

MBD - Estadística - Práctica 1a (ML)

Arturo Menchaca y Víctor Juez

Noviembre 22, 2020

Contents

1 Conjunto de datos	3
2 Análisis de las variables	3
2.1 Categorización de la variable hora	3
2.2 Descriptiva de las variables numéricas	5
2.3 Descriptiva de las variables categóricas	6
3 Generación del modelo	6
3.1 Modelo 1 - Utilizando todas las variables	6
3.2 Modelo 2 - Selección automática de variables	6
3.2.1 Análisis de colinealidad de las variables	7
3.2.2 Validación de las premisas	8
3.3 Modelo 3 - Transformación de la variable resuesta	8
4 Modelo final - Modelo 3	9
4.1 Validación del modelo	10
4.2 Efecto de las características sobre la variable respuesta	11
5 Anexos - Modelos descartados	12
5.1 Modelo 4: Transformación polinómica	12
5.2 Modelo 5: Eliminar observaciones influyentes	12

1 Conjunto de datos

El conjunto de datos consta de las siguientes variables:

- id: identificador de la franja horaria (no guarda relación con el orden temporal)
- year: año (2011 o 2012)
- hour: hora del día (0 a 23)
- season: 1 = invierno, 2 = primavera, 3 = verano, 4 = otoño
- holiday: si el día era festivo
- workingday: si el día era laborable (ni festivo ni fin de semana)
- weather: cuatro categorías (1 a 4) que van de mejor a peor tiempo
- temp: temperatura en grados celsius
- atemp: sensación de temperatura en grados celsius
- humidity: humedad relativa
- windspeed: velocidad del viento (km/h)
- count (sólo en el conjunto de entrenamiento): número total de alquileres en esa franja

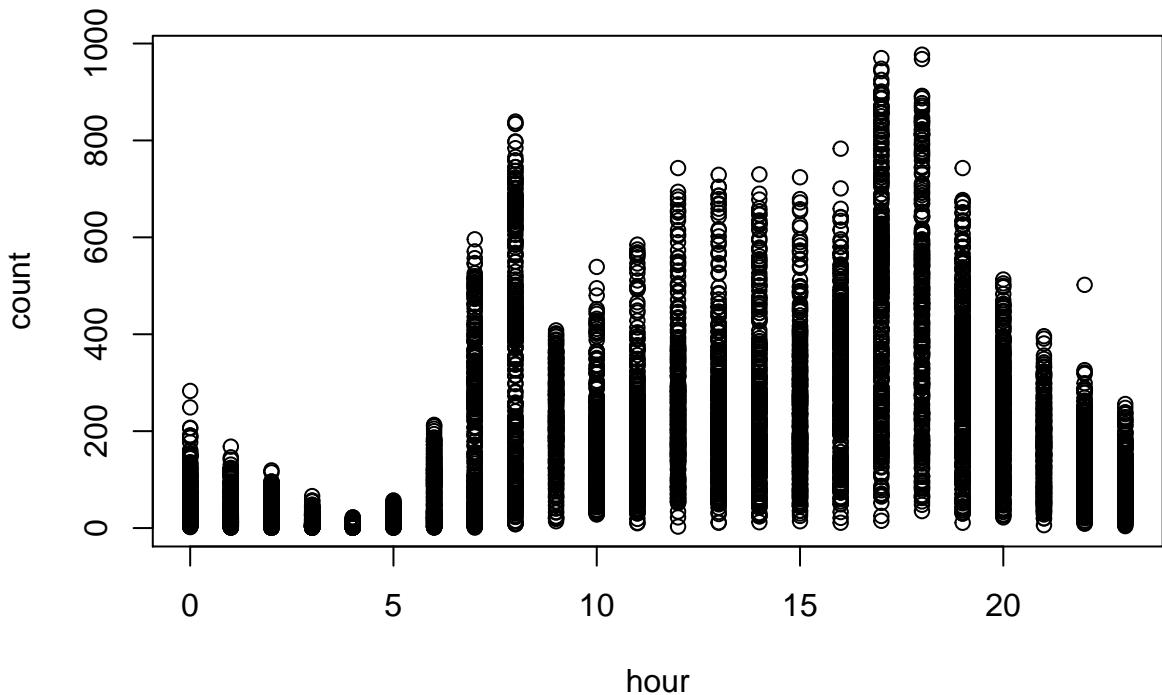
A continuación mostramos la descriptiva de los datos:

```
##      year          hour        season    holiday  workingday weather
## 2011:3879   Min. : 0.00  1:1901  0:7466  0:2481     1:5122
## 2012:3810   1st Qu.: 6.00  2:1920  1: 223   1:5208     2:1981
##                   Median :12.00  3:1943
##                   Mean   :11.57  4:1925
##                   3rd Qu.:18.00
##                   Max.   :23.00
##      temp         atemp       humidity      windspeed
##  Min.   : 0.82   Min.   : 0.76   Min.   : 0.00   Min.   : 0.000
##  1st Qu.:13.94   1st Qu.:16.66   1st Qu.: 46.00   1st Qu.: 7.002
##  Median :20.50   Median :24.24   Median : 62.00   Median :12.998
##  Mean   :20.27   Mean   :23.70   Mean   : 61.77   Mean   :12.802
##  3rd Qu.:26.24   3rd Qu.:31.06   3rd Qu.: 77.00   3rd Qu.:16.998
##  Max.   :41.00   Max.   :45.45   Max.   :100.00  Max.   :56.997
##      count
##  Min.   : 1.0
##  1st Qu.:41.0
##  Median :145.0
##  Mean   :191.4
##  3rd Qu.:283.0
##  Max.   :977.0
```

2 Análisis de las variables

2.1 Categorización de la variable hora

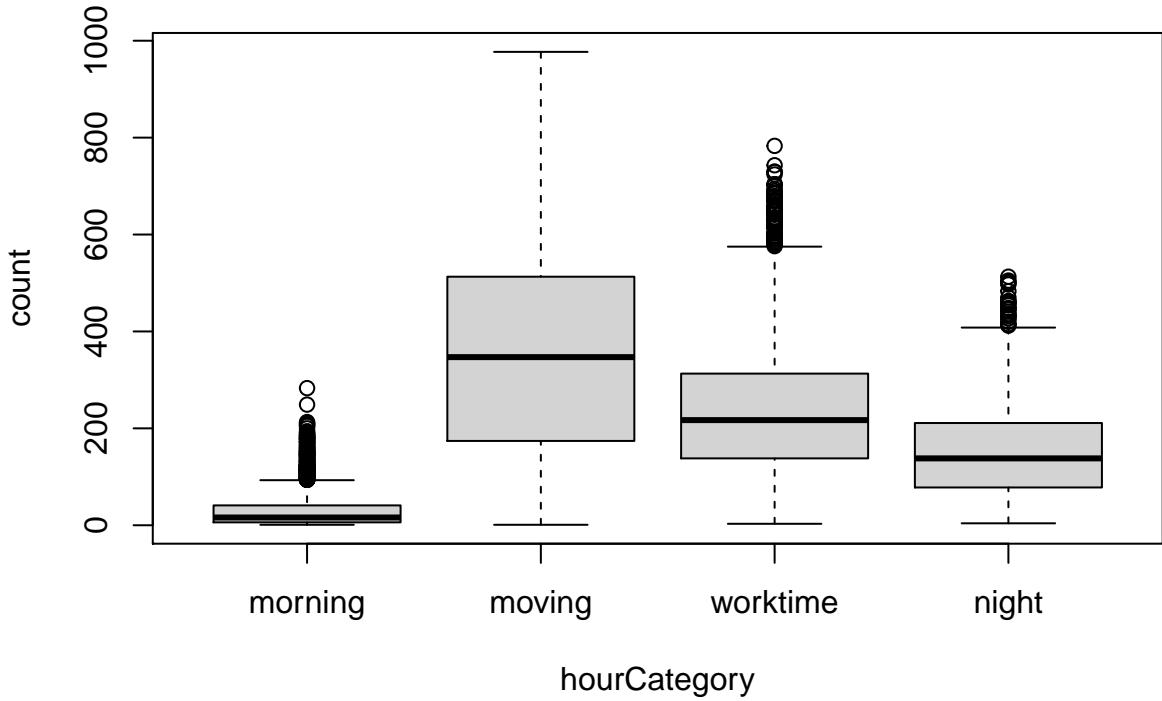
Descriptiva de la variable respuesta en función de la variable hora:



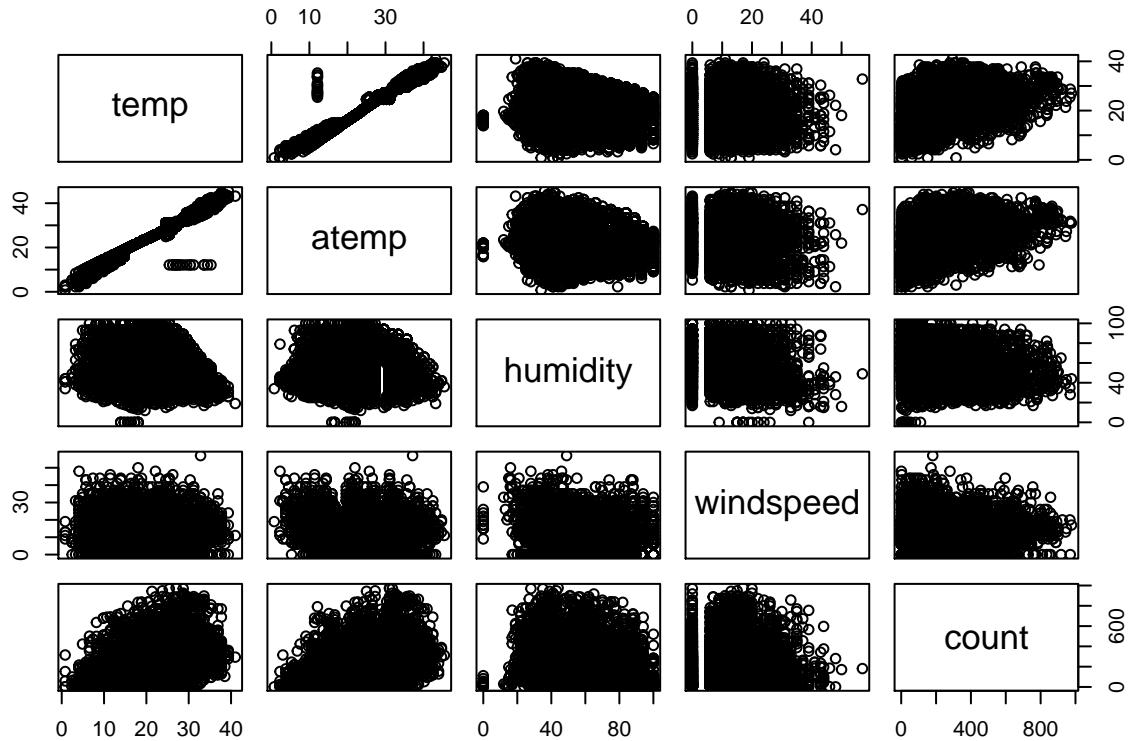
Decidimos agrupar la variable hora en los siguientes grupos:

- Morning: de 0:00h a 6:00h
- Moving: de 7:00h a 8:00h y de 17:00 a 19:00
- Worktime: de 9:00h a 16:00h
- Night: de 20:00h a 23:00h

A continuación la descriptiva de la variable hora categorizada:



2.2 Descriptiva de las variables numéricas

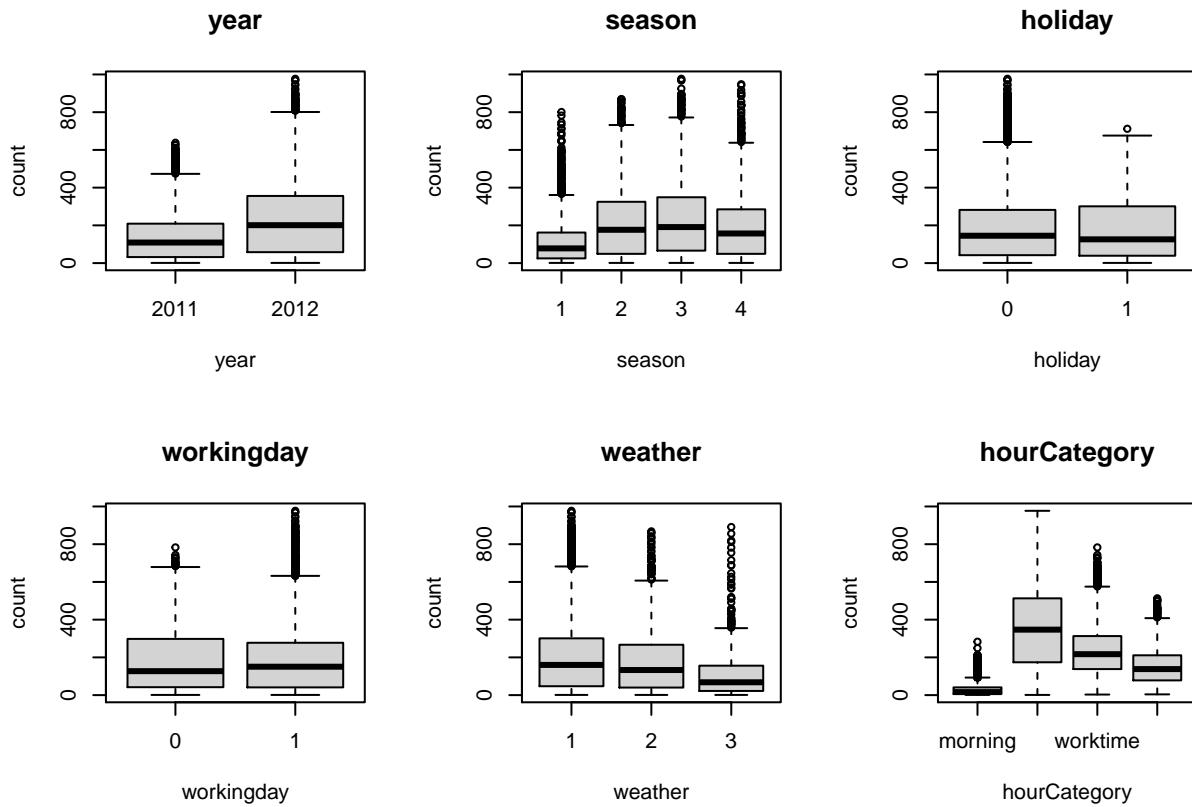


Como podemos observar en la descriptiva que mostramos a arriba, vemos que la variable `temp` y `atemp` estan muy relacionadas. Generamos un modelo utilizando cada una de las variables por separado para ver cual de las dos predice peor el resultado y eliminarla.

	Modelo utilizando <code>temp</code>	Modelo utilizando <code>atemp</code>
R-squared	0.1578	0.1537

`temp` describe mejor el resultado (R-squared mayor), eliminamos la variable `atemp`.

2.3 Descriptiva de las variables categóricas



Vemos que a primera vista parece que algunas categorías van a influir más en la respuesta que otras. Las que tienen boxplots muy similares entre categorías menos representativas van a ser, como es el caso de `holiday` y `workingday`.

3 Generación del modelo

3.1 Modelo 1 - Utilizando todas las variables

- Variables utilizadas: `year`, `season`, `holiday`, `workingday`, `weather`, `temp`, `humidity`, `windspeed` y `hourCategory`.

Propiedad	Valores
Residual standard error	111.3
Multiple R-squared	0.6276
p-value	< 2.2e-16

3.2 Modelo 2 - Selección automática de variables

Hemos utilizado el método matemático AIC (Akaike Information Criterion) para determinar qué conjunto de variables es el óptimo para explicar el modelo y cuales sería conveniente eliminar. Recordemos que cuanto menor es el AIC mejor.

Variable a eliminar	AIC eliminando la variable
workingday	72472
<ninguna>	72473
windspeed	72474
holiday	72476
weather	72562
humidity	72664
season	72862
temp	73040
year	73501
hourCategory	77039

Eliminamos la variable `workingday` y generamos otro modelo. A continuación el resultado.

Propiedad	Valores
Residual standard error	111.3
Multiple R-squared	0.6275
p-value	< 2.2e-16

- Vemos un resultado prácticamente idéntico al del Modelo 1 pero utilizando una variable menos.

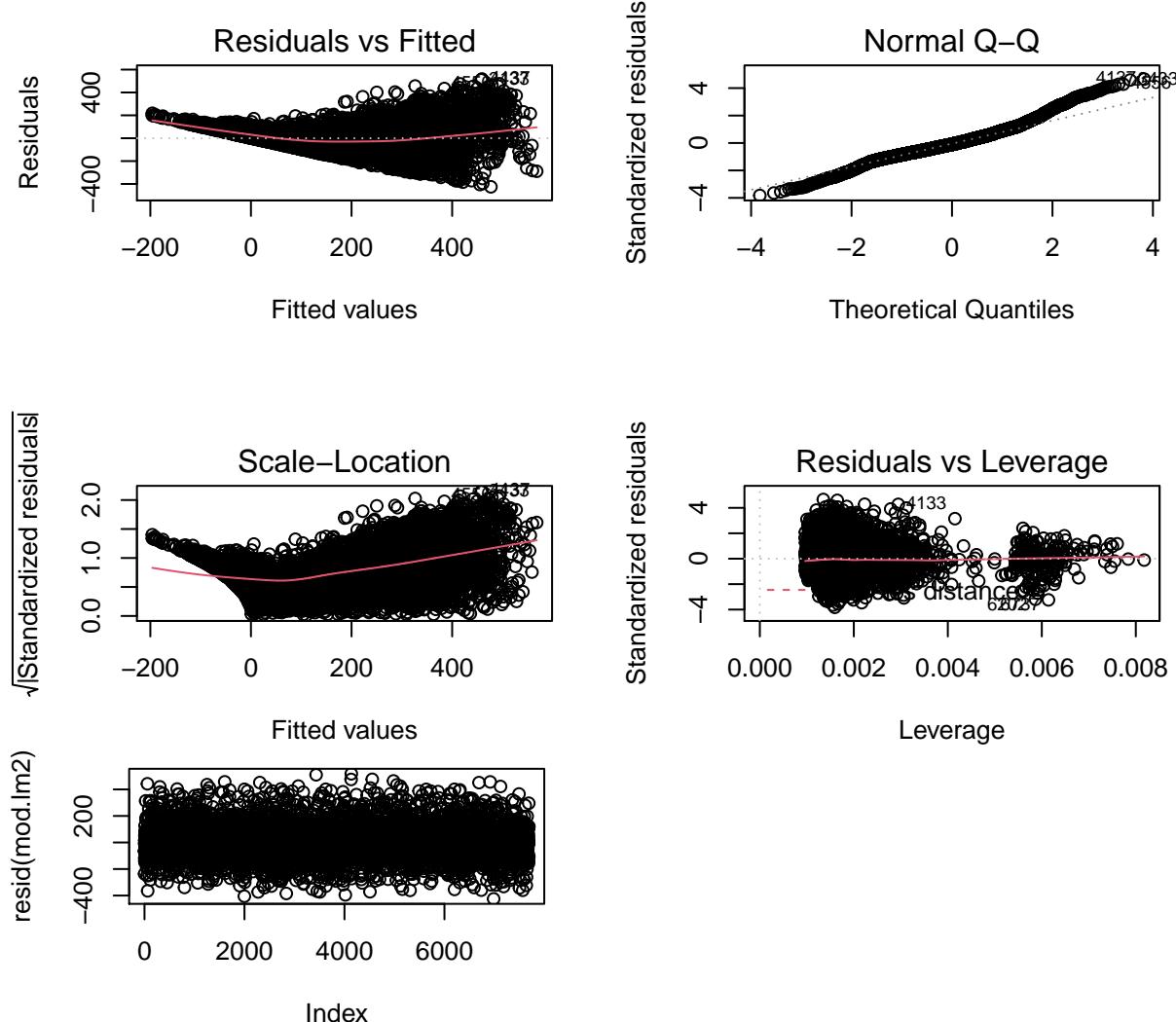
3.2.1 Análisis de colinealidad de las variables

Utilizamos el indicador de VIF para analizar la colinealidad de las variables restantes por si tuviéramos que eliminar alguna más. Buscamos un valor de $VIF < 5$.

Variable	VIF
year	1.025830
season	3.169114
holiday	1.003029
weather	1.292185
temp	3.083793
humidity	1.684752
windspeed	1.175091
hourCategory	1.319474

Podemos observar que el indicador VIF de todas las variables se mantiene por debajo del 5, lo que nos indica que hay poca colinealidad entre las variables y que no tendríamos que eliminar ninguna.

3.2.2 Validación de las premisas



- **Homocedasticidad**: No se cumple, vemos que la dispersión de los residuos no es constante, forman una forma de embudo clara.
- **Linealidad**: Hay curvatura, tampoco se cumple.
- **Normalidad de los residuos**: Desviación de la distribución normal tanto en valores pequeños como en grandes, no se cumple.
- **Independencia**: Se cumple, vemos que la dispersión de los residuos a lo largo del orden en que aparecen en el conjunto de datos es constante.

3.3 Modelo 3 - Transformación de la variable resuesta

Hemos generado dos nuevos modelos utilizando la transformación logarítmica y la de BoxCox de la variable respuesta. A continuación los resultados.

	Transformación logarítmica	Transformación BoxCox
R-squared	0.7184	0.7418
Residual standard error	0.7899	0.5919

- En general vemos una mejora sustancial utilizando una transformación en la variable respuesta, cualquiera de las dos.
- De las dos transformaciones, nos quedamos con la de BoxCox ya que nos da un mejor resultado.

4 Modelo final - Modelo 3

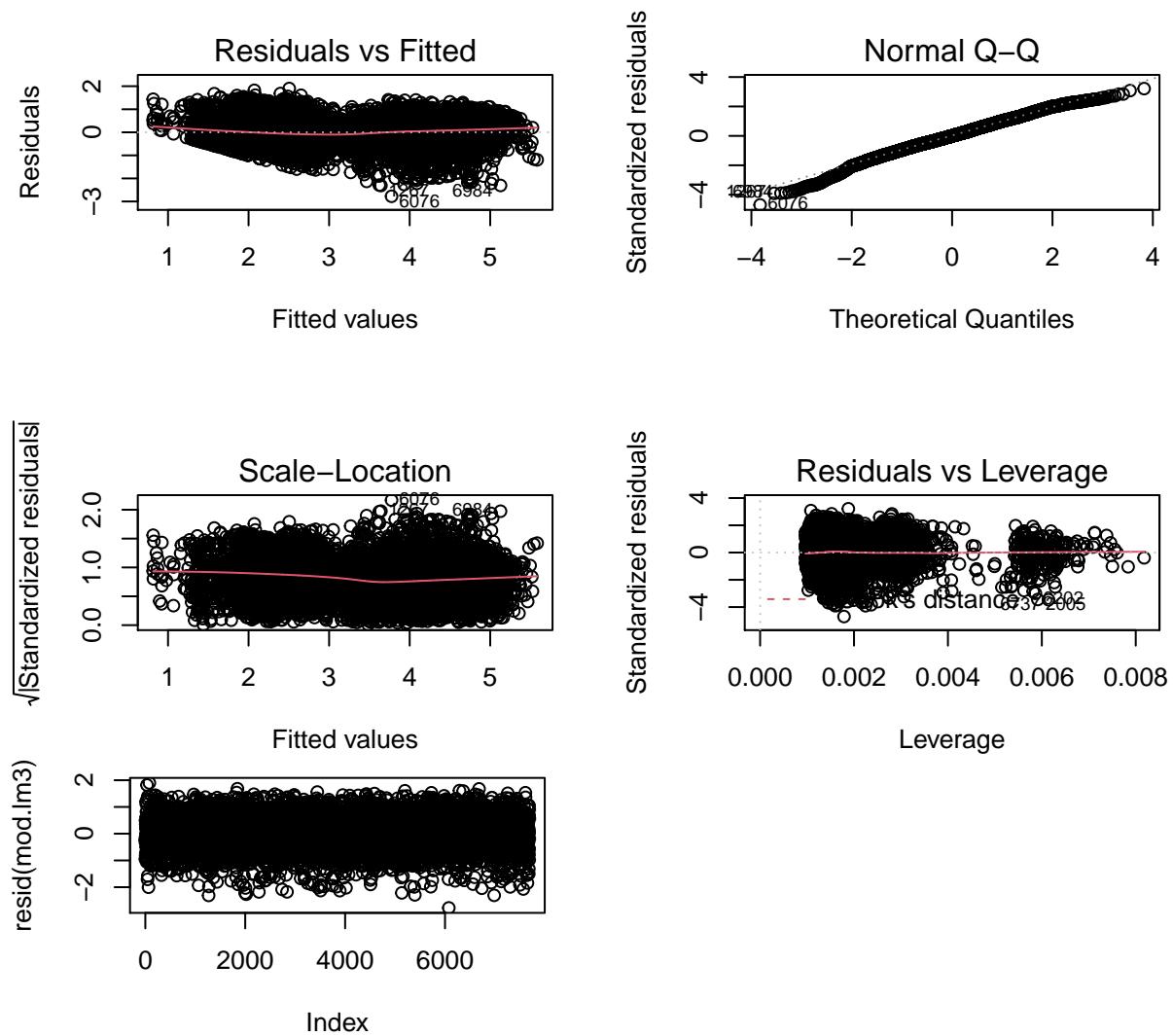
- Variables utilizadas: `year`, `season`, `holiday`, `weather`, `temp`, `humidity`, `windspeed`, `hourCategory`
- Transformaciones:
 - BoxCox en la variable respuesta
 - Categorización de la variable hora
- Resultado:

Propiedes	Valores
Residual standard error	0.5919
Multiple R-squared	0.7418
p-value	< 2.2e-16

- Expresión del modelo

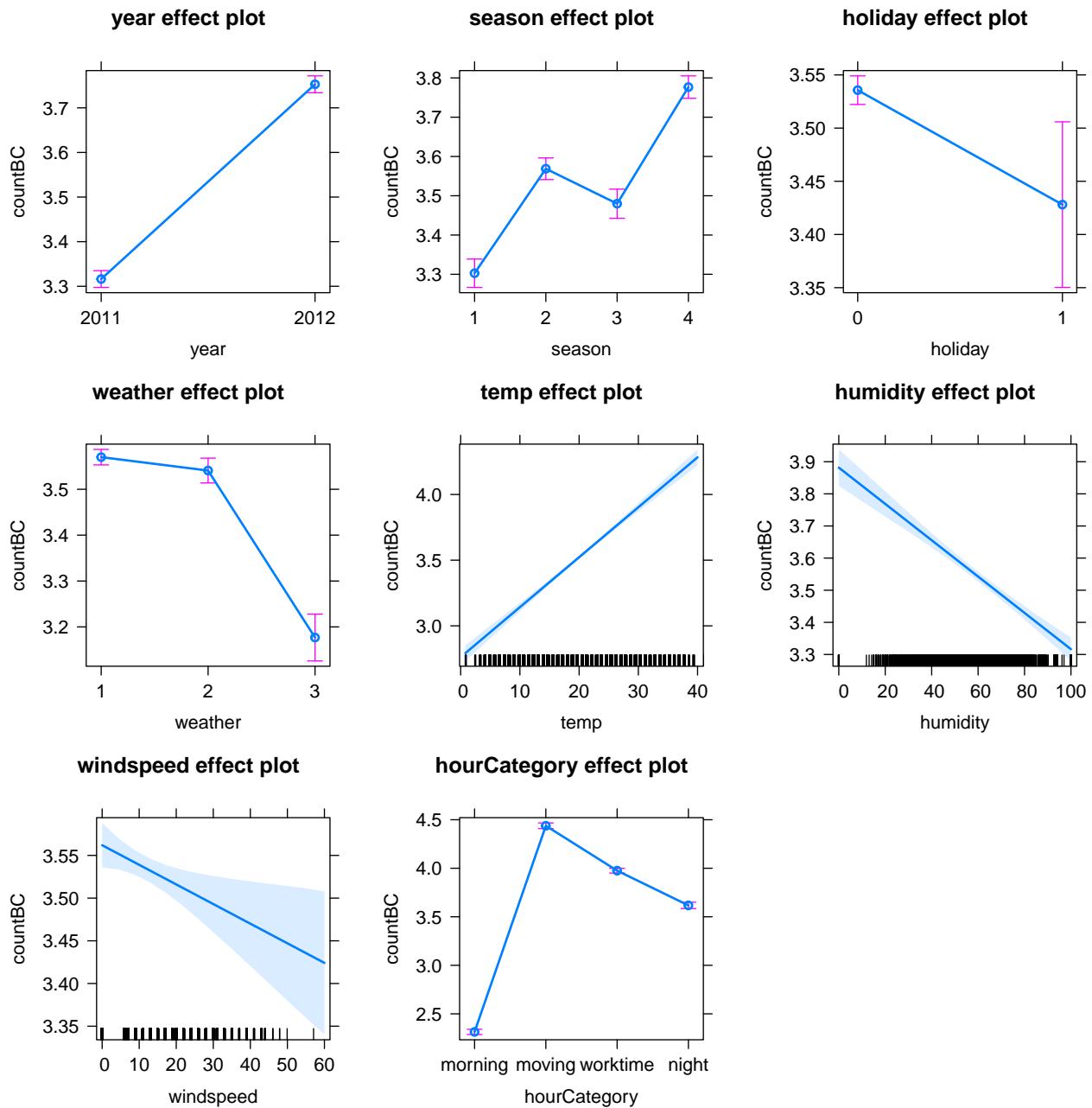
```
##
## Call:
## lm(formula = countBC ~ year + season + holiday + weather + temp +
##     humidity + windspeed + hourCategory, data = datos)
##
## Residuals:
##    Min      1Q  Median      3Q      Max
## -2.7752 -0.3683  0.0015  0.4019  1.8997
##
## Coefficients:
##                               Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept)           1.5161674  0.0423634 35.790 < 2e-16 ***
## year2012              0.4364839  0.0136742 31.920 < 2e-16 ***
## season2               0.2660031  0.0250530 10.618 < 2e-16 ***
## season3               0.1770850  0.0320088  5.532 3.26e-08 ***
## season4               0.4738698  0.0208005 22.782 < 2e-16 ***
## holiday1             -0.1075865  0.0402854 -2.671  0.00759 **
## weather2              -0.0291989  0.0167442 -1.744  0.08123 .
## weather3              -0.3931704  0.0281752 -13.954 < 2e-16 ***
## temp                  0.0380311  0.0015152 25.100 < 2e-16 ***
## humidity              -0.0056539  0.0004540 -12.455 < 2e-16 ***
## windspeed             -0.0022970  0.0008947 -2.567  0.01027 *
## hourCategorymoving    2.1240396  0.0203887 104.177 < 2e-16 ***
## hourCategoryworktime  1.6613631  0.0195673  84.905 < 2e-16 ***
## hourCategorynight     1.3035639  0.0211916  61.513 < 2e-16 ***
##
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 0.5919 on 7675 degrees of freedom
## Multiple R-squared:  0.7418, Adjusted R-squared:  0.7413
## F-statistic: 1696 on 13 and 7675 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

4.1 Validación del modelo



- **Homocedasticidad**: Se cumple, sigue habiendo más dispersión en el centro y en valores más altos que en pequeños, pero ya no tenemos la forma de embudo tan destacada que teníamos en el Modelo 2.
- **Linealidad**: Se cumple, hay curvatura pero muy leve.
- **Normalidad de los residuos**: Sigue desviándose en valores altos pero podríamos considerar que ahora se cumple, ha mejorado respecto al Modelo 2.
- **Independencia**: Se cumple, igual que en el Modelo 2.

4.2 Efecto de las características sobre la variable respuesta



5 Anexos - Modelos descartados

5.1 Modelo 4: Transformación polinómica

Hemos realizado una transformación polinómica a las variables numéricas y generado un nuevo modelo con ellas. Vemos el resultado a continuación.

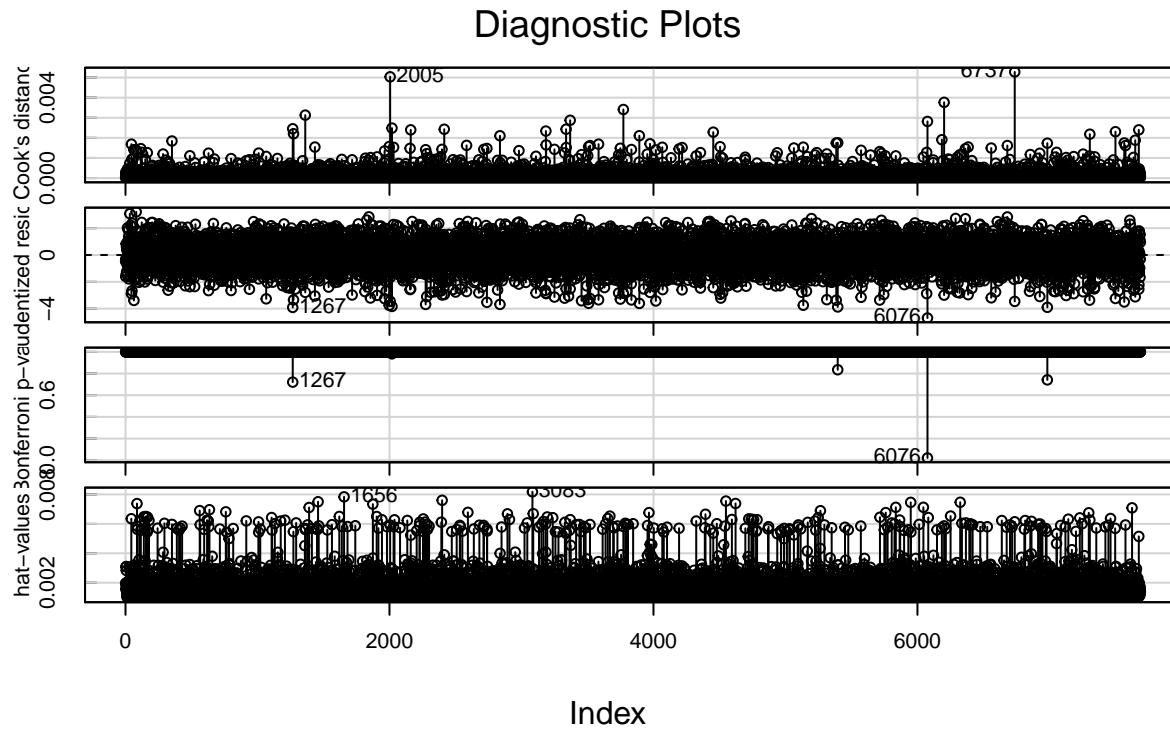
- Modelo de referencia: Modelo 3
- Transformación añadida: Transformación polinómica de las variables `temp`, `humidity` y `windspeed`
- Resultado:

Propiedades	Valores
Residual standard error	0.5884
Multiple R-squared	0.7449
p-value	< 2.2e-16

- Vemos que hay una diferencia insignificante respecto al Modelo 3, por lo que no vemos que sea necesario utilizar la transformación polinómica

5.2 Modelo 5: Eliminar observaciones influentes

Analizamos las observaciones influentes del Modelo 3:



Vemos que las observaciones 2005 y 6737 son las que tienen una distancia de Cook mayor, por lo que son las más influyentes. A continuación sus distancias de Cook respectivas:

Observación	Distancia de Cook
2005	0.0050

Observación	Distancia de Cook
6737	0.0052

Eliminamos estas dos observaciones y generamos un nuevo modelo.

- Modelo de referencia: Modelo 3
- Transformación añadida: Eliminación de las observaciones influyentes 2005 y 6737
- Resultado:

Propiedades	Valores
Residual standard error	0.5911
Multiple R-squared	0.7425
p-value	< 2.2e-16

- De nuevo, la diferencia es insignificante respecto el Modelo 3, por lo que no interesa hacer esta transformación