Лабораторная работа №1

Разведочный анализ данных. Исследование и визуализация данных (EDA)

Выполнил: Дюжев Степан ИУ5Ц-83Б

Подготовка

Выполним импорт необходимых библиотек

In [1]:

```
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

# Comment this if the data visualisations doesn't work on your side
%matplotlib inline

plt.style.use('bmh')
```

Импортируем данные из датасета

In [2]:

```
df = pd.read_csv('train.csv')
df.head()
```

Out[2]:

	Id	MSSubClass	MSZoning	LotFrontage	LotArea	Street	Alley	LotShape	LandContour	Utilities	LotConfig	LandSlope	I
0	1	60	RL	65.0	8450	Pave	NaN	Reg	Lvl	AllPub	Inside	Gtl	
1	2	20	RL	80.0	9600	Pave	NaN	Reg	Lvl	AllPub	FR2	Gtl	
2	3	60	RL	68.0	11250	Pave	NaN	IR1	Lvl	AllPub	Inside	Gtl	
3	4	70	RL	60.0	9550	Pave	NaN	IR1	Lvl	AllPub	Corner	Gtl	
4	5	60	RL	84.0	14260	Pave	NaN	IR1	Lvl	AllPub	FR2	Gtl	

5 rows × 81 columns

Просмотрим информацию о столбцах

In [3]:

```
df.info()
```

```
<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      1452 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
```

Мы можем заметить, что в некоторых столбцах очень много **NaN** значений, при анализе такие столбцы не релевантны, поэтому мы удалим их

удалим столбец **id** так как он не несет никаой полезной для исследования информации

In [4]:

```
del df["Id"]
```

In [5]:

```
# df.count() не включает NaN значения
df2 = df[[column for column in df if df[column].count() / len(df) >= 0.3]]
print("List of dropped columns:", end=" ")
for c in df.columns:
    if c not in df2.columns:
        print(c, end=", ")
print('\n')
df = df2
```

```
List of dropped columns: Alley, PoolQC, Fence, MiscFeature,
```

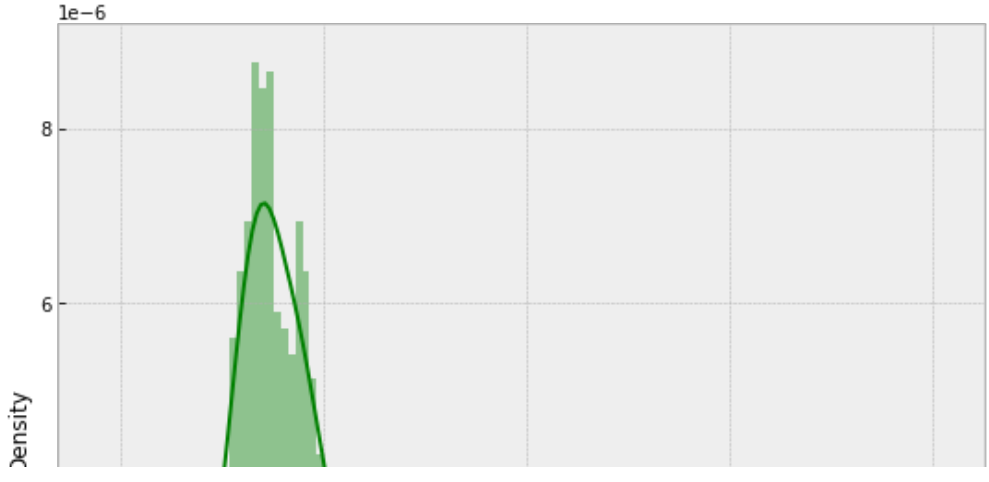
Теперь давайте посмотрим, как распределяются цены на жилье

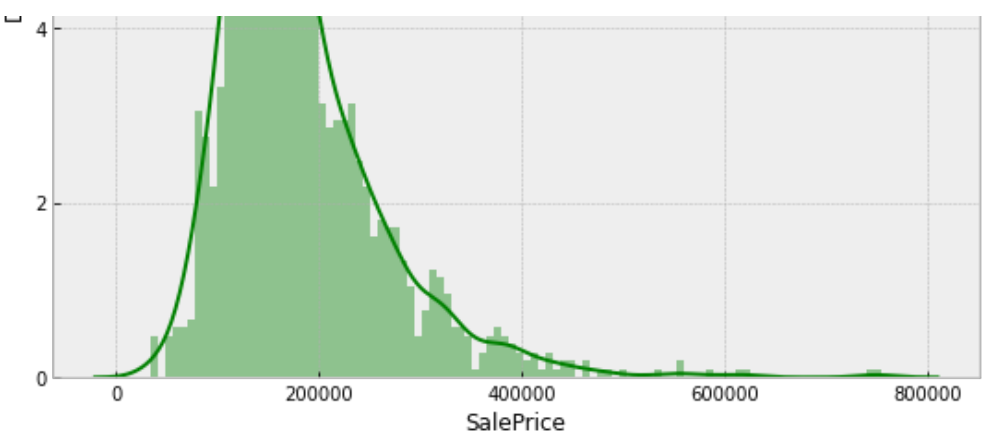
In [6]:

```
print(df['SalePrice'].describe())
plt.figure(figsize=(9, 8))
sns.distplot(df['SalePrice'], color='g', bins=100, hist_kws={'alpha': 0.4});
```

```
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
```

```
/usr/local/lib/python3.7/dist-packages/seaborn/distributions.py:2557: FutureWarning: `dis
tplot` is a deprecated function and will be removed in a future version. Please adapt you
r code to use either `displot` (a figure-level function with similar flexibility) or `his
tplot` (an axes-level function for histograms).
  warnings.warn(msg, FutureWarning)
```





С помощью этой информации мы видим, что цены искажены вправо, а некоторые выбросы лежат выше **~500 000.** В конце концов мы захотим избавиться от них, чтобы получить нормальное распределение независимой переменной (`SalePrice`) исследования

Распределение числовых данных

рассмотрим распределение всех функций путем их построения

Для этого давайте сначала перечислим все типы наших данных из нашего набора данных и возьмем только числовые:

In [7]:

```
list(set(df.dtypes.tolist()))
```

Out[7]:

```
[dtype('float64'), dtype('int64'), dtype('O')]
```

In [8]:

```
df_num = df.select_dtypes(include = ['float64', 'int64'])
df_num.head()
```

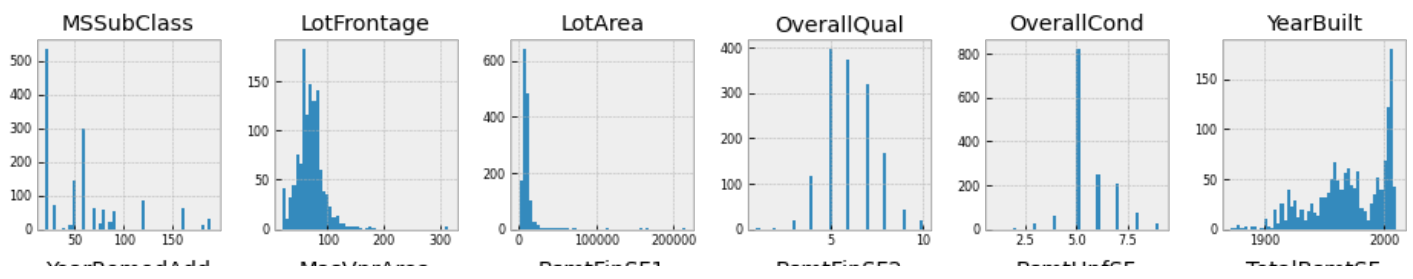
Out[8]:

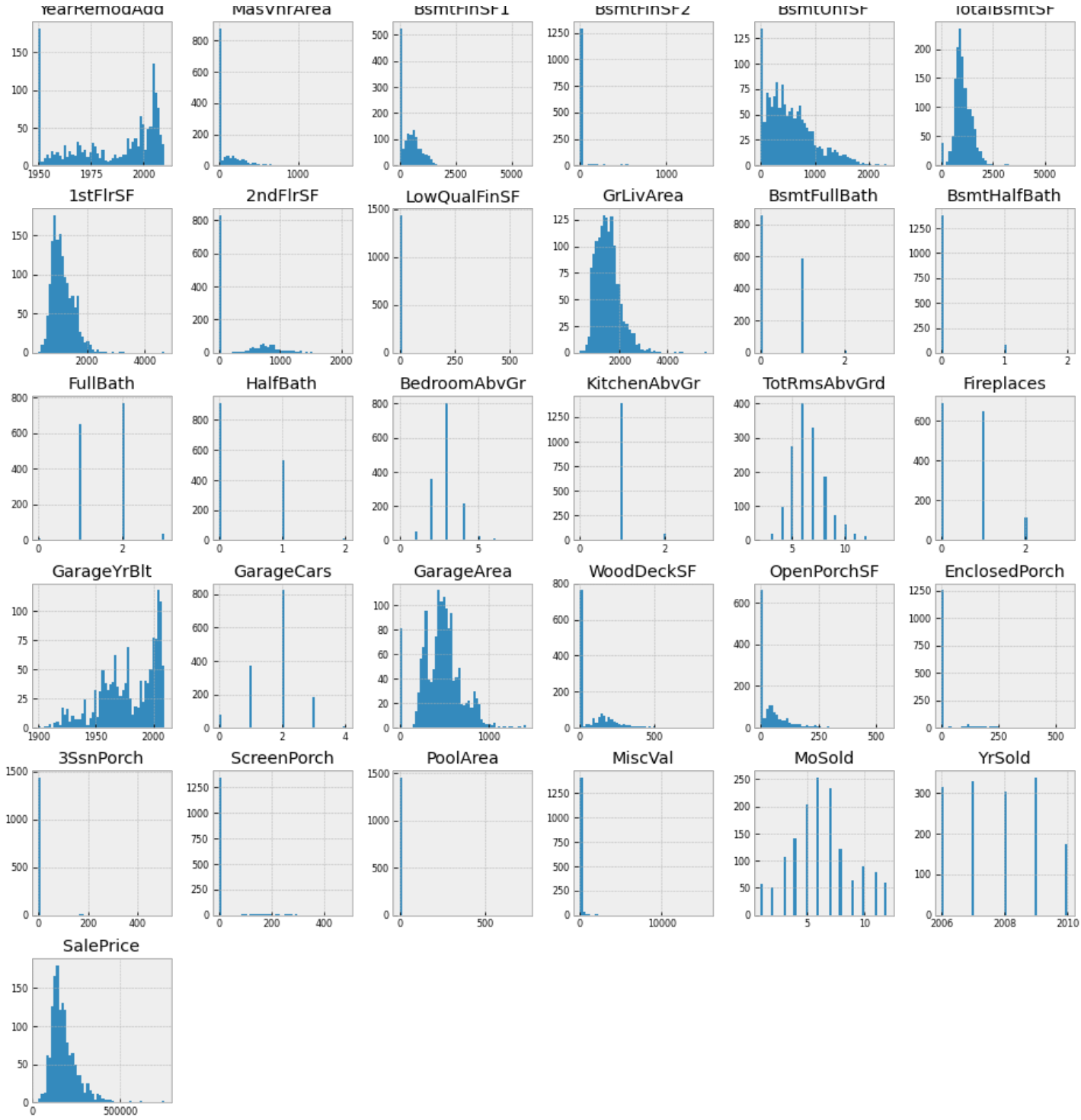
	MSSubClass	LotFrontage	LotArea	OverallQual	OverallCond	YearBuilt	YearRemodAdd	MasVnrArea	BsmtFinSF1	BsmtFi
0	60	65.0	8450	7	5	2003	2003	196.0	706	
1	20	80.0	9600	6	8	1976	1976	0.0	978	
2	60	68.0	11250	7	5	2001	2002	162.0	486	
3	70	60.0	9550	7	5	1915	1970	0.0	216	
4	60	84.0	14260	8	5	2000	2000	350.0	655	

Построим графики

In [9]:

```
df_num.hist(figsize=(16, 20), bins=50, xlabelsize=8, ylabelsize=8);
```





Корреляция признаков

Теперь мы попытаемся найти**,** какие функции сильно коррелируют с **SalePrice.** Мы будем хранить их в списке под названием **golden_features_list.** Для этого мы повторно используем наш набор данных **df_num.**

In [10]:

```
df_num_corr = df_num.corr()['SalePrice'][:-1] # -1 потому что последний столбец и есть SalePrice
golden_features_list = df_num_corr[abs(df_num_corr) > 0.5].sort_values(ascending=False)
print("{} сильно коррелирущих признаков с SalePrice:\n{}".format(len(golden_features_list), golden_features_list))
```

```
10 сильно коррелирущих признаков с SalePrice:
OverallQual     0.790982
GrLivArea       0.708624
GarageCars      0.640409
GarageArea      0.623431
TotalBsmtSF     0.613581
1stFlrSF        0.605852
FullBath        0.560664
```

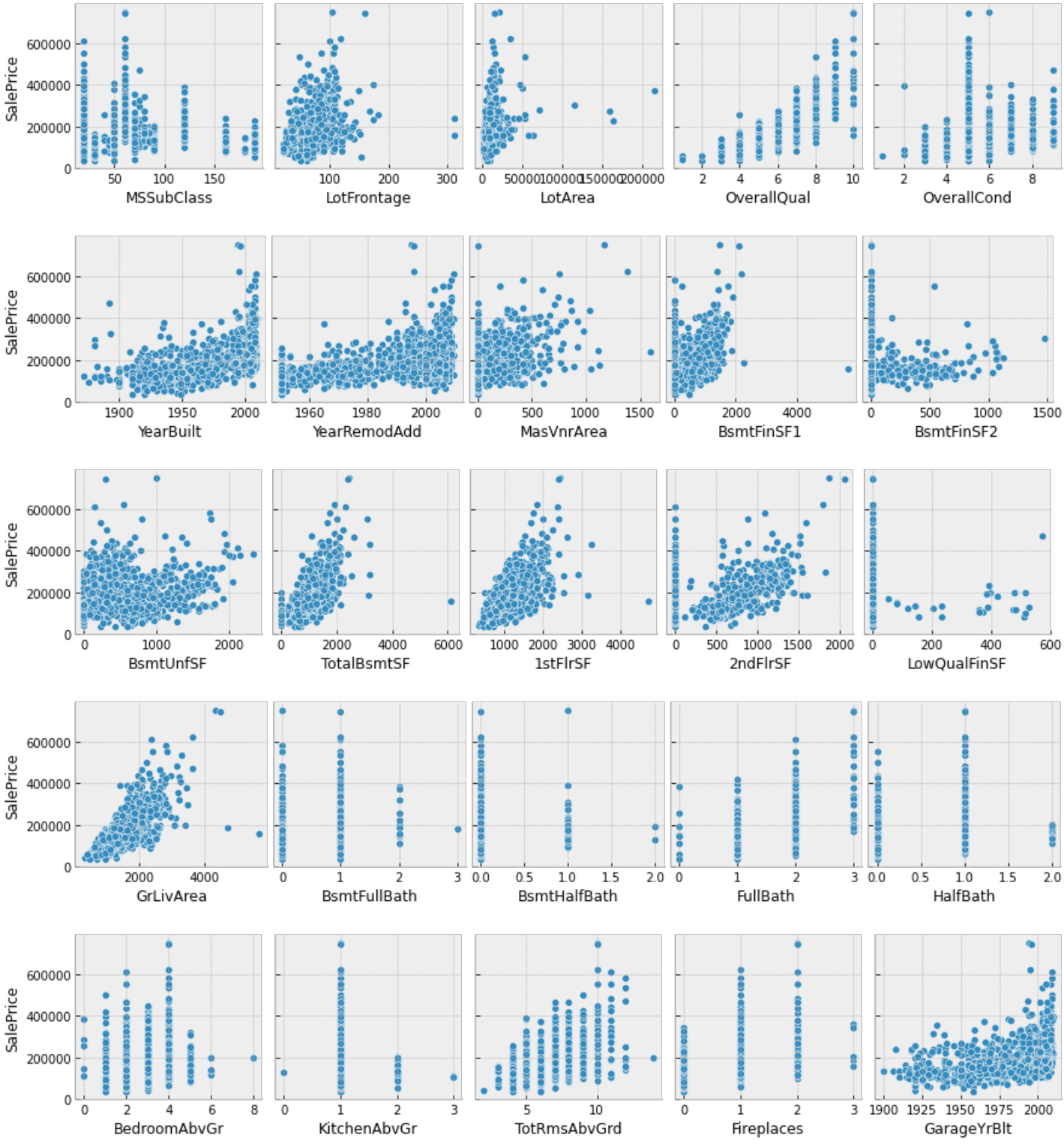
```
TotRmsAbvGrd    0.533723
YearBuilt       0.522897
YearRemodAdd    0.507101
Name: SalePrice, dtype: float64
```

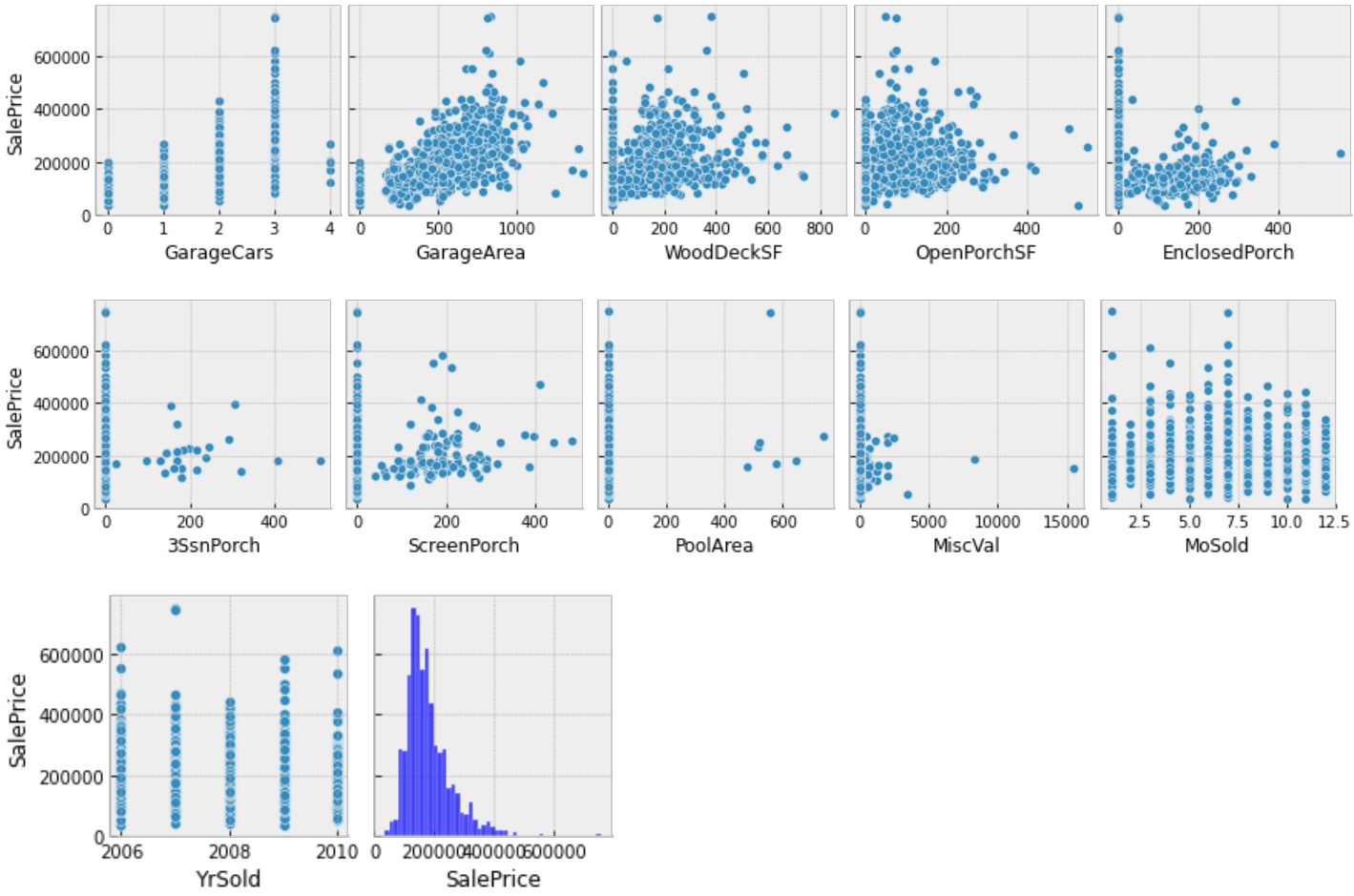
Теперь у нас есть список сильно коррелированных значений, но этот список неполон, поскольку мы знаем, что на корреляцию влияют выбросы.

- Построим график числовых характеристик и посмотрим, какие из них имеют очень мало выбрасов и их можно объяснить
- Удалим выбросы из этих функций и посмотрим, какие из них могут иметь хорошую корреляцию без выбросов

In [11]:

```
for i in range(0, len(df_num.columns), 5):
    sns.pairplot(data=df_num,
                 x_vars=df_num.columns[i:i+5],
                 y_vars=['SalePrice'])
```





Можем определить некоторые отношения, большинство из них, по-видимому, имеют линейную связь с **"SalePrice"**, и если мы внимательно посмотрим на данные, то увидим, что многие точки данных расположены на **"x = 0"**, что может указывать на отсутствие такого признака в доме.

давайте удалим эти значения и повторим процесс поиска коррелированных значений заново

In [12]:

```
import operator

individual_features_df = []
for i in range(0, len(df_num.columns) - 1): # -1 потому что последний столбец и есть SalePrice
    tmpDf = df_num[[df_num.columns[i], 'SalePrice']]
    tmpDf = tmpDf[tmpDf[df_num.columns[i]] != 0]
    individual_features_df.append(tmpDf)

all_correlations = {feature.columns[0]: feature.corr()['SalePrice'][0] for feature in individual_features_df}
all_correlations = sorted(all_correlations.items(), key=operator.itemgetter(1))
for (key, value) in all_correlations:
    print("{:>15}: {:>15}".format(key, value))
```

```
   KitchenAbvGr: -0.13920069217785566
       HalfBath: -0.08439171127179887
     MSSubClass: -0.08428413512659523
    OverallCond: -0.0778558940486776
         YrSold: -0.028922585168730426
   BsmtHalfBath: -0.028834567185481712
       PoolArea: -0.014091521506356928
   BsmtFullBath: 0.011439163340408634
         MoSold: 0.04643224522381936
      3SsnPorch: 0.06393243256889079
    OpenPorchSF: 0.08645298857147708
        MiscVal: 0.08896338917298924
     Fireplaces: 0.1216605842136395
      BsmtUnfSF: 0.16926100049514192
   BedroomAbvGr: 0.18093669310849045
```

```
WoodDeckSF: 0.19570601257520677
  BsmtFinSF2: 0.19895609430836586
EnclosedPorch: 0.2412788363011751
  ScreenPorch: 0.25543007954878405
      LotArea: 0.2638433538714063
 LowQualFinSF: 0.3000750165550133
  LotFrontage: 0.35179909657067854
   MasVnrArea: 0.4340902197568926
   BsmtFinSF1: 0.4716904265235731
  GarageYrBlt: 0.48636167748786213
 YearRemodAdd: 0.5071009671113867
    YearBuilt: 0.5228973328794967
 TotRmsAbvGrd: 0.5337231555820238
     FullBath: 0.5745626737760816
     1stFlrSF: 0.6058521846919166
   GarageArea: 0.6084052829168343
  TotalBsmtSF: 0.6096808188074366
   GarageCars: 0.6370954062078953
     2ndFlrSF: 0.6733048324568383
    GrLivArea: 0.7086244776126511
  OverallQual: 0.7909816005838047
```

Мы нашли еще одно сильно коррелированное значение, немного очистив данные. Теперь **golden_features_list** выглядит так:

In [13]:

```
golden_features_list = [key for key, value in all_correlations if abs(value) >= 0.5]
print("There is {} strongly correlated values with SalePrice:\n{}".format(len(golden_fea
tures_list), golden_features_list))
```

```
There is 11 strongly correlated values with SalePrice:
['YearRemodAdd', 'YearBuilt', 'TotRmsAbvGrd', 'FullBath', '1stFlrSF', 'GarageArea', 'Tota
lBsmtSF', 'GarageCars', '2ndFlrSF', 'GrLivArea', 'OverallQual']
```

Заключение

Изучая корреляцию между числовыми значениями, мы обнаружили **11** признаков, которые имеют сильную связь с ценой дома. Кроме корреляции, мы не нашли никакой заметной закономерности на данных, которые не коррелируют.

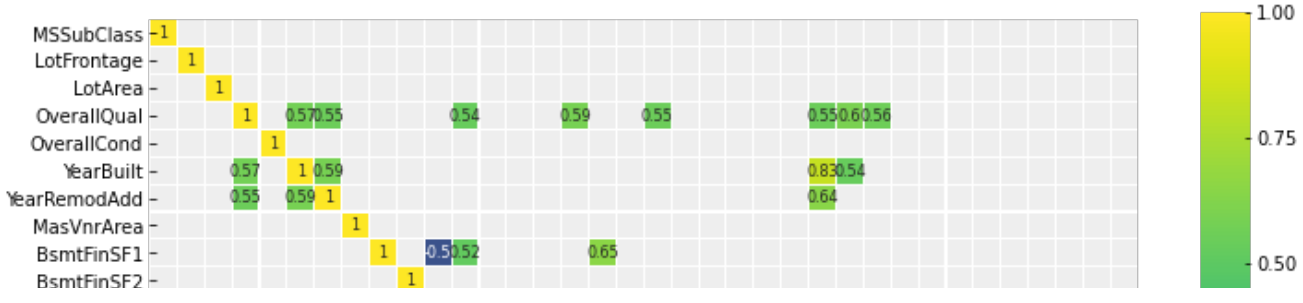
Отношение объекта к объекту

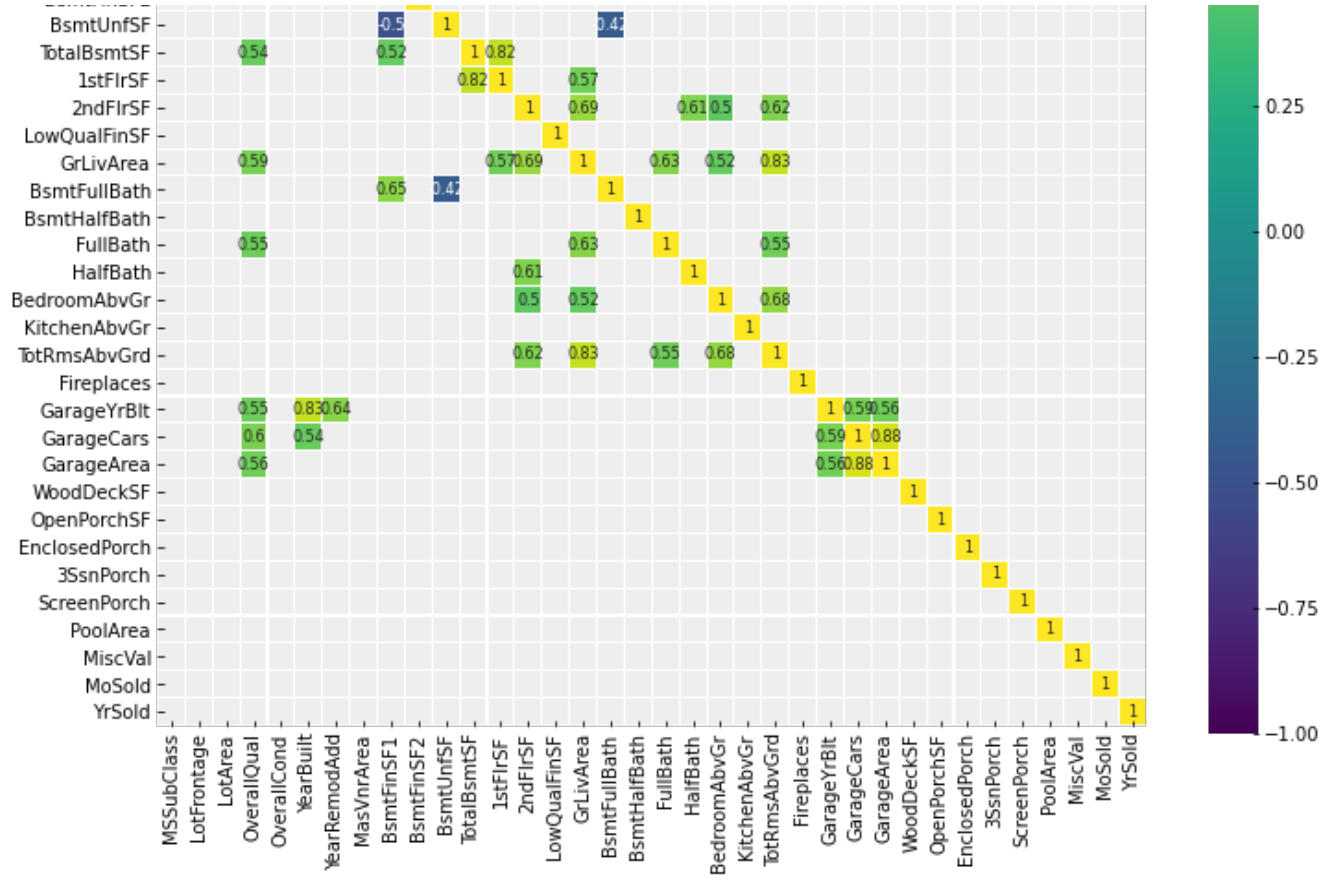
Попытка изобразить все числовые характеристики на парном графике **pairplot** займет у нас слишком много времени и будет трудно интерпретировать. Мы можем попытаться увидеть, связаны ли некоторые переменные между собой, а затем объяснить их связь с помощью здравого смысла.

In [ ]:

```
corr = df_num.drop('SalePrice', axis=1).corr() # We already examined SalePrice correlatio
ns
plt.figure(figsize=(12, 10))

sns.heatmap(corr[(corr >= 0.5) | (corr <= -0.4)],
            cmap='viridis', vmax=1.0, vmin=-1.0, linewidths=0.1,
            annot=True, annot_kws={"size": 8}, square=True);
```





Q -> Q (количественные связи)

In [14]:

```
quantitative_features_list = ['LotFrontage', 'LotArea', 'MasVnrArea', 'BsmtFinSF1', 'Bsm
tFinSF2', 'TotalBsmtSF', '1stFlrSF',
    '2ndFlrSF', 'LowQualFinSF', 'GrLivArea', 'BsmtFullBath', 'BsmtHalfBath', 'FullBath',
'HalfBath',
    'BedroomAbvGr', 'KitchenAbvGr', 'TotRmsAbvGrd', 'Fireplaces', 'GarageCars', 'GarageA
rea', 'WoodDeckSF', 'OpenPorchSF',
    'EnclosedPorch', '3SsnPorch', 'ScreenPorch', 'PoolArea', 'MiscVal', 'SalePrice']
df_quantitative_values = df[quantitative_features_list]
df_quantitative_values.head()
```

Out[14]:

	LotFrontage	LotArea	MasVnrArea	BsmtFinSF1	BsmtFinSF2	TotalBsmtSF	1stFlrSF	2ndFlrSF	LowQualFinSF	GrLivArea
0	65.0	8450	196.0	706	0	856	856	854	0	1710
1	80.0	9600	0.0	978	0	1262	1262	0	0	1262
2	68.0	11250	162.0	486	0	920	920	866	0	1786
3	60.0	9550	0.0	216	0	756	961	756	0	1717
4	84.0	14260	350.0	655	0	1145	1145	1053	0	2198

In [15]:

```
features_to_analyse = [x for x in quantitative_features_list if x in golden_features_lis
t]
features_to_analyse.append('SalePrice')
features_to_analyse
```

Out[15]:

```
['TotalBsmtSF',
 '1stFlrSF',
 '2ndFlrSF',
 'GrLivArea',
```

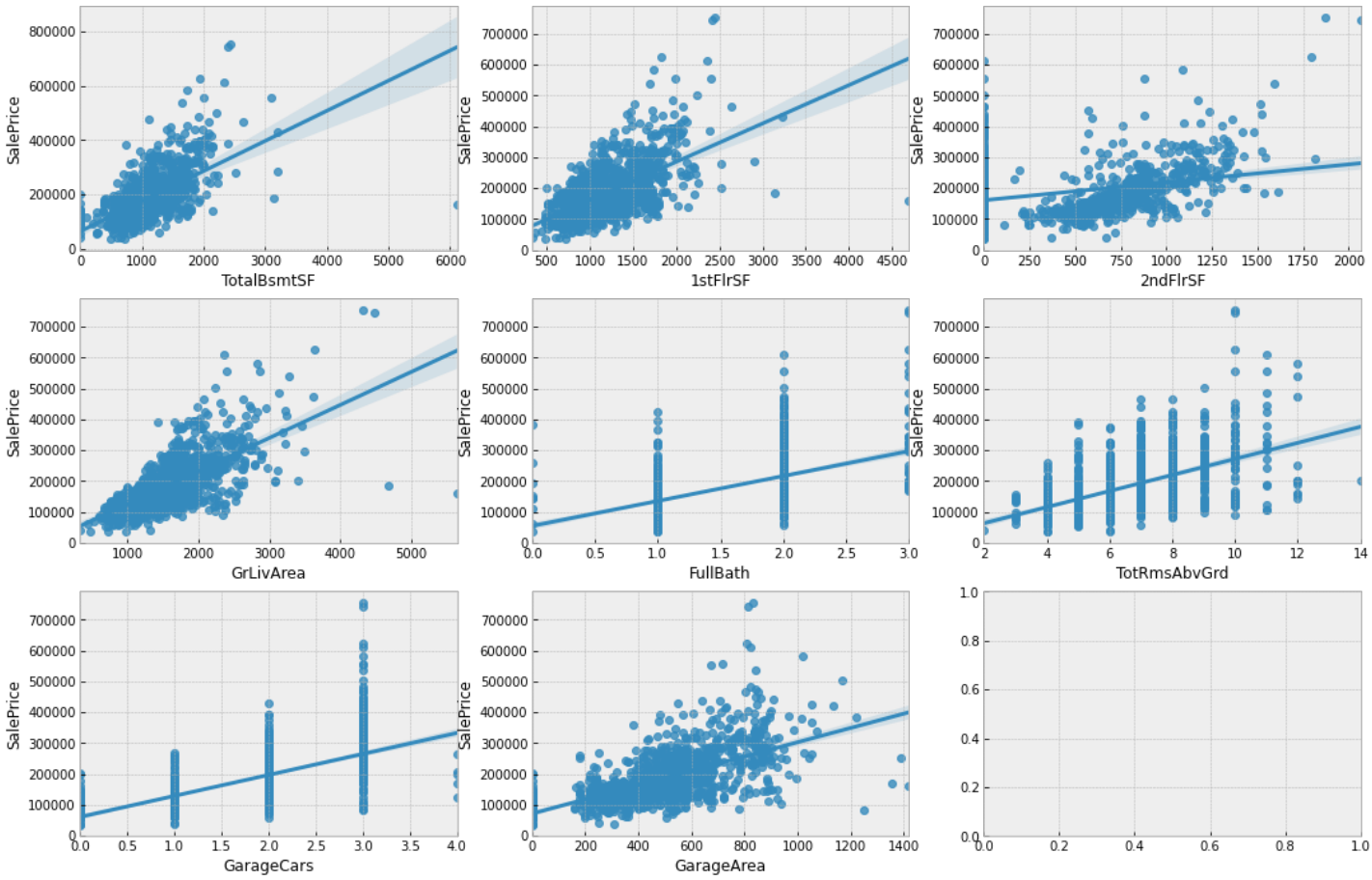
```
 'FullBath',
 'TotRmsAbvGrd',
 'GarageCars',
 'GarageArea',
 'SalePrice']
```

распределение

In [ ]:

```
fig, ax = plt.subplots(round(len(features_to_analyse) / 3), 3, figsize = (18, 12))

for i, ax in enumerate(fig.axes):
    if i < len(features_to_analyse) - 1:
        sns.regplot(x=features_to_analyse[i],y='SalePrice', data=df[features_to_analyse]
, ax=ax)
```



такие функции, как `TotalBsmtSF`, `1stFlrSF`, `GrLivArea`, имеют большой разброс

C -> Q (Отношение категориального к количественному)

In [16]:

```
# quantitative_features_list[:-1] as the last column is SalePrice and we want to keep it
categorical_features = [a for a in quantitative_features_list[:-1] + df.columns.tolist()
if (a not in quantitative_features_list[:-1]) or (a not in df.columns.tolist())]
df_categ = df[categorical_features]
df_categ.head()
```

Out[16]:

	MSSubClass	MSZoning	Street	LotShape	LandContour	Utilities	LotConfig	LandSlope	Neighborhood	Condition1	Condi
0	60	RL	Pave	Reg	Lvl	AllPub	Inside	Gtl	CollgCr	Norm	
1	20	RL	Pave	Reg	Lvl	AllPub	FR2	Gtl	Veenker	Feedr	
2	60	RL	Pave	IR1	Lvl	AllPub	Inside	Gtl	CollgCr	Norm	

	MSSubClass	MSZoning	Street	LotShape	LandContour	Utilities	LotConfig	LandSlope	Neighborhood	Condition1	Condi
4	60	RL	Pave	IR1	Lvl	AllPub	FR2	Gtl	NoRidge	Norm	

In [17]:

```
df_not_num = df_categ.select_dtypes(include = ['O'])
print('There is {} non numerical features including:\n{}'.format(len(df_not_num.columns)
, df_not_num.columns.tolist()))
```

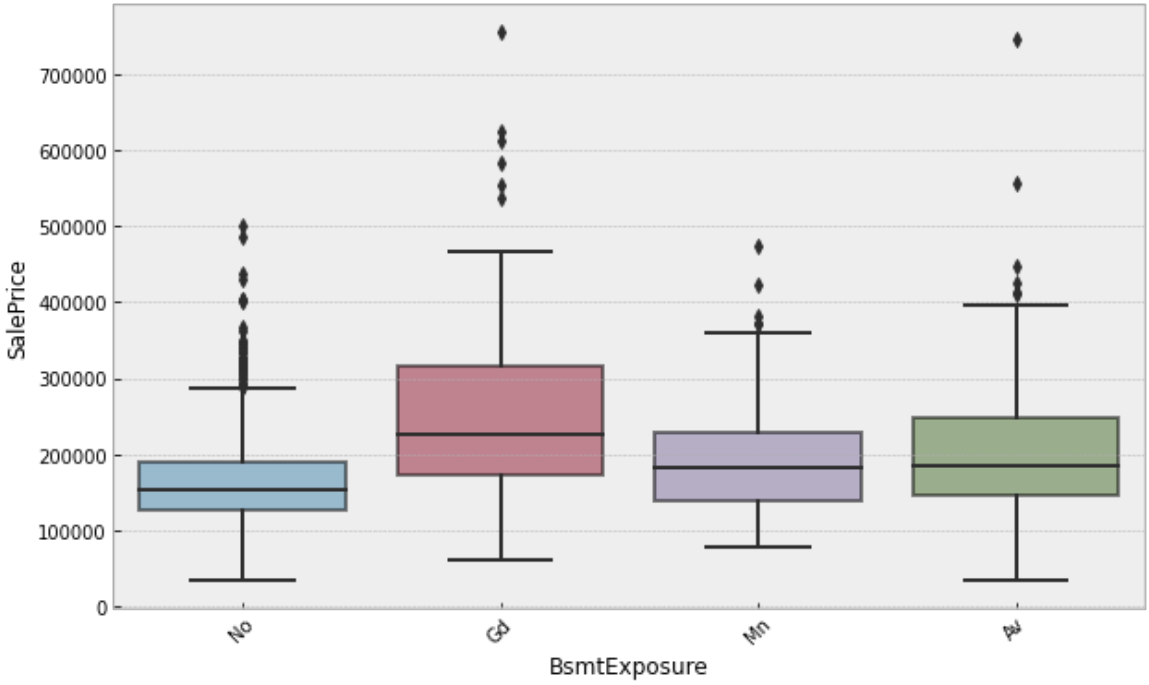
```
There is 39 non numerical features including:
['MSZoning', 'Street', 'LotShape', 'LandContour', 'Utilities', 'LotConfig', 'LandSlope',
'Neighborhood', 'Condition1', 'Condition2', 'BldgType', 'HouseStyle', 'RoofStyle', 'RoofM
atl', 'Exterior1st', 'Exterior2nd', 'MasVnrType', 'ExterQual', 'ExterCond', 'Foundation',
'BsmtQual', 'BsmtCond', 'BsmtExposure', 'BsmtFinType1', 'BsmtFinType2', 'Heating', 'Heati
ngQC', 'CentralAir', 'Electrical', 'KitchenQual', 'Functional', 'FireplaceQu', 'GarageTyp
e', 'GarageFinish', 'GarageQual', 'GarageCond', 'PavedDrive', 'SaleType', 'SaleCondition'
]
```

In [18]:

```
plt.figure(figsize = (10, 6))
ax = sns.boxplot(x='BsmtExposure', y='SalePrice', data=df_categ)
plt.setp(ax.artists, alpha=.5, linewidth=2, edgecolor="k")
plt.xticks(rotation=45)
```

Out[18]:

```
(array([0, 1, 2, 3]), <a list of 4 Text major ticklabel objects>)
```

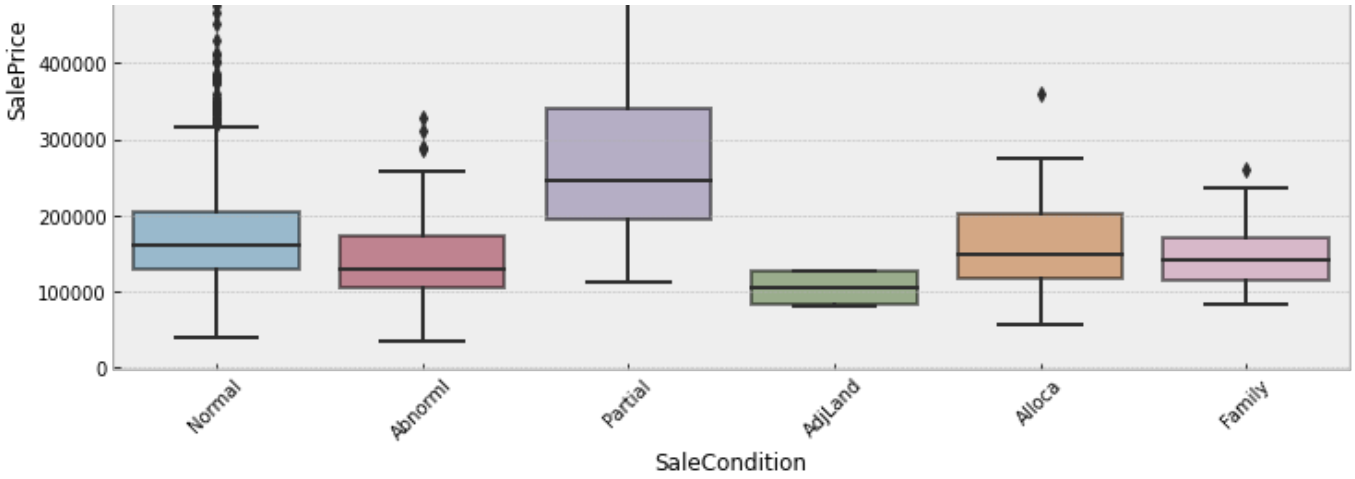


In [19]:

```
plt.figure(figsize = (12, 6))
ax = sns.boxplot(x='SaleCondition', y='SalePrice', data=df_categ)
plt.setp(ax.artists, alpha=.5, linewidth=2, edgecolor="k")
plt.xticks(rotation=45)
```

Out[19]:

```
(array([0, 1, 2, 3, 4, 5]), <a list of 6 Text major ticklabel objects>)
```



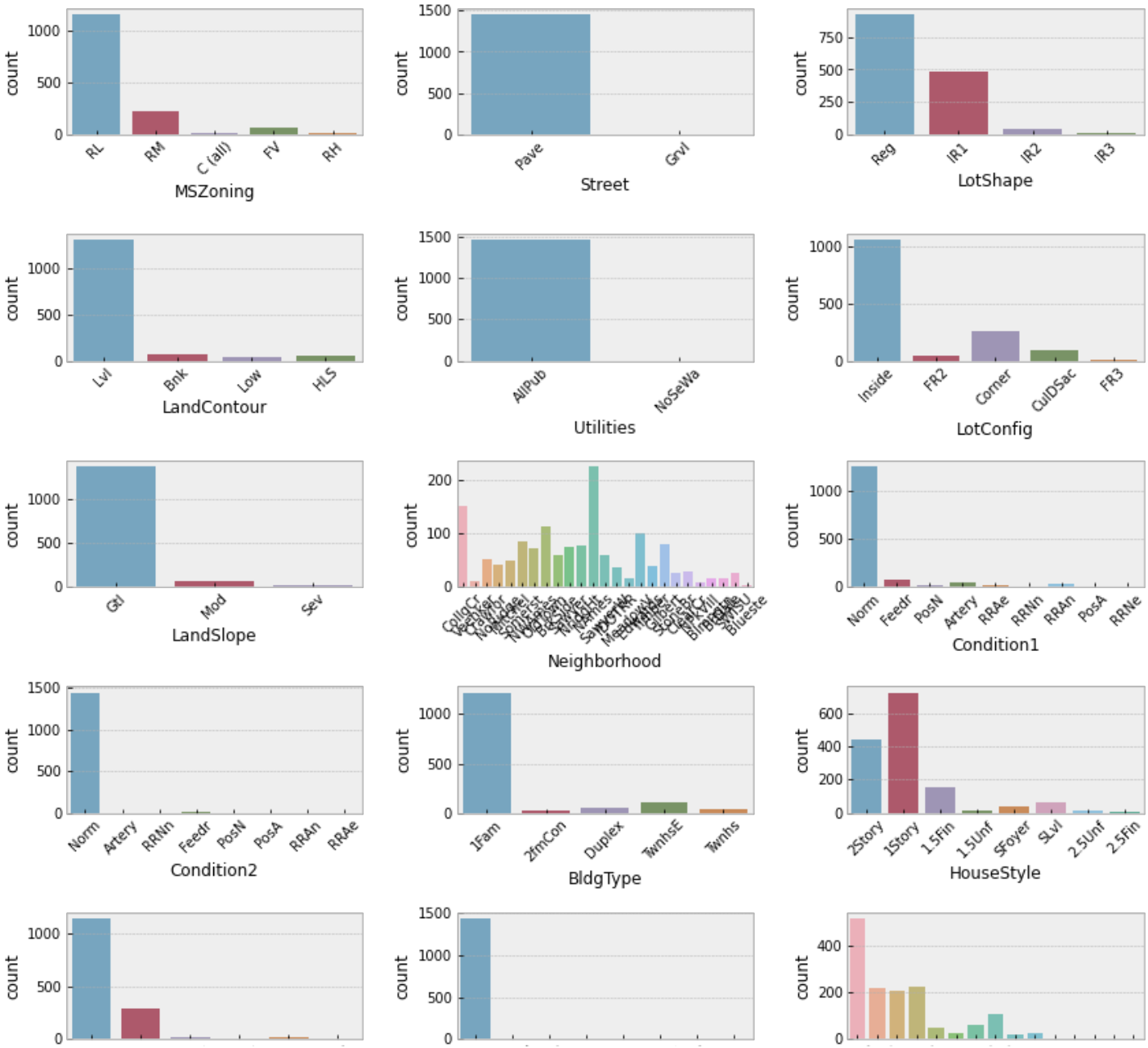
Посмотрим на их распределение

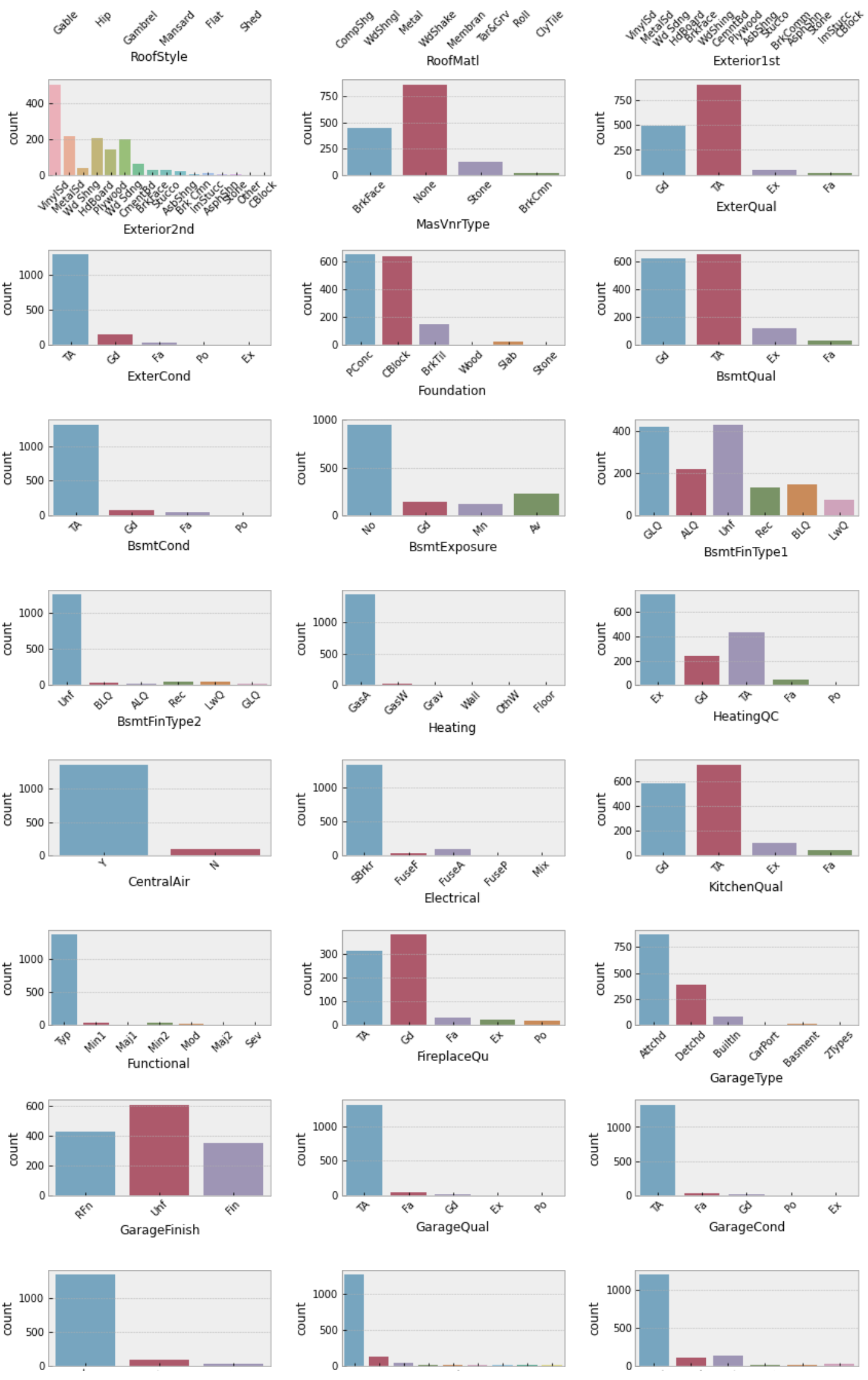
In [20]:

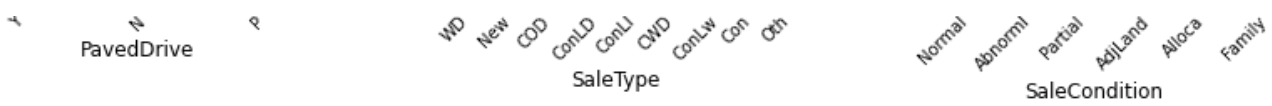
```
fig, axes = plt.subplots(round(len(df_not_num.columns) / 3), 3, figsize=(12, 30))

for i, ax in enumerate(fig.axes):
    if i < len(df_not_num.columns):
        ax.set_xticklabels(ax.xaxis.get_majorticklabels(), rotation=45)
        sns.countplot(x=df_not_num.columns[i], alpha=0.7, data=df_not_num, ax=ax)

fig.tight_layout()
```




Gable Hip Gambrel Mansard Flat Shed
RoofStyle
CompShg WdShngl Metal WdShake Membran Tar&Grv Roll ClyTile
RoofMatl
VinylSd MetalSd Wd Sdng HdBoard BrkFace WdShing CemntBd Plywood AsbShng Stucco BrkComm AsphShn Stone ImStucc CBlock
Exterior1st
count
VinylSd MetalSd Wd Shng HdBoard Plywood Wd Sdng CmentBd BrkFace Stucco AsbShng Brk Cmn ImStucc AsphShn Stone Other CBlock
Exterior2nd
BrkFace None Stone BrkCmn
MasVnrType
Gd TA Ex Fa
ExterQual
TA Gd Fa Po Ex
ExterCond
PConc CBlock BrkTil Wood Slab Stone
Foundation
Gd TA Ex Fa
BsmtQual
TA Gd Fa Po
BsmtCond
No Gd Mn Av
BsmtExposure
GLQ ALQ Unf Rec BLQ LwQ
BsmtFinType1
Unf BLQ ALQ Rec LwQ GLQ
BsmtFinType2
GasA GasW Grav Wall OthW Floor
Heating
Ex Gd TA Fa Po
HeatingQC
Y N
CentralAir
SBrkr FuseF FuseA FuseP Mix
Electrical
Gd TA Ex Fa
KitchenQual
Typ Min1 Min2 Mod Maj1 Maj2 Sev
Functional
TA Gd Fa Ex Po
FireplaceQu
Attchd Detchd BuiltIn CarPort Basment 2Types
GarageType
RFn Unf Fin
GarageFinish
TA Fa Gd Ex Po
GarageQual
TA Fa Gd Po Ex
GarageCond


Y
N
P
PavedDrive
WD
New
COD
ConLD
ConLI
CWD
ConLw
Con
Oth
SaleType
Normal
Abnorml
Partial
AdjLand
Alloca
Family
SaleCondition