



**DECSAI**

**Departamento de Ciencias de la Computación e I.A.**

Universidad de Granada



# Análisis de series temporales

© Fernando Berzal, [berzal@acm.org](mailto:berzal@acm.org)

## Análisis de series temporales



- Características de las series temporales
- Visualización de series temporales
- Filtrado de series temporales
  - Medias móviles
  - Suavizado exponencial
- Técnicas de regresión
  - Regresión lineal
  - Coeficiente de correlación de Pearson
- Función de autocorrelación
- Caso práctico: Una sesión de análisis



# Características



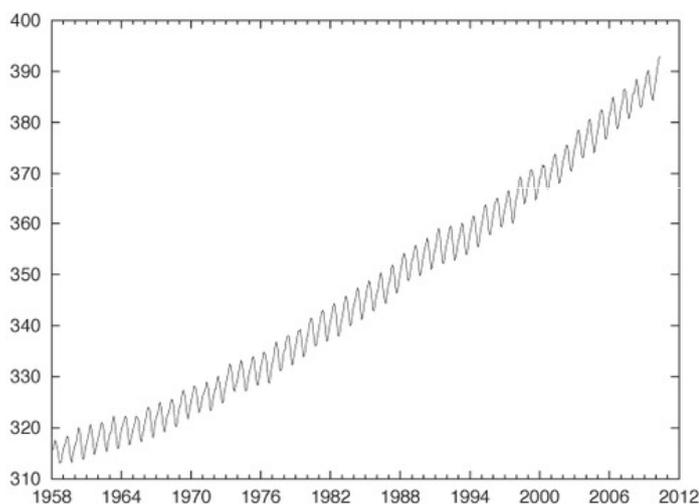
- Tendencias
- Estacionalidad (comportamientos periódicos)
- Ruido
- Otros, p.ej. cambios bruscos de comportamiento



# Ejemplos



## Tendencia y estacionalidad



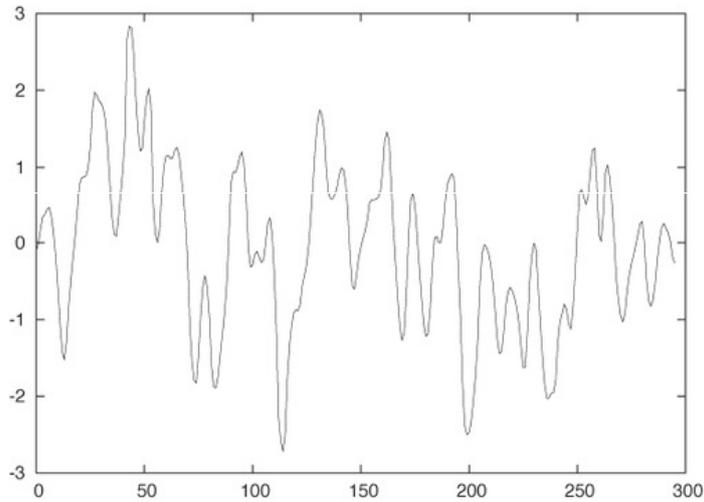
Concentración de CO<sub>2</sub>  
medida en el observatorio de Mauna Loa, Hawaii.



# Ejemplos



## Variación "suave" pero sin tendencia a largo plazo



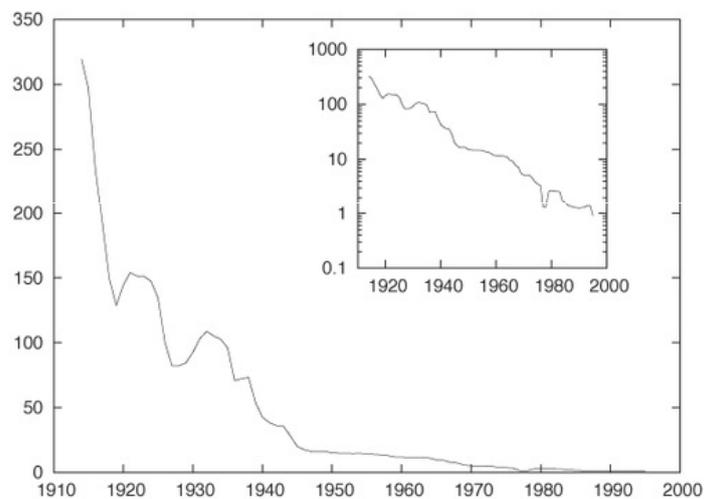
Concentración de gas a la salida de una caldera



# Ejemplos



## Tendencia no lineal



Coste de llamadas telefónicas de larga distancia (USA)



# Ejemplos



## Cambios "bruscos" de comportamiento



Índice Nikkei (Bolsa de Tokyo)



# Ejemplos

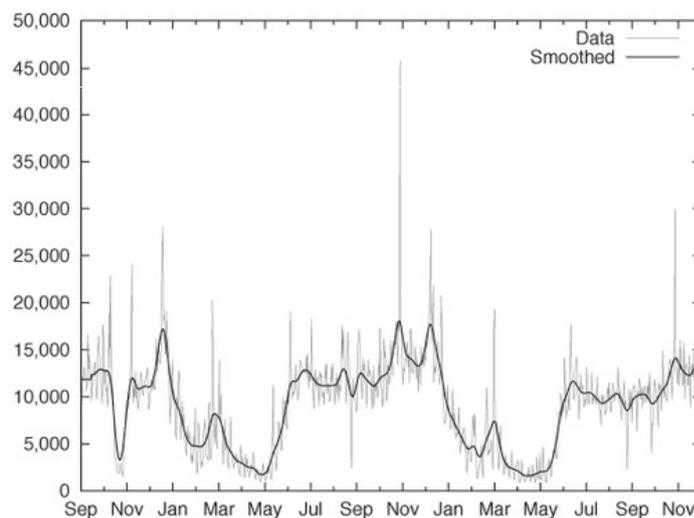


## Conjuntos de datos reales...

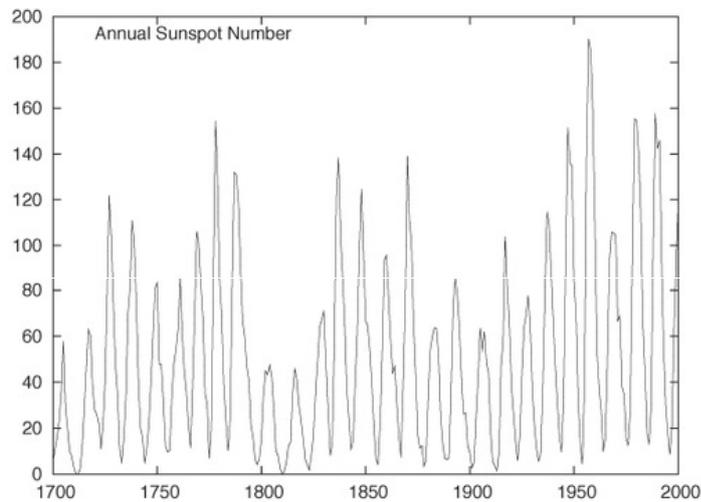
Estacionalidad a corto y largo plazo,  
posibles cambios de comportamiento

**y ruido**

Llamadas diarias  
a un call-center



# Visualización



Número anual de manchas solares durante 300 años  
**Una relación de aspecto incorrecta  
hace difícil reconocer los detalles de cada ciclo.**

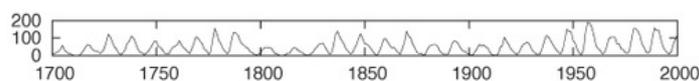


# Visualización



**Banking** [Banking to 45 degrees]

Los cambios casi verticales de la figura anterior nos cuesta trabajo apreciarlos. Sin embargo, reconocemos mejor los cambios en una serie cuando se dibujan con un ángulo de 45°:

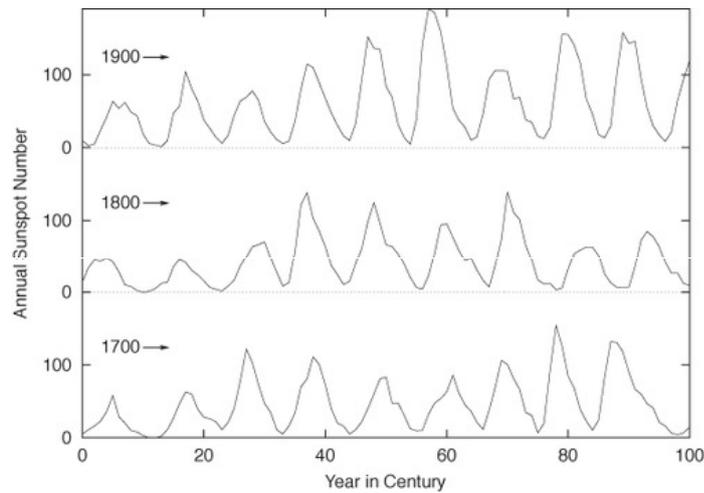


Ahora podemos apreciar que las "subidas" son más rápidas que las bajadas, aunque la figura es tan pequeña que apenas se pueden analizar detalles...





## Stacking



Dividiendo el eje temporal en 3 fragmentos, mantenemos el “banking” y generamos un gráfico con unas dimensiones más razonables (p.ej. 4:3).



# Filtrado de series temporales



## Medias móviles [moving averages]

IDEA: Reemplazar el punto central de una serie de un número impar de números consecutivos por su media aritmética (filtro “paso bajo”).

$$s_i = \frac{1}{2k+1} \sum_{j=-k}^k x_{i+j}$$



# Filtrado de series temporales



## Medias móviles [moving averages]

PROBLEMA: La presencia de un pico en la ventana  $[i-k, i+k]$  distorsiona la media móvil.

POSIBLE SOLUCIÓN: Utilización de pesos (menores en los extremos de la ventana).

$$s_i = \sum_{j=-k}^k w_j x_{i+j} \quad \text{donde} \quad \sum_{j=-k}^k w_j = 1$$

Ejemplos: Gaussiana, ventana de Hamming...

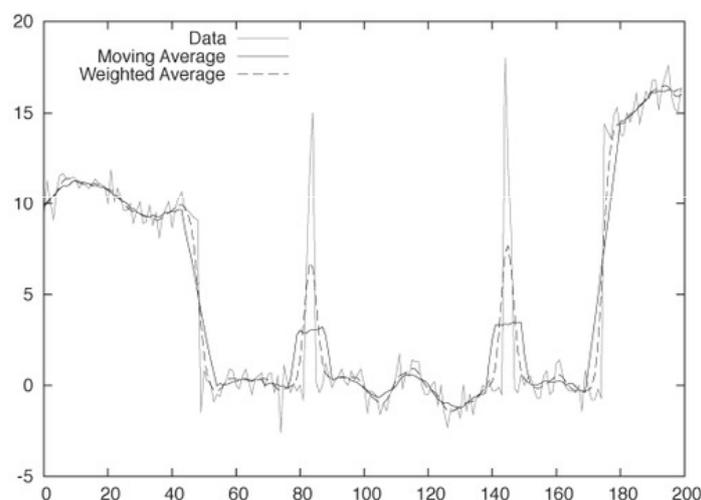
[http://en.wikipedia.org/wiki/Window\\_function#Hann\\_window](http://en.wikipedia.org/wiki/Window_function#Hann_window)



# Filtrado de series temporales



## Medias móviles [moving averages]



$k=5$



# Filtrado de series temporales



## Medias móviles [moving averages]

Limitaciones de las medias móviles:

- “Costosas” de calcular: Cuando se utilizan pesos, el cálculo hay que hacerlo desde cero para cada valor.
- Problemáticas en los extremos de las series de datos (dada la anchura de la ventana, no se pueden extender hasta el final de la serie, que suele ser lo más interesante).
- No se pueden definir fuera de la serie temporal, por lo que no se pueden utilizar para realizar predicciones.



# Filtrado de series temporales



## Suavizado exponencial [exponential smoothing]

Proporciona un filtrado fácil de calcular, además evita los problemas de las medias móviles:

- **Suavizado exponencial simple**  
(para series sin tendencia ni estacionalidad).
- **Suavizado exponencial doble**  
(para series con tendencia pero no estacionalidad).
- **Suavizado exponencial triple**  
(para series con tendencia y estacionalidad).



# Filtrado de series temporales



## Suavizado exponencial simple

$$s_i = \alpha x_i + (1 - \alpha)s_{i-1}$$

Los distintos métodos de suavizado exponencial actualizan el resultado del anterior valor con el último dato de la serie original (combinando la información ya disponible con la aportada por el nuevo dato mediante un parámetro,  $0 < \alpha < 1$ ).



# Filtrado de series temporales



## Suavizado exponencial simple

¿Por qué se llama suavizado exponencial?

Si expandimos la recurrencia, obtenemos:

$$s_i = \alpha \sum_{j=0}^{i-1} (1 - \alpha)^j x_{i-j}$$

Todas las observaciones previas contribuyen al valor suavizado, pero su contribución se suprime por el exponente creciente del parámetro  $\alpha$ .



# Filtrado de series temporales



## Suavizado exponencial simple

“Uso” en predicción: Si extendemos el suavizado más allá del final de los datos disponibles, la predicción es extremadamente simple :-)

$$x_{i+h} = s_i$$

Ante la presencia de tendencias, la señal suavizada tiene ir retrasada con respecto a los datos originales salvo que utilicemos un valor de  $\alpha$  cercano a 1.



# Filtrado de series temporales



## Suavizado exponencial doble

$$s_i = \alpha x_i + (1 - \alpha)(s_{i-1} + t_{i-1})$$

$$t_i = \beta(s_i - s_{i-1}) + (1 - \beta)t_{i-1}$$

El suavizado exponencial doble retiene información acerca de la tendencia: la señal suavizada  $s_i$  y la tendencia suavizada  $t_i$ .

El parámetro  $\beta$  se utiliza para realizar un suavizado exponencial sobre la tendencia.



# Filtrado de series temporales



## Suavizado exponencial doble

“Uso” en predicción:

Si extendemos el suavizado más allá del final de los datos disponibles, la predicción es la siguiente:

$$x_{i+h} = s_i + ht_i$$



# Filtrado de series temporales



## Suavizado exponencial triple

(a.k.a. método de Holt-Winters)

Una tercera cantidad se utiliza para describir la estacionalidad, que puede ser aditiva o multiplicativa según nos interese.

NOTA:

$p_i$  modela el componente periódico de la señal, donde  $k$  es el período observado.



# Filtrado de series temporales



## Suavizado exponencial triple

(a.k.a. método de Holt-Winters)

ESTACIONALIDAD ADITIVA

$$s_i = \alpha(x_i - p_{i-k}) + (1 - \alpha)(s_{i-1} + t_{i-1})$$

$$t_i = \beta(s_i - s_{i-1}) + (1 - \beta)t_{i-1}$$

$$p_i = \gamma(x_i - s_i) + (1 - \gamma)p_{i-k}$$

$$x_{i+h} = s_i + ht_i + p_{i-k+h}$$



22

# Filtrado de series temporales



## Suavizado exponencial triple

(a.k.a. método de Holt-Winters)

ESTACIONALIDAD MULTIPLICATIVA

$$s_i = \alpha \frac{x_i}{p_{i-k}} + (1 - \alpha)(s_{i-1} + t_{i-1})$$

$$t_i = \beta(s_i - s_{i-1}) + (1 - \beta)t_{i-1}$$

$$p_i = \gamma \frac{x_i}{s_i} + (1 - \gamma)p_{i-k}$$

$$x_{i+h} = (s_i + ht_i)p_{i-k+h}$$

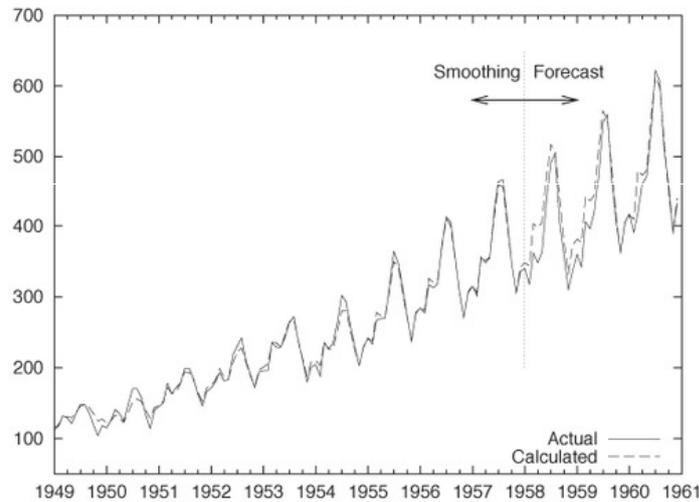


23

# Filtrado de series temporales



## Suavizado exponencial [exponential smoothing]



Número mensual de pasajeros (en miles).



# Filtrado de series temporales



## Suavizado exponencial [exponential smoothing]

#	Δ1w	Team Name	SMAPE	Entries	Last Submission UTC (Best Submission - Last)
1	12	NT	13.82165	16	Fri, 10 Feb 2012 06:02:18 (-6h)
2	11	DuckTide	14.99962	32	Fri, 10 Feb 2012 15:58:28
3	11	woobe	15.59030	24	Sun, 05 Feb 2012 01:42:24
4	-	bob0	16.78477	26	Fri, 10 Feb 2012 21:19:10 (-14.8h)
7	11	boder	21.91173		
9	12	Forbin	23.09967	4	Thu, 26 Jan 2012 23:56:07 (-19.2h)
10	11	JCW	27.31540	3	Tue, 03 Jan 2012 06:38:39 (-23.8h)
11	11	Dennis Jaberuddin	33.68753	1	Mon, 05 Dec 2011 12:16:16
	11	Last Observed Value Benchmark	34.28912		
13	11	TT	42.16377	1	Mon, 05 Dec 2011 11:56:48
14	11	J.O	128.83499	1	Mon, 19 Dec 2011 07:48:40
14	new	ctwoobe	128.83499	2	Fri, 10 Feb 2012 15:27:40 (-21.1h)
	12	All zeros	200.00000		

16 teams as of Fri, 10 Feb 2012 23:59:00

Sólo ajustando 3 parámetros se obtiene un "buen" modelo...

**7º puesto**

International Competition on Time Series Forecasting ICTSF'2012

SMAPE = 21.91

vs. 13.82 (ganador)

vs. 34.40 (benchmark)



# Técnicas de regresión



La predicción (numérica) es...

- Similar a la clasificación:
  - Se construye un modelo a partir de un conjunto de entrenamiento.
  - Se utiliza el modelo para predecir el valor de una variable (continua u ordenada).
- Diferente a la clasificación:
  - El modelo define una función continua.

Método más empleado: **Regresión**



# Técnicas de regresión



Las técnicas de regresión modelan la relación entre una o más variables independiente (predictores) y una variable dependiente (variable de respuesta).

## Métodos de regresión

- Regresión lineal
- Regresión no lineal
- Árboles de regresión (p.ej. CART)
- ...



# Técnicas de regresión



## Regresión lineal simple

Una única variable independiente:

$$y = w_0 + w_1 x$$

donde  $w_0$  (desplazamiento) y  $w_1$  (pendiente) son los coeficientes de regresión.

### ■ Método de los mínimos cuadrados

(estima la línea recta que mejor se ajusta a los datos):

$$w_0 = \bar{y} - w_1 \bar{x} \quad w_1 = \frac{\sum_{i=1}^{|D|} (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^{|D|} (x_i - \bar{x})^2}$$

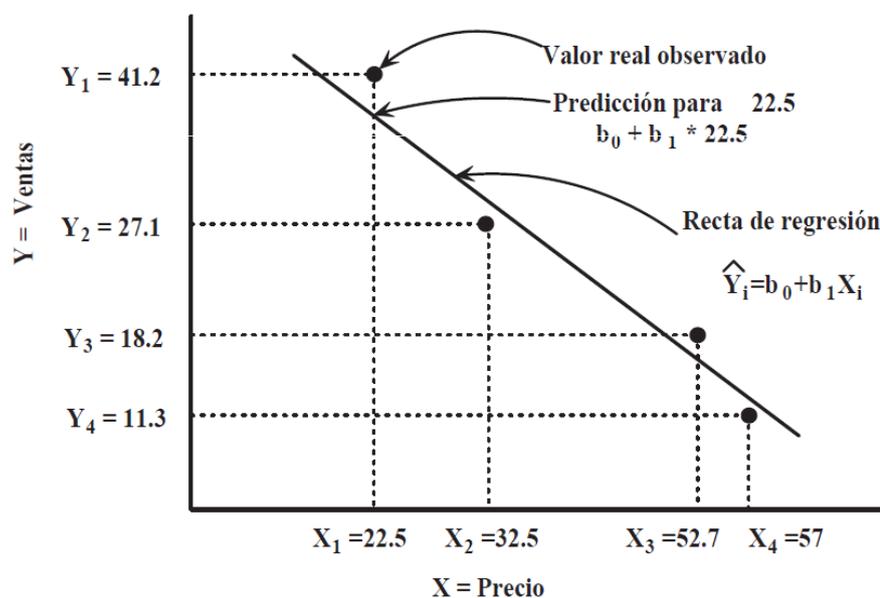


# Técnicas de regresión



## Regresión lineal simple

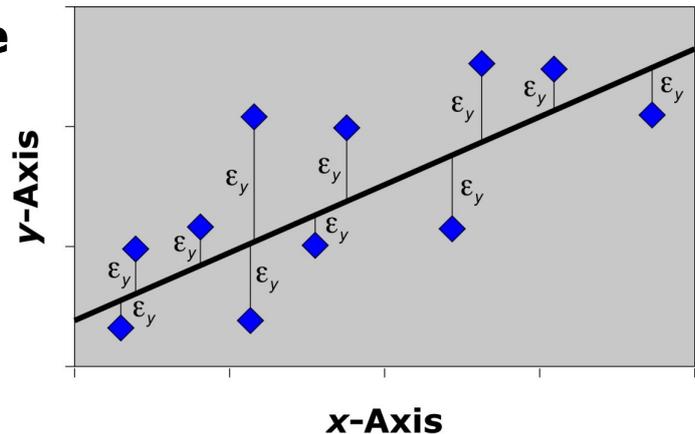
$$\hat{Y}_i = b_0 + b_1 X_i$$



# Técnicas de regresión



## Regresión lineal simple



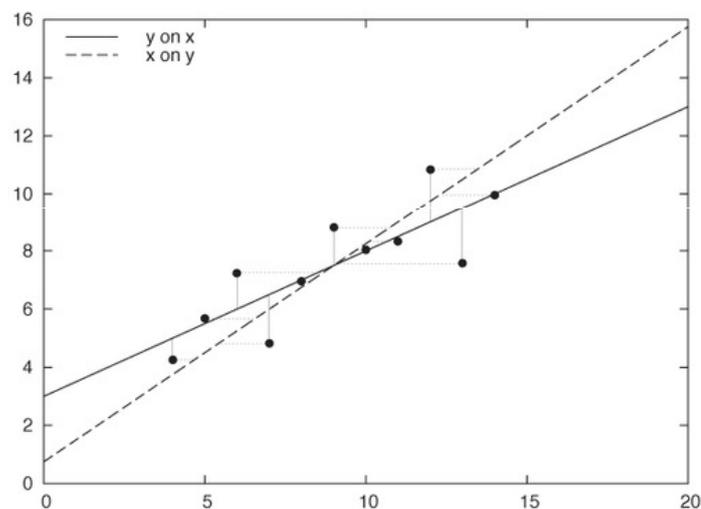
El método de los mínimos cuadrados minimiza la suma de los cuadrados de los residuos  $\epsilon_i$  (las diferencias entre las predicciones y los valores observados).



# Técnicas de regresión



## Regresión lineal simple



¡OJO! Al utilizar regresión lineal, la recta  $y=f(x)$  que se obtiene es distinta a la que obtenemos si  $x=f(y)$ .





## Regresión lineal múltiple

Varias variables independientes:

$$y = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots$$

- Resoluble por métodos numéricos de optimización.
- Muchas funciones no lineales pueden transformarse en una expresión lineal.

p.ej. Un modelo de regresión polinomial

$$y = w_0 + w_1 x + w_2 x^2 + w_3 x^3$$

puede transformarse en un modelo lineal definiendo las variables  $x_2 = x^2$ ,  $x_3 = x^3$ :

$$y = w_0 + w_1 x + w_2 x_2 + w_3 x_3$$



## Regresión lineal

Condiciones necesarias para aplicar regresión lineal:

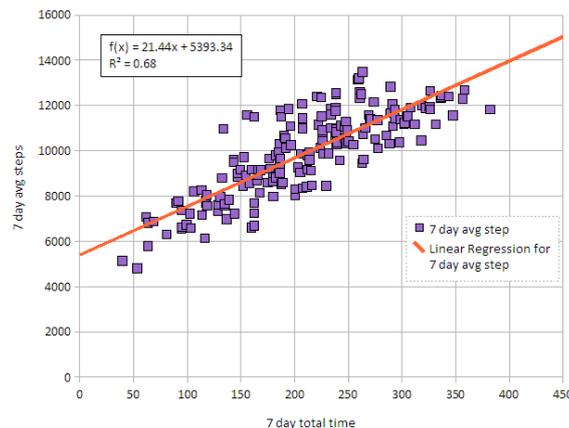
- Obviamente, la muestra ha de ser aleatoria.
- El tipo de dependencia descrita ha de ser lineal.
- Fijado un valor de la(s) variable(s) independiente(s), la variable dependiente se distribuye según una distribución normal.
- Los errores han de tener la misma varianza (nube de puntos homogénea).





## Regresión lineal simple

1. Mediante un diagrama de dispersión, comprobamos visualmente si existe una relación lineal entre las variables X (predictor) e Y (respuesta):



34



## Regresión lineal simple

2. Cuantificamos la relación construyendo la recta que resume la dependencia y damos una medida de cómo se ajusta la recta a los datos (correlación):

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \in [-1, 1]$$



35

# Técnicas de regresión



## Coefficiente de correlación

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \in [-1, 1]$$

**r = +1** Dependencia lineal total en sentido positivo (cuanto mayor es X, mayor es Y).

**r = -1** Dependencia lineal total en sentido negativo (cuanto mayor es X, menor es Y).



# Técnicas de regresión



## Coefficiente de correlación

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \in [-1, 1]$$

**r > 0** Existe una dependencia positiva. Cuanto más se acerque a 1, mayor es ésta.

**r < 0** Existe una dependencia negativa. Cuanto más se acerque a -1, mayor será.

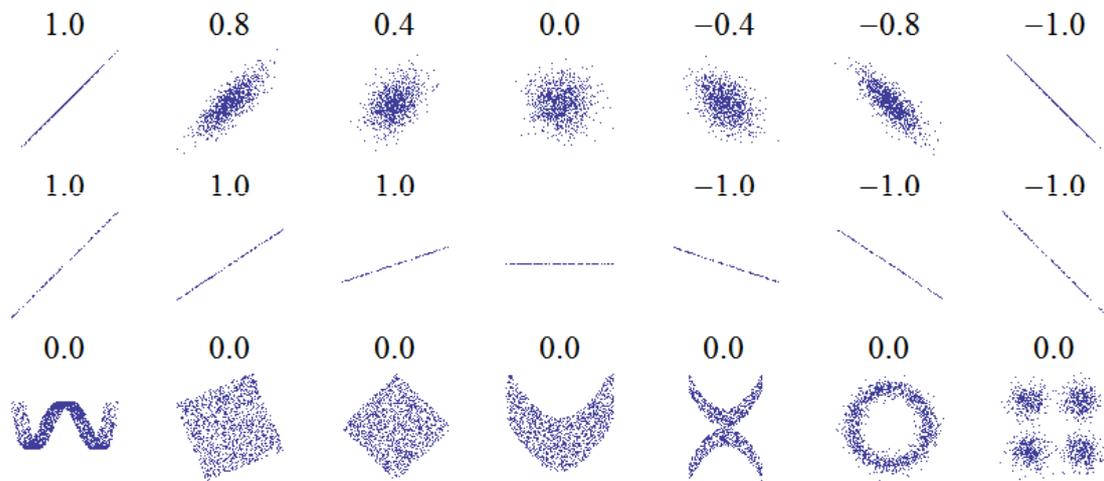
**r = 0** No podemos afirmar nada.



# Técnicas de regresión



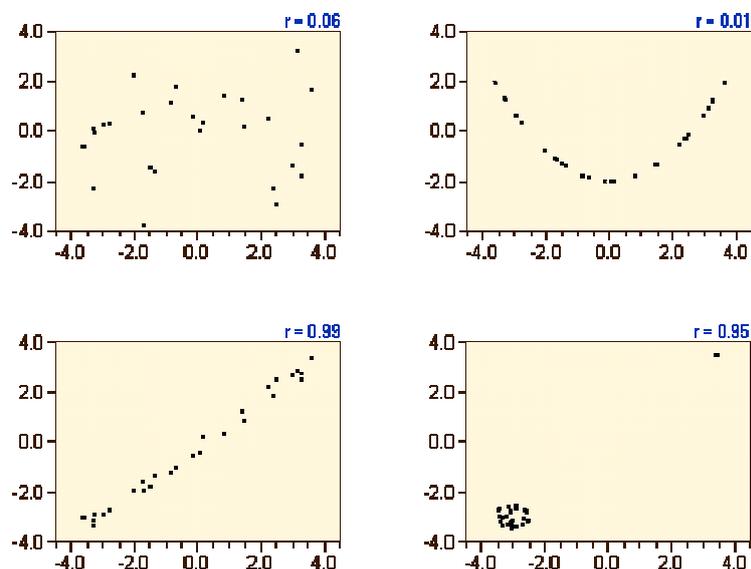
## Coefficiente de correlación



# Técnicas de regresión

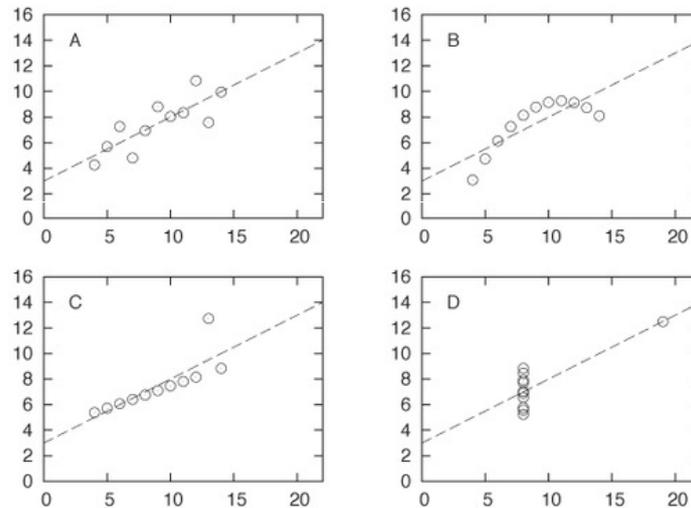


## Coefficiente de correlación





## Coefficiente de correlación



El cuarteto de Anscombe

(4 conjuntos de datos con el mismo coeficiente de correlación)



## Coefficiente de correlación

### Ventaja de $r$

- No depende de las unidades usadas en la medición.

### Limitaciones de $r$

- Sólo mide dependencia lineal entre las variables.

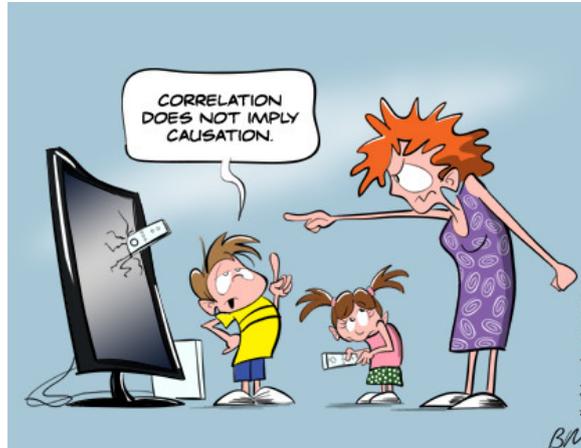
¡OJO! La correlación no implica causalidad...



# Técnicas de regresión



## Coefficiente de correlación



"Correlation is not causation but it sure is a hint."  
-- Edward Tufte



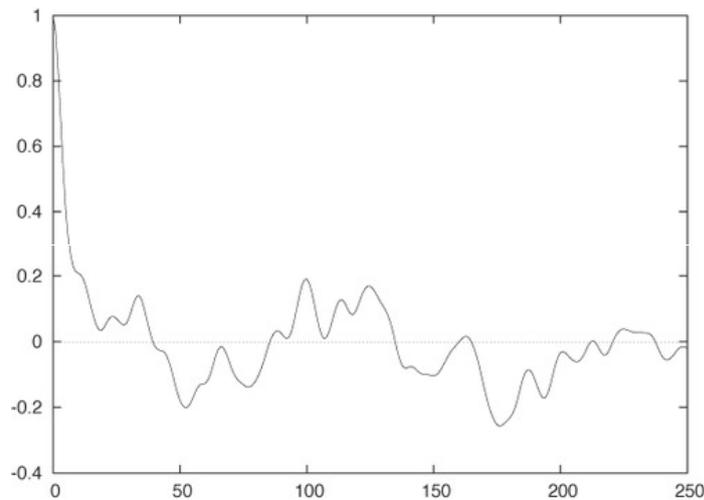
# Función de autocorrelación



$$c(k) = \frac{\sum_{i=1}^{N-k} (x_i - \mu)(x_{i+k} - \mu)}{\sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2} \quad \text{con} \quad \mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$



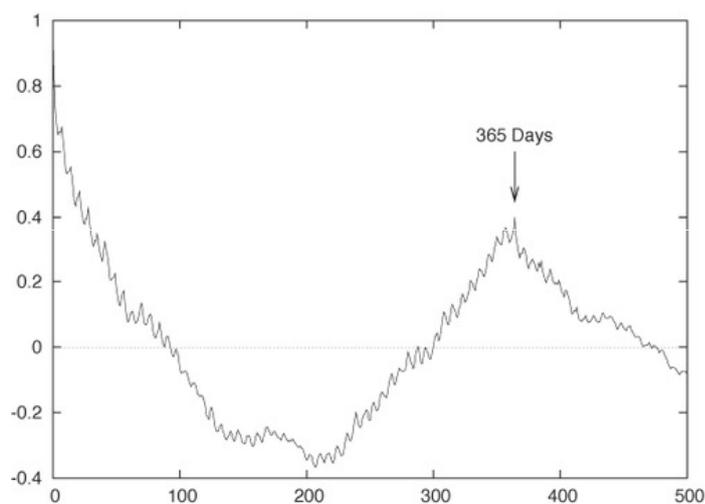
# Función de autocorrelación



Autocorrelación para la salida de gas de una caldera



# Función de autocorrelación



Autocorrelación en las llamadas a un call-center

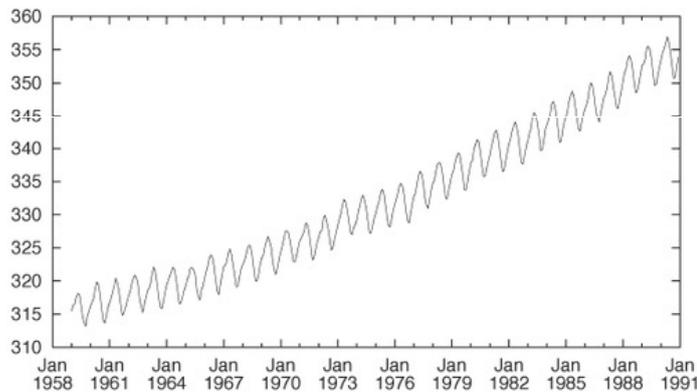


# Caso práctico



## Conjunto de datos

Mediciones de CO<sub>2</sub> en Mauna Loa (Hawaii)



Adaptado de Philipp K. Jannert:

“Intermezzo: A Data Analysis Session” [capítulo 6]

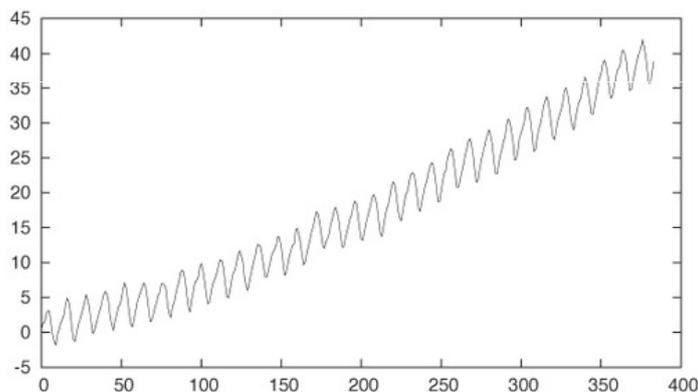


46

# Caso práctico



A partir de las mediciones mensuales (1959-1991),  
eliminamos las fechas del eje X  
y hacemos que la serie empiece de cero:



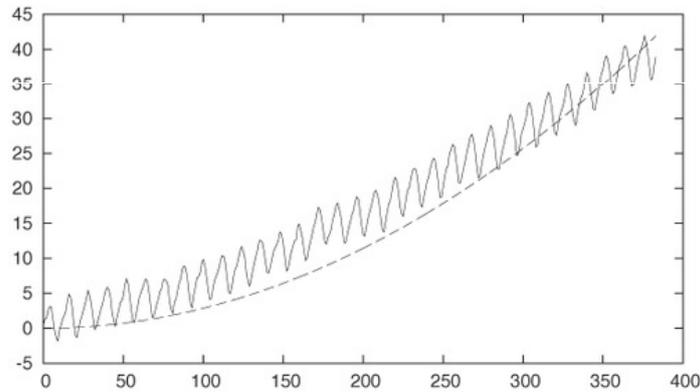
47

# Caso práctico



**Tendencia:** Apreciamos una tendencia no lineal:  
Intentamos ajustarla con una función de la forma  $x^k$

Nota: Todas las curvas de ese tipo pasan por (0,0) y (1,1)



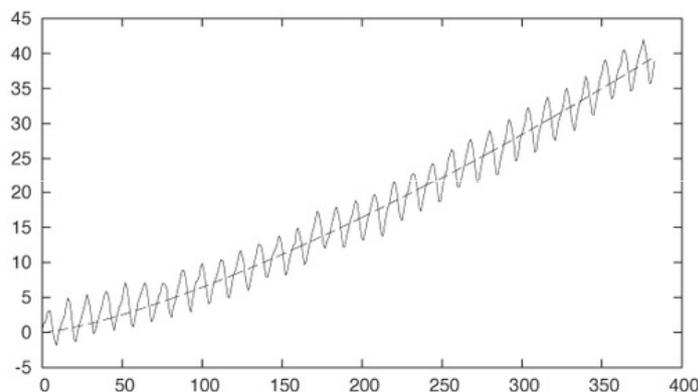
Con  $k=2$ , tenemos  $35*(x/350)^2$ , pero parece que nos hemos pasado...



# Caso práctico



Afinamos un poco más y usamos un valor menor:



OK!

$k=1.35$

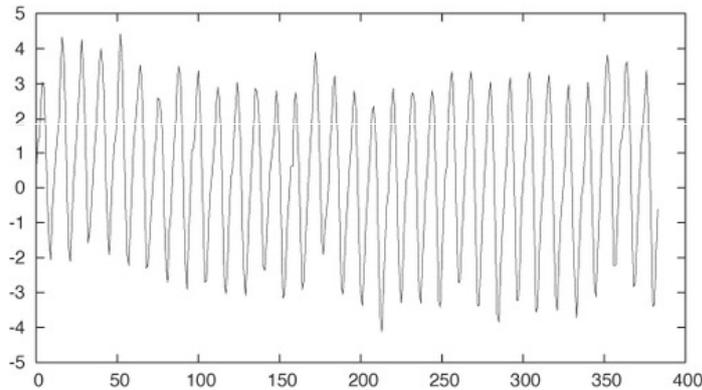
Ajuste de la función  $f(x) = 35*(x/350)^{1.35}$



# Caso práctico



Para comprobar que no vamos mal, calculamos los residuos (valor original – aproximación):



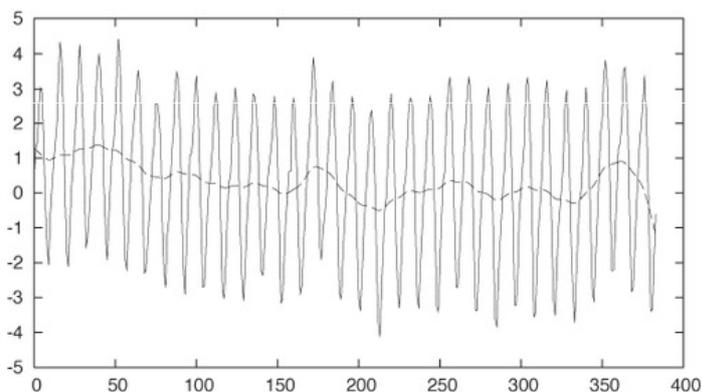
Residuos del ajuste  $f(x) = 35 \cdot (x/350)^{1.35}$



# Caso práctico



Si nuestro ajuste de la tendencia es correcto, los residuos no deben exhibir tendencia alguna (deberían aparecer balanceados en torno a  $y=0$ ):



Suavizamos los residuos para comprobar si aún existe algún tipo de tendencia en los residuos...

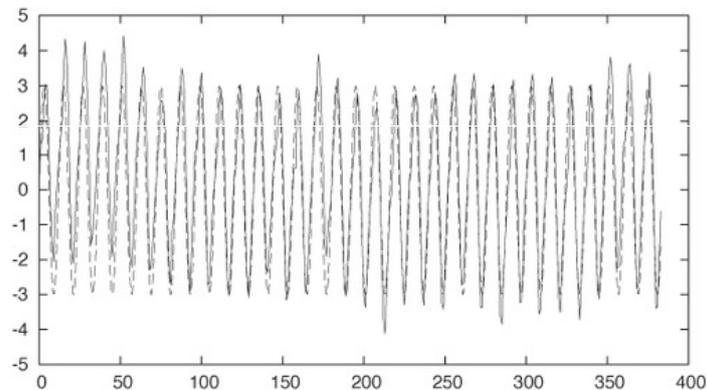


# Caso práctico



## Estacionalidad:

Apreciamos una periodicidad anual (cada 12 valores)



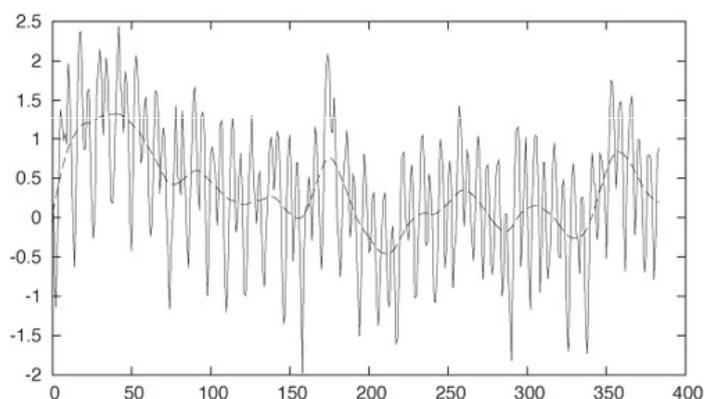
Ajustamos con una función senoidal  $3 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot x / 12)$



# Caso práctico



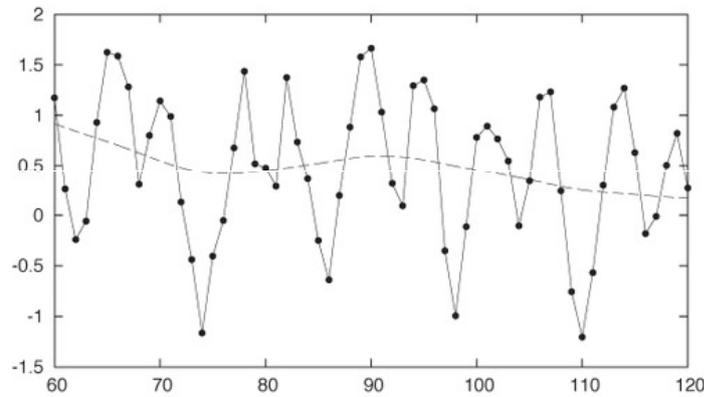
Calculamos los residuos tras nuestras aproximaciones  
(valor original – tendencia – estacionalidad)



# Caso práctico



En la figura anterior no se ve mucho... hacemos zoom:



Se sigue apreciando cierta periodicidad, por lo que usamos un segundo armónico  $-0.75 \cdot \sin(2 \cdot \pi \cdot x / 6)$

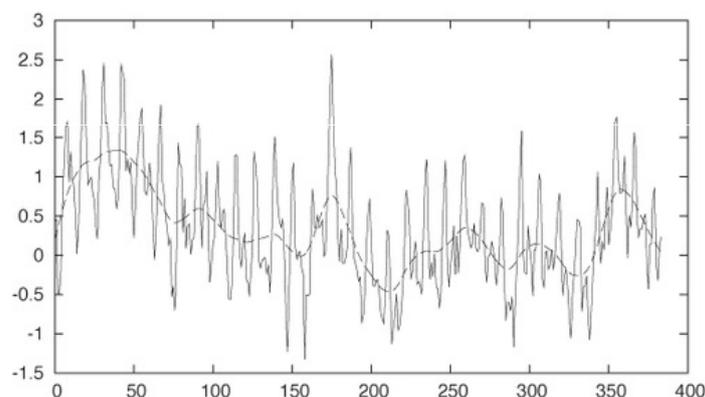


54

# Caso práctico



Residuos tras eliminar la tendencia y los dos primeros armónicos correspondientes a la estacionalidad:

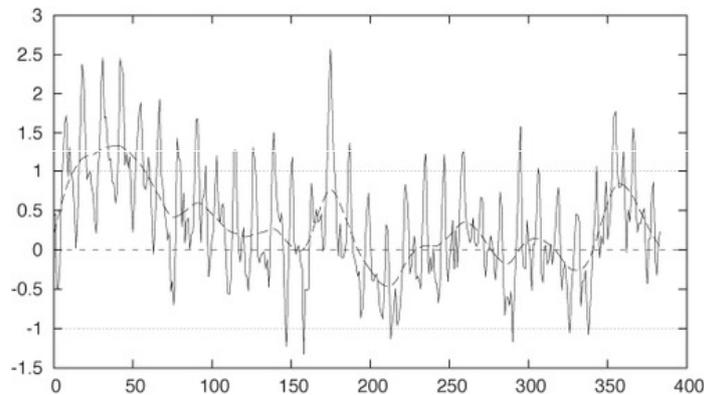


55

# Caso práctico



Añadimos líneas que nos ayuden a ver si los residuos están sesgados:



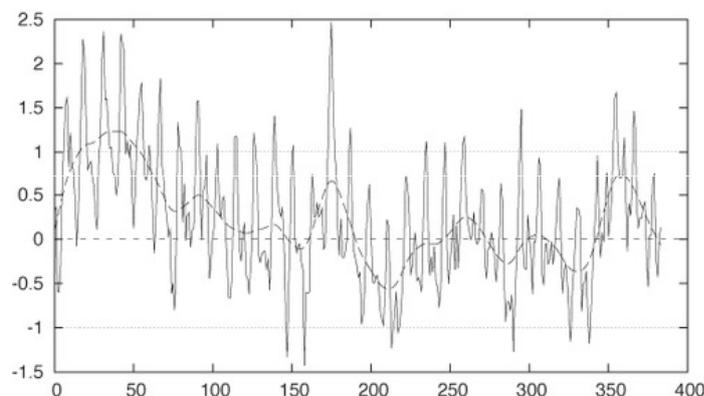
Parece sesgado hacia arriba,  
por lo que añadimos un desplazamiento de +0.1



# Caso práctico



Los residuos de nuestra aproximación final:



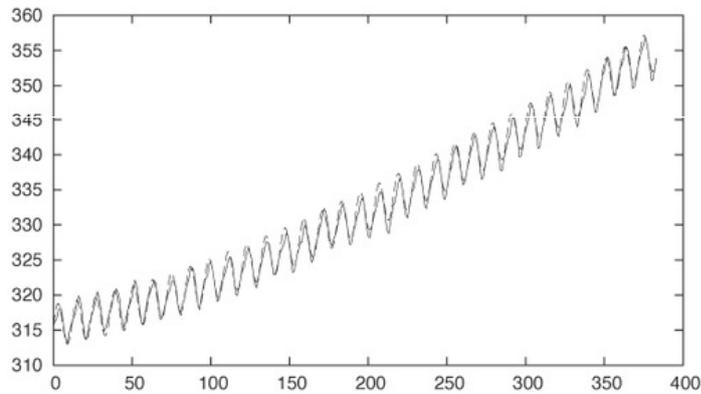
$$f(x) = 315 + 35*(x/350)**1.35 \\ + 3*\sin(2*\pi*x/12) - 0.75*\sin(2*\pi*x/6) \\ + 0.1$$



# Caso práctico



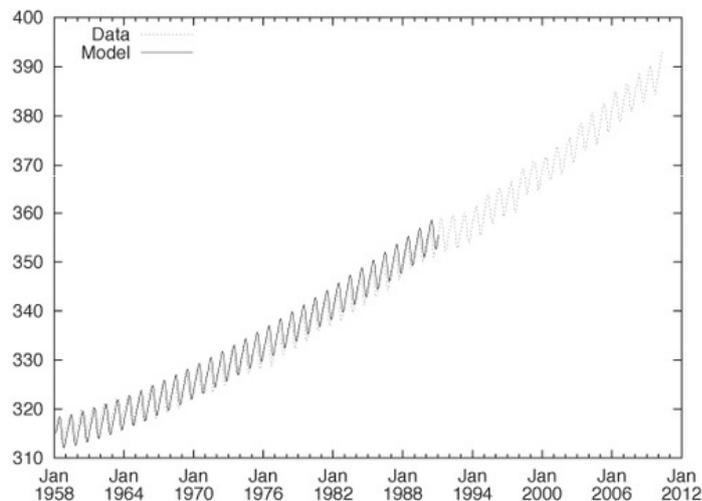
El ajuste que hemos realizado (1959-1990):



# Caso práctico



Nuestra predicción del futuro (1991-2010)



# Más técnicas de análisis



## Forecasting

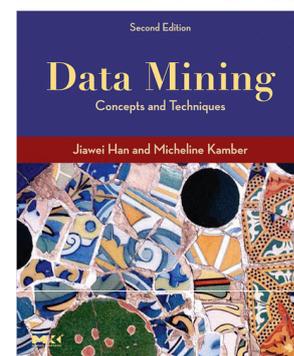
<http://en.wikipedia.org/wiki/Forecasting>



# Bibliografía



- Jiawei Han & Micheline Kamber:  
**Data Mining: Concepts and Techniques** [8.2]  
Morgan Kaufmann, 2006.  
ISBN 1558609016



- Philipp K. Janert:  
**Data Analysis with Open Source Tools** [Part I]  
O'Reilly, 2010.  
ISBN 0596802358

