

# Introducción a la simulación de variables aleatorias

## Contents

<b>1 Simulación de una variable normal</b>	<b>1</b>
<b>2 Simulación de modelos de regresión</b>	<b>3</b>
2.1 Simulación de “y” para un valor concreto de “x” . . . . .	3
2.2 Simulación de “y” para un conjunto de “x” . . . . .	7
2.3 Cálculo del modelo de mínimos cuadrados a partir de un conjunto de valores simulados . . .	9

## 1 Simulación de una variable normal

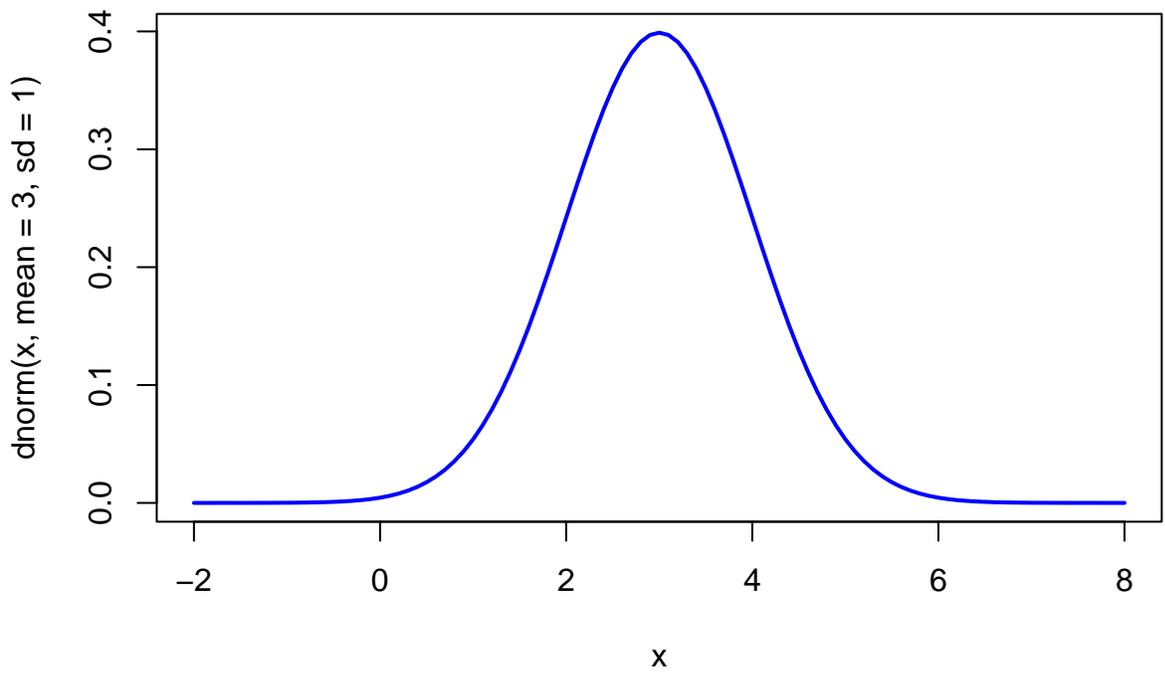
Sea la variable aleatoria  $X \sim N(\mu, \sigma)$ . Cuando simulamos una variable con R, la probabilidad de que la variable  $X$  tome un valor en un intervalo concreto  $[x_i, x_j]$  es proporcional al valor del área de la función de densidad evaluada entre los puntos  $x_i$  y  $x_j$ . Es decir:

$$P(X \in [x_i, x_j]) = k \int_{x_i}^{x_j} f(x)dx$$

donde  $k$  es una constante y  $f(x_j) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2}(x_j - \mu)^2\right)$ .

Por ejemplo, vamos a analizar la variable  $X \sim N(3, 1)$ :

```
curve(dnorm(x, mean = 3, sd = 1), from = -2, to = 8, col = "blue", lwd = 2)
```



Cuando generamos valores aleatorios de la variable  $X$ , lo más probable será obtener valores entre 2 y 4, y será menos frecuente obtener valores entre 0 y 2 y entre 4 y 6. Veamos un ejemplo:

```
set.seed(123)
(x = round(rnorm(20, 3, 1),2) )

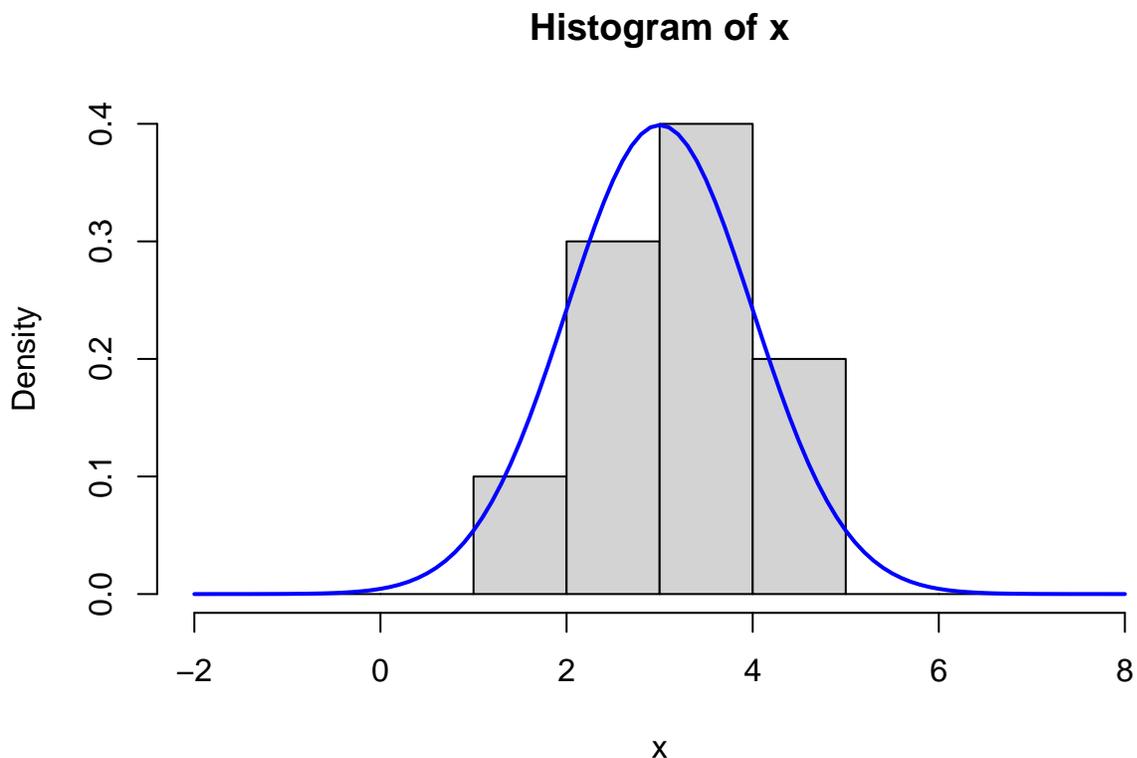
## [1] 2.44 2.77 4.56 3.07 3.13 4.72 3.46 1.73 2.31 2.55 4.22 3.36 3.40 3.11 2.44 4.79 3.50 1.03 3.70 3.50

table(cut(x, breaks = -2:8))

##
## (-2,-1] (-1,0] (0,1] (1,2] (2,3] (3,4] (4,5] (5,6] (6,7] (7,8]
##      0      0      0      2      6      8      4      0      0      0
```

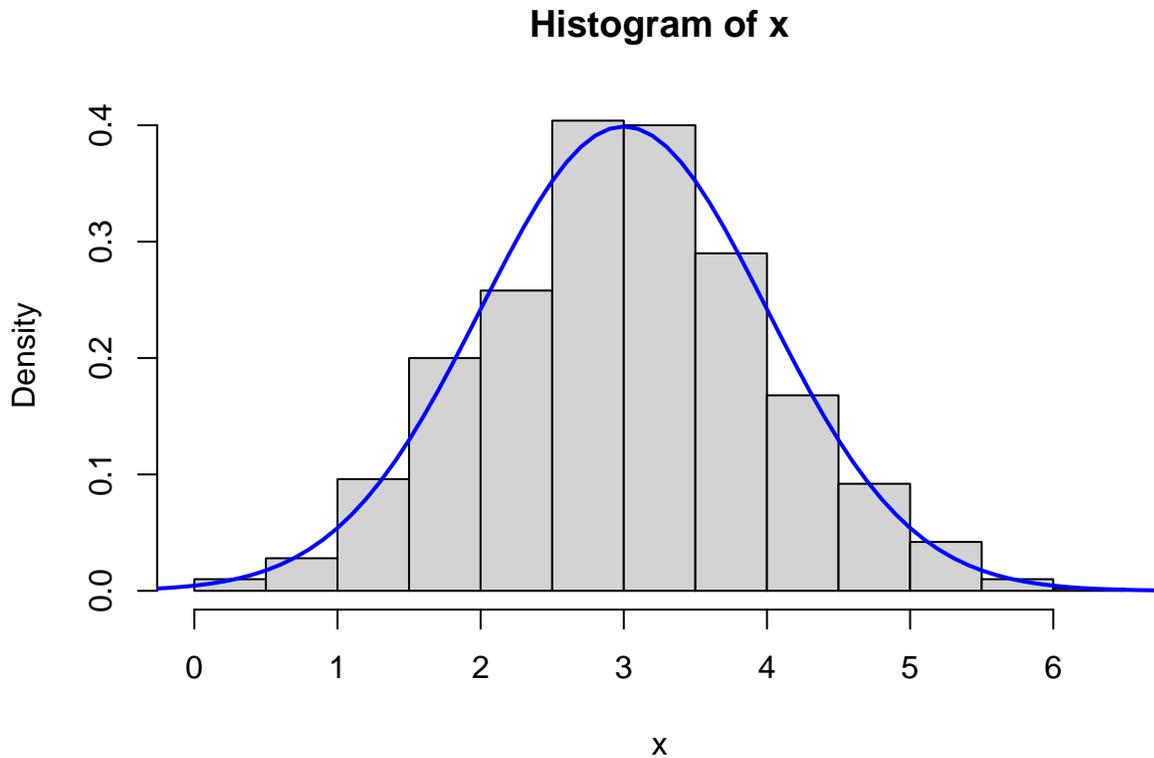
Por tanto, el histograma de los numeros aleatorios deberá parecerse a la función de densidad simulada:

```
hist(x, breaks = -2:8, freq = F)
curve(dnorm(x, mean = 3, sd = 1), col = "blue", lwd = 2, add = T)
```



Cuantos más números aleatorios generemos, mejor será la aproximación:

```
set.seed(123)
x = round(rnorm(1000, 3, 1),2)
hist(x, freq = F)
curve(dnorm(x, mean = 3, sd = 1), from = -2, to = 8, col = "blue", lwd = 2, add = T)
```



## 2 Simulación de modelos de regresión

### 2.1 Simulación de “y” para un valor concreto de “x”

Vamos a estudiar el siguiente modelo:

$$Y = 2 + 0.25x + U$$

donde  $U$  es una variable aleatoria normal,  $U \sim N(0, 1)$ . Por contra,  $x$  es un número, no es variable aleatoria. En cambio,  $Y$  si es variable aleatoria debido a la presencia de  $U$  (la suma de un número y una variable aleatoria nos da otra variable aleatoria). Su valor dependerá de  $x$ . Esto se expresa matemáticamente escribiendo  $Y|x$ . Por las propiedades de la distribución normal (ver Apéndice: Propiedades de las variables aleatorias normales)

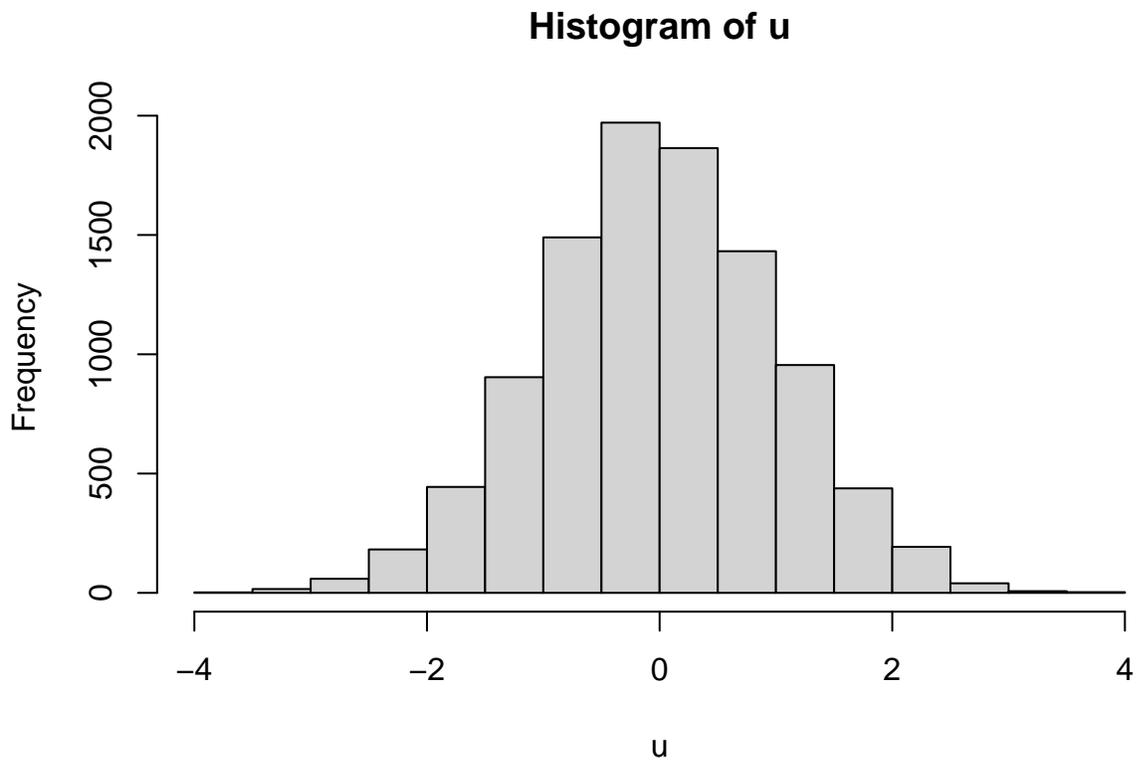
$$Y|x \sim N(2 + 0.25x, 1)$$

$$E[Y|x] = E[2 + 0.25x + U] = 2 + 0.25x$$

$$Var[Y|x] = E[2 + 0.25x + U] = Var[U]$$

Vamos a comprobarlo mediante simulación. Primero vamos a simular el término de error,  $U$ :

```
set.seed(1)
u = rnorm(10000, 0, 1)
hist(u)
```



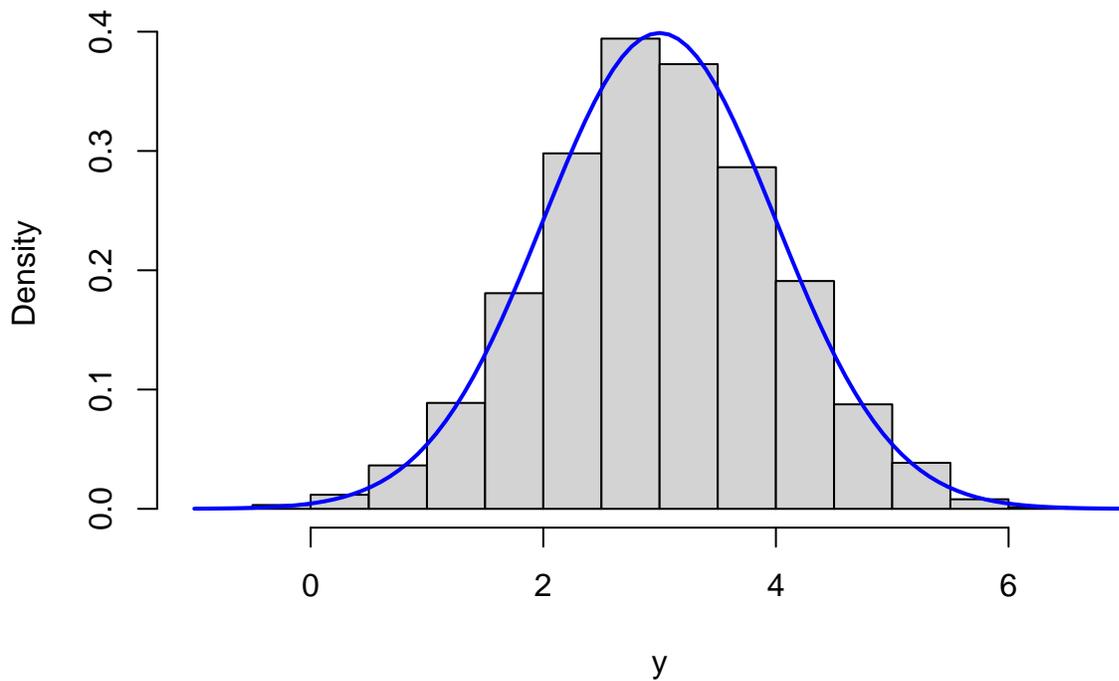
Y a continuación vamos a simular el valor de  $Y$  para  $x = 4$

```
x = 4
y = 2 + 0.25*x + u
```

Según lo visto anteriormente, para  $x = 4$  se tendría que cumplir que  $Y|x = 4 \sim N(2 + 0.25 * 4, 1)$ .

```
hist(y, freq = F, main = "Histograma de Y|x=4")
curve(dnorm(x, 2 + 0.25*4, 1), col = "blue", lwd = 2, add = T)
```

## Histograma de $Y|x=4$



La esperanza y la varianza se pueden calcular a partir de los valores simulados utilizando la **ley de los grandes números**:

$$\bar{y} = \frac{1}{N} \sum y_i \rightarrow E[Y|x = 4]$$
$$s_y^2 = \frac{1}{N-1} \sum (y_i - \bar{y})^2 \rightarrow Var[Y|x = 4]$$

```
# aproximación de  $2 + 0.25*4 = 3$   
mean(y)
```

```
## [1] 2.993463
```

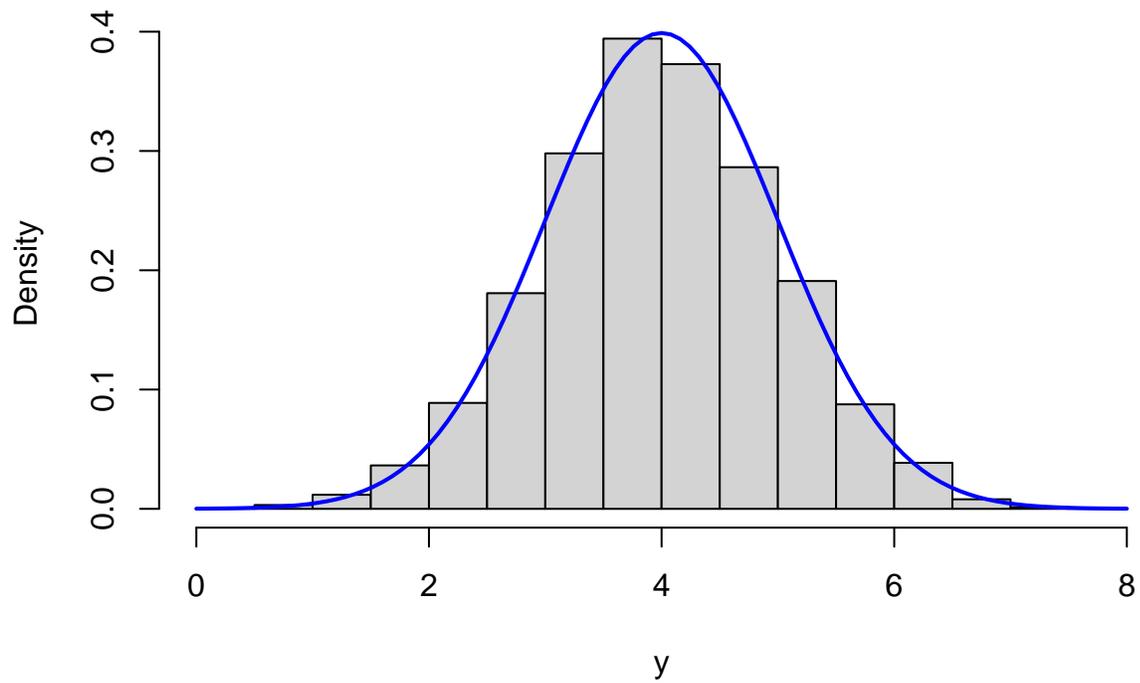
```
# aproximación de 1  
var(y)
```

```
## [1] 1.024866
```

Para  $x = 8$  se tiene  $Y|x = 8 \sim N(2 + 0.25 * 8, 1)$ :

```
x = 8  
y = 2 + 0.25*x + u  
hist(y, freq = F, main = "Histograma de Y|X=8")  
curve(dnorm(x, 2 + 0.25*8, 1), col = "blue", lwd = 2, add = T)
```

## Histograma de $Y|X=8$



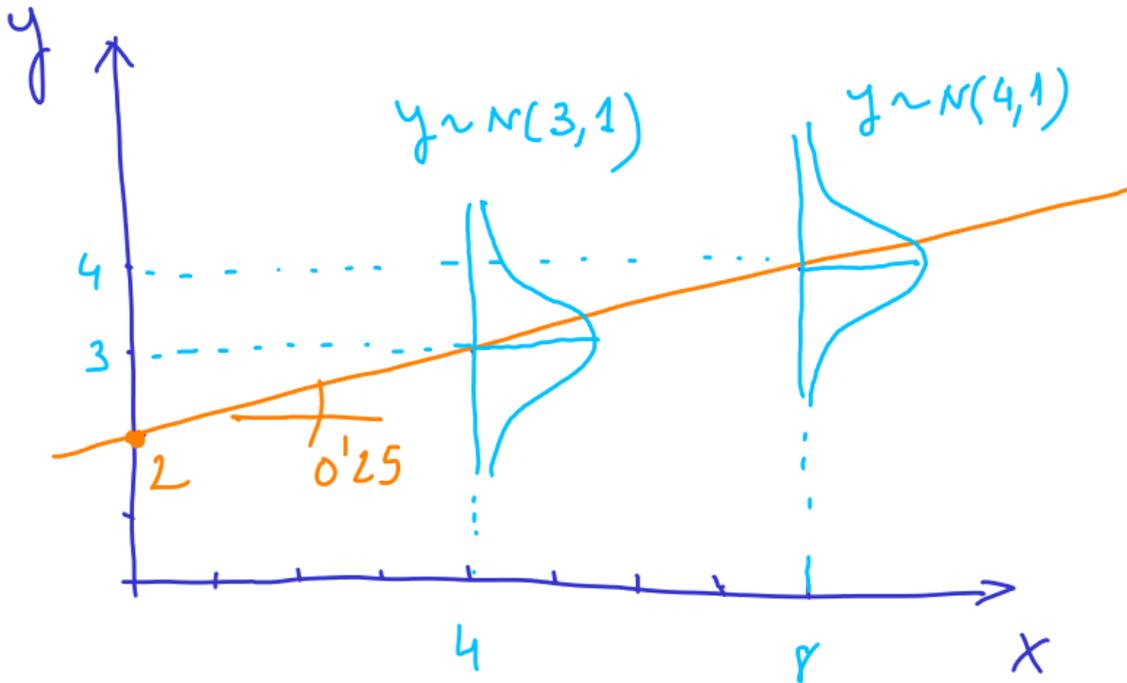
```
# aproximación de  $2 + 0.25 \cdot 8$   
mean(y)
```

```
## [1] 3.993463
```

```
# aproximación de 1  
var(y)
```

```
## [1] 1.024866
```

En el fondo, lo que tenemos es:



ya que  $2 + 0.25x$  es la ecuación de una recta. Para cada valor de  $x$  la variable  $Y|x$  tiene distribución normal. Como se ha visto:

$$Y|x \sim N(2 + 0.25x, 1)$$

Este modelo se suele escribir también como

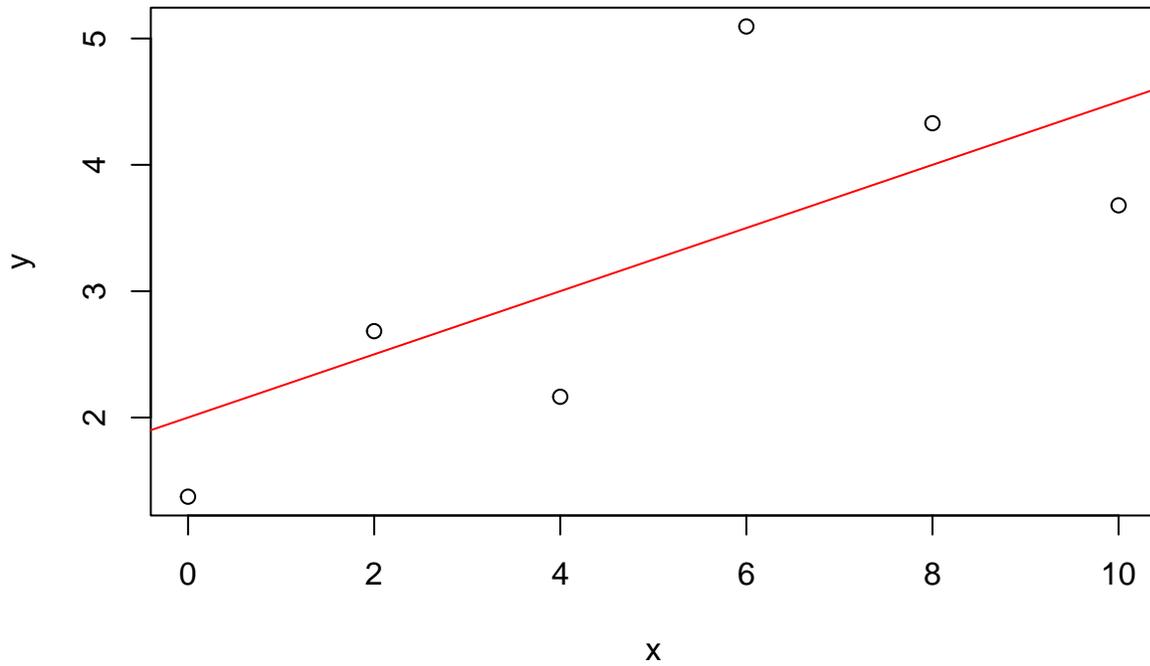
$$Y = 2 + 0.25x + U, \quad U \sim N(0, 1)$$

En general, las variables aleatorias las escribiremos en mayúscula y los datos (obtenidos por simulación en este caso) en minúscula.

## 2.2 Simulación de “y” para un conjunto de “x”

En lugar de simular 1000 valores de  $Y$  para un valor concreto de  $x$  vamos a simular un valor de  $Y$  para  $x = [0, 2, 4, 6, 8, 10]$ .

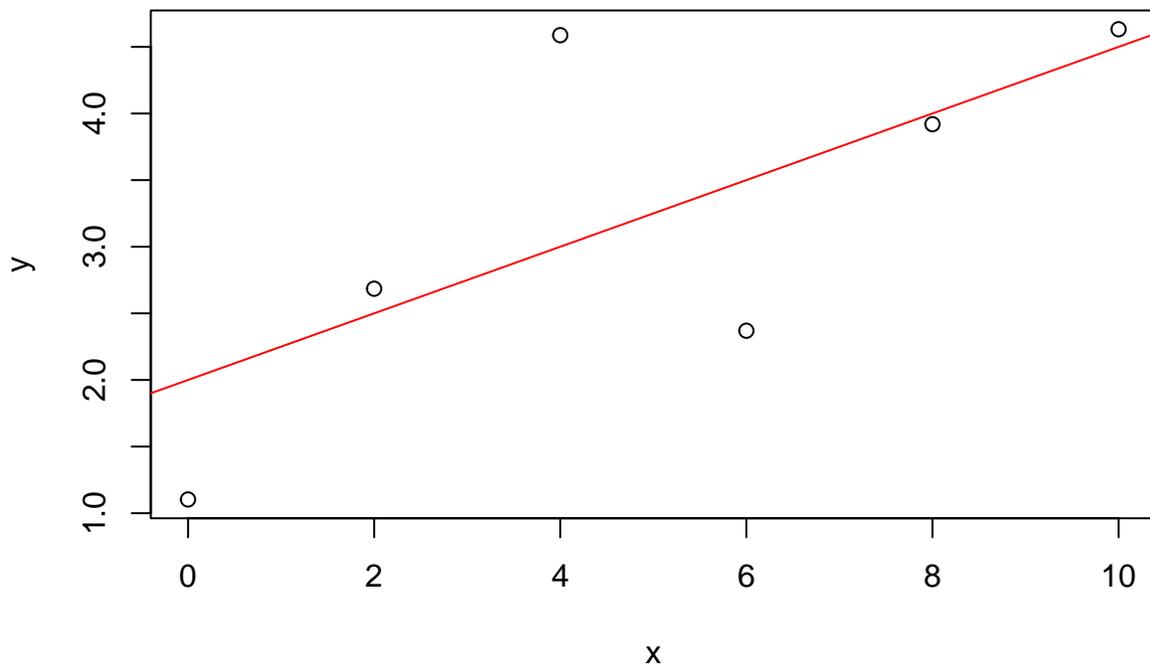
```
set.seed(1)
x = c(0, 2, 4, 6, 8, 10)
u = rnorm(length(x))
y = 2 + 0.25*x + u
plot(x, y)
abline(a=2, b=0.25, col = "red") # añadimos la recta
```



Como observamos, debido al caracter aleatorio de  $U$ , los valores generados de  $Y$  no están sobre la recta  $2 + 0.25x$ .

Este proceso se puede repetir tantas veces como queramos obteniendo diferentes conjuntos de puntos que proceden del mismo modelo:

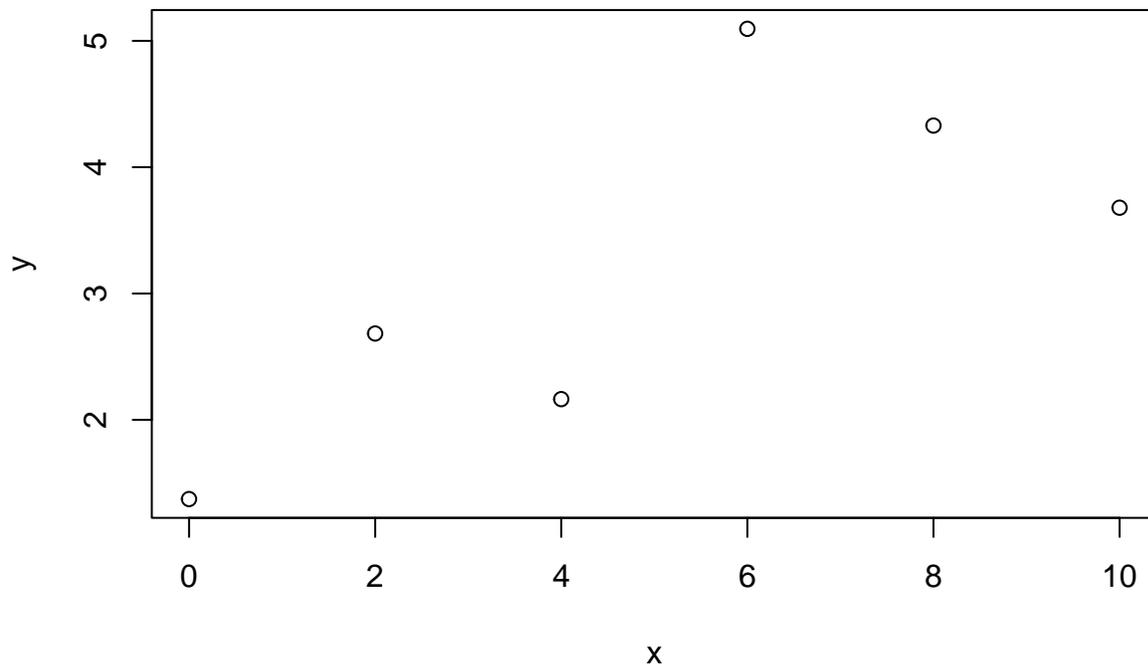
```
set.seed(2)
x = c(0,2,4,6,8,10)
u = rnorm(length(x))
y = 2 + 0.25*x + u
plot(x,y)
abline(a=2, b=0.25, col = "red") # añadimos la recta
```



## 2.3 Cálculo del modelo de mínimos cuadrados a partir de un conjunto de valores simulados

Si consideramos el conjunto de puntos simulados:

```
set.seed(1)
x = c(0,2,4,6,8,10)
u = rnorm(length(x))
y = 2 + 0.25*x + u
plot(x,y)
```



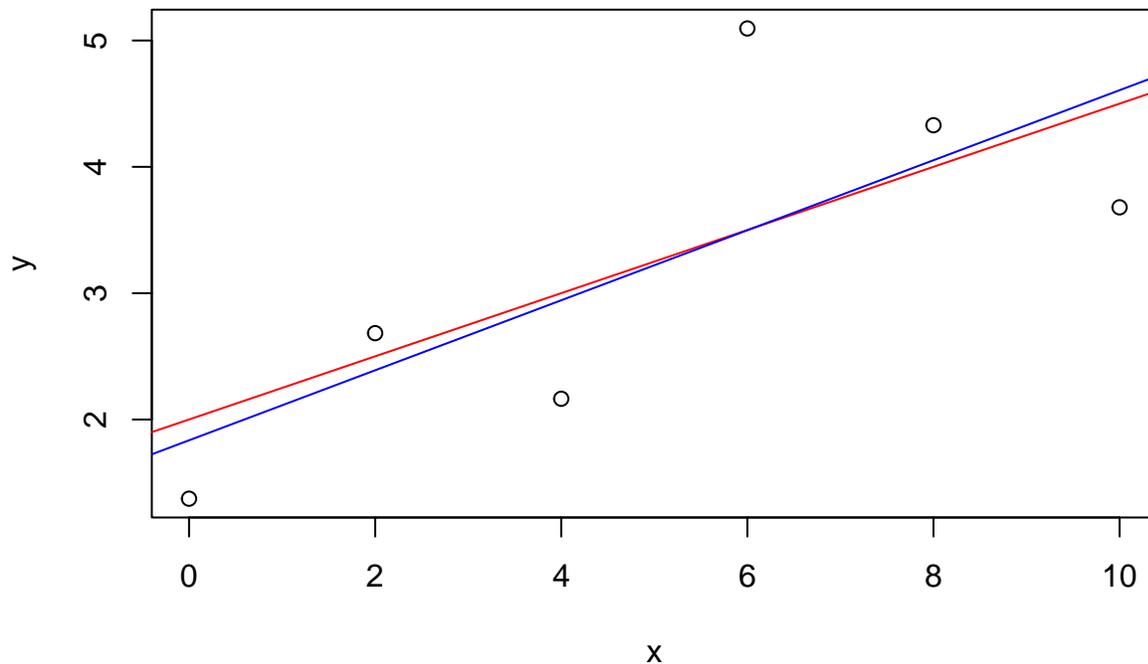
A partir de estos puntos podemos calcular cual es la recta que mejor se ajusta en el sentido de mínimos cuadrados:

$$y_i = b_0 + b_1x_i + e_i$$

```
m = lm(y ~ x)
coefficients(m)
```

```
## (Intercept)          x
##  1.8353780    0.2771204
```

```
plot(x,y)
abline(a=2, b=0.25, col = "red")
abline(m, col = "blue")
```



Como vemos, los valores calculados se parecen mucho a 2 y 0.25, ya que estamos calculando “la mejor” recta para unos datos que proceden de una recta.

Si volvemos a simular los puntos

```
set.seed(2)
u = rnorm(length(x))
y = 2 + 0.25*x + u
m = lm(y ~ x)
coefficients(m)
```

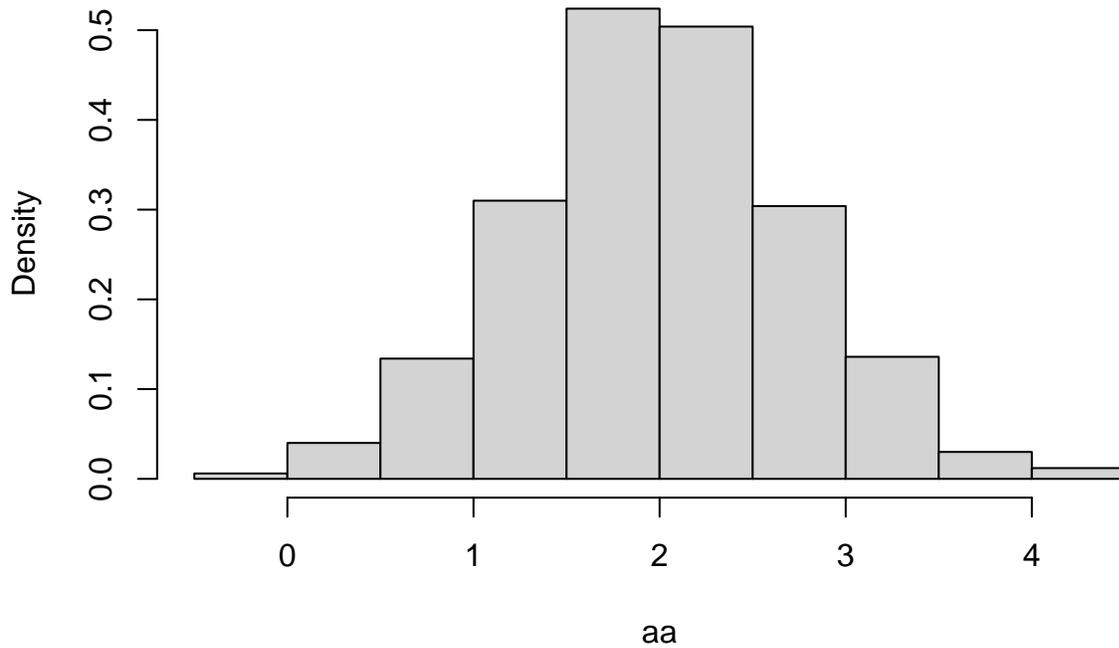
```
## (Intercept)          x
##  1.8496085  0.2733307
```

Volvemos a obtener valores parecidos a 2 y 0.25. Veamos qué ocurre si repetimos este proceso 1000 veces.

```
set.seed(1)
aa = rep(0,1000)
bb = rep(0,1000)
for (i in 1:1000){
  u = rnorm(length(x))
  y = 2 + 0.25*x + u
  m = lm(y ~ x)
  aa[i] = coef(m)[1]
  bb[i] = coef(m)[2]
}
```

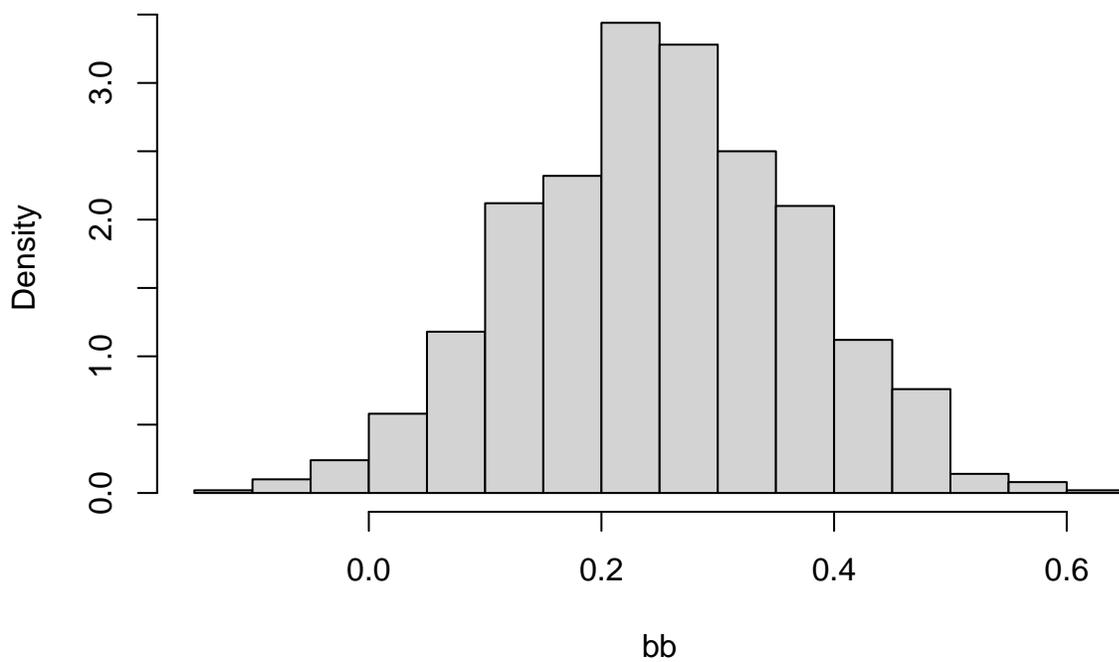
```
hist(aa, freq = F)
```

### Histogram of aa



```
hist(bb, freq = F)
```

### Histogram of bb



Es decir, parece que tenemos dos variables aleatorias (recordad que variables aleatorias  $\rightarrow$  función de densidad, datos simulados  $\rightarrow$  histograma). Para verificar ésto, vamos a ver las ecuaciones con los que calculamos los valores de mínimos cuadrados:

$$\begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \end{bmatrix} = (X^T X)^{-1} (X^T y)$$

donde  $y = [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_6]^T$ . El equivalente *teórico* de simular 1000 veces y obtener 1000 valores de  $b_0$  y  $b_1$  es considerar variables aleatorias  $Y$  en lugar de datos concretos  $y$ .

$$\begin{bmatrix} b_0 \\ b_1 \end{bmatrix} = (X^T X)^{-1} (X^T Y)$$

donde

$$Y_i \sim N(2 + 0.25x_i, 1), \quad i = 1, 2, \dots, 6$$

La matriz  $X$  es una matriz de números, conocida:

$$X = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 2 \\ 1 & 4 \\ 1 & 6 \\ 1 & 8 \\ 1 & 10 \end{bmatrix}$$

Por tanto  $(X^T X)^{-1} (X^T Y)$  son dos variables aleatorias. Teóricamente,  $b_0$  y  $b_1$  son dos variables aleatorias. Lo deseable sería conocer su función de densidad. Para ello, sabemos que

$$Y_i \sim N(2 + 0.25x_i, 1), \quad i = 1, 2, \dots, 6$$

En forma matricial, las 6 variables aleatorias se agrupan formando:

$$Y = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \dots \\ Y_6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_1 \\ 1 & x_2 \\ \dots & \dots \\ 1 & x_6 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 \\ 0.25 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \\ \dots \\ U_6 \end{bmatrix} \Rightarrow$$

$$Y \sim N(X\beta, I)$$

donde  $\beta = [2 \ 0.25]^T$  e  $I$  es la matriz identidad de orden 6. Por tanto, teniendo en cuenta las propiedades de las distribuciones normales

$$(X^T X)^{-1} X^T Y \sim N(\beta, (X^T X)^{-1})$$

ya que

$$E[(X^T X)^{-1} X^T Y] = (X^T X)^{-1} X^T E[Y] = \beta$$

$$Var[(X^T X)^{-1} X^T Y] = (X^T X)^{-1} X^T Var[Y] X (X^T X)^{-1} = (X^T X)^{-1}$$

Es decir, si calculamos  $(X^T X)^{-1}$ :

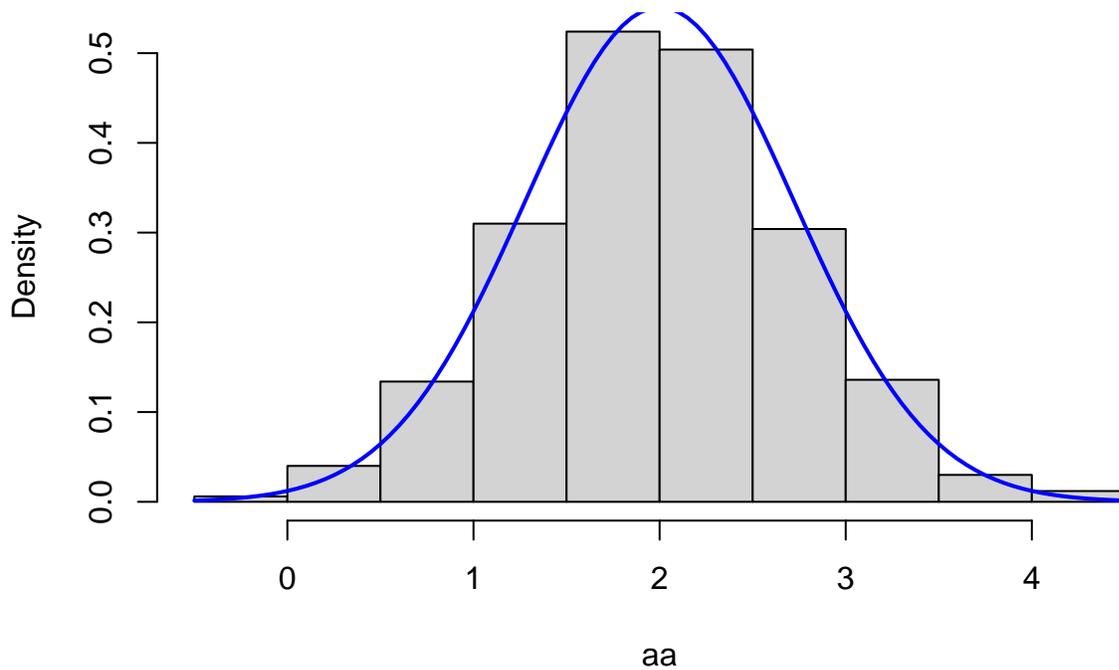
```
X = cbind(rep(1,length(x)), x)
solve(t(X) %*% X)
```

```
##                x
## 0.52380952 -0.07142857
## x -0.07142857 0.01428571
```

entonces el histograma de *aa* corresponde a una  $N(2,0.524)$  y el histograma de *bb* corresponde a una  $N(0.25,0.014)$

```
hist(aa, freq = F)
curve(dnorm(x,2,sqrt(0.524)), add = T, col = "blue", lwd = 2)
```

**Histogram of aa**



```
hist(bb, freq = F)
curve(dnorm(x,0.25,sqrt(0.014)), add = T, col = "blue", lwd = 2)
```

**Histogram of bb**

