

📖 Learning Objectives

- 1

Comprender el fundamento del análisis de varianza para comparar múltiples grupos
- 2

Interpretar estadísticos F y grados de libertad en ANOVA
- 3

Aplicar pruebas post-hoc apropiadas para identificar diferencias específicas

Theory

Practice

Quiz

Evidence

<> Practical exercise to apply the concepts learned.

Ejercicio: ANOVA para análisis de segmentación de clientes por canal

A continuación se presenta un flujo de trabajo completo para analizar si el Valor de Vida del Cliente (CLV) varía significativamente según el canal de adquisición.

**Ejecución del Análisis:** Copia y ejecuta el siguiente código completo.

**Interpretación:** Revisa los outputs generados (consola y gráficos).

```
import pandas as pd
import numpy as np
from scipy import stats
import statsmodels.api as sm
from statsmodels.stats.oneway import anova_oneway
from statsmodels.stats.multitest import multipletests
from itertools import combinations
import matplotlib.pyplot as plt

# =====
# 1. PREPARACIÓN DE DATOS Y CONFIGURACIÓN
# =====
print("Generando datos simulados...")
np.random.seed(42)
n_clientes = 300

# Definir canales y sus pesos (Muestras desbalanceadas)
canales = ['Redes Sociales', 'Búsqueda Orgánica', 'Email Marketing', 'Publicidad Paga', 'Referidos']
pesos_canales = [0.3, 0.25, 0.2, 0.15, 0.1]

# Asignar canales
canal_asignado = np.random.choice(canales, n_clientes, p=pesos_canales)

# Definir distribuciones de CLV (Varianzas desiguales intencionales)
clv_por_canal = {
    'Redes Sociales': 450,
    'Búsqueda Orgánica': 520,
    'Email Marketing': 680,
    'Publicidad Paga': 590,
    'Referidos': 750
}

# Generar datos con variabilidad dependiente de la media (Heterocedasticidad)
clv_data = []
for canal in canal_asignado:
    media = clv_por_canal[canal]
    valor = np.random.normal(media, media * 0.3)
    clv_data.append(max(0, valor))

# Crear DataFrame
df = pd.DataFrame({
    'cliente_id': range(1, n_clientes + 1),
    'canal_adquisicion': canal_asignado,
    'clv': clv_data
})

print(f"Datos creados: {len(df)} clientes en {len(canales)} canales.")
print("-" * 50)

# =====
# 2. VERIFICACIÓN DE ASUNCIONES
# =====
print("\n[PASO 2] VERIFICACIÓN DE ASUNCIONES")

# Agrupar datos para facilitar el acceso
grupos_clv = {canal: df[df['canal_adquisicion'] == canal]['clv'].values for canal in canales}

# a) Normalidad (Shapiro-Wilk)
print("-> Normalidad (Shapiro-Wilk):")
for canal, datos in grupos_clv.items():
```





- Dashboard
- Career Path
- Forms
- Profile

```
stat, p = stats.shapiro(datos)
print(f"    {canal}: p={p:.3f}")

# b) Homocedasticidad (Levene)
stat, p_levene = stats.levene(*grupos_clv.values())
homocedasticidad = p_levene > 0.05
print(f"-> Homocedasticidad (Levene): p={p_levene:.3f}")
if homocedasticidad:
    print("    CONCLUSIÓN: Varianzas iguales (Se podría usar ANOVA estándar).")
else:
    print("    CONCLUSIÓN: Varianzas DISTINTAS (Se requiere Welch ANOVA).")

# =====
# 3. EJECUCIÓN DEL ANOVA (ADAPTATIVO)
# =====
print("\n[PASO 3] RESULTADOS ANOVA")

if homocedasticidad:
    # Si Las varianzas fueran iguales (raro en datos reales de negocio)
    f_stat, p_value = stats.f_oneway(*grupos_clv.values())
    tipo_test = "ANOVA Estándar"
else:
    # CAMINO ROBUSTO (EL que se ejecutará con estos datos)
    # anova_oneway con use_var='unequal' es el Test de Welch
    resultado = anova_oneway(df['clv'], df['canal_adquisicion'], use_var='unequal')
    f_stat = resultado.statistic
    p_value = resultado.pvalue
    tipo_test = "Welch ANOVA (Robusto)"

print(f"Test utilizado: {tipo_test}")
print(f"Estadístico F: {f_stat:.3f}")
print(f"Valor p: {p_value:.4e}")

if p_value < 0.05:
    print("CONCLUSIÓN: RECHAZAMOS H0. Existen diferencias significativas entre canales.")
else:
    print("CONCLUSIÓN: NO rechazamos H0.")

# =====
# 4. PRUEBAS POST-HOC (WELCH T-TEST + BONFERRONI)
# =====
print("\n[PASO 4] PRUEBAS POST-HOC")

# Generamos todas las combinaciones de pares
pares = list(combinations(canales, 2))
p_values_raw = []
info_pares = []

# Calculamos T-test de Welch para cada par
for (g1, g2) in pares:
    datos_g1 = grupos_clv[g1]
    datos_g2 = grupos_clv[g2]

    # equal_var=False es fundamental aquí
    t, p = stats.ttest_ind(datos_g1, datos_g2, equal_var=False)

    p_values_raw.append(p)
    info_pares.append({
        'A': g1,
        'B': g2,
        'diff': np.mean(datos_g1) - np.mean(datos_g2)
    })

# Aplicamos corrección de Bonferroni (Task 3 de tu teoría)
reject, p_adjusted, _, _ = multipletests(p_values_raw, alpha=0.05, method='bonferroni')

# Guardamos resultados significativos
resultados_significativos = []
print(f'{"Canal A":<20} | {"Canal B":<20} | {"Diferencia":<10} | {"p-adj":<8}')
print("-" * 70)

for i, row in enumerate(info_pares):
    if reject[i]: # Si es significativo tras la corrección
        print(f'{"row[A]":<20} | {"row[B]":<20} | {"row[diff]":<10.2f} | {"p_adjusted[i]:.4f}')
        res_row = row.copy()
        res_row['p_adj'] = p_adjusted[i]
        resultados_significativos.append(res_row)

df_posthoc = pd.DataFrame(resultados_significativos)

# =====
# 5. VISUALIZACIÓN
# =====
print("\n[PASO 5] GENERANDO GRÁFICOS...")

fig, axes = plt.subplots(2, 2, figsize=(15, 12))
((ax1, ax2), (ax3, ax4)) = axes

# A) BoxPlot
ax1.boxplot([grupos_clv[c] for c in canales], labels=canales, patch_artist=True)
ax1.set_title('Distribución de CLV por Canal')
ax1.tick_params(axis='x', rotation=45)
ax1.set_ylabel('CLV ($)')

# B) BarPlot de Medias + Error Estándar
medias = [np.mean(g) for g in grupos_clv.values()]

```





```
errores = [stats.sem(g) for g in grupos_clv.values()]\nax2.bar(canales, medias, yerr=errores, capsize=5, color='orange', alpha=0.7)\nax2.set_title('Medias de CLV (con Error Estándar)')\nax2.tick_params(axis='x', rotation=45)\n\n# C) Heatmap de Diferencias (Basado en Bonferroni)\nmatriz_diff = np.zeros((len(canales), len(canales)))\n\nif not df_posthoc.empty:\n    for _, row in df_posthoc.iterrows():\n        try:\n            i = canales.index(row['A'])\n            j = canales.index(row['B'])\n            matriz_diff[i, j] = row['diff']\n            matriz_diff[j, i] = -row['diff']\n        except: pass\n\nim = ax3.imshow(matriz_diff, cmap='RdYlBu', vmin=-300, vmax=300)\nax3.set_xticks(range(len(canales)))\nax3.set_yticks(range(len(canales)))\nax3.set_xticklabels(canales, rotation=45)\nax3.set_yticklabels(canales)\nax3.set_title('Diferencias Significativas (Bonferroni)')\nplt.colorbar(im, ax=ax3)\n\n# D) Resumen Textual\nax4.axis('off')\nmejor_canal = canales[np.argmax(medias)]\npeor_canal = canales[np.argmin(medias)]\n\ntexto_resumen = (\n    f\"RESUMEN EJECUTIVO\\n\"\n    f\"-----\\n\"\n    f\"Método: {tipo_test}\\n\"\n    f\"p-value global: {p_value:.4e}\\n\\n\"\n    f\"Mejor Canal: {mejor_canal} (${max(medias):.0f})\\n\"\n    f\"Peor Canal: {peor_canal} (${min(medias):.0f})\\n\\n\"\n    f\"NOTA METODOLÓGICA:\\n\"\n    f\"Se detectaron varianzas desiguales.\\n\"\n    f\"Se aplicó corrección de Bonferroni\\n\"\n    f\"para identificar diferencias reales.\"\n)\nax4.text(0.1, 0.4, texto_resumen, fontsize=12, family='monospace')\n\nplt.tight_layout()\nplt.show()\nprint(\"Análisis finalizado.\")
```

Requerimientos:

Python con SciPy, Statsmodels, y Pandas

Matplotlib para visualizaciones

NumPy para cálculos estadísticos