

Изучение рынка заведений общественного питания Москвы

- Автор: Котов Алексей
- Дата: 12.11.2025

Цели и задачи проекта

По условию инвесторы хотят открыть заведение одной из трех категорий: кафе, ресторан или бар. Также не определены цены и расположение заведения.

Цель:

Провести исследовательский анализ рынка заведений общественного питания Москвы.

Задачи:

- Загрузить и преобработать данные.
- Исследовать распределение заведений по категориям.
- Исследовать распределение заведений по административным районам Москвы.
- Изучить соотношение сетевых и несетевых заведений.
- Исследовать количество посадочных мест в заведениях.
- Исследовать рейтинг заведений.
- Изучить, с какими данными показывают самую сильную корреляцию рейтинги заведений.
- Найти и исследовать топ-15 популярных сетей в Москве.
- Изучить вариацию среднего чека заведения в зависимости от района Москвы.
- Все результаты сопровождать подходящими визуализациями.

Описание данных

Файл `rest_info.csv` содержит информацию о заведениях общественного питания: <...>

Файл `rest_price.csv` содержит информацию о среднем чеке в заведениях общественного питания: <...>

Содержимое проекта

1. Загрузка данных и знакомство с ними

2. Преобработка данных

3. Исследовательский анализ данных

4. Итоговый вывод и рекомендации

1. Загрузка данных и знакомство с ними

1.1. Загрузка библиотек

Начнём с загрузки библиотек, будем использовать pandas и библиотеки визуализации данных matplotlib и seaborn, а также phik для построения матрицы корреляции.

```
In [3]: # Импортируем библиотеки
import pandas as pd

# Загружаем библиотеки для визуализации данных
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

# Загружаем библиотеку для расчёта коэффициента корреляции phi_k
!pip install phik # установка библиотеки
from phik import phik_matrix
```

Requirement already satisfied: phik in /opt/anaconda3/envs/practicum/lib/python3.9/site-packages (0.12.5)
Requirement already satisfied: numpy>=1.18.0 in /opt/anaconda3/envs/practicum/lib/python3.9/site-packages (from phik) (1.20.1)
Requirement already satisfied: scipy>=1.5.2 in /opt/anaconda3/envs/practicum/lib/python3.9/site-packages (from phik) (1.8.0)
Requirement already satisfied: pandas>=0.25.1 in /opt/anaconda3/envs/practicum/lib/python3.9/site-packages (from phik) (1.2.4)
Requirement already satisfied: matplotlib>=2.2.3 in /opt/anaconda3/envs/practicum/lib/python3.9/site-packages (from phik) (3.3.4)
Requirement already satisfied: joblib>=0.14.1 in /opt/anaconda3/envs/practicum/lib/python3.9/site-packages (from phik) (1.5.2)
Requirement already satisfied: cycler>=0.10 in /opt/anaconda3/envs/practicum/lib/python3.9/site-packages (from matplotlib>=2.2.3->phik) (0.12.1)
Requirement already satisfied: kiwisolver>=1.0.1 in /opt/anaconda3/envs/practicum/lib/python3.9/site-packages (from matplotlib>=2.2.3->phik) (1.4.7)
Requirement already satisfied: pillow>=6.2.0 in /opt/anaconda3/envs/practicum/lib/python3.9/site-packages (from matplotlib>=2.2.3->phik) (11.3.0)
Requirement already satisfied: pyparsing!=2.0.4,!=2.1.2,!=2.1.6,>=2.0.3 in /opt/anaconda3/envs/practicum/lib/python3.9/site-packages (from matplotlib>=2.2.3->phik) (3.2.5)
Requirement already satisfied: python-dateutil>=2.1 in /opt/anaconda3/envs/practicum/lib/python3.9/site-packages (from matplotlib>=2.2.3->phik) (2.9.0.post0)
Requirement already satisfied: pytz>=2017.3 in /opt/anaconda3/envs/practicum/lib/python3.9/site-packages (from pandas>=0.25.1->phik) (2025.2)
Requirement already satisfied: six>=1.5 in /opt/anaconda3/envs/practicum/lib/python3.9/site-packages (from python-dateutil>=2.1->matplotlib>=2.2.3->phik) (1.17.0)

1.2. Загрузка датасетов

Затем загрузим датасеты `rest_info.csv` и `rest_price.csv` с данными о заведениях общественного питания Москвы.

Пути к файлам: `.../rest_info.csv` и `.../rest_price.csv`.

Данные датасетов сохраним в двух переменных: `rest_info_df` и `rest_price_df`.

```
In [ ]: # Выгружаем данные в переменные
rest_info_df = pd.read_csv('.../rest_info.csv')
rest_price_df = pd.read_csv('.../rest_price.csv')
```

Познакомимся с данными датафрейма `rest_info_df` датасета `rest_info.csv` и изучим общую информацию.

Выведем первые строки методом `head()`, а сводную информацию о датафрейме - методом `info()`.

```
In [5]: # Выводим первые строки датафрейма на экран
rest_info_df.head(3)
```

	id	name	category	address	district	hours	rating	chain	seats
0	0с3е3439а8с64еа5bf6есd6са6ае19f0	WoWфли	кафе	Москва, улица Дыбенко, 7/1	Северный административный округ	ежедневно, 10:00–22:00	5.0	0	NaN
1	045780ada3474c57a2112e505d74b633	Четыре комнаты	ресторан	Москва, улица Дыбенко, 36, корп. 1	Северный административный округ	ежедневно, 10:00–22:00	4.5	0	4.0
2	1070b6b59144425896c65889347fcff6	Хазри	кафе	Москва, Клязьминская улица, 15	Северный административный округ	пн-чт 11:00–02:00; пт,сб 11:00–05:00; вс 11:00...	4.6	0	45.0

```
In [6]: # Выводим информацию о датафрейме
rest_info_df.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 8406 entries, 0 to 8405
Data columns (total 9 columns):
#   Column      Non-Null Count  Dtype
---  -
0    id          8406 non-null   object
1    name         8406 non-null   object
2    category     8406 non-null   object
3    address      8406 non-null   object
4    district     8406 non-null   object
5    hours        7870 non-null   object
6    rating       8406 non-null   float64
7    chain        8406 non-null   int64
8    seats        4795 non-null   float64
dtypes: float64(2), int64(1), object(6)
memory usage: 591.2+ KB

Теперь познакомимся с данными датафрейма rest_price_df датасета rest_price.csv и изучим общую информацию.
```

Выведем первые строки методом `head()` , а сводную информацию о датафрейме - методом `info()` .

```
In [7]: # Выводим первые строки датафрейма на экран
rest_price_df.head()

Out[7]:
```

	id	price	avg_bill	middle_avg_bill	middle_coffee_cup
0	045780ada3474c57a2112e505d74b633	выше среднего	Средний счёт:1500–1600 Р	1550.0	NaN
1	1070b6b59144425896c65889347fcff6	средние	Средний счёт:от 1000 Р	1000.0	NaN
2	03ac7cd772104f65b58b349dc59f03ee	NaN	Цена чашки капучино:155–185 Р	NaN	170.0
3	a163aada139c4c7f87b0b1c0b466a50f	средние	Средний счёт:400–600 Р	500.0	NaN
4	8a343546b24e4a499ad96eb7d0797a8a	средние	NaN	NaN	NaN

```
In [8]: # Выводим информацию о датафрейме
rest_price_df.info()

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 4058 entries, 0 to 4057
Data columns (total 5 columns):
#   Column      Non-Null Count  Dtype
---  -
0    id          4058 non-null   object
1    price       3315 non-null   object
2    avg_bill    3816 non-null   object
3    middle_avg_bill  3149 non-null   float64
4    middle_coffee_cup  535 non-null   float64
dtypes: float64(2), object(3)
memory usage: 158.6+ KB
```

1.3. Промежуточный вывод

Датасет `rest_info.csv` содержит 9 столбцов и 8406 строк, в которых представлена информация о заведениях общественного питания:

- Есть столбец `id` , не представленный в описании данных, надо проверить: возможно, это первичный ключ таблицы.
- Столбцы имеют удобные названия, поэтому менять названия не надо.
- Столбцы `id` , `name` , `category` , `address` , `district` и `hours` имеют тип `object` и хранят текстовую информацию.
- Стоит рассмотреть возможность разделения информации из поля `hours` на несколько отдельных полей, например: числовое поле с бинарными значениями наличия признака – постоянного ежедневного графика работы; числовые поля с временем открытия и закрытия заведения и т. д.
- Столбцы `rating` и `seats` хранят числовые значения типов `float64` .
- По описанию данных максимальное значение поля `rating` не может быть больше `5.0` , поэтому вещественный тип нужно сохранить, но рекомендуется оптимизировать размерность.
- Поле `seats` должно хранить целочисленные значения количества посадочных мест, но из-за пропусков имеет вещественный тип. Рекомендуется заполнить пропуски целочисленным значением-индикатором и изменить тип поля на `int` , оптимизировав размерность.
- Столбец `chain` типа `int64` хранит бинарное значение отсутствия - `0` и наличия - `1` признака. Рекомендуется оптимизировать размерность данного поля.
- Пропуски содержатся только в столбцах `hours` (536 пропусков) и `seats` (3611 пропусков) из 8406 строк. Однако рекомендуется проверить и другие столбцы: в них могут встречаться значения-индикаторы, которые будут говорить об отсутствии данных.
- Судя по первому знакомству с данными, значения в столбцах соответствуют своему описанию.

Датасет `rest_price.csv` содержит 5 столбцов и 4058 строк, в которых представлена информация о среднем чеке в заведениях общественного питания:

- Есть столбец `id` , не представленный в описании данных, надо проверить: возможно, это первичный ключ таблицы.
- Столбцы имеют удобные названия, поэтому менять названия не надо.
- Типы данных соответствуют содержимому.
- Вещественный тип данных столбцов `middle_avg_bill` и `middle_coffee_cup` можно попробовать оптимизировать с понижением размерности.
- Пропуски имеют все поля кроме `id` : больше всего пропусков у поля `middle_coffee_cup` (3523 пропуска) и меньше всего пропусков у поля `avg_bill` (242 пропуска) из 4058 строк.
- Судя по первому знакомству с данными, значения в столбцах соответствуют своему описанию.

Первичное знакомство показывает, что данные соответствуют описанию и выглядят корректными.

1.4. Подготовка единого датафрейма

Объединим данные двух датасетов в один под названием `df` , с которым продолжим работу для поиска закономерностей в данных: общую информацию о заведениях общественного питания из `rest_info_df` соединим с данными о среднем чеке в заведениях `rest_price_df` .

Чтобы понять, по какому полю присоединять датасеты, проверим, что `id` - это первичный ключ в таблицах.

```
In [9]: # Выведем количество строк в датафреймах и количество уникальных значений в поле id
print(f'Общее количество строк в "rest_info": {rest_info_df.shape[0]}')
print(f'Количество уникальных значений в поле "id": {rest_info_df["id"].nunique()}')

print(f'\nОбщее количество строк в "rest_price": {rest_price_df.shape[0]}')
print(f'Количество уникальных значений в поле "id": {rest_price_df["id"].nunique()}')

Общее количество строк в "rest_info": 8406
Количество уникальных значений в поле "id": 8406

Общее количество строк в "rest_price": 4058
Количество уникальных значений в поле "id": 4058

Поле id действительно является первичным ключом в двух таблицах, т. е. уникальным индентификатором заведения, поэтому соединять данные таблиц будем по нему. К датафрейму rest_info_df присоединим rest_price_df с типом присоединения left , чтобы не потерять основную информацию о всех заведениях. Новый единый датафрейм назовем df .
```

```
In [10]: # К rest_info_df левым присоединением добавляем rest_price_df по полю id и сохраняем в df
df = pd.merge(rest_info_df, rest_price_df, on='id', how='left')

# Выведем первые строки единого датафрейма df
df.head()
```

Out[10]:

		id	name	category	address	district	hours	rating	chain	seats	price	avg_bill	middle_avg_bill	middle_coffee_cup
0		0с3e3439a8c64ea5bf6ecd6ca6ae19f0	WoWfli	кафе	Москва, улица Дыбенко, 7/1	Северный административный округ	ежедневно, 10:00–22:00	5.0	0	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1		045780ada3474c57a2112e505d74b633	Четыре комнаты	ресторан	Москва, улица Дыбенко, 36, корп. 1	Северный административный округ	ежедневно, 10:00–22:00	4.5	0	4.0	выше среднего	Средний счёт:1500–1600 р	1550.0	NaN
2		1070b6b59144425896c65889347fcff6	Хазри	кафе	Москва, Клязьминская улица, 15	Северный административный округ	пн–чт 11:00–02:00; пт,сб 11:00–05:00; вс 11:00...	4.6	0	45.0	средние	Средний счёт:от 1000 р	1000.0	NaN
3		03ac7cd772104f65b58b349dc59f03ee	Dormouse Coffee Shop	кофейня	Москва, улица Маршала Федоренко, 12	Северный административный округ	ежедневно, 09:00–22:00	5.0	0	NaN	NaN	Цена чашки капучино:155–185 р	NaN	170.0
4		a163aada139c4c7f87b0b1c0b466a50f	Иль Марко	пиццерия	Москва, Правобережная улица, 15	Северный административный округ	ежедневно, 10:00–22:00	5.0	1	148.0	средние	Средний счёт:400–600 р	500.0	NaN

In [11]:

```
# Выведем общую информацию по единому датафрейму df
df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 8406 entries, 0 to 8405
Data columns (total 13 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   id                    8406 non-null   object
1   name                  8406 non-null   object
2   category              8406 non-null   object
3   address               8406 non-null   object
4   district              8406 non-null   object
5   hours                 7870 non-null   object
6   rating               8406 non-null   float64
7   chain                 8406 non-null   int64
8   seats                4795 non-null   float64
9   price                 3315 non-null   object
10  avg_bill              3816 non-null   object
11  middle_avg_bill       3149 non-null   float64
12  middle_coffee_cup     535 non-null    float64
dtypes: float64(4), int64(1), object(8)
memory usage: 919.4+ KB
```

Объединение двух датафреймов `rest_info_df` и `rest_price_df` в один единый датафрейм `df` прошло успешно. Новый датафрейм `df` содержит 13 столбцов из двух датафреймов и 8406 строк как в `rest_info_df` , к которому левым присоединением добавили `rest_price_df` .

2. Предобработка данных

2.1. Проверка и оптимизация типов данных

Изучим корректность типов данных, при необходимости проведем их преобразование.

In [12]:

```
# Выведем первые строки единого датафрейма df
df.head()
```

Out[12]:

		id	name	category	address	district	hours	rating	chain	seats	price	avg_bill	middle_avg_bill	middle_coffee_cup
0		0с3e3439a8c64ea5bf6ecd6ca6ae19f0	WoWfli	кафе	Москва, улица Дыбенко, 7/1	Северный административный округ	ежедневно, 10:00–22:00	5.0	0	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
1		045780ada3474c57a2112e505d74b633	Четыре комнаты	ресторан	Москва, улица Дыбенко, 36, корп. 1	Северный административный округ	ежедневно, 10:00–22:00	4.5	0	4.0	выше среднего	Средний счёт:1500–1600 р	1550.0	NaN
2		1070b6b59144425896c65889347fcff6	Хазри	кафе	Москва, Клязьминская улица, 15	Северный административный округ	пн–чт 11:00–02:00; пт,сб 11:00–05:00; вс 11:00...	4.6	0	45.0	средние	Средний счёт:от 1000 р	1000.0	NaN
3		03ac7cd772104f65b58b349dc59f03ee	Dormouse Coffee Shop	кофейня	Москва, улица Маршала Федоренко, 12	Северный административный округ	ежедневно, 09:00–22:00	5.0	0	NaN	NaN	Цена чашки капучино:155–185 р	NaN	170.0
4		a163aada139c4c7f87b0b1c0b466a50f	Иль Марко	пиццерия	Москва, Правобережная улица, 15	Северный административный округ	ежедневно, 10:00–22:00	5.0	1	148.0	средние	Средний счёт:400–600 р	500.0	NaN

In [13]:

```
# выведем общую информацию по единому датафрейму df
df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 8406 entries, 0 to 8405
Data columns (total 13 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   id                    8406 non-null   object
1   name                  8406 non-null   object
2   category              8406 non-null   object
3   address               8406 non-null   object
4   district              8406 non-null   object
5   hours                 7870 non-null   object
6   rating               8406 non-null   float64
7   chain                 8406 non-null   int64
8   seats                4795 non-null   float64
9   price                 3315 non-null   object
10  avg_bill              3816 non-null   object
11  middle_avg_bill       3149 non-null   float64
12  middle_coffee_cup     535 non-null    float64
dtypes: float64(4), int64(1), object(8)
memory usage: 919.4+ KB
```

Оптимизируем поля `rating` , `middle_avg_bill` и `middle_coffee_cup` с вещественными числами, уменьшив размерность данных. Оптимизируем поле `chain` с бинарными целочисленными значениями, уменьшив размерность данных. Заполним пропуски в поле `seats` значением-индикатором `-1` , что будет значить отсутствие данных, и преобразуем тип в целочисленный с уменьшением размерности данных.

In [14]:

```
# В цикле оптимизируем вещественный тип данных
for column in ['rating', 'middle_avg_bill', 'middle_coffee_cup']:
    df[column] = pd.to_numeric(df[column], downcast='float')

# Заполняем пропуски в поле
df['seats'] = df['seats'].fillna(-1)

# В цикле оптимизируем целочисленный тип данных
```



```
for column in ['chain', 'seats']:
    df[column] = pd.to_numeric(df[column], downcast='integer')

# Выведем типы данных датафрейма
df.dtypes
```

```
Out[14]: id                object
         name              object
         category          object
         address            object
         district           object
         hours              object
         rating             float32
         chain              int8
         seats              int16
         price              object
         avg_bill           object
         middle_avg_bill    float32
         middle_coffee_cup  float32
         dtype: object
```

Типы данных были успешно оптимизированы с понижением размерности:

- Поля `rating` , `middle_avg_bill` и `middle_coffee_cup` изменили тип с `float64` на `float32` .
- Поле `chain` изменило тип с `int64` на `int8` .
- Поле `seats` изменило тип с `float64` на `int16` вместе с заменой 3611 пропусков на значение-индикатор `-1` .

Добавим столбец `abbreviated_district` с аббревиатурами округов для удобства работы.

```
In [15]: # Словарь сокращений
district_mapping = {
    'Центральный административный округ': 'ЦАО',
    'Восточный административный округ': 'ВАО',
    'Западный административный округ': 'ЗАО',
    'Северный административный округ': 'САО',
    'Северо-Восточный административный округ': 'СВАО',
    'Северо-Западный административный округ': 'СЗАО',
    'Южный административный округ': 'ЮАО',
    'Юго-Восточный административный округ': 'ЮВАО',
    'Юго-Западный административный округ': 'ЮЗАО'
}
# Добавим столбец с сокращенными названиями округов
df['abbreviated_district'] = df['district'].replace(district_mapping)

# Выведем первые строки датафрейма с округами
df[['district', 'abbreviated_district']].head()
```

```
Out[15]:
```

	district	abbreviated_district
0	Северный административный округ	САО
1	Северный административный округ	САО
2	Северный административный округ	САО
3	Северный административный округ	САО
4	Северный административный округ	САО

2.2. Проверка пропусков в данных

Изучим пропущенные значения в данных: посчитаем их количество в каждом столбце датафрейме, изучим данные с пропущенными значениями и предположим гипотезы их появления. В зависимости от ситуации проведем обработку пропущенных значений: можем заменить пропуски на определённое значение, удалить строки с пропусками или оставить их как есть.

```
In [16]: # Выведем количество пропусков в полях датафрейма
df.isna().sum().sort_values(ascending=False)
```

```
Out[16]: middle_coffee_cup    7871
         middle_avg_bill     5257
         price               5091
         avg_bill            4590
         hours               536
         id                  0
         name                0
         category            0
         address             0
         district            0
         rating              0
         chain               0
         seats               0
         abbreviated_district 0
         dtype: int64
```

```
In [17]: # Выведем долю пропусков в процентах в полях датафрейма
df.isna().mean().sort_values(ascending=False) * 100
```

```
Out[17]: middle_coffee_cup    93.635498
         middle_avg_bill     62.538663
         price               60.563883
         avg_bill            54.603854
         hours               6.376398
         id                  0.000000
         name                0.000000
         category            0.000000
         address             0.000000
         district            0.000000
         rating              0.000000
         chain               0.000000
         seats               0.000000
         abbreviated_district 0.000000
         dtype: float64
```

Пропуски содержатся в следующих полях:

- `middle_coffee_cup` : 7871 из 8406 строк (94%);
- `middle_avg_bill` : 5257 из 8406 строк (63%);
- `price` : 5091 из 8406 строк (61%);
- `avg_bill` : 4590 из 8406 строк (55%);
- `hours` : 536 из 8406 строк (6%).

Не забудем, что в предыдущем этапе в поле `seats` заменили 3611 пропуск на значение-индикатор `-1` , чтобы оптимизировать тип данных данного поля.

Возможные причины возникновения:

- технические ошибки во время формирования исходных датасетов;
- изначально отсутствие данной информации о заведениях в сервисах;
- существенное количество пропусков в полях `price` , `avg_bill` , `middle_avg_bill` и `middle_coffee_cup` из-за объединение двух датафреймов с помощью левого присоединения в предыдущем этапе.

Для полей `middle_coffee_cup` и `middle_avg_bill` информация была извлечена из поля `avg_bill` при наличии в ячейках определенных подстрок `Цена одной чашки капучино` и `Средний счёт` соответственно. Поэтому рекомендуется проверить поле `avg_bill` на содержание неявных дубликатов указанных подстрок для извлечения дополнительной информации для заполнения пропусков в полях `middle_coffee_cup` и `middle_avg_bill`.

Пропуски в числовых полях `middle_coffee_cup` и `middle_avg_bill` заполнять числовыми значениями не будем, агрегирующие функции будут просто пропускать пустые значения.

Пропуски в текстовых полях `hours`, `price` и `avg_bill` заполним значением-индикатором `неизвестно`.

```
In [18]: # Заполним пропуски в трех полях значением "неизвестно"
df[['hours', 'price', 'avg_bill']] = df[['hours', 'price', 'avg_bill']].fillna('неизвестно')

# Выведем количество пропусков в полях датафрейма
df.isna().sum().sort_values(ascending=False)
```

```
Out[18]: middle_coffee_cup      7871
middle_avg_bill      5257
id              0
name            0
category        0
address         0
district        0
hours           0
rating          0
chain           0
seats           0
price           0
avg_bill        0
abbreviated_district  0
dtype: int64
```

Пропуски в полях `hours`, `price` и `avg_bill` успешно заполнили. Пропуски в числовых полях `middle_coffee_cup` и `middle_avg_bill` остались без изменений.

2.3. Обработка дубликатов

Проверим данные на явные и неявные дубликаты, например, поля с названием и адресом заведения. Для оптимизации проверки нормализуем данные в текстовых столбцах, например, с названием заведения.

Выведем снова основную информацию датафрейма и первые строки.

```
In [19]: # Выведем основную информацию датафрейма
df.info()
```

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 8406 entries, 0 to 8405
Data columns (total 14 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   id                    8406 non-null  object
1   name                  8406 non-null  object
2   category              8406 non-null  object
3   address               8406 non-null  object
4   district              8406 non-null  object
5   hours                 8406 non-null  object
6   rating                8406 non-null  float32
7   chain                 8406 non-null  int8
8   seats                 8406 non-null  int16
9   price                 8406 non-null  object
10  avg_bill              8406 non-null  object
11  middle_avg_bill       3149 non-null  float32
12  middle_coffee_cup     535 non-null   float32
13  abbreviated_district  8406 non-null  object
dtypes: float32(3), int16(1), int8(1), object(9)
memory usage: 779.9+ KB
```

```
In [20]: # Выведем первые строки датафрейма
df.head()
```

		id	name	category	address	district	hours	rating	chain	seats	price	avg_bill	middle_avg_bill	middle_coffee_cup	a
0	0c3e3439a8c64ea5bf6ecd6ca6ae19f0	WoWФли	кафе	Москва, улица Дыбенко, 7/1	Северный административный округ	ежедневно, 10:00–22:00	5.0	0	-1	неизвестно	неизвестно		NaN	NaN	
1	045780ada3474c57a2112e505d74b633	Четыре комнаты	ресторан	Москва, улица Дыбенко, 36, корп. 1	Северный административный округ	ежедневно, 10:00–22:00	4.5	0	4	выше среднего	Средний счёт:1500–1600 Р	1550.0		NaN	
2	1070b6b59144425896c65889347fcff6	Хазри	кафе	Москва, Клязьминская улица, 15	Северный административный округ	пн–чт 11:00–02:00; пт,сб 11:00–05:00; вс 11:00...	4.6	0	45	средние	Средний счёт:от 1000 Р	1000.0		NaN	
3	03ac7cd772104f65b58b349dc59f03ee	Dormouse Coffee Shop	кофейня	Москва, улица Маршала Федоренко, 12	Северный административный округ	ежедневно, 09:00–22:00	5.0	0	-1	неизвестно	Цена чашки капучино:155–185 Р		NaN	170.0	
4	a163aada139c4c7f87b0b1c0b466a50f	Иль Марко	пиццерия	Москва, Правобережная улица, 1Б	Северный административный округ	ежедневно, 10:00–22:00	5.0	1	148	средние	Средний счёт:400–600 Р	500.0		NaN	

Начнём с полных явных дубликатов

```
In [21]: # Проверяем полные дубликаты в датафрейме
df.duplicated().sum()
```

Out[21]: 0

Изначально полных явных дубликатов нет. Проверим дубликаты по полю `id` заведений, значения данного поля должны быть уникальными.

```
In [22]: # Проверяем неявные дубликаты по полю id в датафрейме
df.duplicated(subset='id').sum()
```

Out[22]: 0

Действительно, все значения поля `id` уникальны.

Проверим: есть ли дубликаты одновременно по названию и адресу до нормализации.

```
In [23]: # Проверяем неявные дубликаты по названию и адресу до нормализации в датафрейме
df.duplicated(subset=['name', 'address'], keep=False).sum()
```

Out[23]: 0

Дубликатов одновременно по названию и адресу до нормализации нет.

Стоит отметить, что юридически названия с разными регистрами букв и символами в названии могут считаться схожими, особенно если род деятельности компаний тоже одинаковый. Но наша цель не выявлять нарушения фирменного названия, а выявить задвоенные записи одного и того же заведения по одному адресу, т. е. неявные дубликаты одновременно по названию и адресу.

Нормализуем названия заведений в поле `name` :

- с обеих сторон удаляем пробелы;
- с помощью регулярных выражений заменяем все символы кроме букв на нижнее подчеркивание (несколько знаков подряд на одно подчеркивание);
- переводим все буквы верхний регистр. Сохраним результат в новое поле `name_norm` .

```
In [24]: # Удаляем пробелы с обеих сторон строки
df['name_norm'] = df['name'].str.strip()

# Заменяем все символы кроме букв на нижнее подчеркивание (несколько знаков подряд на одно подчеркивание) с помощью регулярных выражений
df['name_norm'] = df['name_norm'].str.replace(r'[^\w]+', '_', regex=True)

# Все буквы переводим в верхний регистр
df['name_norm'] = df['name_norm'].str.upper()

# Выводим для первых записей названия заведений
df[['name', 'name_norm']].head()
```

Out[24]:

	name	name_norm
0	WoWfli	WOWФЛИ
1	Четыре комнаты	ЧЕТЫРЕ_КОМНАТЫ
2	Хазри	ХАЗРИ
3	Dormouse Coffee Shop	DORMOUSE_COFFEE_SHOP
4	Иль Марко	ИЛЬ_МАРКО

Нормализуем адреса в поле `address` :

- с обеих сторон удаляем пробелы;
- удалим слова относящиеся к адресу, но стоящие то до названия, то после названия: `аллея` , `бульвар` , `переулок` , `площадь` , `проезд` , `проспект` , `тупик` , `улица` , `шоссе` ;
- удалим слова `корп` , `стр` ;
- заменяем буквы между номером дома и корпусом/строением в строке ("к" или "с") на нижнее подчёркивание с помощью регулярных выражений;
- переводим все буквы верхний регистр;
- с помощью регулярных выражений заменяем все символы кроме букв на нижнее подчеркивание (несколько знаков подряд на одно подчеркивание). Результат сохраним в новое поле `address_norm` .

```
In [25]: # Удаляем пробелы с обеих сторон строки
df['address_norm'] = df['address'].str.strip()

# Список слов для удаления
stop_words = ['аллея', 'бульвар', 'переулок', 'площадь', 'проезд', 'проспект', 'тупик', 'улица', 'шоссе', 'корп', 'стр']
# Применяем замену слов из stop_words на пустоту
for word in stop_words:
    df['address_norm'] = df['address_norm'].str.replace(word, '', regex=False)

# Заменяем все символы кроме букв на нижнее подчеркивание (несколько знаков подряд на одно подчеркивание) с помощью регулярных выражений
df['address_norm'] = df['address_norm'].str.replace(r'[^\w]+', '_', regex=True)

# Все буквы переводим в верхний регистр
df['address_norm'] = df['address_norm'].str.upper()

# Заменяем буквы между номером дома и корпусом/строением в строке ("к" или "с") на нижнее подчёркивание с помощью регулярных выражений
df['address_norm'] = df['address_norm'].str.replace(r'(\d)([а-яА-Я])(\d)', r'\1_\3', regex=True)

# Выводим для первых записей адреса заведений
df[['address', 'address_norm']].head()
```

Out[25]:

	address	address_norm
0	Москва, улица Дыбенко, 7/1	МОСКВА_ДЫБЕНКО_7_1
1	Москва, улица Дыбенко, 36, корп. 1	МОСКВА_ДЫБЕНКО_36_1
2	Москва, Клязьминская улица, 15	МОСКВА_КЛАЗЬМИНСКАЯ_15
3	Москва, улица Маршала Федоренко, 12	МОСКВА_МАРШАЛА_ФЕДОРЕНКО_12
4	Москва, Правобережная улица, 15	МОСКВА_ПРАВОБЕРЕЖНАЯ_15

Проверим: есть ли теперь дубликаты одновременно по названию и адресу после нормализации.

```
In [26]: # Проверяем неявные дубликаты по названию и адресу до нормализации в датафрейме
df.duplicated(subset=['name_norm', 'address_norm'], keep=False).sum()
```

Out[26]: 8

Найдено лишь 8 дубликатов одновременно по названию и адресу после нормализации, поэтому выведем их целиком.

```
In [27]: # Проверяем неявные дубликаты по названию и адресу после нормализации в датафрейме
df[df.duplicated(subset=['name_norm', 'address_norm'], keep=False)].sort_values(by='name')
```


Out [27]:

		id	name	category	address	district	hours	rating	chain	seats	price	avg_bill	middle_avg_bill	middle_coffee_cup
	1511	a69f018d5c064873a3b491b0121bc1b4	More Poke	ресторан	Москва, Волоколамское шоссе, 11, стр. 2	Северный административный округ	пн-чт 09:00–18:00; пт,сб 09:00–21:00; вс 09:00...	4.2	1	188	неизвестно	неизвестно	NaN	NaN
	1430	62608690e9cc464fbc980cfd552e334	More poke	ресторан	Москва, Волоколамское шоссе, 11, стр. 2	Северный административный округ	ежедневно, 09:00–21:00	4.2	0	188	неизвестно	неизвестно	NaN	NaN
	189	072032ce16dc47bfbc63b672c75bd371	Кафе	кафе	Москва, парк Ангарские Пруды	Северный административный округ	ежедневно, 09:00–23:00	3.2	0	–1	неизвестно	неизвестно	NaN	NaN
	215	897ddbc6746c4388b19dc8a9fcd9bb488	Кафе	кафе	Москва, парк Ангарские пруды	Северный административный округ	ежедневно, 10:00–22:00	3.2	0	–1	неизвестно	неизвестно	NaN	NaN
	2211	c6ef39ae8a8c483d8f9a6531bc386a2c	Раковарня Клешни и Хвосты	ресторан	Москва, проспект Мира, 118	Северо-Восточный административный округ	ежедневно, 12:00–00:00	4.4	0	150	неизвестно	неизвестно	NaN	NaN
	2420	aba1de7ad7d64ac0a3f8684bda29d905	Раковарня Клешни и хвосты	бар,паб	Москва, проспект Мира, 118	Северо-Восточный административный округ	пн-чт 12:00–00:00; пт,сб 12:00–01:00; вс 12:00...	4.4	1	150	неизвестно	неизвестно	NaN	NaN
	3091	3c2a73ea79a04be48858fab3685f2f37	Хлеб да Выпечка	булочная	Москва, Ярцевская улица, 19	Западный административный округ	ежедневно, 09:00–22:00	4.1	1	276	неизвестно	неизвестно	NaN	NaN
	3109	d3116844e4e048f99614eb30be3214e0	Хлеб да выпечка	кафе	Москва, Ярцевская улица, 19	Западный административный округ	неизвестно	4.1	0	276	неизвестно	неизвестно	NaN	NaN

Различия дубликатов только в категории, графике работы и в признаке сетевое ли заведение. Удалим дубликаты, сохраняя только первый экземпляр.

In [28]:

```
# Удаляем в датафрейме дубликаты по названию и адресу после нормализации, сохраняя первые экземпляры
df.drop_duplicates(subset=['name_norm', 'address_norm'], keep='first', inplace=True)

# Проверим наличие дубликатов
df.duplicated(subset=['name_norm', 'address_norm'], keep=False).sum()
```

Out [28]: 0

In [29]:

```
# Выводим новое количество строк в датафрейме
df.shape[0]
```

Out [29]: 8402

После удаления 4 дубликатов из 8406 строк, осталось 8402 строки.

Теперь проверим корректность написания категориальных значений в полях category , district , abbreviated_district , chain и price .

In [30]:

```
# Выводим количество уникальных значений для выбранного поля
df['category'].value_counts().sort_index()
```

Out [30]:

бар,паб	764
булочная	256
быстрое питание	603
кафе	2376
кофейня	1413
пиццерия	633
ресторан	2042
столовая	315

Name: category, dtype: int64

В поле category нет неявных дубликатов, содержится 8 уникальных категорий заведений.

In [31]:

```
# Выводим количество уникальных значений для выбранного поля
df['district'].value_counts()
```

Out [31]:

Центральный административный округ	2242
Северный административный округ	898
Южный административный округ	892
Северо-Восточный административный округ	890
Западный административный округ	850
Восточный административный округ	798
Юго-Восточный административный округ	714
Юго-Западный административный округ	709
Северо-Западный административный округ	409

Name: district, dtype: int64

In [32]:

```
# Выводим количество уникальных значений для выбранного поля
df['abbreviated_district'].value_counts()
```

Out [32]:

ЦАО	2242
САО	898
ЮАО	892
СВАО	890
ЗАО	850
ВАО	798
ЮВАО	714
ЮЗАО	709
СЗАО	409

Name: abbreviated_district, dtype: int64

В полях district и abbreviated_district нет неявных дубликатов, содержится 9 уникальных округов города.

In [33]:

```
# Выводим количество уникальных значений для выбранного поля
df['chain'].value_counts()
```

Out [33]:

0	5199
1	3203

Name: chain, dtype: int64

В поле chain нет посторонних значений, только бинарные значения - признак сетевого заведения.

In [34]:

```
# Выводим количество уникальных значений для выбранного поля
df['price'].value_counts()
```

Out [34]:

неизвестно	5087
средние	2117
выше среднего	564
высокие	478
низкие	156

Name: price, dtype: int64

В поле `price` нет неявных дубликатов, содержится 5 уникальных ценовых категорий: 4 категории `низкие` , `средние` , `выше среднего` , `высокие` были изначально, и 1 категория `неизвестно` была добавлена на прошлом этапе вместо пропусков.

2.4. Создание нового поля `is_24_7`

Для дальнейшей работы требуется создать столбец `is_24_7` с обозначением того, что заведение работает ежедневно и круглосуточно, то есть 24/7:

- логическое значение `True` — если заведение работает ежедневно и круглосуточно;
- логическое значение `False` — в противоположном случае.

```
In [35]: # Создаём столбец is_24_7, присваивая значения из серии булевых значений с результатом проверки
# столбца на наличие одновременно слов 'ежедневно' и 'круглосуточно' без учета регистра
df['is_24_7'] = df['hours'].str.contains('ежедневно', case=False) & df['hours'].str.contains('круглосуточно', case=False)

# Выведем первые строки столбцов hours и is_24_7
df[['hours', 'is_24_7']].head()
```

	hours	is_24_7
0	ежедневно, 10:00–22:00	False
1	ежедневно, 10:00–22:00	False
2	пн-чт 11:00–02:00; пт,сб 11:00–05:00; вс 11:00...	False
3	ежедневно, 09:00–22:00	False
4	ежедневно, 10:00–22:00	False

```
In [36]: # Выведем количество заведений, работающих ежедневно круглосуточно
df['is_24_7'].sum()
```

Out[36]: 730

```
In [37]: # Выведем долю в процентах заведений, работающих ежедневно круглосуточно
df['is_24_7'].mean() * 100
```

Out[37]: 8.688407522018567

Успешно создан новый столбец `is_24_7` - булевый признак ежедневной круглосуточной работы заведения, т. е. работы в режиме "24/7". Таких заведений оказалось 730, что составляет 8.7% от общего количества.

2.5. Промежуточный вывод

Проверка и оптимизация типов данных

- Типы данных были успешно оптимизированы с понижением размерности:
 - Поля `rating` , `middle_avg_bill` и `middle_coffee_cup` изменили тип с `float64` на `float32` .
 - Поле `chain` изменило тип с `int64` на `int8` .
 - Поле `seats` изменило тип с `float64` на `int16` вместе с заменой 3611 пропусков на значение-индикатор `-1` .
- Добавили столбец `abbreviated_district` с аббревиатурами округов для удобства работы.

Проверка пропусков в данных

- Пропуски содержались в следующих полях:
 - `middle_coffee_cup` : 7871 из 8406 строк (94%);
 - `middle_avg_bill` : 5257 из 8406 строк (63%);
 - `price` : 5091 из 8406 строк (61%);
 - `avg_bill` : 4590 из 8406 строк (55%);
 - `hours` : 536 из 8406 строк (6%).
- Возможные причины возникновения:
 - технические ошибки во время формирования исходных датасетов;
 - изначально отсутствие данной информации о заведениях в сервисах;
 - существенное количество пропусков в полях `price` , `avg_bill` , `middle_avg_bill` и `middle_coffee_cup` из-за объединение двух датафреймов с помощью левого присоединения в предыдущем этапе.
- Для полей `middle_coffee_cup` и `middle_avg_bill` информация была извлечена из поля `avg_bill` при наличии в ячейках определенных подстрок `Цена одной чашки капучино` и `Средний счёт` соответственно. Поэтому рекомендуется проверить поле `avg_bill` на содержание неявных дубликатов указанных подстрок для извлечения дополнительной информации для заполнения пропусков в полях `middle_coffee_cup` и `middle_avg_bill` .
- Пропуски в числовых полях `middle_coffee_cup` и `middle_avg_bill` заполнять числовыми значениями не будем, агрегирующие функции будут просто пропускать пустые значения.
- Пропуски в текстовых полях `hours` , `price` и `avg_bill` заполним значением-индикатором `неизвестно` .

Обработка дубликатов

- Изначально полных явных дубликатов не было.
- Нормализовали названия заведений в поле `name` :
 - с обеих сторон удаляем пробелы;
 - с помощью регулярных выражений заменяем все символы кроме букв на нижнее подчеркивание (несколько знаков подряд на одно подчеркивание);
 - переводим все буквы верхний регистр;
 - сохранили результат в новое поле `name_norm` .
- Нормализовали адреса в поле `address` :
 - с обеих сторон удаляем пробелы;
 - удалим слова относящиеся к адресу, но стоящие то до названия, то после названия: `аллея` , `бульвар` , `переулок` , `площадь` , `проезд` , `проспект` , `тупик` , `улица` , `шоссе` ;
 - удалим слова `корп` , `стр` ;
 - заменяем буквы между номером дома и корпусом/строением в строке ("к" или "с") на нижнее подчёркивание с помощью регулярных выражений;
 - переводим все буквы верхний регистр;
 - с помощью регулярных выражений заменяем все символы кроме букв на нижнее подчеркивание (несколько знаков подряд на одно подчеркивание);
 - результат сохранили в новое поле `address_norm` .
- Найдено лишь 8 неявных дубликатов (менее 0.1% всех записей) одновременно по названию и адресу после нормализации:
 - Различия дубликатов только в категории, графике работы и в признаке сетевое ли заведение.
 - Удалили дубликаты, сохраняя только первый экземпляр.
 - После удаления 4 дубликатов из 8406 строк, осталось 8402 строки.
- Проверили отсутствие неявных дубликатов категориальных значений в полях `category` , `district` , `abbreviated_district` , `chain` и `price` .

Создание нового поля `is_24_7`

- Для дальнейшей работы создали столбец `is_24_7` с обозначением того, что заведение работает ежедневно и круглосуточно, то есть 24/7:
 - логическое значение `True` — если заведение работает ежедневно и круглосуточно;
 - логическое значение `False` — в противоположном случае.
- Таких заведений оказалось 730 (8.7% от общего количества).

3. Исследовательский анализ данных

1. Какие категории заведений представлены в данных

Исследуем количество объектов общественного питания по категориям.

```
In [38]: # Определим функцию создания датафрейма с распределением заведений по значениям определенного столбца
def distribution_by_column(df, column, precision):
    """
    Функция на вход получает датафрейм 'df', название выбранного столбца 'column',
    по которому надо получить распределением уникальных значений методом .value_counts(),
    и точность округления долей в процентах 'precision'.

    Функция возвращает датафрейм 'temp_df', в котором будет три столбца:
    1. Первый столбец 'column' с названием выбранного столбца исходного датафрейма содержит уникальные значения.
    2. Второй столбец 'count' содержит количество уникальных значений.
    3. Третий столбец 'percent' содержит долю в процентах с точностью до 'precision' уникальных значений.
    """
    # Найдем количество уникальных значений столбца методом .value_counts(),
    # Сбрасываем индексы и серию преобразуем в датафрейм
    temp_df = df[column].value_counts().reset_index()

    # Явно задаём имена столбцов
    temp_df.columns = [column, 'count']

    # Добавляем столбец с долями в процентах и с округлением до сотых
    temp_df['percent'] = round(temp_df['count'] / temp_df['count'].sum() * 100, precision)

    # Возвращаем датафрейм с распределением заведений по категориям по убыванию количества
    return temp_df
```

```
In [39]: # Создаем датафрейм с распределением заведений по категориям
category_df = distribution_by_column(df, 'category', 1)

# Выводим датафрейм
category_df
```

Out [39]:

	category	count	percent
0	кафе	2376	28.3
1	ресторан	2042	24.3
2	кофейня	1413	16.8
3	бар,паб	764	9.1
4	пиццерия	633	7.5
5	быстрое питание	603	7.2
6	столовая	315	3.7
7	булочная	256	3.0

```
In [40]: # Сортируем датафрейм для линейчатой диаграммы
category_df = category_df.sort_values(by='percent')

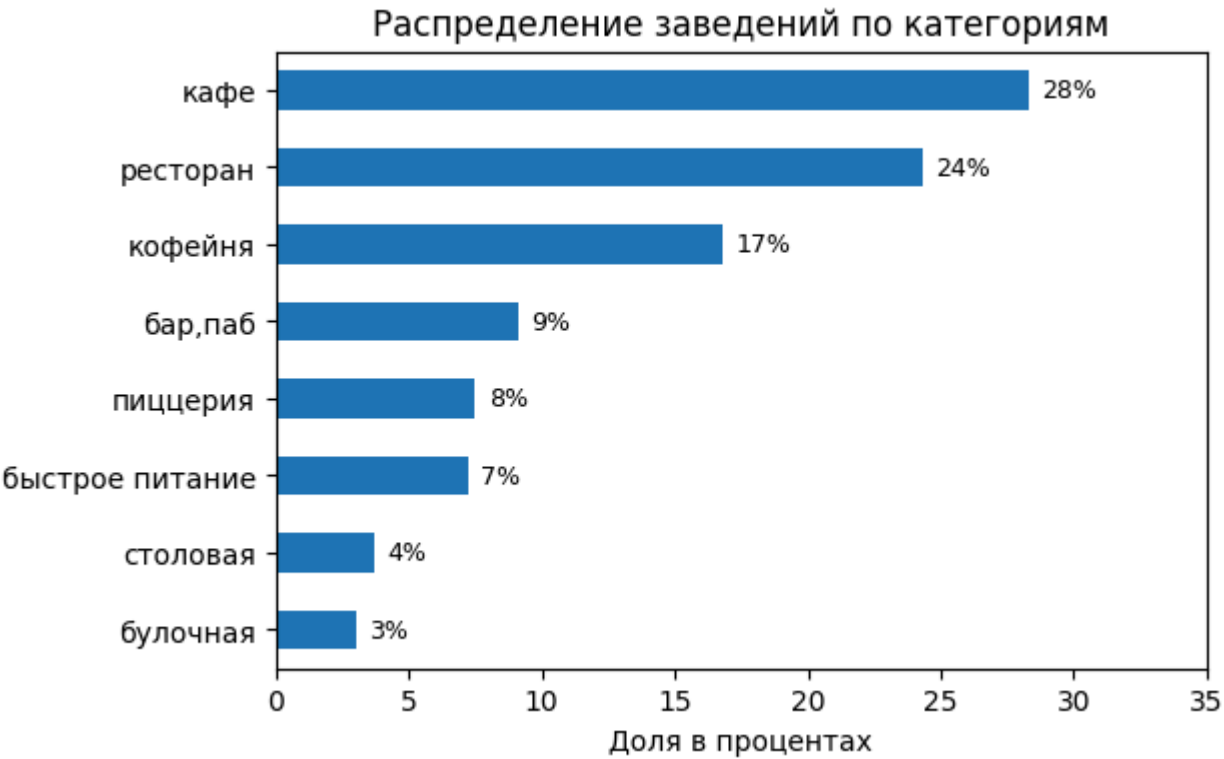
# Строим линейчатую диаграмму
ax = category_df.plot.barh(x='category',
                           y='percent',
                           figsize=(6, 4),
                           legend=False
)

# Настраиваем оформление графика
plt.title('Распределение заведений по категориям')
plt.xlabel('Доля в процентах')
plt.ylabel('')
ax.set_xbound(lower=0, upper=35)

# Добавляем подписи
# ax.bar_label(ax.containers[0], fmt='%.%f%%', fontsize=9)
# не работает в версии Практикума

# Добавляем подписи вручную
for container in ax.containers:
    for bar in container:
        # Получаем высоту (значение) столбца
        width = bar.get_width()
        # Координаты для текста: x = значение столбца + небольшой отступ, y = центр столбца
        x_pos = width + 0.5 # отступ от конца столбца
        y_pos = bar.get_y() + bar.get_height() / 2
        # Добавляем текст
        ax.text(
            x_pos, y_pos,
            f'{width:.0f}%', # форматируем как целое число с %
            ha='left', # горизонтальное выравнивание: влево
            va='center', # вертикальное выравнивание: по центру
            fontsize=9
        )

# Выводим график
plt.show()
```



Распределение заведений по категориям следующее:

- 1. кафе – 2376 (28%)
- 2. ресторан – 2042 (24%)
- 3. кофейня – 1413 (17%)

- 4. бар,паб - 764 (9%)
- 5. пиццерия - 633 (8%)
- 6. быстрое питание - 603 (7%)
- 7. столовая - 315 (4%)
- 8. булочная - 256 (3%)

На кафе, рестораны и кофейни в сумме приходится 69% всех заведений. В то время как на столовые и булочные в сумме приходится только 7%.

2. Какие административные районы Москвы присутствуют в данных

Исследуем распределение количества заведений по административным округам Москвы, а также отдельно распределение заведений каждой категории в Центральном административном округе Москвы.

```
In [41]: # Создаем датафрейм с распределением заведений по округ
district_df = distribution_by_column(df, 'abbreviated_district', 1)

# Выводим датафрейм
district_df
```

Out[41]:

	abbreviated_district	count	percent
0	ЦАО	2242	26.7
1	САО	898	10.7
2	ЮАО	892	10.6
3	СВАО	890	10.6
4	ЗАО	850	10.1
5	БАО	798	9.5
6	ЮВАО	714	8.5
7	ЮЗАО	709	8.4
8	СЗАО	409	4.9

```
In [42]: # Сортируем датафрейм для линейчатой диаграммы
district_df = district_df.sort_values(by='percent')

# Строим линейчатую диаграмму
ax = district_df.plot.barh(x='abbreviated_district',
                           y='percent',
                           figsize=(6, 4),
                           legend=False
)

# Настраиваем оформление графика
plt.title('Распределение заведений по округам')
plt.xlabel('Доля в процентах')
plt.ylabel('')
ax.set_xbound(lower=0, upper=35)

# Добавляем подписи
# ax.bar_label(ax.containers[0], fmt='%.f%%', fontsize=9)
# не работает в версии Практикума

# Добавляем подписи вручную
for container in ax.containers:
    for bar in container:
        # Получаем высоту (значение) столбца
        width = bar.get_width()
        # Координаты для текста: x = значение столбца + небольшой отступ, y = центр столбца
        x_pos = width + 0.5 # отступ от конца столбца
        y_pos = bar.get_y() + bar.get_height() / 2
        # Добавляем текст
        ax.text(
            x_pos, y_pos,
            f'{width:.0f}%', # форматируем как целое число с %
            ha='left', # горизонтальное выравнивание: влево
            va='center', # вертикальное выравнивание: по центру
            fontsize=9
        )

# Выводим график
plt.show()
```



Распределение заведений по округам следующее:

1. Центральный административный округ - 2242 (26.7%)
2. Северный административный округ - 898 (10.7%)
3. Южный административный округ - 892 (10.6%)
4. Северо-Восточный административный округ - 890 (10.6%)
5. Западный административный округ - 850 (10.1%)
6. Восточный административный округ - 798 (9.5%)
7. Юго-Восточный административный округ - 714 (8.5%)
8. Юго-Западный административный округ - 709 (8.4%)
9. Северо-Западный административный округ - 409 (4.9%)

Наибольшая доля заведений приходится на Центральный административный округ — 26.7%. Наименьшая доля у Северо-Западного административного округа — 4.9%. Остальные округа демонстрируют сравнительно равномерное распределение: от 8% до 11% каждый округ.

Теперь изучим отдельно распределение заведений каждой категории в Центральном административном округе Москвы.

```
In [43]: # Создаем датафрейм с распределением заведений по категориям в Центральном административном округе
category_central_district_df = distribution_by_column(df[df['abbreviated_district'] == 'ЦАО'], 'category', 1)

# Выводим датафрейм
category_central_district_df
```

Out[43]:

	category	count	percent
0	ресторан	670	29.9
1	кафе	464	20.7
2	кофейня	428	19.1
3	бар,паб	364	16.2
4	пиццерия	113	5.0
5	быстрое питание	87	3.9
6	столовая	66	2.9
7	булочная	50	2.2

```
In [44]: # Сортируем датафрейм для линейчатой диаграммы
category_central_district_df = category_central_district_df.sort_values(by='percent')

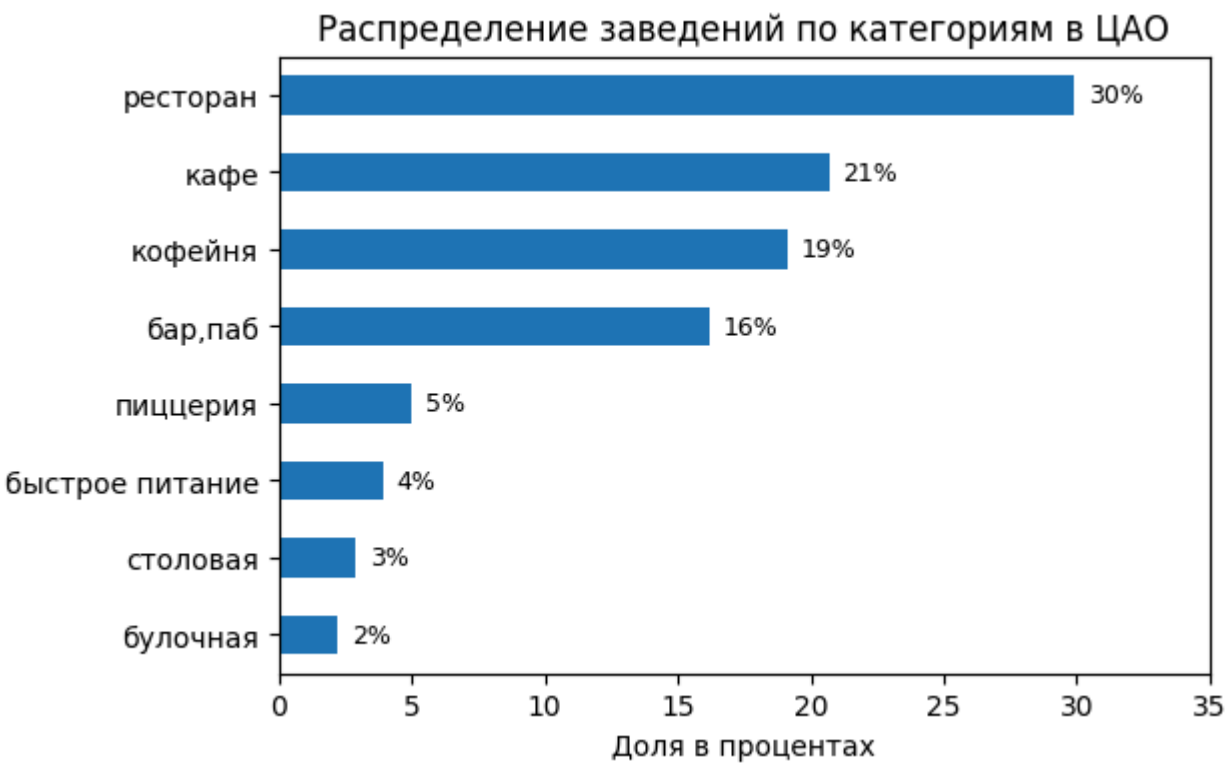
# Строим линейчатую диаграмму
ax = category_central_district_df.plot.barh(x='category',
                                             y='percent',
                                             figsize=(6, 4),
                                             legend=False
)

# Настраииваем оформление графика
plt.title('Распределение заведений по категориям в ЦАО')
plt.xlabel('Доля в процентах')
plt.ylabel('')
ax.set_xbound(lower=0, upper=35)

# Добавляем подписи
# ax.bar_label(ax.containers[0], fmt='%.f%%', fontsize=9)
# не работает в данной версии

# Добавляем подписи вручную
for container in ax.containers:
    for bar in container:
        # Получаем высоту (значение) столбца
        width = bar.get_width()
        # Координаты для текста: x = значение столбца + небольшой отступ, y = центр столбца
        x_pos = width + 0.5 # отступ от конца столбца
        y_pos = bar.get_y() + bar.get_height() / 2
        # Добавляем текст
        ax.text(
            x_pos, y_pos,
            f'{width:.0f}%', # форматируем как целое число с %
            ha='left',      # горизонтальное выравнивание: влево
            va='center',    # вертикальное выравнивание: по центру
            fontsize=9
        )

# Выводим график
plt.show()
```



Распределение заведений в Центральном административном округе по категориям следующее:

1. ресторан - 670 (30%)
2. кафе - 464 (31%)
3. кофейня - 428 (19%)
4. бар,паб - 364 (16%)
5. пиццерия - 113 (5%)
6. быстрое питание - 87 (4%)
7. столовая - 66 (3%)
8. булочная - 50 (2%)

На кафе, рестораны и кофейни в сумме приходится 70% всех заведений. В то время как на столовые и булочные в сумме приходится только 5%.

Сравним между собой распределения заведений по категориям в городе и отдельно только в Центральном округе.

```
In [45]: # Объединим два датафрейма с распределением заведений по категориям
# Первый с распределением по всему городу, а второй - по ЦАО
combined_df = category_df[['category', 'percent']].copy()
combined_df = combined_df.merge(category_central_district_df[['category', 'percent']], on='category', suffixes=('_msc', '_central'))

# Выведем объединенный датафрейм
combined_df.sort_values(by=['percent_msc'], ascending=False)
```


Out [45]:

	category	percent_msc	percent_central
7	кафе	28.3	20.7
6	ресторан	24.3	29.9
5	кофейня	16.8	19.1
4	бар,паб	9.1	16.2
3	пиццерия	7.5	5.0
2	быстрое питание	7.2	3.9
1	столовая	3.7	2.9
0	булочная	3.0	2.2

In [46]:

```
# Сортируем датафрейм для диаграммы
combined_df = combined_df.sort_values(by='percent_msc', ascending=False)

# Строим столбчатую диаграмму
ax = combined_df.plot.bar(x='category',
                          y=['percent_msc', 'percent_central'],
                          width=0.8,
                          figsize=(8, 5)
)

# Оформление графиков
plt.title('Сравнение распределений заведений по категориям в городе Москве и в Центральном округе')
plt.xlabel('')
plt.ylabel('Доля в процентах')
plt.legend(['Город', 'ЦАО'])
plt.xticks(rotation=45)
ax.set_ybound(lower=0, upper=35)

# Добавляем подписи столбцам
#for container in ax.containers:
#    ax.bar_label(container, fmt='%.f%%', fontsize=9)
# не работает в данной версии

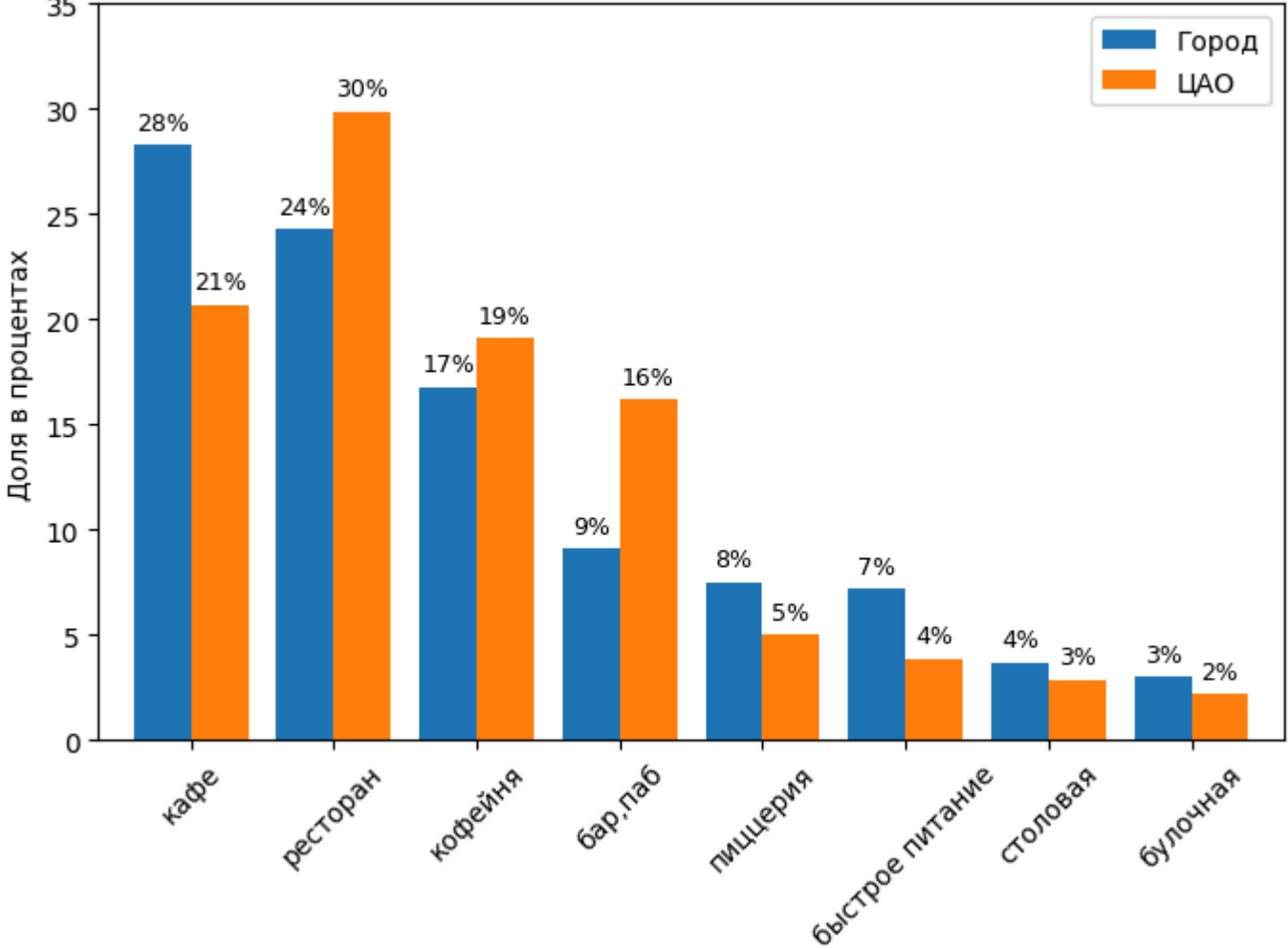
# Добавляем подписи к столбцам
for container in ax.containers:
    for bar in container:
        # Получаем высоту столбца (значение данных)
        height = bar.get_height()

        # Координаты для текста:
        # x — центр столбца по горизонтали
        x_pos = bar.get_x() + bar.get_width() / 2
        # y — верх столбца + небольшой отступ
        y_pos = height + 0.5

        # Добавляем текст
        ax.text(
            x_pos, y_pos,
            f'{height:.0f}%',      # значение в процентах
            ha='center',          # горизонтальное выравнивание: по центру
            va='bottom',          # вертикальное выравнивание: снизу от точки
            fontsize=9,
            rotation=0             # без поворота текста
        )

# Выводим рисунок
plt.show()
```

Сравнение распределений заведений по категориям в городе Москве и в Центральном округе



Сравнивая между собой распределения заведений по категориям в городе и отдельно только в Центральном округе, можно отметить следующее:

- И в городе, и в ЦАО больше всего кафе, ресторанов и кофейн.
- И в городе, и в ЦАО меньше всего заведений быстрого питания, столовых и булочных.
- Кафе в городе 28%, а в ЦАО их доля ниже и составляет 21%.
- Ресторанов в городе 24%, а в ЦАО их доля выше и составляет 30%.
- Баров/пабов в городе 9%, а в ЦАО их доля выше и составляет 16%.
- Остальные категории не имеют значительных различий.

3. Какое соотношение сетевых и несетевых заведений в целом по всем данным и в разрезе категорий заведения

Изучим соотношение сетевых и несетевых заведений в целом по всем данным и в разрезе категорий заведения. Выясним, каких заведений больше — сетевых или несетевых и какие категории заведений чаще являются сетевыми.

In [47]:

```
# Проверяем распределение данных по значениям в столбце
chain_df = distribution_by_column(df, 'chain', 1)

# Переименуем значения в столбце с бинарных признаков на названия словами
chain_df['chain'] = chain_df['chain'].replace({1: 'сетевые', 0: 'несетевые'})

# Выведем результат
chain_df
```

Out [47]:

	chain	count	percent
0	несетевые	5199	61.9
1	сетевые	3203	38.1

```
In [48]: # Строим столбчатую диаграмму
ax = chain_df.plot.bar(x='chain',
                      y='percent',
                      figsize=(4, 4),
                      legend=False
)

# Оформление графиков
plt.title('Соотношение сетевых и несетевых заведений по городу')
plt.xlabel('')
plt.ylabel('Доля в процентах')
plt.xticks(rotation=0)
ax.set_ybound(lower=0, upper=100)

# Добавляем подписи столбцам
# ax.bar_label(ax.containers[0], fmt='%.f%%', fontsize=10)
# не работает в данной версии

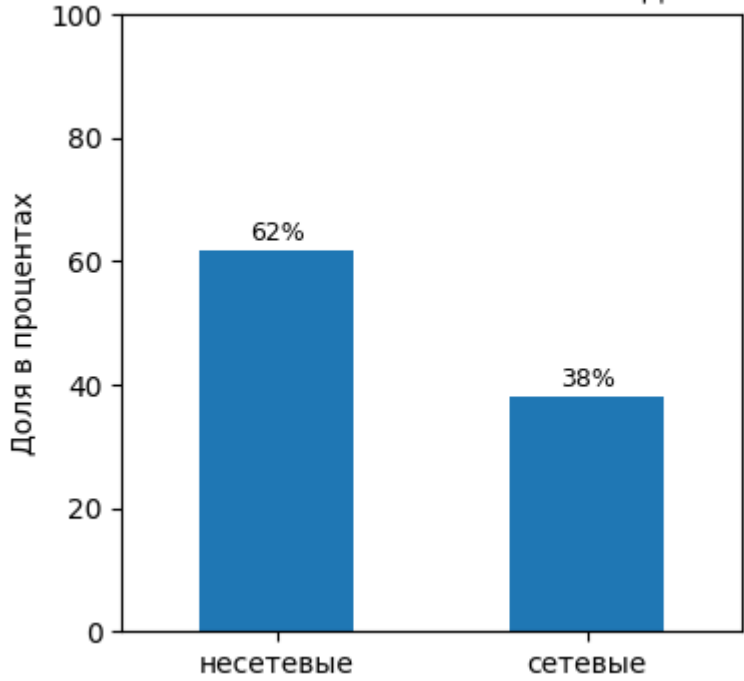
# Добавляем подписи к столбцам
for container in ax.containers:
    for bar in container:
        # Получаем высоту столбца (значение данных)
        height = bar.get_height()

        # Координаты для текста:
        # x - центр столбца по горизонтали
        x_pos = bar.get_x() + bar.get_width() / 2
        # y - верх столбца + небольшой отступ
        y_pos = height + 0.5

        # Добавляем текст
        ax.text(
            x_pos, y_pos,
            f'{height:.0f}%',      # значение в процентах
            ha='center',          # горизонтальное выравнивание: по центру
            va='bottom',          # вертикальное выравнивание: снизу от точки
            fontsize=9,           # без поворота текста
            rotation=0
        )

# Выводим рисунок
plt.show()
```

Соотношение сетевых и несетевых заведений по городу



В городе несетевых заведений (62%) больше, чем сетевых заведений (38%).

```
In [49]: # Сгруппируем данные по категориям и найдем доли в процентах сетевых/несетевых заведений
df_grouped = df.groupby('category')['chain'].value_counts(normalize=True).unstack() * 100

# Сбросим индексы
df_grouped = df_grouped.reset_index()

# Переименуем столбцы с бинарным признаком сети на словесные названия
df_grouped = df_grouped.rename(columns={0: 'non_chain_percent', 1: 'chain_percent'})

# Отсортируем по убыванию процента сетевых заведений
df_grouped = df_grouped.sort_values('chain_percent', ascending=False)

df_grouped
```

Out [49]:

	chain	category	non_chain_percent	chain_percent
1	булочная		38.671875	61.328125
5	пиццерия		47.867299	52.132701
4	кофейня		49.044586	50.955414
2	быстрое питание		61.525705	38.474295
6	ресторан		64.299706	35.700294
3	кафе		67.213805	32.786195
7	столовая		72.063492	27.936508
0	бар,паб		78.010471	21.989529

```
In [50]: # Строим столбчатую диаграмму
ax = df_grouped.plot.bar(x='category',
                        y=['non_chain_percent', 'chain_percent'],
                        width=0.8,
                        figsize=(8, 5)
)

# Оформление графиков
plt.title('Сравнение соотношений сетевых и несетевых заведений по категориям')
plt.xlabel('')
plt.ylabel('Доля в процентах')
plt.legend(labels=['Несетевые', 'Сетевые'], loc='upper right')
plt.xticks(rotation=45)
ax.set_ybound(lower=0, upper=100)

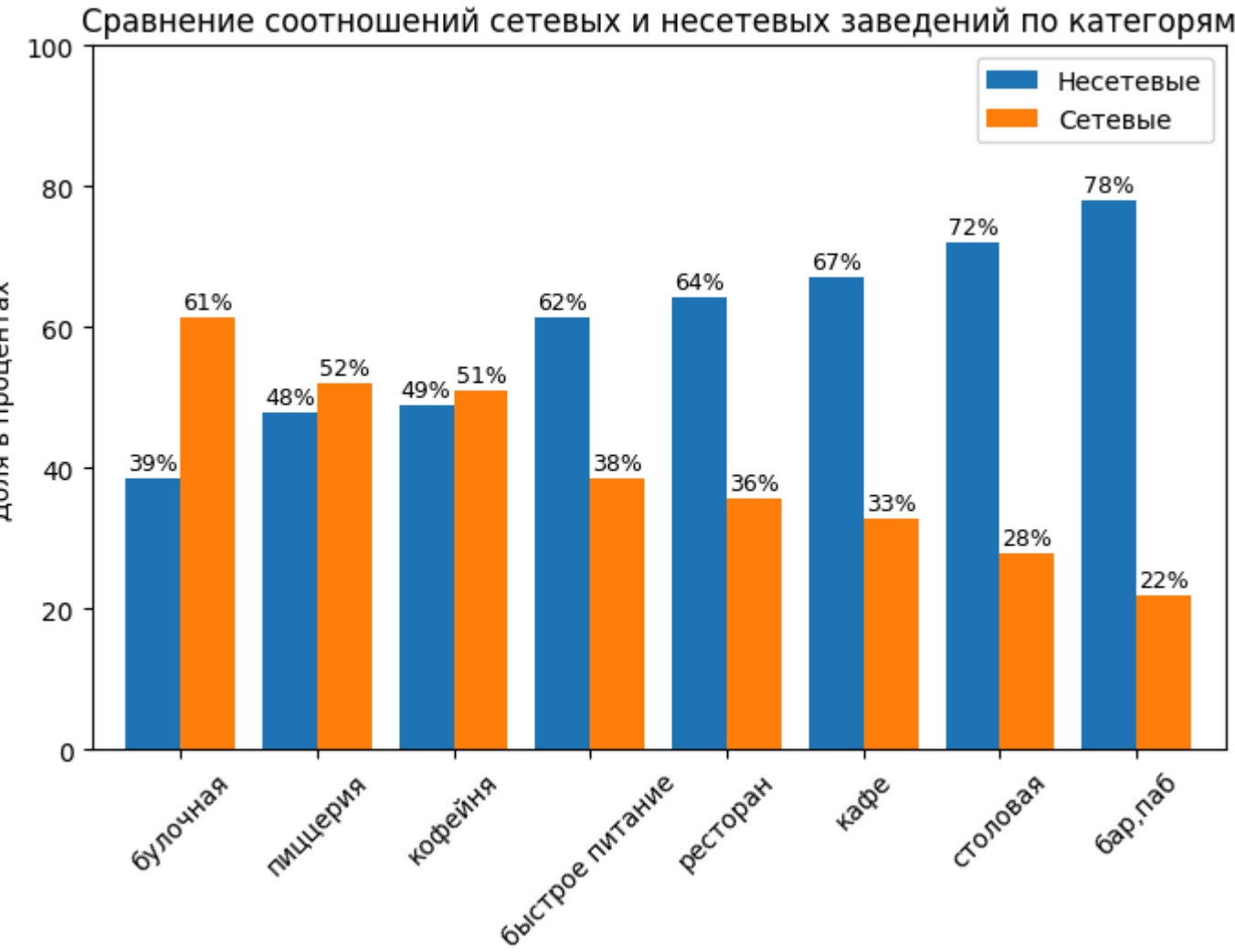
# Добавляем подписи столбцам
# for container in ax.containers:
#     ax.bar_label(container, fmt='%.f%%', fontsize=9)
# не работает в данной версии
```

```
# Добавляем подписи к столбцам
for container in ax.containers:
    for bar in container:
        # Получаем высоту столбца (значение данных)
        height = bar.get_height()

        # Координаты для текста:
        # x — центр столбца по горизонтали
        x_pos = bar.get_x() + bar.get_width() / 2
        # y — верх столбца + небольшой отступ
        y_pos = height + 0.5

        # Добавляем текст
        ax.text(
            x_pos, y_pos,
            f'{height:.0f}%',      # значение в процентах
            ha='center',          # горизонтальное выравнивание: по центру
            va='bottom',          # вертикальное выравнивание: снизу от точки
            fontsize=9,           # без поворота текста
            rotation=0
        )

# Выводим рисунок
plt.show()
```



Сетевые заведения значимо преобладают в булочных (61%).

Несетевые и сетевые заведения примерно поровну занимают доли в пиццериях (48% и 52% соответственно) и кофейнях (49% и 51% соответственно).

Несетевые заведения значимо преобладают в следующих категориях: быстрое питание (62%), ресторан (64%), кафе (67%), столовая (72%), бар/паб (78%).

4. Сколько посадочных мест в заведениях

Исследуем количество посадочных мест в заведениях в столбце `seats`. При знакомстве с данными сначала оценим статические показатели, для этого используем метод `describe()`. Не забудем исключить из рассмотрения записи со значением-индикатором пропуска `-1` в данном столбце.

```
In [51]: # Оставим только те записи, где содержится информация о посадочных местах
df_non_empty_seats = df[df['seats'] != -1]

# Изучаем статистические показатели столбца
print('Статистические показатели столбца seats:')
df_non_empty_seats['seats'].describe()
```

Статистические показатели столбца seats:

```
Out[51]: count    4792.000000
mean      108.361436
std       122.841130
min        0.000000
25%       40.000000
50%       75.000000
75%      140.000000
max      1288.000000
Name: seats, dtype: float64
```

Только в 4792 строках из 8402 (57%) есть информация о количестве посадочных мест.

Можно предположить, что данные имеют правое асимметричное распределение, отличное от нормального, т. к. среднее значение `108.36` больше медианы `75`.

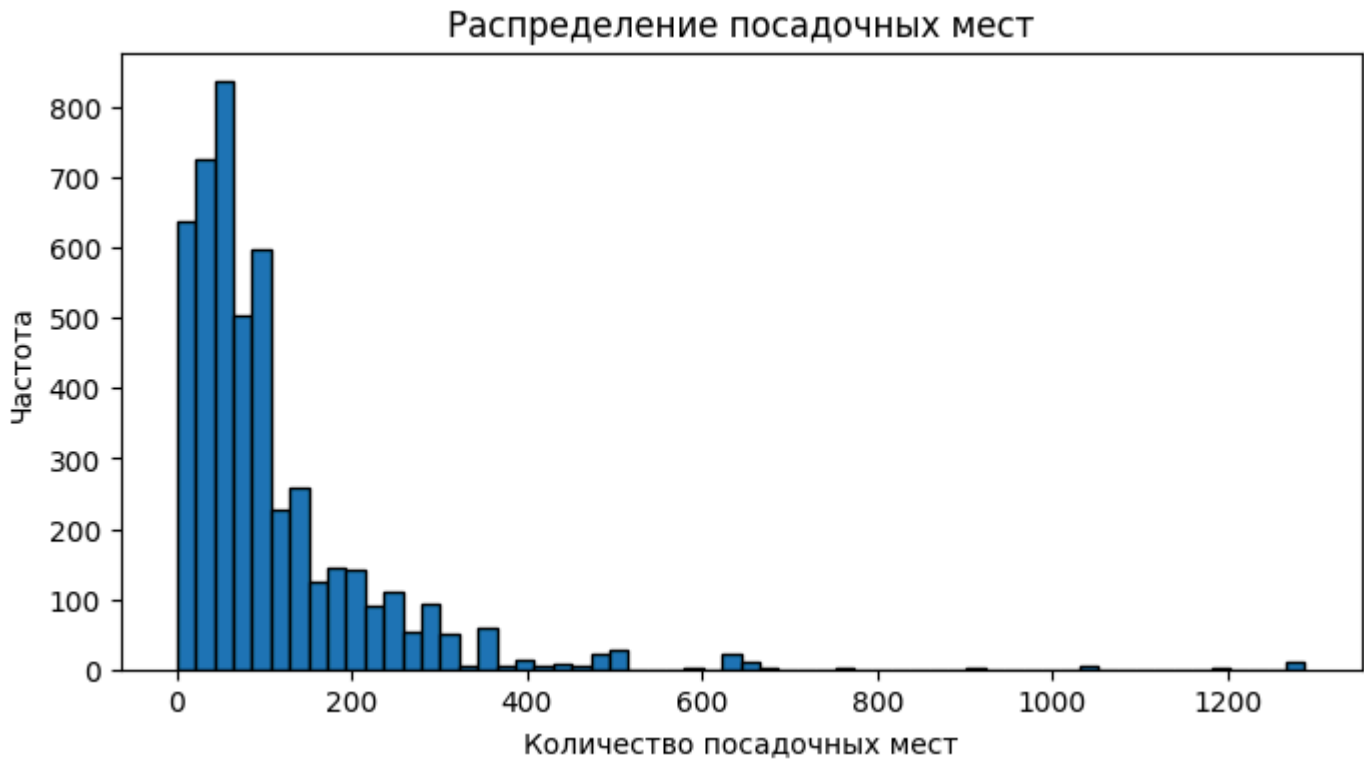
Значение стандартного отклонения довольно высокое — `122.84`, и при среднем `108.36` это указывает, что данные могут иметь широкий разброс или много аномально больших значений. Разница между минимальным `0` и максимальным `1288` значениями это подтверждает.

Построим гистограмму распределения значений и диаграмму размаха количества посадочных мест.

```
In [52]: # Строим гистограмму
ax = df_non_empty_seats['seats'].plot.hist(
    bins=60,
    edgecolor='black',
    rot=0,
    figsize=(8, 4)
)

# Настраиваем оформление графика
plt.title('Распределение посадочных мест')
plt.xlabel('Количество посадочных мест')
plt.ylabel('Частота')

# Выводим график
plt.show()
```

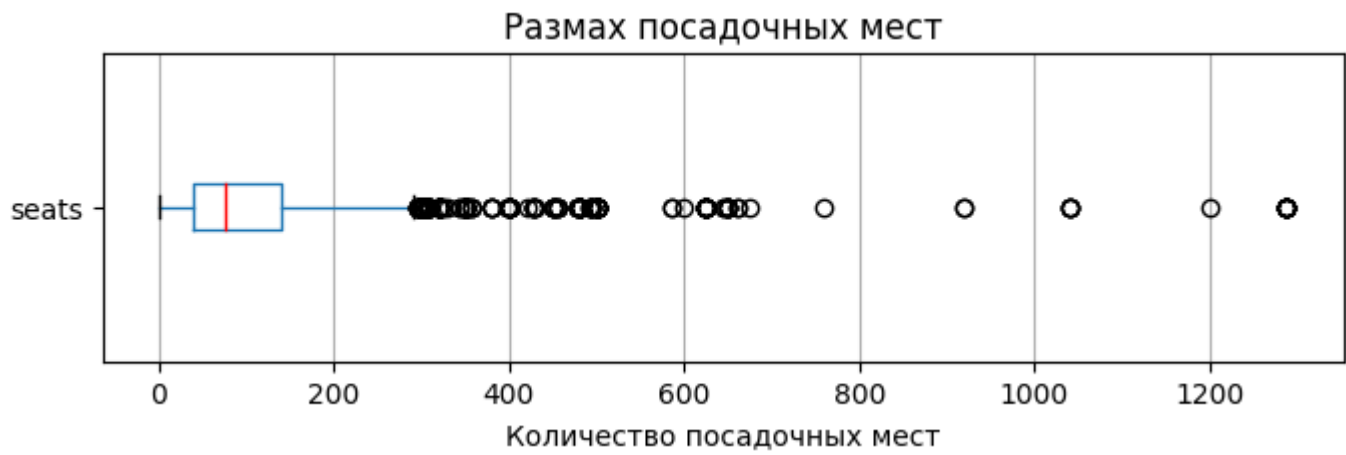



In [53]: *# Строим диаграмму размаха значений в столбце*

```
ax = df_non_empty_seats.boxplot(  
    column='seats',  
    vert=False,  
    medianprops={'color': 'red'},  
    figsize=(8, 2),  
)
```

```
# Добавляем оформление  
plt.title('Размах посадочных мест')  
plt.xlabel('Количество посадочных мест')  
ax.grid(axis='y', visible=False)
```

```
# Выводим график  
plt.show()
```



В данных явно присутствуют anomalно большие значения. Возможные причины таких выбросов:

- технические ошибки в данных;
- человеческих фактор, например, оператор случайно вводил 1288 вместо 128 .
- **наиболее вероятная причина - сбой при парсинге, например, из текста с интервалом количества посадочных мест "12-88" получилось 1288 .**

Так как достоверно восстановить исходные значения из таких выбросов не представляется возможным, то исключаем их из дальнейшего анализа.

Важно отметить, что в данных есть нулевые значения, которые могут означать не фактическое отсутствие посадочных мест (например, как в точках, работающих "только навынос" или в фудкортах), а отсутствие информации или ошибки в данных.

Но судя по описанию, наши данные могут содержать такие точки, работающие "только навынос" или в фудкортах (заведения быстрого питания и булочные), то записи с нулевым значением нельзя исключать из исследования.

Найдем процентиль 0.95 количества посадочных мест и оставим только те записи, где количество мест меньше либо равно процентилю.

In [54]: *# Найдем процентиль 0.95*

```
percentile = df_non_empty_seats['seats'].quantile(0.95)  
print(f'Процентиль 0.95 посадочных мест – {percentile}')
```

Процентиль 0.95 посадочных мест – 307.0

In [55]: *# Оставим в датафрейме записи с посадочными местами меньше либо равно percentile*

```
df_seats_filtered = df_non_empty_seats[df_non_empty_seats['seats'] <= percentile]
```

```
# Количество оставшихся строк  
df_seats_filtered.shape[0]
```

Out[55]: 4553

После фильтрации anomalно больших значений посадочных мест из 4792 строк осталось 4553. Теперь по отфильтрованным данным выведем статистику и построим диаграммы.

In [56]: *# Изучаем статистические показатели столбца*

```
print('Статистические показатели столбца seats:')  
df_seats_filtered['seats'].describe()
```

Статистические показатели столбца seats:

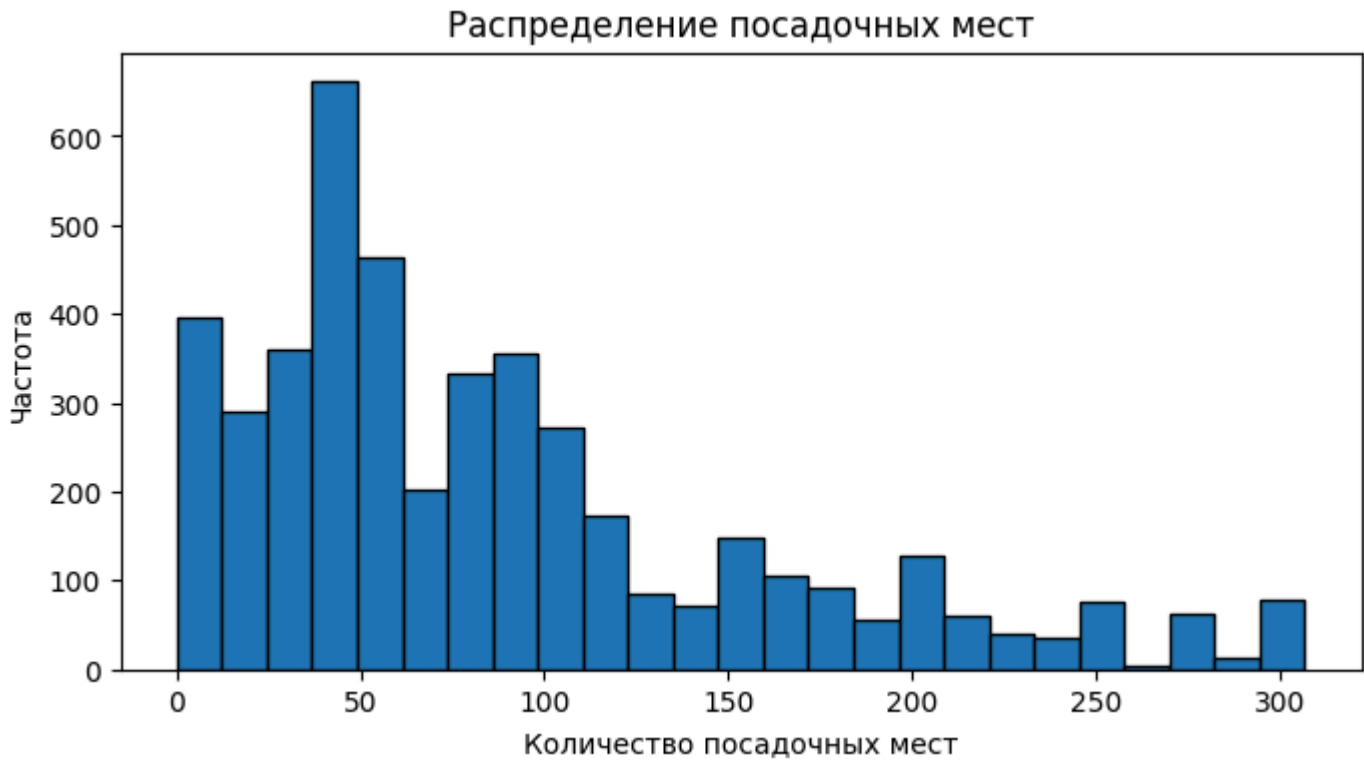
```
Out[56]: count    4553.000000  
mean      88.271909  
std       71.058618  
min       0.000000  
25%      40.000000  
50%      70.000000  
75%     120.000000  
max      307.000000  
Name: seats, dtype: float64
```

In [57]: *# Строим гистограмму*

```
ax = df_seats_filtered['seats'].plot.hist(  
    bins=25,  
    edgecolor='black',  
    rot=0,  
    figsize=(8, 4)  
)
```

```
# Настраиваем оформление графика  
plt.title('Распределение посадочных мест')  
plt.xlabel('Количество посадочных мест')  
plt.ylabel('Частота')
```

```
# Выводим график  
plt.show()
```

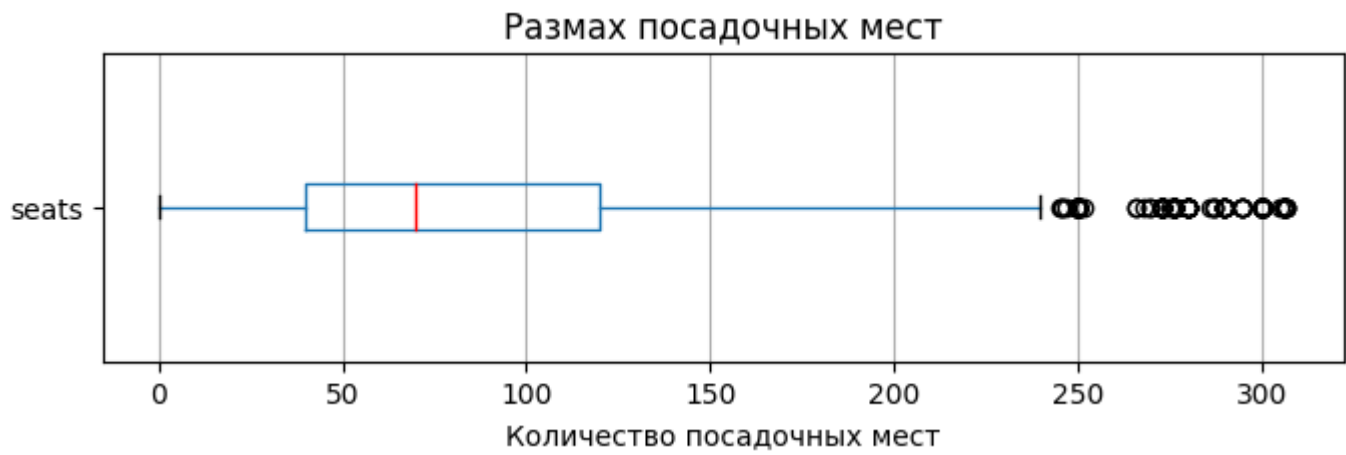


In [58]: *# Строим диаграмму размаха значений в столбце*

```
ax = df_seats_filtered.boxplot(
    column='seats',
    vert=False,
    medianprops={'color': 'red'},
    figsize=(8, 2),
)
```

```
# Добавляем оформление
plt.title('Размах посадочных мест')
plt.xlabel('Количество посадочных мест')
ax.grid(axis='y', visible=False)
```

```
# Выводим график
plt.show()
```



После фильтрации anomalно высоких значений количества посадочных мест распределение осталось правым асимметричным, но уже среднее значение (**88.27** мест) и медиана (**70** мест) стали близки, а также стандартное отклонение уменьшилось и составляет **71.06** , максимальное количество мест равно **307** .

Для каждой категории заведений найдем наиболее типичное для него количество посадочных мест. В качестве типичного значения выберем медиану, т. к. распределение мест неравномерно (есть очень крупные заведения). Затем построим столбчатую диаграмму.

In [59]: *# Сгруппируем данные по категориям и найдем медиану посадочных мест*
df_grouped = df_seats_filtered.groupby('category')['seats'].median()

```
# Отсортируем по убыванию посадочных мест
df_grouped = df_grouped.sort_values(ascending=False)
```

```
# Выведем результат
df_grouped
```

Out[59]:

category	
бар, паб	80.0
ресторан	80.0
столовая	72.0
кофейня	70.0
быстрое питание	60.0
кафе	55.5
пиццерия	50.0
булочная	48.5

Name: seats, dtype: float64

In [60]: *# Найдем медиану всех посадочных мест*
median_seats = df_seats_filtered['seats'].median()

```
# Выведем значение
median_seats
```

Out[60]: **70.0**

In [61]: *# Строим столбчатую диаграмму*
ax = df_grouped.plot.bar(
 figsize=(6, 4),
 label='_nolegend_' # чтобы легенда не отображалась
)

```
# Покажем медиану по всем заведениям города
ax.axhline(y=median_seats,
    color='red',
    linestyle='--',
    label=f'Медиана по городу: {median_seats}')
```

```
# Оформление графика
plt.title('Медиана посадочных мест по категориям заведений')
plt.xlabel('')
plt.ylabel('Количество посадочных мест')
plt.xticks(rotation=45)
ax.set_ybound(lower=0, upper=100)
ax.legend()
```

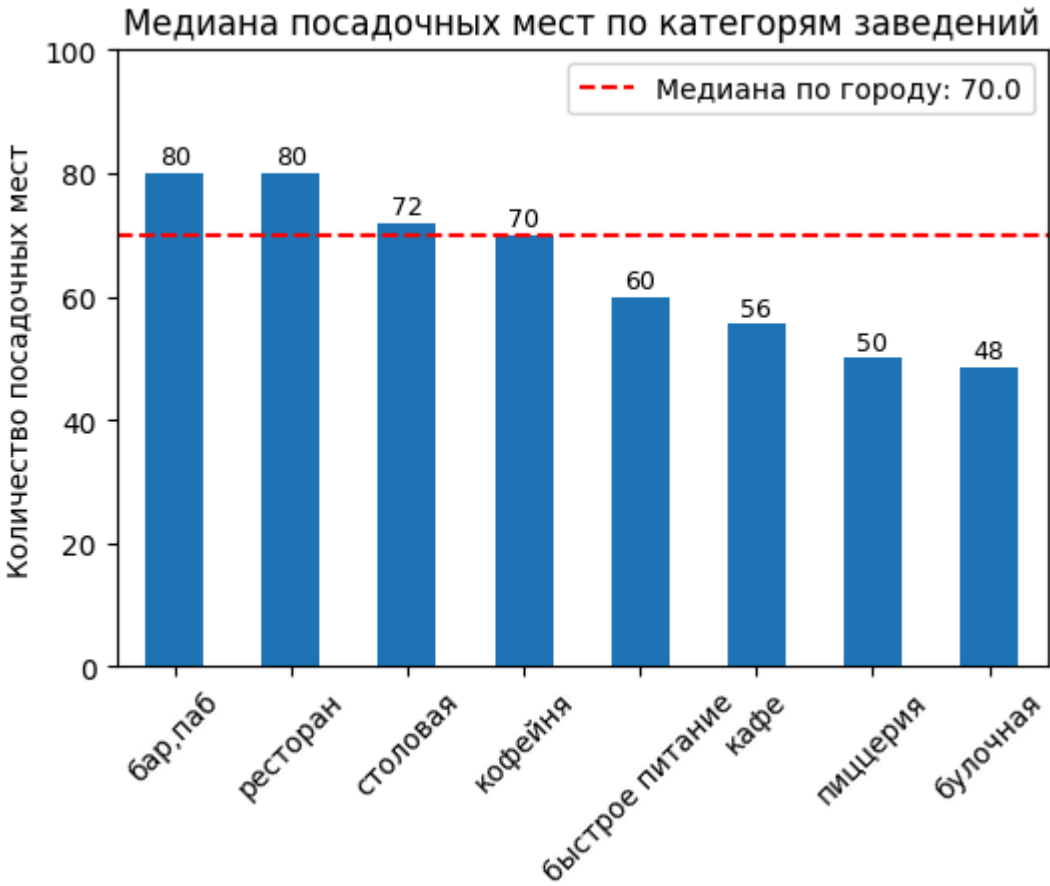
```
# Добавляем подписи столбцам
#ax.bar_label(ax.containers[0], fontsize=9)
# не работает в данной версии
```

```
# Добавляем подписи к столбцам
for container in ax.containers:
    for bar in container:
        # Получаем высоту столбца (значение данных)
        height = bar.get_height()

        # Координаты для текста:
        # x — центр столбца по горизонтали
        x_pos = bar.get_x() + bar.get_width() / 2
        # y — верх столбца + небольшой отступ
        y_pos = height + 0.5
```

```
# Добавляем текст
ax.text(
    x_pos, y_pos,
    f'{height:.0f}',      # значение в процентах
    ha='center',          # горизонтальное выравнивание: по центру
    va='bottom',          # вертикальное выравнивание: снизу от точки
    fontsize=9,
    rotation=0             # без поворота текста
)

# Выводим рисунок
plt.show()
```



- Медиана посадочных мест по всем заведениям города равна 70.
- Медиана посадочных мест у баров (80 мест), ресторанов (80 мест) и столовых (72 места) выше города.
- Медиана посадочных мест у кофеен равна медиане по городу (70 мест).
- Медиана посадочных мест у быстрого питания (60 мест), кафе (55.5 мест), пиццерий (50 мест) и булочных (48.5 мест) ниже города.

Таким образом, можно утверждать, что больше всего посадочных мест у баров и ресторанов, а меньше всего – у пиццерий и булочных.

5. Какие рейтинги у заведений

Исследуем распределение среднего рейтинга у заведений по их категориям.

```
In [62]: # Сгруппируем данные по категориям и найдем среднее значение рейтинга
df_grouped = df.groupby('category')['rating'].mean()

# Отсортируем по убыванию рейтинга
df_grouped = df_grouped.sort_values(ascending=False)

# Выведем результат
df_grouped
```

```
Out[62]: category
бар, паб      4.387696
пиццерия     4.301264
ресторан     4.290401
кофейня      4.277282
булочная    4.268359
столовая     4.211429
кафе         4.124285
быстрое питание 4.050249
Name: rating, dtype: float32
```

```
In [63]: # Найдем средний рейтинг по всем заведениям города
mean_rating = df['rating'].mean()

# Выведем среднее значение
mean_rating
```

```
Out[63]: 4.230016
```

```
In [64]: # Строим столбчатую диаграмму
ax = df_grouped.plot.bar(
    figsize=(6, 4),
    label='_nolegend_' # чтобы легенда не отображалась
)

# Покажем средний рейтинг по всем заведениям города
ax.axhline(y=mean_rating,
           color='red',
           linestyle='--',
           label=f'Средний рейтинг по городу: {mean_rating:.2f}')

# Оформление графика
plt.title('Средний рейтинг по категориям заведений')
plt.xlabel('')
plt.ylabel('Рейтинг')
plt.xticks(rotation=45)
ax.set_ybound(lower=0, upper=6)
ax.legend()

# Добавляем подписи столбцам
#ax.bar_label(ax.containers[0], fmt='%.2f', fontsize=9)
# не работает в данной версии

# Добавляем подписи к столбцам
for container in ax.containers:
    for bar in container:
        # Получаем высоту столбца (значение данных)
        height = bar.get_height()

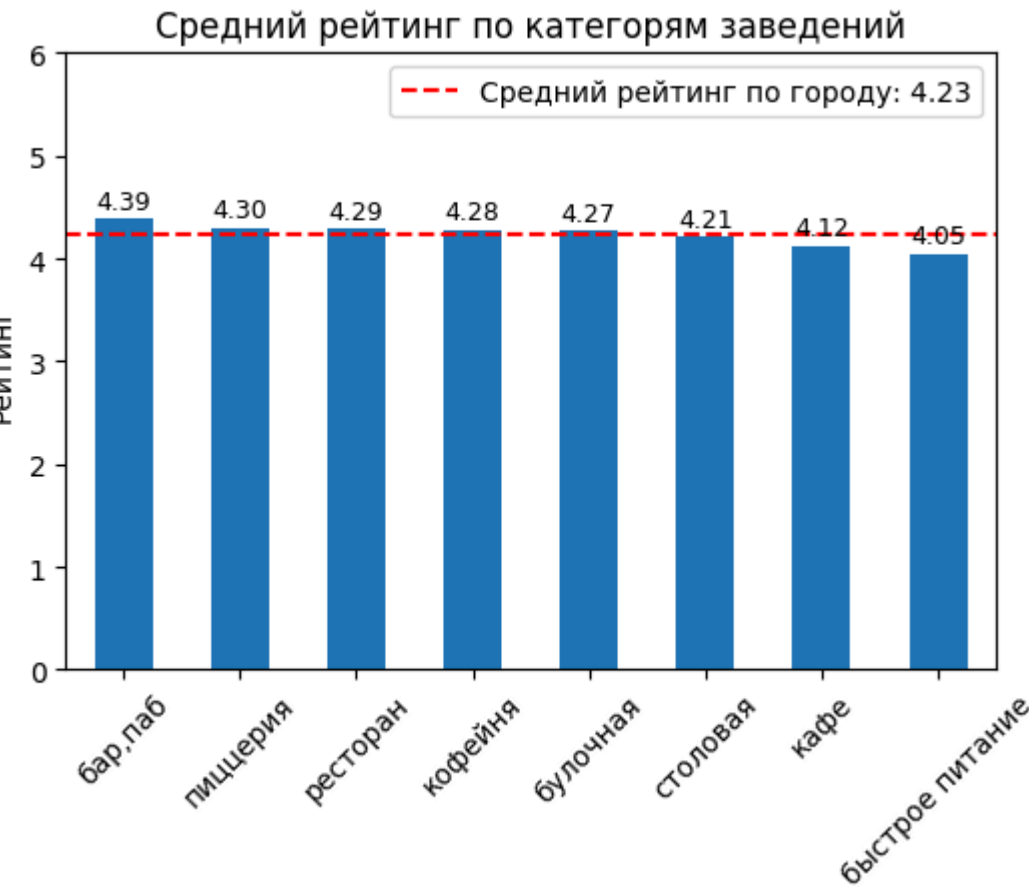
        # Координаты для текста:
        # x – центр столбца по горизонтали
        x_pos = bar.get_x() + bar.get_width() / 2
        # y – верх столбца + небольшой отступ
        y_pos = height + 0.05

        # Добавляем текст
        ax.text(
            x_pos, y_pos,
```



```
f'{height:.2f}',      # значение в процентах
ha='center',          # горизонтальное выравнивание: по центру
va='bottom',          # вертикальное выравнивание: снизу от точки
fontsize=9,           # без поворота текста
rotation=0
)

# Выводим рисунок
plt.show()
```



Распределение среднего рейтинга по категориям заведений:

- 1. бар, паб (4.39)
- 2. пиццерия (4.30)
- 3. ресторан (4.29)
- 4. кофейня (4.28)
- 5. булочная (4.27)
- 6. столовая (4.21)
- 7. кафе (4.12)
- 8. быстрое питание (4.05)

Размах значений среднего рейтинга небольшой и составляет всего 8% от среднего значения рейтинга по всем заведениям города: $(4.39 - 4.05) / 4.23 * 100\% \approx 8\%$.

6. С какими данными показывает самую сильную корреляцию рейтинг заведений

Изучим, с какими данными показывают самую сильную корреляцию рейтинги заведений. Для этого построим и отобразим матрицу корреляции рейтинга заведения со следующими данными: категория, административный округ Москвы, статус сетевого заведения, количество мест, ценовая категория и признак круглосуточной работы.

```
In [65]: # Вычисляем корреляционную матрицу с использованием phi_k
correlation_matrix = df[['rating', 'category', 'abbreviated_district', 'chain', 'seats', 'price', 'is_24_7']].phik_matrix()

# Сохраняем матрицу корреляции признака rating с другими признаками заведения
data_heatmap = correlation_matrix.loc[correlation_matrix.index != 'rating'][['rating']].sort_values(by='rating', ascending=False)

# Выводим результат
print('Корреляционная матрица с коэффициентом phi_k для переменной rating')
data_heatmap
```

interval columns not set, guessing: ['rating', 'chain', 'seats']
Корреляционная матрица с коэффициентом phi_k для переменной rating

Out[65]:

	rating
price	0.310473
category	0.198739
abbreviated_district	0.189453
is_24_7	0.161010
chain	0.118857
seats	0.000000

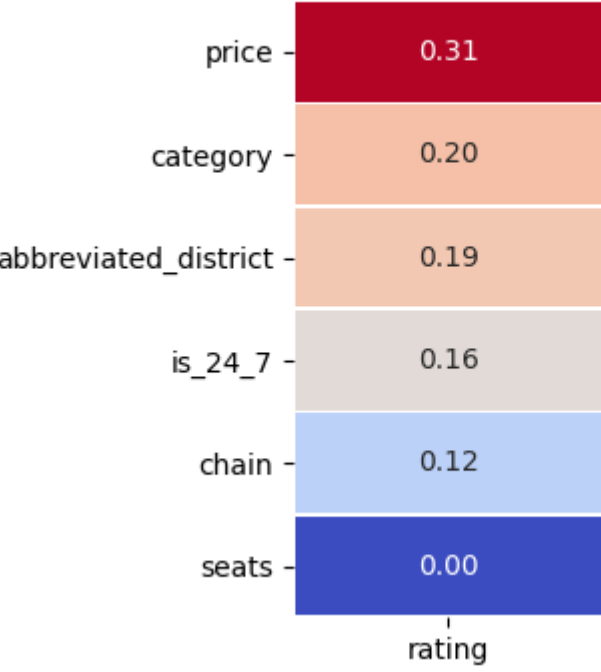
```
In [66]: # Строим тепловую карту
plt.figure(figsize=(2, 4))

sns.heatmap(data_heatmap,
            annot=True, # Отображаем численные значения в ячейках
            fmt='.2f', # Форматируем значения корреляции: два знака после точки
            cmap='coolwarm', # Устанавливаем цветовую гамму от красного (макс. значение) к синему
            linewidths=0.5, # Форматируем линию между ячейками
            cbar=False # Отключаем цветовую шкалу
)

# Добавляем заголовок и подпись по оси X
plt.title(r'Тепловая карта коэффициента $\phi_k$ для рейтинга')
plt.xlabel('')

# Выводим график
plt.show()
```

Тепловая карта коэффициента ϕ_k для рейтинга



По результатам видно, что самая сильная связь рейтинга с ценовой категорией заведения. Проверим ее.

```
In [67]: # Найдем средний рейтинг по всем заведениям
mean_rating = df['rating'].mean()

# Сгруппируем данные по ценовым категориям и найдем средний рейтинг
df_grouped = df.groupby('price')['rating'].mean()

# Сортировка по убыванию рейтинга
df_grouped = df_grouped.sort_values(ascending=False)

# Выводим на экран
print(f'Средний рейтинг всех заведений: {mean_rating:.2f}')

print('Распределение рейтинга в зависимости ценовой категории:')
df_grouped
```

Средний рейтинг всех заведений: 4.23
Распределение рейтинга в зависимости ценовой категории:

```
Out[67]: price
высокие      4.436611
выше среднего 4.386348
средние      4.297874
низкие       4.173077
неизвестно   4.166778
Name: rating, dtype: float32
```

```
In [68]: # Построим столбчатую диаграмму

ax = df_grouped.plot.bar(
    figsize=(6, 4),
    label='_nolegend_' # чтобы легенда не отображалась
)

# Покажем средний рейтинг по всем заведениям города
ax.axhline(y=mean_rating,
           color='red',
           linestyle='--',
           label=f'Средний рейтинг по городу: {mean_rating:.2f}')

# Оформление графика
plt.title('Средний рейтинг по ценовым категориям заведений')
plt.xlabel('Ценовая категория')
plt.ylabel('Рейтинг по пятибалльной шкале')
plt.xticks(rotation=0)
ax.set_ybound(lower=0, upper=5.5)
ax.legend()

# Добавляем подписи столбцам
# ax.bar_label(ax.containers[0], fmt='%.2f', fontsize=9)
# не работает в данной версии

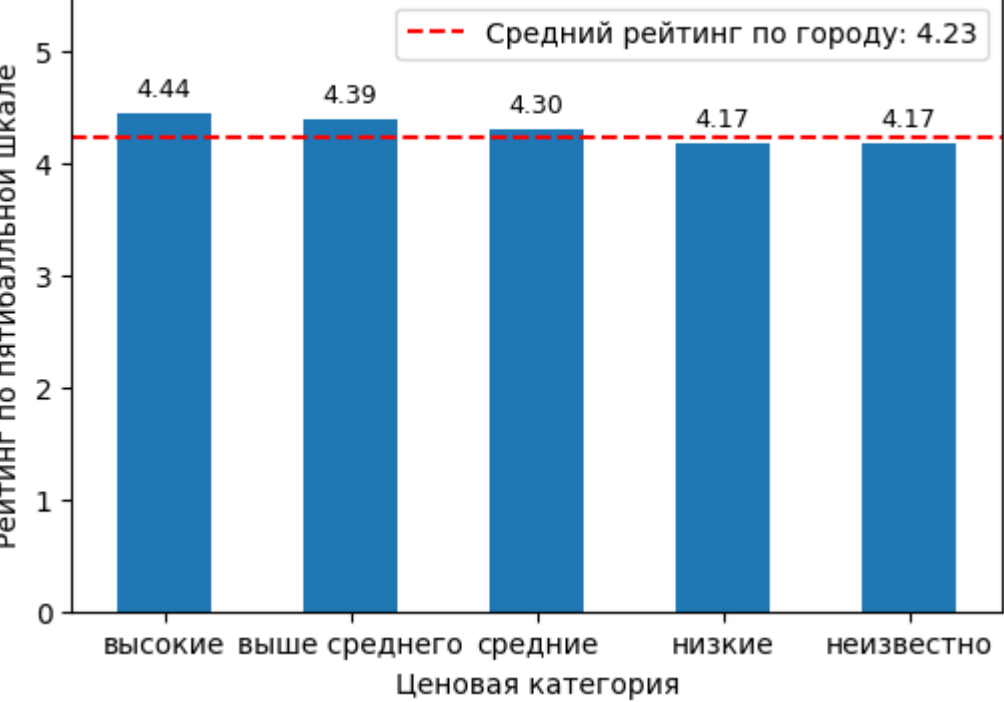
# Добавляем подписи к столбцам
for container in ax.containers:
    for bar in container:
        # Получаем высоту столбца (значение данных)
        height = bar.get_height()

        # Координаты для текста:
        # x — центр столбца по горизонтали
        x_pos = bar.get_x() + bar.get_width() / 2
        # y — верх столбца + небольшой отступ
        y_pos = height + 0.1

        # Добавляем текст
        ax.text(
            x_pos, y_pos,
            f'{height:.2f}', # значение в процентах
            ha='center', # горизонтальное выравнивание: по центру
            va='bottom', # вертикальное выравнивание: снизу от точки
            fontsize=9,
            rotation=0 # без поворота текста
        )

# Выводим рисунок
plt.show()
```

Средний рейтинг по ценовым категориям заведений



Средний рейтинг всех заведений города равен 4.23. Средний рейтинг оказался выше у заведений с категорией цен "высокие" (4.44) и "выше среднего" (4.39). Средний рейтинг оказался ниже у заведений с категорией цен "низкие" (4.17) и "неизвестно" (4.17). У заведений со средними ценами средний рейтинг равен 4.30.

Ценовая категория заведения связана с рейтингом: в заведениях с высокими ценами несколько выше и средний рейтинг. Но эту связь можно охарактеризовать как слабую. Размах значений среднего рейтинга небольшой и составляет всего 6% от среднего значения рейтинга по всем заведениям города: (4.44 - 4.17) / 4.23 * 100% ≈ 6%.

Можно высказать гипотезу, что в заведениях с высокими ценами выше качество обслуживания и лучше оформление помещения, что обуславливает чуть более высокий рейтинг.

7. Топ-15 популярных сетей в Москве

Сгруппируем данные по нормализованным названиям заведений (новое поле `name_norm`) и найдем топ-15 популярных сетей в Москве. Для них посчитаем значения среднего рейтинга. Под популярностью понимается количество заведений этой сети.

```
In [69]: # Оставим в датафрейме только сетевые заведения
df_chain_grouped = df[df['chain'] == 1].groupby('name_norm')['rating'].agg(['count', 'mean'])

df_chain_grouped = df_chain_grouped.rename(columns={'mean': 'rating'})

# Сортируем по убыванию количества заведений одной сети
df_chain_grouped = df_chain_grouped.sort_values(by='count', ascending=False)

# Топ-15 популярных сетей
df_top = df_chain_grouped.head(15)

# Сбросим индексы датафрейма
df_top = df_top.reset_index()

# Выведем топ-15 популярных сетей
df_top
```

Out[69]:

	name_norm	count	rating
0	ШОКОЛАДНИЦА	120	4.177500
1	ДОМИНО_С_ПИЦЦА	76	4.169737
2	ДОДО_ПИЦЦА	74	4.286487
3	ЯНДЕКС_ЛАВКА	72	3.855556
4	ONE_PRICE_COFFEE	71	4.064789
5	COFIX	65	4.075385
6	PRIME	50	4.116000
7	ХИНКАЛЬНАЯ	44	4.322727
8	КОФЕПОРТ	42	4.147619
9	КУЛИНАРНАЯ_ЛАВКА_БРАТЬЕВ_КАРАВАЕВЫХ	39	4.394872
10	ТЕРЕМОК	38	4.123684
11	ЧАЙХАНА	37	3.924324
12	БУХАНКА	32	4.396875
13	COFEFEST	32	3.984375
14	МУ_МУ	27	4.229630

```
In [70]: df_top = df_top.sort_values(by='count')

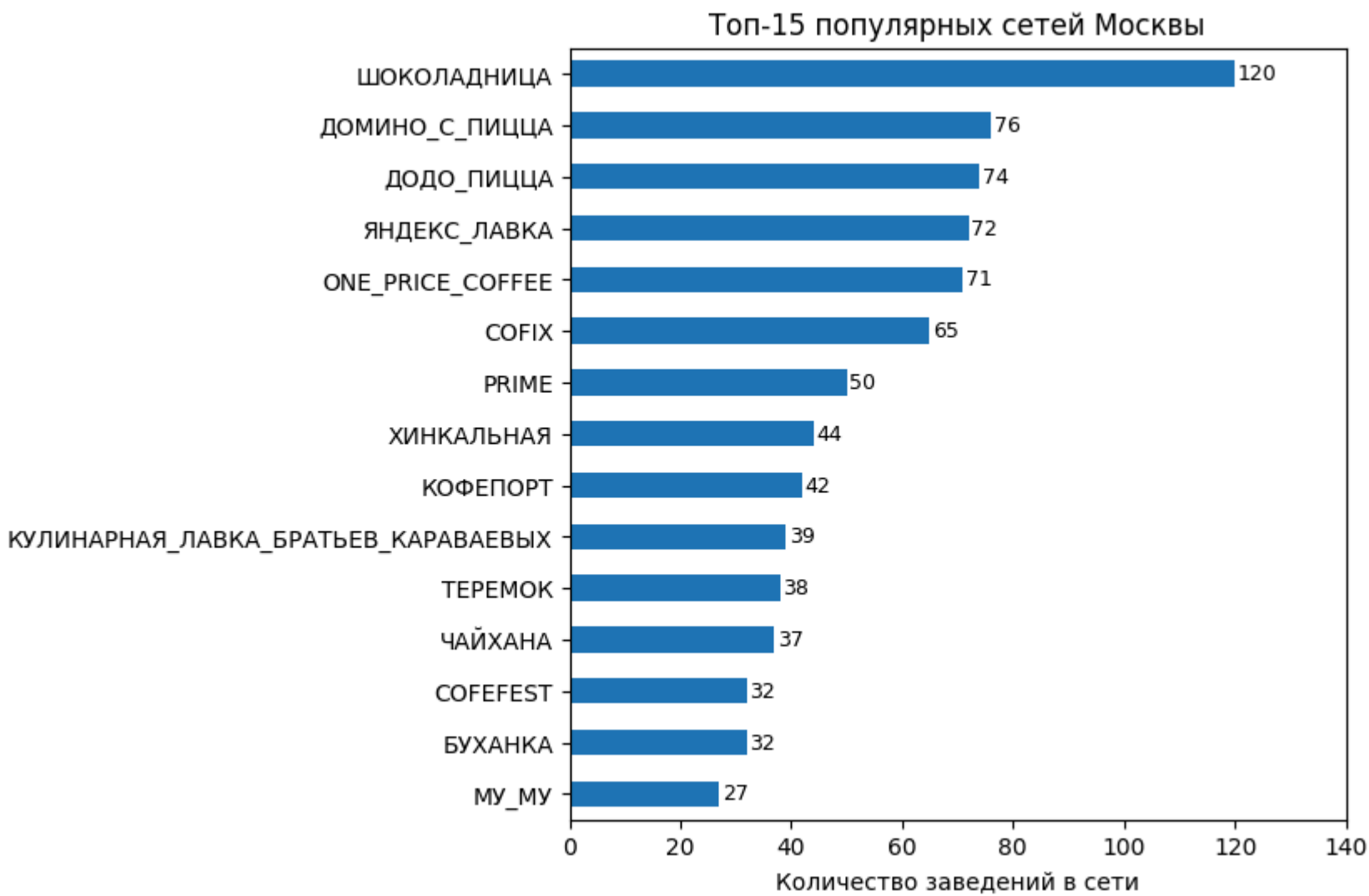
# Строим столбчатую диаграмму
ax = df_top.plot.barh(
    x='name_norm',
    y='count',
    figsize=(6, 6),
    legend=False
)

# Оформление графика
plt.title('Топ-15 популярных сетей Москвы')
plt.xlabel('Количество заведений в сети')
plt.ylabel('')
ax.set_xbound(lower=0, upper=140)

# Добавляем подписи столбцам
#ax.bar_label(ax.containers[0], fmt='%0f', fontsize=9)

# Добавляем подписи вручную
for container in ax.containers:
    for bar in container:
        # Получаем высоту (значение) столбца
        width = bar.get_width()
        # Координаты для текста: x = значение столбца + небольшой отступ, y = центр столбца
        x_pos = width + 0.5 # отступ от конца столбца
        y_pos = bar.get_y() + bar.get_height() / 2
        # Добавляем текст
        ax.text(
            x_pos, y_pos,
            f'{width:.0f}', # форматируем как целое число с %
            ha='left', # горизонтальное выравнивание: влево
            va='center', # вертикальное выравнивание: по центру
            fontsize=9
        )

# Выводим рисунок
plt.show()
```

Среди 15 самых популярных сетей заведений питания наибольшее количество у Шоколадницы (120 заведений), а наименьшее - у Му-Му (27 заведений). Как видим, сети заведений из топ-15 популярных различаются по количеству точек.

```
In [71]: df_top = df_top.sort_values(by='rating')

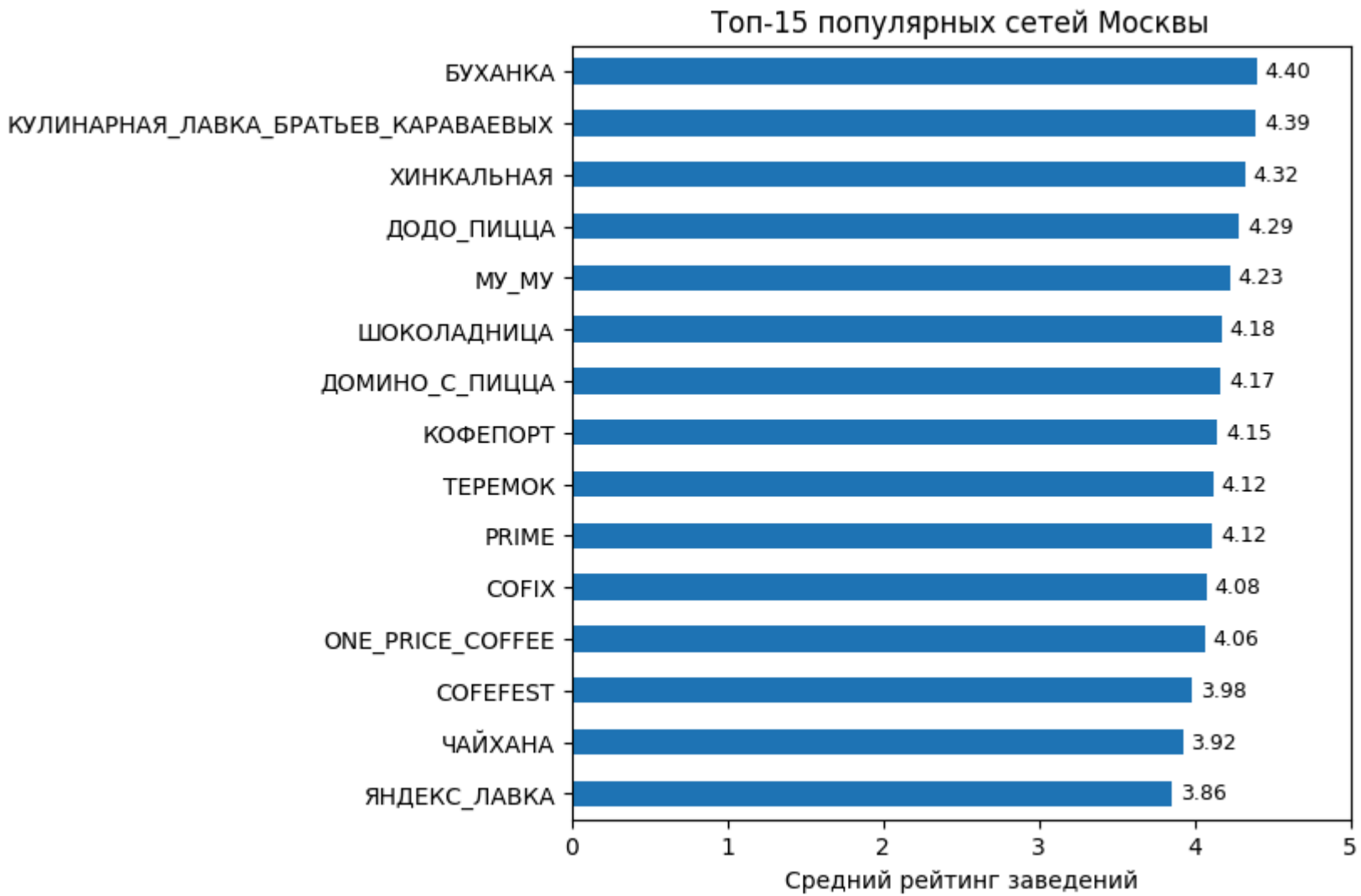
# Строим столбчатую диаграмму
ax = df_top.plot.barh(
    x='name_norm',
    y='rating',
    figsize=(6, 6),
    legend=False
)

# Оформление графика
plt.title('Топ-15 популярных сетей Москвы')
plt.xlabel('Средний рейтинг заведений')
plt.ylabel('')
ax.set_xbound(lower=0, upper=5)

# Добавляем подписи столбцам
#ax.bar_label(ax.containers[0], fmt='%.2f', fontsize=9)

# Добавляем подписи вручную
for container in ax.containers:
    for bar in container:
        # Получаем высоту (значение) столбца
        width = bar.get_width()
        # Координаты для текста: x = значение столбца + небольшой отступ, y = центр столбца
        x_pos = width + 0.05 # отступ от конца столбца
        y_pos = bar.get_y() + bar.get_height() / 2
        # Добавляем текст
        ax.text(
            x_pos, y_pos,
            f'{width:.2f}', # форматируем как целое число с %
            ha='left',      # горизонтальное выравнивание: влево
            va='center',    # вертикальное выравнивание: по центру
            fontsize=9
        )

# Выводим рисунок
plt.show()
```



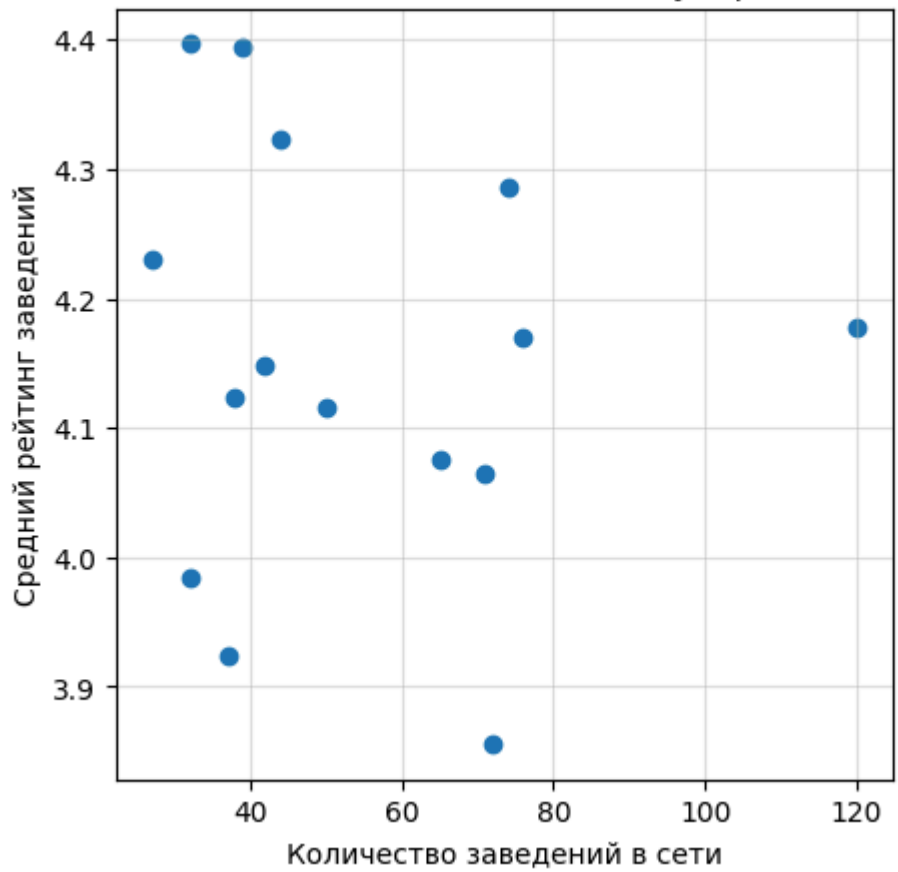
Среди 15 самых популярных сетей заведений питания наибольший рейтинг у Буханки (4.40), а наименьший - у Яндекс Лавки (3.86). Можно сказать, что сети заведений из топ-15 популярных различаются по рейтингу.

```
In [72]: # Построим точечную диаграмму (диаграмму рассеяния)
plt.figure(figsize=(5, 5))
plt.scatter(df_top['count'], df_top['rating'])
plt.xlabel('Количество заведений в сети')
plt.ylabel('Средний рейтинг заведений')
plt.title('Количество заведений сетей из топ-15 самых популярных и их средний рейтинг')

plt.grid(True, alpha=0.4)

plt.show()
```

Количество заведений сетей из топ-15 самых популярных и их средний рейтинг



Для топ-15 самых популярных сетей на диаграмме рассеяния не видно связи между количеством заведений в сети и их средним рейтингом.

```
In [73]: # Отберем записи основного датафрейма с названиями топ-15 самых популярных сетей
df_filtered = df[df['name_norm'].isin(df_top['name_norm'])]

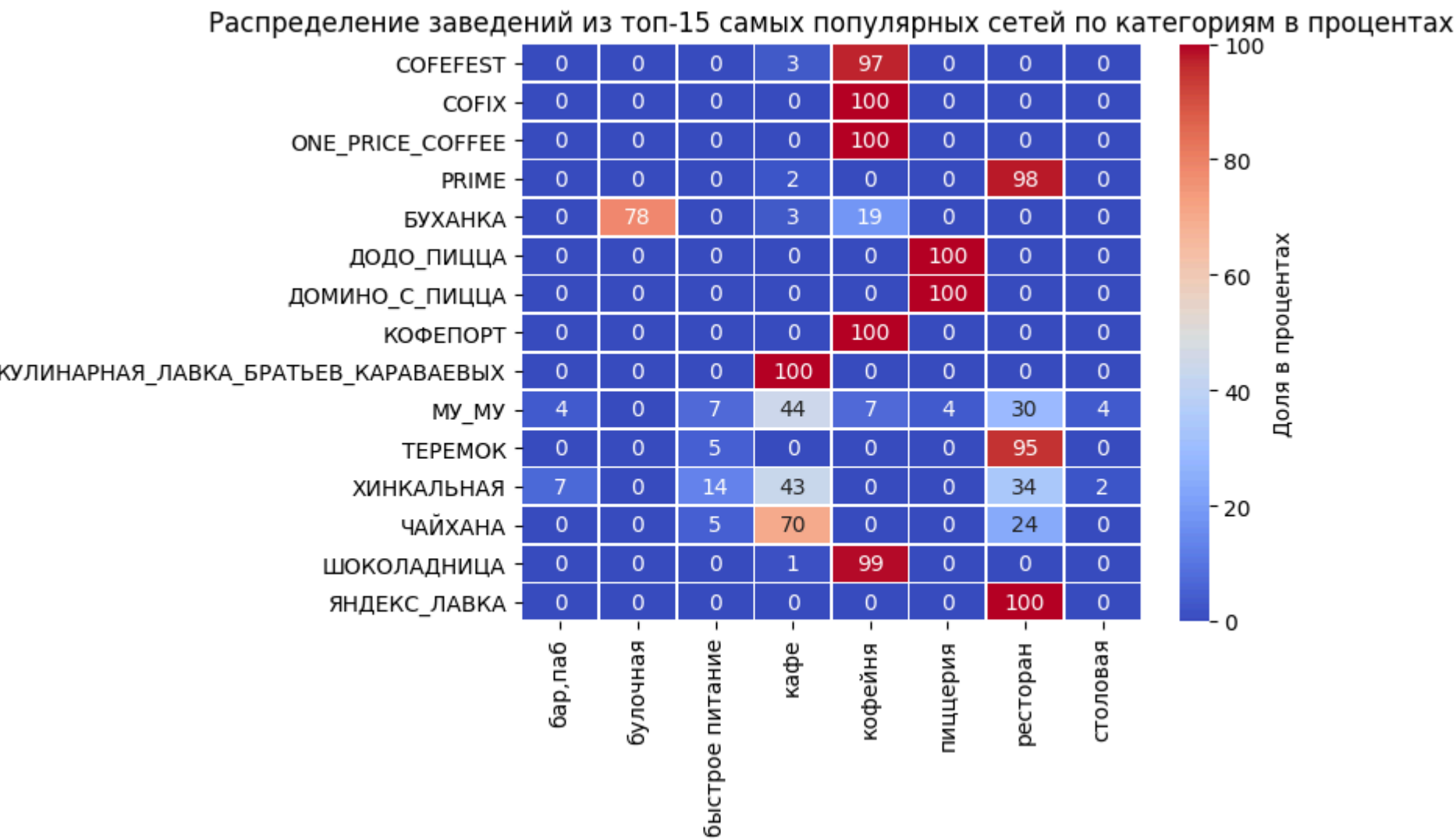
# Выбираем только нужные столбцы
df_filtered = df_filtered[['name_norm', 'category']]

# Сгруппируем данные по названию и категории заведений
# и найдем долю каждой категории в процентах
df_grouped = df_filtered.groupby('name_norm')['category'].value_counts(normalize=True) * 100

# Переместим индексы строк в столбцы
df_grouped = df_grouped.unstack(fill_value=0)
```

```
In [74]: # Строим тепловую карту
sns.heatmap(df_grouped,
            annot=True, # Отображаем численные значения в ячейках карты
            fmt='.0f', # Форматируем значения
            cmap='coolwarm', # Устанавливаем цветовую гамму от красного (макс. значение) к синему
            linewidths=0.5, # Форматируем линию между ячейками карты
            cbar=True, # Вкл цветовую шкалу сбоку
            cbar_kws={'label': 'Доля в процентах'})

plt.xlabel('')
plt.ylabel('')
plt.title('Распределение заведений из топ-15 самых популярных сетей по категориям в процентах')
plt.show()
```



Заведения из топ-15 самых популярных сетей распределились по категориям следующим образом:

- 5 сетей кофеен;
- 3 сети ресторанов;
- 2 сети пиццерий;
- 1 сеть кафе;
- 1 сеть булочных;
- 3 сети, которые можно отнести и к кафе, и к ресторанам.

Таким образом, в топ-15 популярных сетей больше всего кофеен и ресторанов.

8. Какая вариация среднего чека заведения в зависимости от района города

Изучим вариацию среднего чека заведения (столбец `middle_avg_bill`) в зависимости от округа Москвы. Проанализируем цены в Центральном административном округе и других округах.

```
In [75]: # Сгруппируем данные по округу и найдем среднее значение чека
df_grouped = df.groupby('abbreviated_district')['middle_avg_bill'].mean()

# Отсортируем по убыванию среднего чека
df_grouped = df_grouped.sort_values(ascending=False)

# Выведем результат
df_grouped
```

```
Out[75]: abbreviated_district
ЦАО      1191.057495
ЗАО      1053.225464
САО      927.959656
ЮАО      834.398071
СЗАО     822.222900
БАО      820.626953
ЮЗАО     792.561707
СВАО     716.611267
ЮВАО     654.097961
Name: middle_avg_bill, dtype: float32
```

```
In [76]: # Найдём среднее значение чека
mean_bill = df['middle_avg_bill'].mean()

# Выведем среднее значение
print(f'Среднее значение чека: {mean_bill:.2f} руб.')
```

Среднее значение чека: 958.05 руб.

```
In [77]: # Строим столбчатую диаграмму
ax = df_grouped.plot.bar(
    figsize=(6, 4),
    label='_nolegend_' # чтобы легенда не отображалась
)

# Покажем средний чек по всем заведениям города
ax.axhline(y=mean_bill,
           color='red',
           linestyle='--',
           label=f'Средний чек по городу: {mean_bill:.0f} р.')
```

```
# Оформление графика
plt.title('Средний чек по округам Москвы')
plt.xlabel('')
plt.ylabel('Стоимость в рублях')
plt.xticks(rotation=45)
ax.set_ybound(lower=0, upper=1400)
ax.legend()
```

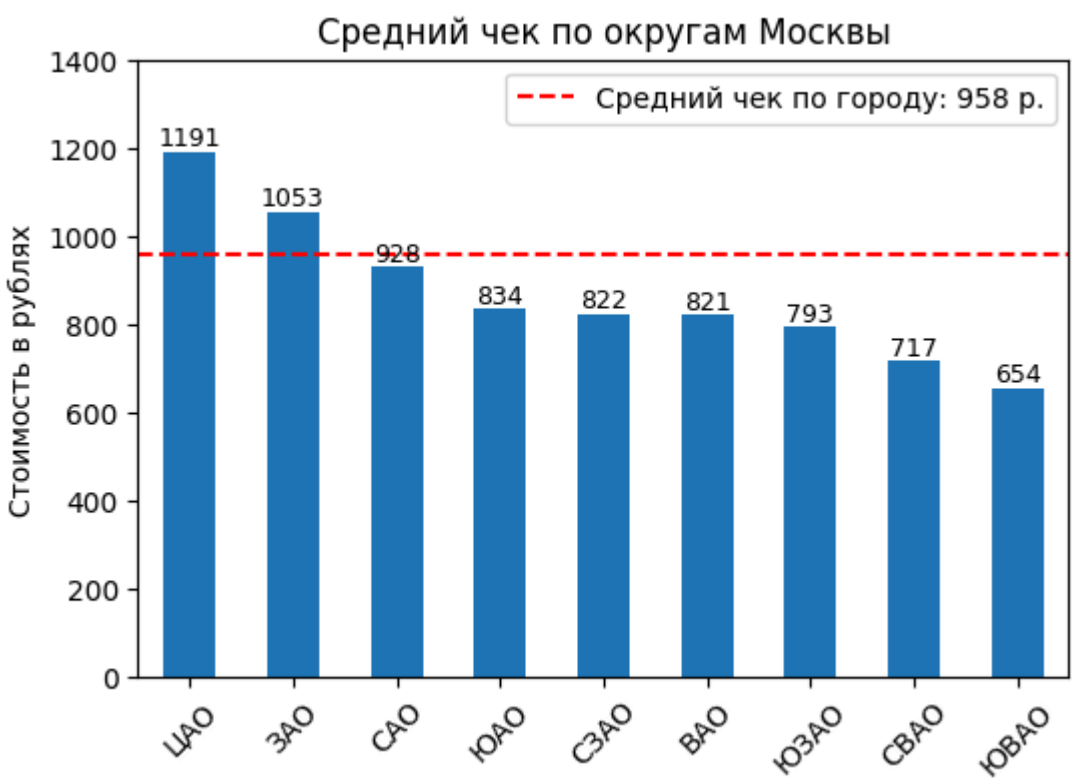
```
# Добавляем подписи столбцам
#ax.bar_label(ax.containers[0], fmt='%.0f', fontsize=9)
```

```
# Добавляем подписи к столбцам
for container in ax.containers:
    for bar in container:
        # Получаем высоту столбца (значение данных)
        height = bar.get_height()

        # Координаты для текста:
        # x — центр столбца по горизонтали
        x_pos = bar.get_x() + bar.get_width() / 2
        # y — верх столбца + небольшой отступ
        y_pos = height + 0.8

        # Добавляем текст
        ax.text(
            x_pos, y_pos,
            f'{height:.0f}', # значение в процентах
            ha='center',    # горизонтальное выравнивание: по центру
            va='bottom',    # вертикальное выравнивание: снизу от точки
            fontsize=9,
            rotation=0      # без поворота текста
        )
```

```
# Выводим рисунок
plt.show()
```



- Самый большой средний чек в ЦАО (1191 руб.) и ЗАО (1053 руб.).
- Самый маленький средний чек в ЮВАО (654 руб.) и СВАО (717 руб.).
- Разброс значений среднего чека от 654 до 1191 руб., что отражает различия в ценовой политике заведений по округам Москвы.
- Можно высказать гипотезу, что ценовая политика заведений зависит от округа в рамках его благоустройства, стоимости аренды помещений и туристической привлекательности.

Промежуточный вывод

1. Какие категории заведений представлены в данных:

- Распределение заведений по категориям следующее:
 - кафе - 2376 (28%)
 - ресторан - 2042 (24%)
 - кофейня - 1413 (17%)
 - бар,паб - 764 (9%)
 - пиццерия - 633 (8%)
 - быстрое питание - 603 (7%)
 - столовая - 315 (4%)
 - булочная - 256 (3%)
- На кафе, рестораны и кофейни в сумме приходится 69% всех заведений. В то время как на столовые и булочные в сумме приходится только 7%.

2. Какие административные районы Москвы присутствуют в данных:

- Распределение заведений в Центральном административном округе по категориям следующее:
 - ресторан - 670 (30%)

- 2. кафе – 464 (31%)
- 3. кофейня – 428 (19%)
- 4. бар,паб – 364 (16%)
- 5. пиццерия – 113 (5%)
- 6. быстрое питание – 87 (4%)
- 7. столовая – 66 (3%)
- 8. булочная – 50 (2%)
- На кафе, рестораны и кофейни в сумме приходится 70% всех заведений. В то время как на столовые и булочные в сумме приходится только 5%.
- Сравнивая между собой распределения заведений по категориям в городе и отдельно только в Центральном округе, можно отметить следующее:
 - И в городе, и в ЦАО больше всего кафе, ресторанов и кофейн.
 - И в городе, и в ЦАО меньше всего заведений быстрого питания, столовых и булочных.
 - Кафе в городе 28%, а в ЦАО их доля ниже и составляет 21%.
 - Ресторанов в городе 24%, а в ЦАО их доля выше и составляет 30%.
 - Баров/пабов в городе 9%, а в ЦАО их доля выше и составляет 16%.
 - Остальные категории не имеют значительных различий.

3. Какое соотношение сетевых и несетевых заведений в целом по всем данным и в разрезе категорий заведения:

- Сетевые заведения значимо преобладают в булочных (61%).
- Несетевые и сетевые заведения примерно поровну занимают доли в пиццериях (48% и 52% соответственно) и кофейнях (49% и 51% соответственно).
- Несетевые заведения значимо преобладают в следующих категориях: быстрое питание (62%), ресторан (64%), кафе (67%), столовая (72%), бар/паб (78%).

4. Сколько посадочных мест в заведениях:

- После фильтрации аномально высоких значений количества посадочных мест распределение осталось правым асимметричным, но уже среднее значение (88.27 мест) и медиана (70 мест) стали близки, а также стандартное отклонение уменьшилось и составляет 71.06 , максимальное количество мест равно 307 .
- Для сравнения посадочных мест в разных категориях заведений была выбрана медиана, чтобы уменьшить влияние небольшого количества очень крупных заведений:
 - Медиана посадочных мест по всем заведениям города равна 70.
 - Медиана посадочных мест у баров (80 мест), ресторанов (80 мест) и столовых (72 места) выше города.
 - Медиана посадочных мест у кофеев равна медиане по городу (70 мест).
 - Медиана посадочных мест у быстрого питания (60 мест), кафе (55.5 мест), пиццерий (50 мест) и булочных (48.5 мест) ниже города.
- Таким образом, можно утверждать, что больше всего посадочных мест у баров и ресторанов, а меньше всего – у пиццерий и булочных.

5. Какие рейтинги у заведений:

- Распределение среднего рейтинга по категориям заведений:
 1. бар,паб (4.39)
 2. пиццерия (4.30)
 3. ресторан (4.29)
 4. кофейня (4.28)
 5. булочная (4.27)
 6. столовая (4.21)
 7. кафе (4.12)
 8. быстрое питание (4.05)
- Размах значений среднего рейтинга небольшой и составляет всего 8% от среднего значения рейтинга по всем заведениям города: (4.39 – 4.05) / 4.23 * 100% ≈ 8%.

6. С какими данными показывает самую сильную корреляцию рейтинг заведений:

- После построения корреляционной матрицы коэффициента ϕ_k для переменной rating выявили самую сильную корреляцию рейтинга с ценовой категорией заведения.
- Средний рейтинг всех заведений города равен 4.23. Средний рейтинг оказался выше у заведений с категорией цен "высокие" (4.44) и "выше среднего" (4.39).
- Средний рейтинг оказался ниже у заведений с категорией цен "низкие" (4.17) и "неизвестно" (4.17).
- У заведений со "средними" ценами средний рейтинг равен 4.30.
- Ценовая категория заведения связана с рейтингом: в заведениях с высокими ценами несколько выше и средний рейтинг. Но эту связь можно охарактеризовать как слабую. Размах значений среднего рейтинга небольшой и составляет всего 6% от среднего значения рейтинга по всем заведениям города: (4.44 – 4.17) / 4.23 * 100% ≈ 6%.
- Можно высказать гипотезу, что в заведениях с высокими ценами выше качество обслуживания и лучше оформление помещения, что обуславливает чуть более высокий рейтинг.

7. Топ-15 популярных сетей в Москве:

- Среди топ-15 самых популярных сетей заведений питания наибольшее количество у Шоколадницы (120 заведений), а наименьшее – у Му-Му (27 заведений). Как видим, сети заведений из топ-15 популярных различаются по количеству точек.
- Среди 15 самых популярных сетей заведений питания наибольший рейтинг у Буханки (4.40), а наименьший – у Яндекс Лавки (3.86). Можно сказать, что сети заведений из топ-15 популярных различаются по рейтингу.
- Для топ-15 самых популярных сетей на диаграмме рассеяния не видно связи между количеством заведений в сети и их средним рейтингом.
- Заведения из топ-15 самых популярных сетей распределились по категориям следующим образом:
 - 5 сетей кофеев;
 - 3 сети ресторанов;
 - 2 сети пиццерий;
 - 1 сеть кафе;
 - 1 сеть булочных;
 - 3 сети, которые можно отнести и к кафе, и к ресторанам.
- Таким образом, в топ-15 популярных сетей больше всего кофеев и ресторанов.

8. Какая вариация среднего чека заведения в зависимости от района города:

- Самый большой средний чек в ЦАО (1191 руб.) и ЗАО (1053 руб.).
- Самый маленький средний чек в ЮВАО (654 руб.) и СВАО (717 руб.)
- Разброс значений среднего чека от 654 до 1191 руб., что отражает различия в ценовой политике заведений по округам Москвы.
- Можно высказать гипотезу, что ценовая политика заведений зависит от округа в рамках его благоустройства, стоимости аренды помещений и туристической привлекательности.

4. Итоговый вывод и рекомендации

Общий обзор проделанной работы

Загрузка данных и знакомство с ними

- Датасет rest_info.csv содержит 9 столбцов и 8406 строк, в которых представлена информация о заведениях общественного питания.
- Датасет rest_price.csv содержит 5 столбцов и 4058 строк, в которых представлена информация о среднем чеке в заведениях общественного питания.
- Данные соответствовали описанию.
- Объединили два датасета в один единый датафрейм df , в котором стало 13 столбцов и 8406 строк.

Предобработка данных

- Типы данных были успешно оптимизированы с понижением размерности.
- Поле seats изменило тип с float64 на int16 вместе с заменой 3611 пропусков на значение-индикатор -1 .
- Добавили столбец abbreviated_district с аббревиатурами округов для удобства работы.
- Пропуски содержались в следующих полях middle_coffee_cup (94%), middle_avg_bill (63%), price (61%), avg_bill (55%) и hours (6%).

- Существенное количество пропусков в полях `price`, `avg_bill`, `middle_avg_bill` и `middle_coffee_cup` из-за объединение двух датафреймов с помощью левого присоединения в предыдущем этапе.
- Для полей `middle_coffee_cup` и `middle_avg_bill` информация была извлечена из поля `avg_bill` при наличии в ячейках только определенных подстрок `Цена одной чашки капучино` и `Средний счёт` соответственно.
- Пропуски в числовых полях `middle_coffee_cup` и `middle_avg_bill` не заполняли.
- Пропуски в текстовых полях `hours`, `price` и `avg_bill` заполним значением-индикатором `неизвестно`.

Обработка дубликатов

- Изначально полных явных дубликатов не было.
- Нормализовали названия заведений в поле `name` и сохранили результат в новое поле `name_norm`.
- Нормализовали адреса в поле `address` и результат сохранили в новое поле `address_norm`.
- Найдено лишь 8 неявных дубликатов (менее 0.1% всех записей) одновременно по названию и адресу после нормализации:
 - Удалили дубликаты, сохраняя только первый экземпляр.
 - После удаления 4 дубликатов из 8406 строк, осталось 8402 строки.
- Проверили отсутствие неявных дубликатов категориальных значений в остальных полях.

Создание нового поля `is_24_7`

- Для дальнейшей работы создали столбец `is_24_7` с обозначением того, что заведение работает ежедневно и круглосуточно, то есть 24/7:
 - логическое значение `True` — если заведение работает ежедневно и круглосуточно;
 - логическое значение `False` — в противоположном случае.
- Таких заведений оказалось 730 (8.7% от общего количества).

Провели исследовательский анализ данных и решили 8 задач

Подробнее в следующем пункте.

Ответы на исследовательские вопросы

Распределение заведений по категориям:

- На кафе, рестораны и кофейни в сумме приходится 69% всех заведений. В то время как на столовые и булочные в сумме приходится только 7%.
- Сравнивая между собой распределения заведений по категориям в городе и отдельно только в Центральном округе, можно отметить следующее:
 - Кафе в городе 28%, а в ЦАО их доля ниже и составляет 21%.
 - Ресторанов в городе 24%, а в ЦАО их доля выше и составляет 30%.
 - Баров/пабов в городе 9%, а в ЦАО их доля выше и составляет 16%.
 - Остальные категории не имеют значительных различий.

Распределение сетевых заведений:

- Сетевые заведения значимо преобладают в булочных (61%).
- Несетевые и сетевые заведения примерно поровну занимают доли в пиццериях и кофейнях.
- Несетевые заведения значимо преобладают в следующих категориях быстрое питание (62%), ресторан (64%), кафе (67%), столовая (72%), бар/паб (78%).

Распределение посадочных мест по категориям заведений:

- Больше всего посадочных мест у баров (медиана 80 мест) и ресторанов (медиана 80 мест), а меньше всего – у пиццерий (медиана 50 мест) и булочных (медиана 48.5 мест).

Распределение среднего рейтинга заведений по категориям:

- Самый высокий средний рейтинг у баров/пабов (4.39), самый низкий средний рейтинг у кафе (4.12) и быстрого питания (4.05), остальные категории имеют средний рейтинг от 4.21 до 4.30.

Самая сильная корреляция рейтинга заведений:

- После построения корреляционной матрицы коэффициента ϕk для переменной `rating` выявили самую сильную корреляцию рейтинга с ценовой категорией заведения.
- Средний рейтинг оказался выше у заведений с категорией цен "высокие" (4.44) и "выше среднего" (4.39).
- Средний рейтинг оказался ниже у заведений с категорией цен "низкие" (4.17) и "неизвестно" (4.17).
- У заведений со "средними" ценами средний рейтинг равен 4.30.
- Ценовая категория заведения связана с рейтингом: в заведениях с высокими ценами несколько выше и средний рейтинг. Но эту связь можно охарактеризовать как слабую.
- Можно высказать гипотезу, что в заведениях с высокими ценами выше качество обслуживания и лучше оформление помещения, что обуславливает чуть более высокий рейтинг.

Топ-15 самых популярных сетевых заведений:

- Среди топ-15 самых популярных сетей заведений питания наибольшее количество у Шоколадницы (120 заведений), а наименьшее – у Му-Му (27 заведений).
- Среди топ-15 самых популярных сетей заведений питания наибольший рейтинг у Буханки (4.40), а наименьший – у Яндекс Лавки (3.86).
- У топ-15 самых популярных сетей не видно связи между количеством заведений в сети и их средним рейтингом.
- В топ-15 популярных сетей больше всего кофеев и ресторанов.

Средний чек в разных округах города:

- Самый большой средний чек в ЦАО (1191 руб.) и ЗАО (1053 руб.).
- Самый маленький средний чек в ЮВАО (654 руб.) и СВАО (717 руб.)
- Разброс значений среднего чека от 654 до 1191 руб., что отражает различия в ценовой политике заведений по округам Москвы.
- Можно высказать гипотезу, что ценовая политика заведений зависит от округа в рамках его благоустройства, стоимости аренды помещений и туристической привлекательности.

Рекомендации на основе анализа данных

По условию инвесторы хотят открыть заведение одной из трех категорий: кафе, ресторан или бар. Также не определены цены и расположение заведения.

Инвесторам рекомендуется рассмотреть возможность открытия бара:

- Баров в Москве меньше, чем кафе или ресторанов → меньше конкуренция.
- Также среди сетевых заведений меньше всего баров → меньше конкуренция с крупными игроками рынка.
- Клиенты ставят в среднем выше оценки барам, чем остальным категориям → преимущество в рекомендательных и поисковых системах (например, в поиске на карте).
- Рекомендуется выбрать уровень цен "выше среднего" с соответствующим уровнем обслуживания → средний рейтинг заведения выше → преимущество в рекомендательных и поисковых системах.
- Общее количество посадочных мест рекомендуется около 80.
- Рекомендуется выбрать расположение в ЗАО: благоустроенный район, где средний чек близок к ЦАО, но конкуренции меньше, чем в ЦАО.