

proyecto2

March 2, 2025

1 Proyecto 2 “House Prices: Advanced Regression Techniques”

1.1 1. Importación de librerías y carga de datos

En esta sección importaremos las librerías necesarias y cargaremos el dataset de entrenamiento y prueba.

```
[37]: import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.preprocessing import StandardScaler, LabelEncoder
import statsmodels.api as sm
from sklearn.linear_model import LinearRegression, Lasso, Ridge
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score

# Para ver las gráficas de matplotlib "inline" en jupyter
%matplotlib inline

# Carga de los datos (modifica la ruta según tu entorno)
train = pd.read_csv('train.csv')
test = pd.read_csv('test.csv') # Opcional, si necesitas el dataset de prueba
    ↪ para algún análisis adicional

# Dimensiones del dataset
print("Dimensiones del dataset de entrenamiento:", train.shape)
train.head()
```

Dimensiones del dataset de entrenamiento: (1460, 81)

```
[37]:   Id  MSSubClass MSZoning  LotFrontage  LotArea Street Alley LotShape \
0    1           60       RL           65.0    8450   Pave   NaN     Reg
1    2           20       RL           80.0    9600   Pave   NaN     Reg
2    3           60       RL           68.0   11250   Pave   NaN    IR1
3    4           70       RL           60.0    9550   Pave   NaN    IR1
4    5           60       RL           84.0   14260   Pave   NaN    IR1

LandContour Utilities  ... PoolArea PoolQC Fence MiscFeature MiscVal MoSold \
```

0	Lvl	AllPub	...	0	NaN	NaN	NaN	0	2
1	Lvl	AllPub	...	0	NaN	NaN	NaN	0	5
2	Lvl	AllPub	...	0	NaN	NaN	NaN	0	9
3	Lvl	AllPub	...	0	NaN	NaN	NaN	0	2
4	Lvl	AllPub	...	0	NaN	NaN	NaN	0	12

	YrSold	SaleType	SaleCondition	SalePrice
0	2008	WD	Normal	208500
1	2007	WD	Normal	181500
2	2008	WD	Normal	223500
3	2006	WD	Abnorml	140000
4	2008	WD	Normal	250000

[5 rows x 81 columns]

1.2 2. Revisión inicial de la estructura de los datos

En esta parte: 1. Observamos el tipo de cada columna (numérica o categórica). 2. Revisamos estadísticas descriptivas básicas de variables numéricas.

```
[ ]: # Información sobre tipos de datos y valores nulos
train.info()

# Descripción estadística de variables numéricas
train.describe()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 1460 entries, 0 to 1459
Data columns (total 81 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   Id                    1460 non-null  int64
1   MSSubClass            1460 non-null  int64
2   MSZoning              1460 non-null  object
3   LotFrontage          1201 non-null  float64
4   LotArea              1460 non-null  int64
5   Street               1460 non-null  object
6   Alley                91 non-null    object
7   LotShape             1460 non-null  object
8   LandContour          1460 non-null  object
9   Utilities            1460 non-null  object
10  LotConfig            1460 non-null  object
11  LandSlope            1460 non-null  object
12  Neighborhood          1460 non-null  object
13  Condition1           1460 non-null  object
14  Condition2           1460 non-null  object
15  BldgType             1460 non-null  object
16  HouseStyle           1460 non-null  object
```

17	OverallQual	1460	non-null	int64
18	OverallCond	1460	non-null	int64
19	YearBuilt	1460	non-null	int64
20	YearRemodAdd	1460	non-null	int64
21	RoofStyle	1460	non-null	object
22	RoofMatl	1460	non-null	object
23	Exterior1st	1460	non-null	object
24	Exterior2nd	1460	non-null	object
25	MasVnrType	588	non-null	object
26	MasVnrArea	1452	non-null	float64
27	ExterQual	1460	non-null	object
28	ExterCond	1460	non-null	object
29	Foundation	1460	non-null	object
30	BsmtQual	1423	non-null	object
31	BsmtCond	1423	non-null	object
32	BsmtExposure	1422	non-null	object
33	BsmtFinType1	1423	non-null	object
34	BsmtFinSF1	1460	non-null	int64
35	BsmtFinType2	1422	non-null	object
36	BsmtFinSF2	1460	non-null	int64
37	BsmtUnfSF	1460	non-null	int64
38	TotalBsmtSF	1460	non-null	int64
39	Heating	1460	non-null	object
40	HeatingQC	1460	non-null	object
41	CentralAir	1460	non-null	object
42	Electrical	1459	non-null	object
43	1stFlrSF	1460	non-null	int64
44	2ndFlrSF	1460	non-null	int64
45	LowQualFinSF	1460	non-null	int64
46	GrLivArea	1460	non-null	int64
47	BsmtFullBath	1460	non-null	int64
48	BsmtHalfBath	1460	non-null	int64
49	FullBath	1460	non-null	int64
50	HalfBath	1460	non-null	int64
51	BedroomAbvGr	1460	non-null	int64
52	KitchenAbvGr	1460	non-null	int64
53	KitchenQual	1460	non-null	object
54	TotRmsAbvGrd	1460	non-null	int64
55	Functional	1460	non-null	object
56	Fireplaces	1460	non-null	int64
57	FireplaceQu	770	non-null	object
58	GarageType	1379	non-null	object
59	GarageYrBlt	1379	non-null	float64
60	GarageFinish	1379	non-null	object
61	GarageCars	1460	non-null	int64
62	GarageArea	1460	non-null	int64
63	GarageQual	1379	non-null	object
64	GarageCond	1379	non-null	object

```

65 PavedDrive      1460 non-null object
66 WoodDeckSF      1460 non-null int64
67 OpenPorchSF     1460 non-null int64
68 EnclosedPorch   1460 non-null int64
69 3SsnPorch       1460 non-null int64
70 ScreenPorch     1460 non-null int64
71 PoolArea        1460 non-null int64
72 PoolQC          7 non-null object
73 Fence           281 non-null object
74 MiscFeature     54 non-null object
75 MiscVal         1460 non-null int64
76 MoSold          1460 non-null int64
77 YrSold           1460 non-null int64
78 SaleType        1460 non-null object
79 SaleCondition    1460 non-null object
80 SalePrice       1460 non-null int64

```

dtypes: float64(3), int64(35), object(43)

memory usage: 924.0+ KB

```

[ ]:
count    Id      MSSubClass  LotFrontage      LotArea  OverallQual  \
mean    730.500000    56.897260    70.049958    10516.828082    6.099315
std     421.610009    42.300571    24.284752    9981.264932    1.382997
min       1.000000    20.000000    21.000000    1300.000000    1.000000
25%     365.750000    20.000000    59.000000    7553.500000    5.000000
50%     730.500000    50.000000    69.000000    9478.500000    6.000000
75%    1095.250000    70.000000    80.000000   11601.500000    7.000000
max    1460.000000   190.000000   313.000000  215245.000000   10.000000

count OverallCond  YearBuilt  YearRemodAdd  MasVnrArea  BsmtFinSF1  ...  \
mean      5.575342   1971.267808   1984.865753   103.685262   443.639726  ...
std      1.112799    30.202904    20.645407   181.066207   456.098091  ...
min      1.000000   1872.000000   1950.000000    0.000000    0.000000  ...
25%      5.000000   1954.000000   1967.000000    0.000000    0.000000  ...
50%      5.000000   1973.000000   1994.000000    0.000000   383.500000  ...
75%      6.000000   2000.000000   2004.000000   166.000000   712.250000  ...
max      9.000000   2010.000000   2010.000000  1600.000000  5644.000000  ...

count WoodDeckSF  OpenPorchSF  EnclosedPorch  3SsnPorch  ScreenPorch  \
mean      94.244521   46.660274    21.954110     3.409589   15.060959
std     125.338794   66.256028    61.119149    29.317331   55.757415
min       0.000000    0.000000     0.000000     0.000000    0.000000
25%       0.000000    0.000000     0.000000     0.000000    0.000000
50%       0.000000    25.000000     0.000000     0.000000    0.000000
75%     168.000000    68.000000     0.000000     0.000000    0.000000

```

max	857.000000	547.000000	552.000000	508.000000	480.000000
-----	------------	------------	------------	------------	------------

	PoolArea	MiscVal	MoSold	YrSold	SalePrice
count	1460.000000	1460.000000	1460.000000	1460.000000	1460.000000
mean	2.758904	43.489041	6.321918	2007.815753	180921.195890
std	40.177307	496.123024	2.703626	1.328095	79442.502883
min	0.000000	0.000000	1.000000	2006.000000	34900.000000
25%	0.000000	0.000000	5.000000	2007.000000	129975.000000
50%	0.000000	0.000000	6.000000	2008.000000	163000.000000
75%	0.000000	0.000000	8.000000	2009.000000	214000.000000
max	738.000000	15500.000000	12.000000	2010.000000	755000.000000

[8 rows x 38 columns]

1.3 3. Análisis de valores faltantes

1. Identificamos qué columnas tienen más valores nulos.
2. Evaluamos la proporción de faltantes y decidimos si imputar o eliminar.
3. Revisamos si ciertas variables usan “NA” como categoría válida (ej. “No Garage”).

```
[ ]: total_nulos = train.isnull().sum().sort_values(ascending=False)
      porc_nulos = (train.isnull().sum() / train.shape[0]).
      ↪sort_values(ascending=False)

      missing_data = pd.concat([total_nulos, porc_nulos], axis=1, keys=['Total',
      ↪'Porcentaje'])
      missing_data.head(20) # Muestra las 20 columnas con más valores nulos
```

```
[ ]:
      Total  Porcentaje
PoolQC      1453    0.995205
MiscFeature  1406    0.963014
Alley       1369    0.937671
Fence       1179    0.807534
MasVnrType   872    0.597260
FireplaceQu  690    0.472603
LotFrontage  259    0.177397
GarageYrBlt   81    0.055479
GarageCond    81    0.055479
GarageType    81    0.055479
GarageFinish  81    0.055479
GarageQual    81    0.055479
BsmtFinType2   38    0.026027
BsmtExposure   38    0.026027
BsmtQual       37    0.025342
BsmtCond       37    0.025342
BsmtFinType1   37    0.025342
MasVnrArea     8    0.005479
```

Electrical	1	0.000685
Id	0	0.000000

1.4 4. Clasificación de variables

Separaremos las columnas en numéricas y categóricas, para tratarlas de manera distinta en nuestro análisis.

```
[ ]: numerical_feats = train.select_dtypes(include=[np.number]).columns
categorical_feats = train.select_dtypes(include=['object']).columns

print("Variables numéricas:", numerical_feats)
print("Variables categóricas:", categorical_feats)
```

```
Variables numéricas: Index(['Id', 'MSSubClass', 'LotFrontage', 'LotArea',
'OverallQual',
'OverallCond', 'YearBuilt', 'YearRemodAdd', 'MasVnrArea', 'BsmtFinSF1',
'BsmtFinSF2', 'BsmtUnfSF', 'TotalBsmtSF', '1stFlrSF', '2ndFlrSF',
'LowQualFinSF', 'GrLivArea', 'BsmtFullBath', 'BsmtHalfBath', 'FullBath',
'HalfBath', 'BedroomAbvGr', 'KitchenAbvGr', 'TotRmsAbvGrd',
'Fireplaces', 'GarageYrBlt', 'GarageCars', 'GarageArea', 'WoodDeckSF',
'OpenPorchSF', 'EnclosedPorch', '3SsnPorch', 'ScreenPorch', 'PoolArea',
'MiscVal', 'MoSold', 'YrSold', 'SalePrice'],
dtype='object')
Variables categóricas: Index(['MSZoning', 'Street', 'Alley', 'LotShape',
'LandContour', 'Utilities',
'LotConfig', 'LandSlope', 'Neighborhood', 'Condition1', 'Condition2',
'BldgType', 'HouseStyle', 'RoofStyle', 'RoofMatl', 'Exterior1st',
'Exterior2nd', 'MasVnrType', 'ExterQual', 'ExterCond', 'Foundation',
'BsmtQual', 'BsmtCond', 'BsmtExposure', 'BsmtFinType1', 'BsmtFinType2',
'Heating', 'HeatingQC', 'CentralAir', 'Electrical', 'KitchenQual',
'Functional', 'FireplaceQu', 'GarageType', 'GarageFinish', 'GarageQual',
'GarageCond', 'PavedDrive', 'PoolQC', 'Fence', 'MiscFeature',
'SaleType', 'SaleCondition'],
dtype='object')
```

1.5 5. Análisis univariante de la variable objetivo (SalePrice)

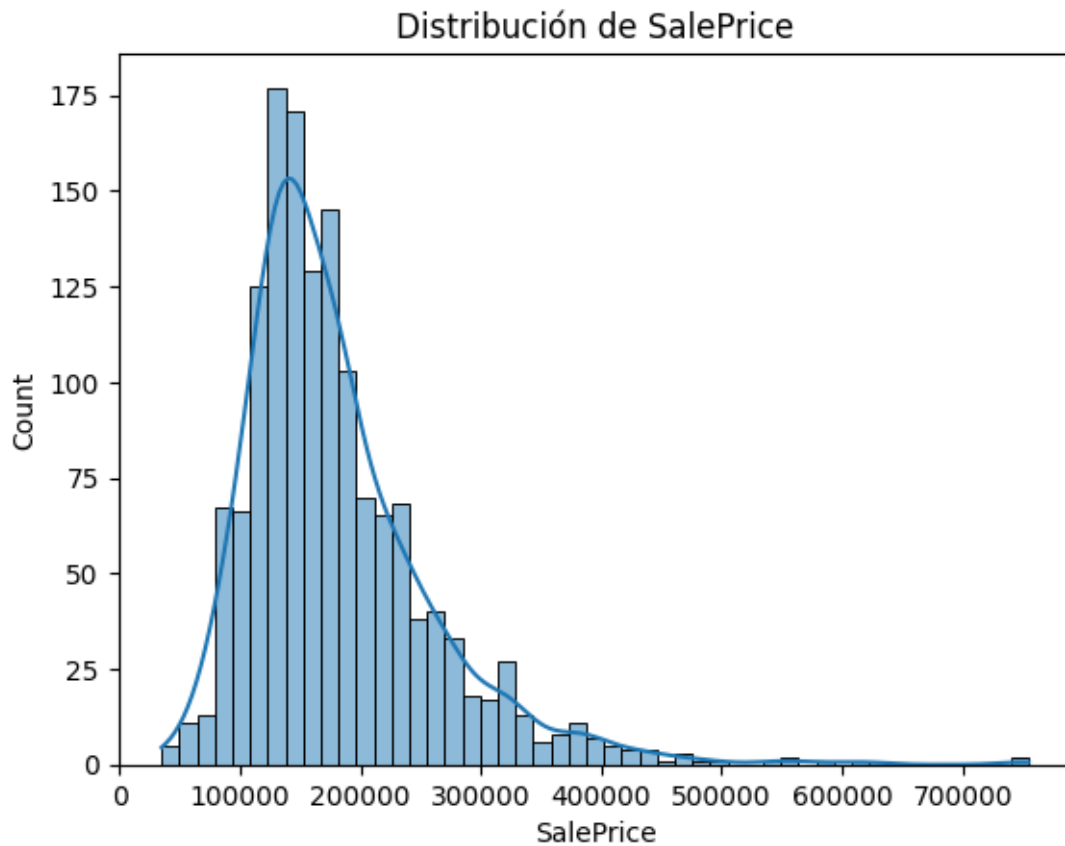
SalePrice es la variable que queremos predecir. Revisamos su distribución y outliers.

```
[5]: # Histograma y KDE de SalePrice
sns.histplot(train['SalePrice'], kde=True)
plt.title('Distribución de SalePrice')
plt.show()

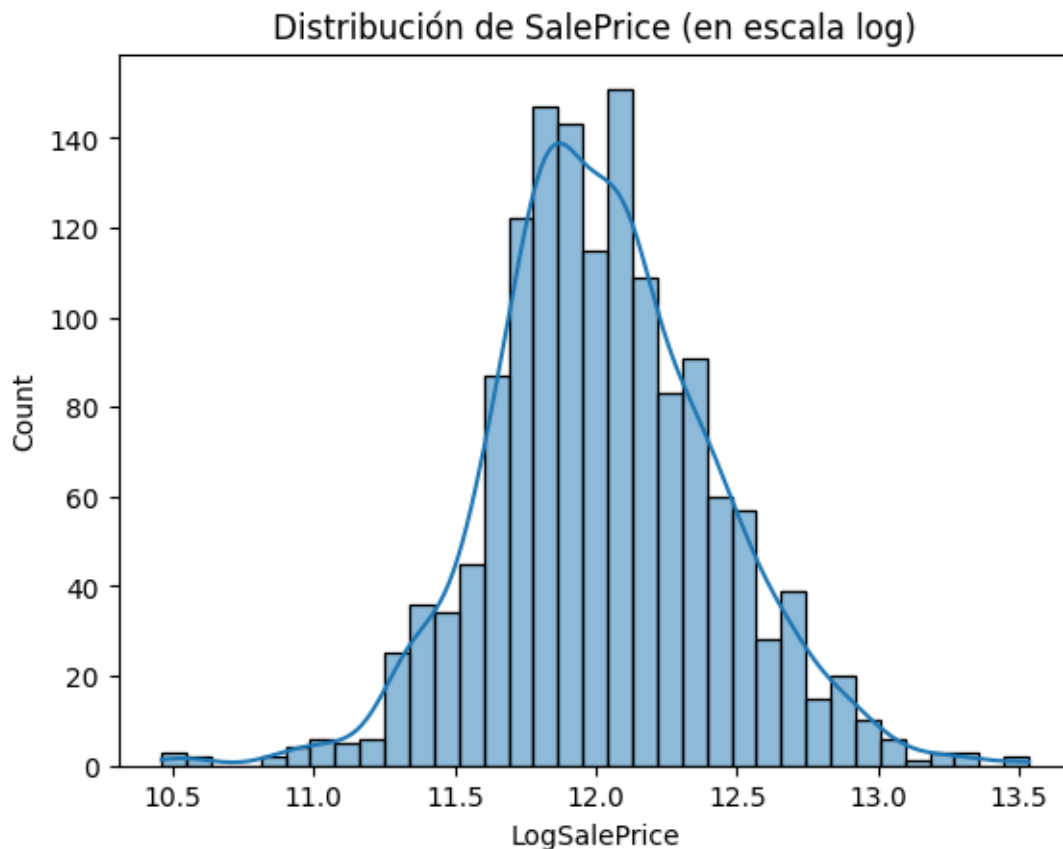
# Estadísticos básicos
print(train['SalePrice'].describe())
```

```
# (Opcional) Transformación logarítmica para ver si se acerca más a la normal
train['LogSalePrice'] = np.log(train['SalePrice'])

sns.histplot(train['LogSalePrice'], kde=True)
plt.title('Distribución de SalePrice (en escala log)')
plt.show()
```



```
count      1460.000000
mean       180921.195890
std        79442.502883
min         34900.000000
25%        129975.000000
50%        163000.000000
75%        214000.000000
max         755000.000000
Name: SalePrice, dtype: float64
```

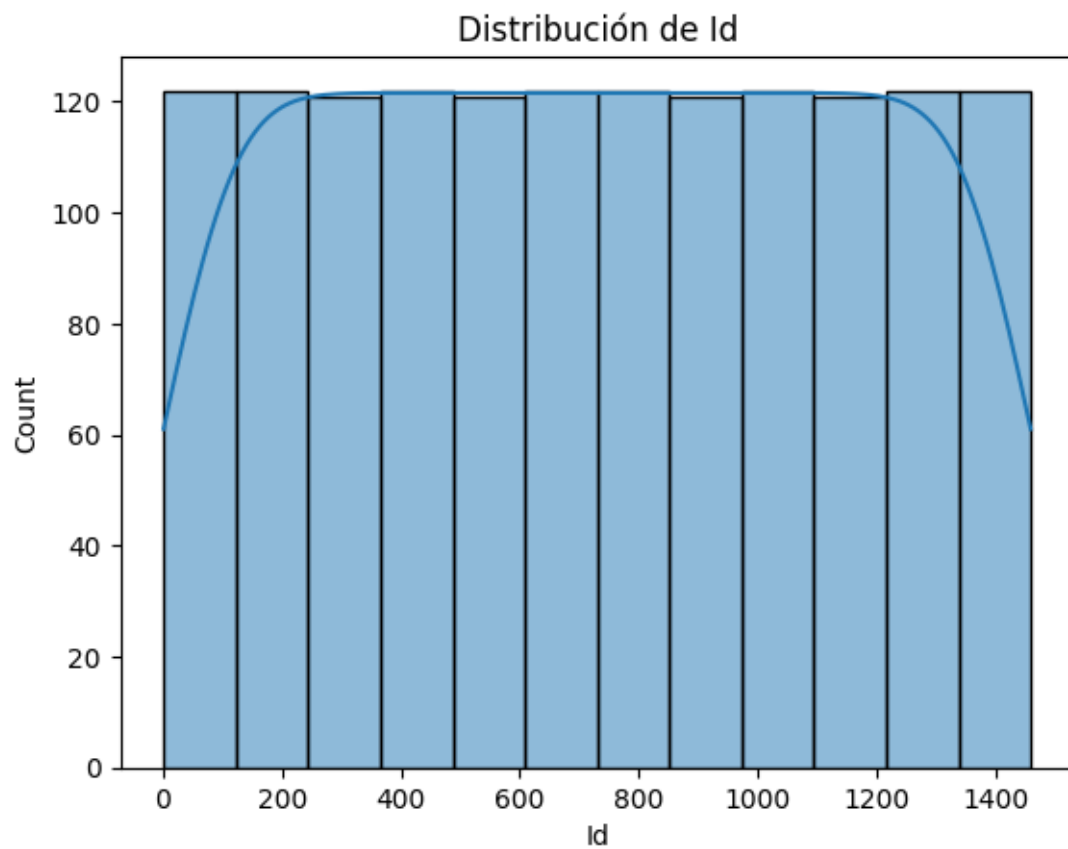


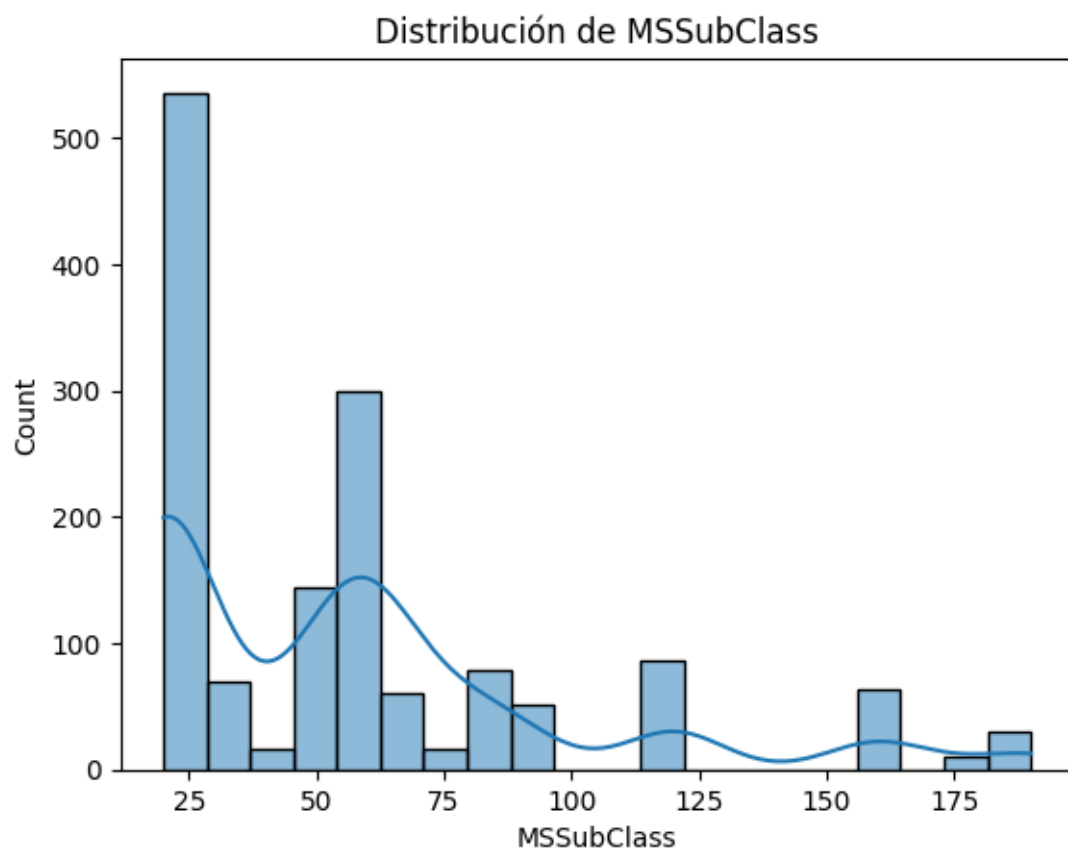
1.6 6. Análisis univariante de las demás variables

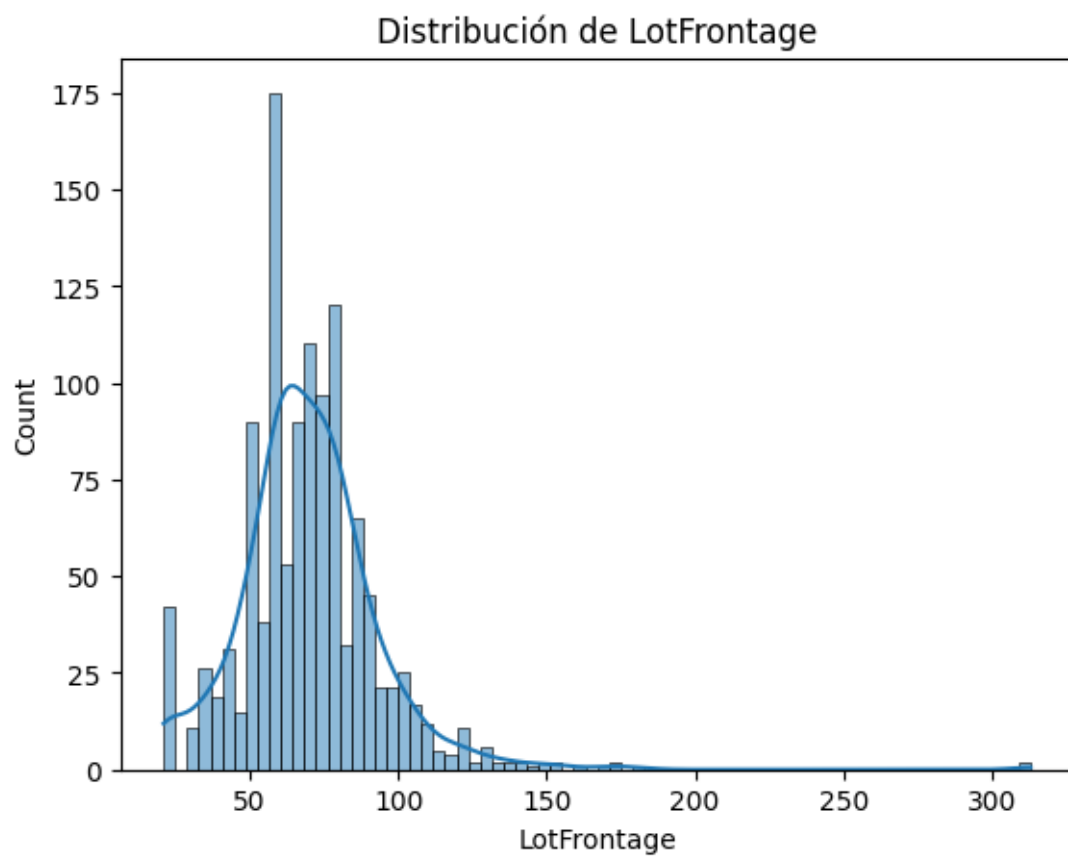
1.6.1 6.1 Variables numéricas

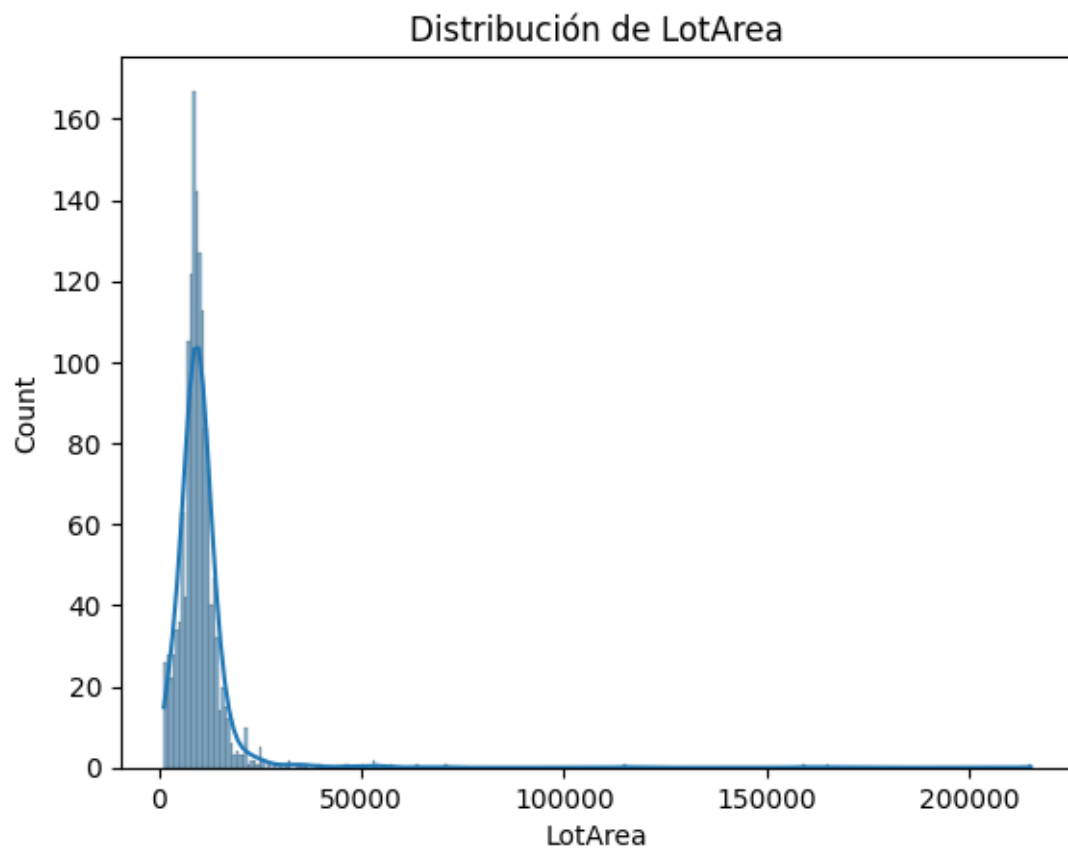
Generamos histogramas y curvas KDE para detectar asimetría, picos y presencia de outliers.

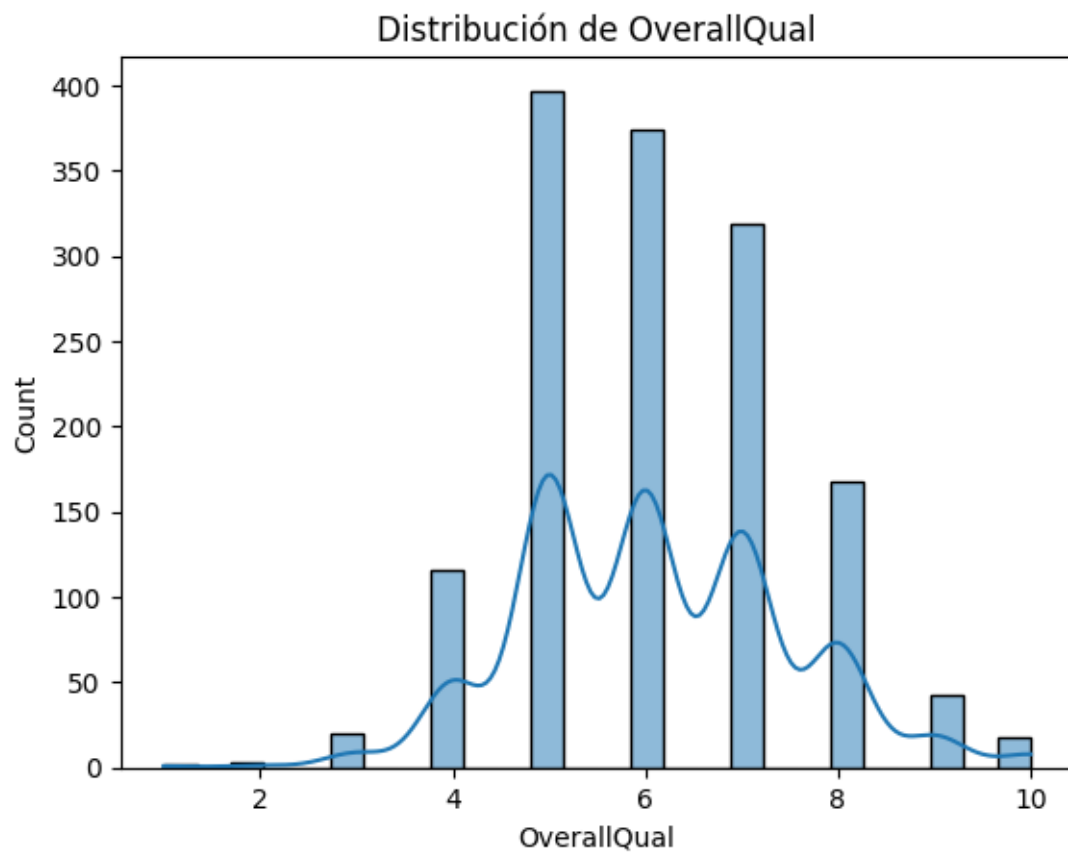
```
[6]: for col in numerical_feats:
    plt.figure()
    # Eliminamos NaN con dropna()
    sns.histplot(train[col].dropna(), kde=True)
    plt.title(f'Distribución de {col}')
    plt.show()
```

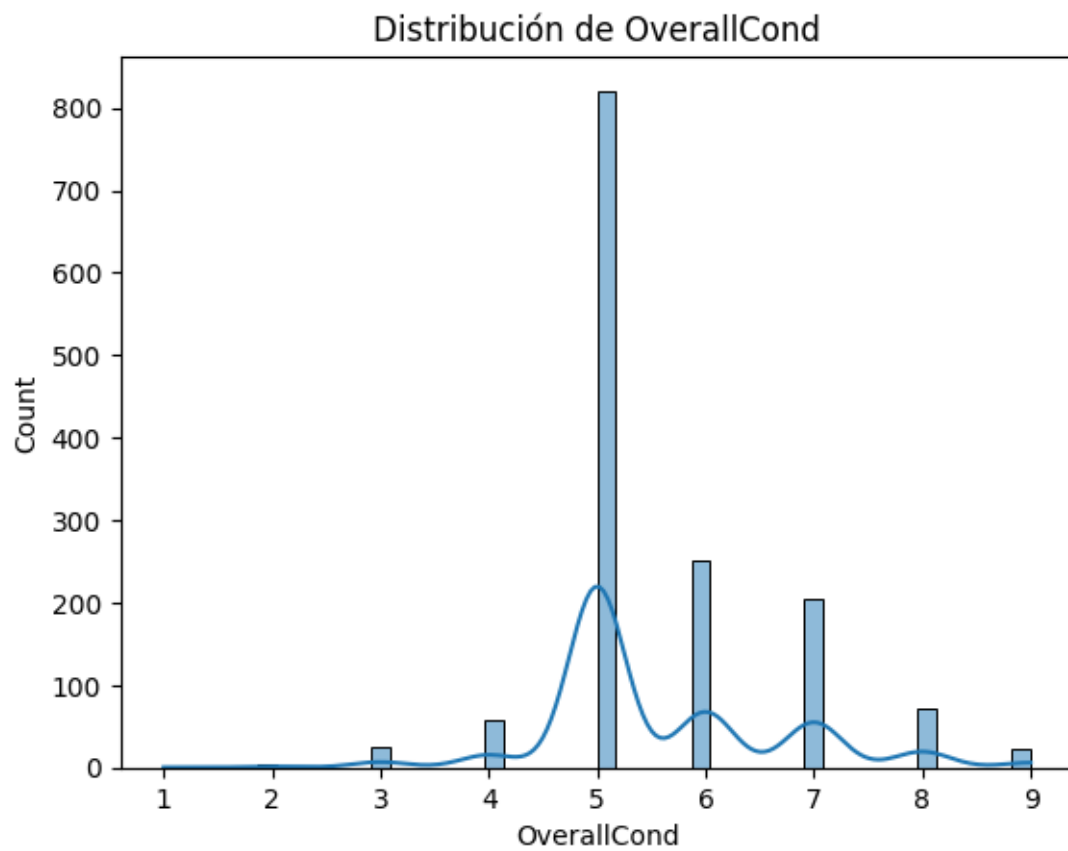



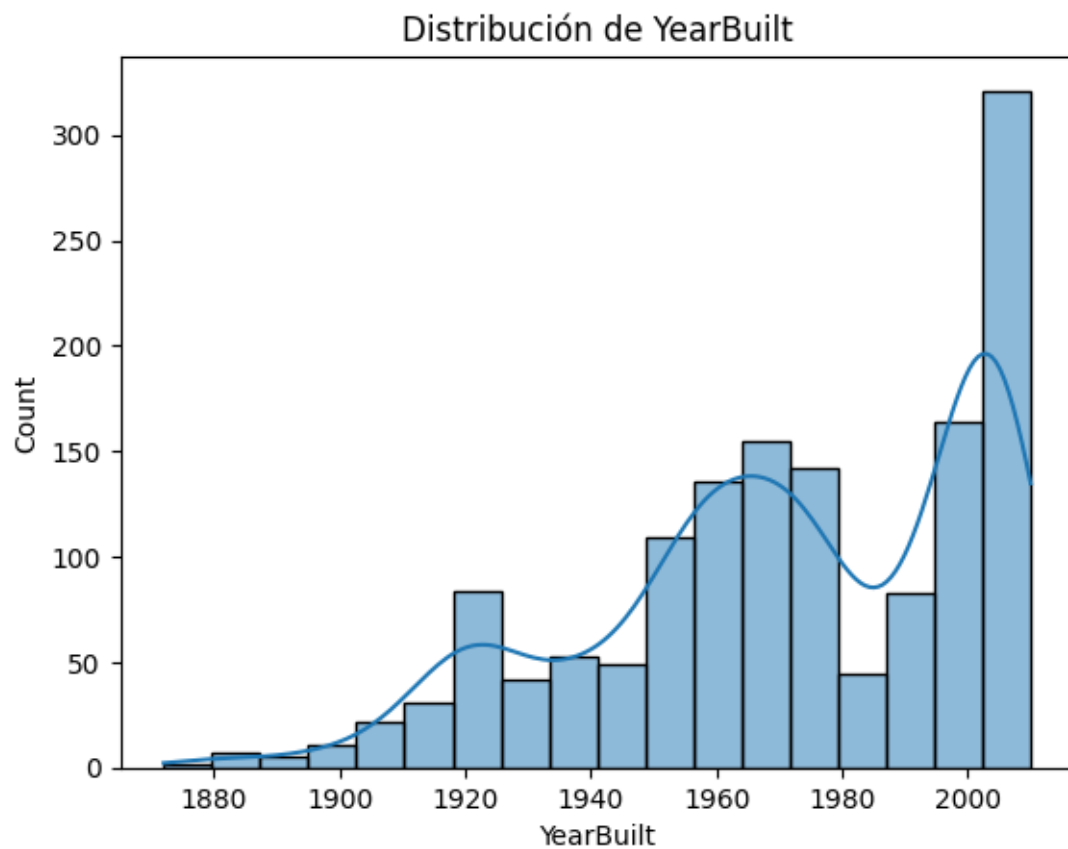


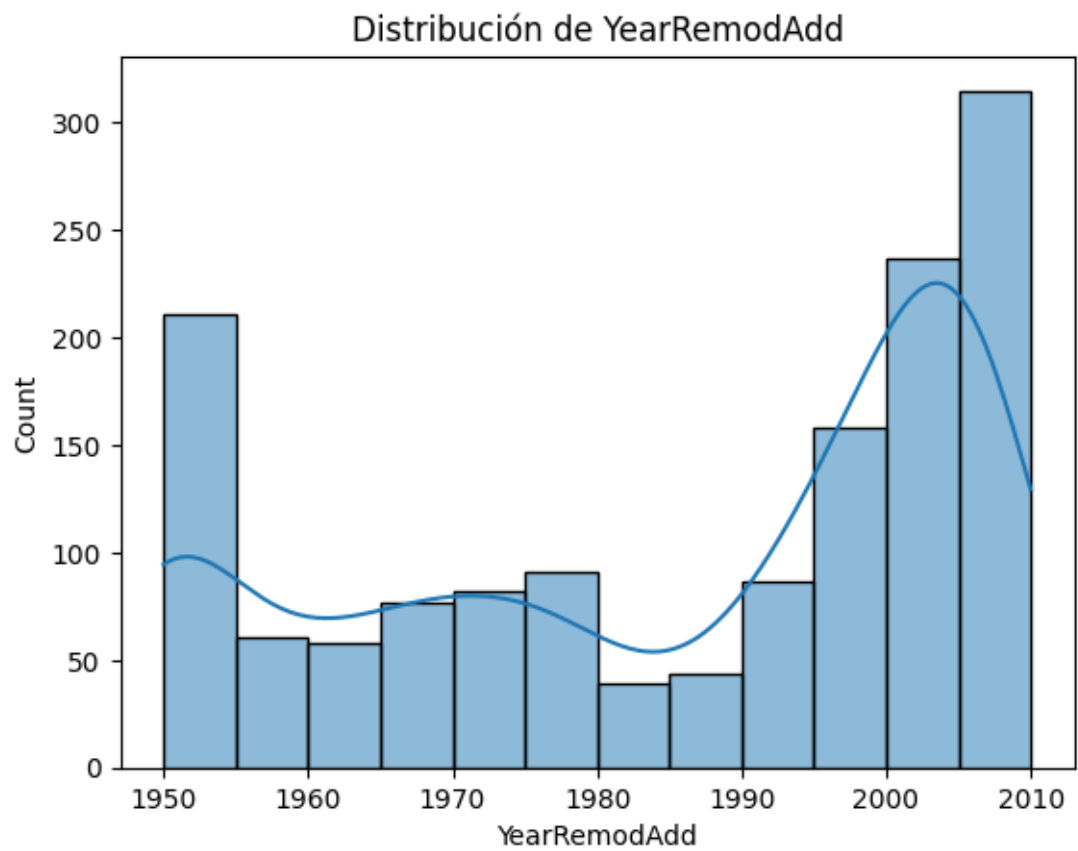


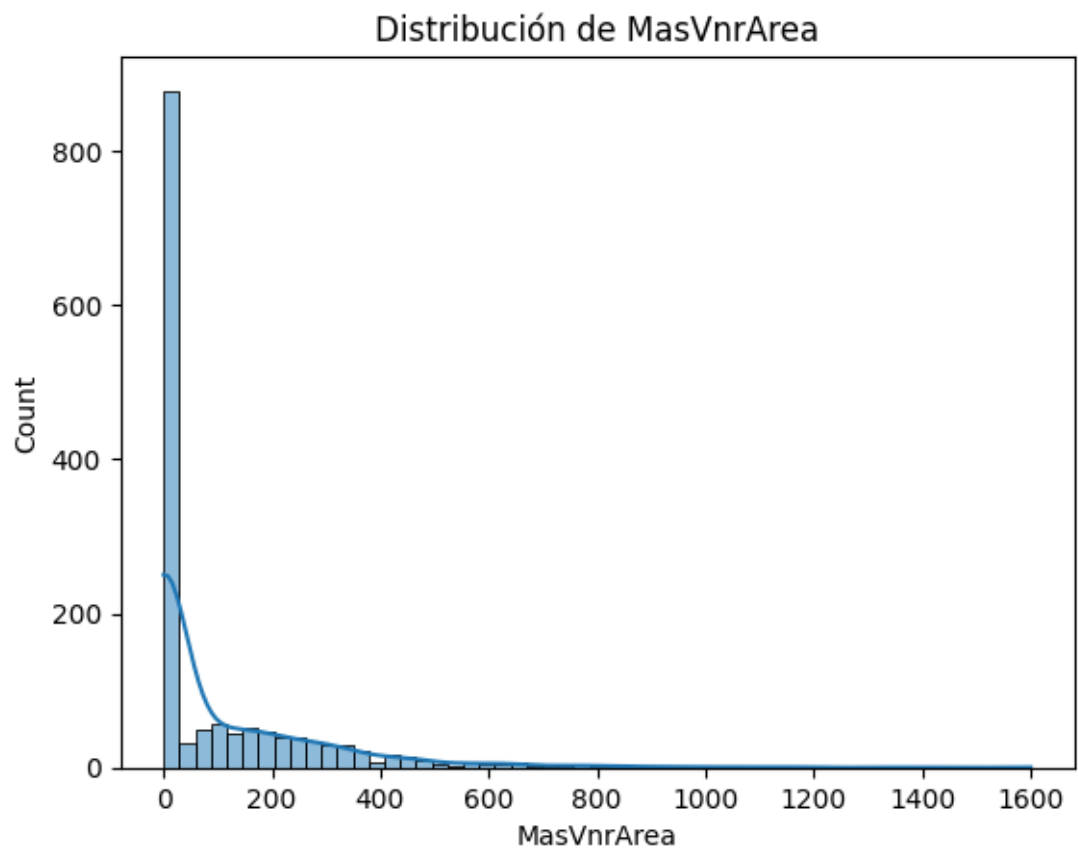


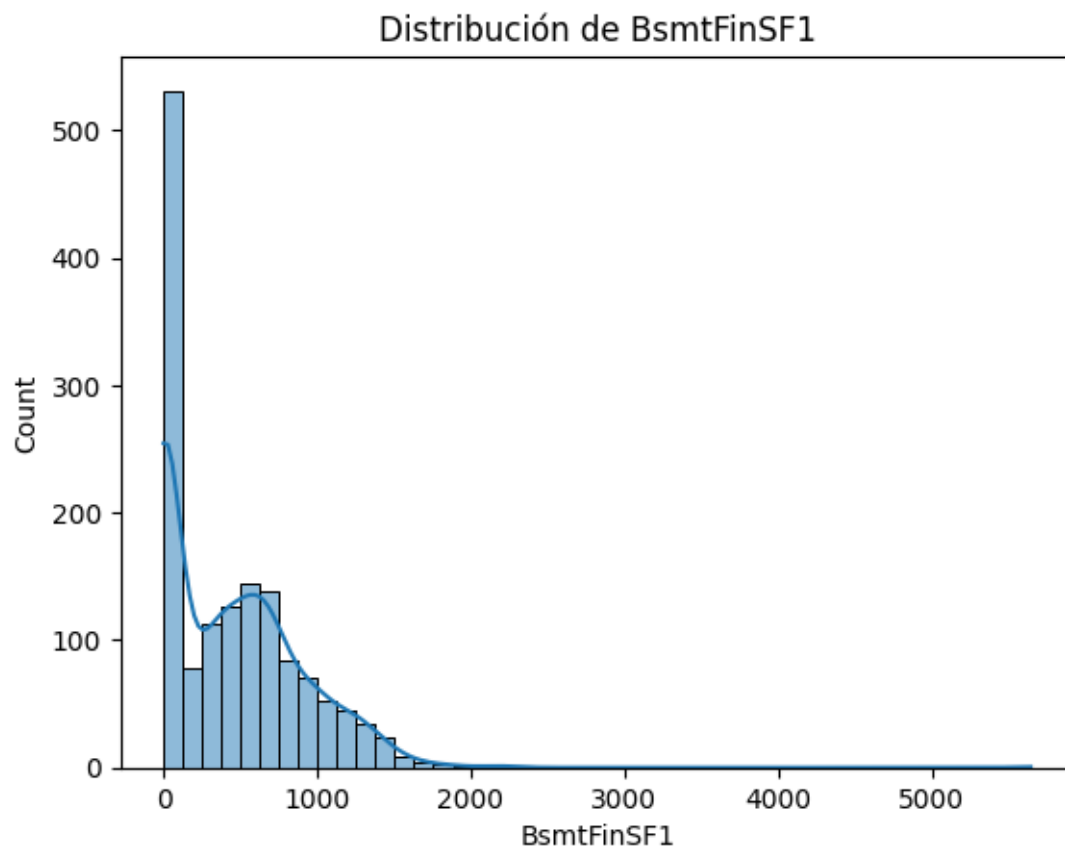


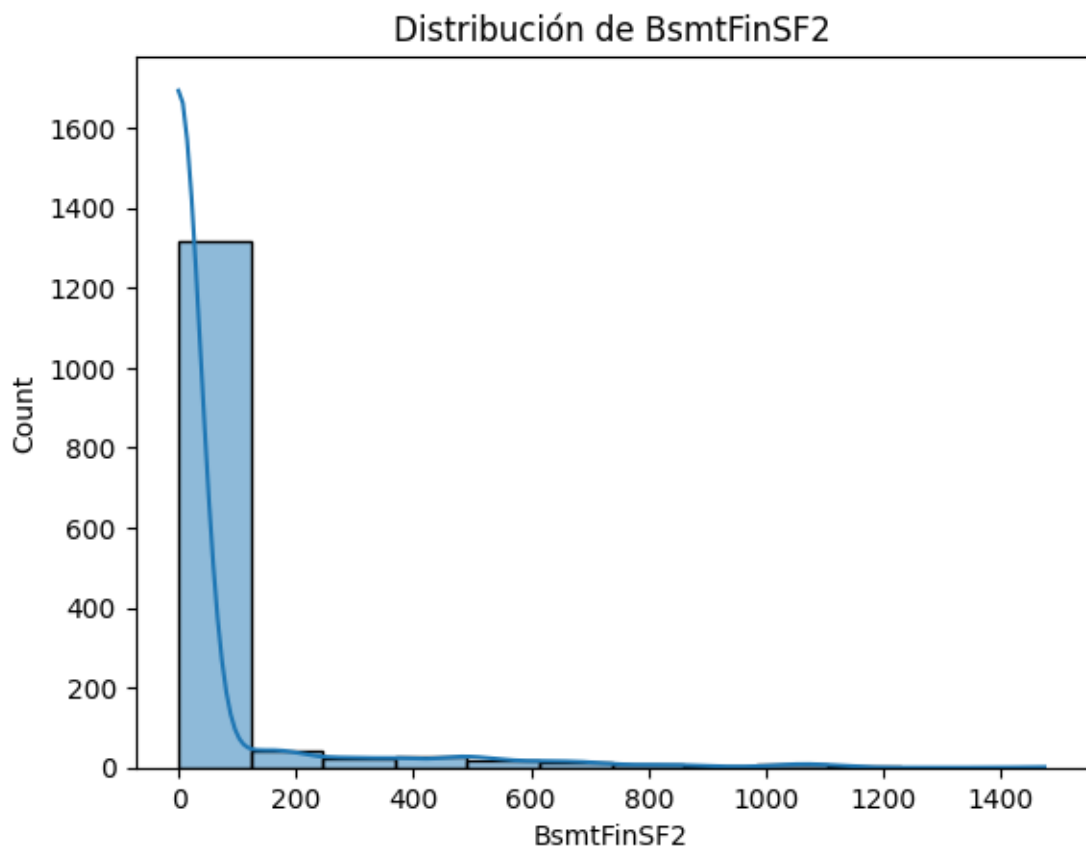


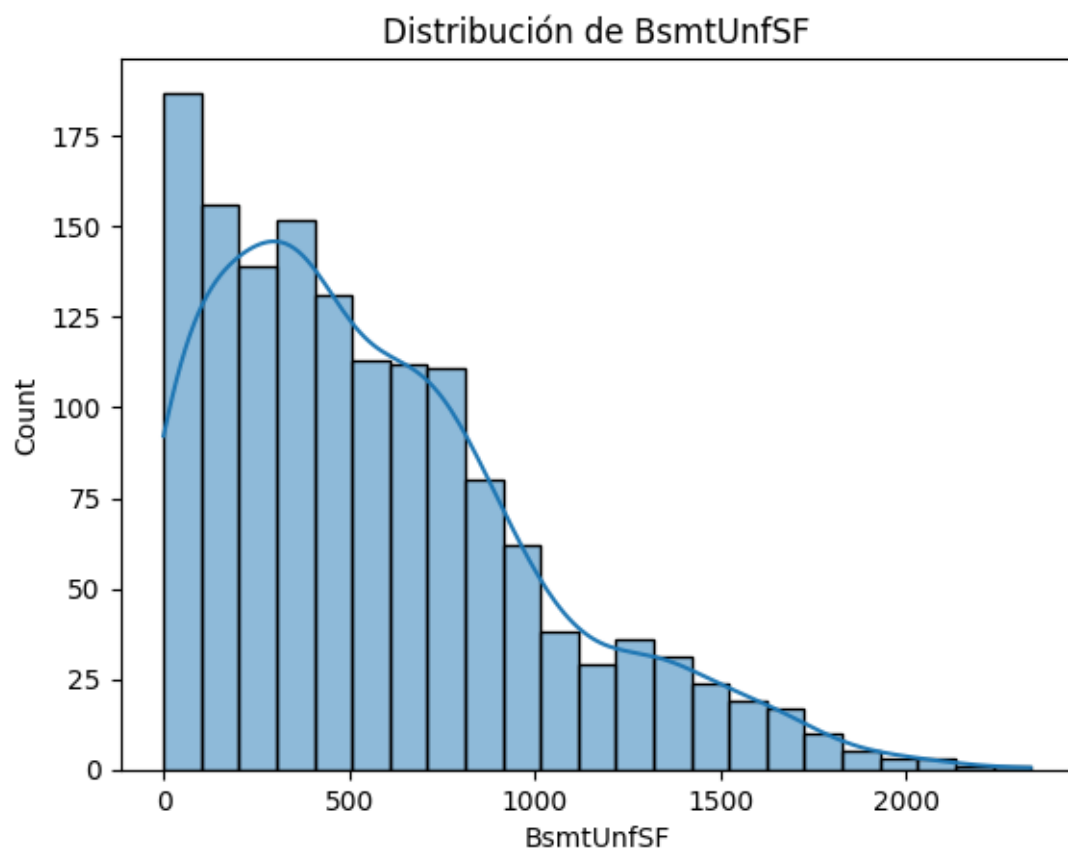


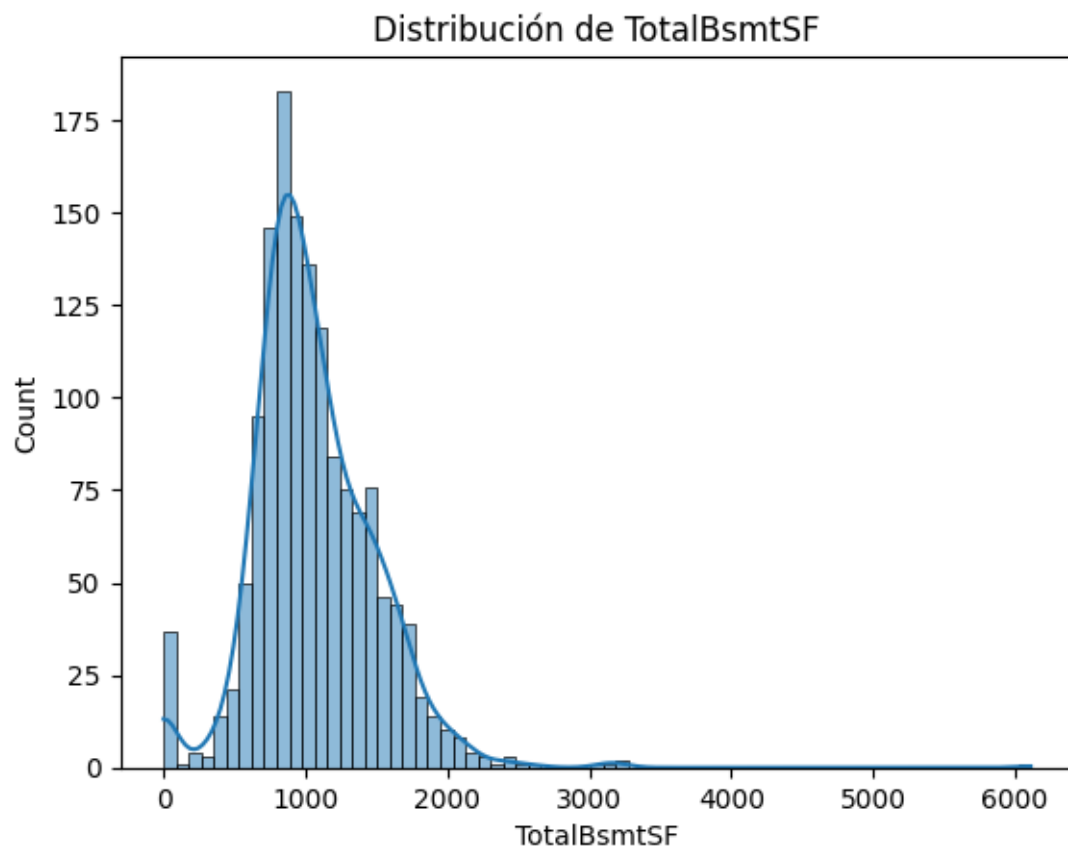


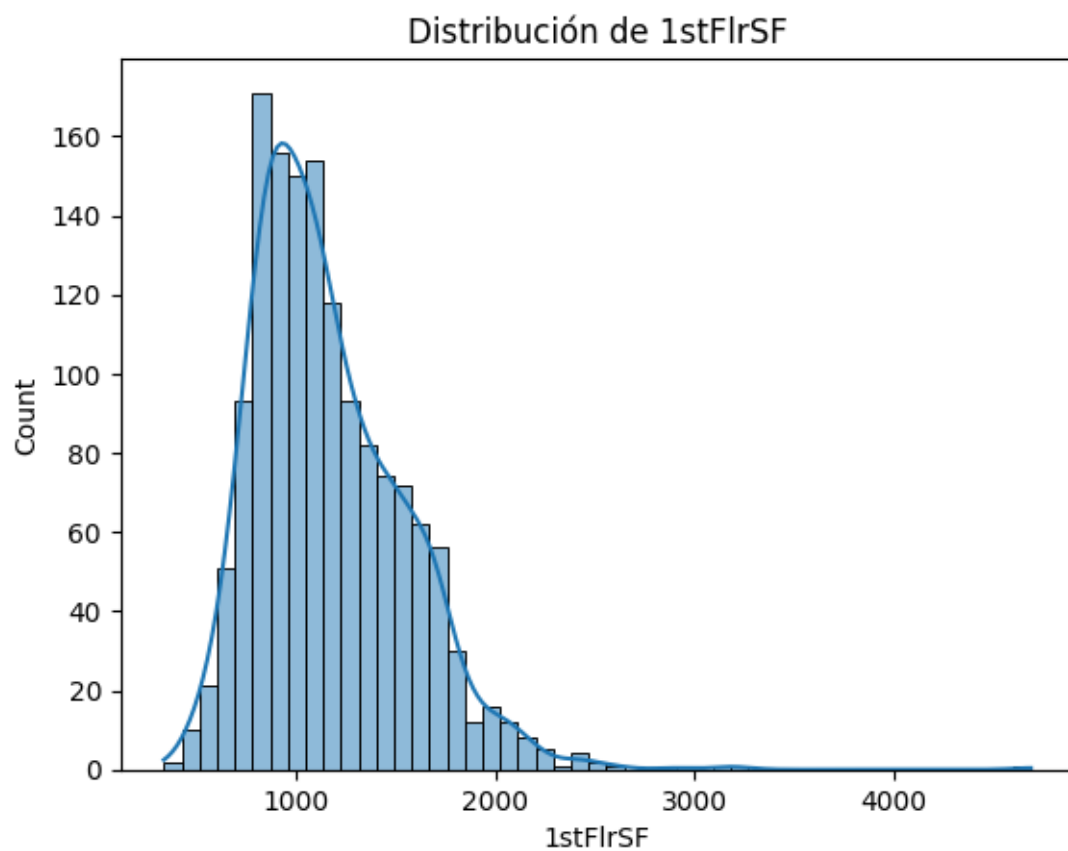


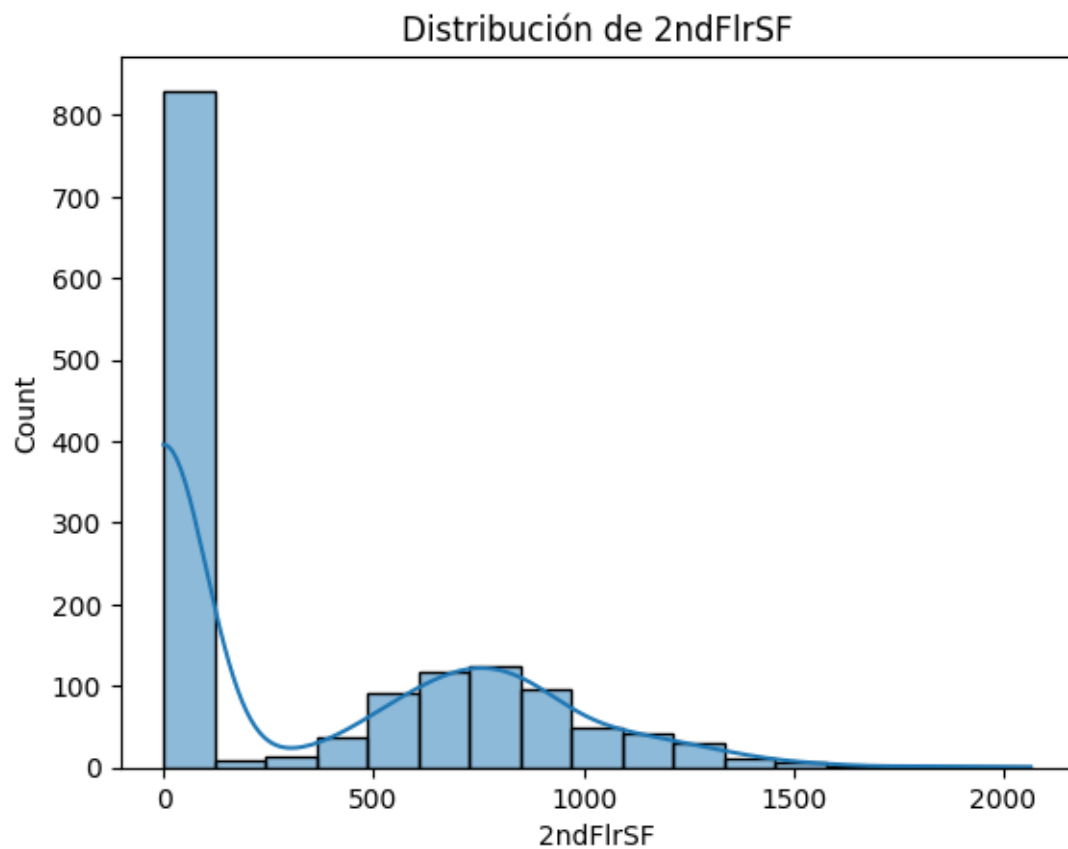


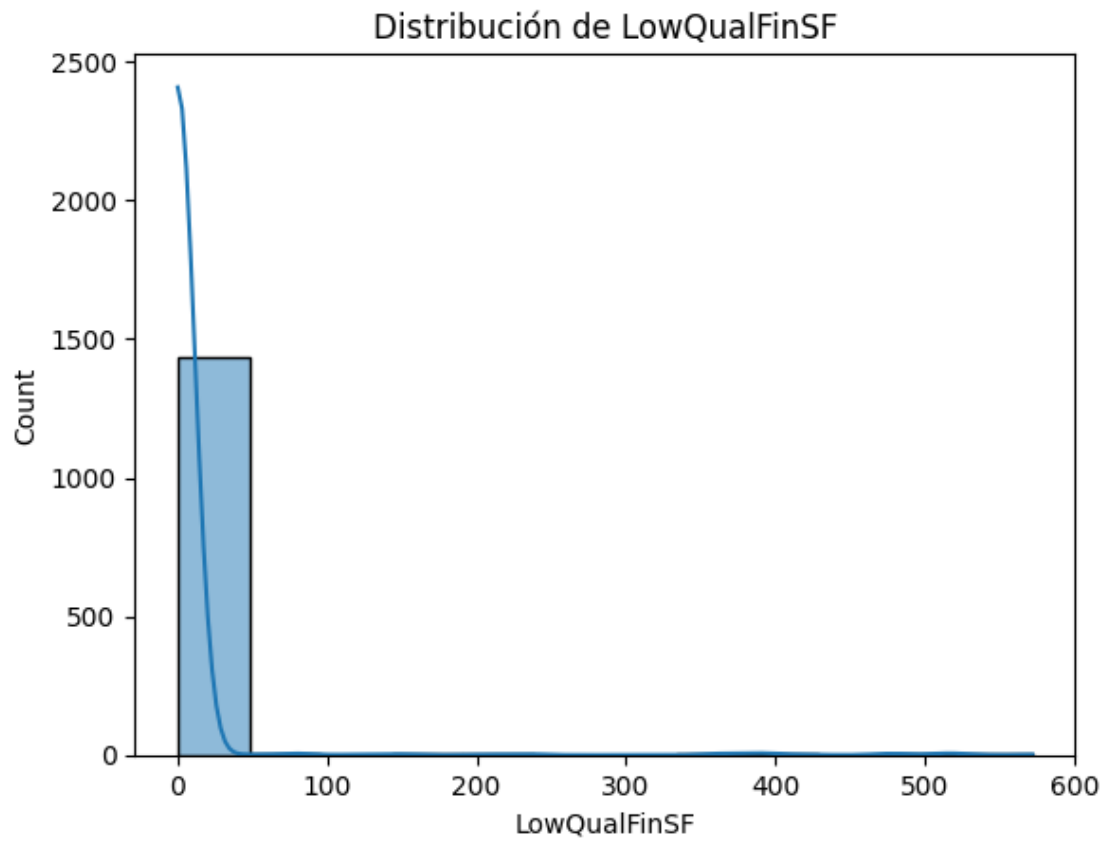


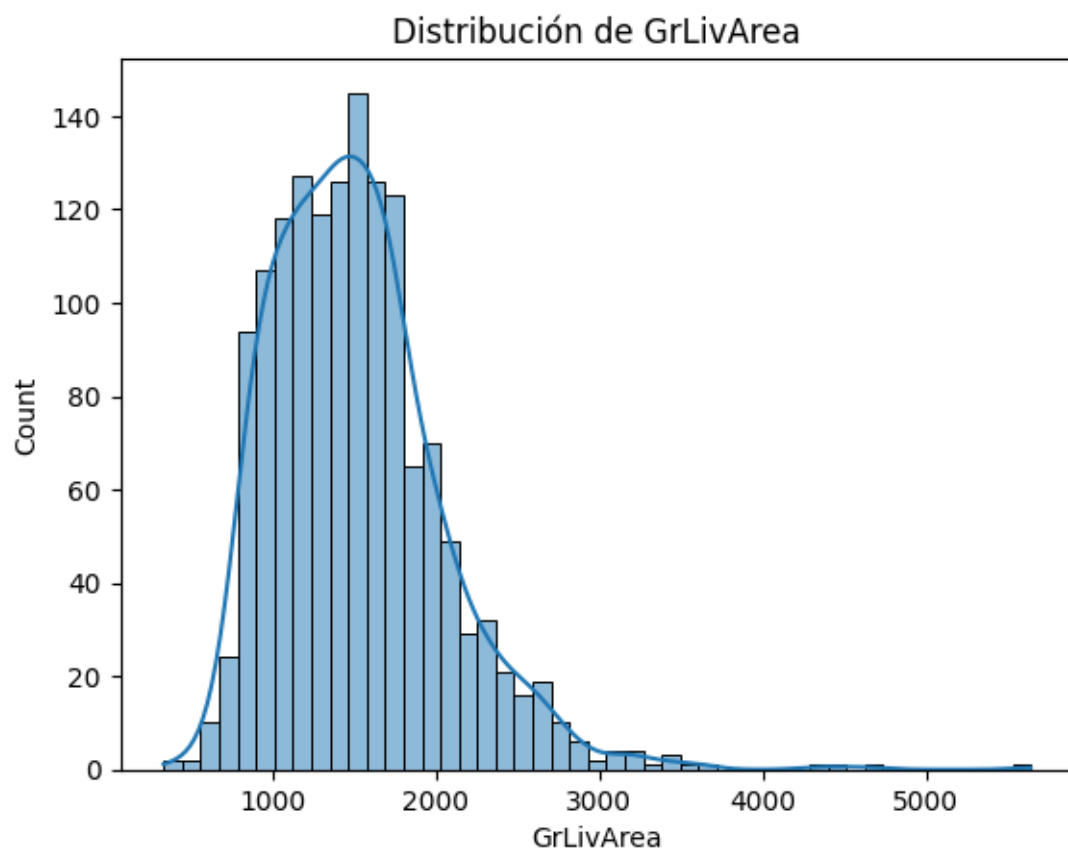


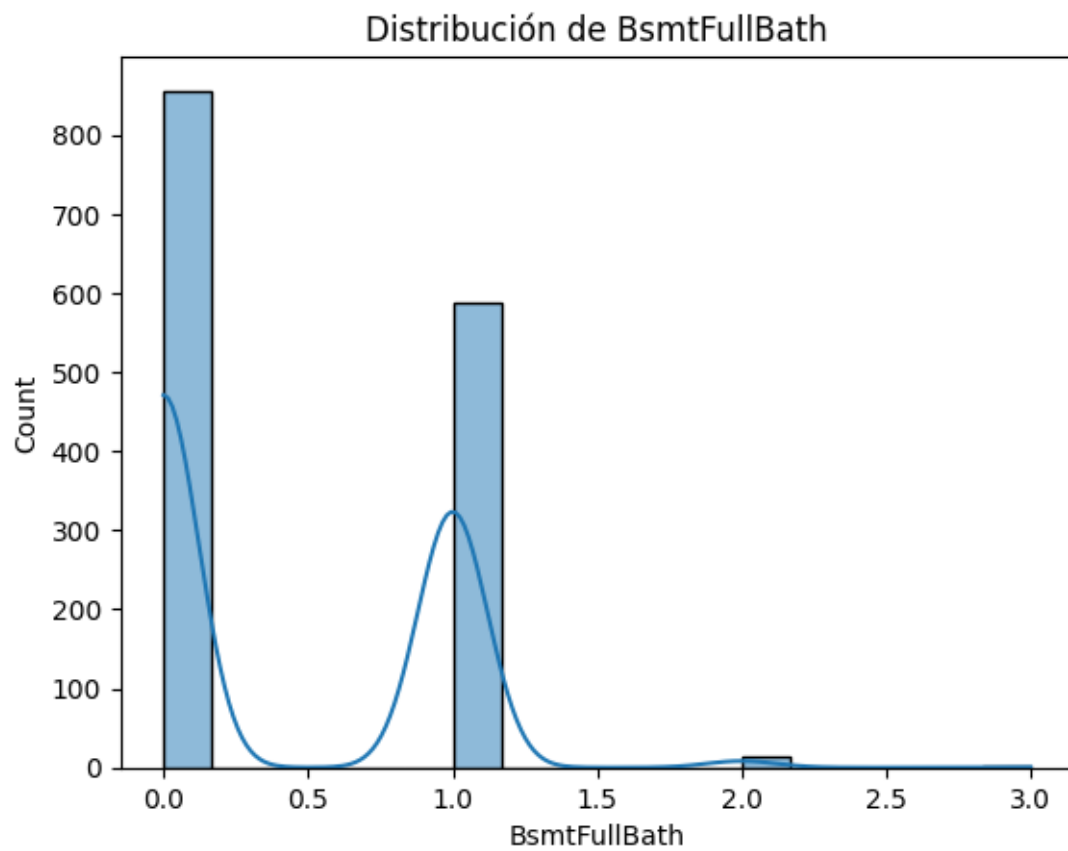


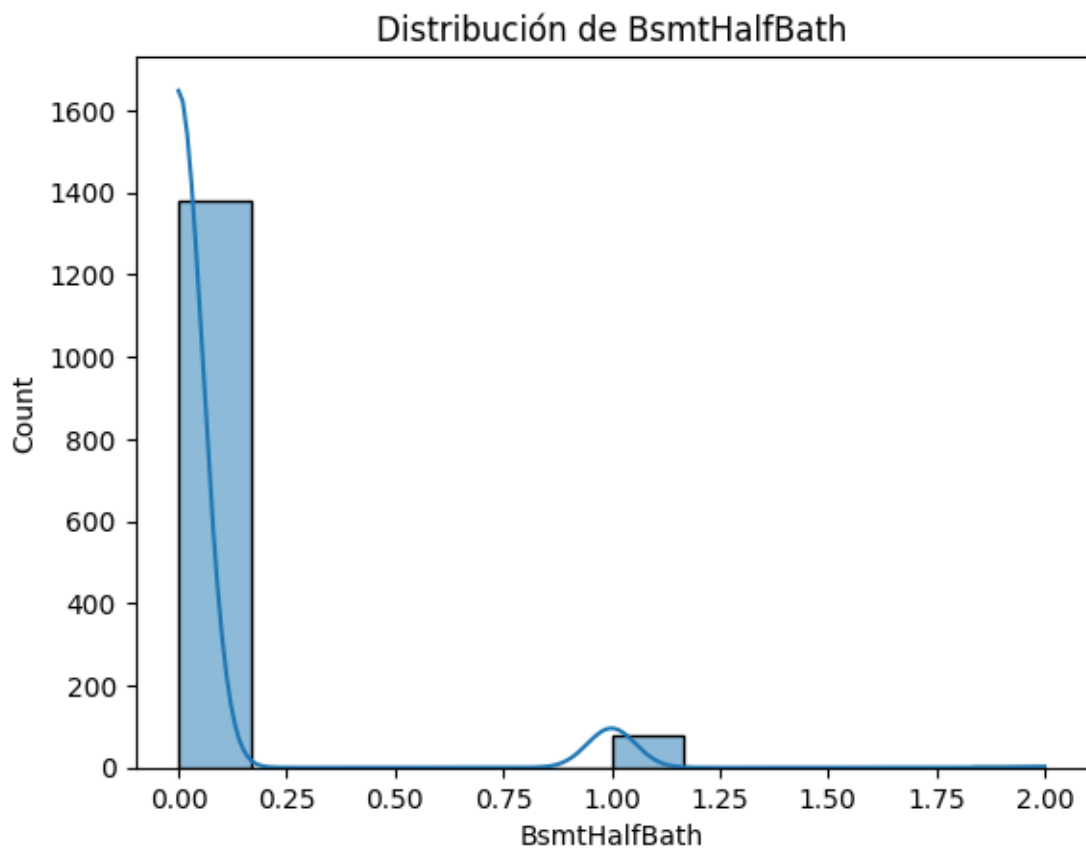


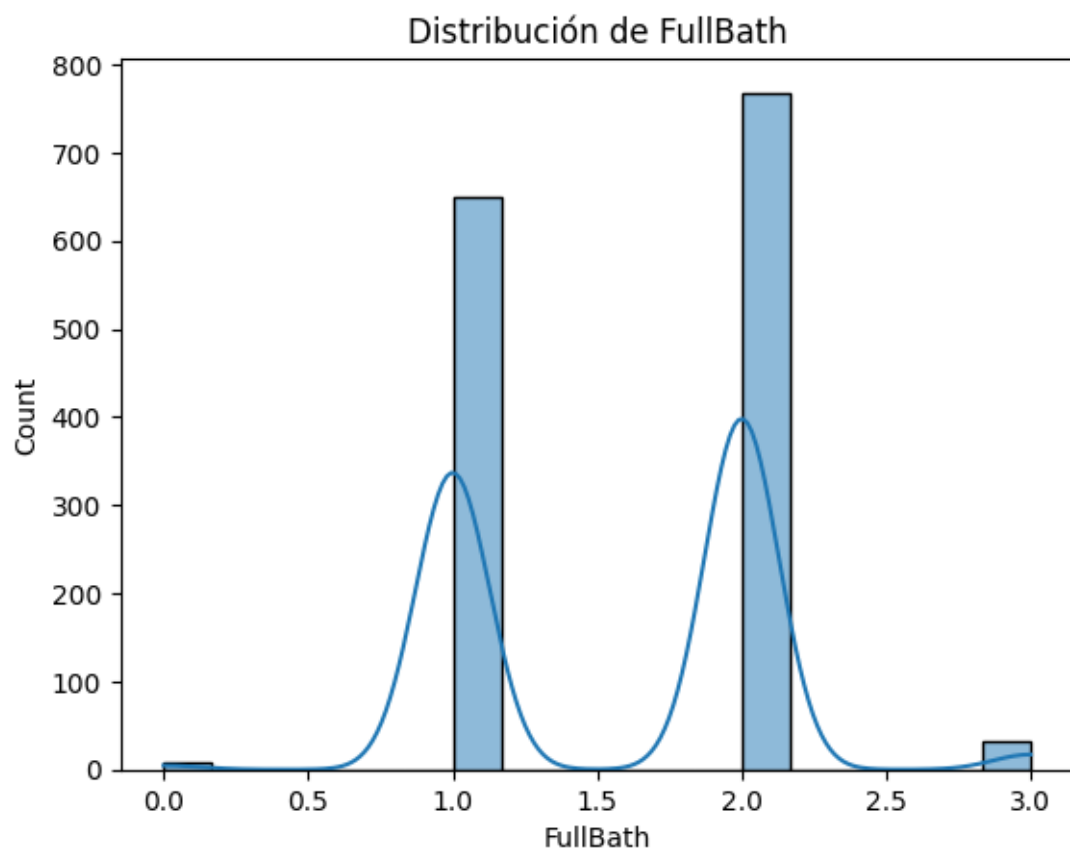


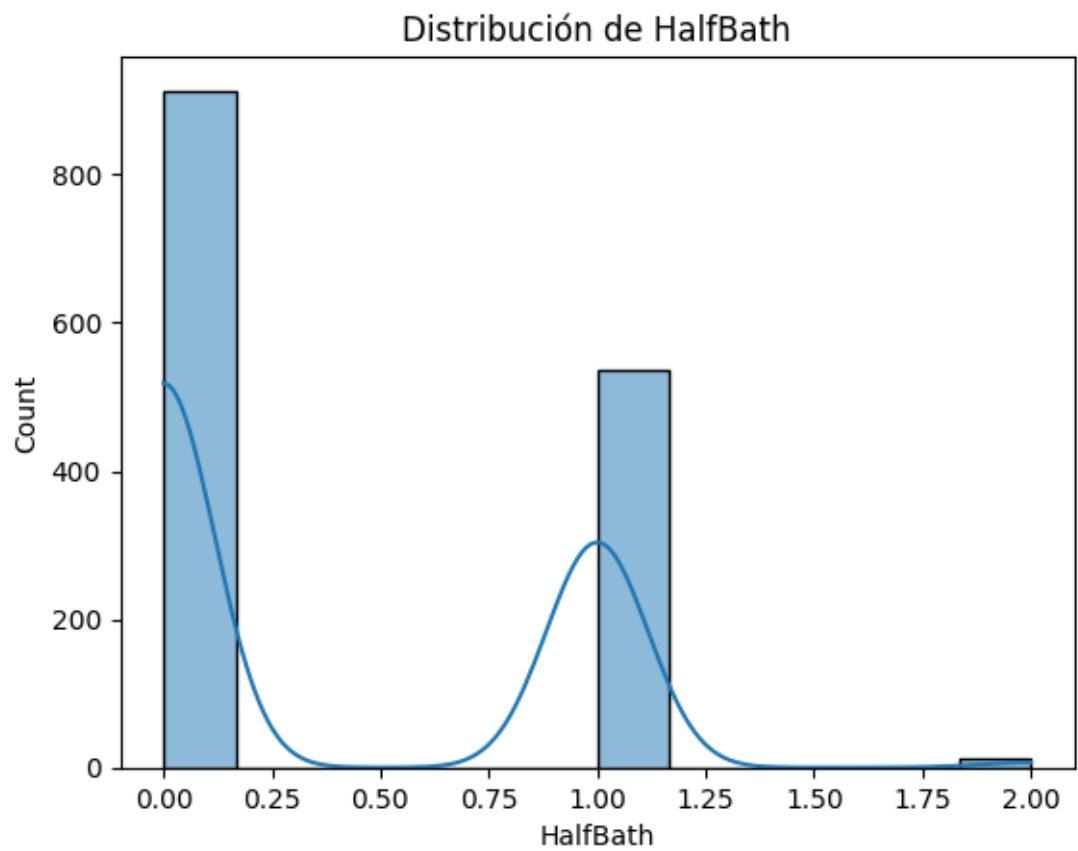


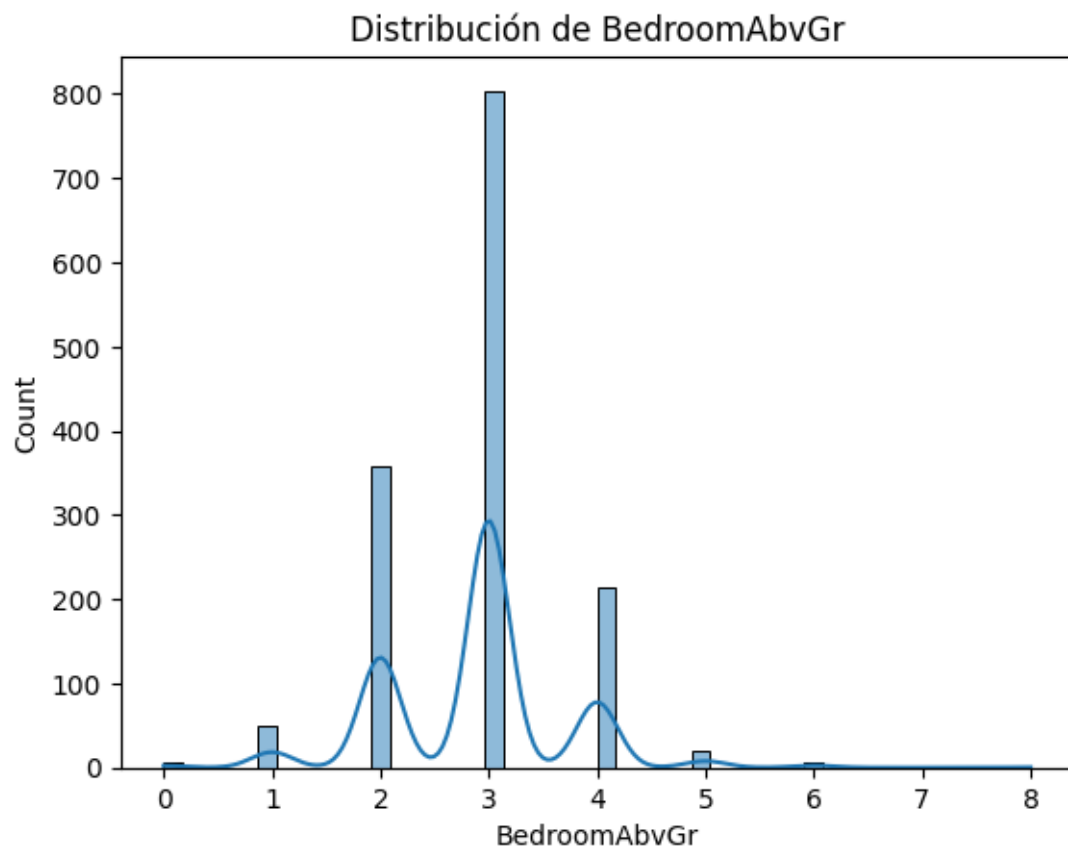


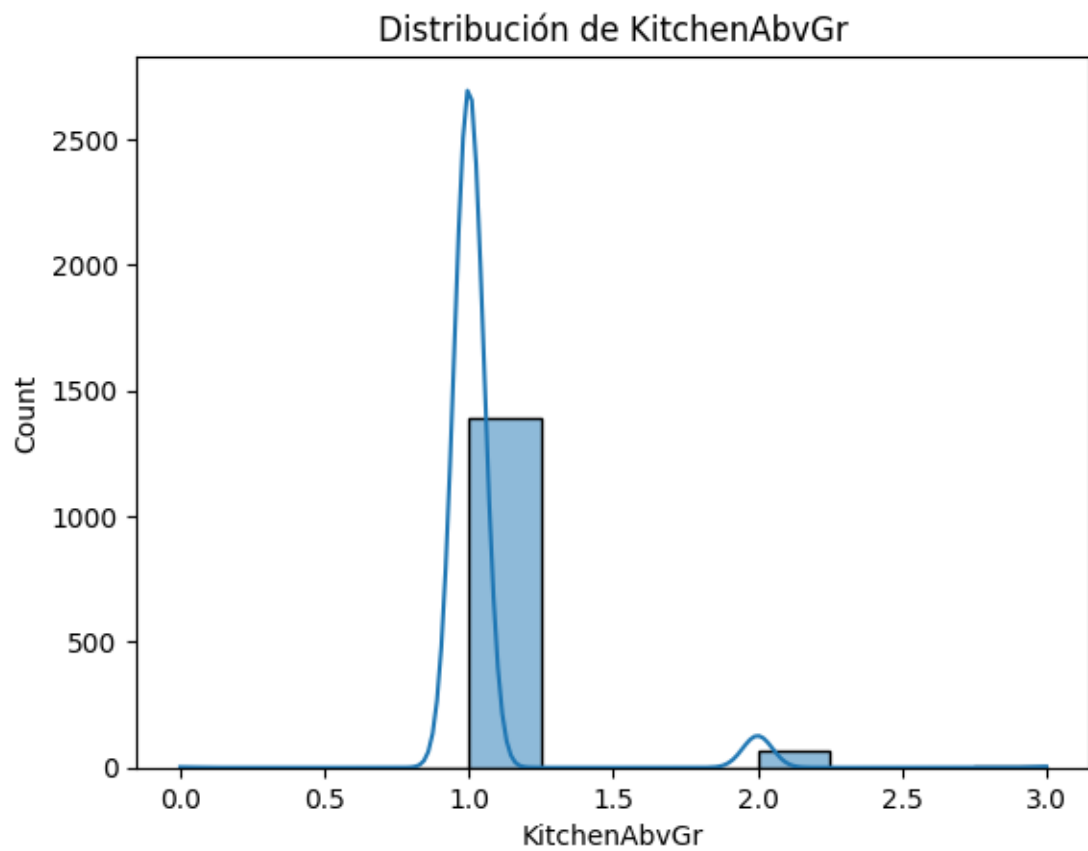


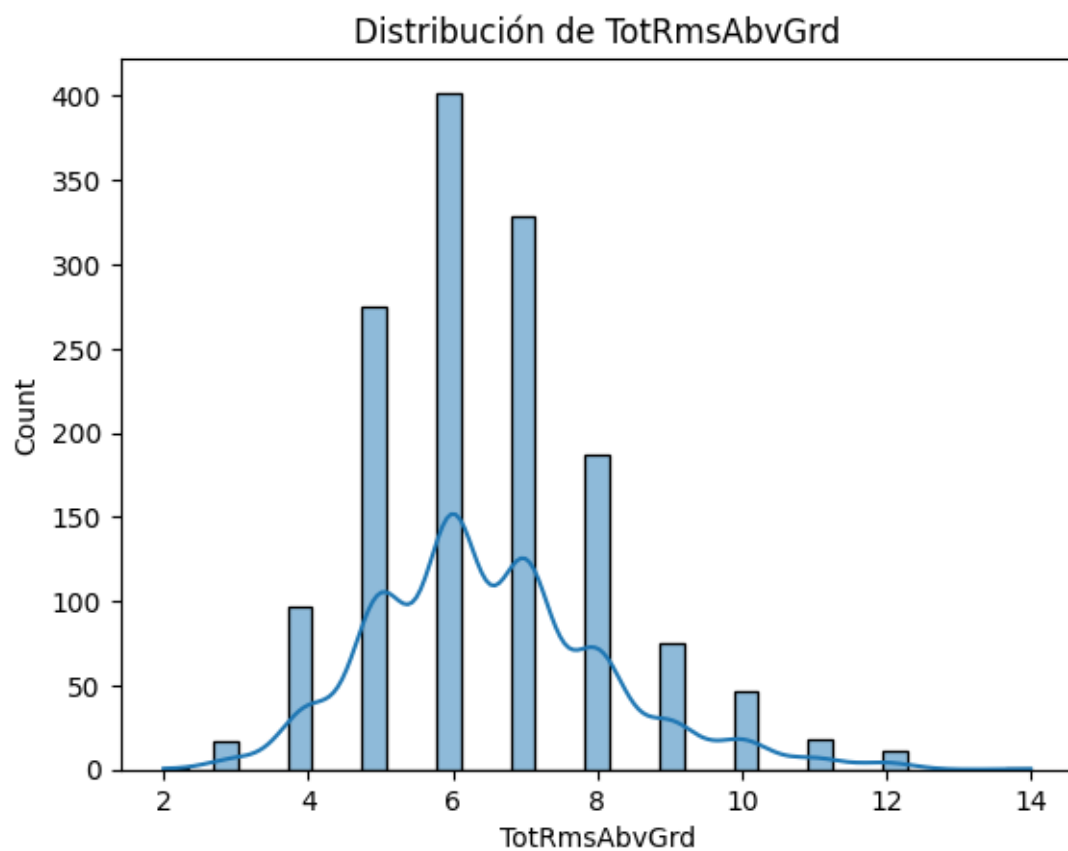


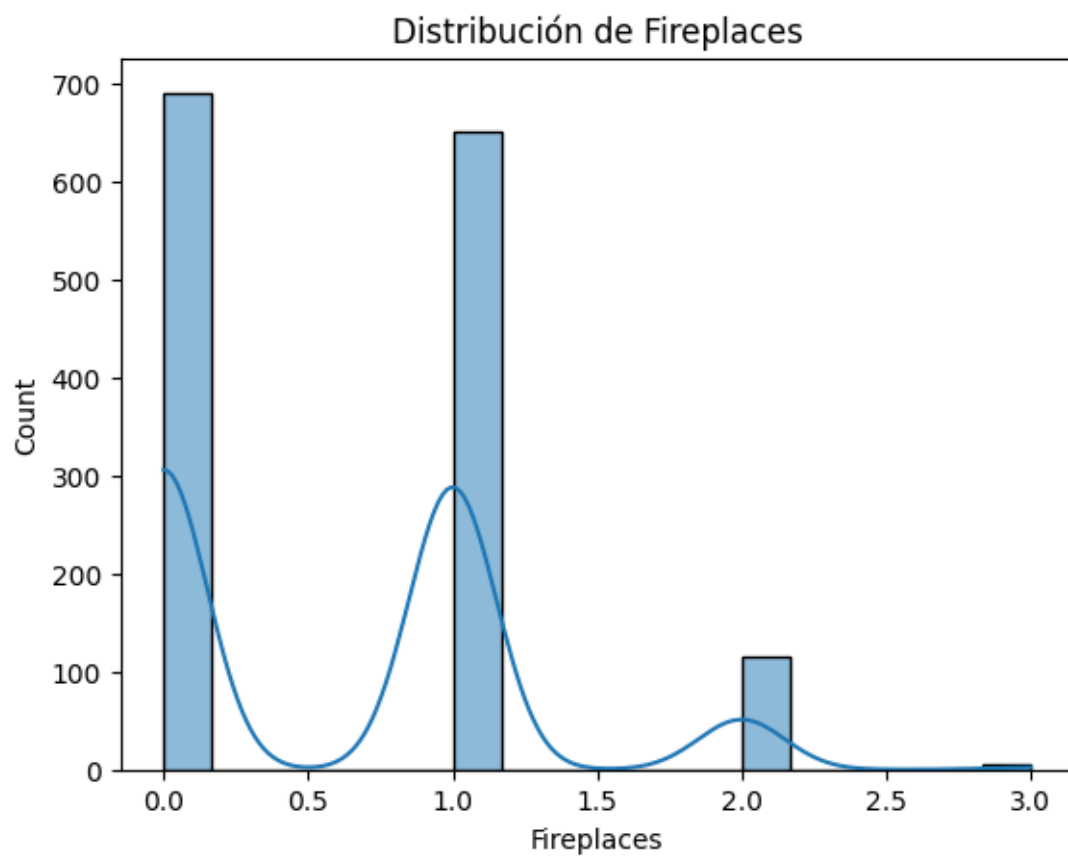


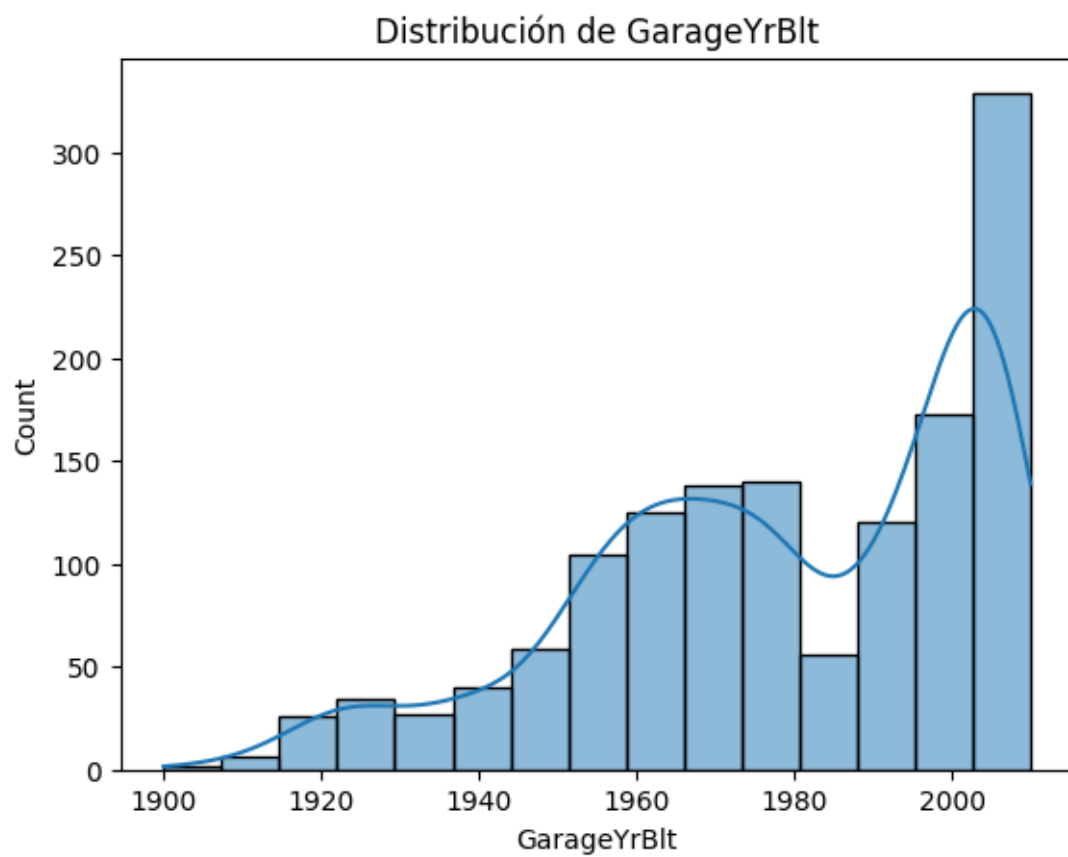


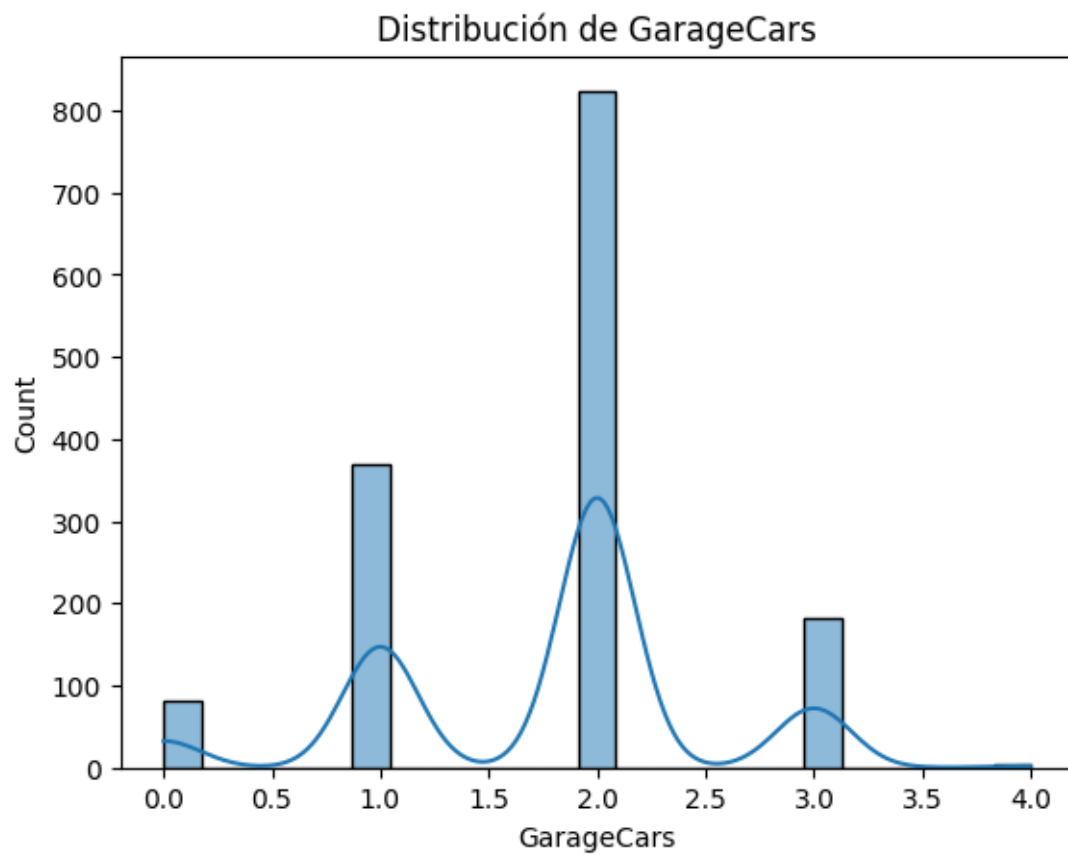


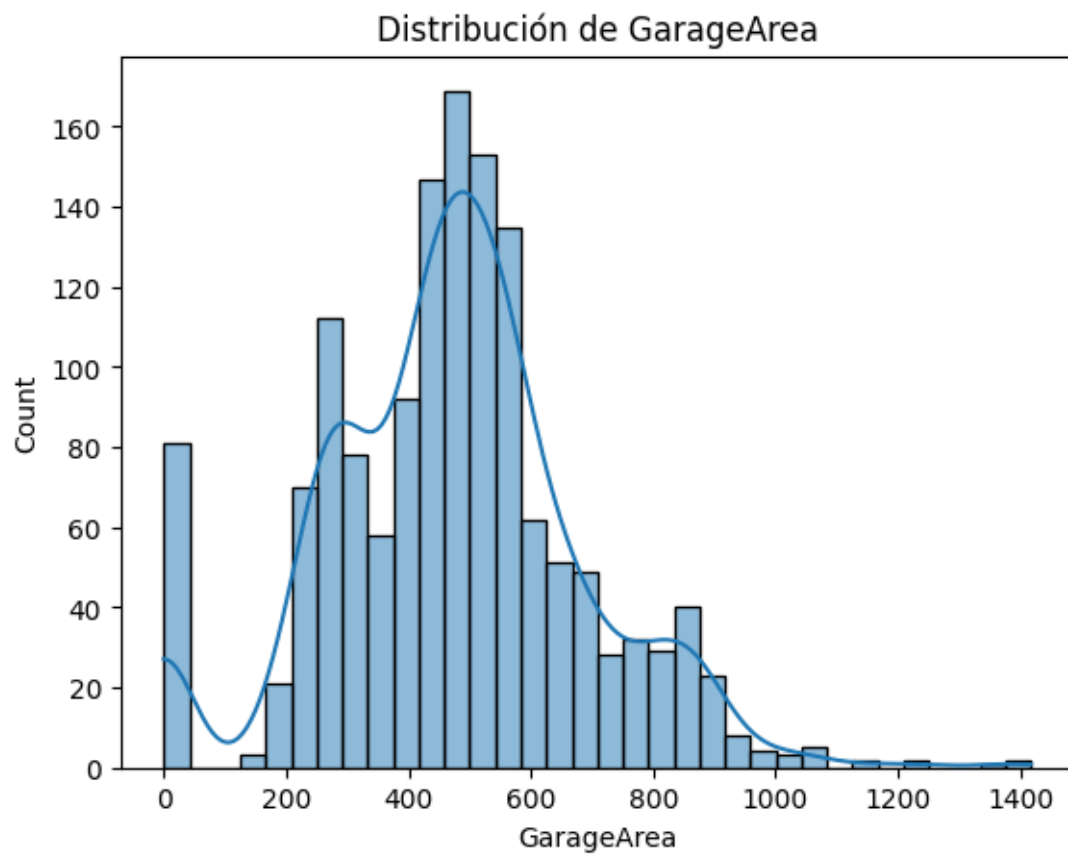


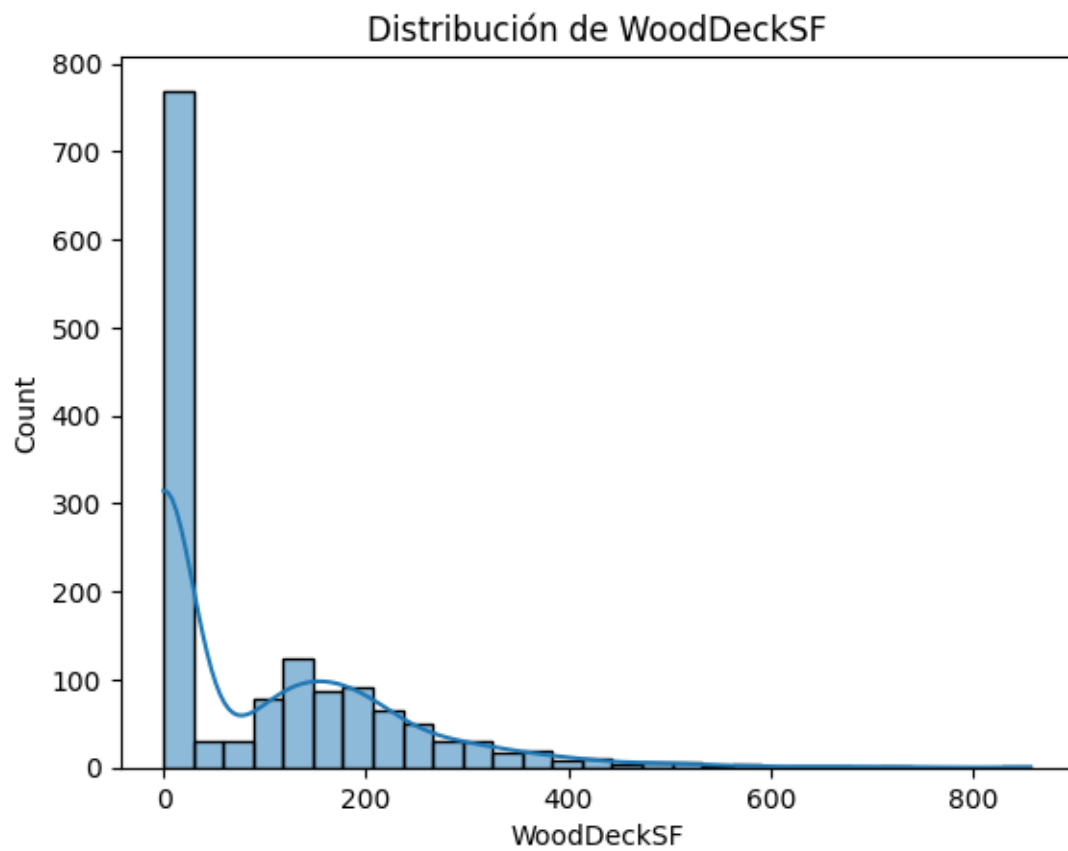


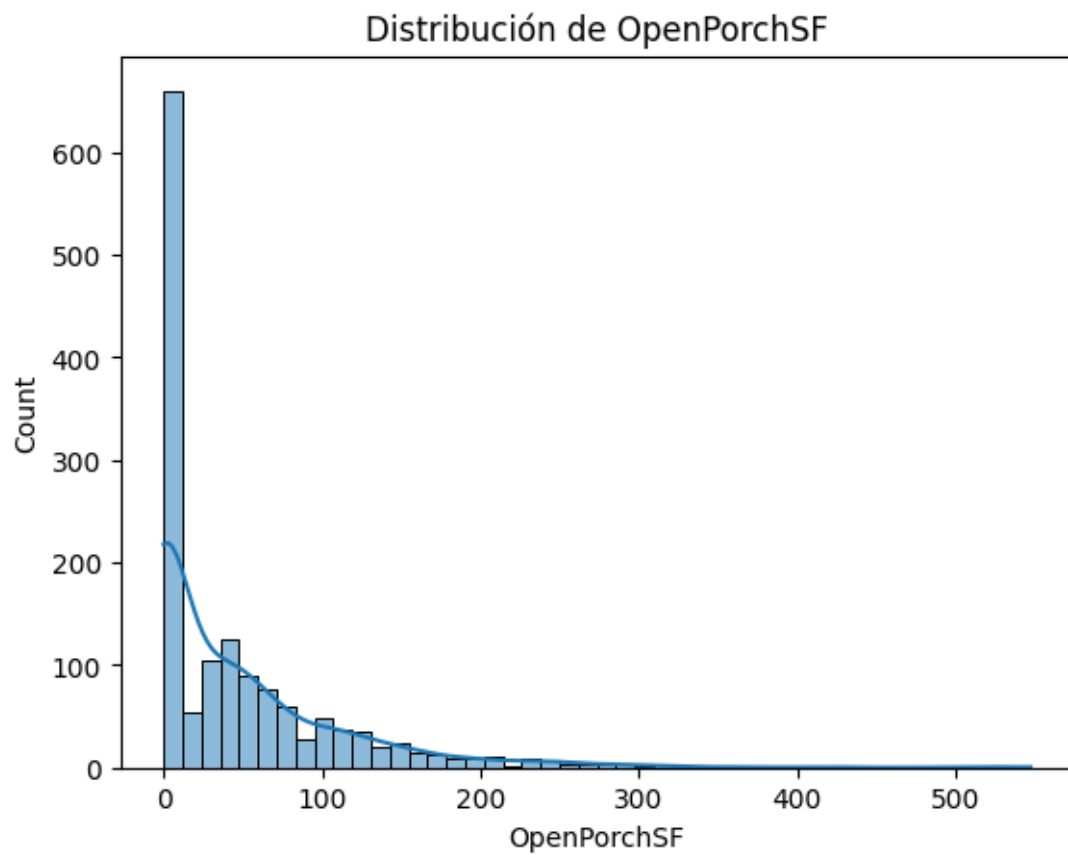


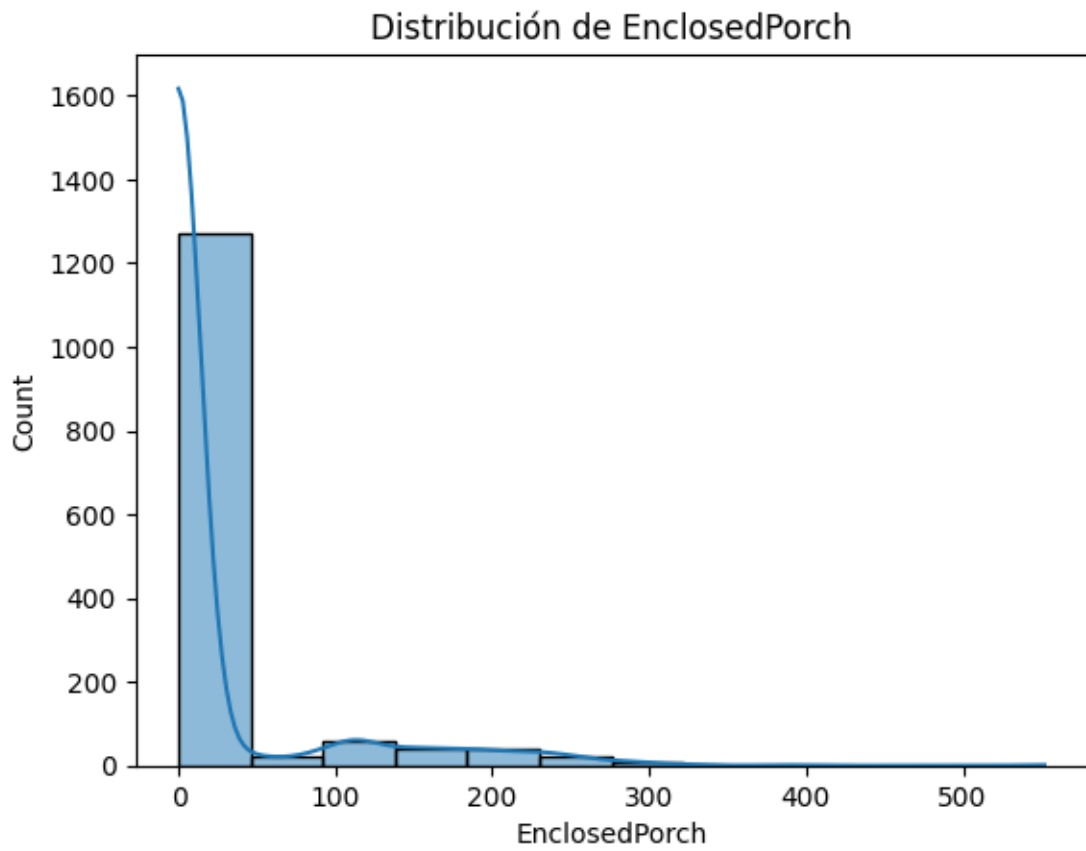


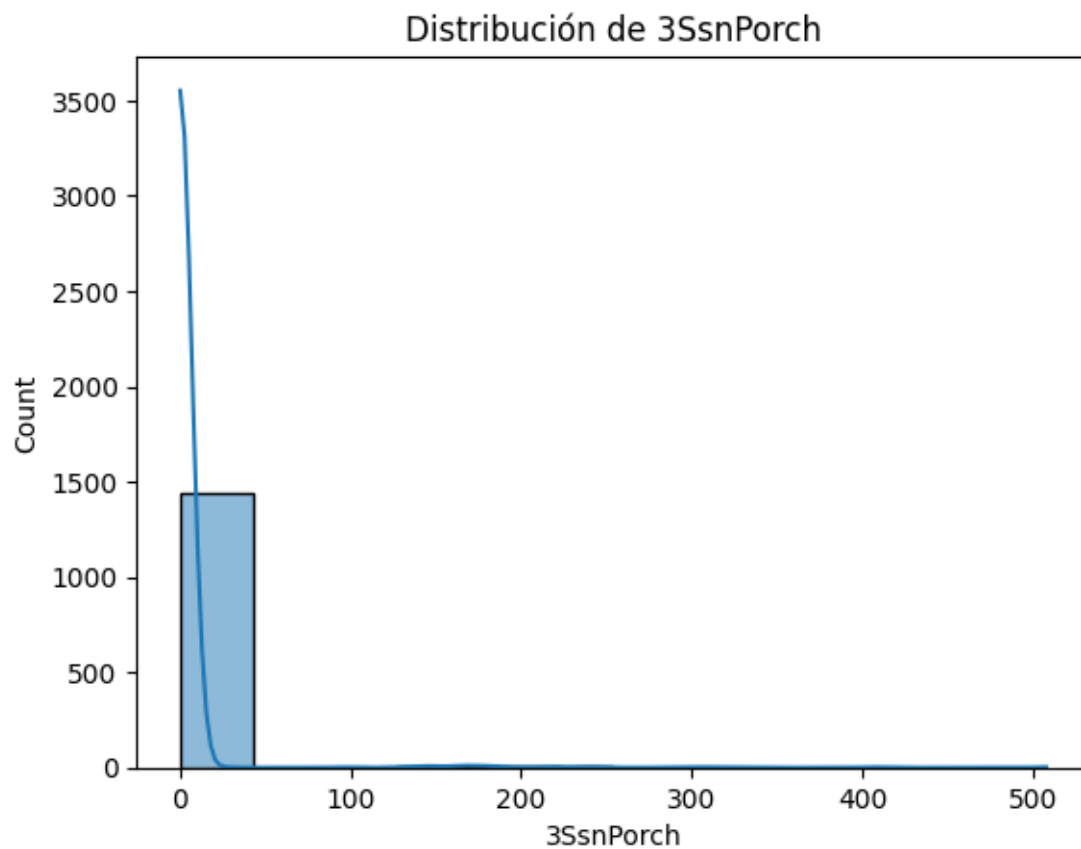


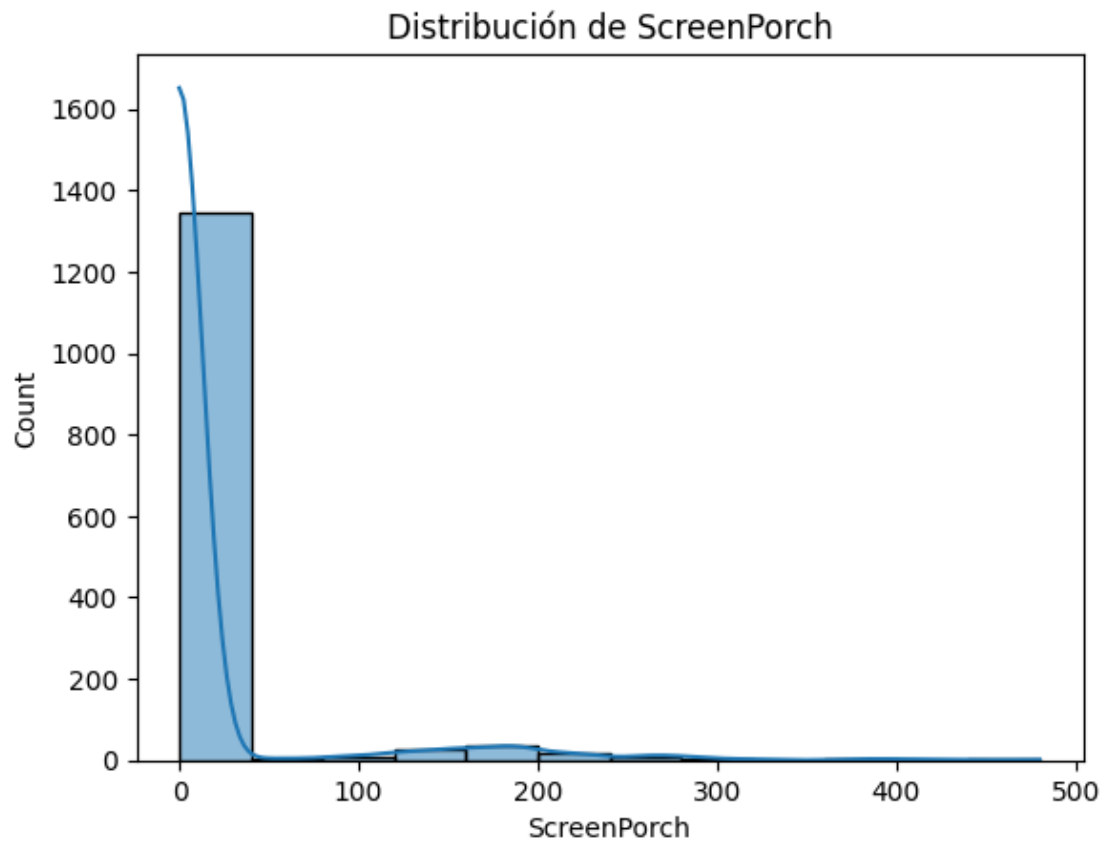


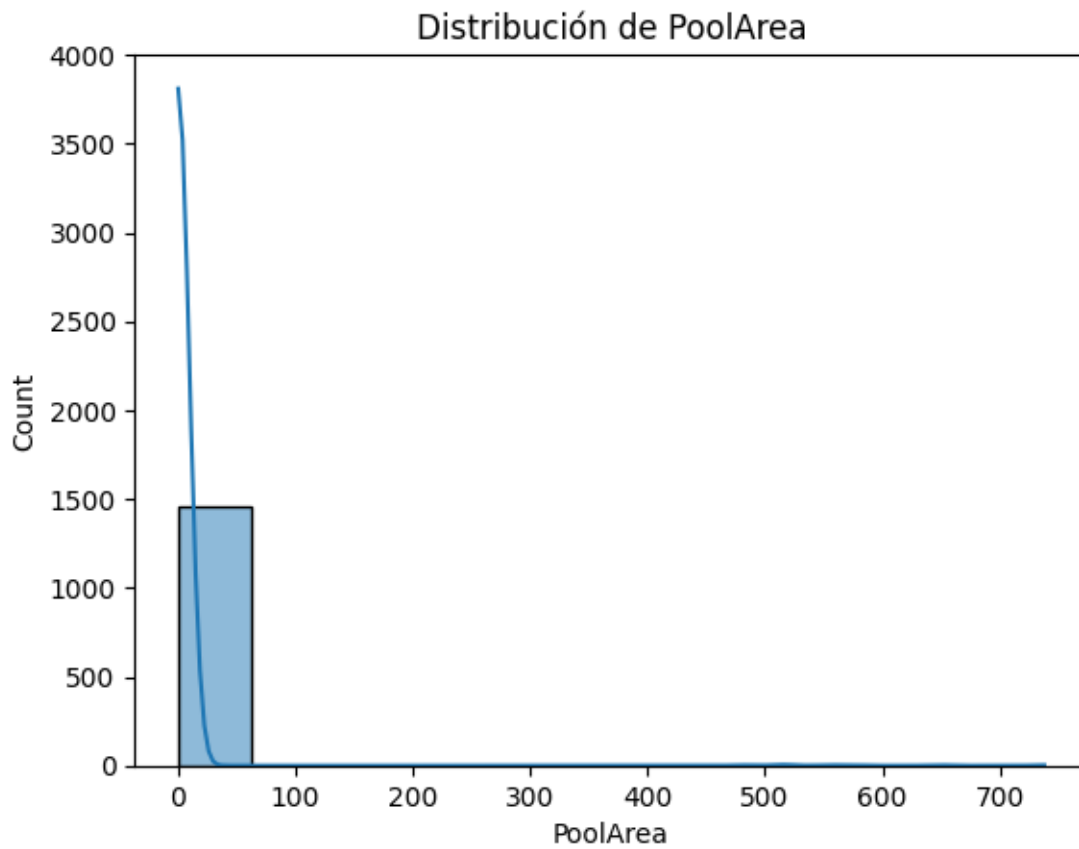


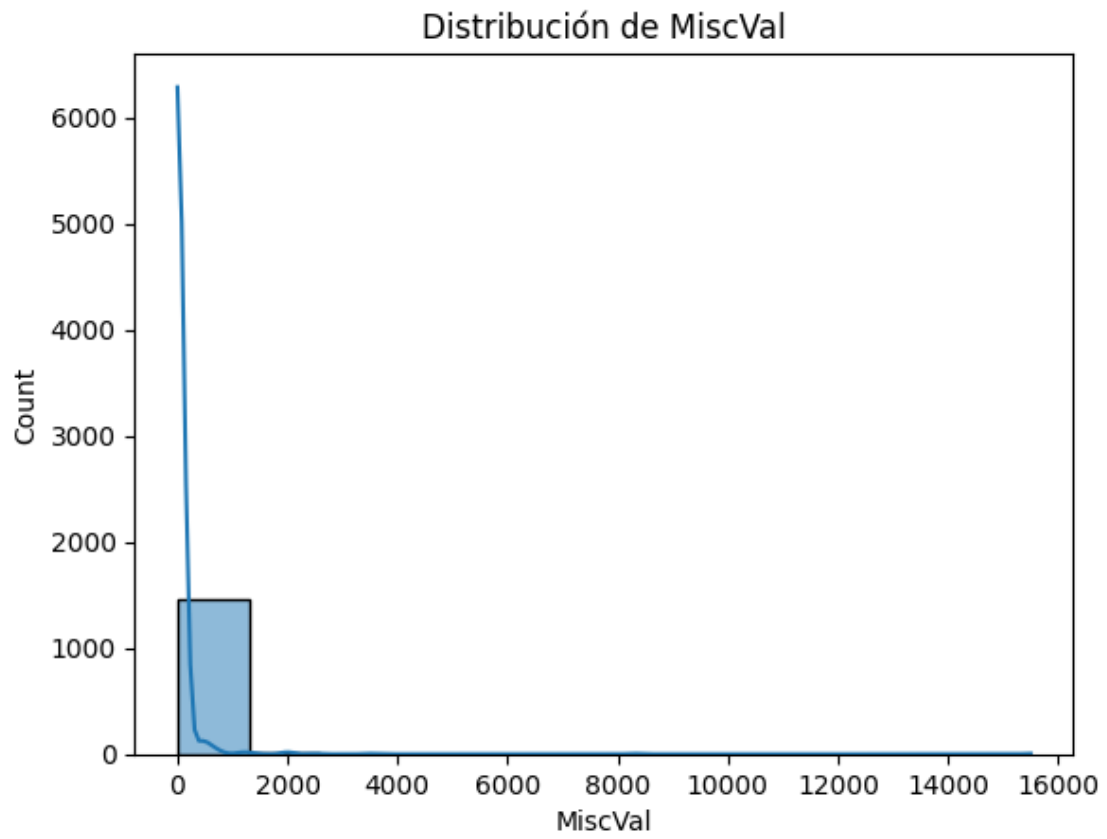


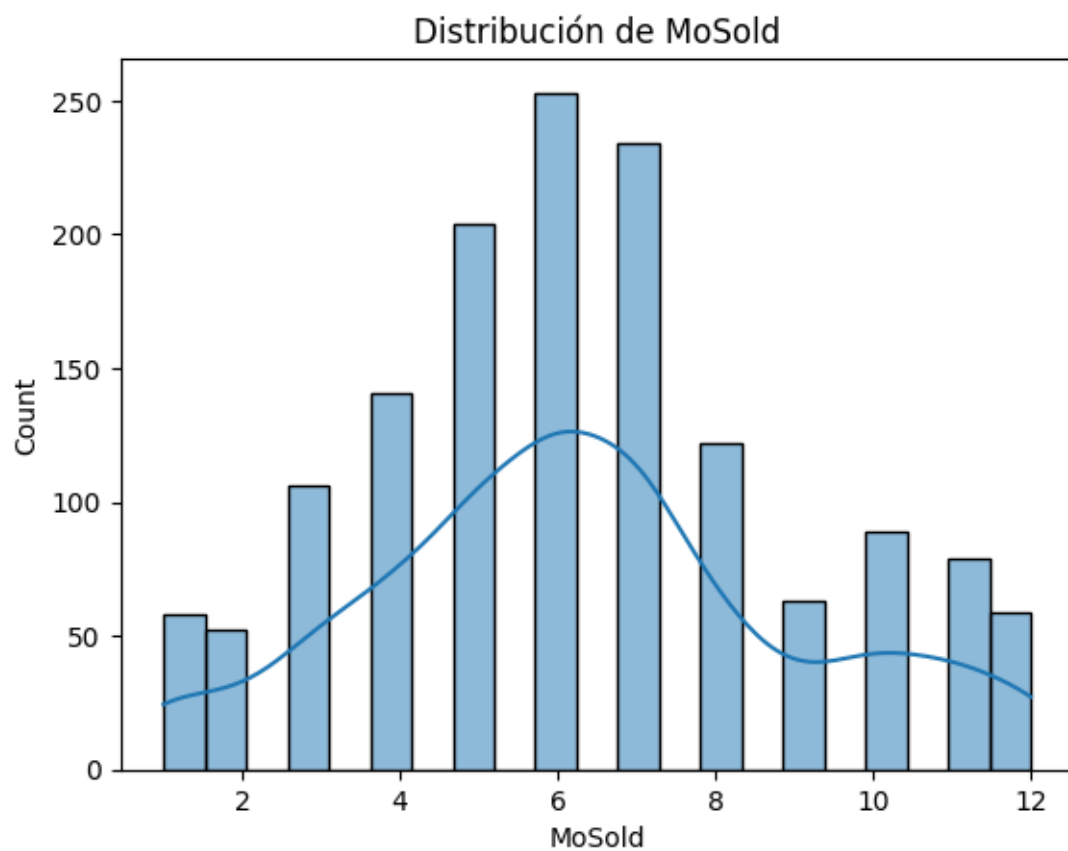


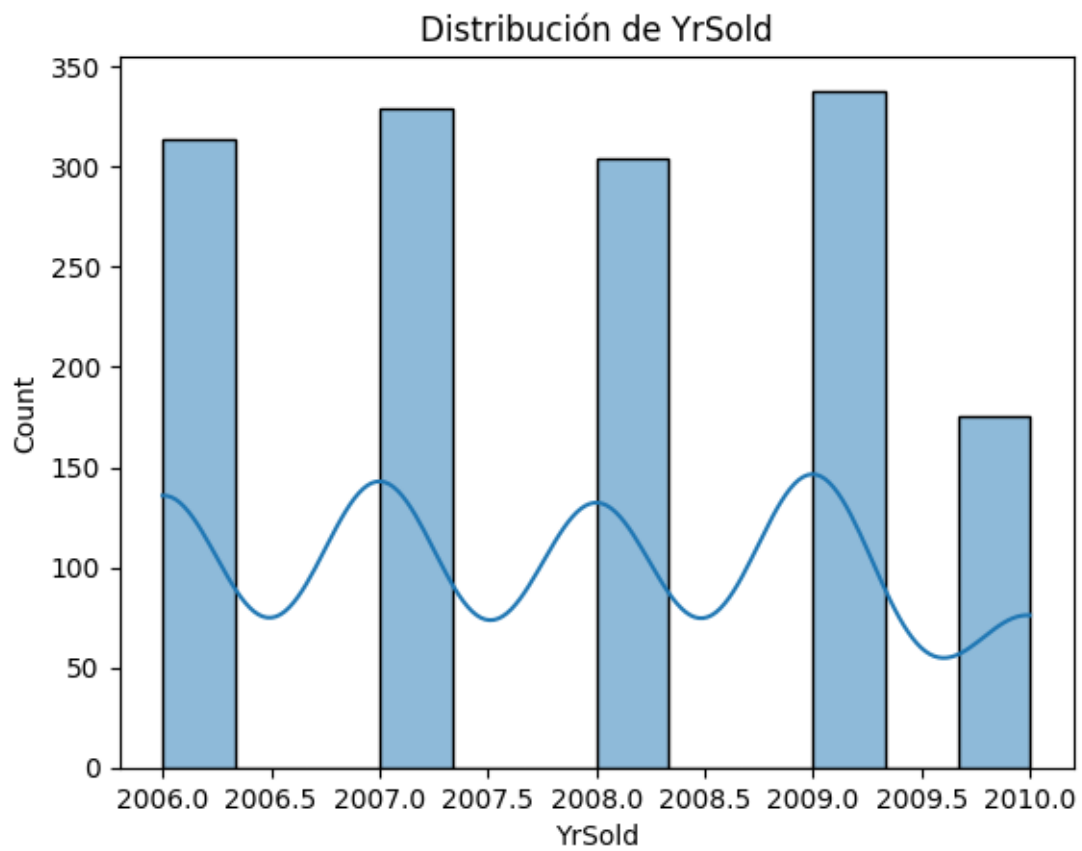


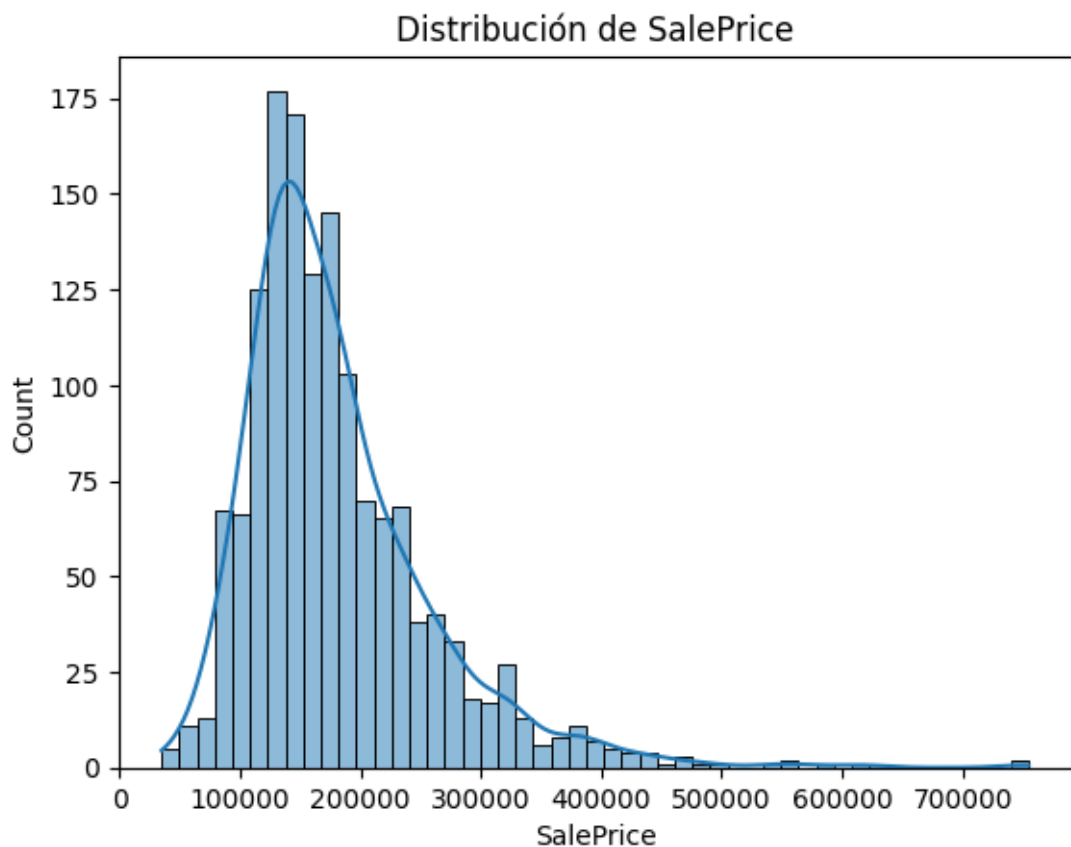










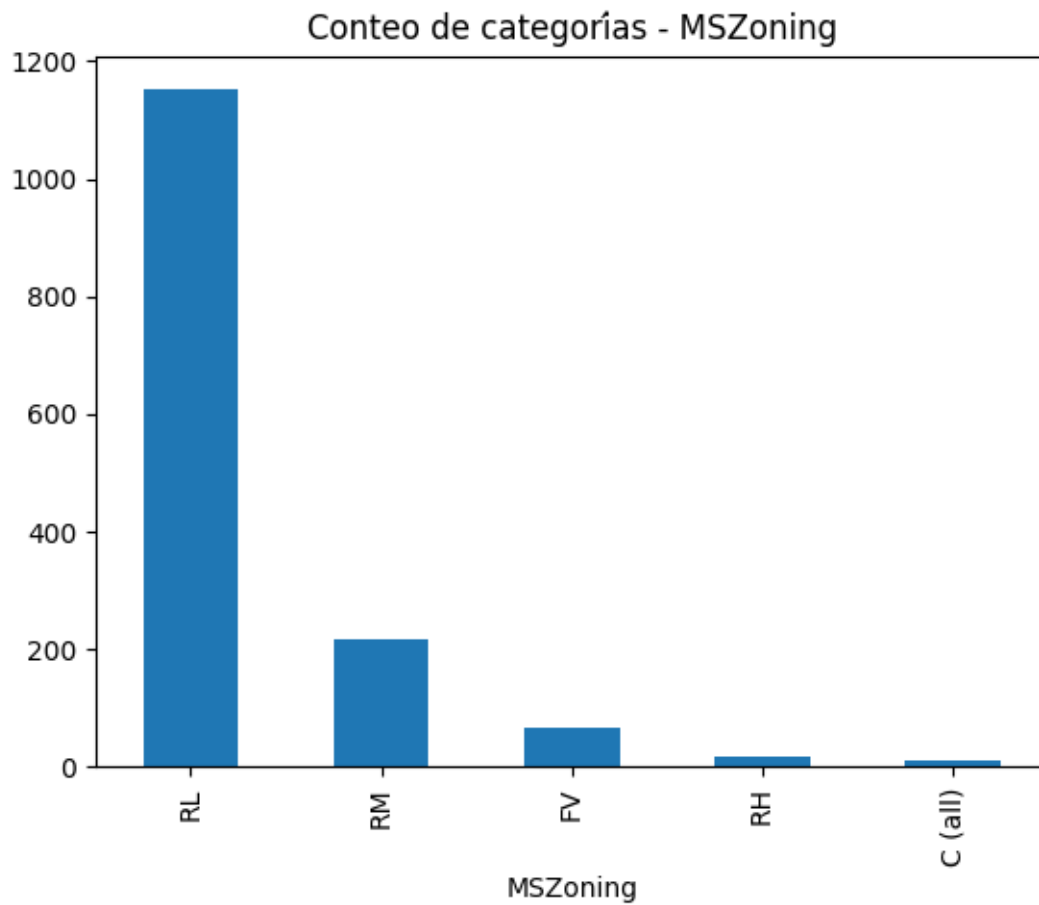


1.6.2 6.2 Variables categóricas

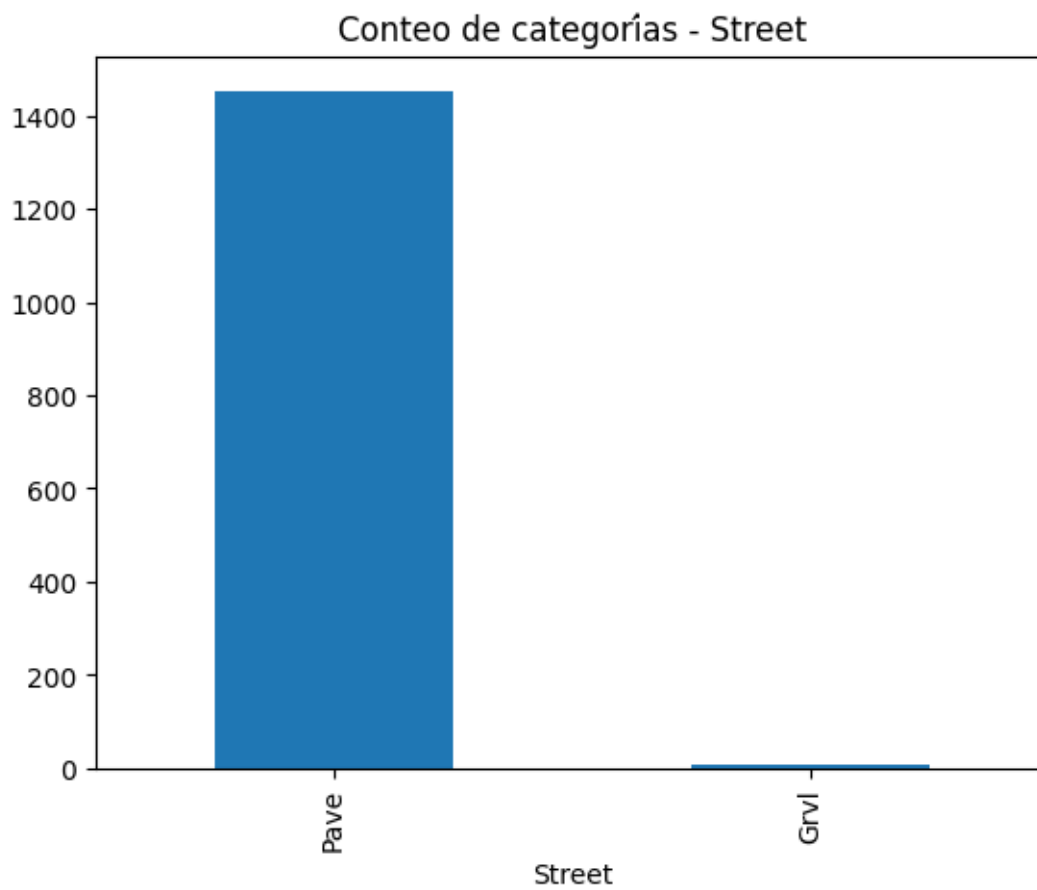
Mostramos cuántas entradas hay para cada categoría. Podemos usar gráficos de barras o tablas.

```
[7]: for col in categorical_feats:
      plt.figure()
      train[col].value_counts().plot(kind='bar')
      plt.title(f'Conteo de categorías - {col}')
      plt.show()

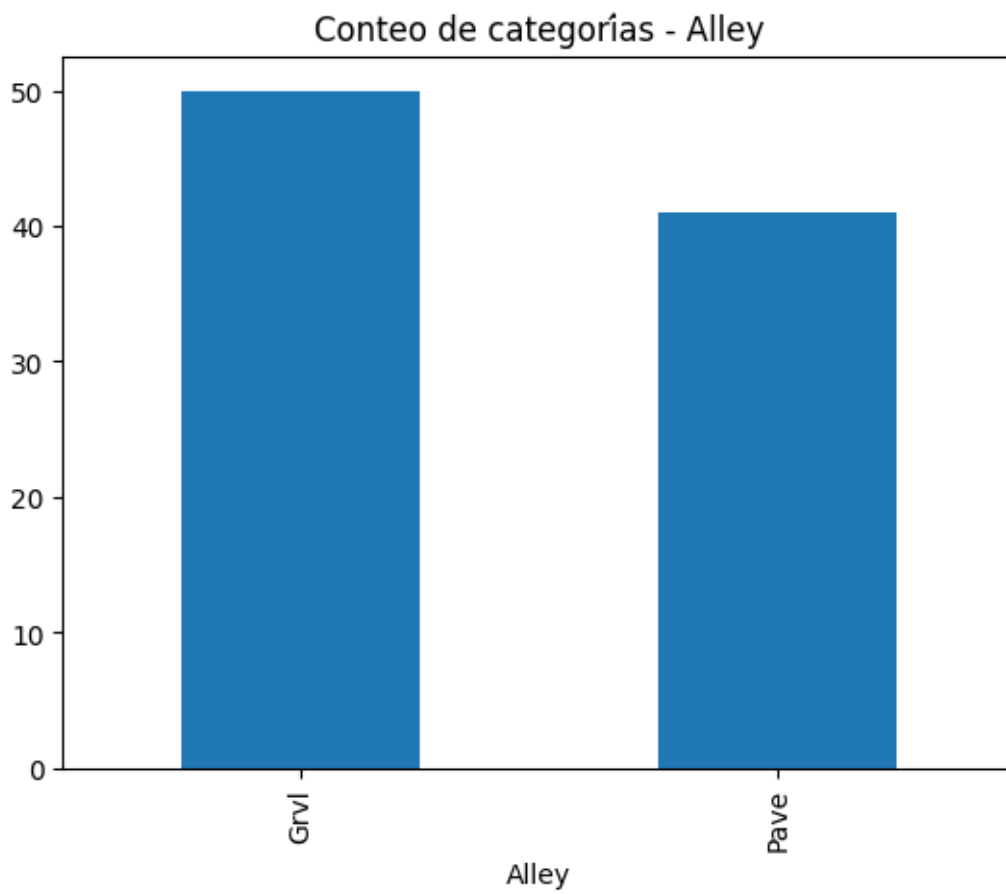
      # Si deseas ver la tabla numérica:
      display(train[col].value_counts())
```



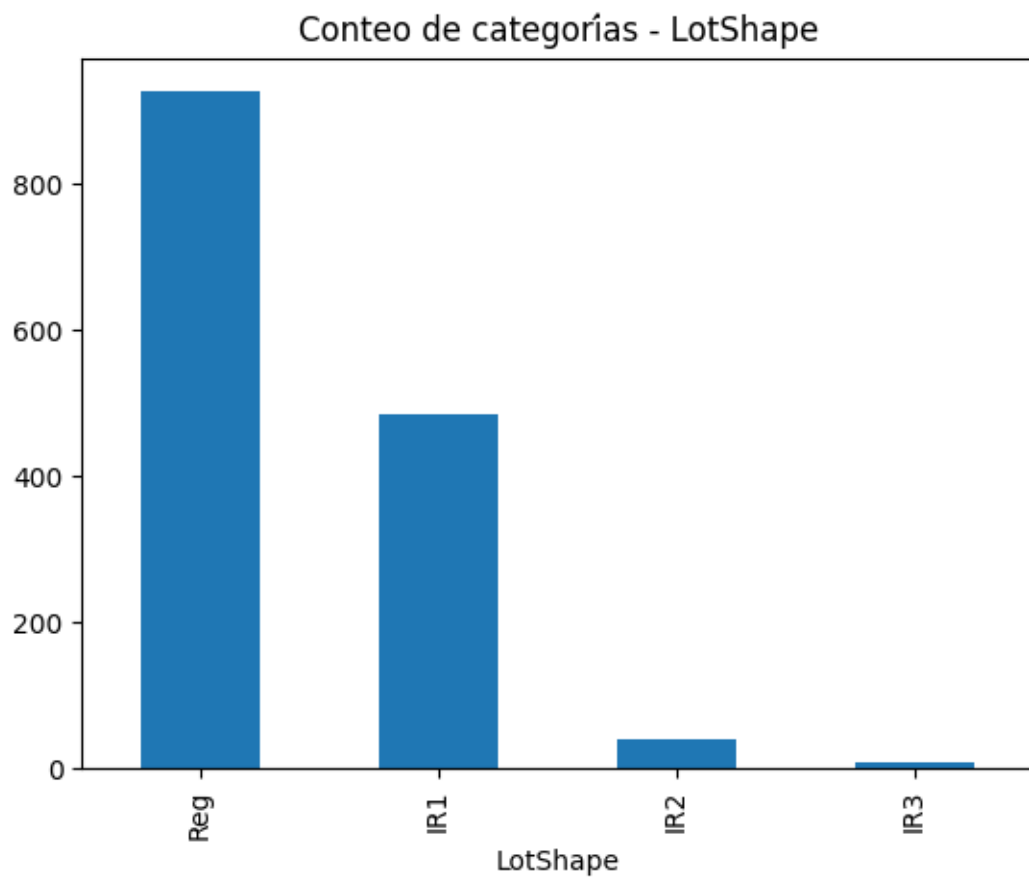
```
MSZoning
RL      1151
RM      218
FV       65
RH       16
C (all)  10
Name: count, dtype: int64
```



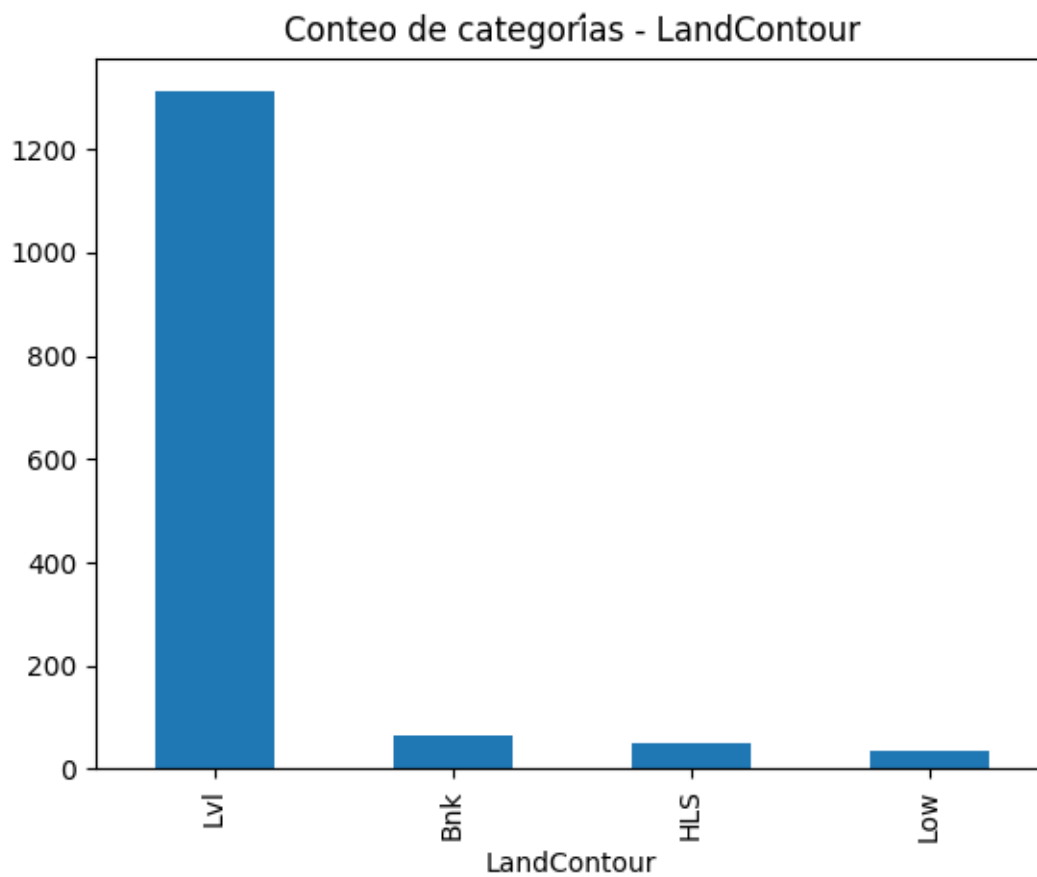
```
Street
Pave    1454
Grvl      6
Name: count, dtype: int64
```

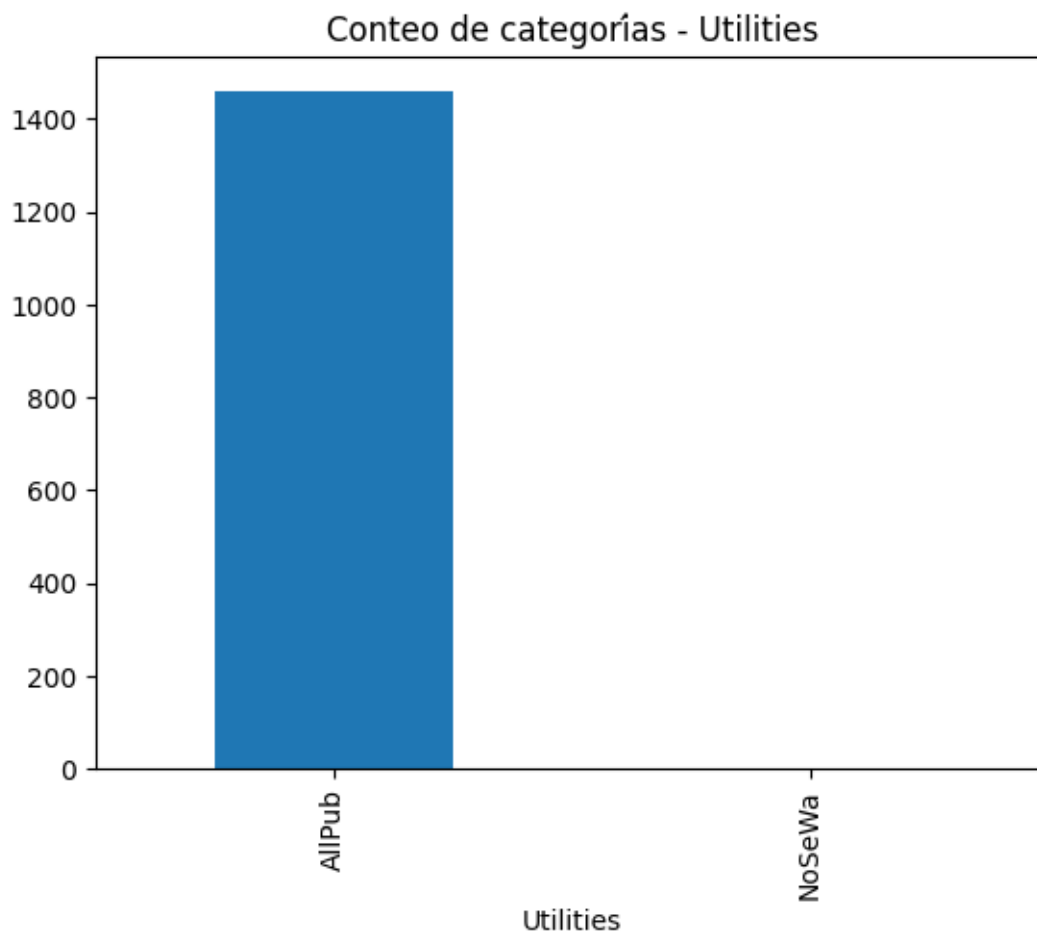
```
Alley
Grvl    50
Pave    41
Name: count, dtype: int64
```



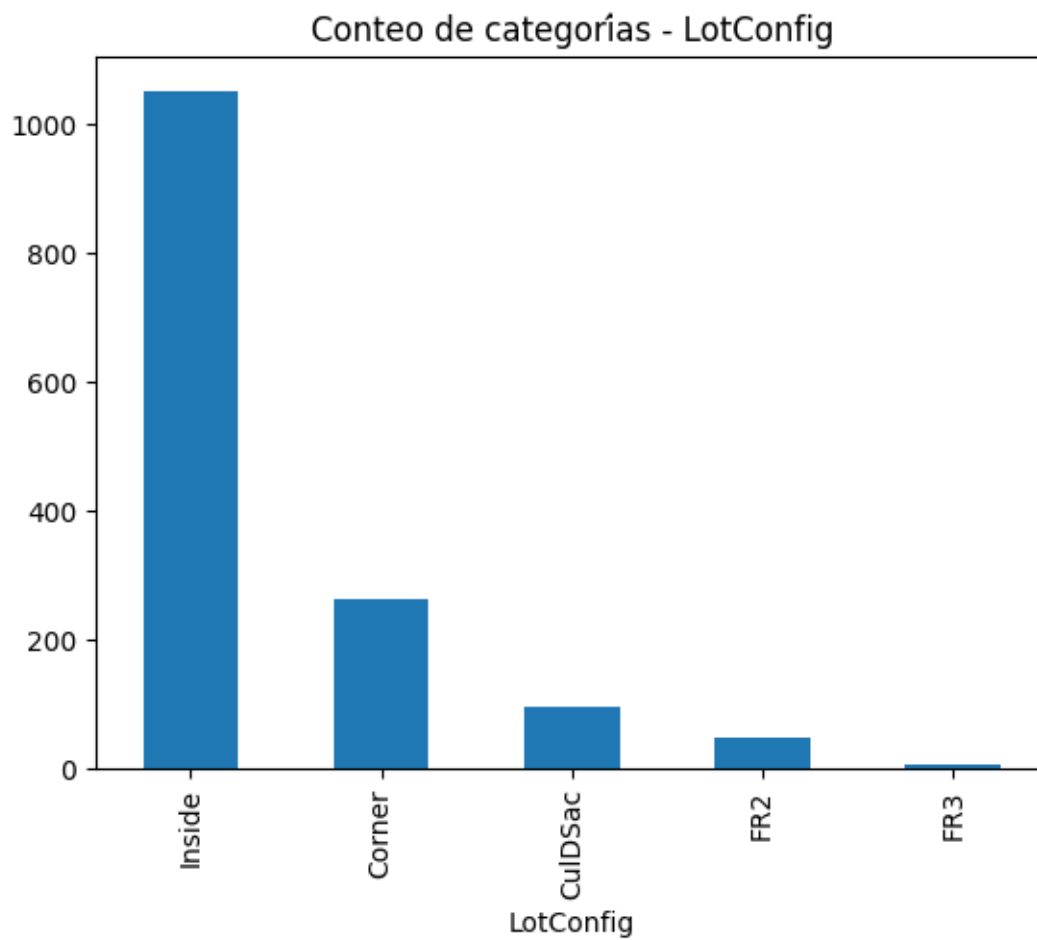
```
LotShape
Reg      925
IR1      484
IR2       41
IR3       10
Name: count, dtype: int64
```



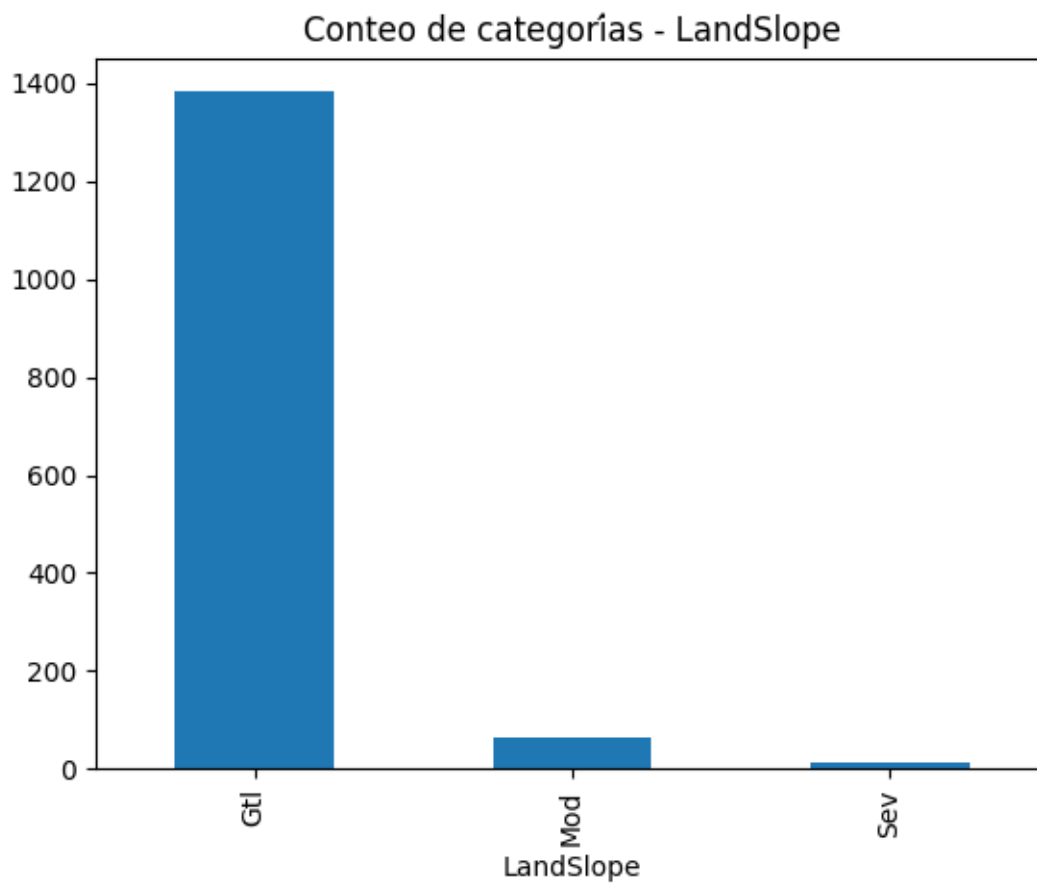
```
LandContour
Lvl      1311
Bnk       63
HLS       50
Low       36
Name: count, dtype: int64
```



```
Utilities
AllPub    1459
NoSeWa      1
Name: count, dtype: int64
```

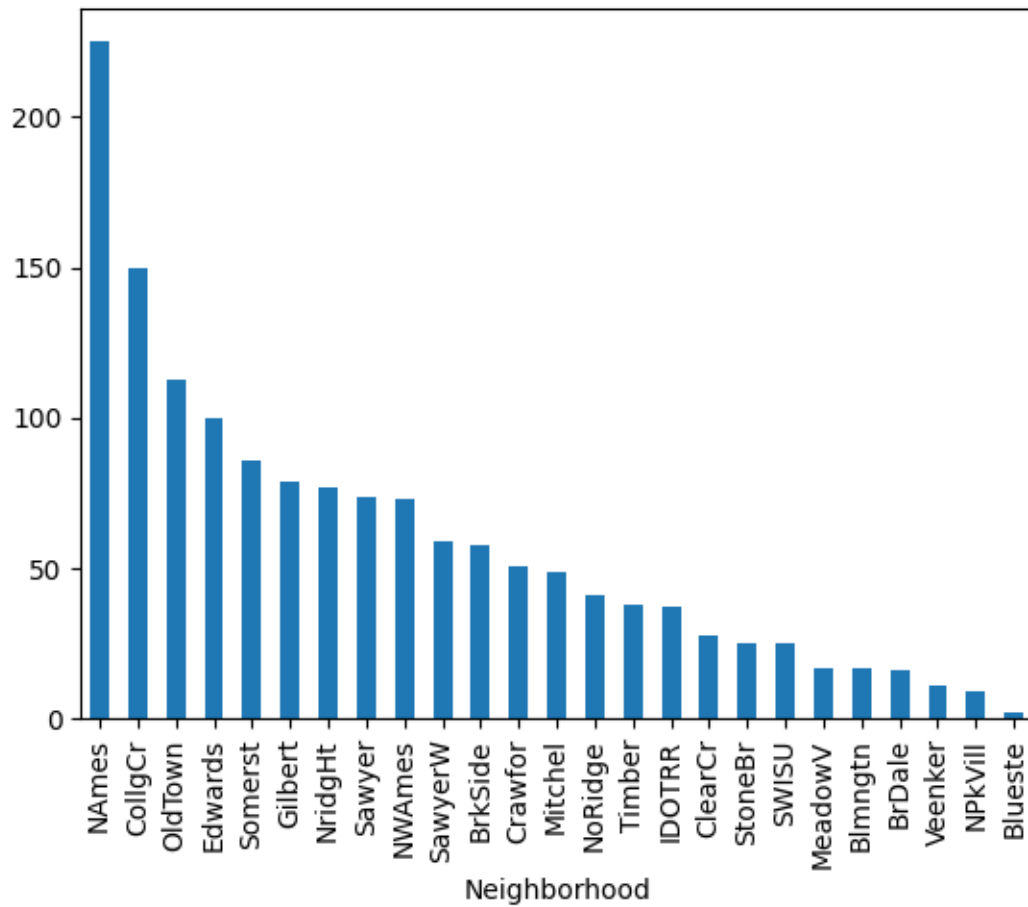


```
LotConfig
Inside    1052
Corner     263
CulDSac    94
FR2        47
FR3         4
Name: count, dtype: int64
```



```
LandSlope
Gtl    1382
Mod      65
Sev     13
Name: count, dtype: int64
```

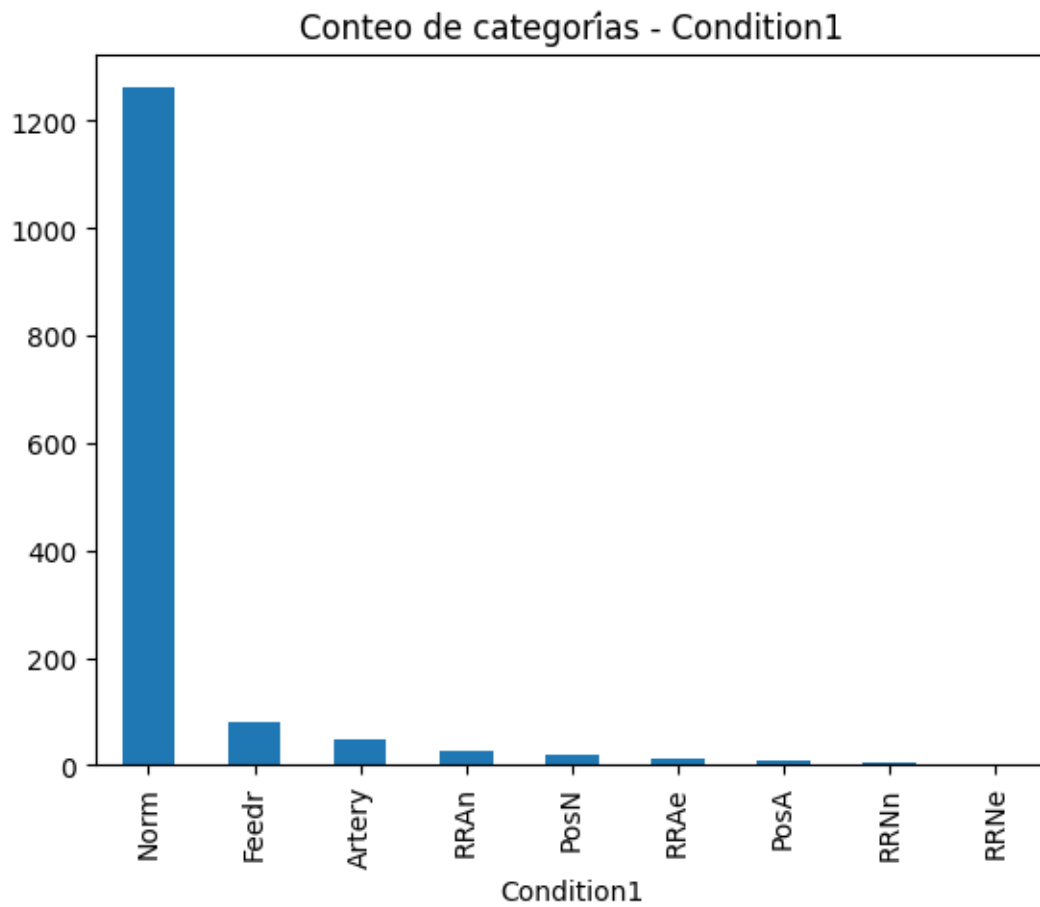
Conteo de categorías - Neighborhood



Neighborhood	
NAmes	225
CollgCr	150
OldTown	113
Edwards	100
Somerst	86
Gilbert	79
NridgHt	77
Sawyer	74
NWAmes	73
SawyerW	59
BrkSide	58
Crawfor	51
Mitchel	49
NoRidge	41
Timber	38
IDOTRR	37

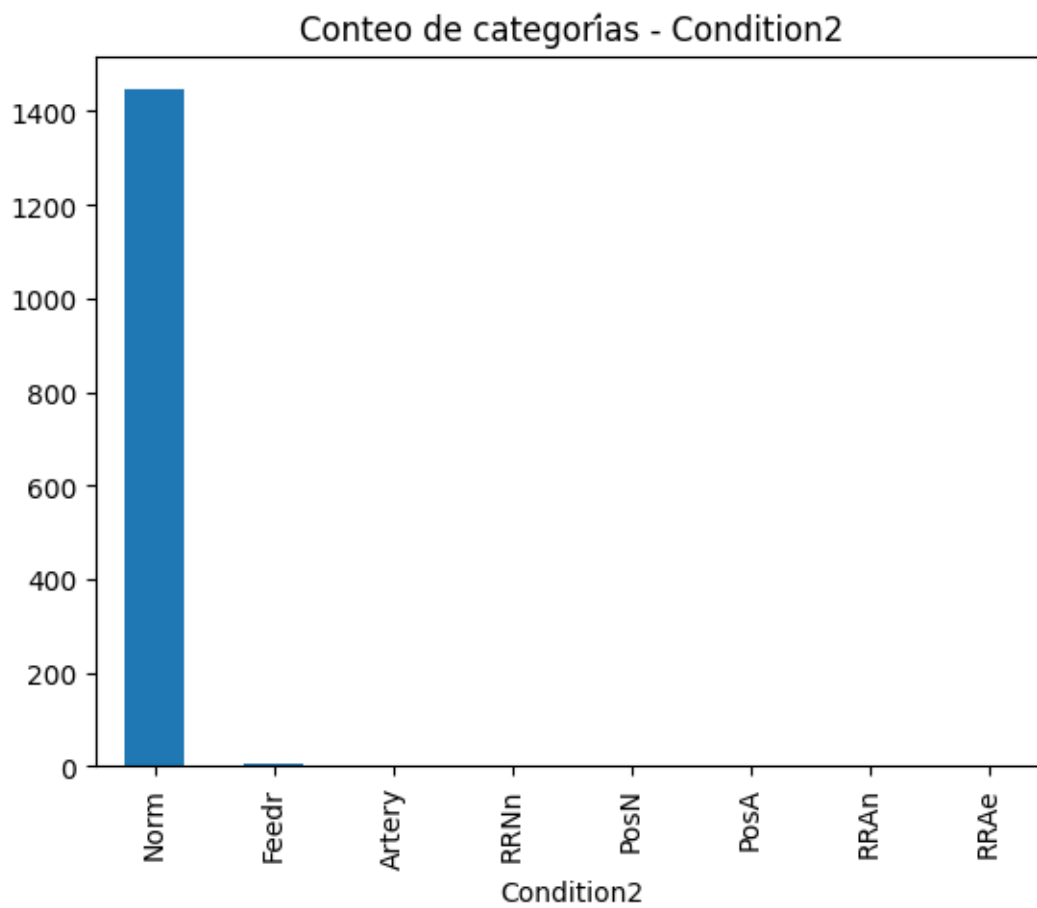
ClearCr	28
StoneBr	25
SWISU	25
MeadowV	17
Blmngtn	17
BrDale	16
Veenker	11
NPkVill	9
Blueste	2

Name: count, dtype: int64

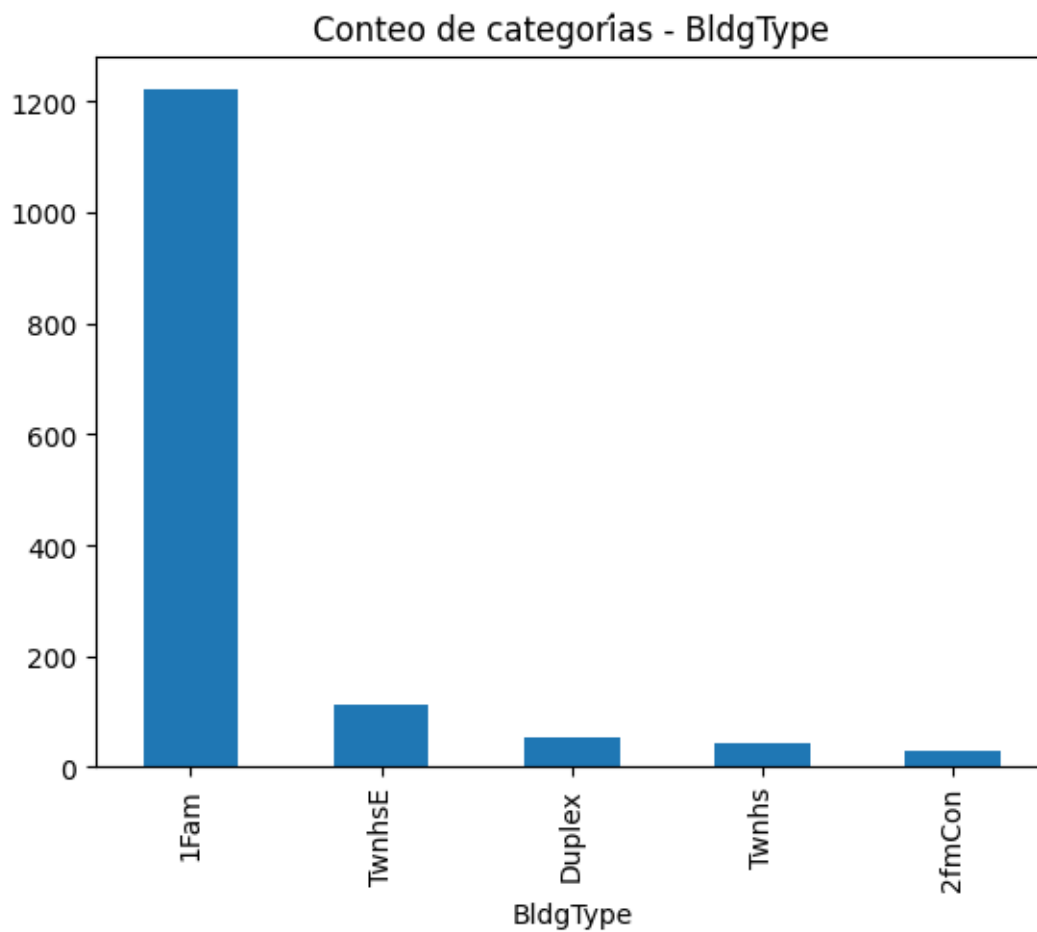


Condition1	
Norm	1260
Feedr	81
Artery	48
RRAn	26
PosN	19
RRAe	11
PosA	8

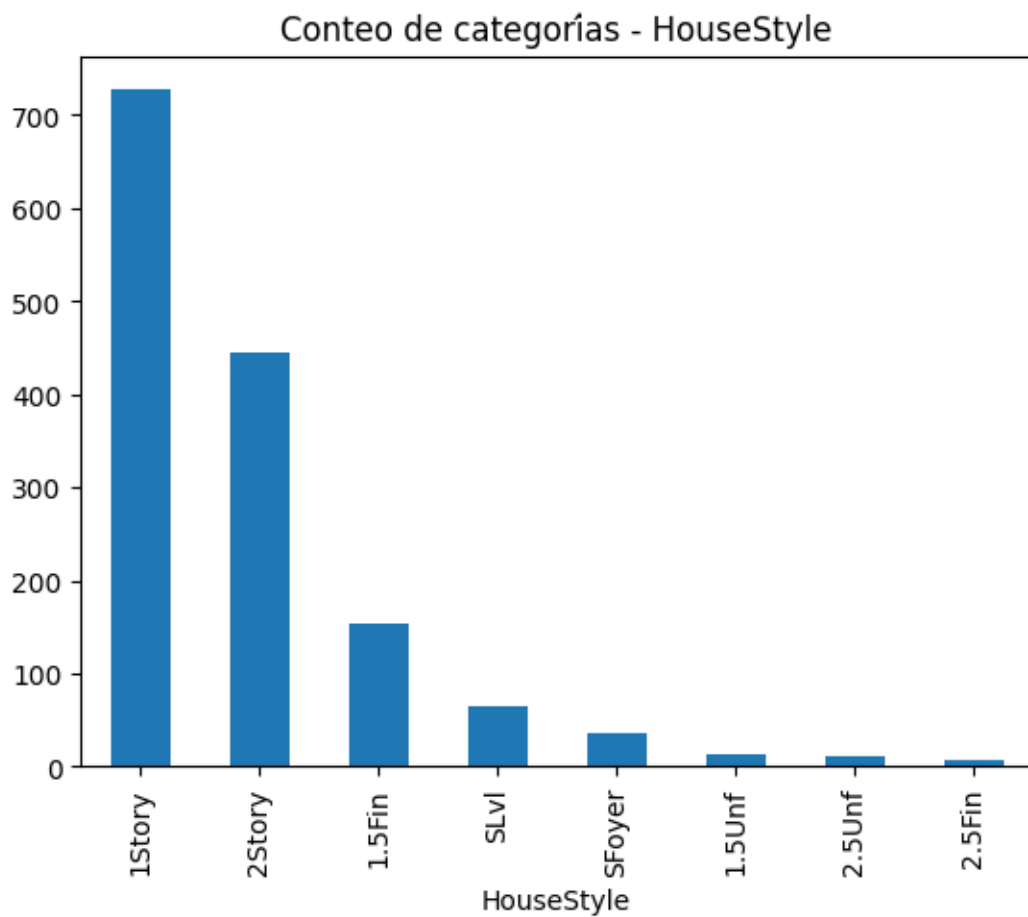

```
RRNn      5
RRNe      2
Name: count, dtype: int64
```



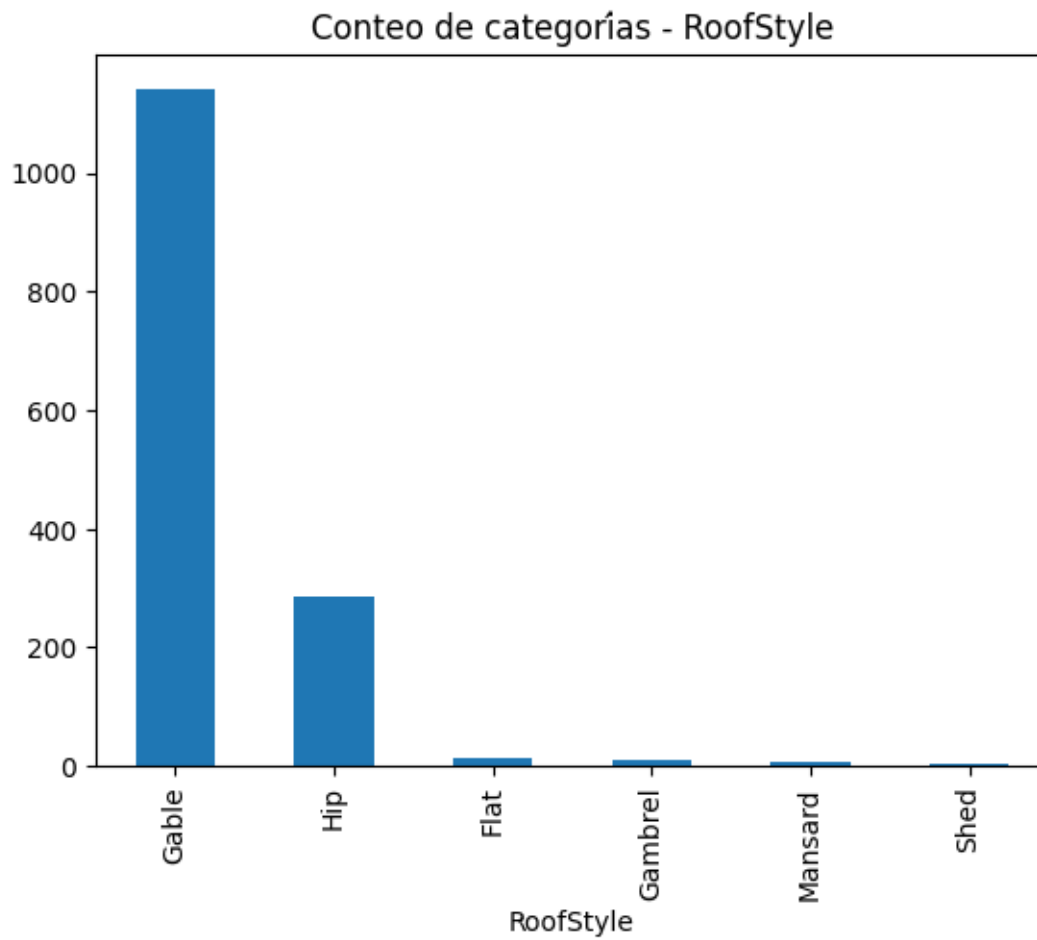
```
Condition2
Norm      1445
Feedr      6
Artery     2
RRNn       2
PosN       2
PosA       1
RRAn       1
RRAe       1
Name: count, dtype: int64
```



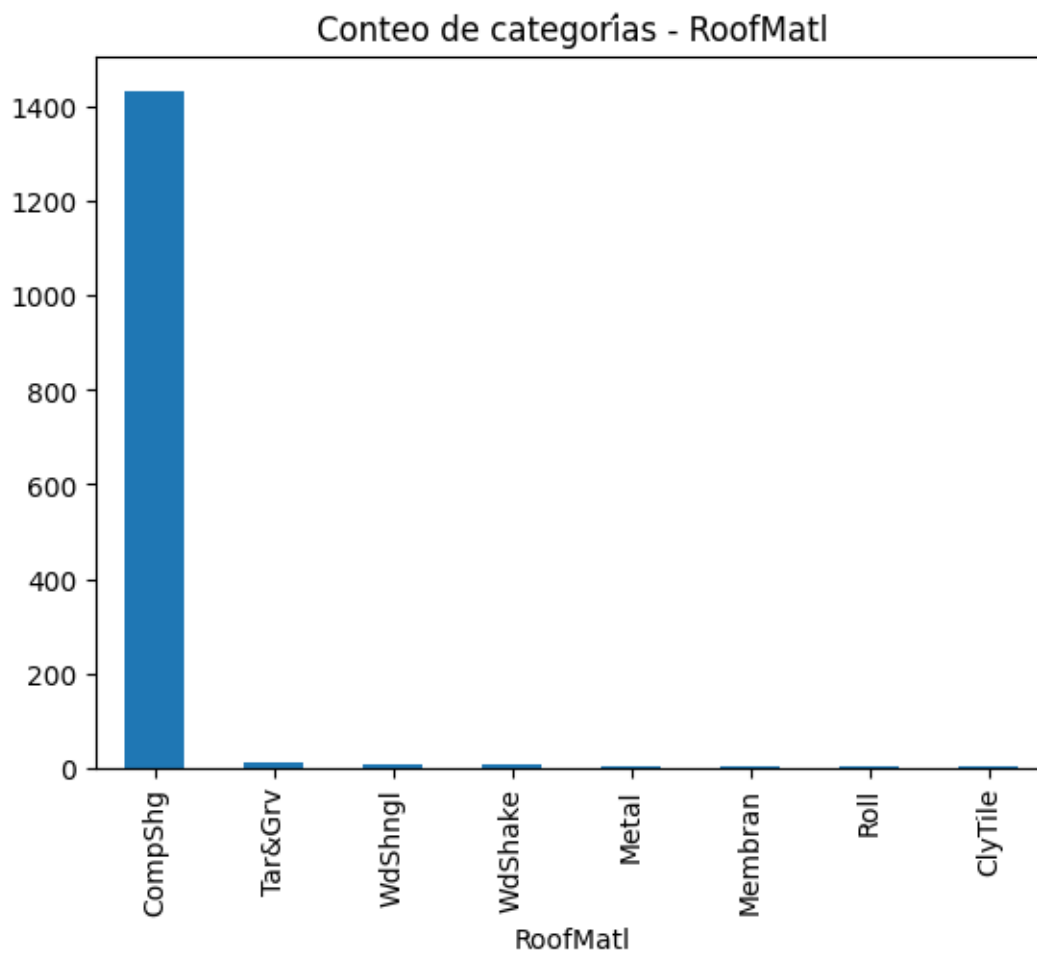
```
BldgType
1Fam      1220
TwnhsE     114
Duplex      52
Twnhs       43
2fmCon      31
Name: count, dtype: int64
```



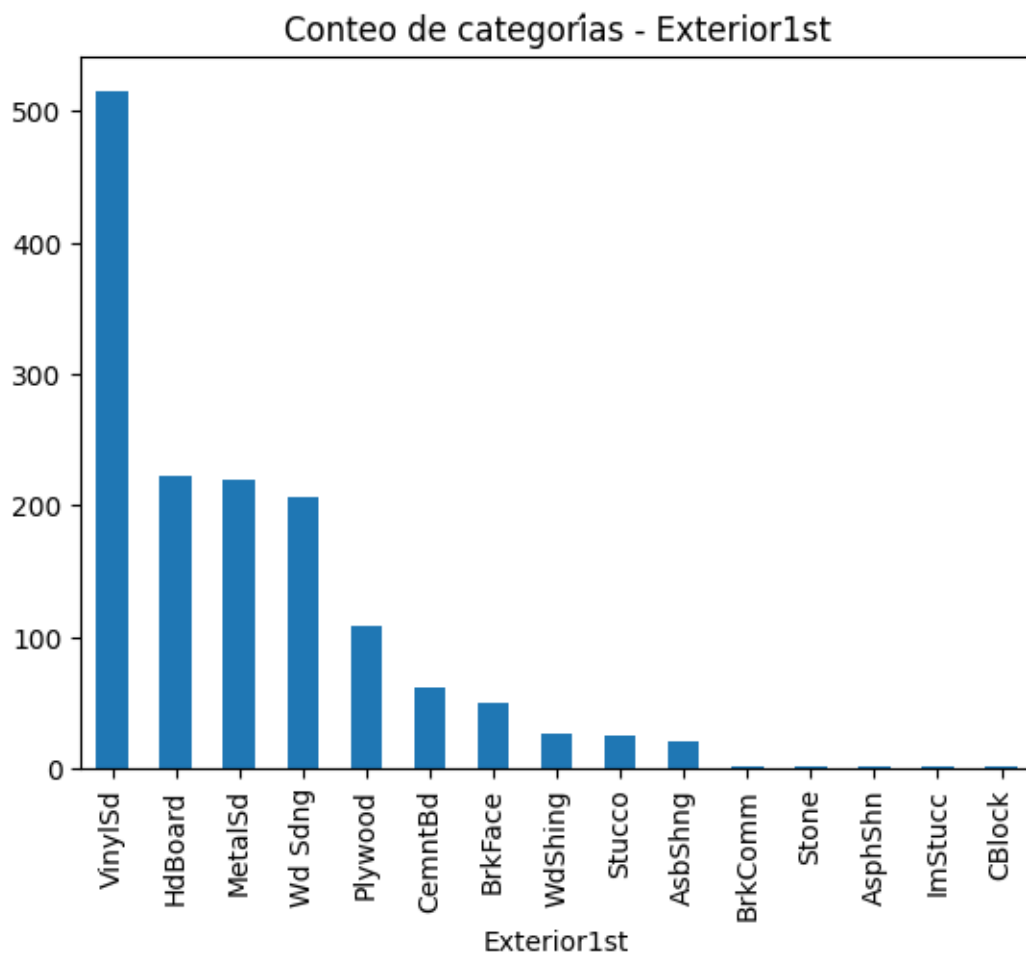
```
HouseStyle
1Story    726
2Story    445
1.5Fin    154
SLvl       65
SFoyer     37
1.5Unf     14
2.5Unf     11
2.5Fin      8
Name: count, dtype: int64
```



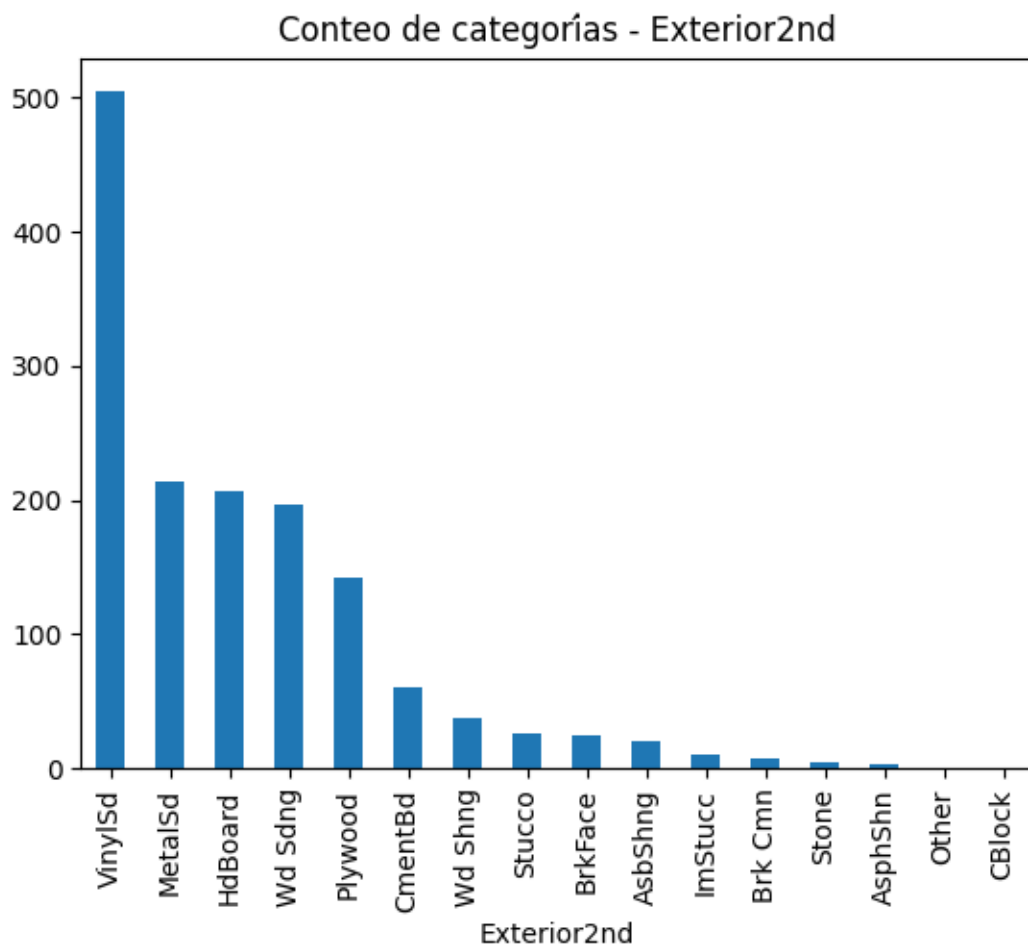
```
RoofStyle
Gable      1141
Hip         286
Flat         13
Gambrel      11
Mansard       7
Shed         2
Name: count, dtype: int64
```



```
RoofMatl
CompShg    1434
Tar&Grv      11
WdShngl      6
WdShake      5
Metal         1
Membran       1
Roll          1
ClyTile       1
Name: count, dtype: int64
```

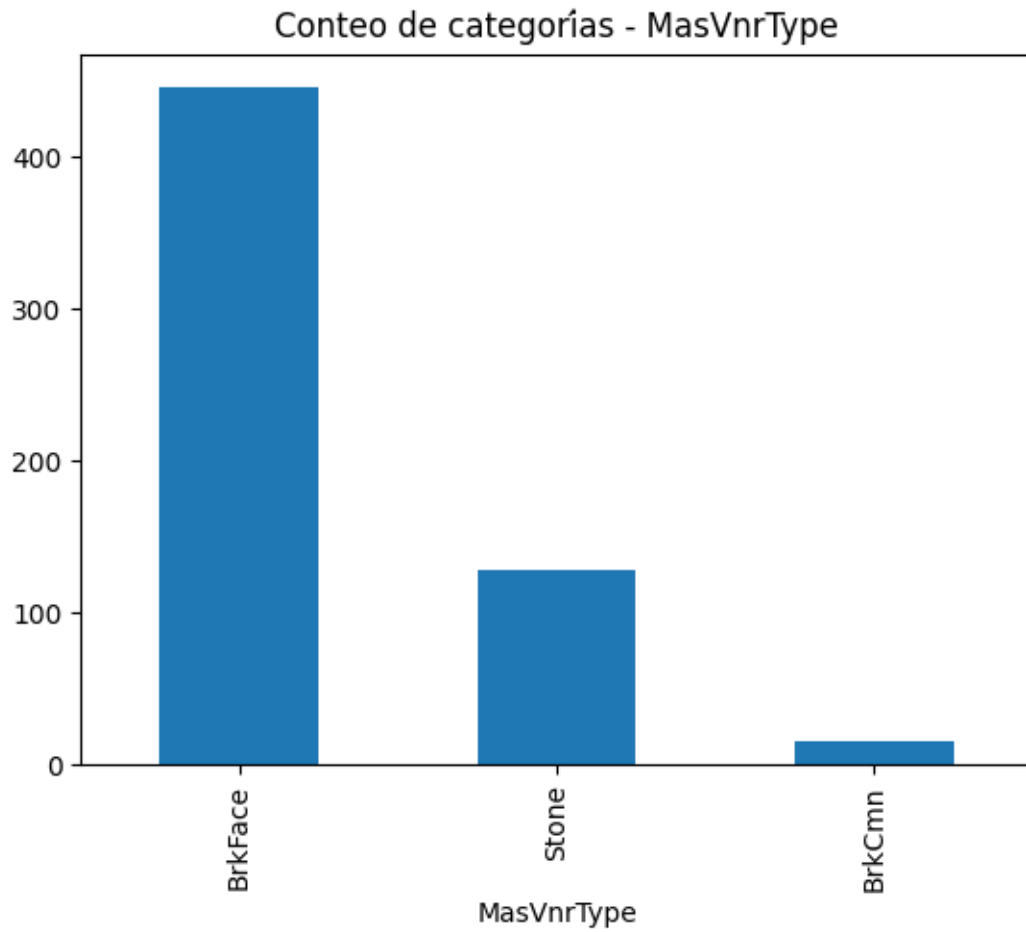


```
Exterior1st
VinylSd      515
HdBoard      222
MetalSd      220
Wd Sdng      206
Plywood      108
CemntBd       61
BrkFace       50
WdShing       26
Stucco        25
AsbShng       20
BrkComm        2
Stone          2
AsphShn        1
ImStucc        1
CBlock         1
Name: count, dtype: int64
```

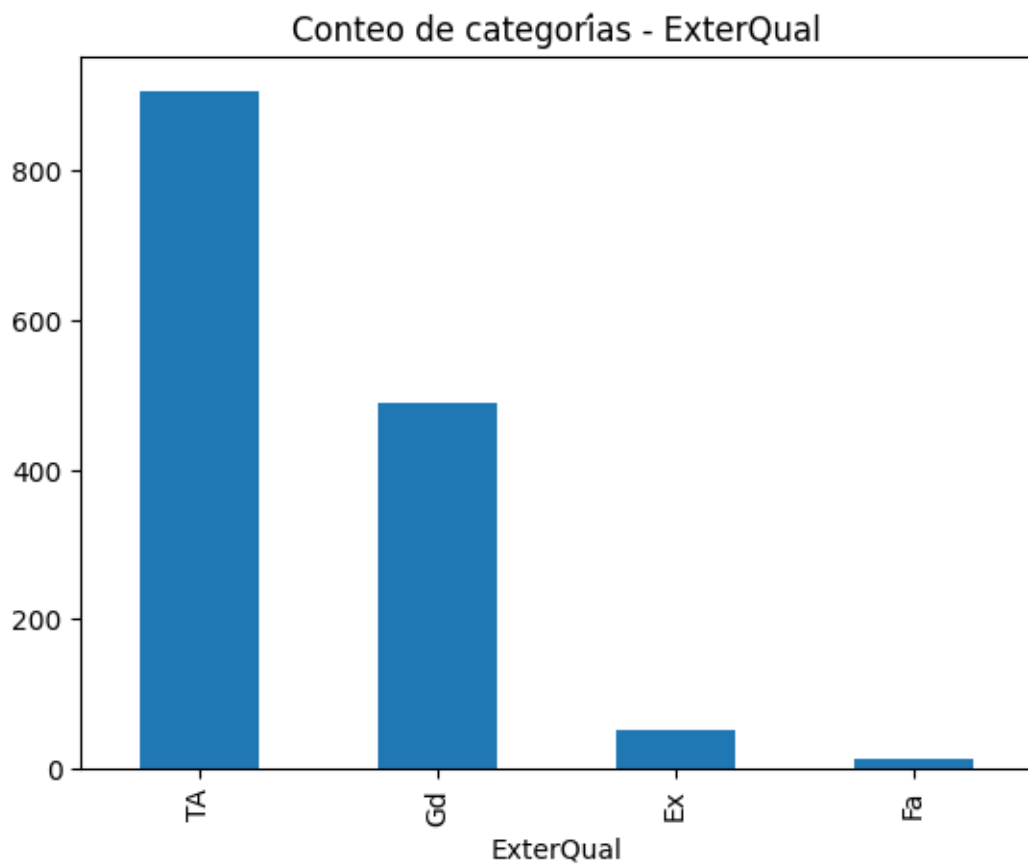


Exterior2nd	
VinylSd	504
MetalSd	214
HdBoard	207
Wd Sdng	197
Plywood	142
CmentBd	60
Wd Shng	38
Stucco	26
BrkFace	25
AsbShng	20
ImStucc	10
Brk Cmn	7
Stone	5
AsphShn	3
Other	1
CBlock	1

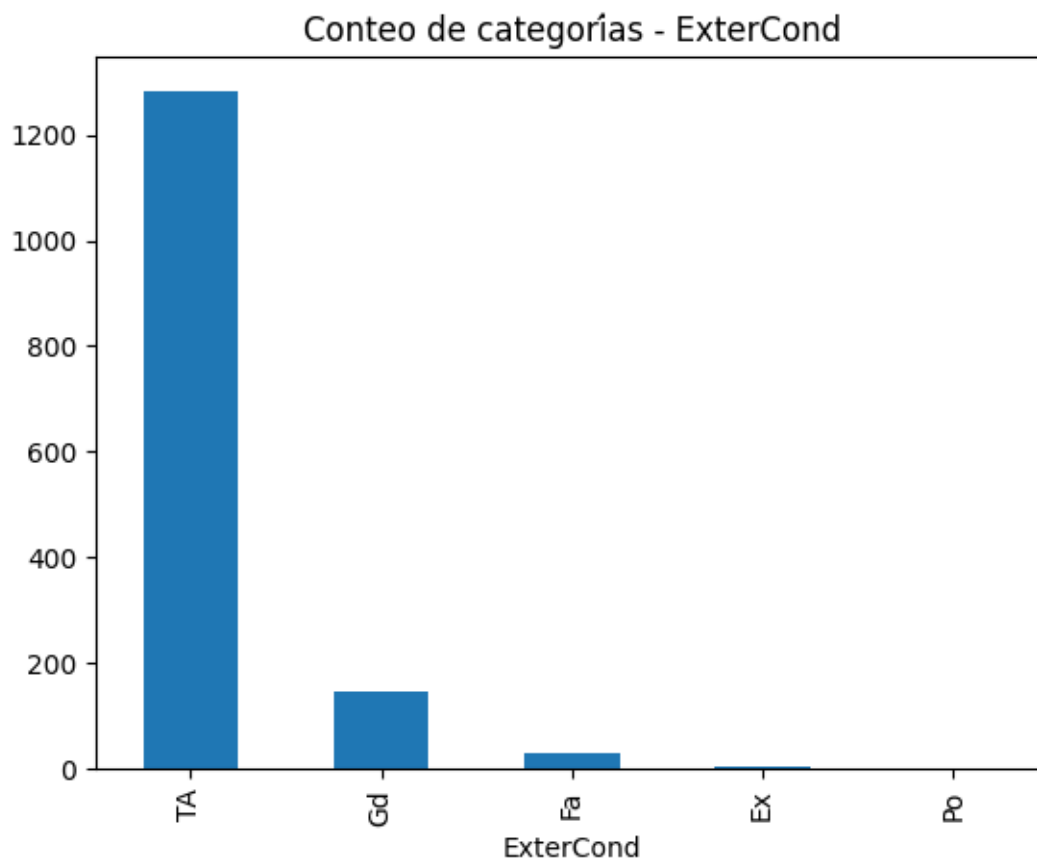
Name: count, dtype: int64



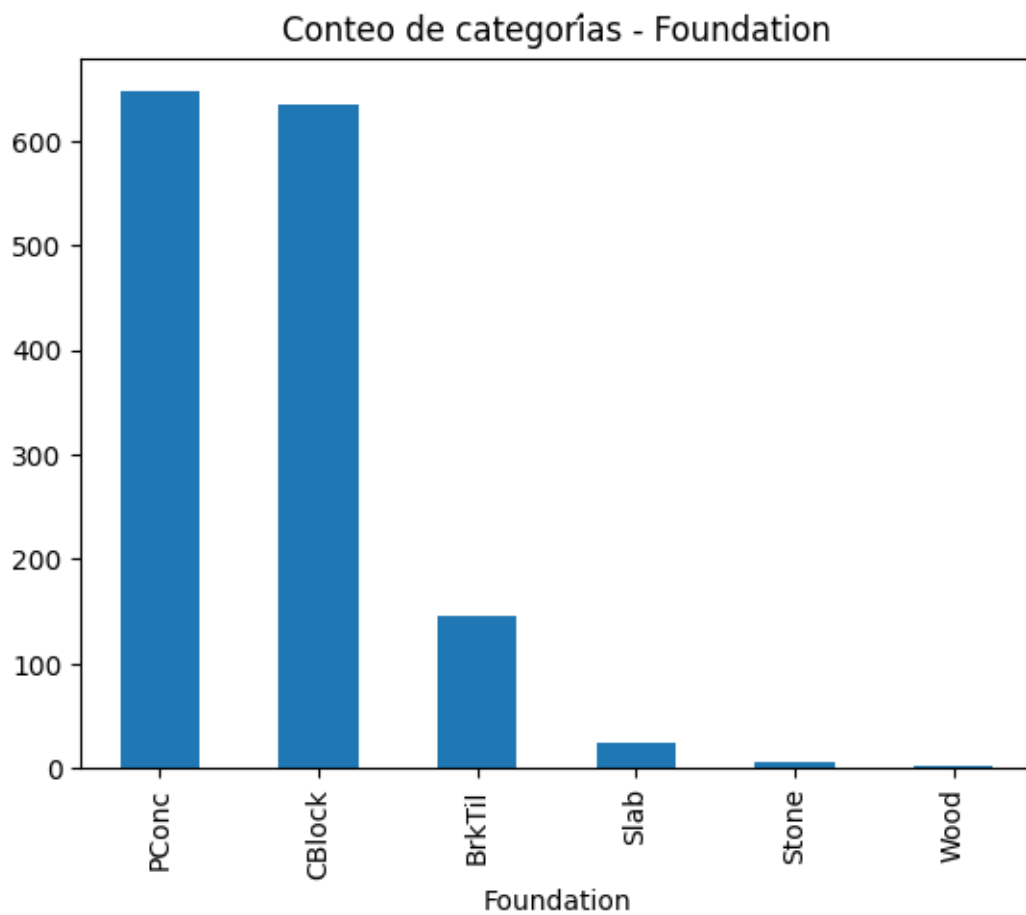
```
MasVnrType
BrkFace    445
Stone      128
BrkCmn      15
Name: count, dtype: int64
```

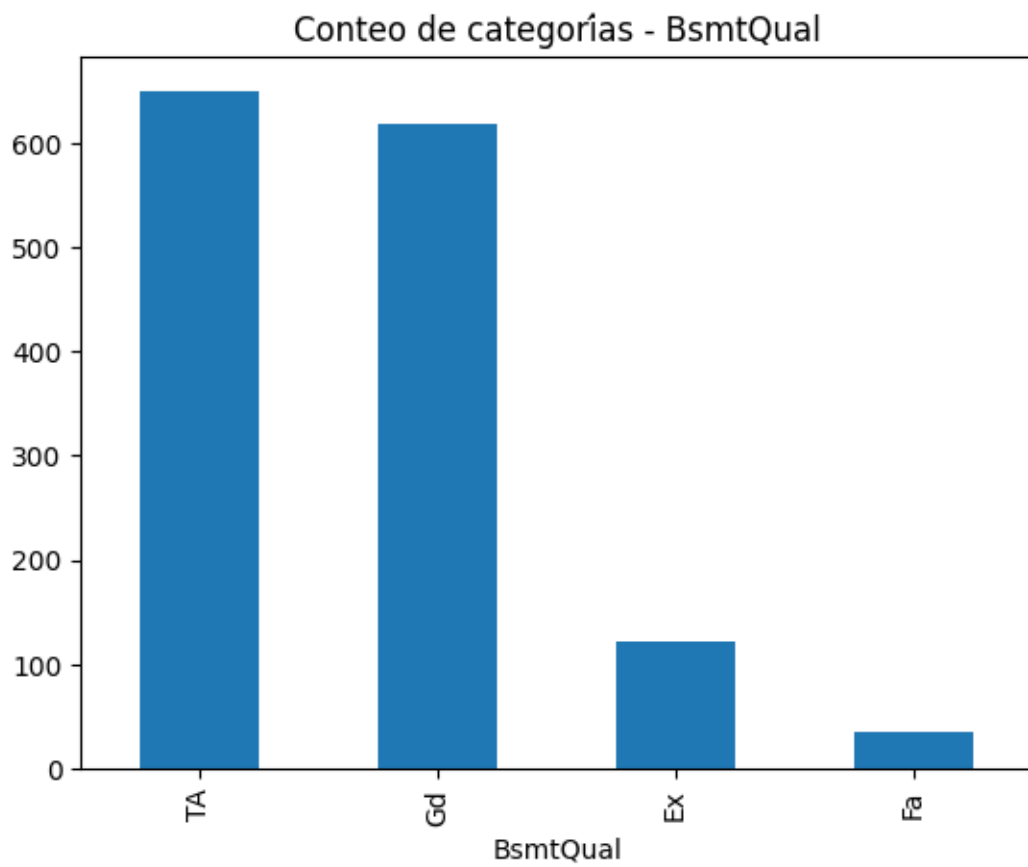
```
ExterQual
TA      906
Gd      488
Ex        52
Fa        14
Name: count, dtype: int64
```



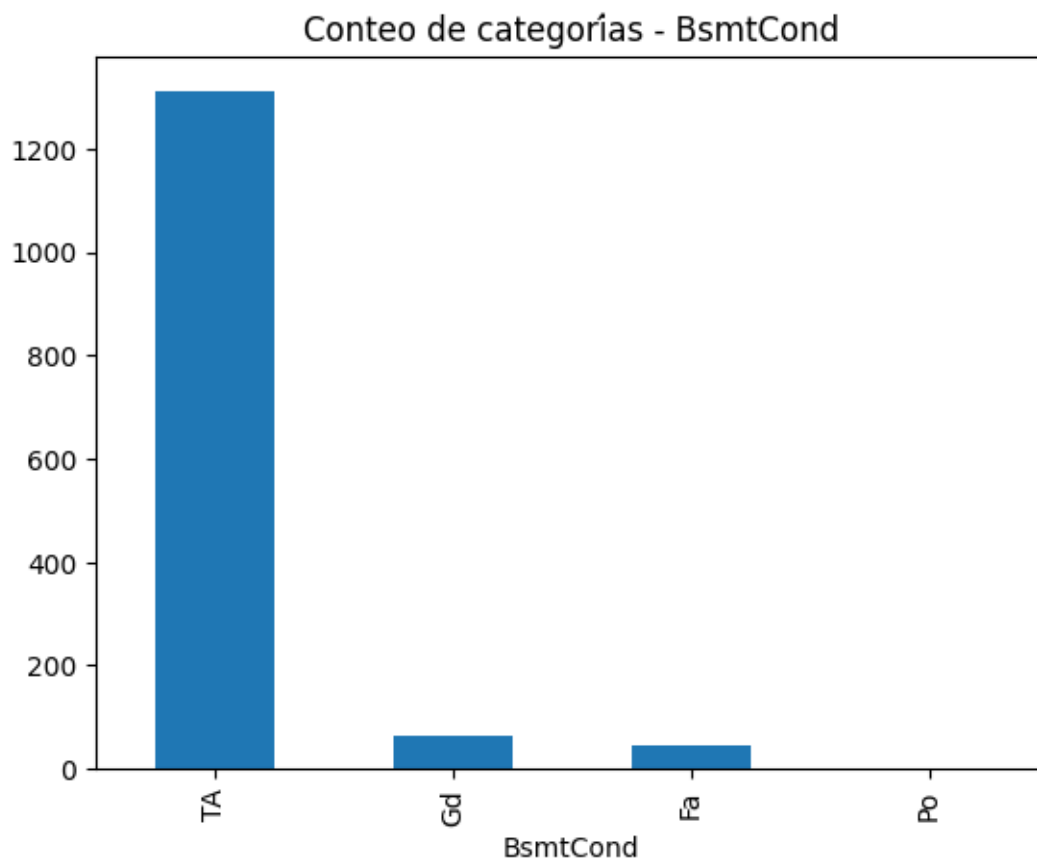
```
ExterCond
TA      1282
Gd      146
Fa       28
Ex        3
Po        1
Name: count, dtype: int64
```



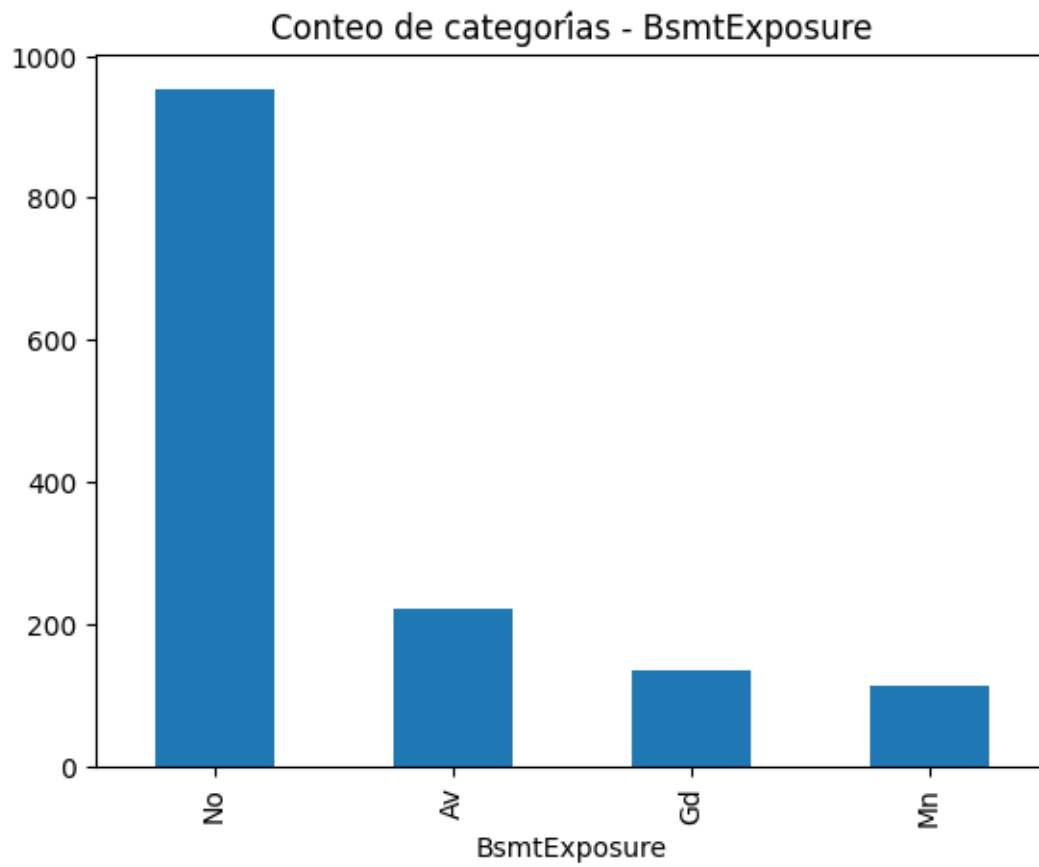
```
Foundation
PConc      647
CBlock     634
BrkTil     146
Slab        24
Stone        6
Wood         3
Name: count, dtype: int64
```



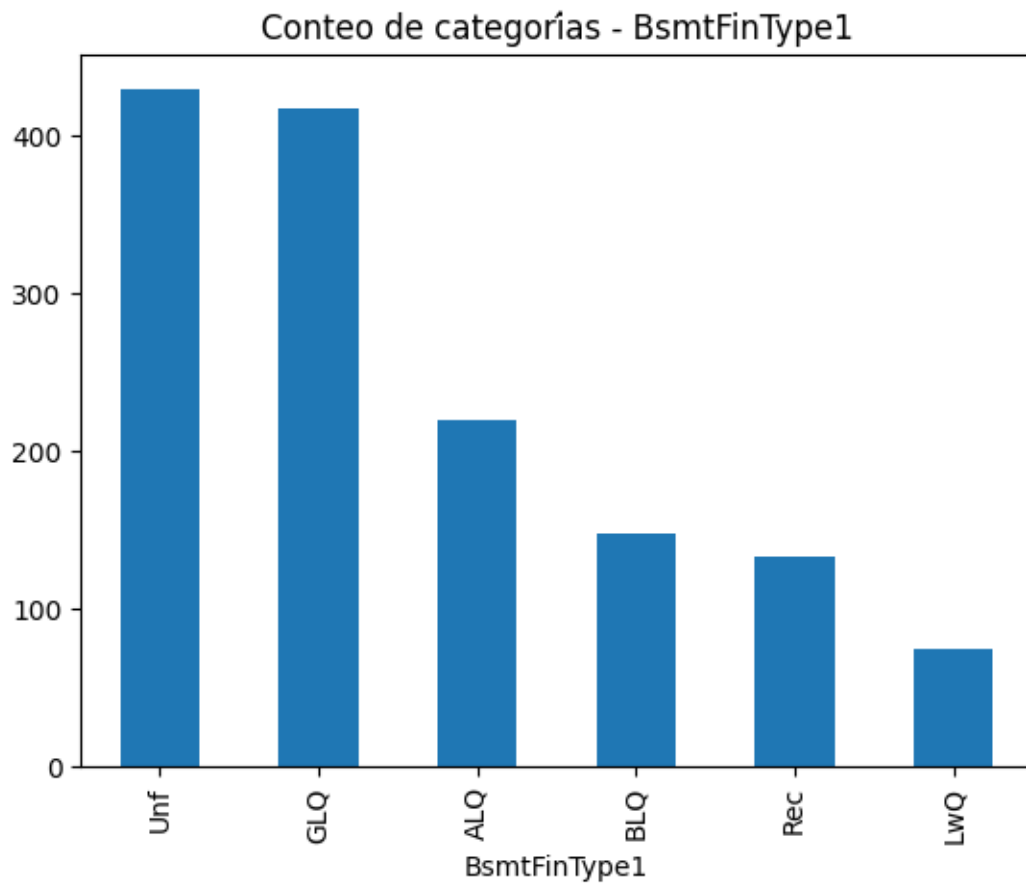
```
BsmtQual
TA      649
Gd      618
Ex       121
Fa        35
Name: count, dtype: int64
```



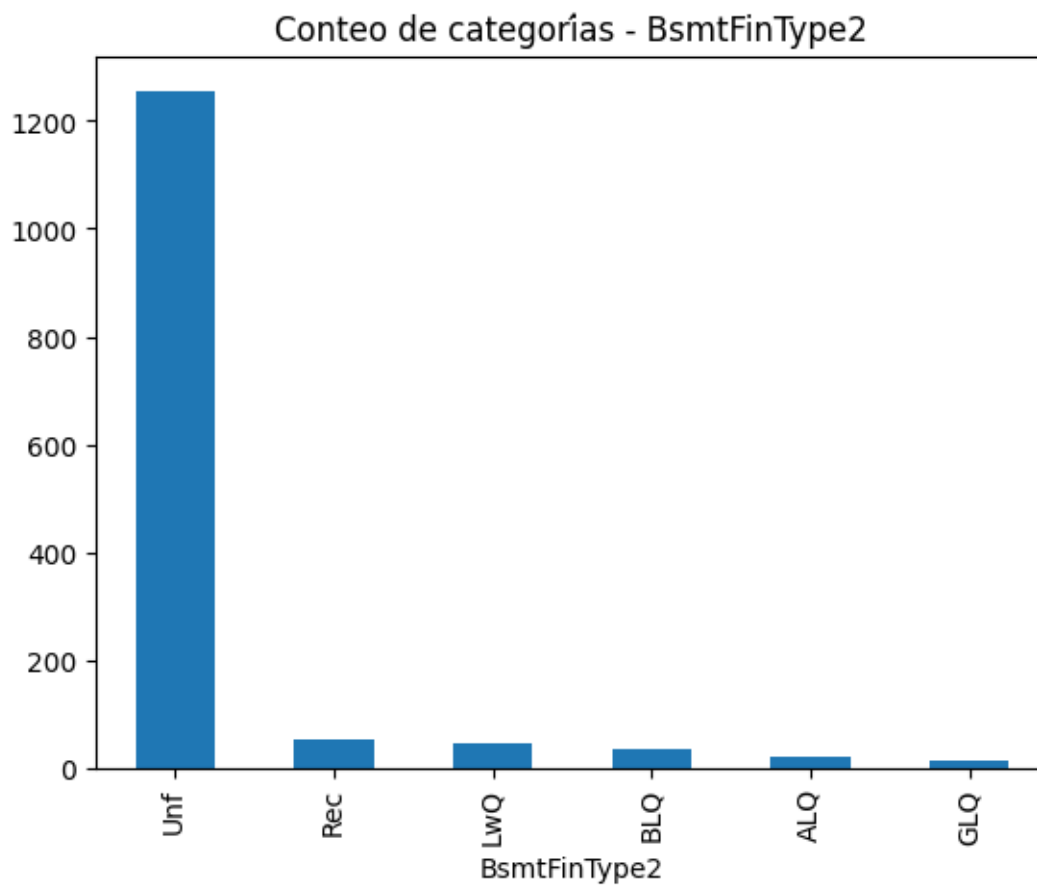
```
BsmtCond
TA      1311
Gd       65
Fa       45
Po        2
Name: count, dtype: int64
```



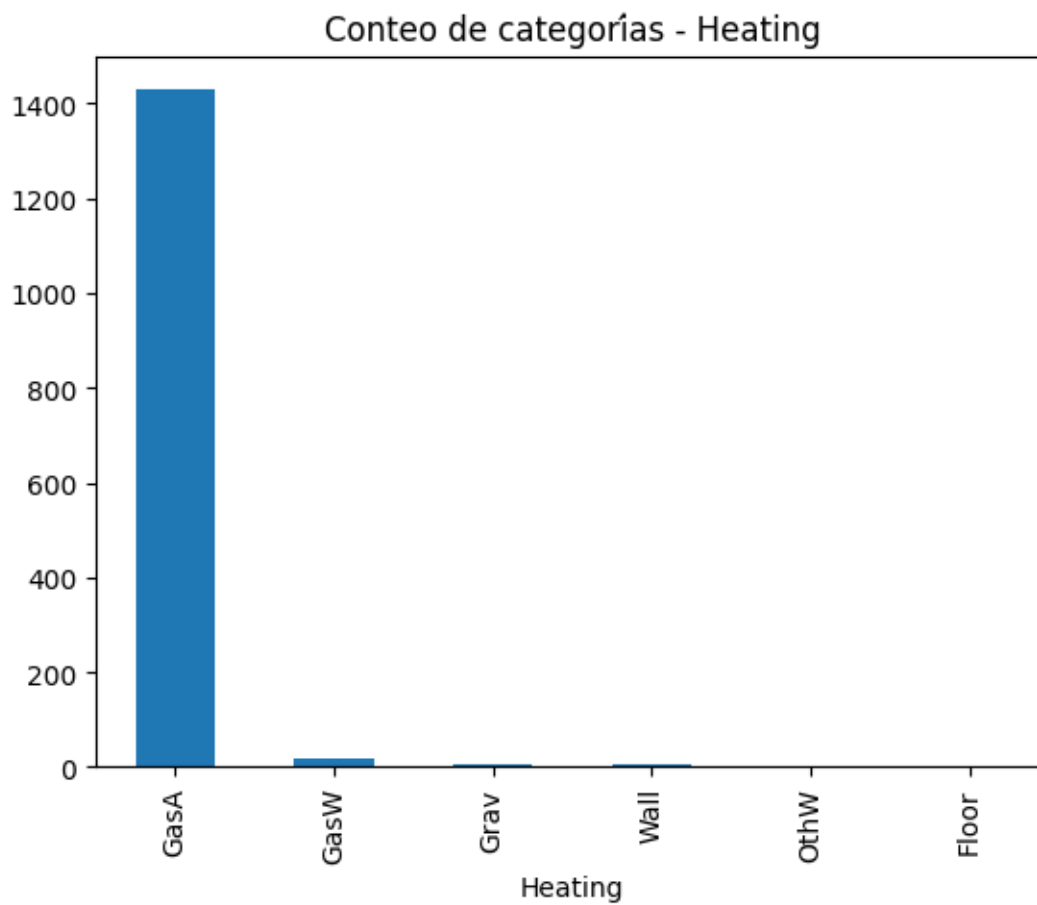
```
BsmtExposure
No    953
Av    221
Gd    134
Mn    114
Name: count, dtype: int64
```



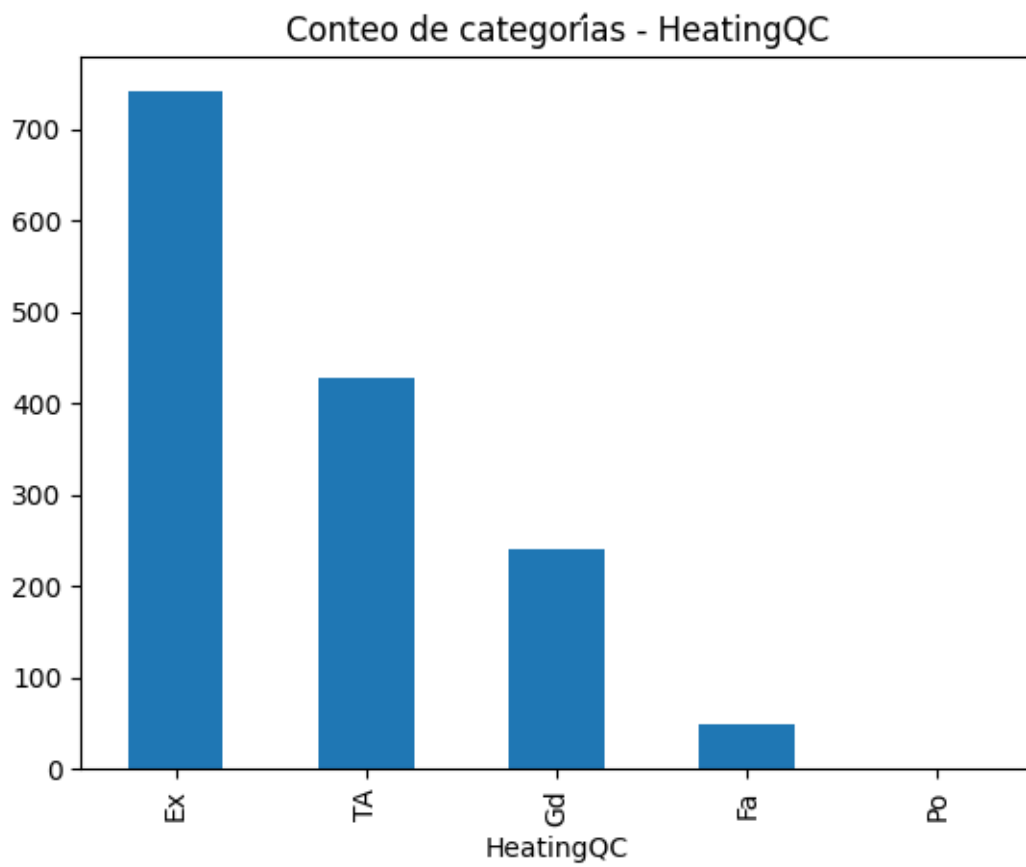
```
BsmtFinType1
Unf      430
GLQ      418
ALQ      220
BLQ      148
Rec       133
LwQ        74
Name: count, dtype: int64
```



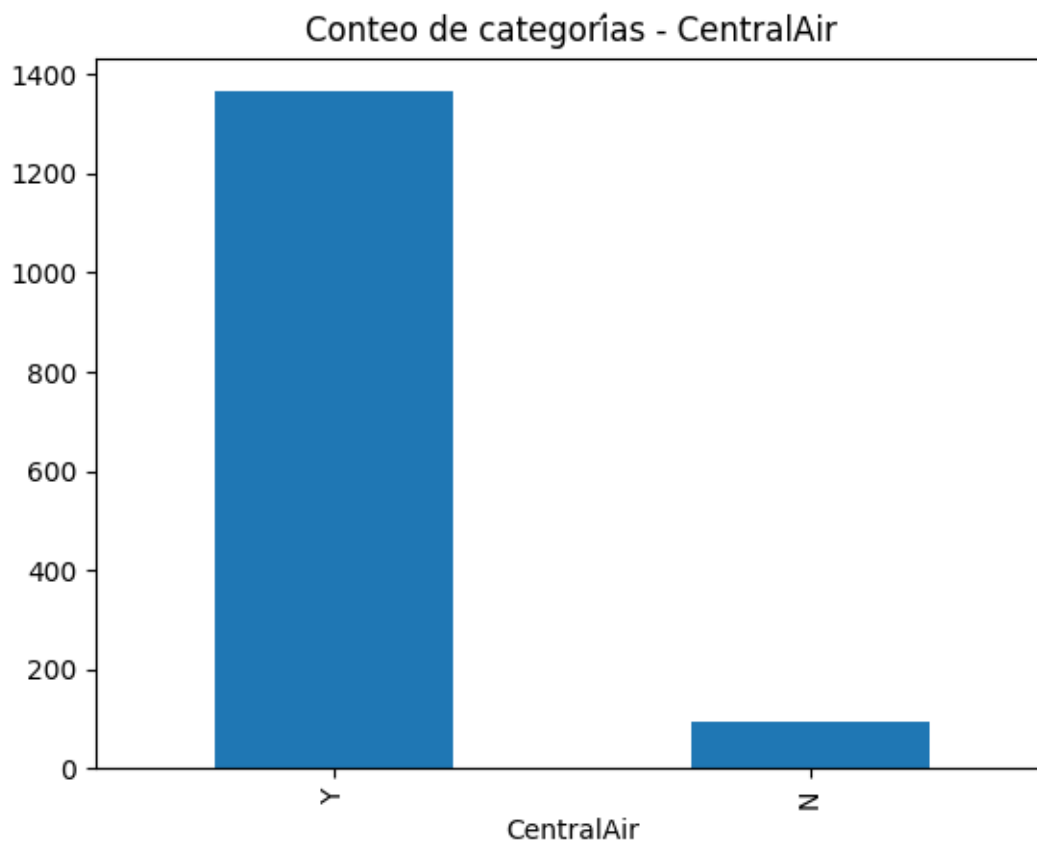
```
BsmtFinType2
Unf      1256
Rec       54
LwQ       46
BLQ       33
ALQ       19
GLQ       14
Name: count, dtype: int64
```

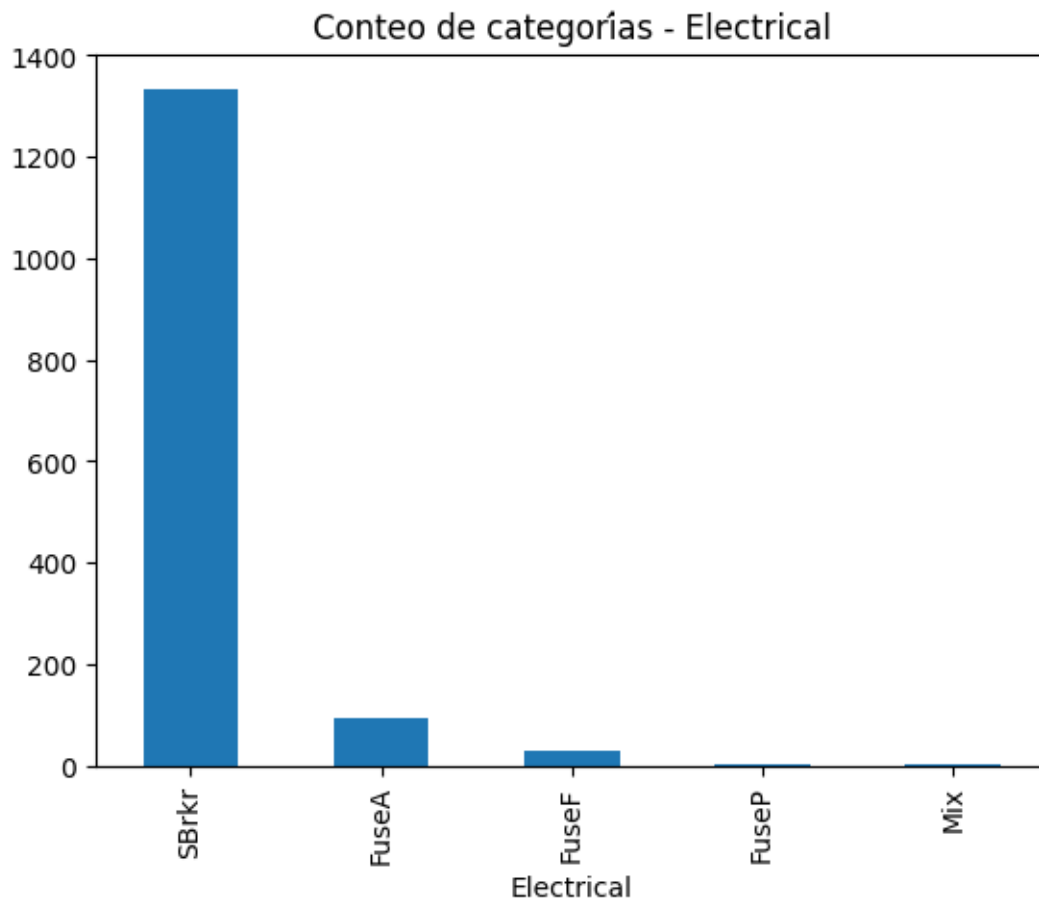
```
Heating
GasA      1428
GasW       18
Grav        7
Wall        4
OthW        2
Floor        1
Name: count, dtype: int64
```



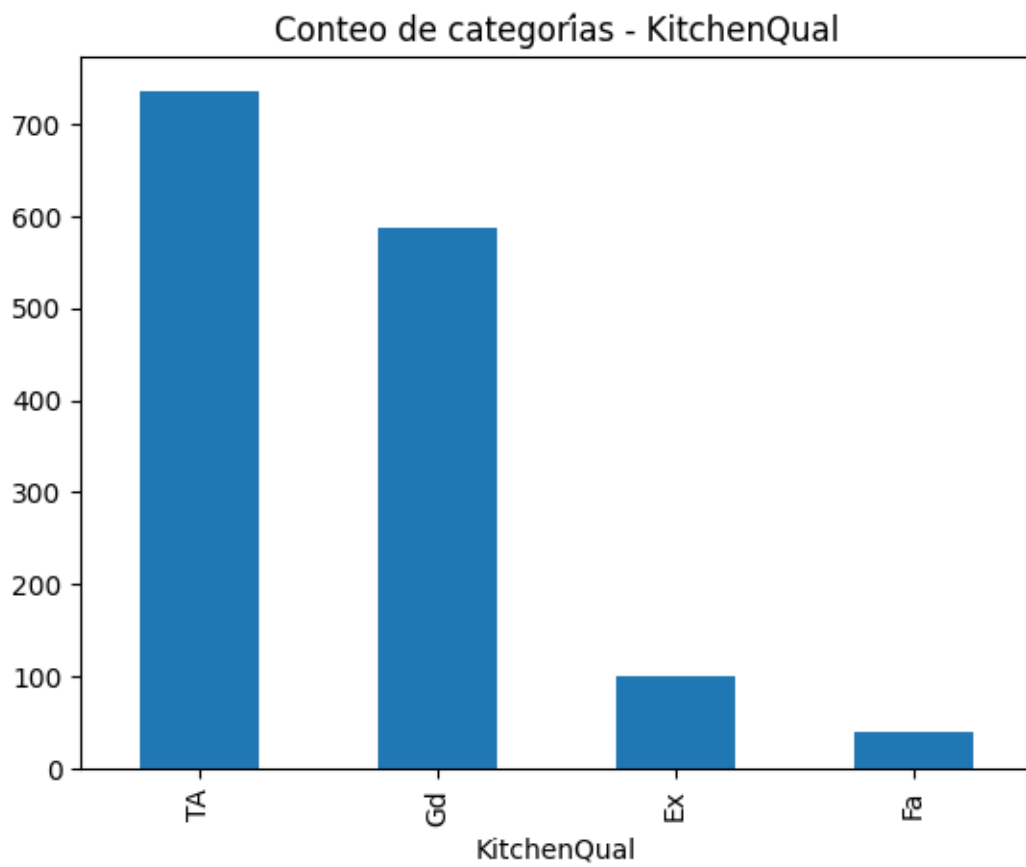
```
HeatingQC
Ex      741
TA      428
Gd      241
Fa       49
Po        1
Name: count, dtype: int64
```



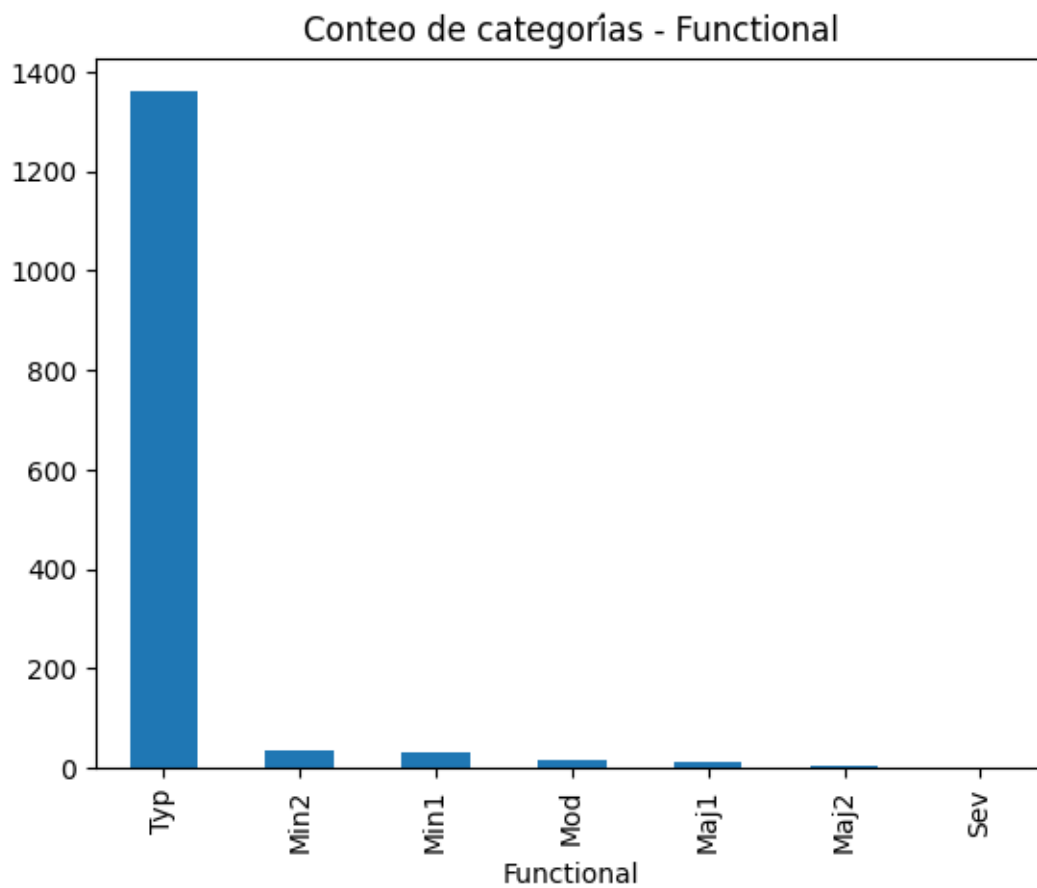
```
CentralAir
Y      1365
N        95
Name: count, dtype: int64
```



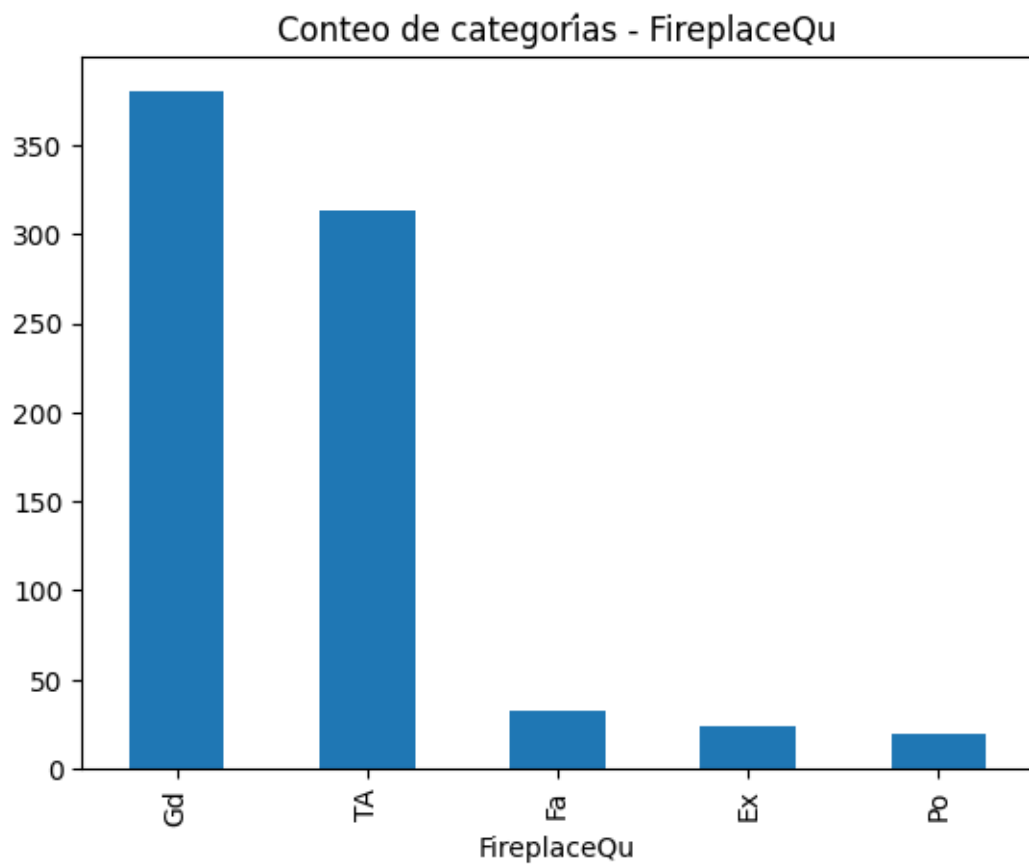
```
Electrical
SBrkr      1334
FuseA       94
FuseF       27
FuseP        3
Mix          1
Name: count, dtype: int64
```



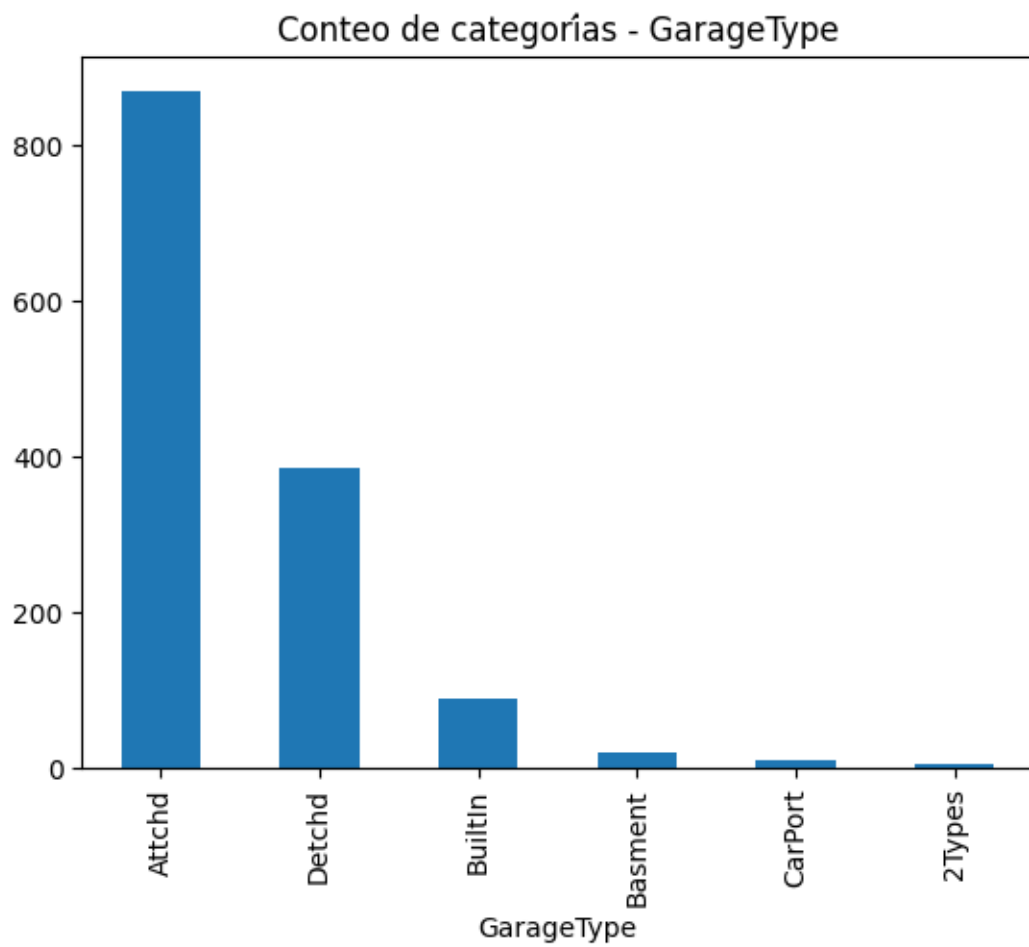
```
KitchenQual
TA      735
Gd      586
Ex       100
Fa         39
Name: count, dtype: int64
```



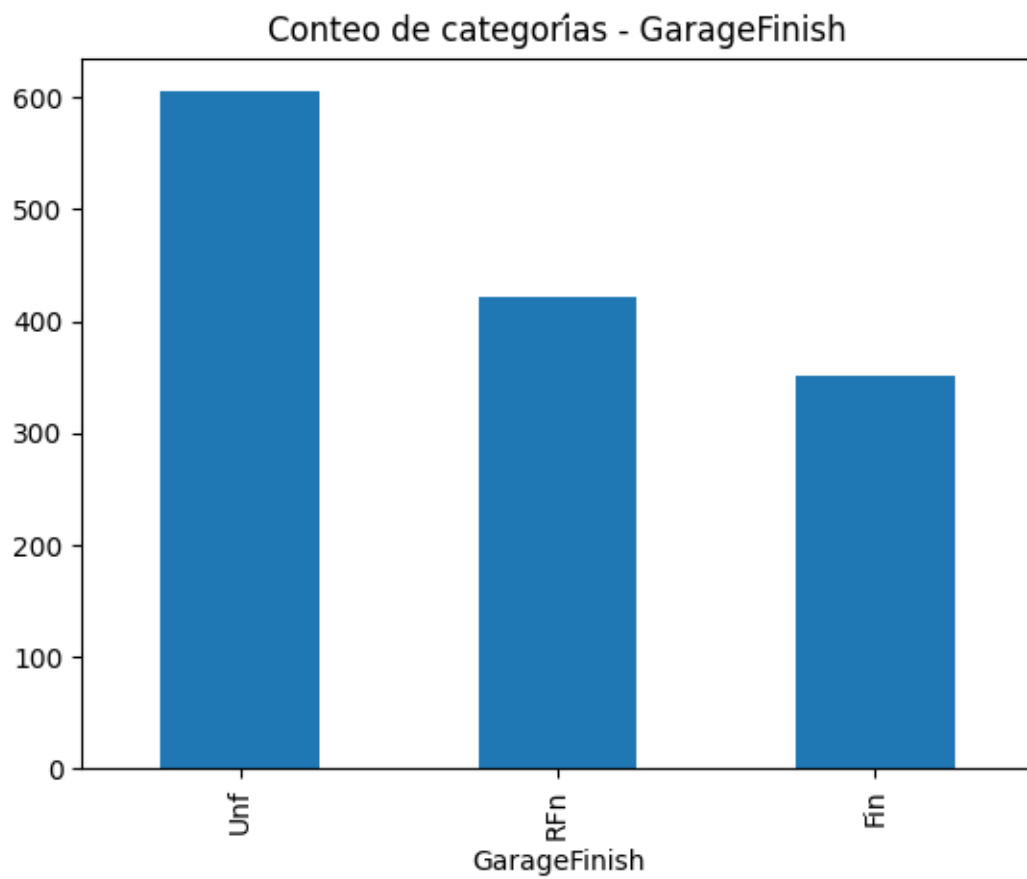
```
Functional
Typ      1360
Min2      34
Min1      31
Mod       15
Maj1      14
Maj2       5
Sev        1
Name: count, dtype: int64
```



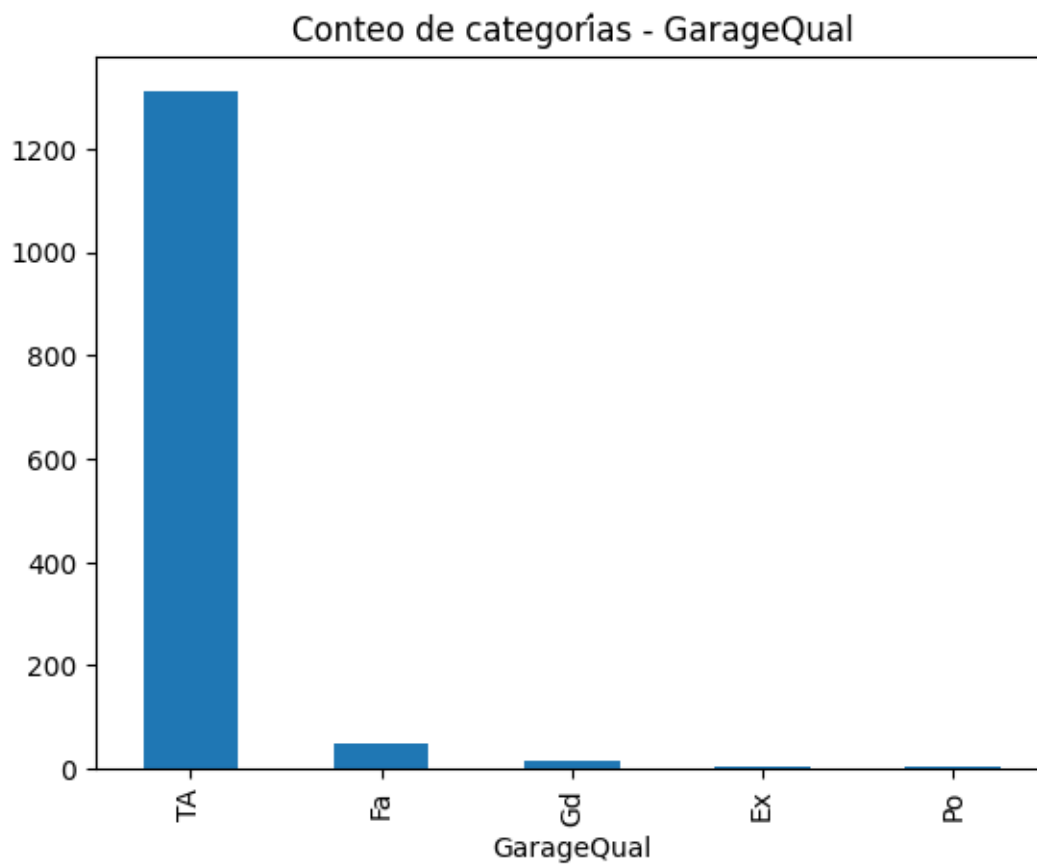
```
FireplaceQu
Gd      380
TA      313
Fa       33
Ex       24
Po       20
Name: count, dtype: int64
```



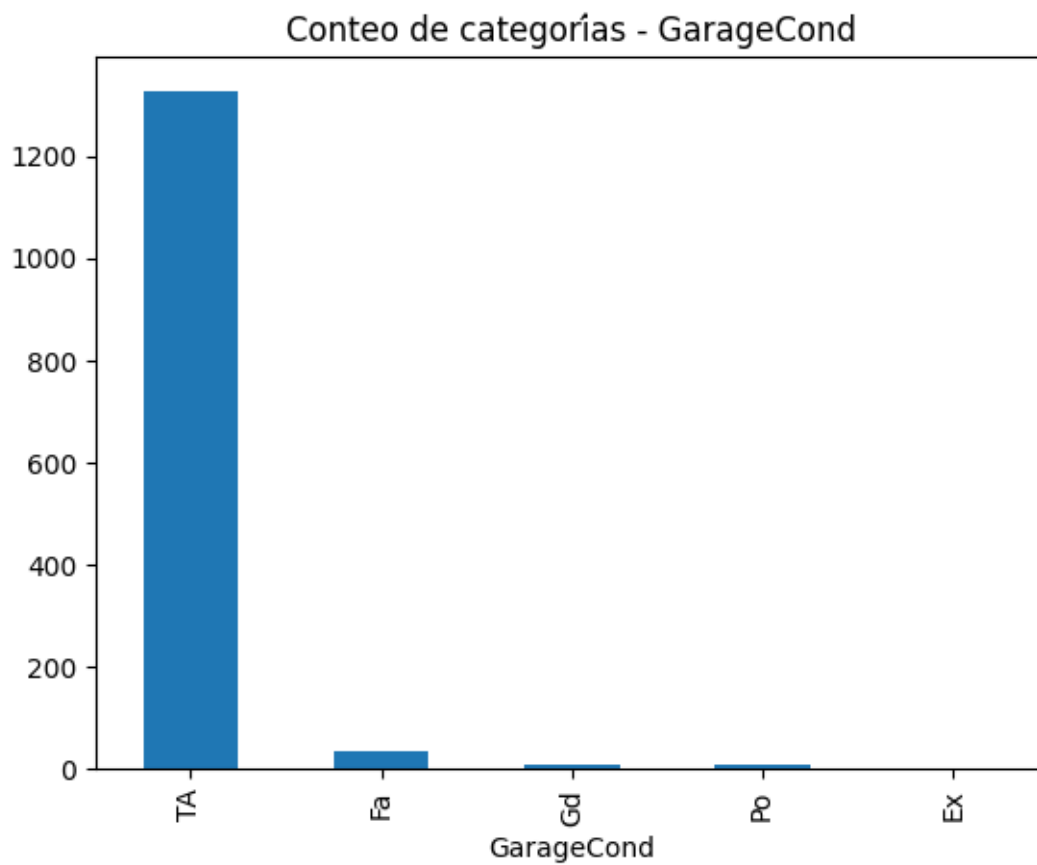
```
GarageType
Attchd      870
Detchd      387
BuiltIn      88
Basement     19
CarPort       9
2Types       6
Name: count, dtype: int64
```

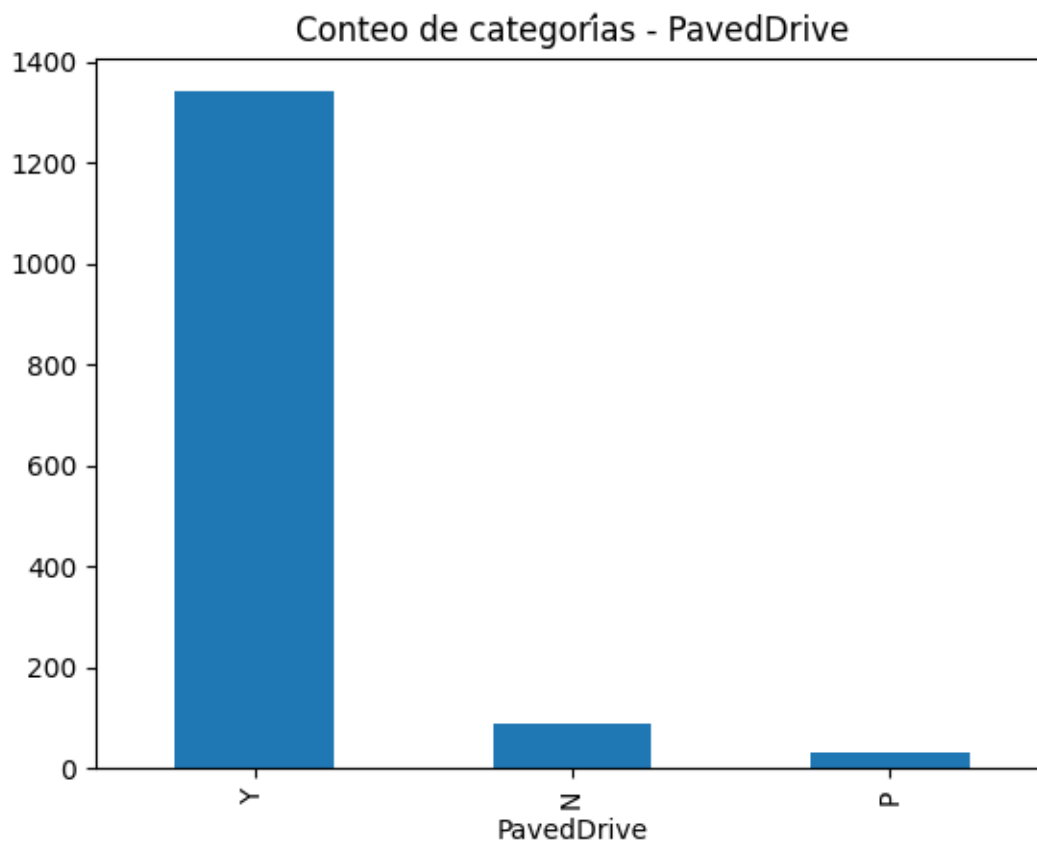
```
GarageFinish
Unf      605
RFn      422
Fin      352
Name: count, dtype: int64
```



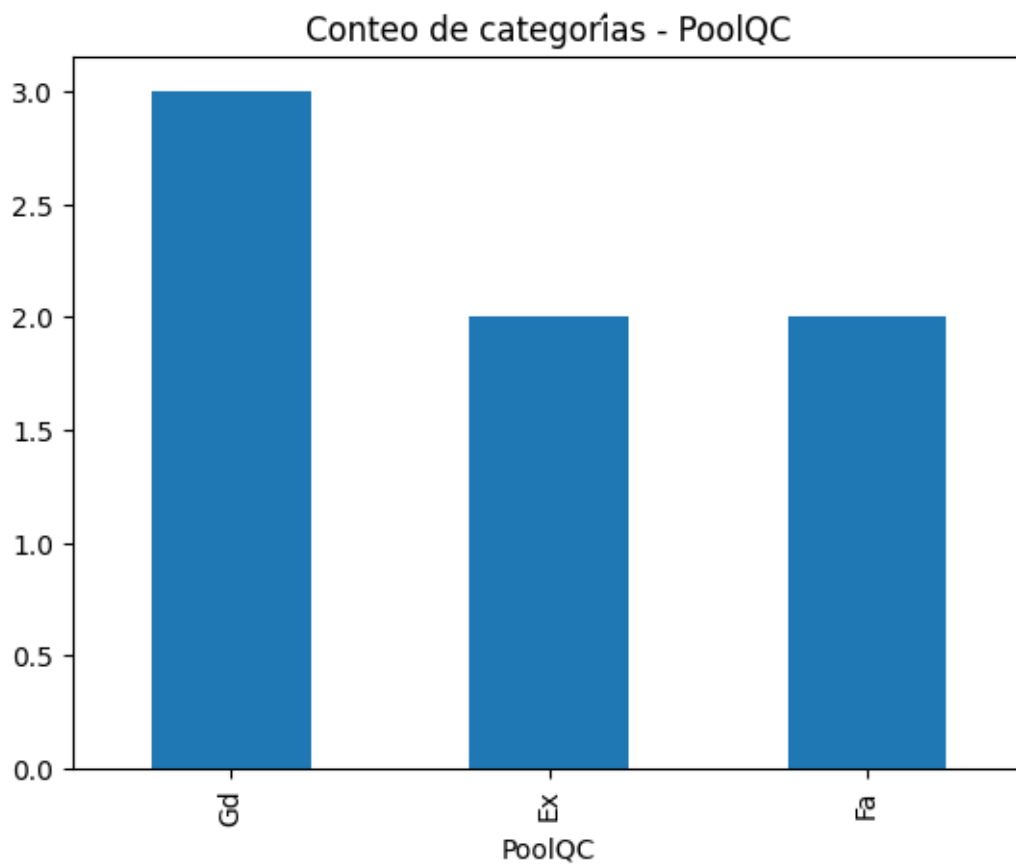
```
GarageQual
TA      1311
Fa       48
Gd       14
Ex        3
Po        3
Name: count, dtype: int64
```



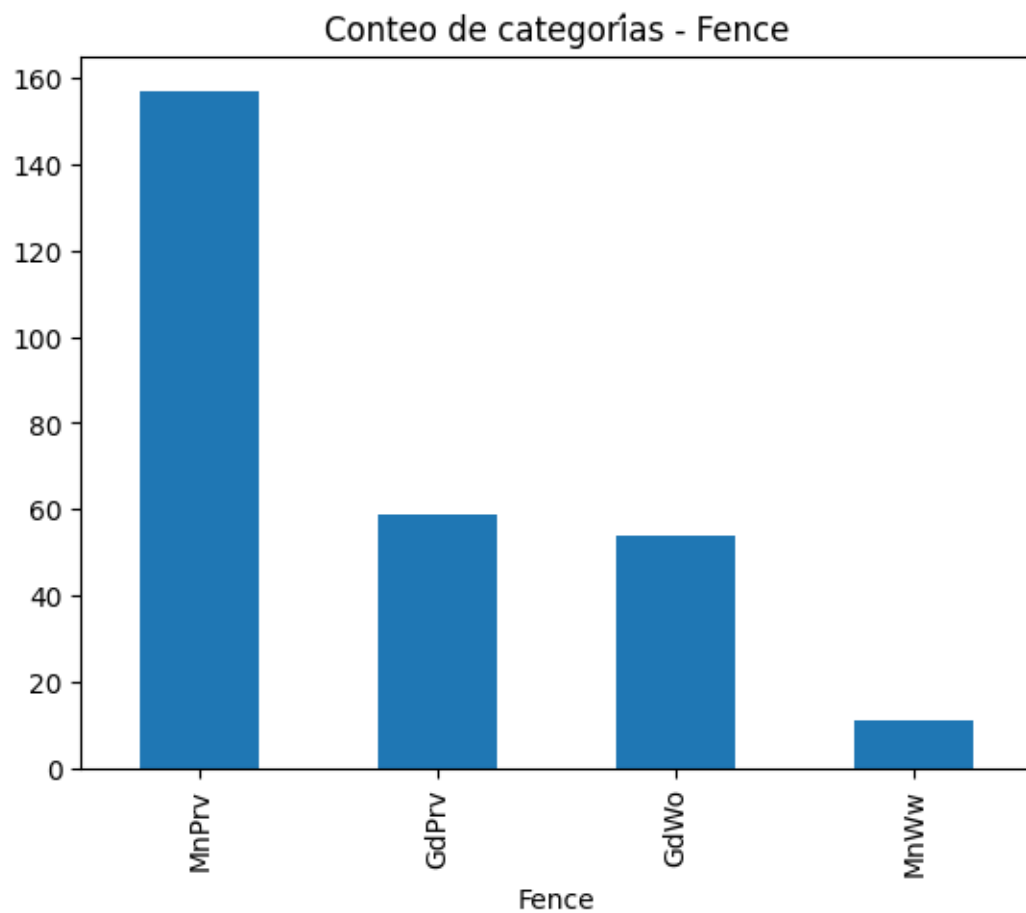
```
GarageCond
TA      1326
Fa       35
Gd        9
Po        7
Ex         2
Name: count, dtype: int64
```



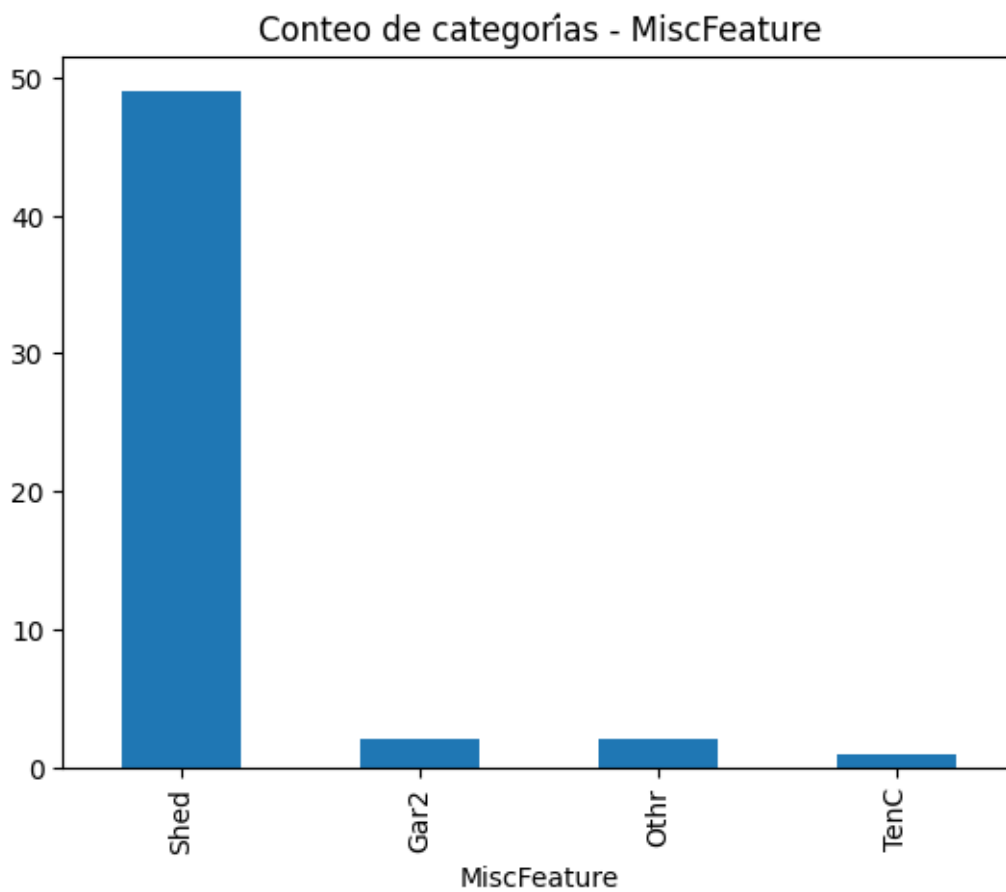
```
PavedDrive
Y      1340
N        90
P        30
Name: count, dtype: int64
```



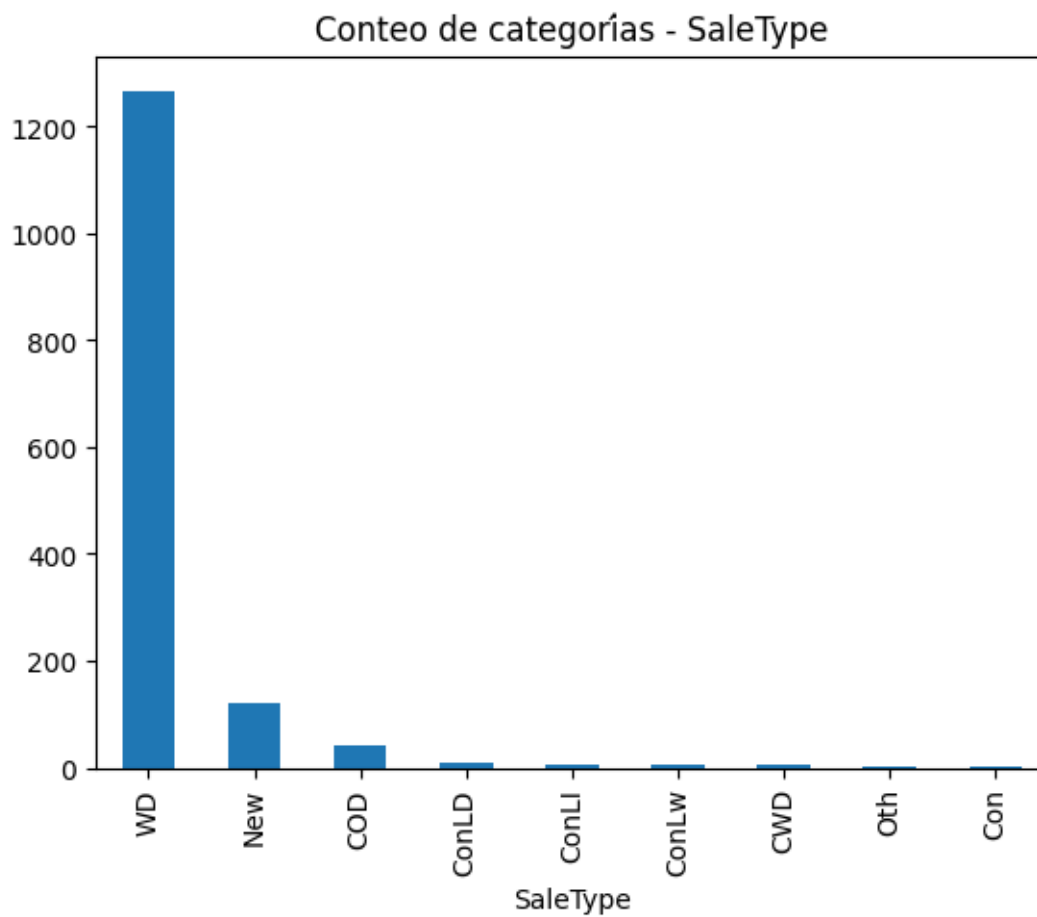
```
PoolQC
Gd     3
Ex     2
Fa     2
Name: count, dtype: int64
```



```
Fence
MnPrv    157
GdPrv     59
GdWo     54
MnWw     11
Name: count, dtype: int64
```



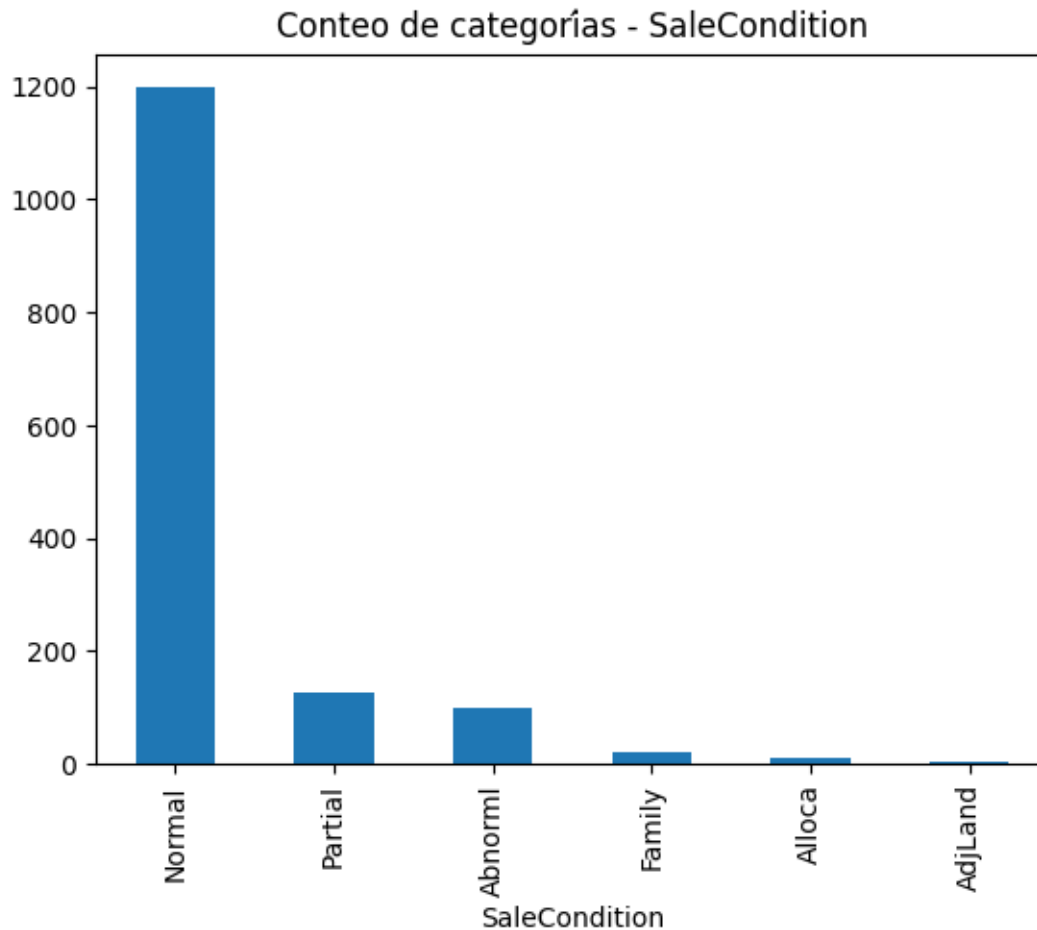
```
MiscFeature
Shed      49
Gar2       2
Othr       2
TenC       1
Name: count, dtype: int64
```



```

SaleType
WD      1267
New      122
COD       43
ConLD      9
ConLI      5
ConLw      5
CWD        4
Oth        3
Con         2
Name: count, dtype: int64

```

```
SaleCondition
Normal      1198
Partial      125
Abnorml      101
Family        20
Alloca        12
AdjLand         4
Name: count, dtype: int64
```

1.7 7. Análisis bivalente: correlación con la variable objetivo (SalePrice)

1. Calculamos la correlación (Pearson) para variables numéricas.
2. Graficamos un heatmap de las más correlacionadas con SalePrice.
3. Vemos ejemplos de boxplots o scatterplots con variables que más destacan.

```
[9]: # Filtrar únicamente las columnas numéricas (asegúrate de que 'SalePrice' sea
      ↪numérica).
numeric_df = train.select_dtypes(include=['int64', 'float64'])
```

```

# Matriz de correlación para ver relación con SalePrice (solo columnas
↳ numéricas)
corr_matrix = numeric_df.corr()

# Seleccionamos las 10 variables con mayor correlación (en valor absoluto) con
↳ SalePrice
top_corr = corr_matrix['SalePrice'].abs().sort_values(ascending=False).head(10)
print("Variables con mayor correlación con SalePrice:\n", top_corr)

# Heatmap con las variables más correlacionadas
top_vars = top_corr.index
plt.figure(figsize=(10, 8))

sns.heatmap(numeric_df[top_vars].corr(),
            annot=True, cmap='RdBu', vmin=-1, vmax=1)
plt.title('Matriz de correlación de variables más relevantes')
plt.show()

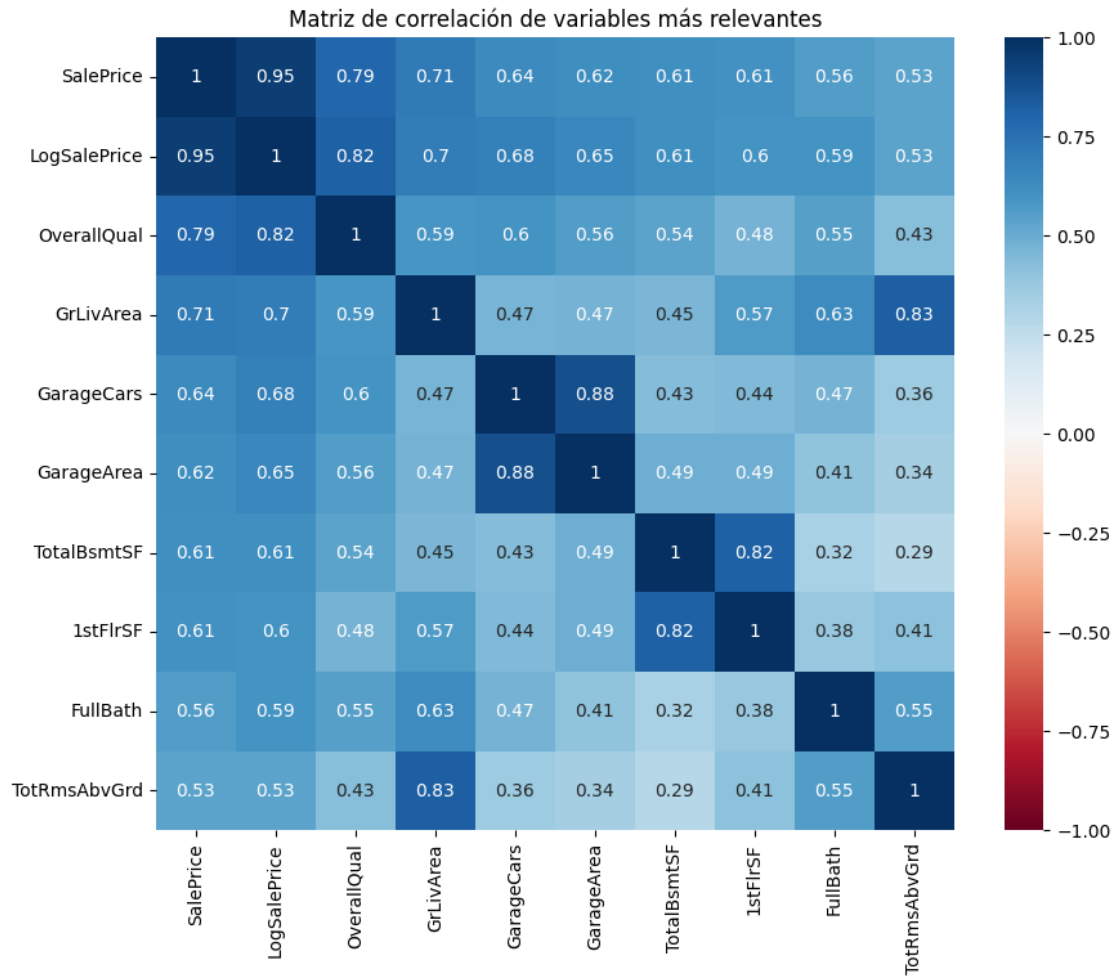
# Ejemplo de análisis con OverallQual o GrLivArea:
# Estas variables deben existir en train.
# Si no las filtras, asegúrate de que la columna sea numérica.
sns.boxplot(x='OverallQual', y='SalePrice', data=train)
plt.title('SalePrice vs OverallQual')
plt.show()

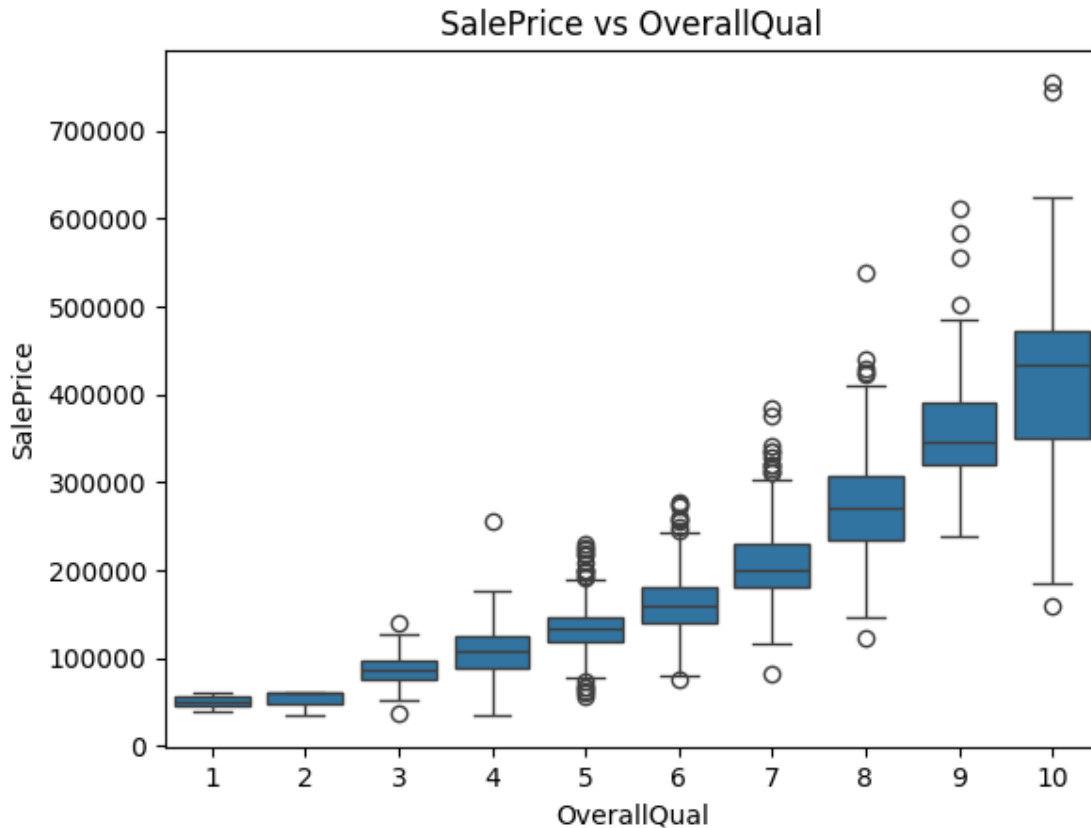
```

Variables con mayor correlación con SalePrice:

SalePrice	1.000000
LogSalePrice	0.948374
OverallQual	0.790982
GrLivArea	0.708624
GarageCars	0.640409
GarageArea	0.623431
TotalBsmtSF	0.613581
1stFlrSF	0.605852
FullBath	0.560664
TotRmsAbvGrd	0.533723

Name: SalePrice, dtype: float64





1.8 8. Análisis de agrupamiento (Clustering)

Usamos K-Means para crear grupos de casas similares y describirlos.

```
[10]: from sklearn.preprocessing import StandardScaler
from sklearn.cluster import KMeans
from sklearn.decomposition import PCA

# Selecciona algunas variables numéricas representativas
cluster_features = ['OverallQual', 'GrLivArea', 'GarageCars', 'TotalBsmtSF', '
    ↪ 'YearBuilt']
df_cluster = train[cluster_features].dropna()

# Escalado
scaler = StandardScaler()
X_scaled = scaler.fit_transform(df_cluster)

# K-Means (k=4 como ejemplo)
kmeans = KMeans(n_clusters=4, random_state=42)
kmeans.fit(X_scaled)
```

```

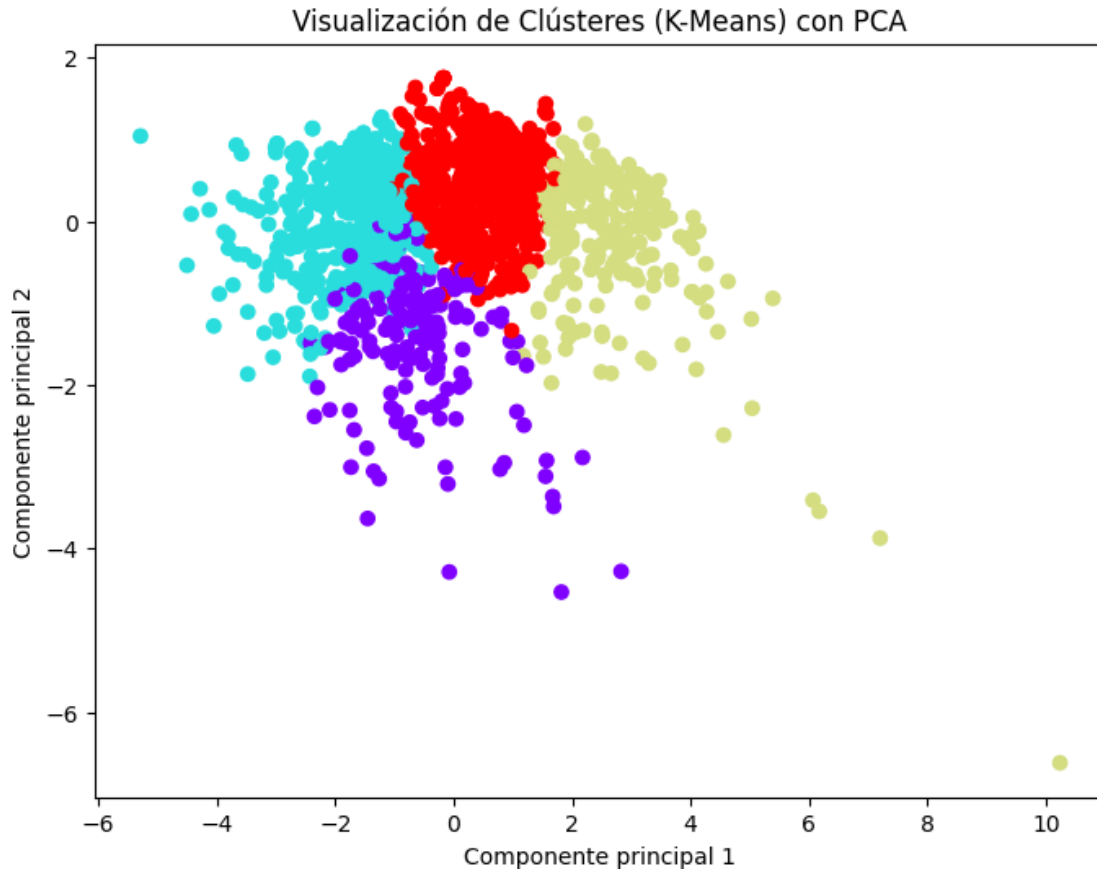
labels = kmeans.labels_

df_cluster['Cluster'] = labels
cluster_summary = df_cluster.groupby('Cluster')[cluster_features].mean()
print(cluster_summary)

# PCA para visualización en 2D
pca = PCA(n_components=2)
pca_components = pca.fit_transform(X_scaled)
plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.scatter(pca_components[:, 0], pca_components[:, 1], c=labels,
            cmap='rainbow')
plt.xlabel('Componente principal 1')
plt.ylabel('Componente principal 2')
plt.title('Visualización de Clústeres (K-Means) con PCA')
plt.show()

```

	OverallQual	GrLivArea	GarageCars	TotalBsmtSF	YearBuilt
Cluster					
0	5.898305	1893.214689	1.638418	889.451977	1927.355932
1	4.852814	1085.935065	1.021645	813.045455	1951.588745
2	8.040161	2098.714859	2.650602	1620.738956	1999.867470
3	6.323427	1491.601399	2.024476	1061.578671	1988.300699



1.9 9. División del Dataset en conjuntos de Entrenamiento y Prueba

Separamos aleatoriamente el conjunto de datos preprocesados ya que se trata de una regresión y no de una clasificación o balanceo.

```
[28]: # 1. Eliminar columnas con más del 50% de valores nulos
threshold = 0.5
missing_fraction = train.isnull().sum() / len(train)
columns_to_drop = missing_fraction[missing_fraction > threshold].index
df_cleaned = train.drop(columns=columns_to_drop)

# 2. Imputar valores faltantes
# Para variables numéricas, rellenamos con la mediana
num_cols = df_cleaned.select_dtypes(include=['int64', 'float64']).columns
df_cleaned[num_cols] = df_cleaned[num_cols].fillna(df_cleaned[num_cols].
    ↪median())

# Para variables categóricas, rellenamos con el valor más frecuente (moda)
cat_cols = df_cleaned.select_dtypes(include=['object']).columns
```

```

df_cleaned[cat_cols] = df_cleaned[cat_cols].apply(lambda x: x.fillna(x.
↳mode()[0]))

# 3. Codificar variables categóricas
label_encoders = {}
for col in cat_cols:
    le = LabelEncoder()
    df_cleaned[col] = le.fit_transform(df_cleaned[col])
    label_encoders[col] = le # Guardamos los codificadores por si se necesitan
↳luego

# 4. Escalar variables numéricas
scaler = StandardScaler()
df_cleaned[num_cols] = scaler.fit_transform(df_cleaned[num_cols])

# 5. Dividir en entrenamiento y prueba (80% - 20%)
train_df, test_df = train_test_split(df_cleaned, test_size=0.2, train_size=0.8)

# Guardar los conjuntos preprocesados, comentamos esto porque se crean los
↳archivos csv cada que se ejecuta
#train_path = "train_preprocessed.csv"
#test_path = "test_preprocessed.csv"

#train_df.to_csv(train_path, index=False)
#test_df.to_csv(test_path, index=False)

# Mostrar el número de filas en cada conjunto
print(f"Tamaño del conjunto de entrenamiento: {len(train_df)} filas")
print(f"Tamaño del conjunto de prueba: {len(test_df)} filas")

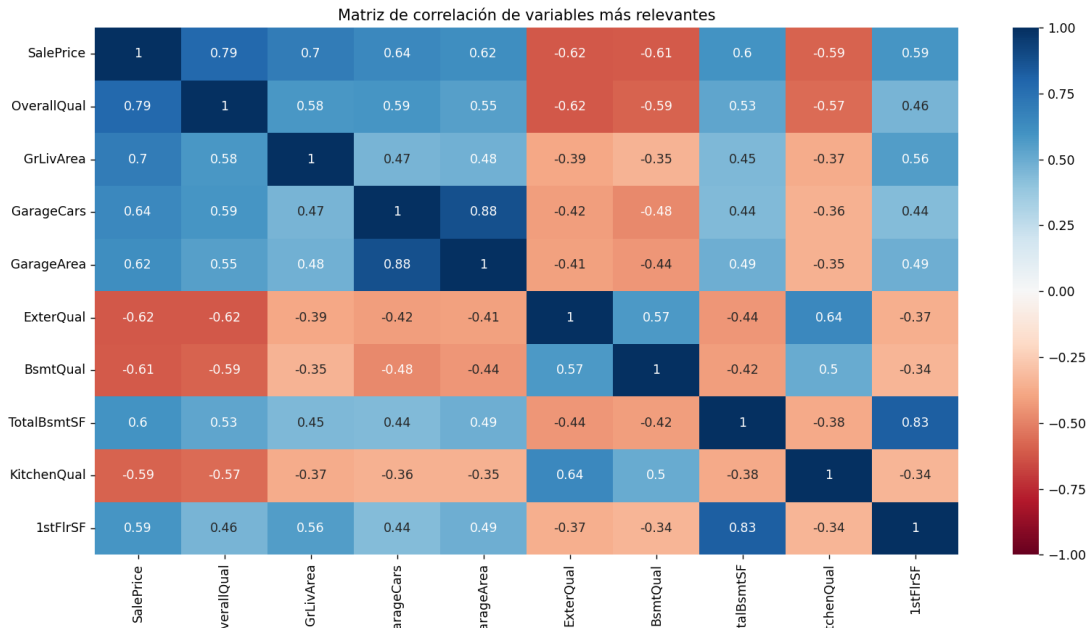
```

Tamaño del conjunto de entrenamiento: 1168 filas

Tamaño del conjunto de prueba: 292 filas

1.10 10. Ingeniería de características

Para determinar qué variables pueden ser los mejores predictores para el precio de las casas, nos basamos en la matriz de correlación de las variables más relevantes con respecto a SalePrice



Según los resultados de la matriz de correlación, las variables que pueden ser mejores predictores para el precio de las casas son OverallQual que es la calidad general, GrLivArea que representa el área habitable, GarageCars que es la capacidad del garage de la casa, GarageArea que se refiere al tamaño del garaje, TotalBsmtSF que es el área total del sótano y el área del primer piso 1stFlrSF. Todas las variables anteriores tienen una correlación alta o mayor a 0.5 lo que indica que son las mejores o son las que más se relacionan con el precio de una casa.

1.11 11. Modelo univariado de regresión lineal para predecir el precio de las casas

Para este modelo se seleccionó a la variable OverallQual que representa la calidad general de las casas

```
[29]: # Cargar el dataset preprocesado
train_df = pd.read_csv("train_preprocessed.csv")

# Seleccionar la variable independiente (OverallQual) y la dependiente
↳ (SalePrice)
X = train_df[["OverallQual"]] # Variable predictora
y = train_df["SalePrice"]    # Variable objetivo

# Dividir los datos en entrenamiento (80%) y prueba (20%)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
↳ random_state=42)

# EVALUANDO TRAIN Y TEST - Solo Selecciono una columna
ytrain = y_train.values.reshape(-1,1)
ytest = y_test.values.reshape(-1,1)
Xtrain = X_train['OverallQual'].values.reshape(-1,1)
```



```

xtest = X_test['OverallQual'].values.reshape(-1,1)

# Crear el modelo de regresión lineal
lm = LinearRegression()
lm.fit(Xtrain, ytrain)

# Hacer predicciones
y_pred = lm.predict(xtest)

# Calcular métricas del modelo
r2 = r2_score(ytest, y_pred)
mse = mean_squared_error(ytest, y_pred)

print(f"Mean Squared Error: {mse:.2f}")
print(f"R squared: {r2:.2f}")

# Crear gráfico de regresión
plt.figure(figsize=(8, 6))
plt.scatter(xtest, ytest, label="Datos reales", alpha=0.6)
plt.plot(xtest, y_pred, color="red", label="Regresión lineal")
plt.xlabel("OverallQual (Calidad General)")
plt.ylabel("SalePrice (Precio de Venta)")
plt.title(f"Regresión Lineal: OverallQual vs SalePrice (R²={r2:.2f})")
plt.legend()
plt.show()

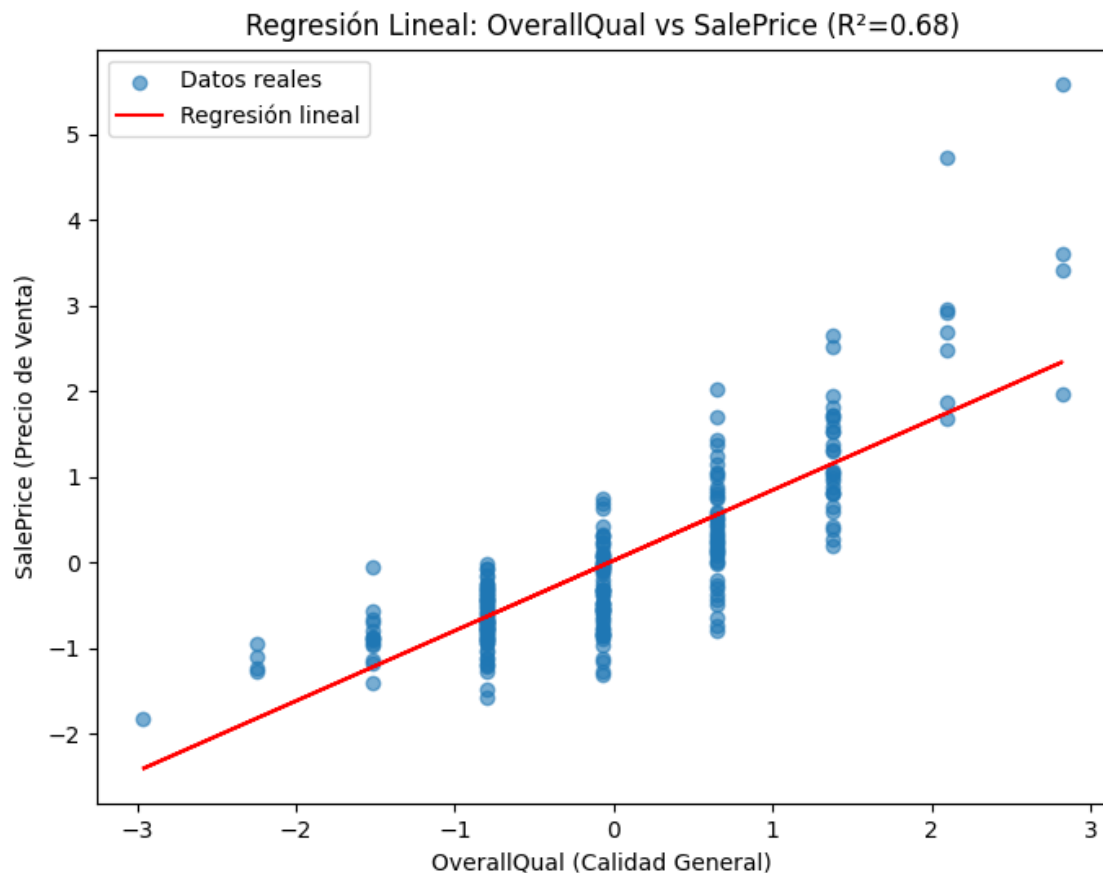
# Resumen del modelo con statsmodels
X_train_sm = sm.add_constant(Xtrain) # Agregar constante para el modelo
model_sm = sm.OLS(ytrain, X_train_sm).fit()
model_summary = model_sm.summary()

# Mostrar métricas y resumen del modelo
print(model_summary)

```

Mean Squared Error: 0.38

R squared: 0.68



OLS Regression Results

```

=====
Dep. Variable:          y      R-squared:                0.632
Model:                  OLS    Adj. R-squared:           0.631
Method:                 Least Squares    F-statistic:        1598.
Date:                   Sun, 02 Mar 2025    Prob (F-statistic):    2.45e-204
Time:                   21:22:27    Log-Likelihood:        -881.31
No. Observations:       934    AIC:                   1767.
Df Residuals:           932    BIC:                   1776.
Df Model:                1
Covariance Type:        nonrobust
=====

```

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	0.0220	0.020	1.079	0.281	-0.018	0.062
x1	0.8212	0.021	39.978	0.000	0.781	0.861

```

=====
Omnibus:                445.668    Durbin-Watson:          1.976
Prob(Omnibus):           0.000    Jarque-Bera (JB):       4934.059
Skew:                    1.893    Prob(JB):                0.00
=====

```

Notes:

[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.

Según la regresión lineal que se obtuvo, tenemos un coeficiente de determinación R cuadrado de 0.68 que indica que el 68% de la variabilidad en el precio de las casas se explica por OverallQual. Podemos observar que la regresión lineal es positiva por lo que los datos siguen esta tendencia, lo cual es lógico porque entre mejor sea la calidad de las casas mayor será el precio de estas. Sin embargo, se puede notar dispersión, lo que indica que otras variables también influyen en el precio de las casas, justo como se pudo observar en la matriz de correlación.

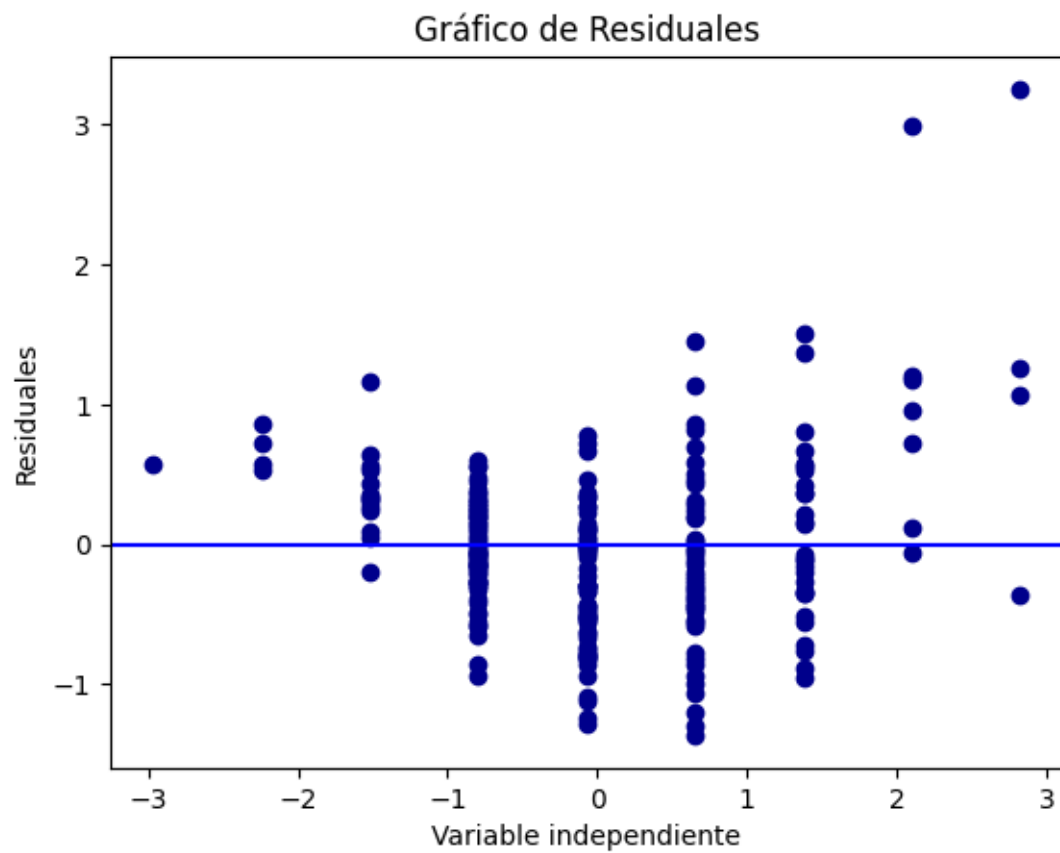
1.11.1 11.1 Residuos

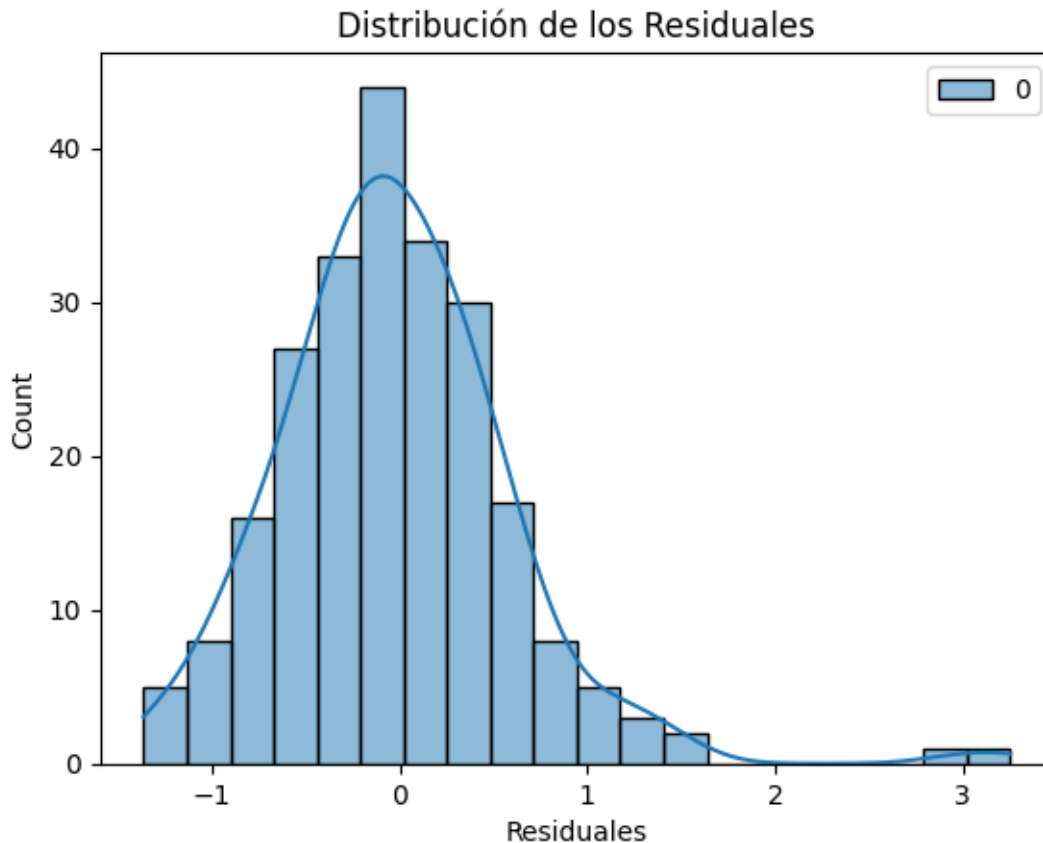
```
[30]: #Analizando residuales
residuos = ytest - y_pred
print("Los residuos son: ", len(residuos))

plt.plot(xtest, residuos, 'o', color='darkblue')
plt.axhline(0,color='blue')
plt.title("Gráfico de Residuales")
plt.xlabel("Variable independiente")
plt.ylabel("Residuales")
plt.show()

sns.histplot(residuos, kde=True) # kde=True para incluir la curva de densidad
plt.xlabel("Residuales")
plt.title("Distribución de los Residuales")
plt.show()
```

Los residuos son: 234





Según los resultados de los residuos, su distribución parece tener una forma normal de campana simétrica, lo que indica que los errores están distribuidos de manera normal. La mayoría de los residuos se agrupan alrededor de cero, que quiere decir que el modelo no tiene un sesgo sistemático en las predicciones.

1.12 12. Modelo multivariado de regresión lineal para predecir el precio de las casas

Para este modelo utilizamos todas las variables numéricas para predecir el precio de las casas

```
[31]: # Seleccionar solo las variables numéricas
numerical_features = train_df.select_dtypes(include=['number']).columns
numerical_features = numerical_features.drop("SalePrice") # Excluir la
    ↪ variable objetivo
print("Variables utilizadas en el modelo:", numerical_features.tolist())

# Definir variables predictoras (X) y variable objetivo (y)
X = train_df[numerical_features]
y = train_df["SalePrice"]
```

```

# Dividir los datos en conjunto de entrenamiento (80%) y prueba (20%)
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.2,
    random_state=42)

# Crear el modelo de regresión lineal
lm = LinearRegression()
lm.fit(X_train, y_train)

# Hacer predicciones en el conjunto de prueba
y_pred = lm.predict(X_test)

# Calcular métricas del modelo
r2 = r2_score(y_test, y_pred)
mse = mean_squared_error(y_test, y_pred)

print(f"Mean Squared Error: {mse:.2f}")
print(f"R squared: {r2:.2f}")

# Análisis del modelo con statsmodels
X_train_sm = sm.add_constant(X_train) # Agregar constante para la regresión
model_sm = sm.OLS(y_train, X_train_sm).fit()
print(model_sm.summary())

# Gráfico de predicciones vs valores reales
plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.scatterplot(x=y_test, y=y_pred, alpha=0.6)
plt.plot([min(y_test), max(y_test)], [min(y_test), max(y_test)], color="red",
    linestyle="--") # Línea de referencia
plt.xlabel("Valores Reales")
plt.ylabel("Predicciones")
plt.title(f"Predicciones vs Valores Reales (R²={r2:.2f})")
plt.show()

```

Variables utilizadas en el modelo: ['Id', 'MSSubClass', 'MSZoning', 'LotFrontage', 'LotArea', 'Street', 'LotShape', 'LandContour', 'Utilities', 'LotConfig', 'LandSlope', 'Neighborhood', 'Condition1', 'Condition2', 'BldgType', 'HouseStyle', 'OverallQual', 'OverallCond', 'YearBuilt', 'YearRemodAdd', 'RoofStyle', 'RoofMatl', 'Exterior1st', 'Exterior2nd', 'MasVnrArea', 'ExterQual', 'ExterCond', 'Foundation', 'BsmtQual', 'BsmtCond', 'BsmtExposure', 'BsmtFinType1', 'BsmtFinSF1', 'BsmtFinType2', 'BsmtFinSF2', 'BsmtUnfSF', 'TotalBsmtSF', 'Heating', 'HeatingQC', 'CentralAir', 'Electrical', '1stFlrSF', '2ndFlrSF', 'LowQualFinSF', 'GrLivArea', 'BsmtFullBath', 'BsmtHalfBath', 'FullBath', 'HalfBath', 'BedroomAbvGr', 'KitchenAbvGr', 'KitchenQual', 'TotRmsAbvGrd', 'Functional', 'Fireplaces', 'FireplaceQu', 'GarageType', 'GarageYrBlt', 'GarageFinish', 'GarageCars', 'GarageArea', 'GarageQual', 'GarageCond', 'PavedDrive', 'WoodDeckSF', 'OpenPorchSF',

'EnclosedPorch', '3SsnPorch', 'ScreenPorch', 'PoolArea', 'MiscVal', 'MoSold',
'YrSold', 'SaleType', 'SaleCondition']

Mean Squared Error: 0.16

R squared: 0.87

OLS Regression Results

```
=====
Dep. Variable:          SalePrice    R-squared:                0.911
Model:                  OLS          Adj. R-squared:            0.904
Method:                 Least Squares    F-statistic:              123.1
Date:                   Sun, 02 Mar 2025    Prob (F-statistic):        0.00
Time:                   21:22:39          Log-Likelihood:           -215.59
No. Observations:       934              AIC:                     577.2
Df Residuals:           861              BIC:                     930.5
Df Model:               72
Covariance Type:        nonrobust
=====
```

```
=
               coef      std err          t      P>|t|      [0.025
0.975]
-----
-
const          -0.0425      0.287      -0.148      0.882      -0.606
0.521
Id             -0.0051      0.011      -0.467      0.641      -0.026
0.016
MSSubClass     -0.0120      0.025      -0.488      0.626      -0.060
0.036
MSZoning       -0.0231      0.021      -1.118      0.264      -0.064
0.017
LotFrontage     0.0356      0.015       2.314      0.021       0.005
0.066
LotArea         0.0662      0.012       5.358      0.000       0.042
0.090
Street         0.3963      0.174       2.283      0.023       0.056
0.737
LotShape       -0.0086      0.008      -1.036      0.300      -0.025
0.008
LandContour    -0.0047      0.017      -0.274      0.784      -0.038
0.029
Utilities      -4.172e-16    2.01e-16     -2.071      0.039     -8.13e-16
-2.17e-17
LotConfig      -0.0085      0.007      -1.220      0.223      -0.022
0.005
LandSlope      -0.0506      0.046      -1.104      0.270      -0.141
0.039
Neighborhood    0.0007      0.002       0.358      0.721      -0.003
0.005
Condition1     -0.0107      0.013      -0.812      0.417      -0.037
```

0.015					
Condition2	-0.0103	0.037	-0.282	0.778	-0.082
0.062					
BldgType	-0.0334	0.019	-1.781	0.075	-0.070
0.003					
HouseStyle	-0.0016	0.008	-0.199	0.842	-0.018
0.015					
OverallQual	0.1354	0.021	6.590	0.000	0.095
0.176					
OverallCond	0.0540	0.014	3.772	0.000	0.026
0.082					
YearBuilt	0.1034	0.030	3.428	0.001	0.044
0.163					
YearRemodAdd	0.0323	0.017	1.849	0.065	-0.002
0.067					
RoofStyle	0.0139	0.015	0.947	0.344	-0.015
0.043					
RoofMatl	0.0173	0.019	0.891	0.373	-0.021
0.056					
Exterior1st	-0.0169	0.006	-2.608	0.009	-0.030
-0.004					
Exterior2nd	0.0104	0.006	1.806	0.071	-0.001
0.022					
MasVnrArea	0.0440	0.013	3.402	0.001	0.019
0.069					
ExterQual	-0.1923	0.025	-7.830	0.000	-0.240
-0.144					
ExterCond	0.0101	0.016	0.642	0.521	-0.021
0.041					
Foundation	-0.0027	0.020	-0.133	0.894	-0.042
0.037					
BsmtQual	-0.0973	0.018	-5.450	0.000	-0.132
-0.062					
BsmtCond	0.0333	0.019	1.791	0.074	-0.003
0.070					
BsmtExposure	-0.0254	0.011	-2.287	0.022	-0.047
-0.004					
BsmtFinType1	0.0205	0.008	2.535	0.011	0.005
0.036					
BsmtFinSF1	0.1433	0.014	10.108	0.000	0.115
0.171					
BsmtFinType2	0.0129	0.017	0.772	0.440	-0.020
0.046					
BsmtFinSF2	0.0253	0.016	1.620	0.106	-0.005
0.056					
BsmtUnfSF	-0.0306	0.011	-2.728	0.006	-0.053
-0.009					
TotalBsmtSF	0.1274	0.016	7.756	0.000	0.095

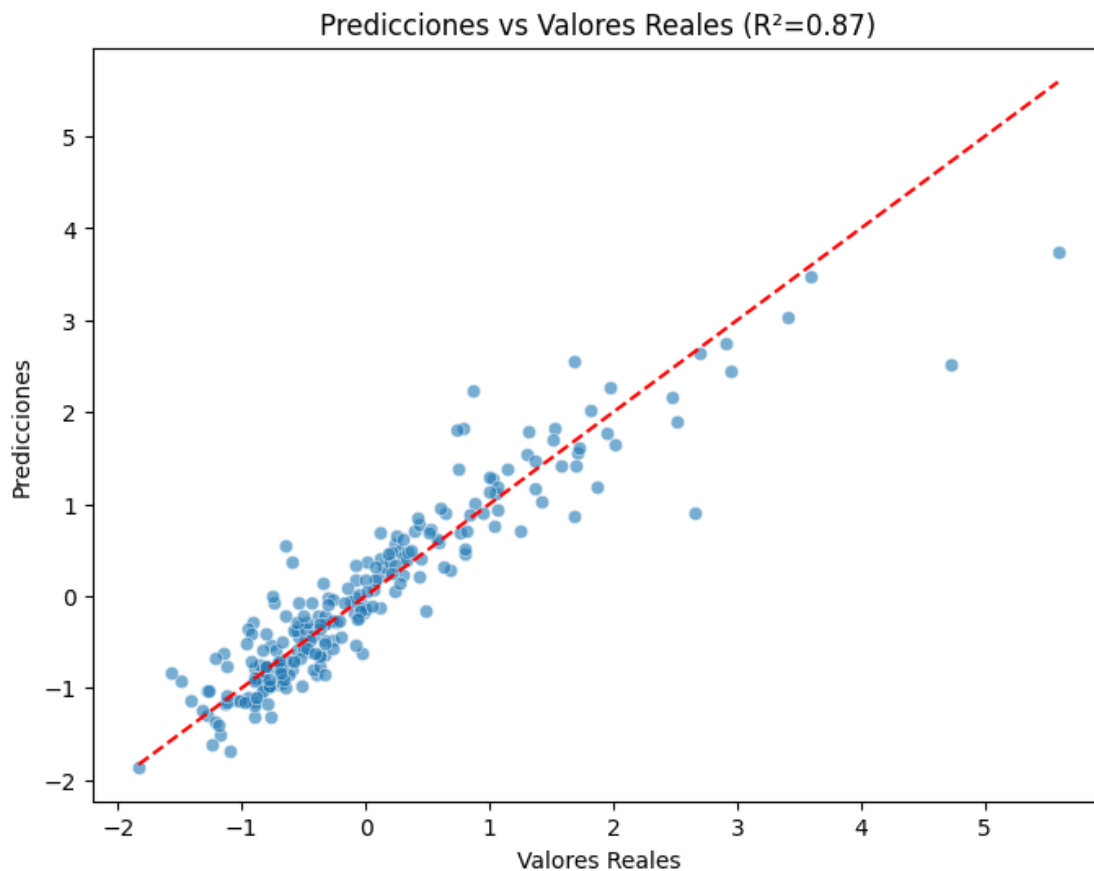
0.160					
Heating	0.0012	0.035	0.034	0.973	-0.067
0.070					
HeatingQC	-0.0093	0.008	-1.192	0.234	-0.025
0.006					
CentralAir	0.0386	0.057	0.680	0.496	-0.073
0.150					
Electrical	-0.0144	0.012	-1.205	0.228	-0.038
0.009					
1stFlrSF	0.1421	0.019	7.336	0.000	0.104
0.180					
2ndFlrSF	0.1748	0.016	11.068	0.000	0.144
0.206					
LowQualFinSF	0.0029	0.012	0.243	0.808	-0.021
0.026					
GrLivArea	0.2500	0.017	14.640	0.000	0.216
0.283					
BsmtFullBath	-0.0112	0.017	-0.656	0.512	-0.045
0.022					
BsmtHalfBath	0.0029	0.012	0.247	0.805	-0.020
0.026					
FullBath	-0.0271	0.019	-1.403	0.161	-0.065
0.011					
HalfBath	-0.0222	0.016	-1.369	0.171	-0.054
0.010					
BedroomAbvGr	-0.0833	0.017	-4.776	0.000	-0.118
-0.049					
KitchenAbvGr	-0.0386	0.014	-2.842	0.005	-0.065
-0.012					
KitchenQual	-0.0813	0.018	-4.480	0.000	-0.117
-0.046					
TotRmsAbvGrd	0.0355	0.024	1.494	0.136	-0.011
0.082					
Functional	0.0674	0.012	5.471	0.000	0.043
0.092					
Fireplaces	0.0297	0.015	2.040	0.042	0.001
0.058					
FireplaceQu	-0.0375	0.014	-2.722	0.007	-0.065
-0.010					
GarageType	0.0136	0.008	1.717	0.086	-0.002
0.029					
GarageYrBlt	0.0164	0.020	0.807	0.420	-0.024
0.056					
GarageFinish	0.0271	0.018	1.464	0.143	-0.009
0.063					
GarageCars	0.0348	0.027	1.302	0.193	-0.018
0.087					
GarageArea	0.0117	0.026	0.445	0.657	-0.040

0.064					
GarageQual	-0.0045	0.023	-0.194	0.846	-0.050
0.041					
GarageCond	0.0496	0.027	1.864	0.063	-0.003
0.102					
PavedDrive	-0.0162	0.026	-0.617	0.538	-0.068
0.035					
WoodDeckSF	0.0066	0.012	0.555	0.579	-0.017
0.030					
OpenPorchSF	0.0071	0.012	0.592	0.554	-0.016
0.031					
EnclosedPorch	0.0097	0.012	0.800	0.424	-0.014
0.033					
3SsnPorch	-0.0014	0.011	-0.131	0.896	-0.023
0.020					
ScreenPorch	0.0323	0.011	3.041	0.002	0.011
0.053					
PoolArea	0.0559	0.011	5.267	0.000	0.035
0.077					
MiscVal	0.0027	0.010	0.282	0.778	-0.016
0.022					
MoSold	-0.0164	0.011	-1.483	0.138	-0.038
0.005					
YrSold	-0.0109	0.011	-0.992	0.322	-0.032
0.011					
SaleType	-0.0025	0.007	-0.348	0.728	-0.017
0.012					
SaleCondition	0.0322	0.011	2.997	0.003	0.011
0.053					
=====					
Omnibus:	273.746	Durbin-Watson:	2.056		
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	2450.498		
Skew:	1.071	Prob(JB):	0.00		
Kurtosis:	10.640	Cond. No.	1.01e+16		
=====					

Notes:

[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.

[2] The smallest eigenvalue is 5.97e-27. This might indicate that there are strong multicollinearity problems or that the design matrix is singular.

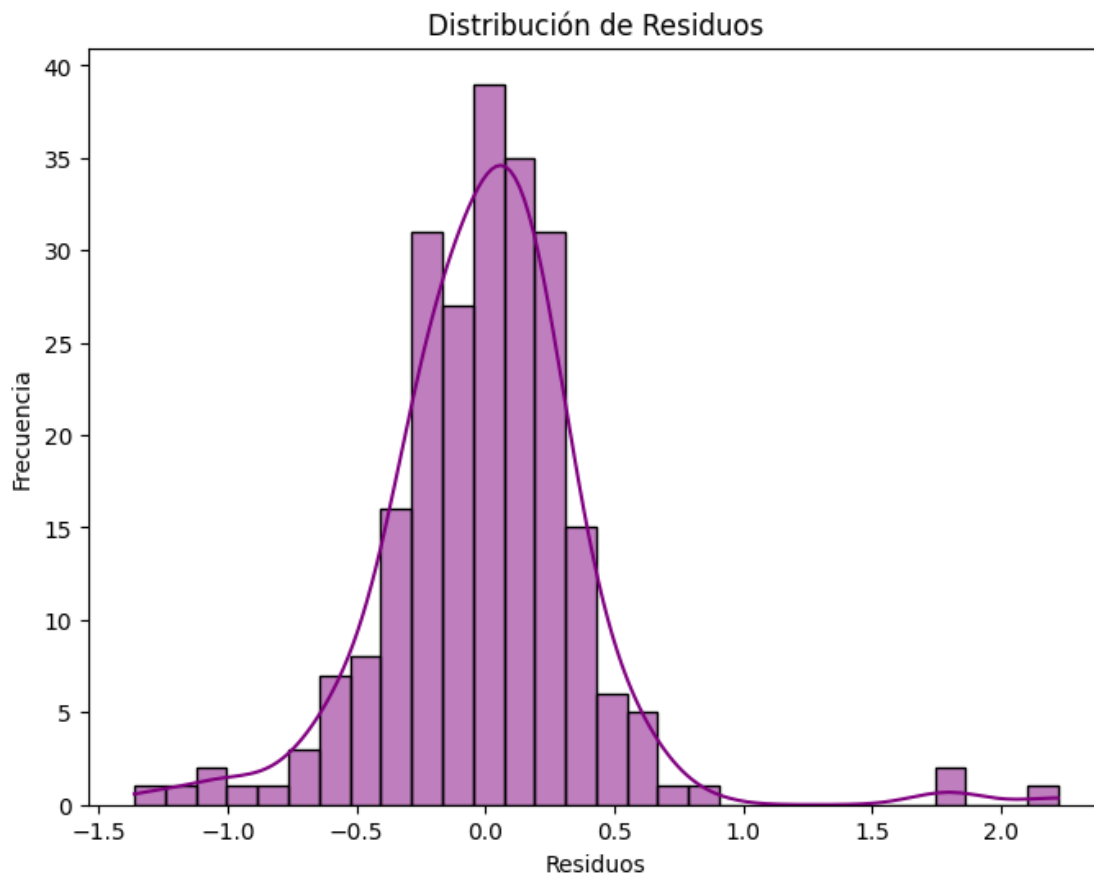


En la regresión lineal que se obtuvo con todas las variables numéricas, presenta un coeficiente de determinación R^2 cuadrado de 0.87 que indica que el 87% de la variabilidad en el precio de las casas se explica por las variables numéricas. Se puede observar que los puntos están cerca de la línea roja, lo que indica que el modelo está funcionando bien.

1.13 12.1 Residuos

```
[32]: # Analizando los residuos
residuos = y_test - y_pred

# Gráfico de distribución de residuos
plt.figure(figsize=(8, 6))
sns.histplot(residuos, bins=30, kde=True, color="purple")
plt.xlabel("Residuos")
plt.ylabel("Frecuencia")
plt.title("Distribución de Residuos")
plt.show()
```



1.13.1 13. Análisis de multicolinealidad, correlación y detección de sobreajuste

En este paso, se analizan las posibles correlaciones entre las variables predictoras y se determina si existe multicolinealidad. También se revisa el ajuste del modelo para identificar si está ocurriendo un sobreajuste (overfitting).

Pasos principales: 1. Calcular la matriz de correlación para las variables numéricas y observar las variables más correlacionadas entre sí y con la variable respuesta (SalePrice). 2. Calcular el Factor de Inflación de Varianza (VIF) para detectar multicolinealidad. 3. Entrenar un modelo de Regresión Lineal Múltiple con todas las variables numéricas seleccionadas (en pasos previos). 4. Analizar la puntuación R^2 en entrenamiento y en validación (o prueba) para evidenciar posible sobreajuste.

Según los resultados de los residuos, su distribución parece tener una forma normal de campana simétrica, lo que indica que los errores están distribuidos de manera normal. la mayoría de los residuos se agrupan alrededor de cero, que quiere decir que el modelo no tiene un sesgo sistemático en las predicciones.

[35]: `# 1. Matriz de correlación (variables numéricas)`
`# Asegurar de seleccionar solo columnas numéricas`

```

numeric_features = X_train.select_dtypes(include=[np.number])
corr_matrix = numeric_features.corr()

plt.figure(figsize=(12, 8))
plt.matshow(corr_matrix, fignum=0)
plt.title("Matriz de correlación (variables numéricas)", pad=100)
plt.colorbar()
plt.show()

# 2. Función para calcular el VIF de cada variable
def calcular_vif(df):
    """
    Calcula el VIF de cada columna en un DataFrame.
     $VIF = 1 / (1 - R^2)$ 
    """
    vif_data = []
    # Se añade la constante para usar en el modelo
    df_const = sm.add_constant(df)

    for i, col in enumerate(df.columns):
        # Se elimina la columna 'col' para ver su VIF
        X_temp = df_const.drop(columns=[col], errors='ignore')
        y_temp = df_const[col]

        model = sm.OLS(y_temp, X_temp)
        results = model.fit()

        r2 = results.rsquared
        vif = np.inf if r2 == 1 else 1/(1 - r2)

        vif_data.append((col, vif))

    # Ordenamos de mayor a menor VIF
    vif_data.sort(key=lambda x: x[1], reverse=True)
    return vif_data

# Calculamos el VIF ignorando la variable 'SalePrice' si estuviera en
↳ numeric_features
vif_resultados = calcular_vif(numeric_features.drop(columns=['SalePrice'],
↳ errors='ignore'))
print("VIF de las variables (orden descendente):")
for var, val in vif_resultados:
    print(f"{var}: {val:.2f}")

# 3. Entrenar el modelo de Regresión Lineal con TODAS las variables numéricas
linreg_all = LinearRegression()
linreg_all.fit(X_train, y_train)

```

```

# 4. Métricas en el conjunto de entrenamiento para ver si hay sobreajuste
y_pred_train = linreg_all.predict(X_train)
r2_train = r2_score(y_train, y_pred_train)

# mean_squared_error sin el parámetro 'squared'
mse_train = mean_squared_error(y_train, y_pred_train)
rmse_train = np.sqrt(mse_train)

print("R2 (Train) con todas las variables:", r2_train)
print("RMSE (Train) con todas las variables:", rmse_train)

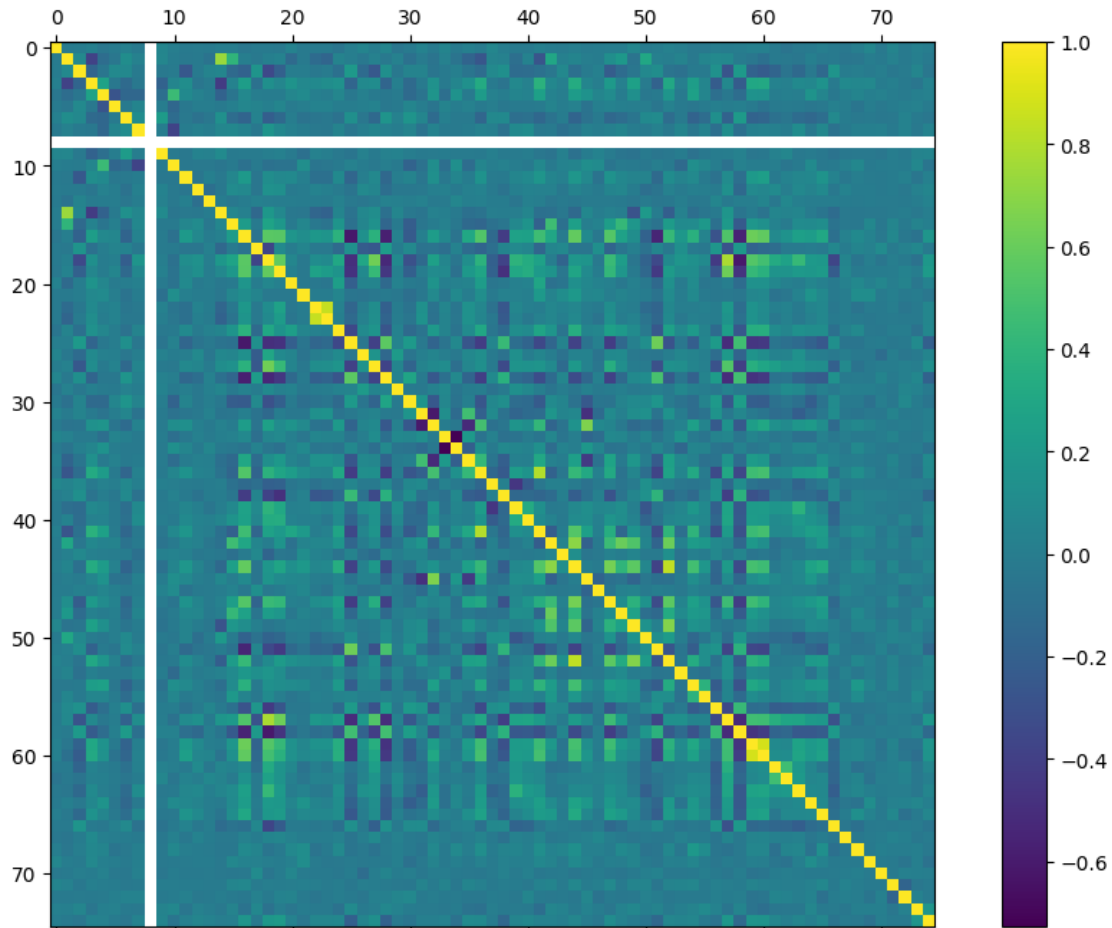
# Métricas en el conjunto de prueba
y_pred_test = linreg_all.predict(X_test)
r2_test = r2_score(y_test, y_pred_test)

mse_test = mean_squared_error(y_test, y_pred_test)
rmse_test = np.sqrt(mse_test)

print("R2 (Test) con todas las variables:", r2_test)
print("RMSE (Test) con todas las variables:", rmse_test)

```

Matriz de correlación (variables numéricas)



```
/Users/hansellopez/Documents/Projects/DataMining/Modelos-Regresion-Lineal-Data-Mining/.venv/lib/python3.12/site-packages/statsmodels/regression/linear_model.py:1782: RuntimeWarning: invalid value encountered in scalar divide
```

```
    return 1 - self.ssr/self.centered_tss
```

VIF de las variables (orden descendente):

Utilities: nan

BsmtFinSF1: inf

BsmtFinSF2: inf

BsmtUnfSF: inf

TotalBsmtSF: inf

1stFlrSF: inf

2ndFlrSF: inf
LowQualFinSF: inf
GrLivArea: inf
YearBuilt: 8.22
GarageCars: 6.77
GarageArea: 6.53
MSSubClass: 5.37
TotRmsAbvGrd: 5.17
BldgType: 4.40
Exterior1st: 4.07
Exterior2nd: 4.00
GarageYrBlt: 3.91
OverallQual: 3.84
FullBath: 3.48
YearRemodAdd: 2.81
BedroomAbvGr: 2.77
BsmtFullBath: 2.67
ExterQual: 2.62
HalfBath: 2.47
BsmtFinType2: 2.38
HouseStyle: 2.34
BsmtQual: 2.24
GarageFinish: 2.16
Foundation: 2.09
KitchenQual: 2.08
BsmtFinType1: 2.05
Fireplaces: 1.94
OverallCond: 1.93
KitchenAbvGr: 1.83
LotFrontage: 1.82
CentralAir: 1.82
GarageType: 1.79
LotArea: 1.72
LandSlope: 1.70
GarageQual: 1.69
HeatingQC: 1.67
BsmtExposure: 1.53
PavedDrive: 1.51
GarageCond: 1.50
FireplaceQu: 1.47
MasVnrArea: 1.44
Heating: 1.40
MSZoning: 1.38
Functional: 1.37
Electrical: 1.35
LandContour: 1.34
EnclosedPorch: 1.34
OpenPorchSF: 1.32

BsmtHalfBath: 1.32
 WoodDeckSF: 1.32
 ExterCond: 1.31
 RoofStyle: 1.31
 Neighborhood: 1.27
 RoofMatl: 1.26
 LotShape: 1.25
 ScreenPorch: 1.22
 Street: 1.19
 LotConfig: 1.18
 SaleCondition: 1.18
 SaleType: 1.17
 BsmtCond: 1.16
 Condition1: 1.14
 YrSold: 1.13
 MoSold: 1.11
 PoolArea: 1.11
 Condition2: 1.10
 Id: 1.08
 3SsnPorch: 1.07
 MiscVal: 1.06
 R2 (Train) con todas las variables: 0.9114577089724687
 RMSE (Train) con todas las variables: 0.3047950156392137
 R2 (Test) con todas las variables: 0.8656974161878999
 RMSE (Test) con todas las variables: 0.3959902743662094

Lo anterior se basa en que:

- **TotalBsmtSF** ya resume la información de **BsmtFinSF1**, **BsmtFinSF2** y **BsmtUnfSF**.
- **GrLivArea** agrupa el área habitable de 1er y 2do piso, además de **LowQualFinSF**.
- **GarageCars** y **GarageArea** miden casi lo mismo; conviene elegir la que mejor se correlacione con **SalePrice**.
- **Utilities** suele no variar o aportar mucho, por lo que suele eliminarse.
- **YearBuilt** puede resultar prescindible si **YearRemodAdd** está muy correlacionado y refleja mejor la actualización de la casa.

1.13.2 14. Nuevo modelo (reducción de variables o regularización) y análisis de residuos

Si se detecta multicolinealidad (VIF alto en algunas variables) o signos de sobreajuste (alta diferencia de desempeño entre entrenamiento y prueba), podemos:

- Eliminar variables con VIF muy alto para reducir multicolinealidad.
- Emplear modelos de regularización (por ejemplo, Lasso o Ridge).
- Seleccionar solo las variables más predictivas según análisis de correlación o importancia del modelo.

Luego de ajustar el nuevo modelo, se analizan los residuos para verificar la calidad del ajuste (normalidad de residuos, homocedasticidad, etc.). Se suelen graficar:

- Gráfico de valores predichos vs. residuos.
- Histograma o Q-Q plot de residuos para ver su distribución.

```
[39]: # =====
# Regularización con Ridge
# =====

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.linear_model import Ridge
from sklearn.metrics import mean_squared_error, r2_score

# Variables a eliminar (según análisis de VIF y correlaciones)
vars_a_eliminar = [
    "BsmtFinSF1", "BsmtFinSF2", "BsmtUnfSF", # ya se resume en TotalBsmtSF
    "1stFlrSF", "2ndFlrSF", "LowQualFinSF", # ya se incluye en GrLivArea
    "GarageArea", # muy correlacionada con
    ↪GarageCars
    "Utilities", # poca variación / utilidad
    "YearBuilt" # fuertemente correlacionada con
    ↪YearRemodAdd
]

# Reducción de columnas en train y test
X_train_reduced = X_train.drop(columns=vars_a_eliminar, errors='ignore')
X_test_reduced = X_test.drop(columns=vars_a_eliminar, errors='ignore')

# Entrenar el modelo con Ridge (penalización alpha=10.0)
ridge_model = Ridge(alpha=10.0)
ridge_model.fit(X_train_reduced, y_train)

# Predicciones en el set de entrenamiento
y_train_pred_ridge = ridge_model.predict(X_train_reduced)
residuos_train = y_train - y_train_pred_ridge

# Cálculo de métricas en entrenamiento
r2_train_ridge = r2_score(y_train, y_train_pred_ridge)
mse_train_ridge = mean_squared_error(y_train, y_train_pred_ridge)
rmse_train_ridge = np.sqrt(mse_train_ridge)

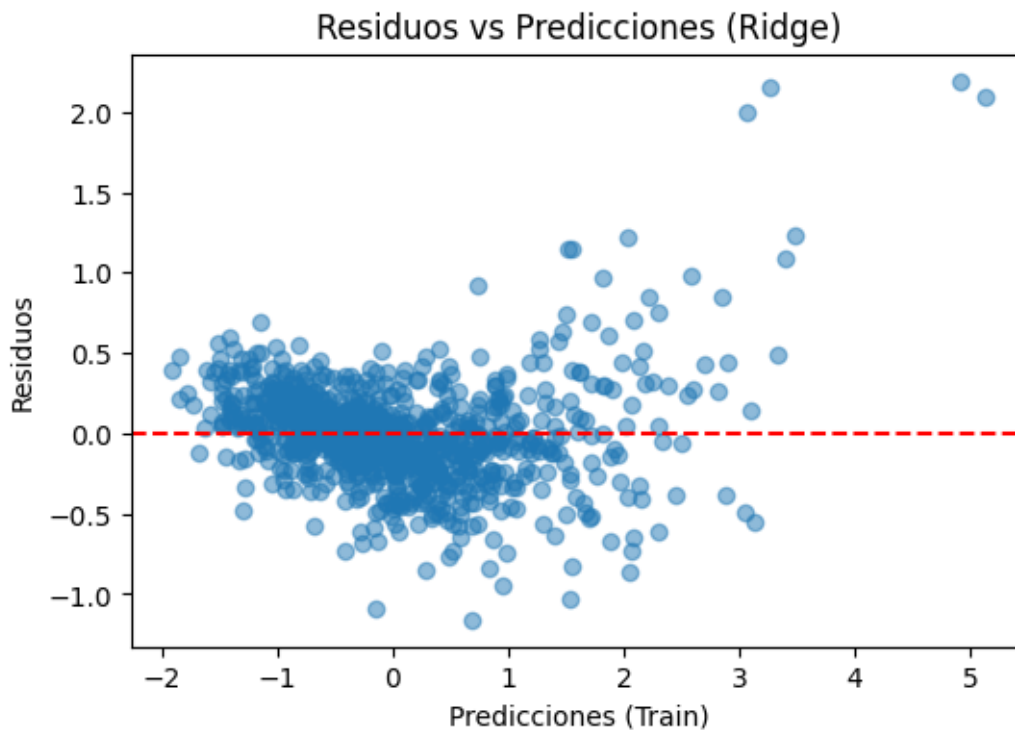
print("R2 (Train) [Ridge]:", r2_train_ridge)
print("MSE (Train) [Ridge]:", mse_train_ridge)
print("RMSE (Train) [Ridge]:", rmse_train_ridge)

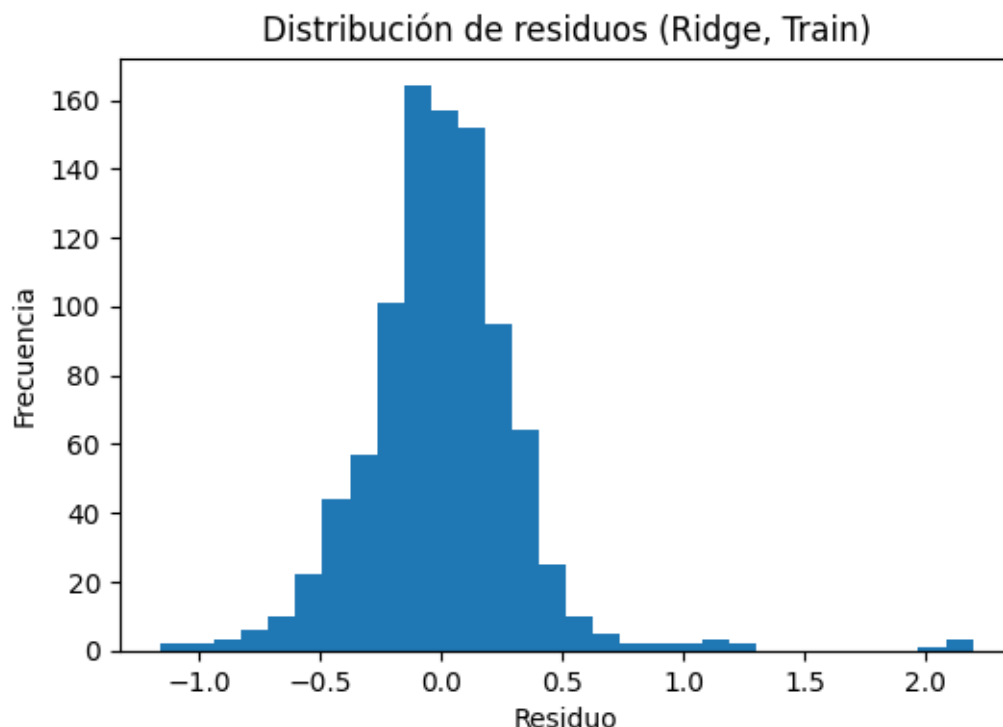
# =====
# Análisis de residuos
# =====
# Gráfica de residuos vs. predicciones
plt.figure(figsize=(6,4))
plt.scatter(y_train_pred_ridge, residuos_train, alpha=0.5)
plt.axhline(y=0, color='r', linestyle='--')
```

```
plt.title("Residuos vs Predicciones (Ridge)")
plt.xlabel("Predicciones (Train)")
plt.ylabel("Residuos")
plt.show()

# Histograma de residuos para ver su distribución
plt.figure(figsize=(6,4))
plt.hist(residuos_train, bins=30)
plt.title("Distribución de residuos (Ridge, Train)")
plt.xlabel("Residuo")
plt.ylabel("Frecuencia")
plt.show()
```

R2 (Train) [Ridge]: 0.9018920049655823
MSE (Train) [Ridge]: 0.1029364926729259
RMSE (Train) [Ridge]: 0.32083717470537276





1.13.3 15. Uso de cada modelo con el conjunto de prueba y eficiencia en la predicción

En este punto, utilizamos los modelos entrenados (por ejemplo, el modelo de Regresión Lineal con todas las variables y el modelo de Ridge regularizado con variables reducidas) para predecir en el conjunto de prueba. Luego comparamos las métricas (R^2 , RMSE, etc.) para determinar la calidad de las predicciones de cada modelo. Haciendo uso de métricas como: - R^2 (Coeficiente de Determinación) - RMSE (Raíz del Error Cuadrático Medio) - MAE (Error Absoluto Medio), etc.

Se comparan los resultados para determinar cuál modelo realiza mejores predicciones.

```
[40]: # Evaluación del modelo original (linreg_all) en Test
y_pred_test_all = linreg_all.predict(X_test)
r2_test_all = r2_score(y_test, y_pred_test_all)
mse_test_all = mean_squared_error(y_test, y_pred_test_all)
rmse_test_all = np.sqrt(mse_test_all)

print("=== Modelo Original (todas las variables) ===")
print("R2 (Test):", r2_test_all)
print("MSE (Test):", mse_test_all)
print("RMSE (Test):", rmse_test_all)
print()

# Evaluación del modelo Ridge (vars reducidas) en Test
y_pred_test_ridge = ridge_model.predict(X_test_reduced)
```

```
r2_test_ridge = r2_score(y_test, y_pred_test_ridge)
mse_test_ridge = mean_squared_error(y_test, y_pred_test_ridge)
rmse_test_ridge = np.sqrt(mse_test_ridge)

print("=== Modelo Ridge (variables reducidas) ===")
print("R2 (Test):", r2_test_ridge)
print("MSE (Test):", mse_test_ridge)
print("RMSE (Test):", rmse_test_ridge)
```

```
=== Modelo Original (todas las variables) ===
R2 (Test): 0.8656974161878999
MSE (Test): 0.15680829739262583
RMSE (Test): 0.3959902743662094
```

```
=== Modelo Ridge (variables reducidas) ===
R2 (Test): 0.8667792695374293
MSE (Test): 0.15554515280558212
RMSE (Test): 0.3943921307602145
```