

Análisis y modelado de datos

Pablo Domínguez

2022-06-23

Índice

Planteamiento del problema a abordar	1
Origen de los datos y variable objetivo	2
Información de los datos y filtrado de datos	3
Agrupación por zona climática	5
Calidad y limpieza de los datos	6
Missings	7
Outliers	8
Transformación de las variables categóricas	13
Normalización de datos.	14
Representación de los datos, tratamiento de la variable tiempo y selección de variables	14
Representación de las series temporales	14
Análisis de la estacionalidad	14
Creación de variables ventana	14
Feature selection	14
Modelado	15
Train-test split	15

Índice de tablas

1. Muestra de algunas filas y columnas del conjunto de datos	2
2. Tipo de datos de las variables	2
3. Continuidad de las series temporales	3
4. Muestra de series temporales desde el 2014-01-01 hasta el 2017-06-24	5
5. Cantidad de observaciones y localizaciones por zona climática	6
6. Porcentaje de valores faltantes por cada zona y variable.	7
7. Muestra de variables con valores faltantes imputados.	8
8. Índice de lluvia por zona climática	12

9.	Conversión de variables de viento	13
10.	Variables normalizadas a 0-1 – Zona 3	14

Índice de figuras

1.	Mapa de las zonas climáticas de Australia - Fuente: Australian Building Codes Board	6
2.	Boxplots y violin plots de las variables de la Zona 1, según el valor de ‘RainTomorrow’	8
3.	Boxplots y violin plots de las variables de la Zona 2, según el valor de ‘RainTomorrow’	9
4.	Boxplots y violin plots de las variables de la Zona 3, según el valor de ‘RainTomorrow’	9
5.	Boxplots y violin plots de las variables de la Zona 4, según el valor de ‘RainTomorrow’	10
6.	Boxplots y violin plots de las variables de la Zona 5, según el valor de ‘RainTomorrow’	10
7.	Boxplots y violin plots de las variables de la Zona 6, según el valor de ‘RainTomorrow’	11
8.	Boxplots y violin plots de las variables de la Zona 7, según el valor de ‘RainTomorrow’	11
9.	Boxplots y violin plots de las variables de la Zona 8, según el valor de ‘RainTomorrow’	12
10.	16 direcciones del viento	13

Planteamiento del problema a abordar

Nos encontramos con un conjunto de datos obtenidos a partir de mediciones meteorológicas realizadas por el gobierno de Australia¹. Estos datos, recogidos en distintas localidades, se han capturado realizando mediciones diarias de temperatura, lluvia, evaporación, sol, viento, humedad etc.

En la referencia mencionada advierten que el control de calidad aplicado a la captura de estos datos ha sido limitado, por lo que es posible que existan imprecisiones debidas a datos faltantes, valores acumulados tras varios datos faltantes o errores de varios tipos. Es por este motivo que empezaremos nuestro estudio realizando una revisión de la calidad y estructura del dato. Tras este proceso, construiremos una serie de variables que transformarán el problema y la estructura de datos para que puedan aplicarse los modelos de clasificación supervisada planteados.

Partiendo de la base de datos procesada, la segmentaremos para aplicar varios modelados diferentes por cada zona climática⁴. Finalmente, compararemos los modelos, los ensamblaremos y presentaremos unos resultados de la precisión del modelo final.

Con esta aplicación práctica de los modelos teóricos abordados en el capítulo anterior buscamos reflejar la capacidad de herramientas matemáticas abstractas a la hora de resolver situaciones que pueden tener un gran beneficio en varios ámbitos, tales como sociales, económicos o medioambientales.

Para ello, nos basaremos en las pautas definidas en Everitt et al. (2011) a la hora de abordar un problema de clasificación supervisada, esto es:

1. Definir un conjunto de datos sobre los que modelar el problema de clasificación.
2. Seleccionar un conjunto de *variables predictoras* relevante para el problema.
3. Tratar incorrecciones o valores faltantes.
4. Estandarizar variables.
5. Creación de nuevas variables.
6. Modelado del problema de clasificación con diferentes algoritmos.
7. Presentar, visualizar, comparar e interpretar los resultados.
8. Conclusiones.

¹Notes about Daily Weather Observations - Australian Government (2004)

Origen de los datos y variable objetivo

El buró de meteorología australiano coordina una serie de estaciones meteorológicas locales repartidas a lo largo del territorio. De esta manera, recopila y reporta datos sobre mediciones meteorológicas. En nuestro caso, tenemos información de 49 ciudades repartida a lo largo de unos 8 años.

Tabla 1: Muestra de algunas filas y columnas del conjunto de datos

Date	Location	MinTemp	MaxTemp	Rainfall	—	Temp9am	Temp3pm	RainToday	RainTomorrow
2008-12-01	Albury	13.4	22.9	0.6	—	16.9	21.8	No	No
2008-12-02	Albury	7.4	25.1	0.0	—	17.2	24.3	No	No
2008-12-03	Albury	12.9	25.7	0.0	—	21.0	23.2	No	No
2008-12-04	Albury	9.2	28.0	0.0	—	18.1	26.5	No	No
2008-12-05	Albury	17.5	32.3	1.0	—	17.8	29.7	No	No
2008-12-06	Albury	14.6	29.7	0.2	—	20.6	28.9	No	No

Destacar que hemos importado las variables tipo *string* como *factor*. En la tabla 2, presentamos el tipo de cada variable.

Tabla 2: Tipo de datos de las variables

(a) Tipos de las once primeras variables

	Data_types
Date	Date
Location	factor
MinTemp	numeric
MaxTemp	numeric
Rainfall	numeric
Evaporation	numeric
Sunshine	numeric
WindGustDir	factor
WindGustSpeed	numeric
WindDir9am	factor
WindDir3pm	factor

(b) Tipos de las doce variables restantes

	Data_types
WindSpeed9am	numeric
WindSpeed3pm	numeric
Humidity9am	numeric
Humidity3pm	numeric
Pressure9am	numeric
Pressure3pm	numeric
Cloud9am	numeric
Cloud3pm	numeric
Temp9am	numeric
Temp3pm	numeric
RainToday	factor
RainTomorrow	factor

De esta manera, según se refleja en Australian Government (2004), el conjunto de datos con el que vamos a trabajar cuenta con las siguientes variables.

- *Date*: Fecha en la que se realizó la medición, en formato *AAAA-MM-DD*.
- *Location*: Localización donde se realizó la medición.
- *MinTemp*: Temperatura mínima alcanzada, medida en grados celsius².
- *MaxTemp*: Temperatura máxima alcanzada, medida en grados celsius².
- *Rainfall*: Cantidad total de precipitación, medida en milímetros².
- *Evaporation*: Evaporación en milímetros sobre un *tanque evaporimétrico clase "A"*².
- *Sunshine*: Tiempo en horas de alto nivel de luminosidad solar³.
- *WindGustDir*: Dirección general del viento racheado a lo largo del día³, tomando una de las 16 direcciones posibles del viento.
- *WindGustSpeed*: Velocidad global del viento racheado a lo largo del día³, medido en kilómetros por hora.

²En un rango de 24 horas desde las 9am.

³En un rango de 24 horas desde las 12am.

- *WindDir9am*, *WindDir3pm*: Dirección promedio del viento en los 10 minutos previos a la hora indicada en cada variable.
- *WindSpeed9am*, *WindSpeed3pm*: Velocidad promedio del viento en los 10 minutos previos a la hora indicada en cada variable, medida en kilómetros por hora.
- *Humidity9am*, *Humidity3pm*: Humedad relativa, medida en tanto por ciento, a las horas indicadas en cada variable.
- *Pressure9am*, *Pressure3pm*: Presión atmosférica medida a nivel del mar a las horas indicadas en cada variable, usando el hectopascal como unidad de medida.
- *Cloud9am*, *Cloud3pm*: Fracción del cielo cubierta por nubes a las horas indicadas, medida en *octas de cielo*.
- *Temp9am*, *Temp3pm*: Temperatura en grados celsius medida a las horas indicadas.
- *RainToday*, *RainTomorrow*: Variables binarias indicando si ha habido o no lluvia ese día.

De este modo, *RainTomorrow* será nuestra variable objetivo en los clasificadores. Con ello, desarrollaremos estrategias buscando que los modelos puedan decidir lo mejor posible si, dadas las observaciones de un día e información agregada de días anteriores, lloverá o no al día siguiente.

Información de los datos y filtrado de datos

A continuación, buscamos comprobar si la serie temporal está completa y sin días repetidos para cada valor de la variable *Location*. En la tabla 3, se muestran las variables conteniendo la siguiente información.

- *min_fec*, *max_fec*: Fecha donde comienzan y terminan los datos en la serie temporal.
- *obs*: Número de observaciones total en cada serie temporal.
- *rep*: Booleano que representa si existen fechas repetidas dentro de la serie temporal, esto es, *FALSE* indica ausencia de fechas repetidas.
- *n_diff_dates*: Cantidad de fechas faltantes dentro de la serie temporal.
- *top_diff_date*: Última fecha faltante en la serie temporal.
- *range_free*: Cantidad de datos sin fechas faltantes medidos hacia atrás desde el último registro. Es decir, longitud de la serie temporal continua más reciente.
- *range*: Rango, medido en días, de la serie temporal. Esto es, número de días entre *max_fec* y *min_fec*.

Tabla 3: Continuidad de las series temporales

	min_fec	max_fec	obs	rep	n_diff_dates	top_diff_date	range_free	range
Adelaide	2008-07-01	2017-06-25	3193	FALSE	89	2013-02-28	1579	3282 days
Albany	2008-12-01	2017-06-25	3040	FALSE	89	2013-02-28	1579	3129 days
Albury	2008-12-01	2017-06-25	3040	FALSE	89	2013-02-28	1579	3129 days
AliceSprings	2008-12-01	2017-06-25	3040	FALSE	89	2013-02-28	1579	3129 days
BadgerysCreek	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days
Ballarat	2008-12-01	2017-06-25	3040	FALSE	89	2013-02-28	1579	3129 days
Bendigo	2008-12-01	2017-06-25	3040	FALSE	89	2013-02-28	1579	3129 days
Brisbane	2008-07-01	2017-06-25	3193	FALSE	89	2013-02-28	1579	3282 days
Cairns	2008-12-01	2017-06-25	3040	FALSE	89	2013-02-28	1579	3129 days
Canberra	2007-11-01	2017-06-25	3436	FALSE	89	2013-02-28	1579	3525 days
Cobar	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days
CoffsHarbour	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days
Dartmoor	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days
Darwin	2008-07-01	2017-06-25	3193	FALSE	89	2013-02-28	1579	3282 days

GoldCoast	2008-12-01	2017-06-25	3040	FALSE	89	2013-02-28	1579	3129 days
Hobart	2008-07-01	2017-06-25	3193	FALSE	89	2013-02-28	1579	3282 days
Katherine	2013-03-01	2017-06-25	1578	FALSE	0	NA	NA	1578 days
Launceston	2008-12-01	2017-06-25	3040	FALSE	89	2013-02-28	1579	3129 days
Melbourne	2008-07-01	2017-06-25	3193	FALSE	89	2013-02-28	1579	3282 days
MelbourneAirport	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days
Mildura	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days

Moree	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days
MountGambier	2008-12-01	2017-06-25	3040	FALSE	89	2013-02-28	1579	3129 days
MountGinini	2008-12-01	2017-06-25	3040	FALSE	89	2013-02-28	1579	3129 days
Newcastle	2008-12-01	2017-06-24	3039	FALSE	89	2013-02-28	1578	3128 days
Nhil	2013-03-01	2017-06-25	1578	FALSE	0	NA	NA	1578 days
NorahHead	2009-01-01	2017-06-25	3004	FALSE	94	2013-12-31	1273	3098 days
NorfolkIsland	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days

Nuriootpa	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days
PearceRAAF	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days
Penrith	2008-12-01	2017-06-25	3039	FALSE	90	2013-02-28	1579	3129 days
Perth	2008-07-01	2017-06-25	3193	FALSE	89	2013-02-28	1579	3282 days
PerthAirport	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days
Portland	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days
Richmond	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days

Sale	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days
SalmonGums	2009-01-01	2017-06-25	3001	FALSE	97	2013-02-28	1579	3098 days
Sydney	2008-02-01	2017-06-25	3344	FALSE	89	2013-02-28	1579	3433 days
SydneyAirport	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days
Townsville	2008-12-01	2017-06-25	3040	FALSE	89	2013-02-28	1579	3129 days
Tuggeranong	2008-12-01	2017-06-25	3039	FALSE	90	2013-02-28	1579	3129 days
Uluru	2013-03-01	2017-06-25	1578	FALSE	0	NA	NA	1578 days

WaggaWagga	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days
Walpole	2009-01-01	2017-06-25	3006	FALSE	92	2013-02-28	1579	3098 days
Watsonia	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days
Williamtown	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days
Witchcliffe	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days
Wollongong	2008-12-01	2017-06-25	3040	FALSE	89	2013-02-28	1579	3129 days
Woomera	2009-01-01	2017-06-25	3009	FALSE	89	2013-02-28	1579	3098 days

Como podemos observar en el análisis anterior, vemos que la localización *NorahHead* tiene el último hueco en su serie temporal el *2013-12-31*. Es por este motivo que vamos a filtrar a partir de este valor con el fin

de asegurarnos que no existan fechas faltantes dentro de las series temporales. Se puede observar además que el resto de localizaciones tienen como último salto en su serie temporal la fecha *2013-02-28*, y que las localizaciones de *Katherine*, *Nhil* y *Uluru* comienzan su serie temporal el *2013-03-01*. Esto es, que cuando comenzó a haber registros en estas tres localizaciones dejó de haber errores de grabado de datos en la serie temporal en el resto de localizaciones (salvo en *NorahHead*). Este suceso dentro del proceso de grabación de datos podría ser indicativo de una reestructuración de los mecanismos de captación de los datos climáticos por parte del buró de meteorología australiano.

Finalmente, filtrando desde el *2013-12-31* hasta el *2017-06-24*, que es el último dato registrado en todas las series, se puede observar en la tabla 4 que ya no existen discontinuidades en ninguna serie temporal.

Tabla 4: Muestra de series temporales desde el 2014-01-01 hasta el 2017-06-24

	min_fec	max_fec	obs	rep	n_diff_dates	top_diff_date	range_free	range
Adelaide	2014-01-01	2017-06-24	1271	FALSE	0	NA	NA	1271 days
Albany	2014-01-01	2017-06-24	1271	FALSE	0	NA	NA	1271 days
Albury	2014-01-01	2017-06-24	1271	FALSE	0	NA	NA	1271 days
AliceSprings	2014-01-01	2017-06-24	1271	FALSE	0	NA	NA	1271 days
BadgerysCreek	2014-01-01	2017-06-24	1271	FALSE	0	NA	NA	1271 days
Ballarat	2014-01-01	2017-06-24	1271	FALSE	0	NA	NA	1271 days
Bendigo	2014-01-01	2017-06-24	1271	FALSE	0	NA	NA	1271 days
Brisbane	2014-01-01	2017-06-24	1271	FALSE	0	NA	NA	1271 days
Cairns	2014-01-01	2017-06-24	1271	FALSE	0	NA	NA	1271 days
Canberra	2014-01-01	2017-06-24	1271	FALSE	0	NA	NA	1271 days
Cobar	2014-01-01	2017-06-24	1271	FALSE	0	NA	NA	1271 days
CoffsHarbour	2014-01-01	2017-06-24	1271	FALSE	0	NA	NA	1271 days

Agrupación por zona climática

Con el objetivo de modelar con mayor precisión los datos, vamos a realizar una segmentación de la información asignando la zona climática⁴ a la que pertenece cada localización. Estas zonas, representadas en la figura 1, están descritas de la siguiente manera.

- *Zona 1*: Veranos húmedos y cálidos, con inviernos cálidos.
- *Zona 2*: Veranos húmedos y templados, con inviernos suaves.
- *Zona 3*: Veranos secos y cálidos, con inviernos cálidos.
- *Zona 4*: Veranos secos y cálidos, con inviernos frescos.
- *Zona 5*: Clima templado.
- *Zona 6*: Clima suave.
- *Zona 7*: Clima fresco.
- *Zona 8*: Clima alpino.

Una estrategia alternativa que planteamos como propuesta de mejora en este punto consistiría en realizar un clustering no supervisado, de manera que se segmenten las localizaciones en 8 categorías no equitativas. A continuación, compararíamos esta categorización no supervisada contra la categorización por zona climática para comprobar la similitud de ambas asignaciones.

En cualquier caso, en el planteamiento que proponemos hemos eliminado aquellas localizaciones donde no ha sido posible determinar la zona climática a la que pertenecen. En concreto, se han eliminado *NorfolkIsland*, *Portland*, *Richmond*, *Walpole* y *Williamtown*. A continuación se presentan en la tabla 5 la cantidad total de observaciones junto con la cantidad de ciudades por cada zona climática.

⁴Desarrolladas en el National Construction Code por el Buró de Metereología del Gobierno de Australia.

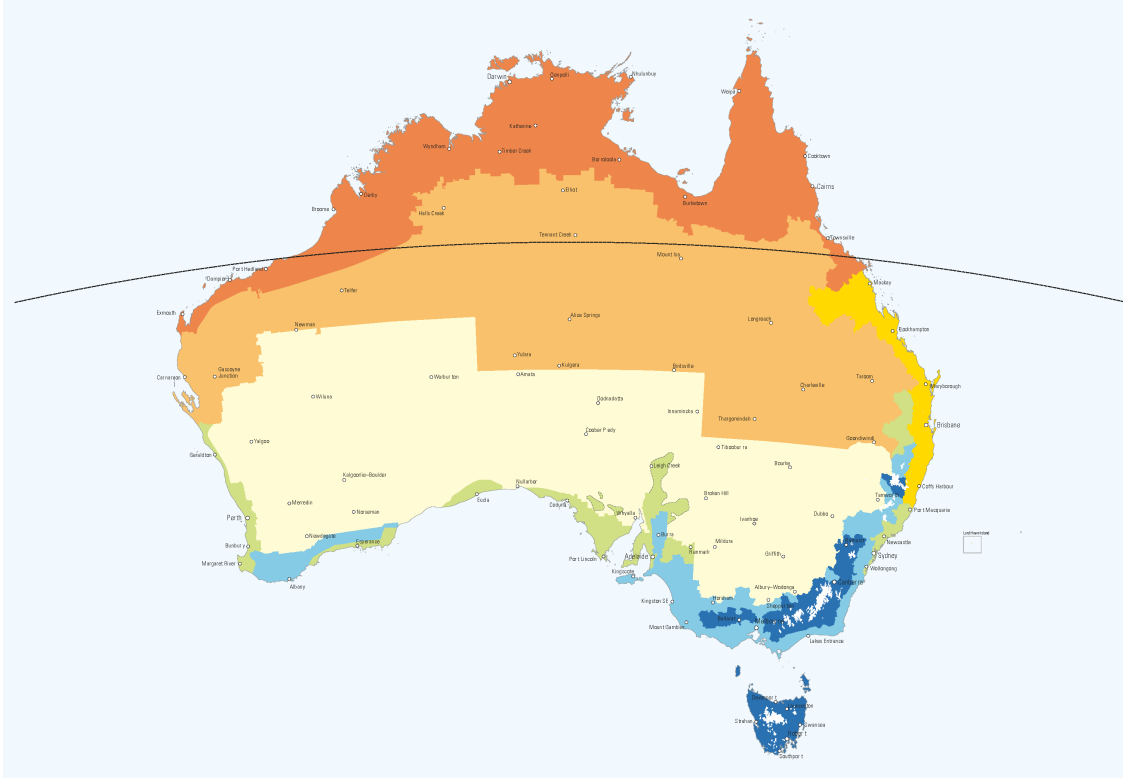


Figura 1: Mapa de las zonas climáticas de Australia - Fuente: Australian Building Codes Board

Tabla 5: Cantidad de observaciones y localizaciones por zona climática

	n_obs	n_locations
Zona 1	5084	4
Zona 2	3813	3
Zona 3	2542	2
Zona 4	8897	7
Zona 5	13981	11
Zona 6	13981	11
Zona 7	6355	5
Zona 8	1271	1

Llegados a este punto, estamos en disposición de crear un conjunto de datos para cada zona climática, a los cuales someteremos a una limpieza y procesamiento de datos. Es importante aplicar este procedimiento por separado para cada zona climática ya que, entre otras técnicas, imputaremos datos faltantes. Por tanto, es necesario que la información con la que sustituimos estos valores sea coherente con la subdivisión por zonas climáticas del conjunto de datos original. Finalmente, tenemos el conjunto de datos segmentado en 8 zonas disjuntas, que abordaremos y modelaremos en paralelo.

Calidad y limpieza de los datos

A continuación, nos disponemos a tratar los aspectos relativos a la calidad del dato. Esto es, tratamiento de valores faltantes o *missings*, valores atípicos u *outliers*, normalización de los datos y balanceo de los datos.

Missings

En la tabla 6 que se muestra abajo se refleja el porcentaje en tanto por ciento de valores faltantes en cada variable por zona climática.

Tabla 6: Porcentaje de valores faltantes por cada zona y variable.

	Location	Date	MinTemp	MaxTemp	Rainfall	Evaporation	Sunshine	WindGustDir
zona1	0	0	0.7867821	0.6294256	1.4162077	9.677419	42.58458	1.5932337
zona2	0	0	0.5245214	0.8130081	3.3044847	64.096512	65.59140	12.0902177
zona3	0	0	1.4162077	0.2753737	2.4783635	57.553108	68.29268	2.3210071
zona4	0	0	0.1573564	0.1236372	2.4053052	44.745420	66.78656	0.9441385
zona5	0	0	1.1873257	0.9012231	1.6522423	61.376153	53.84450	9.9849796
zona6	0	0	4.0698090	4.0340462	4.7135398	42.743724	45.45455	11.0149489
zona7	0	0	0.0786782	0.0944138	0.5979544	80.062943	80.09441	1.2745869
zona8	0	0	0.0000000	0.0000000	0.3147128	100.000000	100.00000	0.5507474

	WindGustSpeed	WindDir9am	WindDir3pm	WindSpeed9am	WindSpeed3pm	Humidity9am	Humidity3pm
zona1	1.4948859	1.9276161	0.3933910	0.0590087	0.1573564	1.1408340	15.0472069
zona2	12.0902177	10.1757147	8.7070548	8.5759245	8.2612116	0.7605560	0.7343299
zona3	2.3210071	6.4909520	1.3375295	1.3768686	1.1801731	0.6294256	0.1966955
zona4	0.9441385	4.6420142	0.8317410	0.5507474	0.5395077	1.5510846	1.5623244
zona5	9.9778271	9.1481296	6.5374437	0.8225449	5.3858808	1.2159359	5.7148988
zona6	10.9005078	6.1726629	6.1082898	0.6294256	5.3930334	5.4431014	10.0207424
zona7	1.2745869	10.3068450	0.7395751	0.0786782	0.1101495	0.2517703	0.1888277
zona8	0.5507474	0.8654603	1.0228167	0.4720692	0.3933910	0.3933910	0.0786782

	Pressure9am	Pressure3pm	Cloud9am	Cloud3pm	Temp9am	Temp3pm	RainToday	RainTomorrow
zona1	0.0393391	0.0983478	8.064516	23.50511	0.6490952	13.9653816	1.4162077	1.4358773
zona2	7.9727249	7.9989510	54.287962	53.13402	0.4196171	0.4458432	3.3044847	3.3044847
zona3	0.3933910	0.1966955	48.505114	44.64988	0.5507474	0.1573564	2.4783635	2.4783635
zona4	0.3596718	0.3371923	37.034956	36.57413	0.1685962	0.1348769	2.4053052	2.4053052
zona5	18.3892425	18.3248695	45.619054	50.21815	0.8511551	5.3715757	1.6522423	1.6379372
zona6	13.6685502	13.6900079	40.547886	49.21679	3.9339103	8.6259924	4.7135398	4.7063872
zona7	18.2848151	18.2533438	46.766326	46.24705	0.0629426	0.0944138	0.5979544	0.5979544
zona8	100.0000000	100.0000000	100.000000	100.00000	0.2360346	0.0000000	0.3147128	0.3147128

Podemos observar que existen múltiples variables que tienen un *100 %* de valores faltantes para la zona climática 8. Además, en estas mismas variables existe una gran cantidad de valores faltantes en el resto de zonas climáticas, por lo que prescindiremos de ellas por su baja calidad del dato. Las variables de las que prescindiremos aplicando este criterio son *Evaporation*, *Sunshine*, *Pressure9am*, *Pressure3pm*, *Cloud9am* y *Cloud3pm*.

Una vez eliminadas dichas variables, resta por tratar el resto de columnas que presentan valores faltantes. Fijándonos de nuevo en la tabla 6 vemos que, a lo más, hay un *15 %* de valores faltantes para la variable *Humidity3pm* en la zona climática 1, mientras que el resto de zonas climáticas tiene menos valores faltantes en todas sus variables. Con el objetivo de presentar a los modelos datos limpios con los que puedan trabajar, vamos a imputar de diferentes maneras los datos faltantes según el tipo de dato de cada columna:

- En las columnas numéricas, sustuiremos en cada variable los valores faltantes por el valor promedio de dicha variable en cada zona.
- En las columnas categóricas, reemplazaremos los valores faltantes por el valor modal de cada variable en cada zona. Destacar que si el valor modal es *NA*, lo sustituiremos por el siguiente valor categórico más frecuente dentro de la zona climática.

La decisión del uso de estos estadísticos para imputar los valores faltantes de cada variable queda respaldada por el hecho de que el uso de estos estadísticos minimiza el impacto de la imputación sobre los propios estadísticos. Esto es, sustituir valores faltantes por la media no modifica la media de la distribución subyacente.

Vemos finalmente en la tabla 7 que tras el proceso de imputación detallado anteriormente ya no contamos con ningún valor faltante en ninguna variable.

Tabla 7: Muestra de variables con valores faltantes imputados.

	Date	WindGustDir	WindDir9am	WindSpeed9am	Humidity9am	Temp3pm	RainToday	RainTomorrow
zona1	0	0	0	0	0	0	0	0
zona2	0	0	0	0	0	0	0	0
zona3	0	0	0	0	0	0	0	0
zona4	0	0	0	0	0	0	0	0
zona5	0	0	0	0	0	0	0	0
zona6	0	0	0	0	0	0	0	0
zona7	0	0	0	0	0	0	0	0
zona8	0	0	0	0	0	0	0	0

Outliers

Mostramos a continuación una serie de diagramas de cajas y violín para cada variable separado por valor de la variable objetivo, para cada zona climática.

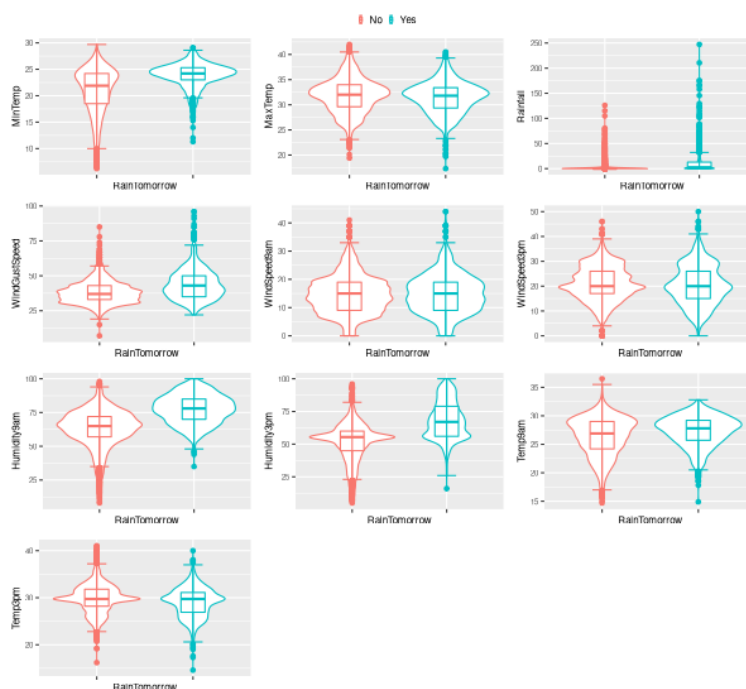


Figura 2: Boxplots y violin plots de las variables de la Zona 1, según el valor de ‘RainTomorrow’

Debido a la naturaleza caótica del tiempo, no vamos a tratar los outliers como valores atípicos porque consideramos que son de valor para el entrenamiento de los modelos y no introducen demasiado ruido. Nos limitaremos entonces a realizar una normalización de los datos numéricos junto con una selección de variables aplicando por un algoritmo de *ranking* de variables tipo *step*.

No obstante, si que es posible en este punto estimar qué variables van a ser más relevantes para los modelos en cada zona. En aquellas variables en donde exista una gran diferencia visual entre el caso `RainTomorrow=YES`

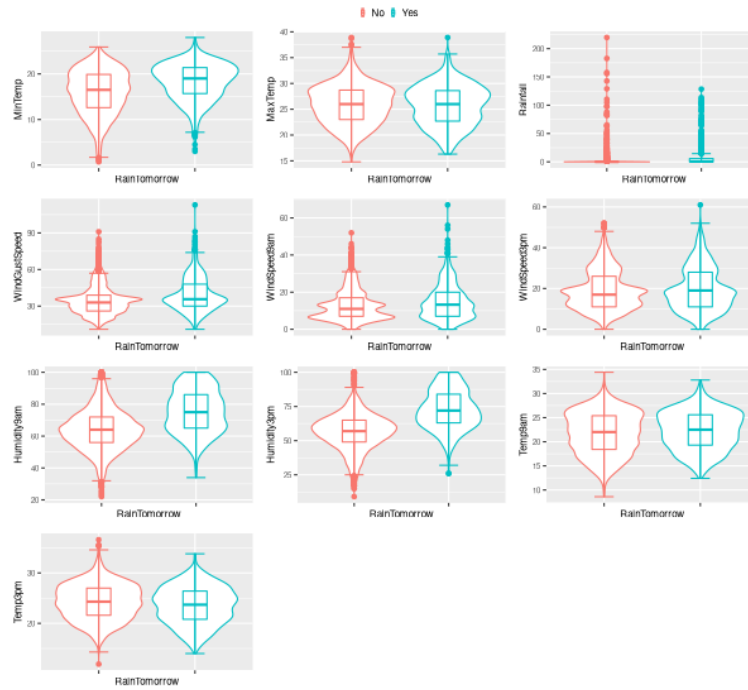


Figura 3: Boxplots y violin plots de las variables de la Zona 2, según el valor de 'RainTomorrow'

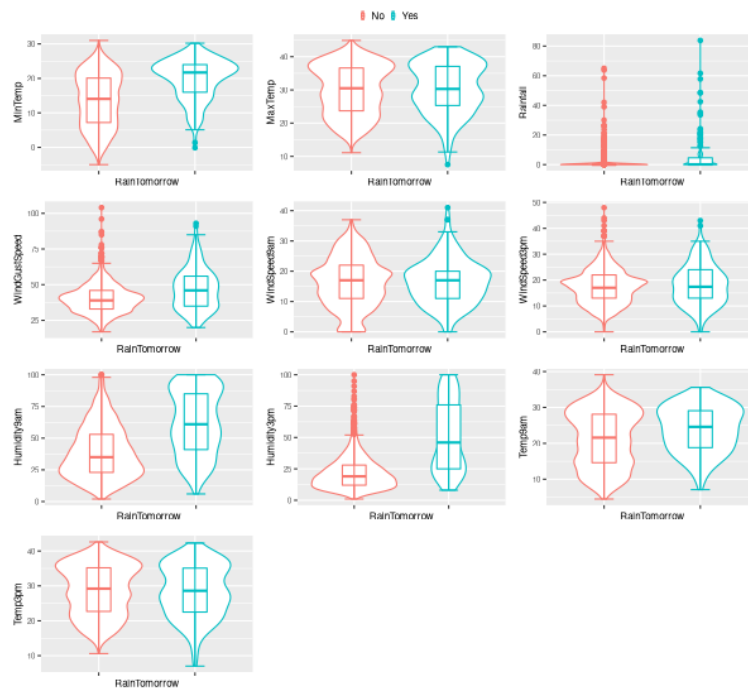


Figura 4: Boxplots y violin plots de las variables de la Zona 3, según el valor de 'RainTomorrow'

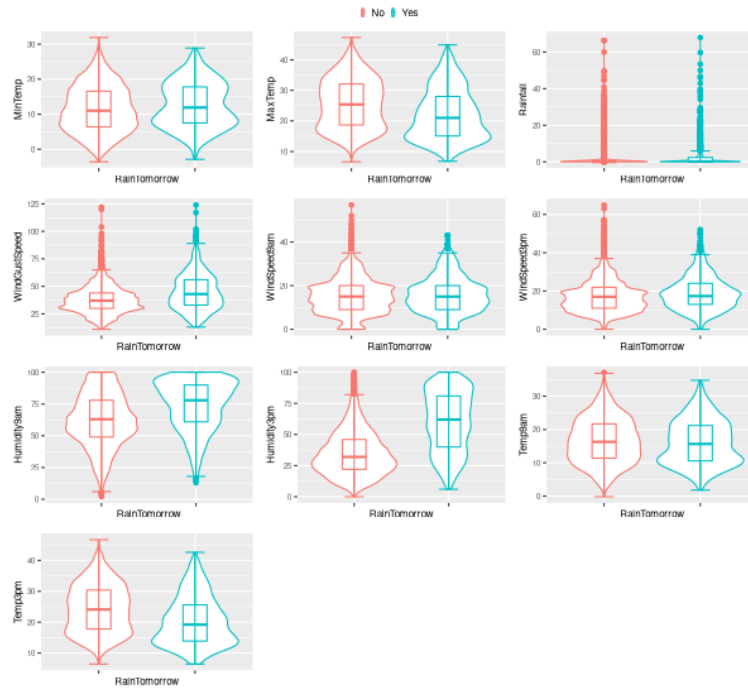


Figura 5: Boxplots y violin plots de las variables de la Zona 4, según el valor de 'RainTomorrow'

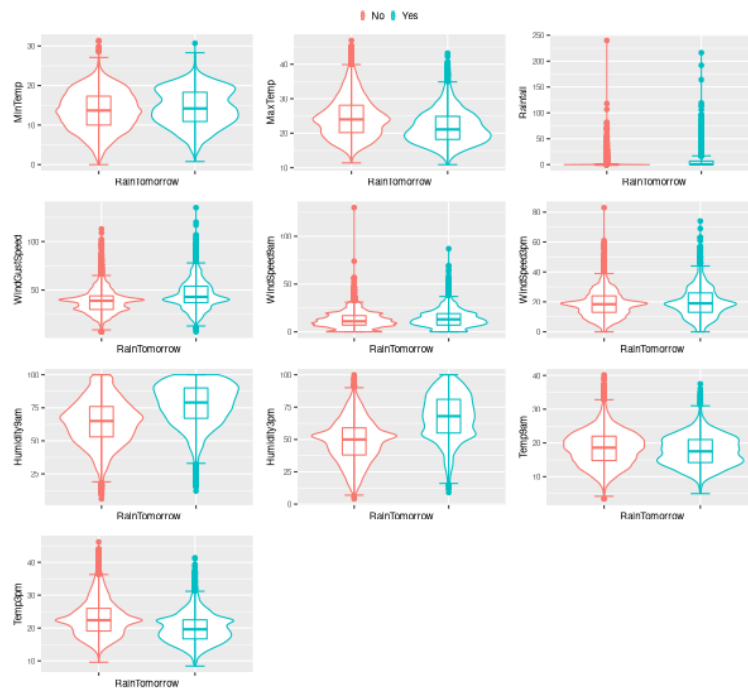


Figura 6: Boxplots y violin plots de las variables de la Zona 5, según el valor de 'RainTomorrow'

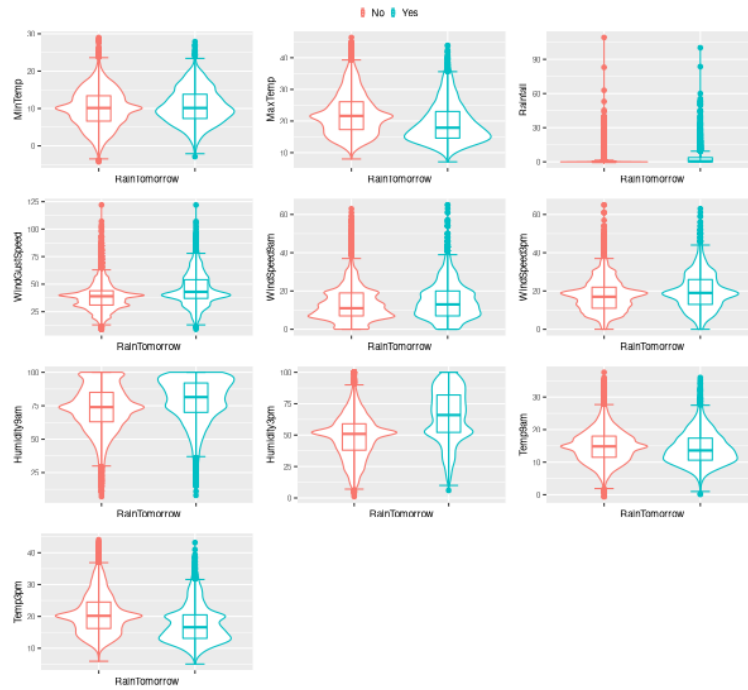


Figura 7: Boxplots y violin plots de las variables de la Zona 6, según el valor de 'RainTomorrow'

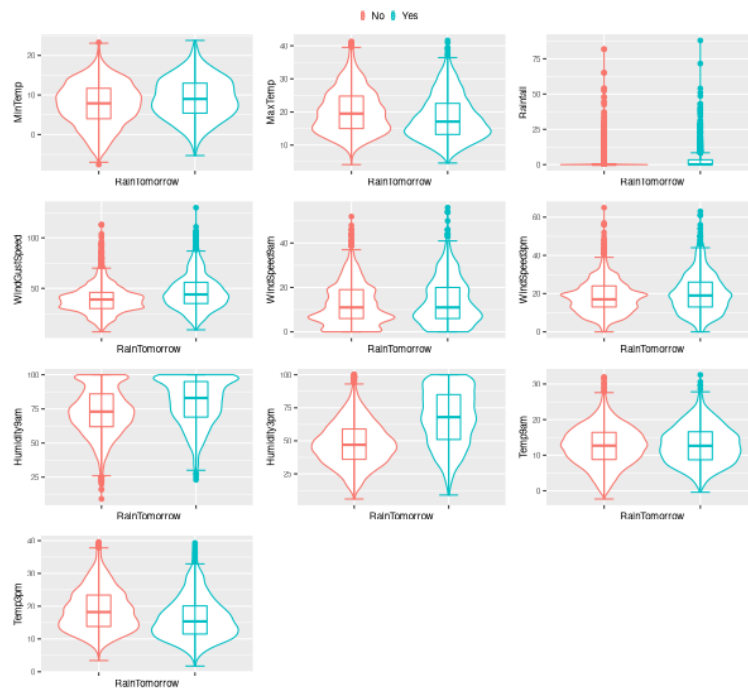


Figura 8: Boxplots y violin plots de las variables de la Zona 7, según el valor de 'RainTomorrow'

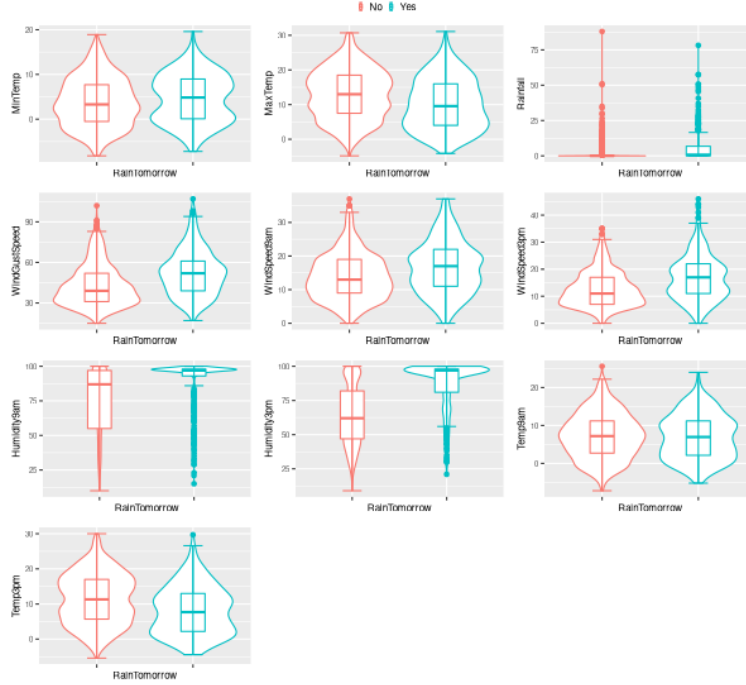


Figura 9: Boxplots y violin plots de las variables de la Zona 8, según el valor de ‘RainTomorrow’

y el caso `RainTomorrow=NO` tendremos que las variables aleatorias subyacentes en estos casos son diferentes, y por tanto aportarán más información al modelo. De este modo, estas variables son `WindGustSpeed`, `WindGustSpeed9am`, `MinTemp`, `WindGustSpeed`, `Humidity9am` y `Humidity3pm`, dependiendo de si nos encontramos en una u otra zona climática.

Finalmente, en la tabla 8 comprobamos si la variable `RainTomorrow` tiene categorías balanceadas en cada zona. Se puede observar que existe cierta desproporción ya que hay valores inferiores al 30 de casos de lluvia en todas las zonas, especialmente la zona 3 con solamente un 7 de valores positivos. Si tras un primer modelado no consiguiéramos unos resultados satisfactorios, una técnica que podría aplicarse, conocida como *downsampling*, consiste en seleccionar un subconjunto de entrenamiento donde los casos de la variable objetivo estén más proporcionados.

Tabla 8: Índice de lluvia por zona climática

	perct_rain_tomorrow
Zona1	22.639654
Zona2	23.603462
Zona3	7.435091
Zona4	13.217939
Zona5	23.295902
Zona6	21.443388
Zona7	21.117231
Zona8	26.278521

Transformación de las variables categóricas

Las variables categóricas que disponemos son *Location*, *WindGustDir*, *WindDir9am*, *WindDir3pm*, *RainToday* y *RainTomorrow*. Para la variable *Location* vamos a aplicar técnicas de one hot encoding con las que transformaremos estas variables en numéricas. Las variables *RainToday* y *RainTomorrow* por ser binarias no necesitan ninguna transformación más que cambiar su tipo de **TRUE** y **FALSE** a unos y ceros (tipo numérico). Por otro lado, para las variables categóricas relativas a la dirección del viento, vamos a aplicar una transformación de forma que combinemos esta información con las variables enteras relativas a la intensidad del viento, obteniendo dos variables numéricas que expresan el valor del coseno y del seno del vector viento.

Del proceso de *one hot encoding* podemos estacar que en la zona 8 se ha eliminado la variable **Location** ya que esta solamente tenía un único valor, por lo que no aporta información al modelado para esta zona. Además, se han creado variables numéricas del tipo **Location.Katherine** que indican si la observación pertenece o no a dicha localización. De esta manera, tras el proceso de *one hot encoding*, explotamos cada variable categórica con n niveles en n variables binarias, conocidas como *dummy variables*.

Tras el tratamiento de esas variables categóricas, vamos a asignar un valor en radianes a cada dirección del viento según se muestran en la figura 10⁵. Después, calcularemos el coseno (componente este-oeste) y el seno (componente norte-sur) de dicha dirección y los multiplicaremos por sus respectivas variables de intensidad del viento. Con esta transformación, condensamos todas las variables relativas a la dirección e intensidad del viento en la coordenada x e y del vector viento.

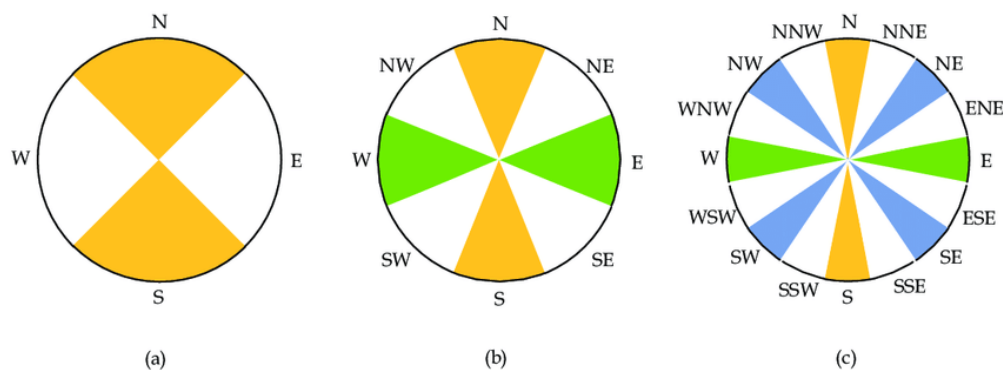


Figura 10: 16 direcciones del viento

Tabla 9: Conversión de variables de viento

Date	MinTemp	MaxTemp	Rainfall	Humidity9am	Humidity3pm	Temp9am	Temp3pm	RainToday	RainTomorrow	WindGustDir_x	WindGustDir_y	WindDir9am_x	WindDir9am_y	WindDir3pm_x	WindDir3pm_y
2014-01-01	7.1	16.3	0.0	64	45	12.0	14.5	0	0	-70	0	-12.01043	4.974885	-12.01043	-4.974885
2014-01-02	9.3	16.9	0.2	95	36	13.1	14.8	0	0	-78	0	-20.32535	-8.419035	-22.17311	-9.184402
2014-01-03	10.1	21.6	0.0	97	58	12.9	19.3	0	0	-61	0	-15.00000	0.000000	-22.17311	9.184402
2014-01-04	4.2	16.5	0.0	52	35	8.3	15.3	0	0	-50	0	-12.01043	-4.974885	-22.17311	-9.184402
2014-01-05	4.8	18.0	0.0	62	33	9.6	16.7	0	0	-65	0	-17.00000	0.000000	-24.02087	9.940769
2014-01-06	2.1	15.5	0.0	54	30	6.6	13.9	0	0	-76	0	-13.85819	-5.740252	-13.85819	-5.740252

⁵Fuente - Yannopoulos (2011)

Con este proceso, hemos transformado las variables categóricas WindGustDir, WindDir9am y WindDir3pm en dos componentes numéricas, combinándolas respectivamente con WindGustSpeed, WindSpeed9am y WindSpeed3pm.

Normalización de datos.

Como última etapa del tratamiento de datos, nos disponemos a aplicar una normalización estándar sobre las variables numéricas que disponemos que no sean tipo *one hot*. El objetivo de este proceso es que todas tengan el mismo peso en la etapa de modelado, además de ser clave ya que vamos a trabajar con modelos basados en distancias. Vemos en la tabla 10 como el valor de todas las variables numéricas ha pasado a estar entre -1 y 1 , salvo las de tipo *one hot* que mantendremos en $[0, 1]$.

Tabla 10: Variables normalizadas a 0-1 – Zona 3

Date	MinTemp	MaxTemp	Rainfall	Humidity9am	Humidity3pm	Temp9am	Temp3pm	RainToday	RainTomorrow	Location,AliceSprings	Location,Uluru	WindGustDir_x	WindGustDir_y	WindDir9am_x	WindDir9am_y	WindDir3pm_x	WindDir3pm_y
2014-01-01	1.7412780	1.8469692	-0.1796094	-1.6081750	-1.0852394	2.2795558	1.8782571	0	0	1	0	-0.5892848	2.0130743	-0.1280432	2.1449425	-0.5070789	1.5410655
2014-01-02	1.2100051	1.9808611	-0.1796094	-0.9586381	-0.7225000	2.1376252	1.8920452	0	0	1	0	-1.9527091	-1.2581917	-2.5965255	0.1721940	-1.7407151	-1.0735842
2014-01-03	1.8838147	1.0703960	-0.1796094	-0.5410787	-0.6620434	1.2989445	1.0509708	0	0	1	0	-1.4228138	-1.9643652	-0.8859926	-2.3513278	-1.2961070	-1.7978773
2014-01-04	0.9638654	0.4111039	-0.1796094	-0.8658471	-0.4806737	0.6538055	0.4580823	0	0	1	0	0.9941816	-0.4882094	0.8964719	-1.7494668	0.4453022	-0.1681480
2014-01-05	0.3288695	0.7356662	-0.1796094	-1.4225930	-1.1456959	0.7690305	0.7338444	0	0	1	0	0.4964050	-0.9559425	0.3235369	-1.1317901	1.3978032	-0.5938396
2014-01-06	0.1604171	0.4411039	-0.1796094	-0.8194517	-0.6620434	0.5376805	0.4994466	0	0	1	0	0.9003825	-1.3955778	1.6924347	-0.9792294	1.1751523	-1.5576307

Representación de los datos, tratamiento de la variable tiempo y selección de variables

Representación de las series temporales

Análisis de la estacionalidad

Hällman (2017)

Creación de variables ventana

Creación de nuevas variables ventana para trend y seasonality

Crear ventanas para RainToday de estadísticos rolling patrá

Feature selection

Con las numéricas normalizamos y hacemos el step

As presented in⁶, hemos seguido los pasos que proponen a la hora de trabajar, es decir:

- Cosas de la lista

```
summary(lm1 <- lm(RainTomorrow ~ ., data = select(zonas[[3]],-c("Date"))))
slm1 <- step(lm1)
summary(slm1)
slm1$anova
```

⁶An Introduction to Variable and Feature Selection - Guyon and Elisseeff (2003)

Modelado

Train-test split

- Australian Government. 2004. “Notes about Daily Weather Observations.” Bureau of Meteorology. <http://www.bom.gov.au/climate/dwo/IDCJDW0000.pdf>.
- Everitt, B. S., S. Landau, M. Leese, and D. Stahl. 2011. “Cluster Analysis.” In, 5th ed., 260–62. John Wiley & Sons.
- Guyon, I., and A. Elisseeff. 2003. “An Introduction to Variable and Feature Selection.” *Journal of Machine Learning Research* 3 (March).
- Hällman, Ludvig. 2017. “The Rolling Window Method: Precisions of Financial Forecasting.” TRITA-MAT-e. Master’s thesis, KTH, Mathematical Statistics; KTH, Mathematical Statistics.
- Yannopoulos, Panayotis. 2011. “Quick and Economic Spatial Assessment of Urban Air Quality.” In. <https://doi.org/10.5772/22425>.