INICIO: ABRIL 2018

CURSO VIRTUAL

PROGRAMACIÓN ESTADÍSTICA CON R

UNIVERSIDAD PERUANA CAYETANO HEREDIA
Escuela de Posgrado

Programación Estadística con R

UPCH

Abril 2018

UNIVERSIDAD PERUANA
CAYETANO HEREDIA
ESCUELA DE POSGRADO

Programacion en R

1. Modelado y Pronostico de la Tendencia.
2. Modelo Aditivo de Componentes.
3. Estimación de la Tendencia.
4. Pronosticos con base a la Tendencia.

Modelado y Pronostico de la Tendencia.

Introducción

Tiempo es el factor más importante que asegura el éxito en un negocio. Es difícil mantenerse a ritmo en el tiempo. Pero, la tecnología ha desarrollado algunos métodos **poderosos** con los cuales podemos `ver cosas` antes de tiempo.*No estamos hablando de una maquina del tiempo !!!*.

Estamos hablando de los métodos de **predicción y pronóstico**. Estos métodos, que se ocupan de datos basados en el tiempo, es decir, **Modelamiento de Series de Tiempo**. Como su nombre sugiere, implica trabajar en datos basados en el tiempo (años, días, horas, minutos) para obtener información que se encuentra oculta y así tomar decisiones con mejor información.

Modelado y Pronostico de la Tendencia.

Introducción

Los modelos de series temporales son modelos muy útiles cuando se tienen datos correlacionados en serie. La mayoría de las negocios comerciales trabajan en datos en series de tiempo para analizar , por ejemplo, el número de ventas para el próximo año, el tráfico de un sitio web, la posición con respecto ala competencia y muchos otros aspectos.

Modelamiento de Series Temporales

Lo Básico

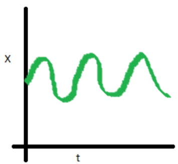
Esto incluye :

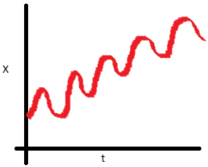
- Series Estacionarias
- Caminos Aleatorios
- Coeficiente Rho
- Test de Estacionalidad de Dickey-Fuller

Series Estacionarias

Hay tres criterios básicos para que una serie sea clasificada como serie estacionaria:

1. La media de la serie no debe ser una función del tiempo sino una constante. La imagen izquierda satisface la condición, mientras que la imagen rojo tiene una media dependiente del tiempo.



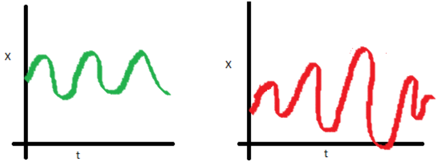


Modelamiento de Series Temporales

Series Estacionarias

Hay tres criterios básicos para que una serie sea clasificada como serie estacionaria:

2. La varianza de la serie no debe ser una función del tiempo. Esta propiedad es conocida como homocedasticidad. El siguiente gráfico representa lo que es y lo que no es una serie estacionaria.

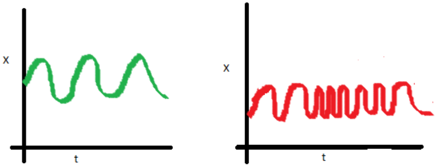


Modelamiento de Series Temporales

Series Estacionarias

Hay tres criterios básicos para que una serie sea clasificada como serie estacionaria:

3. La covarianza del i-ésimo término y el (i + m)-esimo término no debe ser una función del tiempo. En el siguiente gráfico, notará que la propagación se hace más estrecha a medida que aumenta el tiempo. Por lo tanto, la covarianza no es constante con el tiempo para la `serie roja`.



UNIVERSIDAD PERUANA CAYETANO HEREDIA
ESCUELA DE POSGRADO

¿Porque es importante estudiar estacionariedad?

La razón por la que se empezo primero con el estudio de la estacionariedad es que no se puede construir un modelo de serie temporal en los casos donde el criterio de estacionariedad es violado, el primer requisito es convertir a estacionaria la serie temporal y luego usar modelos estocásticos para predecir el comportamiento de la serie temporal.

¿Cuáles son las principales características de las series temporales?

- La mayor parte de las series temporales tienen una tendencia. Sus valores medios varían a lo largo del tiempo. Ellas son variables o series no estacionarias.

```r
library(quantmod)
getSymbols("TSLA")
TESLA <- subset(TSLA, select = TSLA.Adjusted)
chart_Series(TESLA)
```

Modelamiento de Series Temporales

¿Cuáles son las principales características de las series temporales?

Modelamiento de Series Temporales

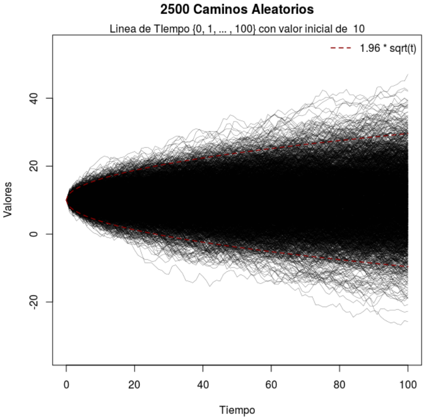
¿Cuáles son las principales características de las series temporales?

- Algunas series siguen un curso que recuerda a los meandros de los ríos, es decir, suben y bajan sin una tendencia a revertir hacia algún punto. Este comportamiento de caminata aleatoria `(random walk)` es también una propiedad de muchas variables no estacionarias. Esto es cierto en todas las series objeto de estudio, con la excepción de la inflación y la tasa de interés.

UNIVERSIDAD PERUANA
CAYETANO HEREDIA
Escuela de Posgrado

Modelamiento de Series Temporales

¿Cuáles son las principales características de las series temporales?



Modelamiento de Series Temporales

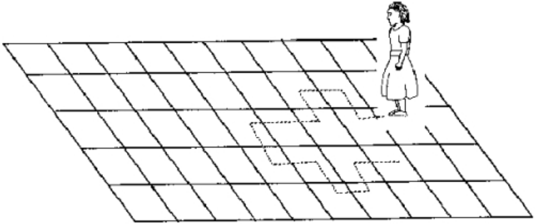
¿Cuáles son las principales características de las series temporales?

- Los Shocks (choques) tienen un alto grado de persistencia. Los cambios repentinos en la serie toman tiempo para decaer. Esto es especialmente cierto en las variables reales tales como la producción y la inversión.
- Algunas series se mueven en forma conjunta, es decir tienen un co-movimiento positivo. Por ejemplo, diferentes tasas de interés se mueven en forma conjunta, al igual que lo hace la producción en diferentes países.

UNIVERSIDAD PERUANA
CAYETANO HEREDIA
Escuela de Posgrado

Caminatas (Paseos) Aleatorios: Ejemplo

Imagínese a una chica moviéndose al azar en un tablero de ajedrez gigante. En este caso, la siguiente posición de la niña sólo depende de la última posición.



Caminatas (Paseos) Aleatorios: Ejemplo

Ahora imaginemos que estamos sentados en otra habitación y no somos capaces de ver a la chica. Se desea predecir la posición de la chica en la linea del tiempo. ¿Cuán preciso será nuestro pronostico? .Es razonable suponer que cada vez seremos más inexactos conforme la posición de la muchacha cambia. En t = 0 sabemos exactamente dónde está la chica. Para la segunda vez, ella sólo puede moverse a 8 cuadrados y por lo tanto la probabilidad de ubicarse en cualquiera de los cuadrados es 1/8 en lugar de 1 y sigue bajando. Ahora intentemos construir esta serie :

$$X(t) = X(t-1) + Er(t) \tag{1}$$

Donde $Er(t)$ es el error en el punto t del tiempo. Esta es la aleatoriedad que la chica trae en cada momento.

Modelamiento de Series Temporales

Caminatas (Paseos) Aleatorios: Ejemplo

LLegando así a la siguiente ecuación recursiva :

$$X(t) = X(0) + Sum(Er(1), Er(2), Er(3).....Er(t)) \quad (2)$$

Caminatas (Paseos) Aleatorios: Ejemplo

Ahora, vamos a intentar validar nuestras suposiciones de series estacionarias sobre esta formulación de caminata aleatoria:

1. Es la media constante ?

$$E[X(t)] = E[X(0)] + Sum(E[Er(1)], E[Er(2)], E[Er(3)].....E[Er(t)])$$

Sabemos que la esperanza de cualquier Error será cero ya que es aleatorio.Por lo tanto, obtenemos $E[X(t)] = E[X(0)] =$ Constante.

Caminatas (Paseos) Aleatorios: Ejemplo

Ahora, vamos a intentar validar nuestras suposiciones de series estacionarias sobre esta formulación de caminata aleatoria:

2. Es la varianza constante ?

$$Var[X(t)] = Var[X(0)] + Sum(Var[Er(1)], Var[Er(2)], Var[Er(3)].....Var[Er$$

$$Var[X(t)] = t * Var(Error) = \text{Dependiente del tiempo.}$$

Por lo tanto, inferimos que el paseo aleatorio no es un proceso estacionario ya que tiene una varianza variante con el tiempo. Además, si comprobamos la covarianza, vemos que también depende del tiempo.

Caminatas (Paseos) Aleatorios: Ejemplo

Vamos a condimentar las cosas un poco,
Ya sabemos que una caminata aleatoria es un proceso no estacionario. Vamos a introducir un nuevo coeficiente en la ecuación para ver si podemos hacer la formulación estacionaria.
El coeficiente Rho

$$X(t) = Rho * X(t-1) + Er(t) \tag{3}$$

Caminatas (Paseos) Aleatorios: Ejemplo

Ahora, vamos a variar el valor de Rho para ver si podemos volver a la serie estacionaria. Aquí interpretaremos la dispersión visualmente y no haremos ninguna prueba para verificar la estacionariedad.Comencemos con una serie perfectamente estacionaria con Rho = 0. En el siguiente slide veamos la grafica para la serie de tiempo:

Caminatas (Paseos) Aleatorios: Ejemplo

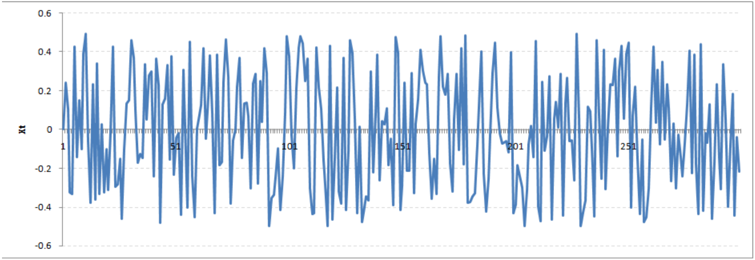


Figure: Rho=0

UNIVERSIDAD PERUANA CAYETANO HEREDIA
Escuela de Posgrado

Modelamiento de Series Temporales

Caminatas (Paseos) Aleatorios: Ejemplo

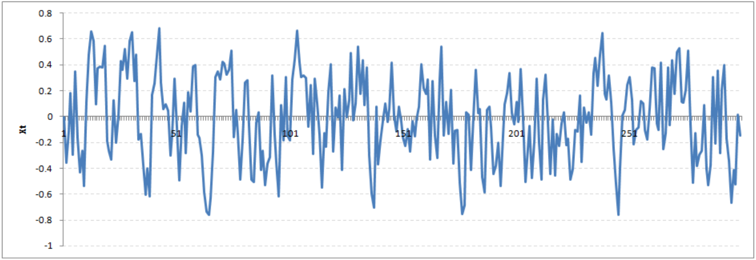


Figure: Rho=0.5

UNIVERSIDAD PERUANA CAYETANO HEREDIA
Escuela de Posgrado

Caminatas (Paseos) Aleatorios: Ejemplo

Notamos que nuestros ciclos se han vuelto más amplios, pero esencialmente no parece ser una violación grave de los supuestos estacionarios.

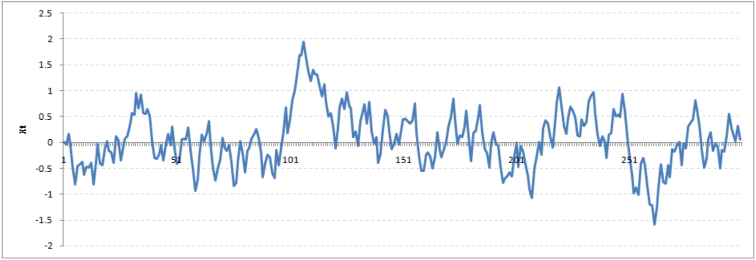


Figure: Rho=0.9

Caminatas (Paseos) Aleatorios: Ejemplo

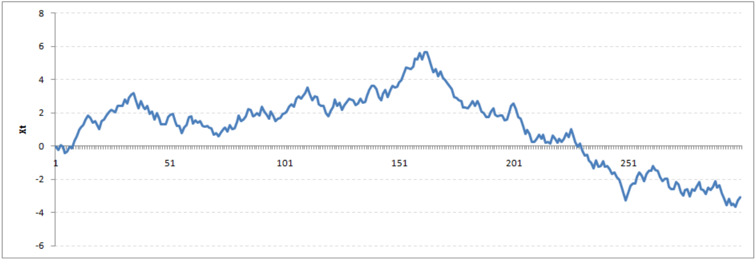


Figure: Rho=1

Esto obviamente es una violación a las condiciones estacionarias. ¿Qué hace rho = 1 un caso especial que sale mal en la prueba estacionaria? Encontraremos la razón matemática para esto.

Caminatas (Paseos) Aleatorios: Ejemplo

Tomemos la esperanza de cada lado de la ecuación

$$X(t) = Rho * X(t-1) + Er(t)$$

$$E[X(t)] = Rho * E[X(t-1)] \tag{4}$$

Explorando series de Tiempo en R

Cargando la data

Carguemos el conjunto de datos `AirPassengers` y determinemos algunas metricas .

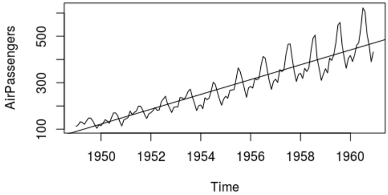
```
data(AirPassengers)

# La data esta en formato de series de tiempo (ts)
class(AirPassengers)

# Inicio de la serie de tiempo
start(AirPassengers)
#Fin de la serie de tiempo
end(AirPassengers)

frequency(AirPassengers)

summary(AirPassengers)
```

ANA
IEREDIA

Explorando series de Tiempo en R

Detalles de la data

```r
plot(AirPassengers)
abline(reg=lm(AirPassengers~time(AirPassengers)))
```



UNIVERSIDAD PERUANA CAYETANO HEREDIA
ESCUELA DE POSGRADO

Algunas operaciones mas

```
cycle(AirPassengers)
plot(aggregate(AirPassengers,FUN=mean))
boxplot(AirPassengers~cycle(AirPassengers))
```

Explorando series de Tiempo en R

Algunas inferencias

- La tendencia año tras año muestra claramente que los `#pasajeros` han ido aumentando de manera continua.
- La varianza y el valor medio en julio y agosto es mucho mayor que el resto de los meses.
- Aunque el valor medio de cada mes es bastante diferente, su varianza es pequeña. Por lo tanto, tenemos un fuerte efecto estacional con un ciclo de 12 meses o menos.

La exploración de datos se vuelve más importante en un modelo de series de tiempo - sin esta exploración, no sabrá si una serie es estacionaria o no.