

УДК 004.62

DOI: [10.26102/2310-6018/2025.48.1.018](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2025.48.1.018)

## Автоматизированная сегментация пользователей с применением RFM-анализа в маркетинговых стратегиях

Р.С. Святлов 

*Российский университет дружбы народов, Москва, Российская Федерация*

**Резюме.** Актуальность исследования обусловлена необходимостью повышения эффективности маркетинговых стратегий за счет автоматизированной и кастомизируемой сегментации клиентов. В рамках данной работы предложена универсальная система управления клиентскими данными, в основе которой лежит RFM сегментация с возможностью настройки гибкой логики, а также возможностью интеграции с различными внешними системами. Традиционные CRM-системы и ручные методы RFM сегментации ограничены в функционале и не всегда удовлетворяют потребности бизнеса в гибкости и интеграции с различными источниками данных. В работе были выявлены недостатки традиционных CRM-систем и предложены точки улучшения описываемой системы. Дополнительно был проведен эксперимент, в котором сравнивались полученные RFM сегменты на основе предложенной архитектуры с автостратегиями Яндекса в рекламной платформе Яндекс.Директ. Применение системы показало значительные преимущества в сравнении с автостратегиями, включая увеличение числа покупок на 30,71 % на примере магазина одежды. Полученные результаты подтверждают практическую ценность системы для оптимизации маркетинговых кампаний и повышения конверсии. Результаты имеют практическую значимость для компаний, нуждающихся в кастомизированных решениях и интеграциях. Для дальнейшего развития предлагается совершенствование метода RFM-сегментации путем внедрения алгоритмов машинного обучения, а также поиск дополнительных эффективных каналов для использования создаваемых сегментов.

**Ключевые слова:** RFM-анализ, автоматизация маркетинга, лояльность клиентов, сегментация пользователей, электронная коммерция, оптимизация рекламных стратегий.

**Для цитирования:** Святлов Р.С. Автоматизированная сегментация пользователей с применением RFM-анализа в маркетинговых стратегиях. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2025;13(1). URL: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=1798> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.48.1.018

## Automated user segmentation using RFM analysis in marketing strategies

R.S. Svyatov 

*RUDN University, Moscow, the Russian Federation*

**Abstract.** The relevance of the study is determined by the need to enhance the effectiveness of marketing strategies through automated and customizable customer segmentation. This work proposes a universal customer data management system based on RFM segmentation with the ability to configure flexible logic, as well as the capability to integrate with various external systems. Traditional CRM systems and manual RFM segmentation methods are limited in functionality and do not always meet the business needs for flexibility and integration with various data sources. The study identifies the shortcomings of traditional CRM systems and suggests points for improvement in the described system. Additionally, an experiment was conducted comparing the RFM segments generated using the proposed architecture with Yandex's auto-strategies in the Yandex.Direct advertising platform. The application of the system showed significant advantages over auto-strategies, including a 30.71% increase in purchases in the case

of a clothing store. The results confirm the practical value of the system for optimizing marketing campaigns and improving conversion. The results are of practical importance for companies in need of customized solutions and integrations. Further development is proposed, focusing on improving the RFM segmentation method by implementing machine learning algorithms and exploring additional effective channels for utilizing the generated segments.

**Keywords:** RFM analysis, marketing automation, customer loyalty, user segmentation, e-commerce, advertising strategy optimization.

**For citation:** Svyatov R.S. Automated user segmentation using RFM analysis in marketing strategies. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2025;13(1). (In Russ.). URL: <https://moitvvt.ru/journal/pdf?id=1798> DOI: 10.26102/2310-6018/2025.48.1.018

## Введение

Сегментация пользователей играет ключевую роль в разработке маркетинговых стратегий и построении эффективных коммуникаций с клиентами. С увеличением объемов онлайн-покупок бизнес сталкивается с необходимостью рационального распределения рекламного бюджета и поиска наиболее результативных способов привлечения пользователей. Одним из распространенных методов сегментации является RFM-анализ, позволяющий классифицировать клиентов на основе их покупательской активности, частоты взаимодействий и суммы трат. Несмотря на относительную простоту реализации, многие компании недооценивают его потенциал в оптимизации маркетинговых стратегий.

Формируемые сегменты могут быть использованы для персонализированных коммуникаций через SMS и Email, а также для настройки таргетированной рекламы в рекламных системах. Современные CRM-системы предлагают встроенные инструменты для RFM-сегментации, однако их функциональные возможности могут быть ограничены фиксированными параметрами и предустановленными алгоритмами. Кроме того, не все компании используют CRM-системы для управления клиентской базой, что создает потребность в гибких и независимых решениях. В таких случаях возникает необходимость в системе, способной интегрироваться с различными источниками данных, адаптировать параметры сегментации под специфику бизнеса и автоматически передавать обновленные сегменты в рекламные платформы.

В работах [1–3] рассматривается применение RFM-анализа для сегментации пользователей и говорится о том, как эти сегменты могут быть применены на практике.

В статье [4] рассматривается методика создания устойчивой сегментации клиентской базы с использованием кластерного подхода и RFM-анализа. Авторы продемонстрировали, как модифицированный RFM-анализ может быть применен для разработки целевых маркетинговых предложений для разных групп клиентов предприятия.

Авторы статьи [5] фокусируются на применении RFM-сегментации для улучшения управления взаимоотношениями с клиентами. Разработана методика выполнения RFM-анализа в электронных таблицах, что позволяет оперативно проводить сегментацию клиентов и принимать экономически обоснованные решения для увеличения продаж и оптимизации расходов на рекламу и маркетинг.

Исследование [6] направлено на использование метода RFM для сегментации продуктов, где анализируются недавние покупки (Recency), частота покупок (Frequency) и общая сумма затрат (Monetary). RFM-анализ используется в паре с алгоритмом k-ближайших соседей. Результаты показали, что оптимальное количество кластеров равно 3 с дисперсией в 0.19113.

Статья [7] является исследованием на основе данных клиентов с топливной станции в Стамбуле, Турция. Сегментация клиентов проводилась на основе их RFM-оценок, позволивших выявить, что наиболее ценными клиентами являлись не автомобилисты, как считалось ранее, а водители грузовиков. Также в работе использовались различные методы анализа, включая дискриминантный и корреляционный.

Помимо этого, в статье [8] рассматривается использование различных алгоритмов кластеризации совместно с RFM-анализом для анализа покупательского поведения в онлайн-торговле. Алгоритмы, такие как K-Means, DBSCAN, агломеративная кластеризация и Mean-shift, позволили выделить ценные группы клиентов на основе их RFM-показателей. Сравнивая данные алгоритмы, удалось выделить ценные сегменты покупателей при помощи RFM сегментации.

RFM-анализ так же можно использовать одновременно с машинным обучением. Так, статья [9] посвящена применению машинного обучения и RFM-анализа для предсказания ухода клиентов. В исследовании используются данные о транзакциях с онлайн-торговли, и показано, как кластеризация с использованием K-means и DBSCAN может помочь в прогнозировании ухода клиентов, разделяя их на шесть кластеров для более практичного подхода.

Предложенные в упомянутых исследованиях подходы и реализации, а также различные ограничения современных CRM систем могут быть усовершенствованы за счет разработки системы, обеспечивающей не только автоматизацию процесса формирования и обновления RFM-сегментов, но и их интеграцию в рекламные платформы для последующего использования в персонализированных коммуникациях.

Целью данной работы является разработка универсальной системы управления клиентскими данными, способной интегрироваться с различными источниками, автоматически формировать RFM-сегменты с настраиваемой логикой и передавать их в рекламные платформы или хранилища данных для последующего анализа.

Дополнительно в рамках исследования будет проведено тестирование разработанной системы, а также сравнительный анализ сформированных с ее помощью сегментов и автостратегий Яндекс.Директ. Это позволит оценить эффективность предлагаемого подхода и продемонстрировать его преимущества в точности таргетирования и управлении рекламными кампаниями.

### Материалы и методы

RFM-сегментация представляет собой процесс разделения клиентской базы на определенное количество сегментов на основе трех ключевых факторов: давности последней покупки (Recency), частоты покупок (Frequency) и денежной ценности клиента (Monetary). Параметр R отражает временной промежуток с момента последней покупки, параметр F характеризует частоту покупок, а параметр M определяет суммарные затраты клиента за анализируемый период.

Каждому из параметров присваивается числовое значение от 1 до N в соответствии с заданным распределением. В большинстве случаев параметры разделяются на три группы:

- Давность – как давно клиент совершил последний заказ: недавно, не очень давно, давно.
- Частота – как часто клиент совершал заказы: часто, со средней частотой, редко.
- Деньги – сколько клиент потратил: много, средне, мало.

Например, если клиент имеет RFM сегмент 1-1-1, это значит, что он покупал давно, редко совершал заказы, потратил небольшую сумму денег. И наоборот, если

клиент имеет RFM сегмент 3-3-3, то он покупал недавно, покупает часто, потратил большую сумму денег.

В зависимости от числа групп возможно формирование различного количества сегментов. Например, при разделении каждого параметра на 3 группы формируется 27 сегментов. Однако при практическом применении метода возникают несколько проблем:

1. При недостаточном объеме клиентской базы невозможно сформировать все сегменты, либо распределение клиентов будет неравномерным, что приведет к отсутствию некоторых сегментов.

2. Для импорта сегментов в некоторые рекламные платформы требуется минимальное количество уникальных пользователей в сегменте. Например, в Яндекс.Директ минимальный порог составляет 100 уникальных пользователей, что ограничивает возможность использования более узких сегментов.

Эти ограничения являются наиболее распространенными в ходе проведения RFM-анализа. Одним из способов их преодоления является сокращение числа сегментов до тех пор, пока все пользователи не будут равномерно распределены.

Для проведения RFM-анализа требуется информация о заказах клиентов, получаемая из внешних систем, например, CRM-системы конкретной компании или любого хранилища данных. Чаще всего эти данные запрашиваются у владельцев CRM или извлекаются с использованием API интерфейса. В случаях, когда API отсутствует, может потребоваться создание отдельного механизма передачи данных. Полученные данные могут храниться в реляционных СУБД в формате файлов или в объектных хранилищах.

Также стоит отметить, что оформленные клиентами заказы могут быть не полностью выкупленными и иметь промежуточный статус, помимо завершеного. В связи с этим необходимо запрашивать дополнительные данные ретроспективно, охватывая период, когда определенный заказ может менять свой статус.

Минимальный набор данных, необходимый для проведения анализа, включает в себя: внутренний уникальный идентификатор пользователя, идентификатор заказа, дату совершения заказа, выручку с заказа, мобильный телефон, электронную почту.

Уникальный идентификатор клиента позволяет агрегировать заказы и вычислять значения R, F и M. Идентификатор заказа используется для подсчета их количества при расчете параметра F. Дата совершения заказа необходима для вычисления параметра R, а сумма выручки по заказу – для расчета параметра M. Контактные данные (телефон и электронная почта) необходимы для индивидуальных коммуникаций с клиентами.

Чем больший период заказов будет охвачен, тем более точной будет сегментация клиентов. Это является особенно важным в бизнесах, где цикл принятия решения о покупке может занимать несколько месяцев или более. Оптимальным вариантом для большинства компаний с электронной торговлей является период от одного года.

Процесс расчета значений R, F и M является достаточно простым. Один из возможных способов их вычисления заключается в формировании SQL-запроса к СУБД. Давность (R) рассчитывается как разница в днях между датой последней покупки и текущей датой. Частота (F) рассчитывается как общее количество заказов, совершенных клиентом за анализируемый период. Денежная ценность (M) рассчитывается как сумма всех покупок клиента за рассматриваемый период. Все расчеты проводятся на уровне индивидуального клиента с использованием его уникального идентификатора.

После расчета значений R, F и M необходимо классифицировать клиентов, присвоив каждому из них соответствующий сегмент. Для этого могут использоваться различные методы, такие как кластеризация с использованием метода k-ближайших соседей или разбиение на квантильные группы, где клиенты распределяются по категориям на основе квантилей их RFM-значений.

Метод квантильного разбиения является наиболее доступным и понятным как для разработчиков, так и для конечных пользователей системы, что делает его предпочтительным в большинстве практических случаев.

На Рисунке 1 представлена архитектура автоматизированной системы для обработки клиентской информации.

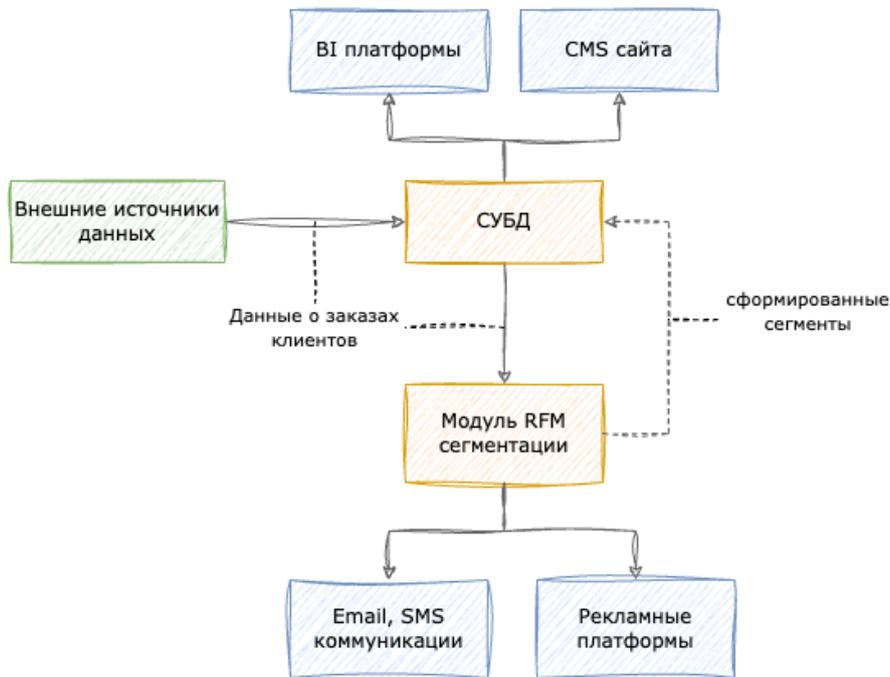


Рисунок 1 – Архитектура автоматизированной системы для обработки клиентской информации  
Figure 1 – Architecture of an automated system for processing customer information

Входным элементом архитектуры являются внешние источники данных, в которых хранится информация о выкупленных заказах клиентов. В качестве хранилищ данных могут выступать объектное хранилище S3, онлайн Google таблицы, файловый доступ через FTP или различные API интерфейсы хранилищ. Автоматизация подразумевает, что данные о заказах должны выгружаться с определенной периодичностью. Сама выгрузка данных производится при помощи API интерфейса конкретного источника данных.

После получения данных их необходимо сохранить в любую реляционную СУБД. Стоит отметить, что в некоторых случаях, когда количество заказов и рассматриваемый период данных небольшой, СУБД можно не использовать, он будет избыточным. Например, если все данные хранятся в S3, то при помощи открытого API эти данные можно выгружать и использовать для RFM сегментации. В случае, если данных много, то процесс извлечения данных за большой период может занимать много времени и в долгосрочной перспективе это негативно скажется на скорости создания и обновления RFM сегментов.

Дополнительным преимуществом использования СУБД в качестве промежуточного хранения данных является возможность написания SQL запросов для проведения дополнительной аналитики по заказам или объединения данных с другими таблицами в рамках рассматриваемой СУБД. Более того, полученные RFM сегменты на конкретный день расчета могут быть также сохранены в виде таблицы в СУБД, что позволит обращаться к этим данным позднее в любое время.

Сформированные RFM сегменты и данные о заказах могут быть использованы в BI системах для необходимой под определенную цель визуализации. Более того, сформированные сегменты могут быть интегрированы с CMS веб-сайта клиента для того, чтобы иметь возможность динамически изменить контент сайта в зависимости от сегмента клиента. Это является одним из способов применения сформированных сегментов, помимо рекламных коммуникаций.

Вышеописанный процесс и последующие действия могут быть автоматизированы при помощи языка программирования Python и открытого программного обеспечения Apache Airflow. Данное ПО представляет из себя оркестратор процессов, который выполняет инструкции, написанные в виде кода на Python, с указанной периодичностью запуска. Представленную ранее схему можно представить в виде DAG – основной сущностью Apache Airflow. DAG (Directed Acyclic Graph) представляет из себя направленный ациклический граф, вершинами которого являются задачи (Tasks) которые необходимо выполнить.

Следующим шагом в рассматриваемой схеме является модуль RFM сегментации. Данный модуль представляет собой задачу, которая направлена на расчет R, F и M показателей для каждого клиента. Как было отмечено ранее, расчет показателей производится за счет SQL запроса, который обрабатывает данные о заказах пользователей в СУБД. После расчета всех показателей начинается процесс назначения группы по каждому показателю для каждого клиента. В данной схеме предлагается использования квантильного разбиения на три группы.

После присвоения R, F и M показателей каждому клиенту и разбиения на три группы подразумевается, что на выходе получится 27 сегментов. Как уже упоминалось, разбиение на большое количество сегментов влечет за собой проблему отсутствия некоторых сегментов из-за недостаточного количества клиентов, поскольку часть из них просто не попала в конкретный RFM сегмент. Более того, использовать 27 сегментов достаточно непросто, поскольку клиенты разбиты на сегменты слишком детально и не всегда очевидно, как корректно различать близкие по смыслу сегменты.

Предлагаемая система позволяет выбирать необходимое количество выходных сегментов в зависимости от потребностей, что позволит разделить клиентов на более общие и узкие группы, что минимизирует вероятность возникновения проблемы с тем, что количество клиентов в конкретном сегменте меньше порогового значения. Вдобавок выбор определенного количества сегментов позволит удобно с ними работать и принимать решения о том, как правильно их использовать и какие рекламные мероприятия стоит проводить с клиентами.

Показатели RFM можно разделять по диапазонам значений от 1 до 3 либо оставить конкретный показатель нетронутым. В Таблице 1 приведен список из 8 возможных сегментов и их описание. Варианты деления сегментов на диапазоны могут варьироваться от одного бизнеса к другому. Все зависит от типа бизнеса и времени принятия решения перед совершением покупки.

Таблица 1 – Классификация и характеристика RFM-сегментов  
Table 1 – Classification and characteristics of RFM segments

RFM-сегмент	Название	Описание
1-1-[1-3]	Разовые покупатели	Клиенты, совершившие покупку всего один раз.
1-2-[1-3]	Редкие покупатели	Покупатели, совершающие заказы время от времени.

Таблица 1 (продолжение)  
Table 1 (continued)

1-3-[1-3]	Бывшие частые покупатели	Ранее активно совершавшие покупки, но потерявшие интерес.
2-[1-2]-[1-3]	Перспективные клиенты	Недавние покупатели, имеющие потенциал для увеличения частоты покупок.
2-3-[1-3]	Недавно ушедшие	Ранее активные покупатели, но не совершавшие заказов в последнее время.
3-1-[1-3]	Новые клиенты	Недавно зарегистрировавшиеся или впервые совершившие покупку пользователи.
3-2-[1-3]	Активные нерегулярные покупатели	Клиенты, совершающие заказы с нерегулярной частотой.
3-3-[1-3]	Чемпионы	Самые ценные клиенты, совершающие частые и дорогие покупки.

Сокращение количества сегментов и группировка клиентов на основе их характеристик является завершающим этапом перед дальнейшим использованием сегментов в рекламных коммуникациях. Как отмечалось ранее, помимо данных о заказах, необходимо также выгружать контактные данные клиентов, что позволит организовать последующую коммуникацию с ними. Архитектура системы позволяет организовать передачу полученных сегментов в любой внешний инструмент. Например, это могут быть сервисы для Email и SMS рассылок или рекламные платформы, такие как Яндекс.Директ, Google Ads, VK реклама и др. для настройки ретаргетинга на клиентов.

В данной работе рассматривается пример применения сегментов в рекламной платформе Яндекс.Директ. Перед использованием сегментов в Яндекс.Директ, их необходимо загрузить в Яндекс.Аудитории, что возможно при помощи открытого API Яндекса. Создать сегменты в Яндекс.Аудитории можно на основе двух типов данных – client\_id Яндекс.Метрики пользователя или контактные данные (телефон или почта) клиента. Большинство компаний не хранит у себя в CRM или внешних хранилищах информацию о том, какой client\_id имеет тот или иной клиент. Более того, если клиент в основном покупает в оффлайн, то этот идентификатор получить затруднительно. В предлагаемой реализации сегменты будут создаваться на основе контактных данных из CRM.

Загрузив сегменты в Яндекс.Аудитории, появляется возможность использовать их в Яндекс.Директ, настраивая и создавая рекламные кампании. Существует множество рекламных платформ, которые позволяют создавать рекламные кампании с таргетингом на конкретных пользователей. Перед показом рекламы пользователю проводится аукцион. Аукцион является закрытым, то есть все участники делают ставки вне зависимости друг от друга, не зная ставок конкурентов. Объект аукциона достается участнику, предложившему наиболее высокую цену [10].

В системе Яндекс.Директ предусмотрена возможность настройки индивидуальной корректировки ставок, которая может быть как повышающей, так и понижающей. Например, для клиентов, относящихся к сегменту «Чемпионы», целесообразно использовать повышающую корректировку, что увеличивает вероятность выигрыша в аукционе перед показом рекламы. Это обусловлено тем, что данный сегмент включает наиболее ценных клиентов, совершающих частые покупки на значительные суммы.

В то же время, при работе с сегментами, содержащими клиентов с низкой частотой покупок, корректировки могут применяться как в сторону повышения, так и в сторону снижения. Нет экономической целесообразности в регулярном показе рекламы пользователям, не склонным к частым покупкам. В этом случае снижение ставок позволяет оптимизировать рекламный бюджет. Однако такие клиенты также представляют интерес для компаний – для работы с ними используются персонализированные скидки или бонусные предложения, способствующие их переходу из категории «Спящих» в перспективных и активных покупателей. Выбор конкретной стратегии корректировки ставок зависит от установленных маркетинговых стратегий и рекламных целей компании.

Полученная автоматизированная система позволяет обновлять данные о заказах из выбранного внешнего источника, создавать и обновлять RFM сегменты и синхронизировать данные сегменты с любым сервисом для дальнейших рекламных коммуникаций.

Стоит добавить, что большинство популярных CRM-систем, таких как amoCRM, Битрикс 24 и RetailCRM, предлагают встроенные механизмы для сегментации клиентов и настройки интеграций с внешними сервисами. Однако функциональные возможности таких решений ограничены предустановленным набором интеграций и не охватывают весь спектр возможных бизнес-процессов. Предлагаемая система решает данную проблему за счет гибкой архитектуры, позволяющей разрабатывать собственные коннекторы к внешним платформам посредством открытых API. Кроме того, система поддерживает интеграцию с BI-платформами, а также возможность сохранения данных в объектных хранилищах или реляционных СУБД для последующего анализа и дополнительной обработки.

## Результаты

Предложенная архитектура автоматизированной системы для обработки клиентских данных была протестирована на данных двух компаний. Первая компания – один из крупнейших розничных магазинов одежды в России, вторая – популярная сеть ювелирных магазинов.

Данные были получены из CRM-систем, предоставленных компаниями. Одна из компаний предоставила API-интерфейс для получения данных о заказах, в то время как другая использовала RetailCRM, что позволило получить информацию через открытое API этой системы. Данные о заказах выгружались за два года и обновлялись на ежедневной основе. Тестирование проводилось в рамках рекламной платформы Яндекс.Директ для обеих компаний. Все данные хранились в Google BigQuery и Yandex ClickHouse.

Для каждой компании был создан отдельный DAG в Apache Airflow и процесс обновления сегментов запускался ежедневно в 1 час ночи. Важно начинать процесс обновления сегментов как можно раньше, чтобы обеспечить достаточно времени для их актуализации в Яндекс.Аудитории на серверах Яндекса. Если обновление происходило бы позже, например, утром, реклама могла бы быть показана старым пользователям на момент предыдущего дня. На Рисунке 2 представлена статистика выполнения созданного DAG по дням.

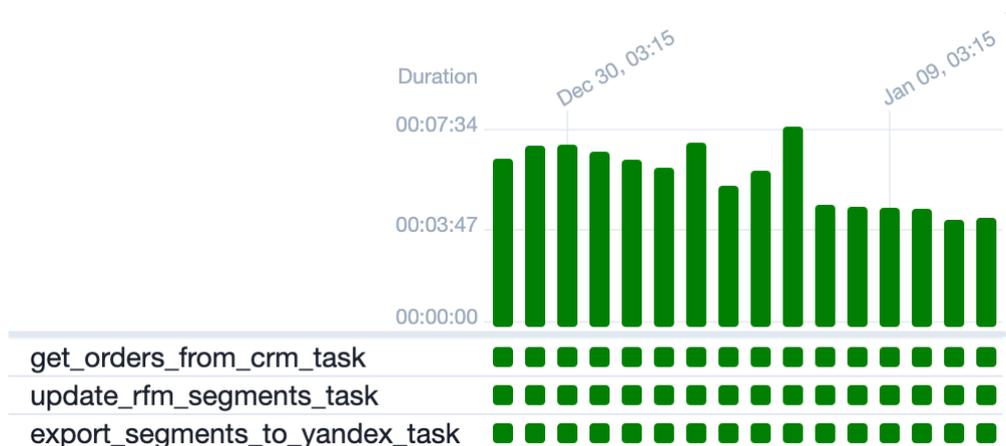


Рисунок 2 – Статистика выполнения разработанного DAG по дням  
Figure 2 – DAG execution statistics by days

Эффективность сформированных RFM сегментов оценивалась по метрикам ДРР (доля рекламных расходов) и CR (Conversion Rate) и сравнивались с автостратегиями Яндекса. Чем ниже значение ДРР, тем более эффективен сегмент с точки зрения вложения рекламного бюджета. Это означает, что при меньших затратах на привлечение клиентов из данного сегмента, рекламодатель получает больший возврат на инвестиции. Высокий показатель CR указывает на высокий процент пользователей, которые выполняют целевое действие после взаимодействия с рекламным контентом. Это является положительным индикатором, поскольку высокая конверсия свидетельствует о высоком интересе и готовности клиентов к совершению покупок. Для обеих компаний использовались разные корректировки ставок от 5 % до 80 %, как повышающие, так и понижающие.

На Рисунках 3 и 4 представлены сравнения основных показателей на примере магазина одежды.

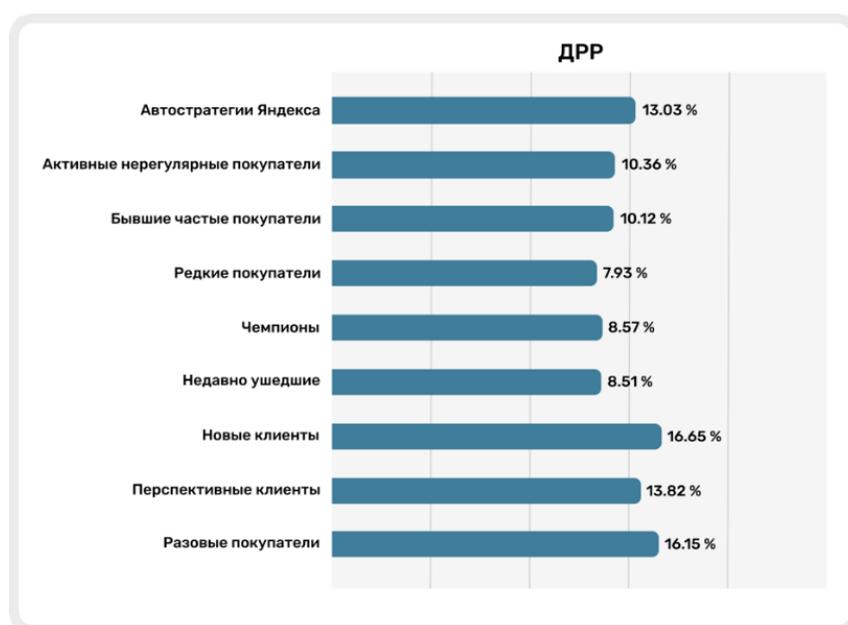


Рисунок 3 – Сравнение показателя ДРР в разрезе RFM сегментов и автостратегий Яндекса  
Figure 3 – Comparison of the Advertising Cost Ratio metric across RFM segments and Yandex's auto strategies

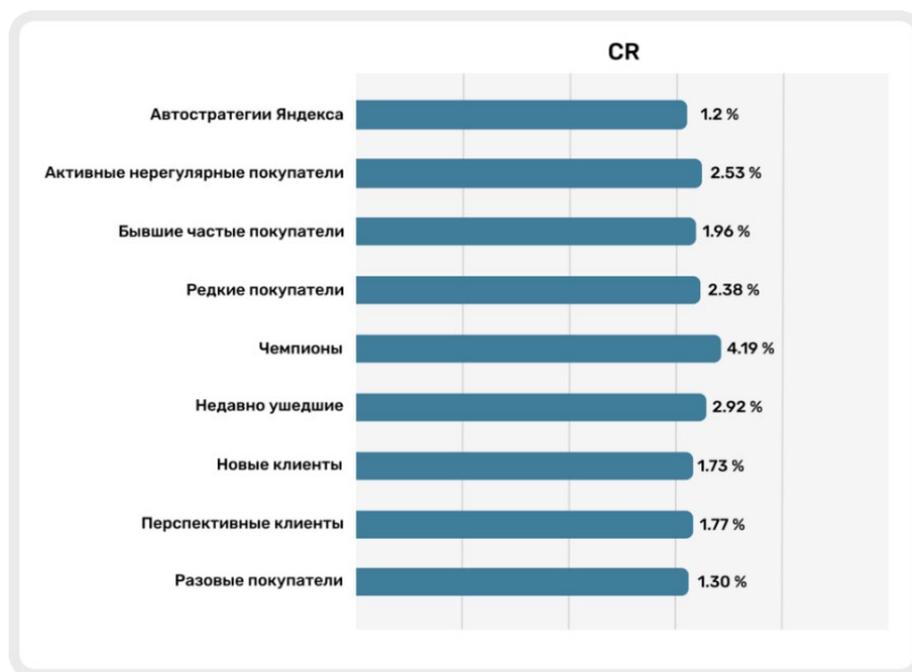


Рисунок 4 – Сравнение показателя CR в разрезе RFM сегментов и автостратегий Яндекса  
Figure 4 – Comparison of the CR metric across RFM segments and Yandex's auto strategies

Исходя из результатов, можно сделать вывод, что большая часть RFM сегментов показывает результат лучше, чем автостратегии Яндекса, как по показателю DPP, так и CR. Рассматривая результаты по показателю DPP, можно выделить сегменты «Редкие покупатели», «Чемпионы» и «Недавно ушедшие», со значением около 8 %. Эти сегменты имеют наименьшие значения DPP среди других сегментов. Сегменты «Новые клиенты» и «Разовые покупатели» являются наименее эффективными, показывая результат в 16,65 % и 16,15 %, соответственно.

Говоря о результатах по показателю CR, стоит отметить, что все RFM сегменты являются более эффективными по сравнению с автостратегиями Яндекса. Больше всего выделяется сегмент «Чемпионы» со значением CR в 4,19 %, что показывает положительную эффективность вложения средств в данный сегмент, поскольку в них находятся самые ценные клиенты. Так же стоит уделить внимание сегментам с хорошими показателями CR, такими как «Активные нерегулярные покупатели», «Редкие покупатели» и «Недавно ушедшие».

Дополнительно было проведено сравнение количества конверсий, которые принесли RFM сегменты и автостратегии Яндекса по отдельности. Так, за 2 месяца автостратегии Яндекса принесли 1970 конверсий, в то время как RFM сегменты принесли 2575 конверсий, что больше на 30,71 %. Этот факт доказывает эффективность использования RFM сегментов и их ежедневного обновления.

На Рисунках 5 и 6 представлены результаты теста сегментов в рекламных кампаниях на примере ювелирного магазина.



Рисунок 5 – Сравнение показателя ДРР в разрезе RFM сегментов и автостратегий Яндекса  
Figure 5 – Comparison of the Advertising Cost Ratio metric across RFM segments and Yandex's auto strategies

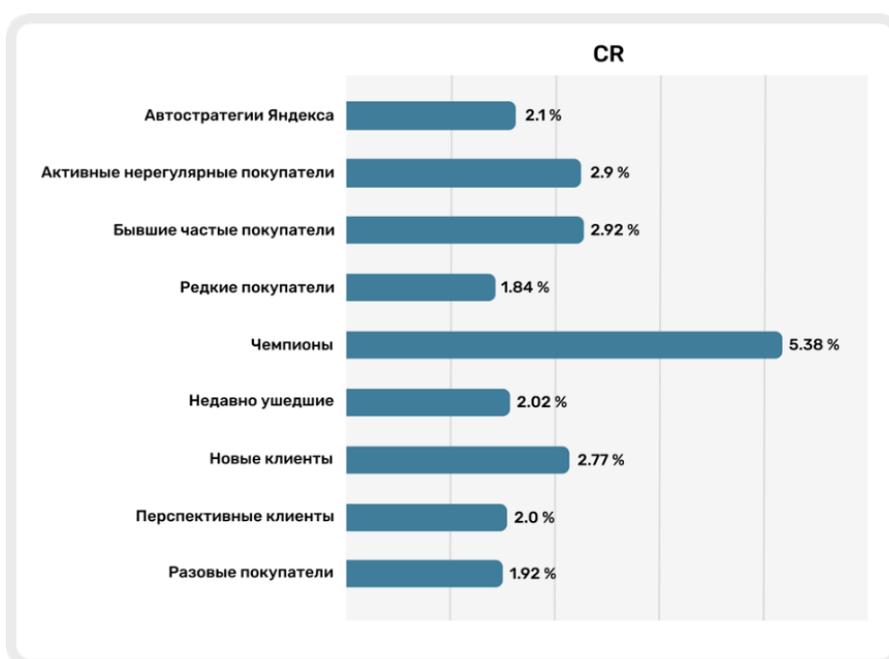


Рисунок 6 – Сравнение показателя CR в разрезе RFM сегментов и автостратегий Яндекса  
Figure 6 – Comparison of the CR metric across RFM segments and Yandex's auto strategies

В процессе изучения полученных результатов выделяются явные лидеры среди сегментов как по метрике ДРР, так и по CR. Сегменты «Чемпионы» и «Активные нерегулярные покупатели» являются явными лидерами по показателю ДРР среди других сегментов, а что важнее – они лучше автостратегий Яндекса. ДРР в 8–9 % у упомянутых сегментов сильно превосходит этот же показатель у автостратегий Яндекса (19,2 %). Хуже всего отработали сегменты «Редкие покупатели» и «Разовые покупатели», со

значениями 28,68 % и 28,23 %, соответственно. Это может указывать на выбор некорректной стратегии по работе с данными клиентами.

Автостратегии Яндекса имеют значение в 2,1 % по показателю CR, что немного больше, чем у части рассматриваемых сегментов. Несмотря на это, сегмент «Чемпионы» выделяется по наибольшему значению CR в 5,38 %, за ним идут сегменты «Активные нерегулярные покупатели», «Бывшие частые покупатели» и «Новые клиенты» со значениями CR в 2,9 %, 2,92 % и 2,77 %, соответственно. Данные результаты указывают на выбор правильной стратегии при работе с самыми ценными клиентами и менее правильной стратегии при работе с остальными сегментами. Сравнение количества конверсий у рассматриваемой ювелирной компании не проводилось.

### Заключение

Предложенная архитектура универсальной системы управления клиентскими данными обеспечивает гибкость и расширяемость для решения задач сегментации и интеграции с внешними платформами. В отличие от отсутствия гибкости популярных CRM-систем, предложенная система поддерживает создание и интеграцию кастомизированных коннекторов через открытые API, интеграцию с BI-платформами или CMS веб-сайта, что позволяет охватывать широкий спектр необходимых бизнес-процессов.

Система поддерживает хранение данных как в объектных хранилищах, так и в реляционных СУБД, что позволяет использовать данные для других задач. Важным преимуществом является возможность динамической настройки сегментации клиентов, подключая дополнительные источники данных и различные эвристические подходы, что позволит адаптироваться под конкретные потребности бизнеса.

Применение системы для сегментации пользователей в рекламных платформах показало значительное превосходство кастомизированного подхода над автостратегиями с увеличением числа покупок на 30,71 % на примере магазина одежды.

Полученные результаты имеют практическую значимость для компаний, нуждающихся в кастомизированных решениях и интеграциях, а также ориентированных на персонализированные маркетинговые стратегии и повышение эффективности рекламных кампаний. Для дальнейшего развития предлагается совершенствование метода RFM-сегментации путем внедрения алгоритмов машинного обучения, а также поиск дополнительных эффективных каналов для использования создаваемых сегментов.

### СПИСОК ИСТОЧНИКОВ / REFERENCES

1. Верес К.В., Липницкая Н.И. RFM-анализ и его применение. В сборнике: *Актуальные вопросы экономики и информационных технологий: Сборник тезисов и статей докладов 59-ой научной конференции аспирантов, магистрантов и студентов БГУИР, 17–21 апреля 2023 года, Минск, Беларусь*. Минск: Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники; 2023. С. 55–57.
2. Ершова Е.Ю. RFM-анализ в маркетинговой практике. В сборнике: *Становление и развитие предпринимательства в России: история, современность и перспективы: Сборник научных статей X юбилейной международной научной конференции, 25 мая 2023 года, Смоленск, Россия*. Курск: Изд-во ЗАО «Университетская книга»; 2023. С. 47–50.  
Ershova E.Yu. RFM analysis in marketing practice. In: *Stanovlenie i razvitie predprinimatel'stva v Rossii: istoriya, sovremennost' i perspektivy: Sbornik nauchnykh*

- statei X yubileinoi mezhdunarodnoi nauchnoi konferentsii, 25 May 2023, Smolensk, Russia. Kursk: Izd-vo ZAO "Universitetskaya kniga"; 2023. pp. 47–50. (In Russ.).*
3. Багдасарян А.Л. Сегментация клиентской базы по показателям лояльности на основе RFM-анализа. В сборнике: *Математика и информатика в образовании и бизнесе: Сборник материалов международной научно-практической конференции, 23 апреля 2020 года, Москва, Россия*. Москва: Aegitas; 2020. С. 33–38.  
Bagdasaryan A.L. Customer base segmentation by loyalty indicators based on RFM-analysis. In: *Matematika i informatika v obrazovanii i biznese: Sbornik materialov mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii, 23 April 2020, Moscow, Russia*. Moscow: Aegitas; 2020. pp. 33–38. (In Russ.).
  4. Титова Н.А., Щеколдин В.Ю. Разработка адресных маркетинговых стратегий на основе модифицированного RFM-анализа. *Практический маркетинг*. 2015;(4):8–16.  
Titova N.A., Shchekoldin V.Yu. The Development of Targeted Marketing Strategies Based on Modified RFM-Analysis. *Practical Marketing*. 2015;(4):8–16. (In Russ.).
  5. Лепило Н.Н., Ерёменко О.Ю. Совершенствование процесса управления взаимоотношениями с клиентами на основе RFM-анализа. В сборнике: *Направления повышения эффективности управленческой деятельности органов государственной власти и местного самоуправления: Сборник тезисов VI международной научно-практической конференции, 26 января 2024 года, Алчевск, Россия*. Алчевск: Донбасский государственный технический университет; 2024. С. 318–322.
  6. Gustriansyah R., Suhandi N., Antony F. Clustering optimization in RFM analysis Based on k-Means. *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*. 2020;18(1):470–477. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v18.i1.pp470-477>
  7. Sabuncu İ., Türkan E., Polat H. Customer segmentation and profiling with RFM analysis. *Turkish Journal of Marketing*. 2020;5(1):22–36. <https://doi.org/10.30685/tujom.v5i1.84>
  8. Parikh Ya., Abdelfattah E. Clustering Algorithms and RFM Analysis Performed on Retail Transactions. In: *2020 11<sup>th</sup> IEEE Annual Ubiquitous Computing, Electronics & Mobile Communication Conference (UEMCON), 28–31 October 2020, New York, USA*. IEEE; 2020. pp. 0506–0511. <https://doi.org/10.1109/UEMCON51285.2020.9298123>
  9. Lewaaelhamd I. Customer segmentation using machine learning model: an application of RFM analysis. *Journal of Data Science and Intelligent Systems*. 2024;2(1):165–172.
  10. Святов Р.С. Роль идентификации пользователей в прогнозировании совершения целевых действий на сайте. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2024;12(4). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2024.47.4.037>  
Svyatov R.S. The role of user identification in predicting target actions on a website. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2024;12(4). (In Russ.). <https://doi.org/10.26102/2310-6018/2024.47.4.037>

#### ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

**Святов Роман Сергеевич**, аспирант, **Roman S. Svyatov**, postgraduate student, Российский университет дружбы народов, RUDN University, Moscow, the Russian Federation, Москва, Российская Федерация.  
*e-mail*: [romasvyatov@yandex.ru](mailto:romasvyatov@yandex.ru)

*Статья поступила в редакцию 12.01.2025; одобрена после рецензирования 05.02.2025; принята к публикации 07.02.2025.*

*The article was submitted 12.01.2025; approved after reviewing 05.02.2025; accepted for publication 07.02.2025.*