6. ANOVA

Diego Rodríguez

2023-09-04

Problema del rendimiento

```r
df = read.csv("instituto_anova.csv", encoding = "utf-8")
colnames(df)[1] = "sexo"
df
```

```
##     sexo metodo calificacion
## 1  chico      1           10
## 2  chico      1            7
## 3  chico      1            9
## 4  chico      1            9
## 5  chico      1            9
## 6  chico      1           10
## 7  chico      2            5
## 8  chico      2            7
## 9  chico      2            6
## 10 chico      2            6
## 11 chico      2            8
## 12 chico      2            4
## 13 chico      3            2
## 14 chico      3            6
## 15 chico      3            3
## 16 chico      3            5
## 17 chico      3            5
## 18 chico      3            3
## 19 chica      1            9
## 20 chica      1            7
## 21 chica      1            8
## 22 chica      1            8
## 23 chica      1           10
## 24 chica      1            6
## 25 chica      2            8
## 26 chica      2            3
## 27 chica      2            5
## 28 chica      2            6
## 29 chica      2            7
## 30 chica      2            7
## 31 chica      3            2
## 32 chica      3            6
## 33 chica      3            2
## 34 chica      3            1
## 35 chica      3            4
## 36 chica      3            3
```

Hipótesis Estadísticas:

1. **Hipótesis Nula (H0) - Interacción**: No hay interacción significativa entre el sexo y el método en cuanto a su efecto en la calificación. En términos estadísticos:

$H_0 : \mu_{11} = \mu_{21} = \mu_{31} = \mu_{12} = \mu_{22} = \mu_{32} = \mu_{13} = \mu_{23} = \mu_{33}$

Donde μ_{ij} representa la media de calificación para el sexo i y el método j.

2. **Hipótesis Alternativa (H1) - Interacción**: Existe una interacción significativa entre el sexo y el método en cuanto a su efecto en la calificación.

3. **Hipótesis Nula (H0) - Efecto Principal**: No hay un efecto principal significativo de ninguna de las dos variables (sexo y método) en la calificación.

4. **Hipótesis Alternativa (H1) - Efecto Principal**: Al menos una de las dos variables (sexo o método) tiene un efecto principal significativo en la calificación.

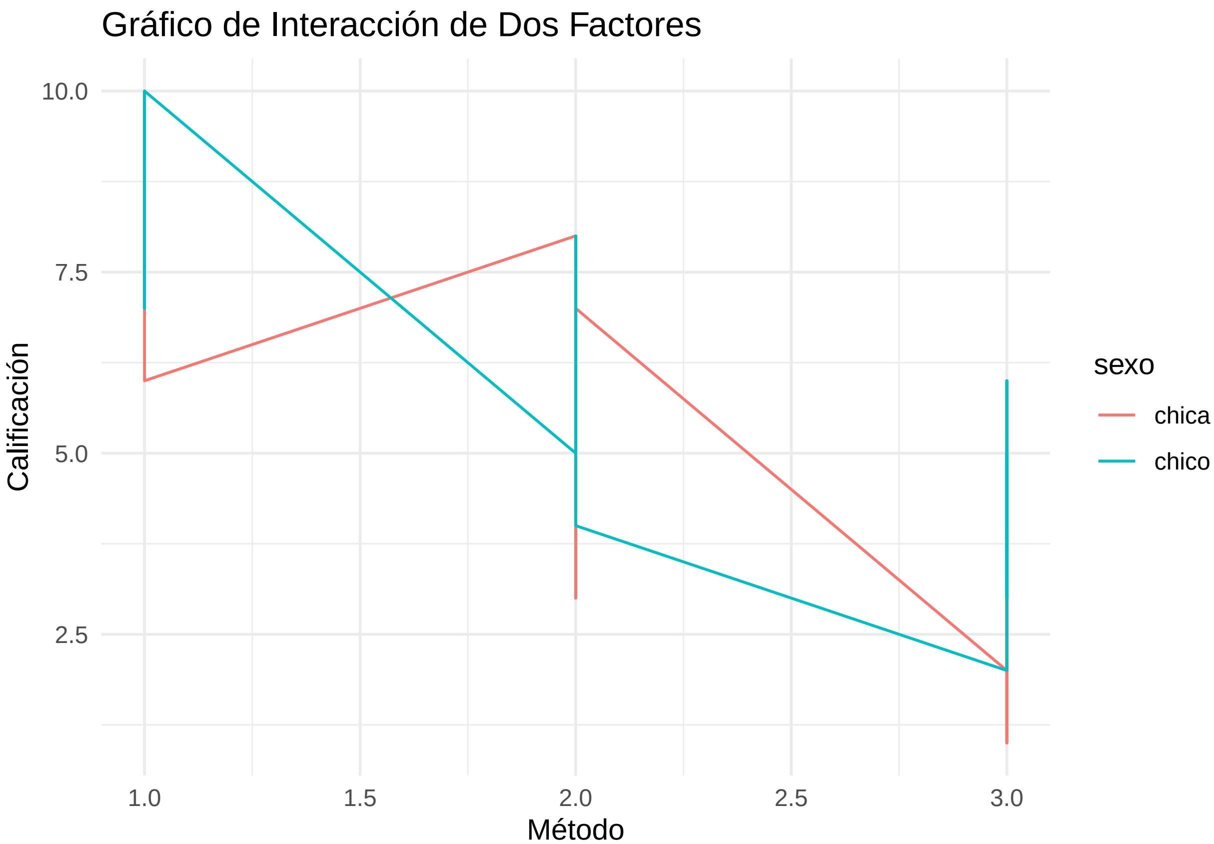
Por supuesto, puedo mostrarte cómo realizar un análisis de varianza (ANOVA) de dos factores con interacción y crear una gráfica de interacción en R. Asumiendo que tienes un dataframe llamado `df` con las variables "sexo", "metodo" y "calificacion", aquí tienes el código en R:

Realizar el ANOVA de dos factores con interacción:

```r
# Realizar un ANOVA de dos factores con interacción
modelo_anova <- aov(calificacion ~ sexo * metodo, data = df)

# Mostrar los resultados del ANOVA
summary(modelo_anova)
```

```
##             Df Sum Sq Mean Sq F value   Pr(>F)    
## sexo         1      4    4.00   1.778    0.192    
## metodo       1    150  150.00  66.667 2.52e-09 ***
## sexo:metodo  1      0    0.00   0.000    1.000    
## Residuals   32     72    2.25                     
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```r
library(ggplot2)

# Crear un gráfico de interacción de dos factores
grafico_interaccion <- ggplot(df, aes(x = metodo, y = calificacion, color = sexo)) +
  geom_line() +
  labs(x = "Método", y = "Calificación", title = "Gráfico de Interacción de Dos Factores") +
  theme_minimal()

print(grafico_interaccion)
```



El valor p para el método es muy pequeño (2.52e-09), lo que respalda la idea de que hay una diferencia significativa en la calificación entre los métodos. Por otro lado, el valor p para sexo es mayor (0.192), lo que indica que no hay una diferencia significativa entre los sexos en cuanto a calificación. La interacción entre sexo y método tiene un valor p alto (1.000), lo que sugiere que no hay una interacción significativa entre estas dos variables.

En resumen, los resultados sugieren que el método utilizado tiene un efecto significativo en la calificación, pero no se encontraron diferencias significativas entre los sexos ni una interacción significativa entre sexo y método en relación con la calificación.

Realiza el ANOVA para dos niveles sin interacción

ANOVA de dos niveles sin interacción para el rendimiento por sexo. Supongamos que los dos niveles son "chico" y "chica".

ANOVA de Dos Niveles sin Interacción:

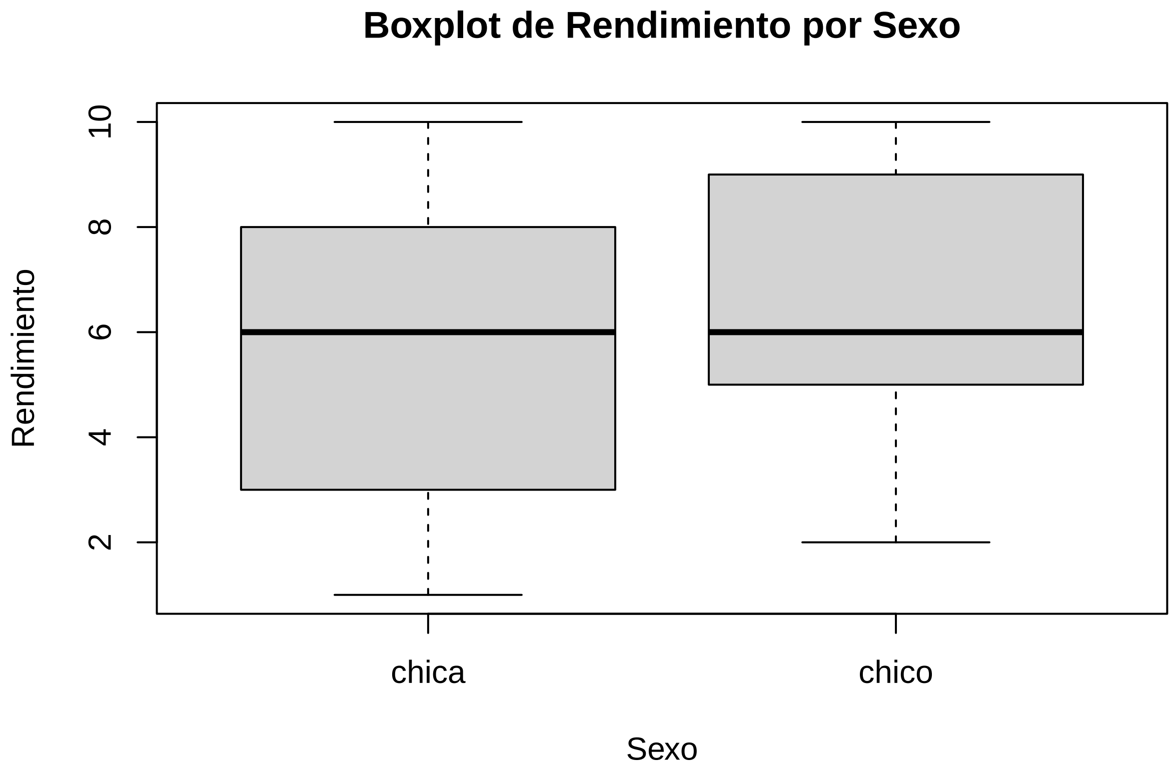
```r
# Realizar un ANOVA de dos niveles sin interacción para el rendimiento por sexo
modelo_anova_sin_interaccion <- aov(calificacion ~ sexo, data = df)

# Mostrar los resultados del ANOVA
summary(modelo_anova_sin_interaccion)
```

```
##             Df Sum Sq Mean Sq F value Pr(>F)
## sexo         1      4   4.000   0.613  0.439
## Residuals   34    222   6.529
```

En este caso, el valor p (0.439) es mayor que el nivel de significancia (generalmente 0.05), lo que sugiere que no hay evidencia suficiente para rechazar la hipótesis nula. Esto indica que no hay diferencias significativas en el rendimiento entre los dos niveles de sexo.

Boxplot para el Rendimiento por Sexo:

```
# Crear un boxplot para visualizar el rendimiento por sexo
boxplot(calificacion ~ sexo, data = df, main = "Boxplot de Rendimiento por Sexo",
        xlab = "Sexo", ylab = "Rendimiento")
```



Cálculo de la Media para el Rendimiento por Sexo y Método:

```
# Calcular la media para el rendimiento por sexo y método
media_por_sexo_metodo <- aggregate(calificacion ~ sexo + metodo, data = df, mean)

# Mostrar la tabla de medias
print(media_por_sexo_metodo)
```

```
##    sexo metodo calificacion
## 1 chica      1            8
## 2 chico      1            9
## 3 chica      2            6
## 4 chico      2            6
## 5 chica      3            3
## 6 chico      3            4
```

Intervalos de Confianza para el Rendimiento por Sexo:

```
# Calcular intervalos de confianza para el rendimiento por sexo
conf_interval_chico <- t.test(df$calificacion[df$sexo == "chico"], conf.level = 0.95)
conf_interval_chica <- t.test(df$calificacion[df$sexo == "chica"], conf.level = 0.95)

# Mostrar los intervalos de confianza
print(conf_interval_chico)
```

```
##
##  One Sample t-test
```

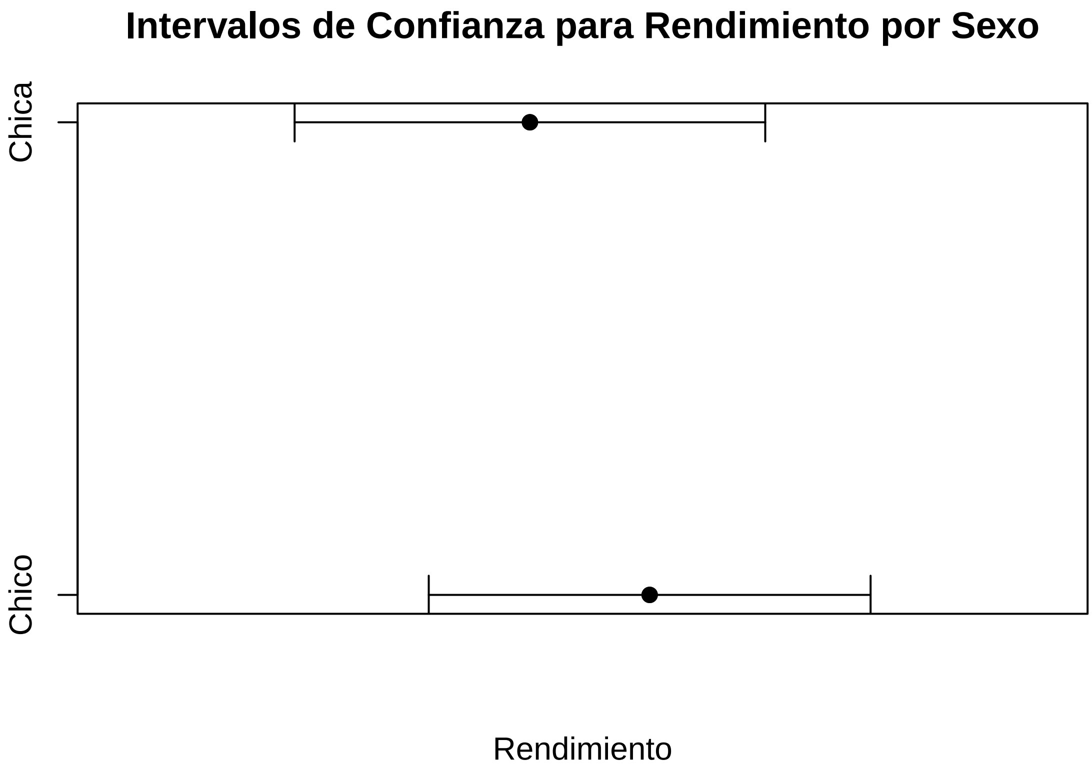
```
##
## data:  df$calificacion[df$sexo == "chico"]
## t = 10.864, df = 17, p-value = 4.537e-09
## alternative hypothesis: true mean is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
##  5.103347 7.563320
## sample estimates:
## mean of x
##  6.333333
```

```r
print(conf_interval_chica)
```

```
##
##  One Sample t-test
##
## data:  df$calificacion[df$sexo == "chica"]
## t = 9.1253, df = 17, p-value = 5.82e-08
## alternative hypothesis: true mean is not equal to 0
## 95 percent confidence interval:
##  4.356505 6.976828
## sample estimates:
## mean of x
##  5.666667
```

Gráfica de Intervalos de Confianza para el Rendimiento por Sexo:

```r
# Calcular intervalos de confianza para el rendimiento por sexo
conf_interval_chico <- t.test(df$calificacion[df$sexo == "chico"], conf.level = 0.95)
conf_interval_chica <- t.test(df$calificacion[df$sexo == "chica"], conf.level = 0.95)

# Crear un vector con los límites de los intervalos de confianza
lower_limits <- c(conf_interval_chico$conf.int[1], conf_interval_chica$conf.int[1])
upper_limits <- c(conf_interval_chico$conf.int[2], conf_interval_chica$conf.int[2])

# Crear un vector con los puntos medios
means <- c(mean(df$calificacion[df$sexo == "chico"]), mean(df$calificacion[df$sexo == "chica"]))

# Crear un gráfico de dispersión con flechas para los intervalos de confianza
plot(means, c(1, 2), pch = 19, xlim = c(min(lower_limits) - 1, max(upper_limits) + 1),
     main = "Intervalos de Confianza para Rendimiento por Sexo", xlab = "Rendimiento", ylab = "",
     xaxt = "n", yaxt = "n")
arrows(lower_limits, c(1, 2), upper_limits, c(1, 2), angle = 90, code = 3, length = 0.1)
points(means, c(1, 2), pch = 19)
axis(2, at = c(1, 2), labels = c("Chico", "Chica"))
```



*Para “chicos”, el intervalo de confianza del 95% para la calificación va desde 5.103 hasta 7.563. Esto significa que podemos estar 95% seguros de que la verdadera media de calificación para “chicos” está dentro de ese rango.

*Para “chicas”, el intervalo de confianza del 95% para la calificación va desde 4.356 hasta 6.977. Esto significa que podemos estar 95% seguros de que la verdadera media de calificación para “chicas” está dentro de ese rango.

Ambos intervalos de confianza no incluyen el valor 0, lo que indica que las medias de calificación para ambos grupos (chicos y chicas) son significativamente diferentes de 0, lo que sugiere que hay diferencias significativas en la calificación entre los dos grupos

Realiza el ANOVA para un efecto principal

ANOVA para un Efecto Principal:

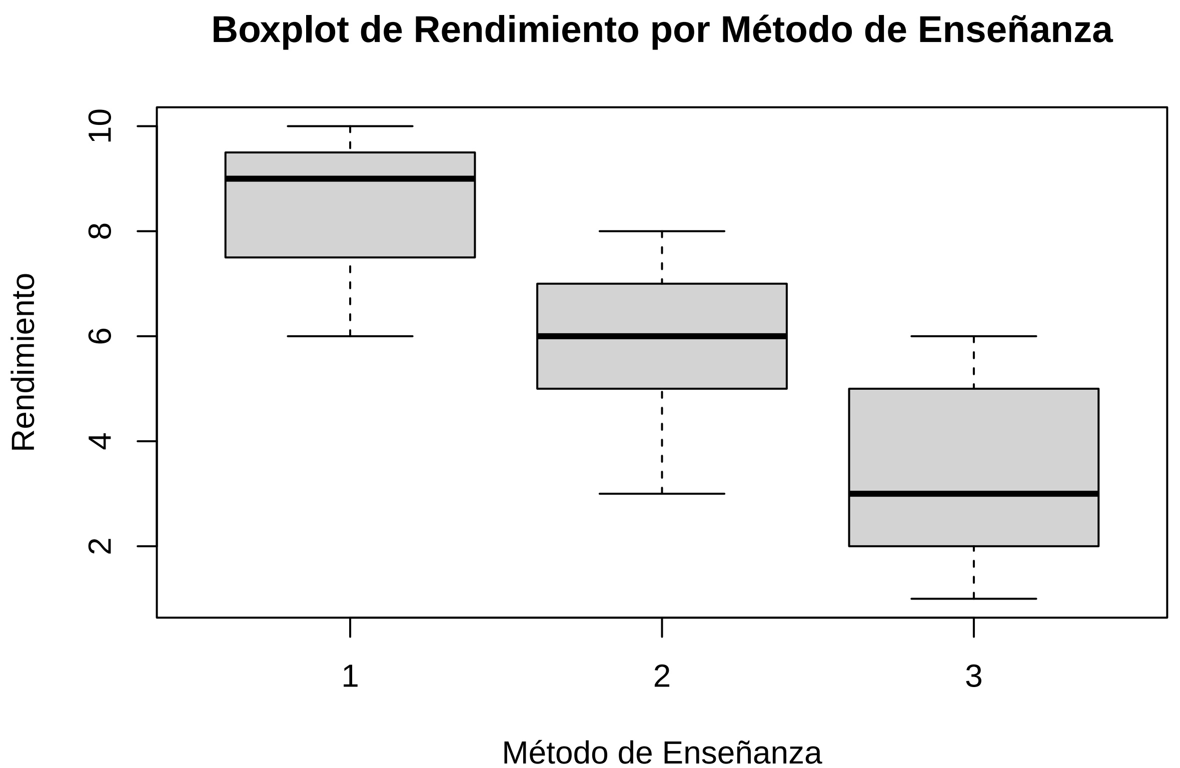
```r
# Realizar un ANOVA para un efecto principal en el rendimiento por método de enseñanza
modelo_anova_efecto_principal <- aov(calificacion ~ metodo, data = df)

# Mostrar los resultados del ANOVA
summary(modelo_anova_efecto_principal)
```

```
##             Df Sum Sq Mean Sq F value   Pr(>F)    
## metodo       1    150  150.00   67.11 1.48e-09 ***
## Residuals   34     76    2.24                     
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

El valor p (1.48e-09) es extremadamente pequeño, lo que sugiere que hay diferencias significativas en el rendimiento entre al menos dos métodos de enseñanza.

Boxplot para el Rendimiento por Método de Enseñanza:

```r
# Crear un boxplot para visualizar el rendimiento por método de enseñanza
boxplot(calificacion ~ metodo, data = df, main = "Boxplot de Rendimiento por Método de Enseñanza",
        xlab = "Método de Enseñanza", ylab = "Rendimiento")
```



Cálculo de la Media para el Rendimiento por Método:

```r
# Calcular la media para el rendimiento por método de enseñanza
media_por_metodo <- aggregate(calificacion ~ metodo, data = df, mean)

# Mostrar la tabla de medias
print(media_por_metodo)
```

```
##   metodo calificacion
## 1      1          8.5
## 2      2          6.0
## 3      3          3.5
```

Intervalos de Confianza para el Rendimiento por Método:

```r
# Crear una función para calcular el intervalo de confianza del 95%
intervalo_confianza <- function(x) {
  n <- length(x)
  media <- mean(x)
  desviacion <- sd(x)
  error_estandar <- desviacion / sqrt(n)
  limite_inferior <- media - qt(0.975, df = n - 1) * error_estandar
  limite_superior <- media + qt(0.975, df = n - 1) * error_estandar
  return(c(limite_inferior, limite_superior))
}

# Calcular intervalos de confianza para el rendimiento por método de enseñanza
```

```r
intervalos_confianza_metodo <- tapply(df$calificacion, df$metodo, intervalo_confianza)

# Mostrar los intervalos de confianza
print(intervalos_confianza_metodo)
```

```
## $`1`
## [1] 7.664961 9.335039
##
## $`2`
## [1] 5.023175 6.976825
##
## $`3`
## [1] 2.433377 4.566623
```

Prueba de Comparaciones Múltiples de Tukey y Gráfica de Intervalos de Confianza de Tukey:

```r
df$metodo <- factor(df$metodo)

# Realizar un ANOVA para un efecto principal en el rendimiento por método de enseñanza
modelo_anova_efecto_principal <- aov(calificacion ~ metodo, data = df)

# Mostrar los resultados del ANOVA
summary(modelo_anova_efecto_principal)
```

```
##             Df Sum Sq Mean Sq F value   Pr(>F)    
## metodo       2    150    75.0   32.57 1.55e-08 ***
## Residuals   33     76     2.3                     
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
```

```r
# Realizar la prueba de comparaciones múltiples de Tukey
library(multcomp)
```

```
## Loading required package: mvtnorm

## Loading required package: survival

## Loading required package: TH.data

## Loading required package: MASS

##
## Attaching package: 'TH.data'

## The following object is masked from 'package:MASS':
##
##     geyser
```

```r
tukey_resultado <- glht(modelo_anova_efecto_principal, linfct = mcp(metodo = "Tukey"))

# Mostrar los resultados de Tukey
summary(tukey_resultado)
```

```
##
##   Simultaneous Tests for General Linear Hypotheses
##
## Multiple Comparisons of Means: Tukey Contrasts
##
##
```

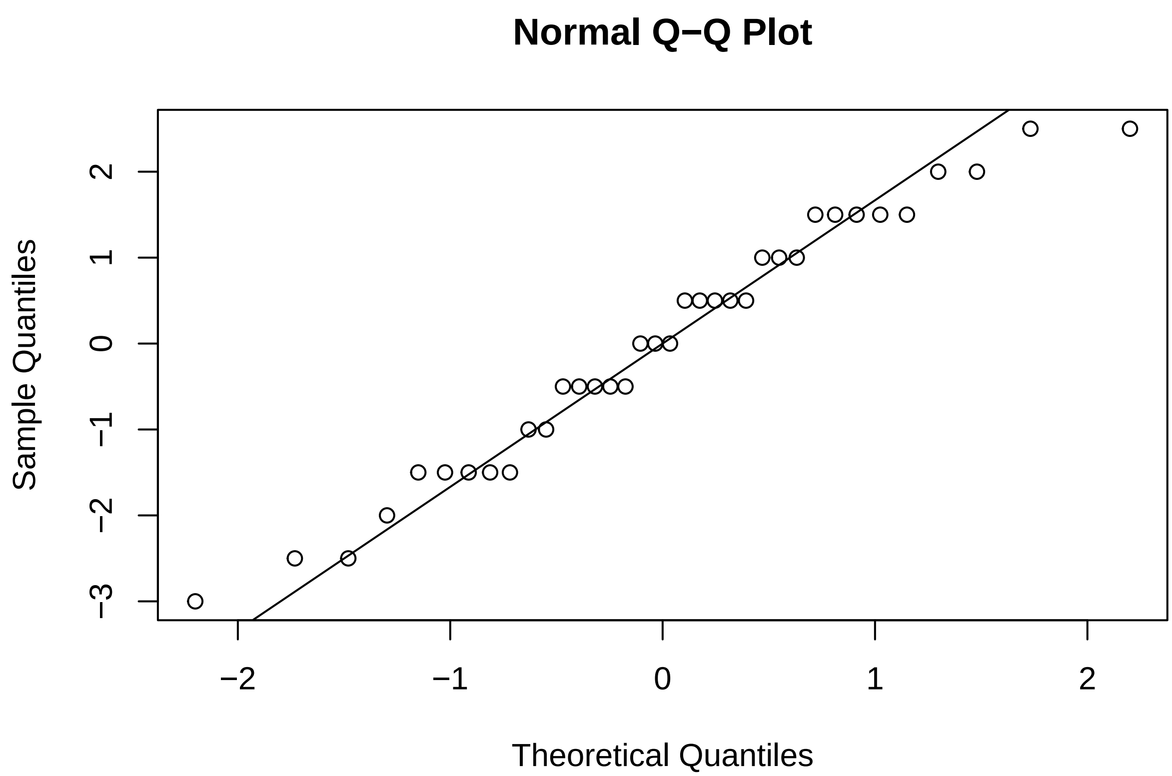
```
## Fit: aov(formula = calificacion ~ metodo, data = df)
##
## Linear Hypotheses:
##            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## 2 - 1 == 0  -2.5000     0.6195  -4.035   <0.001 ***
## 3 - 1 == 0  -5.0000     0.6195  -8.070   <0.001 ***
## 3 - 2 == 0  -2.5000     0.6195  -4.035   <0.001 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1
## (Adjusted p values reported -- single-step method)
```

Los resultados indican que todas las comparaciones son significativas ($p < 0.001$). Esto significa que hay diferencias significativas en las calificaciones entre los tres métodos de enseñanza. En resumen, el ANOVA inicial indica que hay diferencias significativas en el rendimiento entre al menos dos métodos de enseñanza. Los intervalos de confianza muestran la variabilidad en las calificaciones para cada método, y la prueba de Tukey confirma que todas las comparaciones entre los métodos son significativas.

Comprueba la validez del modelo

Normalidad de Residuos

```r
# Calcular los residuos del modelo ANOVA
residuos <- residuals(modelo_anova_efecto_principal)

# Gráfico QQ-plot
qqnorm(residuos)
qqline(residuos)
```

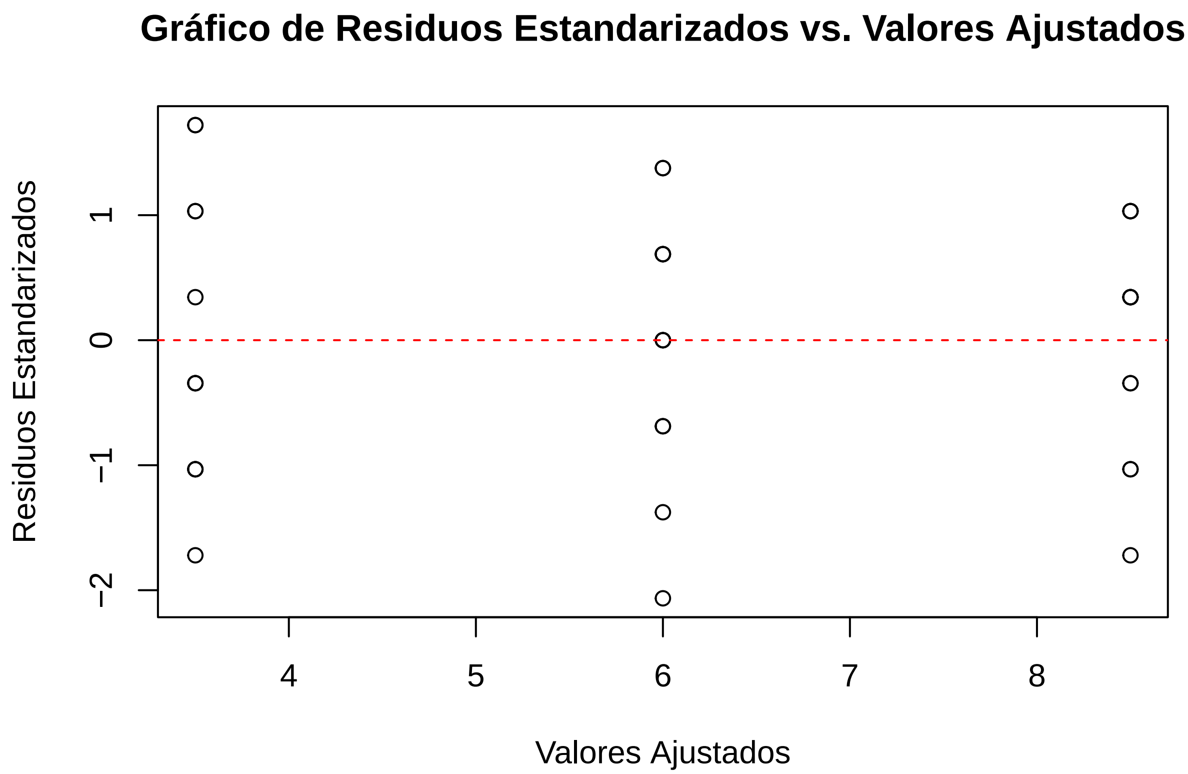



```r
# Histograma de los residuos
hist(residuos, main = "Histograma de Residuos", xlab = "Residuos")
```

Los residuos del modelo parecen ajustarse a la ditribución normal basados en el histograma y la grafica qq-plot

Homocedasticidad de los residuos

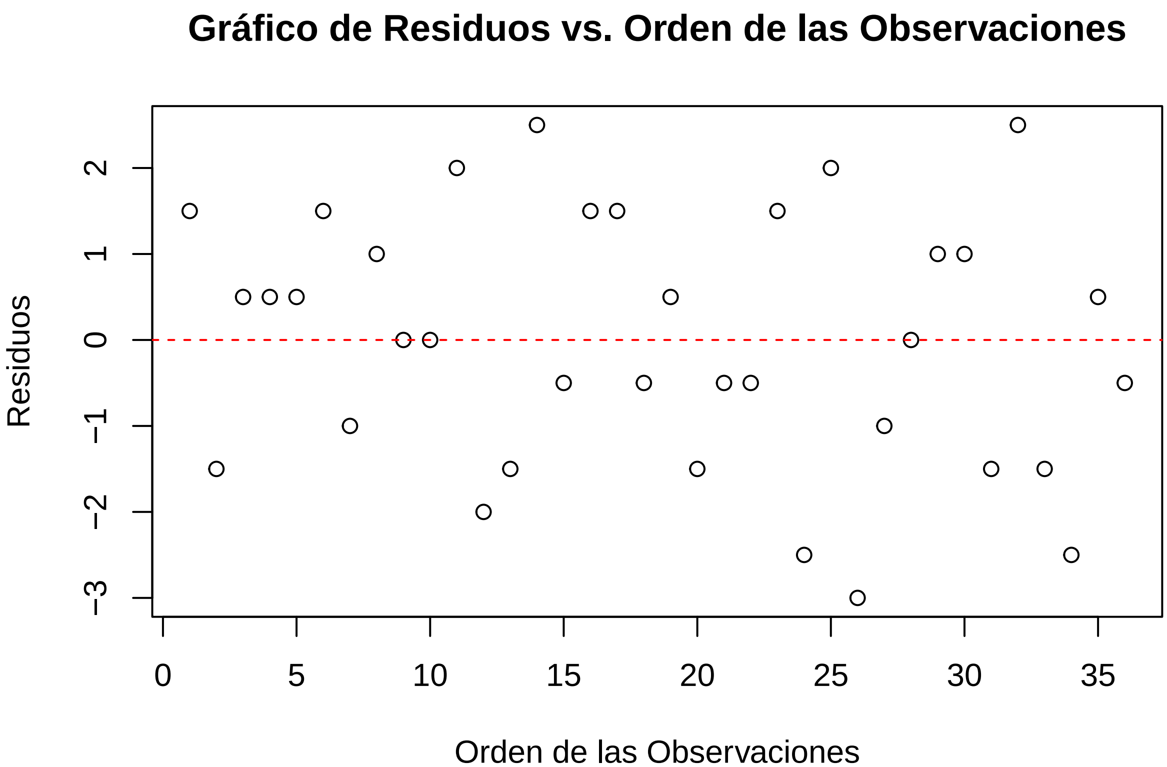
```
# Calcular los residuos estandarizados
residuos_estandarizados <- rstandard(modelo_anova_efecto_principal)

# Gráfico de dispersión de residuos estandarizados vs. valores ajustados
plot(fitted(modelo_anova_efecto_principal), residuos_estandarizados,
     main = "Gráfico de Residuos Estandarizados vs. Valores Ajustados",
     xlab = "Valores Ajustados", ylab = "Residuos Estandarizados")
abline(h = 0, col = "red", lty = 2)
```



Los residuos no presentan sesgo ni varianza, por lo que podemos confirmar que se comportan con Homocedasticidad.

Independencia de residuos

```
# Gráfico de residuos vs. orden de las observaciones
plot(residuos, main = "Gráfico de Residuos vs. Orden de las Observaciones",
     xlab = "Orden de las Observaciones", ylab = "Residuos")
abline(h = 0, col = "red", lty = 2)
```



Los residuos no presentrtan ningun patron en el grafico, por lo que el supuesto de independencia en los residuos es razonable.

Debido a la homoestecidad, la independencia de residuos y su normalidad, podemos concluir que el modelo es válido.