



**Отчёт о технических элементах  
оценки результатов AB-тестов проведённых рекламных кампаний и  
построения модели склонности клиентов к покупке  
в федеральной сети спортивных товаров**

**СОДЕРЖАНИЕ**

1. Извлечение данных из предоставленных источников и их предобработка.
2. Восстановление значений признака gender машинным обучением.
3. Оценка проведённых рекламных кампаний.
4. Кластеризация данных о покупках.
5. Построение модели машинного обучения для определения склонности клиентов к покупке.

Аргентов Сергей  
<https://argentov.pro>

2023 год.

## 1. ИЗВЛЕЧЕНИЕ ДАННЫХ ИХ ПРЕДОБРАБОТКА

Загрузка и предобработка данных представлена в Разделе 1 исследования [файл «Разделы 1 и 2. Загрузка с предобработкой данных и заполнение признака `gender.ipynb`» — далее ноутбук].

Для проведения работы по формированию хранилища данных (витрины данных) подразделениями компании представлены предварительно не обработанные данные в 3 таблицах базы данных `shop_database.db`. Так как требований по производительности и администрированию хранилища данных не задано, и работа с данным в ходе исследования производится средствами `python3` – для формирования хранилища данных выбрана встроенная в `python3` система управления базой данных `sqlite3`. Для хранения данных, полученных и преобразованных в ходе исследования создана база данных `purchases.db`.

Таблица 1. Характеристики таблиц данных, представленных подразделениями компании.

№	Наименование таблицы	Размер	Дубликаты	Пропуски
		(строк, столбцов) — объём		
1	<code>purchases</code>	(786 260, 7) — 42.0 MB	0	434 236
2	<code>personal_data_coefs</code>	(104 989, 5) — 4.0 MB	0	0
3	<code>personal_data</code>	(89 241, 6) — 4.1 MB	0	0

Пропущенные значения в таблице `purchases` содержатся в признаках `product_sex` (15%) и `colour` (40%). Это может быть следствием технической/организационной ошибок при заполнении данных или может свидетельствовать о следующем:

- для признака `product_sex` в случае унисекс-товаров данные о гендерной принадлежности потенциальных покупателей товара не проставлялась;
- для признака `colour` часть информации могла попасть в наименование товара, часть информации может быть получена из информации по одноимённым товарам, а в случае когда товар не имеет цветовой характеристики (пищевые продукты, лекарственные средства и т.п. или товары с не зафиксированным признаком цвета по техническим или организационным причинам) цвет товара не проставлялся.

Проверка наличия ссылки на пол в наименовании товара показала, что в отдельных товарах имеются ссылки на пол потенциального пользователя товара (мужской или женский), при этом все такие позиции соответственно уже были размечены в признаке `product_sex`. Таким образом, все пропущенные значения данного признака, были размечены как дополнительное значение данного признака — 'унисекс' (присвоено значение 2.0) [см. п.1.2.1 ноутбука 1].

Восстановление пропущенных значений признака `colour` проводилось в четыре этапа [см. п.1.2.2 ноутбука 1]:

- проверка наличия признака в наименовании товара (восстановлено 0.16%);
- проверка наличия признака в одноимённых товарах (восстановлено 14.62%);
- визуальная проверка наличия признака в названии товара (восстановлено 0.42%);
- визуальная проверка однородности значений признака (восстановлено 0.01%).

При заполнении признака для одноимённых товаров наиболее частым значением использовалось одновременное формирование двух объектов `DataFrame.Pandas`, что привело к необходимости использования многопроцессорного режима расчётов с целью сокращения времени расчётов. В результате время выполнения сложного сравнения `DataFrame.Pandas` на 9 процессорах составило всего 1.1 минуты. Этот способ позволил устранить 95% пропусков. Не восстановленным значениям признака `colour` было присвоено значение «неопределённый». Таким образом в данных исключены все пропущенные значения.

## 2. ВОССТАНОВЛЕНИЕ ЗНАЧЕНИЙ ПРИЗНАКА gender МОДЕЛЯМИ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Расчёты и разработка модели машинного обучения для восстановления отсутствующих значений признака **gender** представлены в Разделе 2 исследования [ноутбук 1].

Дополнительно к персональным данным клиентов (таблица **personal\_data** базы данных **shop\_database.db**) подразделения компании предоставили таблицу с восстановленными данными. Предоставленная информация увеличила персональные данные на +17,6% (+15 748 записей) по 5 признакам из 6.

Для 15 тыс. записей признака **gender**, оставшихся невосстановленными, разработана модель машинного обучения. Для обучения все таблицы базы данных объединены в датасет, размер которого составил 786 260 записей. Незаполненные значения признака **gender** составили 15% от объединённого датасета. Перед обучением модели данные проверены на аномалии:

1. Использованы три метода выявления аномалий, дополнившие друг друга результатами.
2. При проверке данных на аномалии не рассматривались значения признаков **id**, **lbt\_coef**, **ac\_coef**, **sm\_coef** – так как значения этих признаков уникальны почти для каждого покупателя, а значит не принесут пользы при факторной оценке данных и обучении модели. Не учитывался признак **gender** – так как он является целевой переменной для обучения модели.
3. При использовании методов попризнакового выявления аномалий признаки **product\_sex**, **base\_sale**, **education** не учитывались – так как они имеют понятные, уникальные значения без аномалий (выявлено визуально).

**Таблица 1. Результаты исключения аномальных записей.**

№	Наименование метода, которым выявлялись аномалии	Количество аномалий	%
1	Quantile	8 928	1,33
2	LocalOutlierFactor	35 630	5,32
3	IsolationForest	61 030	9,11
	ИТОГО	82 150	12,26

Проверка сбалансированности датасета показала соотношение **55% к 45%** позитивного класса к негативному. Такая пропорция была учтена гиперпараметром **class\_weight**, который позволят обучать модели с разбалансированностью обучающей выборки до **57% к 43%**.

Оценены три модели машинного обучения на достижение наиболее точного результата моделирования: Логистическая регрессия, Случайный лес, Нейронная сеть «Перцептрон».

**Таблица 2. Результаты тренировочного обучения моделей.**

№	Наименование модели	Точность по метрике accuracy_score, %	Время обучения, секунды
1	LogisticRegression()	99,1	0,5
2	RandomForestClassifier()	100,0	12
3	MLPClassifier()	100,0	18

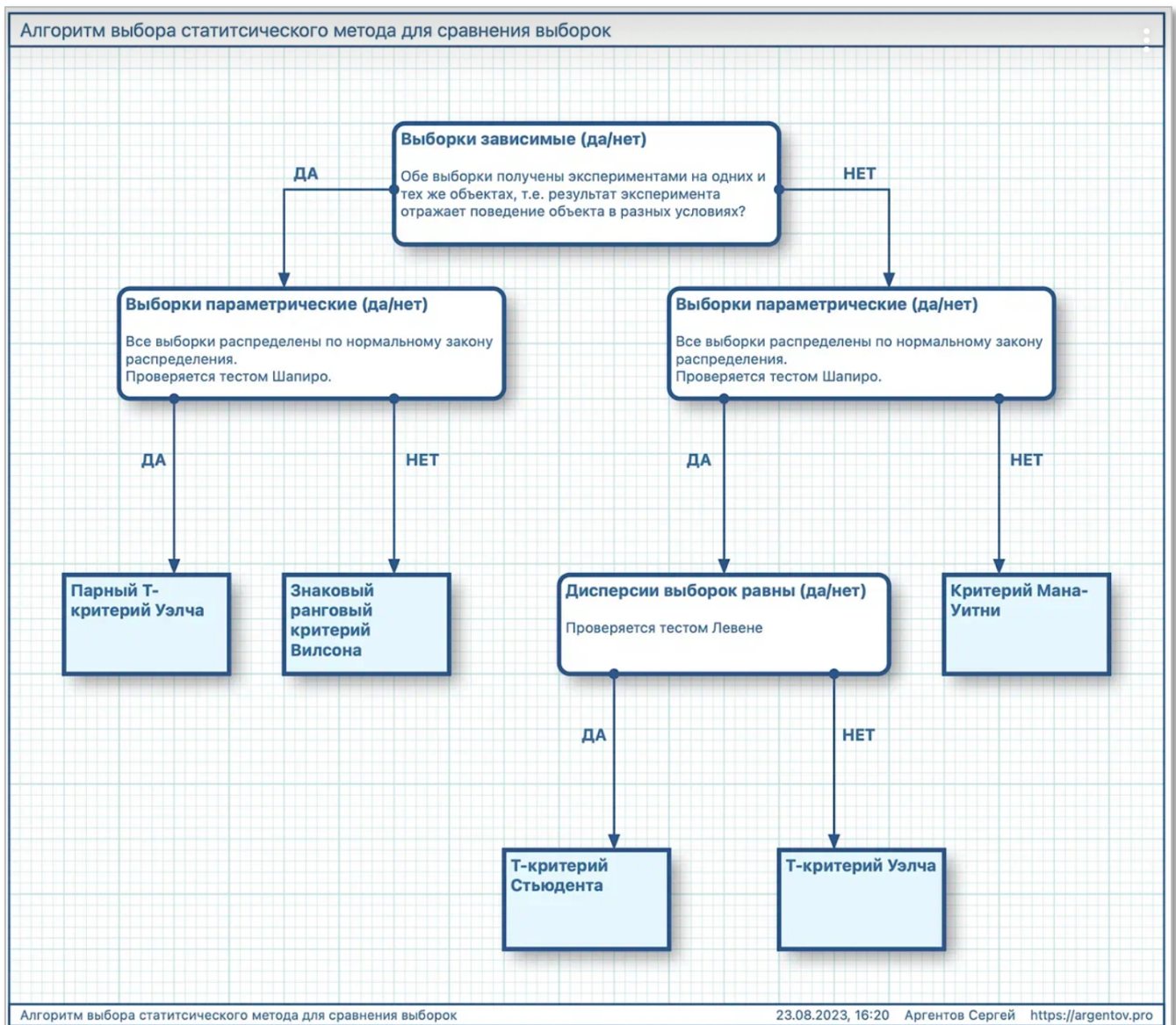
Метрики трёх алгоритмов машинного обучения показали высокое качество предсказаний, что может свидетельствовать о наличии признаков, тесно связанных с целевой переменной. При решении нашей задачи — это положительный фактор. Для восстановления пропущенных данных в признаке **gender** выбран алгоритм «Случайный лес» так как данный алгоритм показал максимальное значение метрики (100%) при минимальном времени обучения (12 сек.). При проверке модели на независимых данных метрикой **f1\_score** получена точность модели 99,98%, что является достаточно высоким показателем, который может быть следствием полного восстановления пропусков в данных в ходе предобработки информации, полученной от подразделений компании [см. раздел 1 настоящего отчёта]. Датасет с восстановленными данными записан в базу данных **purchases.db** в таблицу **full\_table**.

### 3. ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ РЕКЛАМНЫХ КАМПАНИЙ

Расчёты и анализ результатов АВ-тестов представлены в Разделе 3 исследования [файл «Раздел 3. Оценка эффективности рекламных кампаний.ipynb» — далее ноутбук 2].

#### 3.1. Разработка вспомогательного инструментария «класс сравнения выборок на наличие статистически значимой разницы»

Для оценки статистической значимости различия исследуемых распределений в тестовой и контрольных группах клиентов — был разработан класс **SampleComparisonTest**, который выбирает соответствующий статистический тест для сравнения двух заданных пользователем выборок. Класс учитывает являются ли заданные выборки «зависимыми», «параметрическими» и «равными по дисперсии». Данный класс размещён в пакете «**package.statistics**» в модуле «**select\_run\_test**». Полная русифицированная документация по классу может быть получена методом «**\_\_doc\_\_**». Для удобства разработчиков в классе **SampleComparisonTest** реализован метод **show\_algorithm\_scheme()**, с помощью которого можно в любой момент посмотреть визуализацию следующего алгоритма выбора статистического теста:



### 3.2. Первая рекламная кампания

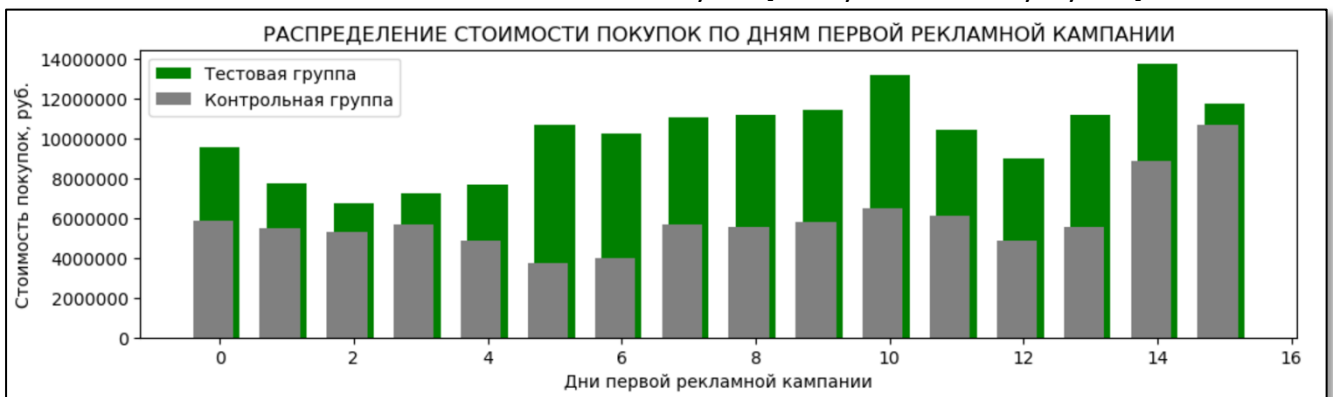
Эффективность первой рекламной кампании проверялась по следующим метрикам:

- Стоимость покупок покупателями.
- Частота покупок покупателями.
- Стоимость и частота покупок наиболее состоятельной группой покупателей (возрастная категория от 31 до 61 года). Сведения о состоятельности разных возрастных групп взяты из данных Сбербанка, представленных в статье:

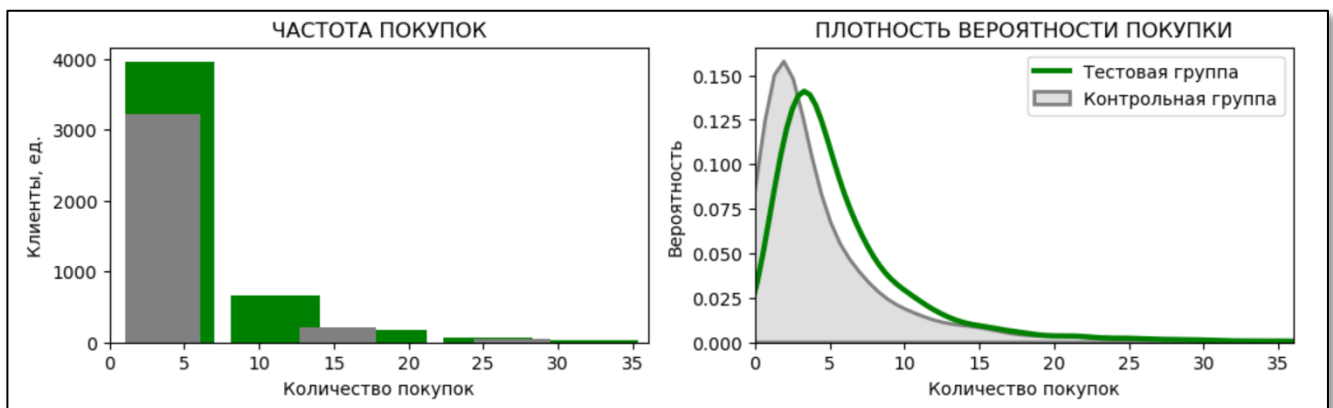
<https://blog.domclick.ru/ipoteka/post/kazhdyyu-desyatuyu-ipoteku-v-sbere-berut-molodye-lyudi-analitika-domklik>

Из обобщённого датасета выделены тестовая и контрольная группы, данные о которых представлены подразделениями кампании. Проверка сбалансированности групп показала что в каждой из них участвовало по 5 тыс. клиентов. Таким образом АВ-тестирование проведено корректно с точки зрения количества участников. Сравнение стоимостей покупок клиентами тестовой и контрольной групп по дням проведения рекламной кампании показало следующее.

Статистически значимо изменилась стоимость покупок [см. пункт 3.2.1. ноутбука 2]:



Статистически значимо изменилась частота покупок [см. пункт 3.2.2. ноутбука 2]:



**Однако, ни стоимость, ни частота покупок наиболее состоятельных групп относительно менее состоятельных - не произошло [см. пункт 3.2.3. ноутбука 2].**

Таким образом:

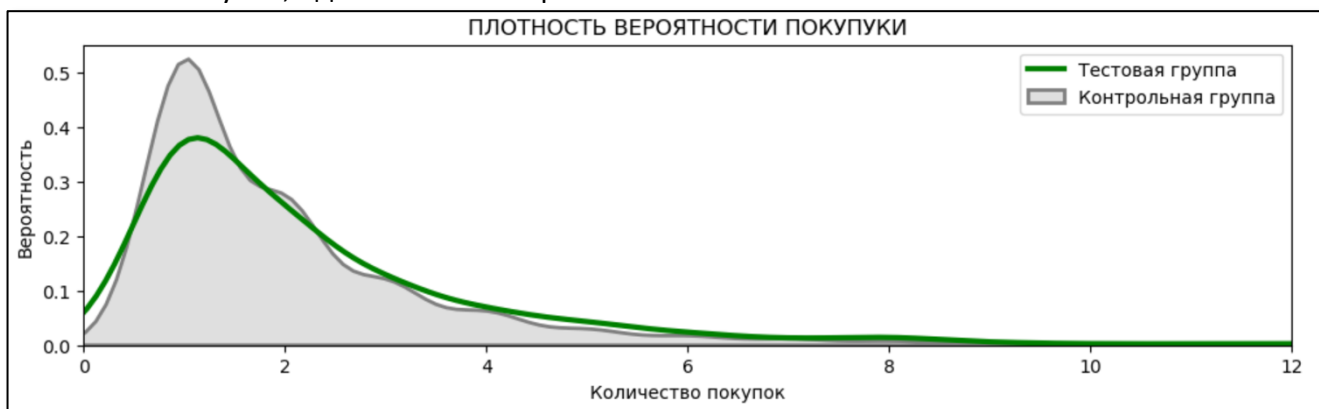
- 1) Рекламная кампания мотивировала большее количество клиентов на повторные покупки и значительно увеличила выручку. Это с одной стороны позволит снизить издержки и на инфраструктуру обслуживания клиентов, так как она будет загружена более равномерно, а с другой стороны увеличит доходы за счёт повторного возврата клиентов, ожидающих дополнительных акций. Для поддержания эффекта целесообразно повторять такие рекламные кампании с сезонной периодичностью.

2) Однако, в отношении наиболее состоятельных групп клиентов — в будущих кампаниях рекомендуется акцентировать внимание на конкретных возрастных группах, таким образом, чтобы наиболее сильно мотивировать к повторным покупкам группы клиентов со средним и высоким доходом (от 31 до 61 года), которые смогут в будущем совершать более дорогие и более частые покупки.

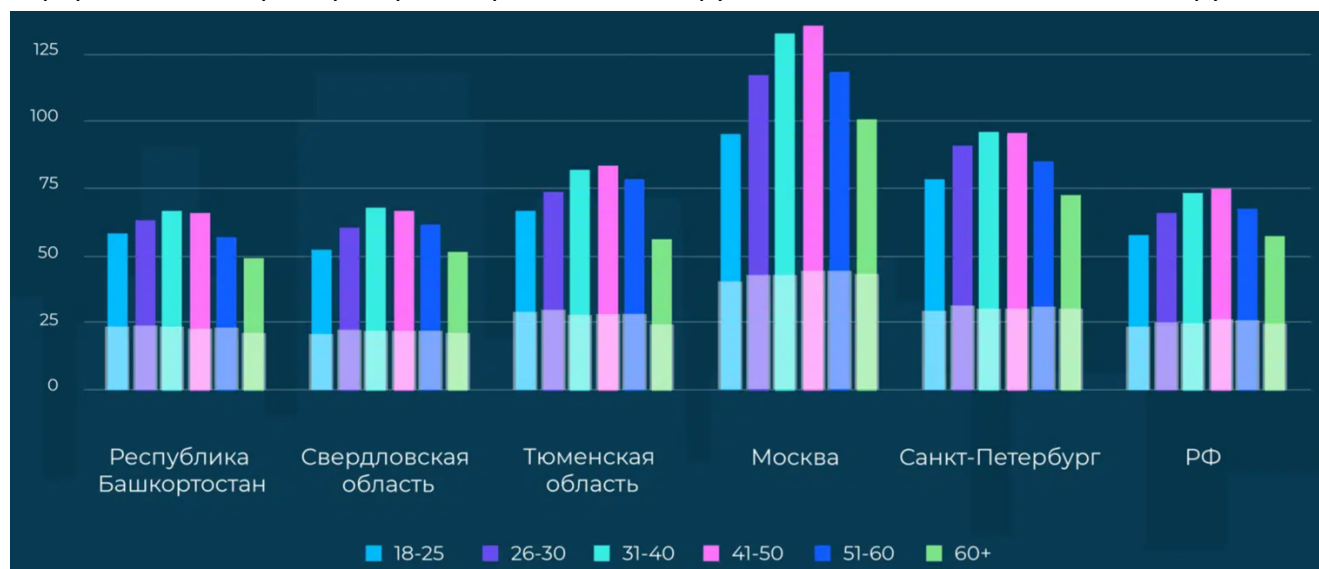
### 3.3. Вторая рекламная кампания

Поскольку вторая рекламная кампания проводилась на отдельной территории (город №1134) её эффективность проверялась по изменившейся плотности вероятности покупок покупателями в дни акции в данном городе в сравнении с другими городами. Количество таких покупателей в городе 1134 составило 796 человек, а в других городах 1 973 человека. При этом балансировка размеров тестовой и контрольной выборок не целесообразны так как оценка данной рекламной кампании проводилась по относительному показателю (плотность вероятности покупок). Такая оценка является единственно возможной так как вторая рекламная кампания проводилась через канал в конкретном городе, количество пользователей которого неконтролируемо (банер), а в качестве контрольной группы для такой кампании можно выбрать только покупателей других территорий.

В результате данной рекламной кампании плотность вероятности разовой покупки покупателем снизилась что является положительным фактором, в случае роста вероятности нескольких покупок, однако этого не произошло:



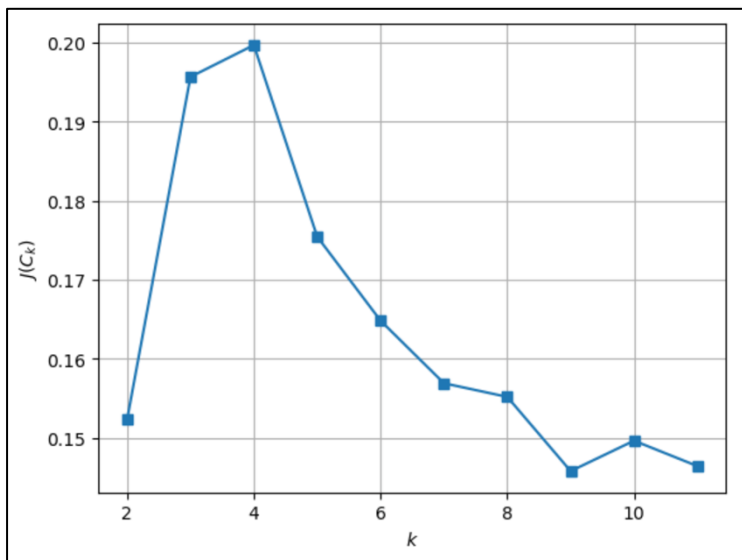
Таким образом кампанию можно признать неудачной. В будущем её необходимо переработать, например, сориентировавшись на группы с большей доходностью, тыс.руб.:



#### 4. КЛАСТЕРИЗАЦИЯ ДАННЫХ О ПОКУПКАХ

Кластеризация данных о покупках представлена в Разделе 4 исследования [файл «Раздел 4. Кластеризация транзакций покупок.ipynb» — далее ноутбук 3].

Для ускорения расчёта кластеризации данные обобщённого датасета стандартизированы и нормализованы. Получено двухмерное пространство признаков. Рассчитана графическая кривая «колен» оптимального количества кластеров, полученных методом к-средних:



Для анализа принято минимальное оптимальное количество кластеров (4 кластера), так как при увеличении количества кластеров их графически наблюдаемое разделение не улучшается:

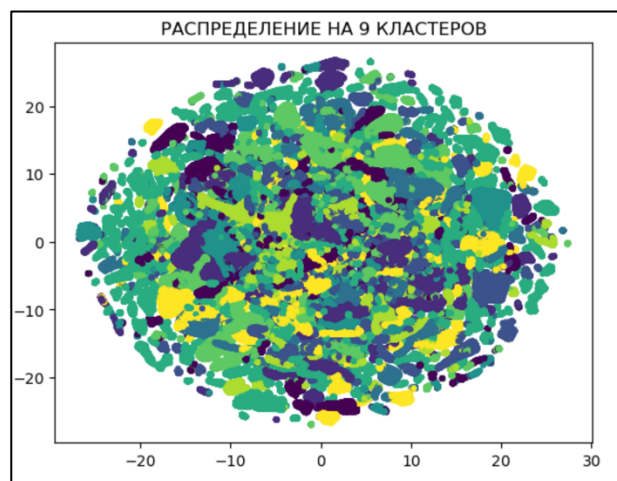
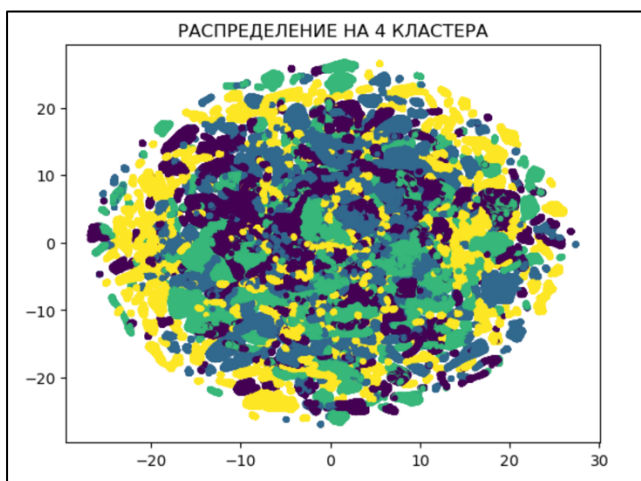


Таблица 3. Выявленная корреляция кластеров с признаками датасета.

№	Признак	Значение корреляции	Описание
1	education	0.739	Сильная корреляция
2	personal_coef	0.443	Средняя корреляция
3	gender	0.137	Очень слабая корреляция
4	age	0.136	Очень слабая корреляция
5	product_sex	0.129	Очень слабая корреляция

Таким образом, разбиение на 4 кластера выявило признаки, по группе которых можно распределять клиентов чтобы они проявляли одинаковые поведенческие паттерны. Это значит, что для повышения эффективности рекламных кампаний целесообразно делать их направленными на покупателей, с разными признаками: **education, personal\_coef, gender, age, product\_sex** – так как отличие именно этих признаков покупателей имеет корреляцию с разделением клиентов на кластеры.

Для практического использования в рекламных кампаниях разделения покупателей на кластеры — разработана модель классификации клиентов, которая позволит отнести каждого клиента к одному из кластеров. В том числе:

- уточнены признаки, по которым покупатель отнесён к кластеру (с важностью признака >1%);
- определён перечень топ-10 товаров, приобретаемых покупателями каждого кластера.

**Таблица 4. Характеристики четырёх выделенных кластеров покупателей.**

№	Характеристика	Кластер 1	Кластер 2	Кластер 3	Кластер 4																																																																																
1	<b>Наиболее важные признаки</b>	product: 0.393403 cost: 0.226707 age: 0.157966 city: 0.136804 education: 0.042333 product_sex: 0.019962 personal_coef: 0.0188	product: 0.605358 cost: 0.125969 age: 0.096099 education: 0.069049 city: 0.067916 personal_coef: 0.0191 product_sex: 0.0129	product: 0.606876 cost: 0.112318 age: 0.10063 education: 0.082844 city: 0.067435 personal_coef: 0.014711 product_sex: 0.013682	education: 0.530191 age: 0.308106 personal_coef: 0.14485 gender: 0.013632																																																																																
2	<b>Топ-10 приобретаемых товаров</b>	<table border="1"> <tr><td>Лиф женский Joss</td><td>2328</td></tr> <tr><td>Плащи женские Joss</td><td>1562</td></tr> <tr><td>Футболка женская Demix</td><td>1442</td></tr> <tr><td>Футболка мужская Demix</td><td>1378</td></tr> <tr><td>Кресло кининговое Outventure</td><td>1133</td></tr> <tr><td>Бельё женское Outventure</td><td>1086</td></tr> <tr><td>Брюки женские Outventure</td><td>884</td></tr> <tr><td>Балетки женские Demix Ballerina 2</td><td>812</td></tr> <tr><td>Футболка женская FILA</td><td>784</td></tr> <tr><td>Sabo Cross Crocband</td><td>742</td></tr> </table>	Лиф женский Joss	2328	Плащи женские Joss	1562	Футболка женская Demix	1442	Футболка мужская Demix	1378	Кресло кининговое Outventure	1133	Бельё женское Outventure	1086	Брюки женские Outventure	884	Балетки женские Demix Ballerina 2	812	Футболка женская FILA	784	Sabo Cross Crocband	742	<table border="1"> <tr><td>Брюки мужские Demix</td><td>3839</td></tr> <tr><td>Брюки мужские Outventure</td><td>2812</td></tr> <tr><td>Брюки мужские FILA</td><td>1958</td></tr> <tr><td>Купальник женский Joss</td><td>1687</td></tr> <tr><td>Брюки женские FILA</td><td>1477</td></tr> <tr><td>Лиф женский Tergit</td><td>1277</td></tr> <tr><td>Леггинсы женские Demix</td><td>1241</td></tr> <tr><td>Брюки женские Demix</td><td>1229</td></tr> <tr><td>Брюки женские Outventure</td><td>1217</td></tr> <tr><td>Купальник женский FILA</td><td>1178</td></tr> </table>	Брюки мужские Demix	3839	Брюки мужские Outventure	2812	Брюки мужские FILA	1958	Купальник женский Joss	1687	Брюки женские FILA	1477	Лиф женский Tergit	1277	Леггинсы женские Demix	1241	Брюки женские Demix	1229	Брюки женские Outventure	1217	Купальник женский FILA	1178	<table border="1"> <tr><td>Ворты мужские Demix</td><td>3219</td></tr> <tr><td>Футболка мужская Demix</td><td>1552</td></tr> <tr><td>Рюкзак Demix</td><td>1324</td></tr> <tr><td>Сумка FILA</td><td>1294</td></tr> <tr><td>Футболка женская Demix</td><td>1286</td></tr> <tr><td>Топ-ставка мужская Demix</td><td>1280</td></tr> <tr><td>Ворты для мальчиков Demix</td><td>1211</td></tr> <tr><td>Рюкзак FILA</td><td>1150</td></tr> <tr><td>Сандали женские Skechers Arch Fit</td><td>1127</td></tr> <tr><td>Солнцезащитные очки Karra</td><td>1116</td></tr> </table>	Ворты мужские Demix	3219	Футболка мужская Demix	1552	Рюкзак Demix	1324	Сумка FILA	1294	Футболка женская Demix	1286	Топ-ставка мужская Demix	1280	Ворты для мальчиков Demix	1211	Рюкзак FILA	1150	Сандали женские Skechers Arch Fit	1127	Солнцезащитные очки Karra	1116	<table border="1"> <tr><td>Ворты мужские Demix</td><td>1084</td></tr> <tr><td>Брюки мужские Demix</td><td>967</td></tr> <tr><td>Футболка мужская Demix</td><td>714</td></tr> <tr><td>Брюки мужские FILA</td><td>695</td></tr> <tr><td>Sabo Cross Crocband</td><td>552</td></tr> <tr><td>Ворты мужские Nike</td><td>535</td></tr> <tr><td>Футболка женская Demix</td><td>524</td></tr> <tr><td>Брюки мужские Outventure</td><td>589</td></tr> <tr><td>Брюки мужские Karra</td><td>438</td></tr> <tr><td>Футболка мужская Tergit</td><td>423</td></tr> </table>	Ворты мужские Demix	1084	Брюки мужские Demix	967	Футболка мужская Demix	714	Брюки мужские FILA	695	Sabo Cross Crocband	552	Ворты мужские Nike	535	Футболка женская Demix	524	Брюки мужские Outventure	589	Брюки мужские Karra	438	Футболка мужская Tergit	423
Лиф женский Joss	2328																																																																																				
Плащи женские Joss	1562																																																																																				
Футболка женская Demix	1442																																																																																				
Футболка мужская Demix	1378																																																																																				
Кресло кининговое Outventure	1133																																																																																				
Бельё женское Outventure	1086																																																																																				
Брюки женские Outventure	884																																																																																				
Балетки женские Demix Ballerina 2	812																																																																																				
Футболка женская FILA	784																																																																																				
Sabo Cross Crocband	742																																																																																				
Брюки мужские Demix	3839																																																																																				
Брюки мужские Outventure	2812																																																																																				
Брюки мужские FILA	1958																																																																																				
Купальник женский Joss	1687																																																																																				
Брюки женские FILA	1477																																																																																				
Лиф женский Tergit	1277																																																																																				
Леггинсы женские Demix	1241																																																																																				
Брюки женские Demix	1229																																																																																				
Брюки женские Outventure	1217																																																																																				
Купальник женский FILA	1178																																																																																				
Ворты мужские Demix	3219																																																																																				
Футболка мужская Demix	1552																																																																																				
Рюкзак Demix	1324																																																																																				
Сумка FILA	1294																																																																																				
Футболка женская Demix	1286																																																																																				
Топ-ставка мужская Demix	1280																																																																																				
Ворты для мальчиков Demix	1211																																																																																				
Рюкзак FILA	1150																																																																																				
Сандали женские Skechers Arch Fit	1127																																																																																				
Солнцезащитные очки Karra	1116																																																																																				
Ворты мужские Demix	1084																																																																																				
Брюки мужские Demix	967																																																																																				
Футболка мужская Demix	714																																																																																				
Брюки мужские FILA	695																																																																																				
Sabo Cross Crocband	552																																																																																				
Ворты мужские Nike	535																																																																																				
Футболка женская Demix	524																																																																																				
Брюки мужские Outventure	589																																																																																				
Брюки мужские Karra	438																																																																																				
Футболка мужская Tergit	423																																																																																				

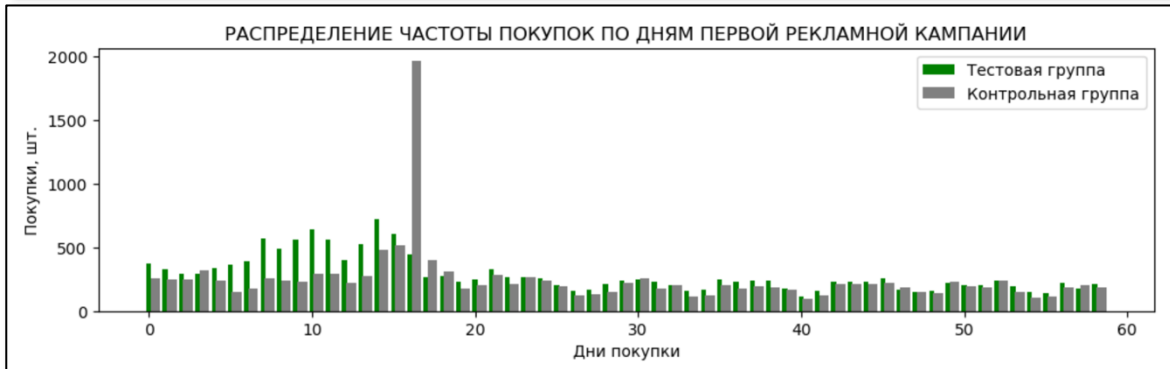
## Выводы:

- При определении каждого кластера клиентов важными являются признаки **age, education, personal\_coef**. Это означает, что при разработке рекламных кампаний вместе с персональным коэффициентом целесообразно, в первую очередь, акцентировать внимание на конкретные возрастные группы. А учитывая рекомендации из раздела 3 настоящего отчёта — дополнительно стоит учитывать статистику доходов возрастных групп:
  - Так клиентам от 31 до 61 года целесообразно предлагать наиболее дорогие и большие по комплектации товары.
  - При достаточности ресурсов на рекламные кампании целесообразно разработать и провести отдельные кампании на каждую возрастную группу, определённую признаком доходности: менее 31 года, от 31 до 61 года, старше 61 года.
  - При недостаточности ресурсов на рекламные кампании целесообразно разработать и провести кампанию для группы клиентов с наибольшим доходом - от 41 до 51 года. Для повышения имиджа компании как социально направленной можно исключить верхний диапазон акции и провести её для всех клиентов старше 41 года.
- Для клиентов из кластера №4 важнейшим признаком (в отличии от других кластеров) является **education**. Соответственно целесообразно разработать отдельные рекламные кампании, например, для сотрудников офисов и производственных предприятий. Проводить такие кампании лучше в разные периоды времени, чтобы продавцы-консультанты справлялись с потоком покупателей и концентрировались на продажах более узкого спектра товаров, что, в свою очередь, повысит качество предпродажных консультаций и соответственно повысит количество продаж. Для разработки таких кампаний необходимо более детально исследовать предпочтения офисных сотрудников и сотрудников предприятий.
- При контакте с клиентом целесообразно сразу определять кластер, к которому он относится и предлагать ему дополнительно приобрести перечень товаров из топ-10 товаров, наиболее часто приобретаемых покупателями соответствующего кластера (см. Топ-10 выше для каждого кластера в п.2 Таблицы 4).

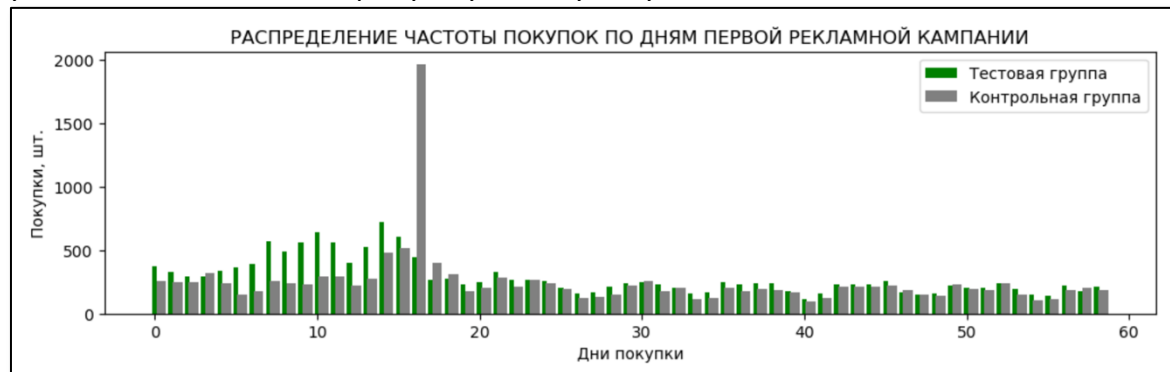


**Скидка, предоставленная клиентам, статистически значимо:**

- увеличивает для 1 кластера сумму и частоту покупок:



- увеличивает для 3 кластера сумму частоту покупок:



- увеличивает для 4 кластера сумму частоту покупок:



Соответственно среди клиентов, отнесённых к кластерам 1, 3, 4 целесообразно проводить рекламные кампании подобные первой (успешной) рекламной кампании.

## 5. ПОСТРОЕНИЕ МОДЕЛИ СКЛОННОСТИ КЛИЕНТОВ К ПОКУПКАМ

Разработка модели отнесения клиентов к клиентам, склонным к покупке, представлена в Разделе 5 исследования [файл «Раздел 5. Построение модели склонности клиентов к покупкам.ipynb» — далее ноутбук 4].

Клиент считается склонным к покупке — если после коммуникации с ним в успешной рекламной кампании клиент купил больше одного товара. Таким образом для построения модели склонности клиента к покупке данные были размечены по принципу: клиент участвовал в первой (успешной) рекламной кампании и совершил: одну покупку (3 397) или более одной покупки (6 313 клиентов). Из полученного датасета были исключены аномальные записи тремя методами, дополняющими результаты друг друга.

**Таблица 5. Результаты исключения аномальных записей.**

№	Наименование метода, которым определялись аномалии	Количество аномалий	%
1	Quantile	507	1,31
2	LocalOutlierFactor	400	1,04
3	IsolationForest	7 864	20,38
	ИТОГО	8 207	21,27

Проверена сбалансированность датасета, которая показала что позитивный и негативный класс представлены в датасете с соотношением 66% и 34%. Такая пропорция была не достаточна чтобы учесть разбалансированность гиперпараметрами обучаемой модели машинного обучения. Таким образом из записей положительного класса были исключены записи в количестве, позволившем довести соотношение классов до допустимого (57% к 43%).

Из трёх моделей (Логистическая регрессия, Случайный лес и Нейронная сеть «Перцептрон») наилучшее качество показала модель «Случайный лес».

**Таблица 6. Результаты тестового обучения моделей.**

№	Наименование модели	Точность по метрике accuracy_score, %	Время обучения, секунды
1	LogisticRegression	95,9	0,02
2	RandomForestClassifier	96,5	0,45
3	MLPClassifier	96,5	0,54

После обучения модели на всём датасете была прогнозирована склонность к покупкам клиентов, проживающих в городе 1188 страны 32. Для определения значимости склонности этих клиентов к покупкам также была вычислена склонность к покупкам клиентов, по которым проведена первая (успешная) рекламная кампания.

**Таблица 7. Результаты оценки склонности клиентов к покупкам.**

№	Параметр оценки	Первая рекламная кампания, %	Город 1188 страны 32, %
1	Клиенты, склонные к покупкам	66	78
2	Клиенты, не склонные к покупкам	34	22

Таким образом, в городе 1188 страны 32 целесообразно проводить рекламную кампанию подобную первой (успешной). Перед проведением кампании предпочтительна её доработка, по рекомендациям, указанным в разделах 3 и 4 настоящего отчёта.