



CENTRO UNIVERSITARIO DE TONALÁ

MAESTRÍA EN CIENCIAS EN INGENIERÍA DEL AGUA Y LA ENERGÍA

MÓDULO DE METODOLOGÍA EXPERIMENTAL

Diseño factorial 2x2x2

Un diseño factorial 2x2x2 implica tres factores (variables independientes), cada uno con dos niveles (categorías o grupos). Esto genera $2^3 = 8$ combinaciones posibles de tratamientos. Cada combinación será probada con la variable dependiente (respuesta) para ver si hay efectos significativos de cada factor y de sus interacciones.

Ejercicio práctico RStudio

```
# -----  
# PASO 1: Instalar y cargar las librerías necesarias  
# -----  
# readxl: Para leer archivos Excel  
# car: Para realizar la prueba de Levene y análisis de regresión  
# dplyr: Para manipulación de datos  
  
install.packages("readxl")  
install.packages("car")  
install.packages("dplyr")  
install.packages("ggplot2")  
  
library(readxl)  
library(car)  
library(dplyr)  
library(ggplot2)  
  
# -----  
# PASO 2: Cargar la base de datos desde un archivo Excel y seleccionar una hoja  
# -----  
# En este paso se carga la base de datos desde un archivo Excel usando read_excel.  
# La hoja específica es seleccionada con el argumento "sheet".  
  
file_path <- "ruta/del/archivo.xlsx" # Cambia por la ruta de tu archivo  
data <- read_excel(file_path, sheet = "nombre_de_la_hoja") # Cambia "nombre_de_la_hoja"  
  
# Ver las primeras filas de los datos para verificar su estructura  
head(data)  
  
# -----  
# PASO 3: Convertir las variables a factores  
# -----  
# En un diseño factorial, los factores son variables independientes que se agrupan en niveles.  
# En este caso, debes asegurarte de que las variables independientes (Factor1, Factor2, Factor3)  
# estén en formato de factor.  
  
data$Factor1 <- as.factor(data$Factor1)  
data$Factor2 <- as.factor(data$Factor2)  
data$Factor3 <- as.factor(data$Factor3)
```



```
# -----
# PASO 4: Crear el modelo ANOVA
# -----
# Un ANOVA (Análisis de Varianza) es una técnica estadística que compara las medias entre diferentes grupos.
# El ANOVA factorial en este caso tiene la siguiente fórmula:

# Ecuación del ANOVA factorial:
#  $Y = \mu + \alpha + \beta + \gamma + (\alpha\beta) + (\alpha\gamma) + (\beta\gamma) + (\alpha\beta\gamma) + \epsilon$ 
# Donde:
# Y = variable dependiente (respuesta)
#  $\mu$  = media general
#  $\alpha, \beta, \gamma$  = efectos principales de los factores
#  $\alpha\beta, \alpha\gamma, \beta\gamma, \alpha\beta\gamma$  = efectos de interacción entre los factores
#  $\epsilon$  = error residual

modelo <- aov(Respuesta ~ Factor1 * Factor2 * Factor3, data = data)

# -----
# PASO 5: Verificación de supuestos para ANOVA
# -----
# Para que el ANOVA sea válido, se deben cumplir tres supuestos:
# 1. **Normalidad de los residuos**: Los residuos deben seguir una distribución normal.
# 2. **Homocedasticidad (igualdad de varianzas)**: Las varianzas de los grupos deben ser similares.
# 3. **Independencia de las observaciones**: Las observaciones deben ser independientes entre sí.

# PASO 5.1: Prueba de normalidad de los residuos (Shapiro-Wilk)
# La prueba de Shapiro-Wilk evalúa si los residuos siguen una distribución normal.
# Se recomienda usar esta prueba cuando el tamaño de la muestra es menor a 50.
shapiro_test <- shapiro.test(residuals(modelo))

# Para muestras mayores a 50, se puede usar la prueba de Kolmogorov-Smirnov, aunque es menos sensible a la normalidad.

# PASO 5.2: Prueba de homocedasticidad (Prueba de Levene)
# La prueba de Levene evalúa si las varianzas de los grupos son iguales. Si el valor p es mayor a 0.05,
# se puede asumir que las varianzas son iguales.
levene_test <- leveneTest(Respuesta ~ Factor1 * Factor2 * Factor3, data = data)

# PASO 5.3: Supuesto de independencia
# Para evaluar la independencia, una herramienta gráfica común es un gráfico de residuos vs. valores ajustados.
# En este gráfico, los residuos deben estar distribuidos aleatoriamente en torno a cero, sin patrones claros.
ggplot(data, aes(x = fitted(modelo), y = residuals(modelo))) +
  geom_point() +
  geom_hline(yintercept = 0, linetype="dashed", color = "red") +
  labs(title="Gráfico de residuos vs. valores ajustados", x="Valores ajustados", y="Residuos")

# -----
# PASO 6: Decisión sobre los supuestos
# -----
# Evaluamos si se cumplen los supuestos del ANOVA:
print(shapiro_test) # Si p > 0.05, los residuos son normales
print(levene_test)  # Si p > 0.05, las varianzas son homogéneas

# PASO 7: Si los supuestos se cumplen, ejecutar el ANOVA
if (shapiro_test$p.value > 0.05 && levene_test$p.value > 0.05) {
  # ANOVA
}
```



```
anova_result <- summary(modelo)
print("Supuestos cumplidos. Realizando ANOVA:")
print(anova_result)
} else {
  # PASO 8: Si no se cumplen los supuestos, realizar prueba no paramétrica
  print("No se cumplen los supuestos. Realizando prueba de Kruskal-Wallis:")

  # Prueba de Kruskal-Wallis: Es la alternativa no paramétrica al ANOVA.
  # Se usa cuando los datos no cumplen con los supuestos de normalidad y homocedasticidad.
  # La prueba compara la distribución de los rangos en diferentes grupos.

  # Kruskal-Wallis para cada factor
  kruskal_test_1 <- kruskal.test(Respuesta ~ Factor1, data = data)
  kruskal_test_2 <- kruskal.test(Respuesta ~ Factor2, data = data)
  kruskal_test_3 <- kruskal.test(Respuesta ~ Factor3, data = data)

  print(kruskal_test_1)
  print(kruskal_test_2)
  print(kruskal_test_3)
}
```