## Исследование объявлений о продаже квартир

В вашем распоряжении данные сервиса Яндекс.Недвижимость — архив объявлений о продаже квартир в Санкт-Петербурге и соседних населённых пунктов за несколько лет. Нужно научиться определять рыночную стоимость объектов недвижимости. Ваша задача — установить параметры. Это позволит построить автоматизированную систему: она отследит аномалии и мошенническую деятельность.

По каждой квартире на продажу доступны два вида данных. Первые вписаны пользователем, вторые — получены автоматически на основе картографических данных. Например, расстояние до центра, аэропорта, ближайшего парка и водоёма.

# Откройте файл с данными и изучите общую информацию.

```
In [1]: import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

try:
    data = pd.read_csv('/datasets/real_estate_data.csv', sep='\t')
except:
    data = pd.read_csv('C:\\Users\\User\\Documents\\Phyton\\real_estate_data.csv', sep=
```

	total_images	last_price	total_area	first_day_exposition	rooms	ceiling_height	floors_total	living_area	floor
0	20	13000000.0	108.0	2019-03-07T00:00:00	3	2.70	16.0	51.0	8
1	7	3350000.0	40.4	2018-12-04T00:00:00	1	NaN	11.0	18.6	1
2	10	5196000.0	56.0	2015-08-20T00:00:00	2	NaN	5.0	34.3	4
3	0	64900000.0	159.0	2015-07-24T00:00:00	3	NaN	14.0	NaN	9
4	2	10000000.0	100.0	2018-06-19T00:00:00	2	3.03	14.0	32.0	13

5 rows × 22 columns

0 total\_images

23699 non-null int64

1 last\_price 23699 non-null float64 2 total\_area 23699 non-null float64

```
first_day_exposition 23699 non-null object rooms 23699 non-null int64

ceiling_height 14504 non-null float64

floors_total 23613 non-null float64

living_area 21796 non-null float64

floor 23699 non-null int64

is_apartment 2775 non-null object

studio 23699 non-null bool

ceiting_height 14504 non-null float64

float64

float64

stiving_area 21796 non-null float64

studio 23699 non-null object

studio 23699 non-null bool

kitchen_area 21421 non-null float64

stitchen_area 21421 non-null float64

sairports_nearest 12180 non-null float64

sairports_nearest 18157 non-null float64

cityCenters_nearest 18180 non-null float64

fortyCenters_nearest 18180 non-null float64

parks_nearest 8079 non-null float64

ponds_around3000 18181 non-null float64

ponds_around3000 18181 non-null float64

ponds_around3000 18181 non-null float64

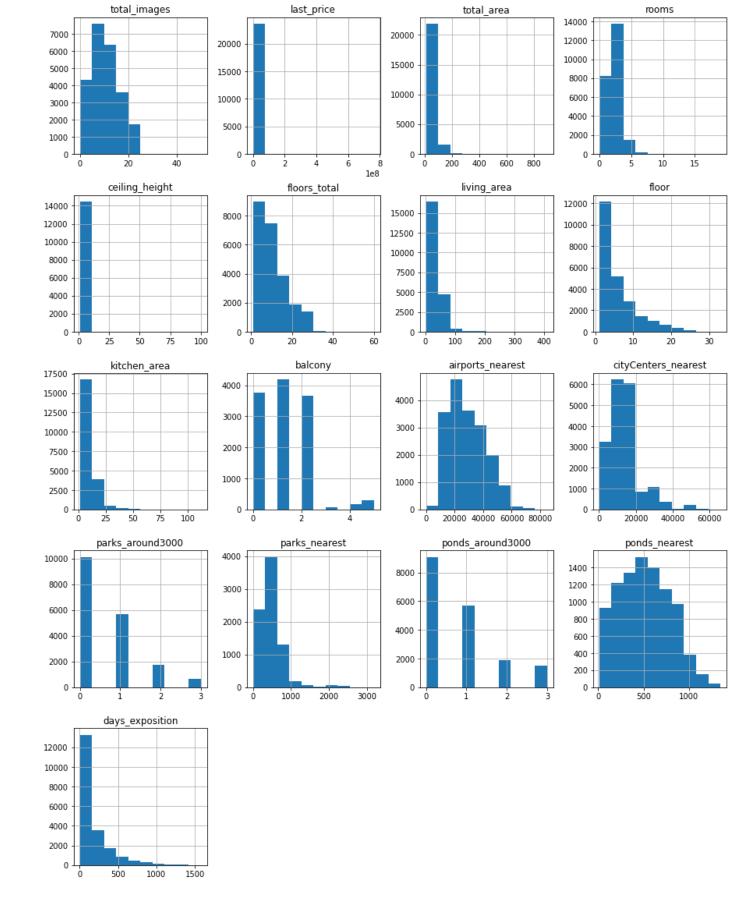
do ponds_nearest 9110 non-null float64

dtypes: bool(2), float64(14), int64(3), object(3)

memory usage: 3.7+ MB
```

memory usage: 3.7+ MB

```
In [3]: data.hist(figsize=(15, 20));
```



## Предобработка данных

```
'parks around3000', 'parks nearest', 'ponds around3000',
                'ponds nearest', 'days exposition'],
              dtype='object')
 In [5]: data = (
            data.rename(columns={'cityCenters nearest' : 'city centers nearest',
                                  'parks around3000' : 'parks around 3000',
                                  'ponds around3000' : 'ponds around 3000'})
 In [6]:
        data.columns
        Index(['total images', 'last price', 'total area', 'first day exposition',
Out[6]:
               'rooms', 'ceiling_height', 'floors_total', 'living_area', 'floor',
               'is apartment', 'studio', 'open plan', 'kitchen area', 'balcony',
               'locality name', 'airports nearest', 'city centers nearest',
                'parks around 3000', 'parks nearest', 'ponds around 3000',
                'ponds nearest', 'days exposition'],
              dtype='object')
 In [7]: data.isna().sum()
                                     0
        total images
Out[7]:
        last price
                                     0
        total area
                                     0
                                     0
        first day exposition
                                    0
        rooms
        ceiling_height
                                  9195
        floors total
                                   86
        living area
                                 1903
        floor
                                     0
                                 20924
        is apartment
        studio
                                    0
        open plan
                                    0
        kitchen area
                                 2278
                                 11519
        balcony
        locality name
                                   49
        airports nearest
                                  5542
        city centers nearest
                                 5519
        parks around 3000
                                 5518
        parks nearest
                                 15620
        ponds around 3000
                                 5518
        ponds nearest
                                 14589
        days exposition
                                  3181
        dtype: int64
        data['living area'] = data['living area'].round(0)
In [10]:
         data['living area'] = data['living area'].fillna(data.groupby('rooms')['living area'].tr
         data['living_area'].sort_values().unique()
        array([ 2.,
                       3.,
                            5.,
                                  6.,
                                        8.,
                                              9., 10., 11.,
                                                                 12.,
                                                                       13.,
                                                                             14.,
Out[10]:
                                              20., 21., 22.,
                                                                 23.,
                                                                       24.,
                15.,
                      16.,
                            17.,
                                  18.,
                                        19.,
                                                                             25.,
                26.,
                                        30.,
                            28., 29.,
                                              31., 32., 33.,
                                                                 34.,
                                                                       35.,
                      27.,
                                                                             36.,
                37.,
                      38.,
                            39., 40.,
                                        41.,
                                              42., 43., 44.,
                                                                 45.,
                                                                       46.,
                            50.,
                                        52.,
                                                                 56.,
                                                                       57.,
                48.,
                      49.,
                                  51.,
                                              53., 54., 55.,
                                                                             58.,
                                              64.,
                59.,
                      60.,
                            61.,
                                  62.,
                                        63.,
                                                   65., 66.,
                                                                 67.,
                                                                       68.,
                                                                             69.,
                            72., 73.,
                                        74.,
                                              75., 76., 77.,
                                                                 78.,
                                                                       79.,
                70.,
                     71.,
                81., 82., 83., 84., 85., 86., 87., 88., 89., 90.,
                           94., 95., 96., 97., 98., 99., 100., 101., 102.,
                     93.,
               103., 104., 105., 106., 107., 108., 109., 110., 111., 112., 113.,
               114., 115., 116., 117., 118., 119., 120., 121., 122., 123., 124.,
               125., 126., 127., 128., 129., 130., 131., 132., 133., 134., 135.,
               136., 138., 139., 140., 141., 142., 143., 144., 145., 146., 147.,
               148., 149., 150., 151., 152., 153., 154., 155., 156., 157., 159.,
               160., 161., 162., 163., 164., 165., 166., 167., 168., 170., 171.,
               174., 175., 176., 177., 179., 180., 182., 183., 184., 185., 187.,
```

```
258., 260., 264., 274., 280., 300., 302., 312., 322., 332., 348.,
                409., 410.])
         data['kitchen area'] = data['kitchen area'].round(0)
In [11]:
         data['kitchen area'] = data['kitchen area'].fillna(data.groupby('rooms')['kitchen area']
         data['kitchen area'].sort values().unique()
         x = data['total area']*0.9 <= data['living area'] + data['kitchen area']</pre>
         print(x.head(10))
         0
              False
         1
              False
         2
              False
         3
              False
         4
             False
         5
             False
              False
         7
             False
         8
             False
         9
              False
         dtype: bool
```

188., 189., 190., 193., 194., 195., 198., 199., 200., 204., 211., 216., 218., 220., 222., 226., 230., 239., 248., 249., 250., 256.,

• В столбце площадь кухни и жилая площадь пропуски скорее всего из-за невнимательности людей и носят скорее всего полностью случайный характер.

```
In [12]:
           data[data['total area']*0.9 <= data['living area'] + data['kitchen area']].head()</pre>
Out[12]:
                total_images last_price total_area first_day_exposition rooms ceiling_height floors_total living_area floo
            41
                          16 7900000.0
                                              74.0 2016-05-04T00:00:00
                                                                            3
                                                                                        NaN
                                                                                                     14.0
                                                                                                                 59.0
                                                                            2
                                                                                                      3.0
           164
                               800000.0
                                              40.3 2018-06-25T00:00:00
                                                                                        NaN
                                                                                                                 30.0
           171
                                                                                                                 38.0
                          6 3800000.0
                                              49.0
                                                   2019-02-22T00:00:00
                                                                            2
                                                                                         2.50
                                                                                                      9.0
           184
                          7 2600000.0
                                              30.2 2018-02-14T00:00:00
                                                                                         2.65
                                                                                                      9.0
                                                                                                                 26.0
                                                                            1
```

5 rows × 22 columns

8 5300000.0

195

```
In [13]: data['is_apartment'] = data['is_apartment'].fillna(False)
    data['is_apartment'].unique()

Out[13]: array([False, True])
```

60.0 2016-05-19T00:00:00

3

9.0

NaN

45.0

• Здесь скорее всего из за того что в местах где апартаментов нет просто оставляли пропуски, их можно заменить значением False.

```
In [14]: data['balcony'] = data['balcony'].fillna(0)
    data['balcony'].unique()

array([0., 2., 1., 5., 4., 3.])
```

Out[14]:

• Здесь отсутствующие балконы можно заменить на 0, скорее всего люди пропускали этот пункт если балконов у них нет.

• Пропуски в колонках число парков и водоемов в радиусе 3 км. можно объяснить их отсутствием и можно заменить на 0.

```
In [17]: data['locality name'] = data['locality name'].astype(str)
         def locality name 02(name 02, locality 02):
             for x in name 02:
                 data['locality name'] = data['locality name'].str.replace(name 02, locality 02)
         х 1 = 'поселок'
         name = 'посёлок'
         locality name 02(x 1, name)
         х 4 = 'посёлок городского типа'
         х 5 = 'городской посёлок'
         locality name 02(x 5, x 4)
In [18]: # check
         data['locality name'].sort values().unique()
         array(['nan', 'Бокситогорск', 'Волосово', 'Волхов', 'Всеволожск',
Out[18]:
                'Выборг', 'Высоцк', 'Гатчина', 'Зеленогорск', 'Ивангород',
                'Каменногорск', 'Кингисепп', 'Кириши', 'Кировск', 'Колпино',
                'Коммунар', 'Красное Село', 'Кронштадт', 'Кудрово',
                'Лодейное Поле', 'Ломоносов', 'Луга', 'Любань', 'Мурино',
                'Никольское', 'Новая Ладога', 'Отрадное', 'Павловск', 'Петергоф',
                'Пикалёво', 'Подпорожье', 'Приморск', 'Приозерск', 'Пушкин',
                'Санкт-Петербург', 'Светогорск', 'Сертолово', 'Сестрорецк',
                'Сланцы', 'Сосновый Бор', 'Сясьстрой', 'Тихвин', 'Тосно',
                'Шлиссельбург', 'деревня Агалатово', 'деревня Аро',
                'деревня Батово', 'деревня Бегуницы', 'деревня Белогорка',
                'деревня Большая Вруда', 'деревня Большая Пустомержа',
                'деревня Большие Колпаны', 'деревня Большое Рейзино',
                'деревня Большой Сабск', 'деревня Бор', 'деревня Борисова Грива',
                'деревня Ваганово', 'деревня Вартемяги', 'деревня Вахнова Кара',
                'деревня Выскатка', 'деревня Гарболово', 'деревня Глинка',
                'деревня Горбунки', 'деревня Гостилицы', 'деревня Заклинье',
                'деревня Заневка', 'деревня Зимитицы', 'деревня Извара',
                'деревня Иссад', 'деревня Калитино', 'деревня Кальтино',
                'деревня Камышовка', 'деревня Каськово', 'деревня Келози',
                'деревня Кипень', 'деревня Кисельня', 'деревня Колтуши',
                'деревня Коркино', 'деревня Котлы', 'деревня Кривко',
                'деревня Кудрово', 'деревня Кузьмолово', 'деревня Курковицы',
                'деревня Куровицы', 'деревня Куттузи', 'деревня Лаврики',
                'деревня Лаголово', 'деревня Лампово', 'деревня Лесколово',
                'деревня Лопухинка', 'деревня Лупполово',
                'деревня Малая Романовка', 'деревня Малое Верево',
                'деревня Малое Карлино', 'деревня Малые Колпаны',
```

```
'деревня Мануйлово', 'деревня Меньково', 'деревня Мины',
'деревня Мистолово', 'деревня Ненимяки', 'деревня Нижние Осельки',
'деревня Нижняя', 'деревня Низино', 'деревня Новое Девяткино',
'деревня Новолисино', 'деревня Нурма', 'деревня Оржицы',
'деревня Парицы', 'деревня Пельгора', 'деревня Пеники',
'деревня Пижма', 'деревня Пикколово', 'деревня Пудомяги',
'деревня Пустынка', 'деревня Пчева', 'деревня Рабитицы',
'деревня Разбегаево', 'деревня Раздолье', 'деревня Разметелево',
'деревня Рапполово', 'деревня Реброво', 'деревня Русско',
'деревня Сижно', 'деревня Снегирёвка', 'деревня Старая',
'деревня Старая Пустошь', 'деревня Старое Хинколово',
'деревня Старополье', 'деревня Старосиверская',
'деревня Старые Бегуницы', 'деревня Суоранда',
'деревня Сяськелево', 'деревня Тарасово', 'деревня Терпилицы',
'деревня Тихковицы', 'деревня Тойворово', 'деревня Торосово',
'деревня Торошковичи', 'деревня Трубников Бор',
'деревня Фалилеево', 'деревня Фёдоровское', 'деревня Хапо-Ое',
'деревня Хязельки', 'деревня Чудской Бор', 'деревня Шпаньково',
'деревня Щеглово', 'деревня Юкки', 'деревня Ялгино',
'деревня Яльгелево', 'деревня Ям-Тесово',
'коттеджный посёлок Кивеннапа Север', 'коттеджный посёлок Лесное',
'коттеджный посёлок Счастье', 'посёлок Александровская',
'посёлок Алексеевка', 'посёлок Аннино', 'посёлок Барышево',
'посёлок Белоостров', 'посёлок Бугры', 'посёлок Возрождение',
'посёлок Войсковицы', 'посёлок Войскорово', 'посёлок Володарское',
'посёлок Высокоключевой', 'посёлок Гаврилово', 'посёлок Гарболово',
'посёлок Гладкое', 'посёлок Глажево', 'посёлок Глебычево',
'посёлок Гончарово', 'посёлок Громово', 'посёлок Дзержинского',
'посёлок Дружноселье', 'посёлок Елизаветино', 'посёлок Жилгородок',
'посёлок Жилпосёлок', 'посёлок Житково', 'посёлок Заводской',
'посёлок Запорожское', 'посёлок Зимитицы', 'посёлок Ильичёво',
'посёлок Калитино', 'посёлок Каложицы', 'посёлок Кикерино',
'посёлок Кингисеппский', 'посёлок Кирпичное', 'посёлок Кобралово',
'посёлок Кобринское', 'посёлок Коммунары', 'посёлок Коробицыно',
'посёлок Котельский', 'посёлок Красная Долина',
'посёлок Красносельское', 'посёлок Левашово', 'посёлок Ленинское',
'посёлок Лесное', 'посёлок Лисий Нос', 'посёлок Лукаши',
'посёлок Любань', 'посёлок Мельниково', 'посёлок Металлострой',
'посёлок Мичуринское', 'посёлок Молодцово', 'посёлок Молодёжное',
'посёлок Мурино', 'посёлок Мыза-Ивановка', 'посёлок Новогорелово',
'посёлок Новый Свет', 'посёлок Новый Учхоз', 'посёлок Оредеж',
'посёлок Пансионат Зелёный Бор', 'посёлок Парголово',
'посёлок Первомайское', 'посёлок Перово', 'посёлок Песочный',
'посёлок Петро-Славянка', 'посёлок Петровское',
'посёлок Платформа 69-й километр', 'посёлок Плодовое',
'посёлок Плоское', 'посёлок Победа', 'посёлок Поляны',
'посёлок Понтонный', 'посёлок Почап', 'посёлок Починок',
'посёлок Пригородный', 'посёлок Пудость', 'посёлок Пушное',
'посёлок Пчевжа', 'посёлок Рабитицы', 'посёлок Репино',
'посёлок Романовка', 'посёлок Ромашки', 'посёлок Ропша',
'посёлок Рябово', 'посёлок Сапёрное', 'посёлок Сапёрный',
'посёлок Севастьяново', 'посёлок Селезнёво', 'посёлок Сельцо',
'посёлок Семиозерье', 'посёлок Семрино', 'посёлок Серебрянский',
'посёлок Совхозный', 'посёлок Сосново', 'посёлок Старая Малукса',
'посёлок Стеклянный', 'посёлок Стрельна', 'посёлок Суйда',
'посёлок Сумино', 'посёлок Суходолье', 'посёлок Тельмана',
'посёлок Терволово', 'посёлок Торковичи', 'посёлок Торфяное',
'посёлок Тёсово-4', 'посёлок Углово', 'посёлок Усть-Ижора',
'посёлок Усть-Луга', 'посёлок Ушаки', 'посёлок Форт Красная Горка',
'посёлок Цвелодубово', 'посёлок Цвылёво', 'посёлок Шугозеро',
'посёлок Шушары', 'посёлок Щеглово',
'посёлок городского типа Большая Ижора',
'посёлок городского типа Будогощь',
'посёлок городского типа Важины',
'посёлок городского типа Виллози',
'посёлок городского типа Вознесенье',
```

```
'посёлок городского типа Вырица',
                'посёлок городского типа Дружная Горка',
                'посёлок городского типа Дубровка',
                'посёлок городского типа Ефимовский',
               'посёлок городского типа Кондратьево',
               'посёлок городского типа Красный Бор',
                'посёлок городского типа Кузнечное',
                'посёлок городского типа Кузьмоловский',
               'посёлок городского типа Лебяжье',
                'посёлок городского типа Лесогорский',
                'посёлок городского типа Мга', 'посёлок городского типа Назия',
                'посёлок городского типа Никольский',
               'посёлок городского типа Новоселье',
                'посёлок городского типа Павлово',
                'посёлок городского типа Приладожский',
               'посёлок городского типа Рахья', 'посёлок городского типа Рощино',
               'посёлок городского типа Рябово',
                'посёлок городского типа Свирьстрой',
                'посёлок городского типа Сиверский',
               'посёлок городского типа Синявино',
               'посёлок городского типа Советский',
                'посёлок городского типа Тайцы', 'посёлок городского типа Токсово',
                'посёлок городского типа Ульяновка',
               'посёлок городского типа Форносово',
                'посёлок городского типа Фёдоровское',
               'посёлок городского типа Янино-1',
               'посёлок городского типа имени Морозова',
               'посёлок городского типа имени Свердлова',
                'посёлок при железнодорожной станции Вещево',
                'посёлок при железнодорожной станции Приветнинское',
               'посёлок станции Вещево', 'посёлок станции Громово',
               'посёлок станции Корнево', 'посёлок станции Лужайка',
               'посёлок станции Приветнинское', 'посёлок станции Свирь',
                'садоводческое некоммерческое товарищество Лесная Поляна',
               'садовое товарищество Новая Ропша',
               'садовое товарищество Приладожский', 'садовое товарищество Рахья',
               'садовое товарищество Садко', 'село Копорье', 'село Никольское',
               'село Павлово', 'село Паша', 'село Путилово', 'село Рождествено',
               'село Русско-Высоцкое', 'село Старая Ладога', 'село Шум'],
              dtype=object)
In [20]: data['is apartment'] = data['is apartment'].astype(bool)
         data['first day exposition'] = pd.to datetime(data['first day exposition'], format='%Y-%
        data.dropna(subset=['floors total'])
        data['floors total'] = data['floors total'].fillna(0).astype(int)
        data['floors total'].value counts()
        print(data.groupby('floors total')['floor'].value counts())
         #data.info()
        floors total floor
                      4 10
                      6
                      12
        36
                     28
                      29
        37
                      5
        52
                     18
                     4
        60
        Name: floor, Length: 440, dtype: int64
```

• Заменяем в колонке апартаменты с булевыми значениями, дата публикации и этажность дома на соответствующий им тип данных для упрощения с ними работы.

```
data['ceiling height'] = data['ceiling height'].replace(25, 2.5)
data['ceiling height'] = data['ceiling height'].replace(24, 2.4)
data['ceiling height'] = data['ceiling height'].replace(26, 2.6)
data['ceiling height'] = data['ceiling height'].replace(23, 2.3)
data['ceiling height'] = data['ceiling height'].replace(27, 2.7)
data['ceiling height'] = data['ceiling height'].replace(28, 2.8)
data['ceiling height'] = data['ceiling height'].replace(20, 2.0)
data['ceiling height'] = data['ceiling height'].replace(32, 3.2)
data['ceiling height'] = data['ceiling height'].replace(14, 1.4)
data['ceiling height'] = data['ceiling height'].replace(10, 1.0)
data['ceiling height'] = data['ceiling height'].replace(100, 1.0)
data = data.query('ceiling height != 22.6 and ceiling height != 10.3 and ceiling height
data['ceiling height'] = data['ceiling height'].round(0)
print(data['ceiling height'].value counts().sort values())
8.0
           4
6.0
           4
1.0
           4
5.0
           9
4.0
        392
2.0
        3595
3.0
      10493
Name: ceiling height, dtype: int64
```

• Здесь большое значение пропусков, наврятли эта толька человечиский фактор так как площить жилья и кухни таких пропусков имеет меньше возможна была техническая ошибка либа сбой, заменить их медианой от какой нибуть другой категории не имеет возможности. Есть выбивающиеся значения которое скорее всего являются опечатками.

```
Out[22]:
                      rooms total_area ceiling_height days_exposition
                                                                                 last_price living_area kitchen_area
                                                                                                                            floor fl
            count 23,696.00
                                23,696.00
                                                                                                             23,499.00 23,696.00
                                                14,501.00
                                                                  20,515.00
                                                                                  23,696.00
                                                                                              23,696.00
                        0.00
                                    12.00
                                                     1.00
                                                                       1.00
                                                                                                   2.00
              min
                                                                                  12,190.00
                                                                                                                  1.00
                                                                                                                             1.00
                       19.00
                                  900.00
                                                     8.00
                                                                   1,580.00 763,000,000.00
                                                                                                 410.00
                                                                                                                112.00
                                                                                                                            33.00
             max
```

```
In [23]: # check
  data.rooms.value_counts().to_frame()
```

```
Out[23]: rooms

1 8045

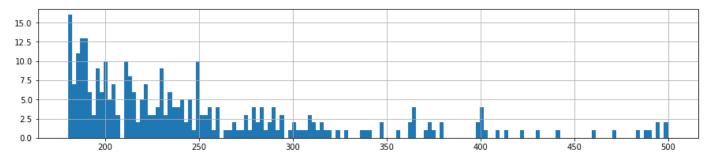
2 7939

3 5814

4 1180
```

```
5
                  326
            0
                  197
            6
                  105
            7
                   59
            8
                   12
            9
                    8
           10
                    3
           11
                    2
           14
                    2
           19
           16
                    1
           12
           15
                    1
In [24]:
           # check
           data.total area.hist(bins = 150, figsize = (15,3));
           3500
           3000
           2500
           2000
           1500
           1000
            500
```

```
In [25]: # check
  data.total_area.hist(bins = 150, figsize = (15,3), range = (180,500));
```



```
In [26]: #Собрал всю работу над редкими и выбивающимися значениями здесь

data = data.query('rooms < 7 and rooms !=0')

data = data.query('last_price < 25000000')

data = data.query('last_price < 25000000')

data = data.query('ceiling_height != 1.0 and ceiling_height != 5.0 and ceiling_height !=

data = data.query('kitchen_area != 1.0 and kitchen_area != 2.0 and kitchen_area != 3.0')

data = data.query('floors_total != 1 and floors_total != 0 and floors_total < 30')

data['days_exposition'] = data['days_exposition'].fillna(0) #Заменил все NaN на 0 чтобы с

data = data.query('days_exposition < 900')

import numpy as np

data['kitchen_area'] = data['kitchen_area'].fillna(0)

data = data.query('kitchen_area < 30')

data.loc[data["kitchen_area"] == 0, "kitchen_area"] = np.nan

data.loc[data["days_exposition"] == 0, "days_exposition"] = np.nan
```

```
#data.isna().sum()
data.floors_total.value_counts().to_frame()
#data.info()
```

```
Out[26]:
              floors_total
                     5509
            5
           9
                     3641
          16
                     1302
          12
                     1302
          10
                     1102
           4
                     1099
          25
                     1010
           17
                      785
           6
                      758
           3
                      616
          14
                      522
           7
                      492
          18
                      464
          24
                      428
           2
                      365
          15
                      337
          23
                      320
          19
                      305
           8
                      300
          22
                      271
          20
                      245
          13
                      209
          11
                      180
          27
                      157
          21
                      138
          26
                      120
          28
                       20
          29
                        1
```

```
Out[27]:
                      rooms total_area ceiling_height days_exposition
                                                                                last_price living_area kitchen_area
                                                                                                                           floor flo
            count 21,998.00
                                21,998.00
                                                13,506.00
                                                                  19,078.00
                                                                                21,998.00
                                                                                             21,998.00
                                                                                                            21,998.00
                                                                                                                       21,998.00
                         1.00
                                   25.07
                                                     2.00
                                                                      1.00
                                                                               430,000.00
                                                                                                  2.00
                                                                                                                 4.00
                                                                                                                            1.00
              min
             max
                         6.00
                                  199.20
                                                     4.00
                                                                    898.00 24,900,000.00
                                                                                                165.00
                                                                                                                29.00
                                                                                                                           27.00
```

Out[28]:		rooms	total_area	ceiling_height	days_exposition	last_price	living_area	kitchen_area	floor	flo
	count	21,998.00	21,998.00	13,506.00	19,078.00	21,998.00	21,998.00	21,998.00	21,998.00	
	min	1.00	25.07	2.00	1.00	430,000.00	2.00	4.00	1.00	
	max	6.00	199.20	4.00	898.00	24,900,000.00	165.00	29.00	27.00	

## Посчитайте и добавьте в таблицу новые столбцы

```
In [29]:
         data['price one square meter'] = data['last price'] / data['living area']
         data['price one square meter'] = data['price one square meter'].round(1)
         data['weekday'] = pd.DatetimeIndex(data['first day exposition']).weekday
In [30]:
         data['month'] = pd.DatetimeIndex(data['first day exposition']).month
         data["year"] = data["first day exposition"].dt.to period("Y")
In [31]: def categorize floor(row):
             floor 01 = row['floor']
             floor 02 = row['floors total']
             try:
                 if floor 01 == floor 02:
                    return 'последний'
                 if floor 01 == 1:
                     return 'первый'
                 if floor 01 != floor 02:
                     return'другой'
             except:
                 return 'x'
         data['categorize floors'] = data.apply(categorize floor, axis=1)
```

```
In [32]: data['city_centers_nearest_km'] = data['city_centers_nearest'] / 1000
    data['city_centers_nearest_km'] = data['city_centers_nearest_km'].round(0)
```

## Проведите исследовательский анализ данных

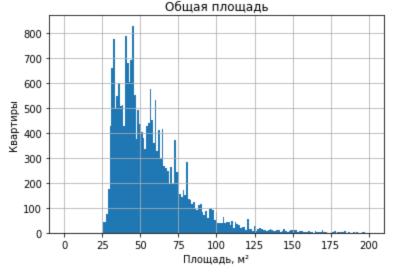
## Изучение параметров объектов:

```
In [34]:

fig, ax = plt.subplots()
data['total_area'].hist(bins=175, range=(0, 200))
ax.set_title('Общая площадь')
ax.set_xlabel('Площадь, м²')
ax.set_ylabel('Квартиры')
plt.show()

#print(data['total_area'].describe())

#print(data['total_area'].median())
print(data['total_area'].corr(data['living_area']))
print(data['total_area'].corr(data['kitchen_area']))
print(data['living_area'].corr(data['kitchen_area']))
```



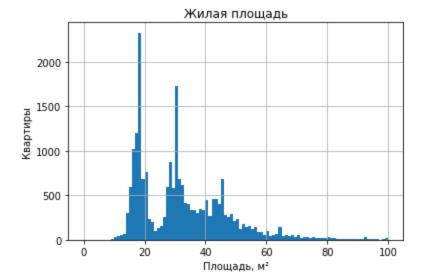
0.9158000438321439 0.5026010170902314 0.28624565364464344

```
In [35]: # check
data.info()
```

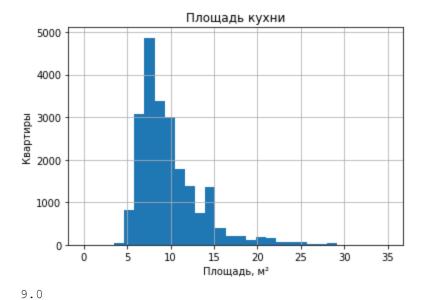
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 21998 entries, 0 to 23698
Data columns (total 28 columns):

```
# Column
                           Non-Null Count Dtype
                             ______
0 total images
                           21998 non-null int64
1 last price
                           21998 non-null float64
1 last_price 21998 non-null float64
2 total_area 21998 non-null float64
3 first_day_exposition 21998 non-null datetime64[ns]
4 rooms
                           21998 non-null int64
                           13506 non-null float64
5 ceiling height
6 floors total
                           21998 non-null int64
7 living area
                           21998 non-null float64
                           21998 non-null int64
8 floor
9 is apartment
                           21998 non-null bool
10 studio
                           21998 non-null bool
11 open plan
                           21998 non-null bool
12 kitchen area
                           21998 non-null float64
```

```
13 balcony
                                           21998 non-null float64
          14 locality_name 21998 non-null object
15 airports_nearest 16743 non-null float64
          16 city_centers_nearest 16761 non-null float64
17 parks_around_3000 21998 non-null float64
18 parks_nearest 7298 non-null float64
19 ponds_around_3000 21998 non-null float64
                                          8169 non-null float64
           20 ponds nearest
           20 ponds_nearest 8169 non-null float64
21 days exposition 19078 non-null float64
           22 price one square meter 21998 non-null float64
           23 weekday
                                          21998 non-null int64
           24 month
                                           21998 non-null int64
           25 year
                                           21998 non-null period[A-DEC]
                                          21998 non-null object
           26 categorize floors
           27 city_centers_nearest_km 16761 non-null float64
         dtypes: bool(3), datetime64[ns](1), float64(15), int64(6), object(2), period[A-DEC](1)
         memory usage: 4.4+ MB
In [36]: | print(data['living_area'].describe())
         print(data['living area'].median())
         print(data['living area'].value counts().sort values(ascending=False).head(3))
         count 21998.000000
         mean
                      32.475361
         std
                      15.947937
         min
                       2.000000
         25%
                     18.000000
         50%
                      30.000000
         75%
                      42.000000
         max
                    165.000000
         Name: living area, dtype: float64
         30.0
         18.0
                2325
         30.0 1725
                 1204
         17.0
         Name: living area, dtype: int64
          # check
In [37]:
          data.shape
          (21998, 28)
Out[37]:
In [38]: fig, ax = plt.subplots()
          data['living area'].hist(bins=100, range=(0, 100))
          ax.set title('Жилая площадь')
          ax.set xlabel('Площадь, м²')
          ax.set ylabel('Квартиры')
          plt.show()
```



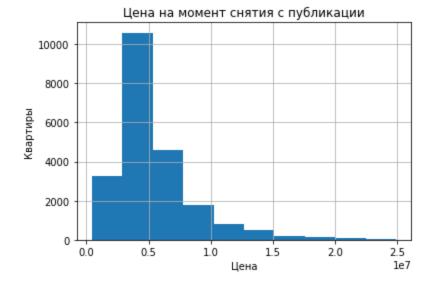
```
In [39]: fig, ax = plt.subplots()
    data['kitchen_area'].hist(bins=30, range=(0, 35))
    ax.set_title('Площадь кухни')
    ax.set_xlabel('Площадь, м²')
    ax.set_ylabel('Квартиры')
    plt.show()
    print(data['kitchen_area'].median())
    #data['kitchen_area'].describe()
```



```
In [40]: # check
data.shape
Out[40]: (21998, 28)
```

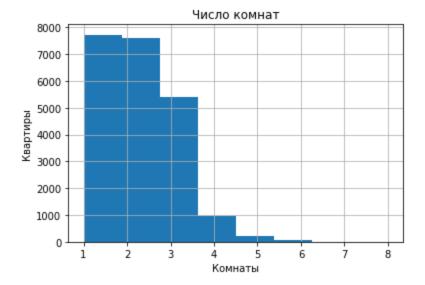
```
In [41]: data['last_price'] = data['last_price'].round(0)
    fig, ax = plt.subplots()
    data['last_price'].hist(bins=10)
    ax.set_title('Цена на момент снятия с публикации')
    ax.set_xlabel('Цена')
    ax.set_ylabel('Квартиры')
    plt.show()

#data['last_price'].describe()
```



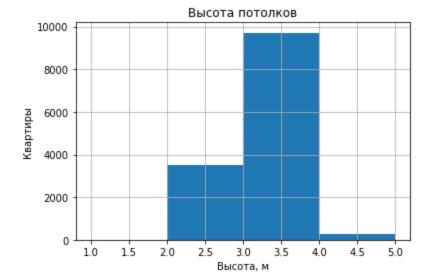
```
In [42]: fig, ax = plt.subplots()
    data['rooms'].hist(bins=8, range=(1, 8))
    ax.set_title('Число комнат')
    ax.set_xlabel('Комнаты')
    ax.set_ylabel('Квартиры')
    plt.show()

#data['rooms'].describe()
```



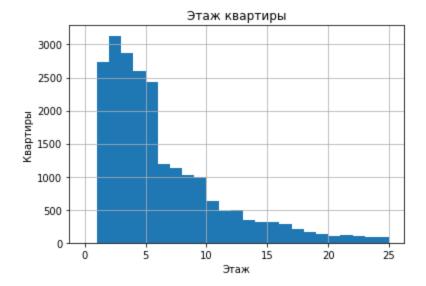
```
In [43]: fig, ax = plt.subplots()
    data['ceiling_height'].hist(bins=4, range=(1, 5))
    ax.set_title('Высота потолков')
    ax.set_xlabel('Высота, м')
    ax.set_ylabel('Квартиры')
    plt.show()

#data['ceiling_height'].describe()
    #print(data['ceiling_height'].value_counts())
```

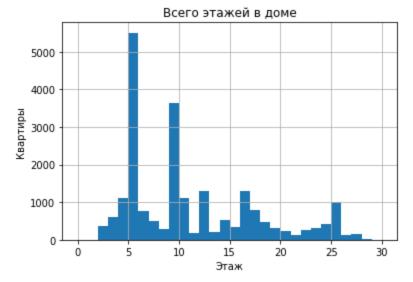


```
In [44]: fig, ax = plt.subplots()
    data['floor'].hist(bins=25, range=(0, 25))
    ax.set_title('Этаж квартиры')
    ax.set_xlabel('Этаж')
    ax.set_ylabel('Квартиры')
    plt.show()

#data['floor'].describe()
    #print(data['floor'].value_counts().sort_values())
```



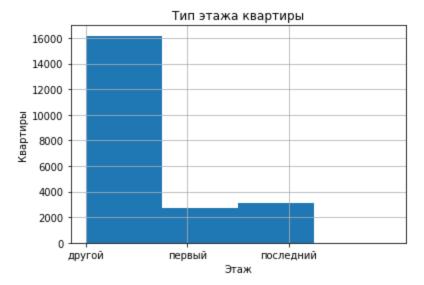
```
In [45]: fig, ax = plt.subplots()
    data['floors_total'].hist(bins=30, range=(0, 30))
    ax.set_title('Bcero этажей в доме')
    ax.set_xlabel('Этаж')
    ax.set_ylabel('Квартиры')
    plt.show()
    data['floors_total'].describe()
    print(data['floors_total'].median())
    print(data['floor'].corr(data['floors_total']))
```



9.0 0.6773300722649802

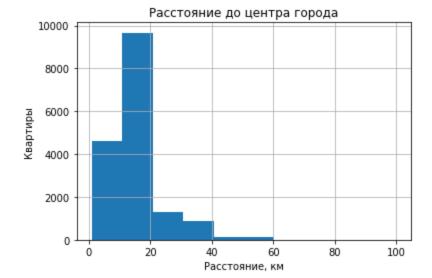
• С данными по этажности дома где продаётся квартира сильные искажения, на них лучше не полагаться.

```
In [46]: fig, ax = plt.subplots()
    data['categorize_floors'].hist(bins=4, range=(0, 3))
    ax.set_title('Тип этажа квартиры')
    ax.set_xlabel('Этаж')
    ax.set_ylabel('Квартиры')
    plt.show()
```



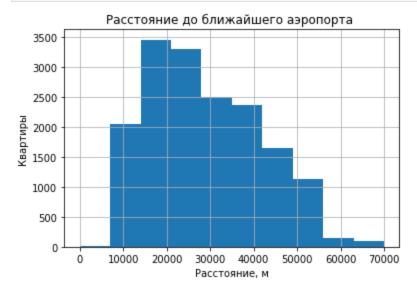
```
In [47]: fig, ax = plt.subplots()
    data['city_centers_nearest_km'].hist(bins=10, range=(1, 100))
    ax.set_title('Расстояние до центра города')
    ax.set_xlabel('Расстояние, км')
    ax.set_ylabel('Квартиры')
    plt.show()

#data['city_centers_nearest_km'].describe()
```



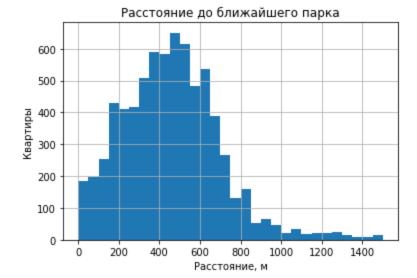
```
In [48]: fig, ax = plt.subplots()
    data['airports_nearest'].hist(bins=10, range=(1, 70000))
    ax.set_title('Расстояние до ближайшего аэропорта ')
    ax.set_xlabel('Расстояние, м')
    ax.set_ylabel('Квартиры')
    plt.show()

#data['airports_nearest'].describe()
```

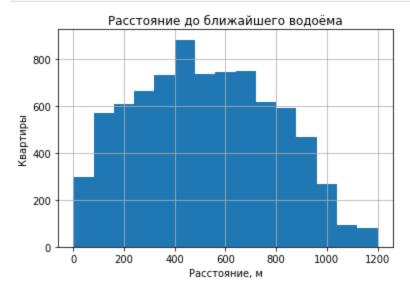


```
In [49]: fig, ax = plt.subplots()
    data['parks_nearest'].hist(bins=30, range=(1, 1500))
    ax.set_title('Расстояние до ближайшего парка')
    ax.set_xlabel('Расстояние, м')
    ax.set_ylabel('Квартиры')
    plt.show()

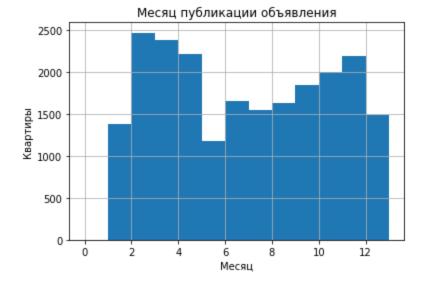
#data['parks_nearest'].describe()
```



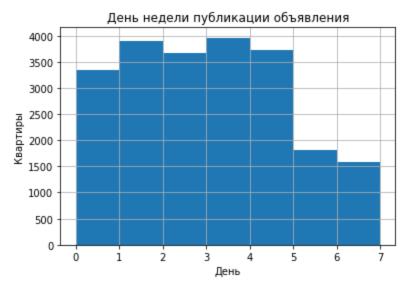
```
In [50]: fig, ax = plt.subplots()
    data['ponds_nearest'].hist(bins=15, range=(1, 1200))
    ax.set_title('Расстояние до ближайшего водоёма')
    ax.set_xlabel('Расстояние, м')
    ax.set_ylabel('Квартиры')
    plt.show()
```



```
In [51]: fig, ax = plt.subplots()
    data['month'].hist(bins=13, range=(0, 13))
    ax.set_title('Месяц публикации объявления')
    ax.set_xlabel('Месяц')
    ax.set_ylabel('Квартиры')
    plt.show()
```



```
In [52]: fig, ax = plt.subplots()
  data['weekday'].hist(bins=7, range=(0, 7))
  ax.set_title('День недели публикации объявления')
  ax.set_xlabel('День')
  ax.set_ylabel('Квартиры')
  plt.show()
```



• Есть проблемы с площадями квартиры, у общей и у жилой площади есть большие просадки и шумы хотя выборка достаточно большая, а у площади кухни таких просадок нет, на гистограмме максимального этажа есть очень большие перепады. Остальные соответствуют нормальному распределению кроме месяца и дня недели, но они скорее зависят от выходных дней и сезона отпусков.

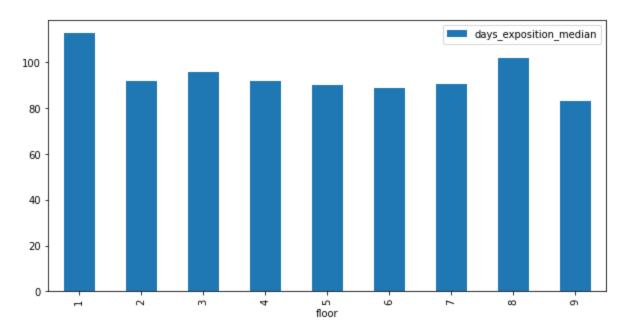
]:		rooms	total_area	ceiling_height	days_exposition	last_price	living_area	kitchen_area	floor	flo
	count	21,998.00	21,998.00	13,506.00	19,078.00	21,998.00	21,998.00	21,998.00	21,998.00	
	min	1.00	25.07	2.00	1.00	430,000.00	2.00	4.00	1.00	
	max	6.00	199.20	4.00	898.00	24,900,000.00	165.00	29.00	27.00	

# Изучение сколько дней проходит с появления объявления о продаже квартиры:

```
In [54]: data_floor = data.query('floor < 10')
    floor_exposition = data_floor.pivot_table(index='floor', values='days_exposition')
    floor_days_exposition_01 = data_floor.pivot_table(index='floor', values='days_exposition
    floor_exposition.columns = ['days_exposition_mean']
    floor_days_exposition_01.columns = ['days_exposition_median']
    floor_exposition_02 = floor_exposition.join(floor_days_exposition_01)
    floor_exposition_02['days_exposition_mean'] = floor_exposition_02['days_exposition_mean'
    floor_exposition_02.plot(kind='bar', y='days_exposition_median', figsize=(10, 5))
    display(floor_exposition_02.reset_index().sort_values(by='days_exposition_median'))</pre>
```

	floor	days_exposition_mean	days_exposition_median
8	9	146.8	83.0
5	6	156.1	89.0
4	5	163.2	90.0
6	7	157.8	90.5
1	2	160.9	92.0
3	4	161.4	92.0
2	3	163.2	96.0
7	8	160.7	102.0
0	1	182.4	113.0

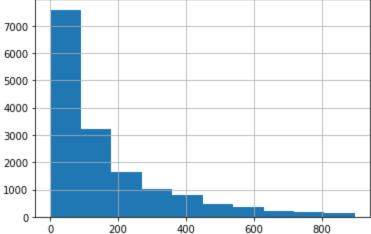
Out[53]



```
In [55]: data_floor['days_exposition'].hist()
    print(data_floor['days_exposition'].describe())
    print(data_floor['days_exposition'].median())
```

count 15577.000000

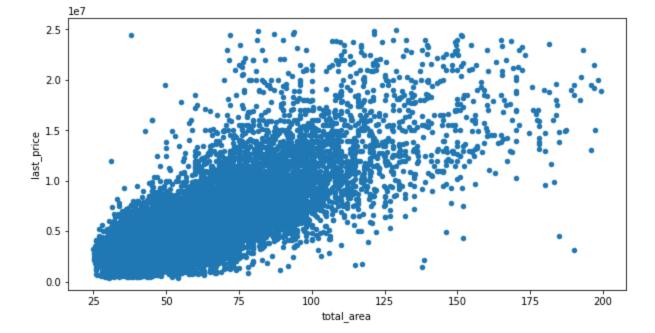
```
163.506965
mean
std
           176.783793
min
            1.000000
25%
           45.000000
50%
           94.000000
75%
           219.000000
           898.000000
max
Name: days exposition, dtype: float64
94.0
```



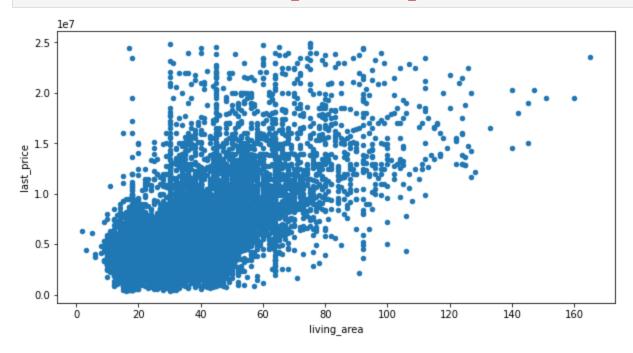
• Многие квартиры могут продаваться очень быстра, часта за 3-4 дня, примерна от 100 дней покупки становятся сильно реже и на 800 стремятся к 0. Наиболее быстро продаются 5, 6 и 7 этаж, первый этаж продается дольше всех. После 9 этажа выборка становится значительна меньше и по ним сложна делать выводы. Медиана 94 дня, средняя 163 из-за больших выбросов, чаще всего продажи занимают не более 100 дней.

## Изучение факторов больше всего влияющих на общую стоимость объекта?

```
In [57]: last_price_01 = data.pivot_table(index='floor', values=['last price', 'total area', 'liv
        #data.info()
        print(last price 01.head(10))
               kitchen area last price living area total area
        floor
        1
                        8.0
                             3900000.0
                                                30.0
                                                           50.56
        2
                        9.0
                            4360000.0
                                                30.0
                                                           52.00
        3
                        9.0
                            4500000.0
                                                30.0
                                                           52.00
        4
                        9.0 4500000.0
                                                30.0
                                                           52.00
                        8.0 4300000.0
                                                30.0
                                                           50.40
                       10.0 4985000.0
                                                30.0
        6
                                                           53.00
        7
                            4900000.0
                                                30.0
                       10.0
                                                           51.00
        8
                        9.0 4785000.0
                                                30.0
                                                           51.00
                        9.0 4640000.0
                                                29.0
                                                           50.05
        10
                       10.0
                            4999000.0
                                                29.0
                                                           52.30
        data.plot(kind='scatter', x='total area', y='last price', figsize=(10, 5))
In [58]:
        <AxesSubplot:xlabel='total area', ylabel='last price'>
Out[58]:
```

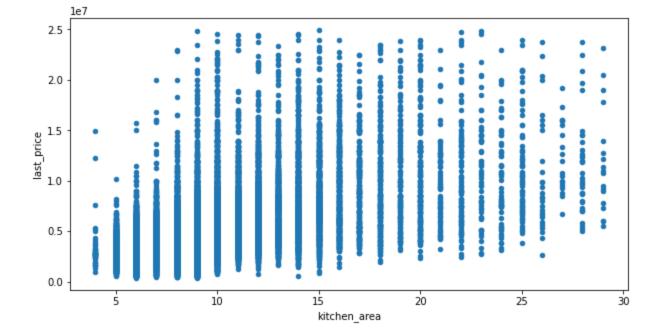


In [59]: data.plot(kind='scatter', x='living\_area', y='last\_price', figsize=(10, 5));



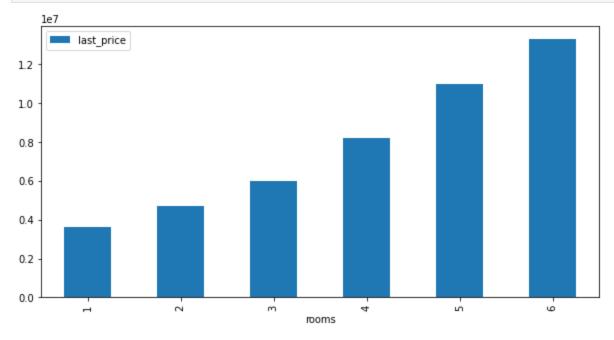
In [60]: data.plot(kind='scatter', x='kitchen\_area', y='last\_price', figsize=(10, 5))

Out[60]: <AxesSubplot:xlabel='kitchen\_area', ylabel='last\_price'>



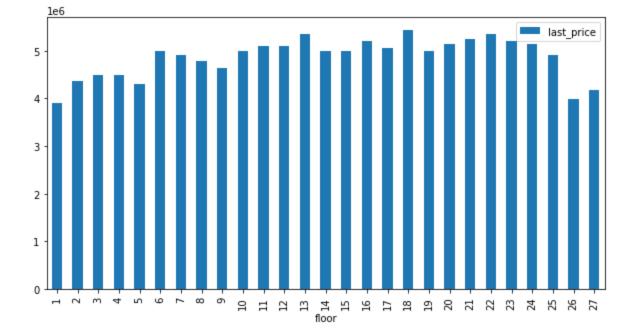
• Цена стоимости по площадям как видна на графиках имеет большой разброс, тут скорее всего есть искажения. Делать конкретные выводы по таким показателям нельзя. Возможна для привлечения внимания намерена завышают площадь квартиры.

```
In [61]: last_price_room = data.pivot_table(index='rooms', values=['last_price'], aggfunc='median
#data.plot(kind='scatter', x='rooms', y='last_price', figsize=(10, 5))
last_price_room.plot(kind='bar', y='last_price', figsize=(10, 5));
```



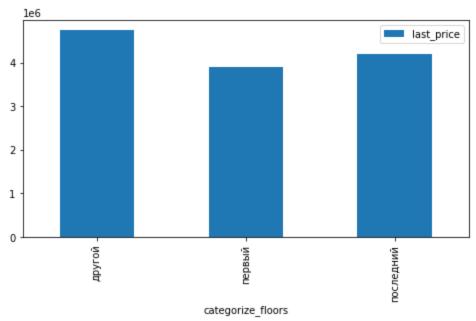
• Чем больше комнат тем больше цена, но из-за разности выборки сложна будет оценить этот разрыв на данных с большим количеством комнат, сравнивать квартиры можно только с одной до четырех комнат.

```
In [62]: last_price_01.plot(kind='bar', y='last_price', figsize=(10, 5))
Out[62]: <AxesSubplot:xlabel='floor'>
```



```
In [63]: last_price_floors = data.pivot_table(index='categorize_floors', values=['last_price'], a
    last_price_floors.plot(kind='bar', y='last_price', figsize=(8, 4));
    print(last_price_floors)
```

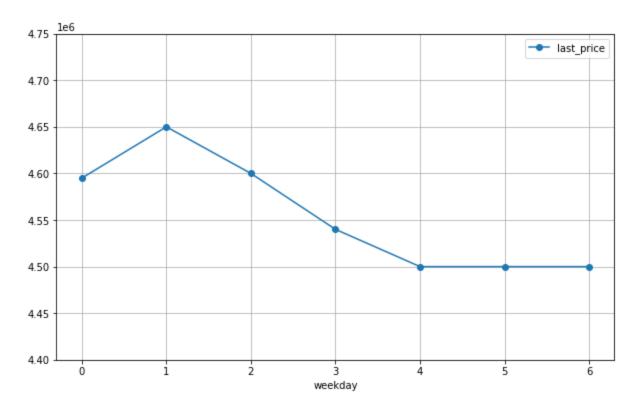
```
last_price categorize_floors другой 4750000.0 первый 3900000.0 последний 4200000.0
```



• Первый этаж является самым не популярным, сложна делать выводы по последнему этажу тут есть сильные искажения.

```
In [64]: last_price_weekday = data.pivot_table(index='weekday', values=['last_price'], aggfunc='m
    last_price_month = data.pivot_table(index='month', values=['last_price'], aggfunc='media
    last_price_year = data.pivot_table(index='year', values=['last_price'], aggfunc='median'
    groupby_year = data.pivot_table(index='year', values=['last_price'], aggfunc='count')
    groupby_year.columns = ['count']
    last_price_year = last_price_year.join(groupby_year).reset_index()
    last_price_weekday.plot(x='weekday', y='last_price', style='o-', ylim=(4400000, 4750000)
    display(last_price_weekday.sort_values(by='last_price', ascending=False))
```

	weekday	last_price
1	1	4650000.0
2	2	4600000.0
0	0	4595000.0
3	3	4540000.0
4	4	4500000.0
5	5	4500000.0
6	6	4500000.0



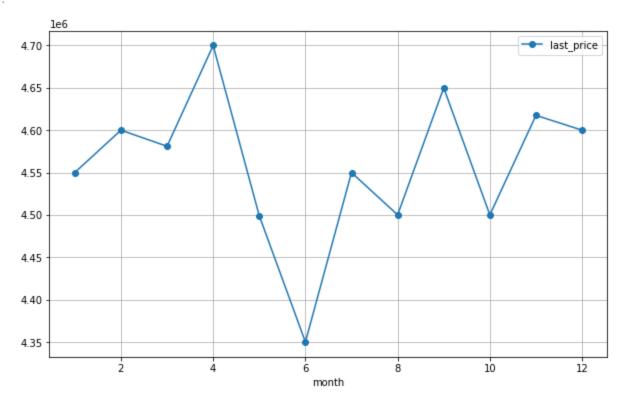
• Ближе к выходном дням и на самих выходных люди предпочитают выкладывать предложения с более низкой ценой. Стоимость квартир повышается с понедельника на вторник и дальше снижается.

In [65]: #last\_price\_month.plot(kind='bar', y='last\_price', figsize=(10, 7))
display(last\_price\_month.sort\_values(by='last\_price', ascending=False).head(10))

	month	last_price
3	4	4700000.0
8	9	4650000.0
10	11	4617500.0
1	2	4600000.0
11	12	4600000.0
2	3	4581000.0
0	1	4550000.0
6	7	4550000.0
7	8	4500000.0

```
last_price_month.plot(x='month', y='last_price', style='o-', grid=True, figsize=(10, 6)
In [66]:
        <AxesSubplot:xlabel='month'>
```

Out[66]:

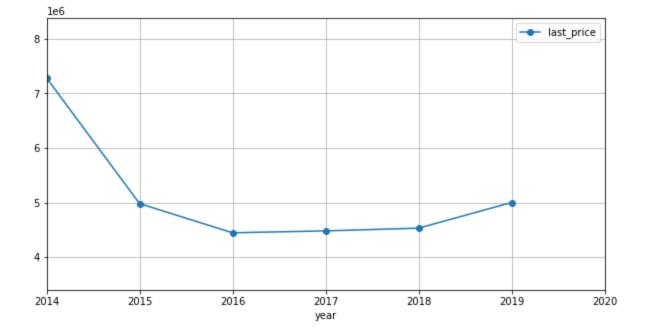


• К середине года цены сильно проседают, но постепенно возвращаются к своим показателям к концу. Наибольшую цену они имеют в апреле.

display(last price year.sort values(by='last price', ascending=False)) In [67]:

	year	last_price	count
0	2014	7282500.0	64
5	2019	5000000.0	2720
1	2015	4980000.0	844
4	2018	4530000.0	8105
3	2017	4480000.0	7715
2	2016	4445000.0	2550

```
In [68]: last_price_year.plot(x='year', y='last_price', style='o-', xlim=(44, 50), ylim=(3400000,
```



• В 2014 году цены были наиболее высокие, но наблюдений недостаточно нельзя делать окончательные выводы тут нужна больше выборки и дополнительные исследования, наиболее низкие цены были в 2016 году после чего снова начали расти.

### Изучение цены одного квадратного метра и числа объявлений.

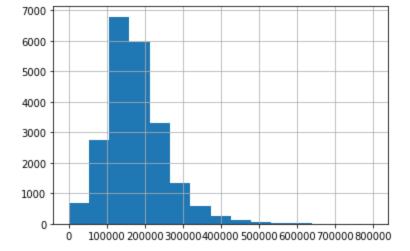
In [69]: locality\_name\_median = data.pivot\_table(index='locality\_name', values='price\_one\_square\_locality\_name\_price = data.pivot\_table(index='locality\_name', values=['days\_exposition'] locality\_name\_square\_meter = locality\_name\_median.join(locality\_name\_price) locality\_name\_square\_meter['price\_one\_square\_meter'] = locality\_name\_square\_meter['price\_locality\_name\_square\_meter.query('days\_exposition > 50') display(locality\_name\_square\_meter.sort\_values(by='days\_exposition', ascending=False).he

### price\_one\_square\_meter days\_exposition

#### locality\_name 187500.0 12536 Санкт-Петербург посёлок Мурино 173333.3 490 посёлок Шушары 144444.4 393 Всеволожск 125000.0 323 125294.1 Колпино 303 293 посёлок Парголово 199750.0 Пушкин 179562.5 287 188888.9 265 деревня Кудрово Гатчина 116888.9 262 Выборг 92553.2 200

```
In [70]: data['price_one_square_meter'].hist(bins=15, range=(0, 800000))
```

Out[70]: <AxesSubplot:>



• Если брать выборку начиная с 50 то самая низкое стоимостью квадратного метра в Сланцах, а самая высокая в Кудрово.

# Изучение зависимости стоимости объектов от расстояния до центра города.

```
In [71]: locality_name_centers_01 = (data[data['locality_name'] == 'Cahkt-Netepfypr'])
locality_name_centers_sp = locality_name_centers_01.pivot_table(index='city_centers_near locality_name_centers_sp = locality_name_centers_sp.reset_index()
locality_name_centers_sp['price_centers_nearest'] = locality_name_centers_sp['Cahkt-Netepfypr' : 'price_one_square_m'}, inpl
locality_name_centers_sp['price_centers_nearest'] = locality_name_centers_sp['price_cent
data_count = data.groupby('city_centers_nearest_km')['city_centers_nearest_km'].count()
locality_name_centers_sp['price_one_square_m'] = locality_name_centers_sp['price_one_squ
display(locality_name_centers_sp.sort_values(by='city_centers_nearest_km', ascending=Fal
display(data_count.sort_values(ascending=False).head(10))
```

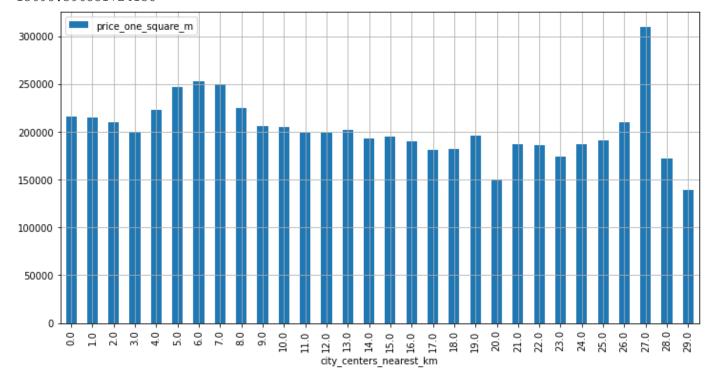
locality_name	city_centers_nearest_km	price_one_square_m	price_centers_nearest
29	29.0	138698.7	4782.7
28	28.0	172216.5	6150.6
27	27.0	309479.2	11462.2
26	26.0	209915.9	8073.7
25	25.0	190492.2	7619.7
24	24.0	187360.9	7806.7
23	23.0	173505.6	7543.7
22	22.0	185685.8	8440.3
21	21.0	187441.9	8925.8
20	20.0	150316.0	7515.8

```
city_centers_nearest_km
12.0     1542
15.0     1507
13.0     1395
16.0     1231
14.0     1220
11.0     1120
17.0     857
5.0     737
```

```
10.0 686
4.0 596
Name: city centers nearest km, dtype: int64
```

```
In [72]: locality_name_centers_sp.plot(kind='bar', x='city_centers_nearest_km', y='price_one_squa
x = locality_name_centers_sp['price_one_square_m'].median()
y = locality_name_centers_sp['city_centers_nearest_km'].median()
print(x / y)
```

13698.396551724138



• Средняя цена километра 13000 за один квадратный метр. Цена квартиры увеличивается по мере приближения к центру, но люди видимо предпочитают все таки покупать квартиры на небольшом удалении нежили прилегающие в плотную к центру. Двадцать седьмой километр сильно выбивается, возможна есть проблемы с самими данными.

## Общий вывод

Из проведённого исследования можно сделать выводы что:

- Возможна данные по площади квартиры и максимальному этажу в доме часта искажаются. Нужна обращать внимания на слишком низкие цены и большие площади и то сколько этажей в доме.
- На цену сильна влияют количество комнат и удаленность квартиры от центра. Также значение имеет этаж, не популярными являются первые этажи их цена наиболее низкая, сложна сказать являются данные по последним этажам достоверными.
- К середине года цены падают, но постепенно возвращаются к своим показателям к концу. Стоимость квартир повышается с понедельника на вторник и дальше снижается.
- Наиболее низкие цены были в 2016 году после чего снова начали расти, по 2014 году наблюдений недостаточно, нельзя делать окончательные выводы тут нужна больше выборки и дополнительные исследования.
- Больше всего предложений в Санкт-Петербурге, самая низкое стоимостью квадратного метра в Сланцах, а самая высокая в Кудрово.