## Лабораторная работа №4

# Ассоциативный анализ

### Цель:

Ознакомиться с методами ассоциативного анализа из библиотеки MLxtend

#### Выполнение:

Для выполнения лаб. работы необходимо установить библиотеку MLxtend

Для этого в терминале введите:

```
pip install mlxtend
```

#### Загрузка данных:

- 1. Загрузить датасет по ссылке: <a href="https://www.kaggle.com/irfanasrullah/groceries">https://www.kaggle.com/irfanasrullah/groceries</a> . Данные представляют собой информацию о купленных вместе товарах
- 2. Создать Python скрипт. Загрузить данные в датафрейм

```
all_data = pd.read_csv('groceries - groceries.csv')
print(all_data) #Видно, что датафрейм содержит NaN значения
```

3. Переформируем данные удалив все значения NaN

```
np_data = all_data.to_numpy()
np_data = [[elem for elem in row[1:] if isinstance(elem,str)] for row in
np_data]
```

4. Получим список всех уникальных товаров

```
unique_items = set()

for row in np_data:
    for elem in row:
        unique_items.add(elem)
```

5. Выведите список товаров, а также их количество

#### FPGrowth и FPMax

1. Преобразуем данные к виду, удобному для анализа

```
from mlxtend.preprocessing import TransactionEncoder

te = TransactionEncoder()
te_ary = te.fit(np_data).transform(np_data)
data = pd.DataFrame(te_ary, columns=te.columns_)
```

2. Проведем ассоциативный анализ используя алгоритм FPGrowth при уровне поддержки 0.03

```
from mlxtend.frequent_patterns import fpgrowth

result = fpgrowth(data, min_support=0.03, use_colnames = True)
print(result)
```

- 3. Проанализируйте получившиеся варианты. Определите минимальное и максимальное значения для уровня поддержки для набора из 1,2, и.т.д. объектов.
- 4. Проведите аналогичный анализ используя алгоритм FPMax
- 5. Сравните полученные результаты для FPGrowth и FPMax. Объясните в чем разница работы алгоритмов
- 6. Постройте гистограмму для каждого товара. Столбцы на гистограмме должны быть упорядочены по уменьшению частоты. Отобразите результат только для 10 самых встречаемых товаров. Как данная гистограмма коррелируют с результатами?
- 7. Преобразуем набор данных, чтобы он содержал ограниченный набор товаров

- 8. Проведите анализ FPGrowth и FPMax для нового набора данных. Проанализируйте, что изменилось
- 9. Постройте график изменения количества получаемых правил от уровня поддержки. На графике отдельно отобразите кривые для набора товаров 1, 2, и.т.д. Какие выводы можно сделать по данному графику?

#### Ассоциативные правила

1. Сформируем набор данных из определенных товаров и так, чтобы размер транзакции был 2 и более

```
np_data = all_data.to_numpy()
np_data = [[elem for elem in row[1:] if isinstance(elem,str) and elem in
items] for row in np_data]
np_data = [row for row in np_data if len(row) > 1]
```

2. Получим частоты наборов используя алгоритм FPGrowth

```
result = fpgrowth(data, min_support=0.05, use_colnames = True)
```

3. Проведем ассоциативный анализ

```
rules = association_rules(result, min_threshold = 0.3)
print(rules)
```

Объясните, что означает каждая колонка в полученных результатах.

- 4. Определите, на основе какой метрики проводится расчет
- 5. Проведите построение ассоциативных правил для различных метрик (значение min\_threshold выберите такое, чтобы выводилось не менее 10 правил). Какой смысл несет каждая метрика?
- 6. Рассчитайте среднее значение, медиану и СКО для каждой из метрик.
- 7. Постройте граф для следующего анализа

```
rules = association_rules(result, min_threshold = 0.4, metric='confidence')
```

Каждая вершина графа должна отображать набор товаров. Граф должен быть ориентирован от антецедента к консеквенту. Ширина ребра должна отображать уровень support, а подпись на ребре отображать confidence.

Для отрисовка графа можно использовать библиотеку NetworkX

- 8. Проанализируйте полученный граф, какую информацию можно из него извлечь?
- 9. Предложите свои способы визуализации полученных правил