План исследования

- 1 Общая информация
- 2 Предобработка данных
- 3 Анализ данных
  - 3.1 Распределение заведений по категориям и сетям
  - 3.2 Количество посадочных мест по категориям
  - 3.3 Топ-15 популярных сетей в Москве и средний рейтинг заведений
  - 3.4 Деление по административным районам и рейтинги по округам
  - 3.5 Топ-15 улиц по количеству заведений и не самые популярные улицы
  - 3.6 Ценовые категории
- 4 Детализируем исследование: открытие кофейни

Исследование рынка заведений общественного питания Москвы

Инвесторы из фонда «Shut Up and Take My Money» решили открыть заведение общественного питания в Москве. Заказчики ещё не знают, что это будет за место: кафе, ресторан, пиццерия, паб или бар, — и какими будут расположение, меню и цены. Необходимо подготовить исследование рынка Москвы, найти интересные особенности и презентовать полученные результаты, которые в будущем помогут в выборе подходящего инвесторам места.

Доступен датасет с заведениями общественного питания Москвы, составленный на основе данных сервисов Яндекс Карты и Яндекс Бизнес на лето 2022 года.

Основателям фонда «Shut Up and Take My Money» не даёт покоя успех сериала «Друзья». Их мечта — открыть такую же крутую и доступную, как «Central Perk», кофейню в Москве. Заказчики не боятся конкуренции в этой сфере, хотя кофеен в больших городах уже достаточно. Необходимо дать рекомендации по открытию кофейни.

Цель проекта: помочь инвесторам в выборе подходящего места и категории заведения общественного питания. Дать рекомендации по открытию кофейни

Презентация проекта: https://drive.google.com/file/d/1h4bUlZHBQVsaxSxCyefRs5AbRiv29mLk/view?usp=sharing

Общая информация

Подгружаем необходимые библиотеки.

In [1]:
```
import pandas as pd
import numpy as np
from matplotlib import pyplot as plt
%matplotlib inline

import seaborn as sns
import plotly.express as px
from plotly import graph_objects as go
# подключаем модуль для работы с JSON-форматом
import json
# импортируем карту, маркер и хороплет
from folium import Map, Choropleth, Marker
# импортируем кластер
from folium.plugins import MarkerCluster
```

In [2]:
```
pd.set_option('display.max_columns', None)
pd.options.display.float_format = '{:,.2f}'.format
pd.options.display.max_colwidth = 130
```

Загрузим массивы и файлы с данными для анализа.

In [3]:
```
data = pd.read_csv('/datasets/moscow_places.csv')
```

Данные об округах Москвы из датасета:

In [4]:
```
# читаем файл и сохраняем в переменной
with open('/datasets/admin_level_geomap.geojson', 'r') as f:
    geo_json = json.load(f)
```

In [5]:
```
# загружаем JSON-файл с границами округов Москвы
state_geo = '/datasets/admin_level_geomap.geojson'
# moscow_lat - широта центра Москвы, moscow_lng - долгота центра Москвы
moscow_lat, moscow_lng = 55.751244, 37.618423
```

Выведем общую информацию по сету с данными:

In [6]:
```
# функция вывода общей информации
def general_info(df):
        df.columns = map(str.lower, df.columns)
        display(f'Названия столбцов: {df.columns}')
        display(f'Строк, столбцов: {df.shape}')
        display(f'Общая информация:')
        display(df.info())
        display(round(df.describe().T, 2))
        display(df.sample(10))
```


Вывод общей информации:

In [7]:
```
general_info(data)
```

```
"Названия столбцов: Index(['name', 'category', 'address', 'district', 'hours', 'lat', 'lng',\n       'rating', 'price', 'avg_bill', 'middle_avg_bill', 'middle_coffee_cup',\n       'chain', 'seats'],\n      dtype='object')"
'Строк, столбцов: (8406, 14)'
'Общая информация:'
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 8406 entries, 0 to 8405
Data columns (total 14 columns):
 #   Column            Non-Null Count  Dtype  
---  ------            --------------  -----  
 0   name              8406 non-null   object 
 1   category          8406 non-null   object 
 2   address           8406 non-null   object 
 3   district          8406 non-null   object 
 4   hours             7870 non-null   object 
 5   lat               8406 non-null   float64
 6   lng               8406 non-null   float64
 7   rating            8406 non-null   float64
 8   price             3315 non-null   object 
 9   avg_bill          3816 non-null   object 
 10  middle_avg_bill   3149 non-null   float64
 11  middle_coffee_cup  535 non-null   float64
 12  chain             8406 non-null   int64  
 13  seats             4795 non-null   float64
dtypes: float64(6), int64(1), object(7)
memory usage: 919.5+ KB
None
```

	count	mean	std	min	25%	50%	75%	max
lat	8,406.00	55.75	0.07	55.57	55.71	55.75	55.80	55.93
lng	8,406.00	37.61	0.10	37.36	37.54	37.61	37.66	37.87
rating	8,406.00	4.23	0.47	1.00	4.10	4.30	4.40	5.00
middle_avg_bill	3,149.00	958.05	1,009.73	0.00	375.00	750.00	1,250.00	35,000.00
middle_coffee_cup	535.00	174.72	88.95	60.00	124.50	169.00	225.00	1,568.00
chain	8,406.00	0.38	0.49	0.00	0.00	0.00	1.00	1.00
seats	4,795.00	108.42	122.83	0.00	40.00	75.00	140.00	1,288.00

	name	category	address	district	hours	lat	lng	rating	price	avg_bill	middle_avg_bill	middle_coffee_c
2333	Скалка	булочная	Москва, 1-я Останкинская улица, 23	Северо-Восточный административный округ	ежедневно, 08:00–22:00	55.82	37.62	4.50	NaN	NaN	NaN	N
1659	Тинта	пиццерия	Москва, Новодмитровская улица, 2, корп. 5	Северо-Восточный административный округ	ежедневно, 10:00–23:00	55.80	37.59	4.60	средние	Средний счёт:900–1200 ₽	1,050.00	N
1132	Кафешка	кафе	Москва, Снежная улица, 26	Северо-Восточный административный округ	сб круглосуточно	55.86	37.65	4.60	NaN	NaN	NaN	N
6656	Алло! Пицца	пиццерия	Москва, улица Покрышкина, 5	Западный административный округ	ежедневно, 10:00–23:00	55.66	37.47	4.20	средние	Средний счёт:500–1000 ₽	750.00	N
3931	Брусника	кафе	Москва, Оболенский переулок, 9, корп. 1	Центральный административный округ	ежедневно, 08:00–23:00	55.73	37.58	4.70	NaN	NaN	NaN	N
687	Тануки	ресторан	Москва, Дмитровское шоссе, 64, корп. 3	Северный административный округ	пн-чт 12:00–23:00; пт,сб 12:00–01:00; вс 12:00–23:00	55.86	37.56	4.40	NaN	Средний счёт:1000–1500 ₽	1,250.00	N
3631	Энтузиаст	бар,паб	Москва, Столешников переулок, 7с5	Центральный административный округ	пн-чт 12:00–00:00; пт,сб 12:00–01:00; вс 12:00–00:00	55.76	37.61	3.60	NaN	NaN	NaN	N
5209	#КешбэкКафе	кафе	Москва, Большая Татарская улица, 11С	Центральный административный округ	пн-пт 09:00–17:00	55.74	37.63	4.00	NaN	NaN	NaN	N
3784	Ресторан Много Лосося	ресторан	Москва, улица Красина, 9с1	Центральный административный округ	ежедневно, 11:00–22:00	55.77	37.59	4.20	выше среднего	Средний счёт:500–2000 ₽	1,250.00	N
4266	Pims	кафе	Москва, Усачёва улица, 26	Центральный административный округ	пн-чт 08:00–22:00; пт,сб 08:00–23:00; вс 08:00–22:00	55.73	37.57	4.10	NaN	NaN	NaN	N

- У нас есть массив на 8406 строк и 14 столбцов. Большая часть данных типа object, числовой формат для координат, рейтинга, среднего чека и чашки кофе, количества посадочных мест. Значения сеть/не сеть - целые числа: 0/1.

- По статистическим данным можно сделать выводы, что рейтинг заведений варьируется от 0 до 5, в среднем чуть более 4 (4.23/4.3).
- Средний счет, как ни странно для Мск, меньше 1000. Возможно, это говорит о преобладании не самого дорогого сегмента - столовые, фаст-фуд, кофейни. Т.к. цена чашки кофе в среднем около 170 р. Исследуем далее, каких заведений больше. И какие популярнее.
- Количество посадочных мест в среднем 75-100. Есть максимум в 1288, который стоит изучить отдельно.

Предобработка данных

Проверим наличие дубликатов. Перед этим приведем к одному регистру наименования заведений и написания адресов.

In [8]:
```
# приводим к нижнему регистру наименование заведений и адреса
data['name'] = data['name'].str.lower()
data['address'] = data['address'].str.lower()
```

In [9]:
```
display(f'Дубликаты строк в массиве: {data.duplicated().sum()}')
```

```
'Дубликаты строк в массиве: 0'
```

Полные дубликаты строк в массиве отсутствуют.

Проверим дубликаты по названиям заведений.

In [10]:
```
data['name'].nunique()
```

Out[10]:
```
5512
```

Уникальных названий 5512, то есть почти 3000 повторов. Проверим дубли по названиям в сочетании с категориями:

In [11]:
```
data[data.duplicated(['name', 'category'])].sort_values(by='name')
```

Out[11]:

	name	category	address	district	hours	lat	lng	rating	price	avg_bill	middle_avg_bill	middle_coffee_cu
7590	10 идеальных пицц	ресторан	москва, улица паустовского, 6, корп. 1	Юго-Западный административный округ	ежедневно, 11:45–22:30	55.60	37.54	4.30	NaN	NaN	NaN	Na
5069	10 идеальных пицц	ресторан	москва, улица большие каменщики, 9ce	Центральный административный округ	ежедневно, 11:45–22:30	55.74	37.66	4.30	NaN	NaN	NaN	Na
4723	18 грамм	кофейня	москва, набережная академика туполева, 15б	Центральный административный округ	пн-пт 08:00–21:00; сб,вс 09:00–21:00	55.76	37.68	4.40	средние	Цена чашки капучино:100–200 ₽	NaN	150.0
3282	18 грамм	кофейня	москва, шелепихинская набережная, 34, корп. 2	Северо-Западный административный округ	пн-пт 08:00–22:00; сб,вс 09:00–22:00	55.76	37.51	4.60	NaN	NaN	NaN	Na
4632	7 сэндвичей	кофейня	москва, 4-й сыромятнический переулок, 3/5с3	Центральный административный округ	ежедневно, 09:00–19:00	55.75	37.67	4.20	средние	Средний счёт:160–500 ₽	330.00	Na
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	
5201	яндекславка	ресторан	москва, улица большие каменщики, 9ci	Центральный административный округ	ежедневно, 07:00–02:00	55.74	37.66	3.50	NaN	NaN	NaN	Na
3107	яндекславка	ресторан	москва, улица академика павлова, 50	Западный административный округ	ежедневно, 07:00–00:00	55.75	37.41	2.80	NaN	NaN	NaN	Na
7497	японская кухня	ресторан	москва, мячковский бульвар, 3а	Юго-Восточный административный округ	ежедневно, 10:00–02:00	55.66	37.75	4.30	NaN	NaN	NaN	Na
7031	японская кухня	кафе	москва, балаклавский проспект, 14а	Южный административный округ	NaN	55.64	37.61	4.40	NaN	NaN	NaN	Na
8226	ё-ланч	столовая	москва, дубининская улица, 57, стр. 4	Южный административный округ	пн-пт 09:00–17:00	55.72	37.64	3.90	NaN	NaN	NaN	Na

2437 rows × 14 columns

Видим, что это в основном сетевые заведения, с одинаковыми названиями, но разным расположением. Проверим дубликаты с адресами:

In [12]:
```
data[data.duplicated(['address'])].sort_values(by='address')
```

Out[12]:

	name	category	address	district	hours	lat	lng	rating	price	avg_bill	middle_avg_bill	middle_coffee_cup
1311	prime	ресторан	москва, 1-й волоколамский проезд, 10, стр. 1	Северо-Западный административный округ	пн-пт 08:00–19:00	55.80	37.49	4.00	низкие	Средний счёт:400–600 ₽	500.00	NaN
4298	catcher	кафе	москва, 1-й красногвардейский проезд, 19	Центральный административный округ	ежедневно, 10:00–21:30	55.75	37.54	4.30	NaN	NaN	NaN	NaN

	name	category	address	district	hours	lat	lng	rating	price	avg_bill	middle_avg_bill	middle_coffee_cup
4251	hudson deli	кафе	москва, 1-й красногвардейский проезд, 21c2	Центральный административный округ	пн-пт 08:00–20:00	55.75	37.53	4.20	средние	Средний счёт:500–1000 ₽	750.00	NaN
8217	кофегусь	кофейня	москва, 1-й нагатинский проезд, 11, корп. 1	Южный административный округ	пн-пт 08:00–21:00; сб,вс 09:00–21:00	55.68	37.63	4.20	NaN	Цена чашки капучино:150–200 ₽	NaN	175.00
8163	рикису	кафе	москва, 1-й нагатинский проезд, 11, корп. 2	Южный административный округ	ежедневно, 11:00–23:00	55.68	37.63	4.90	NaN	NaN	NaN	NaN
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
7893	просто кофе	кофейня	москва, ясеневая улица, 12, корп. 1	Южный административный округ	пн-пт 08:00–21:30; сб,вс 09:00–21:30	55.60	37.73	4.70	NaN	Цена чашки капучино:от 100 ₽	NaN	100.00
7935	пицца суши пекарня	пиццерия	москва, ясеневая улица, 12, корп. 5	Южный административный округ	ежедневно, 09:00–22:00	55.60	37.73	4.10	NaN	NaN	NaN	NaN
7869	море есть	ресторан	москва, ясеневая улица, 12, корп. 5	Южный административный округ	ежедневно, 09:00–23:00	55.60	37.73	4.40	NaN	NaN	NaN	NaN
7928	суши бай б	ресторан	москва, ясеневая улица, 29	Южный административный округ	ежедневно, 11:00–23:00	55.60	37.74	4.50	NaN	NaN	NaN	NaN
5184	мята lounge	бар,паб	москва, яузская улица, 8c2	Центральный административный округ	пн-чт 12:00–02:00; пт,сб 12:00–04:00; вс 12:00–02:00	55.75	37.65	4.30	NaN	NaN	NaN	NaN

2654 rows × 14 columns

Судя по фрагменту, это разные заведения "под одной крышей": в ТЦ на фуд-кортах, просто в одном здании.

Найдем столбцы с пропусками в данных:

In [13]:
```
na = [i for i in data.columns if data[i].isna().sum() != 0]
for i in na:
    print(i, 'пропусков', data[i].isna().sum(), 'процент', round(data[i].isna().mean()*100, 2))
```

```
hours пропусков 536 процент 6.38
price пропусков 5091 процент 60.56
avg_bill пропусков 4590 процент 54.6
middle_avg_bill пропусков 5257 процент 62.54
middle_coffee_cup пропусков 7871 процент 93.64
seats пропусков 3611 процент 42.96
```

Информация, размещённая в сервисе Яндекс Бизнес, могла быть добавлена пользователями или найдена в общедоступных источниках. Этим объясняются пропуски более 50% в столбцах стоимости. Пропусков в часах работы довольно мало, нет смысла их заменять. 43% пропусков в данных по количеству посадочных мест. В отзывах такое редко упоминается, да и владельцы заведений не всегда указывают. К тому же - это могут быть заведения "на вынос" без мест.

Выделим столбец с названиями улиц. Для этого методом split выделим второй элемент между запятыми.

In [14]:
```
data['street'] = data['address'].apply(lambda x: x.split(',')[1].strip())
data.sample(10)
```

Out[14]:

	name	category	address	district	hours	lat	lng	rating	price	avg_bill	middle_avg_bill	middle_coffee_cup	cha
2863	кафе подзонти.com	кафе	москва, малая семёновская улица, 28, стр. 19	Восточный административный округ	ежедневно, 10:00–22:00	55.78	37.71	4.00	NaN	Средний счёт:300–1000 ₽	650.00	NaN	
6204	эдельвейс	кафе	москва, ленинский проспект, 65, корп. 3	Юго-Западный административный округ	NaN	55.69	37.56	2.90	NaN	NaN	NaN	NaN	
1753	бодрый день	кафе	москва, селезнёвская улица, 22	Центральный административный округ	пн-пт 08:00–20:00; сб,вс 09:00–20:00	55.78	37.61	4.90	NaN	NaN	NaN	NaN	
2590	на бульваре	столовая	москва, измайловский бульвар, 49	Восточный административный округ	ежедневно, 08:30–22:00	55.80	37.80	4.60	NaN	NaN	NaN	NaN	
4297	эзо	ресторан	москва, пресненская набережная, 2	Центральный административный округ	пн-чт 10:00–22:00; пт,сб 10:00–23:00; вс 10:00–22:00	55.75	37.54	4.20	выше среднего	Средний счёт:от 1400 ₽	1,400.00	NaN	

	name	category	address	district	hours	lat	lng	rating	price	avg_bill	middle_avg_bill	middle_coffee_cup	cha
5972	прогресс	кафе	москва, фрунзенская набережная, 30, стр. 5	Центральный административный округ	ежедневно, 11:00–00:00	55.72	37.58	4.80	NaN	NaN	NaN	NaN	
8058	ippo	кофейня	москва, холодильный переулок, 4	Южный административный округ	пн-пт 08:00–22:00; сб,вс 09:00–21:00	55.71	37.62	4.50	NaN	NaN	NaN	NaN	
1053	leon	ресторан	москва, проспект мира, 119, стр. 10	Северо-Восточный административный округ	вт-пт 12:00–20:00; сб,вс 12:00–22:00	55.83	37.63	4.00	NaN	NaN	NaN	NaN	
1979	лахинкали	ресторан	москва, планетная улица, 45	Северный административный округ	ежедневно, 11:00–00:00	55.81	37.54	4.30	NaN	NaN	NaN	NaN	
58	coffeekaldi's	кофейня	москва, угличская улица, 13, стр. 8	Северо-Восточный административный округ	ежедневно, 09:00–22:00	55.90	37.57	4.10	средние	Средний счёт:500–800 ₽	650.00	NaN	

Проверим, что в созданном столбце нет пропусков.

In [15]:
```
data['street'].isna().sum()
```

Out[15]:
```
0
```

Исследуем варианты времени работы в столбце 'hours':

In [16]:
```
data['hours'].nunique()
```

Out[16]:
```
1307
```

In [17]:
```
data['hours'].value_counts()
```

Out[17]:
```
ежедневно, 10:00-22:00                759
ежедневно, круглосуточно              730
ежедневно, 11:00-23:00                396
ежедневно, 10:00-23:00                310
ежедневно, 12:00-00:00                254
                                     ...
пн-пт 10:00-19:00; сб,вс 10:00-20:00    1
вт-вс 09:00-19:00                       1
пн-чт 19:00-03:00; пт-вс 19:00-05:00    1
ежедневно, 10:30-22:00                  1
ежедневно, 10:00-23:10                  1
Name: hours, Length: 1307, dtype: int64
```

1307 вариантов написания времени работы заведения. Из них 730 заведений работают 24/7 = 'ежедневно, круглосуточно'

In [18]:
```
data.loc[(data['hours'] == 'ежедневно, круглосуточно')].head()
```

Out[18]:

	name	category	address	district	hours	lat	lng	rating	price	avg_bill	middle_avg_bill	middle_coffee_cup	chain
10	great room bar	бар,паб	москва, левобережная улица, 12	Северный административный округ	ежедневно, круглосуточно	55.88	37.47	4.50	средние	Цена бокала пива:250–350 ₽	NaN	NaN	0
17	чайхана беш-бармак	ресторан	москва, ленинградское шоссе, 716, стр. 2	Северный административный округ	ежедневно, круглосуточно	55.88	37.45	4.40	средние	Средний счёт:350–500 ₽	425.00	NaN	0
19	пекарня	булочная	москва, ижорский проезд, 5	Северный административный округ	ежедневно, круглосуточно	55.89	37.52	4.40	NaN	NaN	NaN	NaN	1
24	drive café	кафе	москва, улица дыбенко, 9ас1	Северный административный округ	ежедневно, круглосуточно	55.88	37.48	4.00	NaN	NaN	NaN	NaN	1
49	2u-ту-ю	пиццерия	москва, ижорская улица, 8а	Северный административный округ	ежедневно, круглосуточно	55.89	37.51	2.70	NaN	Средний счёт:900 ₽	900.00	NaN	0

Создадим отдельный столбец с булевыми значениями для заведений 24/7:

In [19]:
```
data['is_24/7'] = data['hours']
```

In [20]:
```
# перебираем каждый тип времени работы в наборе уникальных значений столбца
for h in data['is_24/7'].unique():
    # на каждом шаге цикла с помощью атрибута loc выбираем строки,
    # в которых текущий тип времени работы (h) равен 'ежедневно, круглосуточно' и не равен
    data.loc[(data['hours'] == 'ежедневно, круглосуточно'), 'is_24/7'] = True
    data.loc[(data['hours'] != 'ежедневно, круглосуточно'), 'is_24/7'] = False
data.tail()
```

Out[20]:

	name	category	address	district	hours	lat	lng	rating	price	avg_bill	middle_avg_bill	middle_coffee_cup	chain	
8401	суши мания	кафе	москва, профсоюзная улица, 56	Юго-Западный административный округ	ежедневно, 09:00–02:00	55.67	37.55	4.40	NaN	NaN	NaN	NaN	0	
8402	мислављнес	кафе	москва, пролетарский проспект, 19, корп. 1	Южный административный округ	ежедневно, 08:00–22:00	55.64	37.66	4.80	NaN	NaN	NaN	NaN	0	1
8403	самовар	кафе	москва, люблинская улица, 112а, стр. 1	Юго-Восточный административный округ	ежедневно, круглосуточно	55.65	37.74	3.90	NaN	Средний счёт:от 150 ₽	150.00	NaN	0	1
8404	чайхана sabr	кафе	москва, люблинская улица, 112а, стр. 1	Юго-Восточный административный округ	ежедневно, круглосуточно	55.65	37.74	4.20	NaN	NaN	NaN	NaN	1	1
8405	kebab time	кафе	москва, россошанский проезд, 6	Южный административный округ	ежедневно, круглосуточно	55.60	37.60	3.90	NaN	NaN	NaN	NaN	0	

В ходе предобработки явных дубликатов не выявлено. Неявные дубликаты по названиям и категориям - это в основном сетевые заведения, с одинаковыми названиями, но разным расположением. Есть также дубликаты по адресам. Судя по фрагменту массива, это разные заведения "под одной крышей": в ТЦ на фуд-кортах, просто в одном здании. Найдено количество и процент пропущенных значений в столбцах: часов работы (пропусков 536 процент 6.38), цен (пропусков 5091 процент 60.56), счета (пропусков 4590 процент 54.6), среднего счета (пропусков 5257 процент 62.54), средней стоимости чашки кофе (пропусков 7871 процент 93.64) и количества посадочных мест (пропусков 3611 процент 42.96). Так как информация, размещённая в сервисе Яндекс Бизнес, могла быть добавлена пользователями или найдена в общедоступных источниках, заменять эти пропуски средними значениями в категориях будет некорректно. Просто учтем их в ходе дальнейшего анализа.

При анализе времени работы заведений выявлено 1307 вариантов написания. Из них 730 заведений работают 24/7 = 'ежедневно, круглосуточно'. Добавлен отдельный столбец 'is_24/7' со значениями True/False.

Анализ данных

Распределение заведений по категориям и сетям

Без учета сетевых заведений:

In [21]:
```
category = data.pivot_table(index=['category'], values='name', aggfunc='count').sort_values(by='name', ascending = False).reset_index(
category.rename(columns={'name': 'sum'}, inplace=True)
all = len(data)
category['mean'] = category['sum']/all*100
category
```

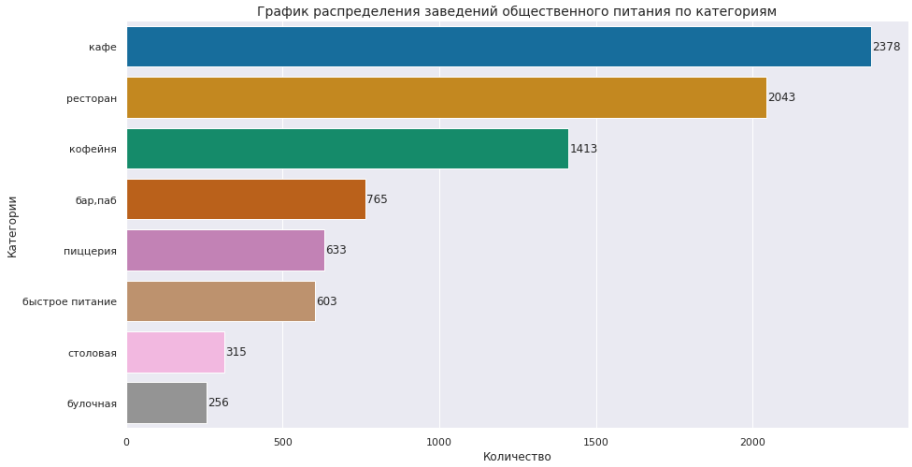
Out[21]:

	category	sum	mean
0	кафе	2378	28.29
1	ресторан	2043	24.30
2	кофейня	1413	16.81
3	бар,паб	765	9.10
4	пиццерия	633	7.53
5	быстрое питание	603	7.17
6	столовая	315	3.75
7	булочная	256	3.05

In [22]:
```
category['mean'].sum()
```

Out[22]:
```
100.0
```

In [23]:
```
sns.set(rc={'figure.figsize':(15, 8)})
sns.set_palette('colorblind')
ax = sns.barplot(x='sum', y='category', data=category, orient='h')
ax.set_title('График распределения заведений общественного питания по категориям', fontsize=14)
plt.xlabel('Количество')
plt.ylabel('Категории')
for p in ax.patches:
    height = p.get_height()
    width = p.get_width()
    ax.text(x = width+3, y=p.get_y() + (height/2), s='{:.0f}'.format(width), va="center")
plt.show()
```



In [24]:
```
category.columns = ['Категория','Количество','Процент']
display(category)
```

	Категория	Количество	Процент
0	кафе	2378	28.29
1	ресторан	2043	24.30
2	кофейня	1413	16.81
3	бар,паб	765	9.10
4	пиццерия	633	7.53
5	быстрое питание	603	7.17
6	столовая	315	3.75
7	булочная	256	3.05

Больше всего в Москве заведений (> 60%) в категориях: кафе 28 %, ресторан 24% и кофейня 17% - в процентах от общего количества, баров, пиццерий и фаст-фудов - 9,8 и 7 %, столовых и булочных - меньше всего (4 и 3 %).

С учетом сетевых заведений:

In [25]:
```
category_u = data.pivot_table(index=['category'], columns='chain', values='name', aggfunc='count')
category_u.rename(columns={ 1: 'chain', 0: 'uniq'}, inplace=True)
category_u.reset_index()
category_u['chain_part'] = category_u['chain']/category_u['uniq']
display(category_u.sort_values(by=['chain_part']).reset_index())
```

chain	category	uniq	chain	chain_part
0	бар,паб	596	169	0.28
1	столовая	227	88	0.39
2	кафе	1599	779	0.49
3	ресторан	1313	730	0.56
4	быстрое питание	371	232	0.63
5	кофейня	693	720	1.04
6	пиццерия	303	330	1.09
7	булочная	99	157	1.59

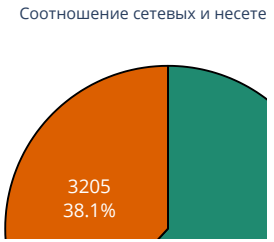
В большинстве категорий больше несетевых заведений. Реже всего сетевыми бывают бары (28% сетевых баров от числа несетевых).
Рассчитаем количество и долю сетевых заведений в целом:

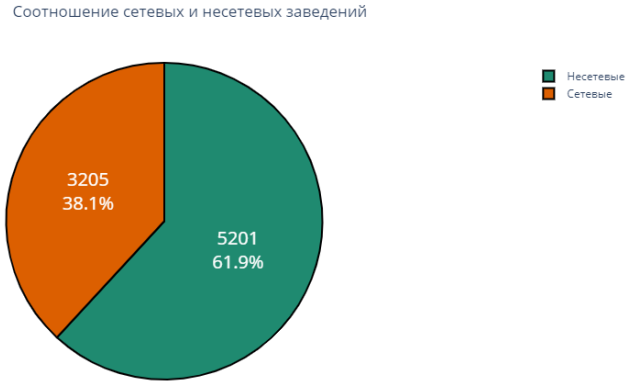
In [26]:
```
uniq_sum = category_u.uniq.sum()
chain_sum = category_u.chain.sum()
```

In [27]:
```
display(f'Уникальных заведений: {uniq_sum} от общего количества {uniq_sum/(chain_sum+uniq_sum):.0%}')
display(f'Сетевых заведений: {chain_sum} от общего количества {chain_sum/(chain_sum+uniq_sum):.0%}')
```

```
'Уникальных заведений: 5201 от общего количества 62%'
'Сетевых заведений: 3205 от общего количества 38%'
```


In [28]:
```
colors = ['#DC5F00', '#1F8A70']

fig = go.Figure(data=[go.Pie(labels=['Сетевые', 'Несетевые'],
                             values=[chain_sum, uniq_sum])])
fig.update_traces(hoverinfo='label+percent', textinfo='value+percent',textfont_size=20,
                  marker=dict(colors=colors, line=dict(color='#000000', width=2)))
fig.update_layout(title="Соотношение сетевых и несетевых заведений", title_x = 0.5)
fig.show()
```





Распределение долей между несетевыми и сетевыми заведениями примерно 60 на 40 %.

Подготовим данные для визуализации и построим график распределения заведений сетевого и несетевого типа по категориям.

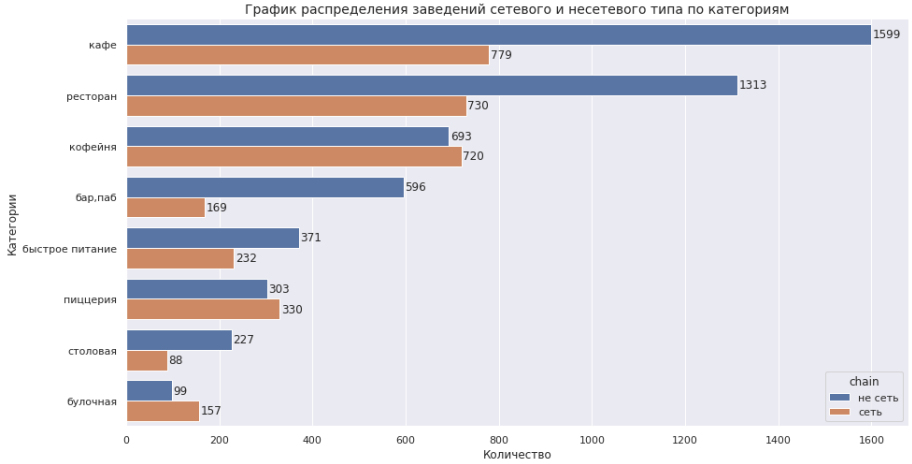
In [29]:
```
category_u1 = data.groupby(['category', 'chain']).agg({'name': 'count'}).reset_index().sort_values(by=['name'], ascending=False)
category_u1
```

Out[29]:

	category	chain	name
6	кафе	0	1599
12	ресторан	0	1313
7	кафе	1	779
13	ресторан	1	730
9	кофейня	1	720
8	кофейня	0	693

	category	chain	name
0	бар,паб	0	596
4	быстрое питание	0	371
11	пиццерия	1	330
10	пиццерия	0	303
5	быстрое питание	1	232
14	столовая	0	227
1	бар,паб	1	169
3	булочная	1	157
2	булочная	0	99
15	столовая	1	88

In [30]:
```
category_u1['chain'] = category_u1['chain'].apply(lambda x: 'не сеть' if x == 0 else 'сеть')
sns.set(rc={'figure.figsize':(15, 8)})
sns.set_palette('deep')
ax = sns.barplot(x='name', y='category', hue='chain', data=category_u1, orient='h')
ax.set_title('График распределения заведений сетевого и несетевого типа по категориям', fontsize=14)
plt.xlabel('Количество')
plt.ylabel('Категории')

for p in ax.patches:
    height = p.get_height()
    width = p.get_width()
    ax.text(x = width+3, y=p.get_y() + (height/2), s='{:.0f}'.format(width), va="center")
plt.show()
```



В категориях кафе и ресторан количество сетевых заведений примерно в 2 раза меньше количества несетевых.

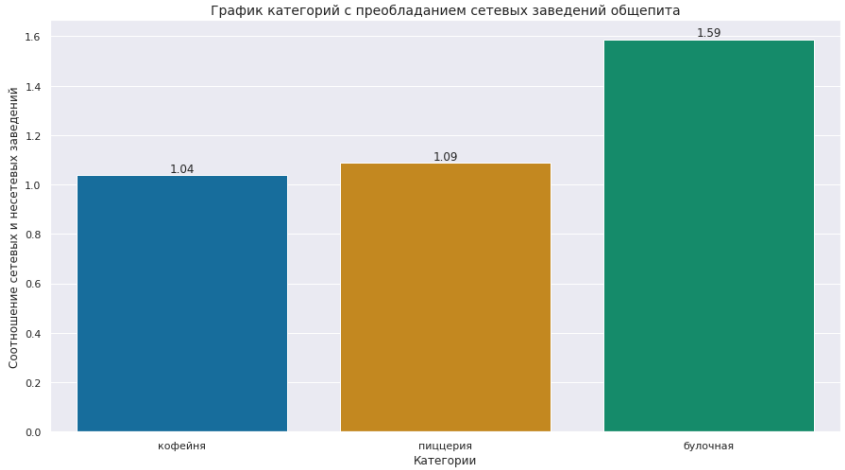
Визуализируем, в каких категориях сетевых заведений больше, чем несетевых.

In [31]:
```
category_chain = category_u.query('chain > uniq').sort_values(by=['chain'], ascending=False).reset_index()
category_chain['part'] = category_chain['chain']/category_chain['uniq']
category_chain
```

Out[31]:

	chain	category	uniq	chain	chain_part	part
0	кофейня	693	720	1.04	1.04	
1	пиццерия	303	330	1.09	1.09	
2	булочная	99	157	1.59	1.59	

In [32]:
```
sns.set(rc={'figure.figsize':(15, 8)})
sns.set_palette('colorblind')
ax = sns.barplot(x='category', y='part', data=category_chain)
ax.set_title('График категорий с преобладанием сетевых заведений общепита', fontsize=14)
plt.xlabel('Категории')
plt.ylabel('Соотношение сетевых и несетевых заведений')
for p in ax.patches:
    _x = p.get_x() + p.get_width() / 2
    _y = p.get_y() + p.get_height() + (p.get_height()*0.01)
    value = '{:.2f}'.format(p.get_height())
    ax.text(_x, _y, value, ha="center")
plt.show()
```

По количеству сетевых лидируют кофейни, пиццерии и булочные. Причем самая большая доля сетевых по отношению к несетевым заведениям - у булочных. Сетевых булочных в 1.6 раза больше, чем несетевых. А вот сетевых пиццерий и кофеен только чуть больше, чем несетевых заведений того же типа, примерно 50 на 50 %.

Количество посадочных мест по категориям

Рассчитаем среднее количество посадочных мест в каждой категории:

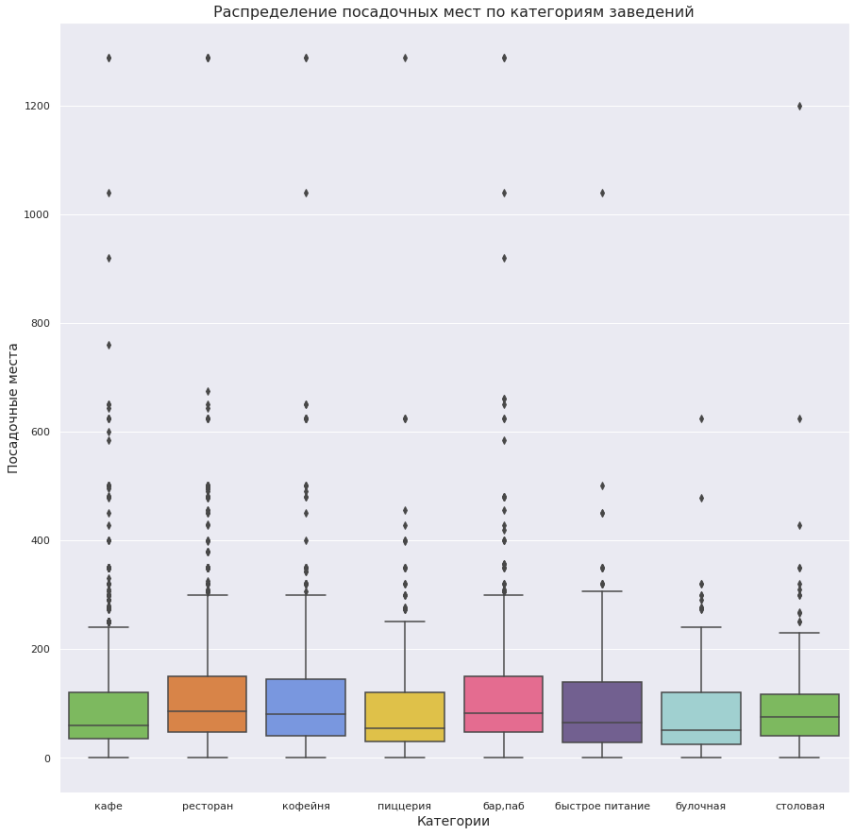
In [33]:
```
category_s = data.groupby(['category']).agg({'seats': 'mean'}).reset_index().sort_values(by=['seats'], ascending=False)
category_s
```

Out[33]:

	category	seats
0	бар,паб	124.53
6	ресторан	121.94
4	кофейня	111.20
7	столовая	99.75
2	быстрое питание	98.89
3	кафе	97.51
5	пиццерия	94.50
1	булочная	89.39

По расчетам больше всего посадочных мест в барах, ресторанах и кофейнях. Сильно удивляют булочные практически с таким же количеством мест, как в пиццериях. Возможно, такое среднее объясняется расположением многих объектов на фуд-кортах, где огромное количество мест может относиться сразу ко всем расположенным по периметру заведениям. Если смотреть по статистике посадочных мест в 1 разделе исследования, то велик разброс данных. Посмотрим на боксплоты.

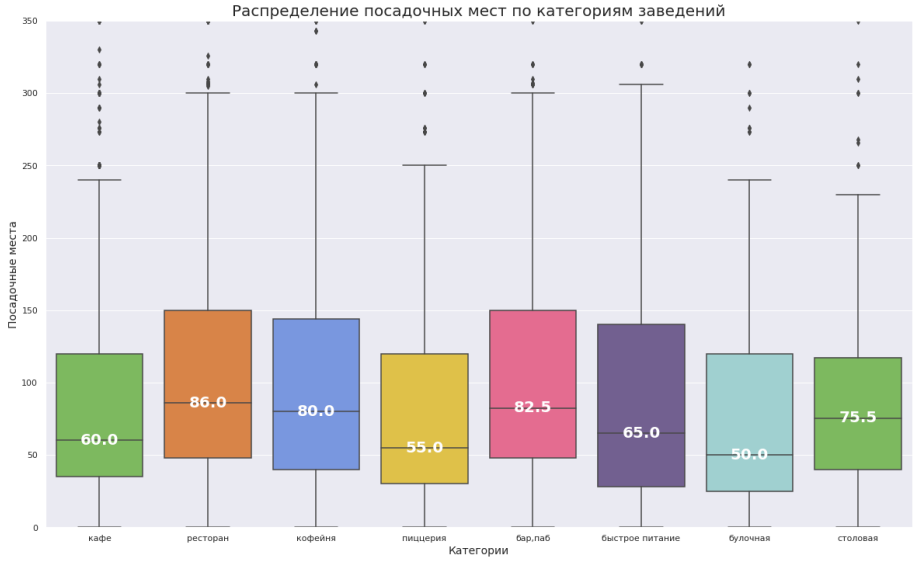
In [34]:
```
sns.set(rc={'figure.figsize':(15, 15)})
colors = ['#78C850', '#F08030', '#6890F0','#F8D030', '#F85888', '#705898', '#98D8D8']
boxplot = sns.boxplot(x='category', y='seats',data=data, palette=colors)
boxplot.axes.set_title("Распределение посадочных мест по категориям заведений", fontsize=16)
boxplot.set_xlabel("Категории", fontsize=14)
boxplot.set_ylabel("Посадочные места", fontsize=14)
plt.show()
```



Большая часть данных по заведениям располагается в пределе до 350 посадочных мест, остальное - выбросы. Которые могут объясняться ошибками в данных. Поэтому для более правдивого представления о количестве посадочных мест по категориям будем рассматривать их медиану.

In [35]:
```
def add_median_labels(ax, fmt='.1f'):
    lines = ax.get_lines()
    boxes = [c for c in ax.get_children() if type(c).__name__ == 'PathPatch']
    lines_per_box = int(len(lines) / len(boxes))
    for median in lines[4:len(lines):lines_per_box]:
        x, y = (data.mean() for data in median.get_data())
        # choose value depending on horizontal or vertical plot orientation
        value = x if (median.get_xdata()[1] - median.get_xdata()[0]) == 0 else y
        text = ax.text(x, y, f'{value:{fmt}}', ha='center', va='center',
                       fontweight='bold', size=20, color='white')
```

In [36]:
```
sns.set(rc={'figure.figsize':(20, 12)})
colors = ['#78C850', '#F08030', '#6890F0','#F8D030', '#F85888', '#705898', '#98D8D8']
ax = sns.boxplot(x='category', y='seats',data=data, palette=colors)
ax.axes.set_title("Распределение посадочных мест по категориям заведений", fontsize=20)
ax.set_xlabel("Категории", fontsize=14)
ax.set_ylabel("Посадочные места", fontsize=14)
ax.set_ylim(0,350)
add_median_labels(ax)
plt.show()
```

In [37]:
```
category_sm = data.groupby(['category']).agg({'seats': 'median'}).reset_index().sort_values(by=['seats'], ascending=False)
category_sm['seats'] = category_sm['seats'].astype(int)
category_sm.columns = ['Категории', 'Количество мест']
category_sm
```

Out[37]:

	Категории	Количество мест
6	ресторан	86
0	бар,паб	82
4	кофейня	80
7	столовая	75
2	быстрое питание	65
3	кафе	60
5	пиццерия	55
1	булочная	50

По количеству посадочных мест лидируют рестораны, бары и кофейни с количеством посадочных мест от 80 до 86. Меньше всего мест в булочных и пиццериях (50-55), что объясняется особенностями заведений. Не будем забывать, что по посадочным местам 43% пропусков, которые могут относиться к заведениям, продающим еду на вынос.

In [38]:
```
data.query('seats.isna()').groupby(['category']).agg({'name': 'count'}).reset_index().sort_values(by=['name'], ascending=False)
```

Out[38]:

	category	name
3	кафе	1160
6	ресторан	773
4	кофейня	662
0	бар,паб	297
2	быстрое питание	254
5	пиццерия	206
7	столовая	151
1	булочная	108

Больше всего пропусков по категориям кафе, ресторан и кофейня пропорционально количеству заведений в этих категориях.

Топ-15 популярных сетей в Москве и средний рейтинг заведений

Найдем 15 наиболее популярных сетей в Москве по количеству заведений сети.

In [39]:
```
top15 = data.query('chain == 1').groupby(['name'])['name'].count().sort_values(ascending=False).head(15)
top15
```

Out[39]:
```
name
шоколадница                          120
домино'с пицца                        76
додо пицца                            74
one price coffee                      71
яндекс лавка                          69
cofix                                 65
prime                                 50
хинкальная                            44
кофепорт                              42
кулинарная лавка братьев караваевых   39
теремок                               38
чайхана                               37
cofefest                              32
буханка                               32
му-му                                 27
Name: name, dtype: int64
```

Можно было бы исключить чайхану и хинкальную, т.к. есть сомнения, что это не простое совпадение имен, а заведения одной сети. Но с другой стороны и чайхану, и хинкальную по сути можно считать категорией заведений, а не наименованием. И любопытно посмотреть на их популярность.

In [40]:
```
top15name = top15.index[:15].to_list()
top15name
```

Out[40]:
```
['шоколадница',
 'домино'с пицца",
 'додо пицца',
 'one price coffee',
 'яндекс лавка',
 'cofix',
 'prime',
 'хинкальная',
 'кофепорт',
 'кулинарная лавка братьев караваевых',
 'теремок',
 'чайхана',
 'cofefest',
 'буханка',
 'му-му']
```

Лидирует "Шоколадница" с большим преимуществом. Также в топ вошли общеизвестные наименования: Доминос и Додо, Теремок и Му-му. Посмотрим категории этих заведений:

In [41]:
```
top_cat = data.query('name in @top15name')
top_cat1 = top_cat.groupby(['name','category']).agg({'name': 'count'})
top_cat1
```

Out[41]:

		name
name	**category**	
cofefest	**кафе**	1
	кофейня	31
cofix	**кофейня**	65
one price coffee	**кофейня**	72
prime	**кафе**	1
	ресторан	49
буханка	**булочная**	25
	кафе	1
	кофейня	6
додо пицца	**пиццерия**	74
домино'с пицца	**пиццерия**	77
кофепорт	**кофейня**	42
кулинарная лавка братьев караваевых	**кафе**	39
му-му	**бар,паб**	1
	быстрое питание	2
	кафе	12
	кофейня	2
	пиццерия	1
	ресторан	8
	столовая	1
теремок	**быстрое питание**	2
	ресторан	36

		name
name	**category**	
хинкальная	**бар,паб**	3
	быстрое питание	6
	кафе	19
	ресторан	15
	столовая	1
чайхана	**быстрое питание**	2
	кафе	26
	ресторан	9
шоколадница	**кафе**	1
	кофейня	119
яндекс лавка	**ресторан**	69

Видим, что данные по категориям, относящимся к заведению одного наименования, не совсем корректны. Одно заведение в нескольких категориях. При этом вполне возможно, что в сети могут быть заведения разных категорий под одним названием. Поэтому для визуализации мы снова сгруппируем данные, чтобы получить группировку "1 категория : 1 заведение" в топ 15.

In [42]:
```
top_places = data.query('chain == 1').groupby(['category', 'name']).agg({'address':'count'}).sort_values(by='address', ascending=False
top_places
```

Out[42]:

		address
category	**name**	
кофейня	**шоколадница**	119
пиццерия	**домино'с пицца**	76
	додо пицца	74
кофейня	**one price coffee**	71
ресторан	**яндекс лавка**	69
кофейня	**cofix**	65
ресторан	**prime**	49
кофейня	**кофепорт**	42
кафе	**кулинарная лавка братьев караваевых**	39
ресторан	**теремок**	36
кофейня	**cofefest**	31
кафе	**чайхана**	26
булочная	**буханка**	25
кафе	**drive café**	24
кофейня	**кофемания**	22

In [43]:
```
top_places = (data.query('chain == 1')
              .groupby(['category', 'name']).agg({'address':'count'}).sort_values(by='address', ascending=False).head(15)
              .reset_index())
top_places.columns = ['category','name','cnt_places']
top_places.sort_values(by='cnt_places', ascending=False)
```

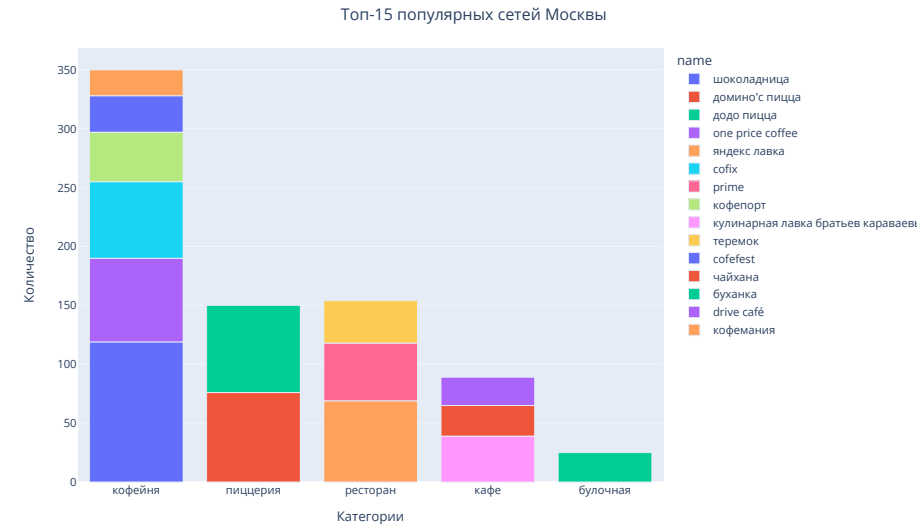
Out[43]:

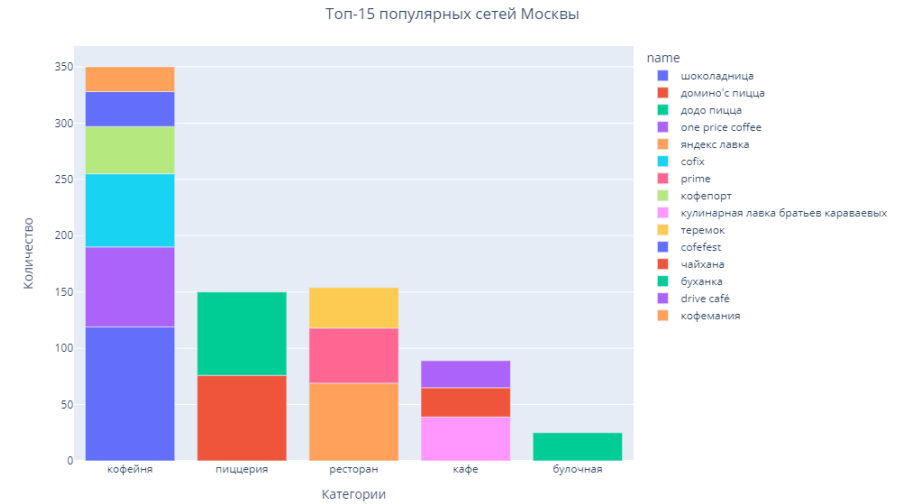
	category	name	cnt_places
0	кофейня	шоколадница	119
1	пиццерия	домино'с пицца	76
2	пиццерия	додо пицца	74
3	кофейня	one price coffee	71
4	ресторан	яндекс лавка	69
5	кофейня	cofix	65
6	ресторан	prime	49
7	кофейня	кофепорт	42
8	кафе	кулинарная лавка братьев караваевых	39
9	ресторан	теремок	36
10	кофейня	cofefest	31
11	кафе	чайхана	26
12	булочная	буханка	25
13	кафе	drive café	24

	category	name	cnt_places
14	кофейня	кофемания	22

Этот список уже больше похож на правду, в верхней части топа находятся общеизвестные заведения.

In [44]:
```
fig = px.bar(top_places, x='category', y='cnt_places',
             color='name')
fig.update_xaxes(title_text='Категории')
fig.update_yaxes(title_text='Количество')
fig.update_layout(title='Топ-15 популярных сетей Москвы', title_x = 0.5,
                  width=1000, height=600)
fig.show()
```





Больше всего сетей в категории "кофейня" - видимо, они самые популярные, проверим это по рейтингу.

Визуализируем распределение средних рейтингов по категориям заведений:

In [45]:
```
rate = data.groupby(['category']).agg({'rating':'mean'}).sort_values(by='rating', ascending=False).reset_index()
rate
```

Out[45]:

	category	rating
0	бар,паб	4.39
1	пиццерия	4.30
2	ресторан	4.29
3	кофейня	4.28
4	булочная	4.27
5	столовая	4.21
6	кафе	4.12
7	быстрое питание	4.05

In [46]:
```
fig = px.bar(rate, x='category', y='rating', color_discrete_sequence=["green"])
fig.update_xaxes(tickangle=45)
fig.update_layout(title='Средний рейтинг заведений по категориям', title_x = 0.5,
                  xaxis_title='Категория',
                  yaxis_title='Рейтинг')
fig.show()
```

Самый высокий рейтинг у баров. Пиццерии, рестораны, кофейни и булочные примерно на одном уровне. В целом средний рейтинг заведений всех категорий не ниже 4 баллов.

In [47]:
```
rate.columns = ['Категория', 'Рейтинг']
rate
```

Out[47]:

	Категория	Рейтинг
0	бар,паб	4.39
1	пиццерия	4.30
2	ресторан	4.29
3	кофейня	4.28
4	булочная	4.27
5	столовая	4.21
6	кафе	4.12
7	быстрое питание	4.05

In [48]:
```
rate_ch = data.query('chain == 1').groupby(['category']).agg({'rating':'mean'}).sort_values(by='rating', ascending=False).reset_index(
rate_ch
```

Out[48]:

	category	rating
0	бар,паб	4.39
1	булочная	4.29
2	пиццерия	4.28
3	столовая	4.24
4	ресторан	4.23
5	кофейня	4.21
6	кафе	4.20
7	быстрое питание	4.06

Среди сетевых заведений бары по прежнему лидируют по рейтингу, а прямо за ними булочные и пиццерии. Сетевые кофейни и рестораны оцениваются ниже, чем несетевые. Но в целом - все заведения попали в рейтинг от 4 до 4.4, как и ранее.

Деление по административным районам и рейтинги по округам

Посмотрим,какие административные районы Москвы присутствуют в датасете, и сколько заведений общепита по каждому округу:

In [49]:
```
count = data['district'].value_counts()
cnt = pd.DataFrame(count).reset_index()
cnt.columns = ['district', 'cnt']
cnt
```

Out[49]:

	district	cnt
0	Центральный административный округ	2242
1	Северный административный округ	900
2	Южный административный округ	892
3	Северо-Восточный административный округ	891
4	Западный административный округ	851
5	Восточный административный округ	798
6	Юго-Восточный административный округ	714
7	Юго-Западный административный округ	709
8	Северо-Западный административный округ	409

В датасете представлено 9 округов. Разделим заведения этих округов по категориям:

In [50]:
```
distr_places = (data
                .groupby(['district','category']).agg({'name':'count'}).sort_values(by='name')
                .reset_index())
distr_places.columns = ['district','category','cnt_places']
distr_places
```

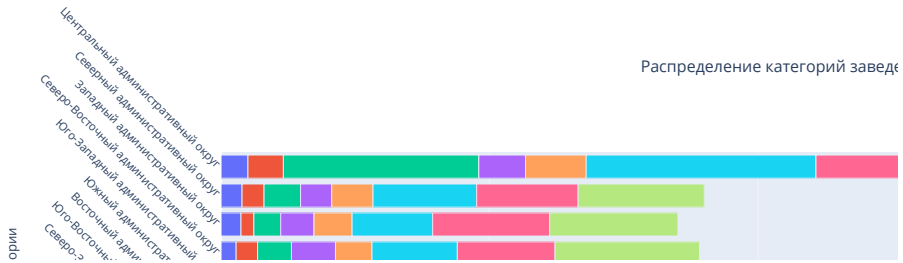
Out[50]:

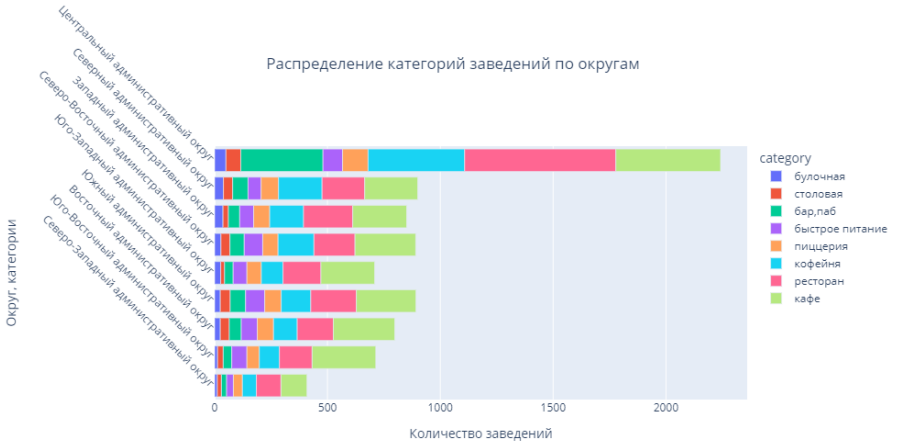
	district	category	cnt_places
0	Северо-Западный административный округ	булочная	12
1	Юго-Восточный административный округ	булочная	13
2	Юго-Западный административный округ	столовая	17
3	Северо-Западный административный округ	столовая	18

	district	category	cnt_places
4	Северо-Западный административный округ	бар,паб	23
...	...	...	...
67	Юго-Восточный административный округ	кафе	282
68	Центральный административный округ	бар,паб	364
69	Центральный административный округ	кофейня	428
70	Центральный административный округ	кафе	464
71	Центральный административный округ	ресторан	670

72 rows × 3 columns

In [51]:
```
fig = px.bar(distr_places, y = 'district', x = 'cnt_places',
             color = 'category')
fig.update_layout(title="Распределение категорий заведений по округам", title_x = 0.5)
fig.update_xaxes(title_text='Количество заведений')
fig.update_yaxes(title_text='Округ, категории', tickangle=45)
fig.show()
```





По количеству заведений с большим отрывом лидирует ЦАО. Северо-запад не так насыщен заведениями общепита, как остальные районы. Во всех районах превалируют по количеству: кафе, рестораны и кофейни. В Центральном районе доля баров и пабов гораздо выше по сравнению с другими районами (приближается к количеству кофеен - 4 место по количеству заведений).

Для каждого округа посчитаем медианный рейтинг торговых центров, которые находятся на его территории:

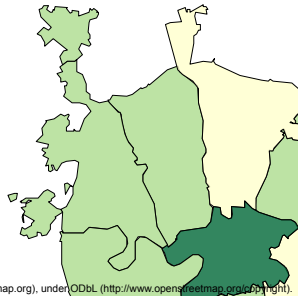
In [52]:
```
rating_df = data.groupby('district', as_index=False)['rating'].agg('median').sort_values(by='rating', ascending=False)
```

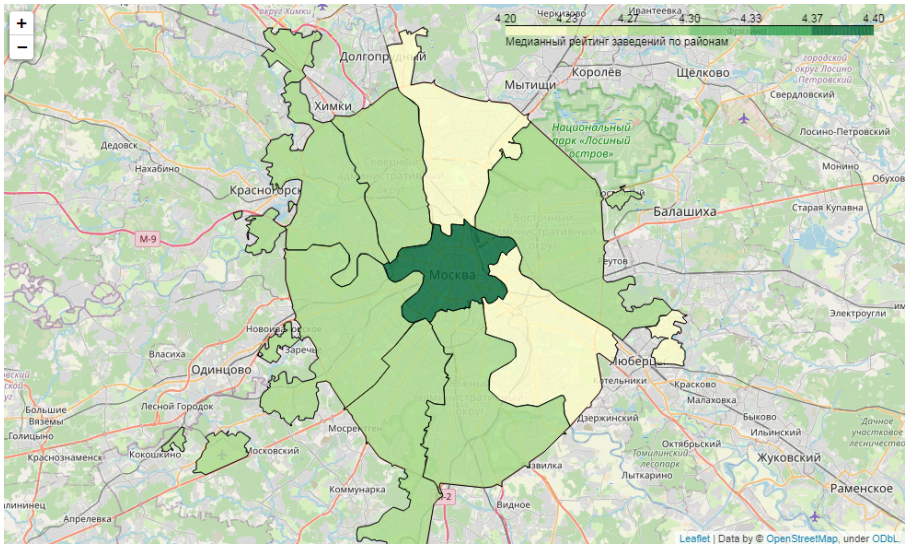
Создадим хороплет со средним рейтингом заведений каждого района.

In [53]:
```
# создаём карту Москвы
m = Map(location=[moscow_lat, moscow_lng], zoom_start=10)
```

In [54]:
```
# создаём хороплет с помощью конструктора Choropleth и добавляем его на карту
Choropleth(
    geo_data=state_geo,
    data=rating_df,
    columns=['district', 'rating'],
    key_on='feature.name',
    fill_color='YlGn',
    fill_opacity=0.8,
    legend_name='Медианный рейтинг заведений по районам',
).add_to(m)

# выводим карту
m
```

Out[54]: Make this Notebook Trusted to load map: File -> Trust Notebook



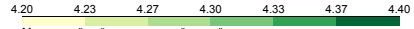


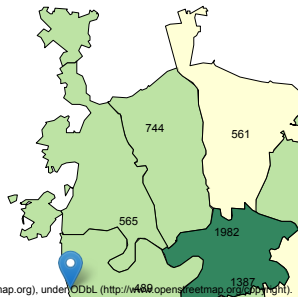
Самый высокий рейтинг у заведений в ЦАО(4.4), самый низкий СВАО и ЮВАО (по 4.2). Что напрямую коррелирует и с количеством заведений в этих округах.

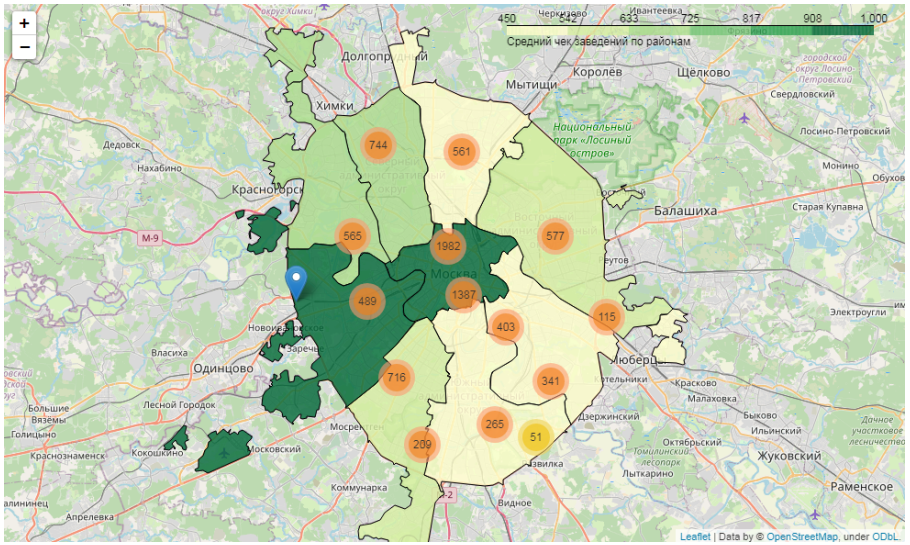
Отобразим все заведения датасета на карте с помощью кластеров средствами библиотеки folium.

In [55]:
```
# создаём пустой кластер, добавляем его на карту
marker_cluster = MarkerCluster().add_to(m)

# пишем функцию, которая принимает строку датафрейма,
# создаёт маркер в текущей точке и добавляет его в кластер marker_cluster
def create_clusters(row):
    Marker(
        [row['lat'], row['lng']],
        popup=f"{row['name']} {row['rating']}",
    ).add_to(marker_cluster)

# применяем функцию create_clusters() к каждой строке датафрейма
data.apply(create_clusters, axis=1)

# выводим карту
m
```

Out[55]: Make this Notebook Trusted to load map: File -> Trust Notebook







In [56]:
```
rating_df = cnt.merge(rating_df, on='district', how='left')
rating_df.columns = ['АО', 'кол-во заведений', 'рейтинг']
rating_df
```

Out[56]:

	АО	кол-во заведений	рейтинг
0	Центральный административный округ	2242	4.40
1	Северный административный округ	900	4.30
2	Южный административный округ	892	4.30
3	Северо-Восточный административный округ	891	4.20
4	Западный административный округ	851	4.30
5	Восточный административный округ	798	4.30
6	Юго-Восточный административный округ	714	4.20
7	Юго-Западный административный округ	709	4.30
8	Северо-Западный административный округ	409	4.30

Очевидно, что количество заведений в СВАО и ЮВАО гораздо меньше, чем в остальных. И похоже качество тоже ниже.

Топ-15 улиц по количеству заведений и не самые популярные улицы

Найдем топ-15 улиц по количеству заведений. Построим график распределения количества заведений и их категорий по этим улицам.

In [57]:
```
top15s = data.groupby(['street'])['name'].count().sort_values(ascending=False).head(15)
top15s
```

Out[57]:
```
street
проспект мира             184
профсоюзная улица         122
проспект вернадского      108
ленинский проспект        107
ленинградский проспект     95
дмитровское шоссе          88
каширское шоссе            77
варшавское шоссе           76
ленинградское шоссе        70
мкад                       65
люблинская улица           60
улица вавилова             55
кутузовский проспект       54
улица миклухо-маклая       49
пятницкая улица            48
Name: name, dtype: int64
```

In [58]:
```
top15sname = top15s.index[:15].to_list()
```

In [59]:
```
top15_str = (data
               .query('street in @top15sname')
               .groupby(['street','category']).agg({'name':'count'}).sort_values(by='name', ascending=True)
              .reset_index())
```



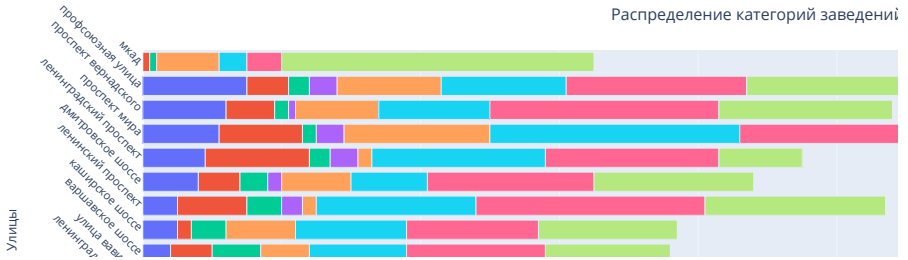
```
top15_str.columns = ['street','category','cnt_places']
```

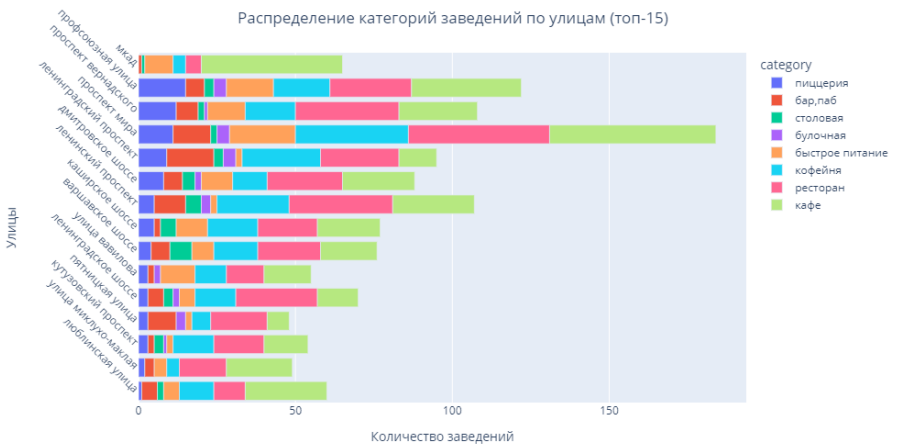
Out[59]:

	street	category	cnt_places
0	люблинская улица	пиццерия	1
1	мкад	бар,паб	1
2	мкад	столовая	1
3	проспект вернадского	булочная	1
4	кутузовский проспект	булочная	1
...	...	...	...
106	профсоюзная улица	кафе	35
107	проспект мира	кофейня	36
108	проспект мира	ресторан	45
109	мкад	кафе	45
110	проспект мира	кафе	53

111 rows × 3 columns

In [60]:
```
fig = px.bar(top15_str, y = 'street', x = 'cnt_places',
             color = 'category')
fig.update_layout(title="Распределение категорий заведений по улицам (топ-15)", title_x = 0.5)
fig.update_xaxes(title_text='Количество заведений')
fig.update_yaxes(title_text='Улицы', tickangle=45)
fig.show()
```





Все эти улицы отличаются большой протяженностью, пересекают крупные перекрестки и дорожные развязки, располагаются вблизи станций метро. Что обуславливает большой поток потенциальных клиентов.

Поближе рассмотрим улицы, на которых находится только один объект общепита.

In [61]:
```
one_str = data.groupby(['street'])['name'].count().sort_values().reset_index()
one_str.columns = ['street', 'cnt']
one_str = one_str.query('cnt == 1')
one_street = one_str['street'].tolist()
one_str1 = data.query('street in @one_street')
one_str1.sample(5)
```

Out[61]:

	name	category	address	district	hours	lat	lng	rating	price	avg_bill	middle_avg_bill	middle_coffee_cup	c
3605	арти	ресторан	москва, 1-й земельный переулок, 1	Центральный административный округ	ежедневно, 12:00–00:00	55.77	37.56	4.90	NaN	NaN	NaN	NaN	
8289	мираж	ресторан	москва, улица шкулёва, 2а	Юго-Восточный административный округ	пн-пт 11:00–23:00; сб,вс 11:00–00:00	55.69	37.75	4.70	NaN	NaN	NaN	NaN	
5519	чайхана	кафе	москва, сквер имени м.и. калинина	Юго-Восточный административный округ	ежедневно, круглосуточно	55.75	37.72	3.90	NaN	NaN	NaN	NaN	
4364	blanc	ресторан	москва, хохловский переулок, 7-9с5	Центральный административный округ	пн-ср 09:00–00:00; чт-сб 09:00–02:00; вс 09:00–00:00	55.76	37.64	4.70	выше среднего	Средний счёт:от 1500 ₽	1,500.00	NaN	
1908	оливка	кафе	москва, красностуденческий проезд, 4, стр. 2	Северный административный округ	ежедневно, 08:00–00:00	55.83	37.57	4.30	NaN	NaN	NaN	NaN	

In [62]:
```
display(f'Количество улиц с одним заведением общепита: {len(one_street)}')
```

```
'Количество улиц с одним заведением общепита: 457'
```

In [63]:
```
# кол-во заведений по категориям
str = data.query('street in @one_street ')
str['category'].value_counts()
```

Out[63]:
```
кафе               159
ресторан            93
кофейня             84
бар,паб             39
столовая            36
быстрое питание     23
пиццерия            15
булочная             8
Name: category, dtype: int64
```

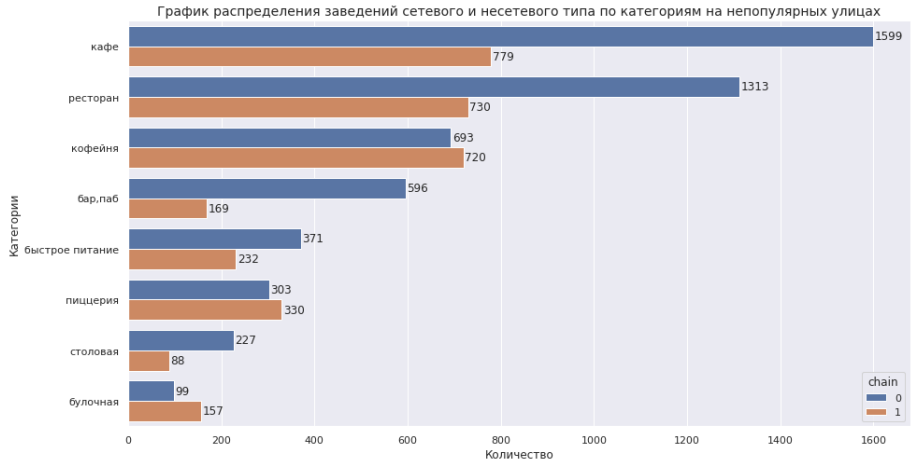
In [64]:
```
# посчитаем сетевые заведения
str.query('chain == 1')['category'].value_counts()
```

Out[64]:
```
кафе               43
кофейня            32
ресторан           22
пиццерия            9
столовая            9
быстрое питание     8
бар,паб             6
булочная            4
Name: category, dtype: int64
```


Это улицы небольшой протяженности, находятся внутри жилых массивов, примыкают к паркам, поликлиникам, находятся рядом со школами. Поток людей не слишком велик, обычно это люди, спешащие в школу, на работу в больницу. Местные жители. Заведения представлены в основном кафе, примерно в 2 раза меньше ресторанов и кофеен. Большая часть заведений - несетевые.

Проверим, какие категории заведений распространены в жилых районах (на непопулярных улицах с малой проходимостью).

In [65]:
```
one_str2 = data.groupby(['category', 'chain']).agg({'name': 'count'}).reset_index().sort_values(by=['name'], ascending=False)
sns.set(rc={'figure.figsize':(15, 8)})
sns.set_palette('deep')
ax = sns.barplot(x ='name', y ='category', hue='chain', data=one_str2)
ax.set_title('График распределения заведений сетевого и несетевого типа по категориям на непопулярных улицах', fontsize=14)
plt.xlabel('Количество')
plt.ylabel('Категории')
for p in ax.patches:
    height = p.get_height()
    width = p.get_width()
    ax.text(x = width+3, y=p.get_y() + (height/2), s='{:.0f}'.format(width), va="center")
plt.show()
```



Видим, что несетевые кафе и рестораны - самое то для семейных посиделок. А вот кофейни, пиццерии и булочные даже здесь чаще относятся к популярным сетям.

Ценовые категории

Значения средних чеков заведений хранятся в столбце middle_avg_bill. Эти числа показывают примерную стоимость заказа в рублях, которая чаще всего выражена диапазоном. Посчитаем медиану этого столбца для каждого района.

In [66]:
```
price = data.groupby('district', as_index=False)['middle_avg_bill'].median().sort_values(by='middle_avg_bill', ascending=False)
price
```

Out[66]:

	district	middle_avg_bill
1	Западный административный округ	1,000.00
5	Центральный административный округ	1,000.00
4	Северо-Западный административный округ	700.00
2	Северный административный округ	650.00
7	Юго-Западный административный округ	600.00
0	Восточный административный округ	575.00
3	Северо-Восточный административный округ	500.00
8	Южный административный округ	500.00
6	Юго-Восточный административный округ	450.00

Самые дорогие районы - ожидаемо, ЦАО и ЗАО.
Используем полученное значение среднего счета в качестве ценового индикатора района. Построим фоновую картограмму (хороплет) с полученными значениями для каждого района.

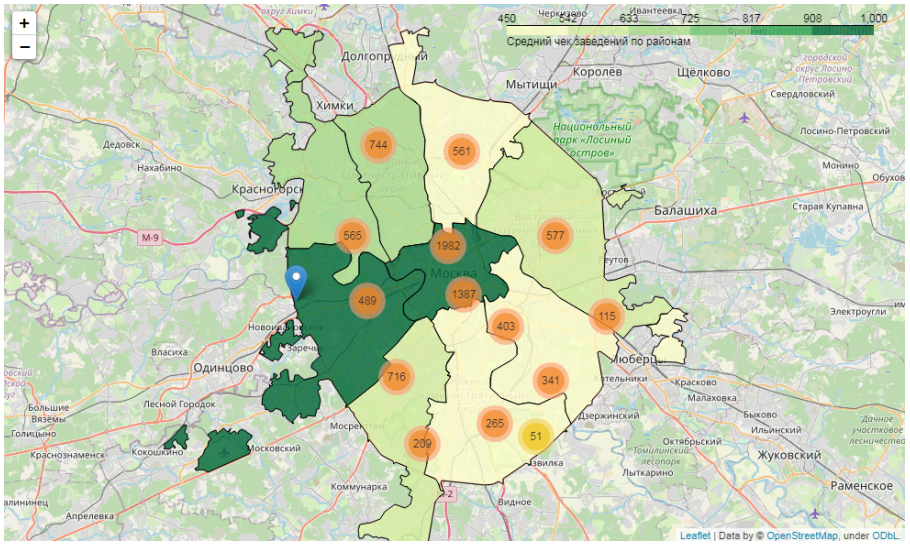
In [67]:
```
# создаём карту Москвы
m1 = Map(location=[moscow_lat, moscow_lng], zoom_start=10)
```

```
# создаём хороплет с помощью конструктора Choropleth и добавляем его на карту
Choropleth(
    geo_data=state_geo,
    data=price,
    columns=['district', 'middle_avg_bill'],
    key_on='feature.name',
    fill_color='YlGn',
    fill_opacity=0.8,
    legend_name='Средний чек заведений по районам',
).add_to(m1)
```

Out[67]: <folium.features.Choropleth at 0x7fb5dea64610>

In [ ]:

```
# создаём пустой кластер, добавляем его на карту
marker_cluster = MarkerCluster().add_to(m1)

# пишем функцию, которая принимает строку датафрейма,
# создаём маркер в текущей точке и добавляем его в кластер marker_cluster
def create_clusters(row):
    Marker(
        [row['lat'], row['lng']],
        popup=f"{row['name']} {row['middle_avg_bill']}",
    ).add_to(marker_cluster)

# применяем функцию create_clusters() к каждой строке датафрейма
data.apply(create_clusters, axis=1)

# выводим карту
m1
```



Учитывая количество пропусков в ценах датасета (middle_avg_bill пропусков 5257 процент 62.54) и источник данных, стопроцентно доверять этим данным нельзя. Но приближенно мы видим, что средние цены в ВО, ЮВО, ЮО самые низкие (средний чек 450 р.). Чуть дороже ВО. Примерно в середине СО и СЗО. Чем ближе заведение к центру, тем выше в нем цены. Например, средний счет в одной из хинкалиных ЦАО 1500 р., а средний счет хинкальной (атмосфера) в ЮАО 500 р.

ВЫВОДЫ:

Категории заведений и сети:

- больше всего в Москве заведений в категориях: кафе 28 %, ресторан 24% и кофейня 17% - в процентах от общего количества, баров, пиццерий и фаст-фудов - 9, 8 и 7 %, столовых и булочных - меньше всего (4 и 3 %);
- при этом заведений уникальных (несетевых) 5201 от общего количества или 62%;
- сетевых заведений 3205 от общего количества или 38%;
- в большинстве категорий больше несетевых заведений. Реже всего сетевыми бывают бары (28% сетевых баров от числа несетевых), в категориях кафе и ресторан количество сетевых заведений примерно в 2 раза меньше количества несетевых. По количеству сетевых заведений лидируют кофейни, пиццерии и булочные. Причем самая большая доля сетевых по отношению к несетевым заведениям - у булочных. Сетевых булочных в 1.6 раза больше, чем несетевых. А вот сетевых пиццерий и кофеен только чуть больше, чем несетевых заведений того же типа, примерно 50 на 50 %.

Количество посадочных мест:

- по расчетам больше всего посадочных мест в барах, ресторанах и кофейнях. Сильно удивляют булочные практически с таким же количеством мест, как в пиццериях. Возможно, такое среднее объясняется расположением многих объектов на фуд-кортах, где огромное количество мест

может относиться сразу ко всем расположенным по периметру заведениям;
- если смотреть по статистике посадочных мест, то велик разброс данных, что подтверждается параметрами боксплотов. Не будем забывать, что по посадочным местам 43% пропусков, которые могут относиться к заведениям, продающим еду на вынос.И не стоит слишком полагаться на качество предоставленных данных;
- в среднем количество посадочных мест (по медиане с учетом выбросов) от 50-55 в булочных и пиццериях до 86 в ресторанах (83 в барах, 80 в кофейнях).

Самые популярные сети и средний рейтинг заведений:

- в топ-15 самых популярных сетей вошли: 'шоколадница', 'домино'с пицца", 'додо пицца', 'one price coffee', 'яндекс лавка', 'cofix', 'prime', 'хинкальная', 'кофепорт', 'кулинарная лавка братьев караваевых', 'теремок', 'чайхана', 'cofefest', 'буханка', 'му-му'. Данные по категориям, относящимся к этим заведениям, не корректны. Одно заведение в нескольких категориях. При этом вполне возможно, что в сети могут быть заведения разных категорий под одним названием. Поэтому составлен еще один топ-15 по принципу "1 категория : 1 заведение", с теми же лидерами. Выяснилось, что большинство популярных сетей относится к категории "кофейня";
- самый высокий рейтинг у баров (4.39). Пиццерии, рестораны, кофейни и булочные примерно на одном уровне. В целом средний рейтинг заведений всех категорий не ниже 4 баллов. Среди сетевых заведений бары по прежнему лидируют по рейтингу, а прямо за ними булочные и пиццерии. Сетевые кофейни и рестораны оцениваются ниже, чем несетевые. Но в целом - все заведения попали в рейтинг от 4 до 4.4, как сетевые, так и несетевые.

Расположение заведение по районам и распределение рейтингов по округам:

- В датасете представлено 9 округов. По количеству заведений с большим отрывом лидирует ЦАО. Северо-запад не так насыщен заведениями общепита, как остальные районы. Во всех районах превалируют по количеству: кафе, рестораны и кофейни. В Центральном районе доля баров и пабов гораздо выше по сравнению с другими районами (приближается к количеству кофеен - 4 место по количеству заведений);
- самый высокий рейтинг у заведений в ЦАО(4.4), самый низкий СВАО и ЮВАО (по 4.2). Что напрямую коррелирует и с количеством заведений в этих округах. Очевидно, что количество заведений в СВАО и ЮВАО гораздо меньше, чем в остальных. И похоже качество тоже ниже.

ТОП-15 улиц по насыщенности заведениями общепита и непопулярные улицы:

- в топ вошли: проспект мира 184 профсоюзная улица 122 проспект вернадского 108 ленинский проспект 107 ленинградский проспект 95 дмитровское шоссе 88 каширское шоссе 77 варшавское шоссе 76 ленинградское шоссе 70 мкад 65 люблинская улица 60 улица вавилова 55 кутузовский проспект 54 улица миклухо-маклая 49 пятницкая улица 48 заведений;
- все эти улицы отличаются большой протяженностью, пересекают крупные перекрестки и дорожные развязки, располагаются вблизи станций метро. Что обуславливает большой поток потенциальных клиентов;
- в массиве 457 улиц, где расположено только 1 заведение общепита. Это улицы небольшой протяженности, находятся внутри жилых массивов, примыкают к паркам, поликлиникам, расположены рядом со школами. Поток людей не слишком велик, обычно это люди, спешащие в школу, на работу в больницу. Местные жители. Заведения представлены в основном кафе, примерно в 2 раза меньше ресторанов и кофеен. Большая часть заведений - несетевые.

Цены в заведениях:

- самые "дорогие" районы, что ожидаемо, ЦАО и ЗАО. Средний чек 1000 р. Учитывая количество пропусков в ценах датасета (middle_avg_bill пропусков 5257 процент 62.54) и источник данных, стопроцентно доверять этим данным нельзя. Но приближенно мы видим, что средние цены в ВО, ЮВО, ЮО самые низкие (средний чек 450 р.). Чуть дороже ВО. Примерно в середине СО и СЗО. Чем ближе заведение к центру, тем выше цены. Например, средний счет в одной из хинкалиных ЦАО = 1500 р., а средний счет хинкальной (атмосфера) в ЮАО = 500 р.

РЕКОМЕНДАЦИИ ПО ИТОГАМ ОСНОВНОГО ИССЛЕДОВАНИЯ

- если судить по насыщенности региона категориями определенных заведений, то есть смысл рассмотреть для открытия такие категории, как бар или пиццерия. У баров самый высокий рейтинг, возможно, алкоголь повышает среднюю оценку.))) При открытии пиццерии есть смысл рассмотреть вариант: стать франчайзи популярной сети;
- посадочных мест в заведении, в зависимости от категории, может быть от 55 до 85. Чтобы уточнить это, стоит провести исследование загруженности конкурентов, получив более точные данные по их посадочным местам, определившись с местоположением открытия своего заведения;
- можно попробовать получить данные популярных сетевых заведений из топ-15 - для более глубокого анализа;
- в качестве места для открытия заведения можно рассмотреть СВАО и ЮВАО, там меньше конкурентов на квадратный метр. ЦАО - не лучший вариант, он насыщен популярными заведениями с высоким рейтингом. Тяжело будет оттянуть поток клиентов;
- но даже в не самых популярных АО располагаться лучше ближе к центру. Более высокие цены конкурентов, могут дать простор для скидок. Для привлечения клиентуры стоит средний чек сделать поменьше, чем у "соседей";
- также предпочтительно расположение на крупных улицах, проспектах, недалеко от станций метро, перекрестков, ТЦ.

Детализируем исследование: открытие кофейни

Рассмотрим данные в контексте нашей уточненной цели: открытие крутой и доступной кофейни, как из сериала "Друзья". При условии, что клиент не боится конкуренции.

Общее количество кофеен в Москве и по районам:

In [ ]:

```
sum = data.query('category == "кофейня"')['name'].count()
display(f'Общее количество кофеен в Москве: {sum}')
```

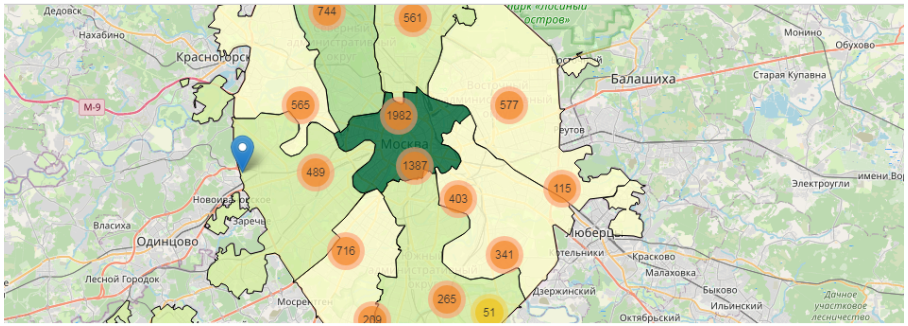
Визуализируем распределение кофеен по районам, добавим средний счет в них на маркеры:

In [ ]:

```
sum_distr = data.query('category == "кофейня"').groupby('district', as_index=False)['name'].count().sort_values(by='name', ascending=F
sum_distr.columns=['district', 'cnt']
sum_distr
```

Центральный округ (428) более, чем в 2 раза опережает следующий в списке Северный округ (193) по количеству кофеен. В СЗАО кофеен меньше всего - 62. ЮЗАО, ЮВАО и ЮЗАО также не слишком насыщены кофейнями.

In [ ]:
```
# создаём карту Москвы
m2 = Map(location=[moscow_lat, moscow_lng], zoom_start=10)
# создаём хороплет с помощью конструктора Choropleth и добавляем его на карту
Choropleth(
    geo_data=state_geo,
    data=sum_distr,
    columns=['district', 'cnt'],
    key_on='feature.name',
    fill_color='YlGn',
    fill_opacity=0.8,
    legend_name='Количество кофеен по районам',
).add_to(m2)

# создаём пустой кластер, добавляем его на карту
marker_cluster = MarkerCluster().add_to(m2)

# пишем функцию, которая принимает строку датафрейма,
# создаёт маркер в текущей точке и добавляет его в кластер marker_cluster
def create_clusters(row):
    Marker(
        [row['lat'], row['lng']],
        popup=f"{row['name']} {row['middle_avg_bill']}",
    ).add_to(marker_cluster)

# применяем функцию create_clusters() к каждой строке датафрейма
data.apply(create_clusters, axis=1)

# выводим карту
m2
```



Если наш клиент не боится конкуренции, то стоит открывать кофейню поближе к ЦАО, но вряд ли в нем самом. Неплохими вариантами были бы ЗАО, СЗАО, СВАО - поближе к центру, рядом с Университетом или Останкино. Что обеспечит хорошую проходимость. Не углубляясь во дворы, на крупных улицах, проспектах, поближе к метро и перекресткам. Неплохим вариантом также, например, может быть район Сокольники в ВАО, он не так насыщен конкурентами, но вполне популярен.

Мы уже рассчитывали соотношение сетевых заведений к несетевым, приведем цифры только для кофеен:

In [ ]:
```
chain = data.loc[data['category'] == 'кофейня'].groupby('chain', as_index=False)['name'].count()
chain.columns=['сеть', 'количество']
chain
```

Видим, что доли примерно равны, сети имеют небольшой численный перевес.

Посмотрим, сколько кофеен работает круглосуточно:

In [ ]:
```
is24 = data.loc[(data['category'] == 'кофейня') & (data['is_24/7'] == True), ['name']].count()
perc = (is24/sum)*100
perc
```

Всего 4%. Где же они располагаются?

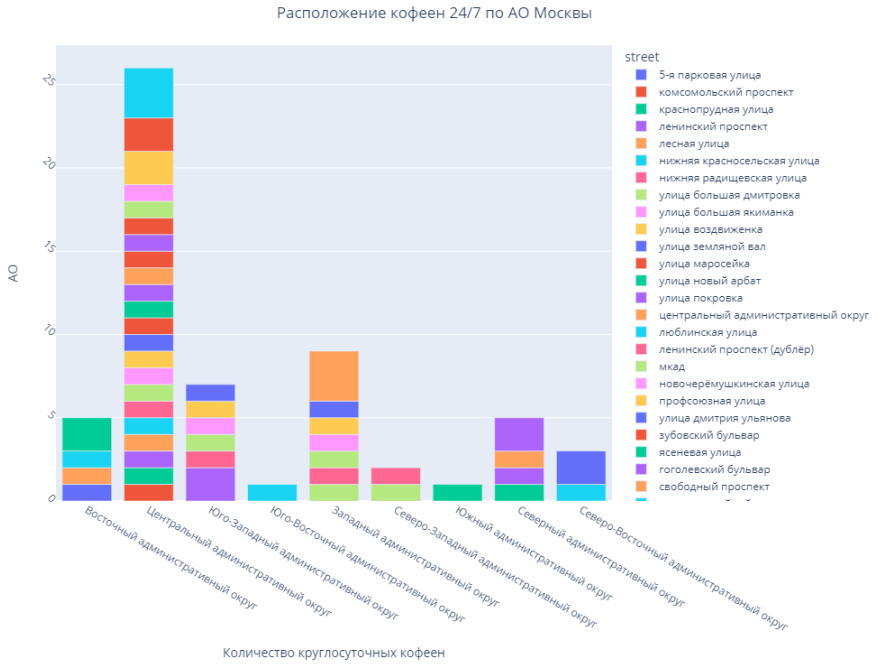
In [ ]:
```
data.loc[(data['category'] == 'кофейня') & (data['is_24/7'] == True)]
```

In [ ]:
```
sum_distr24 = data.loc[(data['category'] == 'кофейня') & (data['is_24/7'] == True)].groupby('district', as_index=False)['name'].count(
sum_distr24.columns=['district', 'cnt']
sum_distr24
```

In [ ]:
```
distr24 = (data.loc[(data['category'] == 'кофейня') & (data['is_24/7'] == True)]
              .groupby(['district', 'street']).agg({'name':'count'}).sort_values(by='name', ascending=True)
             .reset_index())
distr24.columns = ['district','street','cnt_places']
fig = px.bar(distr24, x = 'district', y = 'cnt_places',
             color = 'street')
```



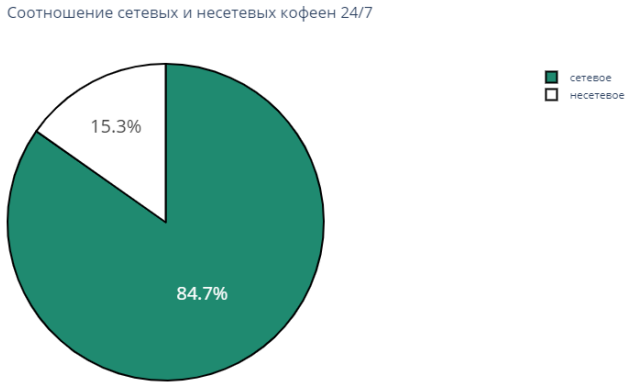
```
fig.update_layout(title="Расположение кофеен 24/7 по АО Москвы", title_x = 0.5, width=1000, height=750)
fig.update_xaxes(title_text='Количество круглосуточных кофеен')
fig.update_yaxes(title_text='AO', tickangle=45)
fig.show()
```



Видим, что круглосуточно работают в основном придорожные заведения на оживленных магистралях, привокзальные и кофейни на проспектах в центре города, который не спит)

In [ ]:
```
chain24 = data.loc[(data['category'] == 'кофейня') & (data['is_24/7'] == True)].groupby('chain', as_index=False)['name'].count()
chain24.columns=['chain', 'cnt']
chain24
```

In [ ]:
```
colors = ['white', '#1F8A70']
chain24['chain'] = chain24['chain'].apply(lambda x: 'несетевое' if x == 0 else 'сетевое')
fig = px.pie(chain24, values='cnt', names='chain',
             title='Соотношение сетевых и несетевых кофеен 24/7')
fig.update_layout(title_x = 0.5)
fig.update_traces(textposition='inside', textinfo='percent',textfont_size=20,
                  marker=dict(colors=colors, line=dict(color='#000000', width=2)))
fig.show()
```



Большая часть кофеен 24/7 - сетевого типа.

Какие у кофеен рейтинги? Как они распределяются по районам?

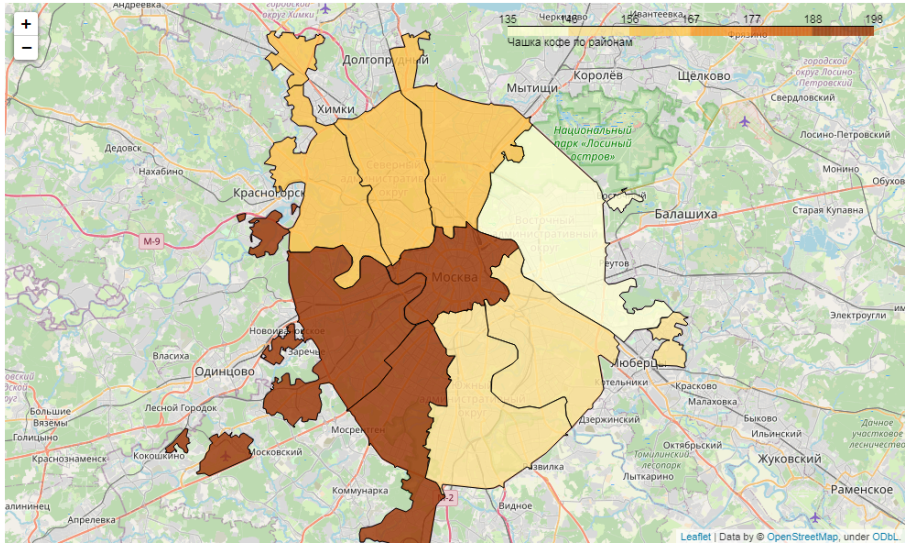
In [ ]:
```
rating_c = data.query('category == "кофейня"').groupby('district', as_index=False)['rating'].agg('median').sort_values(by='rating', as
rating_c
```

Средние рейтинги кофеен по АО практически не отличаются - везде 4.3, кроме ЗАО - 4.2. Если клиент не боится конкуренции и уверен в своей концепции, то возможно, стоит повысить рейтинг этого района своим суперуспешным заведением? Предложить более высокое качество продуктов и обслуживания за меньшие цены, ориентируясь на конкурентов.

На какую стоимость чашки капучино стоит ориентироваться при открытии?

In [ ]:
```
cup = data.query('category == "кофейня"').groupby('district', as_index=False)['middle_coffee_cup'].agg('median').sort_values(by='middl
cup
```

In [ ]:
```
# создаём карту Москвы
m3 = Map(location=[moscow_lat, moscow_lng], zoom_start=10)
# создаём хороплет с помощью конструктора Choropleth и добавляем его на карту
Choropleth(
    geo_data=state_geo,
    data=cup,
    columns=['district', 'middle_coffee_cup'],
    key_on='feature.name',
    fill_color='YlOrBr',
    fill_opacity=0.8,
    legend_name='Чашка кофе по районам',
).add_to(m3)
m3
```

Самый дорогой кофе - в центре и на юго-западе столицы. Восток и юго-восток - самые бюджетные районы.

РЕКОМЕНДАЦИИ ПО ОТКРЫТИЮ КОФЕЙНИ:

- Общее количество кофеен в Москве: 1413. Центральный округ (428) более, чем в 2 раза опережает следующий в списке Северный округ (193) по количеству кофеен. В СЗАО кофеен меньше всего - 62. ЮЗАО, ЮВАО и ВАО также не слишком насыщены кофейнями.
- Даже не опасаясь конкуренции, стоит открывать кофейню поближе к ЦАО, но вряд ли в нем самом. Неплохими вариантами были бы ЗАО, СЗАО, СВАО - поближе к центру, рядом с Университетом, каким-либо учебным заведением или Останкино, другим творческим центром деятельности (галереи, выставочные центры). Что обеспечит хорошую проходимость и подходящий контингент, если кофейня должна быть похожа на ту, что в "Друзьях". Не углубляясь во дворы, на крупных улицах, проспектах, поближе к метро и перекресткам. Неплохим вариантом также, например, может быть район Сокольники в ВАО, он не так насыщен конкурентами, но вполне популярен. Между станцией метро и парком "Сокольники" или на территории этого огромного парка, с прицелом на молодых и спортивных или просто прогуливающихся.
- Также может "выстрелить" идея открытия круглосуточно работающей кофейни, их довольно мало. Но нужно тщательно обдумать местоположение, где ночью поток людей будет достаточным, чтобы окупить работу заведения в это время. Еще нужно быть готовым конкурировать с сетевыми кофейнями, которые чаще всего располагаются в подобных местах.
- Средние рейтинги кофеен по АО практически не отличаются - везде 4.3, кроме ЗАО - 4.2. Если клиент не боится конкуренции и уверен в своей концепции, то возможно, стоит повысить рейтинг этого района своим суперуспешным заведением? Предложить более высокое качество продуктов и обслуживания за меньшие цены, ориентируясь на конкурентов. К тому же там одна из самых высоких цен на чашку кофе. Самый дорогой кофе - в центре и на юго-западе столицы. Восток и юго-восток - самые бюджетные районы.
- Количество мест в кофейне зависит от концепции заведения.

  Если мечта - кофейня в "Друзьях", то нужно побольше посадочных мест, бюджетные цены и расположение поближе к учебным заведениям и местам активного отдыха.