Pronósticos

Predecir valores futuros de una variable de interés tomando en consideración valores pasados de la misma variable, variables relacionadas, juicios y conocimiento del problema estudiado

- Analizar el pasado e identificar factores/eventos que lo han influenciado
- Identificar tendencias y fluctuaciones
- Analizar el efecto de eventos especiales (clima, promociones)
- Incorporar/relacionar variables y factores que afectan los pronósticos.
- Mejorar la distribución de recursos
- Apoyar la toma de acciones correctivas apropiadas y a tiempo cuando ocurren situaciones fuera de lo pronosticado

Métodos de Pronóstico

Métodos Mixtos

Métodos Cualitativos

Métodos Cuantitativos

Series de Tiempo

Econométricos

- Uso de recomendaciones y opiniones expertas ej. Preguntar a expertos el panorama político dentro de 10 años
- Uso de datos históricos para pronosticar valores futuros
- ej. Pronosticar la tasa de criminalidad usando datos de años anteriores
- •Uso de relaciones entre variables para determinar cómo cambios en éstas afectan el pronóstico de una variable de estudio ej. Pronosticar ventas de propiedades considerando

cambios en precios y tasas de

interés.

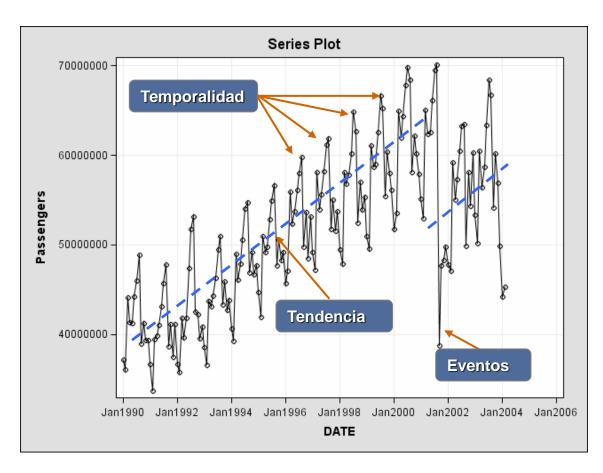
Pronóstico de Series de tiempo

- Identificar modelos apropiados de acuerdo a la variación y patrones de la serie considerada
- Estimar parámetros asociados a los modelos
- Pronosticar Valores futuros de la serie usando los parámetros y especificaciones anteriores



	_NAME	_ 🔳	DATE	3	ACTUAL	13	PREDICT	1	LOWER	1	UPPER	1	ERROR
30	Passengers		1996JUN		56095234		56459048.513		54889135.814		58028961.212		-363814.513
31	Passengers		1996JUL		58058659		58923089.56		57353176.861		60493002.259		-864430.56
32	Passengers		1996AUG		59802408		59753016.954		58183104.255		61322929.654		49391.045742
33	Passengers		1996SEP		49758328		50554205.796		48984293.096		52124118.495		-795877.7958
34	Passengers		1996DCT		53679750		53298156.332		51728243.633		54868069.032		381593.66779
35	Passengers		1996NOV		48464209		50095324.655		48525411.956		51665237.354		-1631115.655
36	Passengers		1996DEC		53181172		51578866.219		50008953.519		53148778.918		1602305.7811
37	Passengers		1997JAN		49228750		48821077.325		47251164.626		50390990.025		407672.67456
38	Passengers		1997FEB		47152265		47784193.92		46214281.221		49354106.62		-631928.9204
39	Passengers		1997MAR		58163010		57150607.373		55580694.673		58720520.072		1012402.6275
40	Passengers		1997APR		53944329		54506429.59		52936516.891		56076342.29		-562100.5902
41	Passengers		1997MAY		55635847		55621939.452		54052026.752		57191852.151		13907.548305
42	Passengers		1997JUN		58172771		58273278.049		56703365.349		59843190.748		-100507.0487
43	Passengers		1997JUL		61153800		60851708.724		59281796.024		62421621.423		302091.2763
44	Passengers		1997AUG		61907945		62192363.006		60622450.307		63762275.705		-284418.008
45	Passengers		1997SEP		51761004		52846955.943		51277043.244		54416868.643		-1085951.943
46	Passengers		19970CT		55026915		55464449.746		53894537.046		57034362.445		-437534.7458
47	Passengers		1997NOV		51524528		51901620.159		50331707.46		53471532.859		-377092.1593
48	Passengers		1997DEC		53801076		53935380.914		52365468.214		55505293.613		-134304.9138
49	Passengers		1998JAN				50416571.841		48846659.141		51986484.54		
50	Passengers		1998FEB				49199803.595		47486031.279		50913575.911		
51	Passengers		1998MAR				58842800.452		56996087.284		60689513.62		
52	Passengers		1998APR				55753784.829		53782838.673		57724730.985		
53	Passengers		1998MAY				57114539.843		55026513.462		59202566.224		
54	Passengers		1998JUN				59758805.231		57559708.434		61957902.027		
55	Passengers		1998JUL				62380538.093		60075511.553		64685564.633		
56	Passengers		1998AUG				63587724.896		61181230.141		65994219.65		
57	Passengers		1998SEP				54365370.383		51861326.33		56869414.436		
58	Passengers		1998DCT				57457767.625		54859651.549		60055883.701		
EU	Dannanan		10001017				E4000100 202		E1 207022 202		EC77E10E 222		

Componentes de una serie de tiempo



- Una serie de tiempo se puede descomponer en componentes de:
 - Tendencia
 - Temporalidad
 - Ciclos
 - Irregular
 - Eventos

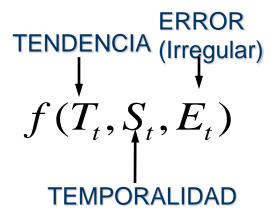


Fig. Ventas de productos vacunos

Tipo de Eventos

- Influencias externas relacionadas con el tiempo
- Los eventos pueden tener efectos temporales o permanentes en las series
- El impacto del evento puede ser abrupto o desarrollarse en un período de tiempo determinado

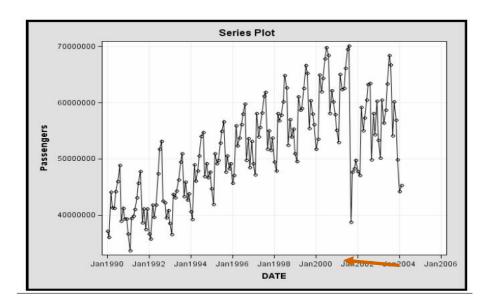
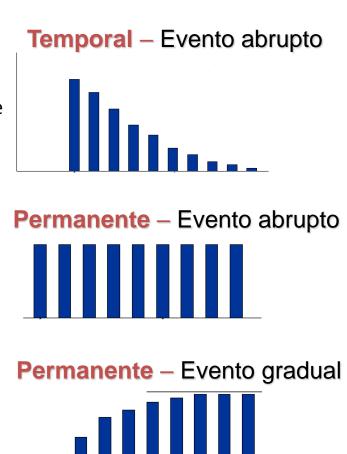
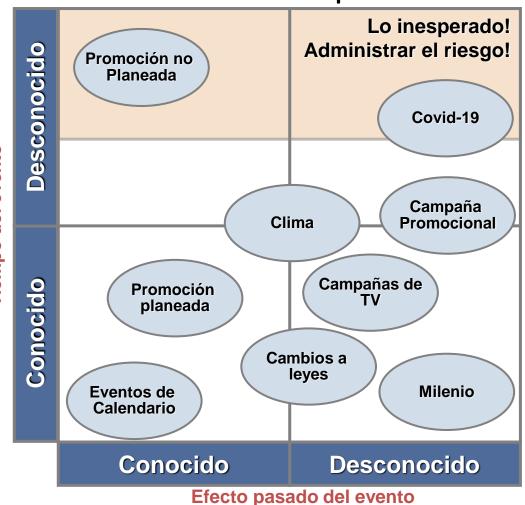


Fig. Efecto abrupto de epidemias en carne



Tipo de Eventos



- Las series se purifican de valores anómalos
 - Parámetros más estables
- El efecto del evento puede ser estimado y usado para ocurrencias futuras
 - Conocer el impacto del evento
 - Pronósticos más asertivos
 - Planeación

Algunos Modelos

Promedios Móviles

- Promedio de valores pasados
- Supone que la serie está basada en un proceso constante, no considera tendencias ni temporalidades

Suavizamiento Exponencial

- Promedios ponderados de valores pasados (decrecientes)
- Simples y fáciles de implementar
- En general se puede obtener una mayor exactitud con modelos ARIMA, no incorporan eventos o variables independientes

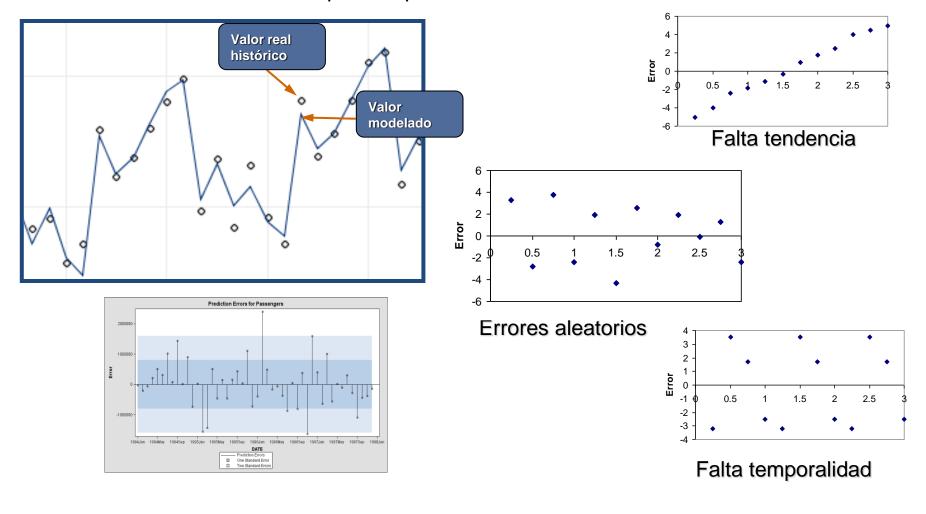
Modelos ARIMAX

- Métodos que consideran auto-correlaciones en los datos y/o errores generados
- Requieren de análisis más elaborados
- Incorporan eventos y variables independientes en los pronósticos, mayor asertividad
- Arima(P, d, q) Arima (2,2,1)
- El pronóstico es expresado como una función de otras variables
- Necesario encontrar variables significativas
- Permite la experimentación con diferentes combinaciones de entradas para estudiar su efecto en los pronósticos.

Modelos de Regresión

Medidas de error (1)

Evalúan si el método de pronóstico se ajusta al patrón que caracteriza a la serie



Medidas de error (2)

Evalúan si el método de pronóstico se ajusta al patrón que caracteriza a la serie

- Medidas dependientes de la Escala. Su escala depende de la escala de los datos: MAE, MSE y RMSE.
- Medidas basadas en el porcentaje de errores. Escala independiente. Puede ser usada para comparar el funcionamiento de los pronósticos entre diferentes escalas: MAPE, MDAPE y RMSPE.
- Medidas basadas en errores relativos. Errores son escalados dividiendo por el error obtenido desde otro método de pronósticos: MRAE y GMRAE.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} |Y_t - \hat{Y}_t|$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{n} |Y_t - \hat{Y}_t| / Y_t$$

$$MRAE = mean(|r_t|)$$

$$r_t = e_t / e_t$$

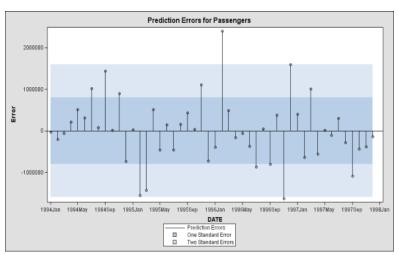


Fig. Ejemplo de residuales

Factores Operativos

- El objetivo principal (Pronosticar vs. explicar)
- Tipo de datos (diarios, semanales, anuales, etc.)
- Número y frecuencia de los pronósticos
- El patrón de los datos (tendencia, temporalidad, etc.)
- La forma del pronóstico deseado (punto o intervalo)
- El costo de los pronósticos
- El nivel de servicio necesitado
- La disponibilidad de pronósticos
- La facilidad de operación y entendimiento
- Calidad de datos

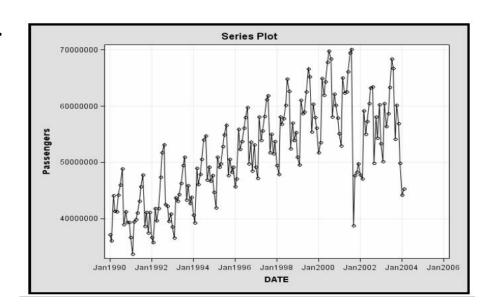


Fig. Efecto abrupto

Factores Operativos

Pronósticos a gran escala

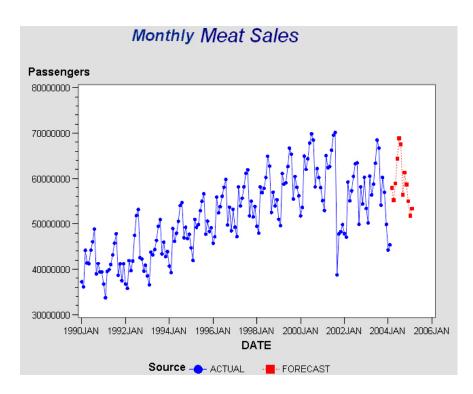


Fig. Ventas de productos

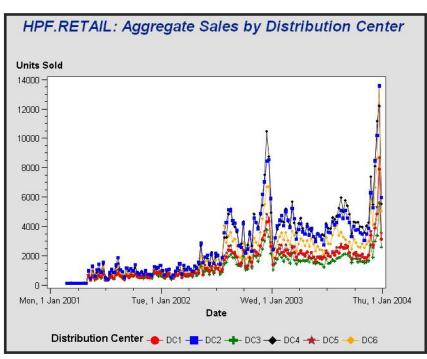


Fig. Ventas agregadas por distintos centros de distribución

Factores Operativos

- Importante considerar las jerarquías a analizar y el tipo de reconciliación
- Usar muestras de hold-out incrementan la asertividad al evaluar un método de pronóstico

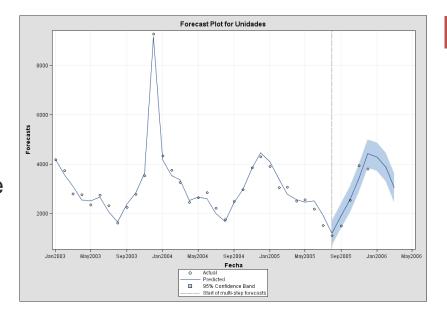


Fig. Uso de muestras de hold-out

Fig. Uso de Jerarquías

Sucursal

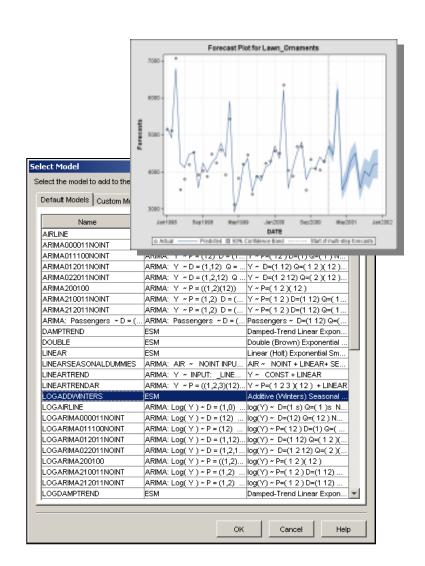
Categoría

SubCategoría

SKU

Tipos de modelos

- Modelos Simples y Avanzados
 - RW, Promedios móviles
 - Modelos de Suavizamiento Exponencial
 - Modelos Box-Jenkins
 - Modelos de Regresión
 - Modelos de Demanda Intermitente (IDM)
 - Modelos de Componentes No Observables (UCM)
 - Modelos de Pronóstico No lineal
 - Modelos de Pronóstico Multivariado
 - Análisis Espectral.



Aplicaciones

Supply Chain Management	Supply Chain Analytics
Gestión del abastecimiento y producción	Optimización de toda la cadena de suministro tomando en cuenta el ciclo de vida del producto
Transaccional	Analítica
Toma de decisiones táctica	Toma de decisiones estratégica
Reducción de costos a través de la eficiencia operacional	Provee oportunidades para la reducción de costos, pero también estimula el crecimiento de ingresos
Toma de decisiones hasta el momento	Toma de decisiones en base a lo que puede ocurrir
Apoya la planeación de materiales y producción	Pronósticos "what-if" basados en datos históricos
Cuantifica costos de materiales	Habilita un entendimiento del costo total
Puede mostrar problemas actuales pero no explicar qué influye en éstos; no ofrece ayuda para evitarlos	Puede analizar en detalle los problemas para saber qué los causó y detectar antes de que vuelvan a ocurrir; ofrece ayuda para evitarlos en un futuro

SAS® ENTERPRISE MINER

SAMPLE (MUESTREO):

creación de ejemplos de datos (uniendo varias tablas)

EXPLORE (EXPLORACION):

explorar buscando relaciones, tendencias, anomalías para el entendimiento

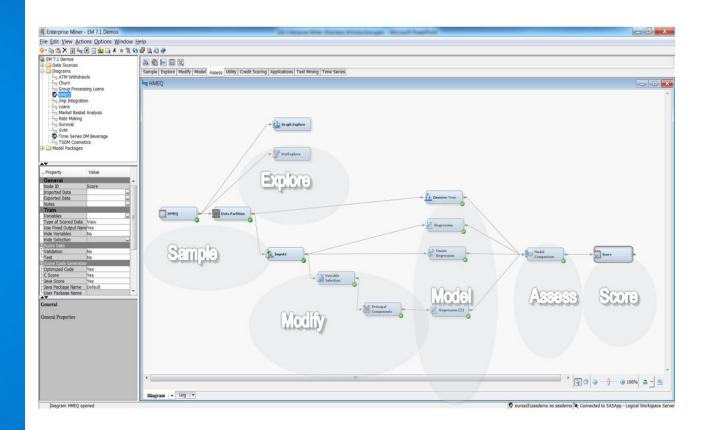
MODIFY (MODIFICACION):

modificar los datos al seleccionar las variables para enfocar la selección del modelo

MODEL (MODELADO): crear los modelos de predicción, usando herramientas analíticas

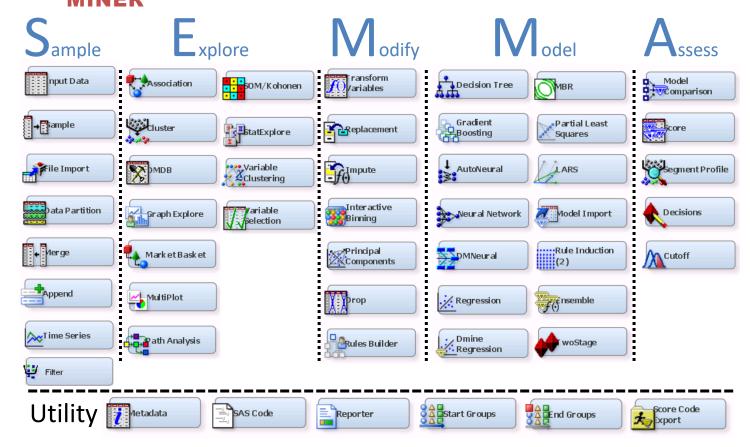
ASSESS (VALODARION): evaluar la confiabilidad de los resultados

METODOLOGIA DE MINERÍA DE DATOS: SEMMA



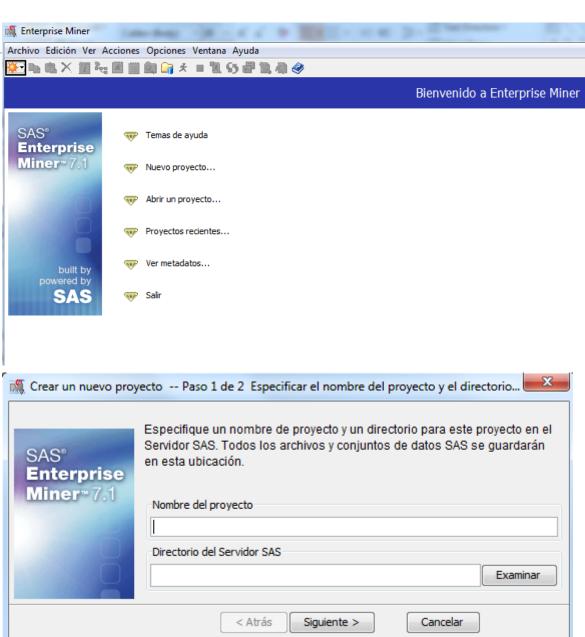
SAS® ENTERPRISE MINER

HERRAMIENTAS PARA EL DESARROLLO DE MODELOS

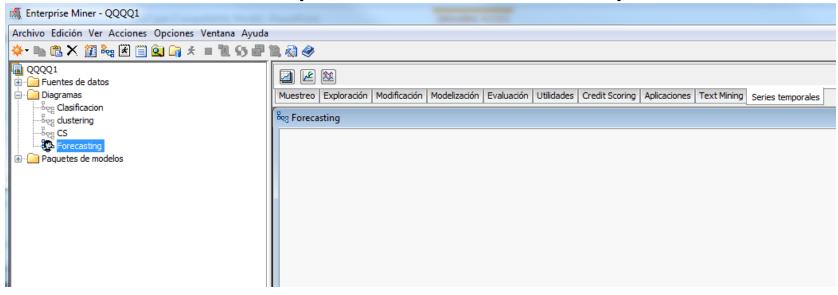


Iniciar SAS Enterprise Miner

- Inicio → SAS → SAS
 Enterprise Miner
 Workstation
- Hacer click en Nuevo proyecto
- En Nombre del proyecto escribir un nombre: Por ejemplo, LabFS
- En Directorio del Servidor SAS escribir un nombre: Por ejemplo, C:\Forecasting
- Hacer click en Siguiente
- Hacer click en Finalizar



Nodos para Series de Tiempo



- Nodo Preparación de Datos: Proporciona funcionalidades de agregación, diferenciación, sumarización y unión, reemplazo de valores perdidos, etc.
- Nodo Similitud: Calcula varias medidas de similitud entre series de tiempo usando clustering y distorsión del tiempo dinámico.
- Nodo Suavizado Exponencial: Proporciona funcionalidades de Forecasting usando métodos de Suavizamiento Exponencial y algunos otros análisis útiles.

Nodo Preparación de Datos

- Crea ID de Series de Tiempo
- Crea metadatos de Series de Tiempo
- Traspone datos de Series de Tiempo
- Detecta y especifica intervalos de tiempo, información de estacionalidad, tiempos de inicio y fin de las series.
- Crea Series de Tiempo de datos transaccionales por agregación.
- Valores perdidos, diferenciación, transformación, etc.

Datos de Ventas de Cosméticos

- (sampsio.cosmetic)
- Datos de ventas recogidos mensualmente durante 3 años (enero 1996 a diciembre 1998).
- SKU: 5 productos (Stock Keeping Unit)
- Zonas geográfica: 5 estados
- Segmentos de clientes: 3 grupos de clientes

Datos – Configuración de Variables

- Variable Cross ID (By variable) debe ser nominal (dimensiones)
- Time ID debe ser una variable intervalo con el formato DateTime de SAS
- Target (Objetivo) y Entradas deben ser Series de Tiempo intervalos.
- Si existe alguna variable Cross ID rechazada, entonces el nodo de Preparación de Datos usará un método de acumulación para esa variable Cross ID

(ninguno)	▼ no Igual a	•			
Columnas:	Etiqueta		Mining		
Nombre 🛆	Rol	Nivel	Informe	Orden	Descartar
group	Rechazado	Nominal	No		No
MNTH_YR	ID temporal	Intervalo	No		No
SALES	Objetivo	Intervalo	No		No
SKU	ID de cruce	Nominal	No		No
	ID de cruce	Nominal	No		No

Nodo Preparación de Datos

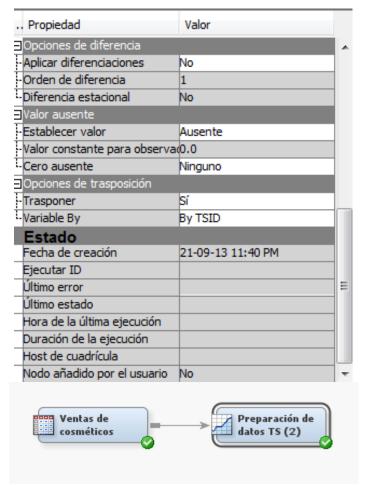
. Propiedad	Valor
Future residents	
Entrenamiento Variables	
101100100	Double to service of
Tipo de datos de entrada	Predeterminado
Intervalo temporal	
Especificar intervalo	Automático
Selección de ciclo estacional	Predeterminado
Longitud del ciclo	2
Hora de inicio y de fin	Predeterminado
Selector de fecha y hora	
Hora del día	Predeterminado
-Acumulación	Promedio
Opciones de transformación	
Transformación	Ninguno
-Parámetro Box-Cox	0.0
Opciones de diferencia	
-Aplicar diferenciaciones	No
Orden de diferencia	1
Diferencia estacional	No
Valor ausente	
Establecer valor	Ausente

- Propiedad Acumulación = Promedio, y todas las otras propiedades en Default.
- Variable Group fue configurada como Rechazada
- Datos exportados de este nodo muestran que la variable Group fue eliminada, y las ventas agregadas por el valor promedio.



Trasponer Datos de Series de Tiempo

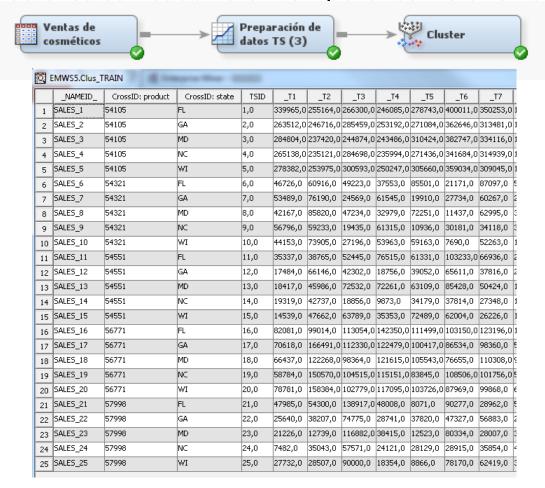
- By TSID es útil para búsqueda de similitudes
- Crea 25 Series de Tiempo como 25 variables



0	EMWS5.TSDP	3 TRANSAC	TION								
E ≥ 3 '	MNTH YR	SALES 1	SALES 2	SALES 3	SALES 4	SALES 5	SALES 6	SALES 7	SALES 8	SALES 9	SALES
1	01-01-1996	339965,0	263512,0	284804,0	265138,0	278382,0	46726.0	53489.0	42167.0	56796.0	44153.0
÷	01-02-1996	255164,0	246716,0	237420,0	235121,0	253975,0	60916,0	76190,0	85820,0	59233,0	73905,0
2	01-02-1996	266300.0	285459.0	244874.0	284698.0	300593.0	49223.0	24569.0	47234.0	19435.0	27196.0
3											<u> </u>
4	01-04-1996	246085,0	253192,0	243486,0	235994,0	250247,0	37553,0	61545,0	32979,0	61315,0	53963,0
5	01-05-1996	278743,0	271084,0	310424,0	271436,0	305660,0	85501,0	19910,0	72251,0	10936,0	59163,0
6	01-06-1996	400011,0	362646,0	382747,0	341684,0	359034,0	21171,0	27734,0	11437,0	30181,0	7690,0
7	01-07-1996	350253,0	313481,0	334116,0	314939,0	309045,0	87097,0	60267,0	62995,0	34118,0	52263,0
8	01-08-1996	199153,0	177143,0	194540,0	197572,0	191511,0	50742,0	25484,0	30431,0	31127,0	19316,0
9	01-09-1996	244955,0	245576,0	256697,0	249798,0	281727,0	33919,0	36666,0	65510,0	34771,0	34004,0
10	01-10-1996	212623,0	257418,0	225334,0	271413,0	245745,0	48104,0	38896,0	49411,0	39343,0	52593,0
11	01-11-1996	284049,0	264403,0	294651,0	255865,0	259166,0	13781,0	57773,0	15712,0	32764,0	60455,0
12	01-12-1996	162132,0	188309,0	173106,0	190092,0	174938,0	103065,0	75480,0	112772,0	58573,0	108345,
13	01-01-1997	228857,0	191996,0	218548,0	205405,0	206901,0	86238,0	51302,0	76409,0	38485,0	62249,0
14	01-02-1997	218194,0	227241,0	222304,0	230980,0	218925,0	62318,0	45892,0	59467,0	39503,0	59439,0
15	01-03-1997	305489,0	301207,0	293846,0	288733,0	303543,0	73999,0	62473,0	70107,0	53372,0	80672,0
16	01-04-1997	212459,0	227409,0	217602,0	226342,0	243237,0	80434,0	77897,0	97810,0	63598,0	71243,0
17	01-05-1997	239026,0	254771,0	235212,0	220704,0	260674,0	41508,0	28427,0	25681,0	37627,0	42098,0
18	01-06-1997	293456,0	270687,0	277952,0	272288,0	251212,0	65218,0	26750,0	55915,0	11779,0	31206,0
19	01-07-1997	161480,0	150261,0	165178,0	129722,0	151330,0	67712,0	32716,0	60541,0	20345,0	54304,0
20	01-08-1997	206420,0	243483,0	228164,0	266990,0	246639,0	6185,0	36602,0	15881,0	47429,0	14795,0
21	01-09-1997	210457,0	227894,0	192319,0	248453,0	229577,0	68187,0	32931,0	55222,0	17812,0	54241,0
22	01-10-1997	216018,0	229676,0	245235,0	240405,0	243748,0	36017,0	39097,0	45423,0	30938,0	53725,0
23	01-11-1997	248623,0	264830,0	260808,0	279790,0	251081,0	55811,0	32023,0	58332,0	27741,0	46382,0
24	01-12-1997	242079,0	232812,0	231764,0	236007,0	235521,0	73111,0	44413,0	82383,0	39770,0	65776,0
or.	N1_N1_1008	324650 O	207681 0	338245 N	286106.0	210500 N	34502.0	34400 N	30600.0	18900 0	24055.0

Trasponer Datos de Series de Tiempo

- By Time ID es útil para Clustering de Series de Tiempo
- Crea 25 vectores con cada valor temporal como una variable.



Usando nodo Preparación de Datos

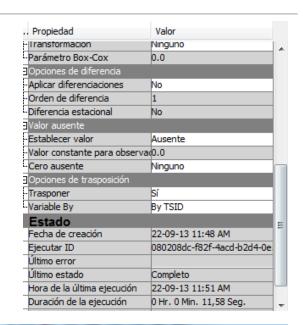
- Para reducción de dimensionalidad
- Usando la opción
 Intervalo de Tiempo, se
 puede obtener datos
 semestrales
- Si se traspone por Time ID entonces se reduce la dimensionalidad (36→6)

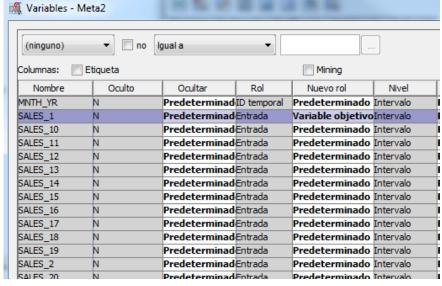
Target 6 1786268,0 6 1453165,0 7 1497481,0 7 1285077,0
6 1453165,0 7 1497481,0
7 1497481,0
7 1285077 0
/ 12030//,0
8 1793491,0
8 2041540,0
6 1682609,0
6 1446330,0
7 1473311,0
7 1348956,0
8 1849268,0
8 2061278,0
6 1703755,0
9;

	EMWS5.TSDP5_TRAIN									
	NAMEID	CrossID: product	CrossID: state	TSID	_T1	_T2	_T3	_T4	_T5	_T6
1	SALES_1	54105	FL	1,0	1786268,0	1453165,0	1497481,0	1285077,0	1793491,0	2041540,0
2	SALES_2	54105	GA	2,0	1682609,0	1446330,0	1473311,0	1348956,0	1849268,0	2061278,0
3	SALES_3	54105	MD	3,0	1703755,0	1478444,0	1465464,0	1323468,0	1827651,0	2018900,0
4	SALES_4	54105	NC	4,0	1634071,0	1479679,0	1444452,0	1401367,0	1815560,0	2095122,0
5	SALES_5	54105	WI	5,0	1747891,0	1462132,0	1484492,0	1357896,0	1871081,0	2059916,0
6	SALES_6	54321	FL	6,0	301090,0	336708,0	409715,0	307023,0	317335,0	345696,0
7	SALES_7	54321	GA	7,0	263437,0	294566,0	292741,0	217782,0	219561,0	198222,0
8	SALES_8	54321	MD	8,0	291888,0	336831,0	385389,0	317782,0	302722,0	369289,0
9	SALES_9	54321	NC	9,0	237896,0	230696,0	244364,0	184035,0	149455,0	165760,0
10	SALES_10	54321	WI	10,0	266070,0	326976,0	346907,0	289223,0	202176,0	255119,0
11	SALES_11	54551	FL	11,0	367626,0	259842,0	269146,0	362659,0	269958,0	287107,0

Nodo Similitud

- Calcula medidas de similitud entre Series de Tiempo input y target (objetivo) o bien entre varias Series de Tiempo inputs.
- Medidas de similitud incluidas:
 - Squared Deviation (SQRDEV)
 - Absolute Deviation (ABSDEV)
 - Mean Square Deviation (MSQRDEV)
 - Mean Absolute Deviation (MABSDEV)
- Trasponer los datos de entrada para obtener 75 series
- Estados (5) x Grupos (3) x SKU (5) = 75
- No se rechazó ningún Cross ID
- Configurar una serie de tiempo a Target (usando el nodo Metadatos) (Por ejemplo, SALES 1)





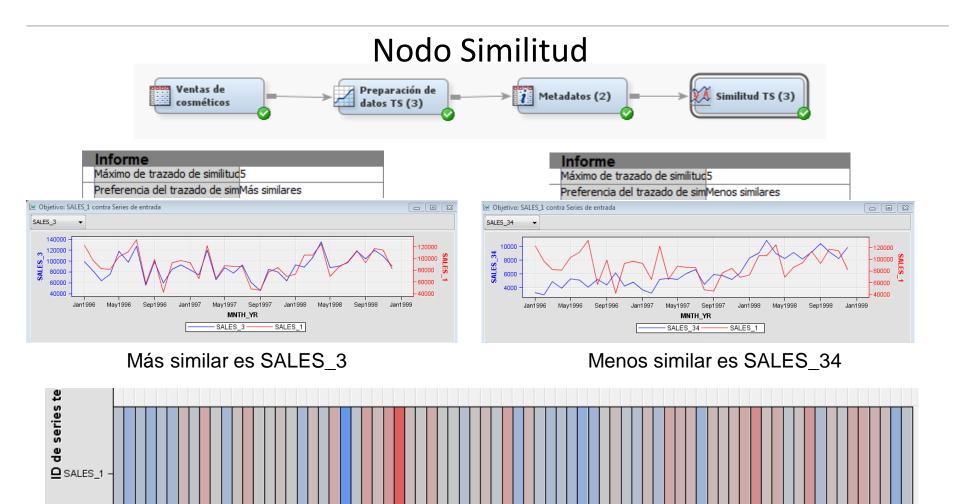


Gráfico de similitud para Serie target (SALES_1) vs todas las demás

7.227872

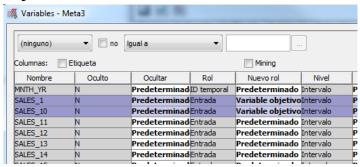
ID de series temporales

36.77506

Comparación entre múltiples Series Input y Targets

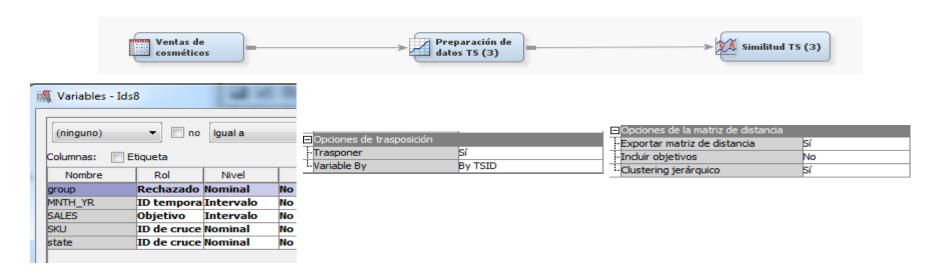
Configurar SALES_1 y SALES_10 como Objetivo en el nodo Metadatos.

 Ejecutar Nodo Similitud (5 más similares)





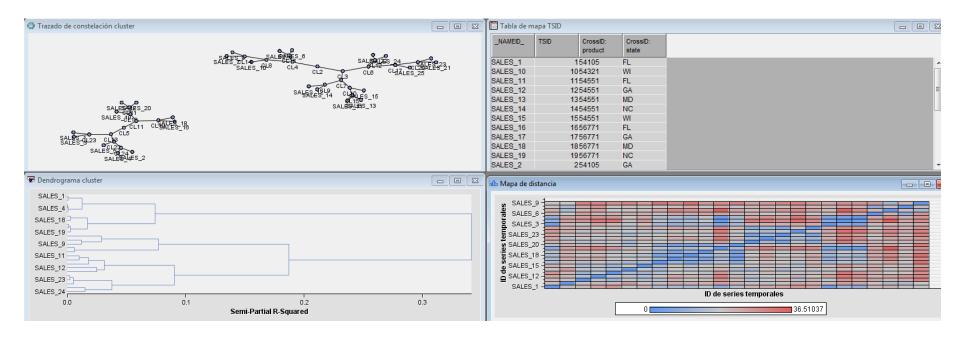
Comparación entre Series input – Sin objetivo, solo entradas



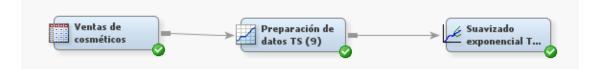
Resultados muestran:

- Matriz de distancia generada dinámicamente con distorsión de tiempo (si aplica) para todas las combinaciones de series de entrada (25 series).
- Exportar matriz de distancia = Sí y Clustering jerárquico = Sí generan Dendrograna y Gráficos de Constelación para los clusters resultantes.
- La matriz de distancia exportada puede ser usada en nodos posteriores (Nodo Cluster)
- Clustering jerárquico funcionará solo con la opción Exportar matriz de distancia = Sí

Clustering de Series input – Sin objetivo, solo entradas



Nodo Suavizado Exponencial



- 75 Series de Tiempo
- Nodo Preparación de Datos crea únicos ID para cada Serie de Tiempo
- Los siguientes modelados de suavizado pueden ser construidos:
 - Simple
 - Double
 - Linear
 - Damped trend
 - Seasonal (aditivo y multiplicativo)
 - Métodos de Winter (aditivo y multiplicativo)
 - Best mejor modelo entre los anteriores
- Método de Forecasting Default: Best con MSE

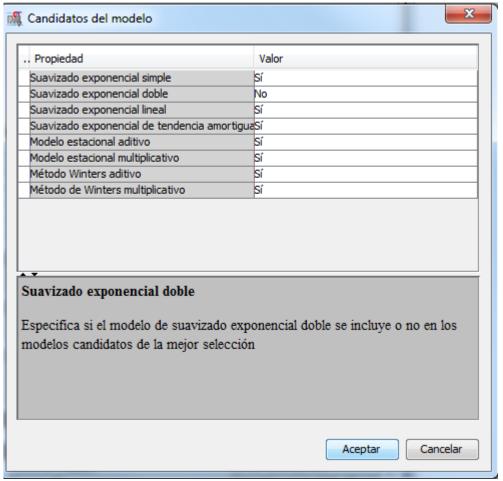
Tabla de m	Tabla de mapa TSID						
TSID	CrossID: product	CrossID: group	CrossID: state				
1	54105	A	FL				
2	54105	A	GA				
3	54105	A	MD				
4	54105	A	NC				
5	54105	A	WI				
6	54105	В	FL				
7	54105	В	GA				
8	54105	В	MD				
9	54105	В	NC				
10	54105	В	WI				
11	54105	С	FL				
12	54105	С	GA				
13	54105	С	MD				
14	54105	С	NC				
15	54105	С	WI				
16	54321	A	FL				
17	54321	A	GA				
	54321	A	MD				
19	54321	A	NC				
	54321	A	WI				
21	54321	В	FL				
22	54321	В	GA				

22545	21 0	GA.	
Propiedad		Valor	
General			
ID de nodo		TSESM2	
Datos importados			
Datos exportados			
Notas			
Entrenamient	0		
Variables			
Acumulación		Promedio	
Estacionalidad		Predeterminad	o
Método de predicción	n	Mejor	
Forecast Lead		6	
Forecast Back		0	
Forecast Sum Start		1	
Nivel de significación		0.05	
	- 11		

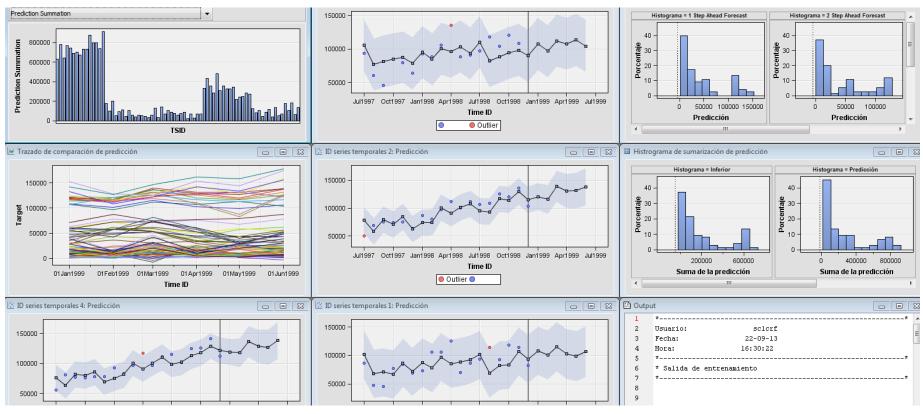
ESM – Selección del mejor modelo



Mean Square Error Sum of Square Error Schwarz Bavesian Information Criterion Root Mean Square Error R-Square Max. Sym. Percent Error Median Abs. Percent Error Median Abs. Error Percent of Std Dev. Median Abs. Predicted Percent Error Median Abs. Symmetric Percent Error Median Relative Abs. Error Mean Error Minimum Abs. Err Percent of Std Dev. Minimum Error Minimum Percent Error Minimum Predicted Percent Error Minimum Relative Error Minimum Symmetric Percent Error Mean Percent Error Mean Predicted Percent Error Mean Relative Absolute Error Mean Relative Error Mean Symmetric Percent Error Random Walk R-Square Mean Absolute Symmetric Percent Error Corrected Total Sum of Squares Total Sum of Squares Unbiased Mean Square Error Unbiased Root Mean Square Error



Resultados del Nodo Suavizado Exponencial

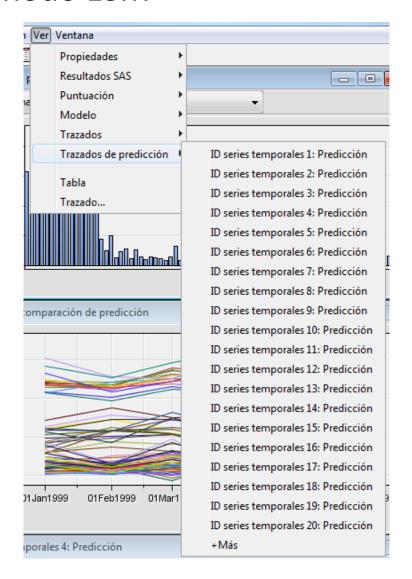


- Gráficos de forecasting para los primeros 4 TSIDs entre las 75 Series de Tiempo
- Gráfico de comparación de forecasts para todas las 75 series en el mismo dominio de tiempo
- Algunos histogramas de resumen

Resultados del nodo ESM

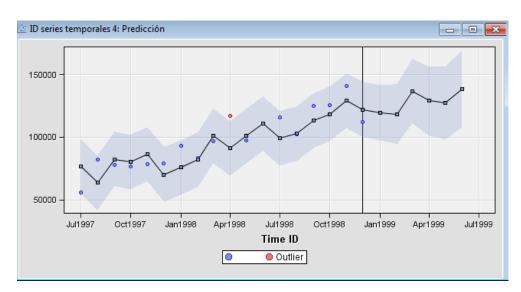
🖺 Estimador (de parámetro			
TSID	Variable Name	Transformati on	Forecasting Model	Parameter Name
1	SALES	NONE	ADDWINTERS	TREND
1	ISALES	NONE	ADDWINTERS	SEASON
1	ISALES	NONE	ADDWINTERS	LEVEL
2	SALES	NONE	ADDWINTERS	LEVEL
2	SALES	NONE	ADDWINTERS	TREND
2	SALES	NONE	ADDWINTERS	SEASON
3	SALES	NONE	ADDWINTERS	SEASON
3	SALES	NONE	ADDWINTERS	LEVEL
3	SALES	NONE	ADDWINTERS	TREND
4	SALES	NONE	ADDWINTERS	LEVEL
4	SALES	NONE	ADDWINTERS	SEASON
4	SALES	NONE	ADDWINTERS	TREND
5	SALES	NONE	ADDWINTERS	LEVEL
5	SALES	NONE	ADDWINTERS	TREND
5	SALES	NONE	ADDWINTERS	SEASON
6	SALES	NONE	ADDWINTERS	TREND
6	SALES	NONE	ADDWINTERS	LEVEL

- La tabla de estimación de parámetros muestra el mejor modelo de suavizado seleccionado para cada serie.
- Por ejemplo,
 - TSID = 35; Winters Aditivo
 - TSID = 40; Modelo estacional
 - TSID = 41; Winters



Resultados del nodo ESM

 Gráficos de forecasting muestran Outliers basado en intervalos de confianza. Los puntos están fuera de su intervalo de confianza predicho.



🗓 Tabla de va	Tabla de valor extremo							
TSID	Variable Name	Time ID	Predicted Values	Valor extremo				
1	SALES	Oct1996	86869.99	Outlier				
1	SALES	Aug1998	68905.35	Outlier				
2	SALES	Aug1996	84058.51	Outlier				
2	SALES	Apr1997	101367	Outlier				
2	SALES	Jul1997	78926.17	Outlier				
3	SALES	Apr1998	96118.22	Outlier				
4	SALES	Apr1998	91412.36	Outlier				
5	SALES	Apr1998	96137.8	Outlier				
6	SALES	Jun1996	84642.24	Outlier				
6	SALES	Jul1997	93939.15	Outlier				
6	SALES	Apr1998	87726.83	Outlier				
8	SALES	Jul1997	93417.88	Outlier				
8	SALES	Apr1998	92586.02	Outlier				
9	SALES	Jul1997	75514.73	Outlier				
11	SALES	Aug1996	109707.7	Outlier				
12	SALES	Apr1998	110884.1	Outlier				
14	SALES	Jul1997	79409.26	Outlier				
14	SALES	Apr1998	100374.4	Outlier				
15	SALES	Jun1996	106644.8	Outlier				