paez_ramirez_jean_carlos_KNN

March 11, 2025

```
[1]: ### Importación de librerías y configuración inicial
     # Librerías básicas
     import pandas as pd
     import numpy as np
     # Librerías de visualización
     import matplotlib.pyplot as plt
     import seaborn as sns
     # Librerías de scikit-learn
     from sklearn.preprocessing import StandardScaler
     from sklearn.model_selection import (
         train_test_split,
         GridSearchCV,
         cross_val_score
     )
     from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
     from sklearn.metrics import (
         accuracy_score,
         classification_report,
         confusion_matrix,
         roc_curve,
         auc,
        precision_recall_curve
     )
     # Librería para manejo de desbalance de clases
     from imblearn.over_sampling import SMOTE
     # Configuración de warnings
     import warnings
     warnings.filterwarnings('ignore')
     # Configuración de visualización (versión corregida)
     plt.style.use('default') # Usando estilo default en lugar de seaborn
     sns.set_theme() # Configuración básica de seaborn
```

```
# Configuración adicional de matplotlib
plt.rcParams.update({
    'figure.figsize': (10, 6),
    'axes.grid': True,
    'figure.autolayout': True,
    'font.size': 10,
    'axes.labelsize': 12,
    'axes.titlesize': 14
})

# Configuración para reproducibilidad
RANDOM_STATE = 42
np.random.seed(RANDOM_STATE)
```

0.1 Cargar los Datos

```
[2]: def load_and_check_data(file_paths):
         Carqa y realiza verificaciones iniciales de los datos
         for path in file_paths:
             try:
                 df = pd.read_csv(path)
                 print(f"Dataset cargado exitosamente desde: {path}")
                 # Verificación inicial de datos
                 print("\nInformación básica del dataset:")
                 print(df.info())
                 # Verificar valores faltantes
                 missing_values = df.isnull().sum()
                 print("\nValores faltantes por columna:")
                 print(missing_values[missing_values > 0])
                 # Verificar tipos de datos
                 print("\nTipos de datos:")
                 print(df.dtypes)
                 return df
             except FileNotFoundError:
                 continue
         raise FileNotFoundError("No se pudo encontrar el archivo en ninguna de las⊔
      ⇔rutas especificadas")
```

```
# Uso de la función
file_paths = [
    "../data/WA_Fn-UseC_-Telco-Customer-Churn.csv",
    "data/WA_Fn-UseC_-Telco-Customer-Churn.csv"
]
df = load_and_check_data(file_paths)
```

 ${\tt Dataset\ cargado\ exitosamente\ desde:\ .../data/WA_Fn-UseC_-Telco-Customer-Churn.csv}$

Información básica del dataset:

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'> RangeIndex: 7043 entries, 0 to 7042

Data columns (total 21 columns): Column Non-Null Count Dtype

0	customerID	7043 non-null	object			
1	gender	7043 non-null	object			
2	SeniorCitizen	7043 non-null	int64			
3	Partner	7043 non-null	object			
4	Dependents	7043 non-null	object			
5	tenure	7043 non-null	int64			
6	PhoneService	7043 non-null	object			
7	MultipleLines	7043 non-null	object			
8	InternetService	7043 non-null	object			
9	OnlineSecurity	7043 non-null	object			
10	OnlineBackup	7043 non-null	object			
11	DeviceProtection	7043 non-null	object			
12	TechSupport	7043 non-null	object			
13	StreamingTV	7043 non-null	object			
14	StreamingMovies	7043 non-null	object			
15	Contract	7043 non-null	object			
16	PaperlessBilling	7043 non-null	object			
17	PaymentMethod	7043 non-null	object			
18	MonthlyCharges	7043 non-null	float64			
19	TotalCharges	7043 non-null	object			
20	Churn	7043 non-null	object			
<pre>dtypes: float64(1), int64(2), object(18)</pre>						

memory usage: 1.1+ MB

None

Valores faltantes por columna:

Series([], dtype: int64)

Tipos de datos:

customerID object gender object

```
SeniorCitizen
                       int64
Partner
                      object
Dependents
                      object
tenure
                       int64
PhoneService
                      object
MultipleLines
                      object
InternetService
                      object
OnlineSecurity
                      object
OnlineBackup
                      object
DeviceProtection
                      object
TechSupport
                      object
StreamingTV
                      object
StreamingMovies
                      object
Contract
                      object
PaperlessBilling
                      object
PaymentMethod
                      object
MonthlyCharges
                     float64
TotalCharges
                      object
Churn
                      object
dtype: object
```

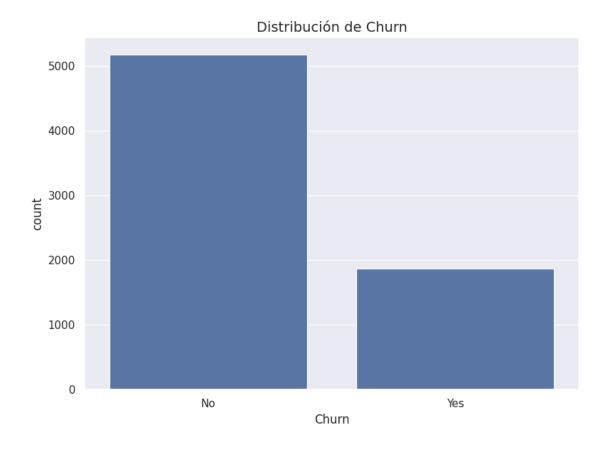
0.2 Análisis Exploratorio de Dato

```
[3]: # Resumen Estadístico:
    print("Resumen Estadístico:")
    print(df.describe())
    print("\n")
```

Resumen Estadístico:

```
SeniorCitizen
                            tenure
                                    MonthlyCharges
                                        7043.000000
         7043.000000
                      7043.000000
count
                         32.371149
                                          64.761692
mean
            0.162147
std
            0.368612
                         24.559481
                                          30.090047
            0.000000
                          0.000000
                                          18.250000
min
25%
            0.000000
                          9.000000
                                          35.500000
50%
            0.000000
                         29.000000
                                          70.350000
75%
            0.000000
                         55.000000
                                          89.850000
            1.000000
                         72.000000
                                         118.750000
max
```

```
[4]: # Distribución de Clases:
plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.countplot(data=df, x='Churn')
plt.title('Distribución de Churn')
plt.show()
```

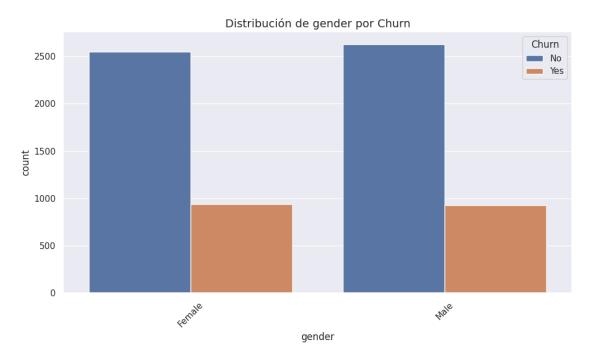


Variables Categóricas:

Distribución de gender: gender

Male 3555 Female 3488

Name: count, dtype: int64

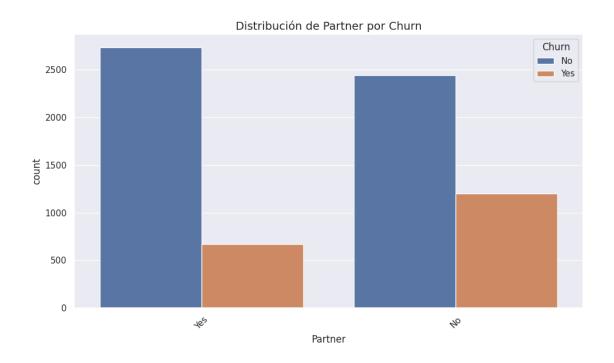


Distribución de Partner:

Partner

No 3641 Yes 3402

Name: count, dtype: int64

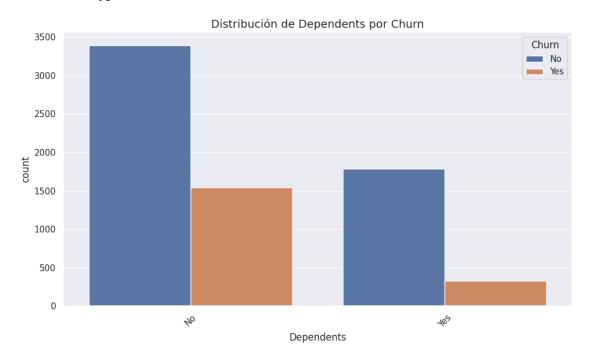


Distribución de Dependents:

Dependents

No 4933 Yes 2110

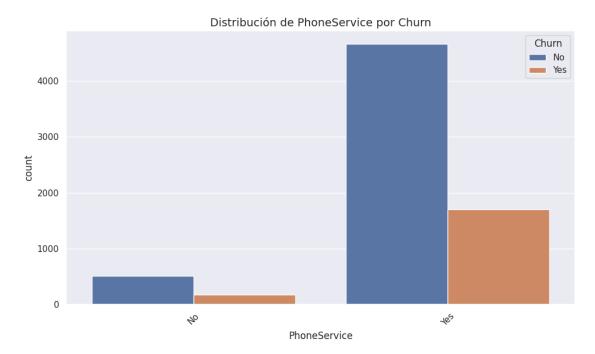
Name: count, dtype: int64



Distribución de PhoneService:

PhoneService Yes 6361 No 682

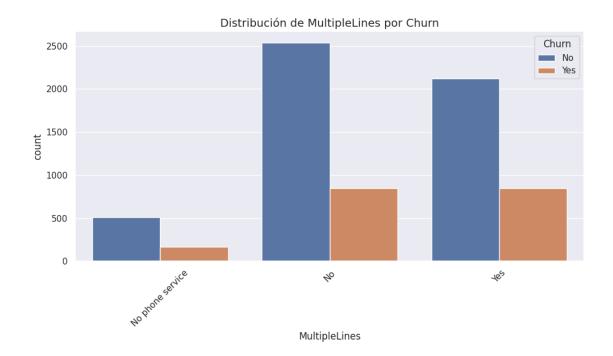
Name: count, dtype: int64



Distribución de MultipleLines:

MultipleLines

No 3390 Yes 2971 No phone service 682 Name: count, dtype: int64

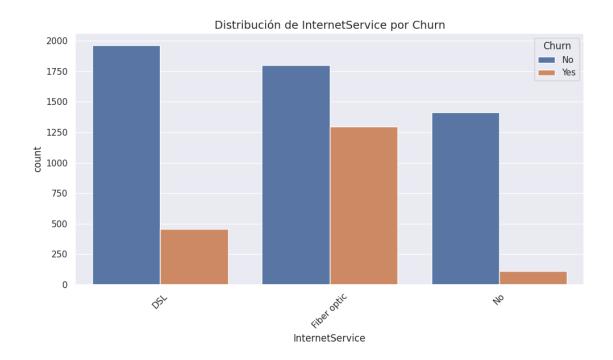


Distribución de InternetService:

 ${\tt InternetService}$

Fiber optic 3096 DSL 2421 No 1526

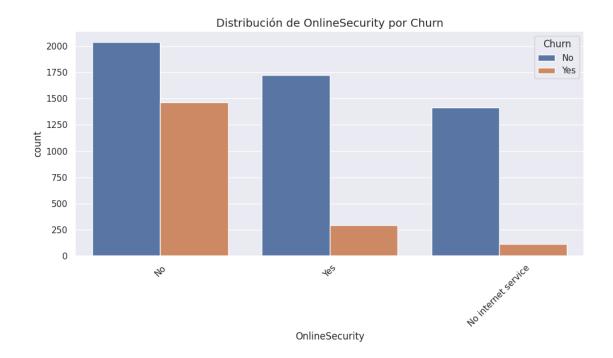
Name: count, dtype: int64



Distribución de OnlineSecurity:

OnlineSecurity

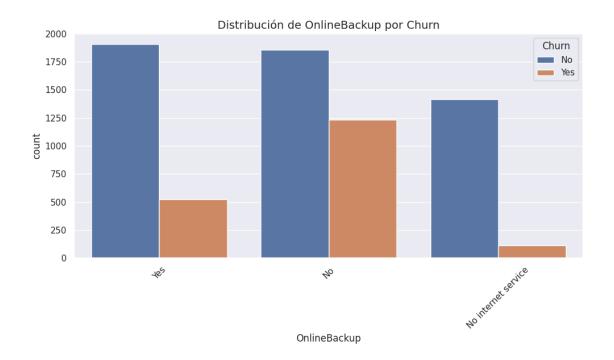
No 3498
Yes 2019
No internet service 1526
Name: count, dtype: int64



Distribución de OnlineBackup:

OnlineBackup

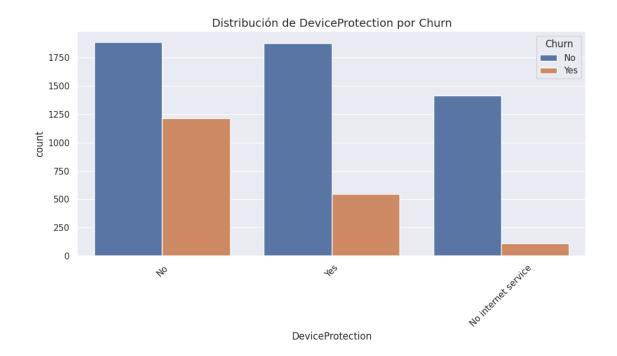
No 3088
Yes 2429
No internet service 1526
Name: count, dtype: int64



Distribución de DeviceProtection:

DeviceProtection

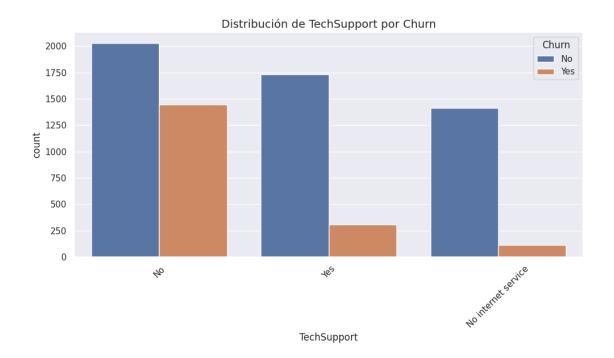
No 3095 Yes 2422 No internet service 1526 Name: count, dtype: int64



Distribución de TechSupport:

TechSupport

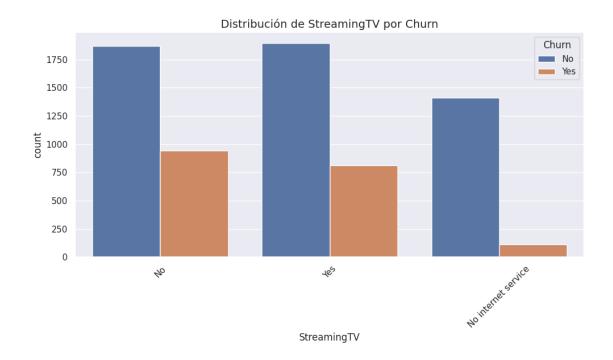
No 3473 Yes 2044 No internet service 1526 Name: count, dtype: int64



Distribución de StreamingTV:

 ${\tt StreamingTV}$

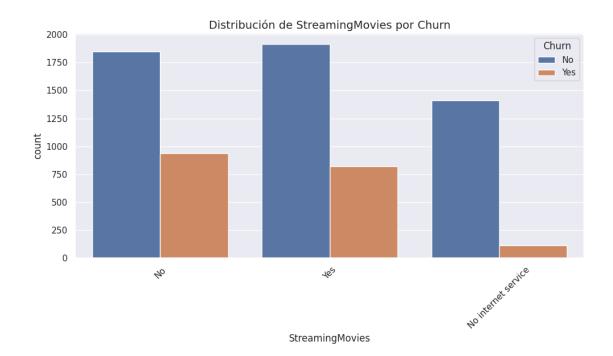
No 2810 Yes 2707 No internet service 1526 Name: count, dtype: int64



Distribución de StreamingMovies:

StreamingMovies

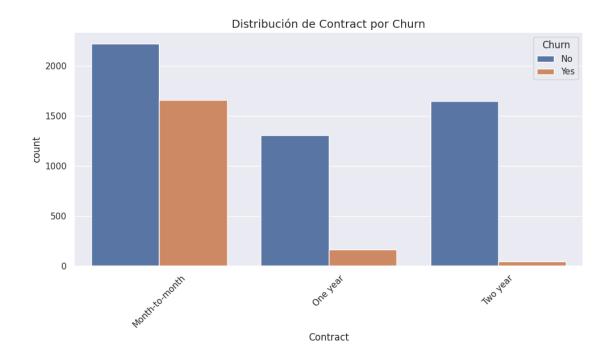
No 2785 Yes 2732 No internet service 1526 Name: count, dtype: int64



Distribución de Contract:

Contract

Month-to-month 3875
Two year 1695
One year 1473
Name: count, dtype: int64

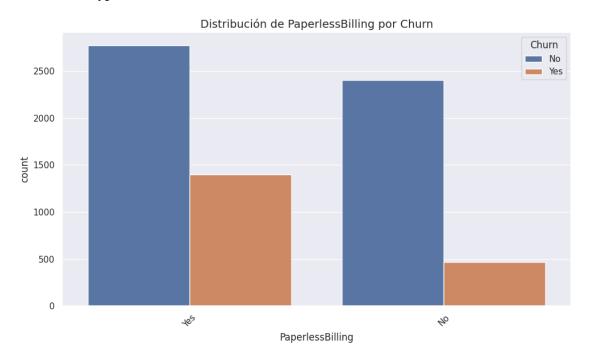


Distribución de PaperlessBilling:

PaperlessBilling

Yes 4171 No 2872

Name: count, dtype: int64

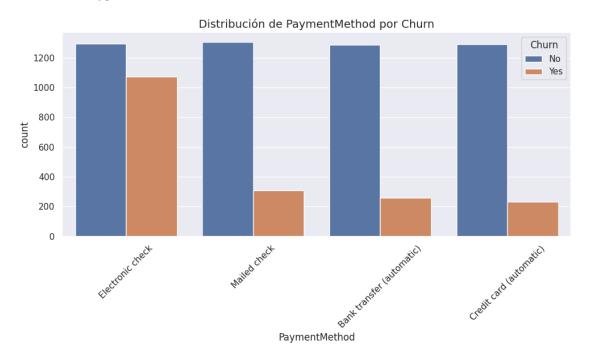


Distribución de PaymentMethod:

PaymentMethod

Electronic check 2365
Mailed check 1612
Bank transfer (automatic) 1544
Credit card (automatic) 1522

Name: count, dtype: int64

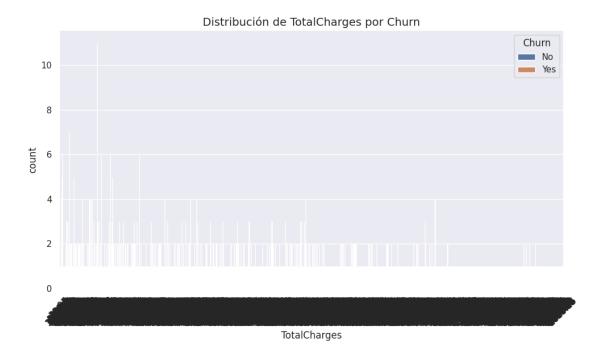


Distribución de TotalCharges:

TotalCharges

	11
20.2	11
19.75	9
20.05	8
19.9	8
130.15	1
3211.9	1
7843.55	1
2196.3	1
197.4	1

Name: count, Length: 6531, dtype: int64

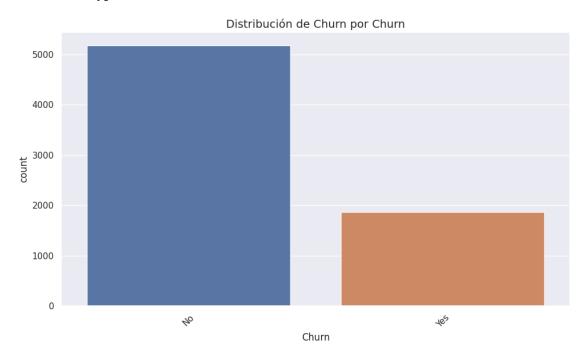


Distribución de Churn:

Churn

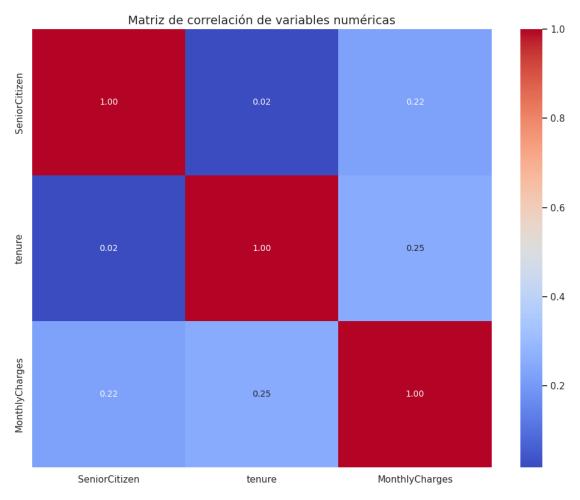
No 5174 Yes 1869

Name: count, dtype: int64



```
[6]: # Correlación entre Variables Numéricas:
    numeric_columns = df.select_dtypes(include=['float64', 'int64']).columns
    corr_matrix = df[numeric_columns].corr()

plt.figure(figsize=(10, 8))
    sns.heatmap(corr_matrix, annot=True, cmap="coolwarm", fmt='.2f')
    plt.title("Matriz de correlación de variables numéricas")
    plt.tight_layout()
    plt.show()
```

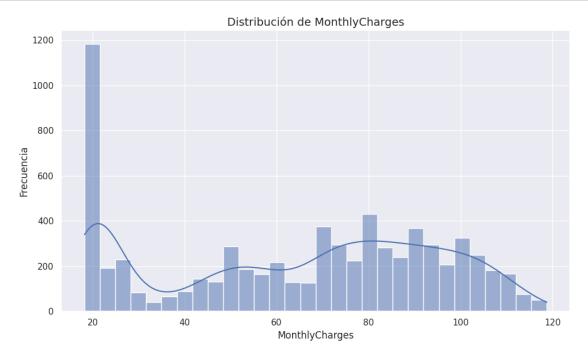


```
[7]: # Histograma de Ingresos:
plt.figure(figsize=(10, 6))
sns.histplot(data=df, x='MonthlyCharges', bins=30, kde=True)
plt.title('Distribución de MonthlyCharges')
plt.xlabel('MonthlyCharges')
```

```
plt.ylabel('Frecuencia')
plt.show()

# Información adicional sobre el dataset
print("\nInformación del Dataset:")
print(df.info())

# Valores faltantes
print("\nValores faltantes por columna:")
print(df.isnull().sum())
```



Información del Dataset:

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 7043 entries, 0 to 7042
Data columns (total 21 columns):

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	customerID	7043 non-null	object
1	gender	7043 non-null	object
2	SeniorCitizen	7043 non-null	int64
3	Partner	7043 non-null	object
4	Dependents	7043 non-null	object
5	tenure	7043 non-null	int64
6	PhoneService	7043 non-null	object
7	MultipleLines	7043 non-null	object

```
8
    InternetService
                      7043 non-null
                                      object
9
                                      object
    OnlineSecurity
                      7043 non-null
10
   OnlineBackup
                      7043 non-null
                                      object
11 DeviceProtection
                      7043 non-null
                                      object
12 TechSupport
                                      object
                      7043 non-null
   StreamingTV
                      7043 non-null
                                      object
   StreamingMovies
                      7043 non-null
                                      object
   Contract
                      7043 non-null
                                      object
16 PaperlessBilling
                      7043 non-null
                                      object
   PaymentMethod
17
                      7043 non-null
                                      object
   MonthlyCharges
                                      float64
18
                      7043 non-null
19
   TotalCharges
                      7043 non-null
                                      object
20 Churn
                      7043 non-null
                                      object
```

dtypes: float64(1), int64(2), object(18)

memory usage: 1.1+ MB

None

Valores faltantes por columna:

customerID gender 0 SeniorCitizen 0 0 Partner Dependents 0 tenure 0 PhoneService 0 0 MultipleLines InternetService 0 OnlineSecurity 0 OnlineBackup 0 DeviceProtection 0 TechSupport 0 StreamingTV0 StreamingMovies 0 Contract 0 PaperlessBilling 0 PaymentMethod 0 MonthlyCharges 0 TotalCharges 0 Churn 0 dtype: int64

Preparación de Datos

0.3.1 Normalización.

Normalicé las columnas numéricas (tenure, MonthlyCharges, y TotalCharges) utilizando Standard-Scaler de scikit-learn, que estandariza los datos para que tengan una media de 0 y una desviación estándar de 1.

Justificación:

- Usé StandardScaler porque KNN es sensible a las escalas de las variables.
- Rellené valores faltantes en TotalCharges con la mediana para evitar problemas durante la normalización.
- Solo normalicé las columnas numéricas, ya que las categóricas serán codificadas más adelante.

```
[8]: ## Normalización:
    from sklearn.preprocessing import StandardScaler

# Convertir 'TotalCharges' a numérico (puede contener valores no numéricos)
    df['TotalCharges'] = pd.to_numeric(df['TotalCharges'], errors='coerce')

# Rellenar valores faltantes en 'TotalCharges' con la mediana
    df['TotalCharges'] = df['TotalCharges'].fillna(df['TotalCharges'].median())

# Seleccionar columnas numéricas para normalizar
    numeric_columns = ['tenure', 'MonthlyCharges', 'TotalCharges']

# Crear un objeto StandardScaler
    scaler = StandardScaler()

# Normalizar las columnas numéricas
    df[numeric_columns] = scaler.fit_transform(df[numeric_columns])

print("Datos normalizados:")
    print(df[numeric_columns].head())
```

Datos normalizados:

```
tenure MonthlyCharges TotalCharges
0 -1.277445
                 -1.160323
                               -0.994242
1 0.066327
                 -0.259629
                               -0.173244
2 -1.236724
                 -0.362660
                               -0.959674
                 -0.746535
3 0.514251
                               -0.194766
4 -1.236724
                  0.197365
                               -0.940470
```

0.3.2 División de Datos en Entrenamiento y Prueba

Dividí los datos en conjuntos de entrenamiento y prueba para evaluar el rendimiento del modelo. Usaré un 80% de los datos para entrenamiento y un 20% para prueba.

Justificación:

- Usé train_test_split para dividir los datos de manera aleatoria.
- Codifiqué las variables categóricas con pd.get_dummies para que sean compatibles con el modelo.
- La proporción 80/20 es estándar para garantizar un buen balance entre entrenamiento y evaluación.

```
Tamaño del conjunto de entrenamiento: (5634, 30)
Tamaño del conjunto de prueba: (1409, 30)
```

0.4 Implementación de KNN

0.4.1 Importar Biblioteca

0.4.2 Entrenamiento del Modelo

Entrenaré el modelo KNN con un número inicial de vecinos (n neighbors=5).

```
[11]: from sklearn.model_selection import cross_val_score, GridSearchCV

# Crear el modelo KNN
knn = KNeighborsClassifier()

# Definir el rango de vecinos a probar
param_grid = {'n_neighbors': range(1, 21)}

# Usar GridSearchCV para encontrar el mejor número de vecinos
grid_search = GridSearchCV(knn, param_grid, cv=5, scoring='accuracy')
grid_search.fit(X_train, y_train)
```

```
# Mejor número de vecinos
best_k = grid_search.best_params_['n_neighbors']
print(f"Mejor número de vecinos: {best_k}")

# Entrenar el modelo con el mejor número de vecinos
knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=best_k)
knn.fit(X_train, y_train)

# Evaluar el modelo
y_pred = knn.predict(X_test)
accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
print(f"Precisión del modelo con {best_k} vecinos: {accuracy}")
```

```
Mejor número de vecinos: 18
Precisión del modelo con 18 vecinos: 0.8112136266855926
```

0.4.3 Predicción y Evaluación de Precisión

Evaluaré el modelo utilizando el conjunto de prueba y calcularé la precisión. También generaré un informe de clasificación y una matriz de confusión para analizar el rendimiento.

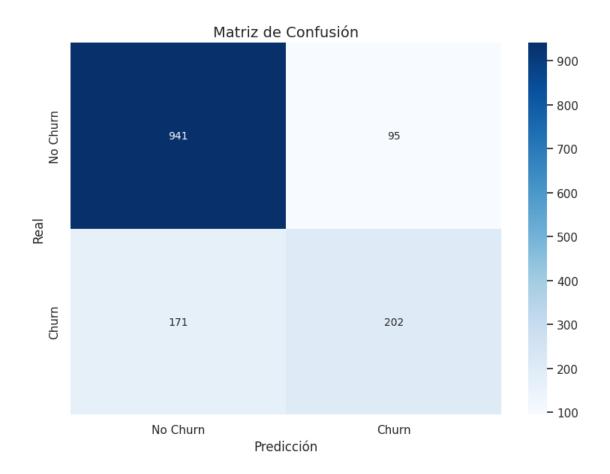
```
[12]: from sklearn.metrics import classification_report, confusion_matrix,
      ⇔accuracy_score
      import seaborn as sns
      import matplotlib.pyplot as plt
      # Realizar predicciones
      y_pred = knn.predict(X_test)
      # Evaluar precisión
      accuracy = accuracy_score(y_test, y_pred)
      print(f"Precisión del modelo: {accuracy:.4f}")
      # Informe de clasificación
      print("\nInforme de clasificación:")
      print(classification_report(y_test, y_pred))
      # Matriz de confusión con visualización
      plt.figure(figsize=(8, 6))
      sns.heatmap(confusion_matrix(y_test, y_pred),
                  annot=True,
                  fmt='d',
                  cmap='Blues',
                  xticklabels=['No Churn', 'Churn'],
                  yticklabels=['No Churn', 'Churn'])
      plt.title("Matriz de Confusión")
      plt.xlabel("Predicción")
```

```
plt.ylabel("Real")
plt.tight_layout()
plt.show()
```

Precisión del modelo: 0.8112

Informe de clasificación:

	precision	recall	f1-score	support
0	0.85	0.91	0.88	1036
1	0.68	0.54	0.60	373
			0.01	4.400
accuracy			0.81	1409
macro avg	0.76	0.72	0.74	1409
weighted avg	0.80	0.81	0.80	1409



0.4.4 Visualización de Precisión para Diferentes Vecinos

Probaré diferentes valores de n_neighbors para encontrar el número óptimo de vecinos.

Justificación:

- Evalué diferentes valores de n_neighbors para encontrar el que maximice la precisión.
- Visualicé los resultados para identificar tendencias y seleccionar el mejor valor.

```
[13]: # Probar diferentes valores de n_neighbors
      accuracies = []
      for k in range(1, 21):
          knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=k)
          knn.fit(X_train, y_train)
          y_pred = knn.predict(X_test)
          accuracies.append(accuracy_score(y_test, y_pred))
      # Visualizar los resultados
      plt.figure(figsize=(10, 6))
      plt.plot(range(1, 21), accuracies, marker='o', label='Precisión')
      plt.axvline(x=best_k, color='r', linestyle='--', label=f'Mejor k = {best_k}')
      plt.title("Precisión vs Número de Vecinos")
      plt.xlabel("Número de Vecinos")
      plt.ylabel("Precisión")
      plt.xticks(range(1, 21))
      plt.legend()
      plt.grid()
      plt.show()
```

