## Práctica 6. Ajuste de una serie temporal a un modelo Autorregresivo

En esta práctica aprenderemos a realizar el ajuste de un conjunto de datos a un modelo autorregresivo (AR), determinando el orden del modelo.

## Introducción:

Una serie temporal es un conjunto de observaciones ordenadas en el tiempo, que pueden representar la evolución de una variable a lo largo de él. El objetivo del análisis de una serie temporal es el conocimiento de su patrón de comportamiento, para así prever su evolución futura, suponiendo que las condiciones no variarán.

Dado que no se trata de fenómenos deterministas, sino sujetos a una aleatoriedad, el estudio del comportamiento pasado ayuda a inferir la estructura que permita predecir su comportamiento futuro, pero es necesaria una gran cautela en la previsión debido a la inestabilidad del modelo.

La particular forma de la información disponible de una serie cronológica (se dispone de datos en periodos regulares de tiempo) hace que las técnicas habituales de inferencia estadística no sean válidas para estos casos, ya que nos encontramos ante n muestras de tamaño 1 procedentes de otras tantas poblaciones de características y distribución desconocidas.

Normalmente, la mejor forma de comenzar a analizar los datos de una serie temporal es representar las observaciones vs. el tiempo a fin de detectar tendencias, patrones estacionarios, y outliers.

## Desarrollo de la práctica

En primer lugar recuperaremos el fichero **st1.dat** que se encuentra en la ruta usual y almacenaremos los datos en la variable data.

Una vez recuperados los datos	Statistics Preferences Window Help
representaremos graticamente la serie	Summary Statistics
obtenida. Fara ello seleccionarentos.	One, Two, Multi-Sample Tests 🔸
Statistics->Time Series->Time	Linear Models  Itimeseries\st1.sx
Series Plot	Association Tests
	Randomness/Normality Tests 🕨
	Time Series   Time Series Plot
	- Quality Control   Autocorrelation
	Probability Functions Partial Autocorrelation
	Cross Correlation
	6.344 Moving Averages
	6.099 Exponential Smoothing
	6.344 SARIMA (Box-Jenkins)
	Time Series Plot
Y pasamos la variable DATA al cuadro:	Variables Time Series Variables
Time Series Variables	Cancel
	⊻Axis Label Var (Opt)
	Origin Low
	1 High
	Connect Points Step



Con el fin de poder predecir su comportamiento, realizaremos las gráficas de autocorrelacion y autocorrelación parcial de la serie.	Statistics       Preferences       Window       Help         Summary       Statistics       Image: Complement of the statistics         One,       Two,       Multi-Sample Tests
Para ello seleccionaremos:	Linear Models  Association Tests
<ul> <li>Statistic-&gt; Time Series -&gt; Autocorrelation.</li> </ul>	Randomness/Normality Tests       Time Series       Time Series Plot       Quality Control
<ul> <li>Statistic-&gt; Time Series -&gt; Partial Autocorrelation.</li> </ul>	Probability Functions     Partial Autocorrelation       6.344     Cross Correlation       6.099     Exponential Smoothing       6.344     SARIMA (Box-Jenkins)

Autocorrelaciones	Autocorrelaciones Parciales
Autocorrelation Plot	Partial Autocorrelation Plot
STATISTIX FOR WINDOWS ST1, 22/04/200	STATISTIX FOR WINDOWS ST1, 22/04/20C
AUTOCORRELATION PLOT FOR DATA	PARTIAL AUTOCORRELATION PLOT FOR DATA
$\begin{array}{c c c c c c c c c c c c c c c c c c c $	$\begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$
16       0.768       >         17       0.748       >         18       0.729       >         19       0.705       >         20       0.683       >         21       0.660       >         23       0.615       >         24       0.591       >         25       0.569       >         26       0.547       >         Se observa que decrecen conforme se aumentan los retardos	$\begin{bmatrix} 16 & -0.027 & & >** < \\ 17 & 0.012 & & >* < \\ 18 & -0.027 & & >** < \\ 19 & -0.141 & & ** <** < \\ 20 & -0.051 & & >** < \\ 22 & -0.030 & & >** < \\ 22 & -0.030 & & >** < \\ 23 & 0.042 & & >** < \\ 24 & -0.057 & & >** < \\ 25 & 0.006 & & > * < \\ 25 & 0.006 & & > ** < \\ 28 & -0.050 & & >** < \\ 28 & -0.050 & & >** < \\ En este caso se observa que sólo los dos primeros valores resultan significativos. Esto nos indica que nos encontramos frente a un proceso Autorregresivo de orden 2 (AR(2)).$
Con el fin de estimar los valores de los	
	Statistics Preferences Window Help
<ul> <li>Statistic-&gt; Time Series -&gt; SARIMA (Box-Jenkins)</li> </ul>	Summary Statistics       Image: Summary Statistics         One, Two, Multi-Sample Tests       Image: Summary Statistics         Linear Models       Image: Summary Statistics         Association Tests       Image: Summary Statistics         Randomness/Normality Tests       Image: Summary Statistics         Time Series       Image: Summary Statistics         Quality Control       Image: Summary Statistics         Probability Functions       Partial Autocorrelation         Sata       Maxing Augustons
	6.099     Exponential Smoothing       6.344     SARIMA (Box-Jenkins)

<ul> <li>e introduciremos los datos correspondientes:</li> <li>La variable data en el cuadro Time Variable</li> <li>2 coeficientes autorregresivos: Pondremos 1 2 separados por un espacio.</li> <li>No modificaremos ningún parámetro más.</li> </ul>	SARIMA       X         Ime Variable       Ime Variable         AR Lags       12         Nonseasonal d       0         MA Lags       0         Fit Constant       Cancel         MA Lags       0         SAR Lags       0         MA Lags       0         Vertical Values       0         Vertical Values       0         MA       50         Initial Values       0         MA       SAR         SMA       Constant
<ul> <li>En la ventana que obtenemos destacamos la siguiente información:</li> <li>Constante: 1.85065</li> <li>Coeficiente AR1: 0.64448</li> <li>Coeficiente AR2: 0.33932</li> </ul>	SARIMA - Coefficient Table           STATISTIX FOR WINDOWS         ST1, 22/0           UNCONDITIONAL LEAST SQUARES SARIMA MODEL FOR DATA         NO DIFFERENCING           TERM         COEFFICIENT         STD ERROR         COEF / SE         P           CONSTANT         1.85065         1.05840         1.75         0.0804           AR         1         0.64448         0.03954         16.30         0.0000           AR         2         0.33932         0.03963         8.56         0.0000
Seguidamente almacenaremos los valores ajustados y los residuos. Para ello seleccionaremos sobre la ventana anterior en el menú <b>Results</b> : • Save Residuals	Statistix         File       Edit         Results       Window         Help         Image: Saria         STATIS         Graph Preferences         Plot         UNCOND         Save Residuals         Var-cov of Betas         NO DIF         Options
<ul> <li>Almacenaremos los ajustes en la variable:</li> <li>ajustes</li> <li>y los errores (residuos) en la variable:</li> <li>residuos</li> </ul>	SARIMA - Save Residuals   Fitted Values Variable   ajustes   Besiduals Variable   residuos   Tesiduos   Help   Forecast (Future) Variable   Vumber of Periods to Forecast

Seguidamente verificaremos que los residuos verifican las hipótesis de normalidad (haciendo el histograma), independencia (haciendo el gráfico de autocorrelaciones y autocorrelaciones parciales y observando que no existen valores significativos) y estabilidad de la varianza y centrados en cero (representando los residuos con un Time Series Plot)







Como se observa, las predicciones coinciden prácticamente con los valores observados, por lo que proponemos el siguiente modelo explicativo para la serie observada:

- Constante: 1.85065
- Coeficiente AR1: 0.64448
- Coeficiente AR2: 0.33932

```
Y<sub>t</sub>=1.85065+0.64448 Y<sub>t-1</sub>+ 0.33932 Y<sub>t-2</sub> + E<sub>t</sub>
```

donde Et representa los errores que siguen una distribución normal de media cero y varianza constante igual a 0.2

## Ejercicio:

Analizar los datos almacenados en el fichero st2.dat ubicado en la ruta usual.