Общественное здоровье, организация и социология здравоохранения, медико-социальная экспертиза / Public Health, Health Organization, Sociology of Health, Medical and Social Expertise

Научная статья Original article
DOI: 10.12731/2658-6649-2026-18-3-1524 **EDN: NPHVVB**
УДК 004.043:004.8:004.912:614.27.007:615.12

Валидация прогноза расходов потребителей товаров аптечного ассортимента на основе технологий машинного обучения

А.С. Пантелеев[1], Ж.В. Мироненкова[1], О.Д. Немятых[1], Ф.Ш. Сатдарова[1], Л.М. Габдулхакова[2]
[1]Санкт-Петербургский государственный химико-фармацевтический университет, Санкт-Петербург, Российская Федерация
[2]Башкирский государственный медицинский университет, Уфа, Российская Федерация

Аннотация

Обоснование. В настоящее время валидация прогноза расходов потребителей товаров аптечного ассортимента является недостаточно изученной в разрезе анализа больших данных (Big Data). Систематический сбор и анализ больших массивов данных о потребительском поведении – ключевой этап в целевом маркетинге аптечных организаций, который способствует повышению скорости реагирования на изменение рыночных трендов.

Цель исследования. Проведение валидации прогноза расходов потребителей товаров аптечного ассортимента для задач целевого маркетинга.

Материалы и методы. Построение модели прогноза проведено путем анализа транзакций в 1121 аптечной организации за период 2018-2023 гг. Статистическая обработка данных проводилась с помощью специализированных компьютерных программ: данные по транзакциям собраны через sqlalchemy (sql server) - pd.read_sql; обработка и хранение данных осуществлялось в pd.read_feather; препроцессинг данных - с применением библиотеки pandas и numpy, difflib, pymystem3, sklearn, networkx, re, timezonefinder; моделирование - на sklearn, xgboost, catboost, scipy.

Результаты. В ходе исследования фактические средние денежные расходы потребителей были распределены на минимально-необходимые, стандартные,

комфортные и необязательные расходы. Рассчитанный межквартильный размах составил 44294,46 руб. С применением алгоритмов искусственного интеллекта были смоделированы расходы потребителей товаров аптечного ассортимента на основе данных предыдущих периодов. Проведено сегментирование потребителей товаров аптечного ассортимента по критериям: число потребителей, средняя сумма чека, общая сумма выручки, средний доход с клиента и анализ прогноза расходов потребителей товаров аптечного ассортимента на основе больших данных. По 31,93% прогнозов суммарных расходов (до учета маржинальности) потребителей решение отклонилось от факта на менее 1 тыс. руб., по 51,87% прогнозов – на менее 2 тыс. руб. (накопительным итогом).

Результаты исследования частично подтвердили выдвинутую гипотезу. Применение технологий машинного обучения позволяет строить достоверные прогнозы объёмов покупок ТАА для категорий минимально необходимых и стандартных расходов. Однако в отношении комфортных и необязательных расходов гипотеза подтверждения не нашла. Тем не менее анализ точности прогноза на основе технологий машинного обучения показал его высокую надежность, ошибка прогноза суммарных расходов большинства потребителей была незначительной.

Ключевые слова: прогнозирование; ошибка прогноза; целевой маркетинг; big data; фармацевтический ритейл

Для цитирования. Пантелеев, А. С., Мироненкова, Ж. В., Немятых, О. Д., Сатдарова, Ф. Ш., & Габдулхакова, Л. М. (2026). Валидация прогноза расходов потребителей товаров аптечного ассортимента на основе технологий машинного обучения. *Siberian Journal of Life Sciences and Agriculture*, *18*(3), 349-366. https://doi.org/10.12731/2658-6649-2026-18-3-1524

Validation of consumer spending forecasts for pharmacy products based on machine learning technologies

A.S. Panteleev[1], Zh.V. Mironenkova[1], O.D. Nemyatykh[1], F.Sh. Satdarova[1], L.M. Gabdulkhakova[2]

[1]St. Petersburg State Chemical and Pharmaceutical University, St. Petersburg, Russian Federation

[2]Bashkir State Medical University, Ufa, Russian Federation

Abstract

Background. Currently, the validation of consumer spending forecasts for pharmacy products is insufficiently studied in terms of big data analysis (Big Data). The systematic collection and analysis of large amounts of data on consumer behavior is a key step in

the targeted marketing of pharmacy organizations, which helps to increase the speed of response to changing market trends.

Purpose. Validation of consumer spending forecasts for pharmacy products for targeted marketing purposes.

Materials and methods. The forecast model was built by analyzing transactions in 1,121 pharmacy organizations for the period 2018-2023. Statistical data processing was carried out using specialized computer programs: transaction data was collected using sqlalchemy (sql server) - pd.read_sql; data processing and storage were carried out using pd.read_feather; data preprocessing was carried out using the pandas and numpy libraries, difflib, pymystem3, sklearn, networkx, re, and timezonefinder; modeling was carried out using sklearn, xgboost, catboost, and scipy.

Results. During the study, the actual average monetary expenditures of consumers were divided into minimum-necessary, standard, comfortable, and optional expenditures. The calculated interquartile range was 44294.46 RUB. Using artificial intelligence algorithms, the expenses of consumers of pharmacy products were modeled based on data from previous periods. The segmentation of consumers of pharmacy products was carried out based on the following criteria: number of consumers, average check amount, total revenue, average revenue per customer, and analysis of the forecast of consumer spending on pharmacy products based on big data. For 31.93% of consumer forecasts of total expenses (before taking into account margins), the decision deviated from the fact by less than 1,000 rubles, and for 51.87% of forecasts, by less than 2,000 rubles (cumulative).

The results of the study partially confirmed the hypothesis. The use of machine learning technologies allows for reliable predictions of the volume of purchases of pharmacy products for the categories of essential and standard expenses. However, the hypothesis was not confirmed for comfortable and optional expenses. Nevertheless, the analysis of the accuracy of the prediction based on machine learning technologies showed its high reliability, and the error in predicting the total expenses of most consumers was insignificant.

Keywords: forecasting; forecast error; targeted marketing; big data; pharmaceutical retail

For citation. Panteleev, A. S., Mironenkova, Zh. V., Nemyatykh, O. D., Satdarova, F. Sh., & Gabdulkhakova, L. M. (2026). Validation of consumer spending forecasts for pharmacy products based on machine learning technologies. *Siberian Journal of Life Sciences and Agriculture*, *18*(3), 349-366. https://doi.org/10.12731/2658-6649-2026-18-3-1524

Введение

В настоящее время валидация прогноза расходов потребителей товаров аптечного ассортимента (ТАА) является недостаточно изученной в разрезе анализа больших данных (Big Data). Ранее рядом исследовате-

лей рассматривались проблемы, связанные с систематическим сбором и анализом больших массивов данных о потребительском поведении при продаже ТАА, анализом основных параметров посетительского трафика, структурным проектированием в формате аналитических платформ, а также другими аспектами реализации цифровых технологий в сфере фармацевтического ретейла [1; 6-9; 13; 15; 18]. При всем многообразии существующих научных трудов, касающихся внедрения цифровых технологий в фармацевтической отрасли, отсутствует анализ аспектов, связанных с проведением валидации прогноза расходов потребителей ТАА с применением технологий машинного обучения, которые являются источником важной информации для повышения прибыли аптечных организаций, помогают предотвращать возможный отток потребителей, предлагая им своевременно более выгодные условия покупок ТАА [2-4; 10-12; 14; 16; 17].

Целью исследования являлось проведение валидации прогноза расходов потребителей товаров аптечного ассортимента для задач целевого маркетинга. Главной гипотезой исследования стало утверждение о том, что применение технологий машинного обучения позволяет строить достоверные прогнозы объёмов покупок ТАА для установленного периода времени. Объектом изучения было поведение потребителей ТАА, предметом исследования - эффективность процессов прогнозирования расходов потребителей ТАА в розничном секторе фармацевтического рынка.

Материалы и методы

Построение модели прогноза проведено путем анализа транзакций в 1121 аптечной организации сетей «Озерки», «Доктор Столетов», «Самсон-Фарма», «Супераптека», «Мосаптека» за период 2018-2023 гг. При расчетах учитывались данные потребителей со следующими характеристиками:

- отсутствие склонности к прекращению покупок,
- участие в программе лояльности,
- объем транзакций потребителей - не менее 5,
- интервал между покупками - в среднем не более 150 дней.

Статистическая обработка данных проводилась с помощью специализированных компьютерных программ: данные по транзакциям собраны через sqlalchemy (sql server) - pd.read_sql; обработка и хранение данных осуществлялось в pd.read_feather; препроцессинг данных - с применением библиотеки pandas и numpy, difflib, pymystem3, sklearn, networkx, re, timezonefinder; моделирование - на sklearn, xgboost, catboost, scipy.

Для валидации прогноза расходов потребителей ТАА на 2024 г. распределенные по возрастанию данные фактических средних денежных расходов потребителей были сгруппированы по квартилям. Для расчета применена формула *(1)*:

$$k = \frac{p}{100} * (n + 1)_{(1)}$$, где

k - данные позиции,
p - доля квартиля (25-й, 50-й, 75-й процентили),
n - число позиций (22).

Результаты и обсуждение

С применением алгоритмов искусственного интеллекта были смоделированы расходы потребителей товаров аптечного ассортимента на основе данных предыдущих периодов. В дизайн исследования, направленного на проведение валидации прогноза расходов потребителей, входило: на первом этапе - сегментирование фактических средних денежных расходов потребителей ТАА по квартилям, на втором этапе - распределение потребителей по долям абсолютных ошибок прогноза расходов. В ходе проведения исследования нами были смоделированы расходы потребителей ТАА на основе данных предыдущих периодов. Для валидации прогноза отсортированные по возрастанию данные по фактическим средним денежным расходам потребителей были разделены по квартилям.

Так как k_{Q1-Q3} были представлено не целыми числами (5,75; 11,50; 17,25), то была рассчитана интерполяция между 5-м и 6-м значениями, 11-м и 12-м, 17-м и 18-м значениями соответственно (Таблица 1).

Таблица 1.

Расчеты для сегментирования фактических средних денежных расходов потребителей товаров аптечного ассортимента

Table 1. Calculations for segmenting the actual average cash expenditures of consumers of pharmacy products

Линейная интерполяция по позиции / Linear position interpolation	Значение квартиля, руб. / Quartile value, rubles
k_{Q1}=0,25*(22+1) = 5,75	Q1=5210,63+0,75*(6211,80-5210,63) ≈ 5961,51
k_{Q2}=0,50*(22+1) = 11,50	Q2=18053,93+0,50*(21786,51-18053,93) ≈ 19920,22
k_{Q3}=0,75*(22+1) = 17,25	Q3=48397,10+0,25*(55832,59-48397,10) ≈ 50255,97

Сегментирование данных по фактическим средним денежным расходам потребителей ТАА позволило выделить границы квартилей (Таблицы 2, 3).

Таблица 2.

Границы квартилей средних денежных расходов потребителей товаров аптечного ассортимента

Table 2. Quartile Ranges for Average Monetary Expenditures by Consumers on Pharmacy Products

Квартиль		Границы квартиля, руб.
Q1	«Минимально необходимые расходы»	$y_i < 6211,80$
Q2	«Стандартные расходы»	$6211,80 \le y_i < 21786,51$
Q3	«Комфортные расходы»	$21786,51 \le y_i < 55832,59$
Q4	«Необязательные расходы»	$y_i \ge 55832,59$

Таблица 3.

Результаты модели сегментирования данных по фактическим средним денежным расходам потребителей товаров аптечного ассортимента

Table 3. Results of the data segmentation model based on the actual average monetary expenditures of consumers of pharmacy products

№ пп	Группы потребителей по действительным расходам, руб.	Смодели-рованные ML средние денежные расходы, руб.	Фактические средние денежные расходы, руб.	Абсолютная ошибка, руб.	Относительная ошибка, %	Средняя абсолютная процентная ошибка, %
		$\hat{y}$	y_i	$\lvert e_i = y_i - \hat{y}_i \rvert$	$\lvert (e_i / y_i) \rvert$	MAPE
Квартиль 1 «Минимально необходимые расходы»						
1	1000-2000	1190,27	1114,40	75,87	6,81	4,44
2	2001-3000	2381,92	2261,78	120,14	5,31	
3	3001-4000	3401,92	3295,33	106,59	3,23	
4	4001-5000	4410,74	4339,56	71,18	1,64	
5	5001-6000	5482,44	5210,63	271,81	5,22	
Квартиль 2 «Стандартные расходы»						
6	6001-7000	6592,12	6211,80	380,32	6,12	3,98
7	7001-8000	7582,38	7561,94	20,44	0,27	
8	8001-9000	8205,02	8489,74	284,72	3,35	
9	9001-10000	9572,98	9774,65	201,67	2,06	
10	10001-15000	11274,23	11956,05	681,82	5,70	
11	15001-20000	16903,56	18053,93	1150,37	6,37	
Квартиль 3 «Комфортные расходы»						
12	20001-25000	19578,23	21786,51	2208,28	10,14	27,08
13	25001-30000	20791,33	27649,09	6857,76	24,80	
14	30001-35000	22466,16	31806,82	9340,66	29,37	
15	35001-40000	26084,63	37719,96	11635,33	30,85	
16	40001-45000	28016,89	41866,82	13849,93	33,08	
17	45000-50000	31822,92	48397,10	16574,18	34,25	

Квартиль 4 «Необязательные расходы»						
18	50001-60000	37105,73	55832,59	18726,86	33,54	41,68
19	60001-70000	38639,94	64960,32	26320,38	40,52	
20	70001-80000	41997,08	75286,88	33289,80	44,22	
21	80001-90000	48397,10	86002,75	37605,65	43,73	
22	90001-100000	49738,14	92773,46	43035,32	46,39	
	Итого	**441635,73**	**662352,11**			

Далее по данным, представленным в Таблице 1, был рассчитан межквартильный размах (Interquartile Range, IQR), который в отличие от разницы между максимальным и минимальным значениями не зависит от потенциально аномальных крайних точек данных. IQR показал диапазон, в котором сосредоточено 50% центральных значений данных, исключая крайние значения:

$$IQR = Q3 - Q1 = 50255,97 - 5961,51 = 44294,46 \text{ руб.}$$

При расчете данных, находящихся за пределами расчетных значений (выбросов), были установлены:

- нижняя граница Q1 - 1,5 * IQR = 6211,80 - 1,5 * 44294,46 = - 60 229,89 руб.;
- верхняя граница Q3 + 1,5 * IQR = 50255,97 + 1.5 * 44294,46 = 116697,66 руб.

Нижняя граница имела отрицательное значение, а верхняя граница находилась выше 116697,66 руб. Таких выбросов (аномалий) не было среди фактических средних значений денежных расходов, что позволило получить более точный прогноз.

Интерес представляет факт того, что в сегментах комфортных и необязательных расходов наблюдалось систематическое существенное занижение фактических расходов в среднем на 34,38%. Однако ошибка прогноза в данном случае нивелируется тем фактом, что в Q3 и Q4 количество покупок ТАА было несущественным - 2,18% (Таблица 4).

Таблица 4.

Распределение расходов потребителей по интервалу расходов и количеству покупок товаров аптечного ассортимента в 2024 г.

Table 4. Distribution of Consumer Expenditures by Expenditure Range and Number of Purchases of Pharmacy Products in 2024

Группа расходов	Интервал расходов, руб.		Количество покупок
1	0	2779,60	6035319
2	2779,61	5559,21	1636829
3	5559,22	8338,82	839792
4	8338,83	11118,43	513932

5	11118,44	13898,04	283207
6	13898,05	16677,65	181027
7	16677,66	19457,26	109189
8	19457,27	22236,87	75651
9	22236,88	25016,48	50245
10	25016,49	27796,09	31089
11	27796,10	30575,70	20016
12	30575,71	33355,31	12216
13	33355,32	36134,92	7145
14	36134,93	38914,53	5204
15	38914,54	41694,14	4083
16	41694,15	44473,75	2916
17	44473,76	47253,36	2024
18	47253,37	50032,97	1188
19	50032,98	52812,58	696
20	52812,59	55592,19	456
21	55592,20	58371,80	341
22	58371,81	61151,41	256
23	61151,42	63931,02	193
24	63931,03	66710,63	148
25	66710,64	69490,24	92
26	69490,25	72269,85	65
27	72269,86	75049,46	70
28	75049,47	77829,07	30
29	77829,08	80608,68	24
30	80608,69	83388,29	21
31	83388,30	86167,90	10
32	86167,91	88947,51	6
33	88947,52	91727,12	6
34	91727,13	94506,73	2
35	94506,74	97286,34	3

При распределении расходов по стоимостным группам интервал (шаг) формирования границ был получен путем деления дельты между минимальным и максимальным значением суммы чеков покупок ТАА (97286,34

руб.) на количество групп (35), составив 2779,60 руб. Количество покупок ТАА (представлено по 35 группам) определялось как число потребителей, попавших в интервал стоимостного диапазона расходов (Рисунок 1).

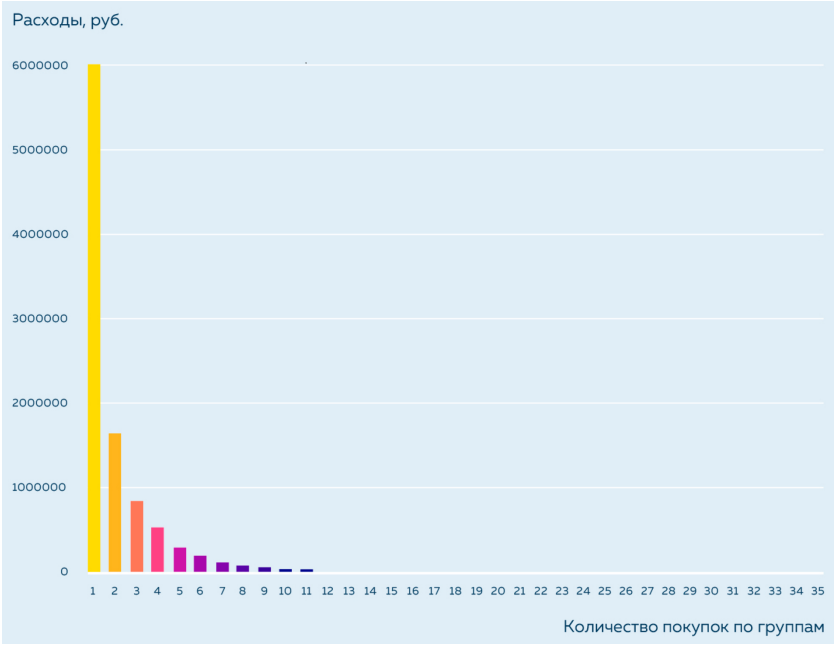

Рис. 1. Распределение расходов потребителей по стоимостным группам
Fig. 1. Distribution of consumer spending by price range

Далее мы провели валидацию прогноза расходов потребителей по такому критерию качества измерения как средняя абсолютная процентная ошибка прогноза (MAPE). Установлено, что MAPE была высокой для минимально необходимых и стандартных расходов денежных средств потребителей на ТАА: средние абсолютные процентные ошибки прогноза (MAPE) в квартилях Q1 и Q2 находились в пределах 5% (4,44% и 3,98%). К примеру, для сегмента средних денежных расходов в интервале от 8 до 9 тыс. руб. средние действительные расходы потребителей ТАА составили 8 489,74 руб., а средние прогнозные - 8 205,02 руб. Количество покупок в данных квартилях 1 и 2 было превалирующим, составив 97,82%. Распределение потребителей по долям абсолютных ошибок прогноза расходов на ТАА (до учета маржинальности) показало следующее (Таблица 5).

Таблица 5.

Распределение потребителей по долям абсолютных ошибок прогноза расходов на товары аптечного ассортимента (до учета маржинальности)

Table 5. Distribution of Customers by Share of Absolute Forecast Errors in Expenditures on Pharmacy Products (Before Accounting for Margins)

Группы потребителей по фактическим средним денежным расходам, руб.	Доля от общего числа потребителей, %	Доля потребителей с абсолютной ошибкой прогноза < 1000 руб. в группе, %	Доля потребителей с абсолютной ошибкой прогноза < 2000 руб. в группе, %	Доля от общего числа потребителей с абсолютной ошибкой прогноза < 1000 руб., %	Доля от общего числа потребителей с абсолютной ошибкой прогноза < 2000 руб., %
1000-2000	44,2851	52,1	84,1	23,07	37,24
2001-3000	19,7418	35,2	56,7	6,95	11,19
3001-4000	5,5351	18,7	33,6	1,04	1,86
4001-5000	5,5406	9,3	16,8	0,52	0,93
5001-6000	4,7885	4,7	8,4	0,23	0,40
6001-7000	2,9329	2,3	4,2	0,07	0,12
7001-8000	2,9249	1,2	2,1	0,04	0,06
8001-9000	2,4392	0,6	1,1	0,01	0,03
9001-10000	1,7811	0,3	0,5	0,01	0,01
10001-15000	5,6869	0,1	0,3	0,01	0,02
15001-20000	2,3460	0,1	0,1	0	0
20001-25000	1,0935	0	0,1	0	0
25001-30000	0,4892	0	0	0	0
30001-35000	0,2093	0	0	0	0
35001-40000	0,0968	0	0	0	0
40001-45000	0,0572	0	0	0	0
45000-50000	0,0274	0	0	0	0
50001-60000	0,0169	0	0	0	0
60001-70000	0,0055	0	0	0	0
70001-80000	0,0017	0	0	0	0
80001-90000	0,0003	0	0	0	0
90001-100000	0,0001	0	0	0	0
Итого	**100**			**31,93**	**51,87**

По 31,93% прогнозов суммарных расходов (до учета маржинальности) потребителей на ТАА решение отклонилось от факта на менее 1 тыс. руб., по более 51,87% прогнозов - на менее 2 тыс. руб. (накопительным итогом).

Обсуждение

Результаты валидации подтвердили, что прогноз суммарных расходов потребителей на основе технологий машинного обучения был точным:

более трети прогнозов (31,93%) отклонилось от фактических значений не более чем на 1 тыс. руб., а для половины прогнозов (51,87%) (накопительным итогом) данное отклонение не превышало 2 тыс. руб. Распределение потребителей по долям наблюдений (%) и абсолютных ошибок прогноза расходов на ТАА (руб.) до учета маржинальности более детально представлено на графике (Рисунок 2).

С минимальным операционным риском для 51,87% случаев в фармацевтическом ритейле можно прогнозировать расходы потребителей товаров аптечного ассортимента с применением технологий машинного обучения ML, планировать ресурсы, закупки, логистику.

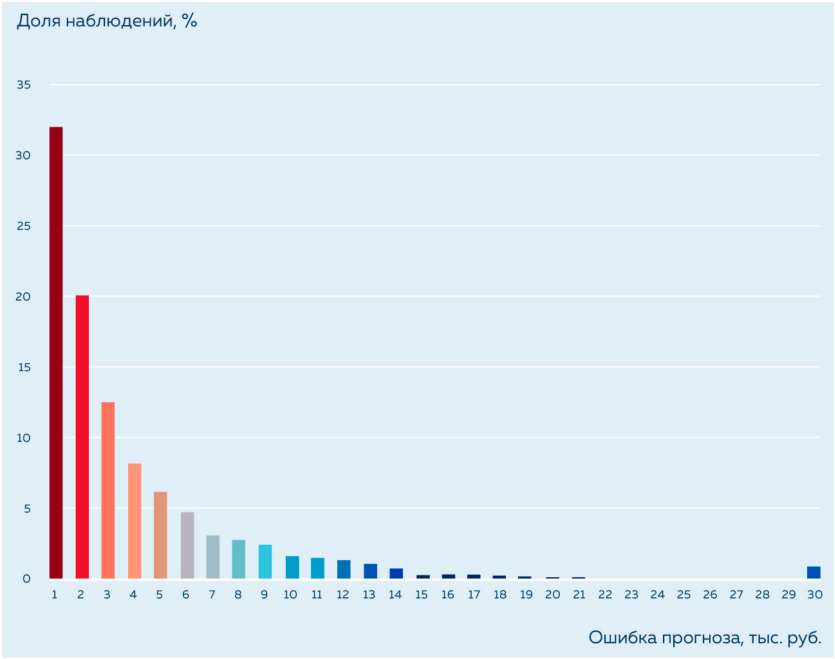

Рис. 2. Распределение потребителей по долям наблюдений и абсолютных ошибок прогноза расходов на товары аптечного ассортимента (до учета маржинальности) с детализацией

Fig. 2. Distribution of consumers by share of observations and absolute errors in forecasts of spending on pharmacy products (before accounting for margins), with a breakdown

Валидация прогноза расходов потребителей ТАА на основе технологий машинного обучения анализа больших данных позволяет фармацев-

тическому ритейлу прогнозировать потребительское поведение, работать с максимальной операционной эффективностью. Результат прогноза расходов потребителей ТАА на основе анализа больших показал, что проведение сегментирования потребителей товаров аптечного ассортимента на основе таких критериев как: число потребителей, средняя сумма чека, общая сумма дохода, средний доход с клиента, - верно определяет тренд изменения суммы трат потребителей по минимально необходимым и стандартным расходам. Итоговое решение не предполагает достоверного прогноза по существенным тратам потребителей (свыше 20 тыс. руб.), модель прогнозировала расходы ниже фактических, что является систематической ошибкой, которую необходимо скорректировать.

Заключение

Результаты исследования частично подтвердили выдвинутую гипотезу. Применение технологий машинного обучения позволяет строить достоверные прогнозы объёмов покупок ТАА для категорий минимально необходимых и стандартных расходов. Однако в отношении комфортных и необязательных расходов гипотеза подтверждения не нашла. Тем не менее анализ точности прогноза на основе технологий машинного обучения показал его высокую надежность, ошибка прогноза суммарных расходов большинства потребителей была незначительной. Валидация прогноза потребления на основе технологий машинного обучения позволяет фармацевтическому ритейлу решать задачи целевого маркетинга. Результаты анализа потребительского потенциала могут являться основой формирования управленческих решений по повышению лояльности потребителей, корректировке ассортимента в соответствии с потребительским спросом, разработке целевых предложений, направленных на увеличение продаж товаров аптечного ассортимента.

Список литературы

1. Абрамов, В. И., & Чуркин, Д. А. (2022). Предиктивная аналитика взаимоотношений с клиентами как метод адаптации компании к изменениям и повышения ценности предложения. *Экономика, предпринимательство и право*, *12*(6), 1709–1722. https://doi.org/10.18334/epp.12.6.114842. EDN: https://elibrary.ru/GPPFPW
2. Афанасьева, Т. Г., Кушнир, А. Ю., Морковин, В. А., Вешкурцева, В. И., Цыганкова, А. С., Давидян, А. А., & Ленкин, С. Г. (2025). Цифровой маркетинг как элемент продвижения аптечных организаций. *Современные проблемы здравоохранения и медицинской статистики*, *1*, 1–13. https://doi.org/10.24412/2312-2935-2025-1-1-13. EDN: https://elibrary.ru/VUREAE

3. Виничук, О. Ю., & Никулина, Т. А. (2023). Современные методы продвижения фармацевтических компаний на региональных фармацевтических рынках в условиях цифровизации бизнеса. *Вестник евразийской науки*, *15*(3). https://esj.today/77ecvn323.html. EDN: https://elibrary.ru/HCIRNK
4. Кимадзе, М. И., & Кондратов, С. Ю. (2020). Проблемы формирования клиентоориентированной стратегии в онлайн фармацевтической организации. *Азимут научных исследований: экономика и управление*, *9*(1), 173–177. https://doi.org/10.26140/anie-2020-0901-0042. EDN: https://elibrary.ru/UPOVKV
5. Ковалева, Т. Г., & Саркисян, К. А. (2022). Анализ финансово-экономической деятельности аптечной организации «Еаптека». *Тенденции развития науки и образования*, *88*(4), 114–116. https://doi.org/10.18411/trnio-08-2022-170. EDN: https://elibrary.ru/STYEPA
6. Кондрашов, А. А., Курашов, М. М., & Лоскутова, Е. Е. (2025). Исследование потенциала использования регрессионного анализа больших данных для оценки факторов, влияющих на стоимость фармацевтической помощи детям. *Современные проблемы здравоохранения и медицинской статистики*, *1*, 65–80. https://doi.org/10.24412/2312-2935-2025-1-65-80. EDN: https://elibrary.ru/UPMUQH
7. Мамиев, О. А., Финогенов, Н. А., & Сологуб, Г. Б. (2020). Использование методов машинного обучения для решения задач прогнозирования суммы и вероятности покупки на основе данных электронной коммерции. *Моделирование и анализ данных*, *10*(4), 31–40. https://doi.org/10.17759/mda.2020100403. EDN: https://elibrary.ru/JGVTGL
8. Пантелеев, А. С., Мироненкова, Ж. В., Умаров, С. З., и др. (2025). Разработка алгоритмов для построения модели потребительского поведения на фармацевтическом рынке. *Медико-фармацевтический журнал «Пульс»*, *27*(4), 134–140. https://doi.org/10.26787/nydha-2686-6838-2025-27-4-134-140. EDN: https://elibrary.ru/PUYNRU
9. Умаров, С. З., Голубенко, Р. А., Хорунжая, А. А., & Фролов, Л. Е. (2025). Возможности аналитической платформы в области моделирования количественных параметров функционирования розничной аптеки. *Современные проблемы здравоохранения и медицинской статистики*, *2*, 143–159. https://doi.org/10.24412/2312-2935-2025-2-143-159. EDN: https://elibrary.ru/KYUGWK
10. Умаров, С. З., Наркевич, К. И., & Грицаненко, Д. С. (2020). Количественная характеристика посетительского трафика аптек с различным режимом работы. *Медико-фармацевтический журнал «Пульс»*, *22*(3), 39–44. https://doi.org/10.26787/nydha-2686-6838-2020-22-3-39-44. EDN: https://elibrary.ru/YRLTNU
11. Erevelles, S., Fukawa, N., & Swayne, L. (2016). Big Data consumer analytics and the transformation of marketing. *Journal of Business Research*, *69*(2), 897–904. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.07.001

12. Fan, S., Lau, R. Y. K., & Zhao, J. L. (2015). Demystifying Big Data Analytics for Business Intelligence Through the Lens of Marketing Mix. *Big Data Research*, *2*(1), 28–32. https://doi.org/10.1016/j.bdr.2015.02.006
13. Kale, R., Bidwai, K., Maske, M., Bansode, R., & Gurav, P. (2022). Prediction of Customer Purchase Intention using Social Media Data. *International Journal of Advanced Research in Science, Communication and Technology*, *2*(5), 10–13. https://doi.org/10.48175/ijarsct-4003
14. Lamberton, C., & Stephen, A. T. (2016). A thematic exploration of digital, social media, and mobile marketing: research evolution from 2000 to 2015 and an agenda for future inquiry. *Journal of Marketing*, *80*(6), 146–172. https://doi.org/10.1509/jm.15.0415
15. Li, J., Pan, S., Huang, L., & Zhu, X. (2019). A machine learning based method for customer behavior prediction. *Tehnički vjesnik*, *26*(6), 1670–1676. https://doi.org/10.17559/tv-20190603165825
16. Raghupathi, W., & Raghupathi, V. (2014). Big data analytics in healthcare: promise and potential. *Health Information Science and Systems*, *2*(1), 3. https://doi.org/10.1186/2047-2501-2-3. EDN: https://elibrary.ru/KBAFNF
17. Wedel, M., & Kannan, P. K. (2016). Marketing analytics for data-rich environments. *Journal of Marketing*, *80*(6), 97–121. https://doi.org/10.1509/jm.15.0413
18. Zakharova, O., Lobuteva, A., Gribova, Ya., Krylova, O., Mironenkova, Zh., Gabdulkhakova, L., & Belyavskiy, M. (2024). The primary hyperparathyroidism and its complications: Substantiation of funding volume for hospital pharmacotherapy. *Electronic Journal of General Medicine*, *21*(6), em616. https://doi.org/10.29333/ejgm/15713. EDN: https://elibrary.ru/AZAIWC

References

1. Abramov, V. I., & Churkin, D. A. (2022). Predictive analytics of customer relationships as a method for company adaptation to changes and increasing the value of the offer. *Ekonomika, Predprinimatel'stvo i Pravo*, *12*(6), 1709–1722. https://doi.org/10.18334/epp.12.6.114842. EDN: https://elibrary.ru/GPPFPW
2. Afanasyeva, T. G., Kushnir, A. Yu., Morkovin, V. A., Veshkurtseva, V. I., Tsygankova, A. S., Davidyan, A. A., & Lenkin, S. G. (2025). Digital marketing as an element of promoting pharmacy organizations. *Sovremennye Problemy Zdravookhraneniya i Meditsinskoy Statistiki*, *1*, 1–13. https://doi.org/10.24412/2312-2935-2025-1-1-13. EDN: https://elibrary.ru/VUREAE
3. Vinichuk, O. Yu., & Nikulina, T. A. (2023). Modern methods for promoting pharmaceutical companies in regional pharmaceutical markets in the context of business digitalization. *Vestnik Evraziyskoy Nauki*, *15*(3). https://esj.today/77ecvn323.html. EDN: https://elibrary.ru/HCIRNK

4. Kimadze, M. I., & Kondratov, S. Yu. (2020). Problems of forming a customer-oriented strategy in an online pharmaceutical organization. *Azimut Nauchnykh Issledovaniy: Ekonomika i Upravlenie*, *9*(1), 173–177. https://doi.org/10.26140/anie-2020-0901-0042. EDN: https://elibrary.ru/UPOVKV
5. Kovaleva, T. G., & Sarkisyan, K. A. (2022). Analysis of the financial and economic performance of the pharmacy organization "Eapteka". *Tendentsii Razvitiya Nauki i Obrazovaniya*, *88*(4), 114–116. https://doi.org/10.18411/trnio-08-2022-170. EDN: https://elibrary.ru/STYEPA
6. Kondrashov, A. A., Kurashov, M. M., & Loskutova, E. E. (2025). Research on the potential of using regression analysis of big data to assess factors affecting the cost of pharmaceutical care for children. *Sovremennye Problemy Zdravookhraneniya i Meditsinskoy Statistiki*, *1*, 65–80. https://doi.org/10.24412/2312-2935-2025-1-65-80. EDN: https://elibrary.ru/UPMUQH
7. Mamiev, O. A., Finogenov, N. A., & Sologub, G. B. (2020). Using machine learning methods to solve problems of predicting the amount and probability of purchase based on e-commerce data. *Modelirovanie i Analiz Dannykh*, *10*(4), 31–40. https://doi.org/10.17759/mda.2020100403. EDN: https://elibrary.ru/JGVTGL
8. Panteleev, A. S., Mironenkova, Zh. V., Umarov, S. Z., et al. (2025). Development of algorithms for building a model of consumer behavior in the pharmaceutical market. *Mediko-Farmatsevticheskiy Zhurnal "Pul's"*, *27*(4), 134–140. https://doi.org/10.26787/nydha-2686-6838-2025-27-4-134-140. EDN: https://elibrary.ru/PUYNRU
9. Umarov, S. Z., Golubenko, R. A., Khorunzhaya, A. A., & Frolov, L. E. (2025). Opportunities of an analytical platform in modeling quantitative parameters of retail pharmacy operations. *Sovremennye Problemy Zdravookhraneniya i Meditsinskoy Statistiki*, *2*, 143–159. https://doi.org/10.24412/2312-2935-2025-2-143-159. EDN: https://elibrary.ru/KYUGWK
10. Umarov, S. Z., Narkevich, K. I., & Gritsanenko, D. S. (2020). Quantitative characteristics of pharmacy visitor traffic with different operating modes. *Mediko-Farmatsevticheskiy Zhurnal "Pul's"*, *22*(3), 39–44. https://doi.org/10.26787/nydha-2686-6838-2020-22-3-39-44. EDN: https://elibrary.ru/YRLTNU
11. Erevelles, S., Fukawa, N., & Swayne, L. (2016). Big Data consumer analytics and the transformation of marketing. *Journal of Business Research*, *69*(2), 897–904. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.07.001
12. Fan, S., Lau, R. Y. K., & Zhao, J. L. (2015). Demystifying Big Data Analytics for Business Intelligence Through the Lens of Marketing Mix. *Big Data Research*, *2*(1), 28–32. https://doi.org/10.1016/j.bdr.2015.02.006
13. Kale, R., Bidwai, K., Maske, M., Bansode, R., & Gurav, P. (2022). Prediction of Customer Purchase Intention using Social Media Data. *International Journal of Ad-*

vanced Research in Science, Communication and Technology, *2*(5), 10–13. https://doi.org/10.48175/ijarsct-4003

14. Lamberton, C., & Stephen, A. T. (2016). A thematic exploration of digital, social media, and mobile marketing: research evolution from 2000 to 2015 and an agenda for future inquiry. *Journal of Marketing*, *80*(6), 146–172. https://doi.org/10.1509/jm.15.0415
15. Li, J., Pan, S., Huang, L., & Zhu, X. (2019). A machine learning based method for customer behavior prediction. *Tehnički vjesnik*, *26*(6), 1670–1676. https://doi.org/10.17559/tv-20190603165825
16. Raghupathi, W., & Raghupathi, V. (2014). Big data analytics in healthcare: promise and potential. *Health Information Science and Systems*, *2*(1), 3. https://doi.org/10.1186/2047-2501-2-3. EDN: https://elibrary.ru/KBAFNF
17. Wedel, M., & Kannan, P. K. (2016). Marketing analytics for data-rich environments. *Journal of Marketing*, *80*(6), 97–121. https://doi.org/10.1509/jm.15.0413
18. Zakharova, O., Lobuteva, A., Gribova, Ya., Krylova, O., Mironenkova, Zh., Gabdulkhakova, L., & Belyavskiy, M. (2024). The primary hyperparathyroidism and its complications: Substantiation of funding volume for hospital pharmacotherapy. *Electronic Journal of General Medicine*, *21*(6), em616. https://doi.org/10.29333/ejgm/15713. EDN: https://elibrary.ru/AZAIWC

ВКЛАД АВТОРОВ

Мироненкова Ж.В., Немятых О.Д.: концепция и дизайн исследования.
Пантелеев А.С., Габдулхакова Л.М.: сбор и обработка материала.
Пантелеев А.С., Мироненкова Ж.В.: статистическая обработка.
Пантелеев А.С., Мироненкова Ж.В.: написание текста.
Немятых О.Д., Сатдарова Ф.Ш., Габдулхакова Л.М.: редактирование.

AUTHOR CONTRIBUTIONS

Zhanna V. Mironenkova, Oksana D. Nemyatykh: research concept and design.
Anton S. Panteleev, Laysan M. Gabdulkhakova: data collection and processing.
Anton S. Panteleev, Zhanna V. Mironenkova: statistical analysis.
Anton S. Panteleev, Zhanna V. Mironenkova: writing the text.
Oksana D. Nemyatykh, **Farida Sh. Satdarova**, **Laysan M. Gabdulkhakova**: editing.

ДАННЫЕ ОБ АВТОРАХ

Пантелеев Антон Сергеевич, аспирант
Санкт-Петербургский госуд. химико-фармацевтический университет
ул. Профессора Попова, 14А, г. Санкт-Петербург, 197022, Российская Федерация
anton.panteleev@spcpu.ru

Мироненкова Жанна Викторовна, доктор фармацевтических наук, профессор, профессор кафедры медицинского и фармацевтического товароведения
Санкт-Петербургский государственный химико-фармацевтический университет
ул. Профессора Попова, 14А, г. Санкт-Петербург, 197022, Российская Федерация
shanna.mironenkova@pharminnotech.com

Немятых Оксана Дмитриевна, доктор фармацевтических наук, профессор, профессор кафедры управления и экономики фармации
Санкт-Петербургский государственный химико-фармацевтический университет
ул. Профессора Попова, 14А, г. Санкт-Петербург, 197022, Российская Федерация
oksana.nemyatyh@pharminnotech.com

Сатдарова Фарида Шамильевна, кандидат фармацевтических наук, доцент кафедры управления и экономики фармации
Санкт-Петербургский государственный химико-фармацевтический университет
ул. Профессора Попова, 14А, г. Санкт-Петербург, 197022, Российская Федерация
farida.satdarova@pharminnotech.com

Габдулхакова Ляйсан Марсовна, кандидат фармацевтических наук, доцент кафедры фармации
Башкирский государственный медицинский университет
ул. Ленина, 3, г. Уфа, Республика Башкортостан, 450008, Российская Федерация
lmgabdulkhakova@bashgmu.ru

DATA ABOUT THE AUTHORS

Anton S. Panteleev, Postgraduate student of the Department of Medical and Pharmaceutical Commodity Science
St. Petersburg State Chemical and Pharmaceutical University
14A, Prof. Popov Str., St. Petersburg, 197022, Russian Federation
anton.panteleev@spcpu.ru
SPIN-code: 8368-0310

ORCID: https://orcid.org/0009-0005-0232-6156
Researcher ID: NSU-7204-2025

Zhanna V. Mironenkova, Doctor of Pharmaceutical Sciences, Professor, Professor of the Department of Medical and Pharmaceutical Commodity Science
St. Petersburg State Chemical and Pharmaceutical University
14A, Prof. Popov Str., St. Petersburg, 197022, Russian Federation
shanna.mironenkova@pharminnotech.com
ORCID: https://orcid.org/0000-0003-1029-093X
Researcher ID: HNP-3052-2023
Scopus Author ID: 16413774900

Oksana D. Nemyatykh, Doctor of Pharmaceutical Sciences, Professor, Professor of the Department of Pharmacy Management and Economics
St. Petersburg State Chemical and Pharmaceutical University
14A, Prof. Popov Str., St. Petersburg, 197022, Russian Federation
oksana.nemyatyh@pharminnotech.com
SPIN-code: 9179-3790
ORCID: https://orcid.org/0000-0001-5933-2120

Farida Sh. Satdarova, PhD in Pharmacy, Associate Professor of the Department of Pharmacy Management and Economics
St. Petersburg State Chemical and Pharmaceutical University
14A, Prof. Popov Str., St. Petersburg, 197022, Russian Federation
farida.satdarova@pharminnotech.com
SPIN-code: 6168-0924
ORCID: https://orcid.org/0009-0006-1164-3265

Laysan M. Gabdulkhakova, PhD in Pharmacy, Associate Professor of the Department of Pharmacy
Bashkir State Medical University
3, Lenin Str., Ufa, 450008, Russian Federation
lmgabdulkhakova@bashgmu.ru
SPIN-code: 7478-9822
ORCID: https://orcid.org/0000-0002-1294-3976

Поступила 16.12.2025
После рецензирования 02.03.2026
Принята 16.03.2026

Received 16.12.2025
Revised 02.03.2026
Accepted 16.03.2026