

Módulo 1: Introducción a series de tiempo

Dra Ana Georgina Flesia, FaMAF-CIEM-Conicet.
Dra. Patricia Kisbye, FaMAF.

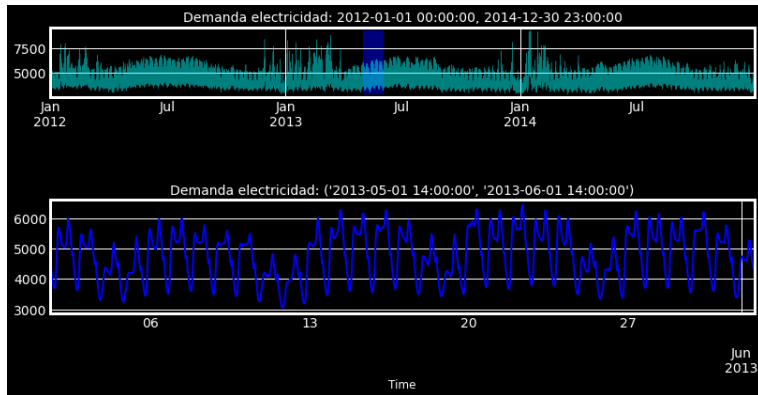
Tabla de contenidos

① Series de tiempo

② Suavizado exponencial

Series de tiempo

¿Qué es una serie de tiempo?



¿Qué es una serie de tiempo?

Datos indexados temporalmente:

Es una serie de observaciones recolectadas en intervalos de tiempo especificados, generalmente iguales (equiespaciados). Ajustando una curva a los datos mediante optimización se puede analizar y predecir numéricamente.

¿Qué es una serie de tiempo?

Datos indexados temporalmente:

Es una serie de observaciones recolectadas en intervalos de tiempo especificados, generalmente iguales (equiespaciados). Ajustando una curva a los datos mediante optimización se puede analizar y predecir numéricamente.

Proceso Estocástico:

Es una serie de variables aleatorias indexadas temporalmente. La distribución conjunta de las variables nos ayuda a predecir valores de variables no observadas, basados en valores observados anteriormente.

¿Qué es una serie de tiempo?

Datos indexados temporalmente:

Es una serie de observaciones recolectadas en intervalos de tiempo especificados, generalmente iguales (equiespaciados). Ajustando una curva a los datos mediante optimización se puede analizar y predecir numéricamente.

Proceso Estocástico:

Es una serie de variables aleatorias indexadas temporalmente. La distribución conjunta de las variables nos ayuda a predecir valores de variables no observadas, basados en valores observados anteriormente.

Serie de tiempo:

Las **series de tiempo** son observaciones de las trayectorias emitidas por los procesos estocásticos.

Series de tiempo

¿Todo dato indexado temporalmente es una serie de tiempo?

Series de tiempo

¿Todo dato indexado temporalmente es una serie de tiempo?

- Cuando llamamos series de tiempo a los datos recolectados indexados en alguna variable temporal estamos considerando que pueden ser modeladas como realizaciones de modelos estocásticos.

Series de tiempo

¿Todo dato indexado temporalmente es una serie de tiempo?

- Cuando llamamos series de tiempo a los datos recolectados indexados en alguna variable temporal estamos considerando que pueden ser modeladas como realizaciones de modelos estocásticos.
- Sin embargo, pueden ser tratadas como discretizaciones de funciones y procesarlas con métodos de procesamiento de señales (filtros).

Series de tiempo

¿Todo dato indexado temporalmente es una serie de tiempo?

- Cuando llamamos series de tiempo a los datos recolectados indexados en alguna variable temporal estamos considerando que pueden ser modeladas como realizaciones de modelos estocásticos.
- Sin embargo, pueden ser tratadas como discretizaciones de funciones y procesarlas con métodos de procesamiento de señales (filtros).

¿Por qué interesan?

Series de tiempo

¿Todo dato indexado temporalmente es una serie de tiempo?

- Cuando llamamos series de tiempo a los datos recolectados indexados en alguna variable temporal estamos considerando que pueden ser modeladas como realizaciones de modelos estocásticos.
- Sin embargo, pueden ser tratadas como discretizaciones de funciones y procesarlas con métodos de procesamiento de señales (filtros).

¿Por qué interesan?

- Los datos recolectados de situaciones reales son de naturaleza aleatoria.

Series de tiempo

¿Todo dato indexado temporalmente es una serie de tiempo?

- Cuando llamamos series de tiempo a los datos recolectados indexados en alguna variable temporal estamos considerando que pueden ser modeladas como realizaciones de modelos estocásticos.
- Sin embargo, pueden ser tratadas como discretizaciones de funciones y procesarlas con métodos de procesamiento de señales (filtros).

¿Por qué interesan?

- Los datos recolectados de situaciones reales son de naturaleza aleatoria.
- Usualmente interesa conocer el comportamiento futuro de la variable medida, y qué factores intervienen en el movimiento de dicha variable a través del tiempo.

Ejemplos

1. Mediciones de la demanda de electricidad cada 30 minutos del estado de Victoria (Australia), junto con información adicional sobre la temperatura y un indicador de si ese día es festivo.

<https://tsibbledata.tidyverts.org/reference/vic-elec.html>

Ejemplos

1. Mediciones de la demanda de electricidad cada 30 minutos del estado de Victoria (Australia), junto con información adicional sobre la temperatura y un indicador de si ese día es festivo.
<https://tsibbledata.tidyverts.org/reference/vic-elec.html>
2. Mediciones horarias de polución en Seoul, South Korea, medidas desde 2017 al 2019. <https://www.kaggle.com/datasets/bappekim/air-pollution-in-seoul>

Ejemplos

1. Mediciones de la demanda de electricidad cada 30 minutos del estado de Victoria (Australia), junto con información adicional sobre la temperatura y un indicador de si ese día es festivo.
<https://tsibbledata.tidyverts.org/reference/vic-elec.html>
2. Mediciones horarias de polución en Seoul, South Korea, medidas desde 2017 al 2019. <https://www.kaggle.com/datasets/bappekim/air-pollution-in-seoul>
3. Mediciones semanales promedio de CO2 atmosféricas creada a partir de los datos del proyecto Continuous Air Samples at Mauna Loa Observatory, Hawaii, U.S.A desde 1958 al 2001. No todas las semanas tienen dato, por lo cual las mediciones no son equi-espaciadas
<https://www.statsmodels.org/dev/datasets/generated/co2.html>

Ejemplos

1. Mediciones de la demanda de electricidad cada 30 minutos del estado de Victoria (Australia), junto con información adicional sobre la temperatura y un indicador de si ese día es festivo.
<https://tsibbledata.tidyverts.org/reference/vic-elec.html>
2. Mediciones horarias de polución en Seoul, South Korea, medidas desde 2017 al 2019. <https://www.kaggle.com/datasets/bappekim/air-pollution-in-seoul>
3. Mediciones semanales promedio de CO2 atmosféricas creada a partir de los datos del proyecto Continuous Air Samples at Mauna Loa Observatory, Hawaii, U.S.A desde 1958 al 2001. No todas las semanas tienen dato, por lo cual las mediciones no son equi-espaciadas
<https://www.statsmodels.org/dev/datasets/generated/co2.html>
4. Número de pasajeros mensuales de una línea aérea americana desde 1949 a 1960. <https://www.kaggle.com/datasets/chirag19/air-passengers>

Curación

Conocer los datos

Curación

Conocer los datos

- Tipos de variables a tiempo t

Curación

Conocer los datos

- Tipos de variables a tiempo t
- una variable o un vector a tiempo t ?

Curación

Conocer los datos

- Tipos de variables a tiempo t
- una variable o un vector a tiempo t ?
- el tiempo es una variable en sí misma, no solo el índice, usualmente hay que convertir la información de un string al formato Datetime

Curación

Conocer los datos

- Tipos de variables a tiempo t
- una variable o un vector a tiempo t ?
- el tiempo es una variable en sí misma, no solo el índice, usualmente hay que convertir la información de un string al formato Datetime

Objetivo

Curación

Conocer los datos

- Tipos de variables a tiempo t
- una variable o un vector a tiempo t ?
- el tiempo es una variable en sí misma, no solo el índice, usualmente hay que convertir la información de un string al formato Datetime

Objetivo

- para qué lo recolectamos?

Curación

Conocer los datos

- Tipos de variables a tiempo t
- una variable o un vector a tiempo t ?
- el tiempo es una variable en sí misma, no solo el índice, usualmente hay que convertir la información de un string al formato Datetime

Objetivo

- para qué lo recolectamos?
- PREDICCIÓN de datos a futuro

Curación

Conocer los datos

- Tipos de variables a tiempo t
- una variable o un vector a tiempo t ?
- el tiempo es una variable en sí misma, no solo el índice, usualmente hay que convertir la información de un string al formato Datetime

Objetivo

- para qué lo recolectamos?
- PREDICCIÓN de datos a futuro
- DETECCIÓN de eventos raros

Curación: Menú

1. Plato principal: Número de secuencias ingreso/salida

Curación: Menú

1. Plato principal: Número de secuencias ingreso/salida
 - un ingreso y una salida con ingreso = salida (Univariado con $in = out$)

Curación: Menú

1. Plato principal: Número de secuencias ingreso/salida

- ▶ un ingreso y una salida con ingreso = salida (Univariado con $in = out$)
- ▶ un ingreso y una salida con ingreso \neq salida (Multivariate with $in \neq out$)

Curación: Menú

1. Plato principal: Número de secuencias ingreso/salida

- ▶ un ingreso y una salida con ingreso = salida (Univariado con $in = out$)
- ▶ un ingreso y una salida con ingreso \neq salida (Multivariate with $in \neq out$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos = salidas (Multivariate with $in[N] = out[N]$)

Curación: Menú

1. Plato principal: Número de secuencias ingreso/salida

- ▶ un ingreso y una salida con ingreso = salida (Univariado con $in = out$)
- ▶ un ingreso y una salida con ingreso \neq salida (Multivariate with $in \neq out$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos = salidas (Multivariate with $in[N] = out[N]$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos \neq salidas (Multivariate with $in[N] \neq out[N]$)

Curación: Menú

1. Plato principal: Número de secuencias ingreso/salida

- ▶ un ingreso y una salida con ingreso = salida (Univariado con $\text{in} = \text{out}$)
- ▶ un ingreso y una salida con ingreso \neq salida (Multivariate with $\text{in} \neq \text{out}$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos = salidas (Multivariate with $\text{in}[N] = \text{out}[N]$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos \neq salidas (Multivariate with $\text{in}[N] \neq \text{out}[N]$)

2. Menú de bebidas: Largo de las secuencias salida

Curación: Menú

1. Plato principal: Número de secuencias ingreso/salida

- ▶ un ingreso y una salida con ingreso = salida (Univariado con $in = out$)
- ▶ un ingreso y una salida con ingreso \neq salida (Multivariate with $in \neq out$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos = salidas (Multivariate with $in[N] = out[N]$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos \neq salidas (Multivariate with $in[N] \neq out[N]$)

2. Menú de bebidas: Largo de las secuencias salida

- ▶ Secuencia de salida de un solo paso

Curación: Menú

1. Plato principal: Número de secuencias ingreso/salida

- ▶ un ingreso y una salida con ingreso = salida (Univariado con $in = out$)
- ▶ un ingreso y una salida con ingreso \neq salida (Multivariate with $in \neq out$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos = salidas (Multivariate with $in[N] = out[N]$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos \neq salidas (Multivariate with $in[N] \neq out[N]$)

2. Menú de bebidas: Largo de las secuencias salida

- ▶ Secuencia de salida de un solo paso
- ▶ Secuencia de salida de múltiples pasos

Curación: Menú

1. Plato principal: Número de secuencias ingreso/salida

- ▶ un ingreso y una salida con ingreso = salida (Univariado con $in = out$)
- ▶ un ingreso y una salida con ingreso \neq salida (Multivariate with $in \neq out$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos = salidas (Multivariate with $in[N] = out[N]$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos \neq salidas (Multivariate with $in[N] \neq out[N]$)

2. Menú de bebidas: Largo de las secuencias salida

- ▶ Secuencia de salida de un solo paso
- ▶ Secuencia de salida de múltiples pasos
- ▶ Predecir todos los pasos a la vez (Single-shot)

Curación: Menú

1. Plato principal: Número de secuencias ingreso/salida

- ▶ un ingreso y una salida con $\text{ingreso} = \text{salida}$ (Univariado con $\text{in} = \text{out}$)
- ▶ un ingreso y una salida con $\text{ingreso} \neq \text{salida}$ (Multivariate with $\text{in} \neq \text{out}$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con $\text{ingresos} = \text{salidas}$ (Multivariate with $\text{in}[N] = \text{out}[N]$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con $\text{ingresos} \neq \text{salidas}$ (Multivariate with $\text{in}[N] \neq \text{out}[N]$)

2. Menú de bebidas: Largo de las secuencias salida

- ▶ Secuencia de salida de un solo paso
- ▶ Secuencia de salida de múltiples pasos
- ▶ Predecir todos los pasos a la vez (Single-shot)
- ▶ Predecir un solo paso a la vez y retroalimentar el modelo para predecir varios pasos (recursive)

Curación: Menú

1. Plato principal: Número de secuencias ingreso/salida

- ▶ un ingreso y una salida con ingreso = salida (Univariado con $in = out$)
- ▶ un ingreso y una salida con ingreso \neq salida (Multivariate with $in \neq out$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos = salidas (Multivariate with $in[N] = out[N]$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos \neq salidas (Multivariate with $in[N] \neq out[N]$)

2. Menú de bebidas: Largo de las secuencias salida

- ▶ Secuencia de salida de un solo paso
- ▶ Secuencia de salida de múltiples pasos
- ▶ Predecir todos los pasos a la vez (Single-shot)
- ▶ Predecir un solo paso a la vez y retroalimentar el modelo para predecir varios pasos (recursive)

3. Postre: Tipo de secuencia de input

Curación: Menú

1. Plato principal: Número de secuencias ingreso/salida

- ▶ un ingreso y una salida con ingreso = salida (Univariado con $in = out$)
- ▶ un ingreso y una salida con ingreso \neq salida (Multivariate with $in \neq out$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos = salidas (Multivariate with $in[N] = out[N]$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos \neq salidas (Multivariate with $in[N] \neq out[N]$)

2. Menú de bebidas: Largo de las secuencias salida

- ▶ Secuencia de salida de un solo paso
- ▶ Secuencia de salida de múltiples pasos
- ▶ Predecir todos los pasos a la vez (Single-shot)
- ▶ Predecir un solo paso a la vez y retroalimentar el modelo para predecir varios pasos (recursive)

3. Postre: Tipo de secuencia de input

- ▶ Secuencia de ingreso de largo estático (Sliding Window)

Curación: Menú

1. Plato principal: Número de secuencias ingreso/salida

- ▶ un ingreso y una salida con ingreso = salida (Univariado con $in = out$)
- ▶ un ingreso y una salida con ingreso \neq salida (Multivariate with $in \neq out$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos = salidas (Multivariate with $in[N] = out[N]$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos \neq salidas (Multivariate with $in[N] \neq out[N]$)

2. Menú de bebidas: Largo de las secuencias salida

- ▶ Secuencia de salida de un solo paso
- ▶ Secuencia de salida de múltiples pasos
- ▶ Predecir todos los pasos a la vez (Single-shot)
- ▶ Predecir un solo paso a la vez y retroalimentar el modelo para predecir varios pasos (recursive)

3. Postre: Tipo de secuencia de input

- ▶ Secuencia de ingreso de largo estático (Sliding Window)
- ▶ Secuencia de ingreso de largo variable (Expanding Window)

Curación: Menú

1. Plato principal: Número de secuencias ingreso/salida

- ▶ un ingreso y una salida con ingreso = salida (Univariado con $in = out$)
- ▶ un ingreso y una salida con ingreso \neq salida (Multivariate with $in \neq out$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos = salidas (Multivariate with $in[N] = out[N]$)
- ▶ Múltiples ingresos y múltiples salidas con ingresos \neq salidas (Multivariate with $in[N] \neq out[N]$)

2. Menú de bebidas: Largo de las secuencias salida

- ▶ Secuencia de salida de un solo paso
- ▶ Secuencia de salida de múltiples pasos
- ▶ Predecir todos los pasos a la vez (Single-shot)
- ▶ Predecir un solo paso a la vez y retroalimentar el modelo para predecir varios pasos (recursive)

3. Postre: Tipo de secuencia de input

- ▶ Secuencia de ingreso de largo estático (Sliding Window)
- ▶ Secuencia de ingreso de largo variable (Expanding Window)
- ▶ Además, puede especificar el tamaño del paso de la ventana

Curación

Ejemplo 1

Podría tener una secuencia para la que está tratando de predecir sus valores para los siguientes 5 pasos de tiempo en función de los 10 pasos de tiempo anteriores, lo que sería un problema de serie de tiempo de múltiples pasos univariado con una ventana deslizable. (a univariate multistep time series problem with a sliding window)

Curación

Ejemplo 1

Podría tener una secuencia para la que está tratando de predecir sus valores para los siguientes 5 pasos de tiempo en función de los 10 pasos de tiempo anteriores, lo que sería un problema de serie de tiempo de múltiples pasos univariado con una ventana deslizante. (a univariate multistep time series problem with a sliding window)

Ejemplo 2

O puede intentar predecir la cantidad de nieve para el día siguiente en función de todos los datos anteriores disponibles de temperatura y lluvia. Este sería un problema de serie de tiempo multivariado de un solo paso con una ventana en expansión. (multivariate single step time series problem with an expanding window).

Curación del dataset

1. Manejar el formato Datetime

Curación del dataset

1. Manejar el formato Datetime
2. Componer y descomponer Datetime

Curación del dataset

1. Manejar el formato Datetime
2. Componer y descomponer Datetime
3. Manejar valores faltantes

Curación del dataset

1. Manejar el formato Datetime
2. Componer y descomponer Datetime
3. Manejar valores faltantes
4. Operaciones generales de series

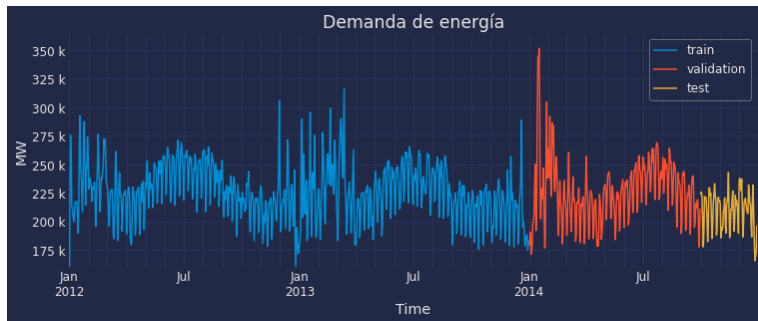
Curación del dataset

1. Manejar el formato Datetime
2. Componer y descomponer Datetime
3. Manejar valores faltantes
4. Operaciones generales de series
5. Filtrado

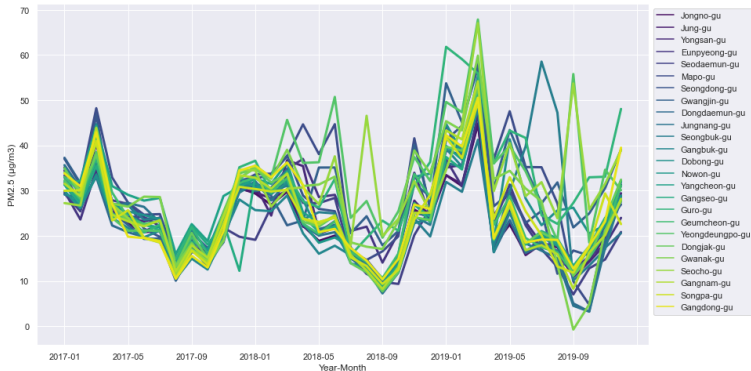
Curación del dataset

1. Manejar el formato Datetime
2. Componer y descomponer Datetime
3. Manejar valores faltantes
4. Operaciones generales de series
5. Filtrado
6. Remuestreo

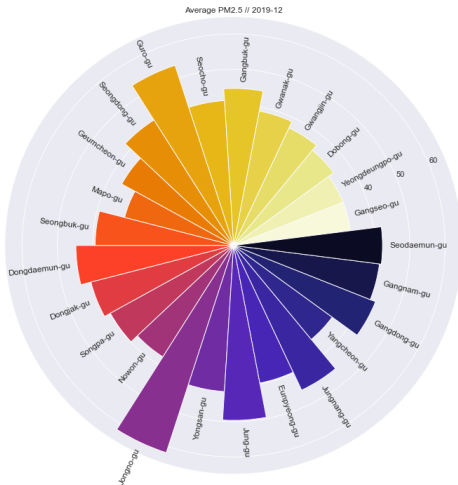
Demanda de energía



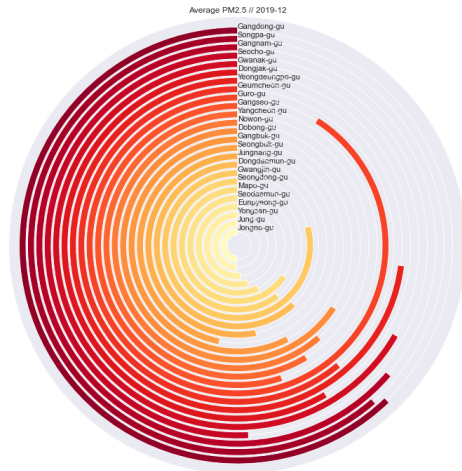
Polución en Soul



Polución en Soul

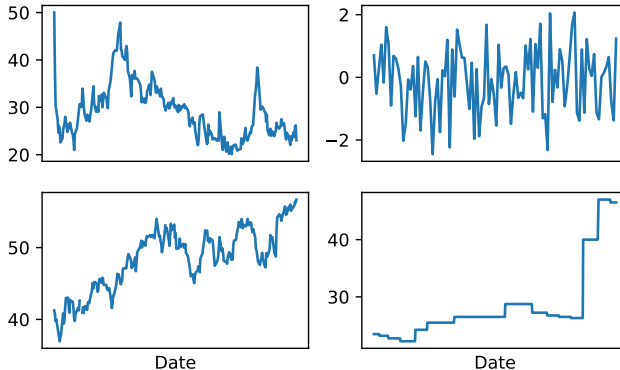


Polución en Soul



Gráficos de una serie de tiempo

Representación gráfica de una serie de tiempo: ¿qué podríamos analizar?



Gráficos de una serie de tiempo

Exploración gráfica

Gráficos de una serie de tiempo

Exploración gráfica

- Tendencias

Gráficos de una serie de tiempo

Exploración gráfica

- Tendencias
- Estacionalidad o periodicidades

Gráficos de una serie de tiempo

Exploración gráfica

- Tendencias
- Estacionalidad o periodicidades
- Fenómenos inusuales

Gráficos de una serie de tiempo

Exploración gráfica

- Tendencias
- Estacionalidad o periodicidades
- Fenómenos inusuales
- Características de la parte aleatoria de la serie.

Gráficos de una serie de tiempo

Exploración gráfica

- Tendencias
- Estacionalidad o periodicidades
- Fenómenos inusuales
- Características de la parte aleatoria de la serie.

Exploración gráfica

Gráficos de una serie de tiempo

Exploración gráfica

- Tendencias
- Estacionalidad o periodicidades
- Fenómenos inusuales
- Características de la parte aleatoria de la serie.

Exploración gráfica

- Matplotlib

Gráficos de una serie de tiempo

Exploración gráfica

- Tendencias
- Estacionalidad o periodicidades
- Fenómenos inusuales
- Características de la parte aleatoria de la serie.

Exploración gráfica

- Matplotlib
- Pandas

Gráficos de una serie de tiempo

Exploración gráfica

- Tendencias
- Estacionalidad o periodicidades
- Fenómenos inusuales
- Características de la parte aleatoria de la serie.

Exploración gráfica

- Matplotlib
- Pandas
- Seaborn

Gráficos de una serie de tiempo

Exploración gráfica

- Tendencias
- Estacionalidad o periodicidades
- Fenómenos inusuales
- Características de la parte aleatoria de la serie.

Exploración gráfica

- Matplotlib
- Pandas
- Seaborn
- Plotly.

Gráficos de una serie de tiempo

Exploración gráfica

- Tendencias
- Estacionalidad o periodicidades
- Fenómenos inusuales
- Características de la parte aleatoria de la serie.

Exploración gráfica

- Matplotlib
- Pandas
- Seaborn
- Plotly.
- Exploracion-demanda-energia-electrica-python.ipynb

Estacionalidades, tendencias y aleatoriedad

Parte de la serie observada

Estacionalidades, tendencias y aleatoriedad

Parte de la serie observada

- Tendencias

Estacionalidades, tendencias y aleatoriedad

Parte de la serie observada

- Tendencias
- Estacionalidad o periodicidades

Estacionalidades, tendencias y aleatoriedad

Parte de la serie observada

- Tendencias
- Estacionalidad o periodicidades
- Fenómenos inusuales

Estacionalidades, tendencias y aleatoriedad

Parte de la serie observada

- Tendencias
- Estacionalidad o periodicidades
- Fenómenos inusuales
- Características de la parte aleatoria de la serie.

Estacionalidades, tendencias y aleatoriedad

Parte de la serie observada

- Tendencias
- Estacionalidad o periodicidades
- Fenómenos inusuales
- Características de la parte aleatoria de la serie.

Para predecir nuevos datos

Estacionalidades, tendencias y aleatoriedad

Parte de la serie observada

- Tendencias
- Estacionalidad o periodicidades
- Fenómenos inusuales
- Características de la parte aleatoria de la serie.

Para predecir nuevos datos

- ¿Es necesario extraer las tendencias?

Estacionalidades, tendencias y aleatoriedad

Parte de la serie observada

- Tendencias
- Estacionalidad o periodicidades
- Fenómenos inusuales
- Características de la parte aleatoria de la serie.

Para predecir nuevos datos

- ¿Es necesario extraer las tendencias?
- ¿Es necesario extraer las estacionalidades?

Estacionalidades, tendencias y aleatoriedad

Parte de la serie observada

- Tendencias
- Estacionalidad o periodicidades
- Fenómenos inusuales
- Características de la parte aleatoria de la serie.

Para predecir nuevos datos

- ¿Es necesario extraer las tendencias?
- ¿Es necesario extraer las estacionalidades?
- Modelado paramétrico del proceso aleatorio teniendo en consideración estas características permite predecir.

Series de tiempo

Notación:

$$x_t, \quad t = 0, 1, 2, \dots, T.$$

La serie x_t es una realización de un **proceso estocástico**. Se intenta inferir, a partir de la serie de tiempo, las propiedades de este proceso.

Tienen sentido las medidas:

$$E[x_t], \quad \text{Var}(x_t), \quad \text{Covar}(x_t, x_{t+k}).$$

Series de tiempo

Notación:

$$x_t, \quad t = 0, 1, 2, \dots, T.$$

- t : variable temporal.

La serie x_t es una realización de un **proceso estocástico**. Se intenta inferir, a partir de la serie de tiempo, las propiedades de este proceso.

Tienen sentido las medidas:

$$E[x_t], \quad \text{Var}(x_t), \quad \text{Covar}(x_t, x_{t+k}).$$

Series de tiempo

Notación:

$$x_t, \quad t = 0, 1, 2, \dots, T.$$

- t : variable temporal.
- x_t : dato observado en el tiempo t .

La serie x_t es una realización de un **proceso estocástico**. Se intenta inferir, a partir de la serie de tiempo, las propiedades de este proceso.

Tienen sentido las medidas:

$$E[x_t], \quad \text{Var}(x_t), \quad \text{Covar}(x_t, x_{t+k}).$$

Estimadores

- Recordamos: media muestral, varianza muestral, covarianza muestral:

Estimadores

- Recordamos: media muestral, varianza muestral, covarianza muestral:
- X , con una muestra x_1, x_2, \dots, x_n .

Estimadores

- Recordamos: media muestral, varianza muestral, covarianza muestral:
- X , con una muestra x_1, x_2, \dots, x_n .
- Y , con una muestra y_1, y_2, \dots, y_n .

Estimadores

- Recordamos: media muestral, varianza muestral, covarianza muestral:
- X , con una muestra x_1, x_2, \dots, x_n .
- Y , con una muestra y_1, y_2, \dots, y_n .

$$\hat{x} = \frac{x_1 + x_2 + \dots + x_n}{n}$$

$$\hat{\sigma}_X^2 = \frac{(x_1 - \hat{\mu})^2 + (x_2 - \hat{\mu})^2 + \dots + (x_n - \hat{\mu})^2}{n - 1}$$

$$\text{cov}(X, Y) = \frac{1}{n - 1} \sum (x_i - \hat{x})(y_i - \hat{y})$$

$$\hat{\rho}_{X,Y} = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\hat{\sigma}_X \sigma_Y}.$$

Características comunes de series

En una serie temporal se analizan características como:

- **Estacionariedad y tendencias:** ¿la serie se comporta del mismo modo a lo largo del tiempo?

Características comunes de series

En una serie temporal se analizan características como:

- **Estacionariedad y tendencias:** ¿la serie se comporta del mismo modo a lo largo del tiempo?
- **Estacionalidad.** ¿Hay características que se repiten trimestralmente/anualmente...?

Características comunes de series

En una serie temporal se analizan características como:

- **Estacionariedad y tendencias:** ¿la serie se comporta del mismo modo a lo largo del tiempo?
- **Estacionalidad.** ¿Hay características que se repiten trimestralmente/anualmente...?
- **Ciclos.** ¿La serie tiene períodos definidos?

Características comunes de series

En una serie temporal se analizan características como:

- **Estacionariedad y tendencias:** ¿la serie se comporta del mismo modo a lo largo del tiempo?
- **Estacionalidad.** ¿Hay características que se repiten trimestralmente/anualmente...?
- **Ciclos.** ¿La serie tiene períodos definidos?
- **Autocorrelación o correlación serial.** ¿Hay una dependencia de los valores de la serie con respecto a los anteriores?

Características comunes de series

- **Tendencia:** Un crecimiento o decrecimiento de la serie desplegado en el tiempo. Puede verse como una pendiente (no necesariamente lineal) que va empujando los datos a través del tiempo.

Características comunes de series

- **Tendencia:** Un crecimiento o decrecimiento de la serie desplegado en el tiempo. Puede verse como una pendiente (no necesariamente lineal) que va empujando los datos a través del tiempo.
- **Estacionalidad.** Una serie de tiempo se dice estacional cuanto está afectada por factores estacionales, como hora del día, semana, mes, año. La estacionalidad se puede observar como un patrón periódico suave de frecuencia fija.

Características comunes de series

- **Tendencia:** Un crecimiento o decrecimiento de la serie desplegado en el tiempo. Puede verse como una pendiente (no necesariamente lineal) que va empujando los datos a través del tiempo.
- **Estacionalidad.** Una serie de tiempo se dice estacional cuanto está afectada por factores estacionales, como hora del día, semana, mes, año. La estacionalidad se puede observar como un patrón periódico suave de frecuencia fija.
- **Ciclos.** Un ciclo ocurre cuando los datos muestran alzas y bajas sin una frecuencia fija. Esas fluctuaciones son mas ruidosas que lo estacionalidad.

Características comunes de series

- **Tendencia:** Un crecimiento o decrecimiento de la serie desplegado en el tiempo. Puede verse como una pendiente (no necesariamente lineal) que va empujando los datos a través del tiempo.
- **Estacionalidad.** Una serie de tiempo se dice estacional cuanto está afectada por factores estacionales, como hora del día, semana, mes, año. La estacionalidad se puede observar como un patrón periódico suave de frecuencia fija.
- **Ciclos.** Un ciclo ocurre cuando los datos muestran alzas y bajas sin una frecuencia fija. Esas fluctuaciones son mas ruidosas que lo estacionalidad.
- **Residuos** Podemos descomponer una serie en dos partes, la predicción de un modelo y el residuo, la diferencia entre la observación real y la predicha por el modelo.

Estacionariedad

Proceso estacionarios

Son procesos cuyas características se mantienen en el tiempo: la misma media, la misma dispersión, no poseen ciclos, no son estacionales.

En la práctica son procesos difíciles de encontrar. Entonces hablamos de:

Estacionariedad

Proceso estacionarios

Son procesos cuyas características se mantienen en el tiempo: la misma media, la misma dispersión, no poseen ciclos, no son estacionales.

En la práctica son procesos difíciles de encontrar. Entonces hablamos de:

- procesos estacionarios en sentido estricto, o fuertemente estacionarios.

Estacionariedad

Proceso estacionarios

Son procesos cuyas características se mantienen en el tiempo: la misma media, la misma dispersión, no poseen ciclos, no son estacionales.

En la práctica son procesos difíciles de encontrar. Entonces hablamos de:

- procesos estacionarios en sentido estricto, o fuertemente estacionarios.
- procesos estacionarios en sentido amplio, o débilmente estacionarios.

Estacionariedad

Proceso estacionarios

Son procesos cuyas características se mantienen en el tiempo: la misma media, la misma dispersión, no poseen ciclos, no son estacionales.

En la práctica son procesos difíciles de encontrar. Entonces hablamos de:

- procesos estacionarios en sentido estricto, o fuertemente estacionarios.
- procesos estacionarios en sentido amplio, o débilmente estacionarios.
 - ▶ $E[x_t]$ es una constante independiente de t .

Estacionariedad

Proceso estacionarios

Son procesos cuyas características se mantienen en el tiempo: la misma media, la misma dispersión, no poseen ciclos, no son estacionales.

En la práctica son procesos difíciles de encontrar. Entonces hablamos de:

- procesos estacionarios en sentido estricto, o fuertemente estacionarios.
- procesos estacionarios en sentido amplio, o débilmente estacionarios.
 - ▶ $E[x_t]$ es una constante independiente de t .
 - ▶ $Var(x_t)$ es una constante independiente de t .

Estacionariedad

Proceso estacionarios

Son procesos cuyas características se mantienen en el tiempo: la misma media, la misma dispersión, no poseen ciclos, no son estacionales.

En la práctica son procesos difíciles de encontrar. Entonces hablamos de:

- procesos estacionarios en sentido estricto, o fuertemente estacionarios.
- procesos estacionarios en sentido amplio, o débilmente estacionarios.
 - ▶ $E[x_t]$ es una constante independiente de t .
 - ▶ $Var(x_t)$ es una constante independiente de t .
 - ▶ $Cov(x_t, x_{t+k})$ es una constante que no depende de t .

Suavizado exponencial

Predicción basada en filtrado

- Suavizado Exponencial Simple de Brown

Predicción basada en filtrado

- Suavizado Exponencial Simple de Brown
- Suavizado Doble Exponencial de Holt

Predicción basada en filtrado

- Suavizado Exponencial Simple de Brown
- Suavizado Doble Exponencial de Holt
- Suavizado triple exponencial, también conocido como Holt-Winters

Predicción basada en filtrado

- Suavizado Exponencial Simple de Brown
- Suavizado Doble Exponencial de Holt
- Suavizado triple exponencial, también conocido como Holt-Winters
- Todos los métodos de Holt, Winter y Brown son aplicaciones de filtrado recursivo.

Suavizado exponencial Simple

- Este método provee un promedio pesado exponencial de todos los valores de la serie observados anteriormente

Suavizado exponencial Simple

- Este método provee un promedio pesado exponencial de todos los valores de la serie observados anteriormente
- Es apropiado para datos sin tendencias predecibles

Suavizado exponencial Simple

- Este método provee un promedio pesado exponencial de todos los valores de la serie observados anteriormente
- Es apropiado para datos sin tendencias predecibles
- El objetivo es estimar el nivel actual y usarlo para predecir el valor futuro desconocido

Suavizado exponencial Simple

- Formalmente, el suavizado exponencial esta definido por la fórmula

$$F_{t+1} = \alpha x_t + (1 - \alpha)F_t = F_t + \alpha(x_t - F_t)$$

donde α es el factor de suavizado, $0 \leq \alpha \leq 1$, F_t es la última predicción y x_t es el valor observado .

Suavizado exponencial Simple

- Formalmente, el suavizado exponencial esta definido por la fórmula

$$F_{t+1} = \alpha x_t + (1 - \alpha)F_t = F_t + \alpha(x_t - F_t)$$

donde α es el factor de suavizado, $0 \leq \alpha \leq 1$, F_t es la última predicción y x_t es el valor observado .

- El nombre de suavizado exponencial se atribuye al uso de la ventana exponencial discreta durante la convolución.

Suavizado exponencial Simple

- Si expandimos la ecuación por sustitución directa

$$\begin{aligned}
 F_{t+1} &= \alpha x_t + (1 - \alpha)F_t \\
 &= \alpha x_t + (1 - \alpha)[\alpha x_{t-1} + (1 - \alpha)F_{t-1}] \\
 &= \alpha x_t + \alpha(1 - \alpha)x_{t-1} + (1 - \alpha)^2 F_{t-1} \\
 &= \alpha [x_t + (1 - \alpha)x_{t-1} + (1 - \alpha)^2 x_{t-2}] + \\
 &+ \alpha [(1 - \alpha)^3 x_{t-3} + \cdots + (1 - \alpha)^{t-1} x_1] + (1 - \alpha)^t x_0.
 \end{aligned}$$

Suavizado exponencial Simple

- Si expandimos la ecuación por sustitución directa

$$\begin{aligned}
 F_{t+1} &= \alpha x_t + (1 - \alpha)F_t \\
 &= \alpha x_t + (1 - \alpha)[\alpha x_{t-1} + (1 - \alpha)F_{t-1}] \\
 &= \alpha x_t + \alpha(1 - \alpha)x_{t-1} + (1 - \alpha)^2 F_{t-1} \\
 &= \alpha [x_t + (1 - \alpha)x_{t-1} + (1 - \alpha)^2 x_{t-2}] + \\
 &\quad + \alpha [(1 - \alpha)^3 x_{t-3} + \dots + (1 - \alpha)^{t-1} x_1] + (1 - \alpha)^t x_0.
 \end{aligned}$$

- Esto es, F_t se transforma en el promedio pesado de una mayor cantidad de observaciones pasadas, y los pesos son proporcionales a la serie geométrica,

$$1, (1 - \alpha), (1 - \alpha)^2, \dots, (1 - \alpha)^n \dots$$

la cual es una versión discreta de la función exponencial.

Suavizado exponencial Simple

- El valor de la constante de suavizado α debe cumplir $0 \leq \alpha \leq 1$.

Suavizado exponencial Simple

- El valor de la constante de suavizado α debe cumplir $0 \leq \alpha \leq 1$.
- Si se desean predicciones estables con una variación suavizada, se debe elegir un valor pequeño de α .

Suavizado exponencial Simple

- El valor de la constante de suavizado α debe cumplir $0 \leq \alpha \leq 1$.
- Si se desean predicciones estables con una variación suavizada, se debe elegir un valor pequeño de α .
- Si se desea una respuesta rápida a un patrón de cambio verdadero de los datos, se debe elegir un valor alto de α .

Suavizado exponencial Simple

- El valor de la constante de suavizado α debe cumplir $0 \leq \alpha \leq 1$.
- Si se desean predicciones estables con una variación suavizada, se debe elegir un valor pequeño de α .
- Si se desea una respuesta rápida a un patrón de cambio verdadero de los datos, se debe elegir un valor alto de α .
- Usando la muestra de entrenamiento, se estiman predicciones para la muestra test con una variedad de valores de α se computa el RMSE de predicción para esos datos.

Suavizado exponencial Simple

- El valor de la constante de suavizado α debe cumplir $0 \leq \alpha \leq 1$.
- Si se desean predicciones estables con una variación suavizada, se debe elegir un valor pequeño de α .
- Si se desea una respuesta rápida a un patrón de cambio verdadero de los datos, se debe elegir un valor alto de α .
- Usando la muestra de entrenamiento, se estiman predicciones para la muestra test con una variedad de valores de α se computa el RMSE de predicción para esos datos.
- El valor de α que reduce el RMSE se define para futuras predicciones.

Suavizado exponencial Simple

- Para inicializar el algoritmo se necesita un valor de predicción F_1 .

$$F_2 = \alpha x_1 + (1 - \alpha)F_1$$

Suavizado exponencial Simple

- Para inicializar el algoritmo se necesita un valor de predicción F_1 .

$$F_2 = \alpha x_1 + (1 - \alpha)F_1$$

- Como F_1 es desconocido, se puede elegir como valor de inicio la primera observación o se puede promediar las primeras cinco o seis observaciones para crear el primer valor suavizado.

Suavizado exponencial de Holt

- El modelo se define con tres ecuaciones y dos constantes de suavizado

Suavizado exponencial de Holt

- El modelo se define con tres ecuaciones y dos constantes de suavizado
 - La serie suavizada exponencialmente

$$L_t = \alpha x_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$$

Suavizado exponencial de Holt

- El modelo se define con tres ecuaciones y dos constantes de suavizado
 - ▶ La serie suavizada exponencialmente

$$L_t = \alpha x_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$$

- ▶ El estimador de tendencia

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

Suavizado exponencial de Holt

- El modelo se define con tres ecuaciones y dos constantes de suavizado
 - ▶ La serie suavizada exponencialmente

$$L_t = \alpha x_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$$

- ▶ El estimador de tendencia

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

- ▶ El pronóstico

$$F_{t+m} = L_t + m \cdot b_t$$

Suavizado exponencial de Holt

- El modelo se define con tres ecuaciones y dos constantes de suavizado
 - La serie suavizada exponencialmente

$$L_t = \alpha x_t + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$$

- El estimador de tendencia

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

- El pronóstico

$$F_{t+m} = L_t + m \cdot b_t$$

- La inicialización es

$$L_0 = x_0$$

$$b_0 = x_1 - x_0$$

El valor α ($0 \leq \alpha \leq 1$) es el factor de suavizado, β ($0 \leq \beta \leq 1$) es el factor de suavizado de la tendencia, L_t es el estimador de nivel en el tiempo t , x_t es la nueva observación y b_t es el estimador de la pendiente de la serie en tiempo t , y m es la cantidad de valores a predecir en el futuro.

Suavizado exponencial de Holt

- Como F_1 es desconocido, se puede elegir como valor de inicio la primera observación o se puede promediar las primeras cinco o seis observaciones para crear el primer valor suavizado.

Suavizado exponencial de Holt

- Como F_1 es desconocido, se puede elegir como valor de inicio la primera observación o se puede promediar las primeras cinco o seis observaciones para crear el primer valor suavizado.
- Si se desean predicciones estables con una variación suavizada, se deben elegir valores pequeños de ambas constantes de suavizado.

Suavizado exponencial de Holt

- Como F_1 es desconocido, se puede elegir como valor de inicio la primera observación o se puede promediar las primeras cinco o seis observaciones para crear el primer valor suavizado.
- Si se desean predicciones estables con una variación suavizada, se deben elegir valores pequeños de ambas constantes de suavizado.
- Si se desea una respuesta rápida a un patrón de cambio verdadero de los datos, se debe elegir un valor alto de ambas constantes de suavizado..

Suavizado exponencial de Holt

- Como F_1 es desconocido, se puede elegir como valor de inicio la primera observación o se puede promediar las primeras cinco o seis observaciones para crear el primer valor suavizado.
- Si se desean predicciones estables con una variación suavizada, se deben elegir valores pequeños de ambas constantes de suavizado.
- Si se desea una respuesta rápida a un patrón de cambio verdadero de los datos, se debe elegir un valor alto de ambas constantes de suavizado..
- Las constantes de suavizado pueden definirse determinísticamente o usando muestra de entrenamiento y test para seleccionar las constantes que minimizan el RMSE.

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- El modelo de suavizado de Winter es la segunda extensión del modelo de suavizado exponencial básico.

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- El modelo de suavizado de Winter es la segunda extensión del modelo de suavizado exponencial básico.
- Se usa para datos que exhiben tendencias y estacionalidad.

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- El modelo de suavizado de Winter es la segunda extensión del modelo de suavizado exponencial básico.
- Se usa para datos que exhiben tendencias y estacionalidad.
- Es un modelo de tres parámetros de suavizado, y es una extensión del método de Holt

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- El modelo de suavizado de Winter es la segunda extensión del modelo de suavizado exponencial básico.
- Se usa para datos que exhiben tendencias y estacionalidad.
- Es un modelo de tres parámetros de suavizado, y es una extensión del método de Holt
- Una ecuación adicional ajusta el modelo a la presencia de la componente estacional.

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- Las cuatro ecuaciones necesarias del modelo de Winter ****multiplicativo**** son

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- Las cuatro ecuaciones necesarias del modelo de Winter ****multiplicativo**** son
 - La serie suavizada exponencialmente.

$$L_0 = x_0$$

$$L_t = \alpha \frac{x_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha) (L_{t-1} + b_{t-1})$$

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- Las cuatro ecuaciones necesarias del modelo de Winter ****multiplicativo**** son
 - La serie suavizada exponencialmente.

$$L_0 = x_0$$

$$L_t = \alpha \frac{x_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$$

- El estimador de tendencia

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- Las cuatro ecuaciones necesarias del modelo de Winter ****multiplicativo**** son
 - La serie suavizada exponencialmente.

$$L_0 = x_0$$

$$L_t = \alpha \frac{x_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$$

- El estimador de tendencia

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

- El estimador de estacionalidad

$$S_t = \gamma \frac{x_t}{L_t} (1 - \gamma) S_{t-s}$$

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- Las cuatro ecuaciones necesarias del modelo de Winter ****multiplicativo**** son
 - La serie suavizada exponencialmente.

$$L_0 = x_0$$

$$L_t = \alpha \frac{x_t}{S_{t-s}} + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$$

- El estimador de tendencia

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

- El estimador de estacionalidad

$$S_t = \gamma \frac{x_t}{L_t}(1 - \gamma)S_{t-s}$$

- Y la predicción de m valores en el futuro es

$$F_{t+m} = (L_t + mb_t)S_{t+m-s}$$

Suavizado exponencial de Holt-Winter

Para predecir m períodos en el futuro,

- L_t es el nivel de la serie

Suavizado exponencial de Holt-Winter

Para predecir m períodos en el futuro,

- L_t es el nivel de la serie
- $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$ es el factor de suavidad,

Suavizado exponencial de Holt-Winter

Para predecir m períodos en el futuro,

- L_t es el nivel de la serie
- $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$ es el factor de suavidad,
- x_t nueva observación o valor actual en el tiempo t

Suavizado exponencial de Holt-Winter

Para predecir m períodos en el futuro,

- L_t es el nivel de la serie
- $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$ es el factor de suavidad,
- x_t nueva observación o valor actual en el tiempo t
- $\beta(0 \leq \beta \leq 1)$ es el factor de suavidad de la tendencia,

Suavizado exponencial de Holt-Winter

Para predecir m períodos en el futuro,

- L_t es el nivel de la serie
- $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$ es el factor de suavidad,
- x_t nueva observación o valor actual en el tiempo t
- $\beta(0 \leq \beta \leq 1)$ es el factor de suavidad de la tendencia,
- b_t estimador de tendencia

Suavizado exponencial de Holt-Winter

Para predecir m períodos en el futuro,

- L_t es el nivel de la serie
- $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$ es el factor de suavidad,
- x_t nueva observación o valor actual en el tiempo t
- $\beta(0 \leq \beta \leq 1)$ es el factor de suavidad de la tendencia,
- b_t estimador de tendencia
- $\gamma(0 \leq \gamma \leq 1)$ es el factor de suavidad de cambio de estacionalidad

Suavizado exponencial de Holt-Winter

Para predecir m períodos en el futuro,

- L_t es el nivel de la serie
- $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$ es el factor de suavidad,
- x_t nueva observación o valor actual en el tiempo t
- $\beta(0 \leq \beta \leq 1)$ es el factor de suavidad de la tendencia,
- b_t estimador de tendencia
- $\gamma(0 \leq \gamma \leq 1)$ es el factor de suavidad de cambio de estacionalidad
- S_t estimador de la componente estacional

Suavizado exponencial de Holt-Winter

Para predecir m períodos en el futuro,

- L_t es el nivel de la serie
- $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$ es el factor de suavidad,
- x_t nueva observación o valor actual en el tiempo t
- $\beta(0 \leq \beta \leq 1)$ es el factor de suavidad de la tendencia,
- b_t estimador de tendencia
- $\gamma(0 \leq \gamma \leq 1)$ es el factor de suavidad de cambio de estacionalidad
- S_t estimador de la componente estacional
- s es el largo de la estacionalidad, número de períodos en la estación

Suavizado exponencial de Holt-Winter

Para predecir m períodos en el futuro,

- L_t es el nivel de la serie
- $\alpha(0 \leq \alpha \leq 1)$ es el factor de suavidad,
- x_t nueva observación o valor actual en el tiempo t
- $\beta(0 \leq \beta \leq 1)$ es el factor de suavidad de la tendencia,
- b_t estimador de tendencia
- $\gamma(0 \leq \gamma \leq 1)$ es el factor de suavidad de cambio de estacionalidad
- S_t estimador de la componente estacional
- s es el largo de la estacionalidad, número de períodos en la estación
- m es el número de períodos en el período central pronosticado

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- Los pesos α , β y γ pueden ser seleccionados subjetivamente o minimizando una medida de error de predicción como el RMSE

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- Los pesos α , β y γ pueden ser seleccionados subjetivamente o minimizando una medida de error de predicción como el RMSE
- Como todos los métodos de suavizado exponencial, se necesitan valores de inicio para las constantes

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- Los pesos α , β y γ pueden ser seleccionados subjetivamente o minimizando una medida de error de predicción como el RMSE
- Como todos los métodos de suavizado exponencial, se necesitan valores de inicio para las constantes
- Para determinar estimaciones iniciales de las constantes se necesita al menos una estación completa de datos, esto es, s períodos.

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- Los pesos α , β y γ pueden ser seleccionados subjetivamente o minimizando una medida de error de predicción como el RMSE
- Como todos los métodos de suavizado exponencial, se necesitan valores de inicio para las constantes
- Para determinar estimaciones iniciales de las constantes se necesita al menos una estación completa de datos, esto es, s períodos.
- Inicializar el nivel como

$$L_s = \frac{1}{s}(y_1 + \cdots + y_s)$$

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- Los pesos α , β y γ pueden ser seleccionados subjetivamente o minimizando una medida de error de predicción como el RMSE
- Como todos los métodos de suavizado exponencial, se necesitan valores de inicio para las constantes
- Para determinar estimaciones iniciales de las constantes se necesita al menos una estación completa de datos, esto es, s períodos.
- Inicializar el nivel como

$$L_s = \frac{1}{s}(y_1 + \dots + y_s)$$

- inicializar la tendencia como

$$b_s = \frac{1}{s} \left(\frac{y_{s+1} - y_1}{s} + \dots + \frac{y_{s+s} - y_s}{s} \right)$$

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- Los pesos α , β y γ pueden ser seleccionados subjetivamente o minimizando una medida de error de predicción como el RMSE
- Como todos los métodos de suavizado exponencial, se necesitan valores de inicio para las constantes
- Para determinar estimaciones iniciales de las constantes se necesita al menos una estación completa de datos, esto es, s períodos.
- Inicializar el nivel como

$$L_s = \frac{1}{s}(y_1 + \dots + y_s)$$

- inicializar la tendencia como

$$b_s = \frac{1}{s} \left(\frac{y_{s+1} - y_1}{s} + \dots + \frac{y_{s+s} - y_s}{s} \right)$$

- Inicializar los índices estacionales como

$$S_1 = \frac{y_1}{L_s}, \dots, S_s = \frac{y_s}{L_s}$$

Suavizado exponencial de Holt-Winter

Las ecuaciones básicas de para el modelo ****aditivo**** de Holt y Winter es

- La serie suavizada exponencialmente.

$$L_0 = x_0$$

$$L_t = \alpha(x_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$$

Suavizado exponencial de Holt-Winter

Las ecuaciones básicas de para el modelo ****aditivo**** de Holt y Winter es

- La serie suavizada exponencialmente.

$$L_0 = x_0$$

$$L_t = \alpha(x_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$$

- El estimador de tendencia

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

Suavizado exponencial de Holt-Winter

Las ecuaciones básicas de para el modelo ****aditivo**** de Holt y Winter es

- La serie suavizada exponencialmente.

$$L_0 = x_0$$

$$L_t = \alpha(x_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$$

- El estimador de tendencia

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

- El estimador de estacionalidad

$$S_t = \gamma(x_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s}$$

Suavizado exponencial de Holt-Winter

Las ecuaciones básicas de para el modelo ****aditivo**** de Holt y Winter es

- La serie suavizada exponencialmente.

$$L_0 = x_0$$

$$L_t = \alpha(x_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1})$$

- El estimador de tendencia

$$b_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

- El estimador de estacionalidad

$$S_t = \gamma(x_t - L_t) + (1 - \gamma)S_{t-s}$$

- Y la predicción de m valores en el futuro es

$$F_{t+m} = L_t + mb_t + S_{t+m-s}$$

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- Los pesos α , β y γ pueden ser seleccionados subjetivamente o minimizando una medida de error de predicción como el RMSE

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- Los pesos α , β y γ pueden ser seleccionados subjetivamente o minimizando una medida de error de predicción como el RMSE
- Como todos los métodos de suavizado exponencial, se necesitan valores de inicio para las constantes

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- Los pesos α , β y γ pueden ser seleccionados subjetivamente o minimizando una medida de error de predicción como el RMSE
- Como todos los métodos de suavizado exponencial, se necesitan valores de inicio para las constantes
- Para determinar estimaciones iniciales de las constantes se necesita al menos una estación completa de datos, esto es, s períodos.

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- Los pesos α, β y γ pueden ser seleccionados subjetivamente o minimizando una medida de error de predicción como el RMSE
- Como todos los métodos de suavizado exponencial, se necesitan valores de inicio para las constantes
- Para determinar estimaciones iniciales de las constantes se necesita al menos una estación completa de datos, esto es, s períodos.
- Inicializar el nivel como

$$L_s = \frac{1}{s}(y_1 + \cdots + y_s)$$

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- Los pesos α , β y γ pueden ser seleccionados subjetivamente o minimizando una medida de error de predicción como el RMSE
- Como todos los métodos de suavizado exponencial, se necesitan valores de inicio para las constantes
- Para determinar estimaciones iniciales de las constantes se necesita al menos una estación completa de datos, esto es, s períodos.
- Inicializar el nivel como

$$L_s = \frac{1}{s}(y_1 + \dots + y_s)$$

- inicializar la tendencia como

$$b_s = \frac{1}{s} \left(\frac{y_{s+1} - y_1}{s} + \dots + \frac{y_{s+s} - y_s}{s} \right)$$

Suavizado exponencial de Holt-Winter

- Los pesos α, β y γ pueden ser seleccionados subjetivamente o minimizando una medida de error de predicción como el RMSE
- Como todos los métodos de suavizado exponencial, se necesitan valores de inicio para las constantes
- Para determinar estimaciones iniciales de las constantes se necesita al menos una estación completa de datos, esto es, s períodos.
- Inicializar el nivel como

$$L_s = \frac{1}{s}(y_1 + \dots + y_s)$$

- inicializar la tendencia como

$$b_s = \frac{1}{s} \left(\frac{y_{s+1} - y_1}{s} + \dots + \frac{y_{s+s} - y_s}{s} \right)$$

- Inicializar los índices estacionales como

$$S_1 = y_1 - L_s, \dots, S_s = y_s - L_s$$

Suavizado exponencial

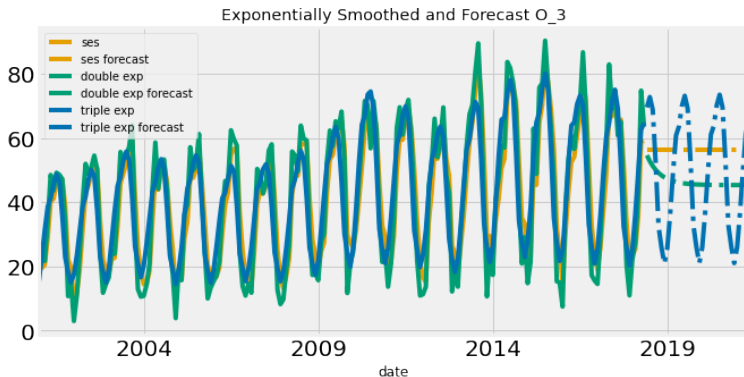


Figura: Caption

Suavizado exponencial

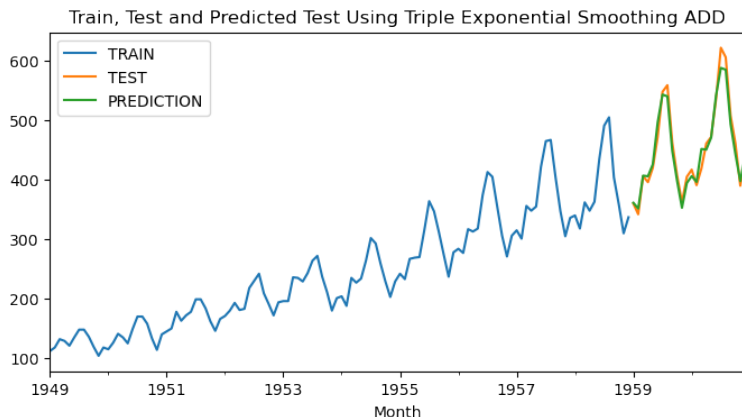


Figura: Caption

Nota de color

- Suavizado exponencial simple es un simple método de predicción de un paso adelante que a primera vista no parece requerir un modelo para los datos. De hecho, este método es equivalente al uso de un modelo ARIMA (0,1,1) sin constante.

Nota de color

- Suavizado exponencial simple es un simple método de predicción de un paso adelante que a primera vista no parece requerir un modelo para los datos. De hecho, este método es equivalente al uso de un modelo ARIMA (0,1,1) sin constante.
- El procedimiento óptimo es ajustar un modelo ARIMA (0,1,1) al conjunto de datos observado y utilizar los resultados para determinar el valor de α usando la ecuación $\alpha = 1 + \theta_1$, con θ_1 el coeficiente MA(1). Esto es “óptimo” en el sentido de crear lo mejor α para los datos ya observados.

Nota de color

- Suavizado exponencial simple es un simple método de predicción de un paso adelante que a primera vista no parece requerir un modelo para los datos. De hecho, este método es equivalente al uso de un modelo ARIMA (0,1,1) sin constante.
- El procedimiento óptimo es ajustar un modelo ARIMA (0,1,1) al conjunto de datos observado y utilizar los resultados para determinar el valor de α usando la ecuación $\alpha = 1 + \theta_1$, con θ_1 el coeficiente MA(1). Esto es “óptimo” en el sentido de crear lo mejor α para los datos ya observados.
- Aunque el objetivo es suavizar y avanzar un paso más en el pronóstico, la equivalencia con el modelo ARIMA (0,1,1) aporta un buen punto. No debemos aplicar ciegamente la suavización exponencial porque el proceso subyacente puede no ser bien modelado por un ARIMA(0,1,1).