar proporcionados por redes de estaciones pluviométricas o modelos meteorológicos deterministas, o incluso probabilísticas. Estas fuentes de datos suelen presentar ciertos inconvenientes en la simulación de avenidas en cuencas medianas y pequeñas debido a la distribución espacial irregular de las lluvias. Las redes de pluviómetros que miden la cantidad de precipitación en superficie con una resolución adecuada para realizar una simulación hidrológica son poco frecuentes, mientras que la implementación de un modelo meteorológico con una resolución lo suficientemente fina es difícil debido a los requisitos computacionales y de datos observacionales iniciales. El uso de datos procedentes del radar meteorológico puede resolver este problema gracias a la estimación indirecta de la precipitación con una mayor resolución espacial y temporal.

Sin embargo, esta estimación indirecta de la precipitación padece los diferentes tipos de errores presentes en el radar como pueden ser los ecos terrestres (*ground clutter*) o la sobreelevación del haz del radar (*Sánchez-Diezma et al.*, 2001). Una vez que estos errores se han eliminado y la reflectividad se ha interpolado a diferentes niveles llamados Indicadores de Plan de Posición de Constante Altitud (CAPPI), la intensidad de lluvia se obtiene a partir del CAPPI más próximo al suelo mediante el uso de las relaciones Z/R. En la bibliografía encontramos una amplia gama de relaciones Z/R, desde la clásica *Marshall and Palmer* (1948) a las más recientes que incluyen distinciones para diferentes tipos de clima, regímenes de lluvia y estaciones climáticas (*Lee and Zawadzki*, 2005; *Sánchez-Diezma et al.*, 2000; *Steiner et al.*, 1995; *Haddad et al.*, 1997, por nombrar sólo unas pocas contribuciones).

El hecho de elegir una u otra relación Z/R puede hacer variar de manera notable la cantidad de precipitación obtenida mediante el radar meteorológico. En consecuencia, el valor de precipitación estimado mediante el radar tiene un error intrínseco. Durante los últimos años, varios métodos han sido desarrollados en el área mediterránea para reducir este error. Algunos de los métodos más recientes están relacionados con la corrección directa del campo de precipitación mediante el uso de la regresión lineal múltiple (MLR) entre diferentes parámetros meteorológicos (*Morin and Gabella*, 2007) o directamente fusionar los valores obtenidos por la red de pluviómetros con los datos radar mediante modelos de interpolación espacial no-paramétricos como la técnica del *kriging* (*Velasco-Forero et al.*, 2004). Otro punto de vista en el que se fundamenta algunas de las metodologías actuales, es el estudio del perfil vertical de reflectividad obtenido en cada píxel por todos los niveles CAPPI, no sólo para distinguir el tipo de precipitación, sino también para

corregir la reflectividad, y por tanto la intensidad real de la lluvia en la superficie (*Franco et al.*, 2008). Un tercer punto de vista es el aplicado a eventos de fuertes lluvias en el área mediterránea. Éste se basa en igualar las distribuciones de probabilidad que tendría la intensidad de precipitación registradas por pluviómetros y estimada a partir del radar (*Calheiros and Zawadzki*, 1987). De este modo se obtiene una nueva relación Z/R que tiene en cuenta información de los datos pluviométricos. Para evitar posibles errores al relacionar la reflectividad con la intensidad medida en los pluviómetros se recomienda utilizar ventanas temporales y espaciales alrededor de ambas variables antes de obtener las funciones de probabilidad (*Rosenfeld et al.*, 1994). Estos tres métodos aquí presentados son los más utilizados actualmente para hacer frente a la estimación cuantitativa de la precipitación (*QPF*).

La intensidad de la precipitación, especialmente en casos o áreas convectivas, es un campo que varía de manera continua debido a la advección de flujos húmedos o al reforzamiento orográfico. Por lo tanto, una mayor resolución temporal capta mejor estas variaciones y por tanto mejora la estimación de las precipitaciones sobre períodos cortos. Por esta razón, los productos de radar tienden a medirse en pequeños intervalos de tiempo. Sin embargo, estos productos también están limitados por los tiempos de propagación de las ondas emitidas y por la mecánica de cada radar. Para intentar solucionar los errores intrínsecos al radar debido al límite inferior en la resolución temporal, algunos trabajos como el de *Anagnostou and Krajewski* (1999) utilizan un sistema de advección de la reflectividad basada en la técnica de la maximización de la correlación cruzada para la obtención del campo de precipitación en un intervalo determinado.

Una vez que la lluvia ha sido estimada de manera satisfactoria y se ha escogido un modelo hidrológico adecuado para la simulación de este tipo de inundaciones, el factor clave es la calibración del modelo hidrológico. Es conocido que las características no lineales de los modelos distribuidos podrían amplificar los errores intrínsecos existentes en el campo de precipitación (*Smith et al.*, 2004). Por esta razón, los modelos distribuidos optimizados para la simulación de avenidas en tiempo real utilizan parámetros para emular algunos procesos físicos. La parametrización de estos procesos requiere la calibración de algunas variables. En uno de los primeros trabajos acerca de la parametrización en los modelos distribuidos (*Refsgaard*, 1997), se demostró que la falta de observaciones de campo en la obtención de los parámetros de calibración implica que estos parámetros pierden parte de su interpretación física. Partiendo de la base que estos parámetros han perdido su significado físico y teniendo en cuenta la variabilidad inherente existente *Madsen* (2003) demostró que la mejor forma de estimar el valor de estos parámetros es la minimización de múltiples funciones objetivas. En trabajos anteriores a esta tesis con el modelo hidrológico RIBS (*Mediero et al.*, 2007; *Garrote et al.*, 2007) la calibración se llevaba a cabo mediante el método probabilístico de Monte-Carlo y la ordenación de Pareto. Esta técnica de calibración, y el hidrograma de salida obtenido como consecuencia, tiene dependencia con la escala espacial y temporal de los datos de precipitación introdu-

cidos. La resolución horizontal óptima está determinada por procesos hidrológicos de escala pequeña, tales como los procesos de generación de escorrentía en ladera (*Robinson et al.*, 1996) o los procesos de agregación dentro de una sub-cuenca (*Yang et al.*, 2000). Debido a esto, podemos concluir que la mejor resolución horizontal de las precipitaciones es la más alta posible. La dependencia temporal de estos procesos tiene un comportamiento hidrológico diferente. Algunos autores han encontrado una escala temporal característica para la respuesta hidrológica de las cuencas (*Morin et al.*, 2001) que va desde minutos hasta horas. Este hecho podría estar relacionado con el tiempo de concentración de una determinada cuenca o de los procesos de propagación del flujo, por lo que descubrir una resolución temporal óptima del campo de precipitación para un modelo hidrológico distribuido calibrado de manera probabilística, sería muy útil para determinar el mejor paso temporal de la predicción de la precipitación.

2.2. Modelización de avenidas en modo pronóstico

La predicción de avenidas, en especial las súbitas, es un problema actual y sin resolver, aunque con avances prometedores como se extrae de la reciente publicación de un número especial sobre inundaciones súbitas (*Borga et al.*, 2010). Sin embargo, los avances realizados en el terreno de la modelización hidrológica se ven condicionados por las limitaciones en la predicción de la lluvia (*Singh and Woolhiser*, 2002). De hecho las escalas tanto temporales como espaciales resueltas en la predicciones de precipitación todavía distan mucho de las requeridas por los modelos hidrológicos para predecir las inundaciones súbitas con el mismo horizonte de predicción que estas primeras (*Koren et al.*, 1999). Además hay que tener en cuenta que si el pronóstico de lluvia se utiliza para la predicción de inundaciones súbitas mediante el uso de modelos hidrológicos distribuidos, los cuales son altamente sensibles a la exacta distribución espacial y temporal de las precipitaciones (*Ivanov et al.*, 2004; *Bell and Moore*, 2000a; *Pessoa et al.*, 1993), los requisitos a ésta son incluso mayores.

Así pues, a pesar del progreso durante tanto tiempo en la predicción de la precipitación de forma cuantitativa (*QPF*) y de su importancia y repercusiones, la *QPF* es una de las variables peor descritas en comparación con otras como pueden ser la temperatura o la precipitación. De hecho, el intento de mejorar la comprensión de ésta sigue siendo altamente notable no solo en la literatura, sino en inversiones de muchos países para mejorar su red de radares (ej: el SMC instaló un cuarto radar en Catalunya durante la realización de esta tesis) o en programas para mejorar los modelos numéricos de predicción del tiempo (ej: Consorcio COSMO que sigue realizando mejoras en su modelo meteorológico para aumentar la resolución temporal, espacial y la calidad de sus previsiones). Sin embargo las dificultades en la predicción

de la precipitación frente a otras variables se debe a la complejidad de los procesos envueltos en la génesis y estructura de las nubes y de las partículas precipitantes que son, además, altamente variables en el espacio y en el tiempo. Esto fue resaltado por *Fritsch et al.* (1998) y *Krzysztofowicz and Collier* (2004) quienes establecieron que la *QPF* constituía uno de los más importantes y notables retos en la predicción tanto meteorológica como hidrometeorológica.

La predicción de la precipitación se puede abordar desde dos puntos de vista diferentes en función del horizonte de predicción que se quiera abarcar, que a su vez, estará relacionado con las escalas espacio-temporales características que se quieran resolver. Para las predicciones a muy corto plazo, la atención se centra en obtener una descripción muy detallada de la situación actual la cual se utiliza para determinar la situación en un intervalo temporal próximo. Este tipo de predicciones conocidas como *nowcasting* se basan en el análisis y extrapolación de las observaciones de precipitación actuales (normalmente realizadas con instrumentos de teledetección como el radar o satélite meteorológico). Para intervalos de predicción mayores, el campo de precipitación es resultado del estado atmosférico y sus respectivos cambios, siendo variables como el viento, la presión o la temperatura las pronosticadas y la precipitación derivada de éstas a partir de algunas aproximaciones.

Las técnicas de *nowcasting* se basan, mayoritariamente, en los campos de precipitación obtenidos mediante el radar meteorológico con resoluciones temporales del orden de minutos y espaciales en torno a los poco kilómetros. La idea básica de estas técnicas es la extrapolación espacio-temporal del campo observado. Existe una gran variedad de técnicas en la actualidad que se podrían dividir en aquellas que extrapolan las células de precipitación observadas (*Hering et al.*, 2006; *Dixon and Wiener*, 1993; *Johnson et al.*, 1998, por poner algunos ejemplos) y aquellas que extrapolan el campo mediante un campo de desplazamiento (*Rinehart and Garvey*, 1978; *Li et al.*, 1995; *Turner et al.*, 2004, entre otros). Estas técnicas alcanzan hasta las dos horas de predicción para territorios pequeños (*Berenguer et al.*, 2005), mientras que para zonas más extensas las observaciones obtenidas mediante redes de radares el horizonte de predicción alcanza valores próximos a las 6 horas (*Germann and Zawadzki*, 2002). Así pues, estas técnicas normalmente producen unas predicciones precisas para períodos de tiempo muy cortos pero al carecer de modelos de la física de la atmósfera la pérdida de calidad de las predicciones decrece rápidamente en cuanto nos alejamos de la observación (*Golding*, 1998).

Los modelos numéricos de predicción del tiempo, conocidos por sus siglas en inglés *NWP*, por el contrario, se basan en la resolución de las ecuaciones primitivas para el pronóstico de diversas variables termodinámicas (*Charney et al.*, 1950; *Richardson*, 1922). Estos modelos meteorológicos han mejorado ampliamente desde entonces y actualmente se utilizan en todos los centros meteorológicos para predecir el tiempo. Como se ha comentado anteriormente, la precipitación sigue siendo una de las variables con un amplio margen de mejora y se siguen detectando errores

de posición, intensidad y forma al comparar las predicciones con las observaciones. Estos errores tienen diversas causas como varios trabajos han revelado. Por ejemplo, *Mariano* (1990) muestra que el uso de las condiciones iniciales conjuntamente con la resolución en que se resuelve el modelo, conduce a errores de posición debido a las diversas aproximaciones realizadas en las ecuaciones primitivas. El uso de análisis objetivo con un sistema de asimilación de datos observacionales (de fuentes diferentes como pueden ser estaciones, radar, satélites, etc.) debería eliminar las perturbaciones que estuviesen previstas de manera incorrecta y reconstruir nuevas en el lugar adecuado. Esta tarea es ardua sobretodo cuando las perturbaciones tienen características tanto temporales como espaciales discontinuas y de escalas inferiores a las resueltas por el modelo. Por esta razón, fenómenos de escalas entre meso- β y meso- γ (de *Thunis and Bornstein*, 1996) tales como tormentas eléctricas aisladas o líneas de turbonada entre otras, no están generalmente ni bien reproducidos, ni correctamente posicionados. Un estudio de sensibilidad de los datos de precipitación realizado por *Jones and Macpherson* (1997) mostró que los errores de posición pueden conllevar una degradación significativa de las previsiones con la asimilación. Aún así la tendencia en los modelos NWP es aumentar la resoluciones temporales y espaciales. Esto implica que la asimilación sea un paso básico en la mejora de las predicciones ya que el uso del radar en la información inicial permite introducir información sobre la evolución y movimiento de las tormentas observadas en las ecuaciones a resolver por el modelo (*Rossa*, 2000). Desde otro punto de vista, *Brewster* (2003) argumentó que la presencia de fenómenos de pequeña escala no representados en los errores de fondo calculados durante la asimilación hace que este problema sea difícil de resolver y propone una modificación del campo del modelo mediante unos vectores de desplazamiento para corregir estos errores de fase. La corrección del campo pronosticado de lluvia mediante la comparación con la observación llevada a cabo por *Lee et al.* (2009) mediante la minimización de una función de coste ha mostrado una calidad similar entre la salida del modelo corregida y la predicción extrapolada a partir de las observaciones radar.

La tendencia ha llevado a que se utilicen predicciones radar en la asimilación de datos en el modelo meteorológico (*Sokol et al.*, 2010) y a su vez, utilizar campos previstos por el modelo meteorológico como indicadores del desplazamiento y evolución de las tormentas observadas por el radar (*Fox and Wilson*, 2005). En definitiva, el objetivo final es integrar ambas fuentes de predicción y la manera de hacerlo directamente es el denominado *blending*. La técnica del *blending* se define como la mezcla o integración de las predicciones basadas en la extrapolación de la observación actual y los modelos numéricos de predicción del tiempo. Esta metodología intenta mejorar las primeras horas de la *QPF* a partir de la ventaja que presente la predicción radar en cuanto a localización y forma de las estructuras de precipitación a la vez que aprovecha la capacidad de los *NWP* para reproducir la evolución de la intensidad de lluvia y generar nuevas áreas de precipitación.

Diferentes técnicas de integración se han desarrollado tras el primer trabajo rea-

lizado por *Golding* (1998). Esta contribución propuso una combinación lineal ponderada de ambos campos de predicción otorgando unos pesos calculados de manera climática que decían de manera exponencial en función del horizonte de predicción. La combinación lineal ha mostrado resultados satisfactorios para grandes regiones como Gran Bretaña (*Pierce et al.*, 2001) o los Estados Unidos (*Ganguly and Bras*, 2003). Este último trabajo fue el que introdujo el uso de las redes neuronales en el cómputo de los pesos otorgados a cada predicción y que se ha utilizado en posteriores contribuciones (*Wong et al.*, 2009). Otros autores (*Lin et al.*, 2005) compararon la habilidad de predicción de la extrapolación radar y los modelos meteorológicos con el fin de obtener el tiempo óptimo para cambiar entre una predicción y la otra de manera operativa. Este método fue verificado por *Ebert and Seed* (2004) quienes destacaron las limitaciones de este tipo de procedimientos. Todos estos procedimientos se realizaron mediante la integración en el espacio físico. Algunos trabajos (*Venugopal et al.*, 1999; *Germann and Zawadzki*, 2002) han mostrado que la predictibilidad de las estructuras de precipitación tienen una dependencia con la escala que se quiera reproducir debido a diversos procesos dinámicos inherentes en ella. En el *Short-Term Ensemble Prediction System* (STEPS, véase *Bowler et al.*, 2006) la integración de la extrapolación y las salidas del *NWP* se realiza mediante un proceso multiplicativo de cascada que se construye a partir de una descomposición de escalas (*Seed*, 2003). Este procedimiento extrae las escalas inferiores y que se suponen no previsibles para determinados horizontes de predicción e introduce ruido gaussiano para reproducir las características de las escalas inferiores. Todas estas técnicas de integración aquí presentadas continúan sin aumentar la resolución tanto temporal como espacial presentadas por el modelo meteorológico. Es por ello que muchas de estas técnicas introducen algunos métodos de *downscaling* (*Bowler et al.*, 2006) o desagregación temporal para introducir estas escalas inferiores (*Ganguly and Bras*, 2003).

A pesar de todos estos esfuerzos previamente comentados, siguen existiendo problemas en las escalas representadas a la hora de realizar las predicciones de las avenidas con los modelos hidrológicos. Aún así, el uso de estos pronósticos es fundamental para incrementar el tiempo de anticipación a la ocurrencia de una avenida. El hecho de asumir como negligibles los campos de precipitación posteriores a la última estimación de la precipitación a partir del radar (QPE) en la modelización hidrológica (*Collier*, 1991) hace que el tiempo máximo de predicción de una avenida sea equivalente al tiempo de respuesta de la cuenca. Este tiempo de respuesta depende de las características y tamaño de la cuenca por lo que en las cuencas típicas mediterráneas propensas a avenidas súbitas este tiempo no supera las pocas horas (*Ferraris et al.*, 2002a). En la actualidad diversas agencias incorporan en su funcionamiento operacional la introducción de las primeras seis horas de predicción de la precipitación para simular los caudales en las cuencas de alrededor de los 1000 km^2 mediante el uso de modelos hidrológicos agregados (*McEnery et al.*, 2005; *Moore et al.*, 2005). La predicción de la precipitación puede aumentar de manera notable el tiempo de respuesta ante una inundación dependiendo de la calidad del

pronóstico de la lluvia. *Dolcine et al.* (2001) mostró la mejora obtenida en los hidrogramas pronosticados mediante un modelo agregado al introducir simulaciones de la cantidad de vapor líquido en la vertical obtenidas a partir de las observaciones de radar y satélite meteorológico. Este estudio mostró que el uso de las predicciones generaban mejores hidrogramas que suponer persistencia Euleriana en el campo de precipitación (es decir, mantener la última observación constante en el tiempo). La introducción de predicciones a muy corto plazo del campo de precipitación también mejoran la predicción de las inundaciones. En este sentido varios estudios han mostrado como la introducción de predicciones a corto plazo a partir de extrapolación radar (*Berenguer et al.*, 2005; *Vivoni et al.*, 2006), satélite (*Scofield and Kuligowski*, 2003) y modelo meteorológicos (*Droegemeier et al.*, 2000; *Rossa et al.*, 2010) mejoran el tiempo de pronóstico frente a inundaciones. Los pronósticos de extrapolación pueden generar campos con una resolución espacial y temporal similar a las del radar, lo cual permite que los modelos hidrológicos distribuidos se beneficien de estas características mejorando los resultados frente a otras técnicas de predicción (*Mecklenburg et al.*, 2000). Así pues estos modelos distribuidos pueden aportar una información más amplia que los agregados, usados normalmente en las agencias para el pronóstico operativo, cuando la predicción integrada tenga una calidad suficiente (*Garrote and Bras*, 1995; *Reed et al.*, 2004). Además, la alta sensibilidad de los resultados de los modelos hidrológicos distribuidos al campo de precipitación introducido permite utilizarlos para evaluar la calidad de los pronósticos de la lluvia. Algunos autores han testado la exactitud de la QPE (*Gourley and Vieux*, 2005) o de la QPF obtenida mediante modelos numéricos del tiempo (*Benoit et al.*, 2000) mediante el uso de estos modelos hidrológicos.

3 Metodología

En este capítulo se muestra una visión general de las técnicas que se aplican a lo largo de la presente tesis y las interacciones entre ellas. De esta manera se presenta el hilo conductor que permite al lector hacerse una idea general de la tesis y entender mejor la estructura ahora que ya se ha realizado un repaso a la literatura en la que esta investigación se ha sustentado.

Con este fin, inicialmente se presenta un esquema global (fig. 3.1) a partir del cual resulta más fácil la explicación y el seguimiento de ésta. Este capítulo, del mismo modo que la presente investigación, se divide en dos grandes bloques, modo diagnóstico y modo pronóstico, que a su vez se dividen en dos apartados menores. Cada uno de estos apartados menores se presentan en el esquema como rectángulos de diferente color y se describirán a continuación teniendo en cuenta el contexto en que se encuentran dentro de la tesis.

3.1. Mejora de la estimación de la precipitación a partir del radar

El punto inicial de esta tesis son los campos de reflectividad obtenidos a partir del radar meteorológico y el objetivo de la primera fase de estudio es obtener un campo de precipitación adecuado para la simulación hidrológica con una resolución espacial y temporal óptimas. Para ello, inicialmente nos centramos en la técnica de igualdad de las distribuciones de reflectividad a partir del radar y intensidad de precipitación registradas por los pluviómetros (WPMM) siguiendo la metodología de *Rosenfeld et al.* (1994). A partir de esta técnica se obtiene una nueva relación Z/R que nos permite obtener un campo de precipitación a partir del radar donde se ha introducido información de los pluviómetros. Este campo ya dispone de una resolución espacial adecuada para la simulación hidrológica.

Una vez el campo de precipitación se ha obtenido mediante el uso de estas nuevas relaciones Z/R calibradas a partir de los pluviómetros, se aplica una técnica de

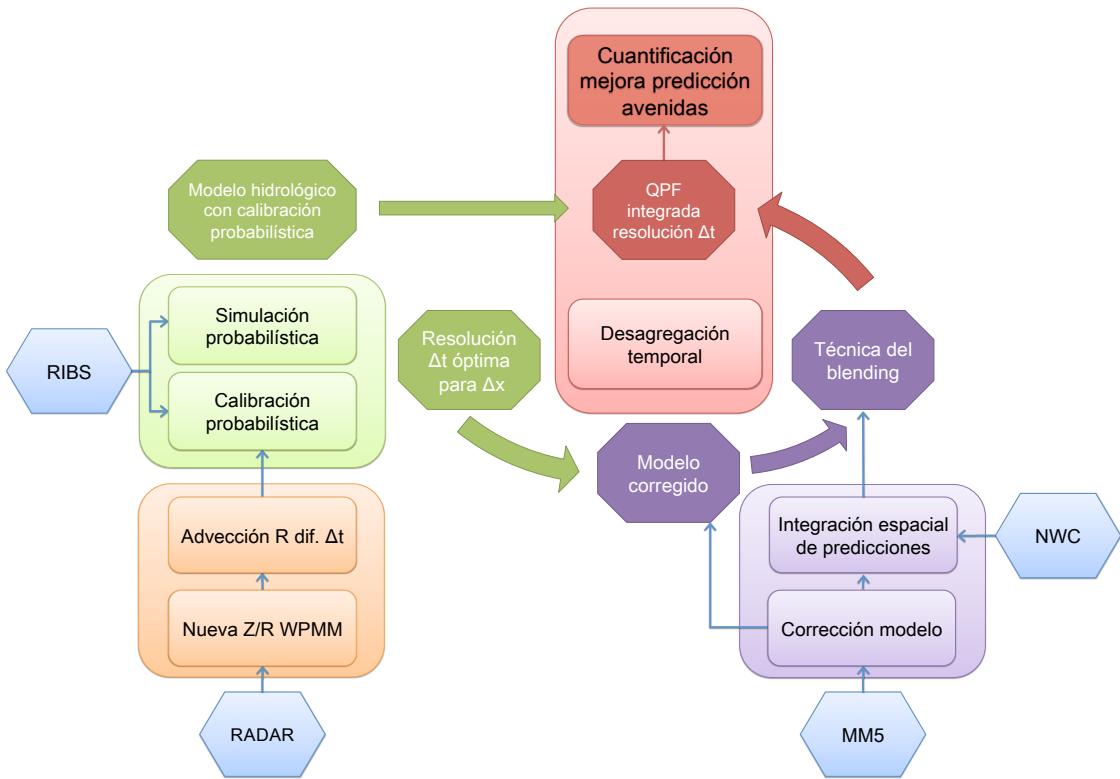


Figura 3.1: Esquema de las diferentes metodologías aplicadas en la presente tesis y sus interacciones para conseguir el objetivo final. Los rectángulos grandes de diferente color representan los 4 grandes temas de la presente tesis siendo los dos situados a la izquierda los correspondientes al estudio de las inundaciones en modo diagnóstico y los situados a la derecha del gráfico los del modo pronóstico. En hexágonos azules se encuentran encerradas las herramientas ya existentes utilizadas como datos iniciales o de partida a la hora de realizar las simulaciones o predicciones de las inundaciones. Los octágonos representan resultados o conclusiones de los grandes temas a los que están vinculados (el color de estos octágonos corresponde al del tema al que se vincula). La introducción o integración de un resultado se representa mediante las flechas gruesas, mientras que las finas representan el flujo de información.

advección de la precipitación para evitar errores en el radar debido a la frecuencia de muestreo del radar. La técnica para obtener el campo de desplazamiento por el que advecutar imágenes consecutivas se basa en la maximización de la correlación (*Anagnostou and Krajewski, 1999*). Este paso reduce los errores de muestreo existentes en las acumulaciones pero también sirve para reducir la resolución temporal del radar gracias a la utilización de una técnica de transformación de las estructuras de la precipitación teniendo en cuenta su morfología inicial y final (*Turk and O'Brien, 2005*). Así pues el resultado de esta primera parte es un campo espacial de precipitación con una resolución temporal de un minuto.

3.2. Simulación de las avenidas a partir de campos de precipitación

Una vez que tenemos un campo de precipitación adecuado para la predicción hidrológica, éste se utiliza para simular los caudales observados en la cuenca del Besòs para 4 eventos en que se produjeron avenidas.

Para ello, inicialmente se realiza la calibración probabilística (*Mediero et al.*, 2007; *Garrote et al.*, 2007). Esta calibración esta dividida en diferentes etapas; primero se realiza una análisis de sensibilidad sobre los parámetros del modelo hidrológico, posteriormente se seleccionan las funciones objeto para la calibración con las que, como último paso y para los parámetros que presentan mayor sensibilidad, se realiza la calibración.

En su realización, las funciones escogidas son evaluadas a la vez para los parámetros seleccionados. En este tipo de calibraciones multi-objetivo no existe una solución única que minimice todas las funciones objetivas al mismo tiempo por lo que se intenta encontrar un conjunto de datos que minimicen las funciones objetivo (*Hosking and Wallis*, 1987). Por último, cada parámetro del modelo se representa por una función de densidad de probabilidad (pdf) formada por el conjunto de soluciones obtenidas.

Esta calibración se realiza para diferentes resoluciones del campo de precipitación que rondan entre el minuto (la menor) y los 30 minutos. Una vez se calibra el modelo, se realiza una simulación probabilística de los caudales obtenidos con el modelo hidrológico y se comparan con los observados.

Finalmente se lleva a cabo un nuevo análisis de la sensibilidad del modelo hidrológico, pero esta vez a la resolución temporal de los datos de lluvia. Así pues, este primer gran bloque nos da como resultado el modelo hidrológico calibrado de forma probabilística y la resolución temporal óptima para campos de precipitación cuya resolución espacial sea igual a la del radar.

3.3. Mejora de la QPF a muy corto plazo

Tras obtener los resultados en modo diagnóstico, el siguiente paso es estudiar la predicción. Para ello cogemos como datos iniciales las predicciones obtenidas mediante el modelo meteorológico y aquellas obtenidas a partir de técnicas de predicción radar.

En primera instancia nos centramos en el modelo meteorológico al que se aplica

una técnica de corrección de fase basada en una metodología existente desarrollada por *Brewster* (2003). El principal objetivo de este estudio es reducir los errores de localización de las estructuras de precipitación . Al mismo tiempo, esta técnica sirve para mejorar la forma de las estructuras de precipitación reproducidas en el modelo. Esto nos mejora, de manera indirecta, la resolución del modelo meteorológico (redimensionamiento) equiparándola a la de la predicción radar que es la misma que la de las observaciones radar.

Una vez aplicada esta técnica de corrección del modelo, estamos en condiciones de realizar la integración de ambas fuentes de predicción. Para ello utilizamos una combinación lineal ponderada por unos pesos que se calculan de forma dinámica a partir de la calidad de las predicciones pasadas (*Golding*, 1998). El cálculo de estos pesos se modifica en la presente tesis mediante la introducción de dependencia espacial para permitir aprovechar al máximo la ventaja que posee la predicción radar en cuanto a la localización y forma de las áreas de precipitación, a la vez que se tiene en cuenta la capacidad del modelo meteorológico a la hora de predecir nuevas áreas de precipitación y la evolución de las estructuras ya existentes.

Así pues, este metodología nos permite obtener el modelo corregido tanto en localización como en la forma de las estructuras. Este resultado es introducido en la técnica de integración creando el marco completo necesario para obtener una predicción optimizada a partir de las dos técnicas de predicción iniciales.

3.4. Predictibilidad de las inundaciones súbitas

La última fase de este estudio integra los conocimientos que se adquirieron en los apartados previos de simulación hidrológica e integración de las predicciones de precipitación para mejorar el pronóstico frente a las inundaciones.

El primer paso de esta última fase es tener en cuenta cuál ha sido la resolución temporal óptima de la precipitación, para la resolución espacial en que estamos trabajando, desde el punto de vista de la modelización hidrológica. Este requisito se aplica en la técnica de la corrección del modelo meteorológico y posteriormente en la técnica del blending para obtener un campo de lluvia con dicha resolución. Para ello introducimos una técnica de desagregación temporal que incluya información de escalas temporales inferiores a las reproducidas por los modelos meteorológicos. Con este fin, se tienen en cuenta propiedades multifractales de los campos de precipitación (*Venugopal et al.*, 1999). Al mismo tiempo, se pronostica la evolución del área de precipitación mediante información de la evolución de las últimas observaciones radar.

Una vez aplicada esta técnica, obtenemos el campo pronosticado de precipita-

ción con la resolución, tanto temporal como espacial, óptima para la predicción hidrológica. Es entonces cuando se utiliza de nuevo el modelo hidrológico calibrado probabilísticamente con el objetivo de obtener el caudal pronosticado a partir de las predicciones integradas para los episodios seleccionados siguiendo el procedimiento expuesto por *Vivoni et al.* (2006).

Finalmente, se analizan estas predicciones de caudal con el fin de extraer las mejoras introducidas en ellas a través de todo este proceso aquí descrito. Además, se cuantifica la ganancia en el tiempo de respuesta frente a las avenidas que nos permitiría mejorar los sistemas de alerta.

Bibliografía

- Adger, W. (2006), Vulnerability, *Global Environmental Change*, 16(3), 268–281.
- Allan, S., B. Adam, and C. Carter (2000), *Environmental risks and the media*, Routledge.
- Anagnostou, E., and W. Krajewski (1999), Real-time radar rainfall estimation. Part I: Algorithm formulation, *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 16(2), 189–197, doi:10.1175/1520-0426(1999)016j0189:RTRREP;2.0.CO;2.
- Arnaud, P., C. Bouvier, L. Cisneros, and R. Dominguez (2002), Influence of rainfall spatial variability on flood prediction, *Journal of Hydrology*, 260(1-4), 216–230, doi:10.1016/S0022-1694(01)00611-4.
- Barnolas, M. (2004), Desarrollo de un sistema ACCESS/SIG en el ámbito de las ciencias de la atmósfera: Estudio de las inundaciones en Catalunya, 1901-2000, Bachelor of Meteorology Ph, *D. Astronomy & Meteorology programme of the University of Barcelona*.
- Barnolas, M., and M. Llasat (2007), A flood geodatabase and its climatological applications: the case of Catalonia for the last century, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 7, 271–281.
- Barnolas, M., A. Atencia, M. Llasat, and T. Rigo (2008), Characterization of a Mediterranean flash flood event using rain gauges, radar, GIS and lightning data, *Advances in Geosciences*, 17, 35–41.
- Barrera, A., V. Altava-Ortiz, M. Llasat, and M. Barnolas (2007), Heavy rain prediction using deterministic and probabilistic models— the flash flood cases of 11–13 October 2005 in Catalonia (NE Spain), *Advances in Geosciences*, 12, 121–126.
- Bell, V., and R. Moore (2000a), The sensitivity of catchment runoff models to rainfall data at different spatial scales, *Hydrology and Earth System Sciences*, 4(4), 653–667.
- Bell, V., and R. Moore (2000b), Short period forecasting of catchment-scale precipitation. Part II: a water-balance storm model for short-term rainfall and flood forecasting, *Hydrology and Earth System Sciences*, 4(4), 635–651.

- Benito, G., M. Barriendos, C. Llasat, M. Machado, and V. Thorndycraft (2005), Impactos sobre los riesgos naturales de origen climático, *Evaluación preliminar de los impactos en España por efecto del Cambio Climático*, pp. 527–548.
- Benoit, R., P. Pellerin, N. Kouwen, H. Ritchie, N. Donaldson, P. Joe, and E. Soulis (2000), Toward the use of coupled atmospheric and hydrologic models at regional scale, *Monthly Weather Review*, 128(6), 1681–1706.
- Berenguer, M., C. Corral, R. Sanchez-Diezma, and D. Sempere-Torres (2005), Hydrological validation of a radar-based nowcasting technique, *Journal of Hydrometeorology*, 6(4), 532–549.
- Beven, K., and M. Kirkby (1979), A physically based, variable contributing area model of basin hydrology, *Hydrological Sciences Bulletin*, 24(1), 43–69.
- Birkmann, J. (2007), Risk and vulnerability indicators at different scales: Applicability, usefulness and policy implications, *Environmental Hazards*, 7(1), 20–31.
- Borga, M., E. Anagnostou, G. Bloschl, and J. Creutin (2010), Preface Flash floods: observations and analysis of hydrometeorological controls, *Journal of Hydrology*.
- Bowler, N., C. Pierce, and A. Seed (2006), STEPS: A probabilistic precipitation forecasting scheme which merges an extrapolation nowcast with downscaled NWP, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 132(620).
- Brewster, K. (2003), Phase-correcting data assimilation and application to storm-scale numerical weather prediction. Part I: Method description and simulation testing, *Monthly Weather Review*, 131(3), 480–492.
- Calheiros, R., and I. Zawadzki (1987), Reflectivity-Rain Rate Relationships for Radar Hydrology in Brazil., *Journal of Applied Meteorology*, 26, 118–132.
- Carpenter, T., and K. Georgakakos (2006), Intercomparison of lumped versus distributed hydrologic model ensemble simulations on operational forecast scales, *Journal of Hydrology*, 329(1-2), 174–185, doi:10.1016/j.jhydrol.2006.02.013.
- Charney, J., R. Fjortoft, and J. Neumann (1950), Numerical integration of the barotropic vorticity equation, *Tellus*, 2(4), 237–254.
- Collier, C. (1991), The combined use of weather radar and mesoscale numerical model data for short-period rainfall forecasting, *Hydrological Application of Weather Radar*, pp. 331–348.
- Delitala, A. (2005), Perception of intense precipitation events by public opinion, *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 5, 499–503.
- Dixon, M., and G. Wiener (1993), TITAN: Thunderstorm Identification, Tracking, Analysis, and Nowcasting-a radar-based methodology, *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 10(6), 785–797.

- Dolcine, L., H. Andrieu, D. Sempere-Torres, and D. Creutin (2001), Flash flood forecasting with coupled precipitation model in mountainous Mediterranean basin, *Journal of Hydrologic Engineering*, 6, 1.
- Droegemeier, K., J. Smith, S. Businger, C. Doswell III, J. Doyle, C. Duffy, E. Foufoula-Georgiou, T. Graziano, L. James, V. Krajewski, et al. (2000), Hydrological Aspects of Weather Prediction and Flood Warnings: Report of the Ninth Prospectus Development Team of the US Weather Research Program., *Bulletin of the American Meteorological Society*, 81, 2665–2680.
- Ebert, E., and A. Seed (2004), Use of radar rainfall estimates to evaluate mesoscale model forecasts of convective rainfall, in *Sixth International Symposium on Hydrological Applications of Weather Radar*, pp. 271–273, Melbourne, Australia.
- Ferraris, L., R. Rudari, and F. Siccardi (2002a), The Uncertainty in the Prediction of Flash Floods in the Northern Mediterranean Environment, *Journal of Hydrometeorology*, 3(6), 714–727.
- Ferraris, L., R. Rudari, and F. Siccardi (2002b), The uncertainty in the prediction of flash floods in the northern mediterranean environment, *Journal of hydrometeorology*, 3(6), 714–727, doi:10.1175/1525-7541(2002)003j0714:TUITPO;2.0.CO;2.
- Fischer, H. (1998), *Response to disaster: Fact versus fiction & its perpetuation: The sociology of disaster*, Univ Pr of Amer.
- Fox, N., and J. Wilson (2005), Very short period quantitative precipitation forecasting, *Atmospheric Science Letters*, 6(1), 7–11.
- Franco, M., R. Sánchez-Diezma, and D. Sempere-Torres (2008), Improving radar precipitation estimates by applying a VPR correction method based on separating precipitation types, in *Proceedings of Fifth European Conference on Radar in Meteorology and Hydrology (ERAD)*., p. 14, Helsinki, Finland, 14.
- Fritsch, J., R. Houze Jr, R. Adler, H. Bluestein, L. Bosart, J. Brown, F. Carr, C. Davis, R. Johnson, N. Junker, et al. (1998), Quantitative precipitation forecasting: Report of the eighth prospectus development team, US Weather Research Program, *Bulletin of the American Meteorological Society*, 79(2), 285–299.
- Ganguly, A., and R. Bras (2003), Distributed quantitative precipitation forecasting using information from radar and numerical weather prediction models, *Journal of Hydrometeorology*, 4(6), 1168–1180.
- Garrote, L., and R. Bras (1995), A distributed model for real-time flood forecasting using digital elevation models, *Journal of Hydrology*, 167(1-4), 279–306, doi: 10.1016/0022-1694(94)02592-Y.

- Garrote, L., M. Molina, and L. Mediero (2007), *Hydroinformatics in Practice: Computational Intelligence and Technological Developments in Water Applications*, chap. Learning Bayesian networks from deterministic rainfall–runoff models and Monte-Carlo simulation, pp. 375–388, Springer, doi:10.1007/978-3-540-79881-127.
- Gaume, E., M. Livet, M. Desbordes, and J. Villeneuve (2004), Hydrological analysis of the river Aude, France, flash flood on 12 and 13 November 1999, *Journal of Hydrology*, 286(1-4), 135–154, doi:10.1016/j.jhydrol.2003.09.015.
- Germann, U., and I. Zawadzki (2002), Scale-dependence of the predictability of precipitation from continental radar images. Part I: Description of the methodology, *Monthly Weather Review*, 130(12), 2859–2873.
- Golding, B. (1998), Nimrod: A system for generating automated very short range forecasts, *Meteorological Applications*, 5(01), 1–16.
- Gourley, J., and B. Vieux (2005), A method for evaluating the accuracy of quantitative precipitation estimates from a hydrologic modeling perspective, *Journal of Hydrometeorology*, 6(2), 115–133.
- Haddad, Z., D. Short, S. Durden, E. Im, S. Hensley, M. Grable, and R. Black (1997), A new parametrization of the rain drop size distribution, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(3), 532–539, doi:10.1109/36.581961.
- Hering, A., U. Germann, M. Boscacci, and S. Sénési (2006), Operational thunderstorm nowcasting in the Alpine region using 3D-radar severe weather parameters and lightning data, in *Proceedings of the Fourth European Conference on Radar Meteorology (ERAD)*, Barcelona, Spain, 18-22 September 2006, pp. 453–456.
- Hosking, J., and J. Wallis (1987), Parameter and quantile estimation for the generalized Pareto distribution, *Technometrics*, 29(3), 339–349.
- Ivanov, V., E. Vivoni, R. Bras, and D. Entekhabi (2004), Catchment hydrologic response with a fully distributed triangulated irregular network model, *Water Resources Research*, 40(11), W11,102.
- Jansà, A. (1997), A general view about Mediterranean Meteorology: cyclones and hazardous weather, INM, in *WMO International Symposium on cyclones and hazardous weather in the Mediterranean*, Palma de Mallorca, pp. 14–19.
- Jansà, A., P. Alpert, A. Buzzì, and P. Arbogast (2001), MEDEX, cyclones that produce high impact weather in the Mediterranean, Available at <http://medex.aemet.uib.es>.
- Jansà, J. (1966), La meteorología del Mediterráneo Occidental, *Tercer Ciclo de Conferencias desarrollado en el INM*, pp. 1–35.

- Johnson, J., P. MacKeen, A. Witt, E. Mitchell, G. Stumpf, M. Eilts, and K. Thomas (1998), The storm cell identification and tracking algorithm: An enhanced WSR-88D algorithm, *Weather and Forecasting*, 13(2), 263–276.
- Jones, C., and B. Macpherson (1997), A latent heat nudging scheme for the assimilation of precipitation data into an operational mesoscale model, *Meteorological Applications*, 4(03), 269–277.
- Koren, V., B. Finnerty, J. Schaake, M. Smith, D. Seo, and Q. Duan (1999), Scale dependencies of hydrologic models to spatial variability of precipitation, *Journal of Hydrology*, 217(3-4), 285–302.
- Krajewski, W., V. Lakshmi, K. Georgakakos, and S. Jain (1991), A Monte Carlo study of rainfall sampling effect on a distributed catchment model, *Water resources research*, 27(1), 119–128, doi:10.1029/90WR01977.
- Krzysztofowicz, R., and C. Collier (2004), Quantitative Precipitation Forecasting II, *Journal of Hydrology*, 288, 1–2.
- Lacey, C., and D. Longman (1997), *The press as public educator: cultures of understanding, cultures of ignorance*, University of Luton Press.
- Lee, G., and I. Zawadzki (2005), Variability of drop size distributions: Time-scale dependence of the variability and its effects on rain estimation, *Journal of Applied Meteorology*, 44(2), 241–255, doi:10.1175/JAM2183.1.
- Lee, G., S. Daegu, I. Zawadzki, J. Wilson, M. Xu, A. Kilambi, and J. Pinto (2009), Improved precipitation nowcasting: Model errors and their correction in operational NWPs at different scales, in *34th Conference on Radar Meteorology*.
- Li, L., W. Schmid, and J. Joss (1995), Nowcasting of motion and growth of precipitation with radar over a complex orography, *Journal of applied meteorology*, 34(6), 1286–1300.
- Lin, C., S. Vasic, A. Kilambi, B. Turner, and I. Zawadzki (2005), Precipitation forecast skill of numerical weather prediction models and radar nowcasts, *Geophysical Research Letters*, 32(14).
- Llasat, M. (2004), Les crues méditerranéennes récentes et historiques (Espagne, France, Italie), conséquences-enseignements-projets, *La Houille Blanche*, 6, 37–41.
- Llasat, M., and J. Corominas (2010), *Segon informe sobre el canvi climàtic a Catalunya. 7. Riscos associats al clima.*, pp. 249–307, Departament de Medi Ambient i Habitatge.

- Llasat, M., T. Rigo, and M. Barriendos (2003), The ‘Montserrat-2000’ flash-flood event: a comparison with the floods that have occurred in the northeastern Iberian Peninsula since the 14th century, *International Journal of Climatology*, 23(4), 453–469.
- Llasat, M., A. Atencia, L. Garrote, and L. Mediero (2009a), The Hydrometeorological Forecasting in the Framework of the European Project Flash, *La Houille Blanche*, 6, 66–71.
- Llasat, M., M. Llasat-Botija, M. Barnolas, L. López, and V. Altava-Ortiz (2009b), An analysis of the evolution of hydrometeorological extremes in newspapers: the case of Catalonia, 1982–2006, *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 9(4), 1201–1212.
- Llasat, M., M. Llasat-Botija, M. Prat, F. Porcú, C. Price, A. Mugnai, K. Lagouvardos, V. Kotroni, D. Katsanos, S. Michaelides, et al. (2010), High-impact floods and flash floods in Mediterranean countries: the FLASH preliminary database, *Adv. Geosci.*, 23, 47–55.
- Llasat-Botija, M., M. C. Llasat, and L. López (2007), Natural hazards and the press in the western mediterranean region, *Advances in Geosciences*, 12, 81–85, doi:10.5194/adgeo-12-81-2007.
- Madsen, H. (2003), Parameter estimation in distributed hydrological catchment modelling using automatic calibration with multiple objectives, *Advances in Water Resources*, 26(2), 205–216, doi:10.1016/S0309-1708(02)00092-1.
- Mariano, A. (1990), Contour analysis: A new approach for melding geophysical fields, *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 7(2), 285–295.
- Marshall, J., and W. Palmer (1948), The distribution of raindrops with size, *Journal of the Atmospheric Sciences*, 5(4), 165–166, doi:10.1175/1520-0469(1948)005j0165:TDORWSj2.0.CO;2.
- McEnery, J., J. Ingram, Q. Duan, T. Adams, and L. Anderson (2005), NOAA’s advanced hydrologic prediction service, *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 86, 375–885.
- Mecklenburg, S., V. Bell, R. Moore, and J. Joss (2000), Interfacing an enhanced radar echo tracking algorithm with a rainfall-runoff model for real-time flood forecasting, *Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere*, 25(10-12), 1329–1333.
- Mediero, L., L. Garrote, and F. Martin-Carrasco (2007), A probabilistic model to support reservoir operation decisions during flash floods/Un modèle probabiliste d'aide à la décision pour la gestion d'un réservoir lors de crues éclaircies, *Hydrological Sciences Journal/Journal des Sciences Hydrologiques*, 52(3), 523–537, doi:10.1623/hysj.52.3.523.

- Moore, R., V. Bell, and D. Jones (2005), Forecasting for flood warning, *Comptes Rendus Geosciences*, 337(1-2), 203–217.
- Morin, E., and M. Gabella (2007), Radar-based quantitative precipitation estimation over Mediterranean and dry climate regimes, *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 112(D20), D20,108, doi:10.1029/2006JD008206.
- Morin, E., Y. Enzel, U. Shamir, and R. Garti (2001), The characteristic time scale for basin hydrological response using radar data, *Journal of Hydrology*, 252(1-4), 85–99, doi:10.1016/S0022-1694(01)00451-6.
- Pessoa, M., R. Bras, and E. Williams (1993), Use of Weather Radar for Flood Forecasting in the Sieve River Basin: A Sensitivity Analysis., *Journal of applied meteorology*, 32, 462–475.
- Pierce, C., P. Hardaker, C. Collier, and C. Haggett (2001), GANDOLF: a system for generating automated nowcasts of convective precipitation, *Meteorological Applications*, 7(04), 341–360.
- Ponce, V. (1989), *Engineering hydrology: Principles and practices*, Prentice Hall Englewood Cliffs.
- Price, C., Y. Yair, A. Mugnai, K. Lagouvardos, M. Llasat, and S. Michaelides (2007), FLASH: a new EU Project using lightning data to study Mediterranean flash floods, in *Proceedings of the 13th International Conference on Atmospheric Electricity*.
- Reed, S., V. Koren, M. Smith, Z. Zhang, F. Moreda, D. Seo, and D. Participants (2004), Overall distributed model intercomparison project results, *Journal of Hydrology*, 298(1-4), 27–60, doi:10.1016/j.jhydrol.2004.03.031.
- Refsgaard, J. (1997), Parameterisation, calibration and validation of distributed hydrological models, *Journal of Hydrology*, 198(1-4), 69–97, doi:10.1016/S0022-1694(96)03329-X.
- Richardson, L. (1922), Weather prediction by numerical process.
- Rinehart, R., and E. Garvey (1978), Three-dimensional storm motion detection by conventional weather radar, *Nature*, 273, 287–289.
- Robinson, J., M. Sivapalan, and J. Snell (1996), On the relative roles of hillslope processes, channel routing, and network geomorphology in the hydrologic response of natural catchments, *Water Resources Research*, 31(12), 3089–3101, doi: 10.1029/95WR01948.
- Rosenfeld, D., D. Wolff, and E. Amitai (1994), The window probability matching method for rainfall measurements with radar, *Journal of Applied Meteorology*, 33(6), 682–693, doi:10.1175/1520-0450(1994)033j0682:TWPMMF;2.0.CO;2.

- Rossa, A. (2000), COST-717: Use of radar observations in hydrological and NWP models, *Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere*, 25(10-12), 1221–1224.
- Rossa, A., F. Del Guerra, M. Borga, F. Zanon, T. Settin, and D. Leuenberger (2010), Radar-driven High-resolution Hydro-meteorological Forecasts of the 26 September 2007 Venice Flash Flood, *Journal of Hydrology*.
- Sánchez-Diezma, R., I. Zawadzki, and D. Sempere-Torres (2000), Identification of the bright band through the analysis of volumetric radar data, *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 105(D2), 2225–2236, doi:10.1029/1999JD900310.
- Sánchez-Diezma, R., D. Sempere-Torres, G. Delrieu, and I. Zawadzki (2001), An improved methodology for ground clutter substitution based on a pre-classification of precipitation types, in *30 th Internat. Conf. on Radar Meteor*, pp. 271–273, Munich, Germany.
- Scofield, R., and R. Kuligowski (2003), Status and outlook of operational satellite precipitation algorithms for extreme-precipitation events, *Weather and forecasting*, 18(6), 1037–1051.
- Seed, A. (2003), A dynamic and spatial scaling approach to advection forecasting, *Journal of applied meteorology*, 42(3), 381–388.
- Singh, V., and D. Woolhiser (2002), Mathematical modeling of watershed hydrology, *Journal of Hydrologic Engineering*, 7(4), 270–292.
- Smith, M., D. Seo, V. Koren, S. Reed, Z. Zhang, Q. Duan, F. Moreda, and S. Cong (2004), The distributed model intercomparison project (DMIP): motivation and experiment design, *Journal of Hydrology*, 298(1-4), 4–26, doi: 10.1016/j.jhydrol.2004.03.040.
- Sokol, Z., P. Pesice, and P. Zacharov (2010), Assimilation of extrapolated radar reflectivity into a NWP model and its impact on a very-short range precipitation forecast, in *ERAD, Sibiu, Romania*, ERAD.
- Steiner, M., R. Houze Jr, and S. Yuter (1995), Climatological characterization of three-dimensional storm structure from operational radar and rain gauge data, *Journal of Applied Meteorology*, 34(9), 1978–2007, doi:10.1175/1520-0450(1995)034;1978:CCOTDS;2.0.CO;2.
- Thunis, P., and R. Bornstein (1996), Hierarchy of mesoscale flow assumptions and equations, *Journal of the Atmospheric Sciences*, 53(3), 380–397.
- Turk, G., and J. F. O'Brien (2005), Shape transformation using variational implicit functions, in *SIGGRAPH '05: ACM SIGGRAPH 2005 Courses*, p. 13, ACM, New York, NY, USA, doi:10.1145/1198555.1198639.

- Turner, B., I. Zawadzki, and U. Germann (2004), Predictability of Precipitation from Continental Radar Images. Part III: Operational Nowcasting Implementation (MAPLE), *Journal of applied meteorology*, 43(2), 231–248.
- Velasco-Forero, C., D. Sempere-Torres, R. Sanchez-Diezma, E. Cassiraga, and J. Gomez-Hernandez (2004), A non-parametric methodology to merge raingauges and radar by kriging: sensitivity to errors in radar measurements, in *Proceedings of Third European Conference on Radar in Meteorology and Hydrology (ERAD)*., pp. 21–24, Visby, Island of Gotland, Sweden.
- Venugopal, V., E. Foufoula-Georgiou, and V. Sapozhnikov (1999), Evidence of dynamic scaling in space-time rainfall, *Journal of Geophysical Research*, 104(D24), 31,599–31,610.
- Vivoni, E., D. Entekhabi, R. Bras, V. Ivanov, M. Van Horne, C. Grassotti, and R. Hoffman (2006), Extending the predictability of hydrometeorological flood events using radar rainfall nowcasting, *Journal of Hydrometeorology*, 7(4), 660–677.
- White, G. (1974), *Natural hazards: local, national, global*, Oxford University Press.
- Winchell, M., H. Gupta, and S. Sorooshian (1998), On the simulation of infiltration-and saturation-excess runoff using radar-based rainfall estimates: Effects of algorithm uncertainty and pixel aggregation, *Water Resources Research*, 34(10), 2655–2670, doi:10.1029/98WR02009.
- Wong, W., L. Yeung, Y. Wang, and M. Chen (2009), Towards the Blending of NWP with Nowcast—Operation Experience in B08FDP, in *WMO Symposium on Nowcasting*, vol. 30.
- Yang, D., S. Herath, and K. Musiake (2000), Comparison of different distributed hydrological models for characterization of catchment spatial variability, *Hydrological Process*, 14, 403–416, doi:10.1002/(SICI)1099-1085(20000228)14:3|403::AID-HYP945|3.0.CO;2-3.

4 Información y herramientas de análisis y predicción.

En el presente capítulo se describen las diferentes fuentes de datos tanto hidrológicos como meteorológicos que se utilizarán a lo largo de esta tesis. Se presentarán las redes de estaciones pluviométricas de las cuales se obtendrán los datos observacionales y sus propiedades espaciales y temporales. Tras esto se describe la información utilizada para configurar, calibrar y verificar el modelo hidrológico. Esta información incluye las estaciones de aforo en la cuenca del Besòs, así como las características geomorfológicas y las infraestructuras hidráulicas. Una vez presentados estos datos, se describirá la red de radares perteneciente al SMC que existe sobre Catalunya y que se utiliza en esta tesis. A continuación se presentarán los diferentes modelos y metodologías ya existentes que se utilizarán como punto de partida de la presente tesis. Primero se describirá el modelo meteorológico seleccionado así como algunas de sus características y opciones de configuración. Este modelo se utilizará conjuntamente con un módulo de análisis atmosférico que permite la inicialización del modelo asimilando diferentes datos observacionales. Se presentarán con detalle tanto el modelo de análisis como los datos de observaciones introducidos en él. Una vez se conozcan las propiedades del modelo de predicción numérica para predecir el campo de lluvia en las próximas horas, se describirán dos métodos de predicción de la precipitación que también se utilizarán como punto de partida en esta tesis. Éstos están basados en las últimas observaciones del campo de reflectividad que proviene de la red de radares. El siguiente paso será presentar el modelo hidrológico distribuido seleccionado para el estudio de las avenidas en modo diagnóstico y pronóstico. Finalmente se presentarán las formulas y propiedades de los diversos índices de verificación que se utilizarán a lo largo de la tesis.

Palabras clave: Fuentes de datos, red de radares, modelo meteorológico, predicción radar, modelo hidrológico.

4.1. Datos y fuentes de información

Para intentar mejorar la predicción de las inundaciones se utilizarán diferentes fuentes de datos a lo largo de la tesis. En este primer apartado se presentarán diversas variables, tanto dinámicas (que cambian durante el transcurso de un evento estudiado) o estacionarias (que se mantienen constantes durante un período de tiempo superior al evento estudiado). Estas variables suelen obtenerse mediante diversos instrumentos que nos dan mediciones tanto indirectas (estimaciones) como directas (observaciones). Se estudian las variables que intervienen en el ciclo existente en la aparición de las inundaciones súbitas, es decir desde el inicio de la precipitación y la ocurrencia de la avenida o aparición del caudal pico. Es por ello que inicialmente se presentarán las diferentes fuentes de cuantificación de la lluvia. Posteriormente, se presentarán los métodos para cuantificar la precipitación prevista. A continuación será presentado el modelo hidrológico y con él las diferentes observaciones que se requieren para su configuración en una determinada cuenca. Finalmente se presentarán los instrumentos utilizados en la tesis para verificar la calidad del modelo hidrológico a la hora de reproducir los hidrogramas en situaciones de avenida.

4.1.1. Estaciones pluviométricas

Los datos de precipitación registrados mediante estaciones pluviométricas utilizadas en esta tesis provienen de dos redes diferentes. La denominada SAIH (Sistema automático de información hidrológica) perteneciente al ACA y la XEMA (*Xarxa d'Estacions Meteorològiques Automàtiques*) gestionada por el SMC. La primera está compuesta por 126 pluviógrafos automáticos de doble cubeta basculante. Cada vuelco corresponde a una cantidad de precipitación de 0.1 mm debido a las características específicas del mecanismo de balancín (Montes, 1997). Esta red cubre una extensión de aproximadamente 16.000 km² (fig. 4.1) sobre las denominadas cuencas internas de Catalunya (CIC). La precipitación se acumula y registra cada 5 minutos. Estos observaciones han sido sometidos a un control de calidad para intentar evitar posibles errores en los datos registrados (Ceperuelo y Llasat, 2004).

La segunda red pluviométrica utilizada (XEMA) tiene una cobertura espacial mayor que la comentada anteriormente ya que cubre toda Catalunya (aproximadamente unos 32.114 km²). Actualmente esta compuesta por un total de 165 Estaciones Meteorológicas Automáticas (EMA). La mayoría de pluviómetros son de balancín, aunque algunos de ellos son totalizadores. La precipitación se registra de manera automática con resolución semi-horaria para un total de 47 estaciones y horaria para las 118 restantes. Estas características diversas según la estación son debidas a que la XEMA es el fruto de la unión de tres redes de estaciones meteorológicas ya existentes: XAC (*Xarxa Agrometeorològica de Catalunya*), XMET (*Xarxa d'Estacions*

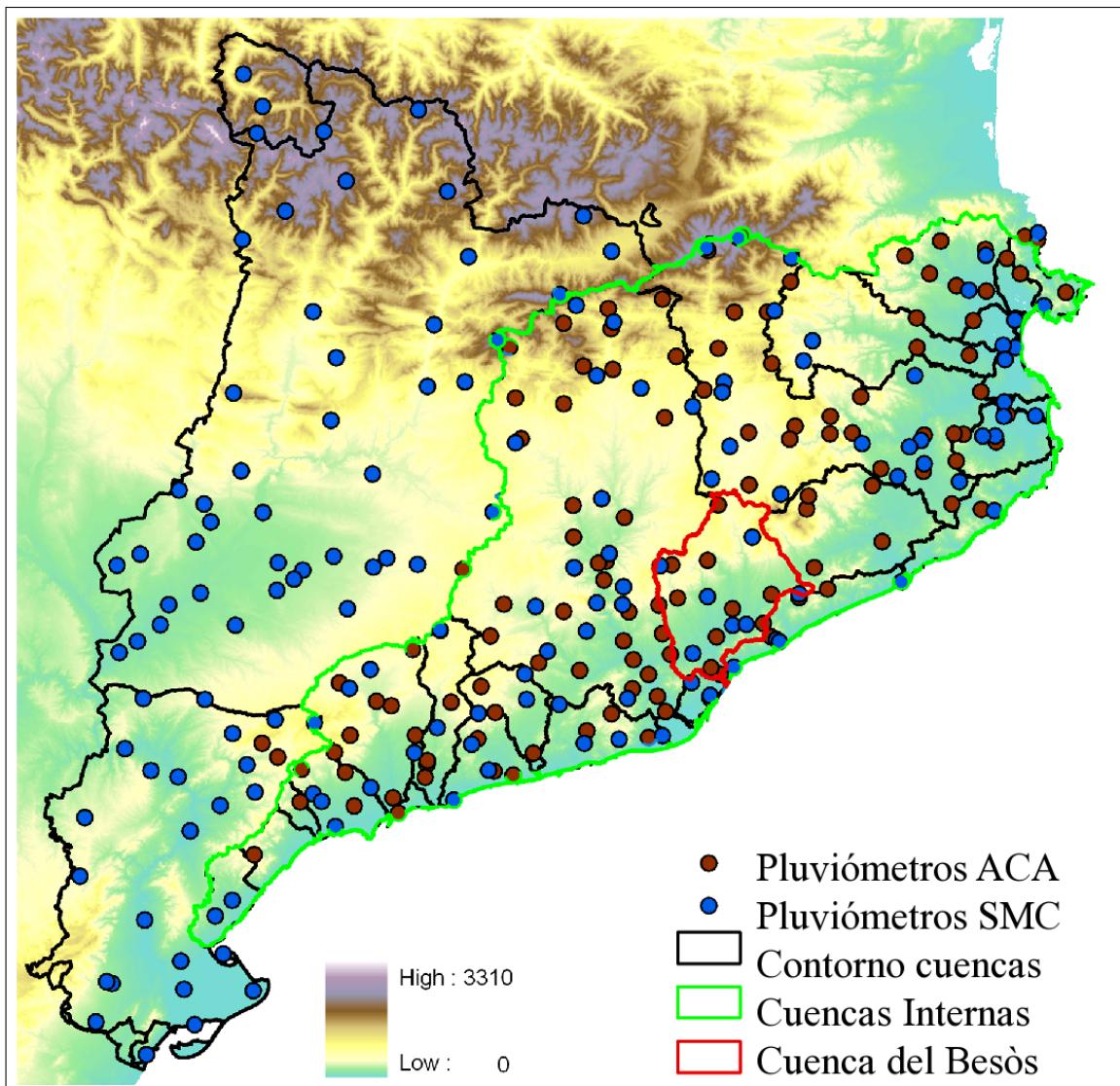


Figura 4.1: Modelo digital del terreno de Catalunya. Sobre él se han dibujado las posiciones de las diferentes estaciones pluviométricas pertenecientes al ACA y al SMC. Las diferentes cuencas también se han marcado destacando las denominadas cuencas internas de Catalunya y la del Besòs.

Meteorològiques Automàtiques) y XANIC (Xarxa Nivològica de Catalunya). Usando ambas redes (SAIH-ACA y XEMA) se obtiene una densidad de 0.8 pluviómetros cada 100 km². La densidad aumentaría hasta 1,5 en la cuenca del Besòs.

4.1.2. Red de radares meteorológicos

La estimación y predicción de la lluvia se realizará a partir de la información proporcionada por la red de radares instalada en Catalunya por el SMC. Esta red, conocida como XRAD, esta compuesta actualmente por 4 radares Doppler de banda C. La localización exacta y algunas propiedades de estos radares están expuestas en la tabla 4.1 aunque los detalles completos se pueden obtener de *Bech et al.* (2004). Con estos radares se cubre toda Catalunya y parte del área colindante (alrededor de 53.000 km², fig. 4.2). La composición de los diferentes volúmenes obtenidos por los 4 radares permite obtener 10 niveles CAPPI (Indicador de Plan de Posición de Constante Altitud) cada seis minutos con una resolución espacial de 2x2 km² y vertical de 1 km desde el primer kilómetro hasta los 10 km de altitud. Los 10 niveles CAPPI se calculan mediante una interpolación lineal en el rango seleccionado de alturas calculadas en coordenadas esféricas. Este procedimiento se realiza mediante el software IRIS e incluye una corrección para tener en cuenta la curvatura de la tierra y así poder mantener, en la medida de lo posible, la calidad de los datos de reflectividad obtenidos inicialmente en los volúmenes de escaneo del radar. Además de este cálculo, también se aplicará una corrección en la imagen para evitar hechos falsos o bloqueo del haz de señal enviado por el radar al impactar contra la superficie terrestre debido a la heterogénea orografía de la zona (*Bech et al.*, 2003).

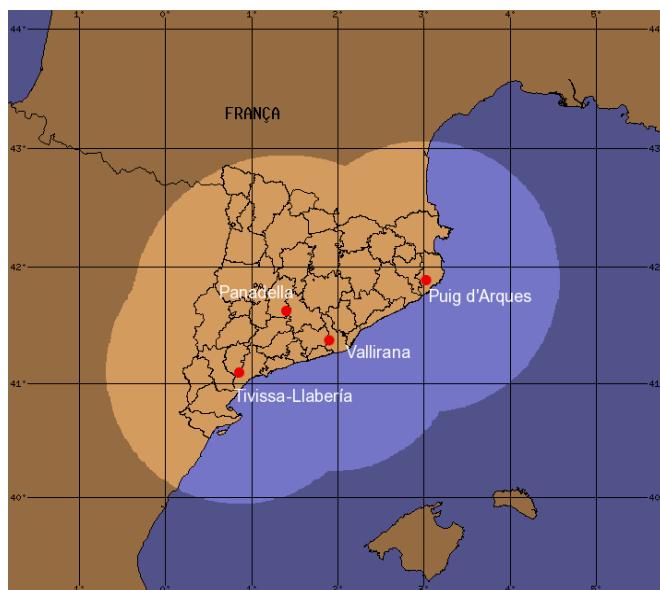


Figura 4.2: Cobertura geográfica de los 4 radares que componen la XRAD y localización de estos sobre el mapa comarcal de Catalunya.

Tabla 4.1: Propiedades y características de los cuatro radares que forman la XRAD.

Código	PBE	PDA	CDV	LMI
Emplazamiento	Puig Bernat	Puig d'Arques	Creu del Vent	La Miranda
Longitud	1.88º E	2.99º E	1.40º E	0.85º E
Latitud	41.37º N	41.89º N	41.60º N	41.09º N
Altitud	610 m	535 m	825 m	925 m
Potencia		8.9 Kw		
PRF		10 MHz		
Frecuencia		5.65 GHz		
Anchura haz		1.3 º		
Duración pulso		2 – 20 μ s		
Vel. de antena		4 rpm		
Nº de elevaciones		17 (entre 0.5º y 27º)		

4.1.3. Datos de la cuenca del Besòs

La cuenca del Besòs, con una superficie de 1038 km² y un curso fluvial de 17,7 km de longitud, está situada al Norte de la ciudad de Barcelona (fig. 4.1). Se encuentra encajada entre las sierras Pre-litoral y Litoral abarcando la mayoría de su recorrido la depresión del Vallès. Su cuenca es una de las más habitadas de Catalunya dependiendo de ella más de 2 millones de personas. Es una cuenca típica mediterránea con una gran heterogeneidad, desde las montañas que la rodean que superan los 1000 m a zonas llanas que han padecido el proceso de masiva urbanización durante las últimas décadas. Además el régimen hidrológico mediterráneo le hace oscilar entre caudales en la época estival del orden de 2 m³/s hasta valores que se pueden llegar a multiplicar por 1000 en la temporada otoñal debido a la ocurrencia de tormentas intensas. Tras padecer una inundación catastrófica en 1962 se realizó una gran inversión con el objetivo de monitorizar la cuenca con fines hidrológicos. Actualmente la cuenca cuenta con varias estaciones de aforo que controlan las diferentes subcuencas que forman el río Besòs. Además en la desembocadura se ha construido un parque fluvial para controlar esta zona.

Estaciones de aforo

Para obtener los datos de caudal se han utilizado las 7 estaciones de aforo presentes en la cuenca del Besòs y que pertenecen a la red de estaciones de aforo SAIH que cubre las Cuencas Internas de Catalunya (CIC) y que están bajo el control del ACA. En la tabla siguiente se presenta la localización exacta de estas estaciones (Tabla 4.2).

Tabla 4.2: Localización de las estaciones de aforo en la cuenca del Besòs.

Estación	Código	X _{UTM}	Y _{UTM}
Castellar del Vallès	L08051-72-00001	423541	4606918
La Garriga	L08088-72-00002	440521	4616603
Lliçà de Vall	L08108-72-00001	437215	4604349
Montcada i Reixac (el Ripoll)	L08125-72-00002	432176	4593437
Montornès del Vallès (el Mogent)	L08136-72-00004	438816	4599916
Santa Perpètua de Mogoda	L08260-72-00001	433155	4597285
Santa Coloma de Gramanet (riu)	L08245-72-00003	433322	4589292

Estas estaciones se sitúan a lo largo de diferentes subcuenca que forman la cuenca del Besòs como puede observarse en la figura 4.3. Las diferentes características de las subcuenca se describen en la tabla 4.3.



Figura 4.3: Localización de la estaciones de aforo y diferentes subcuenca presentes en la cuenca del Besòs.

A parte de las estaciones de aforo también se han utilizado datos geomorfológicos sobre la cuenca a partir del mapa de usos del suelo o el modelo digital del terreno (obtenido del *Institut Cartogràfic de Catalunya*; ICC). A continuación se describen los datos y pasos necesarios para construir el modelo de cuenca necesario para el modelo hidrológico.

- El DTM utilizado tiene una resolución espacial de 200 m, y la resolución vertical es de 1 m. Se analizó para extraer la red de drenaje en el área de estudio y se comparó con la red real. Los resultados se consideran, en general, aceptables. Otras cantidades derivadas, tales como las pendientes y las distancias de viaje a los puntos de desagüe de la cuenca, se calcularon también a partir de los datos originales del modelo digital del terreno.
- Los tipos de suelos en la cuenca de estudio se han clasificado de acuerdo con la información disponible: mapas topográficos, mapas geológicos, mapas de cultivos y mapas *Corrine* de usos del suelo. A partir de estos se construyó una cobertura de los tipos de suelo de acuerdo a su potencial de generación de escorrentía.
- Los valores iniciales de los parámetros del suelo. Se preparó un conjunto inicial de valores para cada clase de los parámetros del suelo. Estos parámetros del suelo del modelo son: la conductividad hidráulica saturada y parámetros de Brooks-Corey. Los parámetros globales (coeficiente de anisotropía y la tasa de variación de la conductividad hidráulica en función de la profundidad) se definen a través de la calibración.

En el apartado 7.2 se presenta la utilización de dichas capas necesarias por el modelo RIBS para modelizar la cuenca, al mismo tiempo que se presentarán de forma más concreta los parámetros aquí nombrados y la calibración.

4.2. Técnicas de predicción radar

Como se ha comentado en el capítulo anterior (Estado del arte), la predicción de la precipitación mediante el radar meteorológico tiene diversas ventajas frente a los modelos numéricos, aún así también presenta algunas desventajas. Algunos trabajos han mostrado como, para las primeras horas, la extrapolación del campo actual de

Tabla 4.3: Características morfológicas de las diferentes subcuenca del río Besòs.

Estación	Área [km ²]	L [km]	S [m/m]	t _c [h]
Mogoda	111	31.83	0.026	3.87
Lliçà	146	38.71	0.023	4.73
Garriga	151	26.41	0.026	3.36
Mogent	182	36.66	0.032	3.99
Montcada	221	43.24	0.015	6.15
Gramenet	1012	63.45	0.015	8.26

reflectividad presenta resultados realmente buenos en cuanto a localización de la precipitación, intensidad y forma en resoluciones óptimas para la modelización hidrológica (*Vivoni et al.*, 2006). Sin embargo, en algunos casos en que la precipitación es del tipo convectivo con grandes cambios de intensidad y extensión en intervalos cortos de tiempo, la calidad de la extrapolación decae rápidamente. Basándose en los campos de reflectividad del radar y teniendo en cuenta otras informaciones como pueden ser la cantidad de rayos, existen otros métodos de predicción basados en el radar que intentan predecir la evolución de la tormenta a partir de ciertas aproximaciones. En la presente sección se presentarán los dos métodos de predicción basados en información radar que actualmente se utilizan para la predicción a corto plazo en el SMC, así como algunas de sus propiedades y características.

4.2.1. Extrapolación del campo de reflectividad

Esta metodología se basa en la idea de que en campos de precipitación estratiforme o parcialmente convectiva, la principal variación de la lluvia a corto plazo se debe a su desplazamiento mientras que otras propiedades como la intensidad o extensión del campo se mantienen constantes o tienen una variación pequeña que se puede despreciar. En tales casos, para extraer el campo de reflectividad, primero se deberá obtener mediante los datos más recientes el campo de desplazamiento. Es por ello que inicialmente se presentará la metodología utilizada para obtener dicho campo de desplazamiento y a continuación se detallará la técnica utilizada para la extrapolación. Los detalles exactos de esta técnica se pueden encontrar en el artículo de *Berenguer et al.* (2005) donde aparece el siguiente figura esquemática (fig. 4.4) que permite tener una visión general de la técnica.

Determinación del desplazamiento

La obtención del campo de desplazamientos se realiza a partir de distintas imágenes radar. La esencia del procedimiento es comparar las dos últimas imágenes radar separadas un intervalo de tiempo equivalente a la resolución temporal del radar. Diferentes funciones objetivas pueden ser válidas para comparar las imágenes radar. Tradicionalmente, el método más usado para la comparación entre imágenes radar ha sido el método de la correlación cruzada (*Rinehart and Garvey*, 1978) y por ello es el escogido en el SMC y aplicado por el área de teledetección, en la que ha trabajado el doctorando en las últimos dos años. El algoritmo calcula el valor del coeficiente de correlación cruzada para todos los posibles vectores de desplazamiento, y considera que el desplazamiento del campo de precipitación será aquel que obtenga el coeficiente de correlación máximo.

Si la comparación se realiza cogiendo todo el campo de precipitación, el resultado

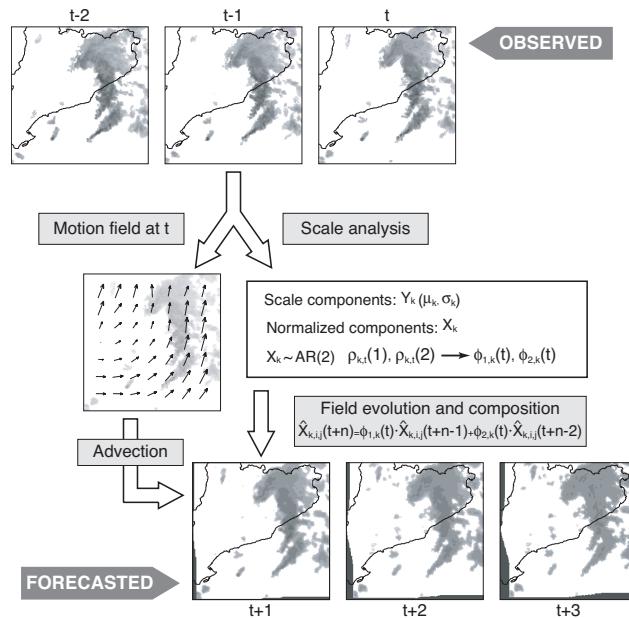


Figura 4.4: Esquema general de la implementación de la técnica de predicción radar mediante la extrapolación de los últimos campos de reflectividad radar. La figura ha sido extraída de Berenguer et al. (2005).

obtenido sería el vector de desplazamiento medio para todo el campo. Sin embargo, no se desplaza como un bloque uniforme, y la determinación del movimiento a través de un solo vector se aleja de la realidad. Es por ello que se puede dividir el campo de reflectividad en diferentes bloques y calcular el vector de desplazamiento para cada uno de estos bloques obteniendo así un campo de desplazamiento en lugar de un único vector de desplazamiento medio. En teoría estos bloques podrían hacerse tan pequeños como se desease pudiendo llegar al nivel píxel y obtener el desplazamiento para cada valor de reflectividad registrada. No obstante hay que tener en cuenta que la correlación de un solo píxel no contendría información sobre la estructura de la precipitación y nos podría llevar a errores de valores altos de correlación para valores similares de reflectividad donde no se tuviese en cuenta la forma del campo de precipitación. Es por ello que el tamaño de los bloques se debe escoger teniendo en cuenta el compromiso entre la resolución deseada y el área necesaria para determinar unas correlaciones donde el efecto previamente descrito este minimizado. El algoritmo utilizado en el SMC realiza este procedimiento dividiendo la imagen completa en 3, 7 y 15 partes consecutivamente y obteniendo los vectores desplazamiento para cada una de ellas. Para intentar evitar los errores previamente comentados a la hora de determinar el vector de desplazamiento para los bloques de menor tamaño (división del dominio en 15 partes) se realizan estas tres divisiones de manera progresiva. De esta manera se intenta conseguir la máxima resolución posible teniendo en cuenta el vector obtenido en la división previa.

Una vez se ha obtenido el campo de desplazamientos, se debe aplicar alguna técnica para asegurar la coherencia entre vectores. La metodología aplicada en el algoritmo utilizado en el SMC es la conocida como COTREC (*Li et al.*, 1995), que permite suavizar el campo de desplazamientos mediante la aplicación de la ecuación de continuidad. Este suavizado nos evita la presencia de vectores próximos muy diferentes o vectores nulos en zonas sin presencia de precipitación que podrían ocasionar problemas al aplicar la extrapolación.

Finalmente, previo a la extrapolación, es necesario interpolar el campo de desplazamientos a nivel de píxel, asignando un desplazamiento a cada uno de los píxeles del campo. Una vez se ha obtenido este campo de desplazamientos a nivel de píxel y se considera válido, el siguiente paso es la extrapolación.

Extrapolación del campo

La extrapolación o advección del campo de reflectividad consiste, básicamente, en la obtención del campo de reflectividad futuro a partir de un campo de desplazamiento dado. En nuestro caso el campo de desplazamiento ya lo tenemos calculado y simplemente debemos interpolarlo, previamente a la extrapolación, a nivel píxel. El campo de precipitación previsto se obtiene trasladando el valor asociado a un píxel a la posición que le corresponde en función del vector de desplazamiento. Cuando no se introduce ningún tipo de modificación al campo de reflectividad, es decir que se mantiene constante, esta extrapolación se conoce como persistencia lagrangiana.

El procedimiento para obtener el valor del píxel en función del vector desplazamiento se podría realizar desplazando el valor hacia la posición que le correspondería (*forward*) o trayendo el valor que le correspondería en función de desplazamiento (*backward*). El primer procedimiento tiene asociados algunos problemas como la superposición de valores en un determinado píxel. Es por ello que el método aplicado es el segundo. En este procedimiento, a cada píxel de la imagen prevista se le asigna el valor correspondiente al píxel de la imagen real situado en el origen del vector desplazamiento asociado.

Otro aspecto a tener en cuenta previamente a la extrapolación final del campo es la manera de obtener el campo de desplazamiento en función del horizonte de predicción. El campo de desplazamiento final obtenido para diferentes horizontes de predicción puede ser calculado mediante un esquema constante o mediante la extrapolación semi-lagrangiana.

En el esquema constante, el vector desplazamiento para cada píxel se calcula simplemente multiplicando la velocidad (obtenida del desplazamiento entre dos imágenes radar y el intervalo temporal entre ellas) por el tiempo correspondiente al horizonte de predicción que se desea alcanzar. De este modo, se utiliza un único

vector desplazamiento para todo el horizonte de previsión. El resultado será un movimiento lineal que no tiene en cuenta posibles rotaciones existentes en el campo de precipitación. Este hecho nos podría llevar a introducir errores en el campo previsto y es por ello que se aplicará el esquema semi-lagrangiano *staniforth1991semi*. En éste, el tiempo final de predicción se divide en distintos intervalos más pequeños, y se calcula un desplazamiento distinto para cada uno de ellos. El desplazamiento final se obtiene mediante la suma vectorial de los vectores de desplazamiento para cada uno de estos subintervalos. Este esquema, por tanto, permite la rotación del campo de precipitación (fig. 4.5).

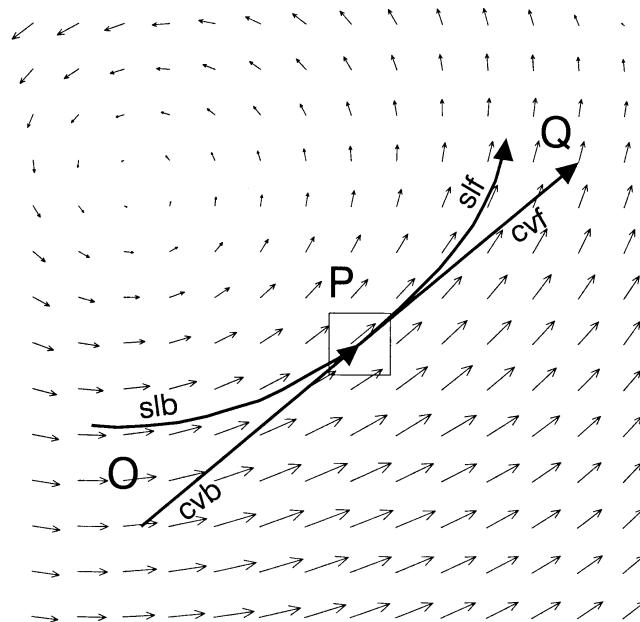


Figura 4.5: Representación de los vectores de desplazamiento obtenidos mediante los 4 esquemas de advección: semi-lagrangiano *forward* (slf), semi-lagrangiano *backward* (slb), constante *forward* (cvf) y constante *backward* (cvb). P es el píxel que será movido hacia adelante (*forward*) hasta el punto Q o al que se le asignará un valor desde el píxel O (*backward*). La figura ha sido extraída de *Germann and Zawadzki (2002)*.

Una vez tenemos calculado el campo de desplazamiento para cada intervalo de nuestro horizonte de predicción podemos extrapolar la reflectividad mediante el método *backward*. En nuestro caso obtendremos 20 campos de reflectividad previstos con resolución temporal de 6 min. lo que correspondería a un horizonte de predicción de 2 horas. La resolución espacial de dicho campo será de $1 \times 1 \text{ km}^2$ sobre una rejilla de 480×480 píxeles. La localización de esta cuadrícula se puede observar en la figura 4.6.

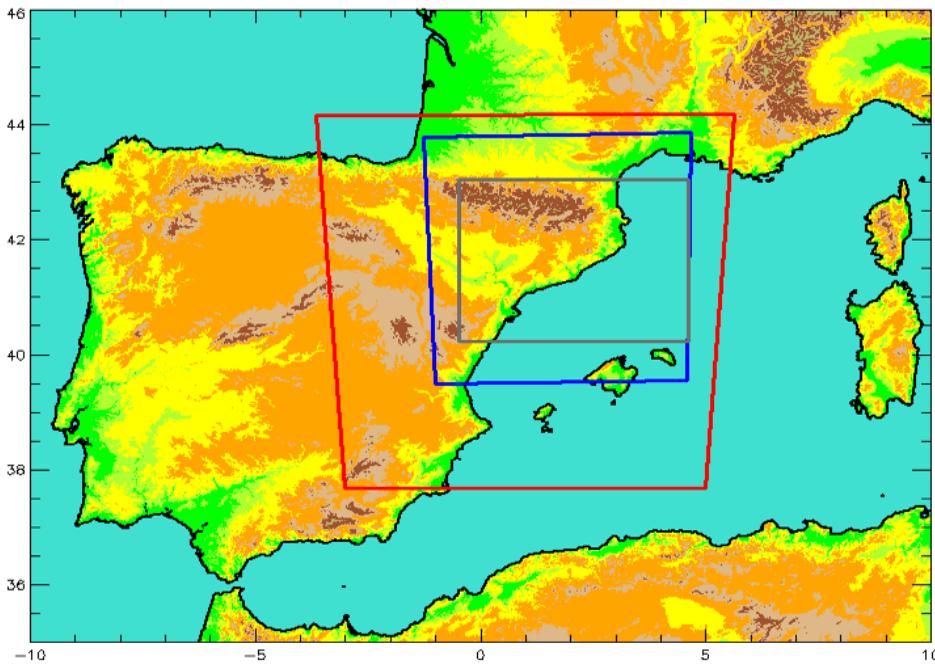


Figura 4.6: Modelo digital del Terreno de la península Ibérica y sus alrededores. El cuadro rojo representa el dominio del modelo MM5 con asimilación mediante LAPS. La observación radar y la extrapolación comparten el dominio que abarca el cuadro azul. El rectángulo gris enmarca la identificación y predicción de las células de precipitación.

4.2.2. Identificación, seguimiento y predicción de estructuras convectivas

La técnica utilizada en el SMC esta basada en el *Storm Cell Identification and Tracking Algorithm* (SCIT; Johnson *et al.*, 1998) y se divide en tres pasos: inicialmente se identificarán el tipo de estructuras presentes en el campo radar; a continuación se calculará el desplazamiento de las estructuras de precipitación previamente identificadas; el último paso será predecir la posición de dichas estructuras y otras de sus propiedades como son el área o la intensidad. Se pueden encontrar en la literatura varios artículos detallando diversas características de esta técnica aplicada en el SMC (Rigo and Llasat, 2004, 2007; Rigo *et al.*, 2010, por nombrar algunos).

Inicialmente se identificarán las diferentes estructuras presentes en el campo radar teniendo en cuenta también información sobre las descargas eléctricas. Esta identificación se realizará para dos grupos diferentes de estructuras: las estructuras de precipitación observadas en el CAPPI más bajo (RAD2) y las estructuras de los núcleos convectivos (RAD3). Los detalles para distinguir entre una y otra estructuras se pueden encontrar en Rigo *et al.* (2008) y en esencia se basan en:

- **RAD2:** Píxeles con reflectividad mayor de 12 dBZ y un área superior a 24 km² (fig. 4.7).
- **RAD3:** Volumen en que para cada nivel se supere unos determinados umbrales de reflectividad y un cierto gradiente horizontal.

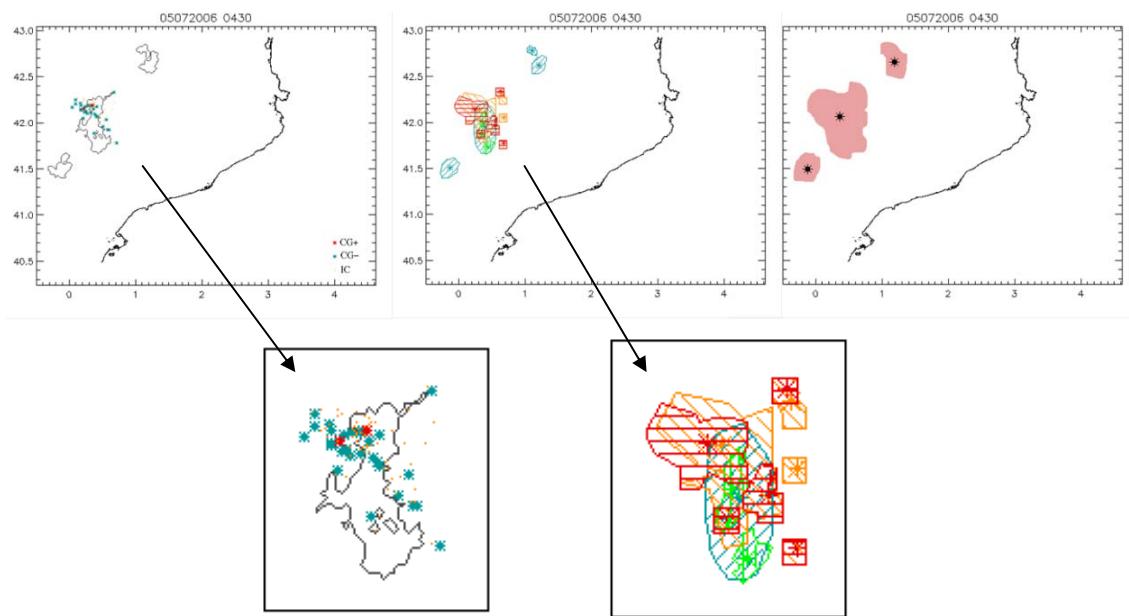


Figura 4.7: Ejemplo de la aplicación de la metodología. A la izquierda se presentan los ecos radar que superan los 12 dBZ (líneas finas de color negro) y descargas eléctricas (asteriscos de color rojo —Nube-tierra positivos—, azul —Nube-tierra negativos— y amarillo —Nube-nube—). En el centro, las características radar y eléctricas de la imagen anterior se han transformado en objetos: azul (estructuras de precipitación), verde (células convectivas), naranja (descargas nube-nube) y rojo (descargas nube-tierra). A la derecha, agrupación de todos los objetos en estructuras que integran toda la información. Los asteriscos negros indican la posición de su centro. La figura ha sido extraída de Rigo *et al.* (2008).

Una vez identificada y caracterizada la precipitación incluida dentro de cada estructura RAD2, se busca una serie de parámetros que den información sobre su estado: posición del centro, área, reflectividad máxima y media, intensidad de precipitación, desarrollo vertical máximo y medio, y porcentaje de cada tipo de precipitación. Tenemos que resaltar que para facilitar los procedimientos de caracterización y seguimiento se convierten estas estructuras en elipses para obtener otras informaciones, como el radio máximo y mínimo, la excentricidad o el ángulo de orientación. Por otro lado, en las estructuras RAD3 se buscan las siguientes características: posición del centro (x , y , z), altura de la cima y de la base, volumen total y reflectividad máxima y media. Una vez se han identificado, caracterizado y simplificado las estructuras, el siguiente paso será realizar su seguimiento.

Para cada tipo de estructura de radar identificada se aplica un algoritmo de seguimiento diferente. La metodología de seguimiento para las estructuras RAD2 calcula la intersección de los objetos RAD2 de dos imágenes consecutivas y establece un umbral mínimo del 80% en la superficie de intersección para relacionar ambas estructuras. En el caso del seguimiento de las estructuras RAD3 se tienen en cuenta diversos aspectos tales como la distancia entre la posición de los centroides de dos imágenes consecutivas (limitada a un máximo de 10 km) y la evolución de parámetros tales como el volumen o la reflectividad, que deben seguir una tendencia (aumento/decrecimiento) similar. Si estas condiciones no se cumplen, entonces la estructura RAD3 de la segunda imagen se considera como un objeto nuevo y se identifica como un efecto de la anterior, pero no la misma estructura. Este seguimiento nos permite establecer el movimiento previo y por lo tanto es posible realizar la predicción de la localización de las estructuras para la próxima hora. Además se introduce un sistema de seguimiento de ciertas características de las estructuras RAD2 y RAD3 que serán pronosticadas mediante modelos de simulación del ciclo de vida de las tormentas o estructuras de precipitación.

El resultado de este método serán 10 campos de resolución espacial de 2×2 km² y temporal de 6 minutos. Los datos presentes en ellos serán las elipses que representan las estructuras RAD2 y RAD3. La localización de la rejilla de datos de 215×158 píxeles que conforman estos campos se puede observar en la figura 4.6.

4.3. Modelo meteorológico

En este apartado se presentará el modelo numérico de predicción meteorológica que se utilizará en la presente tesis conjuntamente con su configuración y las características espaciales y temporales de los dominios que se crearán para la predicción. La asimilación de datos observacionales y la metodología para realizarla de manera operativa también será expuesta. La puesta a punto, configuración y ejecución del modelo no se han desarrollado en esta tesis, sino que han sido realizadas por el área de *Recerca Aplicada i Modelització* del SMC (*Sairouni et al.*, 2007). Por lo tanto, los campos de precipitación obtenidos a partir del modelo se utilizarán como datos iniciales del pronóstico, si bien a lo largo de la tesis se efectuarán algunas modificaciones sobre ellos para intentar mejorar la predicción de la precipitación y, con ello, la ocurrencia de avenidas.

4.3.1. Modelo meteorológico MM5

El modelo meteorológico escogido será el PSU/NCAR Mesoscale Model versión 5 (*MM5 Grell et al.*, 1994). El MM5 es uno de los modelos numéricos de predic-

ción a corto plazo más ampliamente extendidos entre la comunidad internacional de modelización atmosférica. Se trata de la quinta generación del llamado Mesoscale Model, proyecto de colaboración entre la Pennsylvania State University (PSU) y el National Center for Atmospheric Research (NCAR) de los Estados Unidos. Algunos aspectos interesantes del modelo son:

- Capacidad de anidamiento múltiple con interacción en ambas direcciones (“two-way”) entre los dominios, lo que facilita el estudio de fenómenos atmosféricos bajo distintas escalas espaciales y el diseño de predicciones a muy alta resolución.
- Formulación de una dinámica no hidrostática, la cual permite que el modelo pueda ser empleado eficazmente para representar fenómenos con dimensiones de muy pocos kilómetros.
- Adaptación informática para múltiples plataformas y para su ejecución en modo multitarea sobre computadoras de memoria compartida o distribuida.
- Inicialización automática con diferentes fuentes de análisis meteorológicos y observaciones, incluyendo su capacidad de asimilación 4-dimensional de datos.
- Asimilación variacional de datos convencionales y de satélite durante la predicción.
- Incorporación de los más modernos y realistas esquemas de parametrización de los procesos físicos relacionados con la radiación atmosférica, microfísica de nubes y precipitación, convección por cúmulos, turbulencia, y flujos de energía y momento sobre la superficie terrestre.

El Modelo Meteorológico Mesoescalar MM5 se ha utilizado en la presente tesis como punto de partida en la predicción de la precipitación.

4.3.2. Configuración del modelo

Para poder ejecutar el modelo meteorológico es necesario disponer de unas condiciones iniciales y de contornos, y a su vez, seleccionar unas determinadas parametrizaciones para los procesos de escala inferior a la resuelta por el modelo. Las condiciones atmosféricas del modelo MM5 operado en el SMC son forzadas mediante las condiciones iniciales y de contorno obtenidas por el Centro Europeo de Predicción del tiempo a medio plazo (ECMWF). Para su utilización en modo de predicción a corto plazo se utilizarán dos dominios con resoluciones horizontales de 36 y 12 km. En la figura 4.8 se puede observar como el dominio de 36 km cubre todo el suroeste de Europa mientras que el dominio anidado a éste de 12 km se centra en

el noreste de la Península Ibérica. Diferentes características de estos dominios y las parametrizaciones seleccionadas están expuestas en el cuadro 4.4.

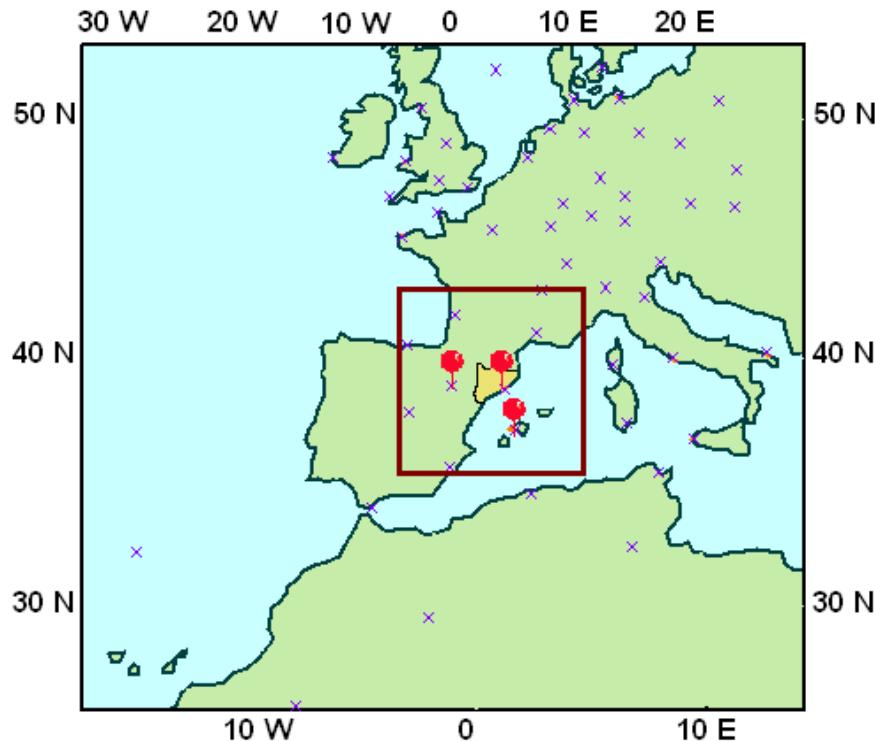


Figura 4.8: Dominios de 36 km y 12 km de resolución (representado este último por el cuadrado rojo). Las cruces de color violeta representan las estaciones de radiosondeo y los balones rojos representan las estaciones de Zaragoza, Barcelona y Palma de Mallorca (de oeste a este).

Tabla 4.4: Configuración de las diferentes simulaciones del modelo MM5, como las Condiciones Iniciales (CI), Condiciones de Contorno (CC) o la capa límite planetaria (Planetary Boundary Layer, PBL).

Dominio	D1	D2
Resolución horizontal	36 km	12 km
Puntos de la red horizontal	102X94	70x70
Niveles verticales	26	30
CI/CC	ECMWF	MM5-36km
Esquema de convección	Grell	Grell
Esquema de Microfísica	Schultz	Schultz
Esquema de PBL	MRF	MRF
Radiación	RRTM	RRTM

4.3.3. Método de asimilación de observaciones

En este apartado se presenta el método utilizado en el SMC para asimilar datos observacionales en el modelo meteorológico MM5. Inicialmente se presenta el módulo para generar los análisis a partir de las observaciones. A continuación se presenta el método para forzar a las variables obtenidas por el modelo a ajustarse a las observaciones. Finalmente se presenta la metodología para su aplicación de forma operativa.

Generación análisis con datos observacionales

El módulo para generar el análisis de las observaciones que se ha utilizado es el denominado *Local Analysis and Prediction System* (LAPS). LAPS es una herramienta meteorológica de asimilación que combina todas las fuentes de datos disponibles (observaciones de estaciones meteorológicas, radar, satélite, radiosondeos y datos de aeronaves) para generar una representación coherente, en tres dimensiones, de las características de la atmósfera y los procesos en ella existentes, en un intervalo temporal horario o inferior (*McGinley and Smart*, 2001; *Albers et al.*, 1996; *Schultz and Albers*, 2001). LAPS es una herramienta de diagnóstico y requiere un modelo meteorológico de área limitada como el MM5 o uno global de mayor paso de malla como el ECMWF para obtener el campo inicial a modificar con las observaciones.

Los análisis producidos por el sistema LAPS incluyen la velocidad y dirección del viento, temperatura de la superficie, la humedad relativa, presión superficial, la precipitación y la nubosidad. Previamente a la realización del análisis global se aplican varias medidas para controlar la calidad de cada uno de los campos meteorológicos. A continuación explicamos brevemente cada tipo de análisis que el LAPS produce:

- **Análisis del viento.** Utiliza el esquema de Barnes (*Barnes*, 1964) para interolar, mediante múltiples pasos, el flujo básico de viento a partir de observación, radiosondeos e información de las aeronaves. También se utiliza el viento obtenido por el radar meteorológico mediante el efecto doppler (*McGinley et al.*, 1991).
- **Análisis superficial y de temperatura.** El proceso utilizado por el LAPS para el análisis de superficie es corregir el campo mediante la iteración sucesiva respecto a las observaciones. Además se aplica un método variacional para limitar los campos de presión y el viento al obligarlos a que cumplan las ecuaciones de movimiento. El análisis tridimensional de la temperatura se produce de nuevo mediante la interpolación de Barnes con observaciones de

temperaturas de las estaciones, el radiosondeo y las obtenidas como análisis en el modelo utilizado como condición inicial.

- **Análisis de la nubosidad.** El análisis inicial de la nubosidad se desempeña mediante la combinación de una gran variedad de fuentes de datos, incluyendo el análisis de la humedad obtenida por el modelo numérico, la temperatura observada por el satélite en el canal infrarrojo, imágenes de satélites en el canal visible, observaciones en superficie, reflectividad radar y datos de radiosondeos. Este campo de nubosidad se divide en la concentración de las diferentes especies de partículas precipitantes según la temperatura, la humedad, la estabilidad y la reflectividad del radar. Durante este paso se derivan diversos parámetros, incluida la altura de la base y cima de la nube o el tipo de nube. La cima de una nube se calcula utilizando la irradiancia de $11 \mu\text{m}$ del canal infrarrojo del Meteosat y teniendo en cuenta el campo de temperatura tridimensional obtenido del análisis del LAPS. El espesor y el tipo de nube se determinan teniendo en cuenta un perfil vertical de movimiento apropiado para aquellas verticales que contengan nubes.
- **Análisis de la humedad.** El análisis de humedad utiliza básicamente dos tipos de datos: datos de radiosondeos y datos de satélite. Los datos de radiosondeo se introducen en el análisis mediante el esquema de interpolación de Barnes. Los datos de los satélites se asimilan a través de un método variacional con un modelo de radiación directa en los puntos de cielo despejado.
- **Análisis de la precipitación.** El LAPS proporciona estimaciones del total de agua líquida precipitable derivada de los distintos tipos de datos de radar (*Albers et al.*, 1996).
- **Esquema de balance.** El propósito del este esquema de balance es asegurar que los campos de momento y masa son consistentes con los movimientos verticales derivados en el análisis de nubosidad. Este esquema utiliza varias ligaduras dinámicas en los campos tridimensionales, así como la formulación variacional para ajustar el viento, la temperatura y los campos de geopotencial. Este es un componente crucial del análisis LAPS ya que la inicialización directa de nubes da, por lo general, como resultado, una rápida disipación de la nubosidad en los pasos de integración del modelo debido a la falta de dicho equilibrio.

Asimilación del análisis con datos observacionales

El hecho de asimilar los datos observacionales en un modelo meteorológico se realiza no sólo para mejorar los datos iniciales, sino que también para intentar tener todos los procesos físicos que se simulan en un modelo en perfecto equilibrio. Es por

ello que en la literatura muchas veces se denomina *warm initialization* (inicialización en caliente) a aquella en la que se intenta mediante algún tipo de método de *nudging* (forzamiento) activar todos los procesos y hacer que el análisis producido por el modelo sea lo más coherente posible con el análisis de las observaciones producido mediante el LAPS. Esto permite que algunas variables, como por ejemplo la precipitación, que suelen tardar a aparecer en los modelos de manera correcta por las diferentes parametrizaciones y procesos que se deben activar, puedan estar correctamente inicializadas con esta asimilación y se pueda evitar el denominado *spin-up* (puesta a punto). De esta manera se consigue que el modelo meteorológico se pueda utilizar no sólo para la predicción a plazo medio (próximos días), sino también para la predicción a corto (3-12 horas) o muy corto plazo (0-3 horas).

Para poder inicializar el modelo en caliente se ha hecho servir el forzamiento mediante *Four Dimensional Data Assimilation* (4DDA). Este método de asimilación (4DDA) fue propuesto por *Zupanski and Mesinger* (1995). La idea básica es minimizar la diferencia entre series temporales de análisis objetivos y predicciones del modelo sobre un periodo finito de tiempo (*Daley*, 1992) teniendo en cuenta las características de los errores en las observaciones y en el modelo (*Treadon*, 1996). El forzamiento (*nudging*) se basa en la idea de relajación Newtoniana. Ésta consiste en la suma de un término proporcional a la diferencia entre las variables meteorológicas calculadas con el modelo y los valores observacionales. Este término se introducirá en las ecuaciones dinámicas que resuelve el modelo numérico MM5. De esta manera tendremos que el análisis y las predicciones serán coherentes físicamente con las observaciones, pero no por ello exactamente iguales a ellas, ya que esto depende de la resolución espacial y temporal y de las parametrizaciones escogidas.

Metodología de asimilación operativa

Una vez presentado el módulo para realizar el análisis tridimensional con las diferentes fuentes de observación y el método escogido para asimilar y forzar el modelo numérico a estas observaciones, se presenta aquí la metodología desarrollada en el SMC para la ejecución del modelo con estas condiciones mediante un ciclo totalmente operativo.

El análisis de LAPS para MM5 se produce cada 3 horas en una cuadrícula tridimensional que, centrada sobre Catalunya, abarca unos 840 km de oeste a este por 840 km de norte a sur. La resolución horizontal de los análisis del LAPS es de 12 km con 22 niveles verticales desde los 1100 hPa hasta los 100 hPa. El campo inicial para realizar los análisis se obtiene a partir del modelo MM5. El análisis tridimensional de la cobertura nubosa se realiza mediante la combinación de los campos iniciales del modelo y las diferentes fuentes de datos de observación.

En la versión original del LAPS, para asimilar los datos de satélite, se utiliza

un método variacional basado en la radiación directa obtenida mediante el satélite. En este algoritmo todos los parámetros están configurados para el satélite GOES12, por lo tanto, se necesitan ciertas modificaciones para adaptar el sistema LAPS a Europa donde se utiliza el Meteosat de Segunda Generación (MSG). Básicamente estas modificaciones se refieren a la resolución en el punto central del satélite y al ángulo cenital. En este módulo, el ángulo cenital se utiliza para determinar la ruta de la masa de aire y la profundidad óptica entre el cuerpo emisor y el satélite. Con el fin de ingerir la reflectividad tridimensional del radar y los datos Doppler del campo de viento del SMC en el sistema LAPS se ha realizado una transformación y adaptación del formato SMC al formato de entrada del sistema LAPS. Además, se ha hecho una modificación similar para poder ingerir las estaciones meteorológicas regionales (XMET) y los datos de los radiosondeos (RAOBS).

La figura 4.9 muestra la cadena de asimilación utilizada en el ciclo operativo del MM5 en el SMC. En primer lugar, se inicia la ejecución operativa a las 18UTC con CI (Condiciones Iniciales) y CC (Condiciones de Contorno) del ECMWF cada 6 horas sin asimilación de datos (MM5-COLD-36km). En el segundo paso, el sistema de LAPS se utiliza para generar un análisis (CI) que combina todos los datos de observación (radar, satélite, METAR, RAOB, SYNOP y datos regionales de las estaciones XMET) disponibles en ese momento (18UTC) con los datos de partida del MM5-COLD- 36 kilómetros. Usando este análisis y las condiciones de contorno del ECMWF, el modelo se ejecuta de nuevo en modo *caliente* (MM5-HOT-36km), es decir, asimilando las observaciones. Esta última simulación, que ha mejorado por la asimilación, se utiliza como condiciones iniciales y de contorno para la simulación anidada de resolución 12 km (MM5-COLD-12km). Esta simulación se utilizará para obtener el campo de análisis que se introducirá de nuevo en el sistema LAPS.

Una vez que este análisis LAPS se ha generado combinando todos los datos de observación conjuntamente con los campos del modelo de 12 km resolución (MM5-COLD-12km) se introduce como forzamiento inicial al modelo entre las 18 y las 21 UTC. Es decir, el análisis LAPS con observaciones se realiza para estas tres horas (18-19, 19-20, 20-21 UTC) y se realiza el forzamiento (*nudging*) durante estas primeras tres horas y las 9 horas restantes, que es el horizonte de predicción, el modelo se deja en simulación libre (sin el forzamiento previo). De esta manera, esta simulación, denominada en la figura 4.9 como MM5-NUDG-12KM, tendrá los campos iniciales muy similares a las observaciones reales y simulará la evolución estando las ecuaciones balanceadas (modo *caliente*). La misma técnica se aplica en la siguiente simulación entre las 21 y 00 UTC. Sin embargo, en este caso las condiciones de contorno se obtendrán de la simulación anterior MM5-NUDG-12KM, entre las 18 y 21 UTC. Así, la cadena continúa cada 3 horas combinando el análisis y la técnica de forzamiento mediante LAPS. Este procedimiento requiere la actualización de las condiciones de contorno lateral obtenidos mediante la simulación anterior introduciendo el análisis del ECMWF a las 06 y 18UTC, a fin de reducir los posibles errores existentes en las LBC por la simulación en modo continuo.

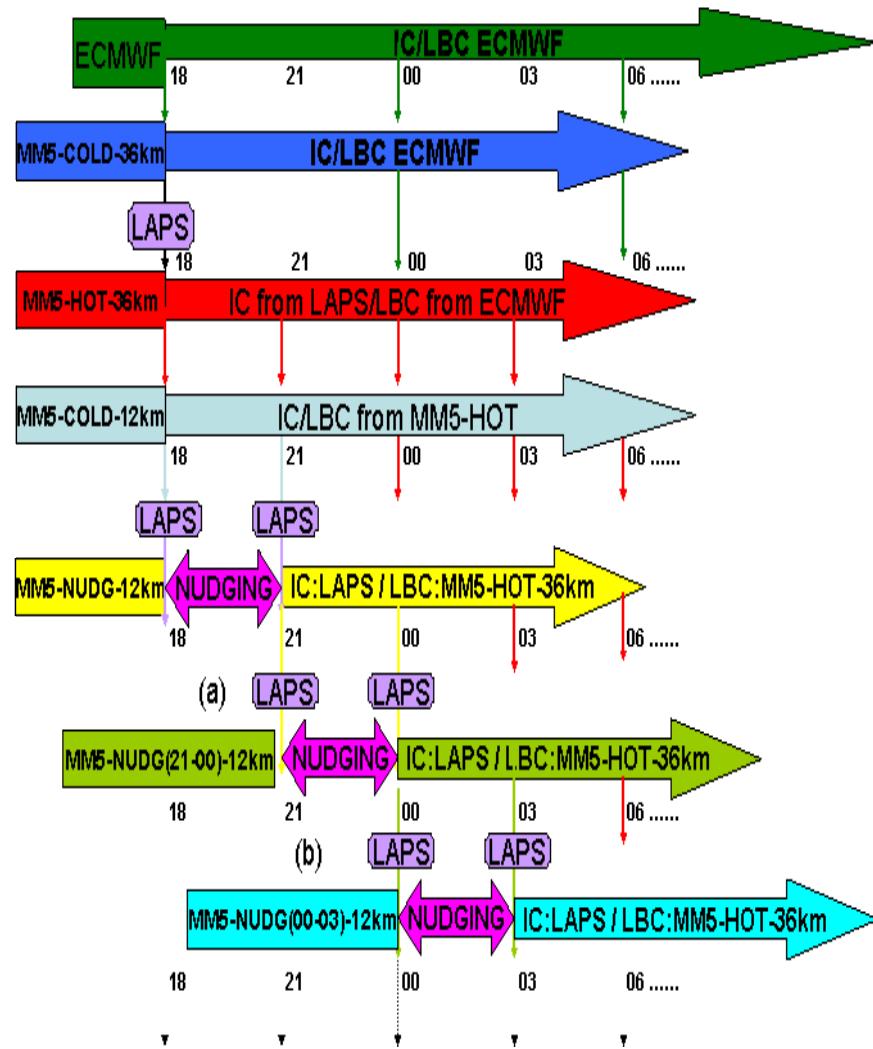


Figura 4.9: Esquema del ciclo operativo para la asimilación mediante forzamiento (*nudging*) de un análisis con datos observacionales realizado con el módulo LAPS.

4.4. Modelo hidrológico

El modelo RIBS (*Garrote and Bras, 1995*) es un modelo hidrológico de lluvia-escorrentía de tipo distribuido que permite la simulación de la respuesta de la cuenca ante un episodio de lluvia espacialmente distribuido. Este modelo fue concebido para su aplicación en tiempo real en cuencas de tamaño mediano. El modelo sigue la estructura de la cuadrícula de un modelo digital del terreno en forma matricial. Los datos se almacenan en capas de información de tipo ráster, que se combinan para obtener los parámetros de cálculo del modelo. RIBS incorpora una parametrización físicamente basada del proceso de generación de escorrentía, a la vez que mantiene

una eficiencia de cálculo que permite su uso para previsión de avenidas en tiempo real en cuencas representadas mediante un gran número de elementos.

El modelo RIBS está compuesto fundamentalmente por dos módulos:

- **Módulo de generación de escorrentía:** Cuyo objetivo consiste en obtener la distribución espacial de la capacidad de infiltración de la cuenca, para representar la evolución de la superficie saturada al tamaño de cada celda. La saturación se desarrolla fundamentalmente en dos zonas:
 - En las zonas donde la intensidad de precipitación excede la capacidad de infiltración del terreno. Se considera que el suelo es anisótropo y se puede representar adecuadamente mediante la parametrización de Brooks-Corey. Se supone que el frente de humedad produce una discontinuidad brusca en el terreno, separando dos áreas con distinto contenido de humedad: en la zona superior se encuentra la onda de humedad de la tormenta, mientras que en la inferior se mantiene la humedad inicial del suelo. La escorrentía superficial se producirá cuando el valor de la intensidad de lluvia supere el de la capacidad de infiltración del terreno o bien cuando el suelo esté totalmente saturado.
 - En las inmediaciones de las corrientes de agua y en las zonas de convergencia del flujo sub-superficial, considerando dos tipos de transferencia lateral de humedad entre elementos:
 - Flujo local o flujo que resulta del modelo cinemático de infiltración para un terreno homogéneo y uniforme.
 - Flujo de interacción o flujo lateral que resulta de los gradientes de humedad que se establecen entre elementos heterogéneos en condiciones diferentes.
- **Módulo de propagación de escorrentía:** Cuyo objetivo es simular el recorrido de la escorrentía por la cuenca. Se considera que la longitud de recorrido de la escorrentía está formada por un recorrido por la ladera y un recorrido por el cauce de ríos. Por tanto, para obtener el tiempo de viaje total se deben definir las velocidades de recorrido en la ladera y en el cauce.

Así pues el modelo RIBS se basará en datos observacionales distribuidos de la topografía y de la precipitación para generar diversas variables en diferentes capas. La interacción entre ellas se realizarán mediante los módulos que se acaban de explicar obteniendo de este modo la escorrentía como salida del modelo hidrológico. La figura 4.10 representa el proceso que se lleva a cabo desde que se introducen los datos iniciales hasta que se obtiene el caudal. El modelo reproduce los principales procesos en la generación de escorrentía a partir de la precipitación mientras mantiene una eficiencia computacional adecuada para su implementación en tiempo real.

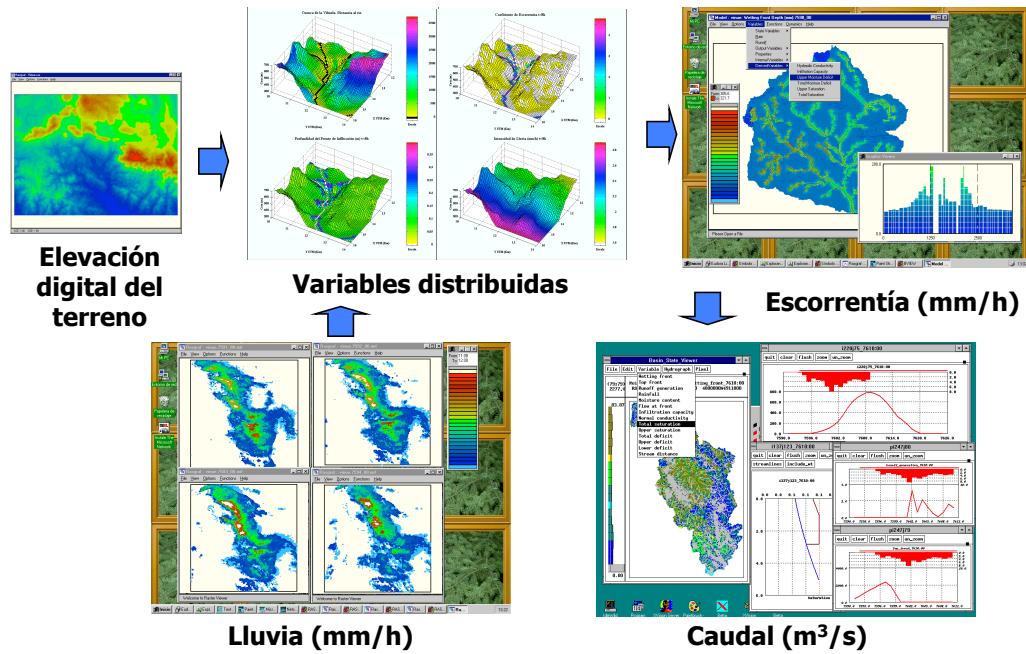


Figura 4.10: Esquema del modelo hidrológico RIBS.

4.5. Índices de verificación

4.5.1. Verificación de la QPE

Para evaluar la precisión en la estimación cuantitativa de la precipitación a partir del radar meteorológico se han calculado tres índices: el bias logarítmico (BIAS, 4.1), la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE, 4.2) y el error medio (Error, 4.3). El bias (en el apartado QPE se sobreentenderá que es logarítmico) es un error relativo y nos proporciona información sobre el total del precipitación en cada campo. El error medio [mm] define simplemente si un campo sobre/subestima la lluvia en cada estación en término medio. Por último, el RMSE [mm] determina la bondad de la estimación estación por estación.

$$BIAS = \log \cdot \frac{\sum \cdot R_i}{\sum \cdot P_i} \quad (4.1)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (R_i - P_i)^2}{n}} \quad (4.2)$$

$$Error = \frac{\sum(R_i - P_i)}{n} \quad (4.3)$$

donde R_i y P_i son las acumulaciones de precipitación para un determinado intervalo estimadas mediante el radar y registradas por los pluviómetros respectivamente. El valor n corresponde al número total de observaciones válidas en las que tenemos estimación de precipitación a partir del radar.

4.5.2. Verificación de hidrogramas

Teniendo en cuenta que el modelo hidrológico se va a utilizar para simular y predecir inundaciones súbitas, se han escogido tres índices clásicos que serán (4.4 - 4.6): la raíz cuadrada del error cuadrático medio (RMSE), el error absoluto medio (MAE) y el coeficiente de eficiencia de Nash and Sutcliffe (NSE). Este coeficiente se acostumbra a utilizar para evaluar la capacidad predictiva de las simulaciones (*Nash and Sutcliffe*, 1970).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{T} \cdot \sum_{t=1}^T (Q_o^t - Q_s^t)^2} \quad (4.4)$$

$$MAE = \sum_{t=1}^T (Q_o^t - Q_s^t) \quad (4.5)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^T (Q_o^t - Q_s^t)^2}{\sum_{t=1}^T (Q_o^t - \bar{Q}_o)^2} \quad (4.6)$$

donde Q_o^t es el caudal observado para el tiempo t , Q_s^t es la simulada para el mismo instante, \bar{Q}_o es la descarga media observada para un determinado episodio y T es el número de intervalos que contiene el episodio.

Además de los tres índices previos se han utilizado otras dos medidas para mejorar la validación de los hidrogramas. El sesgo de la estimación se cuantificará mediante el índice global de eficacia de Nash-Sutcliffe R^2 ($R^2(MQ_{0,5})$) (Eq. 4.7), que medirá la utilidad de la media de nuestro conjunto (*ensemble*) de simulaciones como predicción (*Xiong and O'Connor*, 2008). La capacidad de predicción del modelo calibrado se cuantificó mediante el cociente de contenido (*Containing Ratio, CR*) (Ec. 4.8), que mide el número de observaciones que no caen en un intervalo de predicciones escogido mediante un determinado nivel de confianza (*Montanari*, 2005).

$$R^2(MQ_{0,5}) = 1,0 - \frac{\sum_{t=1}^T [Q_0^t - MQ_{0,5}^t]^2}{\sum_{t=1}^T [Q_0^t - \bar{Q}_0]^2} \quad (4.7)$$

donde la única variable todavía no definida será $MQ_{0,5}^t$ y equivale a la media de los caudales simulados para el instante t .

$$CR(\alpha) = \frac{\sum I[Q_0^t]}{T} \quad (4.8)$$

donde $I[Q_0^t]$ tendrá el valor 1 si la descarga observada para un instante t permanece entre los límites de confianza que se definirán mediante el nivel α de confianza. En la presente tesis se ha fijado en un 10 %.

Por último se presentarán dos estadísticos más que no serán utilizados con la intención de utilizarlos para la verificación sino como funciones objetivas en la calibración del modelo. Estas dos nuevas funciones serán el tiempo de retardo del caudal punta (TP) y la desviación del volumen del hidrograma (DV). El primero de ellos computa (4.9) el desfase temporal entre el caudal punta del hidrograma observado y el del simulado pudiendo tener valores positivos o negativos en función de si el pico de caudal se adelanta o atrasa respecto del real. El segundo calcula (4.10) la relación entre el volumen del hidrograma estimado y el volumen del hidrograma calculado (*Wagener et al.*, 2004). Esta función nos permite saber si el volumen del hidrograma está sobreestimado ($DV > 1$) o subestimado ($DV < 1$).

$$TP = t(\max(Q_o^t)) - t(\max(Q_s^t)) \quad (4.9)$$

$$DV = \frac{\sum_{t=1}^T Q_s^t}{\sum_{t=1}^T Q_o^t} \quad (4.10)$$

4.5.3. Verificación de la QPF

En este apartado se describirán todos los índices que se utilizarán para realizar el cómputo de los pesos para la integración de previsiones meteorológicas (sec. 8) y la verificación del *blending*. Para ello se utilizarán índices dicotómicos o categóricos mezclados con índices cuantitativos que permita verificar la calidad de la precipitación cuantitativa predicha (QPF). Los estadísticos seleccionados serán:

$$CSI = \frac{H}{H + FA + M} \in [0, 1] \quad (4.11)$$

$$POD = \frac{H}{H + M} \in [0, 1] \quad (4.12)$$

$$FAR = \frac{FA}{H + FA} \in [0, 1] \quad (4.13)$$

$$TSS = \frac{Z * H - FA * M}{(Z + FA) * (M + H)} \in [-1, 1] \quad (4.14)$$

$$bias = \frac{H + FA}{H + M} \in [0, \infty] \quad (4.15)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^n (F_i - O_i)^2}{n}} \in [0, \infty] \quad (4.16)$$

$$\#Píxeles = FA + H \in [0, 33970] \quad (4.17)$$

$$Correlación = \frac{\sum_{i=0}^n (F_i * O_i)}{\sqrt{F^2 * O^2}} \in [0, 1] \quad (4.18)$$

Las variables H , FA , M and Z se encuentran definidas por una tabla de contingencia (Tabla 4.5). F_i es el pronóstico de precipitación en el punto i y O_i es la observación en el mismo lugar y momento. Finalmente, n equivale al número total de observaciones y predicciones superiores a un umbral T , pudiéndose calcular como $n = M + H + FA$.

Tabla 4.5: Tabla de contingencia que muestra las frecuencias de eventos pronosticados y/o observados definidos mediante un umbral (T) dado.

		Predicción	
		lluvia < T	lluvia > T
Observación	lluvia < T	nulos (Z)	Falsas Alarmas (FA)
	lluvia > T	No pronosticados (M)	Aciertos (H)

Bibliografía

- Albers, S., J. McGinley, D. Birkenheuer, and J. Smart (1996), The Local Analysis and Prediction System (LAPS): Analyses of clouds, precipitation, and temperature, *Weather and Forecasting*, 11(3), 273–287.
- Barnes, S. (1964), A technique for maximizing details in numerical weather map analysis, *Journal of Applied Meteorology*, 3(4), 396–409.
- Bech, J., B. Codina, J. Lorente, and D. Bebbington (2003), The sensitivity of single polarization weather radar beam blockage correction to variability in the vertical refractivity gradient, *Journal of Atmospheric and Oceanic technology*, 20(6), 845–855, doi:10.1175/1520-0426(2003)020;0845:TSOSPW;2.0.CO;2.
- Bech, J., E. Vilaclara, N. Pineda, T. Rigo, J. López, F. O'Hora, J. Lorente, D. Sempere, and F. Fàbregas (2004), The weather radar network of the Catalan Meteorological Service: description and applications, in *3rd European Conference on Radar in Meteorology and Hydrology (ERAD 2004)*, vol. 2, pp. 416–420, Visby (Sweden).
- Berenguer, M., C. Corral, R. Sánchez-Diezma, and D. Sempere-Torres (2005), Hydrological validation of a radar-based nowcasting technique, *Journal of Hydrometeorology*, 6(4), 532–549.
- Daley, R. (1992), The effect of serially correlated observation and model error on atmospheric data assimilation, *Monthly weather review*, 120(1), 164–177.
- Garrote, L., and R. Bras (1995), A distributed model for real-time flood forecasting using digital elevation models, *Journal of Hydrology*, 167(1-4), 279–306, doi: 10.1016/0022-1694(94)02592-Y.
- Germann, U., and I. Zawadzki (2002), Scale-dependence of the predictability of precipitation from continental radar images. Part I: Description of the methodology, *Monthly Weather Review*, 130(12), 2859–2873.
- Grell, G., J. Dudhia, and D. Stauffer (1994), A description of the fifth-generation Penn State/NCAR Mesoscale Model (MM5), *NCAR Technical Note*, 398, 122.

- Johnson, J., P. MacKeen, A. Witt, E. Mitchell, G. Stumpf, M. Elts, and K. Thomas (1998), The storm cell identification and tracking algorithm: An enhanced WSR-88D algorithm, *Weather and Forecasting*, 13(2), 263–276.
- Li, L., W. Schmid, and J. Joss (1995), Nowcasting of motion and growth of precipitation with radar over a complex orography, *Journal of applied meteorology*, 34(6), 1286–1300.
- McGinley, J., and J. Smart (2001), On providing a cloud-balanced initial condition for diabatic initialization, in *Conference on weather analysis and forecasting*, vol. 18, pp. 40–44.
- McGinley, J., S. Albers, and P. Stamus (1991), Validation of a composite convective index as defined by a real-time local analysis system, *Weather and forecasting*, 6(3), 337–356.
- Montanari, A. (2005), Large sample behaviors of the generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) in assessing the uncertainty of rainfall-runoff simulations, *Water Resour. Res.*, 41(8).
- Nash, J., and J. Sutcliffe (1970), River flow forecasting through conceptual models. part I-A discussion of principles, *Journal of Hydrology*, 10(3), 282–290, doi: 10.1016/0022-1694(70)90255-6.
- Rigo, T., and M. Llasat (2004), A methodology of convective structures using meteorological radar: Application to heavy rainfall events on the Mediterranean coast of the Iberian Peninsula, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 4, 59–68.
- Rigo, T., and M. Llasat (2007), Analysis of mesoscale convective systems in Catalonia using meteorological radar for the period 1996–2000, *Atmospheric Research*, 83(2-4), 458–472.
- Rigo, T., N. Pineda, and J. Bech (2008), Estudi i modelització del cicle de vida de les tempestes amb tècniques de teledetecció., *Notes d'estudi del Servei Meteorològic de Catalunya*, 72, 58.
- Rigo, T., N. Pineda, and J. Bech (2010), Analysis of warm season thunderstorms using an object-oriented tracking method based on radar and total lightning data, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 10, 1881–1893.
- Rinehart, R., and E. Garvey (1978), Three-dimensional storm motion detection by conventional weather radar, *Nature*, 273, 287–289.
- Sairouni, A., J. Miró, J. Moré, J. Bech, and T. Rigo (2007), Impact of assimilation of observations into the MASS and MM5 models short-range forecast, *EGU General Assembly*.

- Schultz, P., and S. Albers (2001), The use of three-dimensional analyses of cloud attributes for diabatic initialization of mesoscale models, in *Conference on weather analysis and forecasting*, vol. 18, pp. 122–124.
- Treadon, R. (1996), Physical initialization in the NMC global data assimilation system, *Meteorology and Atmospheric Physics*, 60(1), 57–86.
- Vivoni, E., D. Entekhabi, R. Bras, V. Ivanov, M. Van Horne, C. Grassotti, and R. Hoffman (2006), Extending the predictability of hydrometeorological flood events using radar rainfall nowcasting, *Journal of Hydrometeorology*, 7(4), 660–677.
- Wagener, T., H. Wheater, and H. Gupta (2004), *Rainfall-runoff modelling in gauged and ungauged catchments*, Imperial College Pr.
- Xiong, L., and K. O'Connor (2008), An empirical method to improve the prediction limits of the GLUE methodology in rainfall-runoff modeling, *Journal of Hydrology*, 349(1-2), 115–124.
- Zupanski, D., and F. Mesinger (1995), Four-dimensional variational assimilation of precipitation data, *Monthly weather review*, 123(4), 1112–1127.

5 Casos de Estudio

En este capítulo se presentan en primer lugar los casos de estudio en modo diagnóstico para después aplicar algunos de los conocimientos obtenidos durante esta fase al modo pronóstico. Los casos en modo diagnóstico fueron seleccionados dentro del proyecto FLASH en el que suscribe esta tesis (Llasat et al, 2009, 2010). Los casos en modo pronóstico fueron seleccionados a partir del hecho de que en el transcurso del período investigador se tuvo la oportunidad de aplicar de forma operativa parte de la metodología desarrollada en esta tesis que será presentada en el capítulo 8. Este hecho permitió obtener un mayor número de casos de los que disponer de una cantidad de datos suficiente como para realizar su estudio a fondo. Es por ello que en lugar de tener dos conjuntos diferentes de casos de estudio (modo diagnóstico y modo pronóstico), tendremos 3 conjuntos; uno para el modo diagnóstico y dos para el modo pronóstico. El hecho de tener dos conjuntos de datos para el modo pronóstico es debido a que el conjunto de datos inicialmente seleccionado para verificar la metodología de integración de predicción radar y modelo meteorológicos no generaban suficiente caudal como para considerarlos como episodios de avenidas en la cuenca de estudio seleccionada (el río Besòs). El segundo conjunto de datos en modo pronóstico, pues, se ha seleccionado a partir de los episodios que generaban avenidas notables en la cuenca del Besòs durante el período comprendido entre noviembre de 2009 y diciembre de 2010.

5.1. Episodios seleccionados para el modo diagnóstico

Se trata de los 4 principales eventos que registraron inundaciones súbitas en Catalunya entre 2005 y 2006 (Llasat et al. 2008) y contempladas dentro del proyecto FLASH, lo que permitió disponer de datos meteorológicos (incluidos las descargas eléctricas), hidrológicos y de impacto social. Estas inundaciones se registraron los días:

- 12 – 14 de septiembre de 2006

- 13 – 15 de noviembre de 2005
- 11 – 13 de octubre de 2005
- 2 de agosto de 2005

En la presente tesis se analizarán estos mismos 4 casos de estudio pero desde un punto de vista hidrometeorológico. Es por ello que a continuación se presentarán algunas de las características de dichos casos de estudio.

Las principales características pluviométricas de estos casos se pueden encontrar en la tabla 5.1. Cabe destacar que las intensidades 5-minutales para cualquiera de los cuatro casos de estudio se hallaron entre los 80 mm/h y los 134 mm/h. Además, las acumulaciones registradas por los pluviómetros siempre fueron superiores a los 40 mm en la cuenca del Besòs.

Tabla 5.1: Cantidad total e intensidad de precipitación para los 4 casos de estudio seleccionados en modo diagnóstico en el proyecto FLASH para todo el dominio de Catalunya y para la cuenca del Besòs.

Caso	Cantidad máxima de lluvia [mm]		Intensidad máxima de lluvia [mm/h]	
	Catalunya	Besòs	Catalunya	Besòs
2/08/2005	57.1	55.0	117.6	117.6
11–13/10/2005	348.2	81.7	129.6	108.0
13–15/11/2005	148.1	46.4	118.8	80.4
12–14/09/2006	266.1	117.6	249.6	135.6

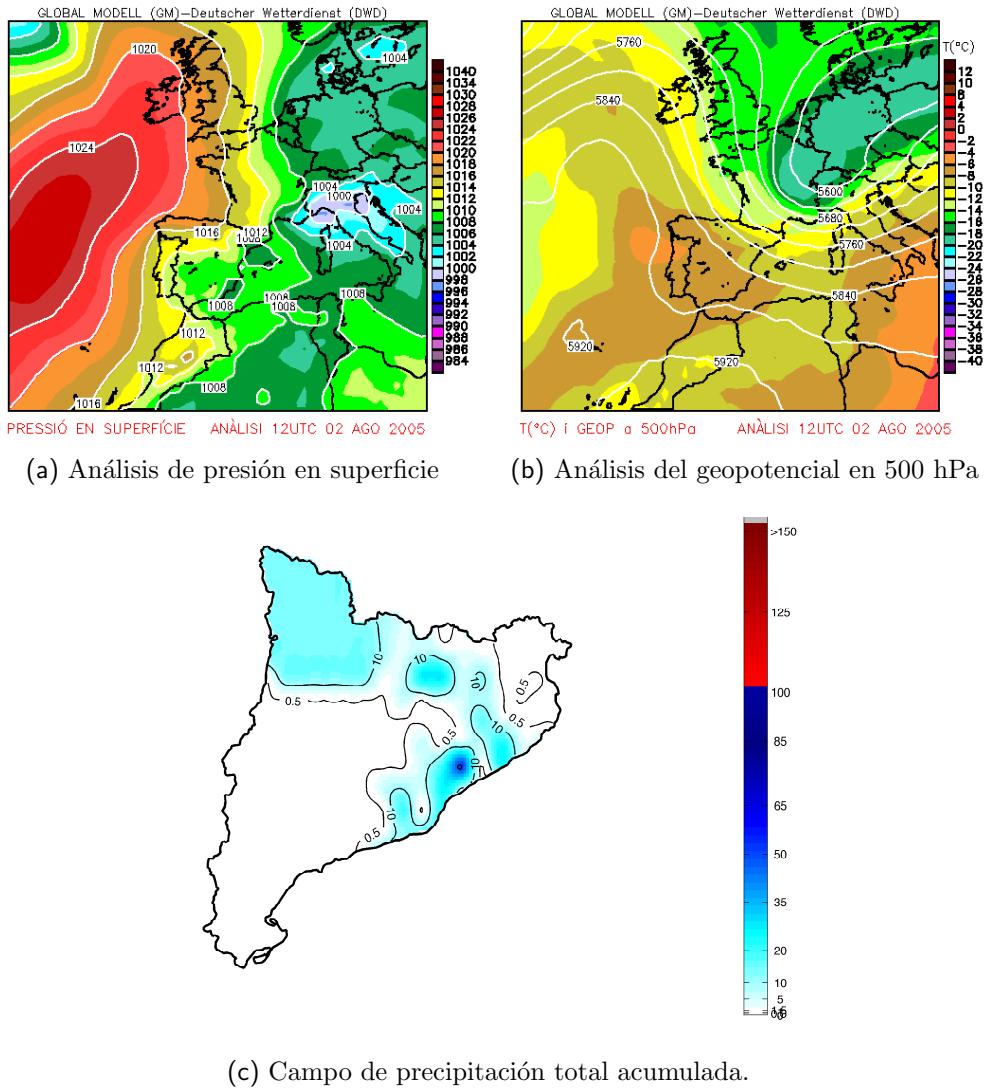


Figura 5.1: Mapas del episodio del 2 de agosto de 2005.

5.1.1. Caso de estudio FLASH: 2 de agosto de 2005

El caso del 2 de agosto es una situación de convección estival propiciada por el paso de una vaguada en altura rozando el tercio norte peninsular (-12°C a 500 hPa a las 12UTC del día 2 de agosto; fig. 5.1b). En capas bajas, hay bajas presiones relativas en todo el mediterráneo español, favoreciendo las condiciones de inestabilidad y organizando tanto la advección cálida y húmeda del mar Mediterráneo como favoreciendo la convergencia en zonas del cuadrante noreste de la Península Ibérica (fig. 5.1a). Las zonas del Pirineo y del litoral y prelitoral de Barcelona y Girona fueron las más afectadas por las precipitaciones (figura 5.1c).

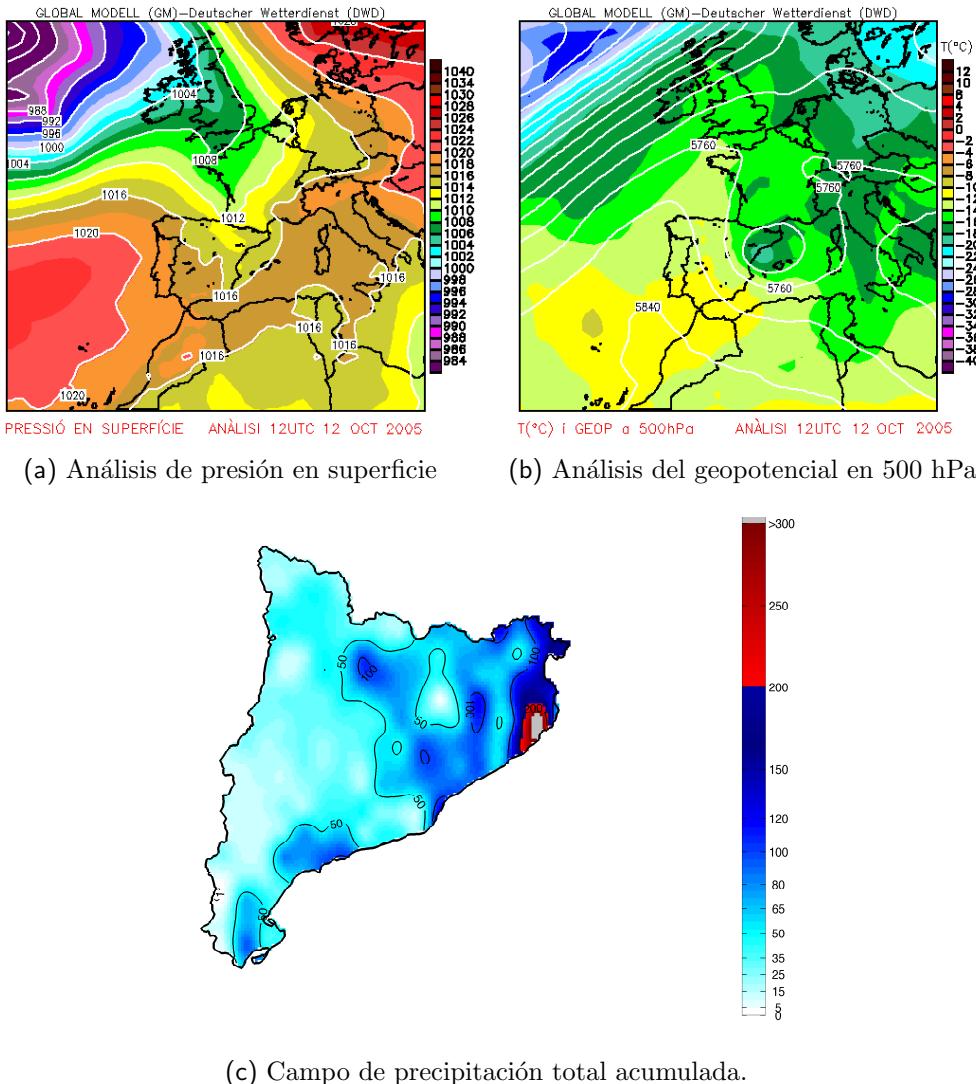


Figura 5.2: Mapas del episodio del 11 al 13 de octubre de 2005.

5.1.2. Caso de estudio FLASH: 11-13 de octubre de 2005

Este episodio estuvo caracterizado por la presencia de una baja en altura en el noreste de la Península Ibérica desligada de la circulación general (-20°C sobre la vertical de Catalunya; fig. 5.2b) y con poco reflejo en superficie (1014 hPa a las 12 UTC del dia 12 Octubre; fig. 5.2a). Esta fuerte inestabilidad en capas altas, junto al elevado contenido de humedad en capas bajas, favorecido por las elevadas temperaturas del Mediterráneo, provocó importantes precipitaciones en todo el litoral y cuadrante noreste de Catalunya, sobretodo en zonas costeras de Girona (figura 5.2c).

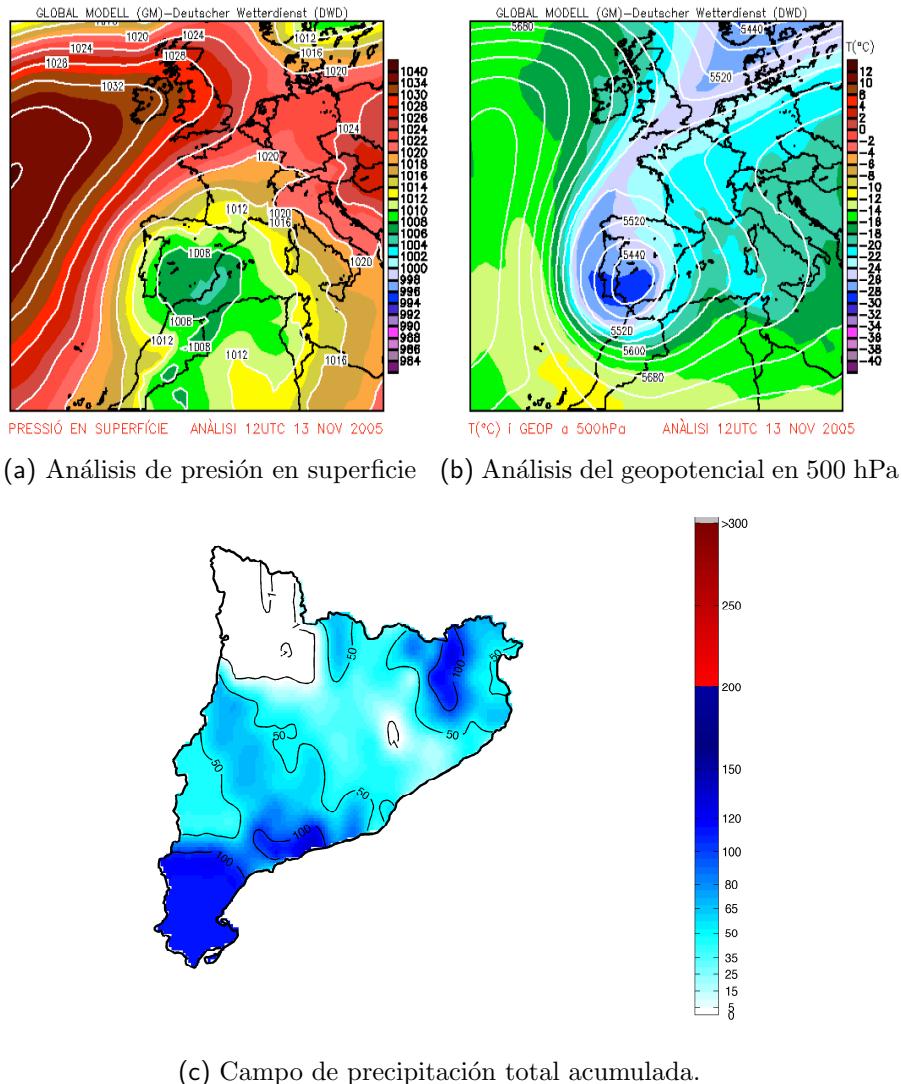


Figura 5.3: Mapas del episodio del 13 al 15 de noviembre de 2005.

5.1.3. Caso de estudio FLASH: 13-15 de noviembre de 2005

El episodio del 13-15 de noviembre es un típico ejemplo de fuerte ciclogénesis ibérica, provocada por una rotura en altura del frente polar, con valores de -30°C a las 12 UTC del día 13 de noviembre en la vertical del sur de la Península Ibérica (fig. 5.3b). Para el mismo día, en superficie se observa la presencia de una perturbación bien configurada, centrada en el sureste peninsular (fig. 5.3a). Esta configuración produjo una advección del este en todos los niveles atmosféricos, con lo que los valores de precipitación registrados fueron significativos en Catalunya, sobre todo en los dos extremos del país, con valores acumulados de más de 100 mm entre los días 13 i 15 (figura 5.3c).

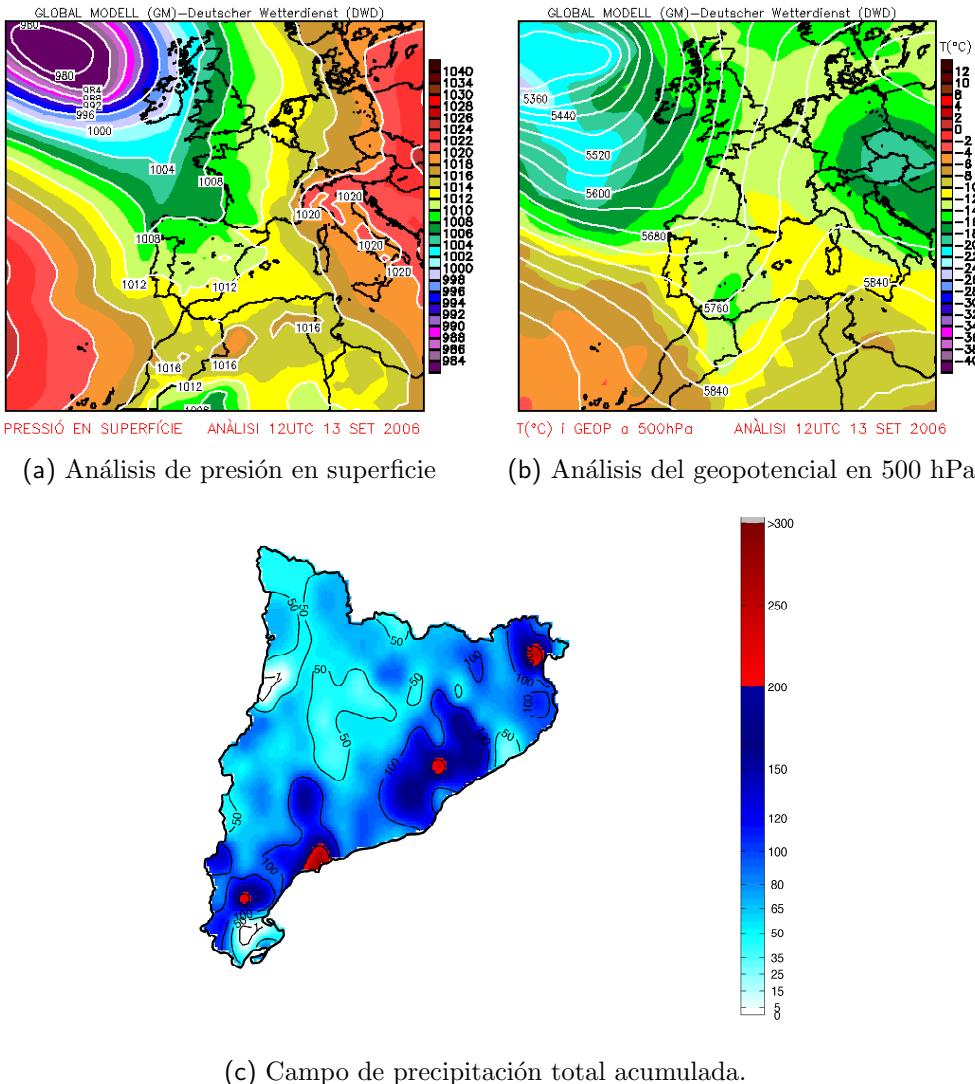


Figura 5.4: Mapas del episodio del 12 al 14 de septiembre de 2006.

5.1.4. Caso de estudio FLASH: 12-14 de septiembre de 2006

El episodio del 12-14 de Septiembre se caracterizó por la presencia de una vaguada en altura centrada en el sureste peninsular (-16°C a las 12 UTC del día 13 de Septiembre; fig. 5.4b). En superficie se observa el paso de un activo sistema frontal, con advección del este-sureste en Catalunya en niveles bajos (fig. 5.4a). Esta situación de fuerte inestabilidad se mantuvo durante los tres días y estuvo claramente potenciada por las elevadas temperaturas del Mediterráneo durante el mes de Septiembre. La precipitación registrada fue muy abundante en general en toda Catalunya, pero sobretodo en el litoral y prelitoral (figura 5.4c).

5.2. Episodios seleccionados para el modo pronóstico

5.2.1. Casos iniciales para verificar el *blending*

Los casos anteriores no pudieron ser utilizados para el estudio de la predicción porque la implementación de las metodologías de predicción descritas en el capítulo anterior tuvo lugar durante el año 2008. Los casos iniciales que se utilizaron para estudiar la metodología de integración fueron aquellos episodios en los que se disponía de datos del modelo meteorológico con asimilación de datos y presentaban precipitaciones notables. Además se intentó tener representación de todos los tipos de precipitación que suelen aparecer en Catalunya. Por este motivo, se seleccionaron episodios fuertemente convectivos pero con una corta duración mientras que algunos otros que tenían una duración superior presentaban cantidades de precipitación inferiores al tratarse de fenómenos estratiformes. Aplicando estos requisitos al período desde finales de 2008 hasta finales del verano de 2009 se obtuvo un conjunto formado por 7 casos de estudio con características diferentes y disponibilidad de datos del modelo meteorológico con asimilación. Un resumen de las características pluviométricas se puede encontrar en la tabla 5.2. Tenemos que comentar que los datos obtenidos con los pluviómetros y a partir del radar pueden presentar valores diferentes. Esto puede estar causado por diferentes motivos como puede ser el hecho que la acumulación máxima se produzca sobre el mar, la subestimación propia de la estimación radar o que la intensidad de precipitación corresponde a intervalos temporales diferentes (6-min para el radar frente a la hora de los pluviómetros).

Tabla 5.2: Características pluviométricas de los 7 casos de estudio utilizados en el proyecto IMPRINTS para estudiar y analizar la metodología de integración de predicción radar y modelo meteorológicos.

Episodio	Acumulación máxima de precipitación (mm)		Intensidad máxima horaria (mm/h)	
	Pluviómetro	Radar	Pluviómetro	Radar
3/10/2008	38.0	51.3	28.7	78.2
16/04/2009	25.4	34.7	7.6	19.6
30/05/2009	34.6	81.7	20.7	59.7
04-06/06/2009	60.8	54.2	24.0	41.4
19/06/2009	70.4	68.9	28.5	30.9
24-26/06/2009	58.3	106.1	37.6	65.2
14/07/2009	34.7	27.5	34.7	21.4

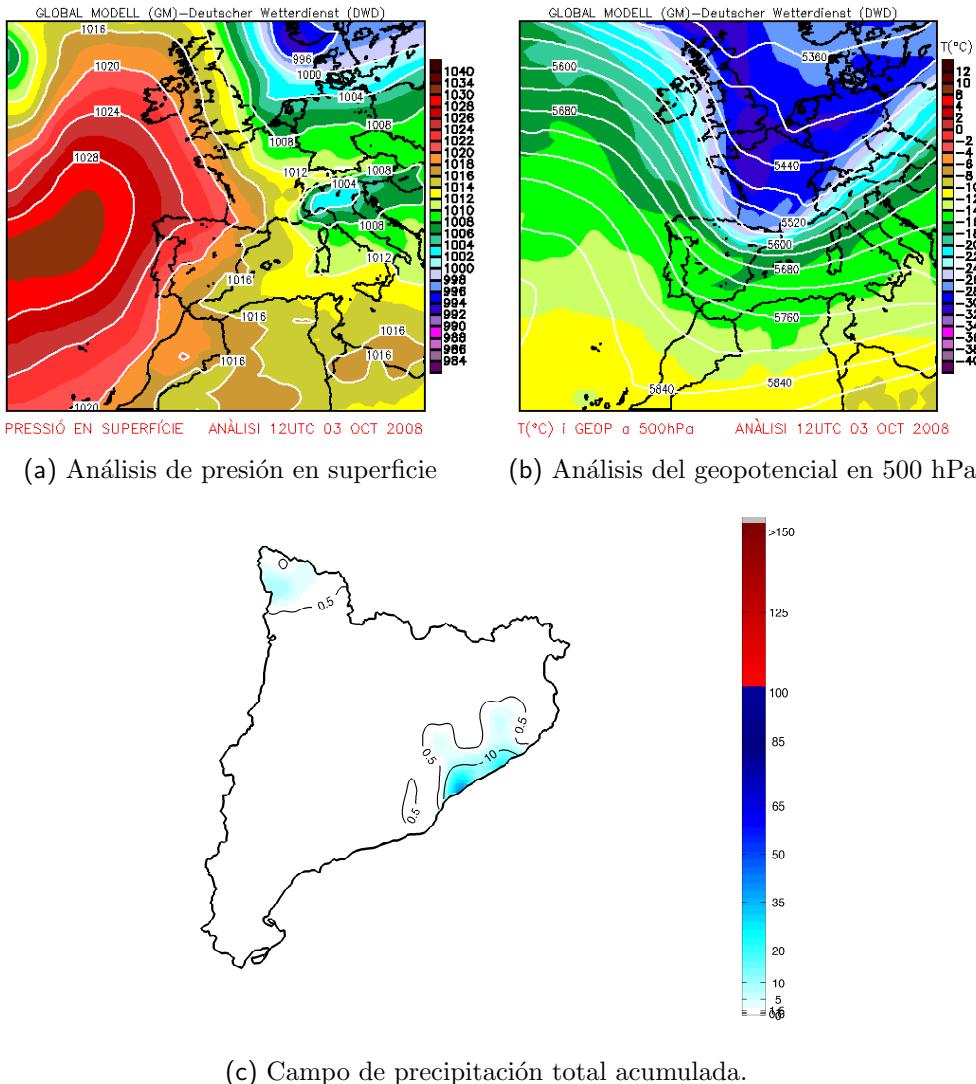


Figura 5.5: Mapas del episodio del 3 de octubre de 2008.

Caso de estudio IMPRINTS: 3 de octubre de 2008

Desde el punto de vista sinóptico, este caso se caracterizó por el paso de una marcada vaguada en capas altas (-24°C a 500 hPa), con eje centrado en la vertical de Catalunya a las 12UTC (fig. 5.5b). A pesar de la fuerte presencia de aire frío en altura, en superficie no se observa un reflejo evidente, al contrario, dominan los vientos de Mestral y Tramuntana en el valle del Ebro y el Empordá respectivamente (fig. 5.5a). Bajo esta circunstancia, la mayor advección de aire húmedo en superficie se da en el litoral y prelitoral central y norte de Catalunya, propiciando en las citadas zonas los mayores valores de precipitación, como bien se observa en la figura 5.5c.

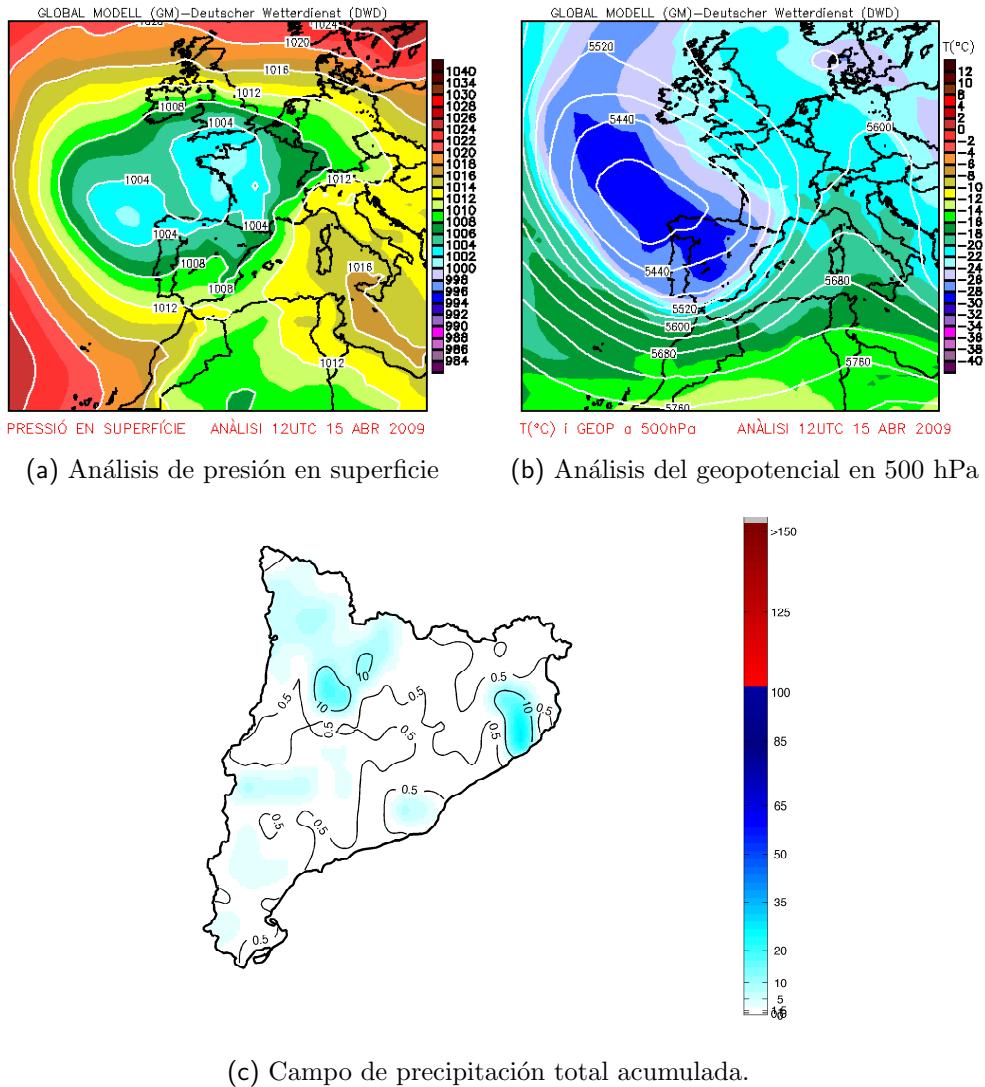


Figura 5.6: Mapas para representar el episodio del 16 de Abril de 2009.

Caso de estudio IMPRINTS: 16 de abril de 2009

La situación sinóptica del 15 de abril estuvo marcada por la intrusión de un fuerte surco en altura (-28°C a 500 hPa), con eje centrado en el oeste peninsular a las 12UTC del dia 15 de abril (figura 5.6b), y sendas perturbaciones en superficie situadas frente a las costas gallegas y Bretaña (figura 5.6a). A pesar de que la máxima inestabilidad se localizaba en la vertiente mediterránea ibérica y el sur de Francia, la advección de suroeste en capas bajas propició que sólo zonas con marcado forzamiento orográfico (Prepirineo) o advección humeda marítima (prelitoral de Girona) recogieran cantidades significativas pero no abundantes de lluvia (figura 5.6c).

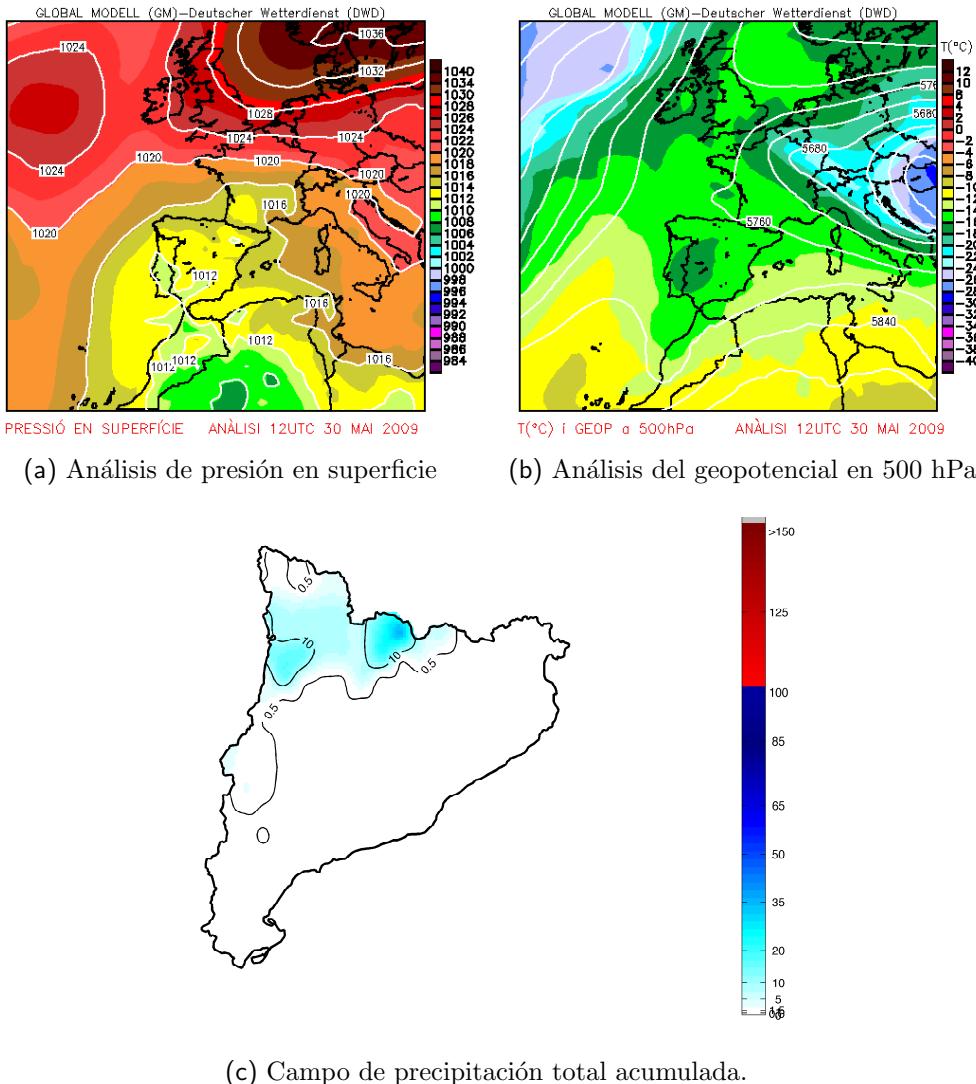


Figura 5.7: Mapas del episodio del 30 de mayo de 2009.

Caso de estudio IMPRINTS: 30 de mayo de 2009

El caso de estudio que nos ocupa fue un episodio convectivo con poca actividad, puesto que a pesar de la marcada advección húmeda en superficie (figura 5.7a), las mayores condiciones de inestabilidad en altura se daban en el interior de la Península, con un surco (-16°C a 500 hPa) en la vertical de Portugal (figura 5.7b) demasiado distante de Catalunya y, por tanto, solo las zonas donde el forzamiento orográfico fue importante se registraron valores de precipitación significativos (figura 5.7c).

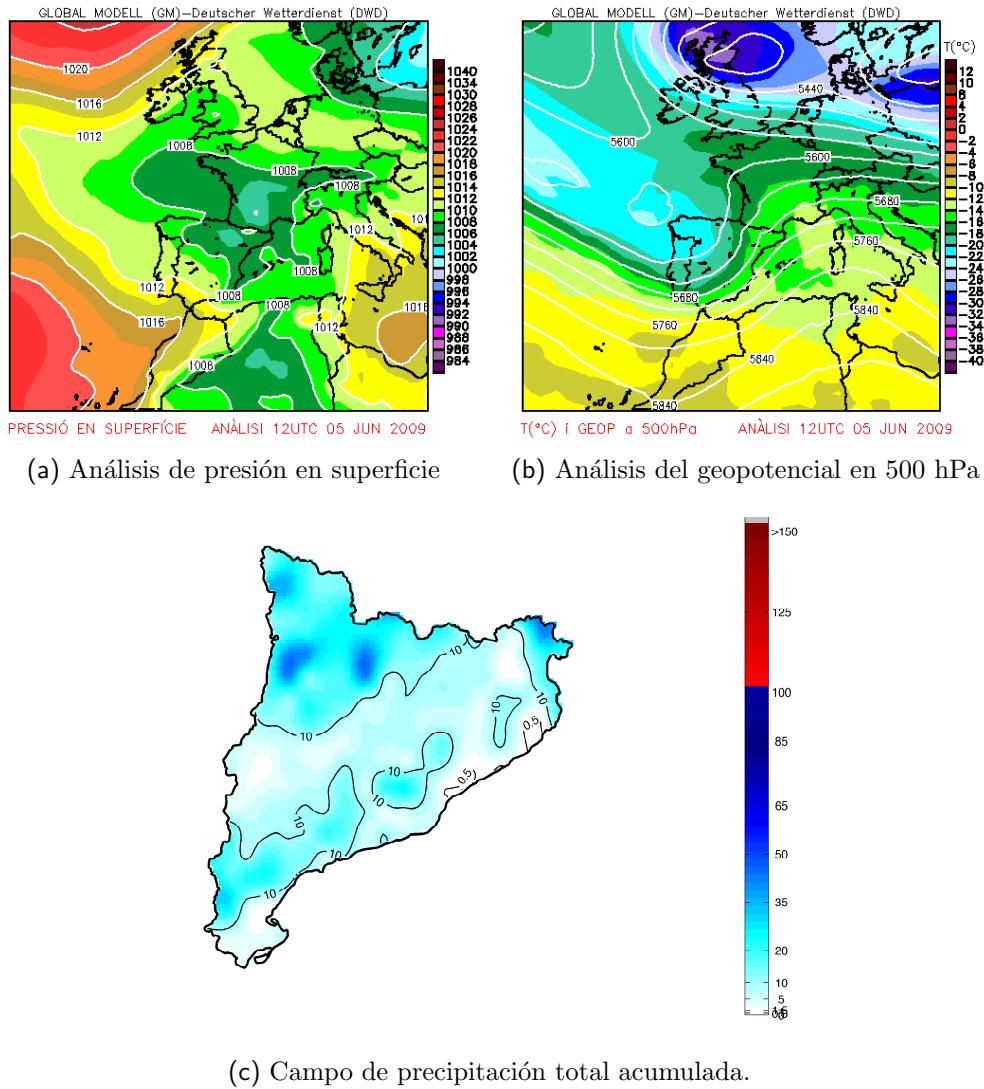


Figura 5.8: Mapas del episodio del 4 al 6 de junio de 2009.

Caso de estudio IMPRINTS: 4-6 de junio de 2009

A escala sinóptica, en este episodio, destaca la entrada de un surco en altura por el oeste peninsular (muy importante habida cuenta que nos encontramos en el mes de junio), con valores de -22°C a 500 hPa en el cuadrante noroeste de la Península a las 12 UTC del día 5 de junio (fig. 5.8b), y con un activo frente asociado atravesando la Península de este a oeste y con bajas presiones centradas en el noreste peninsular y sur de Francia a las 12 UTC del mismo 5 de Junio (fig. 5.8a). Es por tanto, un episodio de lluvias generales y con marcada advección del sur en capas bajas, con lo que los mayores valores de precipitación se localizan en zonas montañosas del prelitoral catalán así como del Prepirineo (fig. 5.8c).

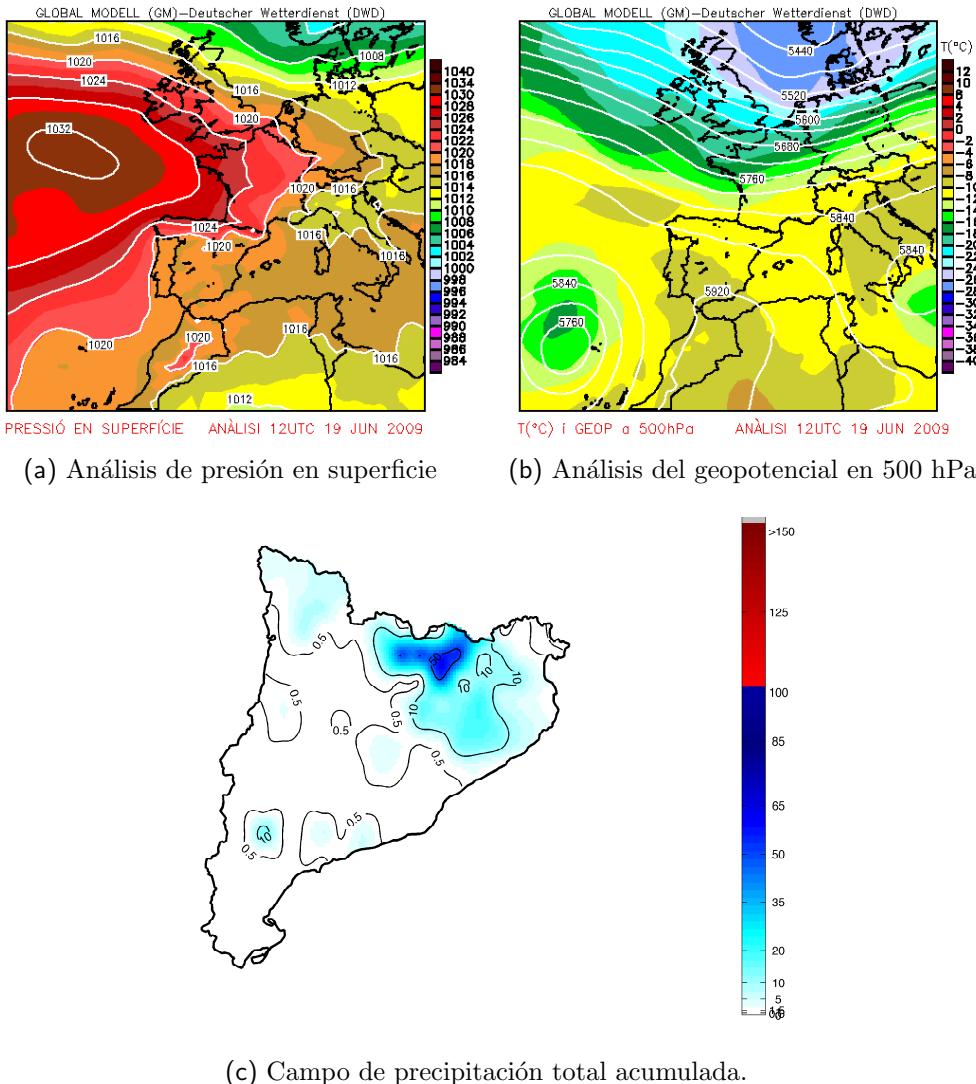


Figura 5.9: Mapas del episodio del 19 de junio de 2009.

Caso de estudio IMPRINTS: 19 de junio de 2009

Es éste un típico episodio convectivo estival, con inestabilidad potencial en capas altas (-12°C a 500hPa a la vertical de Catalunya a las 12 UTC del día 19 de junio; fig. 5.9b) e importante radiación solar en las horas centrales del día. Bajo estas condiciones, el forzamiento de mesoscala ejercido por el relieve pirenaico, sobretodo del sector oriental debido a la confluencia de una ligera advección del norte en el Golfo de León (figura 5.9a) y una marítima en la vertiente mediterránea (ciclo diurno de brisas) favorece el desarrollo de nubes de desarrollo vertical y de precipitaciones significativas (figura 5.9c).

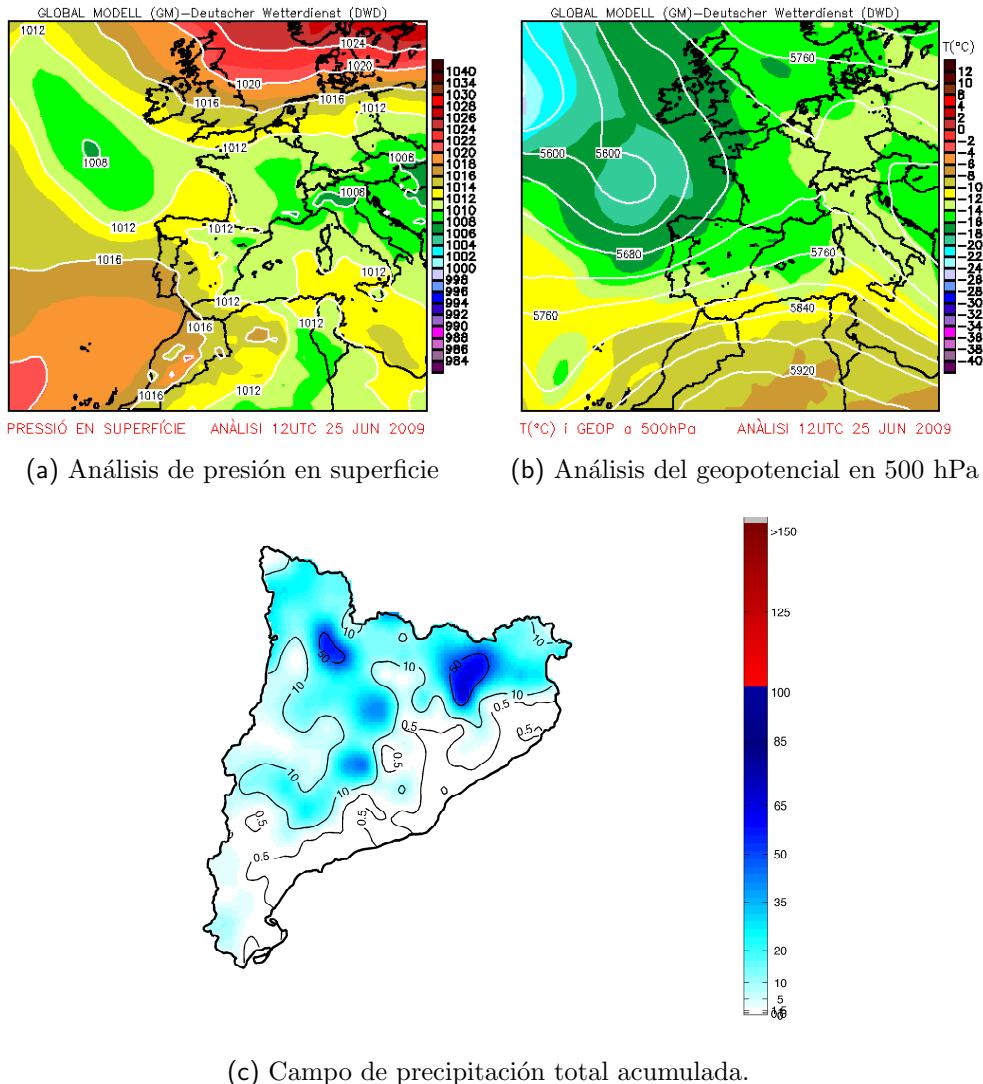


Figura 5.10: Mapas del episodio del 24 al 26 de junio de 2009.

Caso de estudio IMPRINTS: 24-26 de junio de 2009

Nuevamente, es éste un episodio convectivo, con importante instabilidad en capas altas, -16°C a 500 hPa a las 12 UTC del día 25 de Junio (figura 5.10b) y con un ligero reflejo en superficie (figura 5.10a). Esto propició una importante convergencia de humedad en capas bajas y la aparición de importantes fenómenos convectivos en zonas de montaña, tanto del Prelitoral como del Pirineo (fig. 5.10c).

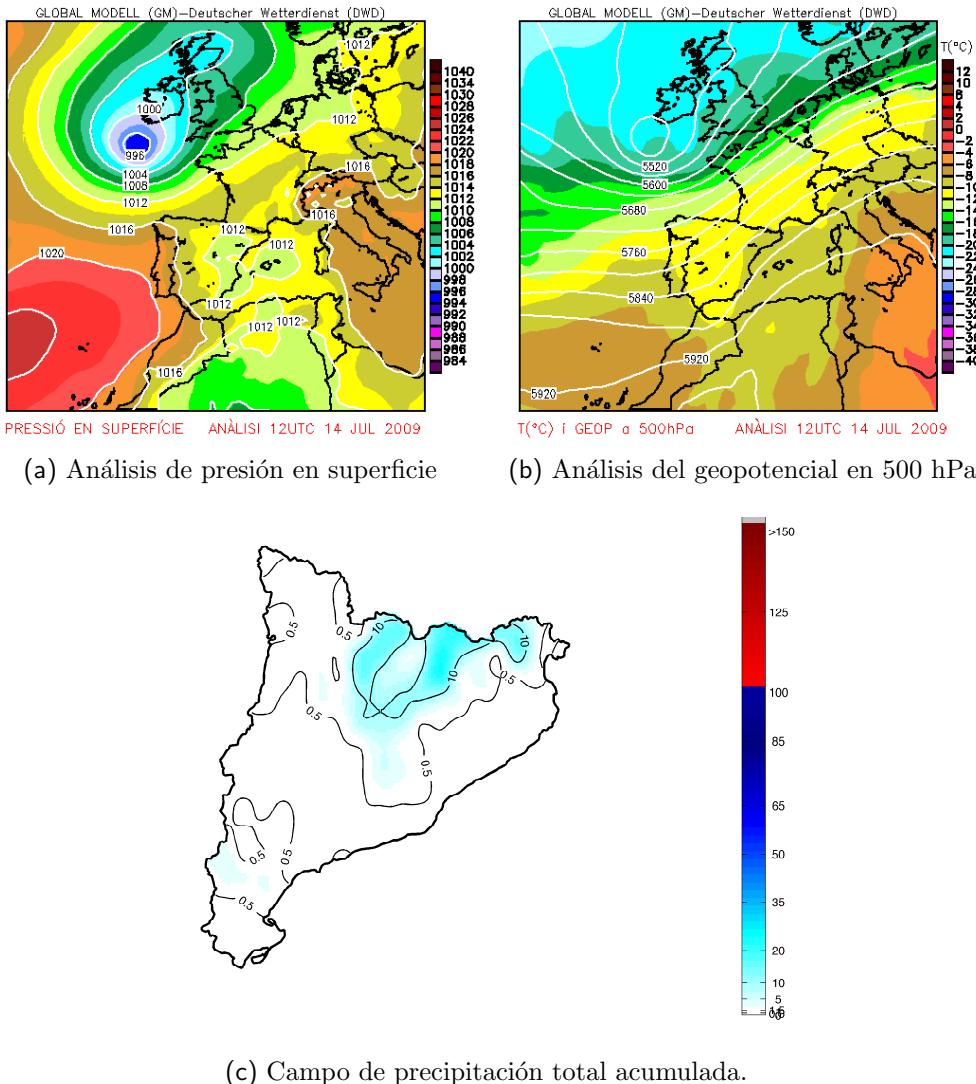


Figura 5.11: Mapas del episodio del 14 de julio de 2009.

Caso de estudio IMPRINTS: 14 de julio de 2009

Estamos, de nuevo, frente a un episodio de convección moderada, con un surco en altura centrado en la Península Ibérica (-12°C a las 12 UTC del dia 14 de Julio; fig. 5.11b), y con bajas presiones relativas en el este de la Península Ibérica. Dada la lejanía del surco (fig. 5.11a), solo las zonas con mayor forzamiento orográfico registraron cuantías significativas de precipitación (figura 5.11c).

5.2.2. Casos seleccionados para la predicción de avenidas en la cuenca del Besòs

Una vez se creó la herramienta operativa para realizar el *blending* (se presenta la metodología y la herramienta propiamente dicha en el capítulo 8) se optó por buscar para ese período episodios de estudio que produjesen avenidas súbitas en la cuenca del Besòs. No se pudo optar por escoger ninguno de los episodios previamente seleccionados porque las precipitaciones no eran suficientemente elevadas en la cuenca de estudio. Con esta premisa se estudiaron todos los datos de precipitación y caudal para el período desde que se implementó en tiempo real, la herramienta de integración que comprende el período desde noviembre de 2009 hasta la fecha de escritura de la presente tesis (noviembre 2010). A pesar de que durante este período se registró una elevada ocurrencia de lluvias sobre Catalunya, la gran mayoría de estos episodios no afectaron de manera notable el caudal en la cuenca del Besòs porque se situaban en otras localizaciones distintas. Por este motivo solamente se pudieron escoger 4 episodios para realizar la verificación de la técnica del *blending* a través de un modelo hidrológico y también cuantificar, mediante el tiempo de respuesta, la mejora de la predicción de las crecidas súbitas en tiempo real. Las propiedades generales de estos casos se presentan en la tabla 5.3. A continuación describiremos algunas características de los 4 casos de estudio que se seleccionaron con este fin.

Tabla 5.3: Características pluviométricas de los 4 casos de estudios seleccionados para verificar la técnica del *blending* mediante la aplicación de un modelo hidrológico distribuido sobre la cuenca del Besòs.

Episodio	Acumulación máxima de precipitación (mm)	Intensidad máxima horaria (mm/h)
2-4/05/2010	115.6	25.0
12-13/05/2010	58.8	28.6
17/09/2010	216.8	79.1
11/10/2010	112.7	39.0

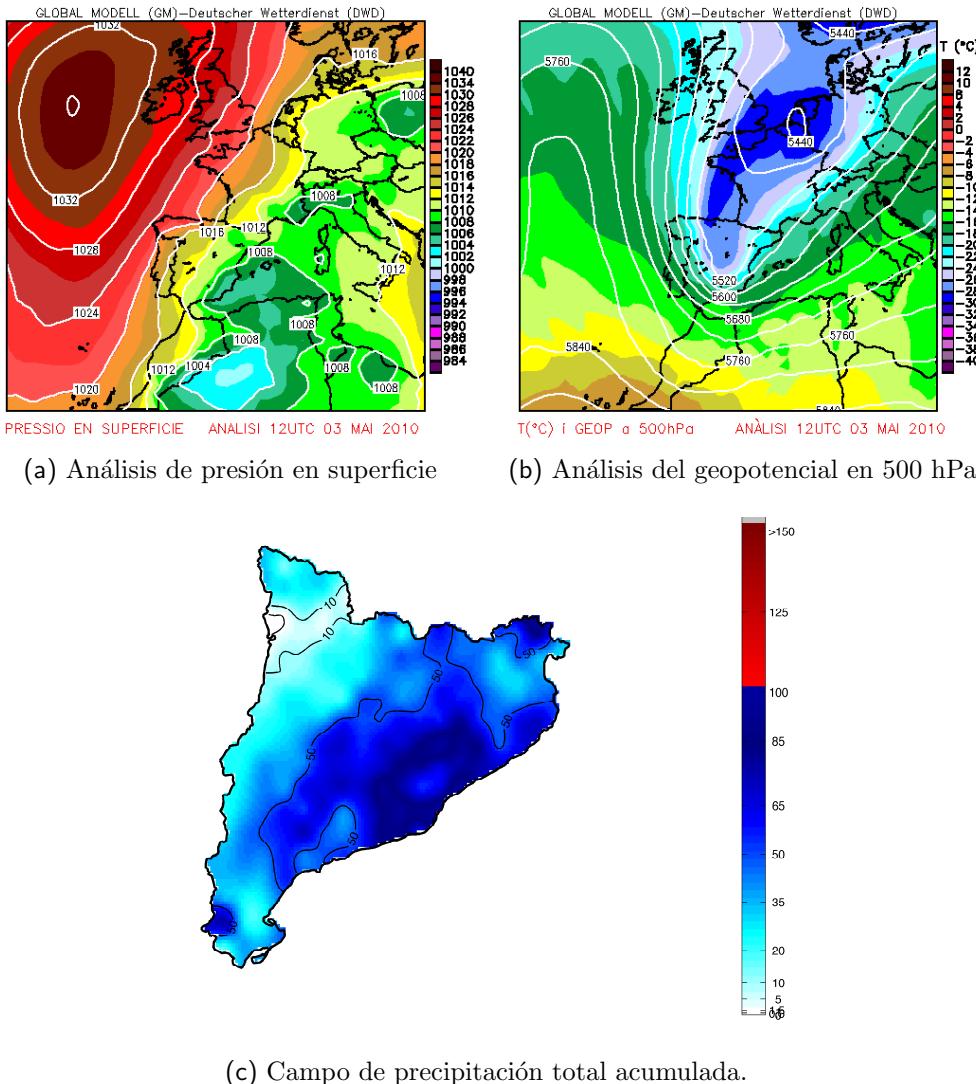


Figura 5.12: Mapas del episodio del 2 al 4 de mayo de 2010.

Caso de estudio: 2-4 de mayo de 2010

El episodio del 2-4 mayo estuvo caracterizado a escala sinóptica por la presencia de una importante vaguada en capas altas, con su eje principal extendiéndose en forma de cuña desde el norte de Francia hasta el noreste peninsular (figura 5.12b), con -28°C a las 12 UTC del día 3 en la vertical del centro peninsular. En superficie, hay bajas presiones bien configuradas en el sureste peninsular, con lo que el flujo del este en superficie es importante en el noreste peninsular (figura 5.12a). Bajo esta circunstancia, la mitad este de Catalunya fue la zona más afectada por importantes precipitaciones (figura 5.12c).

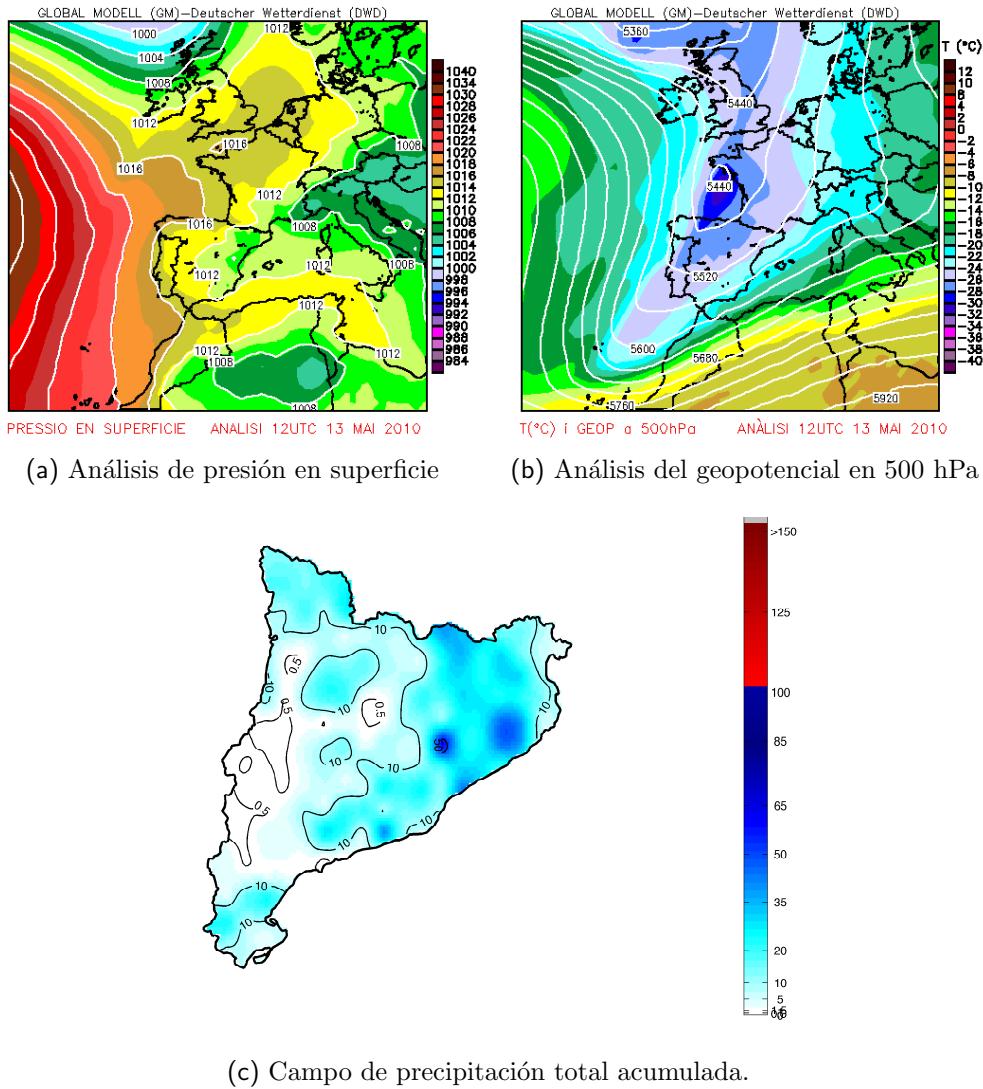


Figura 5.13: Mapas del episodio del 12 al 14 de mayo de 2010.

Caso de estudio: 12-14 de mayo de 2010

Durante este episodio, cabe destacar la presencia de una profunda vaguada atravesando la Península, que se extiende desde las Islas Británicas hasta Madeira (figura 5.13b), con su eje situado en la vertical del noroeste peninsular (-28°C a 500 hPa) a las 12 UTC del día 13 de mayo. En superficie, las bajas presiones se sitúan en el noreste de la Península, asegurando aporte de humedad desde el Mediterráneo en capas bajas, sobre todo al noreste de Catalunya (figura 5.13a, como efectivamente demuestra la precipitación registrada durante todo el episodio (figura 5.13c).

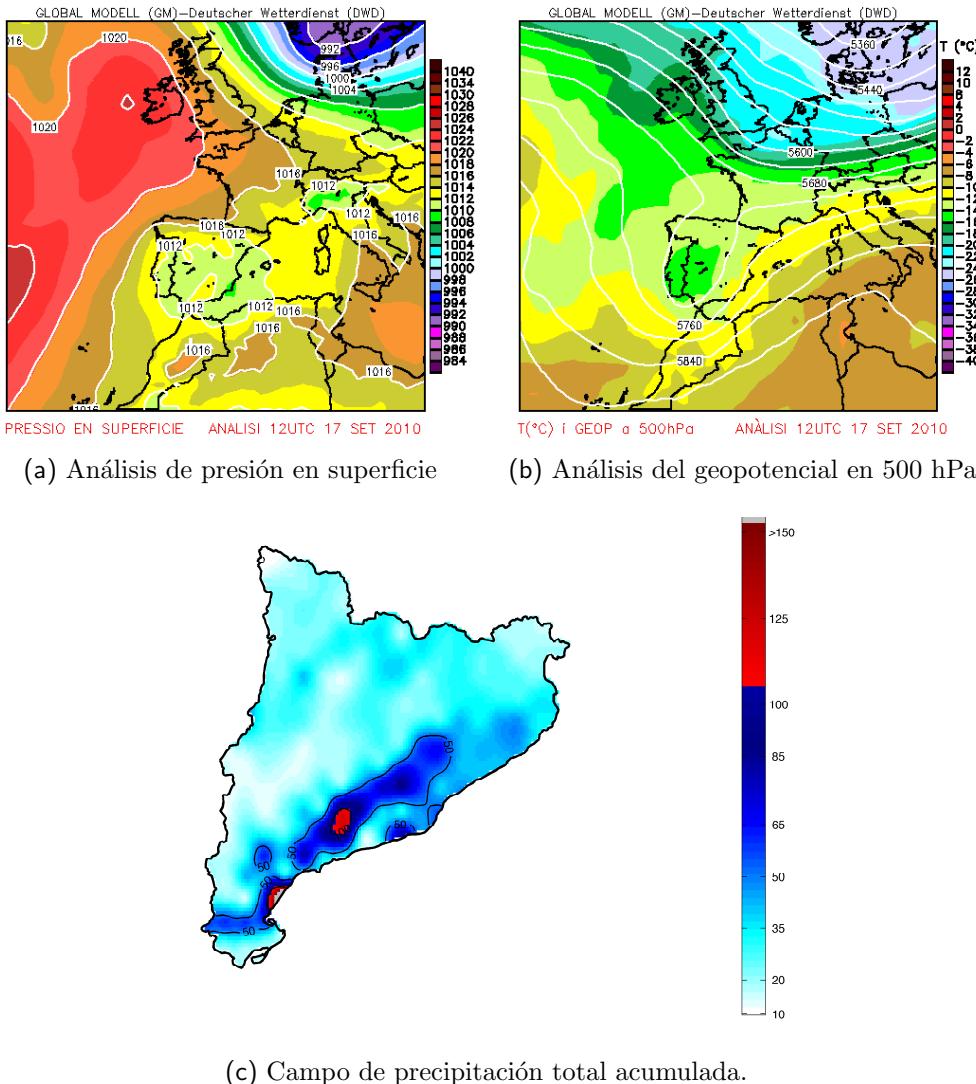


Figura 5.14: Mapas del episodio del 17 de setiembre de 2010.

Caso de estudio: 17 de setiembre de 2010

Episodio marcado por la presencia de una baja aislada en capas altas, centrada en el suroeste peninsular, con -18°C a 500 hPa a las 12 UTC del día 17 (fig. 5.14b). En superficie, hay bajas presiones relativas en todo el sur peninsular, propiciando un flujo de este sobre la vertiente mediterránea (fig. 5.14a). Este episodio se ve favorecido por las altas temperaturas del mar Mediterráneo (finales de verano). Estos casos suelen tener una afectación principal en zonas costeras y del prelitoral catalán, donde los relieves costeros favorecen la convección. La precipitación acumulada durante este episodio ratifica este patrón de precipitación, con valores superiores a los 100 mm en todo el episodio en zonas costeras y del prelitoral catalán (fig. 5.14c).

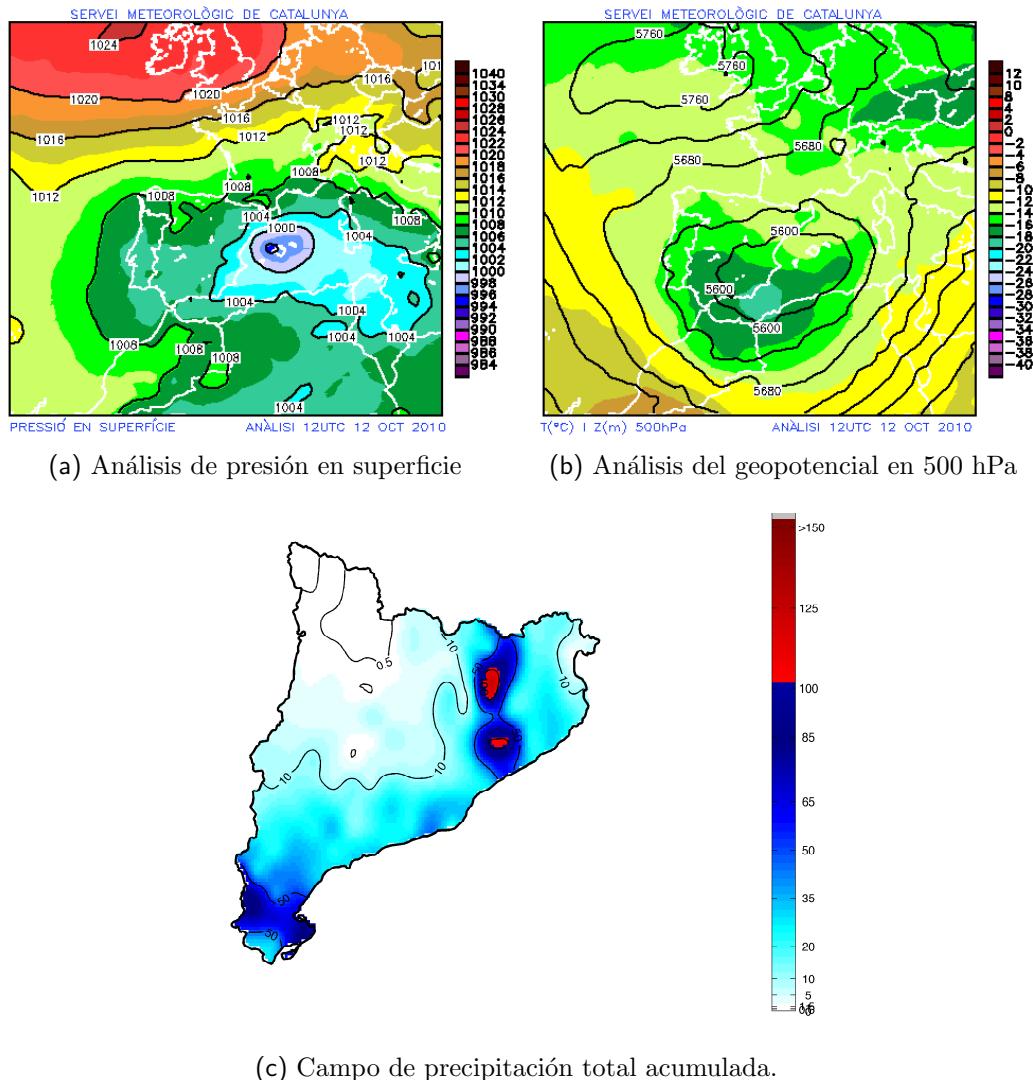


Figura 5.15: Mapas del episodio del 11 al 13 de octubre de 2010.

Caso de estudio: 11-13 de octubre de 2010

El episodio del 11-13 de octubre, es un típico caso de ciclogénesis mediterránea, con la baja en altura centrada en el sureste peninsular, con una temperatura de -20°C a 500 hPa a las 12 UTC del día 12 de octubre frente a las costa de Almería (figura 5.15b). En superficie, nos encontramos con la presencia de una profunda baja (996 hPa) centrada en las Baleares, provocando un claro flujo del este en todo el litoral catalán (figura 5.15a). Las elevadas temperaturas del Mediterráneo favorecieron la ocurrencia de lluvias intensas. La figura 5.15c muestra la precipitación acumulada entre el 11-13 de octubre, con valores muy significativos de precipitación en les Terres de l'Ebre y en el interior de Girona.

Parte I

Estudio en modo diagnóstico

6 Mejora de la estima de la precipitación radar

En este capítulo se estudian, desde el punto de vista pluviométrico, 4 episodios que provocaron avenidas en la cuenca del Besòs. Inicialmente se opta por calcular la precipitación de estos eventos usando las relaciones entre la reflectividad y la intensidad de precipitación que se encontraron en la literatura. Las relaciones estudiadas van desde la clásica de Marshall and Palmer (1948) hasta algunas más modernas y centradas en esta zona de estudio (Cerro et al., 1997; Sánchez-Diezma et al., 2000). Además en este estudio se incluye la separación entre zonas estratiformes y zonas de precipitación convectiva que ha demostrado ser un método eficaz para mejorar las estimaciones de precipitación a partir del radar meteorológico (Lee and Zawadzki, 2005). Una vez evaluados los resultados de estas estimaciones se procede a introducir un método de obtención de la precipitación en que se tenga en cuenta los datos de las estaciones pluviométricas. El método seleccionado es el de adaptación de las funciones de probabilidad obtenidas por medio de ventanas móviles (Window probabilistic matching method, WPMM). Esta técnica nos da como resultado una nueva relación Z/R que contiene información proveniente de los pluviómetros y se realiza teniendo en cuenta inicialmente todos los valores de reflectividad y a continuación introduciendo la separación de tipos de precipitación. Finalmente se tiene en cuenta que el muestreo temporal de las medidas del radar puede llevar a errores significativas para las acumulaciones de precipitación (Liu and Krajewski, 1996). Para corregir estos errores Anagnostou and Krajewski (1999) propusieron una técnica de advección de la reflectividad basada en la maximización de las correlaciones cruzadas. En este capítulo se aplica esta técnica no sólo con el propósito de minimizar esta fuente de error, sino también para transformar los campos de precipitación mediante la modificación de contorno. Esta modificación nos permite reducir la resolución temporal del radar.

Palabras clave: Estima cuantitativa precipitación radar, Cálculo relación Z/R, Advección temporal.

6.1. Introducción

En el apartado 4.1.2 se detallaron las propiedades de la red de radares del SMC. La reflectividad que mide es, en realidad, el factor de reflectividad equivalente (Z_e). Esto es debido a que al calcular la reflectividad a partir de la energía recibida por el radar se presupone, entre otras cosas, que los blancos son esferas líquidas y que dichas esferas son pequeñas comparadas con la longitud de onda del radar, pero al explorar una tormenta con el radar no podemos estar completamente seguros de que ambas hipótesis se cumplan. En nuestro caso particular, en el que queremos estudiar episodios de lluvia intensa con un radar de banda C, la aproximación de Rayleigh está en el límite de su aplicabilidad y pueden haber partículas en otros estados como puede ser el granizo o hielo. Es por ello que se utiliza esta magnitud equivalente. Sin embargo el factor de reflectividad equivalente no es lo mismo que el factor de reflectividad (Z). Este último valor es una característica intrínseca de la tormenta estudiada y está relacionado con el momento de sexto orden de la distribución de tamaños de gotas quedando la siguiente integral 6.1:

$$Z = \int_0^{\infty} N(D) \cdot D^6 dD \quad (6.1)$$

donde D es el diámetro de las gotas de lluvia y $N(D) \cdot dD$ es el número de gotas de lluvia por unidad de volumen con diámetro entre D y $D + dD$.

Por otro lado, la intensidad de precipitación también se puede calcular en función del número de gotas de lluvia ($N(D) \cdot dD$), pero teniendo en cuenta la velocidad de caída o velocidad terminal en función del diámetro de las gotas ($v(D)$) según 6.2:

$$R = \frac{6\pi}{10^4} \cdot \int_0^{\infty} N(D) \cdot v(D) \cdot D^3 dD \quad (6.2)$$

Por tanto, se puede obtener una relación entre la intensidad de precipitación (R) y el factor de reflectividad (Z) relacionando las ecuaciones 6.1 y 6.2 si se conociese la velocidad terminal y la distribución de gotas por unidad de volumen. En uno de los trabajos más referenciados de la meteorología radar (*Marshall and Palmer*, 1948) se propuso una función exponencial para modelizar la distribución del tamaño de gotas (DSD) que también dependía de la intensidad de precipitación. Este estudio dio lugar a una de las primeras y más comúnmente utilizadas relaciones Z/R (*Marshall et al.*, 1955).

Tras este primer trabajo para modelizar la distribución de gotas, se han probado muchos tipos de funciones con el mismo propósito: funciones Gamma (*Ulbrich*, 1983), lognormal (*Feingold and Levin*, 1986) o mediante normalizaciones de escala

(*Sempere-Torres et al.*, 1994). En un trabajo muy reciente (*Chapon et al.*, 2008) se probaron diferentes modelos y también la técnica de obtención de la relación Z/R mediante regresiones no-lineales en función de la estación, la fase y otras propiedades del evento pluviométrico. Aludiendo a este amplio espectro de técnicas y teniendo en cuenta que dentro de una misma tormenta la forma de la DSD puede variar, el conjunto de relaciones existentes en la literatura es enorme.

En nuestra región de estudio tenemos también diferentes estudios de relaciones Z/R mediante el uso de disdrómetros como el de *Cerro et al.* (1997). Es por ello que inicialmente se testarán diversas relaciones encontradas en la bibliografía para intentar obtener una medida del error existente en ellas al suponer que el factor de reflectividad equivalente medido por el radar es igual al factor de reflectividad propio de la tormenta estudiada. Para llevar a cabo este análisis se utilizarán los 4 casos de estudio del proyecto FLASH descritos en el apartado 5.1. Los resultados se mostrarán para intervalos de tiempo horarios y para el total del episodio. Además se separará entre el error obtenido en la cuenca del Besòs y en toda la zona de estudio. De esta manera evaluaremos la mejora en general, pero también si esta mejora depende de otros factores que son más destacables en sectores alejados de la zona de superposición de los tres radares como lo es la cuenca del Besòs.

6.2. Estimación de la precipitación

Como ya se ha comentado, inicialmente se probarán diferentes relaciones Z/R que se han encontrado en la literatura. Las relaciones han sido escogidas por su utilización en otros estudios sobre la cuenca del Besòs o Catalunya. Primero se testarán las relaciones utilizadas de forma general sobre Catalunya sin tener en cuenta ningún tipo de separación para el tipo de precipitación. Los resultados para los 4 casos de estudios sobre toda Catalunya y teniendo en cuenta el episodio íntegro, se muestran en la tabla 6.1.

En esta tabla (6.1) se puede observar como en todos los casos el total de precipitación para radar el episodio es inferior al observado en los pluviómetros. Si observamos el error para cada una de los pluviómetros utilizados para la verificación y a su vez la distribución espacial de éste sobre Catalunya se pueden observar algunos errores que podrían no afectar a la simulación hidrológica sobre la cuenca del Besòs. Es conocido a través de varios estudios (*Zawadzki*, 1984; *Doelling et al.*, 1998; *Uijlenhoet et al.*, 2003; *Steiner et al.*, 2004) que el efecto de utilizar, en la estimación de la precipitación, una relación Z/R errónea tiene un efecto predominante para las áreas próximas al radar (como la cuenca del Besòs), mientras que en las áreas más alejadas este efecto es inferior o comparable con aquellos causados por efectos como pueden ser la atenuación de la señal o ignorar los perfiles verticales existentes en la reflectividad. A fin de centrarse en la verificación en la cuenca de estudio se realiza

Tabla 6.1: Índices de error para la precipitación obtenida mediante varias relaciones Z/R en los cuatro casos de estudio. Estos índices están calculados comparando la cantidad total de precipitación registrada en todas las estaciones XEMA de Catalunya. Las relaciones utilizadas estarán extraídas de: (1) *Marshall et al.* (1955), (2) *Cerro et al.* (1997).

Episodio	Índices	Relación Z/R			
		$200 \cdot R^{1,6(1)}$	$262 \cdot R^{1,55(2)}$	$402 \cdot R^{1,44(2)}$	$377 \cdot R^{1,46(2)}$
Agosto 05	Bias	-0.11	-0.16	-0.23	-0.22
	MAE	-3.81	-4.70	-5.76	-5.58
	RMSE	1.10	1.17	1.27	1.24
Octubre 05	Bias	-0.59	-0.66	-0.76	-0.75
	MAE	-49.41	-51.51	-54.31	-53.93
	RMSE	3.61	3.73	3.90	3.88
Noviembre 05	Bias	-0.72	-0.78	-0.89	-0.87
	MAE	-44.30	-46.55	-49.24	-48.87
	RMSE	4.77	4.97	5.19	5.16
Septiembre 06	Bias	-0.67	-0.73	-0.81	-0.79
	MAE	-73.48	-76.11	-79.49	-79.05
	RMSE	5.68	5.85	6.09	6.06

en segundo lugar sobre la Cuenca del Besòs. Se debe destacar, como ha sido expresado en el apartado 4.1.2, que esta cuenca está bien cubierta por los tres radares y por ello se puede decir que evitamos, parcialmente, errores debidos a la atenuación o medición por encima de la tormenta. Los resultados de la estimación cuantitativa de la precipitación sobre la cuenca del Besòs se presentan en la tabla 6.2.

Lo primero que se tiene que destacar de este nuevo análisis es que los resultados de esta verificación son peores, en general, que los obtenidos teniendo en cuenta todas las estaciones existentes sobre Catalunya. Este hecho puede deberse a varios motivos, pero teniendo en cuenta que los episodios han sido seleccionados por provocar inundaciones súbitas en esta cuenca, la causa más probable es la ocurrencia de precipitaciones intensas en esa zona ya que estas suelen tener mayor error que el obtenido para precipitaciones menores.

Si realizamos la verificación no sólo para el total de precipitación acumulada en cada intervalo, sino que realizamos el cálculo de estos índices para cada hora en la que tenemos datos en las estaciones de la XEMA obtendríamos para cada relación Z/R y cada caso un gráfico como el que se muestra en la figura 6.1. Sin embargo, con el fin de no mostrar un gran conjunto de gráficos e intentar resumir la información en una sola tabla se ha optado por resumir cada gráfico en el valor medio y la desviación estándar del conjunto de resultados que se obtiene para cada episodio. Los valores se obtendrán de nuevo tanto para toda Catalunya (Cuadro 6.3) como

Tabla 6.2: Igual que la tabla 6.1 pero la verificación se ha realizado solo sobre las estaciones de la cuenca del Besòs.

Episodio	Índices	Relación Z/R			
		$200 \cdot R^{1,6(1)}$	$262 \cdot R^{1,55(2)}$	$402 \cdot R^{1,44(2)}$	$377 \cdot R^{1,46(2)}$
Agosto 05	Bias	-0.23	-0.27	-0.32	-0.32
	MAE	-13.19	-14.55	-15.95	-15.82
	RMSE	5.72	6.11	6.51	6.48
Octubre 05	Bias	-0.58	-0.64	-0.73	-0.72
	MAE	-65.86	-68.91	-72.92	-72.38
	RMSE	15.23	15.89	16.76	16.64
Noviembre 05	Bias	-0.53	-0.60	-0.70	-0.69
	MAE	-38.73	-40.85	-43.72	-43.33
	RMSE	15.39	16.07	17.00	16.87
Septiembre 06	Bias	-0.68	-0.73	-0.81	-0.80
	MAE	-110.17	-113.56	-117.85	-117.30
	RMSE	31.95	32.87	34.04	33.89

sobre la cuenca del Besòs (Cuadro 6.4).

Una vez se ha comprobado que estos resultados no son todavía suficientemente buenos, el primer paso que se realiza para intentar mejorarlo es introducir la distinción del tipo de precipitación.

6.2.1. Distinción del tipo de precipitación

En muchos trabajos se ha presentado la clasificación del tipo de precipitación como un primer paso en la mejora de la estimación cuantitativa de la precipitación (*Lee and Zawadzki, 2005*). Así pues, tras verificar la precipitación radar obtenida con las anteriores relaciones Z/R se pasará a distinguir el tipo de precipitación. El método escogido para realizar la distinción de precipitación fue el resultado de una mejora realizada por *Biggerstaff and Listemaa (2000)* en un trabajo previo de *Steiner et al. (1995)*. Los parámetros de separación entre tipos de precipitación fueron calculados para Catalunya por *Sánchez-Diezma (2001)* y *Rigo and Llasat (2004a)*. El proceso pretende identificar aquellas zonas con precipitación estratiforme o precipitación convectiva. Sin embargo, realiza una primera criba para descartar valores de baja reflectividad (inferior a 18 dBZ) que podrían llevar a errores en los algoritmos. Para la clasificación de la precipitación como convectiva se deben realizar los siguientes pasos:

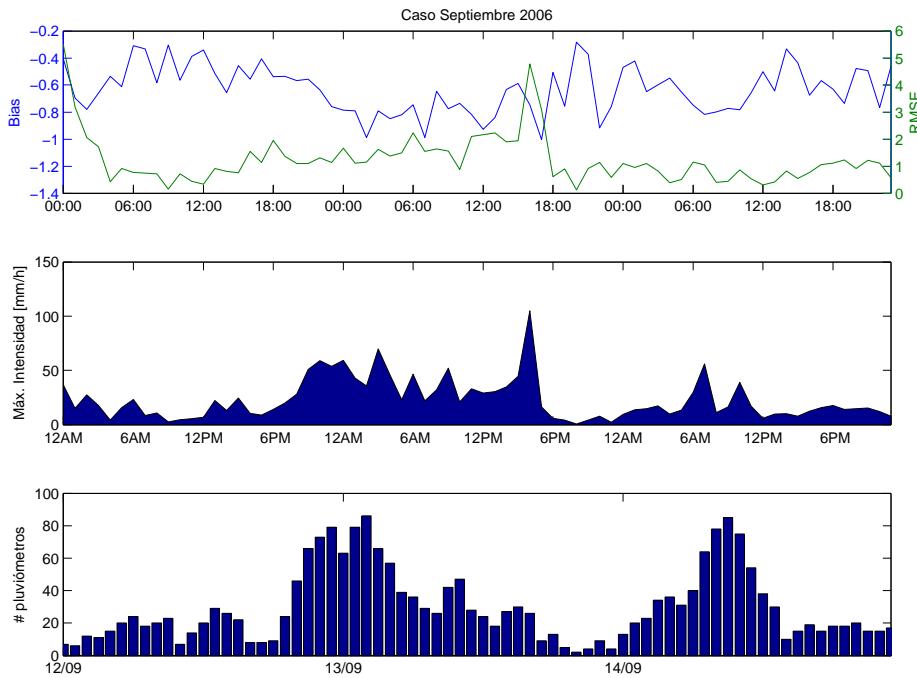


Figura 6.1: Evolución del Bias y RMSE calculado cada hora para el caso de estudio de septiembre de 2006. El máximo de intensidad de precipitación registrado por los pluviómetros y el número de pluviómetros utilizados para obtener los índices mostrados también se muestran para aportar más información a los índices.

- El primer paso según el estudio original (*Steiner et al., 1995*) es seleccionar los píxeles que superasen un determinado umbral. Este valor inferior para considerar los píxeles como convectivos depende de la zona de estudio por lo que no puede cogerse el mismo valor que el obtenido en *Steiner et al. (1995)*. En la zona de estudio de esta tesis, o en zonas colindantes, diversos autores han calculado el valor óptimo para este umbral (*León and Porris, 2001; Carrasco et al., 2001; Sánchez-Diezma, 2001; Rigo, 2004; Sempere-Torresl et al., 2000*, por nombrar algunos). En nuestro caso tomaremos el valor obtenido por *Sánchez-Diezma (2001)* de 43 dBZ. Este umbral ha sido validado en *Rigo and Llasat (2002, 2004b); Llasat et al. (2007)* mediante la comparación del campo de precipitación convectivo obtenido mediante pluviómetros y radar.
- El segundo criterio para clasificar un píxel como convectivo se basa en la existencia de un cierto gradiente en el píxel seleccionado y los puntos de su alrededor. Además se exige que los píxeles en el cual se realiza este estudio del gradiente tengan una reflectividad superior a los 30 dBZ. La relación aplicada

Tabla 6.3: Igual que la tabla 6.1 pero la verificación se ha realizado con los datos horarios. Para representar el conjunto de resultados que se han obtenido se ha presentado la media (μ) y la desviación estándar (σ).

Episodio	Índices	Relación Z/R			
		$200 \cdot R^{1,6(1)}$	$262 \cdot R^{1,55(2)}$	$402 \cdot R^{1,44(2)}$	$377 \cdot R^{1,46(2)}$
Ago 05	Bias	μ	-0.21	-0.28	-0.36
		σ	0.21	0.22	0.23
	MAE	μ	-1.00	-1.18	-1.40
		σ	0.97	0.97	1.03
Oct 05	RMSE	μ	0.84	0.90	0.98
		σ	0.72	0.73	0.75
	Bias	μ	-0.51	-0.57	-0.66
		σ	0.18	0.18	0.17
Nov 05	MAE	μ	-2.51	-2.70	-3.04
		σ	1.36	1.45	1.55
	RMSE	μ	0.87	0.93	1.07
		σ	0.58	0.65	0.69
Sep 06	Bias	μ	-0.37	-0.43	-0.50
		σ	0.25	0.25	0.26
	MAE	μ	-1.34	-1.44	-1.58
		σ	1.16	1.18	1.23
	RMSE	μ	0.54	0.57	0.59
		σ	0.42	0.47	0.47
	Bias	μ	-0.49	-0.54	-0.63
		σ	0.16	0.16	0.18
	MAE	μ	-3.21	-3.38	-3.72
		σ	2.16	2.20	2.38
	RMSE	μ	1.07	1.12	1.24
		σ	0.80	0.84	0.91

es (6.3):

$$Z - Z_b > a \cdot \cos \frac{\pi \cdot Z_{bg}}{b} \quad (6.3)$$

esta ecuación ha sido extraída de *Sánchez-Diezma* (2001) donde $a = 8$ y $b = 128$. El valor de Z_{bg} , denominado reflectividad de fondo, corresponde al promedio lineal de todos los pixeles no nulos (reflectividad superior a 18 dBZ) que están dentro de una circunferencia de 11 km de radio alrededor del pixel donde se estudia el gradiente.

- El tercer paso consiste en la condición de vecindad, es decir, aquellos pixeles que estén en un radio inferior a un radio crítico, r_c , serán considerados como convectivos si superan las diferentes reflectividades expuestas en la tabla 6.5

Tabla 6.4: Igual que la tabla 6.3 pero para las estaciones que pertenecen a la cuenca del Besòs.

Episodio	Índices	Relación Z/R			
		$200 \cdot R^{1,6(1)}$	$262 \cdot R^{1,55(2)}$	$402 \cdot R^{1,44(2)}$	$377 \cdot R^{1,46(2)}$
Agosto 05	Bias	μ	-0.13	-0.18	-0.27
		σ	0.11	0.11	0.12
	MAE	μ	-1.72	-1.96	-2.25
		σ	2.20	2.39	2.58
	RMSE	μ	1.65	1.73	1.83
		σ	1.67	1.71	1.75
Octubre 05	Bias	μ	-0.45	-0.51	-0.57
		σ	0.36	0.36	0.35
	MAE	μ	-2.17	-2.36	-2.85
		σ	2.66	2.86	3.72
	RMSE	μ	1.53	1.67	2.04
		σ	1.55	1.81	2.98
Noviembre 05	Bias	μ	-0.25	-0.32	-0.40
		σ	0.39	0.39	0.36
	MAE	μ	-1.03	-1.15	-1.31
		σ	1.24	1.24	1.24
	RMSE	μ	0.93	0.97	1.05
		σ	0.93	0.96	1.01
Septiembre 06	Bias	μ	-0.45	-0.52	-0.62
		σ	0.37	0.37	0.37
	MAE	μ	-4.58	-4.74	-5.17
		σ	5.54	5.60	5.75
	RMSE	μ	2.94	3.03	3.32
		σ	2.95	2.99	3.10

que varían según el radio crítico hasta un máximo de casi 5 km (*Rigo, 2004*).

Tabla 6.5: Tabla con los valores de reflectividad de fondo para la clasificación de los pixeles convectivos en función de los radios estudiados

Condición	Radio
$Z_{bg} > 30dBZ$	$r_1 = 2,0 \text{ km}$
$Z_{bg} > 35dBZ$	$r_2 = 2,83 \text{ km}$
$Z_{bg} > 44dBZ$	$r_3 = 4 \text{ km}$
$Z_{bg} > 45dBZ$	$r_4 = 4,47 \text{ km}$

Los píxeles que no cumplan ninguna de las condiciones anteriormente mencionadas y a su vez tengan un valor de reflectividad superior a los 18 dBZ serán considerados como píxeles estratiformes. Sin embargo el trabajo de *Biggerstaff and Listemaa* (2000) mostró que introducir información de los gradientes horizontales tras este análisis mejoraba los resultados de clasificación estratiforme-convectiva. Por este motivo, una vez que se ha hecho la clasificación según estos tres criterios, se aplicarán dos criterios más para cambiar la clasificación de píxeles convectivos a estratiformes y viceversa. Comentar que de nuevo los valores aquí utilizados están obtenidos de *Rigo* (2004).

- Cambio de convectivo a estratiforme: Aquellos píxeles con valores de reflectividad inferiores a 35 dBZ y que presenten un gradiente horizontal de reflectividad inferior a 3 dBZ/km.
- Cambio de estratiforme a convectivo: Se aplicará a aquellos píxeles con reflectividad superior a los 30 dBZ y cuyo gradiente horizontal de reflectividad supere los 3 dBZ/ km.

En este trabajo se aplicarán diferentes relaciones Z/R para la precipitación estratiforme y convectiva para comprobar esta mejora y evaluar si este paso es suficiente para obtener un campo de precipitación adecuado para su aplicación en la modelización hidrológica. Las relaciones se han escogido por su aplicación en estudios previos y debido al rango que abarcaban que se puede observar en la figura comparativa entre las relaciones Z/R (Figura 6.2). Se debe comentar que aparece la relación Z/R utilizada para los radares de banda S que forman el red de radares de los Estados Unidos de América (*NEXRAD*). Ésta se aplicó por la pendiente tan diferente respecto a las otras relaciones Z/R estudiadas.

Un vez distinguida la precipitación entre convectiva y estratiforme, se procede del mismo modo que para las relaciones Z/R aplicadas sin distinción del tipo de precipitación. Para ello realizaremos tres pasos:

- La distinción del tipo de precipitación se aplica a las imágenes de reflectividad radar cada seis minutos.
- Se aplicará una relación Z/R diferente dependiendo si la zona ha sido clasificada como estratiforme o convectiva obteniendo el campo de intensidad de precipitación de cada imagen radar.
- Finalmente se acumularán las imágenes a escala horaria para poder realizar la verificación a escala horaria con las estaciones XEMA.

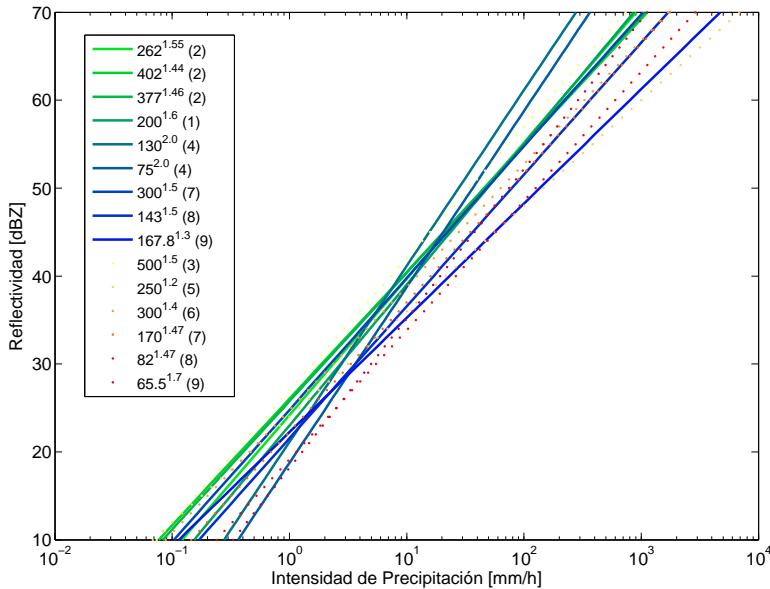


Figura 6.2: Diferentes relaciones Z/R testadas en la literatura. Las que se representan con líneas y colores entre azul y verdoso corresponden a aquellas relaciones utilizadas sin distinción de la precipitación o para las zonas estratiformes. Las relaciones representadas con líneas de puntos en colores más cálidos se han utilizado para las zonas convectivas. Las relaciones Z/R se han propuesto en: (1) *Marshall et al.* (1955), (2) *Cerro et al.* (1997), (3) *Joss and Waldvogel* (1990), (4) *Cairns et al.* (1998), (5) *Rosenfeld et al.* (1993), (6) *Fulton et al.* (1998), (7) *Haddad et al.* (1997), (8) *Steiner et al.* (1995), (9) *Bringi et al.* (2002)

Para evitar mostrar demasiadas tablas y teniendo en cuenta que los resultados de la acumulación a lo largo del episodio se han mostrado del mismo orden que la media de los resultados de la comparación horaria, se ha optado por mostrar únicamente la verificación global. A pesar de que una de las características más interesantes desde el punto de vista hidrológico del radar, conjuntamente con su resolución espacial, es la resolución temporal, es importante también que la cantidad total de precipitación acumulada a lo largo del episodio sea similar a la real. Es por ello que, podemos cuantificar si la estimación es óptima para su aplicación en la simulación hidrológica mediante la verificación para todo el episodio.

El número de relaciones finalmente estudiadas en este apartado es más amplio que el utilizado en el capítulo previo. Con el fin de evitar presentar todos los resultados en varias tablas se ha preferido presentar una selección con las relaciones que obtienen los resultados para cada índice (Tabla 6.6).

Tabla 6.6: Resultados de los tres índices utilizados para la cuantificación del error en la estimación de la lluvia teniendo en cuenta distinción de precipitación convectiva (C) y estratiforme (S). Sólo se presenta el mejor resultado para cada índice y la relación Z/R que lo obtuvo para los 4 casos de estudio utilizando todas las estaciones.

Episodio	Índice	Z/R zona C	Z/R zona S	Valor
Agosto 05	Bias	300 ^{1,4}	75 ²	-0.02
	MAE	170 ^{1,47}	300 ^{1,5}	-1.1
	RMSE	170 ^{1,47}	300 ^{1,5}	1.00
Octubre 05	Bias	82 ^{1,47}	143 ^{1,5}	-0.41
	MAE	82 ^{1,47}	143 ^{1,5}	-39.1
	RMSE	82 ^{1,47}	143 ^{1,5}	2.91
Noviembre 05	Bias	300 ^{1,4}	75 ²	-0.56
	MAE	82 ^{1,47}	143 ^{1,5}	-36.6
	RMSE	82 ^{1,47}	143 ^{1,5}	4.29
Septiembre 06	Bias	82 ^{1,47}	143 ^{1,5}	-0.44
	MAE	82 ^{1,47}	143 ^{1,5}	-56.5
	RMSE	82 ^{1,47}	143 ^{1,5}	4.63

Los resultados muestran que el uso de relaciones diferentes para las zonas convectivas y estratiforme mejoran la estimación de la precipitación. Este hecho se observa tanto si la evaluación se realiza para todas las estaciones de Catalunya, como si sólo se tienen en cuenta las de la cuenca que estudiamos. Sin embargo la mejora obtenida continúa sin ser suficientemente buena para los tres casos con mayor cantidad de precipitación y es por ello que se aplicará algún método para intentar conseguir un campo de precipitación sobre la cuenca del Besòs con una calidad adecuada para su utilización con fines hidrológicos. Estos resultados, entre otros, fueron obtenidos también en un reciente estudio (*Trapero et al.*, 2009) que realizó la verificación de la estimación de lluvia obtenida de la red de radares del SMC para todo un año.

6.3. Mejora de la estima de precipitación

Una vez que hemos comprobado que diversas relaciones Z/R que encontramos en la literatura no dan resultados suficientemente satisfactorios, debemos intentar mejorar nuestra estimación de la precipitación. En la literatura se han encontrado varios procedimientos. Como hemos comentado en el apartado 4.1.2 sólo disponemos de los datos de reflectividad equivalente en los diferentes planos que forman el volumen CAPPI. Así pues, parte de las correcciones que se suelen realizar como, por ejemplo la corrección de la atenuación en función de la distancia al radar e intensidades de reflectividad en el camino del haz, no se pueden realizar porque al tener la

combinación de una red de tres radares no sabemos exactamente de cual procede la medición. Además, partimos de la base de que disponemos de una reflectividad a la que se han realizado diversas correcciones (sección 4.1.2). Así que nos centraremos plenamente en la mejora de la estimación de la precipitación a partir de los valores de reflectividad equivalente obtenidos.

Tenemos varios tipos de procedimiento para mejorar la estimación de la precipitación a partir del radar.

Algunos estudios sobre nuestra región de estudio han demostrado que la utilización de Perfiles Verticales de Reflectividad (*Vertical Profile Reflectivity; VPR*) mejoran la estimación de la precipitación al darnos un valor de reflectividad más similar al que el radar mediría en la superficie.

Otro de los métodos para mejorar la QPE es buscar variables que mediante relaciones múltiples nos den información sobre el tipo de precipitación o cuantifique posibles errores. Un estudio reciente en Israel mostró que este procedimiento daba resultados satisfactorios frente a otros métodos de interpolación (*Morin and Gabella, 2007*). Sin embargo, este procedimiento se intentó realizar con los datos de reflectividad que se tenían para estos cuatro episodios y no se obtuvieron correlaciones entre las variables suficientemente elevadas (*Atencia et al., 2008*) por lo que se descartó.

Otra de las metodologías que se han aplicado sobre Catalunya consiste en la integración o unión del campo de precipitación obtenido mediante las estaciones pluviométricas (interpolación espacial) y el campo observado por el radar a través de una de las relaciones Z/R existentes en la literatura. Un amplio resumen sobre estas técnicas se pueden encontrar en la tesis de (*Velasco-Forero, 2009*).

Sin embargo en la presente tesis se ha optado por intentar utilizar la información de las estaciones para calcular una nueva relación Z/R que nos de unos resultados satisfactorios a lo largo del episodio estudiado para su aplicación hidrológica. El método escogido para ello se basará en la idea presentada inicialmente por *Calheiros and Zawadzki (1987)* que intenta igualar las distribuciones de probabilidad de las intensidades de precipitación registradas por los pluviómetros y las obtenidas mediante el radar. Esta técnica fue modificada por *Rosenfeld et al. (1994)* quien introdujo unas ventanas móviles para minimizar posibles errores en el cálculo de la nueva relación Z/R. Todas las características de la técnica y algunas modificaciones introducidas en la esta metodología se presentan a continuación.

6.3.1. Técnica WPMM

Para mejorar la estimación cuantitativa de la precipitación a partir del radar se ha obtenido una nueva relación Z/Rs mediante el método WPMM. Este método (*Ro-*

senfeld et al., 1994) se basa en hacer coincidir las distribuciones de probabilidades de las intensidades de lluvia y de reflectividad equivalente del radar. Obviamente, las medidas espaciales obtenidas mediante el radar y puntuales obtenidas con los pluviómetros están plagados de errores de sincronización y espaciales. Muchos de los errores temporales y geométricos pueden ser eliminados mediante la aplicación del método de probabilidad de clasificación utilizando series de tiempo sincronizadas (*Rosenfeld et al., 1993*). Esto se logra haciendo coincidir las intensidades pluviométricas con las reflectividades radar tomando pequeñas ventanas centradas sobre los pluviómetros (Fig. 6.3) que se forman mediante la agrupación de valores en el tiempo (30 minutos) y en el espacio (3x3 píxeles). *Zawadzki (1975)* encontró una relación entre el área de esta ventana (A) y la dispersión temporal de las medidas obtenidas por el pluviómetro (T) representada por la siguiente ecuación:

$$T = \frac{1}{3} \cdot \frac{A^{\frac{1}{2}}}{V} \quad (6.4)$$

donde V representa la velocidad horizontal media de las estructuras de precipitación.

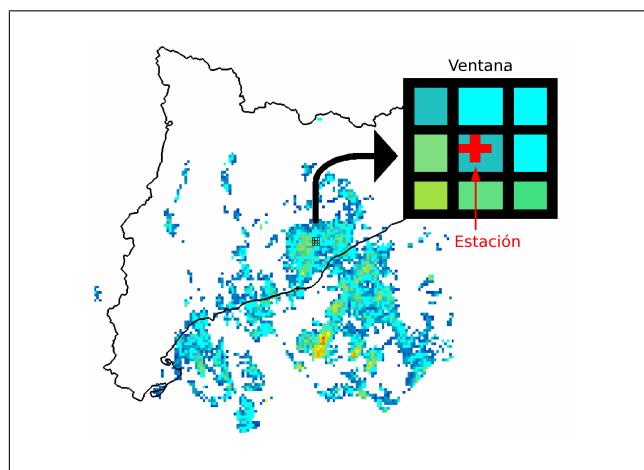
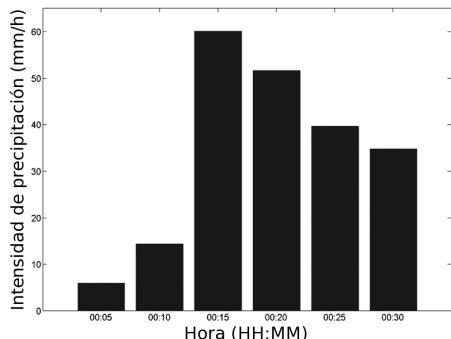


Figura 6.3: Ejemplo de ventana radar a partir de un pluviómetro. El área de la ventana de 3×3 píxeles está centrada sobre un pluviómetro (cruz roja).

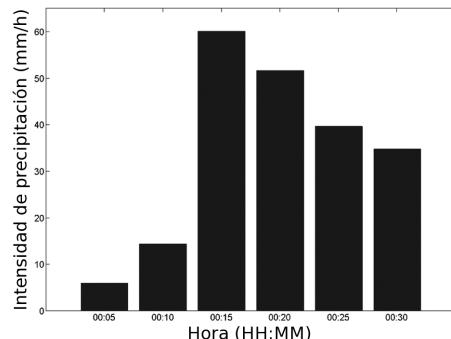
Atlas et al. (1990) encontraron una velocidad horizontal media en zonas con presencia de lluvias convectivas de alrededor de 20 km/h. Por lo tanto, el uso de ventanas de 3×3 píxeles conlleva a utilizar un tiempo de concentración para la medición de la lluvia mayor de 6 minutos. En este trabajo, la resolución mínima de los pluviómetros es de 5 minutos, pero se agregan a intervalos 30-minutales, a fin de tener dos ventanas temporales iguales. Este hecho garantiza una correcta correlación entre ambas mediciones de radar y las estaciones pluviométricas (*Rosenfeld et al., 1994; Zawadzki, 1975*). Por otra parte, la resolución temporal del radar (6 minutos) es la óptima para la ventana seleccionada. Así pues, es necesario construir las ven-

tanadas radar. Cada ventana radar, y su correspondiente ventana pluviométrica, se considera como una sola medición independiente del resto de ventanas que se pueden seleccionar de manera aleatoria. El proceso para la construcción del conjunto de datos de todas las ventanas se divide en los siguientes tres pasos:

- Primero se construyen las ventanas radar (3×3 píxeles) alrededor de los pluviómetros seleccionados (Fig. 6.3).
- En segundo lugar, se obtienen a partir de seis valores de la intensidad 5-minutal medida por los pluviómetros SAIH, las ventanas independientes para cada una de las estaciones de medición de la lluvia (Fig. 6.4 (a)).
- El tercer paso consiste en construir las ventanas independientes de la reflectividad para cada periodo 30 minutal tomando los valores de cinco ventanas de resolución temporal 6-minutal construidas en el primer paso (Fig. 6.4 (b)).



(a) Ejemplo de un conjunto de datos pluviométricos 5-minutales para un período de 30 minutos.



(b) Ejemplo de los datos de reflectividad 6 minutales para un período de 30 minutos (5 imágenes radar) y teniendo en cuenta los 9 píxeles que forman las ventanas estudiadas.

Figura 6.4: Un ejemplo de ventana independiente para los valores de la intensidad obtenidas mediante un pluviómetro (a) y las correspondientes reflectividades (b).

Una vez que se ha constituido íntegramente el conjunto de ventanas independientes, tanto de reflectividad como de intensidades de lluvia, el cálculo de la nueva relación Z/R se puede realizar directamente escogiendo un subconjunto aleatorio de todo este conjunto. Para intentar reproducir el método original (Rosenfeld *et al.*, 1994), el cual computa la nueva relación mediante la comparación de los cuartiles calculados empíricamente, se utilizará una técnica no paramétrica para calcular la función de distribución de la probabilidad (PDF). La primera técnica utilizada es conocida como la estimación empírica de Kaplan-Meier de la función de la distribución de probabilidades acumuladas (Kaplan and Meier, 1958). La probabilidad $F(t)$ se calcula a partir de la función $\hat{S}(t)$, conocida como estimador de Kaplan-Meier:

$$\hat{S}(t) = \prod_{t_i < t} \frac{n_i - d_i}{n_i} \quad (6.5)$$

la formulación anterior es la original del artículo. Éste hacía referencia a una población de individuos afectados por una enfermedad de tamaño N , n_i sería el número de supervivientes mientras que d_i correspondería al total de defunciones para el tiempo t_i . En nuestro trabajo la variable t_i sería entendida como el valor de reflectividad (o de intensidad de precipitación) de referencia y d_i y n_i serían el número de valores con reflectividad inferior y superior respectivamente al valor t_i . Para obtener la función de distribución en la que estamos interesados $F(t)$ debemos simplemente restarle el valor unitario al estimador de Kaplan-Meier $\hat{S}(t) = 1 - F(t)$.

Con el fin de evitar posibles discontinuidades a la hora de estimar la función de distribución se ha optado por utilizar una segunda técnica no paramétrica. Esta segunda técnica escogida intenta obtener una función de probabilidad empírica más suavizada mediante el uso de núcleos creados por funciones paramétricas unitarias superpuestas. El uso de estos núcleos es una manera no paramétrica de obtener la función de densidad de probabilidad de una variable aleatoria determinada. Esta metodología se denomina *Parzen window* tras el trabajo realizado por Emanuel Parzen (1962).

La función de densidad de probabilidad $\hat{f}_h(x)$ del conjunto de datos independientes y equi-distribuidos $x_1, x_2, \dots, x_N \sim f$ se puede definir como una aproximación de una función núcleo mediante la fórmula siguiente:

$$\hat{f}_h(x) = \frac{1}{Nh} \sum_{i=1}^N K\left(\frac{x - x_i}{h}\right) \quad (6.6)$$

donde K es alguna función núcleo y h es un parámetro de suavizado definida como el ancho de banda de la función núcleo. En la presente tesis se ha utilizado una distribución Gaussiana de media cero y varianza 1:

$$K(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2}x^2} \quad (6.7)$$

Con la intención de buscar una relación Z/R más suavizada y que pueda ser expresada de forma analítica, se han ajustado diferentes PDFs paramétricas para la distribución de probabilidad de las intensidades de precipitación y reflectividad. Aquellas que obtenían mejores ajustes por el método de máxima verosimilitud han sido la distribución exponencial (Eq. 6.8) para las intensidades de precipitación y

la función Gamma (Eq 6.9) para reproducir la función de distribución de probabilidad de la reflectividad. De este modo tendremos dos ajustes no paramétricos que reproducirán la distribución empírica y un ajuste paramétrico que se ajustará a la distribución observada.

$$y = f(x|\mu) = \frac{1}{\mu} \cdot \exp^{\frac{-x}{\mu}} \quad (6.8)$$

$$y = f(x|a, b) = \frac{1}{b^a \cdot \Gamma a} \cdot x^{a-1} \cdot \exp^{\frac{-x}{b}} \quad (6.9)$$

donde μ es la media geométrica, a el parámetro de forma y b el parámetro de escala.

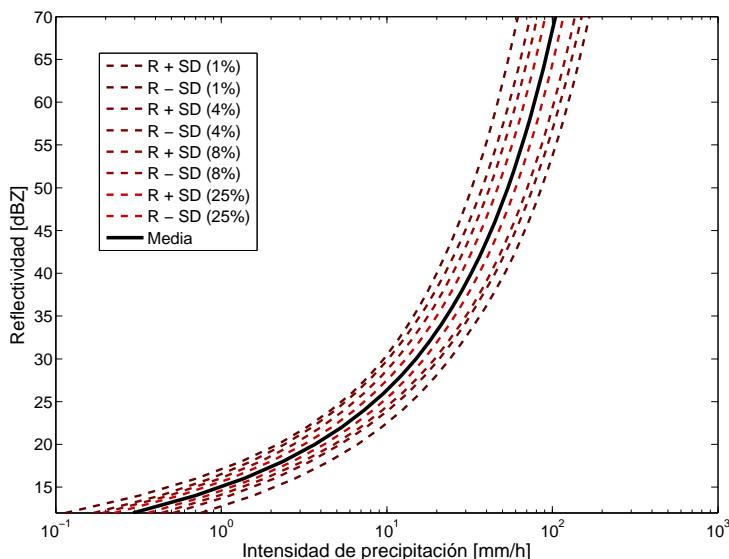


Figura 6.5: La nueva relación Z/R (línea sólida negra) que ha sido obtenida para el caso de Septiembre de 2006 mediante el método de ajustes paramétricos. Las líneas punteadas representan más/menos una desviación estándar respecto la Z/R obtenida a partir de una subconjunto desde un 1 % hasta un 25 % de la población total.

A partir de cualquiera de estos ajustes para reproducir las PDFs observadas que acabamos de comentar podemos derivar la nueva relación Z/R de manera simple y directa. Esta derivación se realiza igualando la probabilidad de una determinada intensidad con la misma probabilidad obtenida del ajuste de la PDF de las reflectividades. Haciendo esto para todas las probabilidades que tenemos en las funciones ajustadas podemos obtener la nueva relación Z/R. Este procedimiento se repite para diversos tamaños de subconjunto de datos. La precisión de la intensidad de llu-

via obtenida mediante una específica reflectividad radar medida se evalúa mediante métodos estadísticos de selección aleatoria de subconjuntos (200 subconjuntos escoyidos al azar). Las relaciones obtenidas igualando las PDFs de cada uno de estos 200 subconjuntos de intensidad con los 200 subconjuntos de reflectividad serán diferentes entre sí. Por tanto, este proceso aleatorio no solo nos minimizará los errores espaciales o geométricos, sino que nos proporcionará también información probabilística sobre la relación obtenida y las características de la población para que las relaciones obtenidas converjan hacia la relación Z/R que se utilizará finalmente. Con este objetivo la desviación estándar (SD) se ha utilizado para evaluar el número de valores necesarios en un subconjunto para obtener una relación Z/R estable y semejante a la que se obtendría utilizando todo el conjunto de datos. Además la SD se puede usar para cuantificar la consistencia de la nueva relación. Se puede observar (Fig. 6.5 y Fig. 6.6) que cuanto mayor es la población, menor es la desviación estándar. Debido a esta tendencia se concluye que el uso de la media de todas las relaciones obtenidas con el proceso aleatorio como la relación utilizada finalmente está totalmente justificado.

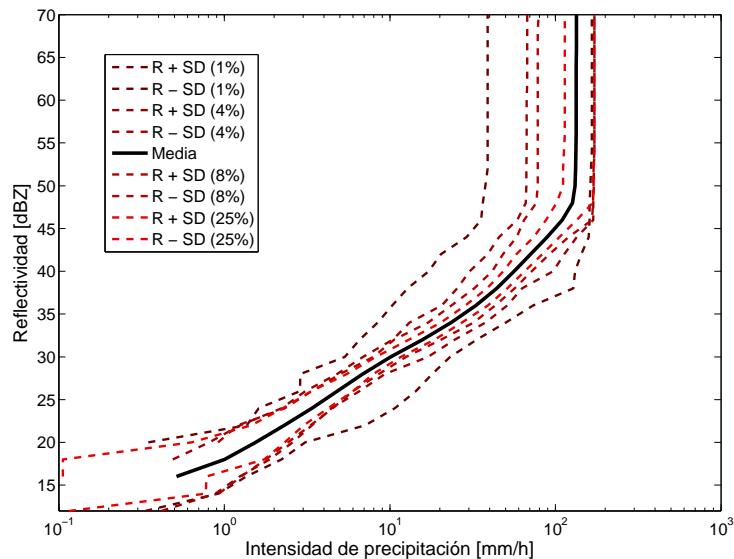


Figura 6.6: Igual que la figura 6.5 pero el método utilizado para el ajuste es el de la función de distribución empírica.

Con este procedimiento se pueden obtener 3 relaciones Z/R para cada uno de los 4 casos de estudio que se han seleccionado. No se mostrarán todas las relaciones no se mostrarán aunque sí un ejemplo para el caso de Octubre (Fig. 6.7) donde se comparan las relaciones obtenidas para este caso mediante los 3 métodos de ajuste de la función de densidad de probabilidad. Además se superponen sobre el área que ocupaban todas las relaciones previamente estudiadas.

6.3.2. Distinción de precipitación en la técnica WPMM

La adaptación de la relación Z/R al diferente tipo de lluvia o de evento parece ser un camino prometedor para mejorar la precipitación estimada mediante el radar como se vio en la tabla 6.6 o se demostró por *Lee and Zawadzki* (2005). *Rosenfeld et al.* (1995) mejoraron la calidad de la estimación de las precipitaciones obtenidas por la Z/R calculada mediante el método WPMM por medio de criterios de clasificación de las ventanas de reflectividad en función de parámetros como el nivel de congelación o la fracción de banda brillante presente en las áreas/ventanas utilizadas en su cálculo. En la presente tesis los criterios de clasificación aplicados en esta técnica serán los mismos que los detallados en el apartado 6.2.1. Por este motivo tendremos cada píxel clasificado como convectivo o estratiforme a diferencia del método de *Rosenfeld et al.* (1995) que clasificaba la ventana íntegramente. La elección hecha para su aplicación ha sido separar cada pixel según sea de uno u otro tipo en ventanas de reflectividad diferente. Es decir tendríamos una ventana de reflectividad de píxeles convectivos con todos los píxeles de este tipo que hay en el total de los 45 píxeles (9 píxeles por 5 intervalos temporales) que formarían la ventana original creada alrededor de un pluviómetro. El mismo procedimiento se utilizaría con los píxeles clasificados como estratiformes para formar las ventanas de este tipo

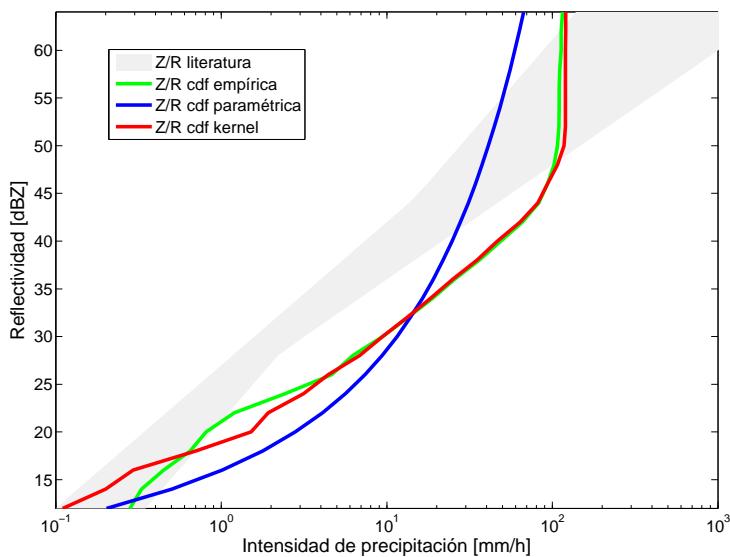


Figura 6.7: Comparativa de las relaciones encontradas en la literatura (área gris) con las 3 relaciones Z/R calculadas mediante el método WPMM pero utilizando diferentes funciones para obtener la función de distribución. La línea roja representa el ajuste mediante la superposición de funciones núcleo gaussianas, la azul se obtiene mediante ajuste paramétricos y la verde corresponde al ajuste empírico de la función de probabilidad.

de precipitación. Por lo tanto, para una ventana con las intensidades de precipitación registradas con un pluviómetro tendríamos las dos ventanas de la reflectividad radar según el tipo de precipitación. Este procedimiento difiere del original al usar diferentes criterios de clasificación que se traducen en una relación no unívoca entre los valores de probabilidad de la función ajustada a los valores de intensidad de precipitación y los valores de reflectividad con esta probabilidad. El hecho de que una determinada intensidad de lluvia pueda estar relacionada con diferentes tipos de precipitación se debe al hecho de que la definición de tipo de precipitación se realiza por los valores de la velocidad vertical o la génesis de la precipitación (Houze, 1993) y no con la intensidad. Además, un registro pluviométrico no se puede relacionar directamente con el tipo de precipitación del píxel situado sobre la estación debido a los errores geométricos comentados anteriormente. Por lo tanto, para evitar la relación no unívoca existente entre la intensidad y el tipo de lluvia se debe calcular la correspondencia entre la intensidad y la reflectividad como dos conjuntos de datos unívocos independientes. Una vez calculados los nuevos conjuntos de datos de reflectividad, uno correspondiente a las precipitaciones de tipo convectivo y otro para las estratiformes, el procedimiento descrito anteriormente (sección 6.3.1) se aplica a la obtención de dos nuevas relaciones Z/R para los diferentes regímenes de lluvia.

Se opta por el mismo procedimiento que en el apartado anterior (sección 6.3.1) para verificar la consistencia de las relaciones obtenidas teniendo en cuenta la clasificación de la precipitación. Es decir que presentamos de nuevo la evolución de la desviación estándar en función del porcentaje de población seleccionada para el cálculo. En este caso la figura 6.8 muestra un comportamiento similar al que se observaba en la figura 6.5. Por tanto creemos conveniente utilizar la media como la función de distribución que utilizaremos para toda la muestra.

Las relaciones Z/R obtenidas mediante los tres métodos utilizados para ajustar la función de distribución teniendo en cuenta la distinción del tipo de precipitación en su cálculo muestran unas curvas que tienen un forma similar a las encontradas en la literatura (no tan curvas como en las de la figura 6.7). Aún así se puede observar como, por ejemplo para el caso de Septiembre (Fig. 6.9d), las pendientes son ligeramente inferiores a las encontradas en la literatura para la zona media de las curvas.

Los resultados obtenidos mediante esta técnica del WPMM con y sin separación del tipo de precipitación se testarán frente a otra técnica donde también se introduzca información de los pluviómetros y se presentarán todos los resultados conjuntamente en el apartado 6.3.4.

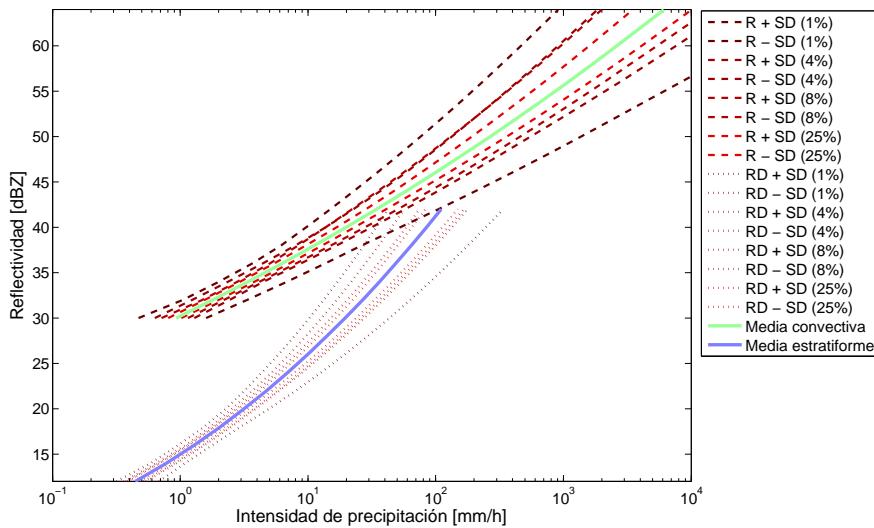


Figura 6.8: Igual que la figura 6.5. En este gráfico aparecen dos relaciones, una correspondiente a los valores de reflectividad clasificados como convectivos mientras que la otra está formada a partir de los píxeles estratiformes.

6.3.3. Ajuste Z/R mediante sesgo total

Como esta técnica debe ser verificada frente a otras que también introduzcan información sobre los pluviómetros se optará por aplicar una de las técnicas simples en la que se intenta eliminar directamente el bias total mediante la adición/extracción de un cierto valor de reflectividad que corresponde al error total para cada caso de estudio antes de realizar los cálculos mediante las diferentes relaciones Z/R. Este método es muy simple pero nos permitirá saber si la variación de la forma de la curva obtenida mediante estos métodos tiene que ver simplemente con una mala calibración del radar o se debe también a otros factores que aparecen en la medición de la reflectividad equivalente. Los valores de corrección global de la reflectividad que utilizaremos se presentan en la tabla 6.7.

Tabla 6.7: Valores de la corrección de reflectividad obtenidos globalmente para cada episodio mediante la relación de (*Marshall et al., 1955*).

Episodio	Factor de corrección
Agosto 05	1,76 dBZ
Octubre 05	9,44 dBZ
Noviembre 05	11,52 dBZ
Septiembre 06	10,72 dBZ

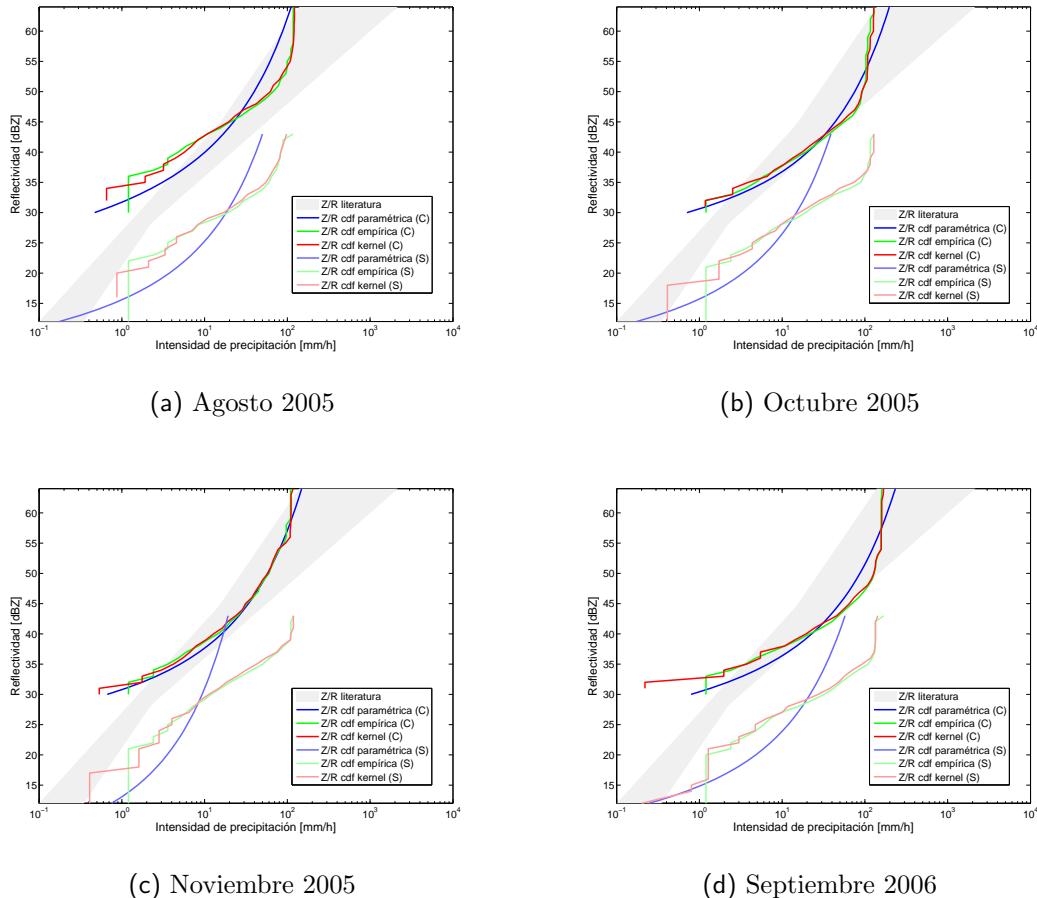


Figura 6.9: Igual que la figura 6.7 pero teniendo en cuenta la distinción del tipo de precipitación antes de calcular las funciones de distribución que utilizaremos para obtener las relaciones Z/R de los casos de agosto de 2005 (a), octubre de 2005 (b), noviembre de 2005 (c) y septiembre de 2006 (d).

Como este método es muy simple y se pretende evaluar varías relaciones Z/R con formas que no siguen una ley potencial, se optará por escoger un método aplicado en varios trabajos. Uno de los primeros que lo aplicó y estudió diferentes propiedades que requieren las mediciones tanto del radar como de las estaciones pluviométricas fue Zawadzki (1975). Se basa en ajustar una ley potencial al conjunto de puntos obtenidos al relacionar, no las funciones de probabilidad, sino los valores de reflectividad directamente con la intensidad obtenida por los pluviómetros. El resultado de este método nos dará 4 relaciones Z/R (una para cada caso de estudio) que se presentan en la tabla 6.8. Un ejemplo de la obtención de estas relaciones Z/R se puede observar en la figura 6.10.

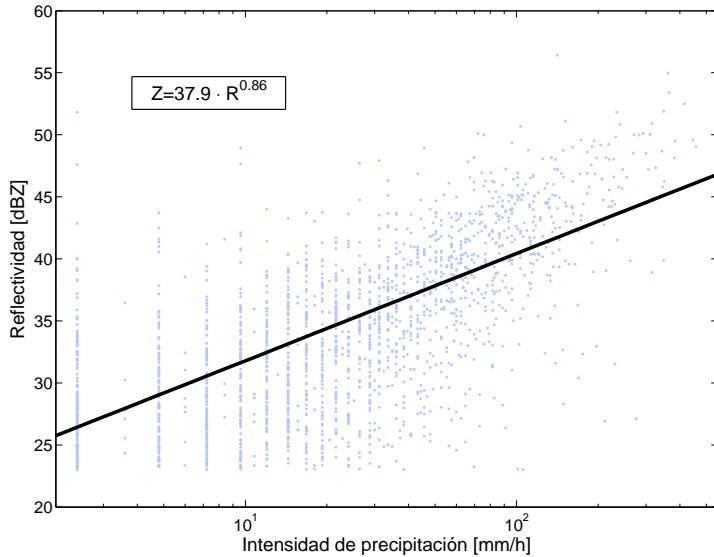


Figura 6.10: Valores de intensidad de precipitación registrados en función del valor registrado por el radar. La línea negra corresponde al ajuste de la ley potencial que se puede expresar como una función Z/R que es la presentada en el gráfico. Los datos corresponden al caso de Octubre de 2005.

6.3.4. Resultados

En este apartado presentamos los resultados de las diferentes relaciones Z/R que se han presentado en las tres secciones previas (6.3.1, 6.3.2 y 6.3.3) frente a los mejores resultados de las relaciones Z/R testadas en la sección 6.2.1. Sin embargo antes de presentar algunos cuadros y figuras para resumir los resultados obtenidos debemos comentar que la aplicación del método WPMM se llevo a cabo utilizando las estaciones pluviométricas del SAIH-ACA. La verificación de esta metodología se hace utilizando todas las estaciones XEMA-SMC. Así pues ninguno de los da-

Tabla 6.8: Valores para las nuevas relaciones $Z = A \cdot R^B$ a partir del ajuste de una ley potencial a los datos observados. El coeficiente de correlación de estas rectas también se muestra en la última columna.

Episodio	A	B	Coef. Correl.
SEP06	43.6	0.84	0.663
AGO05	125.7	1.16	0.750
OCT05	37.9	0.86	0.661
NOV05	52.5	0.56	0.405

Tabla 6.9: Resultados de los tres índices utilizados para la cuantificación del error sobre el total de precipitación acumulada en la estimación de la lluvia mediante la relación Z/R obtenida con la técnica del WPMM con y sin distinción en el tipo de la precipitación para el mismo episodio. Se presenta el mejor resultado obtenido mediante alguna de las tres técnicas de ajuste de la función de distribución.

Episodio	Índice	Sin distinción	Con distinción
Agosto 05	Bias	0.13	0.018
	MAE	17.6	3.28
	RMSE	1.84	1.30
Octubre 05	Bias	0.13	0.02
	MAE	17.6	-1.83
	RMSE	1.84	1.72
Noviembre 05	Bias	0.06	-0.02
	MAE	21.2	-9.34
	RMSE	3.94	3.26
Septiembre 06	Bias	0.03	-0.01
	MAE	4.2	-0.92
	RMSE	3.07	2.99

tos utilizados en la verificación se introdujeron en la metodología. Sin embargo, los datos pluviométricos utilizados en el bias global que se añade al campo de precipitación y en la nueva calibración de una relación Z/R potencial pertenecen a los datos del XEMA. Así que estamos introduciendo una información ventajosa en estos procedimientos.

La primera comparación que realizaremos será entre los resultados generales obtenidos mediante la técnica WPMM con y sin distinción del tipo de precipitación. Los resultados (Tabla 6.9) muestran como la introducción de la distinción es un factor clave para la mejora de la estimación de la precipitación también para esta metodología como se observó en la sección 6.2.1. Por este motivo, a partir de ahora sólo presentaremos resultados utilizando la distinción del tipo de precipitación ya que se ha demostrado que son mejores.

Los siguientes pasos serán verificar si esta técnica da mejores resultados que la corrección global del bias o la introducción de una ley potencial para ajustar una relación Z/R empírica. Si comparamos los resultados obtenidos mediante las dos técnicas para la precipitación acumulada para todo el episodio, se puede observar como el menor bias para todo el campo de precipitación no se obtiene mediante la técnica del WPMM. Sin embargo, esto puede ser debido a que se han utilizado los mismos valores de calibración y verificación en la técnica de corrección global del bias. Sin embargo, si miramos los resultados para las resoluciones horarias (tabla 6.10) estos resultados se invierten. Es decir, ahora la técnica WPMM nos da mejo-

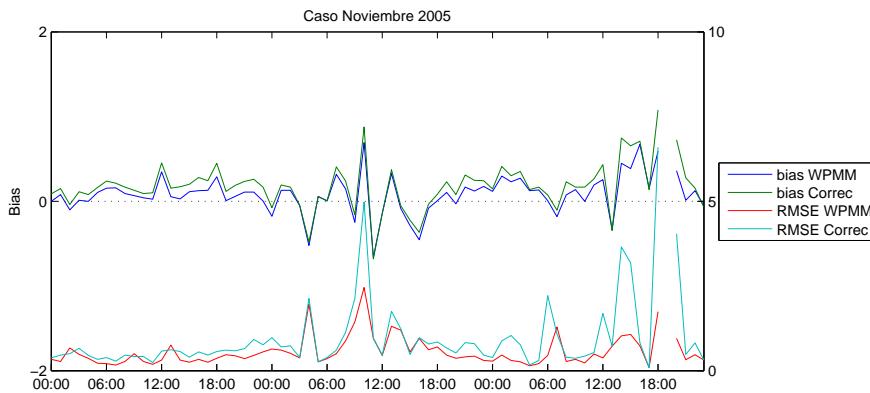


Figura 6.11: Evolución del Bias y RMSE calculado cada hora para el caso de estudio de noviembre de 2005 mediante la técnica de eliminación del sesgo y la técnica de obtención de una nueva relación Z/R.

res resultados (fig 6.11), generalmente, que las otras técnicas a pesar de que estos segundos incorporan los mismos datos en la calibración y en la verificación. Esta verificación se ha realizado también sobre la cuenca del Besòs y se ha observado el mismo comportamiento que para la resolución horaria.

Tabla 6.10: Comparación del mejor resultado obtenido mediante alguna de las técnicas presentadas en la sección 6.3.3 y la técnica del WPMM. Los resultados son para las resoluciones horarias teniendo en cuenta todas las estaciones y sólo las estaciones presentes en la cuenca del Besòs. El valor presentado es el valor cuadrático medio de los índices para penalizar tanto los valores superiores como los inferiores a 0 en el caso del bias. En negrita se resaltan los mejores resultados.

Episodio	Índice	Catalunya		Besòs	
		WPMM	Aj. Z/R	WPMM	Aj. Z/R
Agosto 05	Bias	0.062	0.042	0.017	0.009
	RMSE	0.387	0.407	1.044	1.952
Octubre 05	Bias	0.033	0.034	0.093	0.108
	RMSE	0.143	0.141	0.787	1.093
Noviembre 05	Bias	0.053	0.078	0.237	0.257
	RMSE	0.187	1.228	3.557	5.148
Septiembre 06	Bias	0.022	0.025	0.091	0.111
	RMSE	0.311	0.748	3.286	15.699

Por último comprobaremos dos cosas. Si hay alguna técnica de ajuste de la función de distribución que nos dé mejores resultados y si esta técnica se puede aplicar entre episodios. Es decir, si por ejemplo podemos aplicar la relación obtenida para el caso de octubre, sobre el caso de septiembre. Para responder la primera

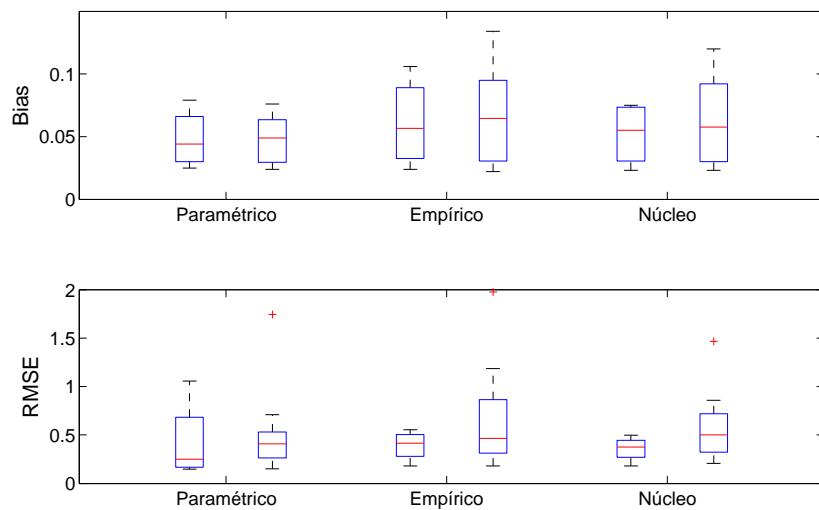


Figura 6.12: Boxplots para el bias (superior) y RMSE (inferior) horario obtenido mediante las diferentes técnicas de ajuste de la función de distribución. El boxplot izquierdo para un método dado representa los resultados obtenidos utilizando el mismo caso de estudio para calibrar y verificar (diferentes fuente de datos) mientras que el derecho representa el resultado utilizando las tres relaciones Z/R obtenidas utilizando los otros episodios para estudiar un caso de estudio (diferentes fuentes de datos y episodios).

pregunta representaremos el rango de resultados obtenidos para cada técnica. De este modo podremos compararlos en la figura 6.12. Se observa que el mejor método es el paramétrico porque nos ofrece mejores resultados tanto para el bias como para el RMSE. En esta misma figura (6.12) se comparan los resultados obtenidos realizando la calibración con el mismo caso de estudio (primer boxplot) con los resultados obtenidos calibrando con los otros casos de estudio (segundo boxplot). Por lo tanto tendremos que aunque los resultados, utilizando otros valores de lluvia para la calibración, empeoran, se puede observar como siguen siendo mejores que los obtenidos con las relaciones Z/R sin calibrar y del mismo orden que los obtenidos mediante la técnica de eliminación del sesgo total pero utilizando los mismos datos con los que se realizó la calibración.

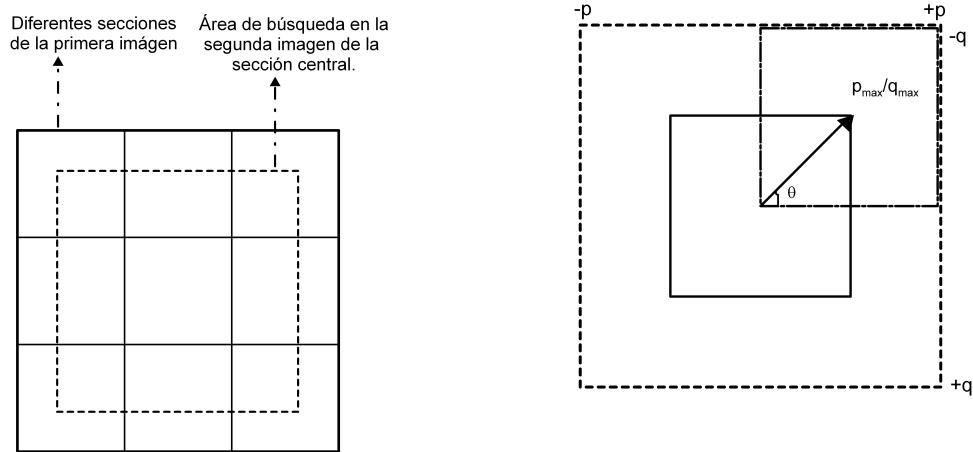
6.4. Escalado temporal del campo de precipitación

Una vez se han obtenido unos valores del campo espacial de precipitación con una calidad adecuada será necesario mejorar la resolución temporal del radar para su aplicación en el modelo hidrológico. El efecto que tiene el muestreo temporal de las observaciones radar puede provocar errores significantes en la estimación de acumulaciones de precipitación como se ha demostrado en algunos estudios (*Liu and Krajewski*, 1996). Para corregir este tipo de error, *Anagnostou and Krajewski* (1999) propuso un método de corrección por advección basado en la técnica de correlación cruzada. Este procedimiento podría aplicarse no únicamente para corregir las acumulaciones de precipitación estimadas mediante el radar, sino también para aumentar la resolución temporal de muestreo del radar. En esta sección, primero se presentará el método para obtener los vectores de advección para después presentar la forma en que se desagregarán las imágenes en función del tiempo para obtener la evolución temporal a más baja escala. Por último se presentarán los resultados obtenidos al unir estos dos procedimientos.

6.4.1. Cálculo del campo de advección

En esta sección se presentará el método utilizado para obtener los vectores para advectar el campo de precipitación entre dos intervalos de tiempo conocidos. Para ello necesitamos comparar las dos últimas imágenes de precipitación en busca de patrones de precipitación similar y así obtener el campo de desplazamiento. Tradicionalmente, el método más usado para la comparación entre imágenes radar ha sido el método de la correlación cruzada (*Rinehart and Garvey*, 1978) y por ello se ha escogido en la presente tesis. Esta técnica es la misma que la aplicada en el método de extrapolación del campo de reflectividad radar presentada en la sección 4.2.1. Aquí será presentada de manera detallada la metodología teniendo en cuenta diferentes especificaciones.

La idea básica de este método consiste en superponer la imagen más reciente aplicando diferentes desplazamientos sobre la imagen precedente. Para cada una de estos desplazamientos se calcula el valor del coeficiente de correlación. Si se realizase para todo el campo de precipitación obtendríamos solo un vector del desplazamiento global. Sin embargo, como se quiere aprovechar esta metodología para aplicar una técnica de desagregación temporal, se opta por dividir la primera imagen en diferentes partes o secciones (Fig. 6.13(a)). En general, el campo de precipitación no se desplaza como un bloque uniforme, y la determinación del movimiento a través de un solo vector se aleja de la realidad. Sin embargo, si la imagen se divide en distintas partes y se aplica el mismo procedimiento a cada una, se obtiene un conjunto de



(a) División de la primera imagen en diferentes secciones (rectángulo sólido) y área de búsqueda (cuadrado discontinuo) de la segunda imagen para la sección central.

(b) Vector que indica la sección de la segunda imagen (rectángulo punteado) que maximiza la correlación con la sección original de la primera imagen (rectángulo sólido).

Figura 6.13: Ambas figuras (fig. (a) y (b)) están reproducidas del artículo de *Dransfeld et al.* (2006).

vectores en lugar de uno sólo, aumentando la resolución del campo de desplazamientos obtenido. Teóricamente, la imagen podría dividirse en tantas partes como fuera necesario para llegar a la resolución deseada. Sin embargo, si el área utilizada para la correlación es excesivamente pequeña puede llevar a errores en la determinación del vector desplazamiento. Por tanto, el número de partes en que se divide la imagen depende del equilibrio entre la resolución deseada y el área necesaria para una correcta determinación de la correlación. Teniendo en cuenta estas condiciones y el tamaño del campo total se ha escogido realizar la división en secciones de 10×8 píxeles que equivaldrían a unas resoluciones de $20 \times 16 \text{ km}^2$. Cada sección de la primera imagen se comparará con secciones de igual tamaño en la segunda imagen dentro de un área de búsqueda (línea discontinua en Fig. 6.13(a) y 6.13(b)). El tamaño del área de búsqueda depende de la máxima velocidad de la tormenta que tengamos entre las dos imágenes. En el presente trabajo el tamaño del área de búsqueda se ha calculado de manera general teniendo en cuenta que el movimiento máximo de las tormentas es equivalente a la velocidad máxima del viento en el nivel de 600hPa que es de 120 km/h (*Steinacker et al.*, 2000). Con estos datos el área de búsqueda tendrá un tamaño de 16×14 píxeles.

El vector desplazamiento (el vector dibujado en la fig. 6.13(b)) para advecutar la precipitación entre la primera y la segunda imagen será, pues, aquel vector que maximice la correlación cruzada normalizada sobre el espacio ($r(p, q)$) que se calcula mediante la función:

$$\begin{aligned} r(p, q) &= \frac{1}{\sigma_A \sigma_B} \times \sum \sum \{ [A(x, y) - \bar{A}(x, y)] \cdot \\ &\quad \cdot [B(x + p, y + q) - \bar{B}(x + p, y + q)] \} = \\ &= \frac{\text{Cov}(p, q)}{\sigma_A \sigma_B} \end{aligned} \quad (6.10)$$

donde el valor de los píxeles que se encuentran dentro de la sección seleccionada en la primera imagen son $A(x, y)$, y los píxeles correspondiente a la segunda imagen se representan por $B(x, y)$ para aquellos centrados en la misma área o $B(x + p, y + q)$ para aquellos donde la sección se ha desplazado (p, q) píxeles. $\bar{A}(x, y)$ y $\bar{B}(x + p, y + q)$ corresponderían a la media de los valores en el interior de cada una de las secciones. A su vez σ_A y σ_B serían las desviaciones estándar de las mismas áreas. El desplazamiento (p, q) que obtenga el valor máximo de la ecuación de la correlación nos dará el vector de desplazamiento con el que advectaremos la sección estudiada. Este vector se puede entender como el movimiento que realizará la tormenta entre la primera y la segunda imagen. El desplazamiento se podría describir a través una determinada velocidad de advección c y un determinado ángulo θ que se calcularán a partir del vector de advección mediante las ecuaciones siguientes:

$$c = \frac{[(p_{max} \cdot \Delta x)^2 + (q_{max} \cdot \Delta y)^2]^{\frac{1}{2}}}{\Delta t} \quad (6.11)$$

$$\theta = \arctan \left(\frac{q_{max} \cdot \Delta y}{p_{max} \cdot \Delta x} \right) \quad (6.12)$$

donde p_{max} y q_{max} representan los desplazamientos en la dirección x e y respectivamente en una red con una resolución de $\Delta x \times \Delta y$ píxeles. Δt es el intervalo temporal entre las dos imágenes a advecutar. Con este procedimiento obtendríamos el campo de advección.

6.4.2. Desagregación temporal

Una vez se han obtenido los vectores que nos dan el desplazamiento para advecutar dos imágenes tendremos que escoger cómo interpolamos las imágenes para recons-

truir el campo que tendríamos entre ellas y así aumentar la resolución temporal. Para hacer esto necesitamos definir la manera en que desplazaremos las imágenes a la posición de coincidencia y también la manera en que se unirá la información procedente de ambas imágenes. Es importante tener en cuenta que el procedimiento para juntar ambas imágenes y formar una nueva debe asegurar que el campo obtenido mantenga ciertas características de los campos iniciales. Esto se hará mediante una transformación de las estructuras de la precipitación teniendo en cuenta su morfología inicial y final. Para esto se utilizará un procedimiento basado en asignar pesos en función de la distancia temporal a los campos que se ha derivado de un esquema más complejo (*Turk and O'Brien, 2005*). Por lo tanto la manera de calcular el valor de cada sección que hemos estudiado se haría mediante una suma ponderada respecto a la distancia temporal a cada una de las dos imágenes que sumaremos según la siguiente función:

$$R(x, y, t) = \frac{1}{T^2} \cdot \sum \left\{ (T - t) \cdot \tilde{A}(t) + t \cdot \tilde{B}(t) \right\} \quad (6.13)$$

donde los campos transformados \tilde{A} y \tilde{B} se calculan como funciones temporales. Estas funciones se utilizan para proyectar la imagen precedente al instante temporal que le correspondería mediante las velocidades de advección previamente calculadas. El mismo procedimiento se aplicaría a la segunda imagen. Así pues tendríamos las dos formulas siguientes (Ec. 6.14 y Ec. 6.15) para obtener los campos transformados de la ecuación 6.13.

$$\tilde{A}(t) = A \left[x - \frac{t}{T} \cdot c \cdot \cos \theta, y - \frac{t}{T} \cdot c \cdot \sin \theta \right] \quad (6.14)$$

$$\tilde{B}(t) = B \left[x + \frac{T - t}{T} \cdot \cos \theta, y + \frac{T - t}{T} \cdot \sin \theta \right] \quad (6.15)$$

en estas ecuaciones (6.14 y 6.15) la variable T es la resolución temporal original del radar.

Observando estas ecuaciones podemos comprobar como el campo que obtendremos tendrá unas características espaciales similares al campo inicial y final, ya que simplemente se suman teniendo en cuenta un desplazamiento que mantiene los campos constantes y después introducimos una ponderación en función del tiempo que cuantifica el peso que le daremos a los valores de una u otra imagen entre las que interpolamos. La siguiente figura 6.14 muestra el proceso de desagregación temporal desde la resolución original 6-minutal hasta la resolución de un minuto en que queremos disponer de los campos de precipitación.

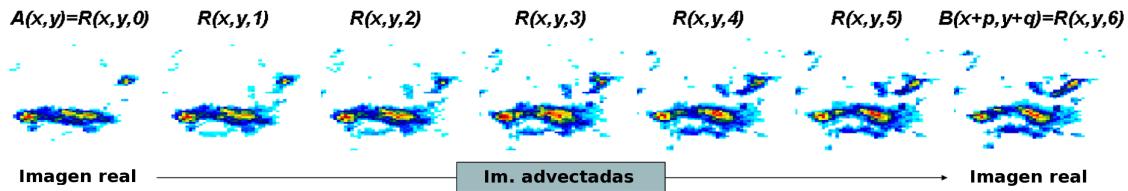


Figura 6.14: Ejemplo real de la desagregación temporal de la lluvia radar. En este ejemplo se muestran un área equivalente a 3×3 secciones, es decir a un total de 30×24 píxeles. La resolución original era de seis minutos y la advección mediante el método de la correlación cruzada nos ha aumentado la resolución hasta el minuto.

6.4.3. Resultados

Los resultados que presentaremos en esta sección se refieren a la potencial mejora del campo de precipitación total mediante la introducción de la advección en las imágenes de precipitación con resolución 6 minutal. Lo comprobaremos de nuevo comparando con las estaciones sobre toda Catalunya y también únicamente sobre el Besòs. Además tendremos en cuenta que los resultados pueden presentarse para las acumulaciones totales y comparando los resultados obtenidos con el radar y las observaciones de los pluviómetros cada hora. Como queremos aplicar esta técnica para introducir el campo de precipitación como *input* al modelo hidrológico la verificación se realizará sobre los intervalos horarios. No realizaremos comparaciones entre la modificación que introduce la advección a cada una de las técnicas para obtener el campo de precipitación a partir de la reflectividad, sino que directamente cogeremos el campo que tenga mejores resultados para cada caso de estudio y sobre éste aplicaremos la técnica de la desagregación temporal.

Tabla 6.11: Valor cuadrático medio de todos los resultados horarios obtenidos para el índice bias y RMSE sobre toda Catalunya y sobre el Besòs. Se comparan los resultados antes de aplicar la advección entre imágenes radar (columnas 3 y 4) y tras la aplicación de la advección (columna 5 y 6). Los mejores resultados están resaltados en negrita.

Episodio	Índice	Sin adv.		Con adv.	
		Cat.	Besòs	Cat.	Besòs
Agosto 05	Bias	0.062	0.017	0.081	0.015
	RMSE	0.387	0.407	0.164	0.283
Octubre 05	Bias	0.033	0.093	0.031	0.086
	RMSE	0.143	0.787	0.097	0.668
Noviembre 05	Bias	0.053	0.237	0.047	0.301
	RMSE	0.187	3.557	0.093	3.490
Septiembre 06	Bias	0.022	0.091	0.017	0.077
	RMSE	0.311	3.286	0.265	2.506

La tabla 6.11 muestra como esta técnica generalmente mejora los resultados reduciendo el bias hasta en un 50 % en algunos casos y reduciendo el RMSE tanto en toda Catalunya como para la cuenca del Besòs.

El otro objetivo de esta técnica era la de aumentar la resolución temporal, es decir introducir escalas inferiores a la precipitación observada por el radar. No tenemos observaciones con resolución minutal. Los datos de resolución temporal superior son los pluviómetros SAIH-ACA que tienen una resolución temporal 5-minutal. No obstante podemos intentar verificar si se mantiene la pendiente en el espectro temporal de potencias. Podemos observar como tanto en el promediado para todos los casos (Fig. 6.15(b)) como en el espectro obtenido para el caso de Septiembre de 2006 (Fig. 6.15(a)) se mantiene una pendiente similar a partir de los 6 minutos hasta alcanzar la nueva resolución minutal. Por lo tanto podemos asumir que esta técnica aplicada mantiene las propiedades escalares teóricas de la resolución minutal.

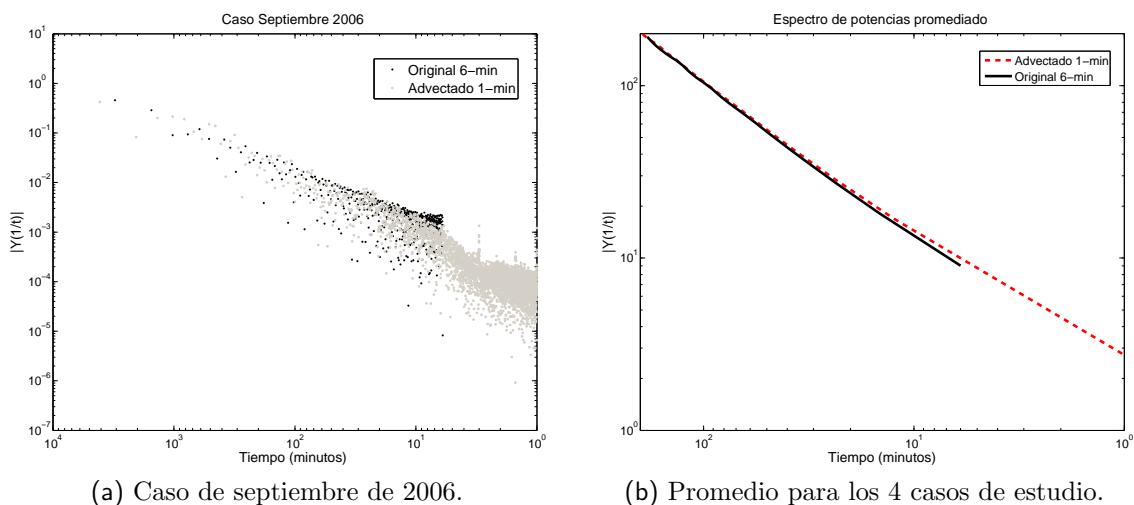
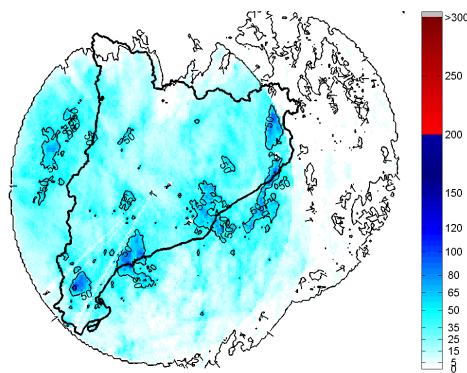
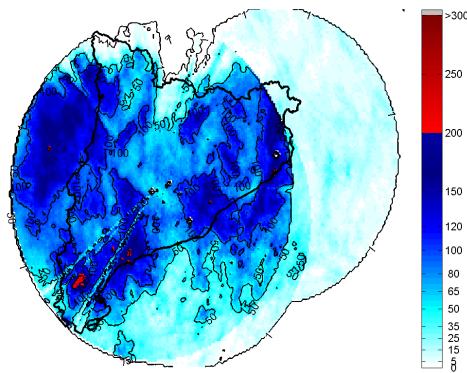


Figura 6.15: Espectro de potencias temporales de los campos originales con resolución 6 minutal y advectados con resolución minutal. Se presenta de manera logarítmica para observar la pendiente característica de los campos de precipitación en función de la escala temporal y observar como el campo advectado presenta una pendiente similar al observado.

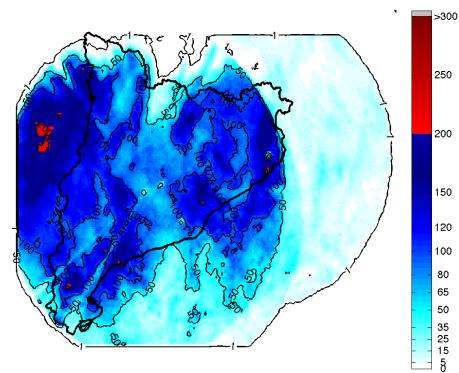
Como resultado final de este capítulo realizaremos una comparación entre la QPE obtenida a partir de la relación Z/R encontrada en la literatura (6.16(a)), con el campo estimado a partir de la nueva relación Z/R obtenida mediante la técnica WPMM (6.16(b)). Finalmente presentaremos el mismo campo de precipitación tras aplicar la técnica de advección (6.16(c)). Se puede observar como el mayor cambio en la QPE se produce al aplicar la nueva relación Z/R. La introducción de la advección proporciona una variaciones en las zonas de mayor intensidad y en la distribución de la precipitación.



(a) QPE obtenido con Z/R de *Marshall and Palmer* (1948)



(b) QPE obtenida con la Z/R calculada con la técnica WPMM



(c) QPE tras la aplicación de la técnica de advección

Figura 6.16: Campo de la precipitación estimada mediante el radar para el caso de septiembre de 2006 mediante la relación Z/R de *Marshall and Palmer* (1948) (a), la nueva relación Z/R obtenida mediante la técnica de WPMM (b) y tras aplicar la advección entre imágenes radar (c).

6.5. Discusión

Este capítulo ha mostrado los numerosos problemas que existen en la QPE. En primer lugar, las tradicionales leyes potenciales que siguen las relaciones Z/R no han funcionado bien cuando se aplica a los casos seleccionados. Es difícil determinar con certeza si este problema podría estar asociado con una mala calibración del radar o al propio mantenimiento de la red de radares; o si por el contrario se trata simplemente de la atenuación causada por las fuertes precipitaciones existentes en las imágenes conjuntamente con las suposiciones realizadas para calcular la reflectividad equivalente. Con el fin de obtener una adecuada QPE, se ha aplicado un método que iguala las probabilidades obtenidas de áreas (ventanas) constituidas alrededor de los pluviómetros. Este método se conoce como WPMM (*Window Probability Matching Method*) y junto a él se aplicó una corrección del campo de precipitación mediante la advección de éste en función de su desplazamiento.

El método de la WPMM ha mostrado depender de la función que se utilice para estimar las probabilidades de las reflectividades y de las intensidades de precipitación registradas por los pluviómetros. A pesar de ello, los tres métodos aquí utilizados (uno equivalente al propuesto en el artículo original y los otros dos basados en funciones de ajuste de la densidad de probabilidad ya existentes) han mejorado los resultados obtenidos por la relaciones clásicas de manera generalizada. Sin embargo este resultado se podía prever al introducir valores de los pluviómetros en los tres métodos.

El estudio interesante de estas tres funciones de ajuste es la comparación entre ellas. La función paramétrica es la que ha obtenido notablemente los mejores resultados. Inicialmente, se ha probado un ajuste empírico con el fin de reproducir la técnica original que realizaba la igualdad de distribuciones mediante cuantiles. Sin embargo, los resultados mostraron, como era de esperar, un desajuste en la dispersión para los valores elevados de precipitación que a su vez correspondían a los valores más altos de reflectividad. Además este efecto también aparecía para las intensidades de lluvia más bajas. Por esta razón, se optó por utilizar una técnica no-paramétrica, con el propósito de que mantuviese la forma de la distribución, pero introduciendo una función núcleo gaussiana para suavizar el comportamiento en las colas de la distribución. Los resultados mejoran ligeramente, pero la estabilidad en las colas continuaba sin ser adecuada. Por esta razón, se probaron varias funciones paramétricas.

Las funciones paramétricas que mejor se ajustaron fueron la gamma para la reflectividad y la exponencial para la intensidad de precipitación. Como es bien sabido, la función Gamma tiene un término potencial multiplicado por una función exponencial. Debido a que la función de distribución exponencial no tiene el factor potencial, al relacionar la intensidad de las precipitación (exponencial) y la

reflectividad (gamma) se produce una curva de orden k en el eje logarítmico. El resultado dependerá del parámetro de forma (a) obtenido en el ajuste de la función gamma (6.9). Para la gran mayoría de valores de este parámetro la nueva relación Z/R no seguirá una ley potencial. De hecho para todos los casos estudiados hemos obtenido una forma convexa lo cuál origina que se incremente la intensidad de precipitación para los valores más bajos de reflectividad. Por otro lado, las funciones no paramétricas no presentan este condicionamiento en las formas, a pesar de utilizar la misma función para ambas distribuciones. Por ejemplo, la función que utiliza los núcleos se construye mediante la convolución de una función Gaussiana unitaria y tendrá formas diferentes para cada distribución. Se ha observado en los resultados que la forma final obtenida por estos métodos presenta una forma intermedia entre la relación potencial clásica y la forma convexa obtenida mediante el ajuste paramétrico.

Respecto a las intensidades obtenidas por una y otra metodología se podría extraer algunas conclusiones. Como se ha comentado la forma obtenida para los ajustes no-paramétricos es similar a la potencial clásica pero con un notable desplazamiento hacia valores de precipitación superiores. Este hecho es similar a la corrección del sesgo global, es decir, un aumento de la reflectividad por un determinado factor. Esta corrección podría estar relacionada con una mala calibración del radar, es decir de la constante de calibración mediante la cuál se obtiene la reflectividad equivalente. La forma del ajuste paramétrico introduce otro tipo de modificaciones a los valores de reflectividad. La forma convexa proporciona un aumento de los valores de reflectividad baja y una disminución de los valores más altos respecto a la relación clásica. Teniendo sólo en cuenta el aumento de la reflectividad, ya que la disminución puede deberse de nuevo a problemas con la escasez de valores en las colas de la distribución, este aumento se podría entender como un intento de corregir parte de la atenuación de los valores de reflectividad. Esta atenuación puede ser debida tanto a la propia de la precipitación, como aquella debida a las partículas con que se disipa parte de la energía del haz del radar en el trayecto entre el punto en que se realiza la medición y el radar.

La distinción del tipo de precipitación ha demostrado ser un factor clave para mejorar la estimación de la precipitación a partir del radar. Primero se comprobó aplicando algunas relaciones Z/R encontradas en la literatura. A posteriori se introdujo esta metodología en la técnica WPMM y se observó también esta mejora para todos los índices utilizados para cuantificarla. La técnica utilizada para introducir la distinción del tipo de precipitación difiere de la presentada en el artículo original de Rosenfeld *et al.* (1995). Las curvas obtenidas con esta metodología difieren de las obtenidas sin distinción. La diferencia más notable es para el ajuste paramétrico ya que la curva, aunque sigue siendo convexa, lo es en menor grado. Esto puede ser debido a que ahora los píxeles se clasifiquen como convectivos a pesar del valor que tenían por alguno de los otros criterios comentados en la metodología de separación de tipo de precipitación (sección 6.2.1) y parte de la atenuación que antes se inten-

taba corregir mediante una sola curva se pueda corregir con una menor convexidad pero utilizando dos curvas.

Tras obtener la precipitación de manera adecuada mediante estas nuevas relaciones Z/R se ha aplicado una corrección por advección. Ésta se basa en la hipótesis de que la lluvia es un campo en continua variación. El método utilizado se aplica en varios servicios meteorológicos para acumular la lluvia. En el presente capítulo, esta técnica se aplicó a todos los campos de precipitaciones radar con un doble objetivo: el primero consistía en mejorar la estimación total de precipitación y el segundo en aumentar la resolución temporal con el fin de realizar un análisis de sensibilidad del modelo hidrológico.

Respecto al primer objetivo de mejora de la estima cuantitativa de la precipitación se ha observado como en la mayoría de los casos este procedimiento lo consigue para el acumulado horario, pero sobretodo para el total del episodio. La mejora es más notable en la raíz del error cuadrático medio que para el sesgo total. Esto puede ser debido a que el primer índice está más relacionado con el error en cada punto, mientras que el bias contabilizaría el error para todo el campo en conjunto.

La verificación del segundo objetivo se ha mostrado más complicada. Se ha comprobado, sin embargo, que los resultados muestran coherencia con el teórico espectro temporal que debería tener el campo al realizar la desagregación temporal. Así pues se supone que esta desagregación es correcta. Sin embargo, se debe comentar que no se distribuye la precipitación caída durante 6 minutos en una precipitación caída en un minuto ya que lo que mide el radar es la reflectividad instantánea en un momento dado y se presupone una similar a ésta durante esos seis minutos. Tal vez por este motivo simplemente realizando este tipo de interpolación temporal con la advección obtenemos un campo minutal que mantiene la pendiente observada con los campos sin advectar.

Finalmente comentar que la aplicación combinada de ambas metodologías para corregir la QPE obtenida mediante las ecuaciones Z/R encontradas en la literatura ha reducido el RMSE alrededor de un 90 % para la resolución horaria (llega hasta el 97 % para toda Catalunya y el 95 % para la cuenca del Besòs). El sesgo se reduce entre un 40 % y un 97 % para Catalunya, siendo la mejora entre el 55 % y el 93 % en la cuenca del Besòs.

6.6. Conclusión

El principal objetivo de este capítulo era obtener un campo de precipitación estimada a partir del radar con una calidad suficiente como para su aplicación en la modelización hidrológica. Para ello inicialmente se testaron diferentes relaciones

Z/R existentes en la literatura pero el resultado subestimaba de manera muy notable la precipitación en comparación con los valores registrados por los pluviómetros.

Para solucionar este hecho se introdujo una técnica de adaptación de las funciones de probabilidad obtenidas por medio de ventanas móviles (WPMM) de la reflectividad radar y intensidad medida por los pluviómetros. Esta técnica se aplicará teniendo en cuenta la distinción del tipo de precipitación. Las funciones de distribución serán ajustadas mediante técnicas tanto paramétricas como no-paramétricas, dando los mejores resultados la primera de ellas.

Además se comparó los resultados de esta técnica con otras técnicas donde también se introducía información de los pluviómetros, y se comprobó que mejoraba los resultados incluso cuando la calibración se realizaba no con los datos del mismo episodio; sino cuando la relación Z/R había sido obtenida a partir de los datos de otro episodio.

Finalmente, y con el objetivo de reducir posibles errores del muestreo del radar, se aplicó una técnica de advección entre imágenes radar. Esta técnica obtenía el campo de desplazamiento mediante la maximización de correlación entre imágenes. Posteriormente se aplica una técnica de transformación de las estructuras de la precipitación teniendo en cuenta su morfología inicial y final.

Esta técnica mejora las acumulaciones radar al mismo tiempo que permite aumentar la resolución temporal del radar hasta el minuto. Esta resolución es real al mantenerse la pendiente teórica del espectro temporal de frecuencias.

Aplicando estas dos técnicas de manera conjunta se obtiene un campo de precipitación adecuado para la simulación hidrológica y con suficiente resolución espacial y temporal (la cuál ha sido mejorada). Los resultados han mostrado que los nuevos campos de QPE mejoran tanto el bias como el RMSE hasta un 95 %.

Bibliografía

- Anagnostou, E., and W. Krajewski (1999), Real-time radar rainfall estimation. Part I: Algorithm formulation, *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 16(2), 189–197, doi:10.1175/1520-0426(1999)016j0189:RTRREP;2.0.CO;2.
- Atencia, A., M. Ceperuelo, M. Llasat, and E. Vilaclara (2008), A new non power-law Z/R relation in western Mediterranean area for flash-flood events, in *Proceedings of Fifth European Conference on Radar in Meteorology and Hydrology (ERAD)*, p. 14, Helsinki, Finland, 7.
- Atlas, D., D. Rosenfeld, D. Wolff, N. Aeronautics, and M. Space Administration. Goddard Space Flight Center, Greenbelt (1990), Climatologically tuned reflectivity-rain rate relations and links to area-time integrals, *Journal of Applied Meteorology*, 29(11), 1120–1135.
- Biggerstaff, M., and S. Listemaa (2000), An improved scheme for convective/stratiform echo classification using radar reflectivity, *Journal of Applied Meteorology*, 39(12), 2129–2150, doi:10.1175/1520-0450(2001)040j2129:AISFCS;2.0.CO;2.
- Bringi, V., G. Huang, V. Chandrasekar, and E. Gorgucci (2002), A methodology for estimating the parameters of a gamma raindrop size distribution model from polarimetric radar data: Application to a squall-line event from the TRMM/Brazil campaign, *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 19(5), 633–645, doi:10.1175/1520-0426(2002)019j0633:AMFETP;2.0.CO;2.
- Cairns, M., A. Huggins, and S. Vasiloff (1998), Precipitation Algorithm improvements in the Eastern Sierra, *NWS Western Region Technical Attachment No. 98-08, Salt Lake City, UT*, 5.
- Calheiros, R., and I. Zawadzki (1987), Reflectivity-Rain Rate Relationships for Radar Hydrology in Brazil., *Journal of Applied Meteorology*, 26, 118–132.
- Carretero, O., F. Martin, and F. Elizaga (2001), Radar-based perspective of different convection episodes in the western Mediterranean areas, *Mediterranean Storms*, in *Proceedings of the 3rd EGS Plinius Conference held at Baja Sardinia, Italy*, pp. 1–3.

- Cerro, C., B. Codina, J. Bech, and J. Lorente (1997), Modeling raindrop size distribution and Z (R) relations in the western Mediterranean area., *Journal of Applied Meteorology*, 36(11), 1470–1479.
- Chapon, B., G. Delrieu, M. Gosset, and B. Boudevillain (2008), Variability of rain drop size distribution and its effect on the Z–R relationship: A case study for intense Mediterranean rainfall, *Atmospheric Research*, 87(1), 52–65, doi: 10.1016/j.atmosres.2007.07.003.
- Doelling, I., J. Joss, and J. Riedl (1998), Systematic variations of ZR-relationships from drop size distributions measured in northern Germany during seven years, *Atmospheric Research*, 47, 635–649.
- Dransfeld, S., G. Larnicol, and P. Le Traon (2006), The Potential of the Maximum Cross-Correlation Technique to Estimate Surface Currents From Thermal AVHRR Global Area Coverage Data, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 3(4), 508–511, doi:10.1109/LGRS.2006.878439.
- Feingold, G., and Z. Levin (1986), The lognormal fit to raindrop spectra from frontal convective clouds in Israel., *Journal of Applied Meteorology*, 25, 1346–1364.
- Fulton, R., J. Breidenbach, D. Seo, D. Miller, and T. O'Bannon (1998), The WSR-88D rainfall algorithm, *Weather and Forecasting*, 13(2), 377–395, doi: 10.1175/1520-0434(1998)013j0377:TWRA;2.0.CO;2.
- Haddad, Z., D. Short, S. Durden, E. Im, S. Hensley, M. Grable, and R. Black (1997), A new parametrization of the rain drop size distribution, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 35(3), 532–539, doi:10.1109/36.581961.
- Houze, R. (1993), *Cloud dynamics*, vol. 53, 573 pp., San Diego: Academic Press.
- Joss, J., and A. Waldvogel (1990), Precipitation measurement and hydrology, *Radar in meteorology(A 90-39376 17-47)*. Boston, MA, American Meteorological Society, pp. 577–606.
- Kaplan, E., and P. Meier (1958), Nonparametric estimation from incomplete observations, *Journal of the American statistical association*, 53, 457–481, doi: 10.2307/2281868.
- Lee, G., and I. Zawadzki (2005), Variability of drop size distributions: Time-scale dependence of the variability and its effects on rain estimation, *Journal of Applied Meteorology*, 44(2), 241–255, doi:10.1175/JAM2183.1.
- León, F., and O. Porris (2001), Tropical-like heavy convective rains over the spanish Mediterranean regions: a radar-based perspective, in *International conference on Radar Meteorology*, p. 253, American Meteorological Society.

- Liu, C., and W. Krajewski (1996), A comparison of methods for calculation of radar-rainfall hourly accumulations, *Journal of the American Water Resources Association*, 32(2), 305–315, doi:10.1111/j.1752-1688.1996.tb03453.x.
- Llasat, M., M. Ceperuelo, and T. Rigo (2007), Rainfall regionalization on the basis of the precipitation convective features using a raingauge network and weather radar observations, *Atmospheric Research*, 83(2-4), 415–426.
- Marshall, J., and W. Palmer (1948), The distribution of raindrops with size, *Journal of the Atmospheric Sciences*, 5(4), 165–166, doi:10.1175/1520-0469(1948)005;0165:TDORWS;2.0.CO;2.
- Marshall, J., W. Hitschfeld, and K. Gunn (1955), Advances in radar weather, *Advances in Geophysics*, 2, 1–56.
- Morin, E., and M. Gabella (2007), Radar-based quantitative precipitation estimation over Mediterranean and dry climate regimes, *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 112(D20), D20,108, doi:10.1029/2006JD008206.
- Parzen, E. (1962), On estimation of a probability density function and mode, *The Annals of Mathematical Statistics*, 33(3), 1065–1076, doi:10.1214/aoms/1177704472.
- Rigo, T. (2004), Estudio de sistemas convectivos mesoescalares en la zona mediterránea occidental mediante el uso del radar meteorológico, Ph.D. thesis, PhD thesis, University of Barcelona, Internal publication.
- Rigo, T., and M. Llasat (2002), Analysis of convective structures that produce heavy rainfall events in Catalonia (NE of Spain), using meteorological radar, in *Proc. ERA*D, pp. 45–48.
- Rigo, T., and M. Llasat (2004a), A methodology of convective structures using meteorological radar: Application to heavy rainfall events on the Mediterranean coast of the Iberian Peninsula, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 4, 59–68.
- Rigo, T., and M. Llasat (2004b), A methodology for the classification of convective structures using meteorological radar: Application to heavy rainfall events on the Mediterranean coast of the Iberian Peninsula, *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 4(1), 59–68.
- Rinehart, R., and E. Garvey (1978), Three-dimensional storm motion detection by conventional weather radar, *Nature*, 273, 287–289.
- Rosenfeld, D., D. Wolff, and D. Atlas (1993), General probability-matched relations between radar reflectivity and rain rate, *Journal of Applied Meteorology*, 32(1), 50–72, doi:10.1175/1520-0450(1993)032;0050:GPMRBR;2.0.CO;2.

- Rosenfeld, D., D. Wolff, and E. Amitai (1994), The window probability matching method for rainfall measurements with radar, *Journal of Applied Meteorology*, 33(6), 682–693, doi:10.1175/1520-0450(1994)033j0682:TWPMMF;2.0.CO;2.
- Rosenfeld, D., E. Amitai, and D. Wolff (1995), Improved accuracy of radar WPMM estimated rainfall upon application of objective classification criteria, *Journal of Applied Meteorology*, 34(1), 212–223, doi:10.1175/1520-0450(1995)034j0212:IAORWE;2.0.CO;2.
- Sánchez-Diezma, R. (2001), Optimización de la medida de lluvia por radar meteorológico para su aplicación hidrológica, *Universitat Politècnica de Catalunya*, 313.
- Sánchez-Diezma, R., I. Zawadzki, and D. Sempere-Torres (2000), Identification of the bright band through the analysis of volumetric radar data, *Journal of Geophysical Research-Atmospheres*, 105(D2), 2225–2236, doi:10.1029/1999JD900310.
- Sempere-Torres, D., J. Porrà, and J. Creutin (1994), A general formulation for raindrop size distribution, *Journal of applied meteorology*, 33(12), 1494–1502.
- Sempere-Torres, D., R. Sanchez-Diezma, I. Zawadzki, and J. Creutin (2000), Identification of stratiform and convective areas using radar data with application to the improvement of DSD analysis and ZR relations, *Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere*, 25(10-12), 985–990.
- Steinacker, R., M. Dorninger, F. Wölfelmaier, and T. Krennert (2000), Automatic tracking of convective cells and cell complexes from lightning and radar data, *Meteorology and Atmospheric Physics*, 72(2), 101–110, doi:10.1007/s007030050009.
- Steiner, M., R. Houze Jr, and S. Yuter (1995), Climatological characterization of three-dimensional storm structure from operational radar and rain gauge data, *Journal of Applied Meteorology*, 34(9), 1978–2007, doi:10.1175/1520-0450(1995)034j1978:CCOTDS;2.0.CO;2.
- Steiner, M., J. Smith, and R. Uijlenhoet (2004), A microphysical interpretation of radar reflectivity-rain rate relationships, *Journal of the Atmospheric Sciences*, 61(10), 1114–1131.
- Trapero, L., J. Bech, T. Rigo, N. Pineda, and D. Forcadell (2009), Uncertainty of precipitation estimates in convective events by the Meteorological Service of Catalonia radar network, *Atmospheric Research*, 93(1-3), 408–418.
- Turk, G., and J. F. O'Brien (2005), Shape transformation using variational implicit functions, in *SIGGRAPH '05: ACM SIGGRAPH 2005 Courses*, p. 13, ACM, New York, NY, USA, doi:10.1145/1198555.1198639.
- Uijlenhoet, R., M. Steiner, and J. Smith (2003), Variability of raindrop size distributions in a squall line and implications for radar rainfall estimation, *Journal of Hydrometeorology*, 4(1), 43–61.

- Ulbrich, C. (1983), Natural variations in the analytical form of the raindrop size distribution, *Journal of Climate and Applied Meteorology*, 22(10), 1764–1775.
- Velasco-Forero, C. (2009), Optimal estimation of rainfall fields for hydrological purposes in real time, Ph.D. thesis, PhD thesis, Polytechnical University of Catalonia, Internal publication.
- Zawadzki, I. (1975), On radar-raingage comparison, *Journal of Applied Meteorology*, 14(8), 1430–1436, doi:10.1175/1520-0450(1975)014j1430:ORRCj2.0.CO;2.
- Zawadzki, I. (1984), Factors affecting the precision of radar measurements of rain, in *Conference on Radar Meteorology*, 22 nd, Zurich, Switzerland, pp. 251–256.

7 Sensibilidad del RIBS a la resolución temporal radar.

La resolución temporal óptima para la modelización hidrológica será analizada en el presente capítulo. Para ello, inicialmente se presentará la manera en que se ha configurado el modelo hidrológico en la cuenca del Besòs y que tipo de transformación se ha realizado en el campo de precipitación para poder utilizarlo en este modelo. A continuación se presentará el método para calibrar el modelo hidrológico. El tipo de calibración que se aplicará será probabilística ya que se tiene en cuenta la incertidumbre en las condiciones iniciales de variables como pueden ser la humedad inicial, entre otras variables. Esto nos llevará a obtener unos parámetros que no serán únicos, sino unas funciones de distribución de los parámetros que dan mejores resultados mediante el uso de unas funciones objetivo. Esta calibración se realizará para diversas resoluciones temporales de la lluvia que irán desde los 2 minutos hasta los 30 minutos. Los resultados obtenidos de la simulación del caudal para diferentes calibraciones y resoluciones serán comparados con los hidrogramas registrados en las diferentes estaciones de aforo. Finalmente, un análisis de sensibilidad se realizará sobre todos estos intervalos temporales para determinar la resolución temporal optima para los datos de precipitación que se utilizarán como datos iniciales.

Palabras clave: Modelización hidrológica, calibración probabilística, sensibilidad temporal modelo hidrológico.

7.1. Introducción

Una vez hemos obtenido los campos de precipitación a partir del radar con una calidad adecuada para su aplicación en un modelo hidrológico, el siguiente paso será calibrar en modo diagnostico el modelo y así poder utilizarlo más adelante para la predicción de las avenidas. Sin embargo, antes de calibrar el modelo deberemos introducir en el los datos observacionales de la cuenca que han sido presentados en la sección 4.1.3. Iniciaremos este capítulo presentando la generación de los datos iniciales que necesita el modelo hidrológico para reproducir la cuenca del Besòs.

Una vez tenemos los datos geomorfológicos de la cuenca introducidos y la cuenca simulada, tendremos que introducir otros datos iniciales que necesita el modelo. En el que nos centraremos será en la precipitación. La precipitación radar tiene la ventaja de tener una adecuada resolución espacial de $2 \times 2 \text{ km}^2$, además, mediante la técnica de desagregación temporal (Sección 6.4) tendremos la posibilidad de testar diferentes resoluciones temporales de hasta 1 minuto. Sin embargo las resoluciones y proyecciones del campo pluviométrico y de la capa de simulación de cuenca son diferentes, por lo que también se presentará el procedimiento para poder acoplar este campo al modelo hidrológico y que se utilizará a lo largo de la tesis. Los otros datos iniciales como puede ser la humedad de la cuenca serán utilizados como variables aleatorias iniciales para realizar las predicciones probabilísticas.

Después de transformar los campos de precipitación para su ingestión y tener la cuenca modelizada con los datos observacionales, el siguiente paso es la calibración. El modelo distribuido RIBS dispone de diversos parámetros de calibración por lo que se realizará una análisis de sensibilidad de la calibración a estos parámetros. Una vez se hayan escogido los parámetros, se realizará una calibración de éstos mediante la comparación con los hidrogramas observados mediante diversas funciones objetivos. Esta calibración se realizará de manera independiente para las diversas resoluciones temporales. Finalmente se compararan las observaciones con los hidrogramas probabilísticos obtenidos a partir de cada calibración.

7.2. Aplicación del modelo hidrológico a la cuenca del Besòs

La cuenca del Besòs tiene un área de 1024 km^2 y esta caracterizado por un régimen torrencial. Varias propiedades de esta cuenca han sido expuestas en la sección 4.1.3. Para reproducir estas propiedades en la simulación de la cuenca que sirve como punto de partida del modelo RIBS los pasos que se deberán realizar son:

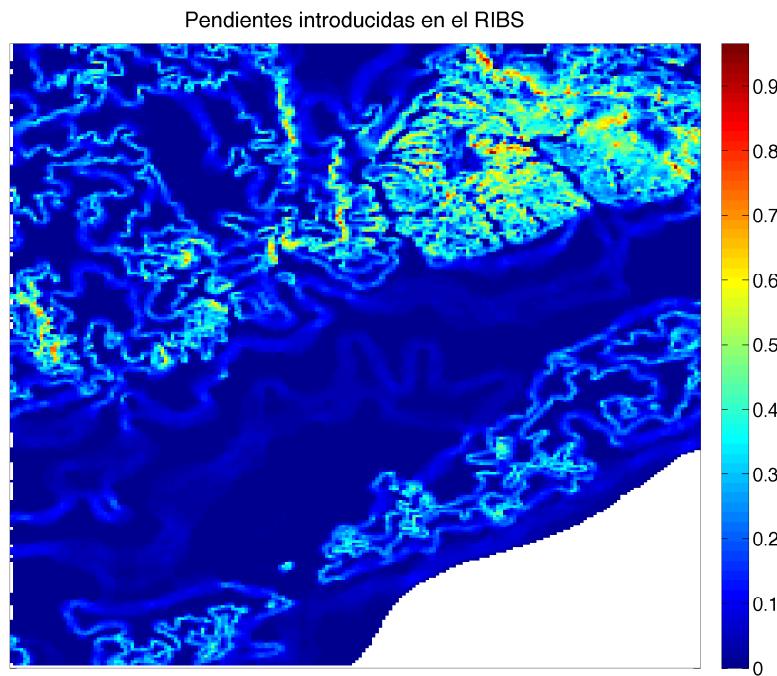


Figura 7.1: Mapa de las pendientes obtenidas a partir del DTM y que se ha utilizado como uno de los *rasters* iniciales en la modelización de la cuenca del Besòs introducida en el RIBS.

- El modelo digital del terreno (DTM) elaborado por el *Institut Cartogràfic de Catalunya* con una resolución horizontal de 200 m y vertical de 1 m ha sido utilizado para extraer la red de drenaje en el área de estudio. Esta red ha sido comparada con la red de drenaje existente en los mapas topográficos de escala de 1:50.000. Los resultados son, en general, aceptables. Además, diferentes cantidades como las pendientes o la distancia al desagüe de la cuenca, también han sido calculados a partir de los datos del DTM. Un ejemplo de estos datos calculados pueden ser observados en la figura 7.1.
- El tipo de suelo ha sido clasificado según la información disponible de los mapas topográficos, geológicos, informaciones de las zonas de cultivo y los mapas Corrine de usos del suelo. Con estos datos se ha constituido una cuadricula con los tipos de suelo clasificados según su potencialidad al generar escorrentía. Un ejemplo del mapa resultante sería la figura 7.2 siguiente.
- Los valores iniciales de algunos parámetros de la superficie también son introducidos en la reproducción de la cuenca para su simulación mediante el modelo RIBS. Con este propósito se han generado un conjunto de datos iniciales de diferentes clases. Los parámetros de superficie de este modelo son: Conductividad hidráulica en condiciones saturadas y los parámetros de Brooks-Corey. Otros parámetros, como por ejemplo el coeficiente de anisotropía o el deca-

miento exponencial de la conductividad hidráulica, se definirán directamente mediante la calibración.

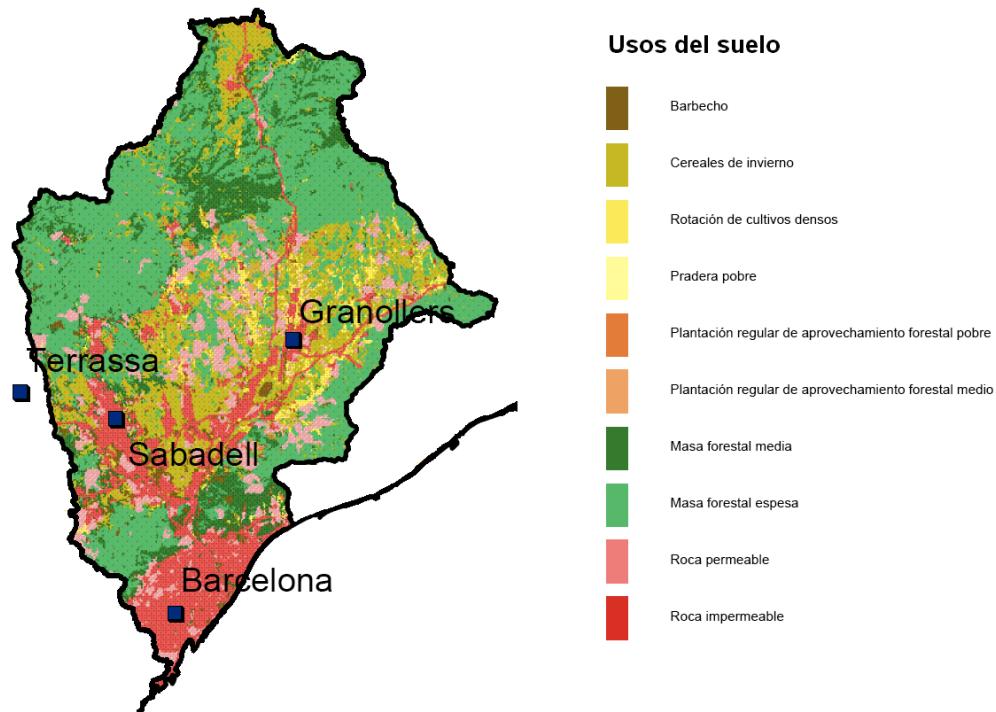


Figura 7.2: Mapa de usos del suelo utilizado en el cálculo de la generación de escorrentía potencial para su uso en el modelo hidrológico.

Una vez la cuenca ya está representada para su introducción en el modelo hidrológico conjuntamente con otros parámetros iniciales de valores de variables superficiales, el siguiente paso será introducir la lluvia de manera apropiada para su integración en el RIBS.

El modelo RIBS necesita la lluvia como datos iniciales los cuales deben ser mapeados sobre la cuadrícula rectangular del DTM o de otras propiedades del terreno. Debido al hecho de que la resolución y proyección de la imagen radar y de la cuadrícula del DTM son diferentes es necesario aplicar un tratamiento preliminar sobre las imágenes radar. Este tratamiento se divide en varios pasos. El primer paso es la transformación de coordenadas Mercator a UTM. Este paso es sencillo al utilizar las fórmulas generales de transformación de proyecciones (Snyder, 1987).

El segundo paso es una interpolación para transformar la cuadrícula de la imagen radar con resolución ($2 \times 2 \text{ km}^2$) a una nueva cuadrícula de datos de lluvia con la resolución de la red de puntos del DTM ($200 \times 200 \text{ m}^2$). La forma más fácil y rápida sería una interpolación lineal ordinaria, pero esta metodología no conservaría exactamente la cantidad total de precipitación sobre el dominio, debido a la diferencia

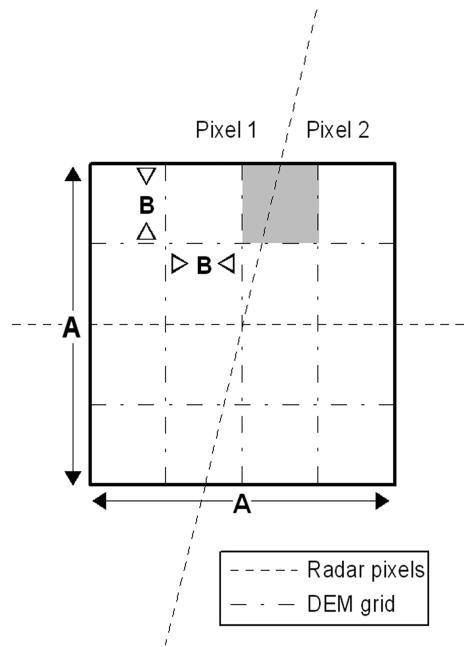


Figura 7.3: Superposición de un píxel radar sobre una cuadricula del DTM en una pequeña región de A^2 . La celda del DTM resaltada en color gris se utiliza para exemplificar el desacuerdo de proyecciones entre ambas cuadriculas.

de proyecciones (Fig. 7.3). Con el fin de evitarlo, se ha utilizado otro procedimiento en el presente trabajo. Como se muestra en la figura 7.3, algunas celdas de la cuadricula del DTM están divididas entre dos celdas de la cuadricula de la imagen radar. El principal objetivo del nuevo procedimiento es el de preservar la cantidad total de precipitación en cada área y esto se logra mediante una interpolación con ponderación areal. Esto podría formularse para una determinada celda como:

$$R_f = \frac{\text{Subarea}_{pixel1} \cdot R_{pixel1} + \text{Subarea}_{pixel2} \cdot R_{pixel2}}{\text{Area DEM grid pixel}} \quad (7.1)$$

o de una manera general en caso de tener más celdas como:

$$R_f = \frac{\sum \text{Subarea}_{pixel_i} \cdot R_{pixel_i}}{\text{Area DEM grid pixel}} \quad (7.2)$$

Una vez que la precipitación para cada celda de la nueva cuadricula ha sido calculada mediante esta interpolación con ponderación areal, la nueva imagen de mayor resolución espacial se recorta alrededor del contorno de la cuenca del Besòs (Fig. 7.4).

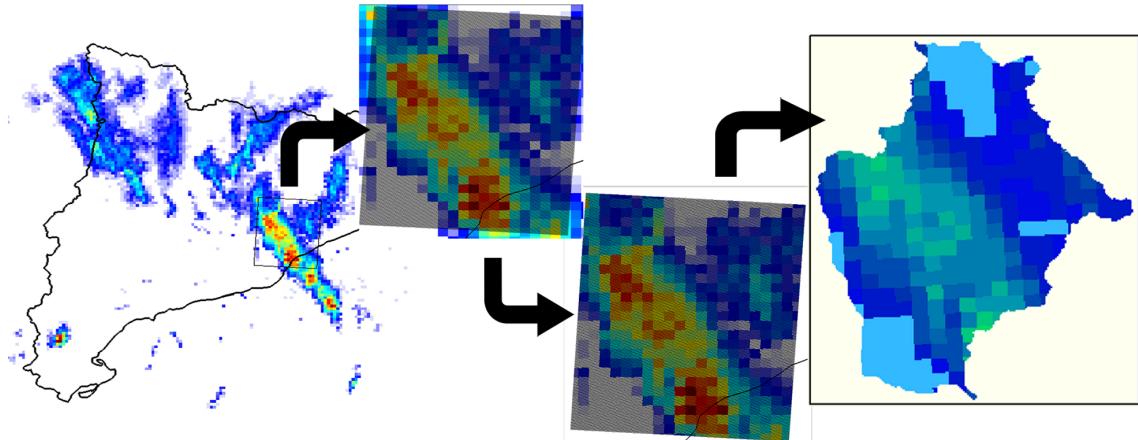


Figura 7.4: Estimación radar de la precipitación para el intervalo entre las 12:00 UTC y las 12:30 UTC del día 13 de Septiembre de 2006. La imagen radar es transformada íntegramente a la proyección UTM que corresponde a la cuadrícula del DTM superpuesta en la segunda imagen. La interpolación da como resultado una imagen de precipitación con una resolución muy elevada sobre la cuenca del Besòs ($200 \times 200 \text{ m}^2$). Finalmente la imagen es recortada sobre el contorno de la cuenca como se puede apreciar en la última imagen.

7.3. Calibración probabilística

Una vez tenemos definidos las diferentes capas para definir la cuenca y los diferentes datos iniciales para la modelización hidrológica de las avenidas deberemos calibrar el modelo. La calibración aplicada es probabilística y sigue los procedimientos de calibración probabilística previamente realizados con este modelo por *Mediero et al. (2007)* y *Garrote et al. (2007)*.

El primer paso en la calibración del modelo será realizar un análisis de sensibilidad del modelo a sus parámetros. Una vez realizado este análisis se debe seleccionar un conjunto de funciones objetivo que estén totalmente descorrelacionados. Finalmente, será presentada la calibración multi-objetivo para poder validar el modelo en el siguiente apartado. Esta calibración ha sido llevada a cabo en colaboración con el departamento de Ingeniería Civil: Hidráulica y Energética dirigido por el Dr. Luis Garrote y se puede encontrar una explicación más detallada de la metodología en el informe final del proyecto FLASH (2010).

7.3.1. Análisis de sensibilidad

El análisis de sensibilidad de los parámetros del modelo RIBS se realiza mediante una simulación de Monte-Carlo de 1000 simulaciones diferentes. Este análisis se lleva a cabo usando los datos de precipitación del primer episodio, 2 de agosto de 2005, de los cuatro seleccionados para la simulación en modo diagnóstico. Los parámetros seleccionados para el análisis son: la tasa de variación de la conductividad hidráulica en función de la profundidad (f), el coeficiente de anisotropía del suelo (α), la fracción entre la velocidad de flujo en las pendientes frente a la misma velocidad sobre el cauce del río (K_v), la conductividad hidráulica en la superficie según cada tipo de suelo (K_{0n}) y el coeficiente de la ley que relaciona la velocidad de flujo con el desagüe en la cuenca inferior (C_v).

El análisis de sensibilidad intenta determinar los parámetros cuyos cambios tienen mayor influencia en los resultados del modelo hidrológico. Este análisis se lleva a cabo usando una modificación de la metodología denominada *Generalized Sensitivity Analysis* (GSA) propuesta por Freer *et al.* (1996). Esta técnica se aplica mediante el *Monte Carlo Analysis Toolbox* (Wagener *et al.*, 2004). El análisis de Monte Carlo genera, a partir de una función de densidad de probabilidad uniforme y multivariada, un posible rango de valores para cada variable de entre los cuales se escoge un conjunto N de puntos y se analiza los cambios en los resultados obtenidos a partir de estos parámetros (Spear and Hornberger, 1980).

El método GSA divide los valores de parámetros en dos grupos dependiendo de si la variable de salida del modelo se ajusta a los resultados reales del sistema, en este caso el caudal de las descargas. La división entre los dos grupos se hace según una función objetivo. La función de distribución acumulada para cada uno de los grupos se calculan y se comparan. Si estas funciones de distribución son muy diferentes, las características estadísticas de los dos grupos pueden variar y el modelo será sensible a este parámetro mediante el uso de la función objetivo seleccionada. Pero si las dos funciones de distribución son similares, se entenderá que el modelo es insensible a ese parámetro según la función objetivo seleccionada.

Un amplio conjunto de funciones objetivo han sido utilizadas para realizar este análisis. El propósito de esto es determinar aquellas funciones que mejor capturen la variabilidad de cada parámetro y de esta manera identificar el rango de valores que nos lleva a unos parámetros cuyos resultados nos minimicen los errores (Boyle *et al.*, 2000; Madsen, 2000; Kavetski *et al.*, 2006). Las funciones objetivo escogidas son ME, MAE, RMSE, NSE, DV y TP (Descritas en el apartado 4.5).

Los resultados cualitativos (tabla 7.1) muestran como tanto el parámetro K_{0n} como el parámetro α no tienen ninguna influencia en los resultados finales para ninguna de las funciones analizadas. Así pues ambos parámetros son descartados del proceso de calibración y son fijados mediante las diferentes características del

Tabla 7.1: Resultado cualitativos del análisis de sensibilidad para los diferentes parámetros del modelo hidrológico RIBS sobre la cuenca del Besòs.

Parámetro	ME	MAE	RMSE	NSE	DV	TP
f	Alta	Alta	Alta	Alta	Alta	Nula
α	Nula	Nula	Nula	Nula	Nula	Nula
K_v	Baja	Baja	Media	Media	Media	Media
C_v	Baja	Media	Alta	Alta	Alta	Muy alta
K_{on}	Nula	Nula	Nula	Nula	Nula	Nula

terreno antes de realizar la calibración. Por el contrario el parámetro K_v y sobretodo los parámetros f y C_v son muy influyentes en los resultados y por tanto son los utilizados en la calibración. La humedad superficial inicial en la cuenca también es un factor influyente pero no es propiamente un parámetro del modelo porque será una de las condiciones iniciales desconocidas que nos permiten introducir incertidumbre en las simulaciones.

7.3.2. Selección de las funciones objetivo

El modelo calibrado se utilizará para la previsión de caudales previstos en la cuenca para situaciones de avenida. Por lo tanto, los aspectos más importantes del hidrograma a evaluar son: el tiempo de ocurrencia del caudal pica, la forma del pico en el hidrograma y la capacidad de usar las salidas del modelo como un pronóstico. La precisión en la escorrentía básica es de menor importancia en el pronóstico de inundaciones.

La precisión a la hora de determinar el tiempo de ocurrencia del caudal pico se evalúa mediante la función objetivo TP. Esta función mide la diferencia de tiempo entre el pico observado y simulado. Para determinar la precisión en la forma del pico del hidrograma se ha utilizado el RMSE, ya que da un mayor peso a los errores en los valores más elevados a expensas de los valores más bajos, y es muy útil para cuantificar la similitud entre la forma del pico de los hidrogramas observados y simulados. La capacidad predictiva del hidrograma simulado como previsión se contabiliza con la función objetivo de NSE, que cuantifica el grado de mejora de las simulaciones frente a un pronóstico construido mediante un caudal promedio constante del hidrograma observado.

Sin embargo, se observa que la falta de evaluación de la reproducción de la escorrentía básica puede llevar a una sobreestimación significativa en el comportamiento recesivo del caudal en el hidrograma tras el pico máximo. Para intentar evitar esto se incluyó la función objetiva MAE.

Tabla 7.2: Matriz de coeficientes de correlación entre las diferentes funciones objetivo seleccionadas.

	RMSE	MAE	NSE	TP
RMSE	1	0.996	0.977	0.098
MAE	0.996	1	0.971	0.125
NSE	0.977	0.971	1	0.050
TP	0.098	0.125	0.050	1

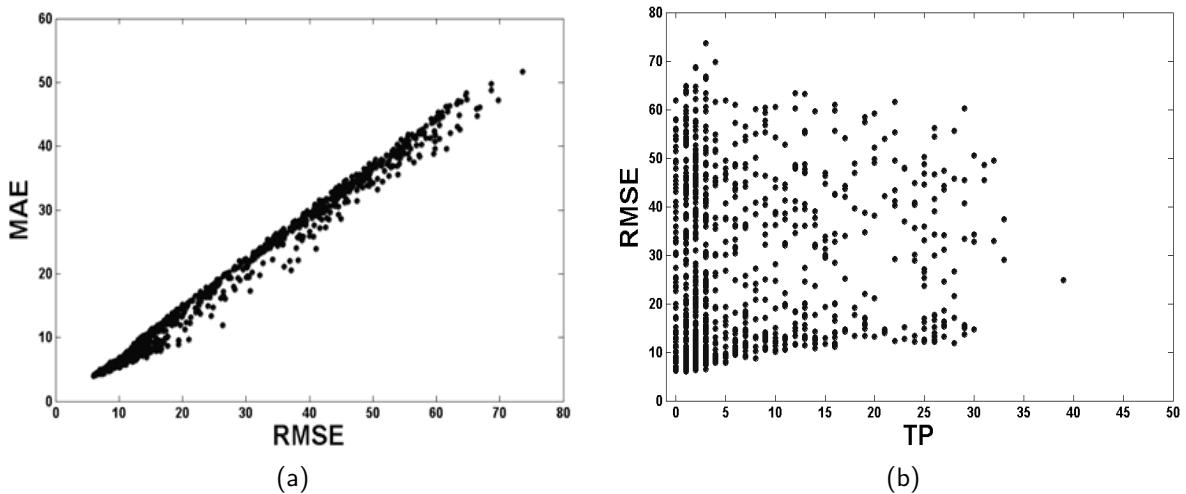


Figura 7.5: Correlación entre funciones objetivo. Se puede observar que el RMSE y el MAE (a) están altamente correlacionados mientras que no parece existir correlación entre el TP y el RMSE (b).

El siguiente paso ha sido evaluar la correlación (Tabla 7.2) entre las funciones objetivo seleccionadas (RMSE, MAE, NSE y TP). Se puede observar que existe una alta correlación entre RMSE, MAE (fig. 7.5a) y NSE, lo que significa que estas tres funciones analizan aspectos similares del hidrograma. La correlación entre la función TP y las otras tres es mucho menor (fig. 7.5b), por lo que esta función cuantifica otro aspecto del hidrograma simulado.

Para poder utilizar más funciones en la calibración multi-objetivo se dividió el hidrograma en dos mitades a partir del caudal medio de todo el episodio. RMSE fue aplicado a la parte superior del hidrograma (RMSE-P). MAE fue aplicado a la parte inferior (MAE-B). Por último la función de NSE se aplicó a todo el evento, para tener en cuenta la predictibilidad del hidrograma íntegramente. Estos cambios han reducido la correlación entre las funciones objetivo (fig. 7.6):

7.3.3. Calibración multi-objetiva

El modelo distribuido RIBS ha sido calibrado en la cuenca del Besòs usando los datos de observación de caudal de los tres primeros eventos, mientras que dejaremos el último caso de Septiembre de 2006 para su verificación y también para realizar el análisis de sensibilidad a la resolución temporal inicial de los datos de precipitación.

Para realizar la calibración, las funciones previamente escogidas (sección 7.3.2) son evaluadas a la vez para todos los parámetros. En este tipo de calibraciones multi-objetivo no existe una solución única que minimice todas las funciones objetivo al mismo tiempo (*Gupta et al.*, 1998). Por lo tanto, se intenta encontrar la solución mediante una aproximación por dominación de Pareto (*Yapo et al.*, 1998) con el objetivo de encontrar un conjunto de datos que minimicen las funciones objetivo según la siguiente expresión:

$$\min\{F(\theta) = [f_1(\theta), f_2(\theta), \dots, f_n(\theta)]\} \quad (7.3)$$

donde $f_1(\theta), f_2(\theta), \dots, f_n(\theta)$ son las n funciones objetivo seleccionadas y calculadas para nuestro conjunto de parámetros.

Por último, cada parámetro del modelo se representa por una función de densidad de probabilidad (pdf) formada por el conjunto de soluciones de Pareto. Las funciones de distribución que mejor se adapten a la variabilidad de cada parámetro han sido identificados por medio de pruebas de bondad de ajuste, es decir, la prueba Chi-cuadrado y el test de Kolmogorov-Smirnov.

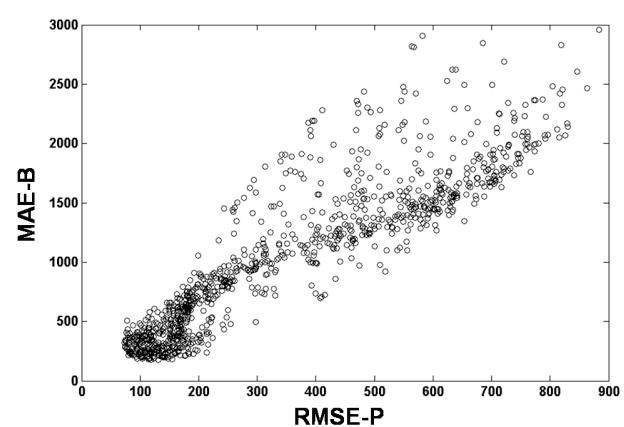


Figura 7.6: Correlación entre el RMSE-P y el MAE-B. Se puede observar que la correlación ha decrecido.

Tabla 7.3: Resumen de los resultados de calibración para cada uno de los parámetros y para todos los intervalos temporales. La tabla muestra los valores medios (μ) y la desviación estandar (σ) que seguirían la distribución representativa de cada parámetro.

Resolución temporal (min)	Parámetro							
	$\log_{10}(f)[mm^{-1}]$		$\alpha[-]$		$K_v[-]$		$C_v[m \cdot h^{-1}]$	
	μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ
6	-3.05	0.92	41.6	25.8	10.1	2.82	4680	1654
12	-2.15	0.71	48.6	28.9	10.9	1.80	4643	1220
15	-2.63	0.68	53.4	27.1	11.3	2.15	4397	1313
18	-2.30	0.51	48.9	30.6	10.7	1.75	4563	1818
24	-2.32	0.29	44.0	28.8	10.1	1.95	4593	1655
30	-2.65	0.69	50.6	24.4	11.1	2.77	3415	1439

Un análisis de sensibilidad se lleva a cabo en función de la resolución temporal de la precipitación. Varios campos de precipitación radar con una buena resolución de la variabilidad espacial han sido constituidos mediante el sumatorio de varias imágenes de resolución minuta tras aplicar el método de advección (sección 6.4). Seis resoluciones temporales han sido seleccionadas para el análisis: 30, 24, 18, 15, 12 y 6 minutos. La metodología de calibración se llevó a cabo para cada resolución temporal de lluvias, a fin de tener en cuenta que algunos parámetros hidrológicos puede depender de la escala de tiempo. Los índices estadísticos básicos de la distribución de los valores de los parámetros para cada resolución temporal se presentan en la tabla 7.3.

7.4. Validación del modelo

7.4.1. Simulación probabilística

La calibración probabilística conduce a unas PDFs que representan la variabilidad de cada parámetro. Por lo tanto, el resultado no es un único hidrograma, sino un conjunto de posibles valores de descarga para cada intervalo temporal. Estos valores que nos da la distribución del caudal en función del tiempo se obtiene generando un conjunto suficientemente grande de hidrogramas mediante el muestreo del espacio de parámetros. El número requerido de simulaciones para obtener una distribución realista con la incertidumbre del modelo se definió a través de un análisis de sensibilidad. Como se muestra en la figura 7.7, la estabilidad de los resultados se alcanza alrededor de las 150 o 200 simulaciones. Por este motivo se realizan 200 simulaciones para validar el modelo, asignando un valor al azar a cada parámetro del modelo de los existentes en las distribuciones (fig. 7.8).

7.4.2. Sensibilidad a la resolución temporal

El análisis de sensibilidad se lleva a cabo sobre el último episodio observado. Las diferencias entre los resultados a analizar y el hidrograma observado fueron cuantificados usando cuatro índices. En primer lugar, dos de los índices utilizados para la calibración del modelo, que son el RMSE y el MAE, se han seleccionado para medir la precisión de las simulaciones. Otras dos medidas se han añadido con el objetivo de realizar una verificación más precisa. El sesgo de la estimación fue cuantificado mediante el índice global de eficiencia ($R^2(MQ_{0,5})$) definido por *Nash and Sutcliffe* (1970). Este índice (Ec. 4.7) es útil para medir la fiabilidad de la mediana como previsión (*Xiong and O'Connor*, 2008). La capacidad de predicción del modelo calibrado se cuantificó mediante el cociente de contenido (*Containing Ratio, CR*) (Ec. 4.8), que mide el número de observaciones que no caen en un intervalo de predicciones escogido mediante un determinado nivel de confianza (*Montanari*, 2005).

El modelo se ha validado para el último evento usando las seis estaciones de aforo: Lliçà es la estación que mide el caudal en el Río Tenas, la estación de Montcada está situada en el río Ripoll, aguas arriba de su confluencia con el río Besòs, Gramenet es la estación del río Besòs que se encuentra muy cerca de la desembocadura, la estación de la Garriga realiza las mediciones en el río Congost, el río Mogent está monitorizado con la estación del mismo nombre y la estación de Santa Perpètua de la Mogoda se sitúa en el río Caldas (figura 7.9).

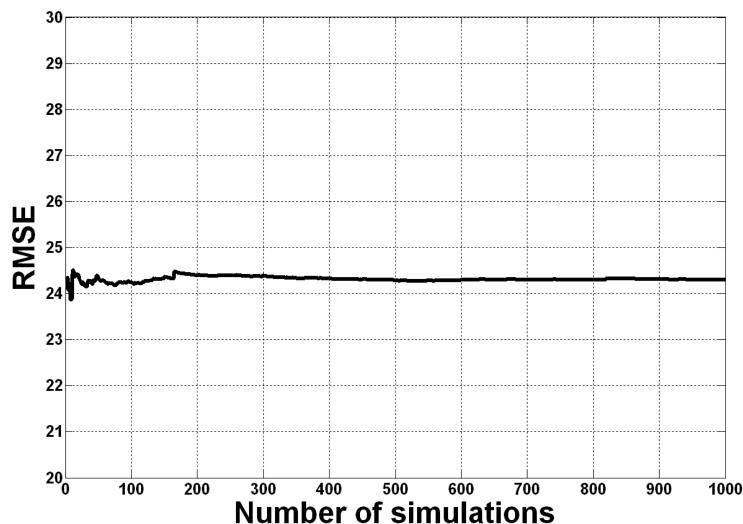


Figura 7.7: Análisis del número de simulaciones necesarias para alcanzar estabilidad en los resultados. Este análisis se presenta mediante la evolución del valor medio del RMSE para el caso de septiembre con resolución 30 minutal en función del número de simulaciones .

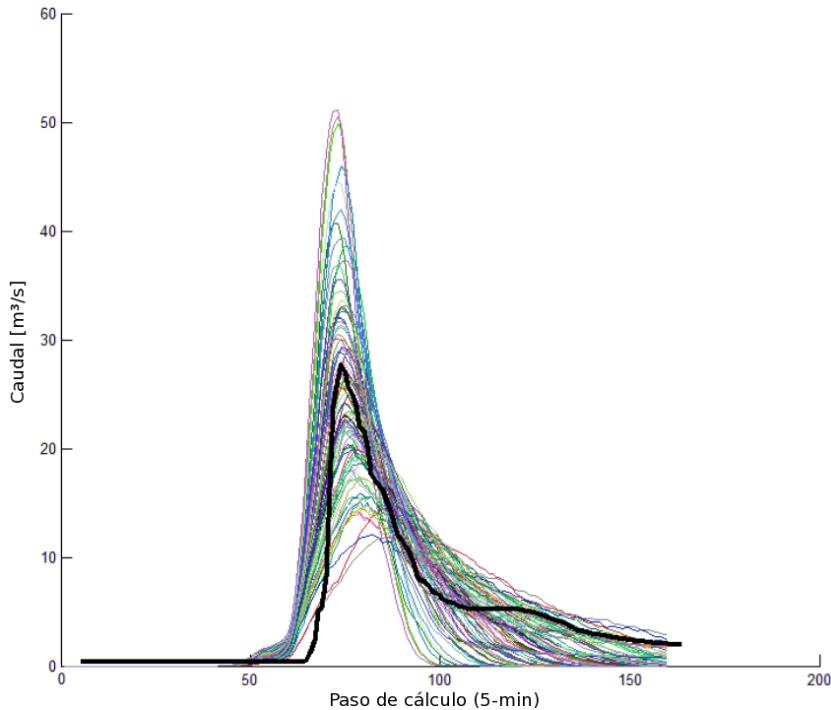


Figura 7.8: Conjunto de 200 simulaciones realizadas para el episodio de agosto de 2005 en la estación de Ripoll.

Un conjunto de 200 hidrogramas simulados se han generado para cada resolución temporal. La distribución de estos hidrogramas simulados se comparó con los flujos observados en las estaciones de aforo para cada índice. Los resultados son presentados en la tabla 7.4 y algunos valores se presentan en la figura 7.10 y 7.11.

La capacidad de predicción del caudal máximo se presenta en la figura 7.10 en función de las resoluciones temporales de la precipitación. La incertidumbre de la predicción se puede entender como la longitud de la barra que representa los valores entre los límites de confianza de los cuartiles del 5 % y el 95 %. La mayoría de las estaciones muestran la menor variabilidad y el mejor ajuste entre la mediana y el valor observado para la resolución de 15 minutos. En general, el ancho del intervalo de confianza y la diferencia entre la mediana y el valor observado aumenta cuando la resolución temporal de la precipitación se aleja de los 15 minutos, alcanzando el máximo las resoluciones extremas estudiadas, es decir, las de 6 y 30 minutos. Estas resoluciones también son las que tienen el valor de la mediana más alejado de la observación del pico de caudal para todas las estaciones.

Los resultados obtenidos para los cuatro índices de validación se muestra en la figura 7.11. Para permitir la comparación entre estos indicadores de la calidad de la predicción tanto el RMSE como el ME se han normalizado por la descarga máxima observada. Como se muestra en la figura 7.11, RMSE alcanza el valor mínimo en todas las estaciones, excepto en Santa Perpètua de la Mogoda, para la resolución 15

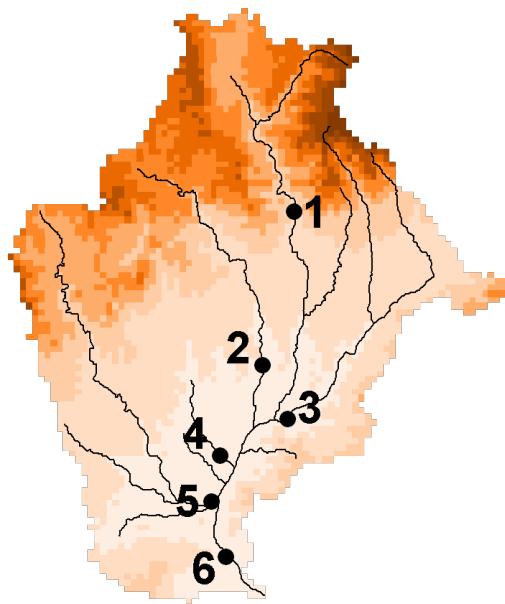


Figura 7.9: Localización de las estaciones de aforo: 1-Garriga; 2-Lliçà; 3-Mogent; 4-Mogoda; 5-Montcada; 6-Gramenet.

minutal. La representatividad del modelo se mantiene en niveles adecuados para las resoluciones temporales inferiores a 12 minutos, pero la calidad disminuye considerablemente cuando la resolución supera los 18 minutos. El valor mínimo del índice que cuantifica el sesgo absoluto se obtiene también para la resolución 15 minutal, pero las diferencias con los valores obtenidos para la resolución 12 minutal son pequeñas. Aunque en la figura solo se han presentado los valores absolutos del sesgo en aras de la claridad, el sesgo es positivo para resoluciones menores de 15 minutos y negativas para el resto. Las estaciones de Gramenet, Montcada y Mogent claramente obtienen el mejor valor de $R^2(MQ_{0,5})$ para una resolución de 15 minutos. Las estaciones de Santa Perpètua de la Mogoda y Lliçà alcanzan el máximo en la misma resolución que las anteriores, pero no hay grandes diferencias con el resultado obtenido con la resolución 12 minutal. Por el contrario, la estación de aforo de la Garriga alcanza el máximo para los 12 minutos. El comportamiento del índice CR muestra que la mayoría de las estaciones alcanzan el máximo para los valores de precipitación quince-minutales, excepto la de Lliçà, donde el máximo corresponde a la resolución de 12 minutos. El valor máximo de $R^2(MQ_{0,5})$ y CR se alcanza para la resolución 15 minutal en la mayoría de las subcuencas y la variabilidad mínima entre los tiempos de obtención de la descarga máxima se alcanza de nuevo para los intervalos temporales de 15 minutos para cinco de las seis estaciones.

De estos resultados podría pensarse que la disminución del rendimiento del modelo con el aumento de tiempo de resolución puede depender de la resolución mínima para caracterizar la variabilidad temporal de la precipitación. Este resolución míni-

Tabla 7.4: Resultados de la validación para cada una de las estaciones de aforo.

Est. de aforo	Índice	Resolución temporal					
		30 min	24 min	18 min	15 min	12 min	6 min
Lliça	RMSE	16.21	11.55	7.58	3.59	3.91	4.14
	Bias	-12.07	-8.84	-5.94	-1.14	0.32	1.57
	$R^2(MQ_{0,5})$	0.31	0.33	0.39	0.42	0.39	0.36
	$CR(10\%)$	0.25	0.32	0.34	0.36	0.44	0.31
Montcada	RMSE	24.40	19.71	16.72	13.99	14.89	16.00
	Bias	-13.84	-8.16	-5.89	0.55	2.74	5.75
	$R^2(MQ_{0,5})$	0.33	0.38	0.47	0.53	0.47	0.39
	$CR(10\%)$	0.52	0.62	0.69	0.79	0.61	0.52
Gramenet	RMSE	85.53	71.24	68.72	60.66	64.43	68.52
	Bias	-43.84	-25.82	-14.79	10.66	15.36	25.13
	$R^2(MQ_{0,5})$	0.40	0.42	0.44	0.52	0.43	0.36
	$CR(10\%)$	0.50	0.52	0.54	0.69	0.59	0.50
Garriga	RMSE	9.73	8.00	7.28	3.11	3.74	4.74
	Bias	-6.67	-5.14	-3.38	0.01	1.05	1.64
	$R^2(MQ_{0,5})$	0.29	0.31	0.32	0.35	0.38	0.32
	$CR(10\%)$	0.28	0.31	0.38	0.49	0.39	0.20
Mogent	RMSE	24.59	21.42	15.13	14.26	15.02	16.46
	Bias	-7.33	-4.39	-2.52	-1.79	0.21	4.80
	$R^2(MQ_{0,5})$	0.21	0.37	0.47	0.54	0.44	0.35
	$CR(10\%)$	0.30	0.39	0.48	0.61	0.59	0.48
Mogoda	RMSE	11.19	7.14	6.23	5.21	4.50	6.21
	Bias	7.60	4.10	3.29	2.20	-0.05	3.31
	$R^2(MQ_{0,5})$	0.24	0.39	0.42	0.44	0.44	0.37
	$CR(10\%)$	0.28	0.34	0.42	0.54	0.47	0.43

ma es de 15 minutos, como puede verse en la figura 7.11(a) y(b). La disminución de la representatividad del modelo para las resoluciones inferiores a los 15 minutos puede ser debido a que el modelo requiere un tiempo mínimo para caracterizar los procesos de escorrentía. Estos resultados nos llevan a escoger la resolución de 15 minutos como aquella resolución óptima para los datos de precipitación en la cuenca del Besòs, a fin de lograr una representación adecuada de las características de la precipitación y una buena simulación de los procesos hidrológicos.

Esta resolución óptima de las precipitaciones podría estar relacionado con el tiempo de concentración que se obtendría si utilizásemos para su cálculo la fórmula de Témez (Témez, 1977):

$$T_c = 0,30 \cdot \frac{L}{J^{0,25}}^{0,76} \quad (7.4)$$

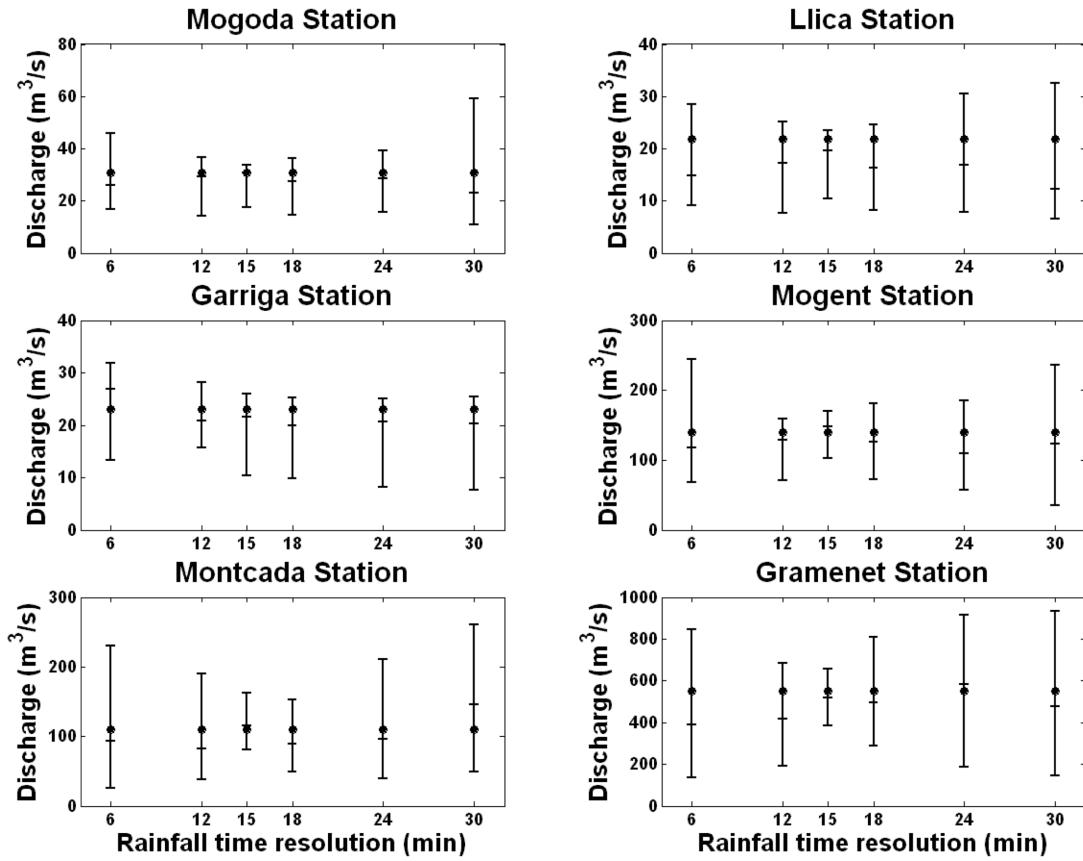


Figura 7.10: Resultados de la validación para el caudal pico en función de la resolución temporal de la lluvia para todas las estaciones existentes en la cuenca del Besòs. El pico observado se ha dibujado como un circulo negro, mientras que los percentiles correspondientes al 5 % y el 95 % también son representados en la figura mediante una barra vertical y la mediana como una línea horizontal.

donde L representa la longitud del cauce principal y J la pendiente promedio del recorrido del cauce. Si tenemos en cuenta una pendiente media obtenida para toda la cuenca del Besòs y usamos la distancia de cada píxel radar de 2 km como la longitud obtendremos un tiempo de concentración de aproximadamente 15 minutos. Lo cual podría vincular esta resolución temporal óptima con la cuenca que se está estudiando (que nos vendría dado por la variable pendiente) y la resolución espacial radar (que nos proporcionaría la longitud del cauce).

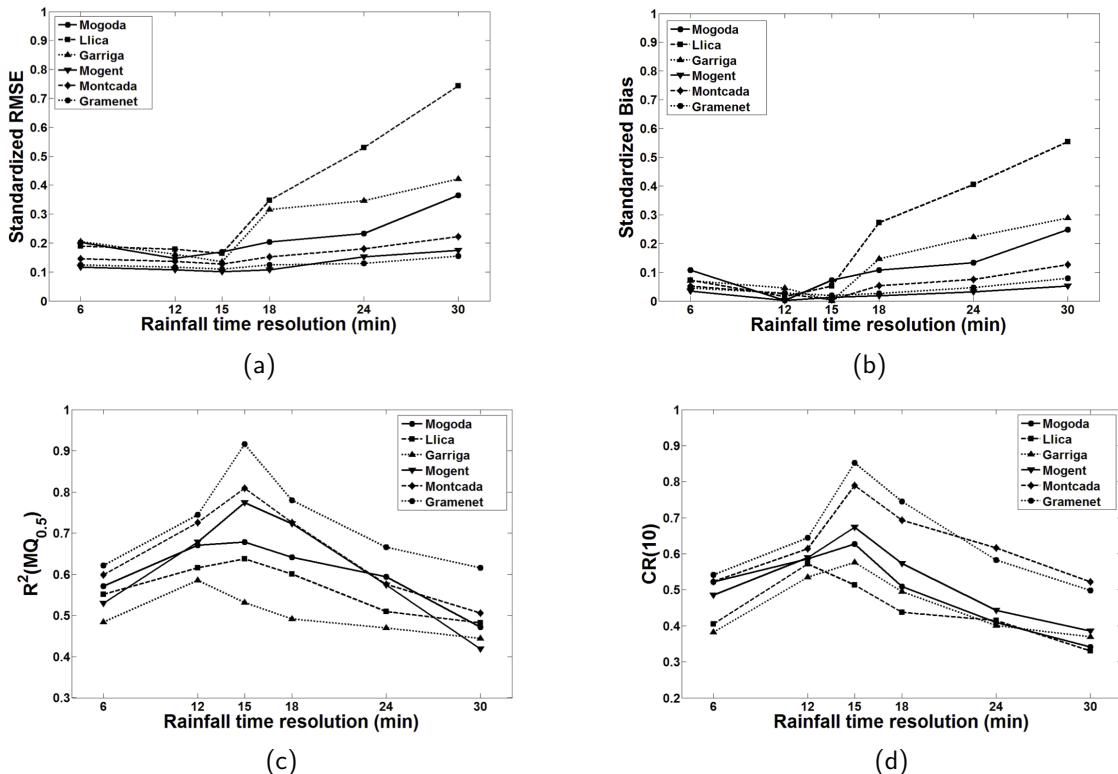


Figura 7.11: Índices de validación en función de la resolución temporal para todas las estaciones de aforo. (a) Raíz del error cuadrático medio (RMSE) normalizado con el pico de caudal observado.(b) Sesgo absoluto (ME) normalizado con el pico de caudal. (c) Índice de eficiencia global de Nash-Sutcliffe global $R^2(MQ_{0.5})$ y (d) Coeficiente de contenido para un intervalo de confianza de un 10 % [$CR(10\%)$].

7.5. Conclusiones

En el capítulo anterior (cap. 6) se obtuvo el campo de precipitación con una precisión suficientemente buena como para ser introducido en el modelo hidrológico. Sin embargo, como la calibración del modelo RIBS puede depender de la resolución temporal de este campo se usó la técnica de advección para crear diferentes resoluciones temporales y poder testar cuál sería la óptima para el campo de precipitación. Las resoluciones inicialmente creadas fueron: 30, 24, 18, 15, 12, 6 y 2 minutos. Sin embargo los intervalos menores a los 6 minutos condujeron a tiempos de computación fuera del alcance de la predicción hidrológica operativa. En consecuencia, sólo las resoluciones temporales superiores fueron testadas. En la presente tesis, una calibración probabilística fue aplicada a los tres primeros casos de estudio

del proyecto FLASH para obtener las funciones de densidad de probabilidad que mejor representasen la variabilidad de cada parámetro del modelo. La verificación fue realizada mediante el último episodio. Con estas premisas se pudo realizar un análisis de la sensibilidad del modelo RIBS a las resoluciones temporales del campo de precipitación llegando a la conclusión de que la óptima para la simulación de avenidas en la cuenca del Besòs es la de 15 minutos.

La resolución obtenida como recomendable para estas simulaciones es coherente con los resultados presentados por *Berne et al.* (2004), que estudió las cuencas urbanas de hasta 100 km² y encontró una fuerte relación entre el tamaño de la cuenca y la resolución espacial y temporal mínima para el campo de precipitación. En ese trabajo se sugirió una resolución temporal de 12 minutos para las cuencas con un área de hasta 100 km². Las cuencas analizadas en este trabajo se encuentran entre los 100 y 1.000 km² y la resolución obtenida como óptima ha sido la de 15 minutos. Estos resultados también sugieren una menor dependencia entre la resolución temporal de la lluvia y el tamaño de la cuenca para el rango analizado; resultados que también podrían ser extrapolados a cuencas mayores. Además, esta resolución óptima de las precipitaciones podría estar relacionado con el tiempo de concentración que se obtendría si utilizásemos para su cálculo una pendiente media obtenida para toda la cuenca del Besòs y la distancia de cada píxel radar de 2 Km. como la longitud.

Este capítulo ha demostrado que un aumento de la resolución del radar no necesariamente lleva a unos mejores resultados en la predicción del caudal máximo mediante el uso de un modelo hidrológico distribuido. Para la resolución óptima de 15 minutos se han obtenido mejores resultados para el RMSE promedio en un 16% para todas las estaciones en comparación con la resolución original del radar de 6 minutos. De forma individual para cada sub-cuenca se ha obtenido una mejora siempre superior al 10%.

Con estos resultados se concluye que la resolución adecuada para la simulación y predicción de las avenidas súbitas en la cuenca del Besòs mediante el modelo hidrológico RIBS será la de 15 minutos. Esta conclusión será aplicada en capítulos posteriores como condicionante a la resolución temporal de las predicciones de precipitación para de este modo minimizar los posibles errores existentes en la simulación mediante el modelo hidrológico en las previsiones de avenidas.

Bibliografía

- Berne, A., G. Delrieu, J. Creutin, and C. Obled (2004), Temporal and spatial resolution of rainfall measurements required for urban hydrology, *Journal of Hydrology*, 299(3-4), 166–179.
- Boyle, D., H. Gupta, and S. Sorooshian (2000), Toward improved calibration of hydrologic models: Combining the strengths of manual and automatic methods, *Water Resources Research*, 36(12), 3663–3674.
- Freer, J., K. Beven, and B. Ambroise (1996), Bayesian estimation of uncertainty in runoff prediction and the value of data: An application of the GLUE approach, *Water Resources Research*, 32(7), 2161–2173.
- Garrote, L., M. Molina, and L. Mediero (2007), *Hydroinformatics in Practice: Computational Intelligence and Technological Developments in Water Applications*, chap. Learning Bayesian networks from deterministic rainfall–runoff models and Monte-Carlo simulation, pp. 375–388, Springer, doi:10.1007/978-3-540-79881-1_27.
- Gupta, H., S. Sorooshian, P. Yapo, et al. (1998), Toward improved calibration of hydrologic models: Multiple and noncommensurable measures of information, *Water Resources Research*, 34(4), 751–763.
- Kavetski, D., G. Kuczera, and S. Franks (2006), Calibration of conceptual hydrological models revisited: 1. Overcoming numerical artefacts, *Journal of Hydrology*, 320(1-2), 173–186.
- Madsen, H. (2000), Automatic calibration of a conceptual rainfall-runoff model using multiple objectives, *Journal of Hydrology*, 235(3-4), 276–288.
- Mediero, L., L. Garrote, and F. Martin-Carrasco (2007), A probabilistic model to support reservoir operation decisions during flash floods/Un modèle probabiliste d'aide à la décision pour la gestion d'un réservoir lors de crues éclaircies, *Hydrological Sciences Journal/Journal des Sciences Hydrologiques*, 52(3), 523–537, doi: 10.1623/hysj.52.3.523.

- Montanari, A. (2005), Large sample behaviors of the generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) in assessing the uncertainty of rainfall-runoff simulations, *Water Resour. Res.*, 41(8).
- Nash, J., and J. Sutcliffe (1970), River flow forecasting through conceptual models. part I-A discussion of principles, *Journal of Hydrology*, 10(3), 282–290, doi:10.1016/0022-1694(70)90255-6.
- Snyder, J. (1987), Map Projections—A Working Manual, USGS Professional Paper 1395, *United States Government Printing Office, Washington DC*.
- Spear, R., and G. Hornberger (1980), Eutrophication in Peel Inlet. II: Identification of critical uncertainties via generalized sensitivity analysis, *Water Research*, 14, 43–49.
- Témez, J. (1977), Modelo matemático de transformación precipitación-aportación, *Asociación de Investigación Industrial Eléctrica-ASINEL*, p. 15.
- Wagener, T., M. Lees, and H. Wheater (2004), Monte-Carlo Analysis Toolbox User Manual, *Penn State University, formerly Imperial College: University Park, PA*.
- Xiong, L., and K. O'Connor (2008), An empirical method to improve the prediction limits of the GLUE methodology in rainfall-runoff modeling, *Journal of Hydrology*, 349(1-2), 115–124.
- Yapo, P., H. Gupta, and S. Sorooshian (1998), Multi-objective global optimization for hydrologic models, *Journal of hydrology*, 204(1-4), 83–97.

Parte II

Estudio en modo pronóstico

8 Mejora de la predicción de precipitación a muy corto plazo

Actualmente, la predicción operativa a corto y muy corto plazo de la precipitación (QPF) se realiza en el SMC, como en la gran mayoría de centros meteorológicos, mediante dos puntos de vista: La predicción a partir del radar y el uso de los modelos numéricos de predicción meteorológica. En este capítulo se integran (blending) ambas predicciones, considerando que tienen diferentes características temporales y espaciales, a fin de obtener una única y mejorada predicción cuantitativa de la precipitación para un horizonte temporal de 6 horas. Esta combinación entre la predicción radar y el campo de precipitación previsto por los modelos numéricos se llevará a cabo aplicando diferentes metodologías a la vez. Inicialmente, y con el objetivo de aprovechar la ventaja que nos dan las observaciones radar sobre la intensidad, localización y forma de las precipitaciones, se aplicará una corrección de fase a las salidas del modelo para poder obtener un nuevo campo de predicción corregido. Una vez aplicada esta corrección, el siguiente paso será integrar la predicción radar y la corrección del modelo mediante una combinación lineal usando diferentes pesos que variarán dinámicamente y espacialmente. El valor de estos pesos estará relacionado con algunos índices que cuantifiquen la calidad de estas predicciones en las horas precedentes. Este segundo procedimiento tiene la habilidad de combinar la calidad de la predicción radar en lo que se refiere a localización y forma de las estructuras de precipitación con la capacidad que tiene el modelo meteorológico de reproducir la evolución y sobre todo crear nuevas áreas de precipitación. A partir de la tercera hora, la calidad de la predicción radar tiende a decrecer tanto que sólo el modelo corregido será utilizado. Este procedimiento de blending será desarrollado y verificado para diferentes tipos de episodios entre los que encontraremos casos totalmente convectivos, moderadamente convectivos y estratiformes. De esta manera se obtendrá una metodología robusta que nos permitirá desarrollar una herramienta para su aplicación operativa.

Palabras clave: Corrección del modelo, Integración de predicciones, Predicción a corto plazo

8.1. Introducción

La integración, o más conocido como el *blending* por el termino en inglés usado comúnmente en la literatura, es la unión del campo de precipitación obtenido mediante técnicas de extrapolación del campo observado por el radar con los resultados predichos por un modelo numérico del tiempo. El primer trabajo publicado donde aparecía esta metodología con el objetivo de mejorar la predicción de la precipitación en las primeras horas (0-6 horas) fue sobre el sistema Nimrod (*Golding*, 1998). Este trabajo se basó en una primera presentación sobre la capacidad de integración de los diferentes métodos de predicción realizada por *Austin et al.* (1987). El sistema Nimrod fue sustituido por el Gandolf (*Pierce et al.*, 2001) donde se introducían algunas mejoras en la técnica del *blending*. En estos sistemas la integración de las predicciones se realizaba mediante una combinación lineal de ambos campos de lluvia en el espacio físico y en función de un peso que era obtenido de una ley exponencial para el decaimiento de la calidad de predicción por extrapolación radar. El uso de las redes neuronales para calcular estos pesos fue introducido por *Ganguly and Bras* (2003) y esta técnica ha sido ampliamente usada en los últimos años (*Chiang and Chang*, 2009; *Wong et al.*, 2009). Sin embargo, algunos trabajos (*Venugopal et al.*, 1999; *Germann and Zawadzki*, 2002) han mostrado que la predictibilidad de las estructuras de precipitación tiene una cierta dependencia con la escala estudiada que se puede relacionar con procesos de interacción dinámica entre dichas escalas. Teniendo en cuenta que las estructuras de pequeña escala tiene un ciclo de vida o de predicción menor de una hora, *Bowler et al.* (2006) desarrollaron una técnica de combinación de las diferentes escalas presentes en el modelo meteorológico y la predicción radar e introdujo un campo de ruido Gaussiano con propiedades similares a las de la precipitación para las escalas más pequeñas. Esta técnica se basa en una previa descomposición en escalas detallada en *Seed* (2003).

Todos los modelos numéricos de predicción meteorológica usados en estas técnicas de *blending* se han aplicado en extensas regiones mediante técnicas de redimensionamiento dinámico o *downscaling*. Sin embargo, es conocido que los errores de posición y forma se observan frecuentemente en las predicciones de los modelos al compararlas con las observaciones. Estos errores tienen diferentes causas como ha sido destacado por varios autores. Por ejemplo, *Mariano* (1990) mostró que el uso de diferentes datos como condiciones iniciales y la resolución del modelo llevan a errores de posición debido a las aproximaciones en las ecuaciones primitivas de los modelos. La asimilación de datos observacionales o el análisis objetivo de los datos iniciales deberían eliminar posibles errores en la predicción y, de esta manera, obtener predicciones con un posicionamiento correcto de la lluvia. Esto, sin embargo, no es una tarea fácil y ciertas características de estos eventos son temporal y espacialmente muy variables por lo que determinar los errores previos de una manera precisa es difícil para ciertas escalas. La escasez de datos en meso-escala añade dificultad a este análisis. Por este motivo, los procesos de escala meso- β y meso- γ (según

la clasificación de *Thunis and Bornstein*, 1996) como son las tormentas, líneas de convergencia o otros eventos de estas escalas no suelen estar bien localizados ni modelizados. Un estudio de la sensibilidad de los pronósticos de precipitación realizado por *Jones and Macpherson* (1997) mostró que los errores de posición para predicciones con asimilación podían incluso degradar las previsiones. *Brewster* (2003a) discutió que la presencia de características espacio-temporales infrecuentes de este tipo de fenómenos conjuntamente con la falta de valores a la hora de obtener los errores previos en el pronóstico y una pobre representación de las escalas pequeñas convertían el problema en una gran problemática a la hora de obtener predicciones suficientemente detalladas. Para intentar solucionarlo propuso un campo de vectores de modificación de la predicción. La corrección del campo de precipitación previsto mediante la comparación con observaciones ha sido aplicada recientemente por *Lee et al.* (2009) quien obtuvo una corrección parecida a la de Brewster utilizando en lugar de observaciones, directamente la predicción radar.

En el presente trabajo inicialmente se analizará la capacidad predictiva de los diversos métodos de predicción radar y numérica que han sido presentados en la sección de técnicas de predicción radar (4.2) y modelo meteorológico (4.3.1). A continuación se presentará la corrección del modelo desarrollada en la presente tesis. Una vez se ha corregido el modelo se analizarán los índices que dan mejores resultados de la combinación lineal. A continuación se presentará una modificación de esta metodología donde se introduce dependencia del peso en función de la distancia a la precipitación observada. Los resultados mostrarán la mejora que este procedimiento introduce. Finalmente se presentará la aplicación de la herramienta operativa que se ha creado y, mediante la cual, se ha estudiado un año entero de datos con este procedimiento. Las conclusiones serán presentadas como resumen de este capítulo.

8.2. Propiedades de los pronósticos de precipitación

La principal idea es integrar parte de la información que se puede extraer de la información radar con aquella que nos aporta el modelo meteorológico. Como se ha comentado, esta integración se realiza teniendo conocimiento del comportamiento de cada predicción y es por ello que inicialmente analizaremos la calidad de cada pronóstico en función del horizonte de predicción. Además también se probarán las escalas características de cada una de las predicciones. Para poder unir y comparar los diferentes campos de precipitación necesitaremos antes crear una rejilla común.

8.2.1. Rejilla común

Los métodos de predicción existentes en el SMC que se han presentado en las secciones 4.2 y 4.3.1 tienen diferentes resoluciones espaciales, temporales y proyecciones geográficas (Fig. 8.1). La predicción de la evolución de las células convectivas mediante radar tiene una resolución espacial de $2 \times 2 \text{ km}^2$ en una rejilla de 215×158 píxeles con proyección Mercator. Por otro lado, tenemos el modelo meteorológico con una resolución horizontal de $12 \times 12 \text{ km}^2$ usando una proyección estereográfica polar. El campo de lluvia obtenido a partir de las observaciones y la extrapolación de la reflectividad radar tienen una resolución horizontal de $1 \times 1 \text{ km}^2$ con una proyección Universal Transversal de Mercator sobre una rejilla formada por 480×480 píxeles. Para poder comparar e integrar los campos de precipitación obtenidos sobre mallas incompatibles se debe definir una común.

La que se ha escogido como común, por tener una resolución similar a la rejilla utilizada en el capítulo 6, ha sido la de la predicción de células convectivas. Como consecuencia, tanto la extrapolación radar, como el modelo meteorológico y la observación deben ser transformados. Para pasar a una rejilla de resolución superior debemos aplicar un escalado sobre los campos de extrapolación radar y observación. Este se realiza aplicando una media entre los vecinos próximos. La interpolación del modelo meteorológico a la rejilla común de $2 \times 2 \text{ km}^2$ se lleva a cabo aplicando la técnica de *splines* cúbicos. Este simple método es tan sólo una interpolación que nos permite comparar y combinar el modelo con los otros campos de predicción. Sin embargo, aunque la resolución de la rejilla del modelo haya aumentado, la resolución real del modelo no ha cambiado. Así pues, se debe comentar que esta interpolación nos introduce parte del error que aparece al compararlo con las observaciones que sí que reproducen las escalas más pequeñas. Todas estas propiedades se presentan resumidas en la tabla 8.1.

Tabla 8.1: Características espaciales y temporales de las diferentes rejillas de predicción y de la escogida como común.

	# puntos [píxeles]	Res. Horizontal [km]	Res. Temporal [min.]	Hor. predicción [horas]
Evolución cel.	215×158	2	6	1
Modelo met.	69×69	12	60	9
Extrapolación	480×480	1	6	2
Observación	480×480	1	-	-
Común	215×158	2	60	6

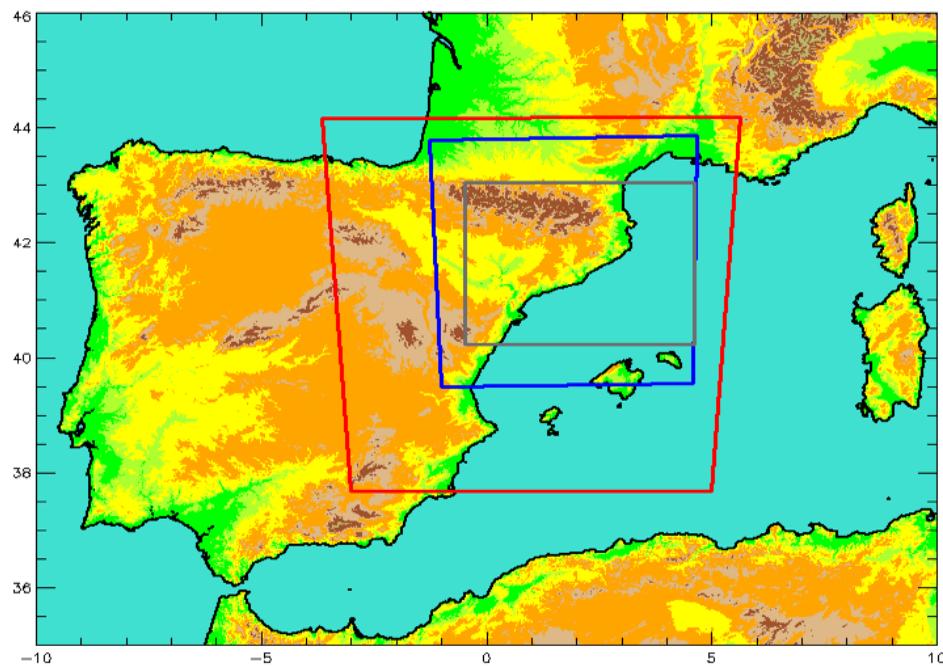


Figura 8.1: Modelo digital del Terreno de la península ibérica y sus alrededores. El cuadro rojo representa el dominio del modelo MM5 con asimilación mediante LAPS. La observación radar y la extrapolación comparten el dominio que abarca el cuadro azul. El rectángulo gris enmarca la identificación y predicción de las células de precipitación y ha sido escogido como el dominio de la rejilla común.

8.2.2. Verificación pronósticos de partida

Teniendo en cuenta que el principal objetivo de este capítulo es mejorar la predicción a muy corto plazo a partir de la predicción radar y el modelo meteorológico, es necesario ante todo verificar estos pronósticos en función de la escala analizada y del horizonte de predicción. Para realizar esta verificación utilizaremos los 7 casos de estudio presentados en el apartado 5.2.1. Estos 7 casos fueron seleccionados por presentar características diferentes; desde eventos convectivos a otros puramente estratiformes con intensidades y cantidades menores, pero una gran área de afectación sobre Catalunya. El hecho de escoger tipologías tan diferentes es debido a que se pretende crear una metodología robusta para su implementación en tiempo real.

La figura 8.2 muestra la correlación entre las tres predicciones radar operativas a muy corto plazo. Estas son:

- La extrapolación del campo de reflectividad radar (ADV).
- La identificación, seguimiento y predicción de la evolución de las células observadas por el radar (CST).

- La tercera (ADV+CST) esta construida a partir del uso de la información de la evolución de las células convectivas como información para distinguir entre áreas estratiformes y convectivas en el campo de reflectividad extrapolado.

Los resultados globales para los 7 casos de estudio de las acumulaciones horarias del campo advectado (ADV) son mejores que los obtenidos tanto por la evolución de células (CST) o la unión de ambos (CST+ADV). Como se ha comentado en la sección 4.2 la técnica de predicción de la evolución de la convección describe de manera adecuada el crecimiento y disipación de las estructuras tormentosas de precipitación y, consecuentemente, describiría mejor la variación en las intensidades de la precipitación que la simple extrapolación del último campo observado. No obstante en la predicción CST, la simplificación de las siluetas originales de las estructuras de precipitación a elipses está más penalizada que los errores en las intensidades y consecuentemente en las acumulaciones horarias presentes en la técnica de la advección. La unión de ambas técnicas presenta una ligera mejora de la calidad respecto al uso únicamente de la evolución de las células pero sigue sin batir a la extrapolación por lo que a partir de este punto la predicción radar seleccionada para integrar será la advección radar o extrapolación del campo de reflectividad.

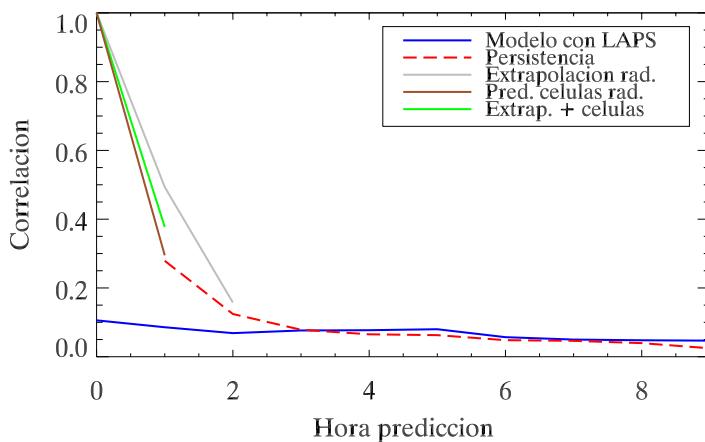


Figura 8.2: Correlación de todos los métodos de predicción existentes en la operativa del SMC con las observaciones sobre la rejilla común.

El segundo modelo a verificar será el meteorológico tanto en su resolución original, como tras interpolar los valores a la rejilla común. En la figura 8.2 se observa que el modelo meteorológico en la malla común obtiene una correlación con la observación baja en comparación con la simple persistencia hasta la tercera hora. Esto, como se ha comentado antes, puede ser debido a que el modelo no reproduce la resolución de esta rejilla, sino una menor, por lo que la utilización de una escala de mayor resolución penaliza el modelo. Es por ello que se aplica un filtro pasa bajos a todas los campos de precipitación para evitar aquellas escalas inferiores a los 12 km, que era la resolución real del modelo meteorológico. Estos resultados se presentan en

la figura 8.3. En esta figura se puede observar que el hecho de evitar las escalas más bajas en la comparación entre observaciones y modelo meteorológico, hace aumentar el índice de correlación hasta un 40 %. Sin embargo, una mejora similar es observada en todos los métodos de predicción e incluso en la persistencia Euleriana.

Así pues, podemos concluir que el modelo presenta problemas tanto en su escala original como en la resolución de la rejilla común. Teniendo esto en cuenta y con el fin de aprovechar la resolución espacial de las predicciones radar, se mantiene la rejilla común de resolución de 2 km. Por lo tanto se postula necesaria alguna corrección al campo de precipitación predicho por el modelo, ya no sólo en lo que se refiere a las escalas reproducidas, sino debido a los posibles errores en la localización de las estructuras de precipitación.

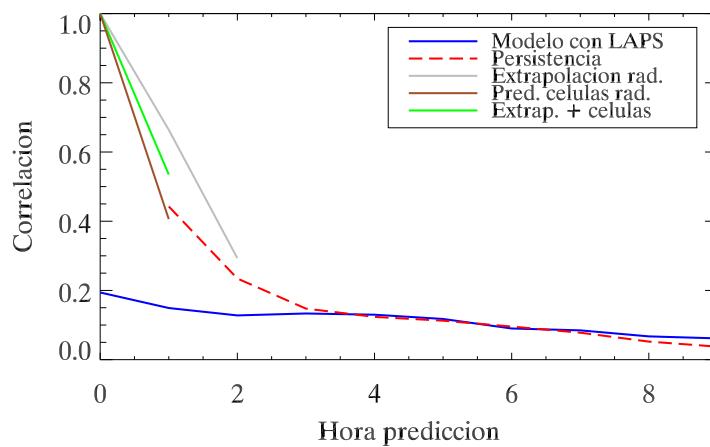


Figura 8.3: Correlación de todos los métodos de predicción existentes en la operativa del SMC con las observaciones para las escalas superiores a los 12 km.

8.3. Corrección del modelo meteorológico

Según lo comentado en la introducción y lo observado en la sección anterior (sec. 8.2.2), la corrección del modelo es un paso previo a la técnica del *blending*. El objetivo de esta técnica es reducir los errores debidos a la localización y forma de las estructuras de precipitación. Sin embargo, teniendo en cuenta que la resolución real del modelo con asimilación es menor que la resolución de la rejilla escogida como común, este procedimiento tiene también una función de redimensionamiento dinámico o *downscaling*.

La metodología propuesta está basada en una advección semi-lagrangiana del campo de precipitación mediante unos vectores de corrección dependientes de la escala y horizonte de previsión analizado. Esta técnica integra 5 propuestas ya existentes en la literatura:

1. Descomposición de escala utilizando una transformación discreta como la suma de funciones coseno (DCT) (*Denis et al.*, 2002).
2. Búsqueda del vector de desplazamiento para cada escala mediante la minimización de una función de coste (*Brewster*, 2003a).
3. Obtención de los vectores de desplazamiento futuros mediante una extrapolación temporal del campo de errores de fase de las tres horas previas (*Lee et al.*, 2009).
4. Advección semi-lagrangiana de las estructuras de precipitación (*Staniforth and Cote*, 1991).
5. Aplicación de un filtro Gaussiano con un radio de influencia proporcional a la longitud de los vectores de desplazamiento (*Germann and Zawadzki*, 2002).

Estos vectores de desplazamiento o corrección son aquellos que modifican el campo de precipitación obtenido del modelo para reducir las diferencias entre la predicción y la observación. Para obtener este vector, *Brewster* (2003b) dividió todo el dominio en zonas de diferentes tamaños que denominaremos áreas de testado. En esta tesis se ha aplicado un procedimiento similar pero con un paso previo, la descomposición de escala del campo previo a su división. Las cuatro escalas y los respectivos tamaños de las áreas de comparación se resumen en la tabla 8.2. Las áreas de testado mayores estarán más relacionadas con los errores en la localización de las estructuras de precipitación (Fig. 8.4a) mientras que las áreas de testado más pequeñas están más vinculadas con los errores debidos a la forma o patrón de las estructuras de precipitación (Fig. 8.4b). Estos vectores se calculan mediante la minimización de la siguiente función de coste (8.1):

$$J = \frac{s(|\delta x|, l^{-1})}{N_\alpha} \cdot \sum_{i=1}^N \frac{\{H[\bar{F}(x_i + \delta x)] - O_i\}^2}{\sigma_i^2} \quad (8.1)$$

donde O_i es la lluvia observada y $\bar{F}(x_i + \delta x)$ es la lluvia pronosticada por el modelo meteorológico en la posición x_i (o en el área de testado). El vector desplazamiento se representa por δx . El campo predicho por el modelo (\bar{F}) se modifica mediante (H) una transformación discreta de cosenos (DCT) a la escala representativa de cada tamaño de áreas en que se divide el campo. Este procedimiento (DCT) se ha seleccionado (en lugar de la típica transformación de Fourier) porque coger solo una parte de la función de Fourier (el coseno) nos permite tener mayor capacidad de tratar las propiedades asimétricas del campo, una propiedad muy común en las observaciones de lluvia. Además, se ha aplicado una función de corte de escala suave para evitar la generación por el efecto Gibbs de ondas espurias (*Sardeshmukh and Hoskins*, 1984). La variable σ_i^2 representa la varianza de la observación. Así pues,

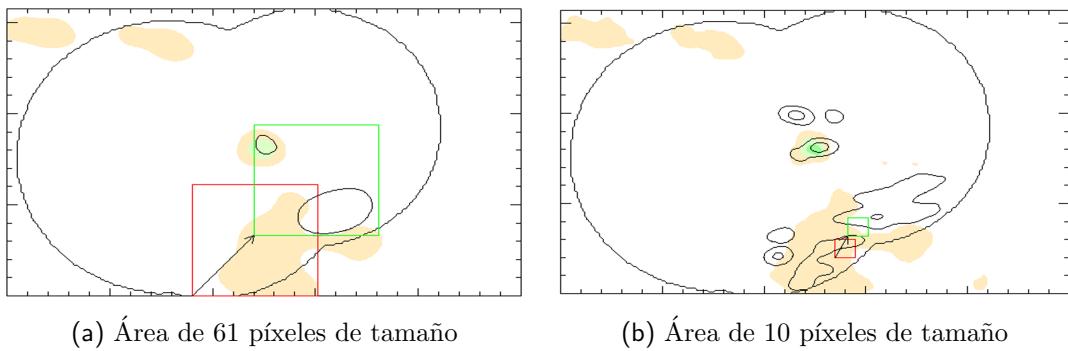


Figura 8.4: Dos ejemplos del cálculo del vector de desplazamiento por minimización de la función de costa para el área de testado grande (a) y pequeña (b). El área rellena corresponde al campo de precipitación del modelo meteorológico mientras que los contornos corresponden al campo de precipitación observado por el radar. Se puede observar como las formas son diferentes en ambas imágenes debido a que un filtro pasa bajos se ha aplicado en el espacio de frecuencias obtenido con la DCT. El rectángulo rojo corresponde al área de la rejilla del modelo mientras que el cuadro verde corresponde al área de las observaciones que minimiza la función de coste. Por este motivo, el vector dibujado entre ambos cuadrados corresponde al vector desplazamiento para el área de testado seleccionada.

se puede concluir que el último término de la ecuación 8.1 es similar a la raíz cuadrada del error cuadrático medio para el número total de observaciones en la región considerada como área de testado (N). Esta función esta normalizada por el factor N_α (8.2):

$$N_\alpha = \sum_{i=0}^N \cdot \alpha_i \quad (8.2)$$

donde α es una variable que computa la fiabilidad de dichas observaciones siguiendo la metodología descrita por *Brewster* (2003a).

El término multiplicador de la expresión derecha de la igualdad 8.1, s , es una función dependiente de la distancia que sirve como penalizador para estructuras similares pero distantes, por ejemplo, para evitar asociar un estructura simulada por la predicción a una similar observada, pero que se encuentre demasiado alejada. La función que se ha usado, extraída de *Thiebaux et al.* (1990), es la inversa de la función auto-regresiva de segundo orden (SOAR) cuya expresión es (8.3):

$$s(|\delta x|, l^{-1}) = \frac{\exp(|\delta x| \cdot l^{-1})}{1 + |\delta x| \cdot l^{-1}} \quad (8.3)$$

donde l es un parámetro de la longitud de escala analizado definido como (8.4):

$$l = 0,5 \sqrt{L_x^2 + L_y^2}. \quad (8.4)$$

Tabla 8.2: Propiedades de las cuatro áreas de testado usadas en la obtención de los vectores de desplazamiento.

Área de testado	Escala escogida [km ²]	Tamaño área [píxeles]	Píxeles superposición [píxeles]
1	120	61	31
2	70	35	18
3	30	16	5
4	20	10	5

De esta manera, los vectores de desplazamiento para cada área de testado se determinan mediante la minimización de la función de coste 8.1 previamente descrita. No obstante, nada asegura la coherencia entre los vectores de desplazamiento y entre las diferentes áreas de testado colindantes. Para intentar asegurar una cierta continuidad en este campo vectorial se superpondrán al área de testado colindante (el número de píxeles en común entre ambas áreas se denominan píxeles de superposición en la tabla 8.2) algunos píxeles de un área de testado dada. El vector de desplazamiento sobre uno de estos píxeles de superposición se calcula promediando los valores de cada área de testado que pertenece a esta área de superposición. Una vez han sido calculados los cuatro campos de vectores de desplazamiento para cada escala espacial mediante el procedimiento descrito, se obtiene un campo de corrección final como el promedio ponderado de estos cuatro campos utilizando el valor de la función de coste en cada píxel como la inversa del peso utilizado en la ponderación. De esta manera obtendríamos un campo que nos permite corregir el campo de predicción mediante su comparación con las observaciones. Sin embargo, esta corrección no se puede aplicar sin disponer de observaciones y por tanto debemos pronosticar los campos de vectores de desplazamiento futuros para poder aplicar la corrección a la precipitación prevista en las próximas horas.

Para determinar estos campos de corrección previstos se aplica una extrapolación en función del tiempo de predicción. La extrapolación se realiza mediante el ajuste de una regresión lineal en función del tiempo de los campos de vectores de desplazamiento de las tres últimas horas. Es necesaria una mínima coherencia entre los vectores para poder dar por buena esta extrapolación lineal en función del tiempo. Esta restricción se contempla obligando a que los ajustes lineales que se utilizaran deben tener un coeficiente de correlación superior al 0.5. Si esta condición no se cumpliese en alguna zona, el vector obtenido por la extrapolación temporal de los vectores de desplazamiento es eliminado. Los vectores eliminados son reconstruidos

a partir de los vectores vecinos. Una vez se ha obtenido el campo de vectores de corrección, se aplica un esquema semi-lagrangiano (8.5) para determinar el campo de precipitación corregido. Este procedimiento nos permite la rotación en el campo de la precipitación y además evita parte de la dispersión entre píxeles próximos en el campo a corregir.

$$p_m = \delta t \cdot U(x_i - p_m, t_n) \quad (8.5)$$

donde U es el vector de desplazamiento en la posición x_i . Este esquema se divide en diferentes pasos temporales N de duración δt con $N \cdot \delta t = t_n$ siendo t_n la resolución temporal del modelo meteorológico. Para cada intervalo temporal, p_m se determina de manera iterativa (empezando con $p_m = 0$) mediante la ecuación (8.5) y el sumatorio de todos los vectores para cada intervalo temporal nos daría como resultado el vector desplazamiento final.

Sin embargo, el esquema semi-lagrangiano no nos evita toda la dispersión. Por esta razón se usa un filtro Gaussiano con un radio de influencia proporcional a la porción de la longitud del vector desplazamiento. De esta manera tendremos un campo de precipitación más suavizado en comparación con la existencia de valores muy dispares entre píxeles próximos.

8.4. Integración de la previsión radar y modelo meteorológico

La técnica del *blending* integra el método de extrapolación del campo de reflectividad radar con el campo de precipitación que proviene de la simulación numérica del modelo meteorológico. Para poder integrar estos campos deben tener características espaciales y temporales idénticas. Por esta razón, se han agregado diez campos de reflectividad radar (10×6 minutos = 1 hora) después de haberlos transformado en precipitación mediante la relación Z/R. De esta manera ambos campos tienen la misma resolución temporal y corresponden a los mismos períodos. Además, las diferencias en la resolución espacial y en la proyección ya han sido resueltas mediante la definición de una rejilla común (ver sección 8.2.1). Por lo tanto, la integración puede llevarse a cabo simplemente promediando ambos campos.

Se han estudiado dos técnicas en la presente tesis. La primera muestra una combinación lineal de ambos campos. A partir de ella podemos analizar algunas propiedades de este tipo de combinación y obtener el mejor índice (y umbral de precipitación utilizado en el cálculo del índice) para calcular los pesos que ponderan el promedio. La segunda técnica, desarrollada en esta tesis, introduce la dependencia espacial en el cálculo de los pesos que ponderan la suma, lo que permite aprovechar

la información de las nuevas estructuras de precipitación del modelo meteorológico.

8.4.1. Combinación lineal

Las diferentes técnicas de *blending* desarrolladas hasta el momento han usado diversos índices o métodos para calcular los pesos (*Golding*, 1998; *Li and Lai*, 2004; *Bowler et al.*, 2006). Por lo tanto, inicialmente estudiaremos la respuesta de la integración de los campos pluviométricos radar y modelo meteorológico utilizando pesos calculados según la bibliografía con el objetivo de encontrar los más óptimos para aplicar este procedimiento en Catalunya. Para poder realizar este análisis de manera general definiremos un índice estándar (ν) que siempre se mantendrá dentro del mismo rango de valores. Este índice será calculado al transformar cada uno de los índices de verificación testados. Los índices de verificación utilizados para calcular los pesos a partir del índice estándar serán: el CSI, POD, FAR, sesgo, TSS, RMSE, # píxeles y correlación (definidos en la sección 4.5) para los umbrales de precipitación de 0.1, 0.2, 1, 2.5, 5 y 10 mm. Estos índices se transformarán al índice estándar adimensional ν que variará entre 0 para el caso de predicción perfecta e infinito para aquellas predicciones con correspondencia nula con la observación. La transformación aplicada a los índices de verificación para convertirlos al índice estándar ν será introducida en el siguiente sub-apartado (8.4.1). Una vez se han calculado estos índices estándar tanto para la predicción radar (ν_a) como para el modelo meteorológico (ν_m), se transforman en el peso otorgado al modelo (W_m) y al campo de predicción radar (W_a) a través de la siguiente formula (8.6):

$$W_m = \frac{\nu_a}{\nu_a + \nu_m} \longrightarrow W_a = 1 - W_m. \quad (8.6)$$

A partir de estos pesos, el campo de precipitación de la integración se obtendrá como:

$$R_b(x_i, t_n) = W_m \cdot R_m(x_i, t_n) + W_a \cdot R_a(x_i - \Delta x, t_0) \quad (8.7)$$

donde $R_m(x_i, t_n)$ corresponde al campo de precipitación obtenido mediante el modelo meteorológico y $R_a(x_i - \Delta x, t_0)$ es el campo previsto con las técnicas de predicción radar.

Índices y transformación

El RMSE y # píxeles no padecen ninguna modificación debido al rango propio. El bias utilizado aquí tendrá el mismo rango, pero como valor para una predicción perfecta es 1 y no 0, se debe aplicar una conversión logarítmica. La transformación quedaría como (8.8):

$$\nu = |\log \text{bias}| \quad (8.8)$$

El resto de índices utilizados en el test seguirán la misma transformación (8.9):

$$\nu = \frac{1 - \text{index}}{\text{index}} \quad (8.9)$$

Tan solo el TSS y el FAR necesitarán que se les realice un cambio previo. Se le suma el valor unitario al TSS original para proceder finalmente dividiéndolo entre 2 y así obtener el TSS^m modificado ($TSS^m = (TSS + 1)/2$). La transformación del FAR simplemente se realiza como $FAR^m = |FAR - 1|$.

8.4.2. Integración con dependencia espacial

La ecuación 8.7 calcula el campo previsto de precipitación mediante la suma ponderada directa de la predicción radar y predicción mediante modelos numéricos del tiempo. Sin embargo, el modelo meteorológico debe ser analizado más a fondo antes de su integración ya que contiene información sobre las zonas de aparición de lluvia que no se contemplan en la predicción radar. El campo previsto por los modelos numéricos de predicción podría ser descompuesto en sus diferentes contribuciones como:

$$\begin{aligned} R_m(x_i, t_n) &= R_m(x_i - \Delta x, t_n - \Delta t) + S_R(x_i) + \\ &\quad + \Delta t \cdot \frac{dR}{dt} + \frac{\Delta t^2}{dt} \cdot \frac{d^2R}{dt^2} + \dots \end{aligned} \quad (8.10)$$

donde el primer término esta relacionado con la extrapolación del campo de precipitación anterior. Los términos que aparecen en la segunda línea están relacionados con la evolución temporal de las estructuras de precipitación existentes. Finalmente, el término $S_R(x_i)$ representa las nuevas áreas de precipitación creadas.

Introduciendo esta descomposición en contribuciones (ec. 8.10) en la ecuación

del *blending* (ec. 8.7) se puede comprobar como el término que corresponde a las nuevas áreas de precipitación está ponderado por el mismo peso que el término de extrapolación. Debido a esta ponderación se reduce una parte de la nueva precipitación creada por el modelo meteorológico. Para intentar evitar esta pérdida de información se utiliza una técnica orientada a objetos que nos permita introducir la dependencia espacial dentro de los pesos.

El propósito de esta técnica es separar los términos de extrapolación y evolución de la precipitación del término correspondiente a las nuevas áreas de precipitación. Con este objetivo se introduce una función dentro de los pesos que contabilice la distancia de cada píxel a las zonas de precipitación existentes. Así pues, el área de predicción se divide en tres regiones. Una primera región donde se registra precipitación ya existente, una segunda área que hemos denominado área de variación del peso y, finalmente, una tercera región donde sólo tendremos presencia de los términos que corresponden a la creación de precipitación por parte del modelo. La primera región cubre el área correspondiente a la zona de precipitación existente en la imagen previa a la estudiada conjuntamente con el área de precipitación de la extrapolación radar añadiendo al contorno así formado unos 20 km alrededor de estas áreas. El peso asignado a esta área será el mismo que el calculado mediante el procedimiento explicado en el esquema clásico. El área que solo contendrá precipitación creada por el modelo y no observada anteriormente será aquella que no esté comprendida en la primera o segunda área. Esta área no será ponderada sino que se aplicará algún tipo de corrección del sesgo de la precipitación en dicha área. Esta corrección se realiza sobre la intensidad mediante la comparación de la predicción del modelo con la última observación. La segunda área, denominada de variación de peso, se define para asegurar una cierta continuidad en el área de precipitación y no tener saltos en los valores de la lluvia. El ancho total de esta área es de 32 km y el peso variará entre el valor obtenido en la primera área (área de extrapolación y evolución) y el peso de la tercera área (área del término de creación de lluvia). Así pues concluimos que el peso con dependencia espacial ($W_m(d_p[x, y])$) puede ser formulado (ec. 8.11) como una función de la distancia a las estructuras de precipitación ($d_p[x, y]$):

$$W_m(d_p[x, y]) = \begin{cases} W_m^1 & d_p < 20 \text{ km} \\ W_m^2 & 20 < d_p \leq 52 \text{ km} \\ W_m^3 & d_p > 52 \text{ km} \end{cases} \quad (8.11)$$

$$W_m^1 = \frac{\nu_a}{\nu_a + \nu_m} \quad \text{dentro del área de extrapolación} \quad (8.12)$$

$$W_m^2 = W_m^1 \cdot \left[\frac{52 - d_p}{32} \right] + W_m^3 \cdot \left[1 - \frac{52 - d_p}{32} \right] \quad (8.13)$$

$$W_m^3 = \frac{\sum \cdot O_i}{\sum \cdot F_i} \quad \text{en todo el dominio} \quad (8.14)$$

La ecuación 8.12 es la misma que la anterior ecuación 8.6, pero la ec. 8.12 se calcula sólo sobre el área de extrapolación mientras que la ec. 8.6 utilizaba todo el dominio. Este hecho causa que se incremente el peso otorgado a la extrapolación en detrimento del peso otorgado al modelo meteorológico. La corrección de la intensidad para la zona donde se crean nuevas estructuras de precipitación se calcula mediante la ecuación 8.14 que es equivalente al sesgo del modelo. Para evitar eliminar toda la precipitación creada por el modelo se ha fijado un valor mínimo de 0.05 en este índice para la corrección de la intensidad. Este tipo de sesgo se calcula sobre todo el dominio porque es altamente improbable (por no decir imposible) que no tengamos observación si sólo utilizamos el área denominada de creación de precipitación. Además, este peso es simplemente un modo de aplicar una técnica que nos module la salida de precipitación del modelo meteorológico. Otras técnicas se han desarrollado con el mismo objetivo como se puede observar en los trabajos de *Casati et al.* (2004, 2008) o *Lawson and Hansen* (2005). Sin embargo este tipo de correcciones deberían aplicarse en el apartado anterior (sección 8.3) para asegurarnos una cierta coherencia entre la segunda y la tercera y consecutivas horas de previsión. Así pues, simplemente se intenta obtener un peso que tenga en cuenta solo los posibles errores en las nuevas áreas de precipitación creadas por el modelo. Finalmente, la ecuación 8.13 nos modifica de manera suave el peso entre W_m^1 y W_m^3 a lo largo del área de variación. Como colofón volveremos a escribir la ecuación original del *blending* (8.7) introduciendo los pesos con dependencia espacial (ec. 8.11) y los diferentes términos en que hemos descompuesto las contribuciones del modelo (ec. 8.10) quedándonos finalmente una ecuación del tipo (ec. 8.15):

$$\begin{aligned} R_b(x_i, t_n) &= W_a \cdot R_a(x_i - \Delta x, t_0) + \\ &+ W_m^1 \cdot \left(R_m(x_i - \Delta x, t_0) + \Delta t \frac{dR}{dt} + \dots \right) + \\ &+ W_m^2 \cdot (R_m(x_i, t_n)) + \\ &+ W_m^3 \cdot S_R(x_i) \end{aligned} \quad (8.15)$$

donde W_a se debe calcular ahora como $W_a = 1 - W_m^1$.

8.5. Resultados

La metodología se ha dividido en dos técnicas que se aplican de forma consecutiva. Inicialmente se aplica una corrección de las salidas del modelo para a continuación integrar el campo corregido del modelo con el mejor obtenido de la predicción radar. Esta sección se dividirá de la misma manera y por ello inicialmente se presentarán los resultados de la corrección de los campos de lluvia pronosticados con el NWP para después presentar la técnica del *blending*. La integración será analizada desde dos puntos de vista, primero se analizarán los índices que mejores resultados dan para la suma ponderada y qué aspectos del campo integrado se pueden mejorar y a continuación se presentará el resultado de aplicar estas conclusiones a la técnica del *blending* con dependencia espacial.

8.5.1. Resultados de la corrección del modelo

El modelo meteorológico con asimilación de datos (MM5-LAPS) ha sido interpolado a la rejilla común usando *splines* cúbicos. Este procedimiento solo aumenta la cantidad de puntos en la rejilla pero no modifica la resolución original del modelo. Como consecuencia, la comparación entre los resultados del modelo y las observaciones radar muestra una baja correlación tanto en la posición de las precipitaciones como en su patrón. Obviamente, estos errores no sólo están relacionados con un mal posicionamiento o una mala simulación de la reproducción de la situación atmosférica real, sino que también están vinculados con el hecho de comparar campos que reproducen escalas diferentes. Por este motivo, la persistencia supera al modelo de la predicción numérica del tiempo para la primera y segunda hora de predicción en la rejilla común (fig. 8.7). Por lo tanto la corrección del modelo es un paso necesario previo a la técnica de integración propuesta y este hecho también se puede observar en la figura 8.11. La figura 8.5 muestra que este procedimiento reduce el error debido a la posición de la lluvia, pero la mejora más destacable es la corrección de la forma de la estructura principal de precipitación (la tormenta sobre el Maresme). Esta estructura está localizada correctamente en el pronóstico de predicción numérica del tiempo, pero la forma de la tormenta observada no está bien simulada. La modificación mediante los vectores de corrección, por lo tanto, no sólo corrige los errores de posición, sino que también corrige el problema de la escala analizada mediante una mejor simulación de los patrones de las tormentas observadas.

Con el fin de verificar las escalas pequeñas representadas en estos campos de precipitación se analiza el espectro de potencias del campo obtenido con el modelo MM5-LAPS, el campo del modelo corregido y la observación radar (Fig. 8.6). Esta figura muestra un primer ejemplo (8.6a) donde la corrección introduce en el modelo las características de pequeña escala presentes en la observación. Se puede observar

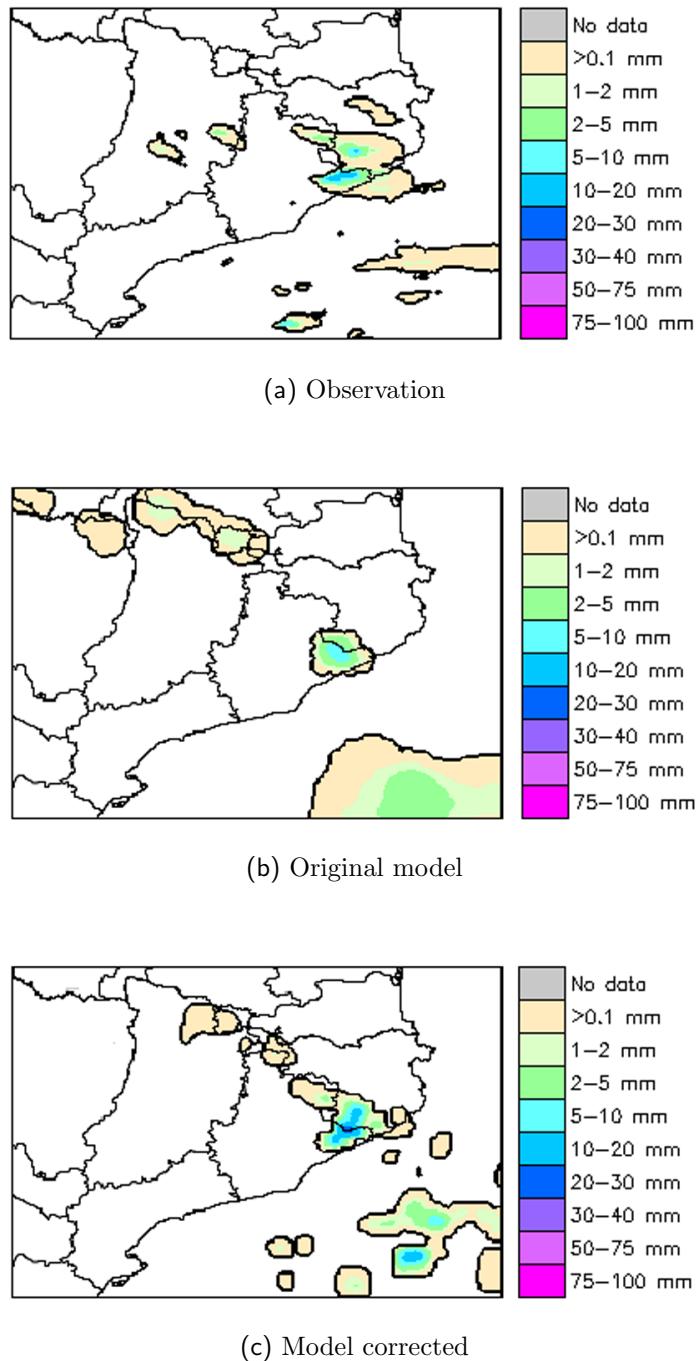


Figura 8.5: Ejemplo del procedimiento de corrección del modelo para el período de las 13 a las 14 UTC (primera hora de previsión) del caso del 3 de Octubre de 2008.

que el campo corregido tiene la misma pendiente que la observación mientras que el espectro de potencias del MM5-LAPS muestra una pendiente diferente y, además, la perdida de representación en las escalas más pequeñas. En el segundo ejemplo

(8.6b) el modelo meteorológico tiene el mismo comportamiento. Sin embargo, la corrección en este caso aunque presente valores en las escalas más pequeñas muestra una pendiente más similar al ruido Gaussiano (no-pendiente) que a la observación.

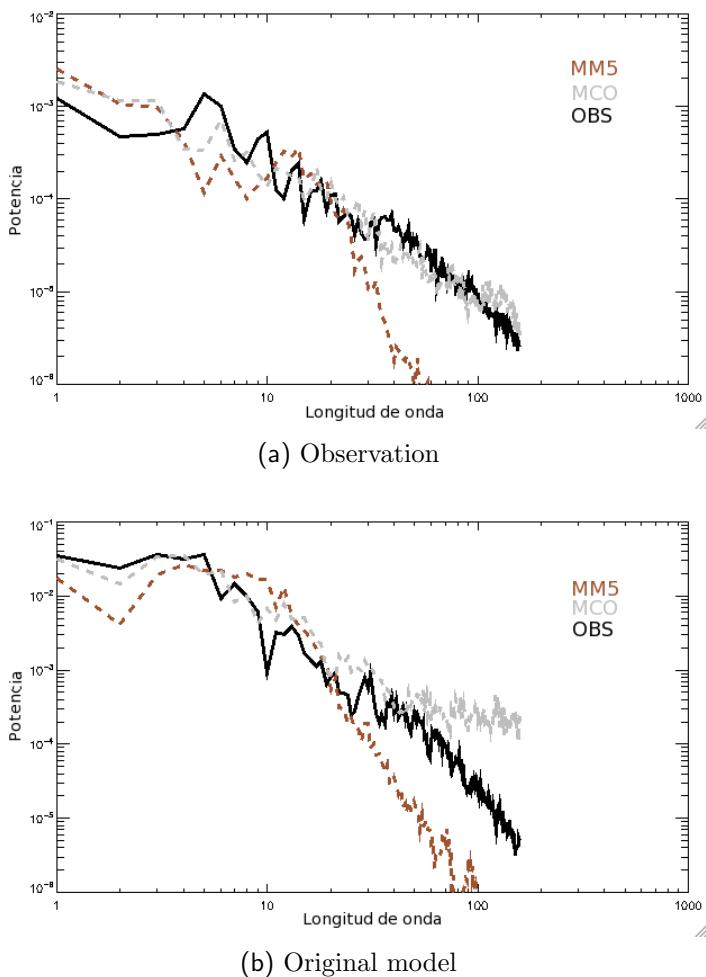


Figura 8.6: Ejemplo de los espectros de potencia en función de la longitud de onda (*wavelength*) de dos diferentes intervalos en el evento de 4 de Junio de 2009. Los espectros dibujados corresponden al campo de precipitación obtenido del modelo MM5-LAPS (línea marrón discontinua), modelo corregido (línea gris discontinua) y QPE (línea negra continua).

En cuanto al efecto de la corrección en función del horizonte de predicción, la figura 8.7 muestra que la metodología para mejorar los pronósticos aumenta la correlación del modelo con la observación hasta un 25 % y supera a la persistencia, incluso en la primera hora. Así pues, tras esta técnica de corrección podemos integrar o unir el modelo con la predicción mediante la extrapolación radar de una manera adecuada.

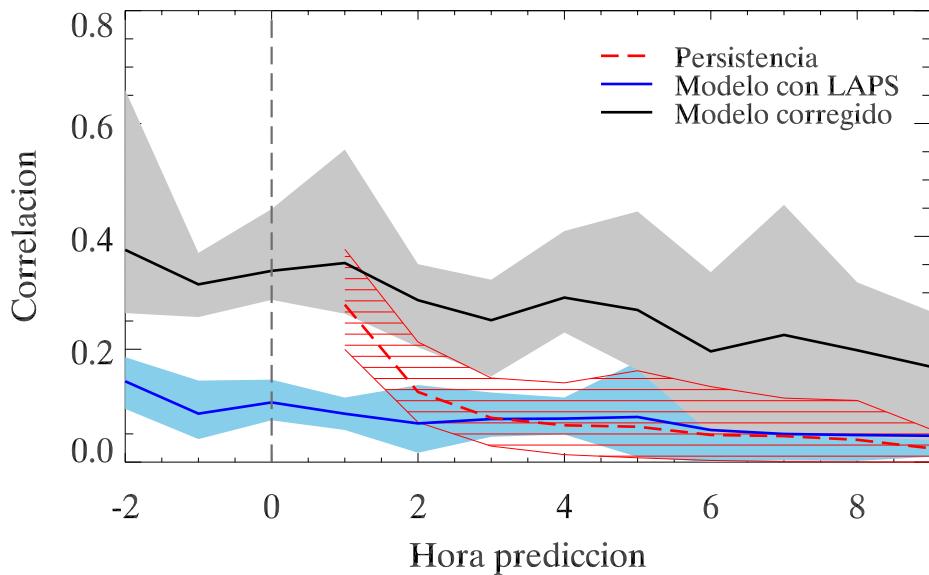


Figura 8.7: Correlación de la observación con la persistencia euleriana (rojo), modelo con asimilación (azul) y modelo corregido (negro) en función del horizonte de predicción. Las áreas coloreadas representan el rango de valores obtenidos mientras que la línea sólida representa la media para los 7 casos de estudio.

8.5.2. Resultados de la integración de las predicciones

Una vez el modelo ha sido corregido se puede aplicar la técnica del *blending*. El primer paso será determinar los índices utilizados para calcular los pesos y el umbral para distinguir entre zona con precipitación y no-precipitación que se utiliza para calcular estos índices. Por eso se testarán diferentes umbrales e índices. Analizando los resultados obtenidos para todos los casos de estudio (Tabla 8.3), se puede concluir que el CSI, que es el índice seleccionado en Golding (1998) y aplicado en posteriores estudios, es un índice adecuado para computar los pesos aplicados en la suma ponderada pero no el mejor. El índice óptimo para el cálculo de los pesos en la primera hora es el sesgo mientras que en la segunda hora aquel índice que da los mejores resultados relativos a la correlación entre el campo obtenido mediante la integración y la observación es el POD. Se tiene que tener en cuenta que en comparación con el CSI, el POD produce peores resultados durante la primera hora y el sesgo para la segunda.

En la tabla 8.3, uno de los resultados más destacables es que cuanto mayor es el umbral utilizado en el cálculo de los índices mejores correlaciones se obtiene. Este resultado puede ser justificado por el hecho que el uso de umbrales elevados nos hará simplemente tener en cuenta las tormentas o precipitaciones más intensas en detrimento de las intensidades más débiles. Las cantidades de precipitación más bajas presentes en el modelo pueden estar relacionadas con precipitaciones residuales

Tabla 8.3: Correlación entre el campo del *blending* y el campo de precipitación observado con el radar para la primera hora (parte superior) y segunda hora (mita inferior). El campo del *blending* utilizado se ha construido a partir del peso obtenido con el índice presente en la primera fila, mientras que el umbral utilizado se encuentra en la primera columna. Los mejores resultados para cada hora de predicción se han resaltado en negrita.

Hora pred.	Umbral[mm]	# pix	RMS	COR	POD	FAR	CSI	BIAS	TSS
+1h	0.1	0.50	0.51	0.45	0.43	0.47	0.49	0.51	0.44
	0.2	0.51	0.51	0.46	0.43	0.47	0.49	0.51	0.44
	1.0	0.53	0.52	0.49	0.46	0.46	0.52	0.53	0.46
	2.5	0.53	0.52	0.51	0.48	0.48	0.54	0.55	0.48
	5.0	0.53	0.53	0.50	0.47	0.49	0.54	0.54	0.49
	10.0	0.57	0.56	0.52	0.48	0.53	0.55	0.58	0.50
+2h	0.1	0.30	0.32	0.36	0.36	0.36	0.36	0.30	0.37
	0.2	0.30	0.32	0.35	0.35	0.35	0.36	0.30	0.36
	1.0	0.30	0.32	0.40	0.39	0.36	0.41	0.32	0.41
	2.5	0.29	0.32	0.39	0.38	0.38	0.41	0.31	0.41
	5.0	0.29	0.32	0.45	0.43	0.38	0.46	0.31	0.47
	10.0	0.31	0.33	0.51	0.52	0.38	0.50	0.32	0.49

o espurias que no se producirían realmente. Así pues el hecho de usar umbrales altos para evitar contabilizar estos valores residuales nos permite calcular los valores de los pesos de manera adecuada y eso se refleja en la mejora de las correlaciones.

Otro resultado de este análisis preliminar sobre la combinación lineal ha sido que los pesos varían dinámicamente con el índice de error de la hora previa dando una mayor representatividad a la predicción radar en la primera hora mientras que el modelo meteorológico corregido tiene más importancia en la segunda hora. Este comportamiento puede ser observado en la figura 8.8. Si observamos el peso otorgado al modelo en la primera hora (8.8a) por cualquiera de los tres índices aquí expuestos, se puede observar que el peso de la predicción radar oscila entre 0,8 y 0,6. El mismo estudio realizado para la segunda hora (8.8b) muestra como los mayores pesos son otorgados al modelo con valores entre los 0,55 y 0,97.

Con respecto al potencial de esta técnica de integración, la maximización de la correlación se ha comparado con otros dos índices: el CSI y el RMSE. En la figura siguiente (Fig. 8.8) se representa la evolución de estos índices para la primera y segunda hora de previsión en función del peso otorgado al modelo meteorológico. Estas imágenes son representativas del comportamiento general de la combinación lineal. Para la primera hora podemos observar como el CSI sólo mejora en un pequeño rango de valores muy próximos al campo de la extrapolación. Por otra banda el RMSE mejora para casi cualquier peso, mientras que la correlación tiene un rango más amplio de mejora que el CSI. En la segunda hora, el comportamiento más

notable es que los rangos de mejora del CSI y la correlación no se superponen por lo que, como consecuencia, la combinación lineal no permite la mejora, al mismo tiempo, de ambos índices.

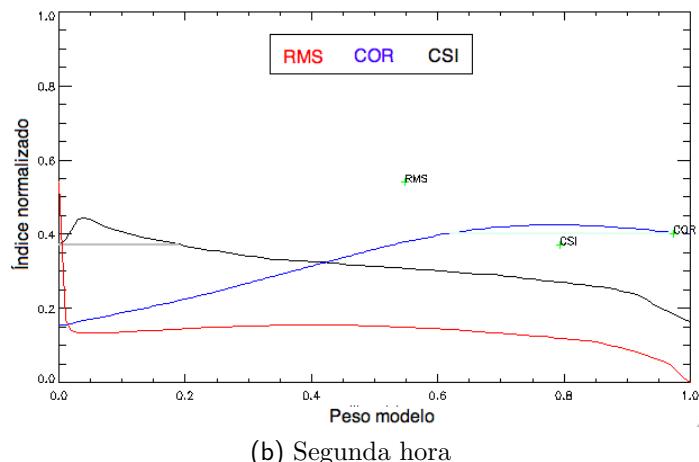
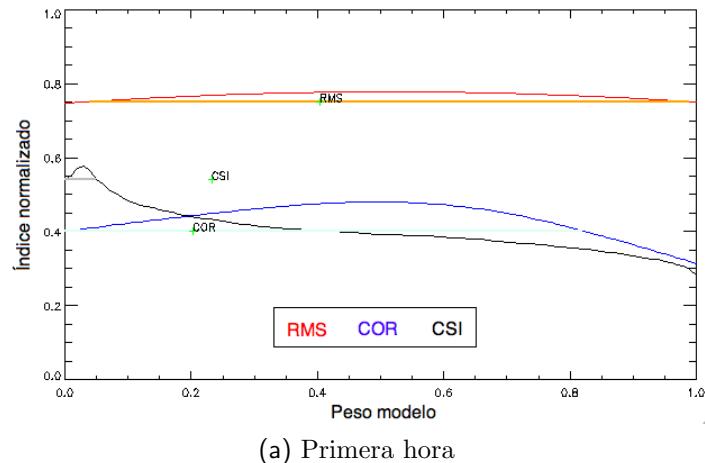


Figura 8.8: Evolución del CSI (línea negra), correlación (línea azul) y RMSE (línea roja) en función del peso otorgado al modelo en la combinación lineal ponderada. Las cruces de color verde corresponden al peso obtenido con el índice de verificación obtenido la hora anterior. El rango de mejora para cada uno de los índices esta dibujado bajo las líneas de evolución en color gris para el CSI, azul claro para la correlación y naranja para el RMSE. Se ha representado un ejemplo del comportamiento para la primera hora de previsión (a) y la segunda hora (b).

Para identificar los puntos fuertes y débiles de esta metodología se analiza una predicción del caso del 14 de julio de 2009. Los campos de precipitación escogidos como ejemplo para la primera (fig. 8.9) y segunda (fig. 8.10) hora muestran que la introducción de información del modelo puede tener un influencia positiva y negativa. Por ejemplo, en el campo de precipitación *blending* para la primera hora (fig. 8.9c) aparecen áreas nuevas de lluvias donde no se observa precipitación (fig.

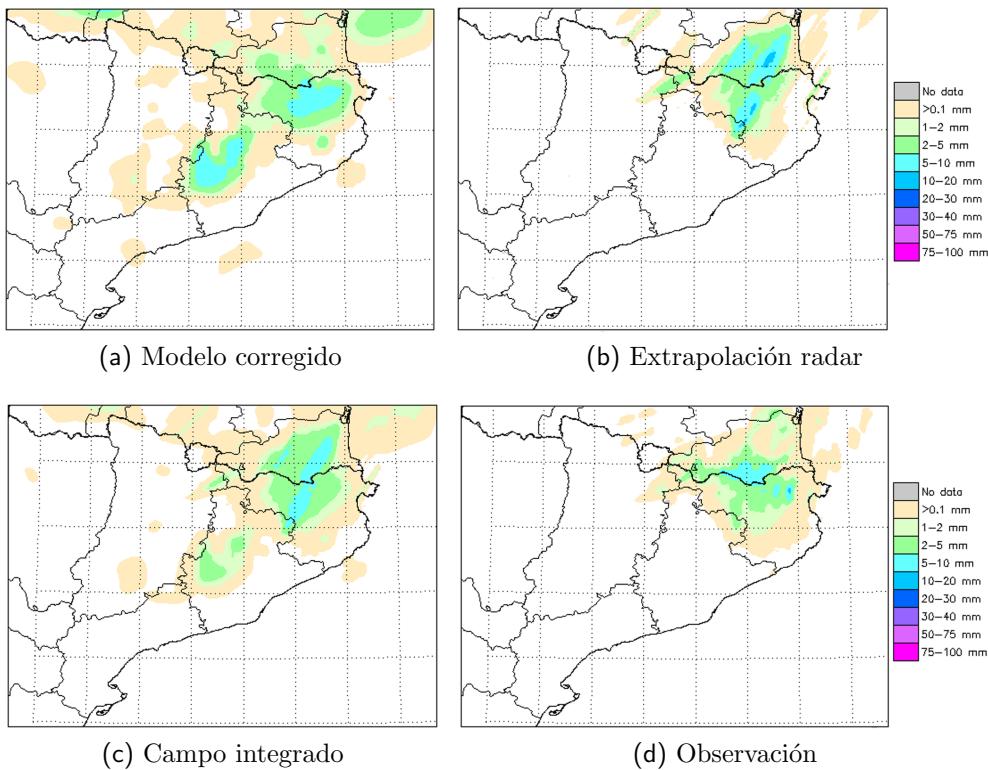


Figura 8.9: Un ejemplo de la técnica de integración para la primera hora de predicción (23 UTC) correspondiente a las 22 UTC del episodio del 14 de Julio de 2009.

8.9d). Sin embargo al integrar el modelo con la extrapolación extendemos la zona de precipitación más intensa hacia el este en la zona del Empordà; esta precipitación sí que se observa. Respecto a la segunda hora de predicción, el procedimiento de integración nos debilita el campo advectado (Fig. 8.10c) y este hecho fue lo que realmente sucedió como se puede observar en el campo de lluvia radar (fig. 8.10d). Los diferentes índices estadísticos de verificación (tabla 8.4) muestran una mejora en la correlación, *True Skill Score* y en la raíz cuadrática media del error en el campo de precipitación *blending*. Sin embargo, el *Critical Success Index* y el sesgo son mejores para la predicción radar en los umbrales más bajos mientras que para umbrales superiores a 5 mm el campo integrado vuelve a superar a la predicción radar. Para la segunda hora se observa un comportamiento similar (Tabla 8.5). El *blending* obtiene de nuevo el mejor índice de correlación y TSS e incluso el CSI para los umbrales superiores a 1 mm. El RMSE mínimo lo obtiene el modelo, pero con valores muy similares a los conseguidos por la metodología de la integración.

Por último se presentan los resultados en función del horizonte de predicción (fig. 8.11) de la técnica que introduce la dependencia espacial de los pesos comparándola con la combinación lineal y el mejor resultado de las predicciones de partida utilizadas en la presente tesis (secciones 4.2 y 4.3.1). La introducción de la dependencia

espacial en el cómputo de los pesos en función de la distancia a las células de predicción mejora notablemente el campo *blending* de la primera hora de pronóstico (aumenta la correlación hasta un 25 %).

El objetivo principal de este procedimiento era reducir la pérdida de información en las zonas donde al no observarse lluvia previa se presuponía que la precipitación sería inexistente según la predicción radar y sólo habría lluvia creada por el modelo meteorológico. Esta pérdida venía generada por el hecho que el modelo se ponderaba mediante un peso que no tenía en cuenta la imposibilidad de creación de precipitación por las técnicas de predicción radar. Es por ello que se cambió esa ponderación por un índice que cuantificaba la calidad de la precipitación generada por el modelo. Por otro lado, en las zonas donde ya tenemos lluvia extrapolada de la hora previa, se combinará la información procedente de la extrapolación radar y del modelo meteorológico. Este enfoque espacial da más representatividad a la extrapolación en la primera hora que la que le otorgaba la combinación lineal clásica.

Teniendo en cuenta estos comentarios podemos concluir que este procedimiento tiene la capacidad de integrar mejor la habilidad de la extrapolación radar a la hora de situar y dar forma a la precipitación previamente observada con la capacidad de

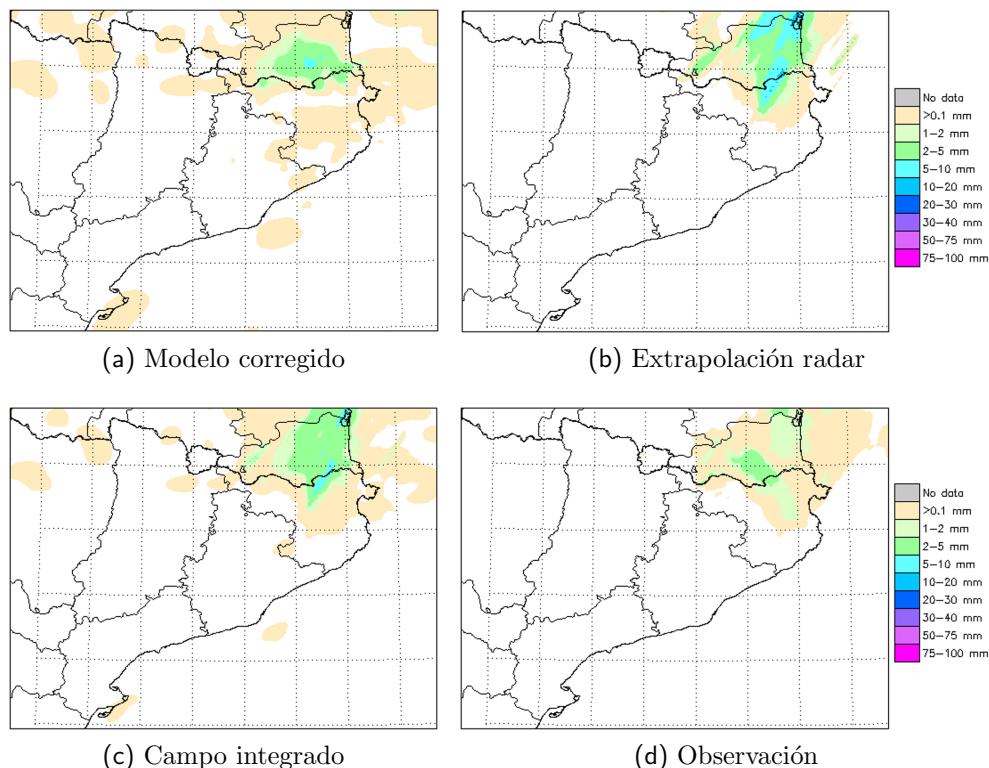


Figura 8.10: Un ejemplo de la técnica de integración para la segunda hora de predicción (00 UTC) correspondiente a las 22 UTC del episodio del 14 de Julio de 2009.

Tabla 8.4: Varios índices de verificación para diferentes umbrales de la primera hora de predicción del campo integrado (BLE), el modelo corregido (MCO) y la extrapolación radar (ADV) del ejemplo representado en la figura 8.9. Los mejores resultados se resaltan en negrita.

Predicción	Índice	Umbbral			
		0.1	0.5	1.0	5.0
MCO	COR	0.43	0.41	0.39	0.12
	TSS	0.74	0.71	0.66	0.26
	CSI	0.35	0.31	0.26	0.07
	BIAS	2.54	2.46	2.57	3.38
	RMSE	1.48	1.49	1.50	1.38
ADV	COR	0.67	0.66	0.63	0.19
	TSS	0.74	0.72	0.72	0.29
	CSI	0.66	0.63	0.59	0.11
	BIAS	0.89	0.89	0.97	2.13
	RMSE	0.79	0.80	0.82	0.96
BLE	COR	0.69	0.68	0.66	0.20
	TSS	0.81	0.76	0.76	0.29
	CSI	0.46	0.43	0.43	0.13
	BIAS	1.97	1.74	1.58	1.59
	RMSE	0.72	0.73	0.74	0.78

generar nuevas áreas de precipitación que tiene el modelo meteorológico. Esto nos da como resultado que el campo integrado para la primera hora es mejor para el *blending* con dependencia espacial que mediante la combinación clásica.

Para la segunda hora, la combinación con dependencia espacial tiene mejores resultados. Sin embargo, las correlaciones son muy similares para las dos técnicas de integración. Esto puede ser debido a que la calidad de la extrapolación ha disminuido de forma notable y no se aprecia demasiado la diferencia con los pesos obtenidos mediante los dos métodos ya que la perdida de información del modelo meteorológico por la ponderación en zonas donde previamente no se observaba precipitación será menor.

8.5.3. Resultados de la operativa

La técnica aquí desarrollada mediante el estudio de los 7 episodios seleccionados fue implementada en Noviembre de 2009 de manera pre-operativa en el SMC. Este hecho nos ha permitido realizar una verificación de esta técnica de integración con las previsiones de todo un año. La técnica aquí desarrollada requería una pequeña

modificación previa para su aplicación en tiempo real. Esta modificación previa era un módulo de selección de las previsiones disponibles y óptimas para la integración.

Este módulo previo comentado tenía como objetivo comprobar la disponibilidad de las predicciones en tiempo real. Además seleccionaba aquella predicción radar que había proporcionado mejores resultados durante las tres horas previas y la integraba con la predicción obtenida de la corrección del modelo meteorológico.

Esta herramienta se implementó de manera pre-operativa el día 26 de noviembre de 2009 y hasta la fecha de la escritura de esta tesis se registraron un total de 187 eventos con precipitación registrada durante al menos tres horas. Este conjunto de eventos nos proporcionó un total de 3912 horas de observaciones con precipitación que fueron comparadas con las predicciones operativas del SMC y los resultados de la técnica de integración en modo pre-operativo.

La figura 8.12 muestra los resultados de la verificación de todos estos eventos mediante 4 índices de verificación. Los valores de falsas alarmas mejores para la segunda hora los registra la extrapolación radar. Por contra los mejores resultados respecto la probabilidad de detección se registran a partir de la tercera hora por el modelo sin corrección. Sin embargo, el CSI óptimo tanto para la segunda como

Tabla 8.5: Varios índices de verificación para diferentes umbrales de la segunda hora de predicción del campo integrado (BLE), el modelo corregido (MCO) y la extrapolación radar (ADV) del ejemplo representado en la figura 8.10. Los mejores resultados se resaltan en negrita.

Predicción	Índice	Umbral			
		0.1	0.5	1.0	5.0
MCO	COR	0.60	0.56	0.47	0.00
	TSS	0.63	0.47	0.37	0.00
	CSI	0.30	0.33	0.23	0.00
	BIAS	2.51	1.01	1.07	0.00
	RMSE	0.48	0.49	0.51	0.27
ADV	COR	0.66	0.64	0.56	0.00
	TSS	0.68	0.64	0.74	0.00
	CSI	0.61	0.55	0.43	0.00
	BIAS	0.82	0.85	1.52	0.00
	RMSE	0.87	0.88	0.93	0.91
BLE	COR	0.74	0.71	0.62	0.00
	TSS	0.78	0.68	0.75	0.00
	CSI	0.47	0.54	0.44	0.00
	BIAS	1.73	0.97	1.53	0.00
	RMSE	0.51	0.53	0.57	0.34

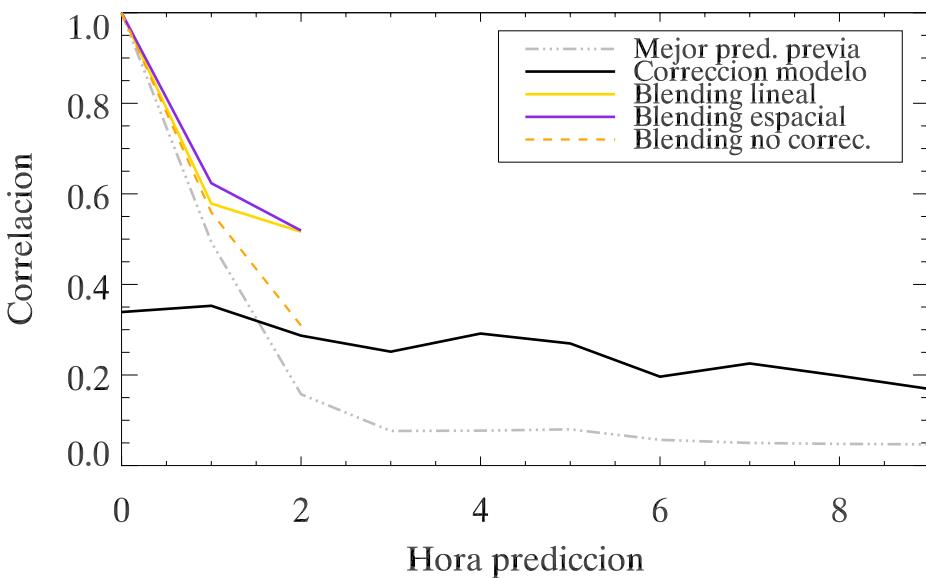


Figura 8.11: Correlación con la observación de todas las metodología presentadas en el presente capítulo y el mejor resultado de las operativas en el SMC en función del horizonte de predicción.

para la tercera hora se obtiene mediante la integración de las predicciones. Esto es debido a que este índice mantiene un compromiso entre el POD y el FAR. Resultados similares se observan mediante la correlación.

Se debe destacar que al aplicar la técnica del *blending* para tantos casos se mantiene (o incluso aumenta) la mejora en la primera hora, mientras que para la segunda hora se ve reducida la mejora respecto al estudio realizado para los 7 casos de estudio. Esto podría ser debido a diversos factores, pero al tener en cuenta la gran cantidad de casos de los que se está hablando tan solo se podrán formular hipótesis. La que a opinión del autor podría ser más factible es debido a la poca mejora que se obtiene con la corrección del modelo y que puede ser observada con la mejora de la técnica del *blending* para las 4^a, 5^a y 6^a hora de predicción. Este hecho, que no ocurría en los casos de estudio puede ser debido a que en los casos elegidos la precipitación tenía siempre una mínima extensión para los casos estratiformes y una cierta intensidad para los casos convectivos. Al aplicar esta corrección de manera automática no se ha tenido en cuenta ninguna condición a la hora de aplicarse. Esto podría llevar a que para algunos casos particulares la corrección no sea la apropiada y es en la segunda hora cuando el modelo tiene una mayor presencia.

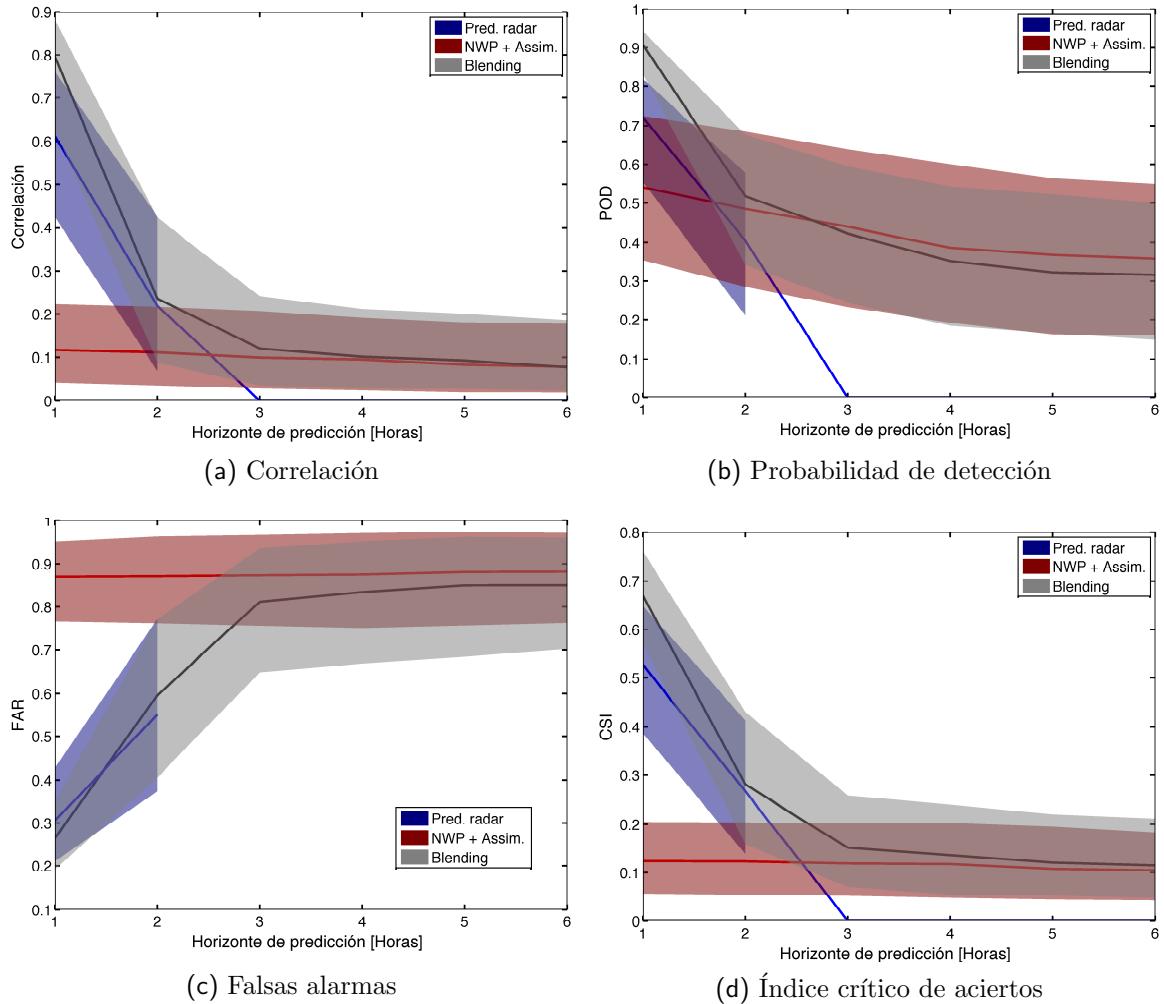


Figura 8.12: Resultados de la verificación de la técnica de integración con más de un año de datos. La línea gruesa representa la mediana, mientras que el rango de valores entre los quantiles del 25 % y 75 % se representan mediante el área sombreada. La comparación entre las dos predicciones operativas en el SMC y la integración (*blending* entre ellas se realiza para la correlación (a), POD (b), FAR (c) y CSI (d).

8.6. Conclusiones

En este capítulo se ha desarrollado una técnica de integración de las predicciones a corto y muy corto plazo existentes en el SMC para mejorar la estima del campo de precipitación en las primeras seis horas. La técnica aquí descrita se divide en una corrección previa del modelo meteorológico (NWP) para después combinar el campo corregido del NWP con la extrapolación radar.

En primer lugar se ajusta el modelo meteorológico a una rejilla común mediante

una interpolación por *splines* cúbicos. Este procedimiento no efectúa un redimensionamiento dinámico, sino que sólo asigna un valor a cada punto de la rejilla, manteniendo la resolución real simulada por el modelo. La corrección del modelo meteorológico propuesta mediante vectores de desplazamiento ha demostrado su capacidad para modificar la localización de las estructuras de precipitación hacia la posición correcta, así como reproducir la forma de las estructuras de precipitación. Como se ha comprobado al analizar los espectros de potencia en función de las longitudes de onda, el modelo corregido reproduce las mismas escalas que la observación radar. Este hecho asegura que el modelo pueda ser utilizado correctamente en una rejilla de resolución de $2 \times 2 \text{ km}^2$.

Una vez que estos errores de posición del modelo han sido corregidos (debido a errores en la simulación de la situación atmosférica) y que también se ha reproducido mejor la forma de las estructuras de precipitación (debidos a la escala reproducida por el modelo) se han presentado dos técnicas de integración. Ambas se han revelado apropiadas para mejorar la QPF en las primeras horas.

El primer enfoque, basado en técnicas existentes de combinación lineal, se utiliza para descubrir el mejor índice y umbral para computar los pesos utilizados en la combinación lineal ponderada. De este test realizado sobre los índices y umbrales se podría concluir que, el CSI, que es un índice ampliamente usado en estudios previos, es adecuado para obtener las contribuciones atribuidas al modelo y a la predicción radar. Sin embargo, los mejores resultados se obtienen utilizando el sesgo para la primera hora y el POD para la segunda. En cuanto a los umbrales, el resultado más notable es que el mayor umbral a la hora de computar los pesos es el que nos da mejores resultados al realizar el *blending*.

Respecto a la introducción de la dependencia espacial en el cómputo de los pesos se ha observado que este procedimiento supera a la combinación lineal con pesos únicos para todo el dominio. Esto es debido a que se le asigna mayor peso a la extrapolación en la zona donde tenemos observación radar previo, mientras que en la zona donde no teníamos precipitación se mantiene, salvo por la aplicación de un filtro de calidad, la precipitación creada por el modelo. Esta contribución se nota significativamente en la primera hora, mientras que en la segunda hora la mejora debida a esta técnica no es tan notable.

Como conclusión final cabe resaltar que las técnicas de integración mostradas en este capítulo (sobre todo la que introduce dependencia espacial) se han revelado adecuadas para mejorar la QPF en las primeras horas. Sin embargo para poder realizar esta integración de manera adecuada, el modelo meteorológico debe tener correctamente posicionada la precipitación y reproducir todas las escalas presentes en el campo de predicción radar. Por esta razón, se ha desarrollado un procedimiento sólido y robusto para corregir los errores de fase (posición y forma) del modelo combinando varias técnicas existentes. La aplicación sucesiva de la corrección del modelo

y la combinación lineal de ambas predicciones han mejorado remarcablemente los campos de precipitación previstos para las seis primeras horas de previsión en los siete casos de estudio.

Este técnica se aplicó de manera pre-operativa durante más de un año en el *Servei Meteorològic de Catalunya* y se observó como la técnica del *blending* continuaba mejorando los resultados de las 6 primeras horas.

Bibliografía

- Austin, G., A. Bellon, P. Dionne, and M. Roch (1987), On the interaction between radar and satellite image nowcasting systems and mesoscale numerical models, *ESA, Mesoscale Analysis and Forecasting p 225-228(SEE N 88-11239 02-47)*.
- Bowler, N., C. Pierce, and A. Seed (2006), STEPS: A probabilistic precipitation forecasting scheme which merges an extrapolation nowcast with downscaled NWP, *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society, 132*(620).
- Brewster, K. (2003a), Phase-correcting data assimilation and application to storm-scale numerical weather prediction. Part I: Method description and simulation testing, *Monthly Weather Review, 131*(3), 480–492.
- Brewster, K. (2003b), Phase-correcting data assimilation and application to storm-scale numerical weather prediction. Part II: Application to a severe storm outbreak, *Monthly Weather Review, 131*(3), 493–507.
- Casati, B., G. Ross, and D. Stephenson (2004), A new intensity-scale approach for the verification of spatial precipitation forecasts, *Meteorological Applications, 11*(02), 141–154.
- Casati, B., L. Wilson, D. Stephenson, P. Nurmi, A. Ghelli, M. Pocernich, U. Damrath, E. Ebert, B. Brown, and S. Mason (2008), Forecast verification: current status and future directions, *Meteorological Applications, 15*(1).
- Chiang, Y., and F. Chang (2009), Integrating hydrometeorological information for rainfall-runoff modelling by artificial neural networks, *Hydrological Processes, 23*(11), 1650–1659.
- Denis, B., J. Côté, and R. Laprise (2002), Spectral decomposition of two-dimensional atmospheric fields on limited-area domains using the discrete cosine transform (DCT), *Monthly Weather Review, 130*(7), 1812–1829.
- Ganguly, A., and R. Bras (2003), Distributed quantitative precipitation forecasting using information from radar and numerical weather prediction models, *Journal of Hydrometeorology, 4*(6), 1168–1180.

- Germann, U., and I. Zawadzki (2002), Scale-dependence of the predictability of precipitation from continental radar images. Part I: Description of the methodology, *Monthly Weather Review*, 130(12), 2859–2873.
- Golding, B. (1998), Nimrod: A system for generating automated very short range forecasts, *Meteorological Applications*, 5(01), 1–16.
- Jones, C., and B. Macpherson (1997), A latent heat nudging scheme for the assimilation of precipitation data into an operational mesoscale model, *Meteorological Applications*, 4(03), 269–277.
- Lawson, W., and J. Hansen (2005), Alignment error models and ensemble-based data assimilation, *Monthly Weather Review*, 133(6), 1687–1709.
- Lee, G., S. Daegu, I. Zawadzki, J. Wilson, M. Xu, A. Kilambi, and J. Pinto (2009), Improved precipitation nowcasting: Model errors and their correction in operational NWPs at different scales, in *34th Conference on Radar Meteorology*.
- Li, P., and E. Lai (2004), Short-range quantitative precipitation forecasting in Hong Kong, *Journal of Hydrology*, 288(1-2), 189–209.
- Mariano, A. (1990), Contour analysis: A new approach for melding geophysical fields, *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 7(2), 285–295.
- Pierce, C., P. Hardaker, C. Collier, and C. Haggett (2001), GANDOLF: a system for generating automated nowcasts of convective precipitation, *Meteorological Applications*, 7(04), 341–360.
- Sardeshmukh, P., and B. Hoskins (1984), Spatial smoothing on the sphere, *Monthly Weather Review*, 112(12), 2524–2529.
- Seed, A. (2003), A dynamic and spatial scaling approach to advection forecasting, *Journal of Applied Meteorology*, 42(3), 381–388.
- Staniforth, A., and J. Cote (1991), Semi-Lagrangian integration schemes for atmospheric modelsóA review, *Monthly Weather Review*, 119(9), 2206–2223.
- Thiebaut, H., P. Julian, and G. DiMego (1990), Areal versus collocation data quality control. Preprints, in *Int. Symp. on Assimilation of Observations in Meteorology and Oceanography*, pp. 255–260.
- Thunis, P., and R. Bornstein (1996), Hierarchy of mesoscale flow assumptions and equations, *Journal of the Atmospheric Sciences*, 53(3), 380–397.
- Venugopal, V., E. Foufoula-Georgiou, and V. Sapozhnikov (1999), Evidence of dynamic scaling in space-time rainfall, *Journal of Geophysical Research*, 104(D24), 31,599–31,610.

Wong, W., L. Yeung, Y. Wang, and M. Chen (2009), Towards the Blending of NWP with Nowcast—Operation Experience in B08FDP, in *WMO Symposium on Nowcasting*, vol. 30.

9 Predictibilidad de las avenidas súbitas

En este capítulo, con el fin de analizar la predictabilidad de las avenidas súbitas, se agrupan los avances realizados en anteriores capítulos tales como los estudios desarrollados respecto a la calibración probabilística del modelo hidrológico y la integración de las predicciones radar y mediante el modelo meteorológico. Inicialmente se verifica la predicción blending frente a las otras desde un punto de vista hidrológico. Para ello se analiza si a través de un modelo no-lineal como el hidrológico los resultados obtenidos con el blending continúan siendo mejores que los obtenidos con las otras predicciones. Tras este paso el objetivo es cuantificar la mejora respecto al tiempo de anticipación ganado frente a la ocurrencia del caudal máximo en las avenidas. Para ello es necesario introducir el campo de precipitación con la resolución óptima extraída en el capítulo de sensibilidad del modelo hidrológico. Con este fin se introduce un método de desagregación temporal que nos divide el campo de precipitación acumulado en una hora resultante del modelo meteorológico en las acumulaciones quince-minutales. La técnica aplicada se basa en igualar las distribuciones de las intensidades de precipitación entre escalas (Venugopal et al., 1999b) y advectar las zonas de precipitación. A este paso se le exige que cumpla algunas de las propiedades temporales existentes en los campos de precipitación y al mismo tiempo se compara con otras dos técnicas de desagregación más sencillas. Una vez que se han obtenido estos campos se integran de nuevo las predicciones pero en la nueva escala temporal. Finalmente se realiza una cuantificación de la anticipación frente a la ocurrencia de la avenida que proporcionan la combinación de todas estas técnicas.

Palabras clave: Predicción hidrológica, Desagregación temporal, Previsión probabilística inundaciones.

9.1. Introducción

Una vez hemos estimado la precipitación futura de una manera adecuada respecto a las características espaciales se debería aplicar la modelización hidrológica. A pesar de que los resultados respecto a las técnicas existentes han mejorado nuestra capacidad de predicción, la calidad para los pronósticos de más de 3 horas carecen de suficiente calidad y las escalas espaciales representadas no son las óptimas. Todo esto además teniendo en cuenta que el intervalo temporal en que se realiza el *blending* es 4 veces mayor que el óptimo para la predicción hidrológica. Aún así, el uso de estos pronósticos es fundamental para incrementar el tiempo de anticipación a la ocurrencia de una avenida.

El hecho de asumir como negligibles los campos de precipitación posteriores a la última estimación de la precipitación a partir del radar (QPE) en la modelización hidrológica (*Collier*, 1991) hace que el tiempo máximo de predicción de una avenida sea equivalente al tiempo de respuesta de la cuenca. Este tiempo de respuesta depende de las características y tamaño de la cuenca por lo que en las cuencas típicas mediterráneas propensas a avenidas súbitas este tiempo no supera las pocas horas (*Ferraris et al.*, 2002).

En la actualidad diversas agencias incorporan en su funcionamiento operacional la introducción de las primeras horas de predicción de la precipitación para simular los caudales en las cuencas de alrededor de los 1000 km^2 mediante el uso de modelos hidrológicos agregados (*McEnergy et al.*, 2005; *Moore et al.*, 2005). La predicción de la precipitación puede aumentar de manera notable el tiempo de respuesta ante una inundación dependiendo de la calidad del pronóstico de la lluvia. *Dolcine et al.* (2001) mostró la mejora obtenida en los hidrogramas pronosticados mediante un modelo agregado al introducir simulaciones de la cantidad de vapor líquido en la vertical obtenidas a partir de las observaciones de radar y satélite meteorológico. Este estudio mostró que el uso de las predicciones generaban mejores hidrogramas que suponer persistencia Euleriana en el campo de precipitación (es decir, mantener la última observación constante en el tiempo).

La introducción de predicciones a muy corto plazo del campo de precipitación también mejoran la predicción de las inundaciones. En este sentido varios estudios han mostrado como la introducción de predicciones a corto plazo a partir de extrapolación radar (*Berenguer et al.*, 2005; *Vivoni et al.*, 2006), satélite (*Scofield and Kuligowski*, 2003) y modelo meteorológicos (*Droegemeier et al.*, 2000; *Rossa et al.*, 2010) mejoran el tiempo de pronóstico frente a inundaciones. Los pronósticos de extrapolación pueden generar campos con una resolución espacial y temporal similar a las del radar, lo cual permite que los modelos hidrológicos distribuidos se beneficien de estas características mejorando los resultados frente a otras técnicas de predicción (*Mecklenburg et al.*, 2000).

Así pues estos modelos distribuidos pueden aportar una información más amplia que los agregados, usados normalmente en las agencias para el pronóstico operativo, cuando la predicción integrada tenga una calidad suficiente (*Garrote and Bras*, 1995; *Reed et al.*, 2004). Además, la alta sensibilidad de los resultados de los modelos hidrológicos distribuidos al campo de precipitación introducido permite utilizarlos para evaluar la calidad de los pronósticos de la lluvia. Algunos autores han testado la exactitud de la QPE (*Gourley and Vieux*, 2005) o de la QPF obtenida mediante modelos numéricos (*Benoit et al.*, 2000) mediante el uso de estos modelos hidrológicos.

Teniendo en cuenta todas estas hipótesis, la metodología a seguir será la siguiente. Inicialmente cuantificaremos la mejora de los campos pluviométricos integrados con resolución horaria. Este paso nos permitirá evaluar la mejora, desde el punto de vista hidrológico, de la técnica de integración. Posteriormente presentaremos un método de desagregación temporal que mantendrá algunas de las características temporales requeridas en los campos de precipitación. Finalmente realizaremos de nuevo el estudio de la mejora desde el punto de vista hidrológico e intentaremos abordar la cuestión de que tiempo de respuesta ganamos en la predicción de las inundaciones. Todo este análisis se realizará para los 4 casos de estudio presentados en la sección 5.2.2 y que fueron escogidos por la ocurrencia de avenidas en la cuenca del Besòs durante el período en que la técnica del *blending* estaba en modo pre-operativo.

9.2. Verificación hidrológica

Para realizar la verificación hidrológica debemos determinar cual será nuestro hidrograma de referencia. Teniendo en cuenta que el objetivo es verificar nuestras técnicas de predicción y no saber la capacidad de reproducir el hidrograma observado real se escogerá como hidrograma de referencia el calculado mediante el modelo hidrológico utilizando la observación de precipitación. Esto nos permitirá minimizar posibles errores en la simulación hidrológica y que podrían mezclarse con las discrepancias que tengamos entre el hidrograma predicho y el observado con las estaciones de aforo.

Respecto a la técnica de verificación hemos de tener en cuenta que nuestra predicción se irá actualizando cada hora por lo que deberemos realizar una verificación para cada nueva predicción. En lugar de realizar la verificación de un gran conjunto de hidrogramas que obtendremos para cada predicción la verificación se hará según un método propuesto por la WMO (1992). Este método denominado *multiple-stepahead forecast* realizará la predicción cada hora mediante la cual obtendremos un hidrograma pronosticado. Entonces definiremos un tiempo de predicción θ que será el que verificaremos y estará definido como el tiempo desde que se introdujo la última observación en el modelo hidrológico. A partir de este tiempo obtendremos un valor

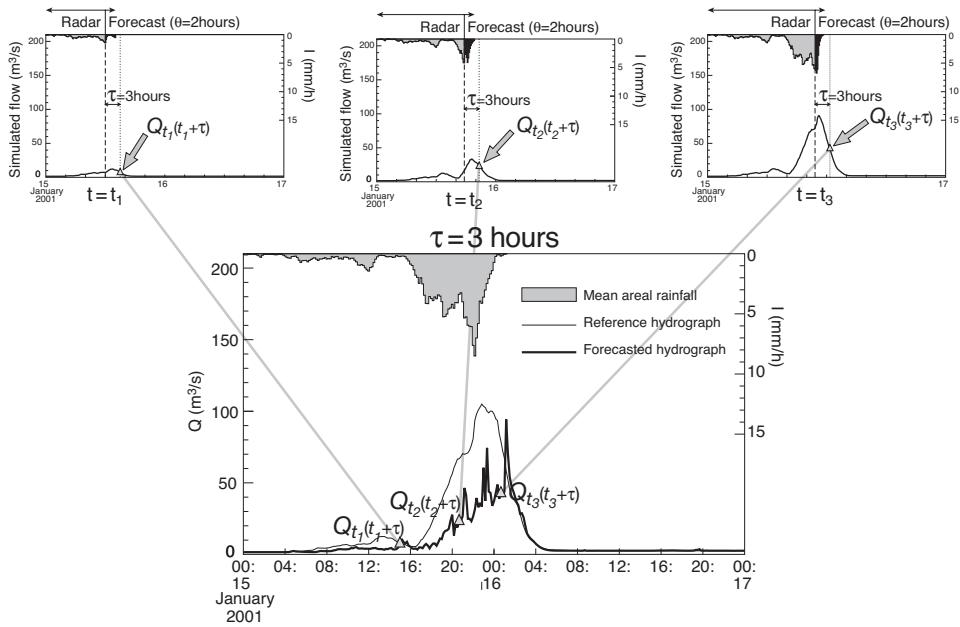


Figura 9.1: Esquema de la generación del hidrograma previsto con un tiempo θ de anticipación ($\theta = 3$ horas en el ejemplo). Las tres figuras superiores muestran los hidrogramas calculados con el modelo de lluvia-escorrentía en tres períodos distintos de tiempo, t_i (marcados con líneas discontinuas). A partir de este instante la precipitación introducida es la obtenida mediante las técnicas de predicción del campo de lluvia. En la figura inferior se muestra el hidrograma previsto para un tiempo θ de anticipación (línea de fondo gruesa). Éste se construye teniendo en cuenta los caudales obtenidos en el instante $t_i + \theta$ para todo el período de simulación. Los hidrogramas pronosticados son finalmente comparados con el hidrograma referencia, que se calcula a partir de la simulación del modelo hidrológico con los datos de precipitación radar de todo el evento. La presente figura esta extraída de Berenguer et al. (2005).

de caudal para cada hidrograma pronosticado el cual será diferente para cada nueva iteración en la predicción. De esta manera tendríamos un hidrograma en lugar de un conjunto de hidrogramas pero que será representativo del horizonte de predicción. Para entender más fácilmente este método se incluye una figura aclaratoria (Fig. 9.1).

9.2.1. Simulación probabilística

El modelo calibrado probabilísticamente obtenido en el capítulo 7 de nuevo nos daría como resultado un conjunto de hidrogramas. Para realizar la verificación deberemos decidir que tomaremos como observación ya que a partir de las observaciones radar obtendremos un conjunto de hidrogramas. Como se ha demostrado en la sección 7.4, la mediana del conjunto de hidrogramas obtenidos a partir de la distribución de parámetros de calibración es el que más parecido al real y por tanto será escogido

como el hidrograma observacional.

Teniendo en cuenta que las observaciones y las predicciones tienen una cierta dependencia/correlación al estar simulada mediante el modelo hidrológico distribuido, se realiza de nuevo una verificación del número de simulaciones necesarias para asignar una incertidumbre a la predicción. El procedimiento que se lleva a cabo es el mismo que el aplicado previamente con las observaciones radar.

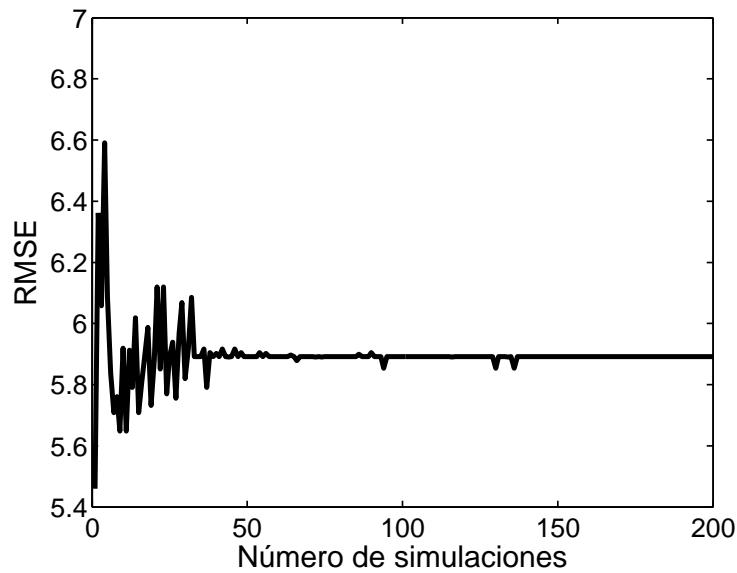


Figura 9.2: Análisis del número de simulaciones necesarias para alcanzar estabilidad en los resultados. Este análisis se presenta mediante la evolución del valor medio del *RMSE* en función del número de simulaciones para los cuatro casos de estudio seleccionados.

El número requerido de simulaciones para obtener una distribución realista con la incertidumbre del modelo se definió a través de un análisis de sensibilidad. Como se muestra en la figura 9.2, la estabilidad de los resultados se alcanza a partir de las 40 - 50 simulaciones. Por este motivo se realizan 50 simulaciones para validar la predicción de caudal, asignando un valor al azar (que siga una distribución Gaussiana) a cada parámetro del modelo de los existentes en las distribuciones.

9.2.2. Verificación hidrológica

Una vez presentado el método presentaremos los resultados para el intervalo de predicción 3 horaria de todos los métodos de predicción (Fig. 9.3). En estos podemos observar como para la tercera hora de predicción la mejor predicción corresponde a la integración de predicciones. Los resultados son muy similares a los de la predicción

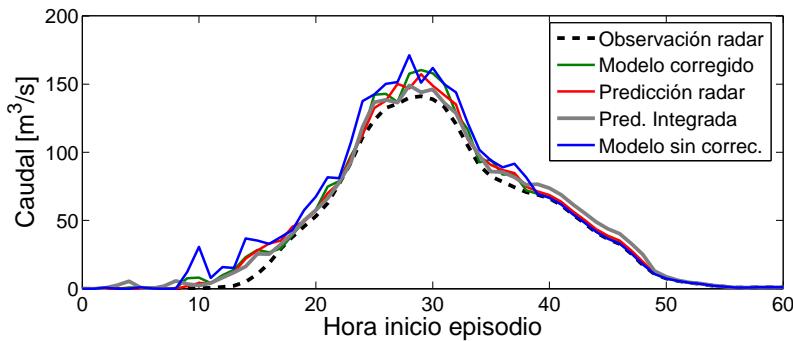


Figura 9.3: Ejemplo del hidrograma previsto para la tercera hora de predicción mediante las 4 metodologías que se quieren verificar para el caso de septiembre del 2010. El hidrograma obtenido con las observaciones también se muestra para poder evaluar la calidad de las previsiones.

radar. Respecto a la comparación entre el modelo meteorológico con y sin corrección se puede observar como la corrección evita algunos picos de caudal que pueden ser debidos a que el modelo sin corregir no resuelve escalas de orden inferior y puede en algunos casos crear demasiada lluvia en toda la cuenca del Besòs en lugar de en la zona adecuada.

Para poder llegar a una conclusión respecto a que predicción es mejor desde un punto de vista hidrológico deberemos compararlas predicciones para los 4 casos de estudio y diferentes tiempos de anticipación (θ). Esto se representa en el siguiente gráfico (fig. 9.4), donde se puede observar que, en general, el *blending* presenta mejores resultados tanto para el RMSE como para el NSE.

Para las primeras horas de predicción se puede observar como la mejora introducida por la integración respecto a la predicción radar, e incluso a la ausencia de predicción (PER) no es muy destacable, pero si que se nota para tiempos más alejados. Esto puede ser debido a que estos resultados eran para la estación de Aforo de Gramenet que es la que se encuentra más próxima al desagüe de la cuenca por lo que modificaciones en la precipitación tardarán en hacerse notables en el hidrograma. Así que hasta que no se alcanza el tiempo de concentración es posible que se sigan mostrando los efectos de la precipitación observada las horas previas.

Resaltar que estos resultados se deben tomar como un índice de verificación de las predicciones y no como la simulación para predecir las inundaciones ya que la resolución temporal de la precipitación aquí introducida es horaria. Este resolución temporal en el cálculo hidrológico no es recomendable para la predicción de las inundaciones súbitas. Es por ello que de esta primera parte sólo se extrae como conclusión que, desde el punto de vista de un modelo hidrológico, la integración es la predicción óptima frente a las otras existentes.

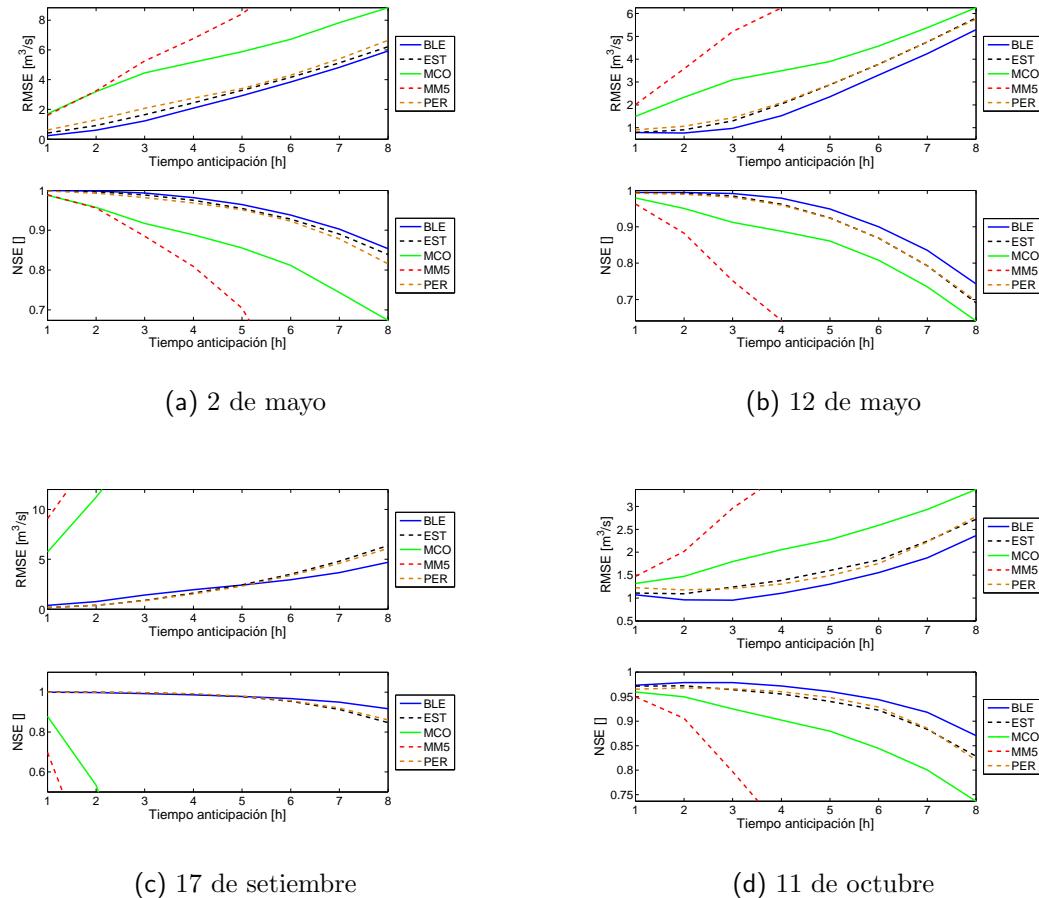


Figura 9.4: Evolución del RMSE (figura superior) y NSE (figura inferior) en función del tiempo de anticipación para todas las predicciones. La verificación se ha realizado para los cuatro casos de estudio: 2 de mayo 2010 (a), 12 de mayo de 2010 (b), 17 de setiembre de 2010 (c) y 11 de octubre de 2010 (d).

9.3. Desagregación temporal

Una vez que se ha comprobado que las predicciones del *blending* son las óptimas para la predicción de las avenidas, el siguiente paso será intentar introducir estas predicciones en la resolución que ha dado mejores resultados en el análisis de sensibilidad temporal del modelo hidrológico (sección 7.4). Para ello deberemos reducir la resolución temporal del modelo meteorológico corregido de 1 hora a 15 minutos. El hecho de disponer del pronóstico del modelo meteorológico para resoluciones 15 minutales ocasiona que tengamos no solo dos períodos de integración (*blending*) como hasta ahora, sino que dispongamos de 8 campos de predicción a integrar. Para unir los campos utilizaremos la misma técnica de integración que había sido presentada en la sección 8.4.2. Así pues en esta sección únicamente se presenta la metodo-

ología desarrollada para conseguir desagregar el campo de precipitación del modelo meteorológico a intervalos 15 minutales. La técnica se evalúa sobre los campos de precipitación radar acumulados de manera horaria comparado con los campos quince minutales también observados mediante el radar. Se utilizan estos campos para verificar la viabilidad de la técnica de *downscaling* temporal ya que se disponen de las observaciones en la escala inferior, además evitamos comparar la desagregación del modelo corregido con las observaciones radar ya que parte de las diferencias podrían ser debidas a los errores del modelo. En la presente sección inicialmente se presentan las metodologías que se aplican y, a continuación, los resultados de la verificación para concluir que técnica es finalmente aplicada en el modo pronóstico de las avenidas súbitas. También se presentan los resultados de la técnica del *blending* pero teniendo en cuenta que esta vez las resolución de los campos es 15 minusal en lugar de horaria y se compara con el resultado 15 minutal de la extrapolación radar y del modelo corregido desagregado.

9.3.1. Metodologías iniciales

Anteriormente se ha comentado que en las técnicas de *blending* se opta por utilizar la resolución temporal de los modelos meteorológicos. Sin embargo en este apartado se intenta aumentar la resolución temporal. Este paso se introdujo en el esquema de integración presentado por *Ganguly and Bras* (2003). En cuyo artículo se obtenía la intensidad global (sobre todo el dominio) para intervalos temporales inferiores como una suma ponderada en el tiempo. Este esquema se asemeja al presentado en la sección 6.4 pero en el esquema de la presente tesis no se realiza un sumatorio o media global, sino que se computa píxel a píxel. En el trabajo de *Ganguly and Bras* (2003) se realiza una modelización de los errores debidos a esta suma ponderada mediante el uso de funciones autoregresivas de primer orden. Estos valores de intensidad obtenidos en una escala temporal inferior a la original del modelo se utilizaban para simular la evolución de la precipitación extrapolada a partir del radar. Sin embargo en esta sección no se realiza la integración de las predicciones, por lo que esta técnica simplemente es la presentada en la sección 6.4. Para evaluar esta técnica, y sus beneficios o deficiencias, se opta también por aplicar una técnica más simple que divide el campo horario entre 4 campos idénticos.

Sin embargo, ninguno de estos dos procedimientos tienen en cuenta diversas propiedades existentes en los campos de precipitación. En la literatura se puede ver como los campos de precipitación tiene propiedades fractales. Es decir que características observadas en determinadas escalas se mantienen para otras escalas menores (*Venugopal et al.*, 1999a). Así pues, se asume que ciertas propiedades observadas en el campo de precipitación para la resolución de 12 km^2 y 1 hora se mantendrán en la resolución de 2 km^2 y 15 minutos. Se ha escogido 12 kilómetros como la resolución espacial en la que se estudiarán algunas propiedades porque cumple la ley de

invarianza de escala ($t \sim L^z$).

Estas propiedades fueron aprovechadas por *Venugopal et al.* (1999b) para intentar crear un modelo de redimensionamiento tanto espacial como temporal a partir de las salidas de los modelos numéricos. El método utilizado en la componente temporal era el de igualar las distribuciones de precipitación obtenidas en la escala superior (12 km^2 y 1 hora) con las de la escala inferior (2 km^2 y 15 minutos). Esta técnica se aplica en el tercer método de desagregación temporal testado en este capítulo, pero teniendo en cuenta además que el área abarcada por la precipitación también varía en función del tiempo. Es por ello que inicialmente se aplican unos pesos que variaran entre 0 y 1 en función del intervalo temporal en que nos encontremos.

Para calcular estos pesos inicialmente se hacen evolucionar en función del desplazamiento inicial obtenido a partir de la comparación de las últimas imágenes radar. Así pues, si supusiésemos una celda de 4 píxeles horizontales y un viento del oeste, es decir de izquierda a derecha de nuestra célula de precipitación, la función peso otorgaría en el primer intervalo quince-minutal el valor 1 al primer píxel y cero al resto. Este valor unitario pasaría por el segundo y tercer píxel hasta llegar al cuarto píxel para el último intervalo quince-minutal que completaría la hora. Al tener un campo de precipitación superior que los 4 píxeles arriba comentados los valores se deciden para que se cumpla la igualdad de distribuciones. De este modo tendremos que el nuevo campo varia de tamaño en función de la forma del campo y de la velocidad de advección. Y al mismo tiempo permite que varien las intensidades en función de la evolución y distribución del campo horario acumulado en la escala superior.

Así pues se verifican tres procedimientos de desagregación:

- Dividir en cuatro campos iguales la previsión horaria.
- Aplicar una técnica de división en función de la velocidad del viento y de la distribución en las escalas superiores.
- Utilizar la técnica de advección aplicada en la sección 6.4.

9.3.2. Verificación

Para verificar estas técnicas se ha optado por agregar las observaciones radar que hemos obtenido aplicando los métodos expuestos en el capítulo 6. De esta modo tendríamos la observación quince-minutal y a su vez el campo acumulado.

Para realizar la verificación y decidir que metodología de las 3 previamente expuestas escogemos para realizar la desagregación del modelo corregido comprobamos diversas propiedades del campo de precipitación. Observamos, como ya hicimos en

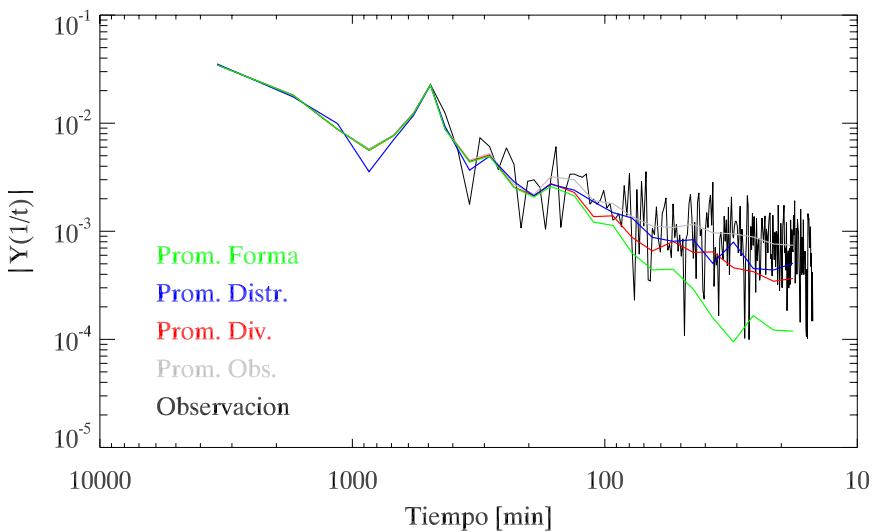


Figura 9.5: Espectro de potencias temporales para un caso real y los promedios obtenidos para los 4 casos de estudio de la observación (línea gris), división del campo entre 4 (rojo), técnica de advección (verde) y técnica de igualdad de las distribuciones (azul).

el tema 6 el espectro temporal. De este modo podemos observar la pendiente real para las escalas entre la hora y los 15 minutos y compararlas con las obtenidas por los diferentes métodos. Esto se presenta en la figura 9.5 en la cual se observa como a grandes rasgos la técnica de advección utilizada en la sección 6.4 pierde energía para las escalas temporales inferiores (mayor pendiente) mientras que las otras dos técnicas tienen un comportamiento similar, siendo ligeramente menor la perdida de potencias con la igualdad de distribuciones.

Otra de las propiedades que verificamos es la autocorrelación temporal del campo desagregado en función de la técnica aplicada (fig. 9.6). Se ve con claridad como todas las técnicas presentan una mayor autocorrelación que la real, esto es debido a que todas se basan en el mismo campo inicial para realizar la desagregación y por lo tanto tenemos una autocorrelación inherente en todas las técnicas. Es destacable que la técnica que tiene una autocorrelación más similar a la obtenida con las observaciones es de nuevo la que iguala las distribuciones para las diferentes escalas y que utiliza la advección de las zonas para seleccionar el área de precipitación de cada intervalo 15 minatural.

También comprobamos que las técnicas representan valores adecuados o factibles tanto del área de pixeles con precipitación (WAR; *Wet Area Ratio*) como para la intensidad media en el dominio (IMF; *Image Mean Flux*). Se presenta la evolución de estas variables para la observación y los valores obtenidos mediante las tres técnicas de desagregación (fig. 9.7). En esta figura se observa como las tres técnicas reproducen de manera similar la intensidad media. Todas las técnicas presentan el problema de reproducir los picos de precipitación y aunque la técnica de igualar

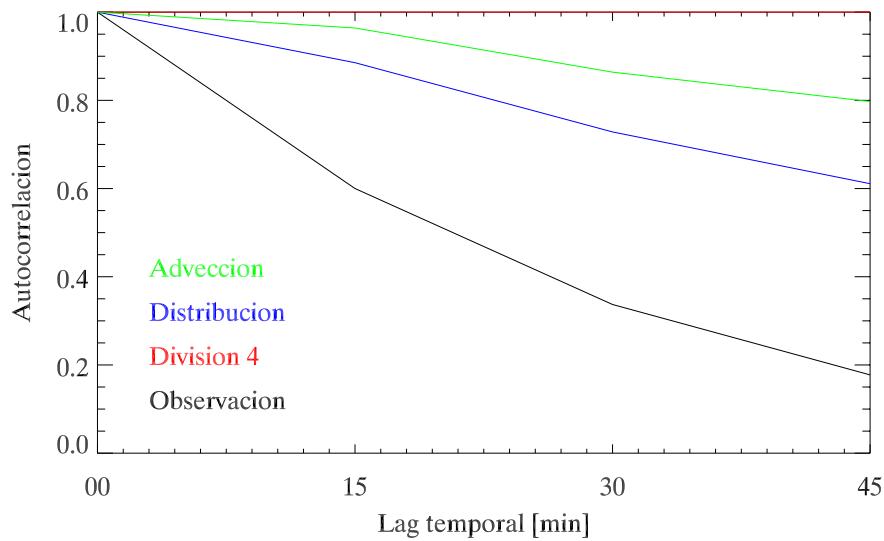


Figura 9.6: Autocorrelación en función del *lag* temporal para la observación y las tres técnicas de desagregación.

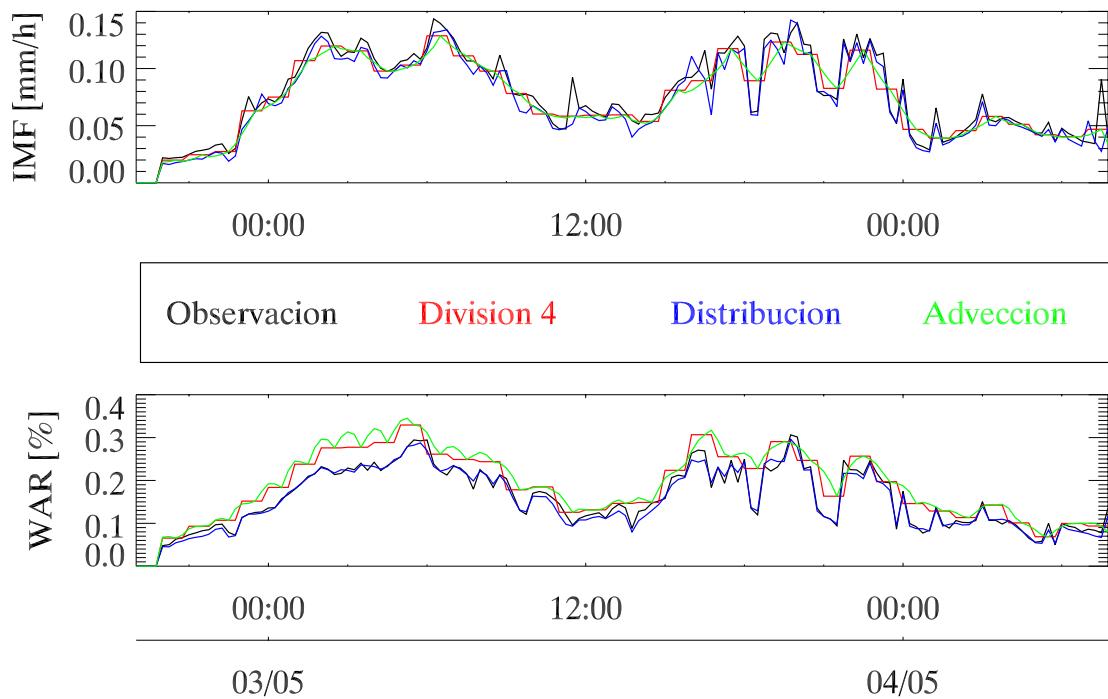


Figura 9.7: Evolución para el caso de estudio de inicios de mayo de 2010 para la intensidad media en la imagen (IMF) y de la fracción de píxeles con precipitación (WAR) observado con el radar y modelizado mediante los tres métodos de desagregación.

las distribuciones presenta mayores variaciones en la intensidad respecto a las otras técnicas, no siempre reproducen correctamente el comportamiento observado. Res-

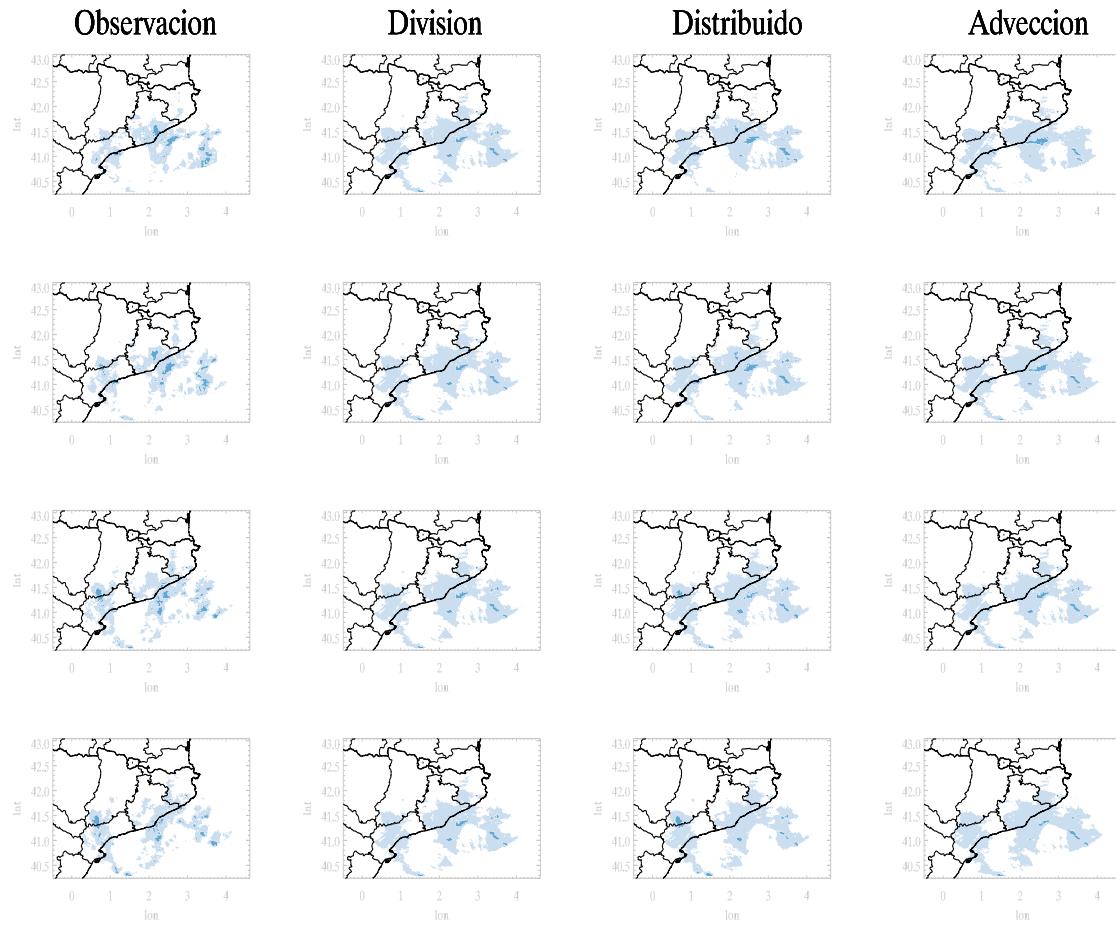


Figura 9.8: Ejemplo de desagregación mediante las tres técnicas aplicadas frente a la observación (primera columna). La segunda columna corresponde a la técnica de división, la tercera a la de una función peso que contabiliza el desplazamiento, mientras que la última columna corresponde a la técnica de advección entre imágenes. El ejemplo muestra la desagregación temporal en 4 intervalos quince-minutales del episodio del 11 de octubre de 2010 entre las 22 y las 23 horas UTC.

pecto al área con precipitación se puede observar que el conocer la velocidad de advección a partir del radar y el área de precipitación del intervalo anterior nos permite reproducir mejor el WAR. Las otras dos técnicas producen un área mayor. La técnica de dividir el campo en 4 nos produce el mismo área para los 4 intervalos y un área que siempre es superior que la observada. Respecto a la técnica de advección, la suma de ambas áreas mediante los pesos ponderados nos permite la variación del área, pero igualmente nos produce mayor fracción de precipitación que la realmente observada.

Por último representamos un ejemplo de las tres técnicas para poder realizar una verificación visual de ellas. En la figura 9.8 se observa como la primera técnica (segunda columna) mantiene siempre la misma precipitación y aunque las acumulacio-

nes quince-minutales observadas se asemejan entre sí, no se reproducen los cambios observados. La última columna (advección de los campos entre si) introduce mejor los cambios del campo y de las intensidades, aunque al no mantener el campo de precipitación aparecen mayores diferencias en los contornos o áreas sin precipitación precipitación. El uso de la velocidad de desplazamiento obtenida a partir del radar y la igualdad de las distribuciones entre las diferentes escalas nos permite reproducir mejor la forma y posición de la precipitación. Además se puede observar como los picos se distribuyen de manera más acorde con lo observado, aunque no se reproducen las formas de menor escala que se observan en la precipitación radar y que son debidas a fenómenos de pequeña escala. Este comportamiento observado en la figura hace que, de forma general, tanto la correlación como el CSI de las imágenes desagregadas sea superior para la técnica de igualdad de las distribuciones (Tabla 9.1) que para el resto de técnicas. Es por ello que se escoge como la técnica aplicada para realizar la desagregación del modelo corregido y que introduce en la técnica de la integración.

Tabla 9.1: Correlación y CSI obtenido dependiendo de la técnica de desagregación utilizada para todos los intervalos temporales que componen los 4 casos de estudio.

Índice	Dividido	Distribución	Advección
Correl.	0.78	0.86	0.73
CSI	0.57	0.64	0.55

9.3.3. Resultados integración

Una vez hemos escogido la técnica que utilizamos para realizar la desagregación temporal a partir de los resultados previamente expuestos, aplicamos ésta para obtener el campo del modelo, con y sin corrección, en intervalos quince minutales. Estos nuevos campos de mayor resolución temporal se integran con las predicciones radar. Los resultados agregados de los cuatro casos de estudio se presentan a continuación (fig. 9.9) para cada una de las predicciones y la integración de ellas.

Para verificar si la integración en la escala temporal 15-minutal sigue mejorando los resultados de las técnicas ya existentes nos fijamos inicialmente en la mediana. En esta figura 9.9 se aprecia como la corrección del modelo presenta mejores resultados que el modelo con asimilación de datos e incluso para los últimos instantes de predicción radar (el mismo resultado que se obtuvo para intervalos horarios). Además la integración es la mejora predicción, según la correlación, para todas las horas. Respecto al CSI, se debe destacar que para el primer cuarto de hora los resultados entre la predicción radar y el *blending* son muy similares y tan sólo se nota una ligera mejora si se observa el rango intercuartil. Este resultado cambia mucha

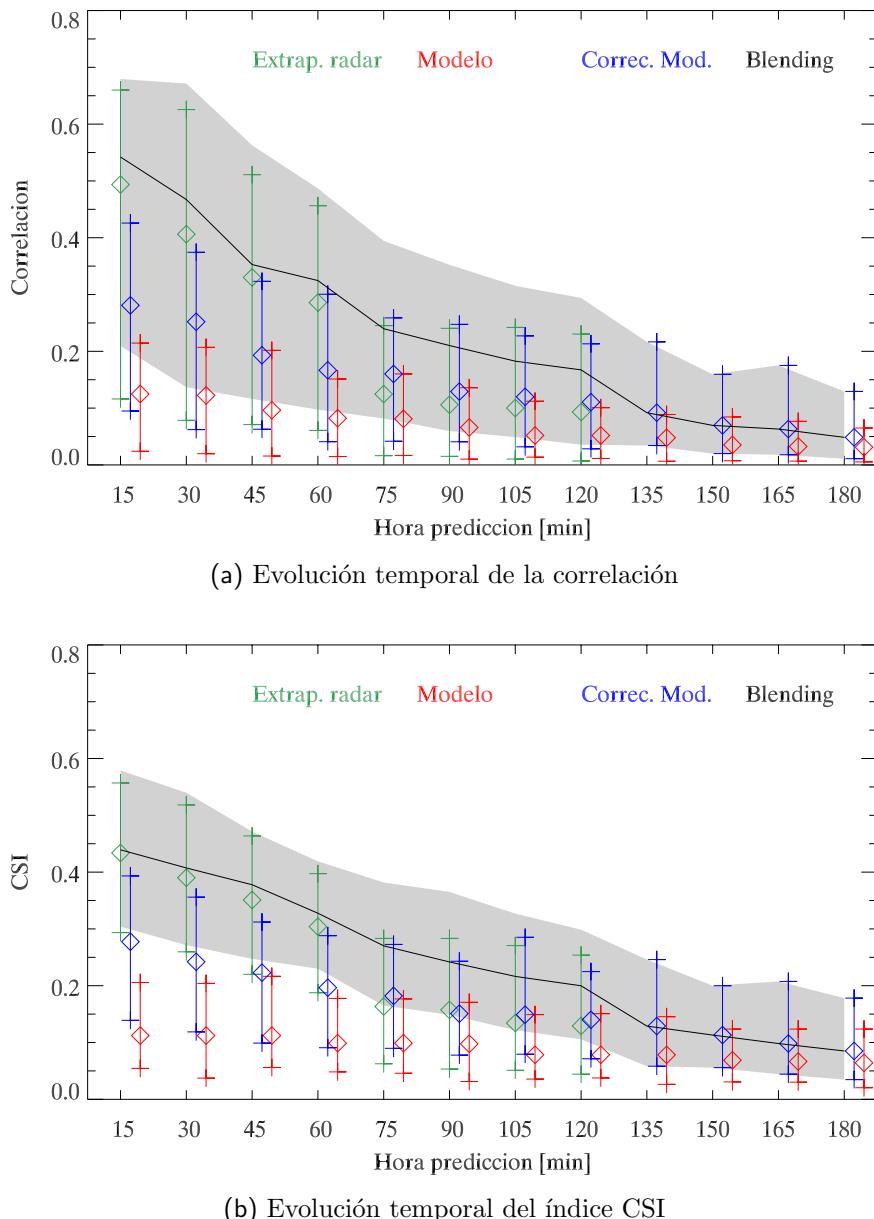


Figura 9.9: Comparación de los resultados para la correlación (a) y CSI (b) de las diferentes predicciones como extrapolación radar (verde), modelo meteorológico (rojo), corrección del modelo (azul) y blending (negro). Se presenta la mediana de las predicciones y el rango de valores obtenidos para los quartiles primero y tercero.

a partir de la segunda hora, donde la integración obtiene valores para la correlación y el CSI claramente por encima del resto de predicciones.

9.4. Predicción de las crecidas

Una vez que hemos comprobado que el *blending* es la mejor predicción desde el punto de vista hidrológico y hemos conseguido, mediante el método de desagregación, disponer de las predicciones en la resolución temporal óptima para la simulación de las avenidas, el siguiente paso es quantificar esta mejora en función de la anticipación a la ocurrencia del pico de caudal. Para ello, y teniendo en cuenta que ahora dispondremos de una configuración adecuada para la predicción de avenidas, se opta por realizar el estudio sólo para aquellas subcuencas que hayan presentado hidrogramas observacionales significativos. Así pues, de los 4 casos iniciales de que disponíamos, escogemos los casos y subcuencas expuestos en la tabla 9.2.

Tabla 9.2: Tabla donde se marcan los hidrogramas que han sido seleccionados por presentar un caudal significativo o un pico de forma marcada.

Evento	Gramenet	Garriga	Lliçà
2 de mayo			X
12 de mayo		X	X
17 de setiembre	X		X
11 de octubre	X		

El sistema para analizar el tiempo de anticipación al pico de caudal observado, que es en lo que se centra este estudio, se realiza partiendo del caudal pico observado. Alrededor del instante en que este pico se produce se extraen los hidrogramas probabilístico pronosticados. Entonces se busca el pico del caudal pronosticado y se representa el rango de variaciones tanto temporales (es decir valores de caudal del mismo rango que el pico medio pronosticado), como de caudal (los quartiles 25 y 75 del hidrograma probabilístico en el instante en que se registra el pico de caudal pronosticado). Este procedimiento se ilustra en la figura 9.10 para completar la explicación.

Los resultados de este tipo de verificación para diferentes tiempos de anticipación se muestran en una gráfica donde también se incluye el pico máximo observado. De esta manera podremos ver hasta qué tiempo de anticipación el pico máximo observado cae dentro del área de pico pronosticado. En la figura 9.11 se muestran estos gráficos para las diferentes cuencas y episodios seleccionados.

En esta figura (fig. 9.11) se observa como dependiendo del caso y de la cuenca estudiada el tiempo de anticipación es uno u otro. Estos tiempos están entre las 4 horas para el caso de la estación de Lliçà durante el evento del 12 de mayo (fig. 9.11e) hasta las 9 horas para la estación de Santa Coloma de Gramenet para el episodio del 11 de octubre (fig. 9.11b).

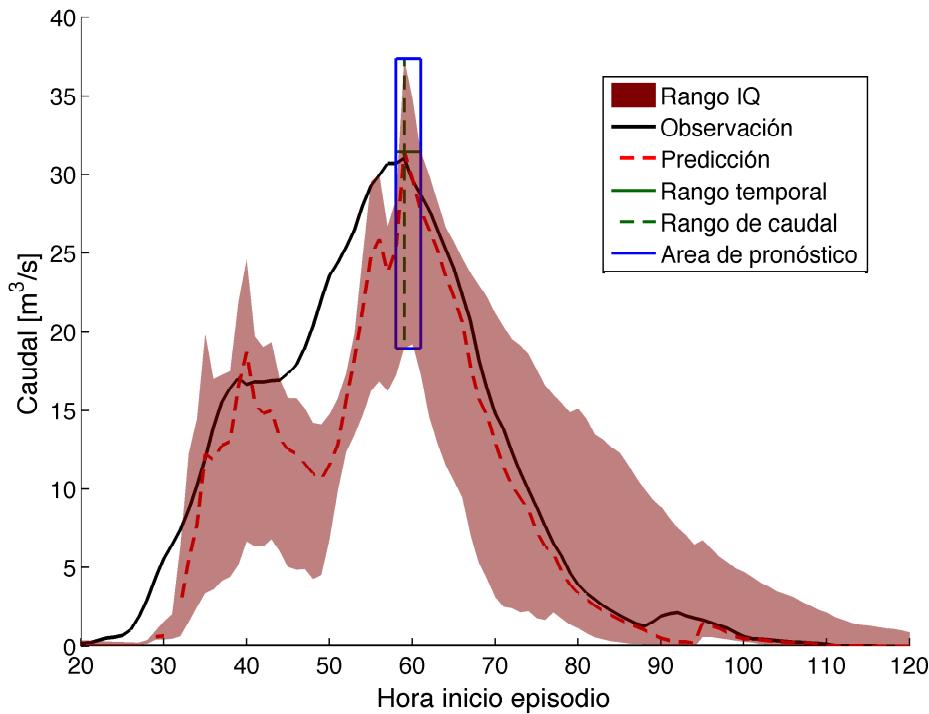


Figura 9.10: Ejemplo de la construcción del área de pico caudal pronosticada a partir de los rangos temporales y de caudal obtenidos por el conjunto de hidrogramas predichos. Esta área se construye basándose en la mediana de los hidrogramas para obtener el pico de caudal pronosticado y los rangos se obtiene a partir del primer y tercer quartil. El hidrograma observado se representa mediante una línea continua de color negro.

Este amplio tiempo de anticipación se debe entender como la contribución de tres factores: el tiempo de concentración, la mejora de la predicción de precipitación y el rango de caudales obtenido gracias a la calibración probabilística. El primer factor dependerá de la cuenca y según *Corominas* (1985) oscila para las cuencas del Besòs entre las 2-5 horas. Así pues, la contribución de la presente tesis es la responsable del aumento del tiempo de anticipación más allá del tiempo de concentración.

Se aprecia en la figura como la dispersión de valores en que se obtiene el valor del pico predicho se reduce en función del tiempo de anticipación (θ). Es decir, que el rango de horas en que el *ensemble* de hidrogramas pronosticados da valores similares al pico de caudal predicho por la media de éstos se reduce cuando aumenta el tiempo de predicción. Esto es debido a que ya no influye la precipitación de la cuenca, en tanto en cuanto, ya se ha convertido en escorrentía y ha circulado río abajo. Este hecho se puede apreciar en el hecho en que la dispersión temporal para los tiempos de anticipación superiores a 8 horas son casi idénticas.

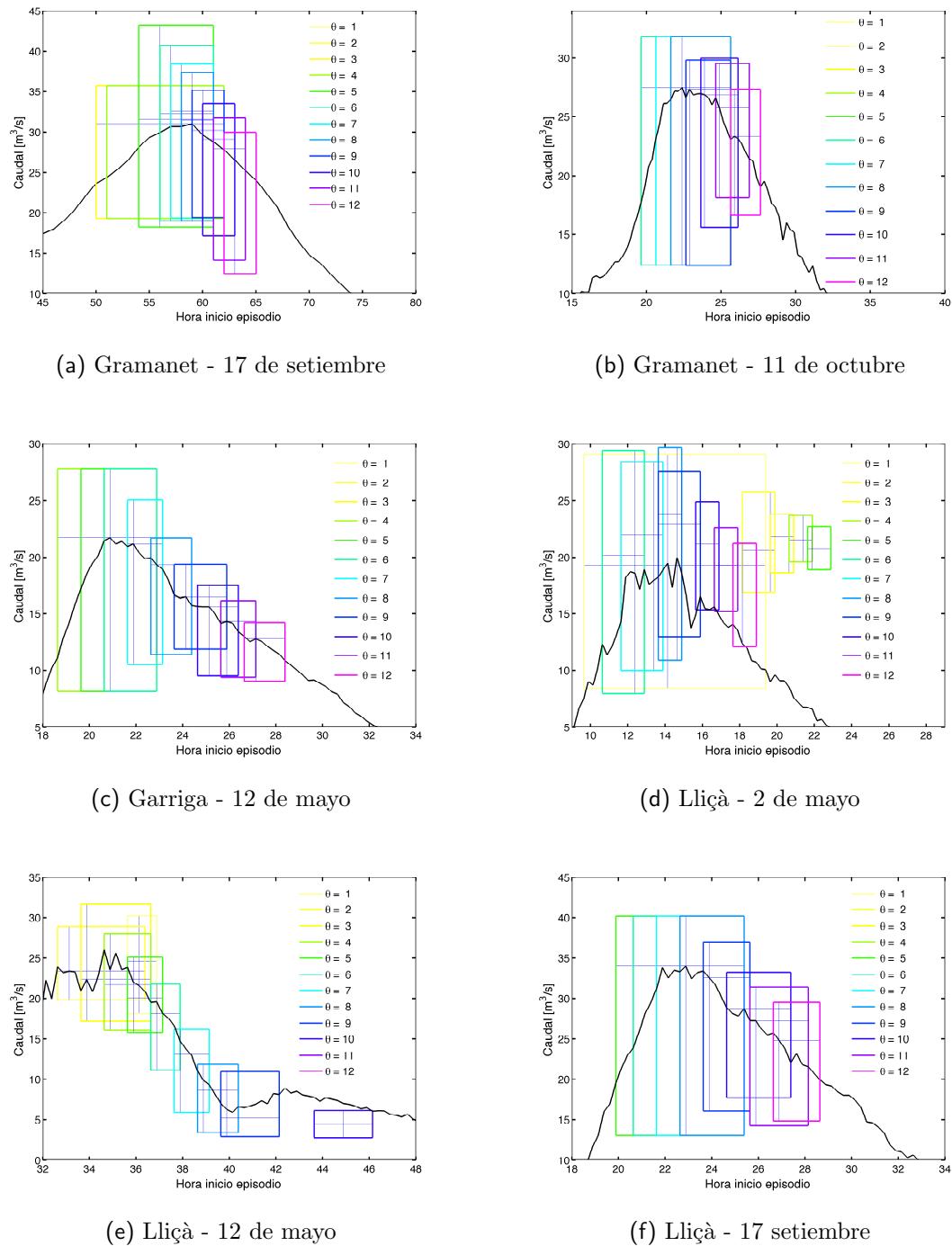


Figura 9.11: Cálculo de las áreas obtenidas a partir de los rangos temporal y de caudal pronosticados para el caudal pico en función de diferentes tiempos de anticipación (θ) para los 4 casos de estudio en diferentes subcuencas. En negro se muestra el hidrograma observado.

El aumento en el tiempo de anticipación restante se debe a la introducción de la predicción integrada (predicción radar y modelo meteorológico) y nos puede, suponiendo que el campo de precipitación pronosticado sea cualitativamente similar a la observación un incremento de tres horas. Teniendo en cuenta que es muy difícil que sea similar, y más después de los estadísticos obtenidos a partir de la tercera hora de predicción podemos atribuirle (dependiendo del caso) un tiempo de incremento de 2 horas. Lo que sumados al tiempo de concentración propio de cada cuenca nos deja en torno a las 2-3 horas el incremento debido al uso de modelos hidrológicos distribuidos calibrados probabilísticamente.

9.5. Conclusiones

En este capítulo se abordan tres cuestiones fundamental: la primera es verificar si las mejoras obtenidas en la predicción de la precipitación se ven reflejadas a través del modelo hidrológico; la segunda trata de evaluar un método de desagregación temporal que aumente la resolución de los modelos meteorológicos a la óptima para la modelización hidrológica; y la última que consiste en cuantificar el aumento del tiempo de respuesta ante las inundaciones que proporciona la combinación de todas las metodologías presentadas en la tesis.

La verificación hidrológica de los cuatro casos de estudios nos ha permitido contemplar como la integración de las predicciones no solo nos mejora la predicción a través de índices estadísticos como la correlación o el CSI, sino que a través de la aplicación de un modelo hidrológico obtenemos los mismos resultados. El modelo hidrológico tiene una respuesta no lineal a la precipitación con la que es alimentado que tiene en cuenta tanto el total de precipitación que ha caído sobre la cuenca, como la posición. Es por ello que tras los resultados obtenidos al realizar la verificación hidrológica podemos estar más seguros de las bondades mostradas por la técnica del *blending*.

En este capítulo además se han testado tres técnicas de desagregación temporal. La técnica seleccionada de entre ellas se fundamenta principalmente en dos ideas: una modificación del área de precipitación mediante el uso de una velocidad de advección y una distribución de las intensidades basadas en la distribución en una escala superior.

Respecto al espectro temporal se ha podido comprobar como la técnica seleccionada obtenía resultados similares en cuanto a la pendiente.

Comparando las autocorrelaciones de la observación 15 minutil y de los campos desagregados, se extraé que el segundo presenta mayor similitudes entre sí que las existentes realmente. Esto es debido a que existe una autocorrelación inherente

debido a que partimos, a pesar de los cambios mediante el uso de la técnica de desagregación, siempre del mismo campo horario para formar los desagregados.

Los resultados que se han obtenido comparando la evolución de parámetros de la imagen como la intensidad media (IMF) o el porcentaje de píxeles con precipitación (WAR) entre las observaciones y los campos desagregados son satisfactorios. Respecto al WAR, el uso de la velocidad de advección para seleccionar las áreas de precipitación ha dado unos resultados muy similares a la realidad. Respecto a la evolución de la intensidad se debe observar como la distribución de las intensidades nos da valores similares a los observados. Destacar que estos valores serán similares a las otras dos técnicas que se testaron inicialmente, pero la variación a lo largo de la hora será mayor.

Por último se verificó la similitud de los campos desagregados con la observación mediante la correlación y el CSI. La correlación dio resultados elevados (0.86) por lo que podemos concluir que la distribución de las intensidades era similar. Respecto al CSI (0.64) nos indica que aunque el porcentaje de área con precipitación era muy similar al real no siempre la situación era la adecuada. Es decir, que la advección nos da información de como se distribuye el área total de precipitación entre los 4 intervalos 15 minutales, pero no la posición exacta de esta.

A pesar de ciertas dificultades, esta técnica cumple la mayor parte de los requisitos impuestos en la verificación. Además, los resultados obtenidos tras introducirla en la técnica de integración de predicciones (radar y modelo meteorológico) dio resultados satisfactorios para todos los intervalos.

Finalmente, y como conclusión final del capítulo, se estudia el incremento del tiempo de respuesta o anticipación a los picos en determinadas cuencas donde se observaron avenidas. Los resultados obtenidos rondaban entre las 4 y las 9 horas en total. Parte de este tiempo se debe atribuir al tiempo de concentración de la propia cuenca estudiada. Sin embargo, estos tiempos de concentración rondarán entre las 2 y las 5 horas. Es por ello que se concluye que el resto de mejora es debido a la aplicación combinada de las mejoras en la predicción de la precipitación y la calibración probabilística.

Bibliografía

- Benoit, R., P. Pellerin, N. Kouwen, H. Ritchie, N. Donaldson, P. Joe, and E. Soulis (2000), Toward the use of coupled atmospheric and hydrologic models at regional scale, *Monthly Weather Review*, 128(6), 1681–1706.
- Berenguer, M., C. Corral, R. Sanchez-Diezma, and D. Sempere-Torres (2005), Hydrological validation of a radar-based nowcasting technique, *Journal of Hydrometeorology*, 6(4), 532–549.
- Collier, C. (1991), The combined use of weather radar and mesoscale numerical model data for short-period rainfall forecasting, *Hydrological Application of Weather Radar*, pp. 331–348.
- Corominas, J. (1985), Características de las avenidas en los cursos de la cuenca del río Besos, *Cuadernos de Investigación Geográfica*, 11, 45–54.
- Dolcine, L., H. Andrieu, D. Sempere-Torres, and D. Creutin (2001), Flash flood forecasting with coupled precipitation model in mountainous Mediterranean basin, *Journal of Hydrologic Engineering*, 6, 1.
- Droegemeier, K., J. Smith, S. Businger, C. Doswell III, J. Doyle, C. Duffy, E. Foufoula-Georgiou, T. Graziano, L. James, V. Krajewski, et al. (2000), Hydrological Aspects of Weather Prediction and Flood Warnings: Report of the Ninth Prospectus Development Team of the US Weather Research Program., *Bulletin of the American Meteorological Society*, 81, 2665–2680.
- Ferraris, L., R. Rudari, and F. Siccardi (2002), The Uncertainty in the Prediction of Flash Floods in the Northern Mediterranean Environment, *Journal of Hydrometeorology*, 3(6), 714–727.
- Ganguly, A., and R. Bras (2003), Distributed quantitative precipitation forecasting using information from radar and numerical weather prediction models, *Journal of Hydrometeorology*, 4(6), 1168–1180.
- Garrote, L., and R. Bras (1995), A distributed model for real-time flood forecasting using digital elevation models, *Journal of Hydrology*, 167(1-4), 279–306, doi: 10.1016/0022-1694(94)02592-Y.

- Gourley, J., and B. Vieux (2005), A method for evaluating the accuracy of quantitative precipitation estimates from a hydrologic modeling perspective, *Journal of Hydrometeorology*, 6(2), 115–133.
- McEnergy, J., J. Ingram, Q. Duan, T. Adams, and L. Anderson (2005), NOAA's advanced hydrologic prediction service, *Bull. Amer. Meteor. Soc.*, 86, 375–885.
- Mecklenburg, S., V. Bell, R. Moore, and J. Joss (2000), Interfacing an enhanced radar echo tracking algorithm with a rainfall-runoff model for real-time flood forecasting, *Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere*, 25(10-12), 1329–1333.
- Moore, R., V. Bell, and D. Jones (2005), Forecasting for flood warning, *Comptes Rendus Geosciences*, 337(1-2), 203–217.
- Reed, S., V. Koren, M. Smith, Z. Zhang, F. Moreda, D. Seo, and D. Participants (2004), Overall distributed model intercomparison project results, *Journal of Hydrology*, 298(1-4), 27–60, doi:10.1016/j.jhydrol.2004.03.031.
- Rossa, A., F. Del Guerra, M. Borga, F. Zanon, T. Settin, and D. Leuenberger (2010), Radar-driven High-resolution Hydro-meteorological Forecasts of the 26 September 2007 Venice Flash Flood, *Journal of Hydrology*.
- Scofield, R., and R. Kuligowski (2003), Status and outlook of operational satellite precipitation algorithms for extreme-precipitation events, *Weather and forecasting*, 18(6), 1037–1051.
- Venugopal, V., E. Foufoula-Georgiou, and V. Sapozhnikov (1999a), Evidence of dynamic scaling in space-time rainfall, *Journal of Geophysical Research*, 104(D24), 31,599–31,610.
- Venugopal, V., E. Foufoula-Georgiou, and V. Sapozhnikov (1999b), A space-time downscaling model for rainfall, *Journal of Geophysical Research*, 104(D16), 19,705–19,721.
- Vivoni, E., D. Entekhabi, R. Bras, V. Ivanov, M. Van Horne, C. Grassotti, and R. Hoffman (2006), Extending the predictability of hydrometeorological flood events using radar rainfall nowcasting, *Journal of Hydrometeorology*, 7(4), 660–677.

10 Conclusiones y trabajo futuro

10.1. Conclusiones de la tesis

El objetivo principal de la presente tesis ha sido el desarrollo de un método que permitiese mejorar la predicción a corto y muy corto plazo de las inundaciones súbitas. Para alcanzar tal objetivo se ha trabajado en primer lugar con la mejora del campo de precipitación estimado por el radar y su introducción en el modelo hidrológico distribuido RIBS tras una calibración probabilística. En segundo lugar, se ha procedido al desarrollo del *blending* integrando las predicciones proporcionadas por el radar y por el modelo numérico MM5. Finalmente, se ha alimentado el modelo hidrológico con los resultados obtenidos a través del *blending*, concluyéndose que es posible predecir el máximo caudal de las avenidas con un tiempo superior a las 4 horas.

Para alcanzar semejantes resultados ha sido necesario elaborar diferentes hipótesis y desarrollar nuevas metodologías que se han presentado a lo largo de los capítulos de esta tesis. En esta sección se resumen las principales conclusiones que se han desprendido de cada uno de éstos. Para obtener más información sobre ellas se remite al lector a las conclusiones expuestas en cada uno de los capítulos. Para un mejor planteamiento se relacionan las conclusiones con cada uno de los subobjetivos expuestos en el capítulo introductorio y las preguntas subyacentes.

- 1. Obtención de un campo de precipitación con una resolución espacial adecuada mediante la transformación del campo de reflectividad del radar.**

Las relaciones Z/R existentes en la literatura deben mejorarse cuando se aplican en Catalunya para casos de lluvias fuertes ya que los resultados obtenidos muestran que las estimaciones cuantitativas de precipitación (QPE) derivadas de éstas no útiles para la simulación hidrológica de las avenidas debido a una acusada subestimación.

Para paliar este efecto se ha aplicado el *Window Probabilistic Matching Method* (WPMM). Este método consiste en igualar las distribuciones de las intensida-

des de precipitación registradas por los pluviómetros con la distribución de las reflectividades obtenidas por el radar. En esta tesis el método se ha modificado mediante la introducción de ajustes paramétricos. Esta técnica introduce información de los pluviómetros en la relación Z/R mejorando los resultados de la QPE radar. Además se ha observado como esta metodología permite obtener una corrección parcial de otros efectos, como la atenuación, frente a otros métodos que no los tenían en cuenta. Los resultados reducen notablemente la subestimación de la precipitación. La mejora de esta técnica respecto al resultado inicial obtenido mediante las relaciones Z/R se sitúa alrededor del 90 % tanto para el sesgo como para la RMSE.

Posteriormente a esta estimación, se advecta el campo de precipitación para eliminar posibles errores debidos al muestreo temporal de las medidas del radar. Este método de maximización por correlaciones cruzadas para obtener el campo de desplazamiento se modifica con el propósito de aumentar la resolución temporal entre imágenes radar. La introducción de esta técnica mejora la RMSE para todos los casos y tan solo en dos ocasiones (de las ocho totales) el sesgo obtenido tras la advección es superior al obtenido sin aplicar la adveción. La mejora de la RMSE alcanza en algunos casos el 50 % que se traduce en una mejora total, contando la aplicación de las dos técnicas consecutivamente, en un 98 % respecto a las relaciones clásicas. Respecto a los cambios en el sesgo las mejoras son mucho menores y alcanzan como máximo un 15 %.

En resumen, se concluye que la aplicación de los dos métodos de forma combinada nos permite obtener una QPE con una calidad suficiente para su aplicación en la simulación de avenidas mediante un modelo hidrológico distribuido.

2. Mejora de la resolución temporal del campo de precipitación obtenida para evitar los efectos que tiene el muestreo temporal de las observaciones radar.

Los modelos hidrológicos de avenidas súbitas requieren alimentarse de datos de precipitación con intervalos muy cortos. Para ello se aplica la técnica de advección anteriormente mencionada con el fin de obtener campos de precipitación con una resolución temporal de un minuto. Ésto permite realizar el estudio de sensibilidad del modelo hidrológico con diferentes intervalos de acumulación.

Para comprobar que esta técnica mantiene las propiedades temporales requeridas en los campos de precipitación, se opta por comparar el espectro de potencias de los campos seis minutales originales con los espectros obtenidos de los nuevos campos con resolución minutal. La comparación muestra un comportamiento similar para todas las frecuencias presentes en ambos campos. Además se conserva la pendiente obtenida en el espectro de frecuencias hasta alcanzar la frecuencia correspondiente a la resolución de 1 minuto, de lo que se deduce que se mantiene el comportamiento fractal entre escalas.

En conclusión, se mantienen las propiedades temporales de los campos de precipitación en los campos de resolución minutal obtenidos tras aplicar la técnica de advección entre imágenes.

3. Calibración probabilística de los parámetros del modelo hidrológico que presentan una mayor sensibilidad a los datos de precipitación.

La calibración probabilística, frente a aquellas deterministas, nos permite tener en cuenta la variabilidad inherente que existe en los parámetros del modelo hidrológico debido a errores o incertidumbres en los datos utilizados para realizar la modelización (precipitación, humedad inicial sub-superficial, etc.). La calibración se realiza minimizando diversas funciones objetivo por lo que se obtienen un conjunto de datos en lugar de un único valor. A través de estos valores se ajustan las funciones de distribución correspondientes a cada parámetro. De esta manera el resultado es un conjunto de hidrogramas posibles, concretamente 200 por motivos de minimización de variación en la incertidumbre. La calibración se realiza utilizando los tres primeros casos de estudio utilizados en el proyecto FLASH mientras que el cuarto evento se utiliza para su verificación.

Los resultados para el caso de setiembre de 2006 muestran cómo esta calibración permite que para cualquier resolución temporal el pico de caudal observado se encuentre en el rango de picos de caudal simulados mediante el modelo hidrológico distribuido. Esto es destacable teniendo en cuenta que el modelo no está calibrado para este caso. Además el pico de caudal del cuarto caso es el mayor de los estudiados, lo que da un mayor valor a la calibración.

Por consiguiente se concluye que es posible efectuar una calibración probabilística adecuada del modelo hidrológico para simular los flujos observados mediante las estaciones de aforo.

4. Análisis de la sensibilidad del modelo hidrológico a diferentes intervalos temporales con el fin de obtener el que mejora los resultados reduciendo a su vez la incertidumbre.

La calibración, y posterior verificación, se realiza para diferentes intervalos temporales de acumulación: 30, 24, 18, 15, 12, 6 y 2 minutos. Se comprueba que los intervalos inferiores a los 6 minutos conducen a tiempos de computación fuera del alcance de la predicción hidrológica operativa. Teniendo en cuenta esta premisa se realiza un análisis de la sensibilidad del modelo RIBS a las resoluciones temporales superiores a 6 minutos concluyéndose que la resolución temporal óptima para la simulación de avenidas en la cuenca del Besòs es la de 15 minutos. Este resultado está avalado también para la mayor parte de subcuenca del Besòs con dimensiones que se encuentran entre los 100 y 1.000

km². Además cabe tener también en cuenta que los resultados para la lluvia 15 minutil proporcionan la mínima dispersión en los valores de caudal.

Por lo tanto se concluye que existe un intervalo temporal óptimo para los datos de precipitación que reduce la dispersión obtenida en los hidrogramas y optimiza las simulaciones del caudal, y que dicho intervalo es de 15 minutos.

5. Corrección de las predicciones de precipitación obtenidas mediante los modelos numéricos con el objetivo de reducir los errores de localización e introducir los patrones de precipitación observados en la misma resolución espacial que el radar meteorológico.

El modelo meteorológico con asimilación de datos observacionales de diversas fuentes como son el radar meteorológico, estaciones automáticas, satélite, entre otras, presenta mejoras en la localización e intensidad de las estructuras de precipitación. No obstante, la resolución que reproduce (12 km²) sigue siendo demasiado elevada para efectos de integración con predicciones radar (2 km²). Es por ello que todavía se observan diferencias en la posición, pero sobre todo con respecto a la forma, de las áreas de precipitación observadas con el radar meteorológico. Así pues, en la presente tesis se introduce una corrección de fase mediante la minimización de una función coste para diferentes escalas espaciales. Ésta debe reducir los errores debidos a una posición incorrecta de las estructuras de precipitación, y al mismo tiempo, tiene que redimensionar a la escala del radar las salidas del modelo.

La corrección de la posición se puede comprobar mediante índices de verificación como la correlación (que nos compara la forma y distribución de ambos campos) o el CSI (que nos computa el porcentaje de píxeles acertados respecto a las falsas alarmas). La correlación muestra como la técnica de corrección mejora la localización de las estructuras de precipitación y su forma. Respecto al CSI, se comprueba que la técnica también mejora los resultados del modelo aunque no consigue batir a la persistencia para la primera hora.

Para comprobar que realmente se introducen las escalas menores presentes en la observación radar (2 km) se utiliza el espectro de potencias en función de la longitud de onda. En las imágenes analizadas se comprueba como para algunos casos, sobre todo para las primeras horas, esta técnica de corrección introduce la misma relación entre las diferentes escalas espaciales, es decir que se reproduce la pendiente obtenida con las observaciones. Sin embargo, la extrapolación temporal de los vectores de corrección reduce esta mejora como se puede ver en la reducción de la correlación de esta técnica en función del tiempo. Este comportamiento también se observa en el espectro de frecuencias donde la pendiente de la corrección para las escalas inferiores ya no reproduce el obtenido por las observaciones y se asemeja más al producido por el ruido Gaussiano.

Se concluye que el procedimiento de corrección aquí desarrollado constituye un paso previo imprescindible en la técnica de integración de predicciones radar y modelo, al posicionar y caracterizar mejor las estructuras de precipitación. Además esta técnica introduce escalas del mismo orden que las presentes en la predicción radar por lo que la integración se puede realizar para la resolución espacial de 2 km.

6. Integración de las predicciones corregidas a partir del modelo con las obtenidas a partir de la observaciones radar.

La técnica de integración entre las predicciones radar y la predicción MM5 propuesta en la presente tesis es una modificación de la combinación lineal ya que introduce la dependencia espacial en el cómputo de los pesos atribuidos a cada término. La nueva técnica mejora además el problema observado en la combinación lineal entre la evolución de los diferentes índices al tener en cuenta las zonas donde la predicción radar no introduce ningún tipo de información frente al modelo meteorológico.

Para verificar esta mejora se realiza el estudio desde dos puntos de vista diferentes: el meteorológico y el hidrológico.

La verificación desde el punto de vista meteorológico muestra una mejora para las horas de predicción ($t+1h$ y $t+2h$) en que disponemos de ambas predicciones (predicción radar y modelos meteorológicos). Esta mejora se puede observar en índices de verificación como la correlación o el CSI entre otros. Usando esta técnica en combinación con la corrección del modelo se observa una mejora en la predicción del campo de precipitación que se puede extender hasta las seis primeras horas de predicción.

El objetivo de la integración de las predicciones de precipitación es el de introducir una mejora suficiente en el campo previsto que se traduzca en una mayor capacidad de pronóstico de los hidrogramas observados. Así pues la aplicación del modelo hidrológico distribuido en los campos de precipitación obtenidos con la metodología del *blending* nos sirve como un nuevo índice de verificación que tiene en cuenta el total de precipitación caída en la cuenca a la vez que se estudia su distribución espacial mediante la comparación en el punto de desagüe de la cuenca estudiada. Esta verificación difiere de los índices de verificación usuales debido a las características no lineales del modelo hidrológico.

Los resultados, desde el punto de vista hidrológico, muestran una menor RMSE para el campo *blending* y mejores índices de eficiencia (NSE) que el resto de las predicciones. Estas mejoras son apreciables a partir de la segunda o tercera hora debido a las características de la simulación hidrológica.

Por tanto, se concluye que es posible obtener una metodología de *blending* para integrar predicciones radar y numéricas de predicción del tiempo introduciendo

dependencia espacial en el computo de los pesos, y que además esta técnica mejora los resultados de las predicciones que la forman desde el punto de vista tanto meteorológico como hidrológico.

7. Desagregación temporal de las acumulaciones horarias a la resolución óptima para la simulación hidrológica de las avenidas súbitas.

La introducción de una técnica de desagregación temporal era necesaria desde el punto de vista de simulación hidrológica ya que las predicciones de precipitación obtenidas mediante los modelos meteorológicos tenían una resolución horaria.

La técnica introducida se fundamenta principalmente en dos ideas: una modificación del área de precipitación mediante el uso de una velocidad de advección y una distribución de las intensidades basadas en la distribución en una escala superior. Estas hipótesis se introdujeron en el campo observado radar acumulado de manera horaria con el objetivo de poder verificar la desagregación. La verificación se realizó comparando diversas propiedades del campo temporal como espectro temporal, autocorrelación, evolución de parámetros de la imagen e índices estadísticos.

Los resultados de esta verificación muestran como la técnica introduce, en parte, las escalas inferiores observadas en el espectro temporal. Además reproduce de manera satisfactoria propiedades del campo como la intensidad media o el porcentaje de píxeles con precipitación. A pesar de ello, presenta una autocorrelación mayor que la observada y un índice CSI que se sitúa alrededor del 0.64.

Por tanto se concluye que la técnica de desagregación introduce ciertas propiedades de la escala quince minutal que se quiere reproducir. Además, la integración del modelo meteorológico desagregado con la predicción radar obtiene mejores resultados que las predicciones que la forman.

8. Evaluación de la mejora en el caudal obtenido y en el tiempo de respuesta ante una avenida introducida por esta nueva técnica de predicción.

El objetivo final de esta tesis era la mejora de la predicción de las inundaciones a corto y muy corto plazo a partir de la integración de la predicción radar y numérica en un modelo hidrológico distribuido calibrado probabilísticamente. Esta mejora la hemos cuantificado en torno al tiempo de anticipación a la ocurrencia de un máximo de caudal.

Los resultados obtenidos rondaban entre las 4 y las 9 horas en total. Parte de este tiempo se debe atribuir al tiempo de concentración de las cuencas estudiadas que están comprendidos entre las 2 y las 5 horas.

El aumento en el tiempo de anticipación restante se debe a la introducción de la predicción integrada (predicción radar y modelo meteorológico) y a la calibración probabilística. Teniendo en cuenta los estadísticos obtenidos a partir de la tercera hora para la predicción *blending* podemos atribuirle (dependiendo del caso) un tiempo de incremento de 2 horas. Este incremento, sumado al tiempo de concentración propio de cada cuenca, nos deja en torno a 2-3 horas de incremento debido al uso de modelos hidrológicos distribuidos calibrados probabilísticamente.

Por lo tanto se concluye que la combinación aplicada de la técnica del *blending* con la calibración probabilística aumenta en torno a 5 horas la capacidad de reacción frente a las avenidas.

10.2. Trabajo futuro

La presente tesis ha realizado diversos pasos en pro de la mejora de la predicción de las inundaciones. Se podría decir que ha estudiado diversos aspectos en la cadena operativa para mejorar la predicción frente a las inundaciones.

Como apartado final se dan las bases para la realización del trabajo futuro. Es por ello que se optará por presentar algunos de los puntos que se podrían mejorar en cada capítulo como opciones futuras.

1. Mejora QPE:

En esta tesis se ha introducido una técnica de mejora de la QPE a través de la obtención de una nueva relación Z/R mediante la comparación de las distribuciones de la intensidad de precipitación observada con los pluviómetros y las reflectividades medidas con el radar. Esta técnica ha demostrado su utilidad pero presenta un problema claro y mejorable. Como se ha visto, la introducción de la distinción de precipitación ha mejorado los resultados debido a que cada tormenta tiene su propia relación Z/R.

La tendencia actual no es sólo intentar obtener el mejor campo de precipitación a partir del radar, sino también ser capaces de cuantificar la incertidumbre en cada estimación. Diversos trabajos en los últimos años se han encargado de ello mediante diferentes teorías matemáticas. Uno de estos trabajos introdujo la variabilidad en las relaciones Z/R para contabilizar esta incertidumbre en función de la reflectividad. En la presente tesis se obtiene una relación Z/R a partir de la media de las diversas relaciones Z/R obtenidas. Sin embargo con este conjunto de posibles relaciones Z/R se podrían obtener diferentes estimaciones del campo de precipitación. Un estudio a fondo de esta posibilidad

y de los problemas que podría traer constituyen un primer reto de trabajo futuro.

2. Integración de las predicciones:

La integración de las precipitaciones existentes es otro tema que actualmente se está planteando de diversas maneras. En la introducción se ha mencionado que actualmente hay trabajos que intentan introducir las predicciones radar en la cadena de asimilación de los modelos meteorológicos. Por otro lado, también hay técnicas de predicción a partir del radar que incorporan datos del modelo meteorológico para simular o modelizar la evolución de las estructuras de precipitación presentes en el radar. Estas técnicas de asimilación pueden conducir a un nuevo trabajo.

La tendencia en los últimos años en el campo de la integración de las predicciones, al igual que para la estimación de la precipitación, es realizar el pronóstico proporcionando al mismo tiempo la incertidumbre que lleva asociado. Actualmente existen predicciones probabilísticas a corto plazo tanto mediante modelos meteorológicos como a partir de las observaciones radar. Es lógico pues, que un primer paso sea comprobar la validez de la presente técnica de integración en un esquema probabilístico así como la investigación de la manera óptima de realizar la integración de diferentes *ensembles* de predicciones con el objetivo de reducir la incertidumbre asociada a estos conjuntos de predicciones pero sin reducir la capacidad predictiva.

3. Pronóstico de las inundaciones:

En este apartado también se podría realizar muchas propuestas de trabajo futuro tan sólo teniendo en cuenta la verificación hidrológica de algunas de las metodologías que se acaban de aplicar. Sin embargo, hay un paso previo a éstos que es necesario y que se plantea como un objetivo a corto plazo tras la presente tesis. Es la asimilación de las últimas observaciones de las estaciones de aforo en el esquema operativo de las últimas predicciones con el objetivo de contabilizar el caudal base que puede existir en la cuenca de estudio, así como minimizar parte de los errores en la modelización hidrológica.

A Apéndice

A.1. Artículos y contribuciones derivadas de la presente tesis

A new non power-law Z/R relation in western Mediterranean area for flash-flood events

A. Atencia¹, M. Ceperuelo¹, M.C. Llasat¹ and E. Vilaclara²

(1) Group of Analysis of Adverse Meteorological Situations (GAMA), Department of Astronomy and Meteorology, University of Barcelona, Spain.,

(2) Meteorological Service of Catalonia, Generalitat de Catalunya, Spain.

1. Introduction.

The Quantitative Precipitation Estimation (QPE) obtained from meteorological radar depends mainly on Z/R relation. Bibliography shows many Z/R relations, from the old Marshall and Palmer (1948) to the latest ones for different climate types, rain regimes and climatic seasons (Lee and Zawadzki, 2005; Sanchez-Diezma et al, 2000; Steiner et al, 1995; Short et al, 1990, to name just a few contributions). Different Z/R relations have been tested with three C-band Doppler radars composed images for some cases of heavy rainfall events. Results have shown extremely lower values of precipitation from the meteorological radar than rain gauges. To improve the QPE, the use of the multi-linear regression (MLR) with different meteorological parameters has been proposed (Morin and Gabella, 2007). It will be applied in this work using the distance from the radar, the iso-zero height, Vertical Integrated Liquid content (VIL), rainfall and raingauge height. The obtained QPE lead us to find a new Z/R relation based on the Window Probability Matching Method (Rosenfeld et al, 1994). This new relation does not have power-law dependence between reflectivity and rain intensity, but could reduce the BIAS and RMSE remarkably. Keeping in mind this result, it can be also improved by considering different rain regimes obtained with 3D radar algorithms (Biggerstaff and Listemaa, 2000). Finally, once the rainfall field has been obtained an advection correction, based on cross-correlation between two consecutive images, has been introduced (Anagnostou and Krajewski, 1999).

2. Data and study cases.

Catalonia is a region situated in the northeast corner of the Iberian Peninsula. Due to its neighborhood with the warm Mediterranean sea and its complex orography with several mountain ranges parallel to the seashore line (Fig. 1), the presence of atmospheric instability usually produces intense precipitation events (Llasat et al, 2003). These phenomena caused 217 floods over Catalonia from 1901 to 2000 from which more than 59% are flash flood events (Barnolas and Llasat, 2007). To improve the knowledge of flash floods, four Catalonia study cases have been selected in the FLASH project framework (Table 1). The study of these events will be carried out by means of the RIBS model, a distributed hydrological model, where an accurate QPE is needed (Garrote et at, 1995).

Date	Max. rainfall amount (mm)	Max. rainfall intensity (mm/h)
2/08/2005	57.1	117.6
11-13/10/2005	348.2	129.6
13-15/11/2005	148.1	118.8
12-14/09/2006	266.1	249.6

Table 1. Date and rainfall properties of selected cases.

The rainfall estimation has been done within the Catalonian Meteorological Service (SMC) radar network data that covers an area of 53000 km² over Catalonia and its surroundings. This network is made up of three C-band Doppler radars which composed CAPPI data has 6 minutes time resolution, 2x2 km² horizontal resolution and 1 km vertical resolution. To evaluate the QPE's accuracy over Catalonia there exist two rain gauge networks that provide ground rainfall observations. These networks are composed by 125 and 153 rain gauges respectively. The first one is provided by the Catalan Water Agency (ACA) and it has 5 minutes time resolution over the Internal Basins of Catalonia. The another one, provided by the SMC, covers all Catalonia region and has 47 stations with 30 minutes time resolution and 106 hourly resolution stations. The position of rain gauges are plotted in the next figure.

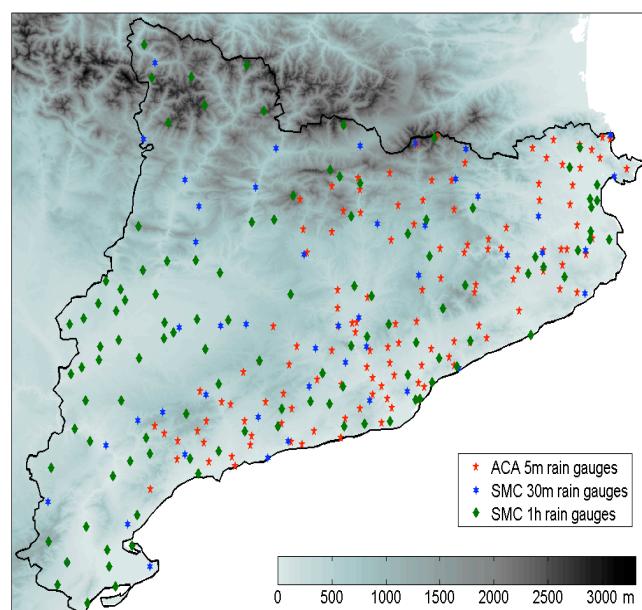


Fig. 1 Catalonia contour over a DEM. ACA and SMC rain gauges, with different time resolutions, are shown.

3. QPE's Methodology.

3.1 Testing different Z/R relations.

The radar reflectivity gives us information about the mean scatter power. This variable could be express as integral function of Drop Size Distribution (DSD):

$$Z = \int_0^{\infty} N(D) \cdot D^6 \cdot dD \quad (1)$$

On the other hand, rainfall intensity is calculated by means of a similar integral equation:

$$R = \frac{6 \cdot \pi}{10^4} \int_0^{\infty} N(D) \cdot v(D) \cdot D^3 \cdot dD \quad (2)$$

Subsequently, a relation between rainfall intensity (R) and reflectivity (Z) could be obtained from (1) and (2). There are many methodologies based on DSD models (Uijlenhoet et al, 2003) or spectra (Chapon et al, 2007) to get these relations, all of them give as result a Z-R power law. In this work, lots of Z-R relations have been tested for the four selected heavy rainfall events of the FLASH project. To evaluate the accuracy of Radar Rainfall Estimation, BIAS (3), RMSE (4) and Mean Error (5) have been calculated. The best results (Table 2) are obtained on 2 August 2005 where QPE are nearby to the real rainfall data. This fact could be related with the different kind of event and perhaps to the maintenance or calibration of radar.

Case	Stratiform	Convective	BIAS	Error	RMSE
2/08/2005	Z=200·R ^{1.6}	Z=500·R ^{1.5}	-0.22	-6.3	1.34
	Z=130·R ^{2.0}	Z=250·R ^{1.2}	0.11	4.8	1.57
	Z=75·R ^{2.0}	Z=300·R ^{1.4}	-0.02	-2.0	1.01
	Z=300·R ^{1.5}	Z=170·R ^{1.47}	-0.04	-1.1	1.00
	Z=143·R ^{1.5}	Z=82·R ^{1.47}	0.17	6.7	1.67
	Z=167.8·R ^{1.3}	Z=65.5·R ^{1.7}	0.08	1.8	1.04
	Z=200·R ^{1.6}	Z=300·R ^{1.4}	-0.08	-2.9	1.04
	Z=200·R ^{1.6}	Z=500·R ^{1.5}	-0.65	-51.7	3.78
11-13/10/2005	Z=130·R ^{2.0}	Z=250·R ^{1.2}	-0.49	-44.0	3.22
	Z=75·R ^{2.0}	Z=300·R ^{1.4}	-0.47	-44.3	3.33
	Z=300·R ^{1.5}	Z=170·R ^{1.47}	-0.62	-49.5	3.56
	Z=143·R ^{1.5}	Z=82·R ^{1.47}	-0.41	-39.1	2.91
	Z=167.8·R ^{1.3}	Z=65.5·R ^{1.7}	-0.45	-42.1	3.12
	Z=200·R ^{1.6}	Z=300·R ^{1.4}	-0.60	-49.4	3.60
	Z=200·R ^{1.6}	Z=500·R ^{1.5}	-0.74	-45.6	4.88
	Z=130·R ^{2.0}	Z=250·R ^{1.2}	-0.63	-40.4	4.55
13-15/11/2005	Z=75·R ^{2.0}	Z=300·R ^{1.4}	-0.56	-38.9	4.37
	Z=300·R ^{1.5}	Z=170·R ^{1.47}	-0.77	-45.7	4.90
	Z=143·R ^{1.5}	Z=82·R ^{1.47}	-0.57	-36.6	4.29
	Z=167.8·R ^{1.3}	Z=65.5·R ^{1.7}	-0.59	-38.1	4.35
	Z=200·R ^{1.6}	Z=300·R ^{1.4}	-0.72	-44.2	4.77
	Z=200·R ^{1.6}	Z=500·R ^{1.5}	-0.75	-77.6	5.97
	Z=130·R ^{2.0}	Z=250·R ^{1.2}	-0.53	-63.4	5.04
	Z=75·R ^{2.0}	Z=300·R ^{1.4}	-0.56	-68.1	5.37
12-14/09/2006	Z=300·R ^{1.5}	Z=170·R ^{1.47}	-0.66	-71.6	5.54
	Z=143·R ^{1.5}	Z=82·R ^{1.47}	-0.44	-56.5	4.63
	Z=167.8·R ^{1.3}	Z=65.5·R ^{1.7}	-0.50	-62.4	4.98
	Z=200·R ^{1.6}	Z=300·R ^{1.4}	-0.66	-73.1	5.66

Table 2 Error Indexes for different Z-R relations in the four selected cases. The best results for each case are in bold.

$$BIAS = \log \frac{\sum R_i}{\sum P_i} \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (R_i - P_i)^2}{n_i}} \quad (4)$$

$$Error = \frac{\sum (R_i - P_i)}{n_i} \quad (5)$$

3.2 MLR correction.

These results show extremely lower rainfall values for a third of cases. Several methods have been developed to merge radar estimates with gauges measurements, so as to obtain quantitatively accurate and spatially continuous radar-derived rainfall fields (Seo et al, 2000; Smith and Krajewsky, 1991; Collier, 1986; Collier et al, 1983; and so on). Many of these analyzed the radar-to-gauge ratio and proposed a range-dependent adjustment based on a multiple regression between the radar-to-gauge ratio and other parameters, such as squared distance (Koistinen and Puuhakka, 1981), orography (Gabella et al, 2001) or iso-zero (Morin and Gabella, 2007). Several parameters (Table 3) have been tested in a multi-linear regression with the aim of improving QPE.

Parameter	Correlation
Rainfall from raingauge	0.208
Distance to radar	0.001
Iso-zero height	0.029
Vertical Integrated Liquid	0.236
Raingauge height	0.073
All parameters	0.267

Table 3. Correlation coefficient for some parameters in a multiple regression over the September 2006 case.

The results (Table 3) show that the worst correlated parameter is the distance to radar, while VIL is the best parameter. Nonetheless poor correlations have been obtained with every correction parameter used. Therefore, MLR technique is useless to correct errors in precipitation estimation.

3.3 New Z/R relation.

To face the issue of QPE a new Z/R relation has been obtained by means of applying the Window Probability Matching Method (WPMM) to September 2006 case. This method (Rosenfeld, 1994) is based on matching the unconditional probabilities of rainfall and reflectivity. This is achieved by matching raingauge intensities to radar reflectivities taken only from small windows centered over the gauges in time (30 minutes) and space (3x3 pixel). Each radar window is considered as a single measurement that can be selected at random, independent of other windows. The process to construct all windows' dataset is divided into three steps. Firstly, Window (3x3 pixel) around rain gauge is selected (Fig. 2). Secondly, The raingauge's PDF are obtained from six 5-min-averaged intensities (ACA rain gauge). Thirdly, the reflectivity's PDF is taken from radar windows from five 6-minute radar images.

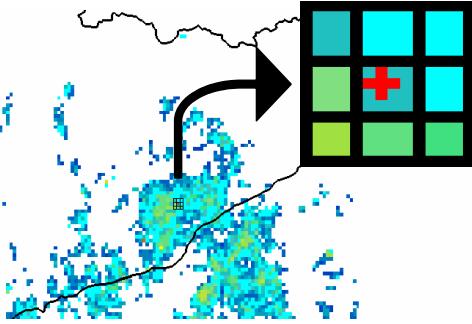


Fig. 2 Radar window example. Square window of 3x3 pixel dimension is centered over a rain gauge (red cross).

Then, calculation of Z/R relation is made from several subsample of the overall data. In the below picture (Fig 3), a random sub-sample of 25% of the overall population of windows is plotted. The raingauge's PDF is fitted by exponential function whereas Reflectivity's PDF is fitted by Gamma function.

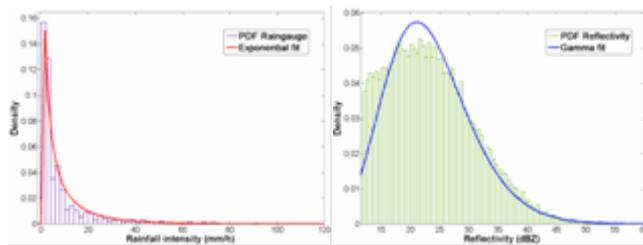


Fig. 3 The left picture shows density histogram random sub-sample of 25% of the overall population of rain gauge data and the Exponential PDF fit. The right one shows density histogram for window radar data and Gamma PDF fit.

The upper procedure is repeated for various sizes of subsamples. The accuracy of the rainfall intensity that is matched to a specific observed radar reflectivity and rain amount are evaluated by randomization methods (200 random matches) because every sub-sample gives different Z/R relation. The final Z/R relation (Fig. 4) is chosen as the mean of the overall ones.

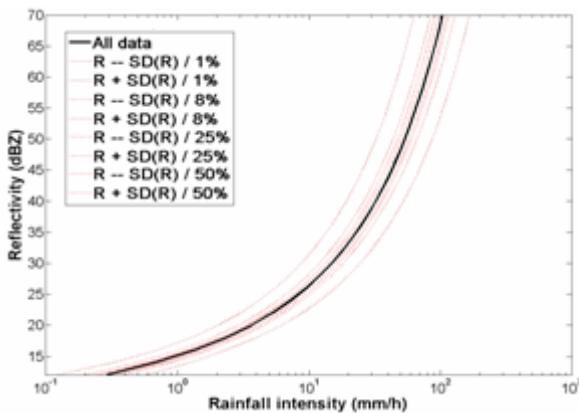


Fig. 4 The new Z/R relation (solid middle line), as obtained from WPMM for the full dataset. The broken lines represent plus and minus one standard deviations from the Z/R when calculated by population from 1% to 50% sub-samples.

The main purpose that Standard Deviation (SD) serves is in assessing the required sample size necessary to obtain a stable Z/R relation. The SD is also used to evaluate the

consistency of the new relation. The bigger population is, the minor SD is. Due to this trend, the fact of using the mean to get the final relation is absolutely sound.

The Z/R relation does not have power-law dependence between reflectivity and rain intensity, but the results have shown a great accuracy between this last QPE and rain gauge measurements reducing BIAS and RMSE for September 2006 event. To evaluate the new relation the comparison between QPE and rain gauge data is carried out by using only the SMC rain gauge, which are not utilized to find the new Z/R relation. Moreover, this new function to evaluate the precipitation has been tested over the another two underestimates cases (October and November 2005). The results (Table 4) show a significant improvement for all the error indexes.

Case	Error Index	Best previous Z/R relation	WPMM Z/R relation
Oct05	BIAS	-0.41	0.13
	Error	-39.1	17.6
	RMSE	2.91	1.84
Nov05	BIAS	-0.56	0.06
	Error	-36.6	21.2
	RMSE	4.29	3.94
Sep06	BIAS	-0.44	0.01
	Error	-56.5	4.2
	RMSE	4.63	3.07

Table 4 Best error indexes for the power-law Z-R relations in the three underestimated cases and the same error index with the new relation.

3.4 Distinguishing rain regimes.

To adapt the Z/R relationship to different rain types within a given storm or event seems to be a promising way to improve radar QPE (Lee and Zawadzki, 2005). Rosenfeld and Wolff (1995) improve the accuracy of WPMM estimated rainfall by means of Objective classification criteria based on parameters such as freezing level or brightband fraction. In the present work, the classification criteria is carried out within 3D scheme to recognize convective/stratiform areas developed by Biggerstaff and Listemaa (2000). These algorithms have been applied by using RHAP program (Ceperuelo et al, 2006).

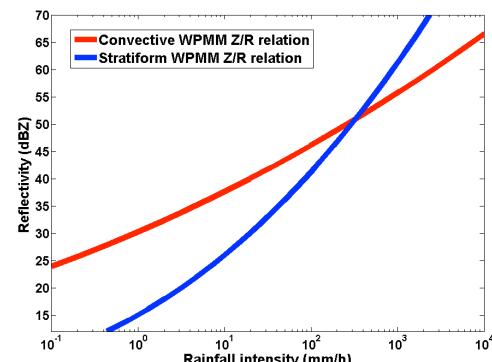


Fig. 5 The new two Z/R relation (blue stratiform and red convective) obtained from WPMM for the full dataset.

Once every pixel radar data have been classified into

convective and stratiform, the same procedure as before is applied to obtain two windows' dataset (one for the convective pixels and another for the stratiform ones). So, two new Z/R relations for different rain regimes are obtained (Fig 5).

The results (Table 5) show a little improvement for all cases' BIAS. Nonetheless, the RMSE improves only for October and November cases.

Case	Error Index	Best previous Z/R relation	WPMM Z/R relation	WPMM Z/R relation(C/S)
Oct05	BIAS	-0.41	0.13	0.06
	Error	-39.1	17.6	5.69
	RMSE	2.91	1.84	1.81
Nov05	BIAS	-0.56	0.06	0.02
	Error	-36.6	21.2	20.3
	RMSE	4.29	3.94	3.44
Sep06	BIAS	-0.44	0.01	0.01
	Error	-56.5	4.2	4.4
	RMSE	4.63	3.07	3.30

Table 5 Best error indexes for the power-law Z-R relations in the three underestimated cases and the same error index with the new relation. The last row is the error indexes for new convective/stratiform distinction WPMM Z/R relation.

3.5 Advection correction.

The next step is to correct the accumulation rainfall map from all instantaneous maps. The accumulation has been made by means of adding up the corresponding values of every map until now. However, several studies (Liu and Krajewski, 1996) have shown that the temporal sampling effect of the radar observations can lead to significant errors in the estimated accumulation rainfall. To correct this source of error, Anagnostou and Krajewski (1999) proposed an advection correction method. In the present work, this procedure has been applied. The main difference with respect to the original one lies on the subdomain size. While in this one the size was 20 x 20 pixel, the whole domain has been used in this work. The preliminary results show a little increment of the total rainfall amount. Subdomains should be introduced to improve the accumulation rainfall map and the QPE.

4. Conclusions

This contribution has been revealed as a good example of the great number of problems that exist on QPE. This work has considered different kinds of techniques with the purpose to improve the results of rainfall estimation. Firstly, the ZR power-law relationships do not work well in long duration events, nonetheless, seems to be that they work on isolated convection events. However the cause of this error could be associated to a bad calibration or maintenance of radar since rainfall errors of the events increase in time.

To get better QPE, a multi-linear regression has been applied. Poor correlated results have been obtained after using the distance from the radar, the iso-zero height, VIL, rainfall and rain gauge height. The worst correlated parameter is the distance from the radar. This fact might be caused by the making up of composed image. Then, MLR is

revealed as a useless technique to correct errors in precipitation estimation for the studied cases with SMC radar.

Then, to face the issue of QPE, a new Z/R relation has been obtained by applying the WPMM which has a non power-law relation. Comparing all the relationships, WPMM is showed as the best one to estimate the precipitation. While the power-law Z/R relations underestimate the total amount of precipitation around an 18%, the new one overestimates only around a 6%. This overestimation is caused by the convex shape of WPMM function in semilog rainfall intensity - reflectivity axis. So, this method increases the rainfall intensity for lower reflectivity values and reduces the BIAS and RMSE remarkably.

Taking into account this result and considering the improvement that involves a convective/stratiform distinction, two Z/R relations are obtained. Each of them are for different rain regime. This new QPE method gets better results for BIAS index, which means a decrease of the total rainfall field. Furthermore, the new WPMM Z/R relation shape is less convex than the previous one. So, this approach should be useful to obtain better QPE's results if a more in-depth rain regimes research was carried out.

Finally, the proposal of using an advection correction method could improve the obtained WPMM rainfall estimation if other subdomain sizes are tested.

Acknowledgment

The authors thank the European FLASH project for enabling the drawing up and presentation of this contribution. Our thanks to the Agència Catalana de l'Aigua and to the Servei Meteorològic de Catalunya for the raingauges and radar data.

References

- Anagnostou, E.N., Krajewski, W., 1999. Real-Time Radar rainfall Estimation. Part I: Algorithm Formulation. *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 16, 189-197.
- Barnolas, M., Llasat, M. C., 2007. A flood geodatabase and its climatological applications: the case of Catalonia for the last century. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 7, 271–281.
- Biggerstaff, M.I., Listemaa, S.A., 2000. An Improved Scheme for Convective/stratiform Echo classification using Radar Reflectivity. *Amer. Meteorol. Soc.*, 39, 2129-2150.
- Ceperuelo, M., Llasat, M.C., and Rigo, T., 2006. Rainfall events and Hailstorm Analysis Program, RHAP. *Ad. Geo.*, 7, 205–213.
- Chapon, B., Delrieu, G., Gosset, M., Boudevillain, B., 2008. Variability of rain drop size distribution and its effect on the Z-R relationship: A case study for intense Mediterranean rainfall. *Atmos. Res.*, 87, 52-65. doi: 10.1016/j.atmosres.2007.07.003
- Collier, C.G., 1986. Accuracy of rainfall estimates by radar, part I: Calibration by telemetering rain gauges, *J. Hydrol.*, 83, 2007-223.
- Collier, C.G., Larke, P., May, B., 1983. A weather radar correction procedure for real-time estimation of surface rainfall, *Q. J. R. Meteorol. Soc.*, 109, 589-608.
- Gabella, M., Joss, J., Perona, G., Galli, G., 2001. Accuracy of rainfall estimates by two radars in the same Alpine

- environment using gauge adjustment, *J. Geophys. Res.*, 106, 5139-5150.
- Garrote, L., Bras, R.L., 1995. An integrated software environment for real-time use of a distributed hydrologic model, *J. Hydrol.*, 167, 307-326. doi:10.1016/0022-1694(94)02593-Z.
- Koistinen, J., Puukka, T., 1981. An improved spatial gauge-radar adjustment technique, in *Preprints of the 20th Conference on Radar Meteorology*, pp. 179-186, Am. Meteorol. Soc., Boston, Mass.
- Lee, G.W., Zawadzki, I., 2005. Variability of drop size distribution: time-scale dependence of the variability and its effects on rain estimation. *J. Appl. Meteorol.* 44, 241-255.
- Liu, C., Krajewski, W.F., 1996. A comparison of methods for calculation of radar-rainfall hourly accumulations. *Water Resour. Bull.*, 32, 305-315.
- Llasat, M.C., Rigo, T., Barriendos, M., 2003. The Montserrat-2000 flash-flood event: a comparison with the floods that have occurred in the northeastern Iberian Peninsula since the 14th century. *Int. J. Climatol.* 23, 453-469. doi: 10.1002/joc.888 .
- Marshall, J.S., Palmer, W.M., 1948. The distribution of raindrops with size. *J. Meteorol.* 5, 165-166.
- Morin, E., Gabella, M., 2007. Radar-based quantitative precipitation estimation over Mediterranean and dry climate regimes. *J. Geophys. Res.*, 112, D20108, doi: 10.1029/2006JD008206.
- Rosenfeld, D., Wolff, D.B., Amitai, E., 1994. The Window Probability Matching Method for Rainfall Measurements with Radar, *J. of Applied Meteorology.*, 33, 682-693.
- Rosenfeld, D., Wolff, D.B., 1995. Improved Accuracy of Radar WPMM Estimated Rainfall upon Application of Objective Classification Criteria, , *J. of Applied Meteorology.*, 34, 212-223.
- Sanchez-Diezma, R., Zawadzki, I., Sempere-Torres, D., 2000. Identification of bright band through the analysis of volumetric radar data. *J. Geophys. Res.* 105, 2225-2236.
- Seo, D.J., Breidenbach, J.P., Fulton, R., Miller, D., O'Banon, T., 2000. Real time adjustment of range dependent biases in WSR-88D rainfall estimates due to non-uniform vertical profile of refractivity, *J. Hydrometeorol.*, 1, 222-224.
- Short, D.A., Kozu, T., Nakamura, K., 1990. Rainrate and raindrop size distribution observations in Darwin Australia. Proc., URSI Commision F Open Symp. On Regional Factors in Predicting Radiowave Attenuation due to Rain, Rio de Janeiro, Brazil, URSI, 35-40.
- Smith, J.A., Krajewsky, W.F., 1991. Estimation of the mean field bias of radar rainfall estimates, *J. Appl. Meteorol.*, 30, 397-412.
- Steiner, M., Houze Jr., R.A., Yuter, S.E., 1995. Climatological characterisation of three-dimensional storm structure from operational radar and rain gauge data. *J. Appl. Meteorol.* 34, 1978-2007.
- Uijlenhoet, R., Steiner, M., Smith, J.A., 2003. Variability of raindrop size distribution in a squall line and implication for radar rainfall estimation. *J. Hydrometeorol.* 4, 43-61.

Improving QPF by blending techniques at the Meteorological Service of Catalonia

A. Atencia^{1,2}, T. Rigo¹, A. Sairouni¹, J. Moré¹, J. Bech¹, E. Vilaclara¹, J. Cunillera¹, M. C. Llasat², and L. Garrote³

¹Meteorological Service of Catalonia, Spain

²Department of Astronomy and Meteorology, Faculty of Physics, University of Barcelona, Spain

³Department of Hydraulic and Energy Engineering, Technical University of Madrid, Spain

Received: 26 December 2009 – Revised: 12 April 2010 – Accepted: 17 June 2010 – Published: 7 July 2010

Abstract. The current operational very short-term and short-term quantitative precipitation forecast (QPF) at the Meteorological Service of Catalonia (SMC) is made by three different methodologies: Advection of the radar reflectivity field (ADV), Identification, tracking and forecasting of convective structures (CST) and numerical weather prediction (NWP) models using observational data assimilation (radar, satellite, etc.). These precipitation forecasts have different characteristics, lead time and spatial resolutions. The objective of this study is to combine these methods in order to obtain a single and optimized QPF at each lead time. This combination (blending) of the radar forecast (ADV and CST) and precipitation forecast from NWP model is carried out by means of different methodologies according to the prediction horizon. Firstly, in order to take advantage of the rainfall location and intensity from radar observations, a phase correction technique is applied to the NWP output to derive an additional corrected forecast (MCO). To select the best precipitation estimation in the first and second hour ($t+1$ h and $t+2$ h), the information from radar advection (ADV) and the corrected outputs from the model (MCO) are mixed by using different weights, which vary dynamically, according to indexes that quantify the quality of these predictions. This procedure has the ability to integrate the skill of rainfall location and patterns that are given by the advection of radar reflectivity field with the capacity of generating new precipitation areas from the NWP models. From the third hour ($t+3$ h), as radar-based forecasting has generally low skills, only the quantitative precipitation forecast from model is used. This blending of different sources of prediction is verified for different types of

episodes (convective, moderately convective and stratiform) to obtain a robust methodology for implementing it in an operational and dynamic way.

1 Introduction

Blending is the merging of extrapolation radar-based schemes with NWP model predictions. The first approaches in blending nowcasts were introduced by Golding (1998) in Nimrod system and by Pierce et al. (2001) in Gandolf. In both systems blending is achieved in physical space and the weight given to the extrapolation component takes the form of a fixed exponential decay with time. Later works (Venugopal et al., 1999; Germann and Zawadzki, 2002) have shown that predictability of rainfall structures has a scale-dependence based on dynamic scaling processes. In the Short-Term Ensemble Prediction System (STEPS, see Bowler et al., 2006) the merging of the extrapolation and NWP component forecasts is performed in a scale-dependent way using several levels on cascade processes. Other authors (Lin et al., 2005) compared the precipitation forecast skill of a radar-based nowcast scheme (Germann and Zawadzki, 2002) and that obtained from a numerical model (Côté et al., 1998). They attempt to optimize the statistical blending of model and radar products by discovering the best lead-time to change from one product to the other in an operational setting. This approach is further addressed by Ebert and Seed (2004) who note the limitations of such methods. As a response to these limitations, there has been a recent trend away from simple deterministic forecasts of precipitation location and quantity toward offering probabilistic forecasts that include a measure of uncertainty. Bowler et al.



Correspondence to: A. Atencia
(aatencia@meteo.cat)

(2006) have merged extrapolation forecasts with downscaled NWP forecasts. They combine spatial cascades of QPF fields generated by an extrapolation scheme, a NWP model downscaled precipitation cascade and a noise field to produce a blended, probabilistic QPF. This approach accounts for not only the uncertainty in motion that has been attempted before (e.g. Schmid et al., 2002), but also the uncertainty in the development of the precipitation field. Pierce et al. (2005), as well as Fox et al. (2005), attempt to determine more explicit measures of uncertainty by running multiple realizations of their nowcast schemes.

All the NWP models used in these blending approaches are both downscaled and applied along vast regions. However, it is known that position errors are observed frequently in the forecast models when comparing with observation. These errors have several causes as some researchers have found out. For instance, Mariano (1990) shows the use of different initial condition data and model resolution leads to position errors due to approximations of governing equations. The objective analysis, retrieval, or assimilation system must then remove the incorrectly forecasted disturbances and rebuild them in the proper location. That is a difficult task when the features are temporally or spatially intermittent and an accurate estimate of the background error is lacking at such scales. The scarcity and incompleteness of data at lower meso-scales add difficulty to the analysis. For this reason, meso- β and meso- γ scale processes (from Thunis and Bornstein, 1996) such as thunderstorms, squall-lines or so on, are generally not well positioned or reproduced. A sensitivity study of precipitation data conducted by Jones and Macpherson (1997) shows that position errors lead to significant degradation of forecasts with assimilation. Brewster (2003a) argues that the presence of infrequent spatio-temporal features with a lack of background error estimates, and incomplete data at small scales makes this problem hard to solve and proposes a shift-vector modification to the model field to correct phase errors. The correction of forecast rainfall field by comparing with observation are carried out by Lee et al. (2009) who shows a similar quality between phase-corrected NWP model and radar-based nowcasting.

This work is validated with 7 case studies with different features exposed in Sect. 2. In this section the current operational sources of rainfall forecast are exposed too. The new techniques developed to improve the first 6 h of hourly accumulated rainfall forecast are described in Sect. 3. Firstly, a modification of the shift vector technique for phase-correcting is applied. After that, several indexes are tested for blending both forecasts. A new procedure to construct the blending is developed by decomposing the model into new rainfall areas and advection ones. The results obtained are presented in Sect. 4. Finally, the main conclusions of this work are presented as summary of this paper.

2 Data sources and case studies

2.1 Quantitative Precipitation Estimation (QPE) from radar data

The Meteorological Service of Catalonia owns a radar network (XRAD) that covers an area of 53 000 km² (Catalonia, NE Spain, and surrounding area). This network is made up of four C-band Doppler radars. The most important characteristics of the composed Constant Altitude Plan Position (CAPPI) imagery used in the present work are the spatial resolution (2 × 2 km² each pixel), time resolution (6 min) and vertical resolution (1 km) from 1 km to 10 km of altitude (10 levels). The maximum reflectivity value is selected at each pixel during the composition process. The CAPPI is generated by means of the Sigmet IRIS software which is based on linear interpolation in range to the selected heights on Spherical coordinates with earth curvature correction to preserve data quality. On the other hand, the 1-h accumulated rainfall field has been generated by the Hydrometeorological Integrated Forecasting Tool (EHIMI) (Sánchez-Diezma et al., 2002), a software package designed to correct radar observations in real-time. The main corrections currently implemented in this system (Bech et al., 2005) can be summarized as:

- Correction of radar rainfall measurement stability using mountain returns (Sempere-Torres et al., 2003). This procedure provides a general factor of correction by comparing the distribution average and current ground clutter echo maps.
- Interpolation of blocked azimuths.
- Orographic corrections, which involve radar pointing errors and screening effects (Delrieu et al., 1995). Ground clutter identification and substitution (Sánchez-Diezma et al., 2001) by using a precipitation type based substitution technique and Doppler information. Removal of contamination due to radar secondary lobes (Bellon and Kilambi, 1999).
- Removal of residual speckles not related to the precipitation (Berenguer et al., 2006). The events examined were not affected by intense super-refraction according to the approach proposed by Bech et al. (2007).

Once these corrections have been applied, the corrected reflectivity CAPPI field is used to obtain hourly precipitation accumulations using the Marshall and Palmer (1948) Z-R relationship. The resulting hourly rainfall field is a Cartesian product, which has a 1 × 1 km² spatial resolution.

2.2 Rain gauge network data

The ground rain-gauge data used to select the case studies in this article was provided by the XEMA network (Prohom

Table 1. Rainfall amount and intensity for the seven study events from radar data and raingauge data.

Data	Max. daily rainfall amount (mm)		Max. hourly rainfall intensity (mm/h)	
	Raingauge	Radar	Raingauge	Radar
3 Oct 2008	38.0	51.3	28.7	78.2
16 Apr 2009	25.4	34.7	7.6	19.6
30 May 2009	34.6	81.7	20.7	59.7
4–6 Jun 2009	60.8	54.2	24.0	41.4
19 Jun 2009	70.4	68.9	28.5	30.9
24–26 Jun 2009	58.3	106.1	37.6	65.2
14 Jul 2009	34.7	27.5	34.7	21.4

and Herrero, 2009) and it is supported by Catalan Meteorological Service. It is composed of 158 rain-gauges and it covers the whole Catalonian area (around 32 114 km²). This network records the precipitation at different temporal intervals. There are 47 stations which accumulate the precipitation every 30 min and the remaining 111 stations have one-hour temporal resolution. Merging both different time resolution networks a new one is obtained with a mean density of near 1 gauge every 200 km² and one-hour temporal resolution.

2.3 Case studies

During spring 2009 and the beginning of summer of 2009 six events were selected by recorded daily rainfall amounts over 25 mm, at least in one point, in both precipitation estimation networks (Radar and rain-gauges). Another previous case study used in this article is the 3 October 2008 event. The highest rainfall amounts of those cases are detailed in Table 1. Genesis and properties of these case studies are widely varied. There is only a stratiform case on 16 April 2009 with 34.7 mm daily rainfall recorded and rain-gauge intensities of 8 mm/h. On the other hand, other convective events presented intensities up to 40 mm/h in rain gauge and near 80 mm/h in radar and rainfall amounts accumulated of more than 100 mm in 24 h. Different type of events are used in this study to obtain a methodology that could be applied in both stratiform or convective rainfall events.

2.4 Quantitative precipitation forecast

The current operational very short-term and short-term QPF at the Meteorological Service of Catalonia is made by three different methodologies:

1. Advection of the radar reflectivity field (field-oriented approach).
2. Identification, tracking and forecasting of convective structures (object-oriented approach).

Table 2. Configuration of different simulations of MM5 model: Initial conditions (IC), Lateral Boundary Conditions (LBC), and Convection (CONV), Microphysics (MICRO) schemes.

Domains	NX.NY.NZ	IC/LBC	CONV	MICRO
36 km	102×94×26	ECMWF/GFS	Grell	Schultz
12 km	70×70×30	MM5-36 km	Grell	Schultz

3. Numerical weather prediction models using observational data assimilation (radar, satellite, etc.).

The advection of the radar reflectivity (ADV, hereinafter) field is a modification of the S-PROG technique (Seed, 2003). This modification is based on the advection of the weather radar reflectivity fields considering the motion field, which is derived with an algorithm based on tracking radar echoes by cross-correlation (Berenguer et al., 2005).

The identification, tracking and forecasting of convective structures (CST, hereinafter) are based on the storm cell identification and tracking algorithm (SCIT) developed by Johnson et al. (1998). This SCIT algorithm is customized by applying different reflectivity thresholds in order to identify convective cell contours (2-D and 3-D structures) and centroids including characteristics such as area extension and echo top heights (Rigo and Llasat, 2004, 2007). The tracking and 1-h nowcasting of the 3-D structures is made considering cross-correlation between consecutive images and also NWP-model derived mid-level winds (700 hPa). Moreover, the evolution stage of convective cells (initiation, maturity and dissipation) in the 3-D product is also estimated and forecasted.

The NWP model selected is the MM5 model, a non-hydrostatic primitive equation model using terrain following coordinates (Grell et al., 1994). In this model, the atmospheric conditions were forced with initial and boundary conditions from the European Centre for Medium range Weather Forecast (ECMWF). In this work two simulations are performed using two domains with horizontal resolutions of 36 and 12 km. The large domain covers SW Europe (Table 2); the nested domain has a grid of 12 km and covers Catalonia (Table 2).

For warm initialization in the MM5, 4DDA grid analysis nudging is used. The nudging is based on the simple idea of Newtonian relaxation that consists in the addition of a term proportional to the difference between the calculated meteorological variables from the model and the observational values in the right part of dynamical equations of the model. A 3-h preforecast analysis nudging period is used. These analysis are generated from the Local Analysis and Prediction System (LAPS). LAPS is a meteorological assimilation tool that combines all available data sources (surface observations, radar, satellite, sounding and aircraft) to generate a coherent three-dimensional representation of atmospheric features

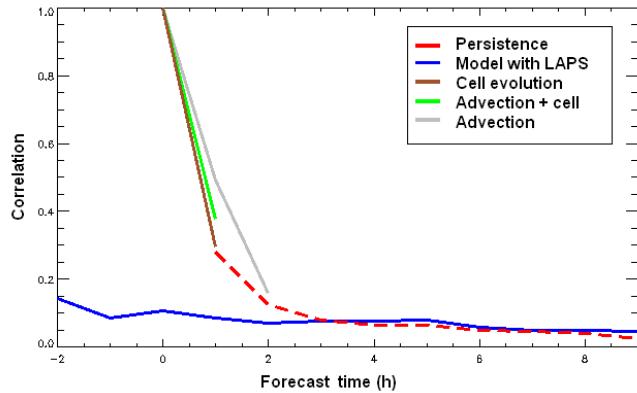


Fig. 1. Correlation of all the current operational forecasts running in the SMC.

and processes with a time interval of an hour (McGinley and Smart, 2001; Albers et al., 1996; Schultz and Albers, 2001).

2.5 Common grid

The used methodologies have different spatial resolution and geographical projection. The radar-based cell evolution forecasting methodology has a spatial resolution of $2 \times 2 \text{ km}^2$ in a Mercator grid of 215×158 pixels. On the other hand, the meteorological model has $12 \times 12 \text{ km}^2$ horizontal resolution and uses an Stereographic Polar projection. The observation field previously described and the advection of reflectivity field have $1 \times 1 \text{ km}^2$ horizontal resolution with Universal Transverse Mercator projection. To easily compare and blend these different rainfall fields in different grids a common grid has been selected. The radar-based cell evolution nowcasting grid is chosen as the common grid. Therefore, advection, model and observation data have to be transformed. A mean between nearest neighbors is applied to upscale the observation and advection to the common grid. The interpolation of the NWP model field to the common grid of $2 \times 2 \text{ km}^2$ is carried out by cubic spline interpolation. This simple interpolation method is necessary to allow the comparison and blending. Even though the grid resolution of the NWP is increased, the real resolution of the NWP rainfall field has not changed. So, it should be noted that this interpolation causes a part of comparison error. Figure 1 shows the errors from comparing radar observation to the different forecasts in the common grid.

3 Methodology

The aim of the present work is to obtain a single and optimized QPF at each lead time. Two consecutive procedures are developed to address this objective. Firstly, a model correction is applied to reduce the NWP errors due to positioning and shape-pattern of precipitation structures. Once this objective is achieved by applying a shift-vector correction,

the blending technique between the model corrected forecast and radar-based nowcast is developed. Two merging methodologies are proposed. The first technique is based on previous bibliography methodologies, but different indexes to compute the weights are tested. The second and original technique developed in this article introduces spatial dependence of weights as distance function to rainfall structures.

3.1 Model correction

The NWP models solve the primitive equations to obtain meteorological fields physically coherent. The introduction of observational assimilation improves the initial conditions. However, this fact does not ensure that rainfall output fields from the model reproduce the reflectivity field from the radar assimilated into the model. For this reason an ulterior correction to the rainfall field of the model is applied. The methodology proposed is based on a semi-lagrangian advection of the precipitation field by a decomposed time-dependent shift-vector. This modification is composed of five already existing techniques:

1. Scale decomposition by Discrete Cosine Transformation (DCT) (Denis et al., 2002).
2. Shift-vector search for each scale (Brewster, 2003a).
3. Future shift-vector fields are computed by temporal extrapolation of three previous hour phase error fields (Lee et al., 2009).
4. Semi-lagrangian advection of precipitation structures (Staniforth and Côté, 1991).
5. Use of Gaussian spreading with a radius of influence proportional to the length of the displacement vector (Germann and Zawadzki, 2002).

The shift-vector is a displacement vector that modifies the rainfall field from the model to reduce differences between model predictions and observations. To obtain this vector Brewster (2003b) divided the whole domain into several different size test areas. In the present work, a similar procedure is applied but a scale-decomposition is previously carried out. The four scales or test-areas' sizes are presented in Table 3. The larger test areas are related to the errors in the location of the rainfall structures (Fig. 2a) whereas the smaller ones are more connected with the shape errors of the rainfall structures (Fig. 2b). These vectors are computed by the minimization of the following cost function (Eq. 1):

$$J = \frac{s(|\delta x|, l^{-1})}{N_\alpha} \cdot \sum_{i=1}^N \frac{\{H[\bar{F}(x_i + \delta x)] - O_i\}^2}{\sigma_i^2} \quad (1)$$

where O_i is the rainfall observed and $\bar{F}(x_i + \delta x)$ is the rainfall output of NWP model at the location x_i . The displacement vector is represented by δx . The forecast field (\bar{F}) is

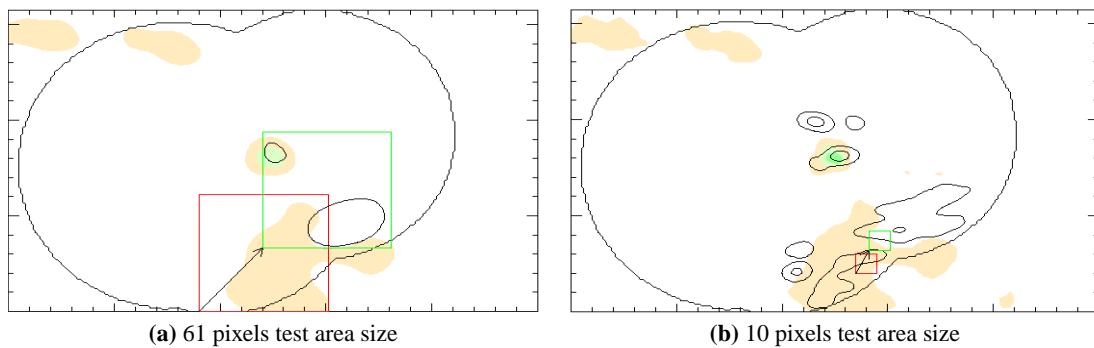


Fig. 2. Two examples of minimization vector computation for the largest test area (**a**) and smallest test area (**b**). The shaded area is the NWP rainfall field and the black contour is the observed rainfall field from the radar. Different shapes are observed in these images due to DCT low-pass filter. The red box is the model test area whereas the green box is the observation test area which minimizes the cost function. Consequently, the displayed vector is shift-vector for this test area.

modified by (H) a Discrete Cosine Transformation (DCT) to a representative scale of the test-volume. This procedure is selected (instead of a Fourier Transformation) because it ensures the capacity of dealing with asymmetry in the field, a common property in rainfall fields. Moreover, a smooth function is applied as cut-off function to avoid the generation of spurious Gibbs waves (Sardeshmukh and Hoskins, 1984). And σ_i^2 is the expected observation variance. So, it could be concluded that the right term of Eq. (1) is similar to a root mean square error function for the total number of observations in the region considered or test-volume (N). This function is normalized by the factor N_α (Eq. 2):

$$N_\alpha = \sum_{i=0}^N \cdot \alpha_i \quad (2)$$

where α is a variable that computes the usefulness of these observations following the approach of Brewster (2003a).

The multiplier on the right-hand side of Eq. (1), s , is a distance-dependent function that serves as a penalty for similar but distant precipitation structures, i.e. to avoid associating similar structures but that are too distant one from each other. The function used here, from Thiebaux et al. (1990), is the inverse of the second-order autoregressive (SOAR) function (Eq. 3):

$$s(|\delta x|, l^{-1}) = \frac{\exp(|\delta x| \cdot l^{-1})}{1 + |\delta x| \cdot l^{-1}} \quad (3)$$

where l is a length-scale parameter defined as (Eq. 4):

$$l = 0.5\sqrt{L_x^2 + L_y^2}. \quad (4)$$

Then, shift-vectors for each test-area are determined by minimizing the previous cost-function. However, nothing ensures coherent shift-vectors between neighbor test-areas. To ensure the continuity of this vector field, some pixels of a test-area overlap another test-area (called overlap pixels in

Table 3. Properties of the four test areas used in the computation of the shift-vectors.

Test area number	Cut-off scale (km^2)	Test area size (pixels)	Overlap pixels (pixels)
1	120	61	31
2	70	35	18
3	30	16	5
4	20	10	5

Table 3) and the shift-vector in these overlap pixels is calculated by averaging the value of each test-area belonged to this overlap area. Once the four scale shift-vector fields are calculated by this methodology, a final modification vector is computed by weighting the four previous ones by means of the cost function value. Therefore, this procedure allows correcting the forecast fields by comparing with observations. However, future shift-vectors fields have to be computed to correct the next hours rainfall forecasts.

To determine these future shift-vectors fields a temporal extrapolation has been used. The extrapolation is carried out by fitting, with a linear regression as a function of time, the three previous hours shift-vectors fields. Minimum coherence between vectors is required. This is set by a minimum threshold of 0.5 of the correlation coefficient. If a vector does not fulfill this requirement, the vector is removed and reconstruct from neighbor vectors. Once the future shift-vector is determined, it is applied by a semi-lagrangian scheme (5). This procedure allows the rotation displacement of the rainfall, and avoids extra dispersion between initial neighbor pixels.

$$p_m = \delta t \cdot U(x_i - p_m, t_n) \quad (5)$$

where \mathbf{U} is the shift-vector at the position \mathbf{x}_i . This scheme is divided up into N steps of length δt with $N \cdot \delta t = t_n$ and

t_n is the model's time resolution. For each time step, \mathbf{p}_m is iteratively determined (starting with $\mathbf{p}_m = 0$) by Eq. (5) and represents the final displacement vector.

Nevertheless, not all dispersion is avoided. For this reason we use a Gaussian spreading with a radius of influence that is proportional to the length of the displacement vector.

3.2 Blending technique

The blending methodology merges the advection technique forecast of the reflectivity field (ADV) with the rainfall field from the numerical weather prediction model. To carry out this procedure, both sources of rainfall forecasts must have the same properties. For this reason, ten reflectivity ($10 \times 6 \text{ m} = 1 \text{ h}$) fields are aggregated after applying a Z-R transformation, in such a way that both fields have the same temporal resolution and correspond to the same time period. Moreover, the different spatial resolution and projection is previously matched (see Sect. 2.5). Subsequently, the blending could be carried out by directly merging both fields. However, two techniques are developed in this article. The first one tests the best index and threshold to compute the weights that adjusts the merger. The second one introduces spatial dependence in the weights computation in order to take advantage of the new rainfall structures generated by the model.

3.2.1 Classical blending

The different blending techniques developed have used different indexes to compute weights from Golding (1998) to Bowler et al. (2006), all the way to Li and Lai (2004). So, it is needed to test several indexes and thresholds before setting the best blending procedure over the region of analysis. In order to assess this in a suitable way, a standard index (v) is defined. The tested indexes, which are CSI, POD, FAR, bias, TSS, RMSE, # Pixels and correlation for the thresholds 0.1, 0.2, 1, 2.5, 5 and 10 mm, are converted into an a-dimensional index that varies between zero for the perfect forecast and infinity for totally mismatching forecasts. The definition of all these indexes and their transformation equation are detailed in Appendix A. Once the standard index is computed, it is introduced into the formulae (6) to obtain the weights for the model (W_m) and the advection forecast (W_a):

$$W_m = \frac{v_a}{v_a + v_m} \longrightarrow W_a = 1 - W_m. \quad (6)$$

From these weights, the blending rainfall field is computed as follows:

$$\mathbf{R}_b(\mathbf{x}_i, t_n) = W_m \cdot \mathbf{R}_m(\mathbf{x}_i, t_n) + W_a \cdot \mathbf{R}_a(\mathbf{x}_i - \Delta\mathbf{x}, t_0). \quad (7)$$

3.2.2 Spatial blending

The Eq. (7) computes the rainfall forecast field weighting directly advection and NWP model rainfall field. However, the

NWP field has to be evaluated in more depth. It can be decomposed as follows:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_m(\mathbf{x}_i, t_n) &= \mathbf{R}_m(\mathbf{x}_i - \Delta\mathbf{x}, t_0) + \mathbf{S}_R(\mathbf{x}_i) + \\ &+ \Delta t \cdot \frac{d\mathbf{R}_m}{dt} + \frac{\Delta t^2}{dt} \cdot \frac{d^2\mathbf{R}_m}{dt^2} + \dots \end{aligned} \quad (8)$$

where the first term is related to the advection of previous rainfall field. The terms in the second line are related to the temporal evolution of existing precipitation structures. Finally, the term $\mathbf{S}_R(\mathbf{x}_i)$ represents the new precipitation areas.

Looking into the general formulation given by Eq. (7), it has been realized that the source term is weighted by the same index as the advection one. Due to this multiplication, a portion of the new rainfall areas is reduced. To avoid losing information an object-oriented technique is introduced to subtract a spatial-dependent weight. The idea is to split up the advection and evolution term from the source term. For this reason, distance dependent weights to previous existent precipitation structures are computed. The forecast area could be divided into three regions. A first region where precipitation is recorded, a second area called weight variation area and, finally, a third region where only the source term is taken into account. The first region covers the precipitation area existing in the previous time step, the precipitation areas from the advection forecast and 20 km around these two areas. The weight assigned to this area is computed by the same procedure as the classical scheme. The only source term area is the rest of the domain that is not covered by first and second areas. This area is not weighted, it is only corrected by an intensity bias index. The intensity correction is carried out by comparing previous model forecasting with the final observed rainfall. The weight variation area is defined to ensure the continuity of the rainfall field. The total thickness of this area is 32 km and the weight fluctuates between the value in the first area (advection area) and the weight in the third area (source-term area). Finally, these weights can be formulated as Eq. (9) as a function of the distance to precipitation structures ($d_p[\mathbf{x}, \mathbf{y}]$):

$$W_m(d_p[\mathbf{x}, \mathbf{y}]) = \begin{cases} W_m^1 & d_p < 20 \text{ km} \\ W_m^2 & 20 \leq d_p \leq 52 \text{ km} \\ W_m^3 & d_p > 52 \text{ km} \end{cases} \quad (9)$$

$$W_m^1 = \frac{v_a}{v_a + v_m} \quad \text{inside the advection area} \quad (10)$$

$$W_m^2 = W_m^1 \cdot \left[\frac{52 - d_p}{32} \right] + W_m^3 \cdot \left[1 - \frac{52 - d_p}{32} \right] \quad (11)$$

$$W_m^3 = \frac{\sum O_i}{\sum F_i} \quad \text{in the whole domain} \quad (12)$$

Equation (10) is the same as Eq. (6), but it is only computed in the new defined advection area. This fact causes

an increase in the first hour advection weight. The intensity correction is computed by Eq. (12) which is similar to bias index. To take into account a part of the model a minimum value of 0.05 is set to this intensity correction index. This kind of bias is computed over the entire domain due to likely no observation in the source-term area. Moreover, the main objective of this correction is modulating the NWP forecast output. Other techniques are developed with this same objective such as in Casati et al. (2004), Lawson and Hansen (2005) or Casati et al. (2008). Nevertheless, these approaches have to be applied in the model correction to ensure coherency between second and third hour of forecast. So, only an index related to bias is applied to account for the possible error in the new precipitation areas from the model. Finally, Eq. (11) modifies smoothly the weight between W_m^1 and W_m^3 along the variation area. In conclusion, the blending Eq. (7) could be written down as Eq. (13) where the spatial dependence of the weights is introduced:

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_b(\mathbf{x}_i, t_n) = & W_a \cdot \mathbf{R}_a(\mathbf{x}_i - \Delta\mathbf{x}, t_0) + \\ & + W_m^1 \cdot \left(\mathbf{R}_m(\mathbf{x}_i - \Delta\mathbf{x}, t_0) + \Delta t \frac{d\mathbf{R}_m}{dt} + \dots \right) + \\ & + W_m^2 \cdot (\mathbf{R}_m(\mathbf{x}_i, t_n)) + \\ & + W_m^3 \cdot \mathbf{S}_R(\mathbf{x}_i) \end{aligned} \quad (13)$$

where W_a is now computed as $W_a = 1 - W_m^1$.

4 Results and discussion

Taking into account that the main objective is to merge the radar-based nowcasting with the NWP model, the best radar-based nowcasting in the case studies has to be selected. Figure 1 shows three different nowcasting techniques. Both advection and cell evolution forecast are detailed in Sect. 2.4. The third nowcast is made by using the cell evolution information to distinguish between stratiform and convective areas in the advected reflectivity field. However, the results for hourly rainfall accumulations of advection (ADV) are better than either cell evolution (CST) or the merge of them (ADV+CST). The cell evolution technique would describe in a proper way the growth and decay of the storm and, consequently, it would reproduce the variation of rainfall intensities better than only the advection. Nonetheless, the original storm shape simplification to an ellipse shape is more penalized than intensity mismatch for an hourly accumulation. Advection plus cell evolution rainfall field has a slightly increase of quality, but it has not beat the advection rainfall field. For this reason, advection technique is the selected to blending with the NWP model.

The NWP model has been interpolated by cubic spline to a common grid. This procedure only reduces the grid resolution, but it maintains the real resolution reproduced and simulated by the model. As a result, the comparison between model outputs and radar observations shows a low quality

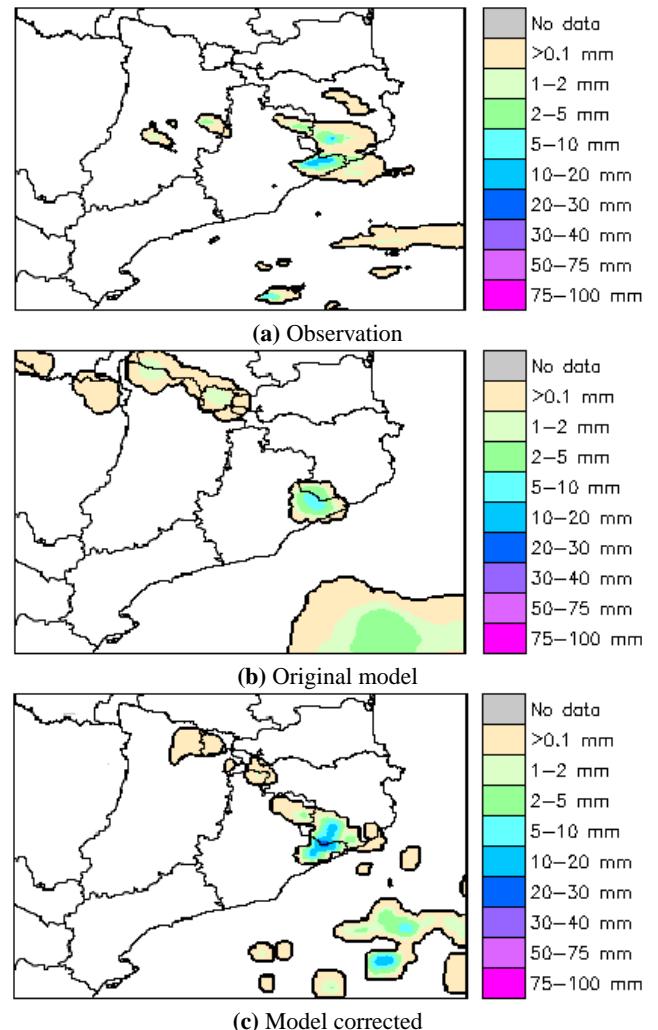


Fig. 3. Example of the model correction procedure for the period 13:00–14:00 UTC ($t+1$ h) of 3 October 2008 case.

in both the rainfall position and pattern. Obviously, these errors are not only related with bad positioning or reproduction of the real atmospheric situation, but also with the comparison of rainfall at different scales. For this reason, the persistence bets to the NWP model for the first and second hour (Fig. 4). Because of that, model correction is a necessary previous step to the proposed blending technique and this fact could be observed in Fig. 7 too. Figure 3 shows that this approach reduces the error due to rainfall positioning, but the most noticeable improvement is the shape correction in the main precipitant structure. This structure is correctly positioned in the NWP forecast, but the shape of the observed storm is not well-reproduced. The shift-vector modification corrects this problem and it also conduct to a better simulation of the pattern of the observed storm. Regarding the modification as function of forecast length, Fig. 4 shows that this model correction's methodology improves during the whole forecast period up to 25% and beats the persistence even at

Table 4. Correlation between the blending and observation rainfall field in the first hour (upper) and second hour (lower), where the blending is constructed by the index given in the first row and the threshold written in the second column. Best result for each lead time is marked in bold type.

Lead time	Threshold[mm]	Npix	RMS	COR	POD	FAR	CSI	BIAS	TSS
+1h	0.1	0.50	0.51	0.45	0.43	0.47	0.49	0.51	0.44
	0.2	0.51	0.51	0.46	0.43	0.47	0.49	0.51	0.44
	1.0	0.53	0.52	0.49	0.46	0.46	0.52	0.53	0.46
	2.5	0.53	0.52	0.51	0.48	0.48	0.54	0.55	0.48
	5.0	0.53	0.53	0.50	0.47	0.49	0.54	0.54	0.49
	10.0	0.57	0.56	0.52	0.48	0.53	0.55	0.58	0.50
+2h	0.1	0.30	0.32	0.36	0.36	0.36	0.36	0.30	0.37
	0.2	0.30	0.32	0.35	0.35	0.35	0.36	0.30	0.36
	1.0	0.30	0.32	0.40	0.39	0.36	0.41	0.32	0.41
	2.5	0.29	0.32	0.39	0.38	0.38	0.41	0.31	0.41
	5.0	0.29	0.32	0.45	0.43	0.38	0.46	0.31	0.47
	10.0	0.31	0.33	0.51	0.52	0.38	0.50	0.32	0.49

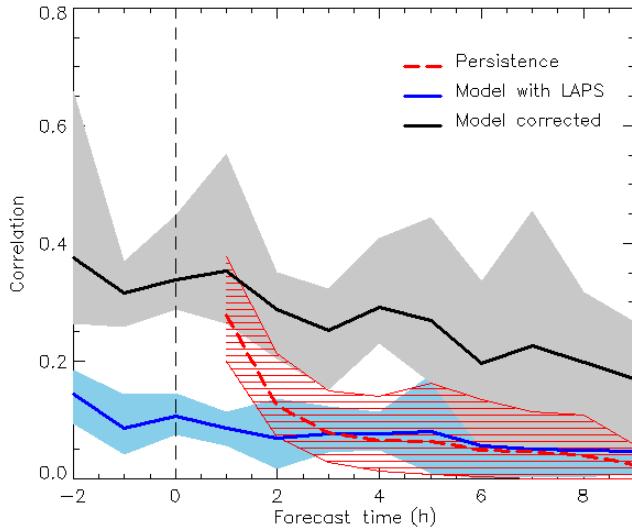


Fig. 4. Correlation of observation with the persistence (red), model (blue) and model corrected (black) as a function of forecast time. The shaded areas represent the range of results whereas the solid line is the mean of the seven case studies.

the first hour. So this ameliorator let us blending the model with the advection forecast in a suitable way.

Once the model has been corrected, the blending technique can be applied. The first step is determining the best threshold and index to compute the weights. For this reason different indexes and thresholds are tested. By analyzing the results for all the case studies (Table 4), it could be concluded that CSI, which is the index selected in Golding (1998), is suitable to compute the blending weights. Nevertheless, the best one for the first hour is the bias, whereas POD is the chosen one for the second hour. However, the most remarkable results are that the higher the precipitation threshold consid-

Table 5. Several Verification indexes for different thresholds for the first hour blending forecast (BLE), Model correction (MCO) and advection of reflectivity field (ADV) plotted in Fig. 5. Best results are marked in bold.

Source	Score	Threshold			
		0.1	0.5	1.0	5.0
MCO	COR	0.43	0.41	0.39	0.12
	TSS	0.74	0.71	0.66	0.26
	CSI	0.35	0.31	0.26	0.07
	BIAS	2.54	2.46	2.57	3.38
	RMSE	1.48	1.49	1.50	1.38
ADV	COR	0.67	0.66	0.63	0.19
	TSS	0.74	0.72	0.72	0.29
	CSI	0.66	0.63	0.59	0.11
	BIAS	0.89	0.89	0.97	2.13
	RMSE	0.79	0.80	0.82	0.96
BLE	COR	0.69	0.68	0.66	0.20
	TSS	0.81	0.76	0.76	0.29
	CSI	0.46	0.43	0.43	0.13
	BIAS	1.97	1.74	1.58	1.59
	RMSE	0.72	0.73	0.74	0.78

ered, the better weight for blending is obtained. This result could be explained by the fact that high thresholds only take into account the most intense storms, rejecting the low intensity rainfall. Low amounts of precipitation in the model could be related to spurious or residual rainfall. So, neglecting these areas by using high thresholds provides an accurate value to the weights. Another conclusion of this preliminary study of classical blending is that weights vary dynamically with the previous error index giving more representation to advection in the first hour and more importance to NWP

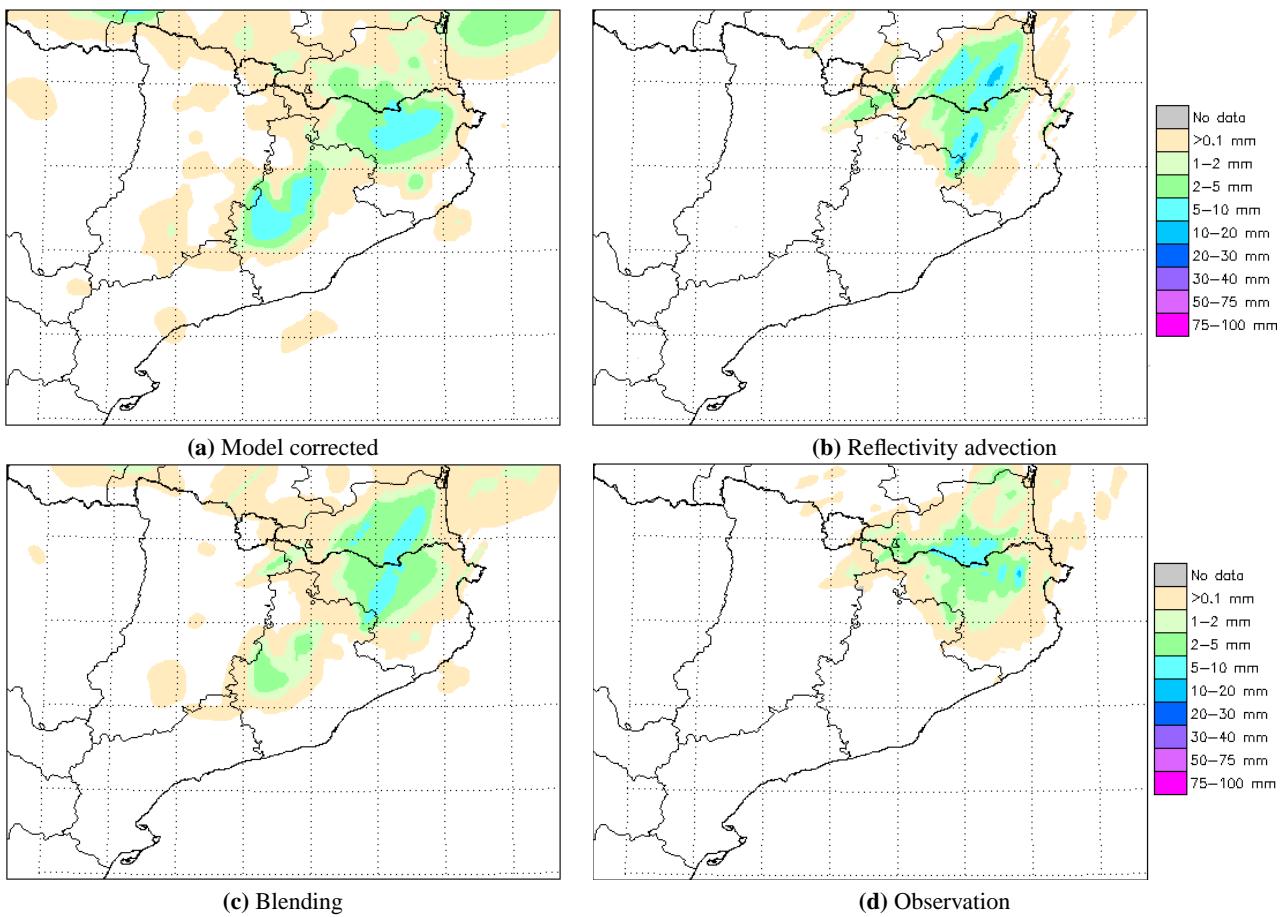


Fig. 5. An example of 22:00 UTC blending forecast for the next hour (23:00 UTC) of the 14 July 2009 event.

forecasts in the second hour. This fact could be observed in Fig. 7 by comparing both blending techniques, one with the model corrected and another with the model uncorrected. The difference between blending with model corrected and model uncorrected in the first hour is smaller than in the second hour. This is because a heavier weight is given to advection in the first hour but to the model in the second one.

To identify the strong and weak points of this methodology an example is analysed. The example fields plotted (Fig. 5 and 6) shows that introducing information from the model has positive and negative influences. For instance, in the first hour blending rainfall field (Fig. 5c) new areas of rainfall appear where no new rainfall is observed (Fig. 5d). But the rainfall structure is extended to the east side where rainfall is observed too. For the second hour, the blending procedure weakened the rainfall field (Fig. 6c) which really happened as can be observed in the real rainfall field (Fig. 6d). The different statistical indexes (Table 5) show an improvement in correlation and True Skill Score for the blending together with the root mean square error. However, CSI and bias are better in the advection forecasting, but for the threshold higher than 5 mm, the blending beats the advection forecast-

ing again. For the second hour a similar behavior is reported (Table 6). The blending gets the best index for correlation and True Skill Score again (and CSI for threshold higher than 1 mm). The minimum RMSE is obtained by the model, but with quite similar values than with the blending technique results.

Finally, a comparison of both techniques, spatial and classical blending, and the best result of previous existent forecasting methodologies is presented (Fig. 7) as function of forecast length. The introduction of spatial dependence of weights as function of distance of rainfall cells improves noticeably the first hour blended forecast field (it increases the correlation up to 25%). The main objective of this procedure is to reduce the loss of information where no rainfall is extrapolated due to the inexistence of previous radar rainfall observations. There is only rainfall from model in this area, for this reason, the model is modulated in these areas by a quality index. But, where there is rainfall from the advection procedure, both extrapolation and NWP forecast are blended. This approach gives more representation to advection in the first hour than in the classical blending. Furthermore, the new rainfall areas generated by the model are corrected but not

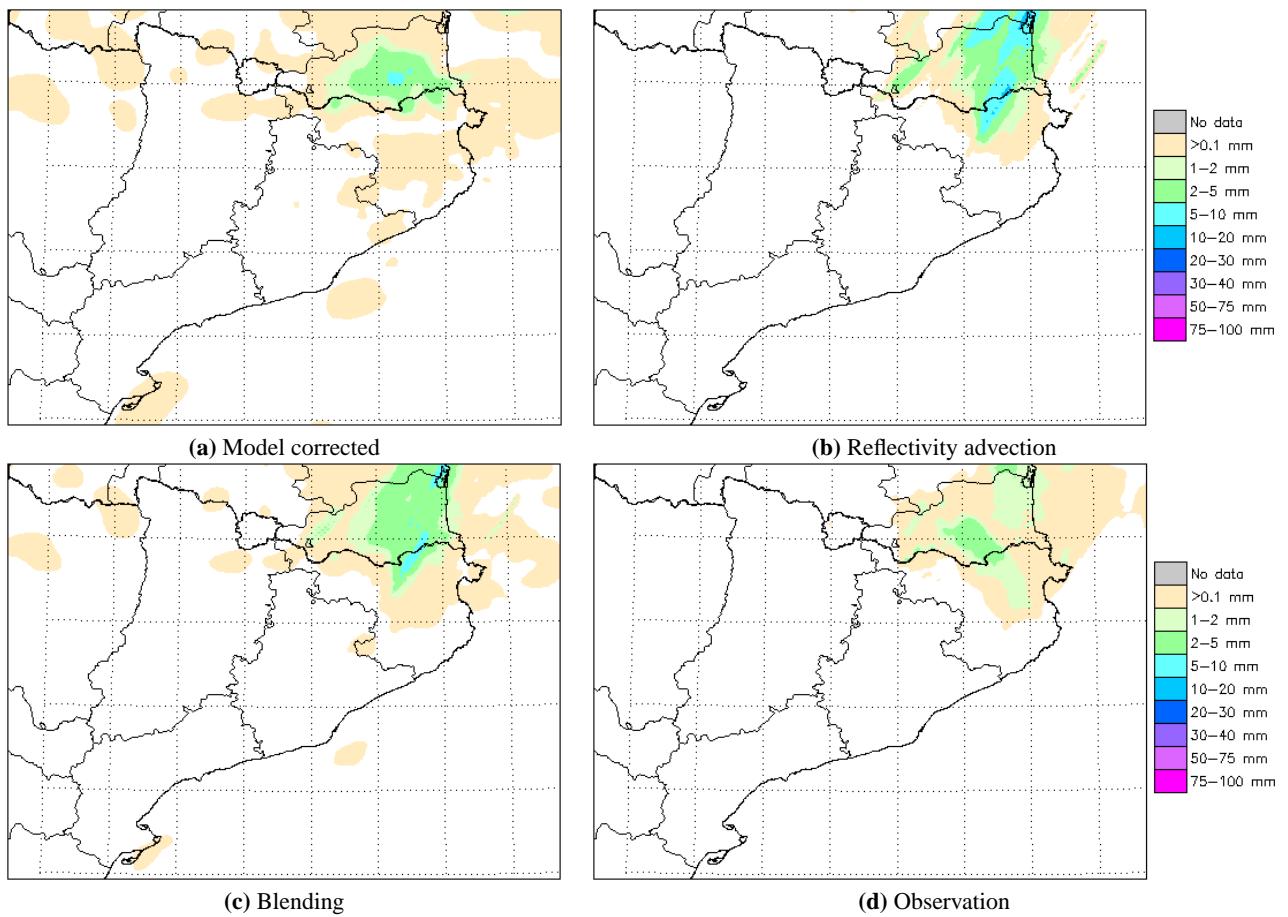


Fig. 6. An example of 22:00 UTC blending forecast for the second hour (00:00 UTC) of the 14 July 2009 event.

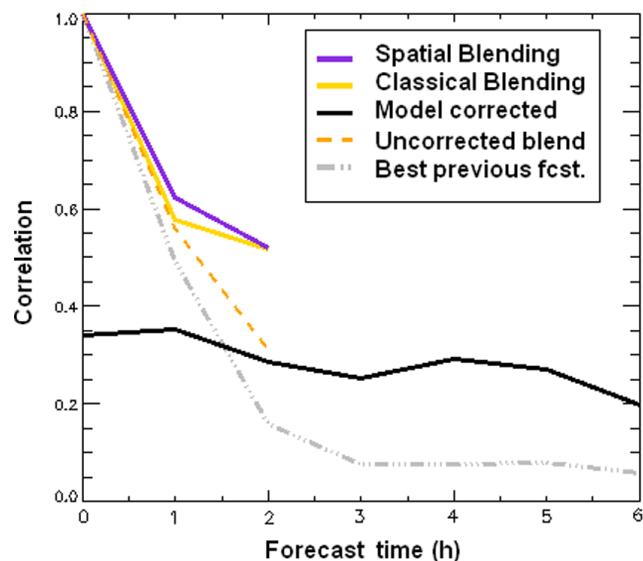


Fig. 7. Correlation of all the methodologies developed in the present work and the best previous one as function of forecast length.

weighted. Because of that, this procedure has the ability to better integrate the skill of rainfall location and patterns that are given by the extrapolation of rainfall field with the capacity of generating new precipitation areas from NWP models. Then, the first hour spatial blending field is better than that from classical blending. For the second hour, spatial blending is the best one again. Nevertheless, the correlations for both blending techniques are quite similar. From the third up to the sixth hour, only the model correction is still applied. It is selected because correlation results obtained with this methodology beat those obtained without correction or persistence.

5 Conclusions

A blending approach to improve QPF for the first six hours is described in this paper. The work is divided into a previous model correction and the merging of corrected NWP and extrapolation forecasts. So, different conclusions could be extracted from these techniques.

The model used in this paper was simply interpolated by a cubic spline interpolation. This procedure only reduces the

Table 6. Several Verification indexes for different thresholds for the second hour blending forecast (BLE), Model correction (MCO) and advection of reflectivity field (ADV) plotted in Fig. 6. Best results are marked in bold.

Source	Score	Threshold			
		0.1	0.5	1.0	5.0
MCO	COR	0.60	0.56	0.47	0.00
	TSS	0.63	0.47	0.37	0.00
	CSI	0.30	0.33	0.23	0.00
	BIAS	2.51	1.01	1.07	0.00
	RMSE	0.48	0.49	0.51	0.27
ADV	COR	0.66	0.64	0.56	0.00
	TSS	0.68	0.64	0.74	0.00
	CSI	0.61	0.55	0.43	0.00
	BIAS	0.82	0.85	1.52	0.00
	RMSE	0.87	0.88	0.93	0.91
BLE	COR	0.74	0.71	0.62	0.00
	TSS	0.78	0.68	0.75	0.00
	CSI	0.47	0.54	0.44	0.00
	BIAS	1.73	0.97	1.53	0.00
	RMSE	0.51	0.53	0.57	0.34

grid resolution, but maintains the real resolution simulated by the model. The proposed shift-vector model correction has shown the ability to improve the rainfall position as well as precipitation pattern structures. This fact ensures the model could be properly used in a grid of $2 \times 2 \text{ km}^2$.

Once position errors of the model were corrected (from model simulation) and shape errors (from real scale solved) two blending techniques have been applied. Both of them are suitable approaches to improve QPF in the first hours. The first approach, called classical blending, is based on existing techniques. It is used not only to test the best index and threshold, but also to quantify the real improvement introduced by the second technique (spatial blending).

From the index and threshold test it could be concluded that CSI, which is the index used in similar studies, is suitable to compute the blending weights. The best scores are obtained by bias in the first hour and POD for the second hour. However, compared to CSI, POD produces worse results for the first hour and bias for the second. Regarding the thresholds, the most remarkable result is that the higher the precipitation threshold, the better weight is obtained for blending.

Regarding the spatial blending, it has been observed that the introduction weights as distance function previous rainfall structures improve mainly the first hour because of maintaining the new precipitation areas coming from the model.

To sum up, this work has shown the blending technique (especially the spatial one) as a suitable approach to improve the QPF in the first hours. But a correct positioning of rainfall from the model is required. For this reason, an appropriate

Table A1. Matrix showing the frequencies of predicted and/or observed events determined by threshold (T). This matrix is called contingency table.

		Predicted	
		rain < T	rain > T
Observed	rain < T	zeros (Z)	false alarms (FA)
		misses (M)	hits (H)

and sound procedure to correct the phase errors of the model (both position and shape error) has been developed too by means of combining several existing techniques. Combining spatial blending and model correction, a proper approach is obtained to improve remarkably the QPF from the first up to the sixth hour.

Appendix A

In this appendix section all the categorical, or conditional, statistics and qualitative indexes used in this article are formulated in the first subsection. The second one shows the transformation of these indexes into their standard form.

A1 General indexes

$$-\text{CSI} = \frac{H}{H+FA+M} \in [0, 1] \quad (\text{A1})$$

$$-\text{POD} = \frac{H}{H+M} \in [0, 1] \quad (\text{A2})$$

$$-\text{FAR} = \frac{FA}{H+FA} \in [0, 1] \quad (\text{A3})$$

$$-\text{TSS} = \frac{Z \cdot H - FA \cdot M}{(Z+FA) \cdot (M+H)} \in [-1, 1] \quad (\text{A4})$$

$$-\text{bias} = \frac{H+FA}{H+M} \in [0, \infty] \quad (\text{A5})$$

$$-\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^n (F_i - O_i)^2}{n}} \in [0, \infty] \quad (\text{A6})$$

$$-\# \text{ Pixels} = FA + H \in [0, 33970] \quad (\text{A7})$$

$$-\text{correlation} = \frac{\sum_{i=0}^n (F_i \cdot O_i)}{\sqrt{\mathbf{F}^2 \cdot \mathbf{O}^2}} \in [0, 1] \quad (\text{A8})$$

The variables H , FA , M and Z are defined in the contingency table (Table A1), whereas F_i is the forecast field at position i and O_i is the observation at the same position. Finally, n represents the total number of observations and forecasts over the threshold T , so $n = M + H + FA$.

A2 Transformation formulation

The RMSE and # pixels are not modified due to their range. The bias has the same range, however the best forecast is the value 1. For this reason a logarithmic transformation is applied to the bias. The final transformation (Eq. A9) is:

$$v = |\log(\text{bias})| \quad (\text{A9})$$

All the other indexes are transformed by the following equation (Eq. A10):

$$v = \frac{1 - \text{index}}{\text{index}} \quad (\text{A10})$$

Only the TSS and FAR need a previous change. One is added to TSS and then is divided by 2. $\text{TSS}^m = (\text{TSS} + 1)/2$. FAR is inverted as $\text{FAR}^m = |\text{FAR} - 1|$.

Acknowledgements. This research is supported by the NOWCASTING project (Department of the Environment and Housing of the Generalitat of Catalonia), the Seventh Framework Programme European Commission IMPRINTS project (no. 226555), the European Project FLASH, FP6-2005-Global-4 (no. 036852) and the COST-731 concerted Action (Rossa et al., 2010). The authors want to thank Manel Ceperuelo for all the previous work carried out during the first two years of the NOWCASTING project.

Edited by: A. Mugnai

Reviewed by: G. Boni and two other anonymous referees

References

- Albers, S., McGinley, J., Birkenheuer, D., and Smart, J.: The Local Analysis and Prediction System (LAPS): Analyses of clouds, precipitation, and temperature, *Weather and Forecasting*, 11, 273–287, 1996.
- Bech, J., Rigo, T., Pineda, N., Segalà, S., Vilaclara, E., Sánchez-Diezma, R., Sempere, D., and Velasco, E.: Implementation of the EHIMI software package in the weather radar operational chain of the catalan meteorological service, in: Proceedings 32 nd International Conference on Radar Meteorology, Albuquerque, NM, USA, 2005.
- Bech, J., Codina, B., and Lorente, J.: Forecasting weather radar propagation conditions, *Meteor. Atmos. Phys.*, 96, 229–243, 2007.
- Bellon, A. and Kilambi, A.: Updates to the McGill RAPID(Radar Data Analysis, Processing and Iterative Display) system, in: International Conference on Radar Meteorology, 29 th, Montreal, Canada, pp. 121–124, 1999.
- Berenguer, M., Corral, C., Sánchez-Diezma, R., and Sempere-Torres, D.: Hydrological validation of a radar-based nowcasting technique, *J. Hydrometeorol.*, 6, 532–549, 2005.
- Berenguer, M., Sempere-Torres, D., Corral, C., and Sánchez-Diezma, R.: A fuzzy logic technique for identifying nonprecipitating echoes in radar scans, *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 23, 1157–1180, 2006.
- Bowler, N., Pierce, C., and Seed, A.: STEPS: A probabilistic precipitation forecasting scheme which merges an extrapolation nowcast with downscaled NWP, *Q. J. Roy. Meteorol. Soc.*, 132, 2127–2155, 2006.
- Brewster, K.: Phase-correcting data assimilation and application to storm-scale numerical weather prediction. Part I: Method description and simulation testing, *Mon. Weather Rev.*, 131, 480–492, 2003a.
- Brewster, K.: Phase-correcting data assimilation and application to storm-scale numerical weather prediction. Part II: Application to a severe storm outbreak, *Mon. Weather Rev.*, 131, 493–507, 2003b.
- Casati, B., Ross, G., and Stephenson, D.: A new intensity-scale approach for the verification of spatial precipitation forecasts, *Meteorological Applications*, 11, 141–154, 2004.
- Casati, B., Wilson, L., Stephenson, D., Nurmi, P., Ghelli, A., Pocernich, M., Damrath, U., Ebert, E., Brown, B., and Mason, S.: Forecast verification: current status and future directions, *Meteorological Applications*, 15, 3–18, 2008.
- Côté, J., Gravel, S., Méthot, A., Patoine, A., Roch, M., and Staniforth, A.: The operational CMC–MRB global environmental multiscale (GEM) model. Part I: Design considerations and formulation, *Mon. Weather Rev.*, 126, 1373–1395, 1998.
- Delrieu, G., Creutin, J., and Andrieu, H.: Simulation of radar mountain returns using a digitized terrain model, *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 12, 1038–1049, 1995.
- Denis, B., Côté, J., and Laprise, R.: Spectral decomposition of two-dimensional atmospheric fields on limited-area domains using the discrete cosine transform (DCT), *Mon. Weather Rev.*, 130, 1812–1829, 2002.
- Ebert, E. and Seed, A.: Use of radar rainfall estimates to evaluate mesoscale model forecasts of convective rainfall, in: Sixth International Symposium on Hydrological Applications of Weather Radar, pp. 271–273, Melbourne, Australia, 2004.
- Fox, N., Wilson, J., and Boulder, C.: Very short period quantitative precipitation forecasting, *Atmos. Sci. Lett.*, 6, 7–11, 2005.
- Germann, U. and Zawadzki, I.: Scale-dependence of the predictability of precipitation from continental radar images. Part I: Description of the methodology, *Mon. Weather Rev.*, 130, 2859–2873, 2002.
- Golding, B.: Nimrod: A system for generating automated very short range forecasts, *Meteorological Applications*, 5, 1–16, 1998.
- Grell, G., Dudhia, J., and Stouffer, D.: A description of the fifth-generation Penn State/NCAR Mesoscale Model (MM5), NCAR Technical Note, 398, 122, 1994.
- Johnson, J., MacKeen, P., Witt, A., Mitchell, E., Stumpf, G., Eilts, M., and Thomas, K.: The storm cell identification and tracking algorithm: An enhanced WSR-88D algorithm, *Weather and Forecasting*, 13, 263–276, 1998.
- Jones, C. and Macpherson, B.: A latent heat nudging scheme for the assimilation of precipitation data into an operational mesoscale model, *Meteorological Applications*, 4, 269–277, 1997.
- Lawson, W. and Hansen, J.: Alignment error models and ensemble-based data assimilation, *Mon. Weather Rev.*, 133, 1687–1709, 2005.
- Lee, G., Daegu, S., Zawadzki, I., Wilson, J., Xu, M., Kilambi, A., and Pinto, J.: Improved precipitation nowcasting: Model errors and their correction in operational NWPs at different scales, in: 34th Conference on Radar Meteorology, 2009.
- Li, P. and Lai, E.: Short-range quantitative precipitation forecasting in Hong Kong, *J. Hydrol.*, 288, 189–209, 2004.
- Lin, C., Vasic, S., Kilambi, A., Turner, B., and Zawadzki, I.: Precipitation forecast skill of numerical weather prediction mod-

- els and radar nowcasts, *Geophys. Res. Lett.*, 32, L14801, doi:10.1029/2005GL023451, 2005.
- Mariano, A.: Contour analysis: A new approach for melding geophysical fields, *J. Atmos. Oceanic Technol.*, 7, 285–295, 1990.
- Marshall, J. and Palmer, W.: The distribution of raindrops with size, *J. Atmos. Sci.*, 5, 165–166, 1948.
- McGinley, J. and Smart, J.: On providing a cloud-balanced initial condition for diabatic initialization, in: Conference on weather analysis and forecasting, vol. 18, pp. 40–44, 2001.
- Pierce, C., Hardaker, P., Collier, C., and Haggett, C.: GANDOLF: a system for generating automated nowcasts of convective precipitation, *Meteorological Applications*, 7, 341–360, 2001.
- Pierce, C., Bowler, N., Seed, A., Jones, A., Jones, D., and Moore, R.: Use of a stochastic precipitation nowcast scheme for fluvial flood forecasting and warning, *Atmos. Sci. Lett.*, 6, 78–83, 2005.
- Prohom, M. and Herrero, M.: Towards the creation of a climatic database for Catalonia (18th to 21st centuries), *Tethys: Revista del temps i el clima de la Mediterrània occidental*, 5, 2009.
- Rigo, T. and Llasat, M. C.: A methodology for the classification of convective structures using meteorological radar: Application to heavy rainfall events on the Mediterranean coast of the Iberian Peninsula, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 4, 59–68, doi:10.5194/nhess-4-59-2004, 2004.
- Rigo, T. and Llasat, M.: Analysis of mesoscale convective systems in Catalonia using meteorological radar for the period 1996–2000, *Atmos. Res.*, 83, 458–472, 2007.
- Rossa, A., Haase, G., Keil, C., Alberoni, P., Ballard, S., Bech, J., Germann, U., Pfeifer, M., and Salonen, K.: Propagation of uncertainty from observing systems into NWP: COST-731 Working Group 1, *Atmos. Sci. Lett.*, 11, 145–152, 2010.
- Sánchez-Diezma, R., Sempere-Torres, D., Delrieu, G., and Zawadzki, I.: An improved methodology for ground clutter substitution based on a pre-classification of precipitation types. 30th Internat, in: Conf. on Radar Meteor., Munich, Germany, Amer. Meteor. Soc, pp. 271–273, 2001.
- Sánchez-Diezma, R., Sempere-Torres, D., Bech, J., and Velasco, E.: Developement of a hydrometeorological flood warning system (EHIMI) based on radar data, in: Second European Conference on Radar Meteorology, Delft, Netherlands, 2002.
- Sardeshmukh, P. and Hoskins, B.: Spatial smoothing on the sphere, *Mon. Weather Rev.*, 112, 2524–2529, 1984.
- Schmid, W., Mecklenburg, S., and Joss, J.: Short-term risk forecasts of heavy rainfall., *Water science and technology: a journal of the International Association on Water Pollution Research*, 45, 121–125, 2002.
- Schultz, P. and Albers, S.: The use of three-dimensional analyses of cloud attributes for diabatic initialization of mesoscale models, in: Conference on weather analysis and forecasting, vol. 18, pp. 122–124, 2001.
- Seed, A.: A dynamic and spatial scaling approach to advection forecasting, *J. Appl. Meteorol.*, 42, 381–388, 2003.
- Sempere-Torres, D., Sánchez-Diezma, R., Berenguer, M., Pascual, R., and Zawadzki, I.: Improving radar rainfall measurement stability using mountain returns in real time, in: 31th International Conference on Radar Meteorology, 2003.
- Staniforth, A. and Côté, J.: Semi-Lagrangian integration schemes for atmospheric modelsA review, *Mon. Weather Rev.*, 119, 2206–2223, 1991.
- Thiebaux, H., Julian, P., and DiMego, G.: Areal versus collocation data quality control. Preprints, in: Int. Symp. on Assimilation of Observations in Meteorology and Oceanography, pp. 255–260, 1990.
- Thunis, P. and Bornstein, R.: Hierarchy of mesoscale flow assumptions and equations, *J. Atmos. Sci.*, 53, 380–397, 1996.
- Venugopal, V., Foufoula-Georgiou, E., and Sapozhnikov, V.: Evidence of dynamic scaling in space-time rainfall, *J. Geophys. Res.*, 104, 31599–31610, 1999.

This discussion paper is/has been under review for the journal Hydrology and Earth System Sciences (HES). Please refer to the corresponding final paper in HES if available.

Effect of radar rainfall time resolution on the predictive capability of a distributed hydrologic model

A. Atencia^{1,2}, M. C. Llasat², L. Garrote³, and L. Mediero³

¹Meteorological Service of Catalonia, Barcelona, Spain

²Department of Astronomy and Meteorology, Faculty of Physics, University of Barcelona, Barcelona, Spain

³Department of Hydraulic and Energy Engineering, Technical University of Madrid, Madrid, Spain

Received: 23 September 2010 – Accepted: 27 September 2010 – Published: 13 October 2010

Correspondence to: A. Atencia (aatencia@meteo.cat)

Published by Copernicus Publications on behalf of the European Geosciences Union

7995

Abstract

The performance of distributed hydrological models depends on the resolution, both spatial and temporal, of the rainfall surface data introduced. The estimation of quantitative precipitation from meteorological radar or satellite can improve hydrological model results, thanks to an indirect estimation at higher spatial and temporal resolution. In this work, composed radar data from a network of three C-band radars, with 6-minutal temporal and $2 \times 2 \text{ km}^2$ spatial resolution, provided by the Catalan Meteorological Service, is used to feed the RIBS distributed hydrological model. A Window Probability Matching Method (gage-adjustment method) is applied to four cases of heavy rainfall to improve the observed rainfall sub-estimation in both convective and stratiform Z/R relations used over Catalonia. Once the rainfall field has been adequately obtained, an advection correction, based on cross-correlation between two consecutive images, was introduced to get several time resolutions from 1 min to 30 min. Each different resolution is treated as an independent event, resulting in a probable range of input rainfall data. This ensemble of rainfall data is used, together with other sources of uncertainty, such as the initial basin state or the accuracy of discharge measurements, to calibrate the RIBS model using probabilistic methodology. A sensitivity analysis of time resolutions was implemented by comparing the various results with real values from stream-flow measurement stations.

20 1 Introduction

Accurate flash flood hydrological modeling requires both a suitable hydrologic model and an appropriate spatial and temporal resolution on rainfall estimation. It is known that heavy rainfall variability has a great influence on a basins processes (Winchell et al., 1998), especially on convective precipitation events (Bell and Moore, 2000).
25 Distributed models may thus improve the simulation of flash floods events, which are related to heavy rainfall amounts or high intensities, as compared to lumped models

(Krajewski et al., 1991; Arnaud et al., 2002). Furthermore, a later study (Carpenter and Georgakakos, 2006) has shown that distributed model simulations are statistically distinguishable from the lumped model simulations for watersheds around 1000 km^2 , which is a usual basin size for flash-flood prone basins.

- 5 The success of hydrological models is usually constrained by the rainfall data they use. Such input data could be provided by rain gage networks and deterministic or even probabilistic meteorological models. These data sources usually present serious disadvantages for midsize and small basins with irregular spatial rainfall distribution. Surface rain gage networks with an appropriate resolution as raw input for accurate
- 10 hydrological modeling are rare and it is not so easy to implement a meteorological model with a high enough grid resolution due to data and computational requirements. Meteorological radar can solve this problem, thanks to indirect rainfall estimations at higher spatial and temporal resolutions.

However, this indirect estimation has different sources of errors, from ground clutter or beam overshooting (Sánchez-Diezma et al., 2001) to radar calibration or attenuation (Delrieu et al., 2000). These errors could be reduced by removing static radar echoes, periodic maintenance or selecting the higher value of reflectivity from each radar making up the network. Once these errors have been partially removed and the reflectivity has been interpolated into different levels called Constant Altitude Plan Position Indicator (CAPPI), the rainfall intensity could be obtained from low level by Z/R relations. The bibliography shows many Z/R relations, from the classical Marshall and Palmer (1948) to the latest ones for different climate types, rain regimes and climatic seasons (Lee and Zawadzki, 2005; Sánchez-Diezma et al., 2000; Steiner et al., 1995; Haddad et al., 1997, to name just a few contributions).

- 20 25 The choice of one or another Z/R relation could alter the rainfall intensity obtained. Several methods have been developed in recent years over the Mediterranean area to obtain a suitable QPE, although they are strongly dependent on case studies. Apart from Z/R relations, there are other methods of obtaining a suitable rainfall field. Some of the latest methods are related to direct correction of the rainfall map using multi-linear

regression (Morin and Gabella, 2007), merging rain gauge and radar data by means of non-parametric spatial models (Velasco-Forero et al., 2004) or studying the Vertical Profile of Reflectivity (Franco et al., 2008). Matching the unconditional probabilities of rainfall intensity obtained from rain gauges and reflectivity (Rosenfeld et al., 1994) is another approach to this problem. This method, which is known as Window Probabilistic Matching Method (WPMM, hereinafter), will be applied in this paper.

Another problem is that the rainfall intensity, and especially the convective one, is a field in continuous variation due to flux advections or mountain enhancement. Although higher temporal resolution captures this variation better and improves the subsequent rainfall estimation, this resolution is not high enough in some events, and a higher temporal resolution is required. In this sense, Anagnostou and Krajewski (1999) proposed an advection correction scheme based in a cross-correlation technique. A similar solution will be introduced in the present work.

The Real-time Interactive Basin Simulator (RIBS) is a topography-based, rainfall-runoff model that can be used for real-time flood forecasting in midsize and large basins (Garrote and Bras, 1995). Once the rainfall is well estimated and a suitable hydrological model is applied, the key factor is the calibration of the hydrological model. It is known that non-linear features of distributed models could amplify the intrinsic rainfall errors (Smith et al., 2004). For this reason, distributed models are optimized for real-time flood simulation, and some physical processes are parameterized. The parameterization of these physical processes requires the calibration of some variables. In an early work about parameterization in distributed models (Refsgaard, 1997), it was demonstrated that the lack of field data means that the calibration parameters lose some of their physical interpretation. According to their non-physical meaning and taking into account the inherent variability of these parameters it has been shown by Madsen (2003) that the best way to estimate the value of these parameters is based on multiple objective functions. In previous works (Mediero et al., 2007; Garrote et al., 2007) a probabilistic calibration by Pareto methods was proposed for distributed models to be used in flood forecasting. This calibration technique, and the consequent

output discharge obtained, has dependence with spatial and temporal rainfall scale. The optimal horizontal resolution is determined by low-scale hydrological processes, such as hill-slope processes (Robinson et al., 1996) or catchment processes (Yang et al., 2000). Because of this, it could be concluded that the best horizontal rainfall resolution is the highest one. Temporal processes have a different hydrological behavior. Some authors have found out a characteristic time scale for hydrological response (Morin et al., 2001) from minutes to hours. This fact could be related to concentration time or flow propagation processes, so discovering optimal rainfall time resolution for a probabilistically calibrated distributed model would be extremely useful to determine the best input rainfall time step.

The goal of this paper is to analyze the sensitivity of probabilistic hydrological calibration of the RIBS distributed model (Garrote and Bras, 1995) to radar rainfall time resolution, with the final aim of having a real-time flood forecasting scheme in a Mediterranean flash-flood prone basin. For this purpose, the WPMM methodology will be applied to get the best Z/R relation. The advection correction scheme allows downscaling of the radar imagery from several minutes to one minute, but will at the same time be used to improve the rainfall estimation. A sensitivity study of several rainfall time intervals will be carried out by means of a probabilistic calibration within the RIBS model.

2 Case studies and data

Catalonia is a region situated in the northeast corner of the Iberian Peninsula. Due to its proximity to the warm Mediterranean sea and its complex orography with several mountain ranges parallel to the seashore line (Fig. 1), the presence of atmospheric instability usually produces intense precipitation events during the summer and autumn seasons (Llasat et al., 2003). These heavy rainfall phenomena caused 217 floods over Catalonia from 1901 to 2000, of which more than 59% were flash flood events (Barnolas and Llasat, 2007). The hydrologic timescale of most watersheds is of the order of a few hours, and flash floods develop rapidly during the early autumn season and suddenly inundate town streams putting citizens at high risk.

7999

One of the most prone basins in Catalonia is the Besòs Basin (Fig. 1). The Besòs catchment (1020 km^2) is located to the North of Barcelona city over one of the most densely populated watersheds in Catalonia, having more than two million people. It is a typical example of complex Mediterranean catchments with great heterogeneity, from mountains over 1000 m to rural plains that have been undergoing a continuous urbanization process over the last decades. After two catastrophic floods in 1982 in Spain, considerable investment was devoted to monitoring the catchments for hydrological purposes. It is now instrumented by several telemetered rain and streamflow gauges (see Fig. 2) from SAIH (Automatic System of Hydrological Information) of the Catalan Water Agency (ACA) to a river park built in the river mouth to mitigate flood impacts.

The present work analyses four flash flood events with a great social impact (Llasat et al., 2008) that were studied within the framework of the FLASH project. The most relevant rainfall amounts of those cases are detailed in Table 1. It can be observed that all of them have an average rainfall amount over the Besòs basin exceeding 46 mm. The peak 5-minute intensities during these events were from 80 mm/h to 135 mm/h.

The ground rainfall data available come from two different networks. The SAIH rain-gauge network of the Catalan Agency of Water (ACA) is composed of 126 tipping-bucket automatic raingauges covering an area of about $16\,000 \text{ km}^2$ called the Internal Basins of Catalonia (IBS, hereinafter) (Fig. 1). The precipitation is accumulated and recorded every 5 min. In this paper all the 5-min series were submitted to a data quality control (Ceperuelo and Llasat, 2004). The second one, called XEMA (Automatic Weather Station Network) and supported by Catalan Meteorological Service (SMC), is composed of 158 rain-gauges and covers Catalonia as a whole (around $32\,114 \text{ km}^2$). This network records the precipitation in two different temporal intervals. There are 47 stations which accumulate the precipitation every 30 min, while the remaining 111 stations have one-hour temporal resolution. By merging the two networks a new one could be obtained with a mean density of 0.8 gauges every 100 km^2 (1.5 gauges every 100 km^2 in the Besòs basin).

8000

The radar rainfall estimation was implemented using the Catalan Meteorological Service (SMC) radar network data that covers an area of 53 000 km² over Catalonia and its surroundings. This network is made up of three C-band Doppler radars; a new radar was inaugurated in September 2008 but was not used in this study. The most important characteristics of the composed CAPPI imagery are the spatial resolution (2 × 2 km²), time resolution (6 min) and vertical resolution (1 km) from 1 km to 10 km of altitude (10 levels). The CAPPI are calculated by means of the IRIS program which is based on linear interpolation in range to the selected heights on Spherical coordinates with earth curvature correction to preserve data quality. The radar imagery passed a first filter to remove ground clutter (Bech et al., 2003). A second filter was applied by the authors to remove the interference between radars (no data in radar location) and another still target, such as a wind power plant.

The hydrological data was taken from a stream-flow gauge network composed of 100 stations from which six are located in the Besòs Basin (Fig. 2). The catchment is well covered by the SMC radar (overlap of three radar domains). Another necessary data for the hydrological model is the digital elevation model and soil type which have been provided by the Cartographic Institute of Catalonia (ICC) with a 200 m × 200 m resolution. The function of this geomorphologic data will be explained in the Methodology section.

20 3 Methodology

The aim of the present work is to get the best rainfall time resolution which minimizes error from hydrological model behavior over a specific basin for heavy rainfall events. For this purpose, a probabilistic calibration of the distributed hydrological model will be carried out by minimization of several objective functions. The radar rainfall estimation must be good enough to obtain an accurate result and to provide us with different resolutions in order to implement the sensitivity test. For this reason, the methodology is divided into two parts. The first part describes the radar rainfall estimation and the second part presents the probabilistic calibration of the hydrologic model.

8001

3.1 Radar rainfall estimation

3.1.1 Method to calculate Z/R relation

The radar reflectivity (Z [mm⁶/mm³]) provides information about the mean scatter power that is a moment of Drop Size Distribution (DSD). On the other hand, rainfall intensity can also be related to DSD and terminal velocity. There are many methodologies based on DSD models to get these relations (Sempere-Torresl et al., 2000; Uijlenhoet et al., 2003; Chapon et al., 2008).

In Atencia et al. (2008) a large number of Z/R relations were tested for the four selected heavy rainfall events. The same paper showed that QPE results were not good enough for hydrological purposes due to a huge sub-estimation.

To face the issue of QPE a Z/R relation was obtained by means of applying the Window Probability Matching Method (WPMM). This method (Rosenfeld et al., 1994) is based on matching the unconditional probabilities of rainfall and reflectivity. Obviously, point measures from radar and rain gauge are plagued by timing and spatial errors. Many of the timing and geometrical errors can be eliminated by applying the probability matching method using synchronous time series (Rosenfeld et al., 1993). This is achieved by matching rain gauge intensities to radar reflectivities taken only from small windows centered over the gauges in time and space. Following Rosenfeld et al. (1993), who is based on Zawadzki (1975), a relation between the window area (A [km²]) and the spread of the rain gauge measurement in time (T [hour]) could be obtained:

$$T = \frac{1}{3} \cdot \frac{A^{\frac{1}{2}}}{V} \quad (1)$$

where V [km/h] represents the horizontal velocity. Atlas et al. (1990) and Rigo (2004) found out a climatic horizontal velocity of convective rainfall area of about 20 km/h. Thus, the use of 3 × 3 pixels' windows involves the use of a rain gauge time concentration of 6 min. In this paper, the rain gauge has a time resolution of 5 min, but

8002

- a temporal window of 30 min is used, which is a time interval greater than the optimal value. This fact ensures an optimal correlation between both radar and rain gauge rainfall measurements (Rosenfeld et al., 1994). Moreover, the radar time resolution (6 min) is optimum for the selected window. In that case, radar windows could be constructed.
- 5 Each radar window is considered as a single measurement that can be selected at random, independent of other windows. The process to construct an all-windows dataset is divided into three steps:

- Firstly, the radar window (3×3 pixels) around the rain gauge is selected (Fig. 3).
- Secondly, each rain gauge's independent window for every period of 30 min is composed of six 5-minute intensities from SAIH rain gauge (Fig.4a)
- Thirdly, each reflectivity's independent window for every period of 30 min is taken from every pixel (45 in total) coming from five radar windows of each 6-minute radar image (Fig. 4b)

Once the overall dataset of independent windows have been built, the calculation of the Z/R relation could be made from a random sub-sample of that data. To reproduce the original method (Rosenfeld et al., 1994) which computed the Z/R relationship by comparing quantiles, a non-parametric technique is used. To avoid problems of tail stability founded in empirical probability distribution function (Kaplan and Meier, 1958), a technique based on a Kernel smoothing density function (Parzen, 1962) is applied.

In order to test another smoothed relation, different parametric PDFs were fitted for both rainfall and reflectivity distribution. The ones which maximize the likelihood were exponential function for rain gauge, whereas reflectivity's PDF is well fitted by Gamma distribution. In Fig. 5, a random sub-sample of 25% of the overall population of windows is plotted. Although, the distribution does not fit well for reflectivity values below 19 dBZ, the contribution of this precipitation (less than 0.1 mm/h) can be ignored in comparison with the heavy rainfall recorded.

8003

From both parametric and non-parametric techniques, the derivation of the Z/R relation is very simple and straightforward. This procedure is repeated for various sizes of sub-samples. The minimum population percentage (1%) takes at least 350 values (1% of 36288, which comes from 126 stations * 48 time periods * 6 values). The accuracy of the rainfall intensity that is matched to a specific observed radar reflectivity is evaluated by randomization methods (200 random matches) because every sub-sample gives different Z/R relations. This randomization process not only ensures the minimization of spatial and geometrical error, but also provides probabilistic information about the population convergence to a final relationship. In this way, Standard Deviation (SD) serves the purpose of assessing the required sample size necessary to obtain a stable Z/R relation (Fig. 6). The SD is also used to evaluate the consistency of the new relation. The bigger the population is, the lower the SD. Due to this trend, the technique of using the mean to get the final relation is absolutely sound.

3.1.2 Stratiform and convective contribution

Adapting the Z/R relationship to different rain types within a given storm or event seems to be a promising way to improve radar QPE (Lee and Zawadzki, 2005). Rosenfeld et al. (1995) improve the accuracy of WPM estimated rainfall by means of Objective classification criteria based on parameters such as freezing level or bright-band fraction. In the present work, the classification criteria is carried out within a 3-D scheme to recognize convective/stratiform areas, developed by Biggerstaff and Listema (2000) and based on a previous one (Steiner et al., 1995). These algorithms distinguish between convective and stratiform areas according to reflectivity thresholds and gradients within different CAPPI levels. These thresholds were regionalized to Catalonia by Rigo and Llasat (2004). According to this methodology, in the present paper each different subset of every window is counted in different groups. Therefore, for a same rain gauge intensity window, two radar reflectivity windows are set. This approach to classification criteria results in a non-univocal rain gauge probability distribution function. The fact that a given rainfall intensity could be related to different precipitation types is due to

8004

the fact that precipitation type definition is done by vertical velocity scales or genesis (Houze, 1993) and not rainfall intensity. Besides, recorded intensity could not be related to the rain type of the pixel above this rain gauge because of geometrical errors commented previously. Subsequently, non-univocal relation between intensity and rain type should be calculated as two independent univocal datasets. Once all convective and stratiform types have been constructed, the procedure described above is applied to obtain two new Z/R relations for different rain regimes.

3.1.3 Advection correction

The temporal sampling effect of the radar observations can lead to significant errors in the estimated accumulation rainfall as shown in several studies (Liu and Krajewski, 1996). To correct this source of error, Anagnostou and Krajewski (1999) proposed an advection correction method based on a cross-correlation technique. This procedure could be applied not only to correct this rainfall estimation, but also for the purpose of increasing the time resolution. For this reason, instead of calculating the cross-correlation coefficient between the two whole images, the first image is divided into a number of template tiles (Fig. 7a). Each template window will be searched for in the second image by using a search window (dashed line in Fig. 7a and 7b), whose size depends on the maximum storm speed that is expected between two sequential images. In the present work this technique was used to obtain the advective displacement vector (vector in Fig. 7b), as the vector which maximizes the normalized spatial cross-correlation function $r(p,q)$.

$$\begin{aligned} r(p,q) &= \frac{1}{\sigma_A \sigma_B} \times \sum \sum \{ [A(x,y) - \bar{A}(x,y)] \cdot \\ &\quad \cdot [B(x+p,y+q) - \bar{B}(x+p,y+q)] \} = \\ &= \frac{\text{Cov}(p,q)}{\sigma_A \sigma_B} \end{aligned} \quad (2)$$

8005

where the pixel values of the template window are $A(x,y)$, and the corresponding pixels in the second window are $B(x,y)$ at no lag and $B(x+p,y+q)$ for a lag (p, q) . $\bar{A}(x,y)$ and $\bar{B}(x+p,y+q)$ correspond to the mean rainfall values of each window, and σ_A and σ_B are the standard deviations. The displacement (p,q) at the maximum value of the cross correlation determines the advective displacement vector, signifying a storm or cell movement (Dransfeld et al., 2006). This could be described by an advective velocity c [km/h] and displacement angle θ , which are defined by the following equations:

$$c = \frac{[(p_{\max} \cdot \Delta x)^2 + (q_{\max} \cdot \Delta y)^2]^{\frac{1}{2}}}{\Delta t} \quad (3)$$

$$\theta = \arctan \left(\frac{q_{\max} \cdot \Delta y}{p_{\max} \cdot \Delta x} \right) \quad (4)$$

where p_{\max} and q_{\max} represent the spatial displacement in a grid of $\Delta x \times \Delta y$ pixel size. Δt is the time interval between both images.

Once the advective displacement vector has been obtained by this method, the shape morphology transformation is carried out by means of temporal weights based on a more complex shape transformation (Turk and O'Brien, 2005). Both images, first and second, are extrapolated by means of the computed velocity to the same temporal interval. Then the pixel value is calculated as the temporal-weighted sum of the two images as shown in the next function:

$$R(x,y,t) = \frac{1}{T^2} \cdot \sum \left\{ (T-t) \cdot \tilde{A}(t) + t \cdot \tilde{B}(t) \right\} \quad (5)$$

where the transformed field \tilde{A} and \tilde{B} are calculated as a time function by:

$$\tilde{A}(t) = A \left[x - \frac{t}{T} \cdot c \cdot \cos \theta, y - \frac{t}{T} \cdot c \cdot \sin \theta \right] \quad (6)$$

$$\tilde{B}(t) = B \left[x + \frac{T-t}{T} \cdot c \cdot \cos \theta, y + \frac{T-t}{T} \cdot c \cdot \sin \theta \right] \quad (7)$$

8006

where T [hour] is the original time resolution of radar.

The template size selected is 10×8 pixels whereas the search window for the second image is 16×14 pixels. This size was calculated taking into account a maximum storm movement lower than 140 km/h following the works of Steinacker et al. (2000) and Rigo (2004). Fig. 8 shows the downscaling from 6 min to 1 min.

3.2 Hydrological modeling

3.2.1 Real-Time Interactive Basin Simulator (RIBS)

The Real-time Interactive Basin Simulator (RIBS) is a topography-based, rainfall-runoff model which can be used for real-time flood forecasting in midsize and large basins

(Garrote and Bras, 1995). The use of this model is especially attractive in connection with a meteorological radar and distributed rainfall forecasting methods. The RIBS model is largely based on the detailed topographical information provided by digital elevation models (DEM). Basin representation adopts the rectangular grid of the DEM, and other soil properties, input data and state variables are also represented as data layers using the same scheme. The basic objective is to map the topographically driven evolution of saturated areas as the storm progresses. Two modes of runoff generation are simulated: infiltration excess runoff and return flow. RIBS applies a kinematic model of infiltration to evaluate local runoff generation in grid elements, and also accounts for lateral moisture flow between elements in a simplified manner.

Saturated hydraulic conductivity is assumed to increase with depth, following the relation:

$$K_{S_y}(y) = K_{0n} \cdot e^{-fy} \quad (8)$$

where K_{0n} [mm h^{-1}] is the saturated hydraulic conductivity at the surface in the direction normal to the surface, y [mm] is depth and f [mm^{-1}] is a parameter that controls the reduction of saturated hydraulic conductivity with depth. There is an anisotropy

8007

between the hydraulic conductivity in the directions normal and parallel to the soil surface, described by the anisotropy ratio α :

$$\alpha = \frac{K_{0p}}{K_{0n}} \quad (9)$$

where K_{0p} [mm h^{-1}] is the saturated hydraulic conductivity at the surface in the direction

parallel to the surface

Flow propagation to the basin outlet is computed through distributed convolution, using as instantaneous response function for each element a Dirac delta function, with a delay equal to the time of travel from the location of the element to the basin outlet.

To obtain the travel time to the basin outlet, the speeds for hillslope (v_h) and stream (v_s) must be defined. Stream velocity is assumed to depend on discharge at the basin outlet:

$$v_s(t) = C_v [Q(t)]^r \quad (10)$$

where $v_s(t)$ [m/s] is stream velocity at time t , $Q(t)$ is the discharge [m^3/s] at the basin outlet and time t , and C_v and r are parameters.

Hillslope velocity is related to stream velocity through the parameter K_v :

$$K_v = \frac{v_s(t)}{v_h(t)} \quad (11)$$

where $v_h(t)$ [m/s] is hillslope velocity at time t and K_v is a parameter.

The model captures the main features of runoff generation processes in watersheds while keeping computational efficiency for real-time use.

3.2.2 Rainfall data into RIBS Hydrological model

The RIBS model needs rainfall input data, which are mapped to the rectangular grid of the DEM, or other soil properties. Because of the fact that radar image and DEM resolutions are different and may correspond to different projections, a preliminary treatment of radar images is required. This treatment is divided into several steps. The first

8008

step is coordinate transformation from Mercator to UTM. This is straightforward using general projection transformation formulas (Snyder, 1987).

The second step is an interpolation to downscale the radar resolution grid ($2\text{ km} \times 2\text{ km}$) into DEM resolution ($200\text{ m} \times 200\text{ m}$). The easiest and quickest way is an ordinary linear interpolation, but this methodology does not preserve exactly the total amount of precipitation over the whole domain due to mismatching grids (Fig. 9). In order to avoid it, another procedure has been developed in the present work. As shown in Fig. 9, some DEM grid cells are divided into two different reflectivity parts (grey cell). The main purpose of the new procedure is to preserve the total areal precipitation amount and it is achieved by an area-weighted interpolation. This could be formulated for the example cell as:

$$R_f = \frac{\text{Subarea}_{\text{pixel1}} \cdot R_{\text{pixel1}} + \text{Subarea}_{\text{pixel2}} \cdot R_{\text{pixel2}}}{\text{Area DEM grid pixel}} \quad (12)$$

or in a general way as:

$$R_f = \frac{\sum \text{Subarea}_{\text{pixel}_i} \cdot R_{\text{pixel}_i}}{\text{Area DEM grid pixel}} \quad (13)$$

Once rain rated for every cell of the whole domain has been calculated by this area-weighted interpolation, the Besòs basin shape is cut out from the high resolution rainfall image.

3.2.3 Probabilistic calibration

The distributed RIBS model was calibrated in the Besòs basin with the first three observed events, and validated with the last observed event.

Basin shape and location of gauging stations are shown in Fig. 2, and their basic properties are presented in Table 2. The model was calibrated using data from the Gramenet station, very near the basin outlet. The model was validated for the Gramenet station and five other gauge stations which were not used for calibration:

8009

Lliça station in the Tenas river, Montcada station in the Ripoll river, just upstream its confluence with the Besòs river, Garriga station in the Congost river, Mogent station in the Mogent river and Mogoda station in the Caldas river.

A probabilistic calibration methodology was applied to obtain the probability density functions of calibration model parameters, which take into account their inherent variability. The probabilistic calibration methodology can be summarized as follows:

Firstly, a sensitivity analysis was carried out over the calibration parameters of the RIBS model. The observed rainfall data in the first episode in August of 2005 was given as input, and calibration parameter values were randomized. A modification of the GSA methodology proposed by Freer et al. (1996) was applied. This analysis showed that the most influential parameters in the model output are: the rate of variation of the hydraulic conductivity in depth (f), the soil anisotropy coefficient (α), the ratio of hillslope flow velocity to channel flow velocity (K_v) and the coefficient of the law that relates hillslope flow velocity to discharge in the basin outlet (C_v). The antecedent moisture content in the basin is also an influential factor, although it is not a model parameter.

Secondly, the proper calibration was carried out over the first three recorded episodes. A large set of synthetic hydrographs was generated by repetitive simulations of the RIBS model for each episode. In this second step, the values of the most influential model parameters were randomized.

As the model utilization is the prediction of flash floods, Root Mean Square Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE) and Nash and Sutcliffe Efficiency Coefficient (NSE) were selected (14–16). The NSE coefficient was used to assess the predictive power of the simulations (Nash and Sutcliffe, 1970).

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{T_S} \cdot \sum_{t=1}^{T_S} (Q_o^t - Q_s^t)^2} \quad (14)$$

$$\text{MAE} = \sum_{t=1}^{Ts} (Q_o^t - Q_s^t) \quad (15)$$

$$\text{NSE} = 1 - \frac{\sum_{t=1}^{Ts} (Q_o^t - Q_s^t)^2}{\sum_{t=1}^{Ts} (Q_o^t - \bar{Q}_o)^2} \quad (16)$$

where Q_o^t is the observed discharge at time t , Q_s^t is the simulated discharge at time t , \bar{Q}_o is the mean of observed discharges in the event and Ts is the total number of time steps.

In a multiobjective calibration no single solution can minimize all the objective functions at the same time (Gupta et al., 1998). Therefore, the Pareto solutions were identified, in order to find the set of non-inferior solutions (Yapo et al., 1998).

Finally, each model parameter was represented by a probability density function (pdf) fitted from the set of Pareto solutions. The distribution functions that best fit the variability of each parameter were identified by means of goodness-of-fit tests, i.e. Chi-Squared test and Kolmogorov-Smirnov test.

A sensitivity analysis was carried out on the time resolution of precipitation. Spatially distributed precipitations were constructed for each event by summing the new advected radar rainfall estimation with a time resolution of one minute. Six time resolutions were selected for the analysis: 30, 24, 18, 15, 12 and 6 min. The calibration methodology was carried out for each rainfall time resolution, in order to take into account that some hydrological parameters may be dependent on time scale. The main statistics of the distribution of parameter values for each time resolution are presented in Table 3.

8011

3.3 Methods of validation

3.3.1 Radar rainfall

To evaluate the accuracy of radar rainfall estimation three error indexes are calculated. These are BIAS (17), Root Mean Square Error (18) and Mean Error (19). BIAS, which is a relative error, provides information about the total amount of precipitation. Mean error [mm] defines if rainfall is under/over-estimated. RMSE [mm] determines the soundness of estimation gauge by gauge.

$$\text{BIAS} = \log \frac{\sum R_i}{\sum P_i} \quad (17)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum (R_i - P_i)^2}{n_i}} \quad (18)$$

$$\text{Error} = \frac{\sum (R_i - P_i)}{n_i} \quad (19)$$

where R_i and P_i are the daily rainfall accumulation derived from the radar and registered by XEMA rain-gauges respectively.

3.3.2 Hydrological modelling

Probabilistic calibration leads to a pdf that represents the variability of each parameter. Therefore, the model result is an ensemble distribution of discharges at each time step, which is obtained by generating a large enough number of hydrographs sampling from parameter space. The required number of simulations was defined through a sensitivity analysis. As shown in Fig. 10, a stabilization of results is reached in a range of 150 to 200 simulations. Therefore, 200 model simulations were carried out to validate the model, randomizing each model parameter from the pdf obtained in the calibration.

8012

The validation was carried out over the last observed episode. Differences between the validation set and the observed hydrograph were quantified by four measures. Firstly, two of the measures used for calibrating the model were selected, i.e. RMSE and MAE, to measure the accuracy of the simulations. Two other measures were added to improve the validation assessment. Estimation bias was quantified by the Nash-Sutcliffe global efficiency index (R^2) ($MQ_{0.5}$) (Eq. 20), which measures the utility of the median as a forecast (Xiong and O'Connor, 2008). The prediction capability of the calibrated model was quantified by the Containing Ratio (CR) (Eq. 21), which measures the number of observations that are not held between the prediction intervals linked to a given confidence level (Montanari, 2005).

$$R^2(MQ_{0.5}) = 1.0 - \frac{\sum_{t=1}^{Ts} [Q_0^t - MQ_{0.5}^t]^2}{\sum_{t=1}^{Ts} [Q_0^t - \bar{Q}_0]^2} \quad (20)$$

where Ts is the number of time steps, Q_0^t is the observed discharge at time t , $MQ_{0.5}^t$ is the median of simulated discharges at time t and \bar{Q}_0 is the mean of observed discharges.

$$CR(\alpha) = \frac{\sum I[Q_0^t]}{Ts} \quad (21)$$

where $I[Q_0^t]$ is equal to 1 if the observed discharge at time t holds between the confidence interval and α is the confidence level, which was set at 10%.

8013

4 Results

4.1 WPMM methodology

The four selected heavy rainfall events were produced by very different meteorological causes. For this reason the calibration method previously presented is applied for each case, in such a way that eight Z/R relations were obtained due to two fitting methods for the four case studies. In the next table (Table 4) the eight power-law functions are tested for every case.

The results show a major improvement in the three long cases, which are the October, November and September cases. The short case (August) shows results of the order of the ones obtained in Atencia et al. (2008), where several Z/R relationships based on the literature were tested. The new relations reduce the BIAS up to 96% and the Root Mean Square Error by 40%. It could be observed that, for the most part, the most suitable data for the calibration is own case data. Nevertheless, the calibration could be carried out by means of other cases that achieve accurate precipitation estimations, as the results prove.

4.2 Advection correction

In the next table (Table 5) the results of applying the advection technique to the best rainfall estimation method are shown. For the August case, the best Z-R relation obtained in Atencia et al. (2008) was used. In the remaining three cases the matching probabilities method was applied using the gamma function to smooth the probability distribution function. The use of cross-correlation technique to interpolate the rain improved the results obtained previously in all the cases for the root mean square error and mean error, but it did not change the total radar rainfall field.

8014

4.3 Sensitivity to precipitation time resolution

The model was validated with the last event at six gage stations: Lliça station on the Tenas River, Montcada station on the Ripoll River, just upstream of its confluence with the Besòs river, Gramenet station on the Besòs River, very near the basin outlet, Garriga station on the Congost River, Mogent station on the Mogent River and Mogoda station on the Caldas River (Fig. 2).

A validation set of 200 simulated hydrographs was generated for each time resolution. These simulated hydrographs were compared with the observed flows for each gauge, obtaining the results presented in Table 6 and Figs. 11 and 12.

The predictive capability for peak discharge is presented in Fig. 11 as a function of rainfall time resolution. Range between confidence limits can be seen as length of the error bars. Most stations show the least variability and the best fit between the median and the observed value for 15 min. In general, the width of the confidence interval and the difference between the median and the observed value increase as rainfall time resolution moves away from 15 min, reaching the maximum in the extreme time resolutions, i.e. 6 and 30 min. 6 and 30 min also show the largest deviations of the median from the observed peak at most stations.

The results obtained for the four validation measures are shown in Fig. 12. To allow for comparison among gauges, RMSE and ME were normalized by observed peak discharge. As shown in Fig. 12, minimum RMSE is reached at all stations except Mogoda for 15 min. Model performance is maintained for time resolutions below 12 min, but decreases sharply for time resolutions above 18 min. Minimum absolute value of bias is also for 15 min, but the differences for 12 min are small. Although the figure presents absolute value of bias for the sake of clarity, bias is positive for time resolutions smaller than 15 min and negative for the rest. Gramenet, Montcada and Mogent stations clearly reach the best $R^2(MQ_{0.5})$ for a time resolution of 15 min. Mogoda and Lliça stations reach the maximum for 15 min, but there are not great differences with the result for 12 min. Garriga reaches the maximum for 12 min. The behavior of CR shows that most

8015

stations reach the maximum for 15 min, except Lliça, where the maximum corresponds to 12 min. Maximum of $R^2(MQ_{0.5})$ and CR is reached in 15 min for most of basins and minimum variability in the peak discharge time step is reached in 15 min for five of six stations.

It seems that the decrease of model performance with increasing time resolution can depend on the maximum time resolution to characterize the rainfall variability in time. This minimum is 15 min, as can be seen in Fig. 12(a–b). The decrease of model performance in validation for time resolutions lower than 15 min can be due to the minimum time resolution required for the hydrological model to characterize the runoff processes. These results lead to 15 min as the best rainfall time resolution for the Besòs basin, in order to achieve a good representation of rainfall characteristics and a good simulation of hydrological processes.

5 Discussion and conclusions

Distributed hydrological modeling is heavily dependent on spatial distribution of rainfall data. Because of that fact, an effort was made on coupling radar data into a hydrological model in flash-flood cases recorded in Catalonia.

This contribution has been revealed as a good example of the numerous problems that exist in QPE. Firstly, the traditional ZR power-law relationships have not worked well when applied to the selected cases. It is difficult to determine with certainty whether this problem might be associated with poor calibration or maintenance of the radar network or to the attenuation caused by the own heavy precipitation. In order to obtain a suitable QPE, a Window Probability Matching Method (WPMM) and an advection correction have been applied in this work.

Results show that the proposed methodology represents a good improvement of radar rainfall estimation in 75% of the cases. Furthermore, in spite of the dependence of the WPMM on the selected probability distribution fitting function, it has been shown that the rainfall estimation improves with the two tested functions. Accordingly, it is

8016

interesting that the minimum root mean square is obtained by fitting parametric functions. Initially, the empirical pdf was tested in order to reproduce exactly the original WPMM technique. However, the results not only in the lower tail of the distribution, but also in the higher reflectivity tail show a poor stability over the SD test. For this reason, a smooth non-parametric technique (Kernel smooth pdf) was tested. The results improve slightly but the stability is already not high enough. For this reason, several parametric functions have been tested.

The best-fitting parametric functions are the Gamma one for reflectivity and the exponential one for rainfall intensity. As is well known, the Gamma function has a potential form multiplied by an exponential function. Because the exponential function does not have the potential factor, the straight relation between rainfall intensity and reflectivity produces a curve of k order in the logarithmic axis. The result of this linear relationship between the two different functions is a non-power-law relation for the transformation of reflectivity in rainfall intensity that increases the quantitative precipitation estimation due to the convex shape of WPMM function in semilog rainfall intensity – reflectivity axis. On the other hand, the smallest bias is usually obtained with non-parametric kernel function fitting. In this methodology, both rainfall and reflectivity values are fitted by means of the same function. Moreover, this function is not parametric, but was built by convolution of Gaussian functions. So, the final Z/R shape relation does not have a predefined form due to the linear relation of the function, as happened with parametric functions. The shape obtained by this method is probably the classic power-law relation. Comparing both methodologies, the parametric function provides an increase of lower reflectivity values and a decrease of higher values, whereas the non-parametric methodology produces a similar shape but displaced to the right, which causes a rainfall intensity increase for all reflectivity values. The second correction made by WPMM non-parametric methodology could be related with a sub-estimation of reflectivity due to the power parameter calibration or own rainfall attenuation.

Taking into account the improvement that involves a convective/stratiform distinction, two Z/R relations are obtained, respectively. This new QPE method gets better results

8017

for BIAS index, which means a decrease of the total rainfall field. Furthermore, the new WPMM Z/R relation shape is less convex than the previous one. Accordingly, this approach should be useful for obtaining better QPEs results if a more in-depth rain regime research were carried out.

After that, an advection correction was applied to correct the rainfall amount. It is based on the hypothesis that rainfall intensity is a field in continuous variation. This method is applied in several meteorological services to accumulate the rainfall during an hour. In the present work, this technique was applied to every six radar rainfall fields with two objectives. The first one was to improve the total rainfall estimation; the second was to increase the temporal resolution in order to feed the hydrological model. By applying this method the root mean square error decreased, although bias did not show this behavior. The cause could be the significance of each improvement. The root mean square error is more closely related with the points error, whereas bias is mainly related to the entire rainfall field.

The combined application of both methodologies to correct QPE reduced RMSE by up to 40% and bias between 75% and 95%. These accurate results allow us to couple radar rainfall information across the area-weighted interpolation.

Once a more accurate rainfall field had been obtained for each 6-minute interval, it was entered in the hydrological model. Due to the fact that calibration of distributed hydrological models is strongly dependent on time resolution of rainfall data, the advection correction method based on cross-correlation technique was applied to implement a temporal disaggregation in several time resolutions (30, 24, 18, 15, 12, 6 and 2 min). Resolutions lower than 6 min lead to unaffordable computation times for operational hydrological forecasting. Accordingly, only the higher six time resolutions were compared. A probabilistic calibration was applied to three case studies in order to obtain the probability density functions that best represent the variability of each model parameter. The calibration was validated with the last episode. This sensitivity analysis of the RIBS model reached the conclusion that a precipitation time resolution of 15 min is recommended for the simulation of the Besòs catchment. The selected precipitation

8018

time resolution compares well with the results presented by (Berne et al., 2004), who studied urban basins up to 100 km^2 and found a strong relationship between basin size and minimum required rainfall spatial and temporal resolution. They suggested for their upper limit of 100 km^2 a rainfall minimum temporal resolution of 12 min. The basins analyzed in this work range from 100 to 1000 km^2 and present an optimum time resolution between 12 and 15 min. The results also suggest a lower dependence of rainfall resolution from basin size for the range analyzed, which could also be extrapolated to larger basins. Furthermore, the optimum rainfall resolution time could be related with the lag time that would be obtained for a basin with an average slope for the Besòs Basin and 2 km distance of radar pixel as longitude.

This work proved that the highest available rainfall time resolution does not necessarily provide the best results in terms of predictive capability of peak flow while the radar system is coupled with a distributed hydrologic model. For the optimum time resolution of 15 min, an RMSE average improvement of 16% was obtained for all sub-basins analyzed when compared to the 6 min time resolution case, with values larger than 10% for all individual basins. Results for other basins could vary across the Mediterranean, due to the influence on basin response of other characteristics not analyzed in this work, such as geomorphology, geology, vegetation, etc. Therefore, a previous analysis of the optimum rainfall time resolution is recommended in order to improve performance of real-time flash flood forecasting schemes.

Acknowledgements. This research is supported by the Sixth Framework Programme European Commission FLASH project (n.036852). It is also included in the framework of the Spanish Severus project (CGL2006-13372-CO2-02). The authors thank Meteocat (Catalan Meteorological Service) for its rainfall data from the XAC and XMET networks and radar data from the XRAD network. Thanks to ACA (Catalan Water Agency) for the rainfall and stream flow data from the SAIH network. The authors also wish to thank CLABSA for the Besòs basin information.

8019

References

- Anagnostou, E. and Krajewski, W.: Real-time radar rainfall estimation. Part I: Algorithm formulation, *J. Atmos. Ocean. Tech.*, 16, 189–197, doi:10.1175/1520-0426(1999)016(0189:RTRREP)2.0.CO;2, 1999. 7998, 8005
- 5 Arnaud, P., Bouvier, C., Cisneros, L., and Dominguez, R.: Influence of rainfall spatial variability on flood prediction, *J. Hydrol.*, 260, 216–230, doi:10.1016/S0022-1694(01)00611-4, 2002. 7997
- 10 Atencia, A., Ceperuelo, M., Llasat, M., and Vilaclara, E.: A new non power-law Z/R relation in western Mediterranean area for flash-flood events, in: Proceedings of Fifth European Conference on Radar in Meteorology and Hydrology (ERAD), Helsinki, Finland, 7, p. 14, 2008. 8002, 8014
- 15 Atlas, D., Rosenfeld, D., Wolff, D., Aeronautics, N., and Space Administration. Goddard Space Flight Center, Greenbelt, M.: Climatologically tuned reflectivity-rain rate relations and links to area-time integrals, *J. Appl. Meteorol.*, 29, 1120–1135, 1990. 8002
- 20 Barnolas, M. and Llasat, M. C.: A flood geodatabase and its climatological applications: the case of Catalonia for the last century, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 7, 271–281, doi:10.5194/nhess-7-271-2007, 2007. 7999
- Bech, J., Codina, B., Lorente, J., and Bebbington, D.: The sensitivity of single polarization weather radar beam blockage correction to variability in the vertical refractivity gradient, *J. Atmos. Ocean. Tech.*, 20, 845–855, doi:10.1175/1520-0426(2003)020(0845:TSOSPW)2.0. CO;2, 2003. 8001
- 25 Bell, V. A. and Moore, R. J.: Short period forecasting of catchment-scale precipitation. Part II: a water-balance storm model for short-term rainfall and flood forecasting, *Hydrol. Earth Syst. Sci.*, 4, 635–651, doi:10.5194/hess-4-635-2000, 2000. 7996
- Berne, A., Delrieu, G., Creutin, J., and Obled, C.: Temporal and spatial resolution of rainfall measurements required for urban hydrology, *J. Hydrol.*, 299, 166–179, 2004. 8019
- Biggerstaff, M. and Listemaa, S.: An improved scheme for convective/stratiform echo classification using radar reflectivity, *J. Appl. Meteorol.*, 39, 2129–2150, doi:10.1175/1520-0450(2001)040(2129:AISFCS)2.0.CO;2, 2000. 8004
- 30 Carpenter, T. and Georgakakos, K.: Intercomparison of lumped versus distributed hydrologic model ensemble simulations on operational forecast scales, *J. Hydrol.*, 329, 174–185, doi:10.1016/j.jhydrol.2006.02.013, 2006. 7997

8020

- Ceperuelo, M. and Llasat, M.: La Precipitacion Convectiva en las Cuencas Internas de Catalunya, Revista del Aficionado a la Meteorologia, 23, 2004. 8000
- Chapon, B., Delrieu, G., Gosset, M., and Boudevillain, B.: Variability of rain drop size distribution and its effect on the Z-R relationship: A case study for intense Mediterranean rainfall, Atmos. Res., 87, 52–65, doi:10.1016/j.atmosres.2007.07.003, 2008. 8002
- Delrieu, G., Andrieu, H., and Creutin, J.: Quantification of path-integrated attenuation for X-and C-band weather radar systems operating in Mediterranean heavy rainfall, J. Appl. Meteorol., 39, 840–850, doi:10.1175/1520-0450(2000)039<0840:QOPIAF>2.0.CO;2, 2000. 7997
- Dransfeld, S., Larnicol, G., and Le Traon, P.: The Potential of the Maximum Cross-Correlation Technique to Estimate Surface Currents From Thermal AVHRR Global Area Coverage Data, IEEE Geosci. Rmote. S., 3, 508–511, doi:10.1109/LGRS.2006.878439, 2006. 8006, 8038
- Franco, M., Sánchez-Diezma, R., and Sempere-Torres, D.: Improving radar precipitation estimates by applying a VPR correction method based on separating precipitation types, in: Proceedings of Fifth European Conference on Radar in Meteorology and Hydrology (ERAD),, Helsinki, Finland, 14, p. 14, 2008. 7998
- Freer, J., Beven, K., and Ambroise, B.: Bayesian estimation of uncertainty in runoff prediction and the value of data: An application of the GLUE approach, Water Resour. Res., 32, 2161–2173, 1996. 8010
- Garrote, L. and Bras, R.: A distributed model for real-time flood forecasting using digital elevation models, J. Hydrol., 167, 279–306, doi:10.1016/0022-1694(94)02592-Y, 1995. 7998, 7999, 8007
- Garrote, L., Molina, M., and Mediero, L.: Hydroinformatics in Practice: Computational Intelligence and Technological Developments in Water Applications, chap. Learning Bayesian networks from deterministic rainfall-runoff models and Monte-Carlo simulation, 375–388, Springer, doi:10.1007/978-3-540-79881-1_27, 2007. 7998
- Gupta, H., Sorooshian, S., Yapo, P., et al.: Toward improved calibration of hydrologic models: Multiple and noncommensurable measures of information, Water Resour. Res., 34, 751–763, 1998. 8011
- Haddad, Z., Short, D., Durden, S., Im, E., Hensley, S., Grable, M., and Black, R.: A new parametrization of the rain drop size distribution, IEEE Geosci. Rmote. S., 35, 532–539, doi:10.1109/36.581961, 1997. 7997
- Houze, R.: Cloud dynamics, 53, San Diego: Academic Press, 1993. 8005
- Kaplan, E. and Meier, P.: Nonparametric estimation from incomplete observations, Journal of the American statistical association, 53, 457–481, doi:10.2307/2281868, 1958. 8003
- Krajewski, W., Lakshmi, V., Georgakakos, K., and Jain, S.: A Monte Carlo study of rainfall sampling effect on a distributed catchment model, Water Resour. Res., 27, 119–128, doi:10.1029/90WR01977, 1991. 7997
- Lee, G. and Zawadzki, I.: Variability of drop size distributions: Time-scale dependence of the variability and its effects on rain estimation, J. Appl. Meteorol., 44, 241–255, doi:10.1175/JAM2183.1, 2005. 7997, 8004
- Liu, C. and Krajewski, W.: A comparison of methods for calculation of radar-rainfall hourly accumulations, J. Am. Water Resour. As., 32, 305–315, doi:10.1111/j.1752-1688.1996.tb03453.x, 1996. 8005
- Llasat, M., Rigo, T., and Barriendos, M.: The Montserrat-2000 flash-flood event: a comparison with the floods that have occurred in the northeastern Iberian Peninsula since the 14th century, Icon-Int. J. Const. Law., 23, 453–469, doi:10.1002/joc.888, 2003. 7999
- Llasat, M. C., López, L., Barnolas, M., and Llasat-Botija, M.: Flash-floods in Catalonia: the social perception in a context of changing vulnerability, Advances in Geosciences, 17, 63–70, 2008. 8000
- Madsen, H.: Parameter estimation in distributed hydrological catchment modelling using automatic calibration with multiple objectives, Adv. Water Resour., 26, 205–216, doi:10.1016/S0309-1708(02)00092-1, 2003. 7998
- Marshall, J. and Palmer, W.: The distribution of raindrops with size, J. Atmos. Sci., 5, 165–166, doi:10.1175/1520-0469(1948)005<0165:TDORWS>2.0.CO;2, 1948. 7997
- Mediero, L., Garrote, L., and Martin-Carrasco, F.: A probabilistic model to support reservoir operation decisions during flash floods/Un modèle probabiliste d'aide à la décision pour la gestion d'un réservoir lors de crues éclaircies, Hydrolog. Sci. J., 52, 523–537, doi:10.1623/hysj.52.3.523, 2007. 7998
- Montanari, A.: Large sample behaviors of the generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) in assessing the uncertainty of rainfall-runoff simulations, Water Resour. Res., 41, W08406, doi:10.1029/2004WR003826, 2005. 8013
- Morin, E. and Gabella, M.: Radar-based quantitative precipitation estimation over Mediterranean and dry climate regimes, J. Geophys. Res.-Atmos., 112, D20108, doi:10.1029/2006JD008206, 2007. 7998
- Morin, E., Enzel, Y., Shamir, U., and Garti, R.: The characteristic time scale for basin hydrological response using radar data, J. Hydrol., 252, 85–99, doi:10.1016/S0022-1694(01)00451-6,

- the American statistical association, 53, 457–481, doi:10.2307/2281868, 1958. 8003
- Krajewski, W., Lakshmi, V., Georgakakos, K., and Jain, S.: A Monte Carlo study of rainfall sampling effect on a distributed catchment model, Water Resour. Res., 27, 119–128, doi:10.1029/90WR01977, 1991. 7997
- Lee, G. and Zawadzki, I.: Variability of drop size distributions: Time-scale dependence of the variability and its effects on rain estimation, J. Appl. Meteorol., 44, 241–255, doi:10.1175/JAM2183.1, 2005. 7997, 8004
- Liu, C. and Krajewski, W.: A comparison of methods for calculation of radar-rainfall hourly accumulations, J. Am. Water Resour. As., 32, 305–315, doi:10.1111/j.1752-1688.1996.tb03453.x, 1996. 8005
- Llasat, M., Rigo, T., and Barriendos, M.: The Montserrat-2000 flash-flood event: a comparison with the floods that have occurred in the northeastern Iberian Peninsula since the 14th century, Icon-Int. J. Const. Law., 23, 453–469, doi:10.1002/joc.888, 2003. 7999
- Llasat, M. C., López, L., Barnolas, M., and Llasat-Botija, M.: Flash-floods in Catalonia: the social perception in a context of changing vulnerability, Advances in Geosciences, 17, 63–70, 2008. 8000
- Madsen, H.: Parameter estimation in distributed hydrological catchment modelling using automatic calibration with multiple objectives, Adv. Water Resour., 26, 205–216, doi:10.1016/S0309-1708(02)00092-1, 2003. 7998
- Marshall, J. and Palmer, W.: The distribution of raindrops with size, J. Atmos. Sci., 5, 165–166, doi:10.1175/1520-0469(1948)005<0165:TDORWS>2.0.CO;2, 1948. 7997
- Mediero, L., Garrote, L., and Martin-Carrasco, F.: A probabilistic model to support reservoir operation decisions during flash floods/Un modèle probabiliste d'aide à la décision pour la gestion d'un réservoir lors de crues éclaircies, Hydrolog. Sci. J., 52, 523–537, doi:10.1623/hysj.52.3.523, 2007. 7998
- Montanari, A.: Large sample behaviors of the generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) in assessing the uncertainty of rainfall-runoff simulations, Water Resour. Res., 41, W08406, doi:10.1029/2004WR003826, 2005. 8013
- Morin, E. and Gabella, M.: Radar-based quantitative precipitation estimation over Mediterranean and dry climate regimes, J. Geophys. Res.-Atmos., 112, D20108, doi:10.1029/2006JD008206, 2007. 7998
- Morin, E., Enzel, Y., Shamir, U., and Garti, R.: The characteristic time scale for basin hydrological response using radar data, J. Hydrol., 252, 85–99, doi:10.1016/S0022-1694(01)00451-6,

2001. 7999
- Nash, J. and Sutcliffe, J.: River flow forecasting through conceptual models. part I-A discussion of principles, *J. Hydrol.*, 10, 282–290, doi:10.1016/0022-1694(70)90255-6, 1970. 8010
- Parzen, E.: On estimation of a probability density function and mode, *The Annals of Mathematical Statistics*, 33, 1065–1076, doi:10.1214/aoms/1177704472, 1962. 8003
- 5 Refsgaard, J.: Parameterisation, calibration and validation of distributed hydrological models, *J. Hydrol.*, 198, 69–97, doi:10.1016/S0022-1694(96)03329-X, 1997. 7998
- Rigo, T.: Estudio de sistemas convectivos mesoescalares en la zona mediterránea occidental mediante el uso del radar meteorológico, Ph.D. thesis, PhD thesis, University of Barcelona, Internal publication, 2004. 8002, 8007
- 10 Rigo, T. and Llasat, M. C.: A methodology for the classification of convective structures using meteorological radar: Application to heavy rainfall events on the Mediterranean coast of the Iberian Peninsula, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 4, 59–68, doi:10.5194/nhess-4-59-2004, 2004. 8004
- 15 Robinson, J., Sivapalan, M., and Snell, J.: On the relative roles of hillslope processes, channel routing, and network geomorphology in the hydrologic response of natural catchments, *Water Resour. Res.*, 31, 3089–3101, doi:10.1029/95WR01948, 1996. 7999
- Rosenfeld, D., Wolff, D., and Atlas, D.: General probability-matched relations between radar reflectivity and rain rate, *J. Appl. Meteorol.*, 32, 50–72, doi:10.1175/1520-0450(1993)032<0050:GPMRBR>2.0.CO;2, 1993. 8002
- 20 Rosenfeld, D., Wolff, D., and Amitai, E.: The window probability matching method for rainfall measurements with radar, *J. Appl. Meteorol.*, 33, 682–693, doi:10.1175/1520-0450(1994)033<0682:TWPMMF>2.0.CO;2, 1994. 7998, 8002, 8003
- Rosenfeld, D., Amitai, E., and Wolff, D.: Improved accuracy of radar WPMM estimated rainfall upon application of objective classification criteria, *J. Appl. Meteorol.*, 34, 212–223, doi:10.1175/1520-0450(1995)034<0212:IAORWE>2.0.CO;2, 1995. 8004
- 25 Sánchez-Diezma, R., Zawadzki, I., and Sempere-Torres, D.: Identification of the bright band through the analysis of volumetric radar data, *J. Geophys. Res.-Atmos.*, 105, 2225–2236, doi:10.1029/1999JD900310, 2000. 7997
- 30 Sánchez-Diezma, R., Sempere-Torres, D., Delrieu, G., and Zawadzki, I.: An improved methodology for ground clutter substitution based on a pre-classification of precipitation types, in: 30 th Internat. Conf. on Radar Meteor, 271–273, Munich, Germany, 2001. 7997
- Sempere-Torres, D., Sanchez-Diezma, R., Zawadzki, I., and Creutin, J.: Identification of strat-

8023

iform and convective areas using radar data with application to the improvement of DSD analysis and ZR relations, *Physics and Chemistry of the Earth, Part B: Hydrology, Oceans and Atmosphere*, 25, 985–990, 2000. 8002

- Smith, M., Seo, D., Koren, V., Reed, S., Zhang, Z., Duan, Q., Moreda, F., and Cong, S.: The distributed model intercomparison project (DMIP): motivation and experiment design, *J. Hydrol.*, 298, 4–26, doi:10.1016/j.jhydrol.2004.03.040, 2004. 7998
- 5 Snyder, J.: Map Projections—A Working Manual, USGS Professional Paper 1395, United States Government Printing Office, Washington DC, 1987. 8009
- Steinacker, R., Dorninger, M., Wölfelmaier, F., and Krennert, T.: Automatic tracking of convective cells and cell complexes from lightning and radar data, *Meteorol. Atmos. Phys.*, 72, 101–110, doi:10.1007/s007030050009, 2000. 8007
- 10 Steiner, M., Houze Jr, R., and Yuter, S.: Climatological characterization of three-dimensional storm structure from operational radar and rain gauge data, *J. Appl. Meteorol.*, 34, 1978–2007, doi:10.1175/1520-0450(1995)034<1978:CCOTDS>2.0.CO;2, 1995. 7997, 8004
- 15 Turk, G. and O'Brien, J. F.: Shape transformation using variational implicit functions, in: SIGGRAPH '05: ACM SIGGRAPH 2005 Courses, ACM, New York, NY, USA, p. 13, doi:10.1145/1198555.1198639, 2005. 8006
- Uijlenhoet, R., Steiner, M., and Smith, J.: Variability of raindrop size distributions in a squall line and implications for radar rainfall estimation, *J. Hydrometeorol.*, 4, 43–61, doi:10.1175/1525-7541(2003)004<0043:VORSDI>2.0.CO;2, 2003. 8002
- 20 Velasco-Forero, C., Sempere-Torres, D., Sanchez-Diezma, R., Cassiraga, E., and Gomez-Hernandez, J.: A non-parametric methodology to merge raingauges and radar by kriging: sensitivity to errors in radar measurements, in: Proceedings of Third European Conference on Radar in Meteorology and Hydrology (ERAD), Visby, Island of Gotland, Sweden, 21–24, 2004. 7998
- 25 Winchell, M., Gupta, H., and Sorooshian, S.: On the simulation of infiltration-and saturation-excess runoff using radar-based rainfall estimates: Effects of algorithm uncertainty and pixel aggregation, *Water Resour. Res.*, 34, 2655–2670, doi:10.1029/98WR02009, 1998. 7996
- Xiong, L. and O'Connor, K.: An empirical method to improve the prediction limits of the GLUE methodology in rainfall-runoff modeling, *J. Hydrol.*, 349, 115–124, 2008. 8013
- 30 Yang, D., Herath, S., and Musiakie, K.: Comparison of different distributed hydrological models for characterization of catchment spatial variability, *Hydrol. Process.*, 14, 403–416, doi:10.1002/(SICI)1099-1085(20000228)14:3<403::AID-HYP945>3.0.CO;2-3, 2000. 7999

8024

- Yapo, P., Gupta, H., and Sorooshian, S.: Multi-objective global optimization for hydrologic models, *J. Hydrol.*, 204, 83–97, 1998. 8011
- Zawadzki, I.: On radar-raingage comparison, *J. Appl. Meteorol.*, 14, 1430–1436, doi:10.1175/1520-0450(1975)014<1430:ORRC>2.0.CO;2, 1975. 8002

8025

Table 1. Rainfall amount and intensity for the four study events over the entire domain of Catalonia and over the Besòs Basin.

Data	Max. rainfall amount (mm)		Max. rainfall intensity (mm/h)	
	Catalonia	Besòs	Catalonia	Besòs
2/08/2005	57.1	55.0	117.6	117.6
11–13/10/2005	348.2	81.7	129.6	108.0
13–15/11/2005	148.1	46.4	118.8	80.4
12–14/09/2006	266.1	117.6	249.6	135.6

8026

Table 2. Basin area (km^2), length of the main watercourse (km), slope between maximum and minimum elevation (m/m) and time of concentration by the Kirpich formula (h) for Besòs basin stations.

	Area (km^2)	L (km)	S(m/m)	t_c (h)
Mogoda	111	31.83	0.026	3.87
Lliça	146	38.71	0.023	4.73
Garriga	151	26.41	0.026	3.36
Mogent	182	36.66	0.032	3.99
Montcada	221	43.24	0.015	6.15
Gramenet	1012	63.45	0.015	8.26

8027

Table 3. Summary of calibration results for each parameter and all time resolutions. Table shows mean value (μ) and standard deviation (σ) of the parameter distribution.

Time resolution (min)	Parameter									
	$\log_{10}(f)$ [mm^{-1}]		α [-]		K_v [-]		C_v [m h^{-1}]		μ	σ
	μ	σ	μ	σ	μ	σ	μ	σ		
6	-3.05	0.92	41.6	25.8	10.1	2.82	4680	1654		
12	-2.15	0.71	48.6	28.9	10.9	1.80	4643	1220		
15	-2.63	0.68	53.4	27.1	11.3	2.15	4397	1313		
18	-2.30	0.51	48.9	30.6	10.7	1.75	4563	1818		
24	-2.32	0.29	44.0	28.8	10.1	1.95	4593	1655		
30	-2.65	0.69	50.6	24.4	11.1	2.77	3415	1439		

8028

Table 4. Validation results for the eight relationship in each of the four study cases. The numbers in the second row represent the PDF fitting method, being 1 exponential-Gamma and 2 for the Kernel smoothing density function.

		Validation		August 05		October 05		November 05		September 05	
		Calibration		1	2	1	2	1	2	1	2
August 05	BIAS	0.28	0.13	0.07	-0.17	0.03	-0.19	-0.09	-0.30		
	Error	6.89	3.28	4.78	-21.99	17.96	-5.61	-17.90	-45.30		
	RMSE	1.64	1.30	1.89	2.39	4.78	4.03	3.38	4.29		
October 05	BIAS	0.33	0.32	0.02	-0.09	-0.03	-0.13	-0.12	-0.19		
	Error	10.09	12.64	-1.83	-12.81	7.92	3.51	-21.30	-30.58		
	RMSE	1.88	2.35	1.73	1.98	4.10	4.64	3.28	3.57		
November 05	BIAS	0.21	0.19	-0.09	-0.19	-0.14	-0.23	-0.23	-0.31		
	Error	4.19	4.94	-16.85	-25.12	-9.34	-12.65	-39.10	-46.58		
	RMSE	1.12	1.26	2.09	2.40	3.26	3.72	3.88	4.22		
September 06	BIAS	0.45	0.41	0.17	0.02	0.13	-0.02	0.02	-0.09		
	Error	17.06	19.67	24.09	3.62	36.84	25.67	6.84	-11.37		
	RMSE	2.84	3.52	2.28	2.04	6.43	6.64	3.33	3.34		

8029

Table 5. Comparison of results between previous best rainfall estimation method and advection correction to the same rainfall estimation.

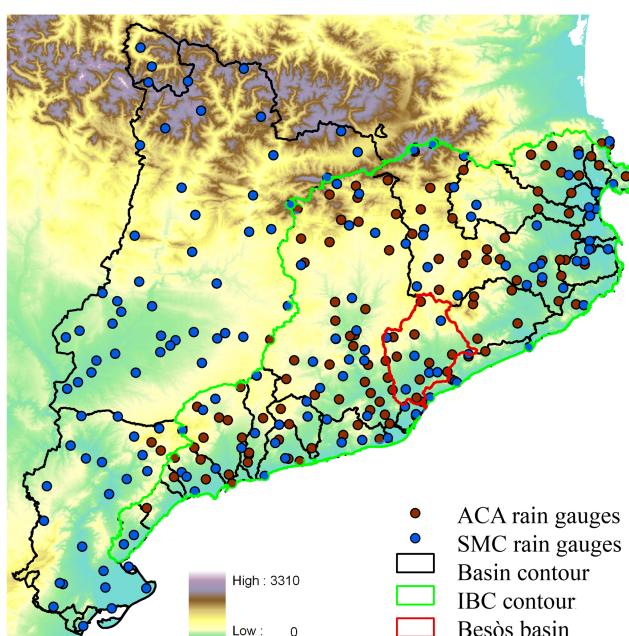
Index	Best previous results			Advection results		
	BIAS	Error	RMSE	BIAS	Error	RMSE
Aug 05	-0.04	-1.1	1.00	0.002	-0.59	0.92
Oct 05	0.02	-1.83	1.73	0.02	-1.50	1.70
Nov 05	-0.13	3.51	3.26	-0.14	3.06	3.23
Sep 06	0.02	6.84	3.33	0.02	4.20	2.99

8030

Table 6. Validation results for the selected gage stations.

Gage station	Measure	Time resolution					
		30 min	24 min	18 min	15 min	12 min	6 min
Lliça	RMSE	16.212	11.546	7.577	3.586	3.911	4.142
	Bias	-12.072	-8.843	-5.939	-1.143	0.325	1.568
	$R^2(MQ_{0.5})$	0.315	0.333	0.392	0.416	0.387	0.360
	CR (10%)	0.254	0.319	0.337	0.365	0.440	0.312
Montcada	RMSE	24.398	19.708	16.718	13.993	14.893	16.003
	Bias	-13.842	-8.157	-5.891	0.548	2.744	5.747
	$R^2(MQ_{0.5})$	0.330	0.376	0.474	0.528	0.474	0.391
	CR (10%)	0.522	0.616	0.693	0.789	0.614	0.523
Gramenet	RMSE	85.530	71.237	68.725	60.656	64.435	68.516
	Bias	-43.843	-25.817	-14.795	10.658	15.365	25.131
	$R^2(MQ_{0.5})$	0.398	0.421	0.438	0.521	0.432	0.356
	CR (10%)	0.498	0.520	0.539	0.686	0.592	0.504
Garriga	RMSE	9.726	8.003	7.278	3.108	3.736	4.741
	Bias	-6.669	-5.142	-3.385	0.005	1.049	1.644
	$R^2(MQ_{0.5})$	0.290	0.307	0.321	0.347	0.382	0.316
	CR (10%)	0.284	0.308	0.381	0.490	0.395	0.201
Mogent	RMSE	24.586	21.422	15.130	14.257	15.020	16.460
	Bias	-7.331	-4.393	-2.524	-1.789	0.214	4.803
	$R^2(MQ_{0.5})$	0.208	0.375	0.472	0.545	0.443	0.346
	CR (10%)	0.304	0.389	0.482	0.614	0.589	0.485
Mogoda	RMSE	11.192	7.138	6.234	5.206	4.505	6.213
	Bias	7.599	4.100	3.295	2.201	-0.049	3.310
	$R^2(MQ_{0.5})$	0.243	0.388	0.419	0.443	0.438	0.373
	CR (10%)	0.284	0.341	0.424	0.543	0.468	0.435

8031

**Fig. 1.** Catalonia contour over a DEM. SAIH (ACA rain gauges) and XEMA (SMC rain gauges) networks, with different time resolutions, are shown.

8032

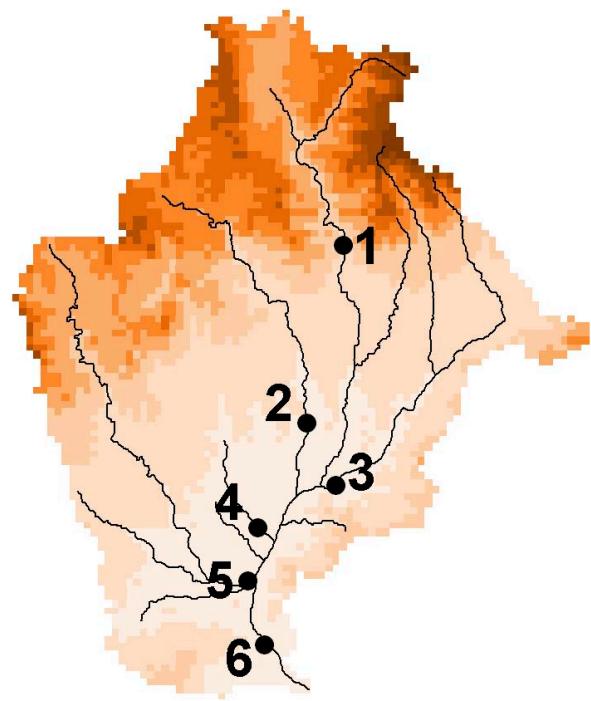


Fig. 2. Location of the gauge stations: 1-Garriga; 2-Lliça; 3-Mogent; 4-Mogoda; 5-Montcada; 6-Gramenet.

8033

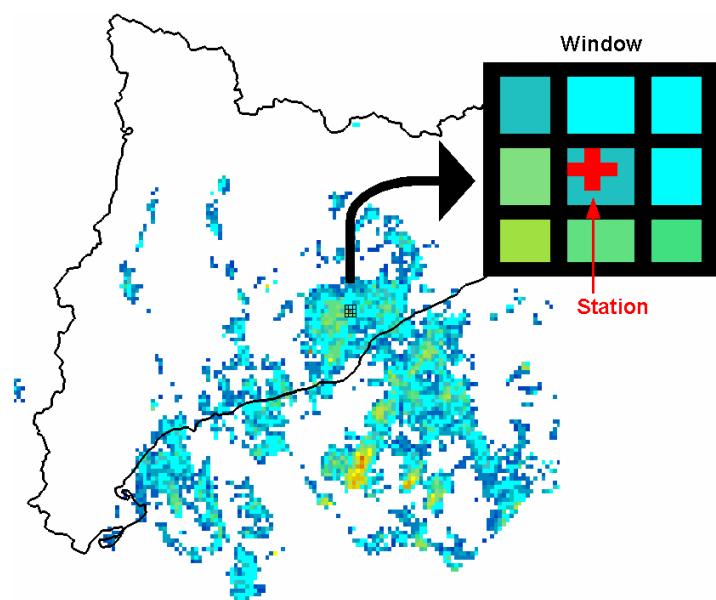


Fig. 3. Radar window example. Square window of 3×3 pixel dimension is centered over a rain gauge (red cross).

8034

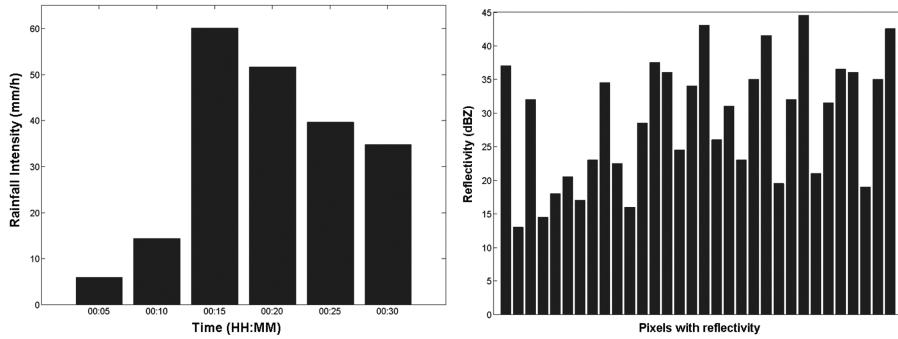


Fig. 4. Examples of a rain gauge (a) and reflectivity (b) independent window. (a) Example of an independent rainfall window dataset: Evolution of 5-minute rainfall rate for a period of 30 minutes. (b) Example of a single independent reflectivity window dataset: 6-minute reflectivities for a period of 30 minutes (5 radar images) and for the nine pixels comprising a window.

8035

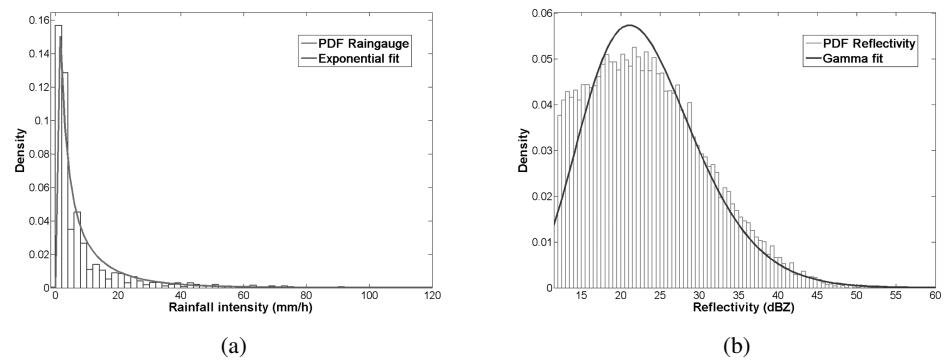


Fig. 5. The upper picture (a) shows density histogram random sub-sample of 25% of the overall population of rain gauge data and the Exponential PDF fit. The lower one (b) shows density histogram for window radar data and Gamma PDF fit.

8036

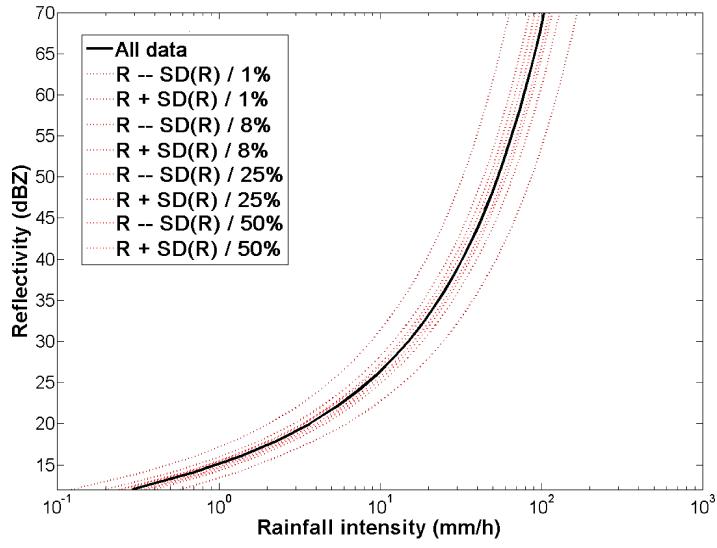


Fig. 6. The new Z/R relation (solid middle line), as obtained from WPMM for the full dataset. The broken lines represent plus and minus one standard deviations from the Z/R when calculated by population from 1% to 50% sub-samples.

8037

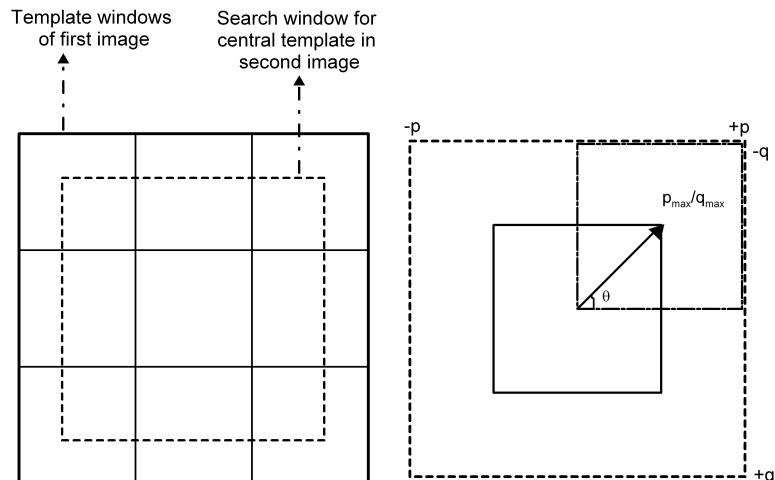


Fig. 7. Both pictures, (a) and (b), are extracted from Dransfeld et al. (2006). (a) Division of the first image into templates (solid lines) and search area (dashed line) corresponding to the central template. (b) Vector indicating where in the second image the centre of the window (dotted line) closest to the original template (solid line) lies.

8038

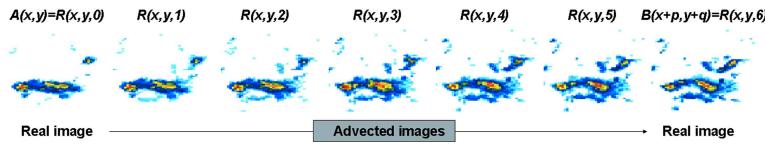


Fig. 8. Real example of radar rainfall desegregation. In the above example 3×3 templates are shown in each image. The original resolution is 6 min and the cross-correlation advection results in a 1 min resolution.

8039

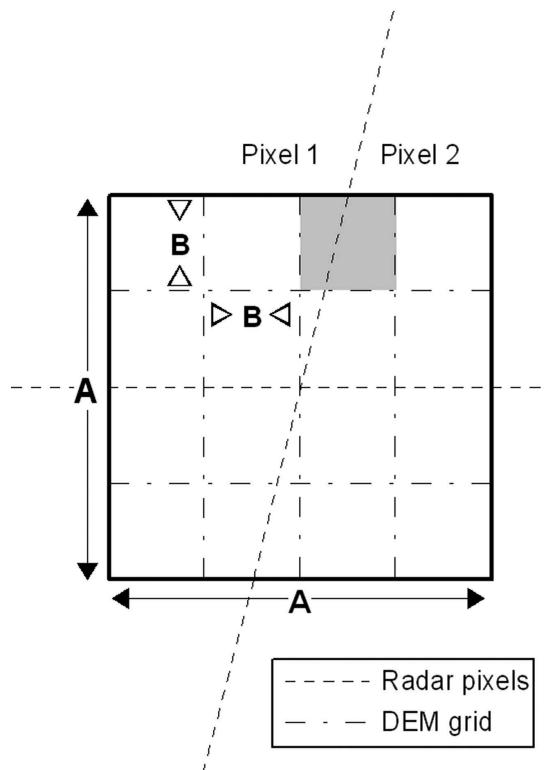


Fig. 9. Superposition of Radar pixels over DEM grid over a small domain of Area A^2 . The highlighted grey DEM grid pixel is used as example of mismatching between the two grids.

8040

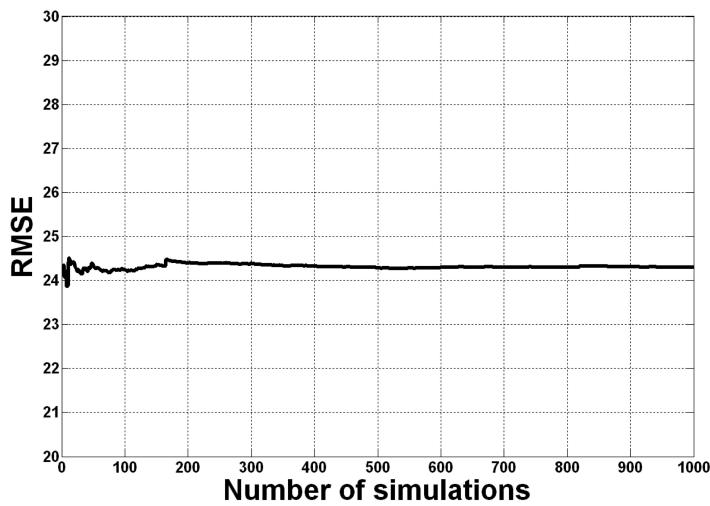


Fig. 10. Sensitivity analysis on the number of simulations. Mean value of RMSE for the validation event with 30 min time resolution.

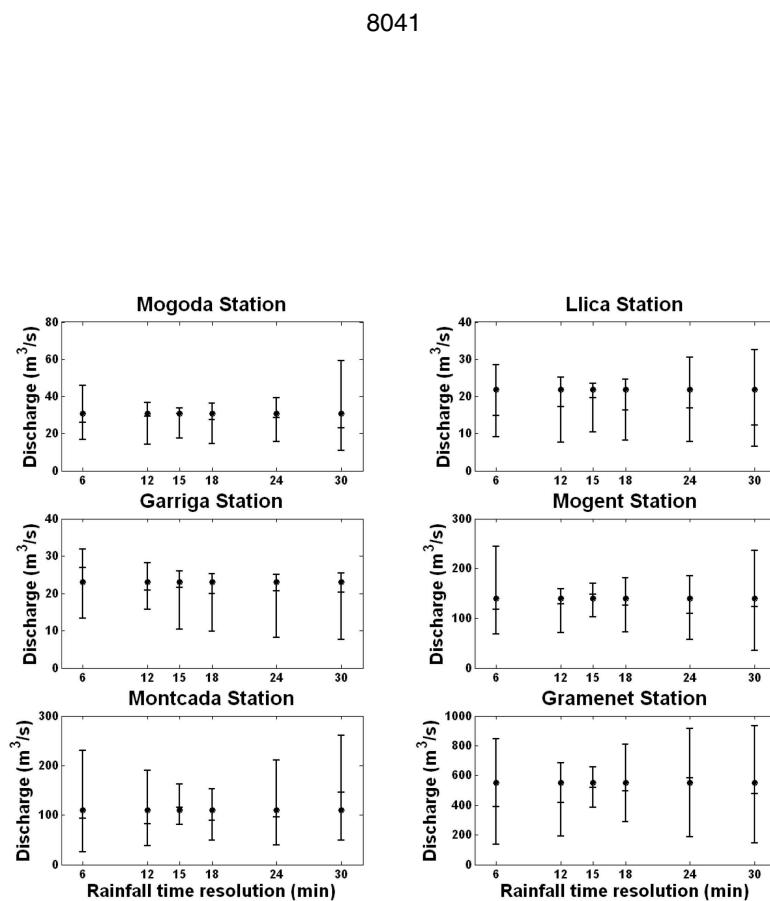


Fig. 11. Validation results for the peak discharge as a function of time resolutions, at all station locations. Observed peak discharge is plotted as solid circle, 5% and 95% percentiles are plotted as vertical bars and the median is plotted as horizontal dash.

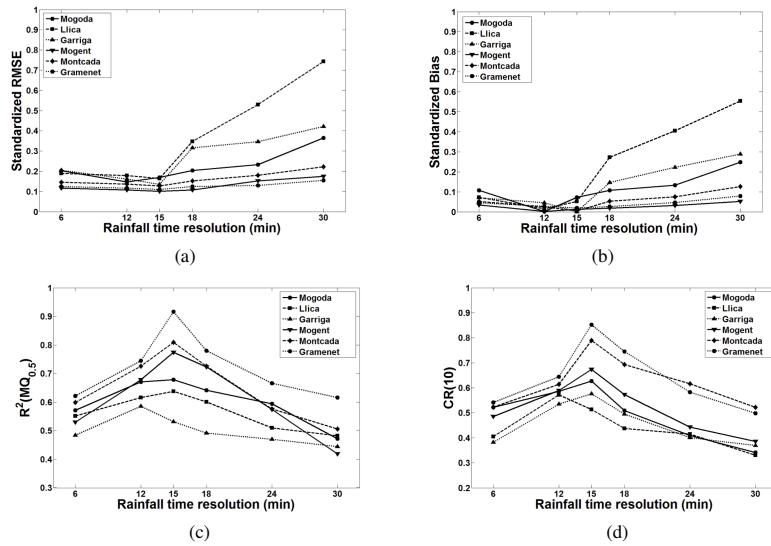


Fig. 12. Validation measures plotted versus rainfall time resolution for all stations. **(a)** Root Mean Square Error (RMSE), standardized by observed peak discharge **(b)** Absolute value of Bias (ME), standardized by observed peak discharge. **(c)** Nash-Sutcliffe global efficiency index $R^2(MQ_{0.5})$ **(d)** Containing Ratio for a confidence level of 10% [CR(10%)].