

РАЗРАБОТКА МЕТОДИКИ ОЦЕНКИ И ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КЛИЕНТСКОЙ УДОВЛЕТВОРЕННОСТИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АДАПТИВНЫХ АЛГОРИТМОВ И СИСТЕМНОГО АНАЛИЗА

Е.А. Павлова, О.В. Сизова, А.А. Овсянников

Екатерина Алексеевна Павлова* (ORCID 0000-0002-9266-9603), Ольга Владимировна Сизова (ORCID 0000-0002-1443-3566), Алексей Андреевич Овсянников

Ивановский государственный химико-технологический университет, пр. Шереметевский, 7, Иваново, 153000, Россия

E-mail: pavlova_ea@isuct.ru*, siz-olga@yandex.ru, mr.ovsyannikov.lesha@gmail.com

В условиях стремительного развития цифровых технологий и роста конкуренции на рынке цифровых платформ удовлетворенность клиентов становится критическим фактором успешной деятельности компаний. В данной работе предложен подход к оценке и прогнозированию клиентской удовлетворенности с применением адаптивных алгоритмов и методов системного анализа. Проведен мультифакторный анализ данных, включающих параметры типа клиента, цели поездки, класса обслуживания, а также показатели комфорта и качества обслуживания. Для построения модели использован алгоритм Random Forest, который продемонстрировал высокую точность прогнозирования (95%). Определены ключевые факторы, влияющие на удовлетворенность клиентов: онлайн-регистрация, доступ к Wi-Fi, класс обслуживания, наличие развлечений и тип поездки. Предложенный подход учитывает динамическую природу клиентских предпочтений, позволяя адаптировать прогнозы в реальном времени. Разработанная методика может служить основой для создания интеллектуальных систем поддержки принятия решений, направленных на повышение качества обслуживания и укрепление клиентской лояльности. Результаты исследования могут быть применены для разработки стратегий повышения клиентской лояльности и оптимизации бизнес-процессов цифровых платформ. Полученные данные и разработанные модели вносят вклад в развитие теории системного анализа и методов машинного обучения, обогащая научные подходы к изучению клиентской удовлетворенности в условиях цифровизации.

Ключевые слова: клиентская удовлетворенность, адаптивные алгоритмы, системный анализ, прогнозирование, машинное обучение, Random Forest, цифровые платформы, мультифакторный анализ.

DEVELOPMENT OF A METHODOLOGY FOR ASSESSING AND FORECASTING CUSTOMER SATISFACTION USING ADAPTIVE ALGORITHMS AND SYSTEMS ANALYSIS

E.A. Pavlova, O.V. Sizova, A.A. Ovsyannikov

Ekaterina A. Pavlova* (ORCID 0000-0002-1443-3566), Olga V. Sizova (ORCID 0000-0002-1443-3566), Alexey A. Ovsyannikov

Ivanovo State University of Chemistry and Technology, Sheremetevsky ave., 7, Ivanovo, 153000, Russia

E-mail: pavlova_ea@isuct.ru*, siz-olga@yandex.ru, mr.ovsyannikov.lesha@gmail.com

Amid the rapid development of digital technologies and increasing competition in the digital platform market, customer satisfaction is becoming a critical factor in the successful operation of companies. This study proposes an approach to assessing and forecasting customer satisfaction through the application of adaptive algorithms and systems analysis methods. A multifactor data analysis has been conducted encompassing parameters such as customer type, travel purpose, class of service, as well as comfort and service quality indicators. The Random Forest algorithm is employed to build the model, demonstrating high prediction accuracy (95%). Key factors influencing customer satisfaction are identified: online check-in, Wi-Fi access, class of service, in-flight entertainment, and type of travel. The proposed approach takes into account the dynamic nature of customer preferences, allowing for real-time adaptation of forecasts.

The developed methodology can serve as a foundation for creating intelligent decision-making support systems aimed at enhancing service quality and strengthening customer loyalty. The research results can be applied to develop strategies for increasing customer loyalty and optimizing business processes on digital platforms. The obtained data and developed models contribute to the advancement of the theory of systems analysis and machine learning methods, enriching scientific approaches to studying customer satisfaction in the context of digitalization.

Keywords: customer satisfaction, adaptive algorithms, systems analysis, forecasting, machine learning, Random Forest, digital platforms, multiple factor analysis.

Для цитирования:

Павлова Е.А., Сизова О.В., Овсянников А.А. Разработка методики оценки и прогнозирования клиентской удовлетворенности с использованием адаптивных алгоритмов и системного анализа. *Известия высших учебных заведений. Серия «Экономика, финансы и управление производством» [Ивэкофин]*. 2025. № 02(64). С. 95-104. DOI: 10.6060/ivecofin.2025642.726

For citation:

Pavlova E.A., Sizova O.V., Ovsyannikov A.A. Development of a methodology for assessing and forecasting customer satisfaction using adaptive algorithms and systems analysis. *Ivecofin*. 2025. N 02(64). P. 95-104. DOI: 10.6060/ivecofin.2025642.726 (in Russian)

ВВЕДЕНИЕ

В условиях цифровизации экономики и растущей конкуренции на рынке удовлетворенность клиентов становится одним из ключевых факторов успешного функционирования организаций, работающих на цифровых платформах. Высокий уровень удовлетворенности способствует укреплению лояльности пользователей, увеличению числа повторных взаимодействий и, как следствие, повышению экономической эффективности бизнеса. Для того, чтобы заслужить и сохранить лояльность клиентов, необходимо принимать меры и следить за клиентской базой. Поэтому многие предприятия вкладывают значительные финансовые средства на развитие программ лояльности для удержания постоянных клиентов и роста прибыли [1-3].

Уровень удовлетворенности и лояльности клиентов зачастую представляет собой показатель того, как именно организация прислушивается к своим клиентам и какие пути выбирает для удовлетворения их потребностей. Данный показатель позволяет выявить слабые стороны компании, которые требуют качественной доработки. Цель практически любой современной организации – сделать большинство клиентов максимально удовлетворенными и лояльными [4, 5].

Современные покупатели часто переключаются с одного товара и продавца на другого в поисках лучшего покупательского опыта, поэтому одна из главных задач маркетинга для любой организации состоит не только в увеличении количества лояльных клиентов, но и в их удержании. Чтобы ее решить, необходимо внимательно следить за динамикой того, что происходит с каждым клиентским сегментом и покупателем [6, 7].

Год от года растет число публикаций, посвященных освещению результатов исследований клиентского опыта. При этом проблема исследования определяется с одной стороны, как потеря потенциальных клиентов по причине недостаточной изученности клиентского опыта, а с другой – как проблема удержания существующих клиентов за счет создания для них лучшего клиентского опыта [8-11]. Однако традиционные методы оценки клиентского опыта, основанные преимущественно на опросах и статистическом анализе, не всегда обеспечивают достаточную точность, особенно в условиях быстро меняющихся предпочтений и поведения пользователей.

Современные технологии обработки данных, включая машинное обучение и системный анализ, позволяют реализовать более точные и гибкие подходы к прогнозированию удовлетворенности клиентов. Одним из таких направлений является применение адаптивных алгоритмов, способных динамически подстраиваться под изменяющиеся условия на основе новых данных. В отличие от статических моделей, адаптивные методы обеспечивают непрерывное обновление прогнозов, что особенно актуально для цифровых платформ, где пользовательское поведение подвержено частым изменениям [12-15].

Актуальность данного исследования обусловлена необходимостью разработки таких методов прогнозирования, которые позволяли бы не только фиксировать текущий уровень удовлетворенности, но и заранее выявлять потенциальные риски снижения лояльности клиентов. Это, в свою очередь, способствует выработке опережающих управленческих решений, направленных на улучшение качества обслуживания и адаптацию

бизнес-процессов под реальные потребности пользователей [16-20].

Целью данной работы является разработка методики оценки и прогнозирования клиентской удовлетворенности с использованием адаптивных алгоритмов и системного анализа. В рамках исследования предполагается проведение мультифакторного анализа факторов, влияющих на восприятие клиентами качества услуг, а также создание алгоритмического решения, способного в реальном времени оценивать уровень удовлетворенности и прогнозировать его изменения.

Научная новизна работы заключается в интеграции методов системного анализа и адаптивных алгоритмов для решения задачи прогнозирования на цифровых платформах. В отличие от существующих подходов, предложенный метод учитывает не только исторические данные, но и текущие тренды, позволяя повысить точность прогнозов и оперативность принятия решений.

Практическая значимость исследования заключается в возможности применения разработанной методики для повышения эффективности работы цифровых платформ, оптимизации бизнес-процессов и улучшения пользовательского опыта. Внедрение адаптивных алгоритмов позволяет компаниям более точно понимать своих клиентов, снижать вероятность их оттока и повышать конкурентоспособность в условиях современного рынка.

Таким образом, проведенное исследование направлено на создание научно обоснованного подхода к прогнозированию удовлетворенности клиентов, обеспечивающего высокую точность и адаптивность, что делает его перспективным инструментом для цифровых платформ, ориентированных на развитие клиентского сервиса.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

В ходе данного исследования был разработан алгоритм для прогнозирования уровня удовлетворенности клиентов в рамках адаптивного подхода. Данный подход основан на таких принципах, как гибкость в учете разнообразных источников информации, непрерывный мониторинг и автоматическое обновление модели, прозрачность и интерпретация результатов.

Процесс построения алгоритмов для прогнозирования уровня удовлетворенности клиентов в рамках адаптивного подхода обычно включает несколько основных этапов. Сначала происходит сбор и предварительная обработка данных. Важнейшим шагом здесь является унификация различных источников, поскольку данные о взаимодействии с клиентом могут быть разрозненными, находиться в разных форматах и содержать пропуски. При очистке и трансформации данных необходимо

учитывать не только классические процедуры (например, заполнение пропусков, нормализацию), но и особенности, связанные с поведенческими факторами (оценки, отзывы, жалобы).

Следующим этапом является формирование исходного множества признаков, учитывающих как количественные характеристики (скорость ответа, стоимость услуг, количество покупок), так и качественные (тональность обращений, отзывы, типичный сценарий взаимодействия). На основании этого набора признаков выбирается или разрабатывается модель [21].

При использовании адаптивных методов большое внимание уделяется механизмам регулярного обновления модели. Алгоритм должен включать функцию, отслеживающую динамику ключевых метрик (например, точности прогнозирования) и инициирующую повторное обучение при достижении определенных пороговых значений. Большое значение при этом имеет выбор подходящих инструментов машинного обучения. Это могут быть ансамблевые методы (Random Forest, градиентный бустинг), логистическая регрессия, нейронные сети или методы обучения с подкреплением, упомянутые ранее. Важно, чтобы модель была способна эффективно обрабатывать большие объемы данных и выявлять сложные нелинейные зависимости, характерные для динамического рынка. Для повышения надежности и гибкости часто используется ансамбль моделей, каждая из которых обучается на своей подвыборке данных или решает специфическую подзадачу (например, одна модель определяет риск оттока, другая – предпочтительный канал коммуникации).

После построения модели необходимо провести тестирование на отложенной выборке, чтобы оценить ее качество. Критерии могут включать не только точность и полноту, но также специфические бизнес-показатели: долю удержанных клиентов, рост продаж, динамику позитивных отзывов. Если итоговые результаты неудовлетворительны, следует провести дополнительный отбор признаков, доработать сам алгоритм или улучшить этап сбора и очистки данных.

Оценка эффективности адаптивных методов прогнозирования требует комплексного подхода, учитывающего как общие статистические метрики качества модели, так и конкретные бизнес-показатели. На статистическом уровне проверяют, насколько точно модель определяет степень удовлетворенности клиентов (например, сравнивая прогнозы с реальными отзывами или анкетными данными). Используются метрики точности (accuracy), полноты (recall), F1-score и

другие, зависящие от формулировки задачи (классификация или регрессия).

Однако в реальном бизнесе еще важнее показатели, связанные с ROI (возвратом инвестиций), удержанием (retention) и лояльностью (NPS). Если методика адаптивного прогнозирования помогает вовремя определять недовольных клиентов и принимать меры (предоставлять скидки, улучшать сервис, менять коммуникационную стратегию), то можно ожидать снижения оттока, увеличения среднего чека и общего роста удовлетворенности. Важным фактором является скорость реакции: чем быстрее система прогнозирования выявляет потенциально недовольного клиента, тем выше шанс предотвратить его уход к конкурентам.

Чтобы оценить реальную пользу методики, компании часто проводят эксперименты или А/В-тестирование. Одна группа клиентов обслуживается «старым» методом, другая – адаптивной системой. Сравнение полученных результатов показывает, насколько существенную разницу создает использование новой технологии. Если результаты эксперимента демонстрируют увеличение ключевых показателей (например, NPS, конверсия продаж, количество повторных покупок) и подтверждают статистическую значимость различий, можно сделать вывод о высокой эффективности методики.

Кроме того, целесообразно проводить регулярный аудит результатов и анализировать ошибки модели, чтобы в дальнейшем улучшать методологию и саму технологию адаптивного прогнозирования. Поскольку рыночные условия, конкурентная среда и поведение клиентов могут

быстро меняться, методика должна постоянно эволюционировать. Если на этапе внедрения основной акцент делался на одном канале (допустим, на онлайн-продажах), со временем может возникнуть необходимость охватить офлайн-магазины или мобильные приложения.

В совокупности оценка эффективности методики адаптивного прогнозирования подразумевает не только одномоментное тестирование, но и постоянный мониторинг ключевых показателей в течение длительного периода. Такой подход позволяет своевременно вносить коррективы и гарантировать, что система по-прежнему соответствует реалиям рынка и ожиданиям клиентов.

В рамках данного исследования был использован набор данных, содержащий результаты опроса пассажиров авиакомпаний об уровне удовлетворенности. Исходный датасет был создан на основе данных, собранных с августа 2023 г. по август 2024 г. (данной информации нет, поэтому ее или убираем, или врем).

Исходный датасет включает следующие параметры: пол, тип клиента, возраст, цель поездки, класс обслуживания, расстояние полета, уровень удовлетворенности различными аспектами сервиса (Wi-Fi, время вылета/прилета, онлайн-бронирование, расположение выхода на посадку, питание, онлайн-регистрация, комфорт сидений, развлечения, обслуживание на борту, пространство для ног, обработка багажа, регистрация, чистота), а также время задержек при вылете и прилете. Целевая переменная (satisfaction) – общий уровень удовлетворенности пассажира.

На рис. 1 представлен фрагмент описания набора данных.

	Unnamed: 0	id	Gender	Customer Type	Age	Type of Travel	Class	Flight Distance	Inflight wifi service	Departure/Arrival time convenient	...	Inflight entertainment
count	25976.000000	25976.000000	25976	25976	25976.000000	25976	25976	25976.000000	25976.000000	25976.000000	...	25976.000000
unique	NaN	NaN	2	2	NaN	2	3	NaN	NaN	NaN	...	NaN
top	NaN	NaN	Female	Loyal Customer	NaN	Business travel	Business	NaN	NaN	NaN	...	NaN
freq	NaN	NaN	13172	21177	NaN	18038	12495	NaN	NaN	NaN	...	NaN
mean	12987.500000	65005.657992	NaN	NaN	39.620958	NaN	NaN	1193.788459	2.724746	3.046812	...	3.357753
std	7498.769632	37611.526647	NaN	NaN	15.135685	NaN	NaN	998.683999	1.335384	1.533371	...	1.338299
min	0.000000	17.000000	NaN	NaN	7.000000	NaN	NaN	31.000000	0.000000	0.000000	...	0.000000
25%	6493.750000	32170.500000	NaN	NaN	27.000000	NaN	NaN	414.000000	2.000000	2.000000	...	2.000000
50%	12987.500000	65319.500000	NaN	NaN	40.000000	NaN	NaN	849.000000	3.000000	3.000000	...	4.000000
75%	19481.250000	97584.250000	NaN	NaN	51.000000	NaN	NaN	1744.000000	4.000000	4.000000	...	4.000000
max	25975.000000	129877.000000	NaN	NaN	85.000000	NaN	NaN	4983.000000	5.000000	5.000000	...	5.000000

11 rows x 25 columns

Рисунок 1. Вывод описания набора данных
Figure 1. Output of a data set description

В исследуемом наборе присутствуют 25 столбцов данных. Некоторые из этих данных категориальные (например, пол и удовлетворенность), некоторые - целочисленные (например, возраст,

расстояние полета), один - плавающий (задержка прибытия в минутах). Многие содержат дискретные значения от 0 до 5, которые, были собраны с

помощью опросов об удовлетворенности клиентов. Кроме того, было принято решение убрать первые два столбца «Unnamed: 0» и «id» поскольку они являются информационными, а значит не окажут влияния на результаты прогнозирования.

РЕЗУЛЬТАТЫ

В ходе исследования исходного набора данных была осуществлена их проверка на сбалансированность на примере целевой переменной «satisfaction». График сбалансированности представлен на рис. 2. Полученные результаты свидетельствуют, что данные достаточно сбалансированы, поэтому повторная выборка не нужна.

Обязательным этапом предварительной обработки данных является их проверка на наличие выбросов, так как их присутствие может негативно сказаться на качестве построения модели прогнозирования уровня удовлетворенности [22, 23]. Анализ данных выявил выбросы в следующих признаках: Flight Distance, Departure Delay in Minutes и Arrival Delay in Minutes. Иллюстрация результатов данного анализа представлена на рис. 3.

Для минимизации влияния выбросов на результаты прогнозирования были удалены значения, превышающие 90-й перцентиль распределения. После обработки данных был проведен расчет корреляционной матрицы для числовых признаков с целью выявления взаимосвязей между переменными (рис. 4).

Дополнительно был проведен анализ зависимостей между категориальными признаками, не включенными в корреляционную матрицу.

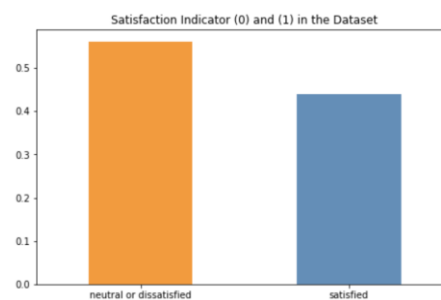


Рисунок 2. Сбалансированность данных
Figure 2. Data balance

Рассмотрение взаимосвязей атрибутов Gender и Customer Type показало, что уровень удовлетворенности пассажиров практически не зависит от пола, однако среди неудовлетворенных пассажиров доля женщин превышает долю мужчин. Анализ типа клиента выявил, что среди лояльных (возвращающихся) пассажиров наблюдается значительная доля неудовлетворенных.

При исследовании взаимосвязи возрастных категорий (Age) и уровня удовлетворенности (Satisfaction) установлено, что в возрастных группах от 7 до 38 лет и от 61 до 79 лет доля неудовлетворенных пассажиров превышает долю удовлетворенных. Напротив, в возрастном диапазоне от 39 до 60 лет наблюдается более высокий уровень удовлетворенности (рис. 5).

Анализ признаков Type of Travel, Class и Flight Distance показал, что пассажиры эконом- и эконом-плюс классов демонстрируют схожий уровень удовлетворенности, тогда как в бизнес-классе, а также при деловых поездках, доля удовлетворенных пассажиров значительно выше (рис. 6).

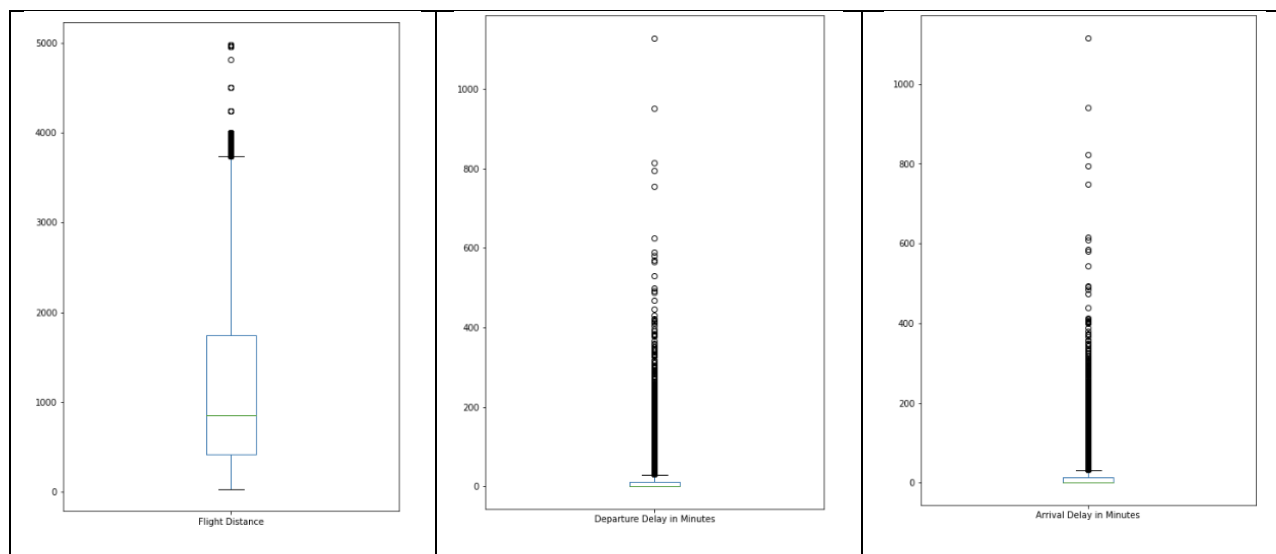


Рисунок 3. Выбросы в данных
Figure 3. Outliers in the data

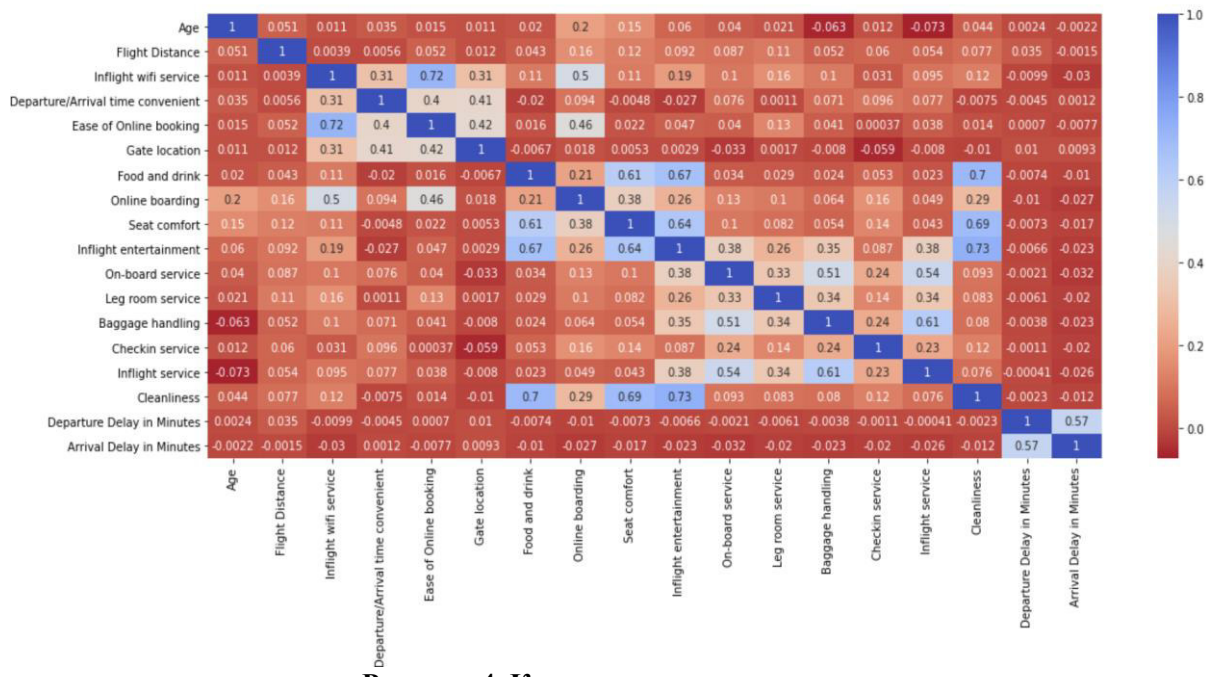


Рисунок 4. Корреляционная матрица
Figure 4. Correlation matrix

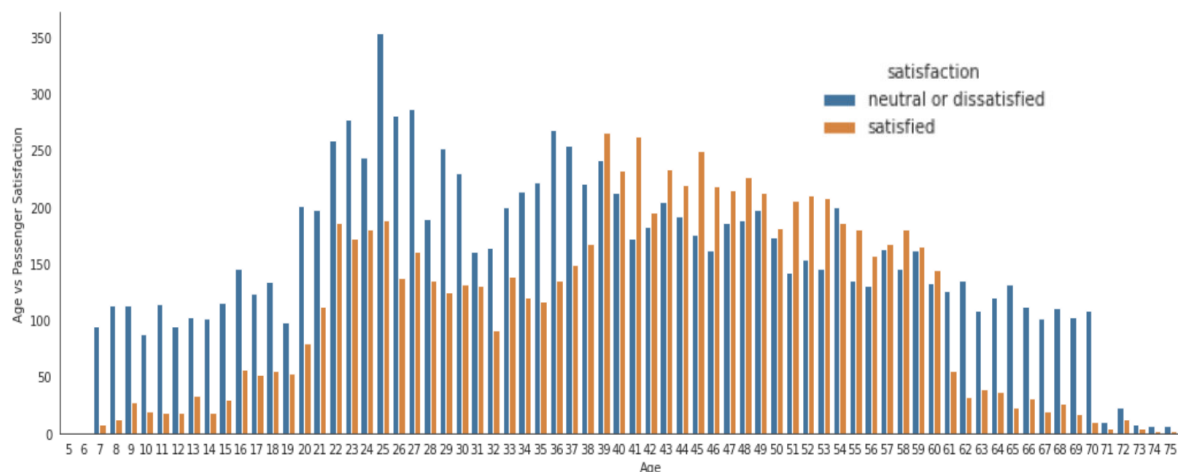


Рисунок 5. Диаграмма зависимости «Age» и «Satisfaction»
Figure 5. “Age” and “Satisfaction” Dependency Diagram

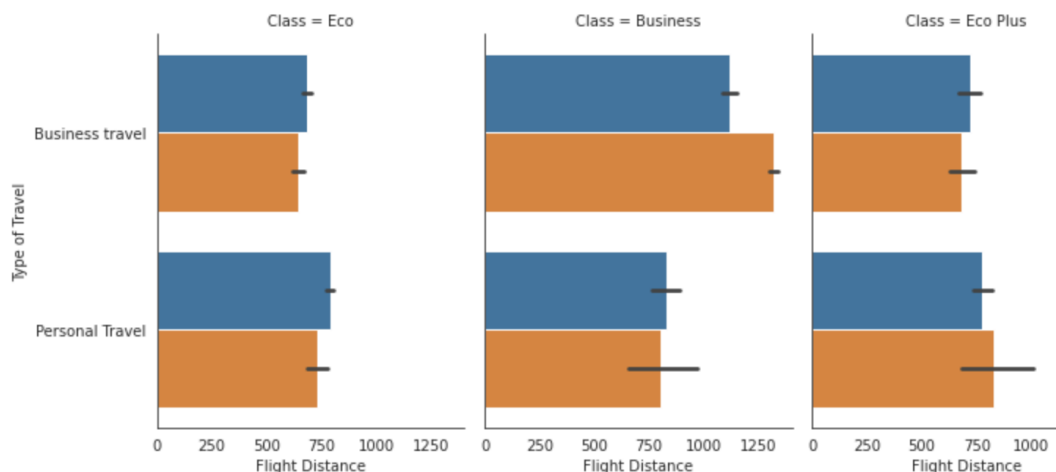


Рисунок 6. Диаграмма зависимости «Type of Travel», «Class» и «Flight Distance»
Figure 6. “Type of Travel”, “Class” and “Flight Distance” Dependency Diagram

Рассмотрение задержек при вылете (Departure Delay) и прибытии (Arrival Delay), сгруппированных по типу поездки, выявило значительное увеличение доли неудовлетворенных пассажиров, особенно среди тех, кто путешествует с личными целями (рис. 7).

Анализ факторов Baggage Handling и Gate Location, сгруппированных по классам обслуживания, показал высокий уровень неудовлетворенности обработкой багажа среди пассажиров бизнес-класса при использовании выходов с рейтингом ниже 4. В эконом- и эконом-плюс классах неудовлетворенность преимущественно связана с выходом под номером 2 (рис. 8).

Далее для корректной подготовки данных к машинному обучению в работе выполнено кодирование категориальных признаков. В частности, для бинарных категорий использован метод Label Encoding, тогда как для признаков с более чем двумя категориями применен One-Hot Encoding. Это позволило преобразовать категориальные переменные в числовой формат, необходимый для работы модели.

С целью приведения числовых признаков к единому масштабу и улучшения сходимости ал-

горитмов обучения применен StandardScaler, нормализующий данные к распределению с нулевым средним и единичной дисперсией.

После этого для построения модели данные были разделены на обучающую и тестовую выборки в соотношении 80:20, что обеспечило объективную оценку эффективности алгоритма.

В качестве классификатора выбрана модель Random Forest Classifier [24], что обусловлено рядом ее преимуществ. Во-первых, это модель универсальна, т.к. способна эффективно обрабатывать как числовые, так и категориальные признаки без дополнительных преобразований. Во-вторых, высокая точность достигается за счет ансамблевой структуры, снижающей вероятность переобучения и повышающей точность, особенно при несбалансированных данных.

Кроме того, алгоритм устойчив к шумам и выбросам, что обеспечивает стабильность результатов даже при наличии пропусков. Важной особенностью является интерпретируемость модели, позволяющая оценить значимость признаков (feature importance) и выявить ключевые факторы, влияющие на удовлетворенность клиентов.

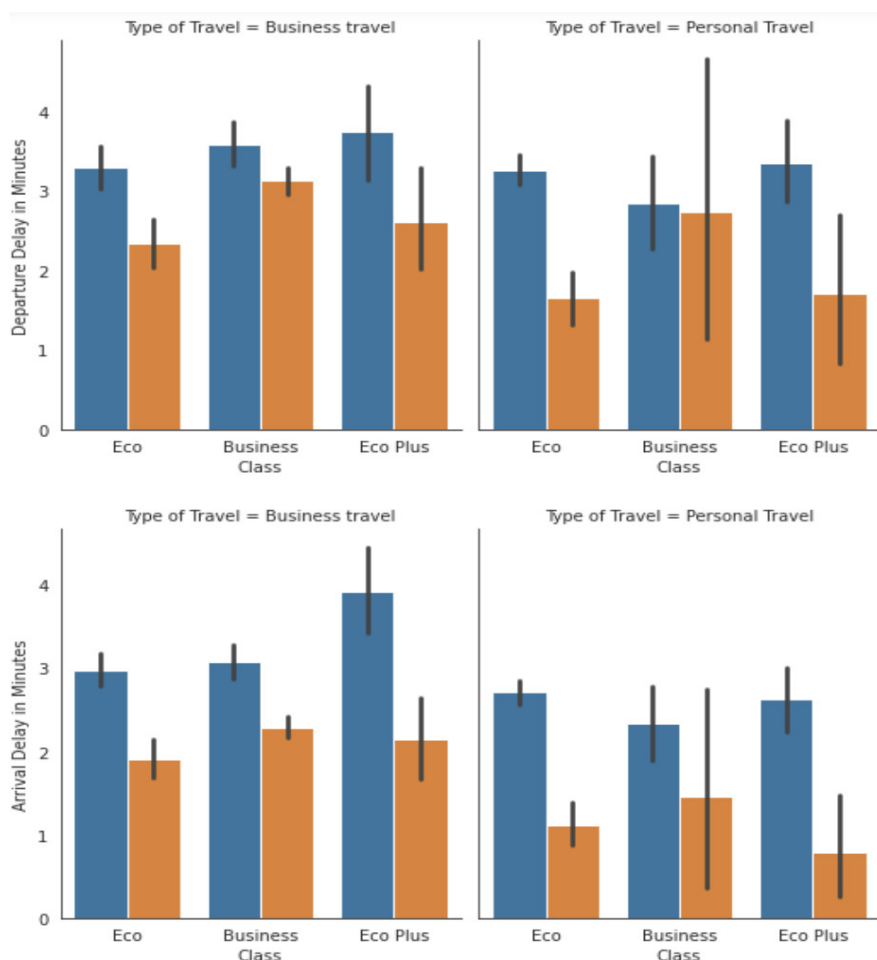


Рисунок 7. Диаграмма зависимости «Departure Delay» и «Arrival Delay»
Figure 7. “Departure Delay” vs. “Arrival Delay” Dependency Diagram

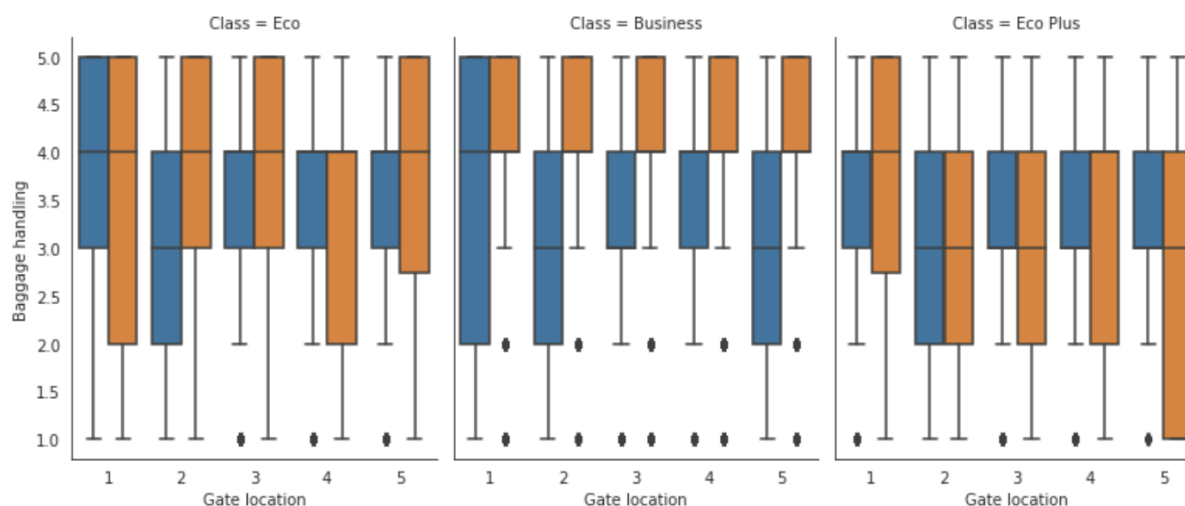


Рисунок 8. Диаграмма зависимости «Baggage Handling» и «Gate Location»
Figure 8. “Baggage Handling” and “Gate Location” Dependency Diagram

Random Forest также отличается высокой масштабируемостью, позволяя эффективно обрабатывать большие объемы данных. В отличие от алгоритмов SVM и логистической регрессии, он не требует предварительной нормализации признаков, а бутстрэппинг (bootstrap sampling) компенсирует дисбаланс классов, что особенно важно при текущем распределении данных (56% – Neutral or dissatisfied, 44% – Satisfied).

На рис. 9 представлена комплексная оценка разработанной модели.

Accuracy: 0.95				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.95	0.96	0.96	2192
1	0.95	0.93	0.94	1582
accuracy			0.95	3774
macro avg	0.95	0.95	0.95	3774
weighted avg	0.95	0.95	0.95	3774
Confusion Matrix:				
[[2113 79]				
[115 1467]]				

Предсказание классов и расчет NPS.

Преобразование предсказаний в группы NPS:

Promoters (1): 'satisfied'

Detractors (0): 'neutral or dissatisfied'

Рисунок 9. Показатели эффективности модели
Figure 9. Performance indicators of the model

Для оценки качества модели использовались стандартные метрики классификации. Точность (Ассигасу) составила 95%, что свидетельствует о высокой общей эффективности алгоритма. Однако эта метрика не отражает баланс между классами, поэтому дополнительно были проанализированы показатели Precision, Recall и F1-Score.

Precision для класса «0» составил 95%, что указывает на низкий уровень ложноположительных ошибок. Recall для того же класса достиг

96%, демонстрируя высокую способность алгоритма корректно идентифицировать все объекты данного класса. F1-Score, являясь гармоническим средним между Precision и Recall, составил 0.96, что подтверждает сбалансированность модели.

При анализе Confusion Matrix выявлено, что 2113 объектов класса «0» правильно классифицированы, тогда как 79 объектов ошибочно отнесены к классу «1». Для класса «1» правильная классификация достигнута в 1467 случаях, при этом 115 объектов были неверно отнесены к классу «0».

Для оценки удовлетворенности клиентов дополнительно рассчитан показатель Net Promoter Score (NPS), определяющий баланс между лояльными клиентами (Promoters) и критиками (Detractors). Ввиду отсутствия категории Passives расчет выполнен на основе двух классов.

Итоговое значение NPS составило -18.07, что свидетельствует о преобладании доли недовольных клиентов. Это указывает на необходимость повышения качества обслуживания для улучшения клиентского опыта.

Анализ значимости признаков (Feature Importance) показал, что наибольшее влияние на удовлетворенность оказывают оценки обслуживания на борту, комфорт сидений, развлечения в полете и онлайн-регистрация.

В целях повышения NPS рекомендуется сосредоточиться на улучшении этих ключевых аспектов, так как они имеют наибольшее влияние на клиентский опыт.

Для проверки работоспособности модели проведено тестирование на данных нового клиента. Результат классификации – Satisfied, что подтверждает корректность работы модели и ее способность к генерализации на новых данных.

Таким образом, построенная модель не только демонстрирует высокую точность прогнозирования (95%), но и обладает устойчивостью к выбросам, интерпретируемостью и эффективностью при дисбалансе классов. Полученные результаты позволили выделить ключевые факторы, влияющие на удовлетворенность клиентов, и предложить целевые рекомендации для повышения качества обслуживания.

ВЫВОДЫ

В результате исследования были выявлены ключевые факторы, влияющие на удовлетворенность клиентов. Этими факторами являются:

- онлайн-регистрация;
- доступ к Wi-Fi на борту;
- тип путешествия (личное или деловое);

- класс обслуживания;
- наличие развлечений на борту.

Поэтому для повышения уровня лояльности и удовлетворенности клиентов необходимо улучшить качество обслуживания в значимых областях, таких как комфорт, развлечения и удобство онлайн-регистрации, а также уделить особое внимание неудовлетворенным клиентам.

Полученные результаты предоставляют ценную информацию для улучшения клиентского опыта. Выполненный анализ и построенная модель могут стать основой для разработки стратегии повышения удовлетворенности и лояльности клиентов для любой авиакомпании РФ.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

The authors declare no conflict of interest.

ЛИТЕРАТУРА

1. Лаврова А.П. Основные методы оценки удовлетворенности покупателей в современных условиях. *Гуманитарные, социально-экономические и общественные науки*. 2024. №5. С. 188-193. DOI: 10.24412/2220-2404-2024-5-15.
2. Лаврова А.П. Актуальные техники продаж для менеджеров. *Приднепровский научный вестник*. 2023. Т. 3. № 1. С. 23-29.
3. Худякова Т.С., Крохалев В.А. Факторная структура удовлетворенности клиентов коррекцией качества услуг. <https://esj.today/PDF/88ECVN623.pdf>.
4. Ермилова Е.Ю., Полякова О.А. Удовлетворенность потребителя как основа его лояльности. *Вестник науки*. 2018. №8 (8). С. 17-22.
5. Захарова И.А. Управление клиентским опытом на основе ценности. *Креативная экономика*. 2023. Т. 17. № 4. С. 1461-1476. DOI: 10.18334/ce.17.4.117563.
6. Хлебникий Н.Ю. Как системно работать с клиентскими данными и управлять удержанием клиентов, повышая показатели LTV и CRR. *Интернет-маркетинг*. 2021. № 1. С. 2-11. DOI: 10.36627/2619-1369-2021-1-1-2-11.
7. Лобарева Н.В., Сиганков А.А. Оценка эффективности взаимоотношений с потребителями продукции высокотехнологичных предприятий. *Вопросы инновационной экономики*. 2020. №1. С. 585-589.
8. Прыдохина И.В., Прищенко Е.А. Методический подход к управлению клиентским опытом на рынке ИТ-услуг. *Мир экономики и управления*. 2023. №1. С. 95-108. DOI: 10.25205/2542-0429-2023-23-1-95-108.
9. Кметь Е.Б., Волюнец А.М. Методический подход к разработке карты путешествий потребителей гостиничных услуг. *Практический маркетинг*. 2021. №6. С. 25-34. DOI: 10.24412/20713762202162922534.
10. Щепетова И.В. Особенности анализа клиентского опыта в российских компаниях eating-out-рынка. *Маркетинг и маркетинговые исследования*. 2022. № 3. С. 222-237. DOI: 10.36627/2074-5095-2022-3-3-222-237.
11. Ветитнев А.М., Волощук П.В. Качественные исследования клиентского опыта как универсальный инструмент внутренних коммуникаций сервисной компании. *Бизнес. Образование. Право*. 2019. № 1 (46). С. 46-51. DOI: 10.25683/VOLBI.2019.46.156.
12. Абрамов В.И., Абрамов И.В., Поливанов К.В., Семенов К.Ю. Цифровая трансформация системы управления отношениями с клиентами. *Вопросы инновационной экономики*. 2023. Т. 13. № 1. С. 289-306. DOI: 10.18334/vinec.13.1.117051.

REFERENCES

1. Lavrova A.P. Basic methods for assessing customer satisfaction in modern conditions. *Humanities, socio-economic and social sciences*. 2024. N 5. P. 188-193. DOI: 10.24412 / 2220-2404-2024-5-15 (in Russian).
2. Lavrova A.P. Relevant sales techniques for managers. *Dnieper Scientific Bulletin*. 2023. Vol. 3. N 1. P. 23-29 (in Russian).
3. Khudyakova T.S., Krokhalev V.A. Factor structure of customer satisfaction of service quality adjustment. <https://esj.today/PDF/88ECVN623.pdf> (in Russian).
4. Ermilova E.Yu., Polyakova O.A. Customer satisfaction as the basis for their loyalty. *Bulletin of science*. 2018. N 8(8). P. 17-22 (in Russian).
5. Zakharova I.A. Value-based customer experience management. *Creative economy*. 2023. Vol. 17. N 4. P. 1461-1476. DOI: 10.18334/ce.17.4.117563 (in Russian).
6. Khlebinsky N.Yu. How to systematically work with customer data and manage customer retention, increasing LTV and CRR indicators. *Internet Marketing*. 2021. N 1. P. 2-11. DOI: 10.36627/2619-1369-2021-1-1-2-11 (in Russian).
7. Lobareva N.V., Sigankov A.A. Evaluation of the effectiveness of relations with customers of high-tech enterprises. *Russian Journal of Innovation Economics*. 2020. N 1. P. 585-589 (in Russian).
8. Pryadokhina I.V., Prishchenko E.A. Methodological approach to managing customer experience in the IT services market. *World of Economics and Management*. 2023. N 1. P. 95-108. DOI: 10.25205/2542-0429-2023-23-1-95-108 (in Russian).
9. Kmet E.B., Volynets A.M. Methodological approach to the development of customer journey map of hotel service consumers. *Practical Marketing*. 2021. N 6. P. 25-34. DOI: 10.24412/20713762202162922534 (in Russian).
10. Shchepetova I.V. Features of the analysis of customer experience in the Russian eating-out market. *Marketing and marketing research*. 2022. N 3. P. 222-237. DOI: 10.36627/2074-5095-2022-3-3-222-237 (in Russian).
11. Vetitnev A.M., Voloshchuk P.V. Qualitative research of the customer experience as a universal tool for internal communications of the service company. *Business. Education. Law*. 2019. N 1 (46). P. 46-51. DOI: 10.25683/VOLBI.2019.46.156 (in Russian).

13. **Ештокин С.В.** Использование искусственного интеллекта для развития цифровой системы современных моделей взаимодействия коммерческих банков и их клиентов. *Экономика и социум: современные модели развития*. 2020. Том 10. № 4. С. 381–390. DOI: 10.18334/ecsoc.10.4.111409.
14. **Калимуллина О.В., Евдокимова Н.А., Ахмадеев Р.Г., Нагизаде Ш.А.** Анализ рынка цифровых платформ для работы с оттоком клиентов. *Креативная экономика*. 2022. Том 16. № 12. С. 4887–4898. DOI: 10.18334/ce.16.12.116771.
15. **Устинова О.Е.** Искусственный интеллект в менеджменте компаний. *Креативная экономика*. 2020. Том 14. № 5. С. 885–904. DOI 10.18334/ce.14.5.102145.
16. **Сизова О.В., Тезин Н.К.** Прогнозирование трафика просмотров новостного ресурса методами *Известия высших учебных заведений. Серия «Экономика, финансы и управление производством» [Ивэкофин]*. 2023. № 4(58). С. 79–88. DOI: 10.6060/ivecofin.2023584.667.
17. **Павлова Е.А., Сизова О.В.** Анализ и оптимизация on-line продаж торговой организации. *Известия высших учебных заведений. Серия «Экономика, финансы и управление производством» [Ивэкофин]*. 2024. № 4(62). С. 88–97. DOI: 10.6060/ivecofin.2024624.706.
18. **Афанасьева С.И., Чернышева К.В.** Цифровая трансформация с использованием систем управления взаимоотношений с клиентами. *Современные наукоемкие технологии. Региональное приложение*. 2024. N 1(77). С. 60–67. DOI: 10.6060/snt.20247701.0008.
19. **Ксенофонтова О.Л., Миролюбова А.А., Фокин С.А.** Использование методов интеллектуального анализа данных в банковской сфере. *Современные наукоемкие технологии. Региональное приложение*. 2023. N 4(76). С. 76–83. DOI: 10.6060/snt.20237604.00010.
20. **Бобков С.П., Астраханцева И.А., Кутузова А.С.** Имитационное моделирование поведения субъектов в сложной социальной системе. *Современные наукоемкие технологии. Региональное приложение*. 2022. N 4(72). С. 33–39. DOI: 10.6060/snt.20227204.0005.
21. **Астраханцева И.А., Герасимов А.С., Астраханцев Р.Г.** Прогнозирование региональной инфляции с помощью алгоритмов машинного обучения. *Известия высших учебных заведений. Серия «Экономика, финансы и управление производством» [Ивэкофин]*. 2022. № 4(54). С. 6–13. DOI: 10.6060/ivecofin.2022544.620. EDN ITYDFE.
22. **Ефремов Д.С.** Модели и методы оценки удовлетворенности клиентов. *Экономика и управление*. 2019. №6. С. 12–18.
23. **Макаров А.Н.** Сравнение методов классификации для анализа данных. *Современные технологии*. 2021. № 5. С. 34–42.
24. **Фролов А.И.** Использование Random Forest в практике. *Информационные технологии*. 2020. №7. С. 56–61.
12. **Abramov V.I., Abramov I.V., Polivanov K.V., Semenov K.Yu.** Digital transformation of the customer relationship management system. *Russian Journal of Innovation Economics*. 2023. Vol. 13. N 1. P. 289–306. DOI: 10.18334/vinec.13.1.117051 (in Russian).
13. **Eshtokin S.V.** Using Artificial Intelligence to Develop a Digital System of Modern Interaction Models between Commercial Banks and Their Clients. *Economy & Society: Contemporary Models of Development*. 2020. Vol. 10. N 4. P. 381–390. DOI: 10.18334/ecsoc.10.4.111409 (in Russian).
14. **Kalimullina O.V., Evdokimova N.A., Akhmadeev R.G., Nagizade Sh.A.** The Market for Digital Platforms to Combat Customer Churn. *Creative Economy*. 2022. Vol. 16. N 12. P. 4887–4898. DOI: 10.18334/ce.16.12.116771 (in Russian).
15. **Ustinova O.E.** Artificial Intelligence in Company Management. *Creative Economy*. 2020. Vol. 14. N 5. P. 885–904. DOI: 10.18334/ce.14.5.102145 (in Russian).
16. **Sizova O.V., Tezin N.K.** Forecasting the view traffic of a news resource using artificial intelligence methods. *Ivecofin*. 2023. N 4(58). P. 79–88. DOI: 10.6060/ivecofin.2023584.667 (in Russian).
17. **Pavlova E.A., Sizova O.V.** Analysis and optimization of on-line sales of a trade organization. *Ivecofin*. 2024. N 4 (62). P. 88–97. DOI: 10.6060 / ivecofin.2024624.706 (in Russian).
18. **Afanasyeva S.I., Chernysheva K.V.** Digital transformation using customer relationship management systems. *Modern high technologies. Regional application*. 2024. N 1(77). P. 60–67. DOI: 10.6060 / snt.20247701.0008 (in Russian).
19. **Ksenofontova O.L., Mirolyubova A.A., Fokin S.A.** Using data mining methods in the banking sector. *Modern high technologies. Regional application*. 2023. N 4(76). P. 76–83. DOI: 10.6060/snt.20237604.00010 (in Russian).
20. **Bobkov S.P., Astrakhantseva I.A., Kutuzova A.S.** Simulation modeling of subjects' behavior in a complex social system. *Modern high technologies. Regional application*. 2022. N 4(72). P. 33–39. DOI: 10.6060/snt.20227204.0005 (in Russian).
21. **Astrakhantseva I.A., Gerasimov A.S., Astrakhantsev R.G.** Forecasting regional inflation using machine learning algorithms. *Ivecofin*. 2022. N 4(54). P. 6–13. DOI: 10.6060/ivecofin.2022544.620. EDN ITYDFE (in Russian).
22. **Efremov D.S.** Models and methods for assessing customer satisfaction. *Journal of Economics and Management*. 2019. N 6. P. 12–18 (in Russian).
23. **Makarov A.N.** Comparison of classification methods for data analysis. *Journal of Modern Technologies*. 2021. N 5. P. 34–42 (in Russian).
24. **Frolov A.I.** Practical use of Random Forest. *Journal of Information Technologies*. 2020. N 7. P. 56–61 (in Russian).

Поступила в редакцию 26.03.2025
Принята к опубликованию 09.04.2025

Received 26.03.2025
Accepted 09.04.2025