

Научно-исследовательский журнал «Modern Economy Success»  
<https://mes-journal.ru>

2025, № 5 / 2025, Iss. 5 <https://mes-journal.ru/archives/category/publications>

Научная статья / Original article

Шифр научной специальности: 5.2.3. Региональная и отраслевая экономика (экономические науки)

УДК 658.8



<sup>1</sup> Мищенко Е.В., <sup>2</sup> Козубская Е.С., <sup>3</sup> Данилина Я.В., <sup>4</sup> Макаров В.В.,

<sup>1</sup> Российско-армянский университет, Армения, E-Commerce& Digital Marketing Association,

<sup>2</sup> Food Solutions KZ, Казахстан,

<sup>3</sup> Современные транспортные технологии,

<sup>4</sup> aijora.ru

### **Обратная связь с клиентом как источник обучения для ИИ-маркетинга: использование данных NPS и отзывов**

**Аннотация:** целью исследования является анализ возможностей применения показателя потребительской лояльности (NPS) в контексте ИИ-маркетинга, с обобщением перспектив автоматизации сбора данных, обработки отзывов и обучения интеллектуальных систем для повышения качества клиентского опыта.

**Методы:** в исследовании использованы методы теоретического анализа, синтеза, сравнения, обобщения, библиографического описания и формально-логического анализа научной литературы.

**Результаты (Findings):** в работе представлена структура данных NPS, классифицированы источники текстовых отзывов, предложены пути автоматизации их сбора и обработки. Обоснована совместная обработка числовых и текстовых данных при формировании обучающих выборок для ИИ. Показаны эффекты внедрения таких решений: улучшение персонализации, снижение оттока, формирование поведенческих паттернов лояльности.

**Выходы:** результаты исследования подчеркивают целесообразность интеграции NPS и отзывов в интеллектуальные системы анализа клиентского опыта. Интеграция NPS и отзывов как источников данных открывает возможности для формирования человекоцентричных стратегий ИИ-маркетинга, которые ориентируются на эмпатию, проактивность и предиктивную аналитику.

**Ключевые слова:** NPS, клиентская лояльность, искусственный интеллект, ИИ-маркетинг, машинное обучение, анализ отзывов, персонализация, тональный анализ, цифровая аналитика

**Для цитирования:** Мищенко Е.В., Козубская Е.С., Данилина Я.В., Макаров В.В. Обратная связь с клиентом как источник обучения для ИИ-маркетинга: использование данных NPS и отзывов // Modern Economy Success. 2025. № 5. С. 132 – 139.

Поступила в редакцию: 5 июня 2025 г.; Одобрена после рецензирования: 3 августа 2025 г.; Принята к публикации: 23 сентября 2025 г.

<sup>1</sup> Mishchenko E.V., <sup>2</sup> Kozubskaya Ye.S., <sup>3</sup>Danilina Ya.V., <sup>4</sup>Makarov V.V.,

<sup>1</sup> Russian-Armenian University, Armenia, E-Commerce& Digital Marketing Association,

<sup>2</sup> Food Solutions KZ, Kazakhstan,

<sup>3</sup> Modern Transport Technologies,

<sup>4</sup> aijora.ru

### **Customer feedback as a learning source for AI marketing: utilizing NPS and reviews**

**Abstract:** the purpose of this study is to analyze the potential of using the Net Promoter Score (NPS) in the context of AI marketing, summarizing the prospects for automating data collection, processing customer reviews, and training intelligent systems to improve customer experience.

**Methods:** the study employs methods of theoretical analysis, synthesis, comparison, generalization, bibliographic description, and formal-logical analysis of scientific literature.

**Findings:** the paper presents the structure of NPS data, classifies sources of textual reviews, and proposes methods for automating their collection and processing. It substantiates the combined use of numerical and textual data in the formation of training datasets for AI. The effects of implementing such solutions are demonstrated: improved personalization, reduced churn, and the development of behavioral loyalty patterns.

**Conclusions:** the results highlight the feasibility of integrating NPS and customer reviews into intelligent customer experience analysis systems. This integration creates opportunities for developing human-centered AI marketing strategies that emphasize empathy, proactivity, and predictive analytics.

**Keywords:** NPS, customer loyalty, artificial intelligence, AI marketing, machine learning, review analysis, personalization, sentiment analysis, digital analytics

**For citation:** Mishchenko E.V., Kozubskaya Ye.S., Danilina Ya.V., Makarov V.V. Customer feedback as a learning source for AI marketing: utilizing NPS and reviews. *Modern Economy Success*. 2025. 5. P. 132 – 139.

The article was submitted: June 5, 2025; Approved after reviewing: August 3, 2025; Accepted for publication: September 23, 2025.

## **Введение**

В современных реалиях популяризации и растущего значения технологий искусственного интеллекта (далее – ИИ) все большее значение уделяется построению ИИ-маркетинга, основанного на качественных данных и их применении для совершенствования стратегий в бизнесе. Так, развитие алгоритмов обусловило массовые трансформации, повлекшие за собой необходимость пересмотра фундаментальных маркетинговых процессов и подходов к их реализации, что стало возможно не без влияния ИИ на оптимизацию рутинных задач и операций. Ярким является пример организации процедур сбора, анализа данных, получения обратной связи от потребителей в целях дальнейшего совершенствования маркетинговых коммуникаций, их характера и подходов к организации. Применение ИИ в указанных процессах становится объектом многочисленных исследований, количество которых в последние годы существенно увеличивается; при этом недостаточно освещенными остаются отдельные частные вопросы, связанные с особенностями применения ИИ-маркетинга при работе с клиентами. Особое значение в указанном контексте приобретает проблематика оперирования ИИ и обучения ИИ-систем, совершенствования работы ИИ-алгоритмов (в том числе готовых решений – генеративного ИИ) путем подключения внутренних каналов сбора данных клиентов. При работе с внешними данными компаний ограничиваются общеотраслевыми, глобальными и/или (что реже) локальными трендами, что может негативно влиять на их способность привлекать и удерживать клиентов. Закономерно, в

долгосрочной перспективе, формируются риски снижения клиентской лояльности, которая является критической в контексте современной парадигмы маркетинга и его ценностей для предприятия. Соответственно, необходимость приобретает выработка механизмов сбора качественных внутренних данных и их использования для совершенствования маркетинговых коммуникаций, в том числе осуществляемых с помощью ИИ.

Учитывая все вышесказанное, важным видится рассмотрение вопросов организации обратной связи с клиентом в качестве источника обучения для ИИ-маркетинга при работе с индексом лояльности потребителя (от англ. Net Promoter Score – NPS) и существующими отзывами. Потенциал ИИ-технологий и совершенствования их работы на стыке указанных процессов видится достаточно обширным, что и определило предмет и границы настоящего исследования, связанного с повышением эффективности ИИ-маркетинга с использованием внутренних данных компании.

Цель исследования – теоретически обосновать применение данных NPS и клиентских отзывов для обучения и совершенствования ИИ-маркетинга компаний.

## **Материалы и методы исследований**

Теоретическим базисом исследования послужили труды ученых в области ИИ-маркетинга и работы с клиентскими данными, в которых раскрываются теоретические основы, особенности и специфика управления маркетингом на основании данных и применения современных технологий в решении указанных задач. Методической основой исследования являются сравнительный, формально-логический и описательный анализ.

## Результаты и обсуждения

Работа с клиентской лояльностью как парадигмой существенного совершенствования маркетинговых коммуникаций имеет длительную историю своего формирования, сопряженную с вопросами поведенческой сегментации и обоснования выбора критериев лояльности клиентов. В частности, как было отмечено в исследовании А.П. Никитина,

для работы с NPS применяется две укрупненных группы метрик лояльности (рис. 1), каждая из которых обладает собственными ограничениями и спецификой. Автор считает необходимым отходить от существующих разграниченных критериев к более formalизованным количественным данным, которые прошли процедуры предварительной обработки [6].

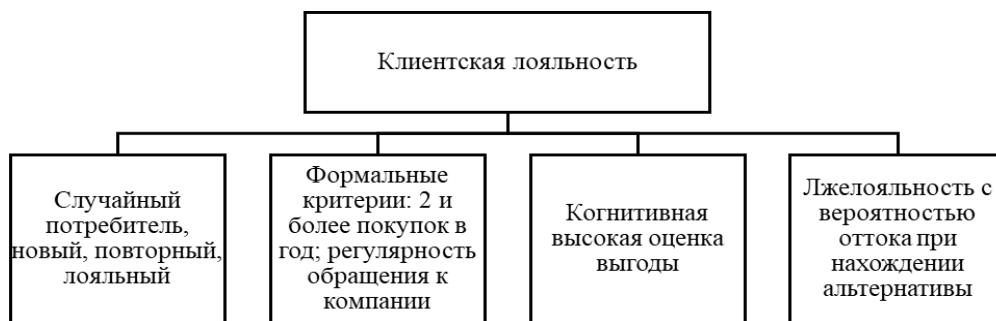


Рис. 1. Основные критерии клиентской лояльности.

Fig. 1. Key criteria of customer loyalty.

Опираясь на рис. 1, важным видится уточнение того, что в целом понимается под лояльностью. В современных представлениях лояльность – это поведенческо-эмоциональная характеристика потребителя, которая определяет его приверженность бренду, его ценностям, товарам или услугам на фоне существующих альтернатив-конкурентов. Наиболее характерными проявлениями лояльности клиента, соответственно, являются повторные покупки, положительные отзывы, готовность и стремление рекомендовать окружающим, неподверженность воздействиям компаний конкурентов. При этом на формирование лояльности, как справедливо подчеркивает И.А. Захарова, влияет наличие взаимовыгодности отношений, поскольку потребитель всегда ищет наиболее оптимальный для себя вариант использования продукта; при полной удовлетворенности он становится «адвокатом» бренда (потребитель с наивысшей степенью лояльности) [4]. Соответственно, соглашаясь с тезисами М.Б. Ермолаевой и соавторов, при высшей лояльности клиент не только демонстрирует повторные поведенческие проявления – покупки, но и отличается внутренней включенностью, позитивным восприятием [3]. Опираясь на приведенные исследования, отметим, что существует множество причин (факторов), под воздействием которых возникает потребительская лояльность. Например, выделяется модель А. Beeril, в которой основными представляются факторы доверия, удовлетворенности, восприятия качества, отсут-

ствия издержек перехода и приверженности. Сюда так же можно добавить и уровень сервиса, клиентского опыта, степень персонализации, имидж, эмоции, доверие и т.д. – более современные факторы-критерии лояльности. Соответственно, каждый потребитель ищет собственные причины, почему он выбирает конкретную компанию. Для последней в таком случае важным остается оперирование и балансирование между разными по численности и качественному составу группами потребителей и собственными продуктами/услугами для выбора оптимального варианта.

Для измерения лояльности бизнес может использовать индекс NPS, который фактически является методом количественной оценки лояльности клиентов, основанном на единственном вопросе – «Насколько вероятно, что вы порекомендуете нашу компанию/товар/услугу другу или коллеге?». Ответ на этот вопрос содержит оценку от 1 до 10, что позволяет разделить клиентов на три условные группы лояльности (рис. 2). Между высшей и низшей группой находится разница, которая отражает наличие у компании лояльной клиентской базы. Причем NPS может выступать как самостоятельная категория, подверженная маркетинговому влиянию и анализу вкупе с качественными изменениями, так и, как показывает исследование М.М. Шараповой и соавторов, в составе других ключевых показателей эффективности для оценки маркетинговых стратегий [7].



Рис. 2. Группы потребителей по NPS.  
Fig. 2. Customer segments based on NPS.

С появлением ИИ подходы к работе с NPS существенно развились. Здесь стоит привести доводы, изложенные Е.М. Герасименко и В.В. Стеценко, которые указывают на перспективы существенного совершенствования NPS за счет дополнения тональным анализом отзывов для оценки истинных потребительских настроений [2]. Подчеркнем, что в целом границы анализа по NPS с использованием данных расширились в рамках интернет-маркетинга, в котором все более доступными становятся автоматические источники сбора информации, а также возникают дополнительные каналы их извлечения. Например, Е.И. Василенко описывала опыт применения чат-бота для сбора данных и последующей персонализации пользовательского взаимодействия, что рассматривалось в качестве доступной для субъектов малого и среднего предпринимательства альтернативы, которая, к тому же, отличается крайней полифункциональностью (чат-бот объединяет под своим началом функции круглосуточной поддержки, ответа на вопросы, помощи, приема заказов и т.п.). При этом полученные на каждом этапе взаимодействия чат-бота и пользователя данные представляют ценность для компании с точки зрения организации маркетингового взаимодействия [1].

С позиции ИИ-маркетинга, под которым понимается маркетинг, подкрепленный ИИ-технологиями и основанный на автоматизации, оптимизации и поддержке средствами ИИ, управление NPS становится более высокоуровневым. Однако эффективность ИИ в маркетинге зависит от множества обстоятельств, среди которых как качество обучающих данных, так и области использования и предназначение алгоритмов, посредством которых будет проводиться вся работа, подкрепленная ИИ. В теоретических концептах ИИ-маркетинг предполагает полную циклическую автоматизацию отдельных задач; однако на практике

работа с ИИ зависит от поддержки экспертом, наличия актуальной информации и, что не менее важно, от собранных данных.

Как было отмечено в ранее приведенных исследованиях, ИИ позволяет организовать персонально-ориентированные маркетинговые коммуникации, основанные на таргетировании клиентов и применении соответствующих инструментов для повышения эффективности маркетинговых коммуникаций. ИИ перспективнее применять для работы с внутренними данными компаний, что указывает на соприкосновение идей ИИ-маркетинга с повышением эффективности NPS. Хотя последний и становится упрощенным, с задействованием ИИ можно полностью автоматизировать оценку NPS с привязкой к конкретному пользователю [5].

Начать стоит с того, как NPS работает в контексте ИИ-маркетинга. В контексте ИИ-маркетинга NPS рассматривается в виде некоего входного параметра для предиктивной и когнитивной аналитики, который может использоваться для:

- обучения с подкреплением (с учителем) в качестве метрики, при оперировании которой ИИ обучается на данных о поведении клиентов с известным NPS;
- оптимизации в кампаниях предиктивного ремаркетинга (например, предсказание, кто станет промоутером);
- индикации риска оттока, при котором низкий NPS выявляется у пользователей с определенным паттерном взаимодействий.

В перспективе посредством ИИ возможна практическая реализация NSP, основанная на предсказательных возможностях, которые, как замечают А. Chinnalagu и А.К. Durairaj, позволяют: во-первых, предсказывать уровень лояльности/NPS по данным поведения, отзывам, активности в социальных сетях и тональности текста (чес-

рез инструменты (SVM, логистическую регрессию, а также XGBoost); во-вторых, проводить тональный анализ отзывов и выявлять поведенческие признаки (частота визитов, время на сайте, вовлеченность в email-кампании); в-третьих, дополнять формальные оценки NPS анализом контекста и выявлять скрытые недовольства даже у клиентов, формально выставивших 7-8 баллов (т.е. входящих в категорию нейтральных). В работе авторов подчеркивается, что подобные подходы широко реализуются в банковском секторе, например, NPS прогнозируют на основе транзакционных и поведенческих данных, дополняют их моделями churn prediction (отток) и RFM-анализом. В результате система может проактивно инициировать retention-кампанию [8].

Помимо представленного, по метрике NPS возможно осуществление кластеризации клиентов – сегментация производится по метрике вероятности быть промоутером, критиком или нейтралом. Соответственно, внутри каждого сегмента ИИ формирует персонализированные стратегии маркетингового влияния, которые будут совпадать со спецификой группы и её намерениями (например, скидки для критиков, программы лояльности для промоутеров). В таком случае наиболее распространенными становятся методы K-means, DBSCAN, Hierarchical clustering и т.п. [9]

Так же компании могут улучшать работу с NPS через наиболее распространенный и доступный генеративный ИИ, в котором с помощью нейросетевых языковых моделей автоматически анализируются комментарии, отзывы, тексты; извлекаются основные причины недовольства, а также генерируются обобщенные отчеты по проблемам, которые и привели к отрицательным оценкам. Возможно и совместное применение ИИ с CRM-системами для управления NPS-ориентированными воронками продаж, которое позволяет: автоматически пересчитывать NPS по каждому клиенту; связывать NPS с этапами воронки (например, выявлять «промоутеров» на этапе онбординга); строить LTV-модели, в которых NPS – важный модератор создания долгосрочной ценности клиента.

Учитывая традиционные представления об NPS, заметим, что собранных через него данных для интеграции в ИИ-системы может оказаться недостаточно. Типовым образом массив подходящих NPS данных можно представить следующим образом:

1. Оценка по шкале 0-10 как основной числовый показатель.
2. Дата и канал прохождения опроса (через email, сайт, мобильное приложение, онлайн-точку и т. д.).
3. Метаинформация о клиенте, доступная по онлайн-каналам (демография, история взаимодействия, сегмент, регион).
4. Текстовые комментарии (при наличии), которые являются наиболее ценным источником поиска смысла и уточнения контекста.
5. Динамика предыдущих оценок, которая позволяет отслеживать изменение отношения во времени.

Открытым при этом остается вопрос автоматизации. Автоматизация сбора данных NPS становится обязательным условием для оперативной аналитики в многоканальной цифровой среде. Существует несколько направлений, в которых развиваются технологии. В первую очередь выделяются идеи интеграции опросов в CRM и CDP-системы (например, Salesforce, Zoho, HubSpot), в которых опросы NPS автоматически отправляются после ключевых событий (например, завершения сделки или технической поддержки). Схожие сценарии проводятся в триггерном email- и мессенджер-маркетинге, которые позволяют настраивать автоматические рассылки с NPS-опросами после взаимодействий. Важным третьим направлением являются встраиваемые виджеты на веб-сайтах и в мобильных приложениях, в контексте которых NPS-опросы появляются в разрезе пользовательских действий. Совершенными и наиболее автоматизированными (высокотехнологичными) видятся системы контакт-центров с функцией NPS-постобзыва, в которых опрос инициируется автоматически после завершения звонка. Для сквозной автоматизации используются API-интерфейсы платформ сбора (например, Medallia, Delighted, Qualtrics), которые позволяют централизовать результаты опросов и дополнить их метаданными (время, устройство, геолокация). Возможно оперирование одновременно несколькими источниками данных.

Причем, как правило, наиболее ценным источником становятся отзывы – они являются неструктуризованными текстовыми данными, получаемыми из разных источников. Общий процесс (алгоритм) работы над анализом отзывов можно обобщенно formalизовать следующим образом (рис. 3):

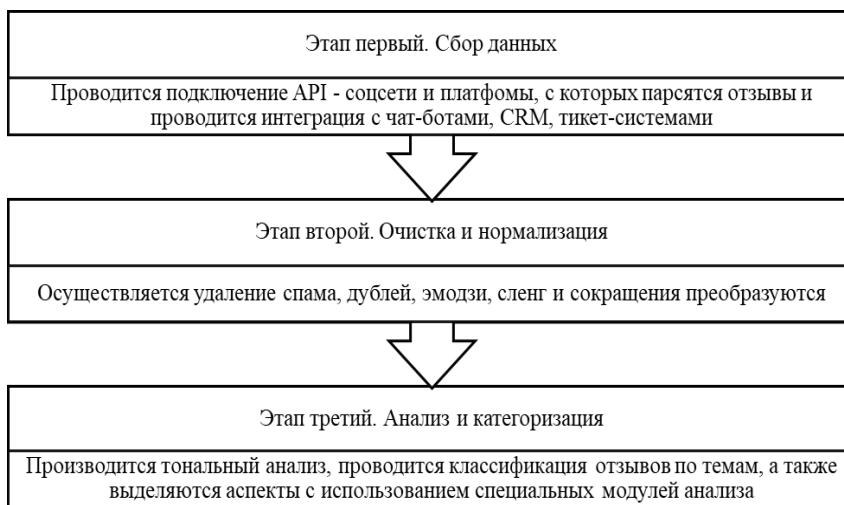


Рис. 3. Алгоритм анализа отзывов средствами ИИ.  
Fig. 3. AI-based algorithm for review analysis.

В реализации приведенного алгоритма особую роль играют боты и NLP-модули, которые позволяют уточнять у клиента контекст жалобы или похвалы, а также категоризировать сообщения в автоматическом режиме, формировать входные данные для аналитических моделей.

Впоследствии осуществляется совместное применение источников данных и обучение ИИ. Обеспечивается мультструктурированность источников, необходимая для того, чтобы повысить точность классификации, выявлять корреляции и формировать обучающие выборки. Для классических моделей машинного обучения используются поведенческие данные, динамика баллов, клики, покупательская история; для генеративных выгружаются тексты, наборы данных, а также применяется промпт-инжиниринг для генерации разных NPS-комментариев для тестирования новых продуктов или рекламных сообщений. Особенно ценно то, что нейросети способны выявлять эмоциональные и поведенческие маркеры лояльности, которые трудно формализовать вручную. Таким образом, основные перспективы применения обратной связи с клиентом как источника обучения для ИИ-маркетинга сводятся к следующему:

- персонализация таргетинга, выраженная в том, что на основе NPS-сегмента можно адаптировать предложения и коммуникации, например, для промоутеров запускать программы рефералов, для критиков стратегии восстановления доверия и т. п.;
- автоматизация пользовательской поддержки путем тонального анализа и выстраивания приоритетов обращений, сопровождения работы;
- предиктивный анализ – прогнозирование изменений и динамики, рисков, предупреждение

(проактивный маркетинг);

- мониторинг бренда и разработка новых решений, в том числе продуктовых инноваций и т. п.

В целом обогащение ИИ-моделей контекстными, текстовыми и поведенческими данными, которые извлекаются из отзывов и NPS-опросов, позволяет развивать многоуровневые механизмы маркетингового управления и влияния на потребителей, внедрение которых позволяет перейти к проактивному маркетингу, формировать новые паттерны поведения и лояльность, предугадывать тренды и выстраивать коммуникации на основе эмпатии. В долгосрочной перспективе все действия приведут к росту индекса удовлетворенности, уменьшению показателей оттока и укреплению имиджа бренда в глазах потребителя.

### Выходы

Проведенное исследование позволяет рассматривать собранные метрики NPS и отзывы клиентов в качестве фундаментально значимых источников данных для обучения и совершенствования ИИ-технологий, применяемых для решения маркетинговых задач бизнеса. Особенно перспективным видится совершенствование маркетинговых коммуникаций и реализация актуального клиентоориентированного подхода при поддержке средствами ИИ-технологий. Соответственно, особое значение приобретает выработка стратегического подхода к интеграции данных обратной связи в процессы ИИ-аналитики. Формируется запрос на разработку интеллектуальных систем, способных понимать потребителя, распознавать его мотивации, реагировать на сигналы неудовлетворенности и предлагать пути взаимодействия с реализацией принципов персонализации (а в перспективе – гиперперсонализации).

### **Список источников**

1. Василенко Е.И. Персонализированный маркетинг с помощью чат-ботов: особенности и перспективы внедрения на предприятиях малого и среднего бизнеса // Естественно-гуманитарные исследования. 2023. № 6 (50). С. 106 – 110.
2. Герасименко Е.М., Стеценко В.В. Интеллектуальная система анализа тональности для измерения лояльности покупателей и принятия решений, основанная на нечеткой логике // Известия Южного федерального университета. Технические науки. 2021. № 4 (221). С. 42 – 50.
3. Ермоляев М.Б., Белоконская Е.Г., Борецкий Д.А., Смирнова О.П. Технологии машинного обучения в исследовании лояльности клиентов // Известия высших учебных заведений. Серия: Экономика, финансы и управление производством. 2024. № 4 (62). С. 73 – 81. DOI: 10.6060/ivecofin.2024624.704
4. Захарова И.А. Клиентская лояльность: факторы влияния на создание долгосрочных взаимоотношений с клиентом // Вестник Московского университета. Серия 21. Управление (государство и общество). 2011. № 3. С. 71 – 79.
5. Мищенко Е.В., Левченко К.В., Широкова Я.А., Казарян С.А., Акчурин Д.Р. Психология потребителей и AI: как технологии изменяют подходы к сегментации и таргетированию // Прикладные экономические исследования. 2025. № 2. С. 72 – 81. DOI: 10.47576/2949-1908.2025.2.2.008
6. Никитин А.П. Анализ транзакционных данных и определение количественных критериев лояльности клиентов // Экономика. Налоги. Право. 2012. № 2. С. 113 – 124.
7. Шарапов М.М., Мищенко Е.В., Акчурин Д.Р., Вержиковский Д.Н. Оценка эффективности мультиканальных маркетинговых стратегий с ИИ: анализ прироста продаж и взаимодействия с клиентами // Инновационная экономика: информация, аналитика, прогнозы. 2025. № 2. С. 164 – 172. DOI: 10.47576/2949-1894.2025.2.2.022
8. Chinnalagu A., Durairaj A. K. Context-based sentiment analysis on customer reviews using machine learning linear models // PeerJ Computer Science. 2021. Vol. 7. Article e813. DOI: 10.7717/peerj-cs.813
9. Janelidze G., Aptsiauri I. Machine learning for processing customer feedback texts in marketing tasks // Multidisciplinary International Scientific Conference: “Sustainable Development: Modern Trends and Challenges”. December 2024. DOI: 10.52244/c.2024.11.27

### **References**

1. Vasilenko E.I. Personalized marketing using chatbots: features and prospects of implementation in small and medium-sized businesses. Natural Sciences and Humanities. 2023. No. 6 (50). P. 106 – 110.
2. Gerasimenko E.M., Stetsenko V.V. Intelligent sentiment analysis system for measuring customer loyalty and decision-making based on fuzzy logic. Bulletin of the Southern Federal University. Technical sciences. 2021. No. 4 (221). P. 42 – 50.
3. Ermolaev M.B., Belokonskaya E.G., Boretsky D.A., Smirnova O.P. Machine learning technologies in the study of customer loyalty. Bulletin of higher educational institutions. Series: Economics, Finance and Production Management. 2024. No. 4 (62). P. 73 – 81. DOI: 10.6060/ivecofin.2024624.704
4. Zakharova I.A. Customer loyalty: factors influencing the creation of long-term relationships with the client. Bulletin of Moscow University. Series 21. Management (state and society). 2011. No. 3. P. 71 – 79.
5. Mishchenko E.V., Levchenko K.V., Shirokova Ya.A., Kazaryan S.A., Akchurina D.R. Consumer psychology and AI: how technologies change approaches to segmentation and targeting. Applied economic research. 2025. No. 2. P. 72 – 81. DOI: 10.47576/2949-1908.2025.2.2.008
6. Nikitin A.P. Analysis of transactional data and determination of quantitative criteria of customer loyalty. Economy. Taxes. Law. 2012. No. 2. P. 113 – 124.
7. Sharapov M.M., Mishchenko E.V., Akchurina D.R., Verzhikovsky D.N. Evaluation of the effectiveness of multichannel marketing strategies with AI: analysis of sales growth and interaction with customers. Innovative economy: information, analytics, forecasts. 2025. No. 2. P. 164 – 172. DOI: 10.47576/2949-1894.2025.2.2.022
8. Chinnalagu A., Durairaj A. K. Context-based sentiment analysis on customer reviews using machine learning linear models. PeerJ Computer Science. 2021. Vol. 7. Article e813. DOI: 10.7717/peerj-cs.813
9. Janelidze G., Aptsiauri I. Machine learning for processing customer feedback texts in marketing tasks. Multidisciplinary International Scientific Conference: “Sustainable Development: Modern Trends and Challenges”. December 2024. DOI: 10.52244/c.2024.11.27

### **Информация об авторах**

Мищенко Е.В., старший преподаватель, Российско-армянский университет, 0051, РА, г. Ереван, ул. Овсепа Эмина 123, Российско-Армянский университет, Президент E-Commerce & Digital Marketing Association, 9169 W State St #924, Garden City, ID 83714, United States, ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0008-1464-5455>, em@ecdma.org

Козубская Е.С., Диджитал Бренд Менеджер "Food Solutions KZ", Казахстан, г. Алматы, Бостандыкский район, ул. Тимирязева, 18 А, ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0007-9737-0452>, yelena.kozubskaya@gmail.com

Данилина Я.В., директор департамента развития сети, Дирекция по развитию и маркетингу, Современные транспортные технологии, г. Нижний Новгород, пр-кт Ленина, д. 107, ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0001-3836-3929>, yvdmsk@gmail.com

Макаров В.В., учредитель aijora.ru, г. Москва, поселение Сосенское, посёлок Газопровод, д. 14, кв. 41, ORCID ID: <https://orcid.org/0009-0002-8484-0244>, vladoonsdd@gmail.com

© Мищенко Е.В., Козубская Е.С., Данилина Я.В., Макаров В.В., 2025