

2. Genere una muestra aleatoria  $X_1, \dots, X_n$ , de tamaño  $n = 30$ , de una población con distribución  $\mathcal{N}(5, 4)$ . Genere otra muestra aleatoria  $Y_1, \dots, Y_m$ , de tamaño  $m = 50$ , de una población con distribución  $\mathcal{N}(2, 4)$ . Obtenga los intervalos de confianza para  $\mu_x - \mu_y$  tales que

- a) Intervalo del 80% de confianza, suponiendo  $\sigma^2$  conocida.
- b) Intervalo del 80% de confianza, suponiendo  $\sigma^2$  desconocida común.
- c) Intervalo del 95% de confianza, suponiendo  $\sigma^2$  conocida.
- d) Intervalo del 95% de confianza, suponiendo  $\sigma^2$  desconocida común.

Repita el proceso generando cada una de las muestras 100 veces. ¿Cómo son los intervalos? Identifique los intervalos con mayor longitud y con menos longitud. Compare y explique los resultados.

### Solución:

a) Usaremos que un intervalo al  $100(1 - \alpha)\%$  de confianza para  $\mu_x - \mu_y$  cuando  $\sigma^2$  es conocida es

$$\left( (\bar{X} - \bar{Y}) - z_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\sigma^2}{n} + \frac{\sigma^2}{m}}, (\bar{X} - \bar{Y}) + z_{1-\alpha/2} \sqrt{\frac{\sigma^2}{n} + \frac{\sigma^2}{m}} \right) \quad (1)$$

De tal manera comenzamos generando las muestras aleatorias con las indicaciones dadas

```
set.seed(123)

# tamaño de las muestras
n <- 30
m <- 50

# generación de las muestras
muestra_x <- rnorm(n, mean = 5, sd=2)
muestra_y <- rnorm(m, mean = 2, sd=2)
```

y después procedemos a hacer los cálculos pertinentes

```
x_bar <- sum(muestra_x) / n
y_bar <- sum(muestra_y) / m

# notemos que alpha = 0.2
uno_alphamedios <- 1 - 0.2 / 2
z <- qnorm(uno_alphamedios, mean = 0, sd = 1)

raiz <- ( (4 / n) + (4 / m) ) ** 0.5
```

Posteriormente definimos y calculamos los límites inferior y superior del intervalo de confianza dado en (1):

```
limite_inferior <- x_bar - y_bar - z * raiz
limite_superior <- x_bar - y_bar + z * raiz
```

Finalmente vemos el intervalo del 80% de confianza para  $\mu_x - \mu_y$ :

```
print(paste("(", limite_inferior, ",", limite_superior, ")"))
```

```
## [1] "( 2.19579682261423 , 3.37964344877033 )"
```

Sabemos en realidad que  $\mu_x - \mu_y = 3$ , por lo que el intervalo obtenido anteriormente es bueno pues dentro de él está el valor verdadero de  $\mu_x - \mu_y$ . Finalmente vemos la longitud de dicho intervalo

```
limite_superior - limite_inferior
```

```
## [1] 1.183847
```

b) Usaremos que un intervalo al  $100(1 - \alpha)\%$  para  $\mu_x - \mu_y$ , cuando  $\sigma^2$  es desconocido es

$$\left( (\bar{X} - \bar{Y}) - t_{n+m-2}^{1-\alpha/2} \sqrt{\left(\frac{1}{n} + \frac{1}{m}\right) S_p^2}, (\bar{X} - \bar{Y}) + t_{n+m-2}^{1-\alpha/2} \sqrt{\left(\frac{1}{n} + \frac{1}{m}\right) S_p^2} \right) \quad (2)$$

Donde

$$S_p^2 = \frac{(n-1)S_x^2 + (m-1)S_y^2}{n+m-2}, \quad S_x^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \quad \text{y} \quad S_y^2 = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (Y_i - \bar{Y})^2$$

De forma análoga al inciso anterior haremos los respectivos cálculos:

```
# notemos que alpha = 0.2
uno_alphamedios2 <- 1 - 0.2 / 2
t <- qt(uno_alphamedios2, df = n + m - 2)

# S^2:
Scuad_x <- sum( (muestra_x - x_bar) ** 2 ) / (n-1)
Scuad_y <- sum( (muestra_y - y_bar) ** 2 ) / (m-1)

# S^2_p:
Scuad_p <- ( (n-1) * Scuad_x + (m-1) * Scuad_y ) / (n + m - 2)

raiz2 <- ( ((1 / n) + (1 / m)) * Scuad_p ) ** 0.5

para posteriormente crear y ver el intervalo de confianza

# limites
limite_inferior2 <- x_bar - y_bar - t * raiz2
limite_superior2 <- x_bar - y_bar + t * raiz2

# intervalo
print(paste("(", limite_inferior2, ",", limite_superior2, ")"))
```

```
## [1] "( 2.23362853551926 , 3.3418117358653 )"
```

el cual igualmente es bueno y cuya longitud es

```
limite_superior2 - limite_inferior2
```

```
## [1] 1.108183
```

mayor respecto al intervalo dado en el inciso a).

Incisos c) y d): resolveremos estos ejercicios a la par. De hecho, bastará con reutilizar el código de los incisos a) y b) modificando únicamente el valor de  $\alpha$ , donde pasaremos de considerar  $\alpha = 0.2$  a  $\alpha = 0.05$ . Para ello:

```
# inciso c)

# Tamaños:
n <- 30
```

```

m <- 50

# Muestras:
muestra_x <- rnorm(n, mean = 5, sd=2)
muestra_y <- rnorm(m, mean = 2, sd=2)

# Cálculos:

x_bar <- sum(muestra_x) / n
y_bar <- sum(muestra_y) / m

# En este caso alpha = 0.05
uno_alphamedios <- 1 - 0.05 / 2
z <- qnorm(uno_alphamedios, mean = 0, sd = 1)

raiz <- ( (4 / n) + (4 / m) ) ** 0.5

# Límites:

limite_inferior <- x_bar - y_bar - z * raiz
limite_superior <- x_bar - y_bar + z * raiz

# Resultado:
print(paste("(", limite_inferior, ", ", limite_superior, ")"))

```

```
## [1] "( 2.62947263754802 , 4.4400098120699 )"
```

cuya longitud es

```
limite_superior - limite_inferior
```

```
## [1] 1.810537
```

siendo este intervalo más grande respecto al intervalo del inciso a). Recordemos que al tener un intervalo del 95% de confianza, tendremos que un gran número de intervalos contendrán el valor de  $\mu_x - \mu_y$  el 95% de las veces, versus el 80% de las veces del inciso a).

Continuando

```

# inciso d)

# Tamaños:
n <- 30
m <- 50

# Muestras:
muestra_x <- rnorm(n, mean = 5, sd=2)
muestra_y <- rnorm(m, mean = 2, sd=2)

# Cálculos

x_bar <- sum(muestra_x) / n
y_bar <- sum(muestra_y) / m

# notemos que alpha = 0.05
uno_alphamedios2 <- 1 - 0.05 / 2

```

```

t <- qt(unos_alphamedios2, df = n + m - 2)

# S^2:
Scuad_x <- sum( (muestra_x - x_bar) ** 2 ) / (n-1)
Scuad_y <- sum( (muestra_y - y_bar) ** 2 ) / (m-1)

# S^2_p:
Scuad_p <- ( (n-1) * Scuad_x + (m-1) * Scuad_y ) / (n + m -2)

raiz <- ( ((1 / n) + (1 / m)) * Scuad_p ) ** 0.5

# limites
limite_inferior2 <- x_bar - y_bar - t * raiz
limite_superior2 <- x_bar - y_bar + t * raiz

# intervalo
print(paste("(", limite_inferior2, ",", limite_superior2, ")"))

## [1] "( 2.43226557288083 , 4.19277921705026 )"
cuya longitud es
limite_superior2 - limite_inferior2

## [1] 1.760514
mayor respecto a la longitud del intervalo del inciso b).

```

Ahora bien, repetiremos el proceso generando cada una de las muestras 100 veces, esto es, repetiremos los 4 incisos pero con la simulación de 100 muestras.

a.2) Comenzaremos con la simulación de las muestras 100 veces para un intervalo de 80% de confianza para  $\mu_x - \mu_y = 3$ . Ahora, cargamos los paquetes que utilizaremos y definimos dos vectores vacíos que guardaran los límites inferiores y superiores, respectivamente, de los intervalos de confianza que generaremos

```

# Cargamos las librerías
library(ggplot2)
library(dplyr)

# Tamaño de las muestras
n <- 30
m <- 50

# Nos auxiliamos de dos vectores vacíos
limite_inf <- c()
limite_sup <- c()

```

Luego, mediante un bucle `for` simularemos las muestras 100 veces, donde dentro del bucle colocaremos el código del inciso a)

```

for( i in 1:100 ){

```

```

# Muestras
muestra_x <- rnorm(n, mean = 5, sd=2)
muestra_y <- rnorm(m, mean = 2, sd=2)

# Cálculos
x_bar <- sum(muestra_x) / n
y_bar <- sum(muestra_y) / m

# alpha = 0.2
uno_alphamedios <- 1 - (0.2 / 2)
z <- qnorm(uno_alphamedios, mean = 0, sd = 1)
raiz <- ( (4 / n) + (4 / m) ) ** 0.5

# límites
l_inferior <- x_bar - y_bar - z * raiz
l_superior <- x_bar - y_bar + z * raiz

# guardamos dichos límites en los vectores "vacíos"
limite_inf[i] <- l_inferior
limite_sup[i] <- l_superior
}

```

procedemos después a crear un **dataframe** que almacene los límites inferiores y superiores calculados anteriormente, asimismo calculamos las longitudes de los intervalos:

```

# Creamos el dataframe con 100 filas
x <- 100
df <- data.frame(x = x,
                 y = 3,
                 limite_inferior = limite_inf,
                 limite_superior = limite_sup)

# Calculamos la longitud de cada intervalo y agregamos
# dichos valores al dataframe

df <- df %>% mutate(long_int = limite_superior - limite_inferior)
df <- df %>% arrange(long_int)
df['x'] <- 1:100

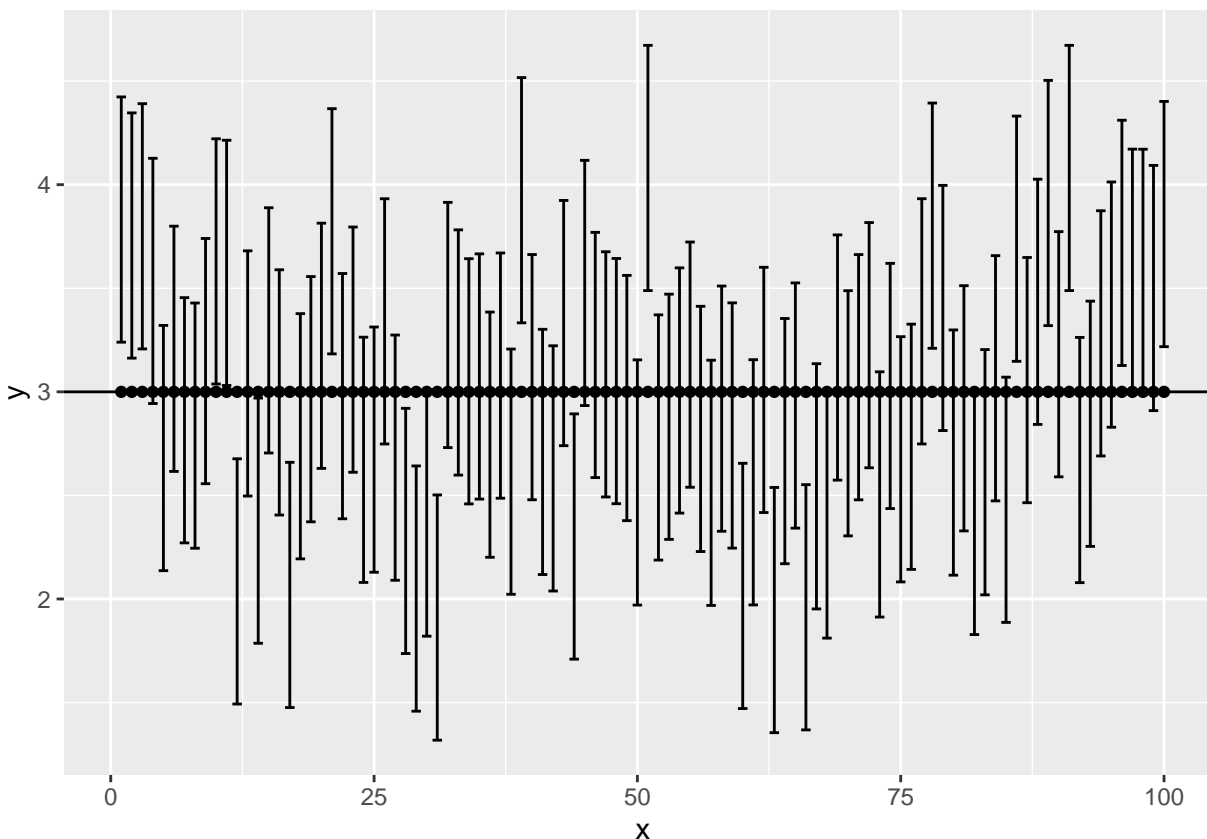
```

Finalmente graficamos:

```

ggplot(df, aes(x,y)) + geom_point() +
  geom_errorbar(aes(ymin = limite_inferior, ymax = limite_superior)) +
  geom_hline(yintercept = 3)

```



Si bien la gran mayoría de los intervalos contiene al valor real de  $\mu_x - \mu_y$ , se aprecia que varios no intersectan la recta  $y = 3$ . Lo cual es claro puesto que, teóricamente, el 80% de los intervalos contendrán el valor real de  $\mu_x - \mu_y$ .

Ahora vemos que la longitud de los intervalos, en este caso, coinciden

```
# longitud máxima
max(df$long_int)
```

```
## [1] 1.183847
```

```
# longitud mínima
min(df$long_int)
```

```
## [1] 1.183847
```

lo cual se le atribuye a que la varianza en este caso es conocida.

Incisos b.2), c.2) y d.2): Estos ejercicios los resolveremos “al mismo tiempo” ya que sólo debemos copiar el código del inciso anterior y adaptarlo según sea el caso. Comenzamos por los intervalos de confianza para  $\mu_x - \mu_y$  cuando  $\sigma^2$  es desconocida; el código es

```
# Volvemos a escribir todo el código:

n <- 30
m <- 50

# Nos auxiliamos de dos vectores vacíos
limite_inf <- c()
limite_sup <- c()
```

```

for( i in 1:100 ){

  # Muestras
  muestra_x <- rnorm(n, mean = 5, sd=2)
  muestra_y <- rnorm(m, mean = 2, sd=2)

  # Cálculos
  x_bar <- sum(muestra_x) / n
  y_bar <- sum(muestra_y) / m

  # notemos que alpha = 0.2
  uno_alphamedios2 <- 1 - 0.2 / 2
  t <- qt(uno_alphamedios2, df = n + m - 2)

  # S^2:
  Scud_x <- sum( (muestra_x - x_bar) ** 2 ) / (n-1)
  Scud_y <- sum( (muestra_y - y_bar) ** 2 ) / (m-1)

  # S^2_p:
  Scud_p <- ( (n-1) * Scud_x + (m-1) * Scud_y ) / (n + m -2)

  raiz <- ( ((1 / n) + (1 / m)) * Scud_p ) ** 0.5

  # limites
  l_inferior <- x_bar - y_bar - t * raiz
  l_superior <- x_bar - y_bar + t * raiz

  # guardamos dichos límites en los vectores "vacíos"
  limite_inf[i] <- l_inferior
  limite_sup[i] <- l_superior
}

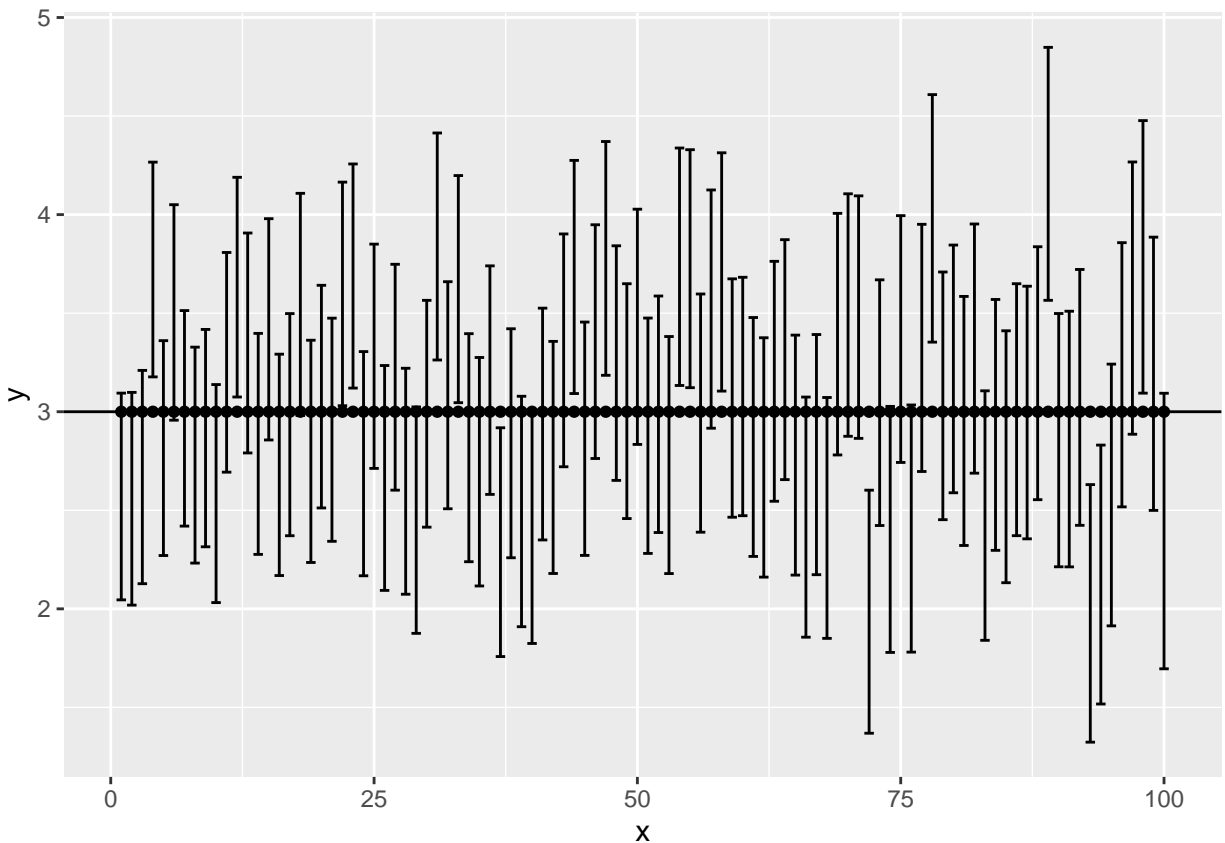
# Creamos el dataframe con 100 filas
x <- 100
df <- data.frame(x = x,
                 y = 3,
                 limite_inferior = limite_inf,
                 limite_superior = limite_sup)

# Calculamos la longitud de cada intervalo y agregamos
# dichos valores al dataframe

df <- df %>% mutate(long_int = limite_superior - limite_inferior)
df <- df %>% arrange(long_int)
df['x'] <- 1:100

ggplot(df, aes(x,y)) + geom_point() +
  geom_errorbar(aes(ymin = limite_inferior, ymax = limite_superior)) +
  geom_hline(yintercept = 3)

```



Luego, la longitud máxima y mínima de los intervalos son

```
max(df$long_int)
```

```
## [1] 1.397895
```

```
min(df$long_int)
```

```
## [1] 1.048868
```

Cabe resaltar que en este caso las longitudes máximas y mínimas no coinciden, de donde en general las longitudes de todos los intervalos no coincidirán, puesto que en este caso la varianza es desconocida.

Procedemos a identificar los intervalos con mayor y menor longitud

```
# intervalo de longitud mayor
```

```
filter(df, long_int == max(long_int))
```

```
##      x y limite_inferior limite_superior long_int
## 1 100 3      1.695842      3.093738 1.397895
```

```
# intervalo de longitud menor
```

```
filter(df, long_int == min(long_int))
```

```
##      x y limite_inferior limite_superior long_int
## 1  1 3      2.045583      3.094451 1.048868
```

Pasamos después a los intervalos del 95% de confianza. Primero para el caso en que  $\sigma^2$  es conocida.

```
# Tamaño de las muestras
```

```
n <- 30
```



```

m <- 50

# Nos auxiliamos de dos vectores vacíos
limite_inf <- c()
limite_sup <- c()

for( i in 1:100 ){

  # Muestras
  muestra_x <- rnorm(n, mean = 5, sd=2)
  muestra_y <- rnorm(m, mean = 2, sd=2)

  # Cálculos
  x_bar <- sum(muestra_x) / n
  y_bar <- sum(muestra_y) / m

  # ahora alpha = 0.05
  uno_alphamedios <- 1 - (0.05 / 2)
  z <- qnorm(uno_alphamedios, mean = 0, sd = 1)
  raiz <- ( (4 / n) + (4 / m) ) ** 0.5

  # límites
  l_inferior <- x_bar - y_bar - z * raiz
  l_superior <- x_bar - y_bar + z * raiz

  # guardamos dichos límites en los vectores "vacíos"
  limite_inf[i] <- l_inferior
  limite_sup[i] <- l_superior
}

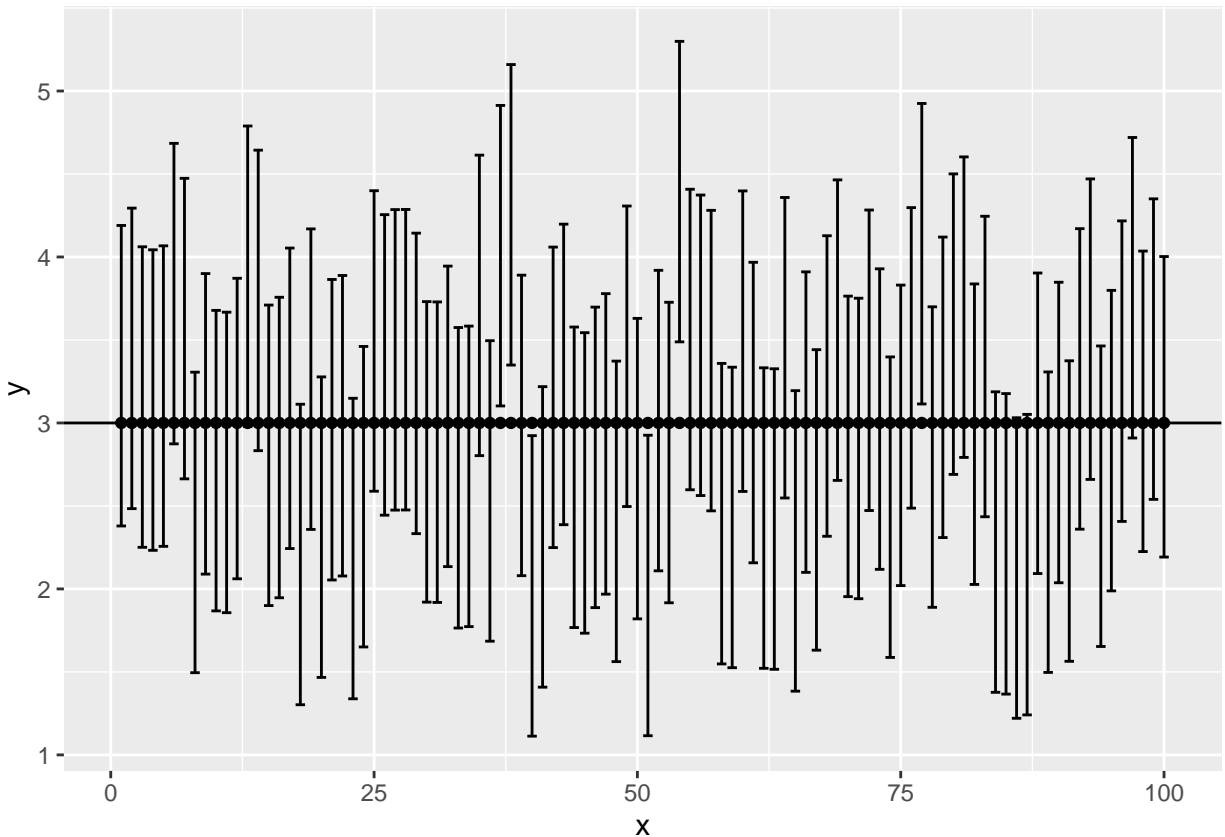
# Creamos el dataframe con 100 filas
x <- 100
df <- data.frame(x = x,
                 y = 3,
                 limite_inferior = limite_inf,
                 limite_superior = limite_sup)

# Calculamos la longitud de cada intervalo y agregamos
# dichos valores al dataframe

df <- df %>% mutate(long_int = limite_superior - limite_inferior)
df <- df %>% arrange(long_int)
df['x'] <- 1:100

ggplot(df, aes(x,y)) + geom_point() +
  geom_errorbar(aes(ymin = limite_inferior, ymax = limite_superior)) +
  geom_hline(yintercept = 3)

```



del cual claramente se aprecia mejora en cuanto al número de intersecciones de los intervalos con la recta  $y = 3$  versus la gráfica del inciso a.2).

De nuevo la longitud de los intervalos será la misma:

```
max(df$long_int)
```

```
## [1] 1.810537
```

```
min(df$long_int)
```

```
## [1] 1.810537
```

Finalmente el caso en el que  $\sigma^2$  es desconocida:

```
# Volvemos a escribir todo el código:
```

```
n <- 30
```

```
m <- 50
```

```
# Nos auxiliamos de dos vectores vacíos
```

```
limite_inf <- c()
```

```
limite_sup <- c()
```

```
for( i in 1:100 ){
```

```
  # Muestras
```

```
  muestra_x <- rnorm(n, mean = 5, sd=2)
```

```
  muestra_y <- rnorm(m, mean = 2, sd=2)
```

```

# Cálculos
x_bar <- sum(muestra_x) / n
y_bar <- sum(muestra_y) / m

# notemos que alpha = 0.05
uno_alphamedios2 <- 1 - 0.05 / 2
t <- qt(uno_alphamedios2, df = n + m - 2)

# S^2:
Scuad_x <- sum( (muestra_x - x_bar) ** 2 ) / (n-1)
Scuad_y <- sum( (muestra_y - y_bar) ** 2 ) / (m-1)

# S^2_p:
Scuad_p <- ( (n-1) * Scuad_x + (m-1) * Scuad_y ) / (n + m -2)

raiz <- ( ((1 / n) + (1 / m)) * Scuad_p ) ** 0.5

# limites
l_inferior <- x_bar - y_bar - t * raiz
l_superior <- x_bar - y_bar + t * raiz

# guardamos dichos límites en los vectores "vacíos"
limite_inf[i] <- l_inferior
limite_sup[i] <- l_superior
}

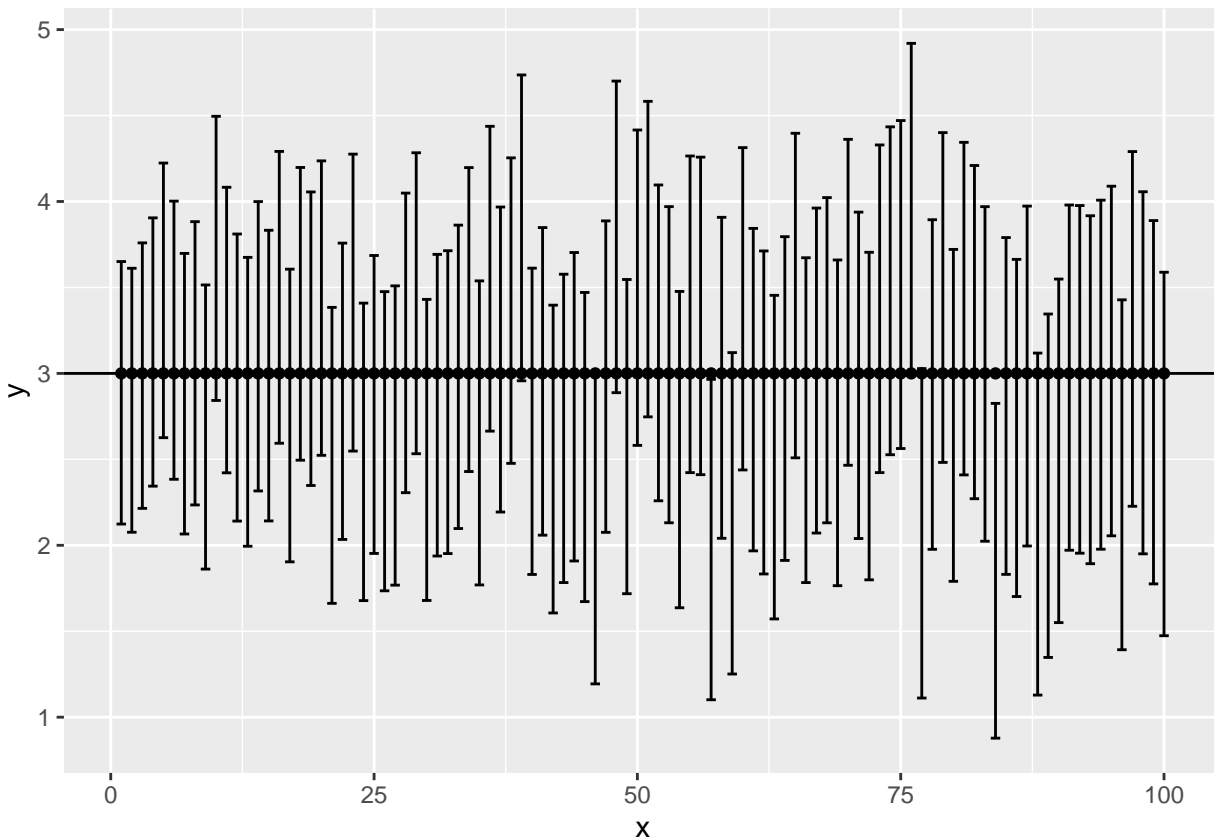
# Creamos el dataframe con 100 filas
x <- 100
df <- data.frame(x = x,
                 y = 3,
                 limite_inferior = limite_inf,
                 limite_superior = limite_sup)

# Calculamos la longitud de cada intervalo y agregamos
# dichos valores al dataframe

df <- df %>% mutate(long_int = limite_superior - limite_inferior)
df <- df %>% arrange(long_int)
df['x'] <- 1:100

ggplot(df, aes(x,y)) + geom_point() +
  geom_errorbar(aes(ymin = limite_inferior, ymax = limite_superior)) +
  geom_hline(yintercept = 3)

```



de igual manera se ve la mejoría respecto a la gráfica del inciso b.2) puesto que 95, de los 100, intervalos intersectan a  $y = 3$  versus los 80 intervalos que intersectan a dicha recta en la gráfica del inciso b.2).

Después

```
max(df$long_int)
```

```
## [1] 2.114582
```

```
min(df$long_int)
```

```
## [1] 1.527108
```

donde tendremos intervalos de diferentes longitudes:

```
# intervalo de longitud mayor
```

```
filter(df, long_int == max(long_int))
```

```
##      x y limite_inferior limite_superior long_int
```

```
## 1 100 3      1.473893      3.588475 2.114582
```

```
# intervalo de longitud menor
```

```
filter(df, long_int == min(long_int))
```

```
##      x y limite_inferior limite_superior long_int
```

```
## 1 1 3      2.123596      3.650704 1.527108
```

Con todo lo visto en este ejercicio se ilustra de manera práctica los conceptos de intervalos de confianza y se ve de manera contundente lo que significa el *nivel de confianza* en este tema.