

Análisis de Series Temporales: Tarea 2 - Ejercicio 2

Alejandro Del Hierro Diez

Gabriel Rodríguez Canal

Miguel Martín Mateos

Sergio García Prado

1 de diciembre de 2018

■ **Archivo:** `tuberculo.sf3`

■ **Serie:** Número de casos registrados semanalmente de tuberculosis respiratoria en España, entre los años 1982 y 1991 (el primer dato corresponde al número de casos registrados desde el 1 de Enero de 1982 al 7 de Enero de 1982).

- $\{X_t\}$ Serie Original.
- $\{Y_t\}$ Serie del numero de casos en periodos de cuatro semanas sucesivos.

(a) Describir estas dos series ($\{Y_t\}$ puede crearse con el `proc expand` de *SAS*), indicando claramente para cada una de ellas qué frecuencias elegiríais a priori para ajustar un modelo con tendencia polinómica más ondas.

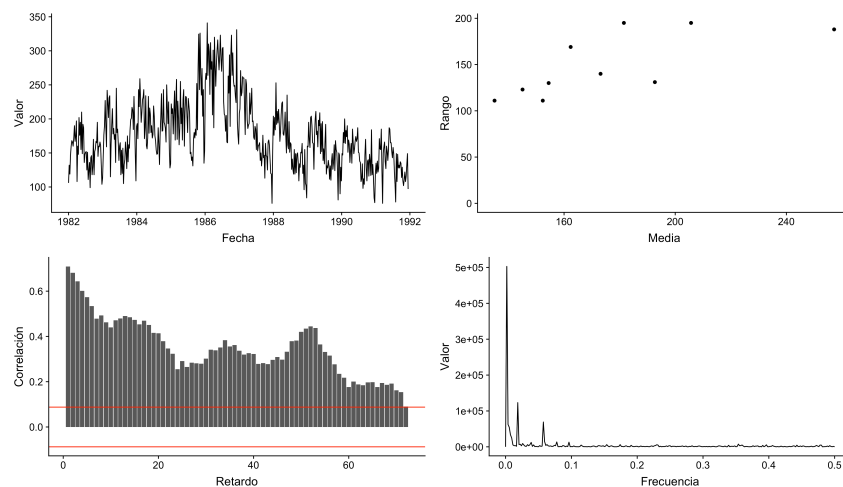


Figura 1: [TODO]

[TODO]

[TODO]

[TODO]

[TODO]

[TODO]

[TODO]

[TODO]

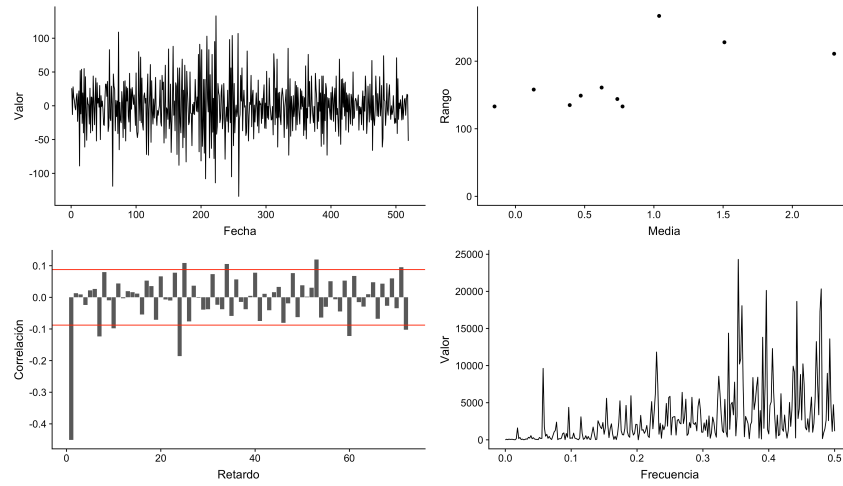


Figura 2: [TODO]

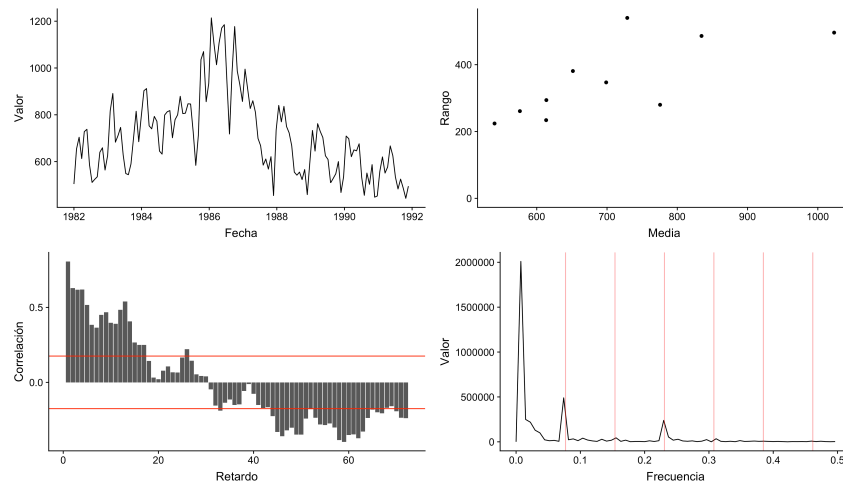


Figura 3: [TODO]

[TODO]

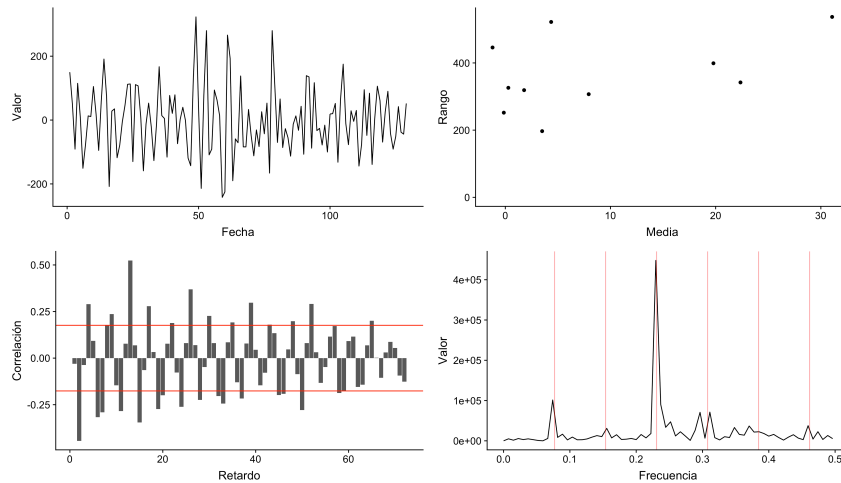


Figura 4: [TODO]

```
data ej2.semanal;
  input tubersem @@;
  date=intnx('week.6','01jan1982'd,_n_-1);
  format date weekdate.;
datalines;
106 132 119 160 168 166 160 172 190 167 175 197 108 160 148 202 176 195 155
210 149 192 187 136 148 151 152 125 151 111 124 136 99 143 146 118 129 170 118
152 156 167 165 195 145 160 159 166 161 133 104 113 145 177 191 227 189 159 242
224 202 231 234 115 162 191 215 178 186 170 177 136 245 180 185 164 139 160 165
118 154 120 157 105 133 140 166 151 127 175 137 162 157 184 199 201 217 213 184
233 195 148 109 189 193 171 243 218 259 231 195 209 228 232 243 171 187 234 161
156 172 233 179 216 207 180 190 172 177 219 204 175 168 154 148 149 187 163 133
178 202 237 182 183 243 195 192 186 166 250 216 193 225 156 128 134 222 208 215
178 212 241 169 225 258 170 226 202 162 186 255 193 216 169 229 243 160 211 233
232 204 180 230 219 208 149 151 139 144 131 170 180 172 185 176 252 184 275 325
243 326 266 235 274 204 243 135 153 256 267 258 341 264 310 299 236 312 273 284
206 301 187 320 278 248 281 301 316 291 272 292 323 289 270 303 305 226 207 205
182 205 166 165 263 238 294 189 293 323 264 297 257 248 249 233 224 331 197 176
163 208 215 271 234 239 262 260 260 216 177 258 251 199 186 191 193 238 207 222
245 196 197 173 170 189 185 155 193 153 160 162 165 139 150 131 145 176 143 147
113 164 146 145 125 166 169 161 140 120 119 76 153 204 176 202 184 253 192 211
194 214 195 167 181 207 223 225 178 176 186 210 176 150 235 162 156 196 151 165
163 126 141 125 119 155 119 149 121 148 150 136 109 134 129 151 150 164 120 132
96 155 106 102 84 160 159 195 169 158 202 204 190 165 164 126 174 200 211 177
182 159 198 190 209 149 193 152 196 139 156 134 167 192 119 131 128 139 131 111
131 110 138 149 126 136 162 124 168 155 151 126 81 150 147 90 129 109 149 147
180 165 200 164 183 174 190 151 169 163 136 153 164 135 185 166 149 156 167 174
167 171 187 151 150 138 136 108 112 134 98 112 104 148 170 129 109 138 140 116
148 138 117 184 118 133 113 84 77 121 135 120 138 122 128 171 156 155 185 124
76 150 159 166 137 127 160 153 139 156 187 185 165 165 152 143 158 149 123 104
78 149 108 148 128 132 128 137 135 114 129 109 102 111 122 108 116 133 149 97
;
run;
```

Figura 5: [TODO]

```
proc expand data=ej2.semanal out=ej2.semanal4 from=week.6 to=week4.6 ;
  id date;
  convert tubersem/ observed=total;
run;
```

Figura 6: [TODO]

```
/* TODO: Describir serie  $X_t$ . */
```

Figura 7: [TODO]

```
/* TODO: Describir serie  $Y_t$ . */
```

Figura 8: [TODO]

- (b) Ajustar por suavizado exponencial, con el `proc esm`, los tres modelos que se consideren más apropiados para la serie $\{Y_t\}$ y comprobar su adecuación.

Tras realizar un exhaustivo análisis de todas las diferentes posibilidades de ajuste por suavizado exponencial elegimos el *seasonal exponential smoothing*, el *suavizado de Winters multiplicativo* y el *aditivo*, ya que son los tres que incorporarán la estacionalidad de la serie.

(b.1) Seasonal Exponential Smoothing

Para comenzar explicaremos el modelo SES en el que mediante la tabla de los estimadores del parámetro y la significancia de dicho test.

Suavizado exponencial estacional Estimador del parámetro				
Parámetro	Estimador	Error estándar	Valor t	Aprox Pr > t
Peso de nivel	0.60356	0.05877	10.27	<.0001
Peso estacional	0.0010000	0.09043	0.01	0.9912

Figura 9: Tabla de significancia. Seasonal

Observamos que para la constante de suavizado estacional no se rechaza su significancia a cualquier nivel ya que el pvalor es 0.99.

En cambio, si se rechazará para la constante de suavizado para la media, donde el pvalor es < 0,001. Será conveniente diferenciar ya que el estimador estacional es cercano a 0. A continuación adjuntamos el gráfico del ACF de residuales:

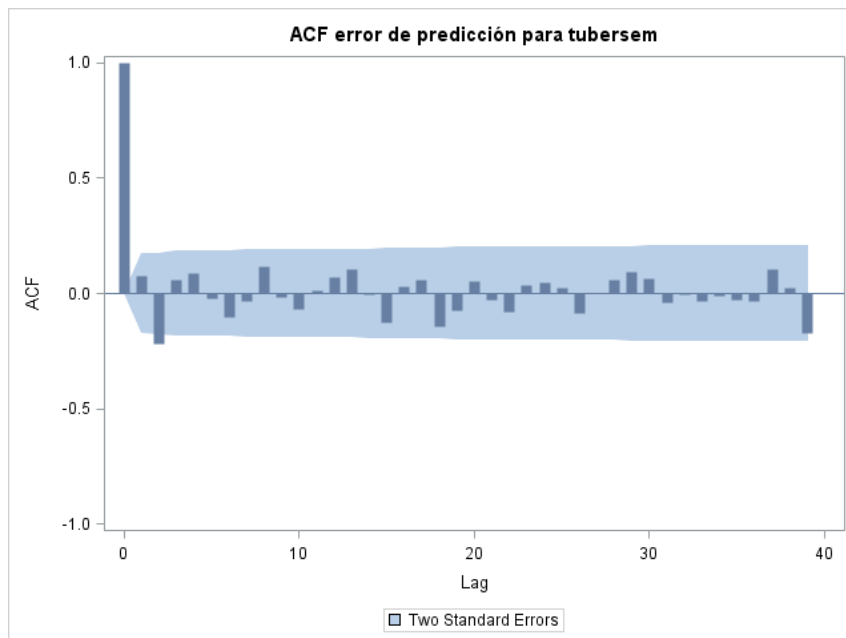


Figura 10: Gráfica ACF Seasonal

Observamos como dicho modelo ofrece dudas sobre su validación ya que para el retardo 2 la autocorrelación es muy alta. El retardo 1 no es muy alto, no resultará perjudicial para el modelo. Los retardos estacionales(cada 13) no son notables por lo que es bueno para la validación.

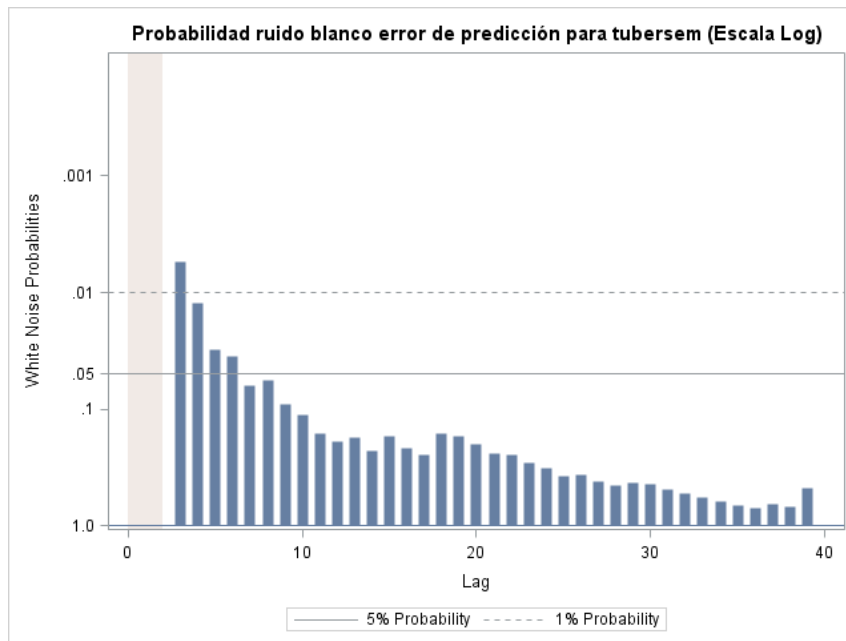


Figura 11: Probabilidad ruido blanco. Seasonal

Vemos en la gráfica que el test de que las correlaciones sean cero se rechaza para los 4 primeros retardos a nivel 0.05. Esto es indeseable para validar el modelo puesto que no podemos asegurar que sea ruido blanco, que es lo que se busca.

A continuación, pasamos a realizar el ajuste del modelo aditivo de Winter.

(b.2) Modelo aditivo de Winter

Método de Winters (Aditivo) Estimador del parámetro				
Parámetro	Estimador	Error estándar	Valor t	Aprox Pr > t
Peso de nivel	0.60191	0.05845	10.30	<.0001
Peso de tendencia	0.0010000	0.0071382	0.14	0.8888
Peso estacional	0.0010000	0.07877	0.01	0.9899

Figura 12: Tabla significancia. Aditivo

Observando la tabla, vemos que tanto para la constante de suavizado para la tendencia como para la estacionalidad no son significativos, es decir, no se rechaza el test α_2 y α_3 igual a 0. Como el estimador α_2 es cercano a 0 y al existir estacionalidad significará que es conveniente diferenciar. Para α_3 será que son índices estacionales deterministas.

Siguiendo la línea de lo comentado para el ACF del seasonal, vemos que para el retardo 2 de nuevo vuelve a ser una autocorrelación muy alta que indicará que solo se validará si no encontramos uno mejor. Para las autocorrelaciones para los periodos estacionales no se observa valores altos.

Siguiendo el análisis de este modelo para determinar si es un modelo con ruido blanco o no, vemos en dicha gráfica que de nuevo se rechaza para los primeros retardos y por tanto no será ruido blanco, algo indeseable para validar el modelo.

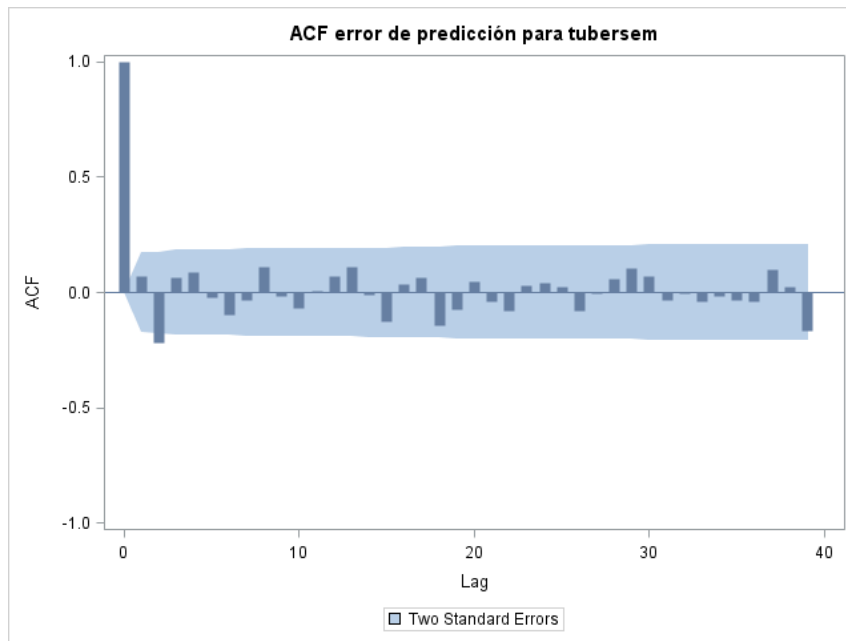


Figura 13: Plot ACF Aditivo. Aditivo

Por último analizaremos el modelo Winter multiplicativo.

(b.3) Modelo multiplicativo de Winter

Para comenzar se adjunta la tabla de significancia:

Observamos en la tabla anterior, que en este caso si se rechaza para la constante de suavizado estacional con un $p\text{-valor} < 0,001$ y para el nivel. Sin embargo, para la constantes de suavizado para la tendencia, no se rechaza la hipótesis de $\alpha_2 = 0$, por lo que concluimos no será adecuado suavizar dicha componente. Vemos que su estimador es próximo a cero, por lo que será conveniente diferenciar o utilizar modelos ARIMA.

En el gráfico adjunto anteriormente, vemos como los primeros retardos son ligeramente menores a los de los otros modelos, donde en ningún caso sobrepasan las bandas. Los retardos para los periodos no son muy altos, quizás solo la autocorrelación 18 pero no es tan influyente en el ajuste.

Para finalizar, vemos el gráfico WN para contrastar si los residuales del modelo son ruido blanco. En este caso, diferenciándose ligeramente con los modelos anteriores, vemos que para α del 0.01 no se rechaza ninguno y solo 3 para α 0.05.

Por último compararemos SSE de cada modelo a modo de información adicional:

[TODO]

[TODO]

[TODO]

[TODO]

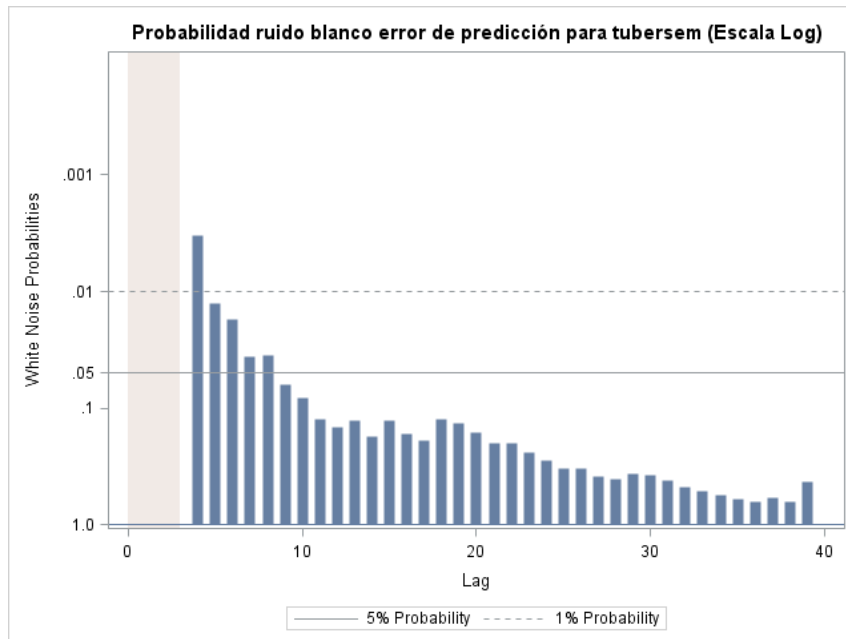


Figura 14: Plot WN Aditivo. Aditivo

Método de Winters (Multiplicativo) Estimador del parámetro				
Parámetro	Estimador	Error estándar	Valor t	Aprox Pr > t
Peso de nivel	0.57964	0.05438	10.66	<.0001
Peso de tendencia	0.0010000	0.0078088	0.13	0.8983
Peso estacional	0.28227	0.07016	4.02	<.0001

Figura 15: Tabla Significancia. Multiplicativo

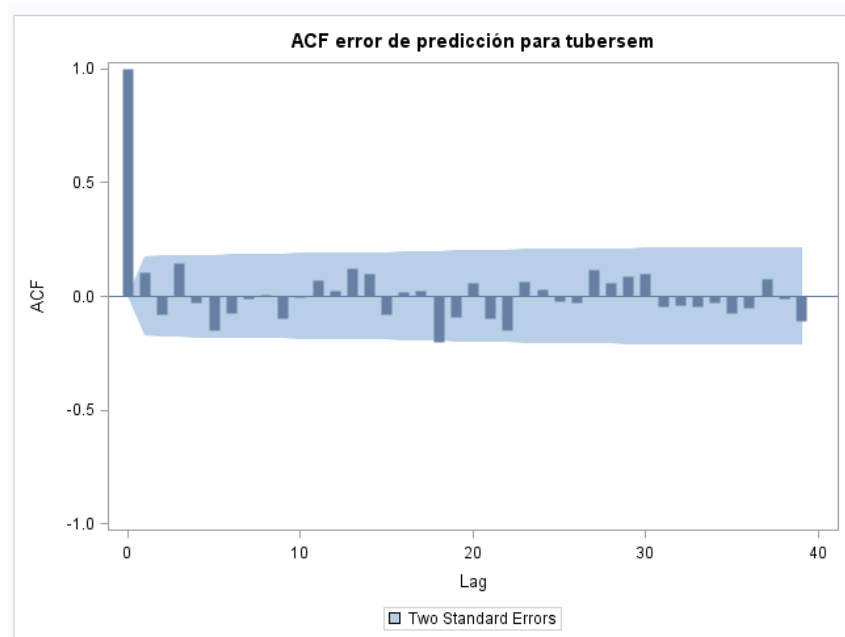


Figura 16: Tabla PLOT ACF. Multiplicativo

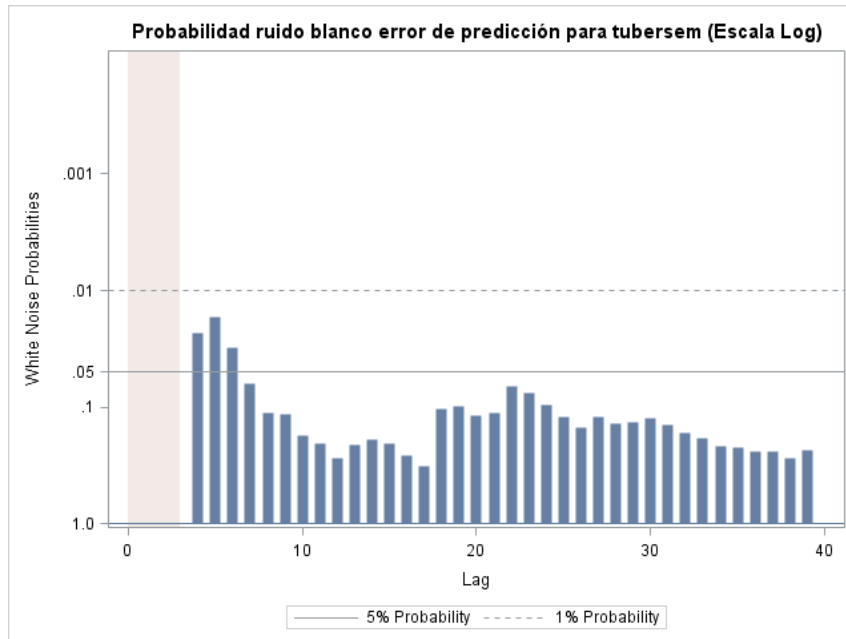


Figura 17: WN.Mul

Error de suma de cuadrados	657065.911
----------------------------	------------

Figura 18: Tabla SSE.Seasonal

Error de suma de cuadrados	661251.008
----------------------------	------------

Figura 19: Tabla SSE.ADD

Error de suma de cuadrados	712280.934
----------------------------	------------

Figura 20: Tabla SSE.MUL

```
/* TODO: Modelo 1. */
proc esm data=<input-data-set> out=<output-data-set>;
  id <time-ID-variable> interval=<frequency>;
  forecast <time-series-variables>;
run;
```

Figura 21: [TODO]

```
/* TODO: Modelo 2. */
proc esm data=<input-data-set> out=<output-data-set>;
  id <time-ID-variable> interval=<frequency>;
  forecast <time-series-variables>;
run;
```

Figura 22: [TODO]

```
/* TODO: Modelo 3. */  
proc esm data=<input-data-set> out=<output-data-set>;  
  id <time-ID-variable> interval=<frequency>;  
  forecast <time-series-variables>;  
run;
```

Figura 23: [TODO]

- (c) Elegir el modelo que se considere más apropiado entre los tres del apartado (b) y con ese modelo dar las predicciones para las próximas 6 observaciones. Justificar la elección del modelo.

[TODO]

```
/* TODO: Realizar predicciones de 6 observaciones siguientes. */
proc esm data=<input-data-set> out=<output-data-set>;
  id <time-ID-variable> interval=<frequency>;
  forecast <time-series-variables>;
run;
```

Figura 24: [TODO]

[TODO]

- (d) Utilizando en el ajuste solamente los datos hasta el final de 1990 que no incluyan ningún caso de 1991, calcular los errores de predicción para el año 1991 y su correspondiente SSE_p (suma de s errores al cuadrado correspondientes a predicciones $\{1, 2, \dots, s\}$ pasos hacia adelante) para los tres modelos del apartado (b). Comentar si la elección hecha en el apartado (c) está de acuerdo con los resultados obtenidos en este caso al comparar la capacidad de predicción de los distintos modelos para el año 1991. Adjuntad el programa con el lenguaje control que hayáis utilizado en este apartado.

[TODO]

```
/* TODO: Calcular SSE_p con proc esm para modelo 1. */
```

Figura 25: [TODO]

[TODO]

```
/* TODO: Calcular SSE_p con proc esm para modelo 2. */
```

Figura 26: [TODO]

[TODO]

[TODO]

```
/* TODO: Calcular SSE_p con proc esm para modelo 3. */
```

Figura 27: [TODO]

- (e) Obtener con el `proc forecast` de *SAS* el SSE_p para el modelo de *Winter Multiplicativo* con las mismas constantes de suavizado y los valores iniciales de los parámetros lo más próximos posible a los obtenidos en el apartado (d) con el `proc esm` para este modelo. Adjuntar el programa con el lenguaje control que hayáis utilizado para obtenerlo.

[TODO]

```
/* TODO: Calcular SSE_p con proc forecast para modelo 1. */
proc forecast data=past interval=month lead=10 out=pred;
  var sales;
  id date;
run;
```

Figura 28: [TODO]

[TODO]

```
/* TODO: Calcular SSE_p con proc forecast para modelo 2. */
proc forecast data=past interval=month lead=10 out=pred;
  var sales;
  id date;
run;
```

Figura 29: [TODO]

[TODO]

[TODO]

```
/* TODO: Calcular SSE_p con proc forecast para modelo 3. */  
proc forecast data=past interval=month lead=10 out=pred;  
  var sales;  
  id date;  
run;
```

Figura 30: [TODO]

- (f) Ajustar un modelo para la serie $\{X_t\}$ con el módulo Time Series Forecasting System de SAS razonando porqué se ha elegido. Utilizar el modelo elegido para predecir valores futuros de esta serie y establecer la comparación con los seis valores obtenidos en el apartado (c) junto con sus bandas de predicción.

[TODO]