



<http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2024-22-6-103-111>

Оригинальная статья
Original paper

УДК 004.8:339.1

ОПТИМИЗАЦИЯ БИЗНЕС-ПРОЦЕССОВ В ЭЛЕКТРОННОЙ КОММЕРЦИИ С ПРИМЕНЕНИЕМ МЕТОДОВ И АЛГОРИТМОВ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА

Е. С. ПИСКУН, Д. В. НУАНСЕНГСИ, Е. Н. КОТЬКО

*Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
(г. Минск, Республика Беларусь)*

Поступила в редакцию 06.09.2024

© Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, 2024
Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, 2024

Аннотация. Рассмотрены методы и алгоритмы искусственного интеллекта, направленные на автоматизацию и оптимизацию бизнес-процессов в электронной коммерции. Представлены возможности использования искусственного интеллекта для персонализации клиентских предложений, прогнозирования поведения потребителей и сегментации клиентов с помощью методов машинного обучения. Проанализированы особенности применения искусственного интеллекта в таких крупных компаниях, как Amazon, Walmart, OZON и Netflix, где он позволяет улучшать точность прогнозов и автоматизировать процессы принятия решений. Предложено использование методов обработки естественного языка и нейронных сетей для автоматической генерации рекламных описаний товаров, что способствует повышению эффективности маркетинговых стратегий и снижению издержек.

Ключевые слова: искусственный интеллект, машинное обучение, автоматизация, электронная коммерция, классификация, регрессия, кластерный анализ, обработка естественного языка, персонализация, прогнозирование.

Конфликт интересов. Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Для цитирования. Пискун, Е. С. Оптимизация бизнес-процессов в электронной коммерции с применением методов и алгоритмов искусственного интеллекта / Е. С. Пискун, Д. В. Нуансенгси, Е. Н. Котько // Доклады БГУИР. 2024. Т. 22, № 6. С. 103–111. <http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2024-22-6-103-111>.

OPTIMIZATION OF BUSINESS PROCESSES IN E-COMMERCE USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS AND ALGORITHMS

EKATERINA S. PISKUN, DIANA V. NUANSENGSY, ELIZABETH N. KOTSKO

Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics (Minsk, Republic of Belarus)

Submitted 06.09.2024

Abstract. The paper discusses methods and algorithms of artificial intelligence aimed at automating and optimizing business processes in e-commerce. The possibilities of using artificial intelligence to personalize customer offers, predict consumer behavior and segment customers using machine learning methods are presented. The features of the application of artificial intelligence in such large companies as Amazon, Walmart, OZON and Netflix are analyzed, where it allows improving the accuracy of forecasts and automating decision-making processes. It is proposed to use natural language processing methods and neural networks to automatically generate advertising descriptions of goods, which helps to increase the effectiveness of marketing strategies and reduce costs.

Keywords: artificial intelligence, machine learning, automation, e-commerce, classification, regression, cluster analysis, natural language processing, personalization, forecasting.

Conflict of interests. The authors declare no conflict of interests.

For citation. Piskun E. S., Nuansengsy D. V., Kotsko E. N. (2024) Optimization of Business Processes in E-Commerce Using Artificial Intelligence Methods and Algorithms. *Doklady BGUIR*. 22 (6), 103–111. <http://dx.doi.org/10.35596/1729-7648-2024-22-6-103-111> (in Russian).

Введение

Искусственный интеллект (ИИ) играет ключевую роль в трансформации электронной коммерции, выступая инструментом к автоматизации множества бизнес-процессов. С увеличением объема данных и потребностью в глубоком анализе поведения пользователей ИИ стал незаменимым инструментом для повышения эффективности таких процессов, как персонализация взаимодействия с клиентами, управление запасами и создание рекомендательных систем.

Трансформационные процессы, вызванные активным развитием ИИ и его применением, провоцируют значительные финансовые расходы. Также потребности ИИ в финансовых вложениях прогнозируются к росту: к 2028 г. расходы составят 632 млрд долл., из них на долю США совокупные расходы прогнозируются в размере 336 млрд долл., а для Западной Европы – около 108 млрд долл. В значительной мере (примерно 20 % совокупного объема) рост финансирования ИИ будет иметь место для финансовых систем, розничной торговли и информационных сервисов [1].

Благодаря ИИ компании могут прогнозировать поведение пользователей, управлять логистикой и эффективно обрабатывать большие объемы данных, что позволяет улучшать точность таргетинга и персонализации контента. Организации, активно внедряющие ИИ, фиксируют не только рост эффективности, но и снижение издержек, а также повышение уровня удовлетворенности клиентов.

Исследования от Adlucent показывают, что более 71 % пользователей предпочитают персонализированные предложения, что подтверждает важность использования ИИ для улучшения взаимодействия с клиентами [2]. Алгоритмы машинного и глубокого обучения помогают анализировать предпочтения клиентов и предлагать им наиболее релевантные товары, а также предсказывать их поведение на основе данных о прошлых покупках. Это открывает новые возможности для маркетинга и продаж.

Стоит отметить, что ИИ не представляет собой отдельную технологию, а включает в себя различные методы и алгоритмы, которые тесно взаимодействуют для решения задач. Например, машинное и глубокое обучение позволяет обрабатывать большие объемы данных и строить прогнозы, а такие методы, как обработка естественного языка (NLP) и кластерный анализ, являются важными элементами для построения эффективных бизнес-стратегий в электронной коммерции. Таким образом, комплексный подход к применению ИИ способствует автоматизации множества процессов, начиная с анализа данных и заканчивая созданием персонализированных рекламных предложений.

В статье исследованы методы и алгоритмы ИИ, которые направлены на автоматизацию процессов создания рекламных стратегий и описаний товаров в электронной коммерции. Проведен анализ различных подходов к сегментации клиентов, а также генерации персонализированных текстов и рекомендаций с использованием методов машинного обучения и обработки NLP. В рамках исследования выполнен сравнительный анализ двух наиболее используемых алгоритмов кластеризации – K-means (кластеризация происходит на основе алгоритма разбиения векторного пространства на заранее определенное число кластеров) и DBSCAN (применяется для поиска базовых выборок с высокой плотностью для расширения кластеров) – по таким критериям, как точность, быстродействие и качество сгенерированных решений, что позволило оценить их практическую применимость.

Алгоритмы машинного обучения в электронной коммерции

Основными инструментами ИИ для анализа данных и оптимизации процессов являются алгоритмы машинного обучения, которые играют ключевую роль в электронной коммерции, пре-

доставляя компаниям возможность анализировать большие объемы данных и предлагать клиентам более релевантные продукты и услуги. Применение машинного обучения включает использование классификации, регрессии, кластерного анализа и глубокого обучения [3–6].

Классификационные алгоритмы играют важную роль в разделении клиентской базы на группы по поведению и предпочтениям. Это помогает компаниям прогнозировать поведение клиентов, например, кто с наибольшей вероятностью завершит покупку или, наоборот, откажется от нее на этапе добавления товаров в корзину. Такие методы, как логистическая регрессия и алгоритмы принятия решений, помогают точно прогнозировать вероятностные исходы различных действий клиентов.

В качестве примера практического использования алгоритмов классификации можно рассмотреть компанию Amazon, которая широко применяет их для прогнозирования поведения своих клиентов. Модели на основе логистической регрессии помогают Amazon определить вероятность покупки того или иного товара, опираясь на такие факторы, как история посещений сайта, демографические данные клиентов и их предыдущие покупки [3]. Это позволяет более точно нацеливать персонализированные предложения на конкретные сегменты потребителей, что, в свою очередь, способствует росту конверсии.

Регрессионные методы тоже находят свое применение в прогнозировании числовых показателей, например, предполагаемого дохода от клиента или средней суммы чека. Линейная регрессия помогает устанавливать зависимости между различными параметрами, такими как расходы клиентов и временные промежутки. С ее помощью можно предсказать, сколько средств клиент потратит в следующем месяце, что позволяет точнее планировать маркетинговые стратегии. На практике линейная регрессия широко применяется в компании Walmart для прогнозирования спроса на товары. Модель анализирует данные о продажах за прошедшие периоды и на основе этих данных предсказывает будущие объемы продаж. Такой подход помогает компании более эффективно управлять запасами на складах, избегая избыточного хранения или недостатка товаров.

Кластерный анализ широко применяется для сегментации пользователей на группы со схожими предпочтениями и моделями поведения. Один из наиболее популярных методов – алгоритм K-means, при помощи которого клиенты разбиваются на группы исходя из их покупательской активности и взаимодействий с платформой. Это позволяет компаниям улучшить персонализацию предложений и повысить точность таргетинга, что способствует предложению максимально релевантных товаров и услуг. В компании OZON активно используется кластерный анализ для разделения своей клиентской базы на сегменты в зависимости от покупательской активности. Этот подход дает возможность эффективно планировать маркетинговые кампании, направляя их на определенные группы клиентов с учетом их потребностей. Таким образом, сегментация способствует увеличению среднего чека и повышению вовлеченности пользователей.

Методы глубокого обучения, основанные на работе нейронных сетей, особенно полезны для анализа сложных и многомерных данных. Они оказываются незаменимыми при разработке рекомендательных систем и для анализа мультимодальных данных, таких как изображения, текст и другие типы информации. В частности, в компании Netflix нейронные сети глубокого обучения используются для формирования рекомендаций контента. В электронной коммерции такой подход позволяет анализировать множество параметров, связанных с поведением пользователей, и предлагать наиболее подходящие товары на основе их предыдущих действий и интересов.

Обзор существующих инструментов искусственного интеллекта в электронной коммерции

Крупнейшие игроки электронной коммерции уже активно применяют технологии искусственного интеллекта для решения различных бизнес-задач. Для понимания широкого практического использования ИИ приведем примеры его инструментов в электронной коммерции.

Одним из лидеров в применении ИИ является Amazon, который успешно интегрировал ИИ в свои ключевые бизнес-процессы. Сервис Amazon Personalize позволяет создавать персонализированные рекомендации для пользователей на основе их поведения. Personalize использует алгоритмы коллаборативной фильтрации и машинного обучения, что помогает Amazon генерировать уникальные предложения для каждого клиента. Например, система рекомендаций увеличивает вероятность покупки на 15 %. Инструмент Amazon Forecast применяется для прогнозирования

спроса на товары, использует временные ряды для анализа и предсказания будущего спроса. Благодаря Forecast компания может заранее подготовиться к пиковым нагрузкам и предотвратить дефицит товаров [6]. Автоматизация складских процессов в Amazon представлена в виде внедрения роботов, управляемых искусственным интеллектом, для автоматизации операций сбора и упаковки товаров. Это нововведение значительно сократило время обработки заказов и снизило затраты на логистику [7].

Wildberries также активно использует ИИ для оптимизации процессов на своей платформе. Wildberries применяет гибридные рекомендательные системы, которые сочетают коллаборативную и контентную фильтрацию. Это позволяет предложить пользователям товары исходя из их предыдущих покупок и интересов и увеличивает конверсию и время, проведенное на сайте. Также Wildberries использует ИИ для анализа исторических данных и текущих трендов с целью предсказания спроса на товары, что дает возможность более эффективно управлять запасами и улучшать логистику.

AliExpress внедряет ИИ для повышения качества обслуживания и улучшения логистических процессов. Чат-бот AliMe на базе ИИ помогает пользователям находить товары и отвечает на их вопросы в режиме реального времени. Используя обработку NLP, AliMe повышает качество клиентского обслуживания [8].

Логистическая платформа Cainiao Smart Logistics применяет ИИ для оптимизации доставки товаров. Cainiao анализирует данные, такие как время доставки и загруженность дорог, чтобы находить наиболее эффективные маршруты [9].

Экспериментальная часть

В процессе экспериментальных исследований проведена оценка эффективности использования алгоритмов кластеризации и автоматической генерации рекламных текстов с применением методов машинного обучения. Для этого были выбраны два широко известных алгоритма кластеризации – K-means и DBSCAN. Кроме того, для генерации текстов использовалась языковая модель Meta Llama 3 [10], которая автоматически создавала рекламные описания товаров.

Цель эксперимента заключалась в сравнении эффективности данных алгоритмов по таким параметрам, как точность сегментации, скорость выполнения и качество создаваемых текстов. В рамках исследования изучалось, как алгоритмы, основанные на ИИ, могут быть использованы для сегментации клиентской базы и автоматизации процесса генерации рекламных текстов. Особое внимание было уделено интеграции методов машинного обучения и обработки NLP для решения задач персонализации в электронной коммерции. Протестированы алгоритмы кластеризации и языковые модели, что позволило провести комплексную оценку потенциала ИИ в этой области.

Исходный набор данных

Для успешного применения ИИ важно иметь точный и разнообразный набор данных для качественной работы алгоритма машинного обучения. Наиболее часто используемый для анализа набор представлен данными о транзакциях и включает следующие параметры:

- InvoiceNo – уникальный номер счета-фактуры;
- StockCode – код товара;
- Description – описание товара;
- Quantity – количество единиц товара;
- InvoiceDate – дата транзакции;
- UnitPrice – цена за единицу товара;
- CustomerID – уникальный идентификатор клиента;
- Country – страна покупателя.

Эти данные не только служат основой для проведения кластерного анализа, но и позволяют ИИ-моделям обучаться на исторической информации для более точных прогнозов и рекомендаций. На основании вышеприведенных параметров был рассчитан дополнительный показатель – TotalPrice (сумма транзакции), который использовался для кластерного анализа и определялся как произведение Quantity (количества проданных товаров) на UnitPrice (цену за единицу товара).

Сегментация клиентов на основе алгоритмов K-means и DBSCAN

Алгоритм K-means был выбран для выполнения задачи сегментации клиентов на основе данных об их покупательской активности. Основной принцип работы этого алгоритма заключается в минимизации расстояний между объектами внутри каждого кластера, что позволяет группировать клиентов с похожими поведенческими характеристиками. Такой подход помогает формировать компактные группы, в которых клиенты демонстрируют схожие модели покупок. Для настройки работы алгоритма применялись следующие параметры:

- количество кластеров: 4 (подобрано эмпирическим методом для сегментирования клиентов на группы с различными покупательскими привычками);
- начальное распределение центров кластеров: случайное;
- критерий останова: прекращение итераций при минимальных изменениях в позициях центров кластеров.

Программный код для реализации алгоритма K-means приведен в Листинге 1.

Листинг 1 – Программный код для кластеризации по алгоритму K-means

```
# K-Means кластеризация
kmeans = KMeans(n_clusters=4, random_state=42)
X['KMeansCluster'] = kmeans.fit_predict(X[['TotalPrice', 'Quantity']])
# Оценка качества кластеризации с помощью силуэтного коэффициента
kmeans_silhouette = silhouette_score(X[['TotalPrice', 'Quantity']], X['KMeansCluster'])
print(f"Оценка силуэта для K-Means: {kmeans_silhouette:.3f}")
```

Для оценки качества кластеризации использовали силуэтный коэффициент, который позволяет измерить степень разделения кластеров и их удаленность друг от друга. Для алгоритма K-means данный показатель составил 0,931, что свидетельствует о высоком уровне отделимости групп клиентов и хорошей кластеризации данных.

Алгоритм DBSCAN использовался для сегментирования данных, опираясь на плотность точек. Данный метод отлично подходит для работы с неравномерно распределенными данными, поскольку позволяет выделять кластеры различной плотности и эффективно выявлять выбросы. Для настройки алгоритма задавались следующие ключевые параметры:

- eps (максимальное расстояние между точками, при котором они будут объединены в один кластер): 1000;
- min_samples (минимальное количество точек, требуемое для создания плотного кластера): 5.

Код для реализации алгоритма DBSCAN приведен в Листинге 2.

Листинг 2 – Программный код для кластеризации по алгоритму DBSCAN

```
# DBSCAN кластеризация
dbscan = DBSCAN(eps=1000, min_samples=5)
X['DBSCANCluster'] = dbscan.fit_predict(X[['TotalPrice', 'Quantity']])
# Оценка качества кластеризации с помощью силуэтного коэффициента
if len(set(X['DBSCANCluster'])) > 1:
    dbscan_silhouette = silhouette_score(X[['TotalPrice', 'Quantity']], X['DBSCANCluster'])
else:
    dbscan_silhouette = -1
print(f"Оценка силуэта для DBSCAN: {dbscan_silhouette:.3f}")
```

Для визуализации результатов работы алгоритмов были созданы графики (рис. 1), на которых клиенты представлены в пространстве признаков Total Price и Quantity. Графики наглядно демонстрируют распределение клиентов алгоритмами K-means и DBSCAN по кластерам и то, как алгоритмы распределяют данные по кластерам с учетом плотности точек.

На рис. 1 можно наблюдать четко разграниченные группы клиентов, что свидетельствует об эффективности данного метода для сегментации пользователей на основе их покупательской активности. Разделение по группам выполнено таким образом, чтобы клиенты с похожим поведением оказались в одном кластере, что помогает более точно таргетировать предложения. Следует отметить, что качество кластеризации алгоритмом DBSCAN оказалось значительно ниже

по сравнению с K-means (силуэтный коэффициент составил $-0,02$, что указывает на недостаточное качество сегментации), что обусловлено недостаточной плотностью данных для четкого разделения групп. Фрагмент кода, реализующий отображение графиков на рис. 1, представлен на Листинге 3.

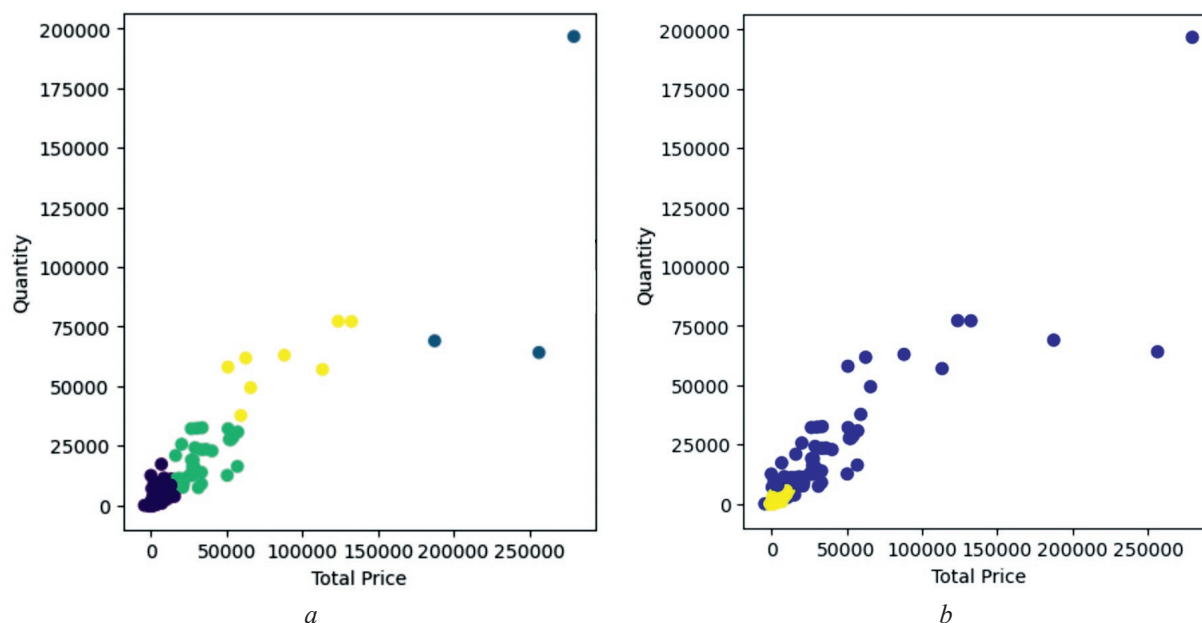


Рис. 1. Сегментация покупателей с использованием алгоритмов K-means (a) и DBSCAN (b)
Fig. 1. Customer segmentation using K-means (a) and DBSCAN (b) algorithms

Листинг 3 – Программный код для визуализации кластеров для алгоритмов K-means и DBSCAN

Визуализация кластеров для K-Means и DBSCAN

plt.figure(figsize=(10, 5))

plt.subplot(1, 2, 1)

plt.scatter(X['TotalPrice'], X['Quantity'], c=X['KMeansCluster'], cmap='viridis')

plt.title(f"KMeans (Оценка силуэта: {kmeans_silhouette:.3f})")

plt.xlabel('Total Price')

plt.ylabel('Quantity')

plt.subplot(1, 2, 2)

plt.scatter(X['TotalPrice'], X['Quantity'], c=X['DBSCANCluster'], cmap='plasma')

plt.title(f"DBSCAN (Оценка силуэта: {dbscan_silhouette:.3f})")

plt.xlabel('Total Price')

plt.ylabel('Quantity')

plt.show()

Генерация рекламных текстов

Для автоматической генерации рекламных описаний товаров использовалась языковая модель Meta Llama 3, которая создавала персонализированные тексты для различных клиентских сегментов. Процесс разработки текстов состоял из следующих этапов:

- 1) классификация клиентов по кластерам, полученным на основе данных о сегментации;
- 2) применение модели Meta Llama 3 для генерации текстов с учетом специфики поведения каждой группы клиентов.

Для каждого сегмента был создан отдельный сценарий генерации рекламных описаний. Так, для премиум-клиентов делался акцент на уникальность и высокое качество продукции, в то время как для сегмента экономных покупателей упор был сделан на выгодные предложения и скидки.

Процесс создания рекламных текстов для различных клиентских сегментов основывался на том, что для каждого кластера разрабатывались отдельные маркетинговые стратегии, которые учитывали уникальные интересы и потребности каждой группы. Основные сегменты клиентов и их особенности:

– премиум-клиенты: в данном сегменте основной акцент сделан на уникальность и высокое качество товаров. В текстах используются формулировки, которые подчеркивают эксклюзивность и премиальный статус продукта, например, «уникальный дизайн», «высококачественные материалы», «ограниченный выпуск»;

– экономные клиенты: важным фактором в этом сегменте являются скидки и выгодные предложения. Маркетинговые сообщения фокусируются на таких аспектах, как «выгодные предложения», «специальные скидки» и «экономия при покупке»;

– средний класс: клиенты интересуются товарами, которые сочетают в себе качество и доступность. В текстах делается акцент на сбалансированное соотношение цены и качества с выделением практичности продукции;

– редкие покупатели: для данного сегмента создаются предложения, которые мотивируют их вернуться. Тексты ориентированы на специальные акции и эксклюзивные предложения, чтобы привлечь внимание этого сегмента.

Для автоматической генерации рекламных описаний товаров была разработана функция, которая в качестве входных данных принимает название продукта и идентификатор сегмента клиента. В зависимости от сегмента выбирается соответствующий сценарий генерации, после чего модель Meta Llama 3 создает уникальный текст, адаптированный под нужды конкретной группы клиентов. Код реализации функции приведен в Листинге 4.

Листинг 4 – Программный код для генерации рекламного текста для группы клиентов

```
def generate_ad_for_segment(product_name, segment):
```

```
    # Определение сценариев для каждого клиентского сегмента
```

```
    segment_prompts = {
```

```
        0: «премиальных клиентов. Подчеркнуть уникальность и высокое качество.»,
```

```
        1: «экономных клиентов. Сделать акцент на выгодных предложениях.»,
```

```
        2: «клиентов среднего класса. Упомянуть баланс между качеством и ценой.»,
```

```
        3: «редких покупателей. Предложить специальные акции для возвращения клиентов.»
```

```
    }
```

```
    # Создание текстового запроса для модели на основе выбранного сценария
```

```
    prompt = (
```

```
        f“Сгенерировать рекламное описание товара для {segment_prompts[segment]}.”
```

```
        f“Товар: {product_name}. Описание должно быть кратким и эффективным.”
```

```
    )
```

```
    # Вызов модели Meta Llama 3 для генерации текста
```

```
    chat_completion = client.chat.completions.create(
```

```
        messages=[
```

```
            {
```

```
                “role”: “user”,
```

```
                “content”: prompt,
```

```
            }
```

```
        ],
```

```
        model=“Llama3-8b-8192”,
```

```
        max_tokens=150, # Ограничение на количество токенов
```

```
        temperature=0.7 # Контроль разнообразия генерируемого текста
```

```
    )
```

```
    # Возвращение сгенерированного текста
```

```
    return chat_completion.choices[0].message.content.strip()
```

Для демонстрации работы функции генерации рекламных описаний использовался тестовый набор данных, включающий несколько товаров и сегментов клиентов. Уникальные рекламные тексты создавались для каждого продукта исходя из того, к какому кластеру принадлежал клиент. Таким образом, тексты были адаптированы под различные клиентские сегменты с учетом их потребностей и предпочтений. Код реализации функции представлен на Листинге 5.

Листинг 5 – Программный код для отображения тестового набора данных

```
# Пример использования функции для нескольких товаров
test_data = data[['CustomerID', 'StockCode', 'Description']].head()
test_data = test_data.merge(X[['CustomerID', 'KMeansCluster']], on='CustomerID')
# Генерация рекламного описания
test_data['GeneratedAd'] = test_data.apply(
    lambda row: generate_ad_for_segment(row['Description'], row['KMeansCluster']), axis=1
)
# Вывод нескольких примеров
for index, row in test_data.iterrows():
    print(f"\n--- Рекламное описание для {row['StockCode']} ---\n")
    print(f"Товар: {row['Description']}\n\nРекламное описание: {row['GeneratedAd']}")
```

Рекламные тексты, сгенерированные для каждого клиентского сегмента, адаптировались под их специфические потребности и ожидания. Для премиального сегмента основное внимание обращалось на уникальность и высокое качество товаров для привлечения внимания этой группы клиентов. В то же время для экономного сегмента акцент делался на выгодные предложения и скидки, что соответствует ожиданиям клиентов, стремящихся минимизировать свои расходы. Пример сгенерированного рекламного текста для премиальных клиентов приведен в Листинге 6.

Листинг 6 – Сгенерированный текст для премиальных клиентов

Товар: *WHITE HANGING HEART T-LIGHT HOLDER*

Рекламное описание: представляем *WHITE HANGING HEART T-LIGHT HOLDER* – идеальное решение для создания уютной и элегантной атмосферы. Это изделие, выполненное из высококачественных материалов, станет изысканным дополнением вашего интерьера. Подарите себе или своим близким частичку роскоши.

Заключение

1. Использование алгоритмов кластеризации, таких как K-means и DBSCAN, позволило сегментировать клиентов на основе их покупательской активности, это стало основой для достаточно точной персонализации предложений. K-means продемонстрировал более качественную кластеризацию, что подтверждается высокими значениями силуэтного коэффициента. Алгоритм DBSCAN, напротив, показал меньшую эффективность для данной задачи, скорее всего, из-за особенностей распределения данных.

2. Реализована автоматическая генерация рекламных описаний с использованием языковой модели Meta Llama 3. Для каждого сегмента клиентов создавались уникальные рекламные тексты, что позволяет компаниям значительно экономить время на подготовку маркетинговых материалов и одновременно улучшать качество взаимодействия с разными категориями клиентов. В зависимости от сегмента тексты либо акцентировали внимание на эксклюзивности и высоком качестве товаров, либо делали упор на выгодные предложения и скидки, что обеспечивает более точное таргетирование рекламных кампаний.

3. Интеграция искусственного интеллекта и машинного обучения в ключевые сферы электронной коммерции, такие как сегментация клиентов и генерация рекламных описаний, открывает новые возможности для оптимизации бизнес-процессов. Предложенные в статье подходы позволяют повысить эффективность рекламных стратегий, улучшить персонализацию контента и взаимодействие с клиентами. Внедрение искусственного интеллекта становится важным условием для поддержания конкурентоспособности компаний на рынке электронной коммерции, особенно в условиях растущей конкуренции и увеличения объемов данных.

Список литературы / References

1. *Worldwide Spending on Artificial Intelligence Forecast to Reach \$632 Billion in 2028, According to a New IDC Spending Guide*. Available: <https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=prUS52530724> (Accessed 9 October 2024).
2. *Content Personalization: The Key to Your Audience's Heart*. Available: <https://svetak.ru/blog/personalizatsiya-kontenta-klyuch-k-serdtsu-vashey-auditorii> (Accessed 9 October 2024) (in Russian).
3. Hosmer D. W., Lemeshow S., Sturdivant R. X. (2013) Applied Logistic Regression. *John Wiley & Sons*. 398 (56), 38–60.

4. Shah H., Rust R. T., Staelin R. (2018) Machine Learning in Marketing. *Journal of Marketing*. 221 (56), 1–18.
5. Montgomery D. C., Peck E. A., Vining G. G. (2015) Introduction to Linear Regression Analysis. *John Wiley & Sons*. 124 (22), 44–56.
6. *Amazon Personalize Documentation*. Available: <https://docs.aws.amazon.com/personalize> (Accessed 1 October 2024).
7. *How Amazon's Robotics Are Reshaping the Supply Chain*. Available: <https://supplychaindigital.com/digital-supply-chain/amazon-warehouse-automation-ai-revolution> (Accessed 1 October 2024).
8. *AliMe: Enhancing Customer Experience with AI*. Available: <https://www.ailabs.global/blog/enhancing-customer-experience-with-ai> (Accessed 9 October 2024).
9. *Cainiao Smart Logistics*. Available: <https://www.cainiao.com/en/index.html> (Accessed 9 October 2024).
10. *Introducing Meta Llama 3: The Most Capable Openly Available LLM to Date*. Available: <https://ai.meta.com/blog/meta-llama-3/> (Accessed 9 October 2024).

Вклад авторов / Authors' contribution

Авторы внесли равный вклад в написание статьи / The authors contributed equally to the writing of the article.

Сведения об авторах

Пискун Е. С., канд. экон. наук, доц. каф. проектирования информационно-компьютерных систем, Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники (БГУИР)

Нуансенгси Д. В., магистрант каф. проектирования информационно-компьютерных систем, БГУИР

Котько Е. Н., магистрант каф. проектирования информационно-компьютерных систем, БГУИР

Адрес для корреспонденции

220013, Республика Беларусь,
г. Минск, ул. П. Бровки, 6
Белорусский государственный университет
информатики и радиоэлектроники
Тел.: +375 17 292-20-80
E-mail: e.piskun@bsuir.by
Пискун Екатерина Сергеевна

Information about the authors

Piskun E. S., Cand. of Sci., Associate Professor at the Department of Design Information and Computer Systems, Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics (BSUIR)

Nuansengsy D. V., Master's Student at the Department of Design Information and Computer Systems, BSUIR

Kotsko E. N., Master's Student at the Department of Design Information and Computer Systems, BSUIR

Address for correspondence

220013, Republic of Belarus,
Minsk, P. Brovki St., 6
Belarusian State University
of Informatics and Radioelectronics
Tel.: +375 17 292-20-80
E-mail: e.piskun@bsuir.by
Piskun Ekaterina Sergeevna