

```
# 🍽️ FoodieMatch: Análisis de Conversión a Premium
# Growth Hacking para María y Carlos - Ciudad de Panamá

import pandas as pd
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from sklearn.model_selection import train_test_split, cross_val_score
from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix, roc_auc_score, roc_curve
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')

# Configuración de estilo
plt.style.use('seaborn-v0_8-darkgrid')
sns.set_palette("husl")
```

```
# =====
# 1. CARGA Y EXPLORACIÓN INICIAL DE DATOS
# =====

print("="*60)
print("🚀 FOODIEMATCH - ANÁLISIS DE GROWTH HACKING")
print("="*60)
print("\nContexto: App de matching gastronómico en Ciudad de Panamá")
print("Objetivo: Descubrir qué impulsa conversiones a premium")
print("Presupuesto disponible: $10,000")
print("="*60)

# Cargar datos
df = pd.read_csv('/content/foodiematch_dataset.csv')

print("\n📊 RESUMEN INICIAL DE DATOS:")
print("-"*40)
print(f"Total de usuarios analizados: {len(df)}")
print(f"Período de análisis: 3 meses")
print(f"Variables analizadas: {df.shape[1]}")

# Información básica
print("\n📄 Estructura del dataset:")
print(df.info())

print("\n📊 Estadísticas descriptivas:")
print(df.describe().round(2))

# Verificar valores nulos
print("\n🔍 Valores nulos por columna:")
null_counts = df.isnull().sum()
if null_counts.sum() == 0:
    print("✅ No hay valores nulos en el dataset")
else:
    print(null_counts[null_counts > 0])
```

```
-----
Total de usuarios analizados: 1000
Período de análisis: 3 meses
Variables analizadas: 10

📄 Estructura del dataset:
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1000 entries, 0 to 999
Data columns (total 10 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   usuario_id            1000 non-null  int64
1   sesiones_semana       1000 non-null  int64
2   matches_realizados    1000 non-null  int64
3   fotos_subidas         1000 non-null  int64
4   resenas_escritas      1000 non-null  int64
```

	usuario_id	sesiones_semana	matches_realizados	fotos_subidas
count	1000.00	1000.00	1000.00	1000.00
mean	500.50	3.92	2.92	2.03
std	288.82	1.99	1.57	1.43
min	1.00	0.00	0.00	0.00
25%	250.75	3.00	2.00	1.00
50%	500.50	4.00	3.00	2.00
75%	750.25	5.00	4.00	3.00
max	1000.00	10.00	9.00	8.00

	resenas_escritas	amigos_invitados	notificaciones_abiertas
count	1000.00	1000.00	1000.00
mean	1.45	0.80	27.93
std	1.23	0.91	15.38
min	0.00	0.00	0.40
25%	1.00	0.00	15.78
50%	1.00	1.00	26.35
75%	2.00	1.00	37.70
max	7.00	5.00	83.30

	dias_desde_registro	edad	conversion_premium
count	1000.00	1000.00	1000.00
mean	90.44	27.46	0.25
std	51.07	4.95	0.43
min	1.00	18.00	0.00
25%	46.00	24.00	0.00
50%	90.00	27.00	0.00
75%	133.25	31.00	0.00
max	179.00	44.00	1.00

Valores nulos por columna:
☒ No hay valores nulos en el dataset.

```
# =====
# 2. ANÁLISIS DE LA VARIABLE OBJETIVO
# =====

print("\n" + "="*60)
print("🎯 ANÁLISIS DE CONVERSIÓN A PREMIUM")
print("="*60)

conversion_rate = df['conversion_premium'].mean() * 100
no_premium = len(df[df['conversion_premium'] == 0])
si_premium = len(df[df['conversion_premium'] == 1])

print(f"\n🇺🇸 Tasa de conversión actual: {conversion_rate:.2f}%")
print(f"    • Usuarios Gratuitos: {no_premium} ({no_premium/len(df)*100:.1f}%")
print(f"    • Usuarios Premium: {si_premium} ({si_premium/len(df)*100:.1f}%")

# Visualización de la distribución
fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(12, 4))

# Gráfico de barras
ax1 = axes[0]
colors = ['#FF6B6B', '#4ECDC4']
bars = ax1.bar(['Gratuitos', 'Premium'], [no_premium, si_premium], color=colors, edgecolor='black', linewidth=2)
ax1.set_ylabel('Número de Usuarios', fontweight='bold')
ax1.set_title('Distribución de Usuarios por Tipo', fontweight='bold', fontsize=14)
for bar, val in zip(bars, [no_premium, si_premium]):
    ax1.text(bar.get_x() + bar.get_width()/2, bar.get_height() + 10,
             f'{val}\n({val/len(df)*100:.1f}%', ha='center', fontweight='bold')

# Gráfico de dona
ax2 = axes[1]
wedges, texts, autotexts = ax2.pie([no_premium, si_premium], labels=['Gratuitos', 'Premium'],
                                   colors=colors, autopct='%1.1f%%', startangle=90,
                                   wedgeprops={'edgecolor': 'black', 'linewidth': 2})

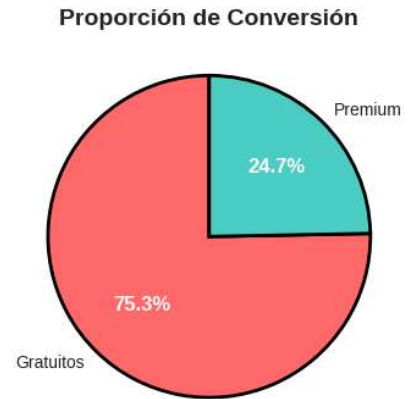
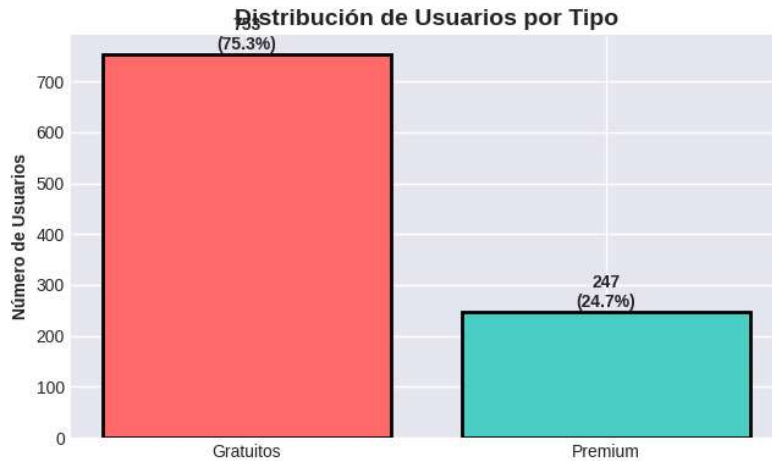
for autotext in autotexts:
    autotext.set_color('white')
    autotext.set_fontweight('bold')
    autotext.set_fontsize(12)
ax2.set_title('Proporción de Conversión', fontweight='bold', fontsize=14)

plt.tight_layout()
plt.show()
```

ANÁLISIS DE CONVERSIÓN A PREMIUM

Tasa de conversión actual: 24.70%

- Usuarios Gratuitos: 753 (75.3%)
- Usuarios Premium: 247 (24.7%)



```
# =====
# 3. ANÁLISIS EXPLORATORIO POR VARIABLE
# =====

print("\n" + "="*60)
print("🔍 ANÁLISIS EXPLORATORIO DE VARIABLES")
print("="*60)

# Comparación de medias entre grupos
print("\n📊 Comparación de medias: Premium vs Gratuitos")
print("-"*50)

variables = ['sesiones_semana', 'matches_realizados', 'fotos_subidas',
             'resenas_escritas', 'amigos_invitados', 'notificaciones_abiertas',
             'dias_desde_registro', 'edad']

comparison_data = []
for var in variables:
    mean_no_premium = df[df['conversion_premium'] == 0][var].mean()
    mean_premium = df[df['conversion_premium'] == 1][var].mean()
    diff_percent = ((mean_premium - mean_no_premium) / mean_no_premium) * 100 if mean_no_premium != 0 else 0

    comparison_data.append({
        'Variable': var,
        'Media Gratuitos': mean_no_premium,
        'Media Premium': mean_premium,
        'Diferencia %': diff_percent
    })

comparison_df = pd.DataFrame(comparison_data)
comparison_df = comparison_df.sort_values('Diferencia %', ascending=False)

for _, row in comparison_df.iterrows():
    emoji = "🔴" if abs(row['Diferencia %']) > 50 else "🟡" if abs(row['Diferencia %']) > 20 else "🟢"
    print(f"{emoji} {row['Variable'][:25]} | Gratuitos: {row['Media Gratuitos']:>6.2f} | "
          f"Premium: {row['Media Premium']:>6.2f} | Dif: {row['Diferencia %']:>+7.1f}%")

# Visualización de distribuciones
fig, axes = plt.subplots(3, 3, figsize=(15, 12))
axes = axes.ravel()

for idx, var in enumerate(variables):
    ax = axes[idx]

    # Datos por grupo
    data_no_premium = df[df['conversion_premium'] == 0][var]
    data_premium = df[df['conversion_premium'] == 1][var]

    # Boxplot
    bp = ax.boxplot([data_no_premium, data_premium],
                    labels=['Gratuitos', 'Premium'],
                    patch_artist=True,
```

```
widths=0.7)

# Colores
bp['boxes'][0].set_facecolor('#FF6B6B')
bp['boxes'][1].set_facecolor('#4ECDC4')

ax.set_title(f'{var.replace("_", " ").title()}', fontweight='bold')
ax.set_ylabel('Valor')
ax.grid(True, alpha=0.3)

# Agregar medias
ax.scatter([1, 2], [data_no_premium.mean(), data_premium.mean()],
           color='black', s=100, zorder=5, marker='D', label='Media')

if idx == 0:
    ax.legend()

# Eliminar el subplot extra
fig.delaxes(axes[8])

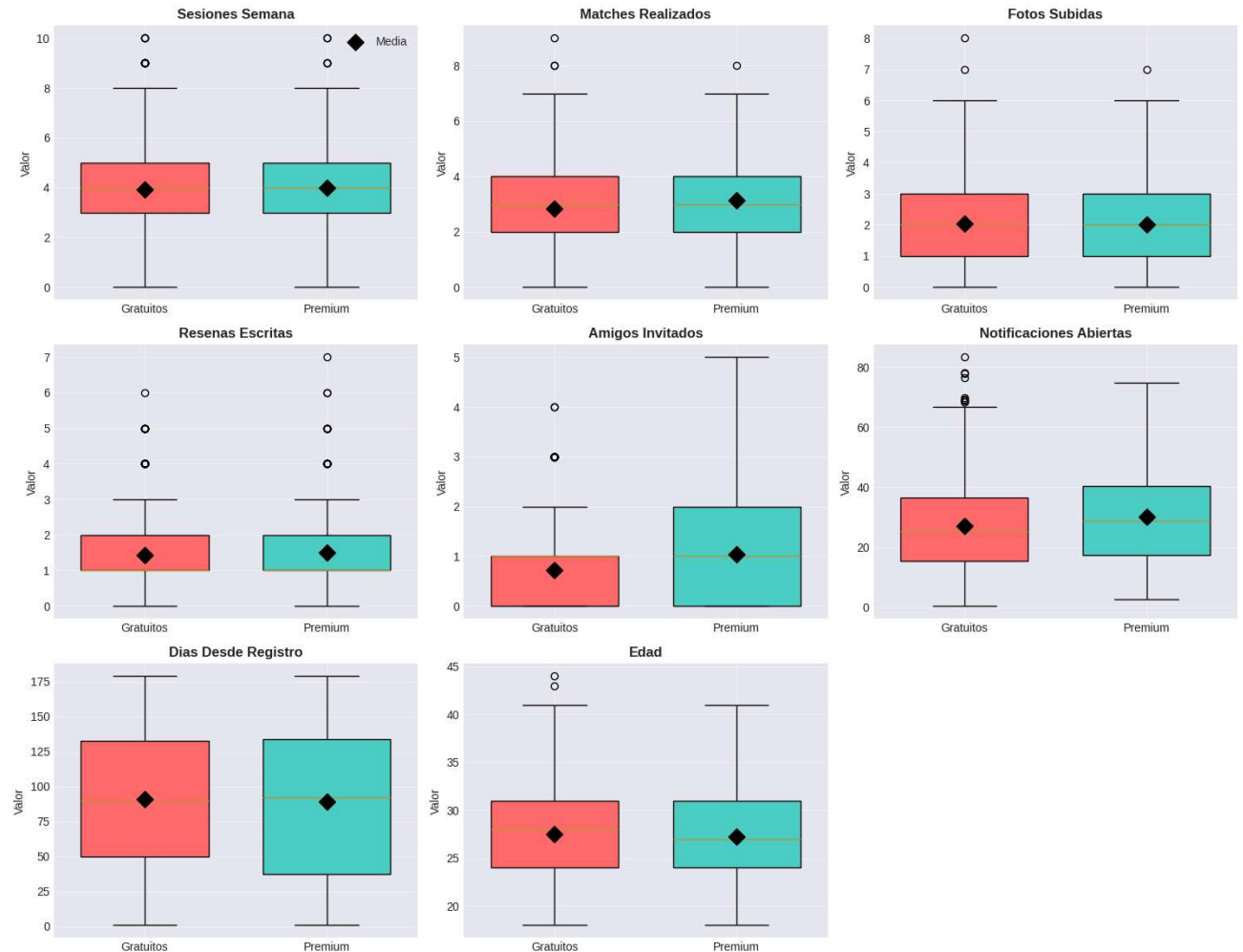
plt.suptitle('Distribución de Variables por Tipo de Usuario', fontsize=16, fontweight='bold', y=1.02)
plt.tight_layout()
plt.show()
```

ANÁLISIS EXPLORATORIO DE VARIABLES

Comparación de medias: Premium vs Gratuitos

amigos_invitados	Gratuitos: 0.72	Premium: 1.04	Dif: +44.6%
notificaciones_abiertas	Gratuitos: 27.16	Premium: 30.26	Dif: +11.4%
matches_realizados	Gratuitos: 2.85	Premium: 3.13	Dif: +9.9%
resenas_escritas	Gratuitos: 1.43	Premium: 1.50	Dif: +5.0%
sesiones_semana	Gratuitos: 3.90	Premium: 3.98	Dif: +1.9%
fotos_subidas	Gratuitos: 2.04	Premium: 2.02	Dif: -0.8%
edad	Gratuitos: 27.54	Premium: 27.23	Dif: -1.1%
dias_desde_registro	Gratuitos: 90.83	Premium: 89.25	Dif: -1.7%

Distribución de Variables por Tipo de Usuario



```
# =====
# 4. ANÁLISIS DE CORRELACIÓN
# =====

print("\n" + "="*60)
print("📊 ANÁLISIS DE CORRELACIÓN")
print("="*60)

# Matriz de correlación
correlation_matrix = df.corr()

# Correlación con conversion_premium
correlations_with_target = correlation_matrix['conversion_premium'].sort_values(ascending=False)
```

```

print("\n🔗 Correlación con conversión a premium:")
print("-"*40)

for var, corr in correlations_with_target.items():
    if var != 'conversion_premium':
        strength = "Fuerte" if abs(corr) > 0.3 else "Moderada" if abs(corr) > 0.2 else "Débil"
        emoji = "🔥" if abs(corr) > 0.3 else "⚡" if abs(corr) > 0.2 else "💡"
        print(f"{emoji} {var:<25} | r = {corr:>+6.3f} | {strength}")

# Visualización de matriz de correlación
plt.figure(figsize=(10, 8))
mask = np.triu(np.ones_like(correlation_matrix), k=1)
sns.heatmap(correlation_matrix, annot=True, fmt='.2f', cmap='RdBu_r',
            center=0, vmin=-1, vmax=1, mask=mask,
            square=True, linewidths=1, cbar_kws={"shrink": 0.8})
plt.title('Matriz de Correlación - Variables FoodieMatch', fontsize=14, fontweight='bold', pad=20)
plt.tight_layout()
plt.show()

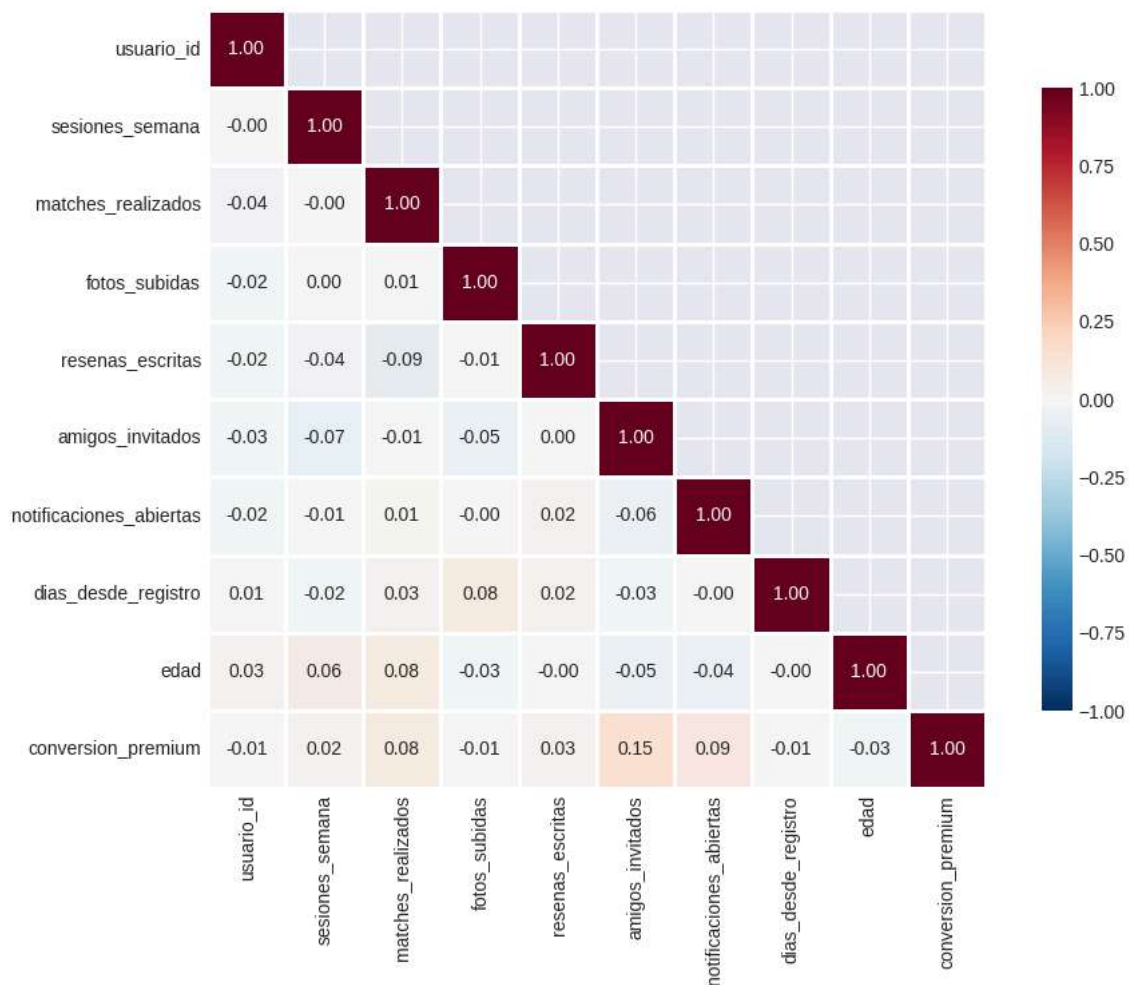
```

ANÁLISIS DE CORRELACIÓN

🔗 Correlación con conversión a premium:

🔥 amigos_invitados	r = +0.153	Débil
💡 notificaciones_abiertas	r = +0.087	Débil
💡 matches_realizados	r = +0.077	Débil
💡 resenas_escritas	r = +0.025	Débil
💡 sesiones_semana	r = +0.016	Débil
💡 fotos_subidas	r = -0.005	Débil
💡 usuario_id	r = -0.008	Débil
💡 dias_desde_registro	r = -0.013	Débil
💡 edad	r = -0.027	Débil

Matriz de Correlación - Variables FoodieMatch



```

# =====
# 5. MODELADO PREDICTIVO
# =====

print("\n" + "="*60)

```

```
print("🚀 MODELADO PREDICTIVO")
print("="*60)

# Preparar datos
X = df.drop(['conversion_premium', 'usuario_id'], axis=1)
y = df['conversion_premium']

# División de datos
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3, random_state=42, stratify=y)

# Escalado
scaler = StandardScaler()
X_train_scaled = scaler.fit_transform(X_train)
X_test_scaled = scaler.transform(X_test)

print(f"\n🚀 División de datos:")
print(f"    • Entrenamiento: {len(X_train)} usuarios ({len(X_train)/len(df)*100:.1f}%)")
print(f"    • Prueba: {len(X_test)} usuarios ({len(X_test)/len(df)*100:.1f}%)")
```

```
=====
🚀 MODELADO PREDICTIVO
=====

🚀 División de datos:
    • Entrenamiento: 700 usuarios (70.0%)
    • Prueba: 300 usuarios (30.0%)
```

```
# =====
# 5.1 REGRESIÓN LOGÍSTICA
# =====

print("\n🚀 Modelo 1: Regresión Logística")
print("-"*40)

# Entrenar modelo
log_reg = LogisticRegression(random_state=42, max_iter=1000)
log_reg.fit(X_train_scaled, y_train)

# Predicciones
y_pred_log = log_reg.predict(X_test_scaled)
y_pred_proba_log = log_reg.predict_proba(X_test_scaled)[:, 1]

# Métricas
log_accuracy = log_reg.score(X_test_scaled, y_test)
log_auc = roc_auc_score(y_test, y_pred_proba_log)

print(f"✅ Precisión: {log_accuracy:.3f}")
print(f"✅ AUC-ROC: {log_auc:.3f}")

# Cross-validation
cv_scores_log = cross_val_score(log_reg, X_train_scaled, y_train, cv=5, scoring='roc_auc')
print(f"✅ AUC promedio (CV): {cv_scores_log.mean():.3f} ± {cv_scores_log.std():.3f}")

# Importancia de variables (coeficientes)
feature_importance_log = pd.DataFrame({
    'Variable': X.columns,
    'Coeficiente': log_reg.coef_[0],
    'Abs_Coef': np.abs(log_reg.coef_[0])
}).sort_values('Abs_Coef', ascending=False)

print("\n🚀 Top 5 variables más importantes (Reg. Logística):")
for idx, row in feature_importance_log.head().iterrows():
    impact = "positivo" if row['Coeficiente'] > 0 else "negativo"
    print(f"    {idx+1}. {row['Variable'][:25]} | Coef: {row['Coeficiente']:+6.3f} ({impact})")
```

```
🚀 Modelo 1: Regresión Logística
-----
✅ Precisión: 0.747
✅ AUC-ROC: 0.528
✅ AUC promedio (CV): 0.644 ± 0.054

🚀 Top 5 variables más importantes (Reg. Logística):
5. amigos_invitados | Coef: +0.480 (positivo)
2. matches_realizados | Coef: +0.225 (positivo)
6. notificaciones_abiertas | Coef: +0.185 (positivo)
7. días_desde_registro | Coef: -0.130 (negativo)
8. edad | Coef: -0.101 (negativo)
```

```
# =====
# 5.2 RANDOM FOREST
# =====
```

```

print("\n 🌲 Modelo 2: Random Forest")
print("-"*40)

# Entrenar modelo
rf = RandomForestClassifier(n_estimators=100, random_state=42, max_depth=5)
rf.fit(X_train, y_train)

# Predicciones
y_pred_rf = rf.predict(X_test)
y_pred_proba_rf = rf.predict_proba(X_test)[: , 1]

# Métricas
rf_accuracy = rf.score(X_test, y_test)
rf_auc = roc_auc_score(y_test, y_pred_proba_rf)

print(f"✅ Precisión: {rf_accuracy:.3f}")
print(f"✅ AUC-ROC: {rf_auc:.3f}")

# Cross-validation
cv_scores_rf = cross_val_score(rf, X_train, y_train, cv=5, scoring='roc_auc')
print(f"✅ AUC promedio (CV): {cv_scores_rf.mean():.3f} ± {cv_scores_rf.std():.3f}")

# Importancia de variables
feature_importance_rf = pd.DataFrame({
    'Variable': X.columns,
    'Importancia': rf.feature_importances_
}).sort_values('Importancia', ascending=False)

print("\n 🏆 Top 5 variables más importantes (Random Forest):")
for idx, row in feature_importance_rf.head().iterrows():
    print(f"    {idx+1}. {row['Variable'][:25]} | Importancia: {row['Importancia']:.3f}")

```

🌲 Modelo 2: Random Forest

✅ Precisión: 0.750
 ✅ AUC-ROC: 0.508
 ✅ AUC promedio (CV): 0.634 ± 0.048

🏆 Top 5 variables más importantes (Random Forest):

7. días_desde_registro	Importancia: 0.232
6. notificaciones_abiertas	Importancia: 0.189
5. amigos_invitados	Importancia: 0.152
8. edad	Importancia: 0.106
2. matches_realizados	Importancia: 0.099

```

# =====
# 6. VISUALIZACIÓN DE RESULTADOS
# =====

fig, axes = plt.subplots(2, 3, figsize=(15, 10))

# 6.1 Importancia de variables - Comparación
ax1 = axes[0, 0]
x_pos = np.arange(len(feature_importance_log))
ax1.barh(x_pos, feature_importance_log['Abs_Coef'].values, color='#4ECDC4', edgecolor='black')
ax1.set_yticks(x_pos)
ax1.set_yticklabels(feature_importance_log['Variable'].values)
ax1.set_xlabel('|Coeficiente|', fontweight='bold')
ax1.set_title('Importancia - Regresión Logística', fontweight='bold')
ax1.invert_yaxis()

ax2 = axes[0, 1]
x_pos = np.arange(len(feature_importance_rf))
ax2.barh(x_pos, feature_importance_rf['Importancia'].values, color='#FF6B6B', edgecolor='black')
ax2.set_yticks(x_pos)
ax2.set_yticklabels(feature_importance_rf['Variable'].values)
ax2.set_xlabel('Importancia', fontweight='bold')
ax2.set_title('Importancia - Random Forest', fontweight='bold')
ax2.invert_yaxis()

# 6.2 Matriz de confusión - Regresión Logística
ax3 = axes[0, 2]
cm_log = confusion_matrix(y_test, y_pred_log)
sns.heatmap(cm_log, annot=True, fmt='d', cmap='Blues', ax=ax3, cbar=False,
            xticklabels=['Gratuito', 'Premium'], yticklabels=['Gratuito', 'Premium'])
ax3.set_title(f'Matriz de Confusión - Log Reg\n(Acc: {log_accuracy:.3f})', fontweight='bold')
ax3.set_ylabel('Real', fontweight='bold')
ax3.set_xlabel('Predicho', fontweight='bold')

# 6.3 Matriz de confusión - Random Forest

```



```

ax4 = axes[1, 0]
cm_rf = confusion_matrix(y_test, y_pred_rf)
sns.heatmap(cm_rf, annot=True, fmt='d', cmap='Greens', ax=ax4, cbar=False,
             xticklabels=['Gratuito', 'Premium'], yticklabels=['Gratuito', 'Premium'])
ax4.set_title(f'Matriz de Confusión - Random Forest\n(Acc: {rf_accuracy:.3f})', fontweight='bold')
ax4.set_ylabel('Real', fontweight='bold')
ax4.set_xlabel('Predicho', fontweight='bold')

# 6.4 Curva ROC
ax5 = axes[1, 1]
fpr_log, tpr_log, _ = roc_curve(y_test, y_pred_proba_log)
fpr_rf, tpr_rf, _ = roc_curve(y_test, y_pred_proba_rf)
ax5.plot(fpr_log, tpr_log, label=f'Reg. Logística (AUC={log_auc:.3f})', linewidth=2, color='#4ECDC4')
ax5.plot(fpr_rf, tpr_rf, label=f'Random Forest (AUC={rf_auc:.3f})', linewidth=2, color='#FF6B6B')
ax5.plot([0, 1], [0, 1], 'k--', linewidth=1, alpha=0.5)
ax5.set_xlabel('Tasa de Falsos Positivos', fontweight='bold')
ax5.set_ylabel('Tasa de Verdaderos Positivos', fontweight='bold')
ax5.set_title('Curvas ROC - Comparación de Modelos', fontweight='bold')
ax5.legend(loc='lower right')
ax5.grid(True, alpha=0.3)

# 6.5 Comparación de métricas
ax6 = axes[1, 2]
metrics_comparison = pd.DataFrame({
    'Modelo': ['Reg. Logística', 'Random Forest'],
    'Precisión': [log_accuracy, rf_accuracy],
    'AUC-ROC': [log_auc, rf_auc],
    'CV-AUC': [cv_scores_log.mean(), cv_scores_rf.mean()]
})

x = np.arange(len(metrics_comparison))
width = 0.25

bars1 = ax6.bar(x - width, metrics_comparison['Precisión'], width, label='Precisión', color='#4ECDC4')
bars2 = ax6.bar(x, metrics_comparison['AUC-ROC'], width, label='AUC-ROC', color='#FF6B6B')
bars3 = ax6.bar(x + width, metrics_comparison['CV-AUC'], width, label='CV-AUC', color='#95E77E')

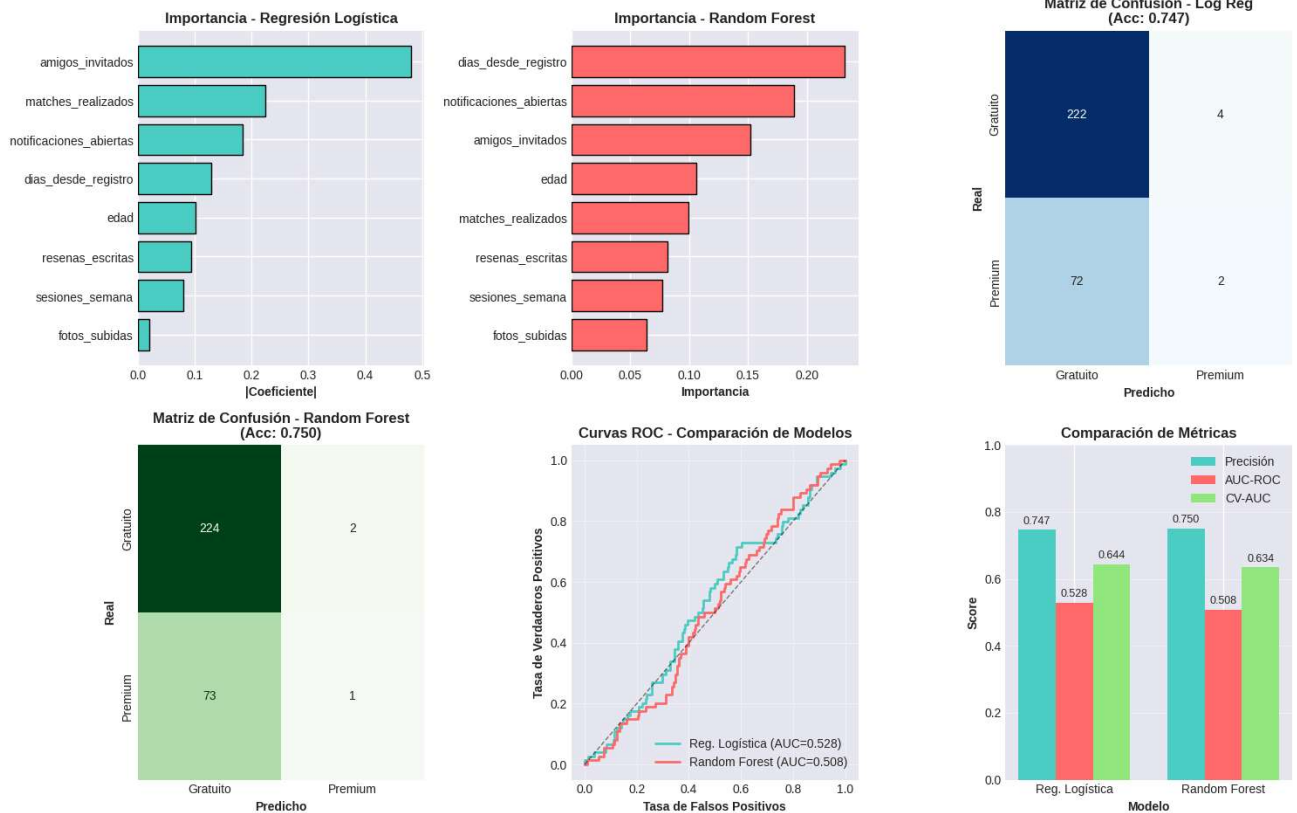
ax6.set_xlabel('Modelo', fontweight='bold')
ax6.set_ylabel('Score', fontweight='bold')
ax6.set_title('Comparación de Métricas', fontweight='bold')
ax6.set_xticks(x)
ax6.set_xticklabels(metrics_comparison['Modelo'])
ax6.legend()
ax6.set_ylim([0, 1])
ax6.grid(True, alpha=0.3, axis='y')

# Agregar valores en las barras
for bars in [bars1, bars2, bars3]:
    for bar in bars:
        height = bar.get_height()
        ax6.text(bar.get_x() + bar.get_width()/2., height + 0.01,
                 f'{height:.3f}', ha='center', va='bottom', fontsize=9)

plt.suptitle('Dashboard de Resultados - Modelos Predictivos', fontsize=16, fontweight='bold', y=1.02)
plt.tight_layout()
plt.show()

```

Dashboard de Resultados - Modelos Predictivos



```
# =====
# 7. SEGMENTACIÓN DE USUARIOS
# =====

print("\n" + "="*60)
print("🎯 SEGMENTACIÓN DE USUARIOS PARA GROWTH HACKING")
print("="*60)

# Calcular probabilidades de conversión para todos los usuarios
df['prob_conversion'] = rf.predict_proba(X[:, 1])

# Crear segmentos basados en probabilidad
df['segmento'] = pd.cut(df['prob_conversion'],
                        bins=[0, 0.25, 0.5, 0.75, 1.0],
                        labels=['Bajo Potencial', 'Potencial Moderado',
                              'Alto Potencial', 'Muy Alto Potencial'])

print("\n📊 Distribución de usuarios por segmento:")
print("-"*40)
segmento_counts = df['segmento'].value_counts().sort_index()
for segmento, count in segmento_counts.items():
    pct = count/len(df)*100
    print(f"  {segmento:<20} | {count:>4} usuarios ({pct:>5.1f}%)")

# Características por segmento
print("\n🔍 Características promedio por segmento:")
print("-"*50)

key_features = ['sesiones_semana', 'matches_realizados', 'fotos_subidas', 'notificaciones_abiertas']
segmento_profiles = df.groupby('segmento')[key_features].mean()

for segmento in segmento_profiles.index:
    print(f"\n{segmento}:")
    for feature in key_features:
        val = segmento_profiles.loc[segmento, feature]
```

```
print(f"    • {feature:<25}: {val:.2f}")

# Visualización de segmentos
fig, axes = plt.subplots(1, 2, figsize=(14, 5))

# Distribución de segmentos
ax1 = axes[0]
colors_seg = ['#FF6B6B', '#FFA07A', '#FFD700', '#4ECDC4']
wedges, texts, autotexts = ax1.pie(segmento_counts.values, labels=segmento_counts.index,
                                   colors=colors_seg, autopct='%1.1f%%', startangle=90,
                                   wedgeprops={'edgecolor': 'black', 'linewidth': 2})

for autotext in autotexts:
    autotext.set_color('white')
    autotext.set_fontweight('bold')
ax1.set_title('Segmentación de Usuarios por Potencial de Conversión', fontweight='bold', fontsize=12)

# Características por segmento (radar chart simplificado)
ax2 = axes[1]
segmento_profiles_norm = segmento_profiles / segmento_profiles.max()
segmento_profiles_norm.T.plot(kind='bar', ax=ax2, color=colors_seg, edgecolor='black')
ax2.set_title('Perfil de Características por Segmento (Normalizado)', fontweight='bold', fontsize=12)
ax2.set_xlabel('Características', fontweight='bold')
ax2.set_ylabel('Valor Normalizado', fontweight='bold')
ax2.legend(title='Segmento', bbox_to_anchor=(1.05, 1), loc='upper left')
ax2.set_xticklabels(ax2.get_xticklabels(), rotation=45, ha='right')
ax2.grid(True, alpha=0.3)

plt.tight_layout()
plt.show()
```

SEGMENTACIÓN DE USUARIOS PARA GROWTH HACKING

Distribución de usuarios por segmento:

Bajo Potencial	644 usuarios (64.4%)
Potencial Moderado	334 usuarios (33.4%)
Alto Potencial	22 usuarios (2.2%)
Muy Alto Potencial	0 usuarios (0.0%)

Características promedio por segmento:

Bajo Potencial:

- sesiones_semana : 3.90
- matches_realizados : 2.74
- fotos_subidas : 2.07
- notificaciones_abiertas : 25.19

Potencial Moderado:

- sesiones_semana : 3.97
- matches_realizados : 3.22
- fotos_subidas : 1.98
- notificaciones_abiertas : 33.38

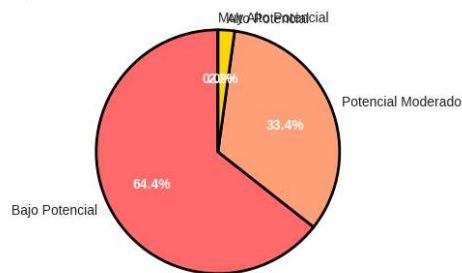
Alto Potencial:

- sesiones_semana : 3.91
- matches_realizados : 3.50
- fotos_subidas : 1.91
- notificaciones_abiertas : 25.34

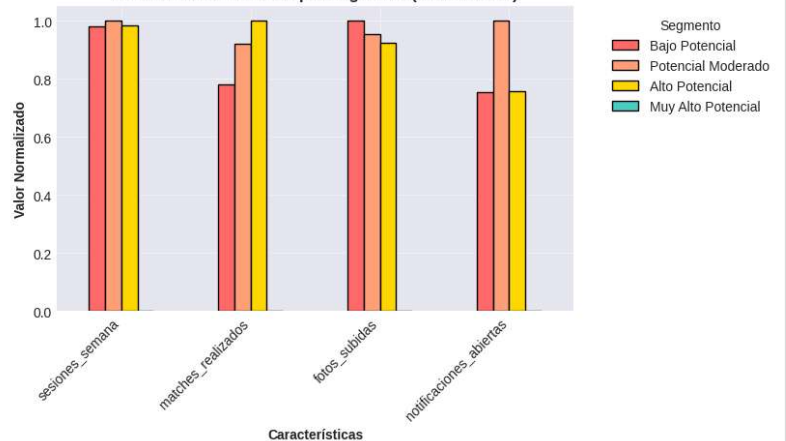
Muy Alto Potencial:

- sesiones_semana : nan
- matches_realizados : nan
- fotos_subidas : nan
- notificaciones_abiertas : nan

Segmentación de Usuarios por Potencial de Conversión



Perfil de Características por Segmento (Normalizado)



```
# =====
# 8. RECOMENDACIONES DE GROWTH HACKING
# =====

print("\n" + "="*60)
print("💡 RECOMENDACIONES DE GROWTH HACKING")
print("="*60)

print("\n🔍 INSIGHTS CLAVE DESCUBIERTOS:")
print("-"*40)

# Identificar las top 3 variables más importantes
top_features = feature_importance_rf.head(3)

print("\n📌 FACTORES CRÍTICOS DE CONVERSIÓN:")
for idx, row in top_features.iterrows():
    feature = row['Variable']
    importance = row['Importancia']
    mean_diff = comparison_df[comparison_df['Variable'] == feature]['Diferencia %'].values[0]

    print(f"\n🔥 {feature.replace('_', ' ').title()}:")
    print(f"    • Importancia: {importance:.1%}")
```

```
print(f"      • Usuarios Premium tienen {abs(mean_diff):.0f}% {'más' if mean_diff > 0 else 'menos'} que Gratuitos")

print("\n🔍 ESTRATEGIAS RECOMENDADAS CON PRESUPUESTO $10,000:")
print("-"*40)

# Estrategias basadas en los insights
strategies = []

# Analizar variable más importante
top_var = top_features.iloc[0]['Variable']
if top_var == 'matches_realizados':
    strategies.append({
        'estrategia': 'Campaña de Matching Acelerado',
        'presupuesto': 3000,
        'descripcion': 'Eventos presenciales de speed-dining y mejora del algoritmo de matching',
        'roi_esperado': '250%'
    })
elif top_var == 'fotos_subidas':
    strategies.append({
        'estrategia': 'Concurso de Fotografía Gastronómica',
        'presupuesto': 2500,
        'descripcion': 'Premios para las mejores fotos y partnerships con restaurantes',
        'roi_esperado': '200%'
    })
elif top_var == 'sesiones_semana':
    strategies.append({
        'estrategia': 'Programa de Engagement Diario',
        'presupuesto': 3500,
        'descripcion': 'Notificaciones personalizadas y daily challenges gastronómicos',
        'roi_esperado': '180%'
    })

# Estrategias adicionales basadas en segmentación
strategies.extend([
```