14 de junio de 2022

Diseño completamente aleatorizado

Módulo 3
—
Diseño de Experimentos

Agenda de hoy

1. Diseños para comparar dos o más tratamientos
2. Diseño completamente aleatorizado
3. Análisis de Varianza (ANOVA)
4. Supuestos para el Análisis de Varianza
5. Diagramas de caja
6. Comparaciones o pruebas múltiples
7. Validación de los supuestos
8. Elección del tamaño de muestra

Diseños para comparar dos o más tratamientos

Recordemos que los diseños experimentales se clasifican en diferentes tipos dependiendo de su objetivo. Vamos a comenzar aprendiendo sobre los **diseños para comparar dos o más tratamientos**

Diseños para comparar dos o más tratamientos

- Comparar cuatro dietas alimenticias para determinar si alguna es mejor
- Comparar cuatro métodos de ensamble para determinar con cual se logra el menor tiempo de ensamble
- Comparar tres marcas diferentes de spray para matar insectos
- Comparar dos medicamentos para determinar cual actúa de forma más eficaz en el alivio del dolor de cabeza

Diseños para comparar dos o más tratamientos

Por lo general, en este tipo de experimentos, el interés del experimentador está centrado en comparar los tratamientos respecto a sus medias poblacionales. Por lo tanto, la hipótesis fundamental a probar cuando se comparan varios tratamientos es:

$$H_0: \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = \cdots = \mu_K$$

$$H_a: No\ todas\ las\ medias\ poblacionales\ son\ iguales$$

¡Terminología!

Población: colección o totalidad de posibles individuos u objetos sobre los que se lleva a cabo un estudio.

Finita o pequeña

1

Es posible medir todos los individuos y tener un conocimiento exacto de las características **(parámetros)** de la población

¡Terminología!

Población: colección o totalidad de posibles individuos u objetos sobre los que se lleva a cabo un estudio.

Infinita o grande

2

Es imposible medir a todos los individuos y por lo tanto, se debe extraer una muestra representativa de la población y con base en sus características **(estadísticos)** se pueden hacer afirmaciones acerca de los parámetros de la población.

¡Terminología!

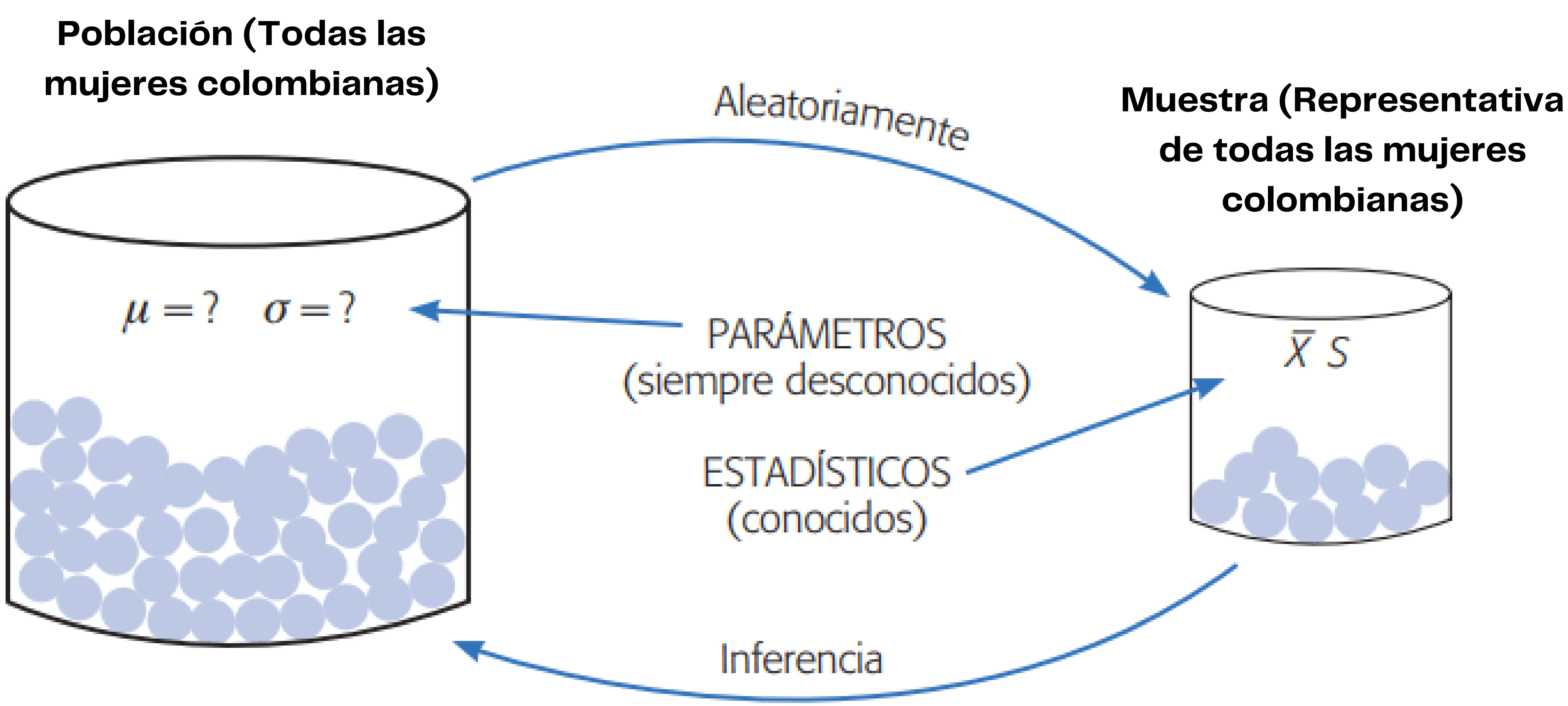


Imagen tomada de: Gutiérrez Pulido, Humberto & Salazar, Román. (2012). Análisis y Diseño de Experimentos.

¡Terminología!

Estadística inferencial: consiste en hacer afirmaciones acerca de la población con base en la información de una muestra y se divide en dos procesos principales: **estimación** y **prueba de hipótesis**.

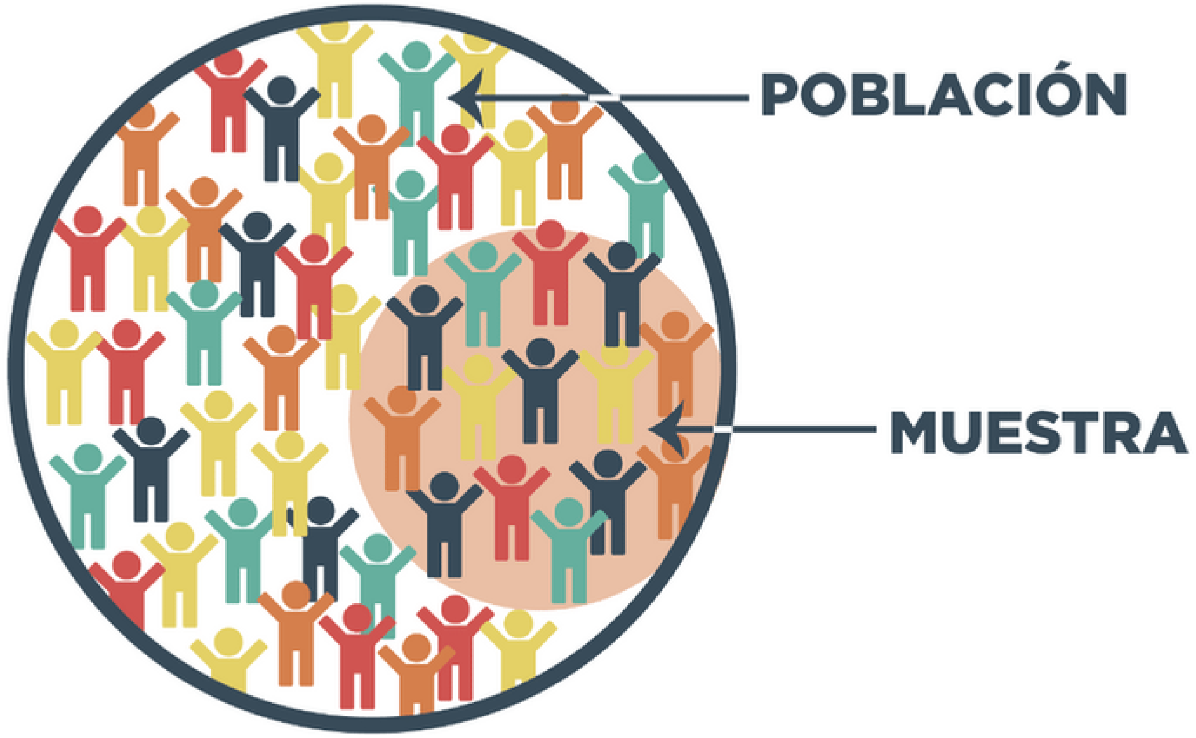
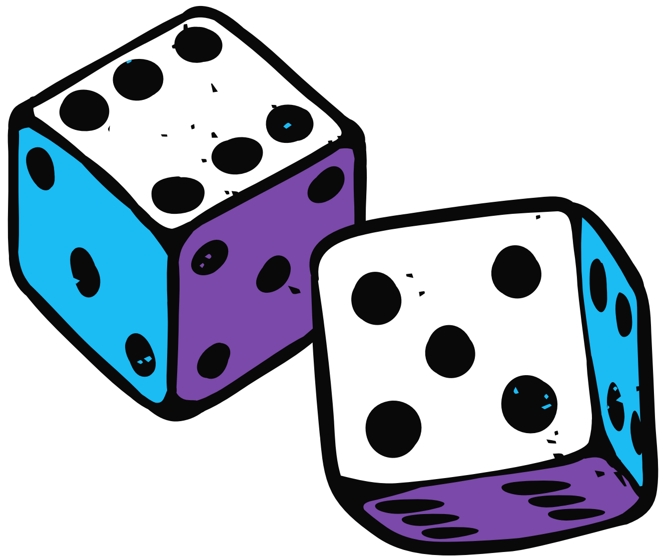


Imagen tomada de: https://rpubs.com/ManuelCas/867146

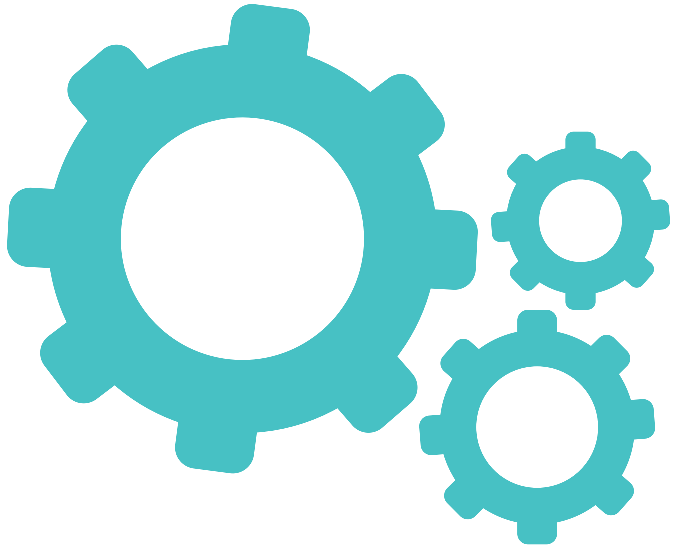
Diseño completamente aleatorizado

El diseño completamente aleatorizado es frecuentemente utilizado para comparar dos o más tratamientos. Con este diseño, todas las corridas experimentales o pruebas se realizan en orden aleatorio y solo se considera un factor que afecta a la variable respuesta



Ejemplo: comparación de métodos de ensamble

Un equipo de mejora continua de una compañía investiga el efecto de cuatro **métodos de ensamble** A, B, C y D de un producto sobre el **tiempo de ensamble** en minutos



Ejercicio tomado de: Gutiérrez Pulido, Humberto & Salazar, Román. (2012). Análisis y Diseño de Experimentos.

Ejemplo: comparación de métodos de ensamble

1. **Objetivo:** Determinar a través de un experimento, cuál de los cuatro métodos de ensamble A, B, C y D tiene un mayor efecto sobre el tiempo de ensamble del producto.

2. **Variable respuesta:** Tiempo de ensamble de producto en minutos.

3. **Factores a estudiar:** Método de ensamble.

Ejemplo: comparación de métodos de ensamble

4 **Niveles para los factores a estudiar:** A, B, C y D.

5 **Diseño experimental:** diseño completamente aleatorizado. Se supone que, además del método de ensamble, no existe otro factor que influya de manera significativa sobre el tiempo de ensamble.

6 **Número de repeticiones para los diferentes niveles (tamaño de muestra):** 4 repeticiones de cada nivel.

Ejemplo: comparación de métodos de ensamble

IMPORTANTE:

- El número de tratamientos **k** es determinado por el investigador y depende del problema que se está estudiando.
- El número de observaciones o repeticiones por tratamiento **n** depende de la dispersión que muestren las mediciones (en la práctica se recomiendan entre 5 y 30 observaciones de cada tratamiento). También es importante tener en cuenta costos y tiempo.

Ejemplo: comparación de métodos de ensamble

Para determinar el orden en el que se llevarán a cabo las corridas experimentales y asegurar que se hagan de forma aleatoria se puede usar la función **sample()** incluida en el paquete base de R

$$\#\ corridas\ experimentales = \#\ de\ niveles * \#\ de\ repeticiones\ para\ cada\ nivel$$

$$\#\ corridas\ experimentales = 4 * 4 = 16$$

D C A B A D A B C D B A D C B C

Ejemplo: comparación de métodos de ensamble

Supongamos que el experimento se lleva a cabo y estos son los resultados obtenidos:

Método de ensamble			
A	**B**	**C**	**D**
6	7	11	10
8	9	16	12
7	10	11	11
8	8	13	9

Diseño balanceado: mismo número de repeticiones en cada tratamiento

Análisis de varianza (ANOVA)

El análisis de varianza (ANOVA) es la técnica central para el análisis de datos obtenidos mediante un experimento. Este procedimiento estadístico nos permite determinar si las diferencias observadas entre las medias muestrales de cada uno de los tratamientos son suficientemente grandes para rechazar la hipótesis nula planteada

Análisis de varianza (ANOVA)

Suposiciones para el análisis de varianza

- **La variable respuesta Y tiene una distribución normal:** El tiempo de ensamble tiene una distribución normal para todos los tratamientos (métodos de ensamble).
- **La varianza de la variable respuesta es constante:** la varianza en el tiempo de ensamble es la misma en cada tratamiento.
- **Las mediciones deben ser independientes:** el tiempo de ensamble del método A es independiente al tiempo de ensamble de los demás métodos.

Análisis de varianza (ANOVA)

Usemos la técnica del análisis de varianza para probar la igualdad de los tiempos promedio de los métodos de ensamble. **Esta prueba nos permitirá determinar si existe un efecto del método de ensamble en el tiempo de ensamble**

Análisis de varianza (ANOVA)

Prueba F

1 **Definir las hipótesis**

$$H_0: \mu_A = \mu_B = \mu_C = \mu_D$$

$$H_a: No\ todos\ los\ tiempos\ promedio\ de\ ensamble\ son\ iguales$$

Análisis de varianza (ANOVA)

Prueba F

2 **Definir el estadístico de prueba**

$$F = \frac{CM_{TRAT}}{CM_E}$$

Análisis de varianza (ANOVA)

Prueba F

3 **Definir la regla de rechazo**

Valor P

Rechazo H_0 si :

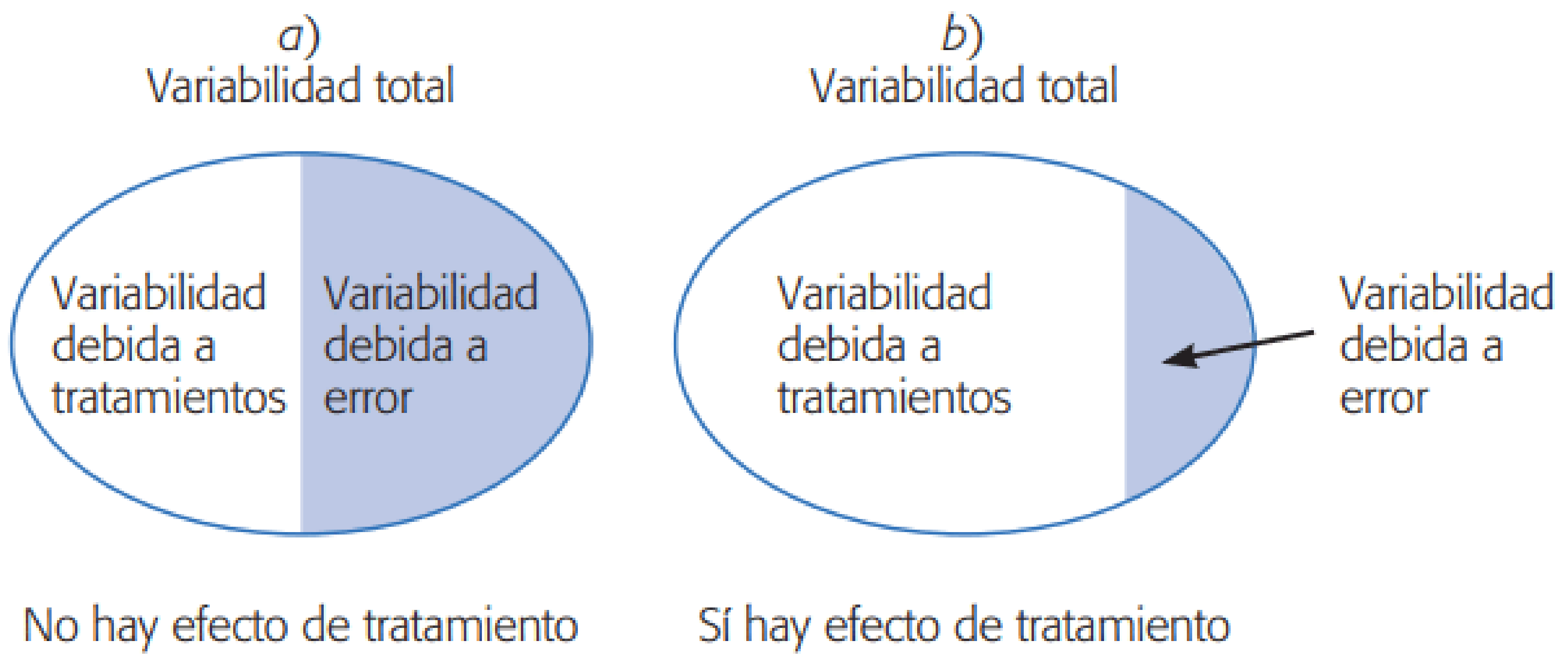
$$valor\,p \;\leq\; \alpha$$

Análisis de varianza (ANOVA)

Notación

$$Y_{ij} = j - \text{ésima observación en el tratamiento } i$$
$$Y_{i.} = \text{Suma de las observaciones del tratamiento } i$$
$$\bar{Y}_{i.} = \text{Promedio de las observaciones del tratamiento } i$$
$$Y_{..} = \text{Suma de todas las observaciones}$$
$$\bar{Y}_{..} = \text{Promedio de todas las observaciones}$$

Análisis de varianza (ANOVA)



Suma de cuadrados de tratamientos

$$SC_{TRAT} = \sum_{i=1}^{k} n_i(\bar{Y}_{i.} - \bar{Y}_{..})^2$$

Suma de cuadrados del error

$$SC_E = \sum_{i=1}^{k}\sum_{j=1}^{n_i}(Y_{ij} - \bar{Y}_{i.})^2$$

Imagen tomada de: Gutiérrez Pulido, Humberto & Salazar, Román. (2012). Análisis y Diseño de Experimentos.

Análisis de varianza (ANOVA)

Suma de cuadrados total

$$SC_T = SC_{TRAT} + SC_E$$

Análisis de varianza (ANOVA)

$$F = \frac{CM_{TRAT}}{CM_E}$$

$$CM_{TRAT} = \frac{SC_{TRAT}}{k-1}$$

$$CM_E = \frac{SC_E}{N-k}$$

Análisis de varianza (ANOVA)

Si llevamos a cabo estos cálculos, esta es la ANOVA resultante:

	Suma de cuadrados	Grados de libertad	Cuadrados medios	F	Valor-p
Tratamientos	69.5	3	23.17	9.42	0.0018
Error	29.5	12	2.46		
Total	**99.0**	**15**			

Análisis de varianza (ANOVA)

Utilicemos R para llevar a cabo el análisis de varianza....

Análisis de varianza (ANOVA)

Conclusión: Como el valor-p es menor al nivel de significancia de 0.05, se rechaza la hipótesis nula y se concluye que al menos dos de los tiempos promedio de ensamble son diferentes

Diagramas de cajas

Una forma de comparar descriptivamente los tratamientos es mediante diagramas de caja

Diagramas de cajas

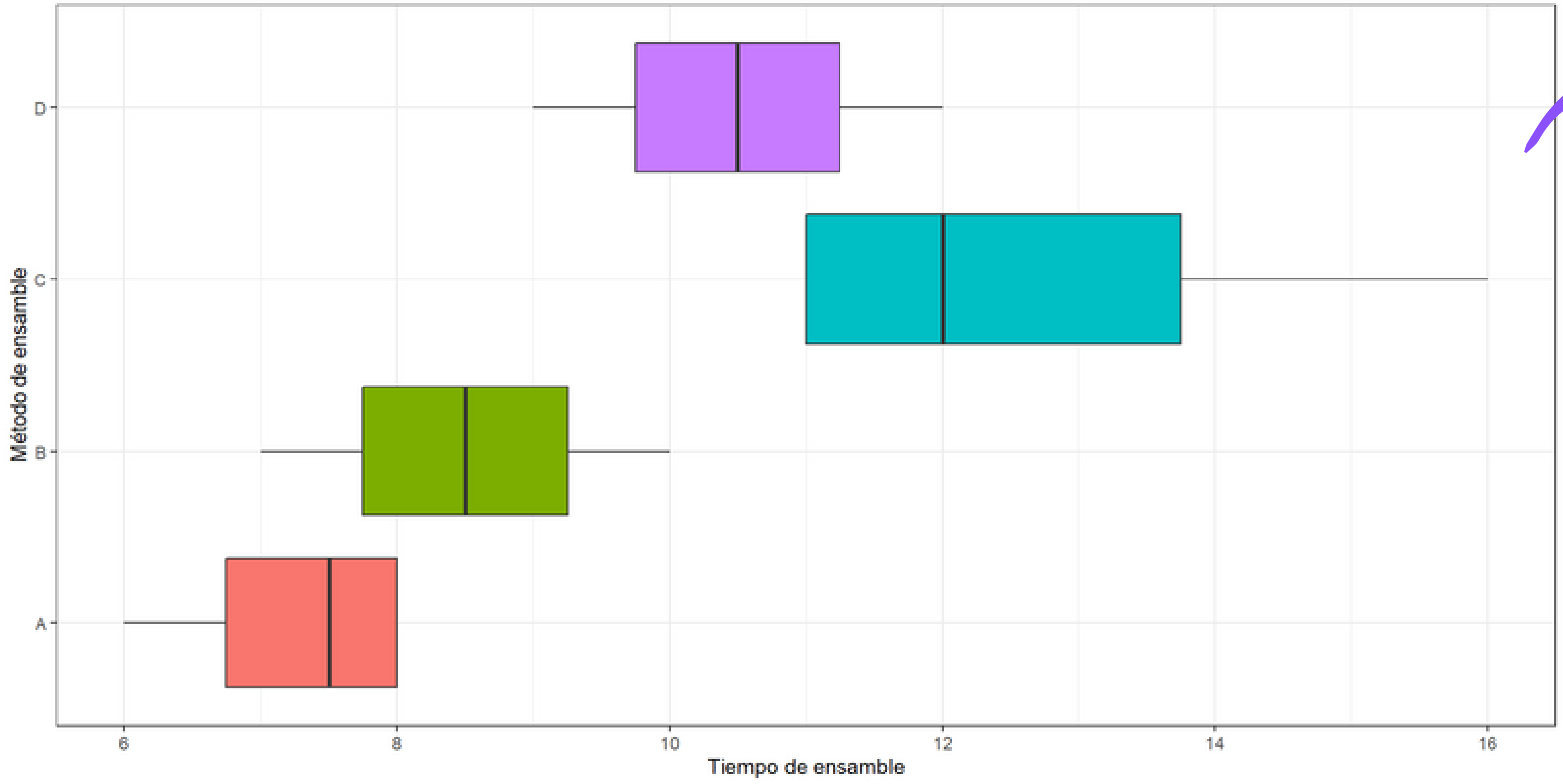


Diagrama de caja

https://picandoconr.wordpress.com/2016/02/27/diagrama-de-cajas/

Diagramas de cajas

- Cuando los diagramas no se traslapan, es probable que los tratamientos sean diferentes entre sí (entre mayor sea el número de datos, mayor es esta probabilidad).

- Cuando se traslapan un poco, es probable que haya o no diferencias significativas y por lo tanto, se debe llevar a cabo una prueba estadística para determinar si en efecto hay diferencias significativas.

Comparaciones o pruebas múltiples

Cuando se emplea el análisis de varianza, solo es posible concluir si las medias poblacionales son iguales o no. Sin embargo, en muchos casos es necesario saber cuáles tratamientos son diferentes

Comparaciones o pruebas múltiples

Método LSD (Diferencia Mínima Significativa)

El objetivo de esta prueba es probar la igualdad de todos los **posibles pares de medias.**

$$k(k-1)/2$$

LSD: Diferencia mínima significativa para considerar que dos tratamientos son difernetes

Comparaciones o pruebas múltiples

Método LSD (Diferencia Mínima Significativa)

1. **Definir ls hipótesis**

$$H_0: \mu_i = \mu_j$$

$$H_a: \mu_i \neq \mu_j$$

Comparaciones o pruebas múltiples

Método LSD (Diferencia Mínima Significativa)

2 **Definir el estadístico de prueba**

$$t = \frac{\bar{Y}_{i.} - \bar{Y}_{j.}}{\sqrt{CME\left(\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j}\right)}}$$

Comparaciones o pruebas múltiples

Método LSD (Diferencia Mínima Significativa)

3 **Definir la regla de rechazo**

Valor P

Rechazo H_0 si :

$$valor\ p \leq \alpha$$

Comparaciones o pruebas múltiples

Método LSD (Diferencia Mínima Significativa)

Otra forma de rechazar la hipótesis nula...

Rechazo H_0 si :

$$\left|\bar{Y}_{i.} - \bar{Y}_{j.}\right| \geq LSD$$

$$LSD = t_{\frac{\alpha}{2},n-k}\sqrt{CME\left(\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j}\right)}$$

Pruebas múltiples en nuestro experimento

$$H_0 : \mu_A = \mu_B \quad vs. \quad H_A : \mu_A \neq \mu_B$$
$$H_0 : \mu_A = \mu_C \quad vs. \quad H_A : \mu_A \neq \mu_C$$
$$H_0 : \mu_A = \mu_D \quad vs. \quad H_A : \mu_A \neq \mu_D$$
$$H_0 : \mu_B = \mu_C \quad vs. \quad H_A : \mu_B \neq \mu_C$$
$$H_0 : \mu_B = \mu_D \quad vs. \quad H_A : \mu_B \neq \mu_D$$
$$H_0 : \mu_C = \mu_D \quad vs. \quad H_A : \mu_C \neq \mu_D$$

Posibles pares de hipótesis

Pruebas múltiples en nuestro experimento

$$LSD = 2.42$$

Prueba	Diferencia muestras de tiempos promedio	Decisión
$H_0: \mu_A = \mu_B$	1.25	No significativa
$H_0: \mu_A = \mu_C$	5.50	Significativa
$H_0: \mu_A = \mu_D$	3.25	Significativa
$H_0: \mu_B = \mu_C$	4.25	Significativa
$H_0: \mu_B = \mu_D$	2.00	No significativa
$H_0: \mu_C = \mu_D$	2.25	No significativa

Pruebas múltiples en nuestro experimento

Utilicemos R para llevar a cabo estas pruebas….

Pruebas múltiples en nuestro experimento

```
$groups
  tiempo groups
C  12.75      a
D  10.50     ab
B   8.50     bc
A   7.25      c
```

Los tratamientos que tienen diferentes caracteres en la columna grupos tienen medias significativamente diferentes

Pruebas múltiples en nuestro experimento

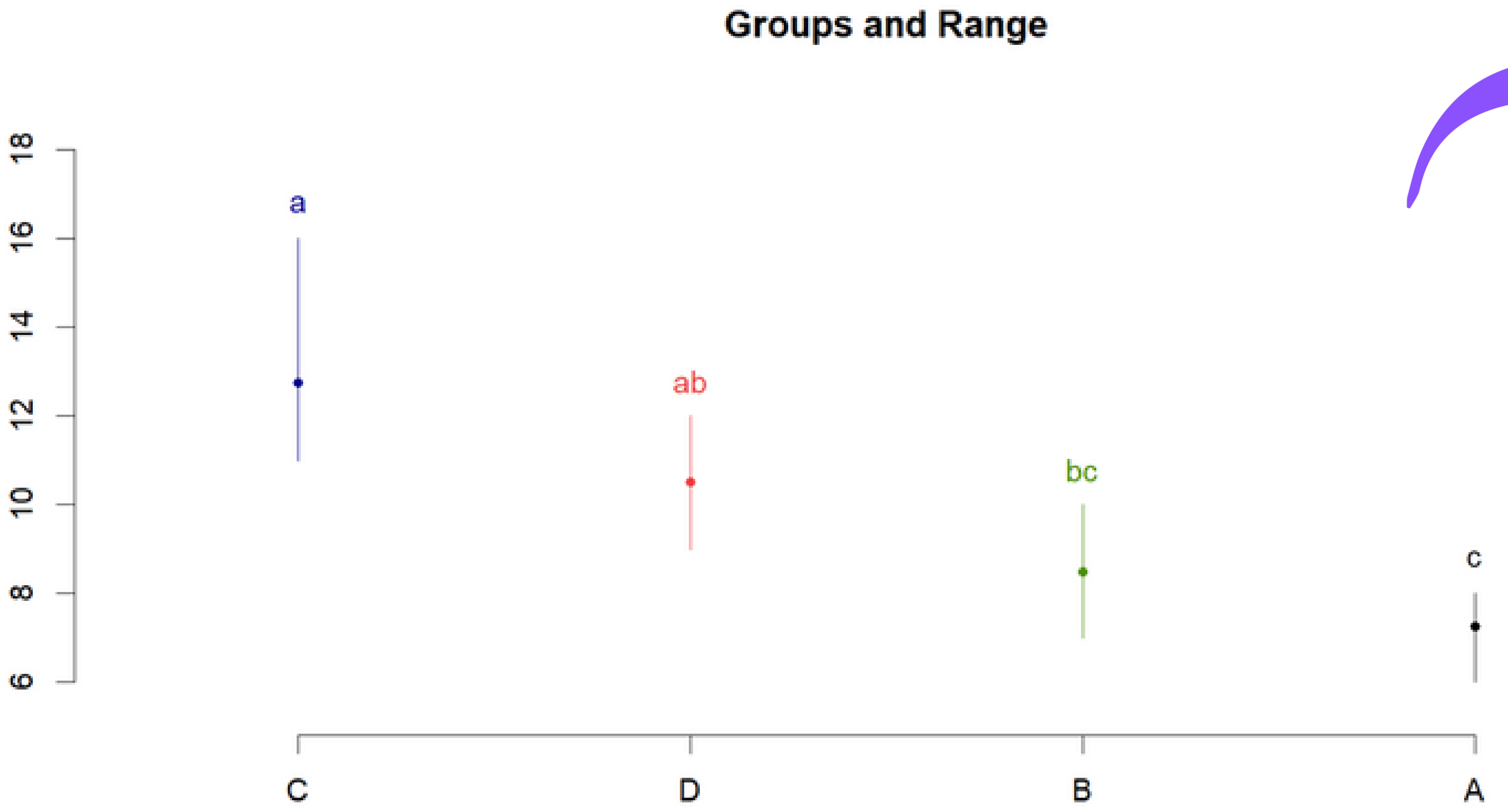
Intervalos de confianza para la media de los tratamientos con el método LSD

$$\bar{Y}_{i\bullet} \pm t_{\alpha/2,\, N-k} \sqrt{\frac{CM_E}{n_i}}$$

Gráfico de medias

Un gráfico de medias (means plot) permite hacer una comparación visual de las medias de los tratamientos. Este gráfico se construya a partir de los intervalos de confianza que se calculan con la prueba LSD

Gráfico de medias



Si los intervalos de confianza de dos tratamientos se traslapan, los tratamientos son estadísticamente iguales en cuanto a sus medias. En el caso contrario, son diferentes

Conclusiones del experimento

- A partir del experimento que se llevó a cabo y el análisis que se realizó de los datos obtenidos, se puede concluir que el método que logra el mejor desempeño es el método A ya que estadísticamente sus tiempos promedio de ensamble son menores a los de los métodos C y D.

- Por otro lado, al método A le sigue el método B ya que estadísticamente sus tiempos promedio de ensamble son menores que los del método C. Sin embargo, no es posible concluir si el método A es mejor que el B ya que su diferencia no es significativa estadísticamente.

Practiquemos

Se desea realizar un estudio sobre la efectividad de tres marcas diferentes de veneno para moscas. Para esto se lleva a cabo un experimento donde se aplica a un grupo de 100 moscas el producto y se cuenta el número de moscas muertas. Se repite el experimento 6 veces para cada veneno y estos son los resultados:

	Repeticiones					
Marca de veneno	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**
1	72	65	67	75	62	73
2	55	59	68	70	53	50
3	64	74	61	58	51	69

Ejercicio tomado de: Gutiérrez Pulido, Humberto & Salazar, Román. (2012). Análisis y Diseño de Experimentos.

Practiquemos

1. ¿Existe diferencia entre el número promedio de moscas que mata cada uno de los venenos?
2. ¿Hay alguna marca que sea mejor?
3. Construya un intervalo de confianza de 95% para el número de moscas muertas de cada una de las marcas
4. Dibuje las gráficas de medias y los diagramas de cajas e interprételos.

Ejercicio tomado de: Gutiérrez Pulido, Humberto & Salazar, Román. (2012). Análisis y Diseño de Experimentos.

Supuestos del modelo

La validez de los resultados obtenidos en el análisis de varianza depende de que los supuestos se cumplan, es decir, la variable respuesta se debe distribuir de manera normal con la misma varianza para todos los tratamientos y las mediciones tomadas durante el experimento deben ser independientes.

Generalmente, los supuesto del modelo se verifican utilizando los residuos obtenidos en el experimento.

Modelo estadístico

El análisis de un experimento está basado en un modelo estadístico para las observaciones. Para el caso particular de un diseño completamente aleatorizado, las datos obtenidos durante el experimento se pueden describir con el siguiente modelo lineal:

$$Y_{ij} = \mu_i + \varepsilon_{ij}$$

Modelo estadístico

$$i = 1,2,\ldots,\mathrm{k}$$

$$j = 1,2,\ldots,n_i$$

$$\mu_i = \textit{respuesta media del tratamiento i}$$

$$\varepsilon_{ij} = \textit{error asociado a la medicion } Y_{ij}$$

Modelo estadístico

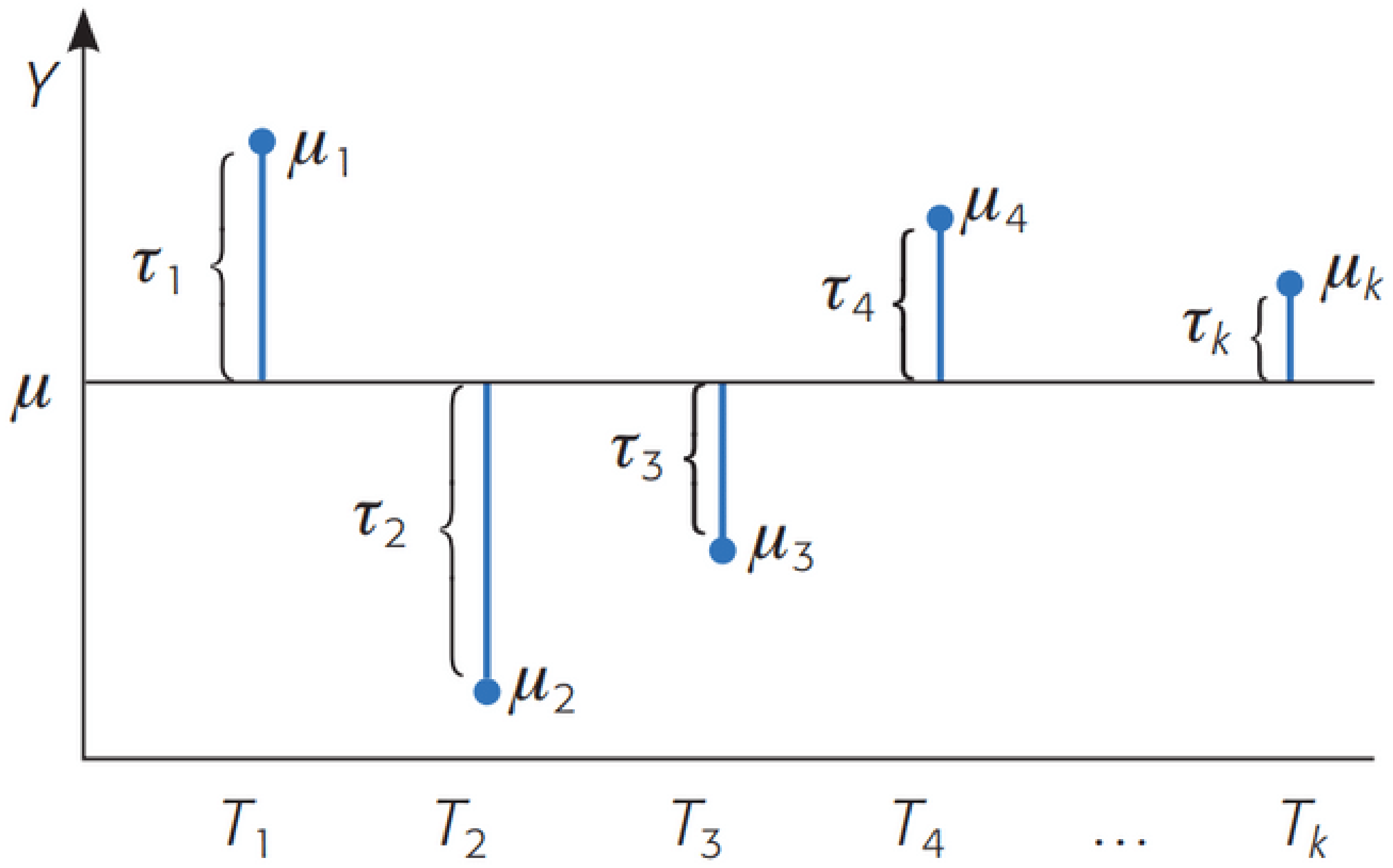
La respuesta media de un tratamiento μ_i se puede expresar como:

$$\boxed{\mu_i = \mu + \tau_i}$$

μ = *media global de las poblaciones*

τ_i = *parametro que mide el efecto del tratamiento i*

Modelo estadístico



Si la respuesta media de un tratamiento es muy diferente a la respuesta media global, se sospecha que existe un efecto de dicho tratamiento. **El análisis de varianza es el procedimiento que nos ayuda a aclarar estas sospechas.**

Imagen tomada de: Gutiérrez Pulido, Humberto & Salazar, Román. (2012). Análisis y Diseño de Experimentos.

Modelo estadístico

Si el análisis de varianza (ANOVA) resulta significativo, se puede estimar el modelo ajustado que esta dado por:

$$\hat{Y}_{ij} = \widehat{\mu} + \hat{\tau}_i$$

Modelo estadístico

Si el análisis de varianza (ANOVA) resulta significativo, se puede estimar el modelo ajustado que esta dado por:

$$\hat{Y}_{ij} = \hat{\mu} + \hat{\tau}_i$$

$$\hat{Y}_{ij} = \bar{Y}_{..} + (\bar{Y}_{i.} - \bar{Y}_{..})$$

$$\hat{Y}_{ij} = \bar{Y}_{i.}$$

La respuesta estimada para cada observación es la media muestral del tratamiento correspondiente

Modelo estadístico

El residuo asociado a las mediciones obtenidas en el experimento está dado por la diferencia entre la respuesta observada y la respuesta predicha por el modelo en cada corrida experimental:

$$e_{ij} = Y_{ij} - \hat{Y}_{ij} = Y_{ij} - \bar{Y}_{i.}$$

Supuestos del modelo en términos del residuo

Los supuestos en términos del residuo son:

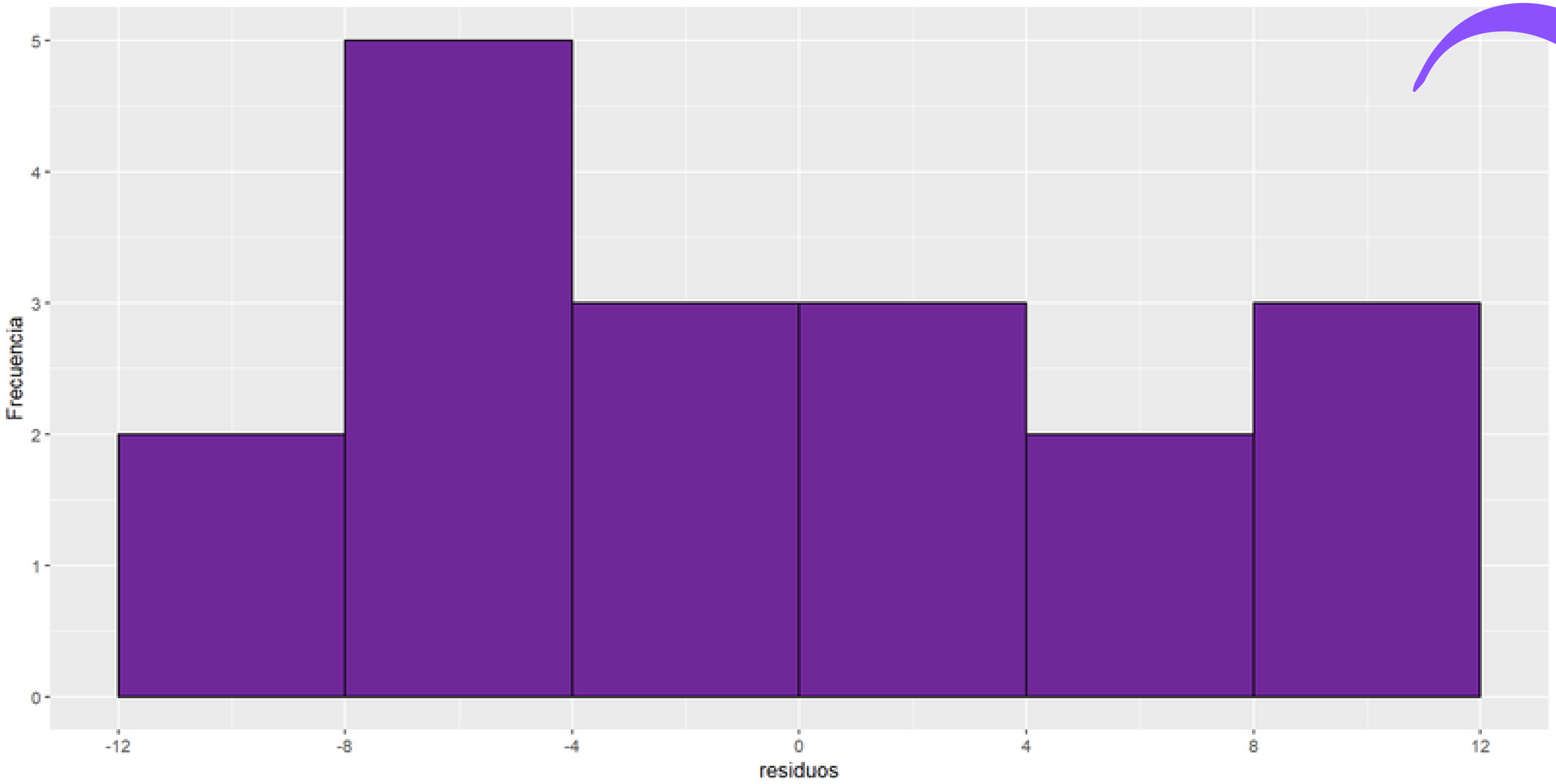
- Los residuos tienen una distribución normal con media cero.
- Los residuos son independientes entre sí.
- Los residuos de cada tratamiento tienen la misma varianza.

Verificación de los supuestos del modelo

Para la verificación de cada uno de estos supuestos, existen múltiples pruebas analíticas y gráficas:

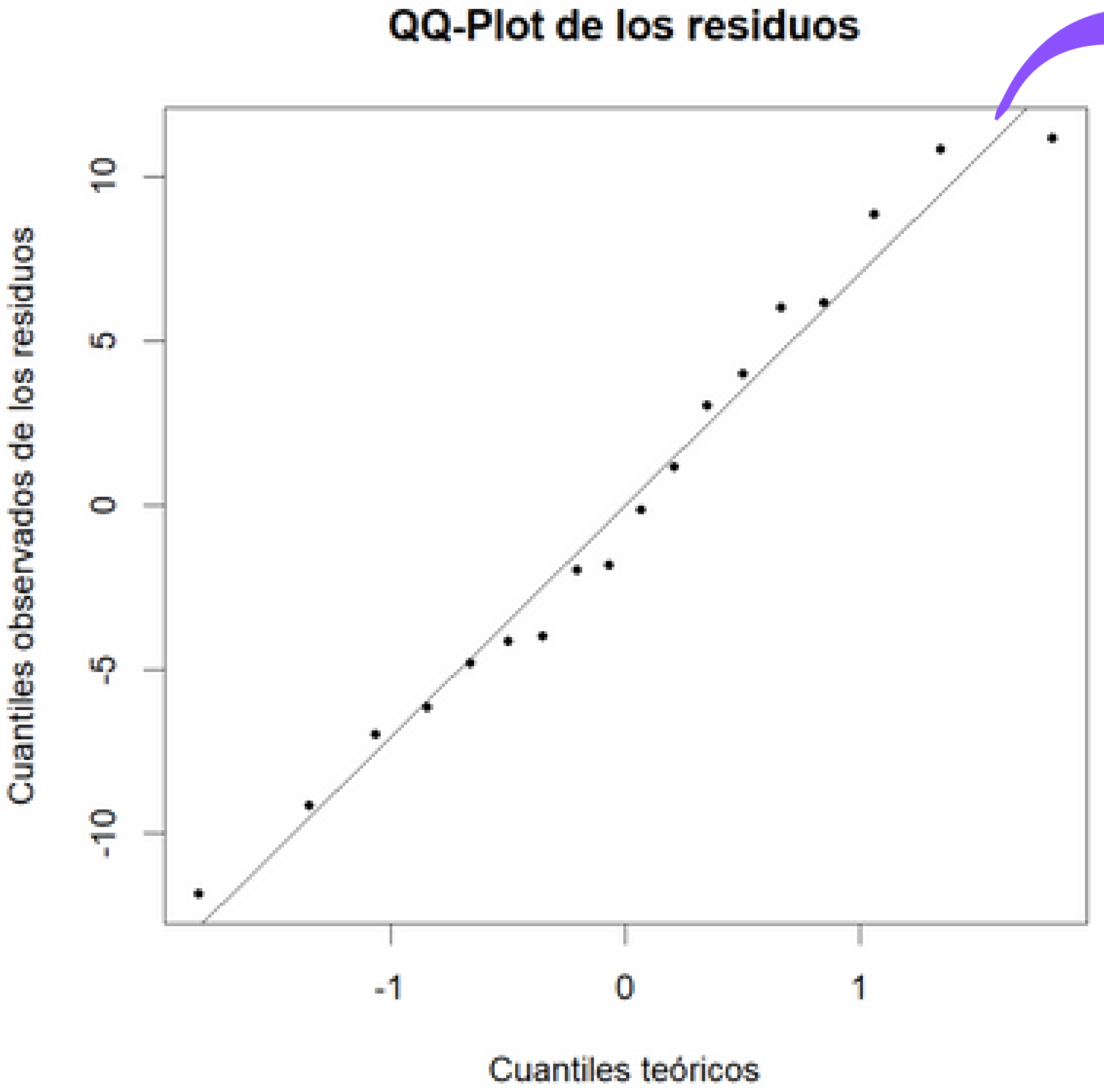
1. **Supuesto de normalidad:** histograma de los residuos, gráfico de probabilidad y prueba Shapiro-Wilks.
2. **Supuesto de varianza constante:** gráfica de valores estimados versus residuos, prueba de Bartlett.
3. **Supuesto de independencia:** gráfica del orden en el que se recolectó un dato versus el residuo correspondiente.

Supuesto de normalidad



Se espera que el histograma se asemeje a una campana

Supuesto de normalidad



Se espera que los puntos se aproximen a la línea recta. En este caso se puede concluir que no existen indicios del incumplimiento de este supuesto

Supuesto de normalidad

Prueba Shapiro-Wilks

$$H_0: Los\ datos\ provienen\ de\ una\ distribución\ normal$$
$$H_a: Los\ datos\ no\ provienen\ de\ una\ distribución\ normal$$

Consultar como se construye esta prueba de hipótesis en la página 85 del libro Análisis y Diseño de Experimentos

Supuesto de normalidad

Prueba Shapiro-Wilks

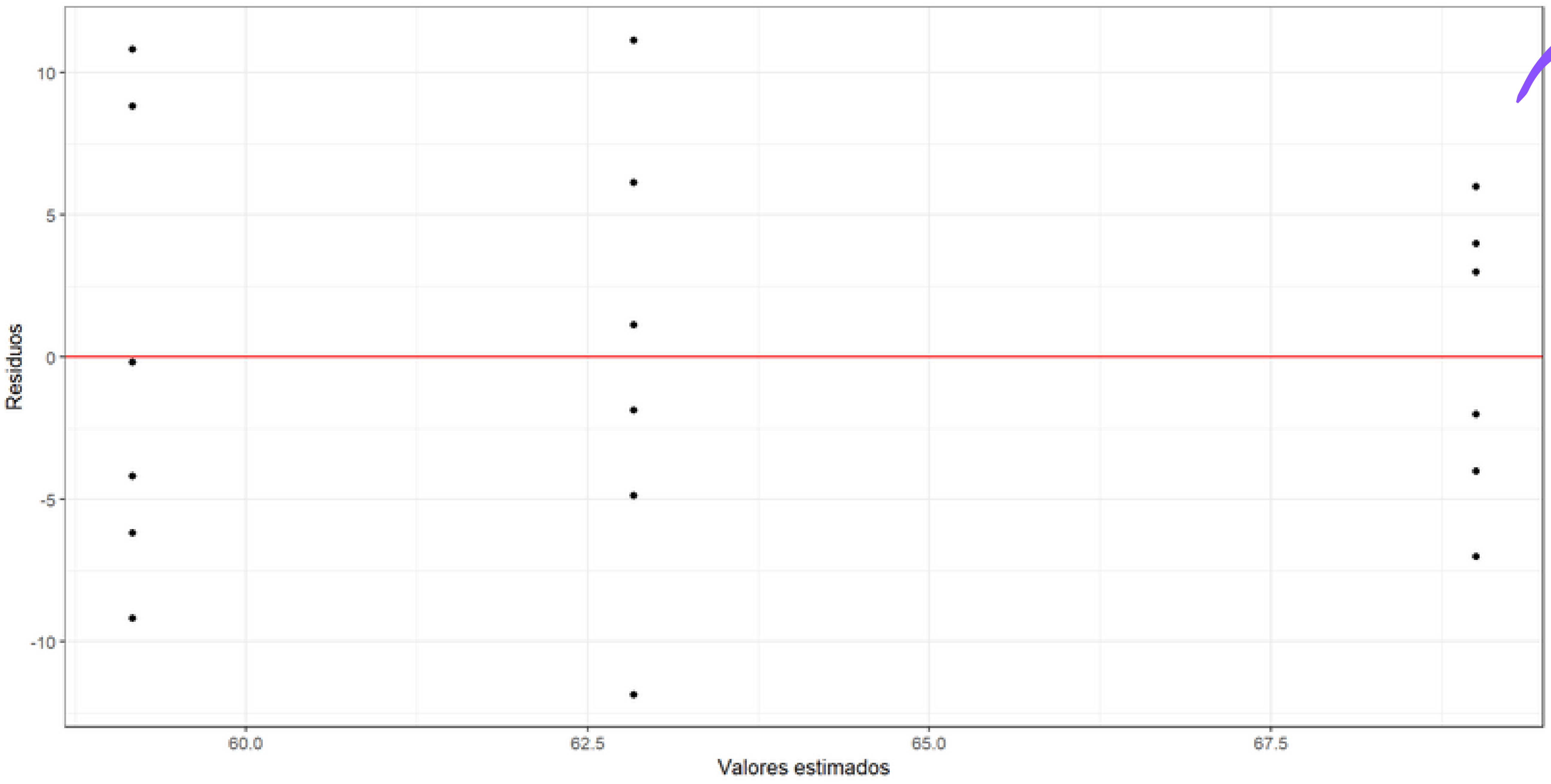
Utilizando la función shapiro.test() en R podemos realizar esta prueba. Los resultados obtenidos para el experimento de los venenos para moscas son:

```
        Shapiro-Wilk normality test

data:  residuos
W = 0.96797, p-value = 0.7589
```

Como el valor-p es mayor al nivel de significancia de 0.05, no podemos rechazar la hipótesis nula y por lo tanto concluimos que los datos si provienen de una distribución normal

Supuesto de varianza constante



Se espera que la dispersión de los puntos sea aproximadamente igual para cada grupo

Violación del supuesto de varianza constante

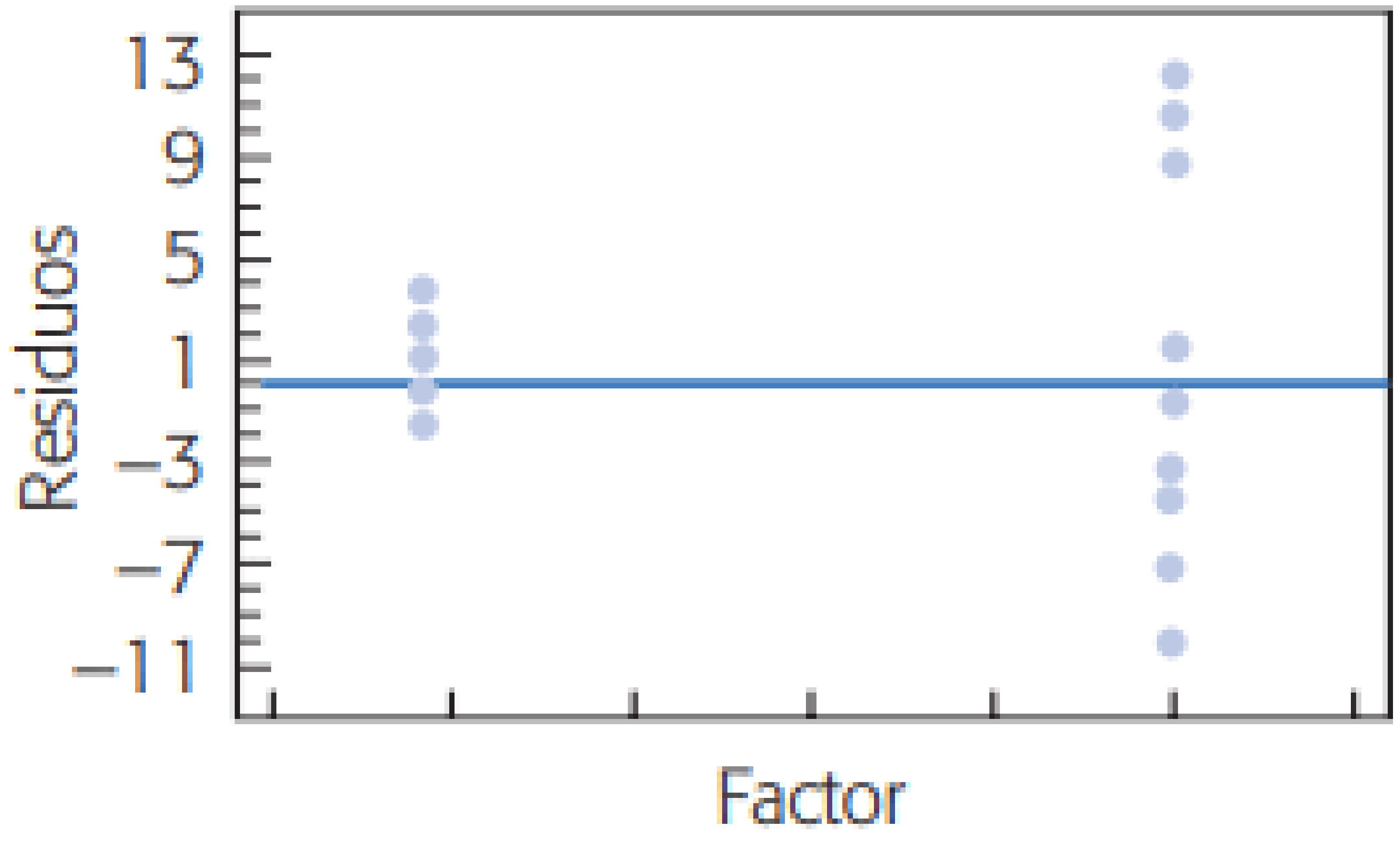


Imagen tomada de: Gutiérrez Pulido, Humberto & Salazar, Román. (2012). Análisis y Diseño de Experimentos.

Supuesto de varianza constante

Prueba de Bartlett para homogeneidad de varianzas

$$H_0: \sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \cdots = \sigma_k^2 = \sigma^2$$
$$H_a: \sigma_i^2 \neq \sigma_j^2 \;\; para\, algun\; i \neq j$$

Consultar como se construye esta prueba de hipótesis en la página 87 del libro Análisis y Diseño de Experimentos

Supuesto de varianza constante

<u>Prueba de Bartlett para homogeneidad de varianzas</u>

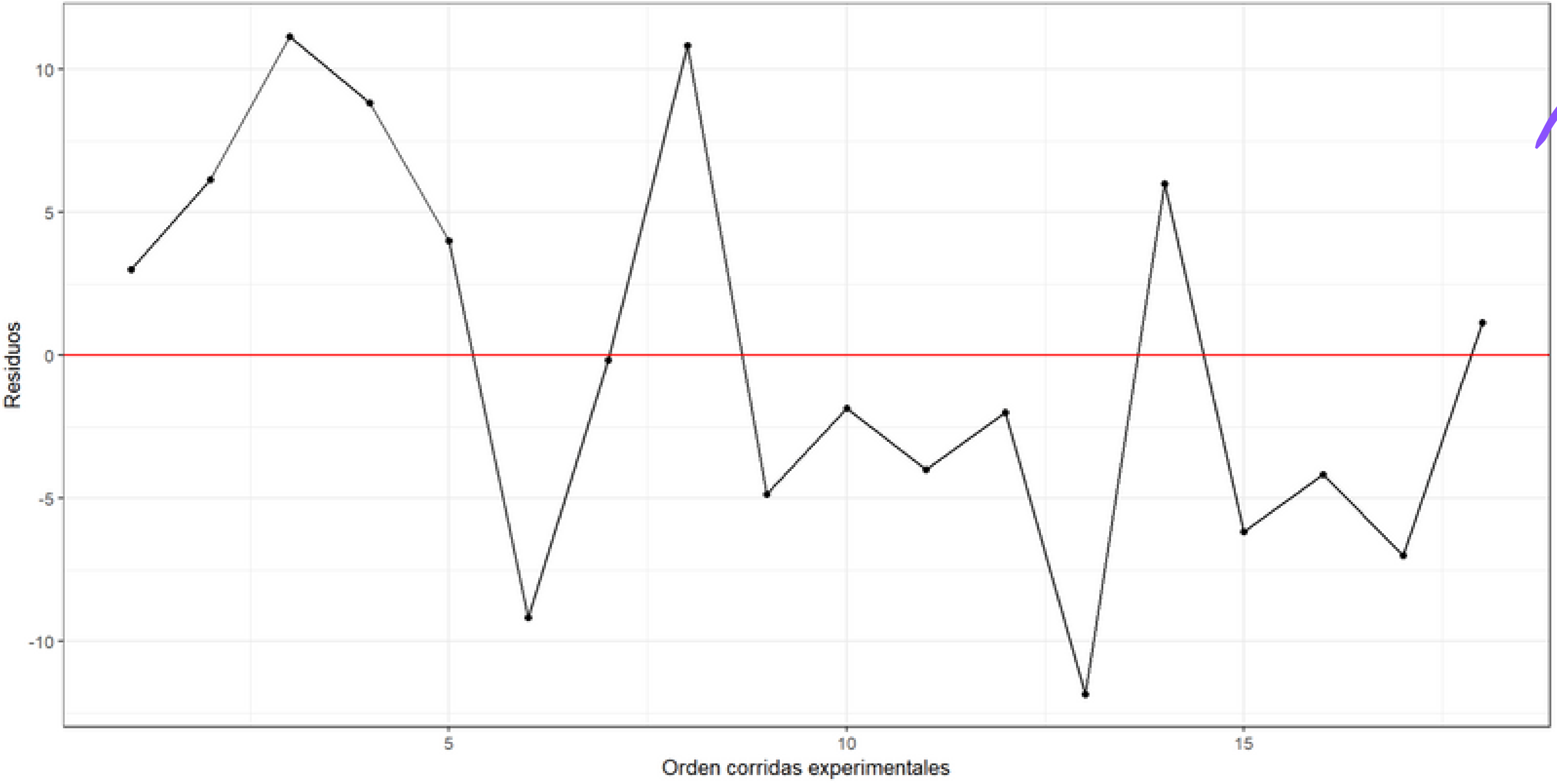
Utilizando la función bartlett.test() en R podemos realizar esta prueba. Los resultados obtenidos para el experimento de los venenos para moscas son:

```
        Bartlett test of homogeneity of variances

data:  numero_moscas by marca
Bartlett's K-squared = 1.1889, df = 2, p-value = 0.5519
```

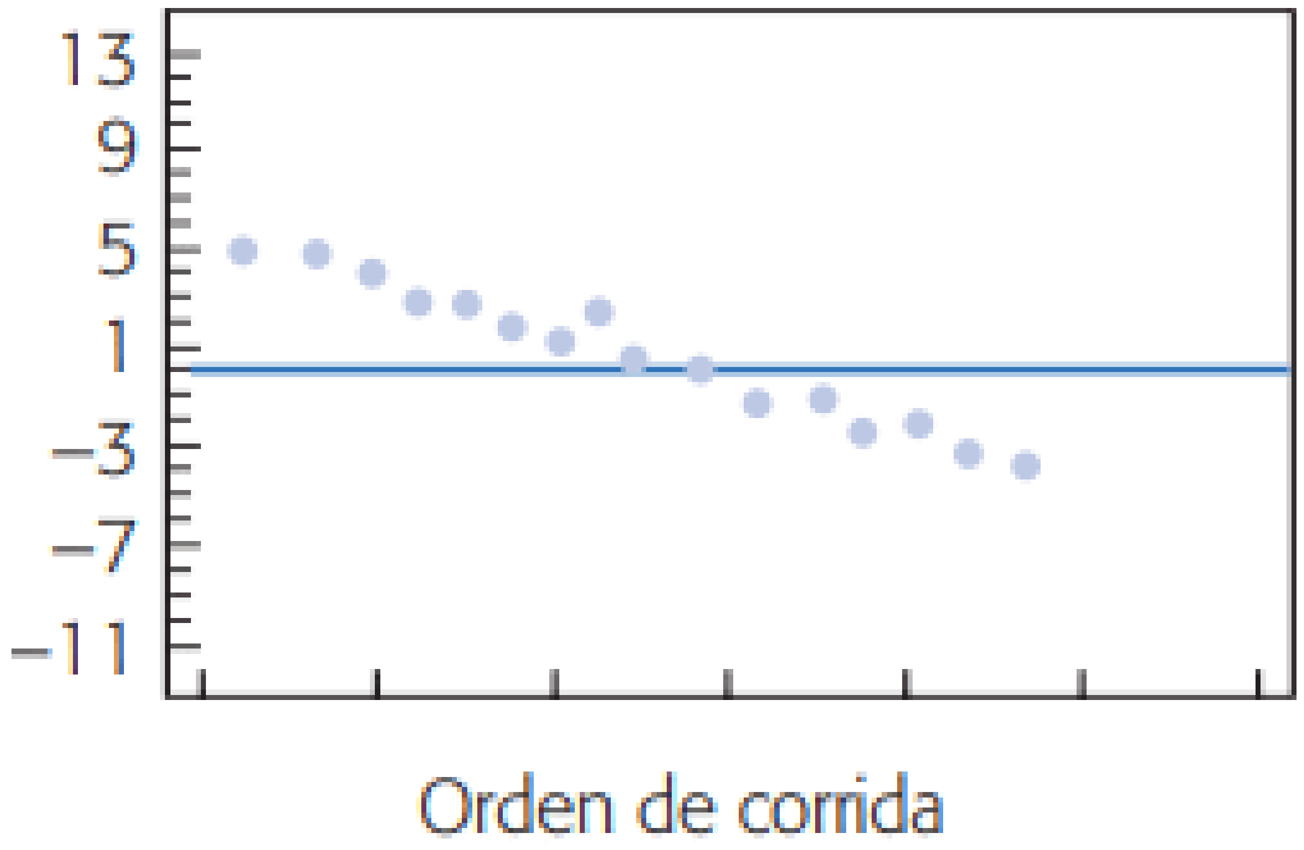
Como el valor-p es mayor al nivel de significancia de 0.05, no podemos rechazar la hipótesis nula y por lo tanto concluimos que se cumple el supuesto de varianza constante

Supuesto de independencia



Se espera que el comportamiento de los puntos sea aleatorio

Violación del supuesto de independencia



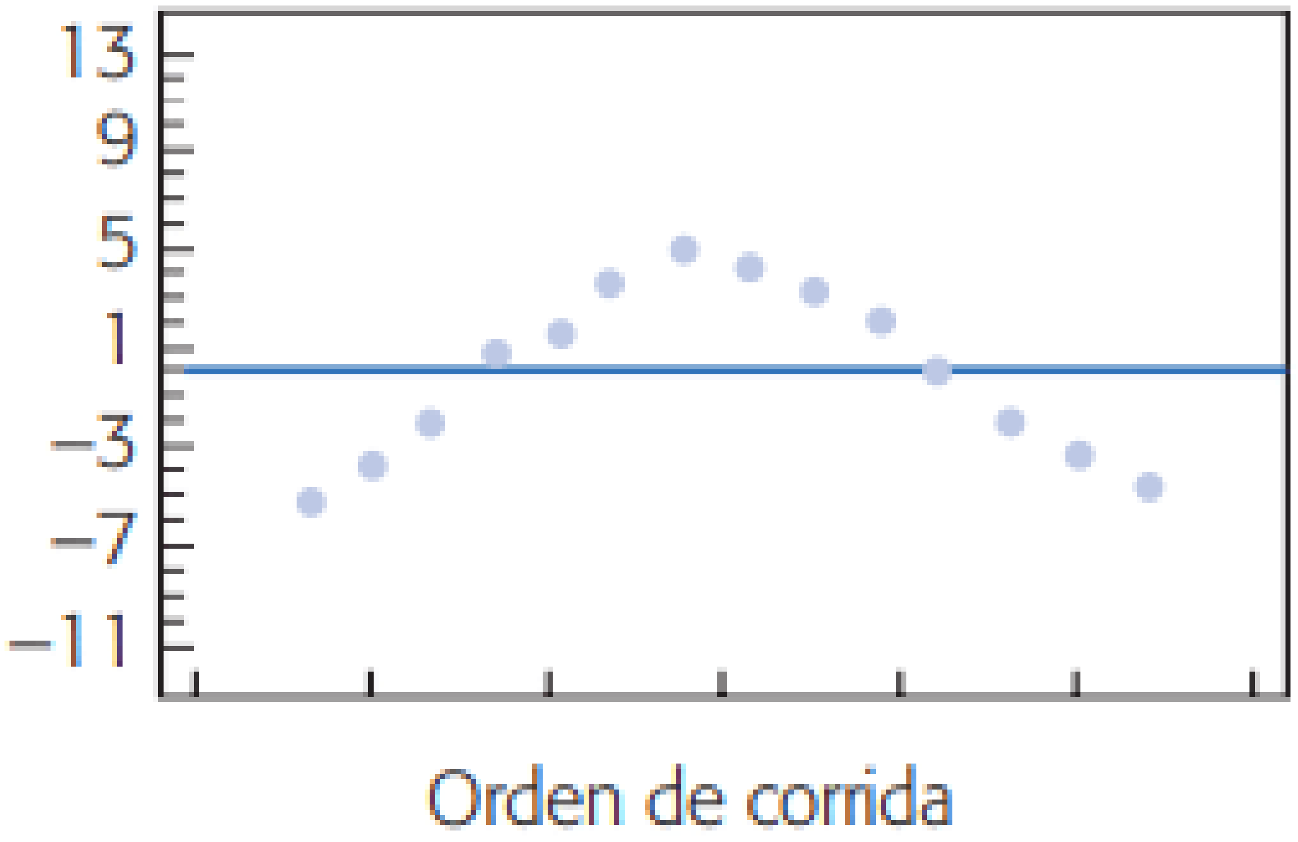


Imagen tomada de: Gutiérrez Pulido, Humberto & Salazar, Román. (2012). Análisis y Diseño de Experimentos.

Supuesto de independencia

Prueba Durbin-Watson

Esta prueba permite diagnosticar la presencia de correlación entre los residuos consecutivos (ordenados).

$$H_0: \rho = 0$$

$$H_a: \rho \neq 0$$

Consultar como se construye esta prueba de hipótesis en la página 354 del libro Análisis y Diseño de Experimentos

Supuesto de independencia

Prueba Durbin-Watson

Utilizando la función bartlett.test() en R podemos realizar esta prueba. Los resultados obtenidos para el experimento de los venenos para moscas son:

```
lag Autocorrelation D-W Statistic p-value
  1     -0.05414747       2.04919   0.738
Alternative hypothesis: rho != 0
```

Como el valor-p es mayor al nivel de significancia de 0.05, no podemos rechazar la hipótesis nula y por lo tanto concluimos que se cumple el supuesto de independencia de los errores

Elección del tamaño de muestra

La elección del tamaño de muestra, es decir, del número de replicas que se llevará a cabo por cada tratamiento, es una decisión muy importante que se debe tomar durante el diseño del experimento

En la mayoría de los experimentos en los que se estudio un factor, el número de réplicas varía entre 5 y 10 y puede llegar incluso hasta 30

Elección del tamaño de muestra

Para seleccionar el tamaño de muestra es importante tener en cuenta las siguientes consideraciones:

- A menos diferencia que se espera obtener en los tratamientos, mayor debería ser la cantidad de réplicas si se desea detectar diferencias significativas.
- Si se espera observar mucha variación en las mediciones dentro de cada tratamiento debido al efecto de factores no controlados como el medio ambiente, la materia prima, entre otros, se recomienda aumentar el número de réplicas.
- Si son 4 o más tratamientos los que se consideran dentro del experimento, se puede reducir el número de réplicas.

Elección del tamaño de muestra

Además de las consideraciones mencionadas anteriormente, es indispensable tener en cuenta los costos y el tiempo global del experimento

Elección del tamaño de muestra usando el intervalo de confianza

Para usar este método, es necesario que el experimentador:

- Defina el número de tratamientos k que desea probar.
- Defina una propuesta inicial del número de réplicas que va a llevar a cabo por tratamiento n_0
- Tenga una idea aproximada del valor de la desviación estándar del error aleatorio σ
- Tenga una idea de la magnitud de las diferencias entre tratamientos que le interesa detectar d_T

Elección del tamaño de muestra usando el intervalo de confianza

Recordemos que en las pruebas múltiples, la diferencia mínima significativa entre tratamientos está dada por:

$$LSD = t_{\frac{\alpha}{2}, n-k} \sqrt{CME\left(\frac{1}{n_i} + \frac{1}{n_j}\right)}$$

Elección del tamaño de muestra usando el intervalo de confianza

Suponiendo que el número de replicas será el mismo para todos los tratamientos y despejando n obtenemos la siguiente expresión:

$$n = \frac{2\left(t_{\frac{\alpha}{2},N-k}\right)^2 CM_E}{(LSD)^2}$$

Elección del tamaño de muestra usando el intervalo de confianza

Haciendo algunas sustituciones en la fórmula teniendo en cuenta las definiciones previas por parte del experimentador, obtenemos un tamaño de muestra que puede ser usado en el experimento:

$$n = \frac{2\left(t_{\frac{\alpha}{2},k\times n_0-k}\right)^2 \sigma^2}{(d_T)^2}$$

Elección del tamaño de muestra usando el intervalo de confianza

Para el caso del experimento donde comparamos los 4 métodos de ensamble, el experimentador:

- Decide comparar **4** métodos de ensamble.
- Tiene una idea inicial de realizar **4** réplicas por cada método de ensamble.
- Le interesa detectar diferencias de **2** minutos entre un método y otro.
- Espera que dentro de cada método se observe una variabilidad de **1.5** debido a factores no controlados como la habilidad del operador, el cansancio que experimenta el operador, error de medición del tiempo de ensamble, diferencias entre las partes a ensamblar, entre otros).

Elección del tamaño de muestra usando el intervalo de confianza

$$n = \frac{2\left(t_{\frac{0.05}{2},4\times4-4}\right)^2 (1.5)^2}{(2)^2} = 5.3$$

El tamaño de muestra para este experimento debería ser igual a 5