

Punto 1

Las mediciones de temperatura en un proceso físico se modelan a través de una variable aleatoria continua Y que sigue una distribución Gaussiana con media 30 y varianza 1.5. Se observa la variable Y con un error aleatorio W aditivo. En particular, se observa la variable aleatoria $X = Y + W$, donde el ruido W se modela como una variable Gaussiana con media 0 y varianza 1. Se sabe que la variable W es independiente de la variable Y .

a)

A continuación se presentan las observaciones de la variable aleatoria Y (en este caso es la variable independiente) graficadas contra las observaciones de la variable aleatoria $X = Y + W$. Se generaron 1000 observaciones de cada variable en Python usando la función `np.random.normal`.

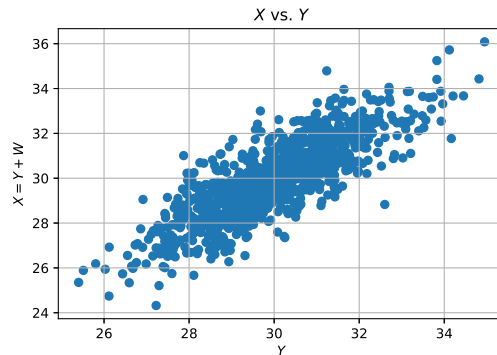


Figura 1: Observaciones de X contra Y

Con la información suministrada, se pueden determinar los siguientes parámetros sobre las variables aleatorias en cuestión:

- $\mu_Y = E[Y] = 30$
- $\mu_W = E[W] = 0$
- $\mu_X = E[X] = E[Y] + E[W] = 30 + 0 = 30$
- $\sigma_Y^2 = 1.5$
- $\sigma_W^2 = 1$

- Como Y y W son independientes, se tiene que $\sigma_X^2 = \text{var}(Y + W) = \sigma_Y^2 + \sigma_W^2 = 1.5 + 1 = 2.5$

b)

Ahora se pide encontrar la distribución Gaussiana multivariable del vector $Z = [Y, X]^T$. Como se sabe que tanto Y como X son variables aleatorias Gaussianas, se sabe que la PDF del vector aleatorio Z corresponde a una PDF Gaussiana conjunta. Esta PDF está dada por la expresión

$$f_Z(z) = \frac{1}{2\pi\sqrt{\det(C_Z)}} e^{-\frac{1}{2}(z-\mu_Z)^T C_Z^{-1}(z-\mu_Z)} \quad (1)$$

en donde se sabe que

- $z = [y, x]^T$
- $\mu_Z = [\mu_Y, \mu_X]^T = [30, 30]^T$
- $C_Z = \begin{bmatrix} \sigma_Y^2 & \text{cov}(Y, X) \\ \text{cov}(Y, X) & \sigma_X^2 \end{bmatrix}$

Aquí, se tiene que como Y y X son independientes y por lo tanto no correlacionadas,

$$\text{cov}(Y, X) = \text{cov}(Y, Y + W) = \text{cov}(Y, Y) + \text{cov}(Y, W) = \sigma_Y^2 + 0 = \sigma_Y^2 = 1.5$$

Entonces, la PDF del vector aleatorio Z está dada por la función en (1), con los parámetros:

$$\mu_Z = \begin{bmatrix} 30 \\ 30 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$C_Z = \begin{bmatrix} 1.5 & 1.5 \\ 1.5 & 2.5 \end{bmatrix}$$

En la figura 2 se pueden observar las curvas de nivel de esta PDF traslapada con los datos generados en el literal anterior.

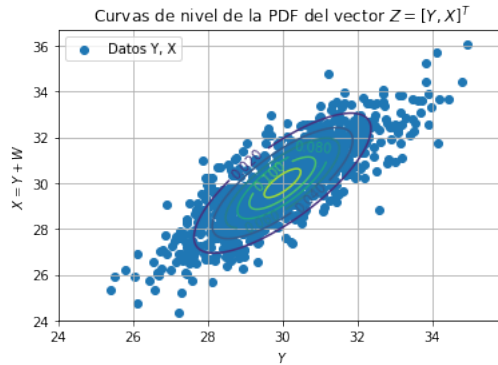


Figura 2: Curvas de nivel de $f_Z(z)$ con las observaciones de Y y X traslapadas

c)

Para encontrar la función del estimador lineal MMSE (LMMSE) de Y basado en X , se partió del hecho de que el estimador lineal tiene la forma

$$G_X = \{a_0 + a_1 X\} \quad (3)$$

para todo $a_0, a_1 \in \mathbb{R}$.

El estimador LMMSE de Y basado en X (dado por la expresión $\hat{Y}_{\text{LMMSE}}(X)$) se encuentra solucionando la siguiente ecuación para $\hat{Y}_{\text{LMMSE}}(X)$:

$$E[(Y - \hat{Y}_{\text{LMMSE}}(X))(a_0 + a_1 X)] = 0 \quad (4)$$

Para solucionar esta ecuación, esta se divide en dos partes del valor esperado. Primero se soluciona la primera mitad

$$\begin{aligned} E[(Y - \hat{Y}_{\text{LMMSE}}(X))a_0] &= 0 \\ E[(Y - \hat{Y}_{\text{LMMSE}}(X))] &= 0 \\ E[Y] &= E[\hat{Y}_{\text{LMMSE}}(X)] \\ E[Y] &= E[a_0 + a_1 X] \\ E[Y] &= a_0 + a_1 E[X] \end{aligned} \quad (5)$$

De las anteriores expresiones se encuentra que

$$a_0 = E[Y] - a_1 E[X] \quad (6)$$

Pasando a la segunda mitad, se tiene que.

$$\begin{aligned} E[(Y - \hat{Y}_{\text{LMMSE}}(X))a_1 X] &= 0 \\ E[YX - \hat{Y}_{\text{LMMSE}}(X)X] &= 0 \\ E[YX - (a_0 + a_1 X)X] &= 0 \\ E[YX] &= a_0 E[X] + a_1 E[X^2] \end{aligned} \quad (7)$$

Ahora, se reemplaza el valor de a_0 en la anterior ecuación:

$$\begin{aligned} E[YX] &= a_0 E[X] + a_1 E[X^2] \\ E[YX] &= (E[Y] - a_1 E[X]) E[X] + a_1 E[X^2] \\ E[YX] &= E[Y]E[X] - a_1 (E[X])^2 + a_1 E[X^2] \\ E[YX] - E[Y]E[X] &= a_1 (E[X^2] - (E[X])^2) \end{aligned} \quad (8)$$

Conociendo las definiciones de covarianza y de varianza, se sabe que esta última expresión es lo mismo que

$$\text{cov}(Y, X) = a_1 \text{var}(X) \quad (9)$$

y luego

$$a_1 = \frac{\text{cov}(Y, X)}{\text{var}(X)} \quad (10)$$

Finalmente, se encuentra el estimador lineal MMSE de Y basado en X como

$$\begin{aligned} \hat{Y}_{\text{LMMSE}}(X) &= a_0 + a_1 X = E[Y] - \frac{\text{cov}(Y, X)}{\text{var}(X)} E[X] + \frac{\text{cov}(Y, X)}{\text{var}(X)} X \\ \hat{Y}_{\text{LMMSE}}(X) &= E[Y] + \frac{\text{cov}(Y, X)}{\text{var}(X)} [X - E[X]] \end{aligned} \quad (11)$$

d)

A continuación se muestra el estimador $\hat{Y}_{\text{LMMSE}}(X)$ graficado para varios valores de X :

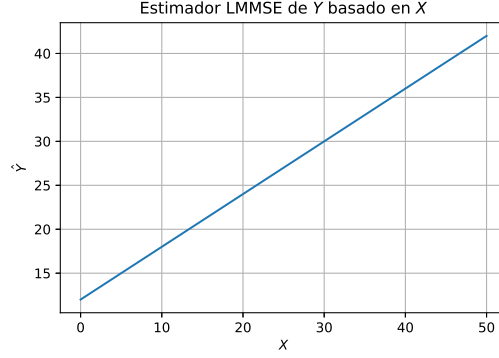


Figura 3: Estimador $\hat{Y}_{\text{LMMSE}}(X)$

Se obtuvo una recta como era de esperarse y se puede decir que, teniendo los valores de X , se pueden estimar los valores de la variable Y ($\hat{Y}_{\text{LMMSE}}(X)$) de acuerdo a la ecuación de esta recta, es decir, a través de

$$\begin{aligned}\hat{Y}_{\text{LMMSE}}(X) &= E[Y] + \frac{\text{cov}(Y, X)}{\sigma_X^2}[X - E[X]] \\ \hat{Y}_{\text{LMMSE}}(X) &= 30 + \frac{1.5}{2.5}[X - 30] \\ \hat{Y}_{\text{LMMSE}}(X) &= \frac{3}{5}X + 12\end{aligned}\tag{12}$$

Esta recta es una estimación razonable de la variable aleatoria Y , dado que se sabe que es una variable ruidosa (X está contaminada con un ruido aleatorio). Sin embargo, es precisamente debido a esta contaminación que la estimación no va a ser perfecta y puede llegar a arrojar valores de Y que están un poco alejados de los valores observados en la realidad.

Punto 2

a)

Para empezar, se graficaron las observaciones de los datos como se muestran en la Figura 4.

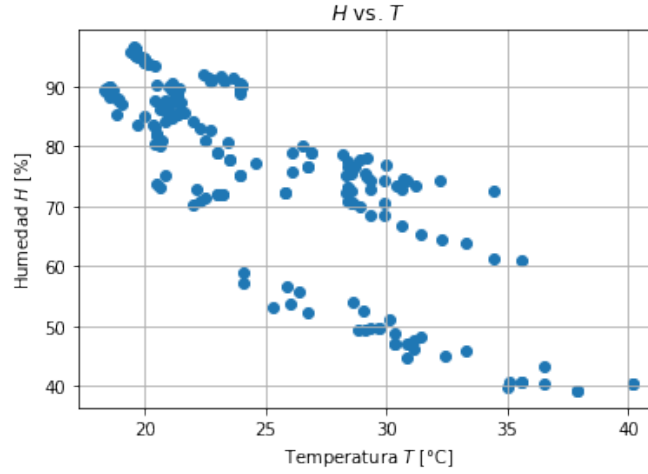


Figura 4: Observaciones en el plano H vs T

Analizando el comportamiento en esta gráfica se puede observar que las variables H y T se encuentran correlacionadas de forma negativa, donde si la temperatura aumenta la humedad disminuye.

Adicionalmente, se observa que los valores más comunes de temperatura se encuentran en el rango de 20 °C a 25 °C y los más comunes de humedad se encuentran entre 80 % y 100 % de humedad relativa.

b)

Se utilizaron las funciones *mean* y *cov* de MATLAB para hallar el vector de medias y la matriz de covarianza de los datos. Los resultados obtenidos fueron los siguientes:

$$\mu_Z = \begin{bmatrix} 24.79 \\ 76.74 \end{bmatrix} \quad C_Z = \begin{bmatrix} 26.71 & -68.84 \\ -68.84 & 253.19 \end{bmatrix}$$

Por lo tanto, la función de densidad de probabilidad corresponde a la mostrada a continuación:

$$f_z(z) = \frac{1}{2\pi\sqrt{\det(C_Z)}} e^{-\frac{1}{2}(z-\mu_Z)^T C_Z^{-1}(z-\mu_Z)} \quad (13)$$

Seguido a esto, los datos del archivo *datosCaso6.txt* fueron traslapados con las curvas de nivel de la PDF mostrada en la Ecuación 13 y los resultados se muestran en la Figura 5.

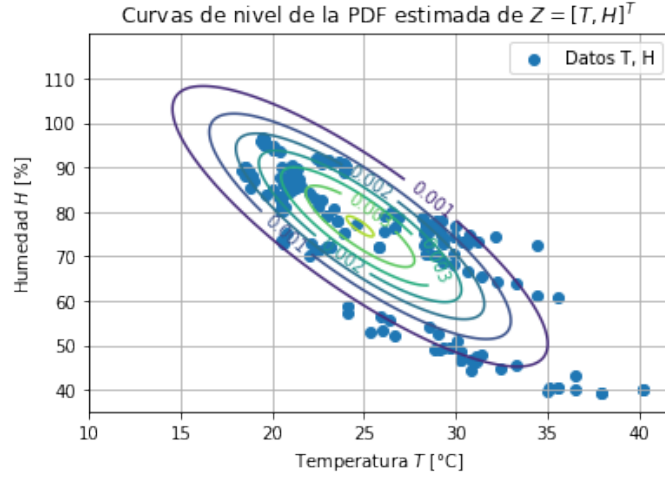


Figura 5: PDF con los datos de Z

c)

Con la varianza y la media del vector Z (Humedad y temperatura) encontrada en el literal b) se requiere calcular los siguientes estimadores: MMSE lineal de T dada la observación de H y MMSE lineal de H dada la observación de T.

Como se definió en la clase magistral, el estimador lineal “Minimum Mean Squared Error” (MMSE) se calcula de la siguiente forma:

$$\hat{H}_{\text{MMSE}}(T) = E[H] + \frac{\text{cov}(H, T)}{\sigma_T^2}(T - E[T]) \quad (14)$$

$$\hat{H}_{\text{MMSE}}(T) = 76.74 + \frac{-68.84}{26.71}(T - 24.79) \quad (15)$$

El valor de los parámetros de cada estimador no coincide dado que la variable a estimar es diferente. Por una parte se estimará la temperatura con base en los datos de humedad y por otra parte se estimará la humedad con base en los datos de temperatura.

$$\hat{T}_{\text{MMSE}}(H) = E[T] + \frac{\text{cov}(T, H)}{\sigma_H^2}(H - E[H]) \quad (16)$$

$$\hat{T}_{\text{MMSE}}(H) = 24.79 + \frac{-68.84}{253.19}(H - 76.74) \quad (17)$$

Con los estimadores ya definidos, se calculan los valores de humedad y temperatura que eran desconocidos del archivo *datosNuevosCaso6.txt* como se ve en la Figura 6.

