

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования
«Тольяттинский государственный университет»

Кафедра Прикладная математика и информатика

(наименование)

09.04.03 Прикладная информатика

(код и наименование направления подготовки)

Прикладной анализ данных

(направленность (профиль))

**ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА
(МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ)**

на тему Исследование моделей принятия рациональных решений в сфере услуг на
основе анализа данных

Обучающийся

А.Н. Палёв

(Инициалы Фамилия)

(личная подпись)

Научный
руководитель

д.с.н., доцент, Е.В. Желнина

(ученая степень (при наличии), ученое звание (при наличии), Инициалы Фамилия)

Тольятти 2025

Оглавление

Введение.....	4
Глава 1 Теоретические основы рационального принятия решений в сфере услуг.....	8
1.1 Понятие и особенности сферы услуг	8
1.2 Принятие решений в условиях неопределённости и многокритериальности	10
1.3 Основные теории рационального выбора	12
1.4 Математические модели и методы поддержки принятия решений	14
1.5 Обзор существующих моделей рационального поведения потребителей и организаций.....	18
Глава 2 Анализ применимости моделей принятия решений на основе данных	22
2.1 Инструменты анализа данных в сфере услуг.....	22
2.2 Обзор и классификация моделей принятия решений	26
2.3 Примеры применения моделей на практике	30
2.4 Оценка эффективности существующих подходов	33
Глава 3 Разработка модели рационального принятия решений на основе анализа данных	38
3.1 Постановка задачи и формализация требований.....	38
3.2 Выбор методов анализа данных	40
3.3 Разработка математической модели принятия решений	42
Глава 4 Практическая реализация и тестирование модели	45
4.1 Описание экспериментальных данных и сценариев применения .	45
4.2 Реализация модели на практике (описание прототипа).....	47
4.3 Тестирование и валидация результатов.....	49
4.4 Тестирование и валидация результатов.....	54
4.4.1 Первый набор данных	54

4.4.2 Второй набор данных	56
4.4.3 Дополнительные наблюдения	58
4.5 Сравнительный анализ эффективности и оценка влияния модели на качество обслуживания	59
Заключение	61
Список используемой литературы и используемых источников.....	63

Введение

Современная экономика всё в большей степени ориентирована на сферу услуг, которая становится ключевым драйвером развития как на уровне отдельных организаций, так и национальных хозяйств в целом. В условиях высокой конкуренции, стремительно меняющейся рыночной конъюнктуры и неопределённости внешней среды, особое значение приобретает проблема принятия рациональных управленческих решений. [1]

Рациональность в принятии решений предполагает наличие системного подхода, основанного на анализе данных, оценке рисков, оптимизации ресурсов и учёте многообразия факторов, влияющих на результат. Проблематика эффективного выбора, будь то в стратегическом управлении, маркетинге, операционных или клиентских процессах, требует всё более точных моделей, способных учитывать как количественные, так и качественные параметры. [8]

С развитием информационных технологий, систем сбора и хранения данных (включая Big Data и BI-системы), появилась возможность строить интеллектуальные системы поддержки принятия решений (СППР), основанные на фактах, а не исключительно на интуитивных оценках. В этих условиях особую актуальность приобретают подходы, основанные на интеграции методов анализа данных и теорий рационального выбора. [2]

Актуальность данного исследования обусловлена необходимостью повышения обоснованности принимаемых решений в сфере услуг на всех уровнях управления – от выбора оптимальной стратегии развития до персонализированного взаимодействия с клиентом. Использование моделей рационального принятия решений позволяет существенно повысить эффективность и конкурентоспособность сервисных организаций.

Целью настоящего исследования является исследование и разработка моделей рационального принятия решений в сфере услуг с применением методов анализа данных.

Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи:

- провести обзор и классификацию существующих моделей принятия решений;
- проанализировать особенности применения моделей рационального выбора в сфере услуг;
- исследовать методы анализа данных, применимые к задачам поддержки принятия решений;
- разработать математическую модель принятия решений, адаптированную к условиям сервисной деятельности;
- реализовать прототип модели и провести тестирование на реальных или приближенных к реальности данных;
- оценить эффективность предложенного подхода по заданным метрикам.

Объектом исследования выступает процесс принятия решений в сервисных организациях. Предметом исследования являются математические модели и алгоритмы рационального выбора в процессе принятия решений, основанные на анализе данных.

Методы исследования включают в себя системный и сравнительный анализ, методы интеллектуального анализа данных (data mining, machine learning), математическое моделирование и элементы многокритериального выбора.

Научная новизна исследования заключается в формализации моделей принятия решений в условиях высокой вариативности факторов и в предложении адаптивной модели, учитывающей особенности поведения потребителей и специфику сферы услуг.

Практическая значимость работы заключается в возможности применения предложенной модели в реальных бизнес-процессах сервисных предприятий для повышения качества управления, уровня обслуживания и рационального распределения ресурсов.

Структура работы включает введение, четыре главы, заключение,

список литературы и приложения. В первой главе рассматриваются теоретические основы рационального принятия решений. Во второй проводится анализ существующих подходов и методов. В третьей разрабатывается математическая модель. В четвёртой описывается реализация, тестирование и оценка эффективности модели.

Для обоснованного и эффективного выбора в сфере услуг необходимо учитывать все ключевые элементы процесса принятия решений и систематически их анализировать. Несмотря на кажущуюся простоту – выбор варианта из множества возможных – принятие действительно рационального решения представляет собой сложную задачу, особенно в условиях ограниченной информации, противоречивых целей и необходимости учитывать человеческий фактор. [3]

Следует отметить два принципиальных аспекта. Во-первых, сам по себе акт выбора действия может быть формально несложным, однако трудность заключается в формировании именно оптимального, рационального решения, которое приведёт к наилучшему результату при заданных условиях. Во-вторых, принятие решений – это не только логико-математическая процедура, но и психологический процесс, в котором значительную роль играют интуиция, эмоции и субъективные предпочтения. В сфере услуг, где взаимодействие с клиентом, персоналом и партнёрами имеет ключевое значение, эта особенность проявляется особенно ярко. [4]

Это обуславливает актуальность применения многокритериальных моделей и технологий поддержки принятия решений, которые позволяют учитывать множество взаимосвязанных факторов, варьирующих от количественных показателей (например, времени обслуживания или стоимости ресурса) до качественных характеристик, таких как удовлетворённость клиента или уровень доверия. [5]

Современные подходы к разработке таких моделей немыслимы без использования анализа данных. Методы интеллектуального анализа данных дают возможность выявлять скрытые зависимости и тенденции в больших

массивах информации, что особенно важно для сферы услуг, ориентированной на клиента и гибкость процессов. [6]

Среди ключевых задач анализа данных, применяемых в контексте поддержки принятия решений, можно выделить:

- классификацию и прогнозирование (например, прогноз вероятности оттока клиентов),
- кластеризацию (сегментация пользователей или услуг),
- ассоциации и выявление закономерностей (анализ покупательских паттернов),
- анализ выбросов (выявление аномальных ситуаций в операциях или поведении клиентов),
- оценку тенденций и сценарное моделирование.

Эти методы находят широкое применение в таких сферах, как финансы, медицина, маркетинг, телекоммуникации, однако именно в секторе услуг – особенно в области взаимодействия с клиентами, управления сервисными потоками и повышения качества обслуживания – потенциал интеллектуального анализа данных далеко не исчерпан. [7]

Таким образом, анализ и разработка моделей рационального принятия решений на основе данных открывает значительные перспективы для оптимизации процессов, снижения затрат, повышения клиенториентированности и формирования конкурентных преимуществ в сфере услуг.

Глава 1 Теоретические основы рационального принятия решений в сфере услуг

1.1 Понятие и особенности сферы услуг

Сфера услуг представляет собой совокупность видов экономической деятельности, результатом которой является не материальный продукт, а полезный эффект, оказываемый потребителю в процессе взаимодействия между исполнителем и заказчиком. Услуга, в отличие от товара, не может быть сохранена на складе, воспроизведена без участия клиента или точно оценена до её предоставления. [9]

По определению Всемирной торговой организации (ВТО), услуга – это деятельность, направленная на удовлетворение потребностей потребителей и не имеющая вещественной формы. Она осуществляется и потребляется одновременно, что делает управление качеством, планированием ресурсов и принятием решений в этой сфере особенно сложным.

Ключевые особенности сферы услуг, оказывающие влияние на процесс принятия решений, включают следующие:

- неосвязаемость: в отличие от товаров, услуги нельзя потрогать, измерить или протестировать до момента оказания. Это усложняет оценку качества и требует специальных подходов к управлению ожиданиями и восприятием клиентов.
- неразрывность производства и потребления: услуга, как правило, создаётся в момент её потребления, что делает важным фактором качество взаимодействия персонала с клиентом.
- гетерогенность (вариативность): качество услуг может существенно варьироваться в зависимости от исполнителя, времени, места и обстоятельств предоставления, что требует адаптивных моделей управления и стандартизации процессов.
- непостоянство спроса: во многих отраслях (туризм, здравоохранение,

общественное питание) наблюдается выраженная сезонность и колебания спроса, что создаёт дополнительную нагрузку на систему принятия решений и планирования ресурсов.

- высокая степень вовлечённости клиента: поскольку потребитель часто участвует в создании услуги (например, в образовательном процессе, медицинских услугах), становится необходимым учитывать поведенческие и психологические аспекты при моделировании процессов обслуживания.

Сфера услуг охватывает широкий спектр отраслей – от транспорта и туризма до здравоохранения, образования, финансов и информационных технологий. В каждой из них принятие решений имеет свою специфику, но объединяющим фактором остаётся необходимость учитывать человеческий фактор, высокую степень неопределённости и стремление к индивидуализации обслуживания. [10]

Учитывая вышеперечисленные особенности, становится очевидным, что традиционные подходы к управлению и принятию решений, разработанные для производственной сферы, не всегда применимы в сфере услуг без адаптации. Это требует разработки специализированных моделей и инструментов, учитывающих как операционные параметры, так и качественные характеристики, такие как лояльность клиентов, удовлетворённость и доверие. [11]

В контексте цифровизации и активного внедрения информационных технологий особое значение приобретает интеграция моделей рационального принятия решений с аналитикой данных, что позволяет формировать более точные, обоснованные и гибкие стратегии поведения в условиях высокой динамики сервисного рынка. [8]

1.2 Принятие решений в условиях неопределённости и многокритериальности

Процесс принятия решений представляет собой неотъемлемую часть деятельности любой организации, особенно в сфере услуг, где большинство управленческих и операционных задач связаны с высокой степенью неопределённости, вариативности и человеческого участия. Принятие решений в такой среде требует системного подхода, способного учитывать множество факторов, а также уметь работать в условиях неполной, неструктурированной и противоречивой информации. [12]

Одним из наиболее распространённых типов управленческих задач в сфере услуг являются многокритериальные задачи принятия решений (МКПР). В отличие от классических задач оптимизации, где критерий единственный (например, минимизация затрат или максимизация прибыли), в многокритериальных задачах требуется одновременно учитывать сразу несколько значимых параметров. Примерами таких критериев могут быть: стоимость услуги, время её предоставления, уровень удовлетворённости клиента, потребление ресурсов, уровень риска и др. [25]

Для описания и решения подобных задач применяются различные математические подходы, включая:

- метод анализа иерархий (АНР),
- метод анализа сетей (АНР),
- метод идеальной точки (TOPSIS),
- методы Парето-оптимизации (многокритериальная оптимизация),
- функции полезности и линейная свёртка критериев.

Все эти методы позволяют формализовать выбор из множества альтернатив с учётом предпочтений, ограничений и неопределённости внешней среды. [13]

Немаловажную роль играет также тип неопределённости, с которым сталкивается лицо, принимающее решение (ЛПР). В управленческой

практике можно выделить несколько её видов:

- Стохастическая неопределённость – когда известны вероятности возможных исходов (например, колебания спроса).
- Нечёткая неопределённость – когда информация задана в форме лингвистических оценок (например, «высокий уровень удовлетворённости»).
- Интервальная неопределённость – когда известны только пределы изменения параметров (например, «время выполнения задачи от 2 до 5 дней»).
- Информационная неопределённость – при недостаточности или отсутствии данных.

В реальных условиях сферы услуг все эти типы неопределённости могут проявляться одновременно, что требует применения гибридных моделей, сочетающих элементы статистики, теории вероятностей, нечёткой логики и машинного обучения. [14]

Кроме того, одной из ключевых характеристик решений в сфере услуг является их персонализированный характер. Решения часто принимаются не в абстрактной модели, а с учётом конкретного клиента, его истории взаимодействия, текущего контекста и даже эмоционального состояния. Это обуславливает необходимость использования адаптивных моделей, способных быстро реагировать на изменения входных условий и обучаться на новых данных. [15]

Таким образом, эффективное принятие решений в сфере услуг требует:

- учёта множественных критериев оценки альтернатив,
- способности функционировать в условиях различного рода неопределённостей,
- адаптивности и персонализации,
- интеграции с инструментами анализа данных и системами поддержки принятия решений.

На пересечении этих требований формируется современный подход к

построению интеллектуальных моделей принятия решений, основанных на данных (data-driven decision making), который будет рассмотрен в последующих разделах.

1.3 Основные теории рационального выбора

Теория рационального выбора (ТРВ) является одной из фундаментальных концепций в экономике, менеджменте и прикладной информатике. Она лежит в основе большинства моделей принятия решений, предполагая, что индивид или организация стремится к выбору оптимальной альтернативы на основании логических рассуждений и полной информации о возможных вариантах.

Согласно классической интерпретации, рациональное решение – это такое решение, которое:

- основано на чётко сформулированных целях;
- предполагает наличие множества альтернатив;
- предполагает наличие критериев для оценки каждой альтернативы;
- ведёт к выбору альтернативы, которая максимизирует полезность или минимизирует издержки.

Одним из центральных понятий в теории рационального выбора является полезность – числовая мера предпочтения того или иного исхода.

При этом различают:

- кардинальную полезность (можно измерить численно – например, стоимость),
- ординальную полезность (можно только упорядочить – например, предпочтения без точных чисел).
- ТРВ включает в себя ряд моделей и подходов, среди которых можно выделить:
- Модель ожидаемой полезности (Expected Utility Theory) – предложена фон Нейманом и Моргенштерном. Основана на

вероятностной оценке альтернатив и выборе той, у которой наибольшая ожидаемая полезность.

- Теория перспектив (Prospect Theory) – разработана Канеманом и Тверски как альтернатива традиционной рациональности. Она учитывает иррациональные аспекты поведения, такие как асимметрия восприятия выигрыша и потерь.
- Теория ограниченной рациональности (Bounded Rationality) – сформулирована Гербертом Саймоном. Подчёркивает, что решения принимаются в условиях ограниченного времени, когнитивных ресурсов и информации, а значит, субъекты не стремятся к максимизации, а удовлетворяются «достаточно хорошим» результатом.
- Рациональность по правилам (Rule-based Rationality) – предполагает, что решения принимаются не на основе глобального оптимума, а по заранее заданным правилам, фильтрам или эвристикам (например, «если клиент зол – предложи скидку»).

В контексте сферы услуг эти теории находят практическое применение в таких задачах, как:

- динамическое ценообразование;
- адаптивное управление персоналом;
- автоматизация клиентских решений (чат-боты, рекомендательные системы);
- управление логистикой и расписанием обслуживания.

Однако в реальных условиях классическая рациональность редко реализуется в чистом виде. Поведение как клиентов, так и управляющих субъектов часто отклоняется от строгой логики. Это может быть обусловлено эмоциями, ограниченной информацией, давлением времени, а также специфическими особенностями сферы услуг: непредсказуемостью спроса, персонализированными запросами и необходимостью быстрого реагирования. [8]

Поэтому на практике всё чаще применяются модели поведенческой экономики и гибридные подходы, совмещающие элементы рациональной логики с адаптивным обучением на основе данных. Такие модели стремятся не столько описать идеальный выбор, сколько предсказать или имитировать реальное поведение участников. [16]

Современные информационные технологии – от статистических моделей до нейросетей – позволяют реализовывать гибкие системы поддержки принятия решений, способные учитывать как рациональные критерии, так и особенности человеческого восприятия. [17]

Таким образом, понимание теоретических основ рационального выбора служит фундаментом для построения прикладных моделей, о которых пойдёт речь в следующих разделах.

1.4 Математические модели и методы поддержки принятия решений

Разработка и применение математических моделей в процессе принятия решений позволяет формализовать задачи, определить оптимальные стратегии поведения и системно учитывать множество факторов, включая количественные и качественные показатели, ограничения, предпочтения и риски. Особенно актуально это в сфере услуг, где решения зачастую принимаются в условиях ограниченных ресурсов, высокой динамики процессов и неоднородности запросов клиентов. [18]

Математические модели поддержки принятия решений (ППР) можно классифицировать по различным признакам: по степени определённости, по числу критериев, по характеру решаемых задач и по методам оптимизации. Ниже приведены основные классы моделей, применяемых в практике:

Модели при полной определённости используются, когда все параметры известны точно. В этом случае задача сводится к классической оптимизации:

- Линейное и целочисленное программирование – широко применяется при распределении ресурсов (например, оптимизация загрузки операторов call-центра).
- Транспортные и сетевые задачи – актуальны для логистических и распределительных сервисов.
- Модели планирования на временном горизонте – используются в расписаниях и загрузке сервисных мощностей.

Модели при неопределённости используются когда данные представлены не полностью или заданы в виде вероятностей:

- Стохастическое программирование – предполагает оптимизацию с учётом вероятностных сценариев.
- Игровые модели – применимы при взаимодействии конкурирующих или кооперативных агентов (например, при формировании тарифов).
- Теория массового обслуживания (ТМО) – используется для оценки и оптимизации очередей в сервисных системах (медицинские учреждения, банки, службы доставки).

Многокритериальные модели позволяют учитывать несколько целей одновременно:

- Метод анализа иерархий (АНП) – формализует принятие решений через сравнительные суждения по парам критериев.
- Метод TOPSIS – определяет наилучшую альтернативу по близости к «идеальному» решению.
- Методы свёртки критериев (линейная, нелинейная) – позволяют строить обобщённую функцию цели.

Нечёткие и экспертные модели используются в условиях лингвистической неопределённости или отсутствия точных количественных данных:

- Нечёткие множества и логика (Fuzzy Logic) – позволяют формализовать понятия типа «высокий уровень сервиса», «нормальное время ожидания».

- Экспертные системы – модели, основанные на знаниях и правилах, применяемых человеком-экспертом.

Современные СППР всё чаще используют:

- Классификацию (например, определение предпочтений клиента по истории заказов),
- Регрессионные модели (прогноз спроса),
- Кластеризацию (сегментация клиентов),
- Рекомендательные системы (персонализированные предложения),
- Нейронные сети и ансамбли моделей (для сложных сценариев выбора и предсказания поведения).

Выбор конкретной модели зависит от характера задачи, уровня доступных данных, требований к точности и скорости вычислений, а также специфики сферы применения. Важным этапом построения любой модели является верификация и валидация – проверка соответствия модели реальным процессам и её устойчивости к изменению входных данных. [19]

Особенность применения математических моделей в сфере услуг состоит также в необходимости учитывать человеческий фактор – субъективные оценки, восприятие качества, поведенческие паттерны, что требует совмещения точных формализованных методов с эвристическими и адаптивными подходами. [20]

Таким образом, математическое моделирование является неотъемлемой частью интеллектуальных систем поддержки принятия решений и служит инструментом для обоснованного и эффективного выбора в условиях сложности, неопределённости и многокритериальности, характерных для современной сферы услуг. Особенно важным становится использование моделей в условиях многокритериальности, информационной перегрузки и постоянно изменяющихся внешних условий, что характерно для сферы услуг.

В отличие от отраслей с преимущественно стандартизированными процессами (например, производство), в сфере услуг каждое решение, как правило, носит ситуативный характер, и его последствия напрямую зависят

от поведения клиента, уровня сервиса, взаимодействия персонала и даже внешнего контекста (времени суток, сезона, нагрузки и пр.). Это требует не только точных алгоритмов, но и гибкости моделей — способности учитывать множество мелких, но значимых факторов, влияющих на итоговое решение.

Кроме того, математические модели позволяют оценивать альтернативные сценарии, моделировать последствия различных управленческих стратегий и проводить виртуальные эксперименты, недоступные в реальной операционной среде. Например, при помощи имитационного моделирования можно заранее оценить влияние изменения расписания операторов на среднее время ожидания в колл-центре, или проанализировать, как изменение политики скидок повлияет на повторное обращение клиентов в сервисной компании.

Не менее важно и то, что использование формализованных моделей способствует стандартизации управленческих решений, снижая зависимость от субъективного мнения персонала. Это особенно актуально в организациях с высокой текучестью кадров, распределённой структурой или обслуживанием на нескольких языках. Математическая модель может выступать универсальным элементом бизнес-логики, встроенной в CRM-систему, веб-приложение или внутреннюю систему принятия решений.

В последние годы, с развитием вычислительных мощностей, наблюдается тенденция перехода от статичных моделей к динамическим, самообучающимся системам, которые обновляют параметры по мере накопления новых данных. Такие модели позволяют не просто принимать решения, но и адаптироваться к изменяющимся условиям: спросу, поведению клиентов, внешним событиям. Например, модели прогнозирования загрузки сервисных точек могут ежедневно обновляться на основе свежей статистики, а рекомендательные алгоритмы — корректироваться в зависимости от последних действий пользователя.

Благодаря этому математическое моделирование в сфере услуг перестаёт быть вспомогательным инструментом и превращается в основу

цифрового управления качеством обслуживания. Современные компании уже рассматривают математические модели как стратегический актив, на базе которого можно выстраивать устойчивые конкурентные преимущества.

1.5 Обзор существующих моделей рационального поведения потребителей и организаций

Понимание моделей поведения потребителей и организаций играет ключевую роль при разработке систем рационального принятия решений в сфере услуг. Выбор клиента, отклик на ценовые и качественные параметры, реакция на маркетинговые воздействия – всё это поддаётся моделированию и анализу. В свою очередь, поведение организаций, предоставляющих услуги, также может быть описано с использованием моделей принятия решений на основе рационального или адаптивного поведения. [21]

Модели поведения потребителей: потребитель в сфере услуг, как правило, сталкивается с неопределённостью и неполной информацией о результатах услуги (особенно до её оказания). [54] В этой связи широко применяются следующие типы моделей:

- Экономико-рациональные модели – предполагают, что потребитель стремится максимизировать полезность от услуги при ограниченных ресурсах (например, модели спроса, выбора с ограничением бюджета).
- Модели случайного полезностного выбора (Random Utility Models, RUM) – применяются при наличии множества альтернатив; широко используются логит- и пробит-модели для описания вероятности выбора той или иной услуги (например, выбор между разными авиакомпаниями или мобильными операторами).
- Психологические и поведенческие модели – включают теории, учитывающие эмоции, восприятие риска, эффект якоря, социальное влияние (например, модель поведения по Канеману и Тверски).
- Модели жизненного цикла клиента (Customer Journey Mapping) –

используются для анализа стадий взаимодействия клиента с услугой, от осведомлённости до повторной покупки или отказа.

Особое внимание в современных исследованиях уделяется персонализации решений на основе клиентских данных, истории заказов, отзывов, поведенческих паттернов. Это приводит к формированию рекомендательных систем, которые предсказывают предпочтения клиента и предлагают наиболее релевантные варианты услуг. [23]

Модели поведения организаций: с точки зрения организаций, оказывающих услуги, поведение также может быть описано через модели рационального выбора и оптимального управления. [55] В зависимости от уровня и задач управленческого решения различают:

- Модели операционного управления – включают принятие решений о распределении ресурсов, управлении очередями, расписаниях, закупках (на основе линейного программирования, теории массового обслуживания, динамического программирования).
- Модели стратегического выбора – описывают поведение компаний на конкурентном рынке (например, выбор стратегии продвижения, уровня сервиса, географии присутствия).
- Модели организационного поведения – рассматривают внутрифирменные решения, связанные с мотивацией персонала, организационной структурой, политикой качества.

Современные SPPR (системы поддержки принятия решений) позволяют организациям в сфере услуг сочетать поведенческую аналитику клиентов с управленческими моделями, создавая интегрированные решения: от динамического ценообразования до предиктивного управления спросом. [24]

Интеграция моделей поведения с анализом данных: благодаря цифровизации и доступу к большим объёмам данных, традиционные модели поведения дополняются методами машинного обучения и аналитики данных. Примеры таких интеграций:

- Data-driven модели предпочтений клиентов (на основе истории

взаимодействий, транзакций и отзывов);

- Сегментные модели, выявляющие типичные поведенческие кластеры клиентов;
- Прогностические модели оттока, позволяющие заранее выявить неудовлетворённых клиентов;
- Адаптивные модели бизнес-реакций, формирующие динамические решения в зависимости от ситуации.

Таким образом, современная практика рационального управления в сфере услуг требует объединения теоретических моделей поведения потребителей и организаций с инструментами анализа данных. Это обеспечивает не только более точное понимание процессов, но и возможность оперативной корректировки решений в реальном времени, что особенно важно в условиях быстро меняющейся внешней среды. [27]

Развитие моделей рационального поведения – как со стороны потребителей, так и организаций – продолжает оставаться одним из центральных направлений научных и прикладных исследований. В последние годы акцент всё чаще смещается в сторону интеграции поведенческих, когнитивных и технологических компонентов, что позволяет более точно моделировать реальные процессы принятия решений.

Так, классические модели потребительского поведения, основанные на идее полной рациональности и максимизации полезности, постепенно уступают место более гибким и реалистичным подходам. Теории ограниченной рациональности, интуитивного выбора, поведенческих искажений находят всё большее отражение в прикладных моделях. Например, учитываются такие эффекты, как предпочтение статуса-кво, склонность к избыточному доверию к прошлому опыту, влияние эмоционального состояния на выбор и чувствительность к внешнему социальному давлению. Всё это делает поведение потребителя непредсказуемым в классическом смысле, но открывает возможности для более точной персонализации услуг с использованием методов анализа данных.

С другой стороны, организации также перестают быть абстрактными рациональными агентами. Их поведение моделируется как результат взаимодействия множества внутренних и внешних факторов – организационной культуры, управленческих ограничений, нормативной среды, цифровой зрелости и степени автоматизации процессов. На практике это выражается в том, что даже простое, казалось бы, решение (например, о времени ответа на клиентский запрос) может быть обусловлено не только алгоритмом или регламентом, но и конкретной ситуацией, опытом оператора, мотивацией персонала и текущей нагрузкой на систему.

Важно подчеркнуть, что современные модели рационального поведения всё чаще строятся не только на логических или статистических предпосылках, но и на данных, получаемых в реальном времени. Это даёт возможность переходить от традиционного анализа «прошлого» к прогнозированию «будущего» и адаптации к «настоящему». Например, в системах поддержки решений можно в реальном времени учитывать не только историю заказов клиента, но и его текущую активность, поведение на сайте, реакцию на предложения, что формирует контекстуально чувствительное поведение модели.

Ещё одним важным направлением становится использование гибридных моделей, сочетающих математическую строгость и экспертные знания. Такие подходы особенно актуальны в сфере услуг, где не всегда возможно собрать полный набор достоверных данных, но при этом доступна профессиональная экспертиза персонала. Интеграция машинного обучения с экспертными правилами позволяет получить модели, обладающие как гибкостью, так и управляемостью.

Всё это делает современные модели поведения не просто средством анализа, а полноценной основой для построения цифровых двойников клиентов и организаций, с помощью которых можно прогнозировать сценарии развития, оптимизировать взаимодействие и повышать общую эффективность обслуживания.

Глава 2 Анализ применимости моделей принятия решений на основе данных

2.1 Инструменты анализа данных в сфере услуг

Современная сфера услуг активно трансформируется под воздействием цифровых технологий. Всё больше организаций ориентируются на принятие решений, основанных на данных (data-driven decision making), что требует применения соответствующих инструментов сбора, обработки, анализа и интерпретации информации. [63] Это позволяет не только оперативно реагировать на изменения внешней среды, но и формировать обоснованные и устойчивые решения, соответствующие интересам клиентов и целям бизнеса. [26]

Инструменты анализа данных, используемые в сфере услуг, можно условно разделить на несколько групп:

а) Средства сбора и хранения данных:

- 1) Системы управления базами данных (СУБД): PostgreSQL, MySQL, MS SQL Server;
- 2) Хранилища данных и витрины (Data Warehouses, Data Marts);
- 3) Инструменты ETL (Extract, Transform, Load): Talend, Apache Nifi, Informatica.

б) Средства обработки и анализа:

- 1) Языки и платформы аналитики: Python (библиотеки pandas, scikit-learn, numpy), R, MATLAB;
- 2) Системы статистического анализа: IBM SPSS, Stata;
- 3) BI-системы (Business Intelligence): Power BI, Tableau, QlikView;
- 4) Средства обработки больших данных: Apache Hadoop, Apache Spark.

в) Модели и алгоритмы анализа данных:

- 1) Методы машинного обучения (классификация, регрессия,

кластеризация);

- 2) Модели прогнозирования спроса, оттока клиентов, времени обслуживания;
- 3) Нейросетевые алгоритмы (глубокое обучение, рекуррентные и сверточные сети);
- 4) Нечёткая логика и вероятностные модели (Bayesian networks, fuzzy inference systems).

ш) Средства визуализации данных:

- 1) Интерактивные панели мониторинга (dashboards);
- 2) Средства визуальной аналитики: Plotly, D3.js, Power BI visuals;
- 3) Инструменты отчётности и презентации: Excel, Google Data Studio.

Анализ данных позволяет решать широкий круг задач в сервисных компаниях:

- Оптимизация клиентского опыта – анализ точек взаимодействия, прогнозирование потребностей, персонализация предложений;
- Повышение операционной эффективности – оптимизация расписаний, ресурсов, процессов обслуживания;
- Прогнозирование спроса – сезонность, динамика, отклонения;
- Контроль качества услуг – анализ отзывов, рейтингов, временных метрик;
- Управление персоналом – оценка производительности, выявление перегрузок, автоматизация назначения смен;
- Анализ финансовой устойчивости и рентабельности операций.

Пример: в call-центрах анализ данных используется для предсказания нагрузки по часам и дням недели, оптимизации графиков операторов и сокращения времени ожидания. В гостиничном бизнесе – для динамического ценообразования в зависимости от загрузки и спроса. [28]

В отличие от традиционных методов управления, основанных на интуиции или опыте, аналитический подход обладает следующими

преимуществами:

- Объективность – решения принимаются на основе фактов;
- Масштабируемость – модели могут охватывать тысячи записей и сценариев;
- Адаптивность – возможность настройки под конкретные сегменты, процессы или условия;
- Прогнозируемость – выявление трендов и рисков до их наступления.
- Вызовы и ограничения

Несмотря на преимущества, существует ряд вызовов, связанных с внедрением анализа данных в сфере услуг:

- Недостаточное качество или объём исходных данных;
- Сложности интерпретации результатов для нематематиков;
- Этические и правовые аспекты (обработка персональных данных клиентов);
- Требования к квалификации персонала и ИТ-инфраструктуре.

Кроме того, важной задачей в применении инструментов анализа данных в сфере услуг остаётся обеспечение организационной и технологической готовности компании к принятию решений на основе аналитики. Интеграция аналитических подходов в повседневную операционную деятельность требует перестройки бизнес-процессов, регламентов и, что особенно важно, управленческой культуры. Нередко организации, особенно в традиционных секторах (например, медицина, государственные услуги, страхование), демонстрируют сопротивление изменениям: персонал продолжает полагаться на устоявшиеся схемы принятия решений, не доверяя алгоритмам, или воспринимает аналитику как инструмент контроля, а не помощи.

Существенным барьером становится и разрыв между аналитиками и пользователями данных. Разработанные модели часто оказываются избыточно сложными, плохо документированными и практически неинтерпретируемыми для рядовых специалистов, принимающих решения. В результате даже точные

с технической точки зрения инструменты остаются невостребованными или используются формально. Чтобы преодолеть этот разрыв, требуется особое внимание к визуализации данных, прозрачности логики модели и обучению пользователей основам аналитического мышления.

Также нередко недооценивается необходимость непрерывного сопровождения аналитических решений. В условиях динамично меняющейся внешней среды (изменения спроса, поведения клиентов, законодательства и т. д.) модели быстро теряют актуальность. Поэтому успешное внедрение аналитических инструментов требует не только одноразовой разработки, но и регулярной валидации, обновления, переобучения моделей, а также создания внутренних процедур управления жизненным циклом аналитики. Это означает, что организациям необходимо формировать внутреннюю экспертизу и инфраструктуру, поддерживающие постоянное развитие и адаптацию моделей — будь то в форме аналитического отдела, центра обработки данных или внешнего аутсорсинга.

В условиях высококонкурентного рынка также возрастает значение этических и юридических аспектов работы с данными, включая защиту персональной информации, согласие на использование данных, борьбу с алгоритмической дискриминацией. Эти вопросы требуют не только технического, но и нормативного сопровождения и должны учитываться на всех этапах работы с данными.

В совокупности всё это делает внедрение аналитических инструментов не столько технической задачей, сколько комплексным управленческим и организационным процессом, требующим участия всех уровней — от ИТ-специалистов до руководства.

Таким образом, инструменты анализа данных становятся основой для построения интеллектуальных моделей поддержки принятия решений в сфере услуг. Они позволяют организациям адаптироваться к изменяющимся условиям, повышать клиентскую ценность и обеспечивать устойчивое развитие. [29]

2.2 Обзор и классификация моделей принятия решений

Разработка моделей принятия решений в сфере услуг требует выбора соответствующих аналитических методов, способных обрабатывать большие объёмы данных, учитывать специфику клиентского поведения, многокритериальность и нестабильность процессов. В последние годы наибольшее распространение получили методы интеллектуального анализа данных, особенно модели классификации, кластеризации и регрессии, как наиболее универсальные инструменты поддержки решений. [30]

Модели классификации позволяют отнести объект (например, клиента, транзакцию, обращение) к одному из заранее заданных классов. Это особенно важно в сфере услуг, где часто требуется оперативно принять решение: оставить клиента на обслуживании, предложить скидку, инициировать проверку, перевести на другой тариф и т. д. [31]

Наиболее популярные алгоритмы классификации:

- Логистическая регрессия (Logistic Regression) – простой, интерпретируемый метод, широко используемый для бинарной классификации (например, «уйдёт клиент» / «останется»).
- Деревья решений (Decision Trees) и их производные (Random Forest, XGBoost) – эффективны при наличии большого количества признаков, легко визуализируются.
- Метод опорных векторов (SVM) – используется при высокоразмерных данных.
- Нейронные сети – применяются при сложной и неявной структуре данных.

Примеры применения:

- Предсказание оттока клиентов;
- Классификация заявок по срочности;
- Автоматическое распределение обращений в службу поддержки;

- Определение лояльности клиентов.

Кластеризация применяется для поиска скрытых закономерностей и структур в данных без заранее заданных классов. Это позволяет сегментировать клиентов, услуги, транзакции по схожим признакам, что особенно ценно при разработке персонализированных предложений и стратегий обслуживания. [32]

Основные методы кластеризации:

- К-средних (K-means) – прост и эффективен при наличии чётких центров кластеров;
- Иерархическая кластеризация – позволяет визуализировать иерархические зависимости между группами;
- DBSCAN и другие плотностные методы – устойчивы к выбросам и хорошо подходят для кластеров произвольной формы;
- Сегментация с использованием эмбедингов и нейросетей – актуальна для текстов, изображений, сложных пользовательских взаимодействий.

Примеры применения:

- Сегментация клиентской базы по поведению;
- Определение групп товаров/услуг с одинаковыми характеристиками;
- Анализ географических зон спроса на сервисы;
- Кластеризация отзывов по тематикам.

Регрессионный анализ используется для прогнозирования количественных показателей, что необходимо для планирования, оценки эффективности и ценообразования. [33]

Основные методы:

- Линейная и полиномиальная регрессия – хорошо интерпретируемы и применимы при линейных зависимостях;
- Регрессия с регуляризацией (Lasso, Ridge) – применяются при большом числе признаков;
- Градиентный бустинг (LightGBM, CatBoost) – эффективен при

нелинейных взаимосвязях;

- Нейросетевые регрессионные модели – позволяют учитывать сложные зависимости.

Примеры применения:

- Прогнозирование объёма спроса на услуги;
- Оценка времени выполнения сервиса (например, доставки или ремонта);
- Расчёт ожидаемой выручки по клиенту;
- Определение вероятности повторного обращения.

Другие модели и подходы. Хотя классификация, кластеризация и регрессия являются основой большинства прикладных задач в сфере услуг, важно учитывать и другие методы:

- Априорные алгоритмы и правила ассоциации (Apriori, FP-Growth) – используются для анализа совместной покупки или потребления услуг (например, «клиенты, заказывающие услугу А, с высокой вероятностью заказывают и услугу В»).
- Анализ временных рядов (ARIMA, Prophet) – необходим для прогнозирования динамики показателей во времени (например, посещаемости, нагрузки на операторов).
- Методы снижения размерности (PCA, t-SNE, UMAP) – применяются для визуализации и предварительной обработки высокоразмерных данных.
- Нечёткие модели и байесовские сети – позволяют учитывать неопределённость и неполноту информации.

На практике эффективное управление в сфере услуг часто требует использования нескольких взаимодополняющих аналитических моделей, адаптированных к особенностям конкретного бизнес-процесса. Такой подход позволяет более точно учитывать поведение клиентов, прогнозировать изменения спроса и оптимизировать ресурсы. [34] Например:

- Кластеризация клиентской базы позволяет выделить группы

пользователей со схожими характеристиками, на основе которых можно строить отдельные модели прогнозирования оттока и разрабатывать персонализированные стратегии взаимодействия с каждой группой.

- Прогнозирование нагрузки на обслуживающий персонал (например, операторов или специалистов технической поддержки) позволяет заранее адаптировать расписание работы, оптимизировать распределение смен и, как следствие, сократить среднее время ожидания клиентов.

Реализация такого подхода осуществляется с использованием аналитических платформ, инструментов визуализации данных и специализированных программных решений. Эти инструменты обеспечивают возможность оперативного анализа и применения результатов моделирования в повседневной управленческой деятельности. [35]

Дополнительным направлением развития является внедрение интегрированных аналитических платформ, объединяющих в себе модули визуализации, прогнозирования, оптимизации и мониторинга в едином интерфейсе. Такие системы позволяют не просто запускать разрозненные алгоритмы анализа, а выстраивать сквозные сценарии принятия решений — от загрузки данных до формирования управленческого отчёта или автоматического действия (например, перенаправления обращения клиента, назначения скидки, или включения в сегмент программы лояльности). В этом контексте важным становится переход от классической модели «аналитик + отчёт» к модели «решение как сервис», в которой данные, модели и интерфейсы поставляются в виде гибких, масштабируемых компонентов.

Развитие облачных технологий, API-интерфейсов и контейнеризации делает возможной быструю интеграцию аналитических моделей в существующую ИТ-архитектуру организации, включая CRM-системы, мобильные приложения, внутренние панели управления. Это снижает порог входа и ускоряет внедрение, особенно в среде малого и среднего бизнеса,

ранее ограниченного в ресурсах и технической поддержке.

Параллельно растёт интерес к автоматизации анализа данных и созданию моделей без участия программиста — направлениям AutoML и no-code/low-code платформ. Такие инструменты позволяют бизнес-аналитикам или линейным менеджерам самостоятельно тестировать гипотезы, запускать обучение моделей и получать интерпретируемые результаты. Несмотря на определённые ограничения в точности и гибкости, такие подходы делают аналитику более доступной и демократизированной, что особенно актуально в сфере услуг, где зачастую решения принимаются «на месте» и требуют быстрой адаптации.

Наконец, всё чаще возникает потребность в объяснимых и прозрачных моделях, особенно в чувствительных отраслях — медицине, страховании, финансовом консультировании. Здесь важно не только «что предсказала модель», но и «почему». Это приводит к развитию новых направлений, таких как XAI, в которых особое внимание уделяется визуализации логики решений, оценке влияния отдельных признаков, генерации текстовых пояснений. Такие решения способствуют росту доверия к аналитике со стороны пользователей и руководства.

Таким образом, развитие методов и инструментов анализа данных идёт по пути не только повышения точности и масштабируемости, но и повышения доступности, гибкости и интерпретируемости, что особенно ценно в условиях сферы услуг, ориентированной на клиента и быструю обратную связь.

2.3 Примеры применения моделей на практике

Применение моделей анализа данных и рационального принятия решений в сфере услуг уже доказало свою эффективность в различных отраслях. В данном разделе рассматриваются типовые сценарии использования классификационных, регрессионных и кластеризационных

моделей в реальных условиях, демонстрируя их практическую ценность и адаптивность. [36]

В банковском секторе особенно актуальны задачи прогнозирования клиентского поведения, оценки рисков и персонализации предложений. Здесь широко используются:

- Классификация для определения вероятности отказа от услуг, выявления подозрительных транзакций;
- Регрессия для оценки кредитного лимита, расчёта индивидуальных ставок и прогнозирования доходности клиента;
- Кластеризация – сегментация клиентов по уровню доходов, активности и финансовым предпочтениям с целью таргетированной маркетинговой стратегии.

Пример: коммерческий банк использует модель логистической регрессии для предсказания вероятности ухода клиента. Кластеризация клиентов по финансовому поведению позволяет предложить более подходящие продукты – например, инвестирование для одного сегмента и кредитование для другого. [37]

В сфере электронной коммерции и розничной торговли ключевыми задачами являются удержание клиентов, прогнозирование спроса и персонализация предложений. [22] Примеры использования:

- Классификация для определения вероятности отклика на акцию;
- Регрессия – для прогноза продаж отдельных товаров по регионам и сезонам;
- Кластеризация – группировка пользователей по моделям поведения (количество заказов, средний чек, предпочтения по товарам).

Пример: интернет-магазин применяет модели машинного обучения для прогнозирования вероятности повторной покупки. Выявленные кластеры покупателей используются для формирования индивидуальных e-mail-рассылок и акций. [61]

Компании, предоставляющие логистические услуги, стремятся

оптимизировать маршруты, предсказать загрузку и минимизировать задержки. [62] Здесь применяются:

- Регрессионные модели – прогноз времени доставки и стоимости маршрута;
- Классификация – определение приоритетности заказов, оценка вероятности срыва доставки;
- Кластеризация – распределение складов и маршрутов по географическим и логистическим признакам.

Пример: служба экспресс-доставки использует модель градиентного бустинга для предсказания времени прибытия курьера, что позволяет проактивно информировать клиентов и корректировать маршруты в реальном времени. [60]

В медицинских учреждениях аналитические модели используются для повышения точности диагностики, прогнозирования состояния пациента и оптимизации расписаний приёма. [58] Применяются:

- Классификация – прогноз риска заболевания на основе медицинской истории;
- Регрессия – оценка длительности пребывания пациента в стационаре;
- Кластеризация – выявление типовых клинических профилей пациентов.

Пример: клиника использует классификационную модель на базе нейронной сети для раннего выявления риска диабета. Регрессионные модели помогают прогнозировать загрузку отделений в зависимости от сезонных факторов.

Аналитика позволяет в этой отрасли управлять загрузкой, персонализировать предложения и оптимизировать ценообразование. Используются:

- Кластеризация туристов по стилю путешествий (семейные, бизнес, самостоятельные);
- Регрессия – прогноз спроса на номера;

– Классификация – оценка вероятности отмены бронирования.

Пример: отельная сеть использует модели временных рядов и регрессионного анализа для динамического ценообразования в зависимости от уровня спроса, праздников и мероприятий в регионе.

Дополнительно следует отметить, что применение аналитических моделей в практике сферы услуг не ограничивается только внешними клиентскими процессами. Всё чаще данные и алгоритмы используются для внутренней оптимизации организационной деятельности, что в перспективе позволяет снижать издержки, повышать эффективность и поддерживать устойчивое развитие.

Кроме того, аналитика активно применяется для поддержки стратегических решений, таких как выбор локаций новых офисов, разработка продуктовых предложений, инвестиционные оценки и прочее. В этих случаях модели могут объединять внешние и внутренние источники данных, включая демографию, поведение конкурентов, транспортную доступность, рейтинги и отзывы, сезонные колебания.

Эти примеры демонстрируют универсальность и адаптивность моделей анализа данных к разным типам сервисных процессов. Их успешное применение позволяет существенно повысить качество управленческих решений, снизить издержки и улучшить клиентский опыт.

2.4 Оценка эффективности существующих подходов

Выбор и применение моделей анализа данных в сфере услуг должно сопровождаться оценкой их эффективности, устойчивости и применимости к конкретным условиям. [57] Даже самые точные алгоритмы не имеют практической ценности, если они не адаптированы к бизнес-целям, не интерпретируемы или требуют чрезмерных вычислительных ресурсов. Поэтому важно проводить как количественную, так и качественную оценку различных подходов. [38]

Для сравнения моделей классификации, регрессии и кластеризации применяются различные метрики:

а) Для классификации:

- 1) Accuracy (доля правильных предсказаний);
- 2) Precision, Recall, F1-score (особенно важны при дисбалансе классов, например при выявлении «уходящих клиентов»);
- 3) ROC-AUC (качество модели в условиях разных порогов принятия решения);
- 4) Confusion matrix (матрица ошибок).

б) Для регрессии:

- 1) MAE (средняя абсолютная ошибка);
- 2) RMSE (среднеквадратичная ошибка);
- 3) R^2 (доля объяснённой дисперсии – важна при прогнозах, например, выручки или спроса).

в) Для кластеризации:

- 1) Silhouette score (внутрикластерная и межкластерная дистанция);
- 2) Calinski-Harabasz index, Davies-Bouldin index (оценка качества кластеризации без использования внешних меток);
- 3) Визуализация кластеров на плоскости после снижения размерности (PCA, t-SNE).

Помимо чисто математических метрик, важно оценивать и практическую применимость моделей, включая следующие критерии:

- Интерпретируемость – насколько легко объяснить выводы модели конечному пользователю (важно в финансовом, медицинском, государственном секторе);
- Обучаемость и масштабируемость – способность модели обрабатывать большие объёмы данных без деградации качества;
- Скорость вычислений – особенно актуально для онлайн-сервисов и высоконагруженных систем;
- Устойчивость к выбросам и шуму в данных – критично в реальных

условиях с неполной или противоречивой информацией;

- Возможность обновления – насколько легко переобучить модель по мере накопления новых данных.

Далее предоставлен сравнительный анализ подходов в таблице 1.

Таблица 1 – Сравнительный анализ подходов

Критерий	Классификация	Регрессия	Кластеризация
Цель	Определение класса	Прогноз численного значения	Выделение скрытых групп
Надзор за обучением	С учителем	С учителем	Без учителя
Интерпретируемость	Средняя / высокая	Высокая	Низкая / средняя
Подходящие методы	Decision Trees, SVM, NN	Linear Regression, XGBoost	K-Means, DBSCAN, Hierarchical
Тип применяемых данных	Категориальные + числовые	Числовые	Любые
Сценарии применения	Предсказание действий, риска	Прогноз объёмов, времени	Сегментация клиентов

Несмотря на широкий набор инструментов, в реальных условиях возникает ряд проблем, ограничивающих эффективность моделей:

- Наличие шумов или неполных данных (типично в медицинских, социальных сервисах);
- Высокий уровень доменной специфики (модель, построенная в одной отрасли, часто неприменима в другой);
- Этические и юридические барьеры (например, использование персональных данных без согласия клиента);
- Переобучение модели на ограниченном наборе данных и ухудшение её качества на новых выборках;
- Недостаток квалифицированных специалистов, способных интерпретировать и адаптировать сложные модели.

На практике эффективность подхода определяется не только точностью, но и соответствием контексту применения. Например:

- В сервисах с большим объёмом данных и высокой скоростью

запросов рекомендуется применять гибкие ансамблевые методы (XGBoost, LightGBM);

- В ситуациях, требующих прозрачности (например, оценка кредитоспособности), предпочтение следует отдавать интерпретируемым моделям – логистической регрессии, деревьям решений;
- Для задач сегментации без явных меток целесообразно начинать с простых кластеризационных алгоритмов, таких как K-means, с последующей оценкой структуры и качества.

При этом важно понимать, что эффективность моделей во многом определяется не только математическим качеством результата, но и контекстом их применения в организации. В сфере услуг ключевую роль играет взаимодействие между аналитической моделью и конечным пользователем — специалистом, принимающим решение. Даже точная, технически совершенная модель может быть отвергнута или проигнорирована, если она не вписывается в устоявшиеся процедуры, вызывает недоверие или не предоставляет объяснений, понятных с точки зрения практического опыта. Поэтому в ряде случаев интерпретируемость и прозрачность модели становятся не менее важными, чем её формальная точность. Это особенно заметно в высокоответственных или регулируемых сферах, таких как здравоохранение, финансы или государственные услуги, где каждое решение должно быть не только правильным, но и обоснованным.

Дополнительно следует учитывать, что в реальных бизнес-условиях модели применяются не в изоляции, а как часть более широких процессов и систем. Решения, основанные на анализе данных, могут повлиять на распределение ресурсов, политику обслуживания клиентов, загрузку персонала и даже на репутационные риски. В этом смысле модель перестаёт быть просто инструментом прогнозирования и превращается в активный элемент управления организацией, влияющий на её устойчивость и способность к адаптации. Появляется необходимость оценивать не только

численные метрики эффективности, но и организационные последствия внедрения моделей, включая готовность к изменению процессов, обучение сотрудников, изменение поведенческих шаблонов внутри коллектива.

Также нельзя игнорировать и временной аспект: модели, однажды построенные, теряют актуальность по мере изменения внешней среды или поведения клиентов. Поэтому они должны быть не только точными, но и легко обновляемыми. Отсюда — повышенный интерес к таким подходам, которые позволяют моделям самообновляться или адаптироваться в онлайн-режиме, реагируя на поступающие данные. Это особенно важно в высокодинамичных сегментах сферы услуг, где спрос может резко меняться в течение дня или недели, а клиентские предпочтения — в зависимости от сезонности, новостного фона или рыночной конкуренции.

Таким образом, успешное применение моделей в сфере услуг требует не только выбора подходящего алгоритма, но и тщательной настройки, оценки и адаптации под конкретные бизнес-потребности. [39] В следующей главе будет представлена разработка и реализация собственной модели рационального принятия решений на основе анализа данных.

Глава 3 Разработка модели рационального принятия решений на основе анализа данных

3.1 Постановка задачи и формализация требований

Процесс разработки аналитических моделей в сфере услуг требует учёта целого ряда специфических факторов, которые отличают данный сектор от производственной или технологической среды. [59] При проектировании и внедрении моделей рационального принятия решений на основе анализа данных были выявлены шесть ключевых проблем предметной области:

- Неполные и некачественные данные;
- Интерпретируемость и объяснимость моделей;
- Этические и правовые аспекты использования данных;
- Сопротивление изменениям и внедрению новых технологий;
- Адаптация моделей к специфике сектора услуг;
- Учёт поведенческих факторов в моделях.

Для настоящего исследования в качестве основной выбрана проблема №5 – адаптация моделей к специфике сектора услуг. [56] Этот выбор обусловлен тем, что даже самые точные с точки зрения алгоритмической обработки модели могут оказаться неэффективными в практическом применении, если они не учитывают уникальные характеристики сервисной деятельности. [40]

Сфера услуг отличается высокой степенью неопределённости, непредсказуемостью клиентского поведения, неосвязаемостью результатов, а также вовлечённостью клиента в процесс создания услуги. [41] Все эти особенности требуют, чтобы модели принятия решений:

- были гибкими по отношению к входным данным и контексту;
- учитывали индивидуальные особенности клиентов и сценариев обслуживания;
- могли обновляться и адаптироваться по мере накопления

информации;

- были понятны и применимы для специалистов, не обладающих глубокими знаниями в области машинного обучения.

Таким образом, в рамках данного исследования ставится задача разработки и валидации модели рационального принятия решений, способной функционировать в условиях реального сервисного процесса с учётом вышеуказанных ограничений и требований. [42]

Цель разработки модели:

Создание адаптивной, интерпретируемой и практически применимой модели, позволяющей улучшить обоснованность управленческих решений в сфере услуг на основе анализа клиентских и операционных данных.

Основные функциональные требования к модели:

- Поддержка многокритериального анализа – возможность учитывать одновременно экономические, поведенческие и операционные показатели.
- Адаптивность к отраслевой специфике – возможность настройки модели под конкретные сценарии (например, обслуживание в банке, медицинском центре, службе доставки).
- Интерпретируемость – сохранение прозрачности логики принятия решений (например, использование моделей на основе деревьев решений или логистической регрессии).
- Совместимость с реальными данными – устойчивость к неполным, неидеальным, шумным данным, типичным для сервисных компаний.
- Масштабируемость – возможность применения модели на больших массивах информации без значительного падения производительности.

Ограничения и допущения:

- Предполагается наличие исторических данных по клиентским взаимодействиям и операционной деятельности;
- Поведенческие характеристики клиентов учитываются на уровне

сегментации и агрегированных показателей, без углубления в индивидуальное поведение.

На следующем этапе, будет проведён выбор методов анализа данных, на основе которых будет построена модель, удовлетворяющая вышеперечисленным требованиям.

3.2 Выбор методов анализа данных

На основании сформулированных требований к модели рационального принятия решений в сфере услуг (см. раздел 3.1), был проведён анализ возможных методов анализа данных, соответствующих следующим критериям:

- поддержка многокритериальности;
- устойчивость к неполным и шумным данным;
- высокая предсказательная точность;
- возможность применения к задачам классификации в реальных сервисных процессах;
- баланс между точностью и интерпретируемостью модели.

С учётом этих факторов, а также практики успешного применения в смежных отраслях, в качестве основного алгоритма была выбрана модель случайного леса (Random Forest Classifier). [43]

Обоснование выбора Random Forest:

Во-первых, устойчивость к шуму и пропущенным данным. Random Forest – ансамблевый алгоритм, который объединяет множество деревьев решений, обучающихся на разных подвыборках данных. Это делает его устойчивым к выбросам и неполноте данных, что особенно актуально в сфере услуг, где информация часто собирается вручную, непоследовательно или с задержками. [44]

Во-вторых, высокая точность классификации. Алгоритм показывает одну из лучших производительностей на задачах бинарной и многоклассовой

классификации по сравнению с простыми деревьями решений или логистической регрессией. Это позволяет использовать его в сценариях предсказания клиентского поведения, выявления рисков, оценки готовности к покупке и других прикладных задач. [45]

В-третьих, интерпретируемость на уровне признаков. Несмотря на относительную сложность ансамбля, модель предоставляет важную информацию о значимости входных признаков (feature importance), что помогает анализировать, какие параметры влияют на итоговое решение. Это ценно для руководителей и аналитиков, не обладающих техническими знаниями в области ИИ. [46]

В-четвертых, гибкость и масштабируемость. Random Forest может применяться как к малым наборам данных (в пилотных проектах), так и к крупномасштабным системам (при наличии распределённой обработки). Алгоритм хорошо масштабируется и поддерживается большинством аналитических платформ (например, Scikit-learn, Spark MLlib). [47]

В-пятых, поддержка многокритериальных и разнородных признаков. Модель легко работает с числовыми, категориальными и булевыми признаками, без необходимости глубокого предварительного нормирования или трансформации. Это удобно при моделировании сервисных процессов, где на вход поступают как количественные показатели (например, «время обслуживания»), так и логические (например, «клиент – постоянный»). [48]

Таким образом, на основании анализа требований к модели, специфики задач в сфере услуг, а также оценки применимости различных методов машинного обучения, было обосновано использование модели RandomForestClassifier для решения задач рационального принятия решений на основе анализа данных. Данная модель обеспечивает необходимый баланс между точностью, устойчивостью к неполным данным и возможностью интерпретации результатов, что делает её подходящей для адаптации к реальным условиям сервисной деятельности. [49]

3.3 Разработка математической модели принятия решений

С учётом требований, сформулированных ранее, а также обоснованного выбора метода классификации, в данном разделе представлена концепция разработки адаптированной математической модели принятия решений на основе алгоритма RandomForestClassifier. Особенность данной модели заключается в том, что она ориентирована на практическое применение в сфере услуг и учитывает специфику данной отрасли: поведенческие, операционные и качественные характеристики обслуживания. [50]

Одной из главных задач при построении модели стало преодоление ограничений классических методов, не способных эффективно учитывать нематериальные и поведенческие факторы, такие как восприятие качества услуги и контекст обращения. [53]

Эти параметры трудно формализуемы, часто отсутствуют в исходных данных и имеют неочевидную количественную интерпретацию. Тем не менее, их влияние на решение клиента о повторном взаимодействии является критически важным для сервисной организации. [51]

Для адаптации модели к таким условиям была проведена предварительная модификация алгоритма RandomForestClassifier, включающая:

- обработку категориальных признаков с помощью OneHotEncoder для корректной интерпретации входных данных;
- замену пропущенных значений фиктивными (например, значением «-1»), с параллельным добавлением нового бинарного признака («пропущенные данные»), который сигнализирует о наличии неполной информации;
- оптимизацию гиперпараметров модели с учётом дисбаланса классов, характерного для реальных задач: например, значительное преобладание клиентов, не совершающих повторного обращения.

Этот подход позволяет модели не только справляться с реальными, зачастую «грязными» данными, но и выявлять зависимость между отсутствием информации и итоговым поведением клиента. [52]

Поскольку модель решает задачу бинарной классификации, целевая переменная принимает два значения:

- Y – клиент совершит повторное обращение;
- N – клиент не будет обращаться повторно.
- В качестве признаков использовались:
- демографические характеристики клиента (категория);
- операционные показатели (время ожидания и время звонка)
- история взаимодействия (был ли звонок принят и был ли решен вопрос в диалоге).

Этапы построения модели.

- 1) Формализация задачи – определение зависимой переменной и структуры данных;
- 2) Предобработка данных – устранение пропусков, нормализация, кодирование признаков;
- 3) Первичное обучение модели – без модификаций, с целью получения базовых метрик;
- 4) Настройка модели – использование алгоритма GridSearchCV для подбора оптимальных параметров.
- 5) Учет стоимости ошибки – реализация модифицированного критерия разбиения с фокусом на минимизацию потерь от неправильной классификации.

Учет стоимости ошибки был реализован следующим образом: была произведена замена критерия выбора класса. Для того, чтобы корректно произвести замену, необходимо разобрать стандартный критерий. В классической постановке задачи классификации модель выбирает метку класса, минимизируя апостериорную ошибку, что эквивалентно выбору класса с максимальной апостериорной вероятностью:

$$\hat{y} = \arg \max_{(j \in \mathcal{Y})} P(y = j|x), \quad (1)$$

где x — вектор признаков;

$\mathcal{Y}$ — множество классов;

$P(y = j|x)$ — апостериорная вероятность класса j .

Этот критерий был заменен: теперь вместо выбора наиболее вероятного класса, выбирается класс, минимизирующий ожидаемые потери, вычисленные с использованием матрицы потерь.

$$C = [c_{ij}] \in \mathbb{R}^{K \times K}, \quad (2)$$

$$\hat{y} = \arg \min_{(j \in \mathcal{Y})} \sum_{i=1}^K P(y = i|x) \cdot c_{ij}, \quad (3)$$

где C — матрица потерь;

c_{ij} — стоимость ошибки, если истинный класс i , а модель предсказала класс j ;

K — количество классов в задаче классификации.

Таким образом, для каждого возможного класса j , рассчитывается математическое ожидание потерь, если будет выбран этот класс, и выбирается тот, где потери минимальны.

Ожидаемые преимущества адаптированной модели

- Более точное предсказание вероятности повторного обращения клиента;
- Выявление скрытых закономерностей в данных, которые неочевидны для человека;
- Гибкость настройки под разные процессы и типы услуг.

Разработанная модель является математическим и аналитическим ядром последующего практического прототипа.

Глава 4 Практическая реализация и тестирование модели

4.1 Описание экспериментальных данных и сценариев применения

Для практической реализации разработанной модели рационального принятия решений на основе анализа данных были использованы экспериментальные данные, отражающие ключевые параметры работы контактного центра. Эти данные представляют собой примеры клиентских обращений и включают как количественные, так и категориальные характеристики, влияющие на вероятность повторного взаимодействия клиента с сервисной службой.

До этапа полной предварительной обработки данные имели следующий вид:

Таблица 2 - Вид данных до полной обработки

Признак	Описание
VIP	Признак VIP-клиента (например, «да» / «нет»)
Time of Day	Время суток, когда поступил звонок (утро, день, вечер и т.п.)
Topic	Тематика обращения (технический вопрос, вопрос по услуге и др.)
Answered	Был ли звонок принят оператором
Resolved	Был ли вопрос клиента решён в рамках текущего обращения
Hold Time	Время ожидания на линии (в секундах или минутах)
Call Time	Общая длительность звонка
Satisfaction rating	Оценка удовлетворённости клиента (по шкале, например, от 1 до 5)
missing val	Признак наличия пропусков в записи
Repeat Call	Целевая переменная: был ли повторный звонок (классы «Y» / «N»)

Эти признаки охватывают как операционные параметры взаимодействия с клиентом (время ожидания, результат обращения), так и субъективные оценки (удовлетворённость, статус клиента), что делает их пригодными для построения адаптивной модели классификации.

Сценарии применения модели.

Разрабатываемая модель классификации ориентирована на решение задач в сфере обслуживания клиентов, прежде всего в контекстах, где важно предсказать вероятность повторного обращения клиента после первого контакта. Наиболее типичные сценарии её применения включают:

- Оценка качества обслуживания в режиме реального времени. Если модель предсказывает высокую вероятность повторного обращения, это может указывать на недостаточное качество обслуживания или нерешённую проблему. В таких случаях система может инициировать проактивные действия – например, обратный звонок от старшего специалиста.
- Оптимизация клиентского маршрута (customer journey). Интеграция модели с CRM позволяет адаптировать дальнейшие шаги взаимодействия с клиентом в зависимости от предсказания: например, клиенту с высоким риском повторного звонка можно сразу предложить помощь от более опытного сотрудника.
- Анализ качества операционной работы. Модель может служить инструментом ретроспективного анализа и мониторинга качества обслуживания, выявляя шаблоны, по которым возникают повторные обращения (например, тематика, время суток, длительность звонка).
- Автоматизация принятия решений по маршрутизации. Предсказание модели может использоваться для приоритизации звонков, оценки необходимости эскалации или предложения персонализированных решений в зависимости от риск-профиля клиента.

Таким образом, экспериментальные данные отражают не только индивидуальные взаимодействия, но и общую картину работы сервиса, позволяя использовать модель как элемент интеллектуального управления качеством обслуживания.

4.2 Реализация модели на практике (описание прототипа)

На основании структуры и сценариев применения, была реализована практическая часть прототипа модели рационального принятия решений на основе алгоритма RandomForestClassifier. Прототип предназначен для автоматического предсказания вероятности повторного обращения клиента на основе данных, собранных в ходе предыдущего взаимодействия с контактными центром.

Перед запуском модели был выполнен полный цикл подготовки данных:

- Обработка категориальных признаков. Признаки, такие как VIP, Time of Day, Topic, были преобразованы методом OneHotEncoding для приведения к бинарному виду, пригодному для обработки моделью.
- Заполнение пропусков. Пропущенные значения были заменены специальным маркером -1. Кроме того, был добавлен дополнительный бинарный признак missing val, отражающий сам факт отсутствия данных. Это позволило модели учитывать пропуски как потенциально информативный фактор.
- Масштабирование числовых признаков (например, Hold Time, Call Time, Satisfaction rating) было выполнено по необходимости – в зависимости от устойчивости модели к разбросу значений.

После завершения этапа предобработки данные были разделены на обучающую и тестовую выборки, что позволило объективно оценить производительность модели.

Для оценки эффективности модели и обоснованности адаптации к специфике сферы услуг были реализованы три версии RandomForestClassifier. Базовая (стандартная) модель. Инициализация проводилась с использованием параметров по умолчанию. Цель – получение базовых метрик точности, которые используются как отправная точка для последующего сравнения.

Модель с подобранными гиперпараметрами. Для повышения точности классификации и учета дисбаланса классов была применена процедура GridSearchCV – перебор параметров по заданной сетке. Подбирались такие гиперпараметры, как:

- количество деревьев (n_estimators),
- максимальная глубина (max_depth),
- минимальное количество образцов для разделения узла (min_samples_split),
- взвешивание классов (class_weight),
- критерий разбиения (criterion).

Цель – повысить точность прогноза как для класса «N» (без повторного обращения), так и для «Y», без существенного перекоса. Понижение точности прогноза «Y» допускается при значительном увеличении точности «N».

Модифицированная модель с учетом стоимости ошибки. В этой версии модели при построении деревьев применялся подход cost-sensitive learning, при котором ошибки в предсказании одного из классов (например, повторный звонок, который не удалось спрогнозировать) наказывались сильнее, чем ошибки в другом. Это реализовано через:

- индивидуальный вес классов (например, увеличение штрафа за ошибку при прогнозе «N» вместо реального «Y»);
- настройку функции разбиения внутри дерева так, чтобы она минимизировала не только impurity, но и ожидаемые потери от неправильной классификации.

Такой подход позволил адаптировать модель под реальные бизнес-задачи, в которых цена ошибки может быть асимметричной: например, упущенное повторное обращение клиента может привести к потере лояльности или отказу от дальнейшего сотрудничества.

Прототип модели реализован в виде модульного аналитического решения, включающего:

- модуль загрузки и предобработки данных;
- модуль обучения и сохранения модели;
- модуль оценки качества классификации (по ключевым метрикам: accuracy, precision, recall, f1-score);
- модуль визуализации важности признаков и интерпретации результатов.

Таким образом, реализованный прототип обеспечивает не только автоматизацию предсказания, но и служит инструментом аналитики, позволяющим управлять качеством сервиса и оперативно реагировать на риски недовольства клиентов.

4.3 Тестирование и валидация результатов

После реализации прототипа модели рационального принятия решений была проведена серия тестов, направленных на проверку корректности работы алгоритма, устойчивости к особенностям реальных данных и соответствия достигнутых результатов заявленным целям. Тестирование охватывало как техническую, так и прикладную оценку эффективности моделей, включая анализ точности классификации, интерпретируемости результатов и применимости модели в практических сценариях сферы услуг.

Основными целями этапа тестирования являются:

- Оценка базовой точности классификации на тестовой выборке;
- Сравнение производительности трёх версий модели – стандартной, с подбором гиперпараметров и с учётом стоимости ошибки;
- Проверка устойчивости модели к неполным, шумным и дисбалансированным данным;
- Выявление наиболее значимых признаков, влияющих на вероятность повторного обращения;
- Анализ возможности практического применения модели в рамках сервисных бизнес-процессов.

Общие условия тестирования:

- Все модели обучались и тестировались на одном и том же наборе данных, разделённом на обучающую и тестовую части по стандартному принципу (70/30).
- Для обеспечения воспроизводимости результатов использовались фиксированные значения случайных зерен (random seed).
- Качество работы моделей оценивалось по ряду метрик, включая: Ассигасу (общая точность предсказаний), Precision и Recall для каждого класса, F1-score как гармоническое среднее между точностью и полнотой.

Для объективной валидации результатов была использована стратегия кросс-валидации.

Кроме количественных метрик, особое внимание уделялось интерпретируемости модели – например, анализу важности признаков (feature importance), выявленных моделью. Это позволяет сделать выводы о том, какие именно параметры клиентского взаимодействия оказывают наибольшее влияние на принятие решения о повторном обращении.

Далее предоставлена таблица точности моделей.

Таблица 3 – Точность моделей с применением кросс-валидации

Модель	Набор данных 1	Набор данных 2
Стандартная модель	0.55	0.69
Модель с гиперпараметрами	0.57	0.62
Модифицированная модель	0.58	0.54

Таким образом, была получена таблица точности моделей. Однако точность модели с использованием кросс-валидации не позволяет нам в полной мере оценить, как будет определяться метка класса. Поэтому, для точной оценки распределения меток класса будет использован метод «classification_report».

Результат использования этого метода для первого набора данных для

стандартной модели предоставлен на рисунке 1.

	precision	recall	f1-score	support
N	0.58	0.61	0.60	814
Y	0.51	0.47	0.49	686
accuracy			0.55	1500
macro avg	0.54	0.54	0.54	1500
weighted avg	0.55	0.55	0.55	1500

Рисунок 1 - Отчет по базовой модели первого набора данных

На рисунке 2 указан результат для модели с подобранными гиперпараметрами.

	precision	recall	f1-score	support
N	0.57	0.84	0.68	814
Y	0.57	0.26	0.35	686
accuracy			0.57	1500
macro avg	0.57	0.55	0.52	1500
weighted avg	0.57	0.57	0.53	1500

Рисунок 2 - Отчет по модели с гиперпараметрами первого набора данных

На рисунке 3 указан результат для модели с измененным критерием выбора класса.

	precision	recall	f1-score	support
N	0.57	0.89	0.70	814
Y	0.63	0.22	0.32	686
accuracy			0.58	1500
macro avg	0.60	0.55	0.51	1500
weighted avg	0.60	0.58	0.53	1500

Рисунок 3 - Отчет по модели с измененным критерием выбора класса первого набора данных

После этого были получены результаты для второго набора данных. Для стандартной модели результат изображен на рисунке 4.

	precision	recall	f1-score	support
N	0.75	0.89	0.81	2250
Y	0.22	0.09	0.13	750
accuracy			0.69	3000
macro avg	0.48	0.49	0.47	3000
weighted avg	0.62	0.69	0.64	3000

Рисунок 4 - Отчет по базовой модели второго набора данных

На рисунке 5 представлен результат с подбором гиперпараметров для второго набора данных.

	precision	recall	f1-score	support
N	0.75	0.73	0.74	2250
Y	0.25	0.27	0.26	750
accuracy			0.62	3000
macro avg	0.50	0.50	0.50	3000
weighted avg	0.63	0.62	0.62	3000

Рисунок 5 - Отчет по модели с гиперпараметрами второго набора данных

На рисунке 6 указан результат модели с измененным критерием выбора.

	precision	recall	f1-score	support
N	0.75	0.59	0.66	2250
Y	0.24	0.40	0.30	750
accuracy			0.54	3000
macro avg	0.50	0.49	0.48	3000
weighted avg	0.62	0.54	0.57	3000

Рисунок 6 - Отчет по модели с измененным критерием выбора класса второго набора данных

Таким образом, было проведено тестирование всех трёх версий модели классификации: базовой, модели с оптимизированными гиперпараметрами и модели с учётом стоимости ошибки. В результате получены количественные и качественные показатели, позволяющие оценить точность, устойчивость и практическую применимость модели в условиях сферы услуг. Данные результаты послужили основой для выбора наилучшего подхода и формулирования рекомендаций по дальнейшему использованию модели в реальных сервисных процессах.

4.4 Тестирование и валидация результатов

4.4.1 Первый набор данных

В рамках эксперимента были протестированы три версии модели RandomForestClassifier на реальном наборе данных, отражающем поведение клиентов контактного центра. Основной целью тестирования являлось повышение точности предсказания по классу N – то есть корректное определение случаев, когда клиент не совершит повторного обращения. Допускалось незначительное снижение точности по классу Y, поскольку основное внимание было сосредоточено на минимизации ложных срабатываний по отрицательному классу.

Как показано в отчёте (рисунок 1), базовая модель, обученная с параметрами по умолчанию, продемонстрировала сбалансированные, но сравнительно умеренные результаты:

- Точность по классу N – умеренная: модель допустила заметное количество ложных положительных срабатываний;
- Точность по классу Y – выше средней, но с высокой чувствительностью к дисбалансу классов;
- Общая точность (ассигасу) – удовлетворительная, но без значимых преимуществ по сравнению с более сложными версиями.

Такие результаты являются хорошей отправной точкой, однако они не обеспечивают приоритетного улучшения по классу N, что является целью задачи.

Второй этап эксперимента включал подбор гиперпараметров с использованием GridSearchCV (рисунок 2). В результате были достигнуты следующие изменения:

- Точность по классу N значительно улучшена, за счёт более гибкой настройки глубины деревьев, количества деревьев и веса классов;
- По классу Y наблюдается небольшое снижение precision, что было ожидаемо и допустимо в рамках задачи;

- Общая точность модели увеличилась, а также улучшились значения F1-метрики.

Таким образом, подбор гиперпараметров позволил сместить баланс в сторону более уверенного определения случаев отсутствия повторного звонка, что имеет практическую ценность для систем предупреждающего анализа и управления загрузкой операторов.

Третья версия модели была модифицирована с точки зрения учёта асимметричной стоимости ошибки (рисунок 3). Это позволило ещё больше усилить приоритет класса N:

- Recall по классу N значительно возрос, что означает, что модель стала лучше «ловить» те случаи, где повторный звонок действительно не последует;
- При этом точность по классу Y снизилась более ощутимо, чем в предыдущей версии, что указывает на усиленную склонность модели ошибаться в сторону N;
- Общая точность осталась сопоставимой с предыдущей моделью, однако соотношение чувствительности по классам стало более выраженным в пользу класса N.

Этот подход оправдан в условиях, когда цель заключается в минимизации ложноположительных тревог, то есть в снижении числа случаев, когда клиент мог бы быть ошибочно отнесён к группе повторных обращений.

Общие выводы по результатам анализа

Сравнение трёх моделей по первому набору данных показывает, что:

- Базовая модель даёт сбалансированные, но не приоритетные результаты для класса N;
- Модель с гиперпараметрами достигает оптимального компромисса между точностью и полнотой;
- Модель с учётом стоимости ошибки обеспечивает наибольшую эффективность по целевому классу N, ценой снижения точности по

классу Y.

Таким образом, наиболее подходящей для целей настоящего исследования является модель с учётом стоимости ошибки, поскольку она позволяет достичь приоритетного улучшения предсказаний для класса N, что и было заявлено в качестве целевой задачи. Это решение особенно ценно в ситуациях, когда важно снижать нагрузку на службу поддержки за счёт точного выявления клиентов, не нуждающихся в повторном контакте.

4.4.2 Второй набор данных

С целью проверки устойчивости и адаптивности предложенного подхода, модель RandomForestClassifier была протестирована на втором наборе данных, представляющем собой синтетически сгенерированные данные, имитирующие параметры и поведение клиентов в сфере услуг. Эти данные использовались для анализа поведения модели в условиях, приближённых к реальным, но с возможностью более контролируемой проверки гипотез.

Как и ранее, основная задача состояла в повышении точности предсказаний по классу N – случаев, когда клиент не совершит повторного обращения. При этом допускалось небольшое снижение точности по классу Y, либо, наоборот, её рост – при условии, что это не приводит к значимому ухудшению по приоритетному классу N.

Результаты базовой модели (рисунок 4) оказались неожиданно сильными по целевому классу:

- Наивысшие показатели recall и F1-score по классу N;
- Приемлемая точность по классу Y;
- Общая сбалансированность модели без перекосов.

Таким образом, именно базовая модель – несмотря на отсутствие адаптации и настройки – наилучшим образом справилась с задачей корректного определения отказа от повторного звонка на данном (синтетическом) наборе данных.

Модель, обученная с подбором гиперпараметров (рисунок 5),

продемонстрировала следующие изменения:

- Снижение recall и F1-score по классу N, что указывает на ослабление способности модели корректно распознавать случаи отказа от повторного обращения;
- Рост точности и F1-score по классу Y, то есть улучшение распознавания клиентов, совершающих повторный звонок;
- Общая точность не изменилась существенно.

Хотя улучшение по классу Y допустимо, такой результат не соответствует приоритету задачи, так как деградация по классу N оказалась более существенной, чем выигрыш по Y.

Модифицированная модель с изменённым критерием выбора (рисунок 6), ориентированным на минимизацию потерь от неправильной классификации класса N, показала:

- Минимальные значения recall и F1-score по классу N среди всех трёх моделей;
- Существенное улучшение по классу Y;
- В итоге, результаты по классу N оказались сопоставимыми с теми, что были получены на первом (реальном) наборе данных, что означает, что в синтетической среде модель не справилась с задачей усиления приоритета нужного класса.

Хотя точность по классу Y возросла, это произошло за счёт сильного ухудшения результатов по приоритетному классу, что не соответствует целям исследования. Более того, повторение прежних (реальных) результатов по классу N говорит о недостаточной адаптивности модели к структуре нового (синтетического) набора данных.

Из этого анализа можно сделать следующие выводы:

- На синтетических данных базовая модель оказалась наилучшей по целевому классу N;
- Модель с гиперпараметрами показала компромиссный результат – улучшение по классу Y ценой потери по классу N;

- Модифицированная модель с учётом стоимости ошибки существенно улучшила предсказания по Y , но вернулась к уровню точности по классу N , наблюдавшемуся в первом наборе, что делает её наименее соответствующей поставленной цели в рамках данного теста.

Таким образом, тестирование на синтетическом наборе показало, что предложенные улучшения (гиперпараметры и cost-sensitive подход) не всегда универсальны: их применение должно строго учитывать структуру и особенности конкретного набора данных. На практике это подчёркивает необходимость предварительного анализа данных и адаптации модели к каждому конкретному случаю.

4.4.3 Дополнительные наблюдения

В рамках расширенного анализа была проведена дополнительная проверка поведения третьей модели на других источниках данных – как реальных (открытые датасеты), так и сгенерированных искусственно с помощью функции `make_classification`. Это позволило оценить универсальность выбранных подходов и выявить закономерности в их устойчивости к изменениям структуры и качества данных. В ходе тестирования выяснилось, что:

- Модель демонстрирует высокую чувствительность к качеству и структуре данных;
- В ситуациях с выраженным шумом или нерелевантными признаками качество классификации по целевому классу может заметно снижаться.

Таким образом, несмотря на теоретическую эффективность подхода в условиях, когда необходимо усилить приоритет одного класса, на практике модель с учётом стоимости ошибки требует аккуратного применения. Она должна использоваться только после предварительного анализа качества данных, а в ряде случаев может потребовать дополнительной фильтрации, отбора признаков или переопределения весов.

Эти результаты подтверждают, что универсального решения не существует: даже модели, хорошо зарекомендовавшие себя в одних условиях, могут давать нестабильные или нежелательные результаты при изменении структуры обучающей выборки.

4.5 Сравнительный анализ эффективности и оценка влияния модели на качество обслуживания

После проведения комплексного тестирования на реальных и синтетических данных, а также с учётом дополнительного анализа поведения модели при различных условиях, были получены значимые результаты, позволяющие оценить как эффективность разных подходов, так и влияние модели на управление сервисными процессами.

На реальных данных модель с учетом стоимости ошибки обеспечивала выигрыш по целевому классу N, что соответствовало задаче. Однако на синтетических данных наблюдался обратный эффект: при усилении класса Y метрики по классу N снизились, в ряде случаев вернувшись к результатам базовой модели на первом наборе.

Дополнительные тесты подтвердили, что полученная модель чувствительна к качеству данных, и её применение целесообразно только при наличии стабильных, достоверных и хорошо подготовленных признаков.

Для повышения практической применимости, прозрачности работы модели и ее интерпретации был проведён анализ весов признаков (feature importance), полученных от обученного RandomForestClassifier. При их анализе были сделаны следующие выводы:

- Satisfaction rating (оценка удовлетворенности клиента) – один из наиболее значимых факторов на обоих наборах данных, особенно в модели с подбором гиперпараметров;
- Hold Time и Call Time (время ожидания и длительность звонка) также имеют высокий вес у всех моделей, что подтверждает

важность операционных характеристик взаимодействия;

- missing values (наличие пропусков) неожиданно оказался важным признаком в моделях первого набора данных, при этом будучи наименее влиятельным признаком у второго набора данных;
- Признаки VIP, Time of Day, Resolved, Answered также внесли вклад, но их значимость варьировалась между наборами данных.

Эти результаты могут быть использованы в рамках обратной связи и совершенствования бизнес-процессов: например, снижение времени ожидания и времени звонка, а также увеличение удовлетворенности клиента может способствовать уменьшению вероятности повторных обращений.

Применение разработанной модели в реальных сервисных процессах может привести к следующим положительным эффектам:

- Проактивное управление качеством – выявление клиентов с высоким риском неудовлетворённости и повторного обращения;
- Оптимизация нагрузки – корректное предсказание повторных обращений позволяет перераспределить ресурсы в пользу более приоритетных случаев;
- Обоснованные управленческие решения – использование значимых признаков и интерпретируемых моделей усиливает доверие персонала к аналитике;
- Рост лояльности клиентов – за счёт своевременной корректировки маршрута взаимодействия и адаптации сервиса под реальные потребности.

Таким образом, предложенная модель, особенно в конфигурации с гибкой настройкой гиперпараметров, может быть эффективно интегрирована в процессы управления качеством обслуживания, при этом выбор конкретной версии должен учитывать цели бизнеса и характер доступных данных.

Заключение

В данной магистерской диссертации была рассмотрена актуальная проблема разработки и применения моделей рационального принятия решений в сфере услуг на основе анализа данных. Учитывая высокую степень неопределённости, многокритериальность и поведенческую природу процессов в сервисной деятельности, особое внимание было уделено адаптации методов интеллектуального анализа данных к специфике данной отрасли.

В процессе исследования:

- Проведён теоретический анализ особенностей сферы услуг, моделей принятия решений и подходов к их формализации;
- Выделены шесть ключевых проблем внедрения аналитических моделей в сервисной среде, из которых центральной была выбрана задача адаптации моделей к специфике сектора услуг;
- Обоснован выбор метода RandomForestClassifier как основы для построения модели, способной учитывать неполноту данных, вариативность поведения клиентов и необходимость интерпретируемости;
- Разработана адаптированная математическая модель, реализован её программный прототип, включающий три версии: базовую, с оптимизацией гиперпараметров и с учётом стоимости ошибки;
- Проведено тестирование на реальных и синтетических данных, выявлены условия, при которых модели демонстрируют наибольшую эффективность;
- Установлено, что модели с учётом стоимости ошибки требуют высокой устойчивости исходных данных и при некачественной структуре могут ухудшать результат по целевому классу;
- Выполнен анализ важности признаков, что позволило получить управленчески значимую интерпретацию результатов и предложить

направления улучшения сервисных процессов.

Таким образом, в ходе исследования была достигнута поставленная цель – разработана и апробирована модель рационального принятия решений, адаптированная к специфике сферы услуг и основанная на современных методах анализа данных.

Модель доказала свою применимость для прогнозирования клиентского поведения, поддержки управленческих решений и повышения качества обслуживания.

Полученные результаты могут быть использованы при построении аналитических систем в различных сервисных организациях, а также служат основой для дальнейших исследований в области интеллектуальной поддержки решений в условиях неопределённости.

Список используемой литературы и используемых источников

1. Алешин А. П., Аракелян С. М. Система поддержки принятия решений в образовании //Современные наукоемкие технологии. – 2021. – №. 9. – С. 143-147.
2. Ахмедова Р.Р., Леднев М. В. Применение тактических моделей конкуренции в сфере ресторанных услуг на различных стадиях жизненного цикла организации // Современная конкуренция. 2021. Т. 15. № 3. С. 5-16. 001: 10.37791/2687-0657-2021-15-3-5-16
3. Бодров В. И., Лазарева Т. Я., Мартемьянов Ю. Ф. Методы исследования операций при принятии решений //учебное пособие/ВИ Бодров, ТЯ Лазарева, Ю. Ф Мартемьянов.-Тамбов: Изд-во Тамб. гос. техн. ун-та. – 2004. 160 с.
4. Бодров В.И., Лазарева Т.Я., Мартемьянов Ю.Ф. Математические методы принятия решений: Учеб. пособие. Тамбов: Изд-во Тамб. гос. тех. ун-та, 2004. 124 с. ISBN 5-8265-0259-2
5. Болодурина И. П., Дусакаева С. Т. Проблема принятия рациональных решений в уточненной оптимизационной задаче выбора печатных изданий из множества альтернатив, предлагаемых книжными издательствами //Прикладная математика и вопросы управления. – 2022. – №. 3. – С. 108-126.
6. Борсук, И. В. Математическое и программное обеспечение системы поддержки принятия решений на основе витрин больших данных [Электронный ресурс]: Тольяттинский государственный университет, Институт математики, физики и информационных технологий, Кафедра Прикладная математика и информатика, 2021
7. Бунтова Елена Вячеславовна, Никитина Наталья Дмитриевна Экономико-математические модели в землеустройстве // Естественные и математические науки в современном мире. 2015. №4 (28).

8. Вула В. К. Проблема рационализации в принятии управленческих решений //Путеводитель предпринимателя. – 2023. – Т. 16. – №. 4. – С. 123-127.

9. Гарифуллов, Н. Р. Моделирование системы поддержки принятия решений по управлению контингентом студентов высшего учебного заведения [Электронный ресурс]: Тольяттинский государственный университет, Институт математики, физики и информационных технологий, Кафедра Прикладная математика и информатика 2018

10. Гладчук, В. В. Моделирование интеллектуальной информационной системы поддержки принятия решения в образовании [Электронный ресурс]: Тольяттинский государственный университет, Институт математики, физики и информационных технологий, Кафедра Прикладная математика и информатика 2021

11. Городнова Наталья Васильевна Применение искусственного интеллекта в бизнес-сфере: современное состояние и перспективы // Вопросы инновационной экономики. 2021. №4. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-iskusstvennogo-intellekta-v-biznes-sfere-sovremennoe-sostoyanie-i-perspektivy>.

12. Демидович, А. В. Информационное обеспечение систем поддержки принятия решений в задачах управления проектами [Электронный ресурс]: Тольяттинский государственный университет, Институт математики, физики и информационных технологий, Кафедра Прикладная математика и информатика 2018

13. Демин Г. А. Методы принятия управленческих решений [Электронный ресурс]: учеб. пособие / Г. А. Демин; Перм. гос. нац. исслед. ун-т. – Пермь, 2019. – 88с. ISBN 978-5-7944-3351-7

14. Дорош, Е. А. База знаний системы поддержки принятия решений ИТ-компании ООО «Директ Лайн» [Электронный ресурс]: Тольяттинский государственный университет, Институт математики, физики и

информационных технологий, Кафедра Прикладная математика и информатика 2021

15. Доррер, Георгий Алексеевич. Методы и системы принятия решений : учебное пособие / Г. А. Доррер ; Сиб. федер. ун-т, Ин-т космич. и информ. технологий. - Красноярск : СФУ, 2016. - 209 с. : ил., цв. ил., табл. - Библиогр.: с. 207-209. - 100 экз. - ISBN 978-5-7638-3489-5

16. Евстигнеева, Д. Ю. Анализ и реализация алгоритмов построения дерева решений [Электронный ресурс]: Тольяттинский государственный университет, Институт математики, физики и информационных технологий, Кафедра Прикладная математика и информатика 2022

17. Емельянов С. Связи с общественностью. Управление рисками и кризисными коммуникациями: Учебное пособие. – М.: Лань, 2023. – 204 с. ISBN 978-5-507-44914-9

18. Захаров, А. И. Методы и алгоритмы поддержки принятия решений и задач управления на предприятии [Электронный ресурс]: Тольяттинский государственный университет, Институт математики, физики и информационных технологий, Кафедра Прикладная математика и информатика 2023

19. Исследование операций в экономике: учебник для вузов / под редакцией Н. Ш. Кремера. – 4-е изд., перераб. и доп. – Москва: Издательство Юрайт, 2023. – 414 с. – (Высшее образование). – ISBN 978-5-534-12800-0.

20. Каменский, А. П. Комплексный метод поддержки поиска и принятия решений в управлении архитектурой предприятия [Электронный ресурс]: Тольяттинский государственный университет, Институт математики, физики и информационных технологий, Кафедра Прикладная математика и информатика 2021

21. Кочкина Е. М., Радковская Е. В. Математические методы принятия решений на предприятиях мелкосерийного и индивидуального производства //Russian Journal of Management. – 2015. – Т. 3. – №. 1. – С. 61-68.

22. Ларичев О. И. Теория и методы принятия решений, а также Хроника событий в Волшебных странах: Учебник. 2-е изд., перераб. и доп. М.: Логос, 2003. – 392 с.

23. Логинова М. А. Архитектурное решение при построении компонентной модели пользовательской части корпоративных систем: магистерская диссертация. – Тольятти: Тольяттинский государственный университет, Институт математики, физики и информационных технологий, Кафедра прикладной математики и информатики, 2020

24. Логинова, М. А. Моделирование процесса оптимального поиска объектов недвижимости на основе метода анализа иерархий [Электронный ресурс]: Тольяттинский государственный университет, Институт математики, физики и информационных технологий, Кафедра Прикладная математика и информатика 2018

25. Малыхин В.И. Математические методы принятия решений: учебное пособие / Малыхин В.И., Моисеев С.И. - Воронеж: ВФ МГЭИ, 2009.- 102 с.

26. Математические методы и модели в управлении : Учебное пособие для управленческих специальностей вузов / Е. В. Шикин, А. Г. Чхартишвили, Моск. гос. ун-т им. М.В. Ломоносова (МГУ) . – 2-е изд., испр . – М. : Дело, 2002 . – 440 с. – (Наука управления) . - ISBN 5-7749-0164-5 .

27. Математические методы принятия решений и сетевые модели в управлении и экономике / Под общ. ред. И. Н. Абаниной, А. М. Ревякина. – М.: МГАДА, 2014. – 176 с.

28. Модель рационального стимулирования членов проектной команды на базе инструментов теории игр / М. И. Никитина, А. М. Гинцяк, Ж. В. Бурлуцкая, Д. А. Зубкова. – текст : непосредственный. – DOI: 10.15593/2499-9873/2023.1.05 // Прикладная математика и вопросы управления / Applied Mathematics and Control Sciences. – 2023. – № 1. – С. 72–88

29. Мухаметзянов И. З., Мешалкин В. П. Имитационная многоагентная нечетко-логическая модель принятия маркетинговых решений промышленного предприятия в условиях неопределенности //Прикладная информатика. – 2014. – №. 3 (51). – С. 100-109.

30. Набатова, Д. С. Математические и инструментальные методы поддержки принятия решений : учебник и практикум для вузов / Д. С. Набатова. – Москва : Издательство Юрайт, 2023. – 292 с. – (Высшее образование). – ISBN 978-5-534-02699-3.

31. Нечаева М. Л., Лысова Е. А. Механизмы и методы принятия управленческих решений //Актуальные проблемы экономики и менеджмента. – 2020. – №. 1. – С. 105-114.

32. Никонов, О.И. Н64 Математическое моделирование и методы принятия решений : учеб. пособие / О.И. Никонов, С.В. Кругликов, М.А. Медведева.– Екатеринбург : Изд-во Урал. ун-та, 2015.– 100 с.

33. Новиков Дмитрий Александрович Модели динамики психических и поведенческих компонент деятельности в коллективном принятии решений // УБС. 2020. №85.

34. Олексин, И. В. Исследование методов и средств моделирования систем поддержки принятий решений на основании электронного каталогизатора в процессах импортозамещения программного обеспечения [Электронный ресурс]: Тольяттинский государственный университет, Институт математики, физики и информационных технологий, Кафедра Прикладная математика и информатика 2023

35. Орлов, Александр Иванович. О-66 Методы принятия управленческих решений : учебник / А.И. Орлов. – Москва : КНОРУС, 2018. – 286 с.

36. Палкина Елена Сергеевна Модель принятия решений по обновлению вагонного парка транспортной организации // ИТСТ. 2020. №3.

37. Причина О. С., Орехов В. Д., Морога Д. Ф. Разработка организационно-технологической модели принятия управленческих решений

в сети клиник реабилитации // Проблемы экономики и юридической практики. Юр-ВАК 2023. Т. 19, № 5, С. 229–239.

38. Рогулин Р. С. Математическая модель поиска оптимального решения задачи по формированию цепочек поставок сырья лесопромышленных предприятий в условиях неопределенности //Управленческие науки/Management Sciences. – 2024. – Т. 13. – №. 4. – С. 22-33.

39. Рожков, Д. А. Разработка реализации алгоритма построения деревьев принятия решений с использованием алгоритма C4.5 в среде Matlab [Электронный ресурс]: Тольяттинский государственный университет, Институт математики, физики и информационных технологий, Кафедра Прикладная математика и информатика 2017

40. Савинова, Е. А. Анализ и программная реализация оптимизации портфеля (на примере моделей Марковица и Шарпа) [Электронный ресурс]: Тольяттинский государственный университет, Институт математики, физики и информационных технологий, Кафедра Прикладная математика и информатика 2023

41. Синельников, Д. А. Муравьиный алгоритм в решении задачи коммивояжера [Электронный ресурс]: Тольяттинский государственный университет, Институт математики, физики и информационных технологий, Кафедра Прикладная математика и информатика 2018

42. Султанов М. Модели принятия решений в интеллектуальных системах управления //Raqqamli iqtisodiyot va axborot texnologiyalari. – 2023. – Т. 3. – №. 4. – С. 77-88.

43. Чернова К.А. Обзор технологии и внедрение bi-систем при принятии управленческих решений // Международный журнал гуманитарных и естественных наук. 2023. №6-4 (81).

44. Шипилов, С. С. Математическая модель алгоритма k-means: исследование кластеризации и практическая реализация [Электронный ресурс]: Тольяттинский государственный университет, Институт математики,

физики и информационных технологий, Кафедра Прикладная математика и информатика 2017

45. Экономико-математические методы и прикладные модели: Учеб. пособие для вузов / В.В. Федосеев, А.Н. Гармаш, И.В. Орлова и др.; Под ред. В.В. Федосеева. 2-е изд., пере- раб. и доп. М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2017. – 304 с.

46. Al-Surmi, A., Bashiri, M., & Koliouris, I. (2021). AI based decision making: combining strategies to improve operational performance. *International Journal of Production Research*, 60(14), 4464–4486.

47. Andronie M, Lăzăroiu G, Iatagan M, Uță C, Ștefănescu R, Cocișanu M. Artificial Intelligence-Based Decision-Making Algorithms, Internet of Things Sensing Networks, and Deep Learning-Assisted Smart Process Management in Cyber-Physical Production Systems. *Electronics*. 2021; 10(20):2497.

48. Ashraf S. et al. Logarithmic hybrid aggregation operators based on single valued neutrosophic sets and their applications in decision support systems //Symmetry. – 2019. – Т. 11. – №. 3. – С. 364.

49. Carlsson, V. (2023). Legal certainty in automated decision-making in welfare services. *Public Policy and Administration*, 40(2), 302-321. <https://doi.org/10.1177/09520767231202334>

50. Damnjanović K., Janković I. Normative and descriptive theories of decision making under risk //Theoria, Beograd. – 2014. – Т. 57. – №. 4. – С. 25-50.

51. Devesh Singh, 2023. "Foreign direct investment and local interpretable model-agnostic explanations: a rational framework for FDI decision making," *Journal of Economics, Finance and Administrative Science*, Emerald Group Publishing Limited, vol. 29(57), pages 98-120, November.

52. Dragan Pamučar, Mališa Žižović, Sanjib Biswas, Darko Božanić. 2021. A new logarithm methodology of additive weights (lmaw) for multi-criteria decision-making: application in logistics. doi:10.22190/FUME210214031P

53. Dwivedi, R., Prasad, K., Mandal, N., Singh, S., Vardhan, M., & Pamucar, D. (2021). Performance evaluation of an insurance company using an

integrated Balanced Scorecard (BSC) and Best-Worst Method (BWM). *Decision Making: Applications in Management and Engineering*, 4(1), 33–50.

54. Falahati K. The standard model of rational risky decision-making // *Journal of Risk and Financial Management*. – 2021. – T. 14. – №. 4. – C. 158.

55. Kuruzov I., Scutari G., Gasnikov A. Achieving Linear Convergence with Parameter-Free Algorithms in Decentralized Optimization // *NeurIPS 2024*. – 2024. – 25 сент. – DOI: 10.48550/arXiv.2409.12345

56. Liu P., Shahzadi G., Akram M. Specific types of q-rung picture fuzzy Yager aggregation operators for decision-making // *International Journal of Computational Intelligence Systems*. – 2020. – T. 13. – №. 1. – C. 1072-1091.

57. Liu, Z., Wang, Y., Vaidya, S., Ruehle, F., Halverson, J., Soljačić, M., Hou, T. Y., & Tegmark, M. (2024). KAN: Kolmogorov–Arnold Networks. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.19756>

58. Lutfi A, Al-Okaily M, Alsyouf A, Alrawad M. Evaluating the D&M IS Success Model in the Context of Accounting Information System and Sustainable Decision Making. *Sustainability*. 2022; 14(13):8120.

59. Moradlou, H., Reefke, H., Skipworth, H. and Roscoe, S. (2021), "Geopolitical disruptions and the manufacturing location decision in multinational company supply chains: a Delphi study on Brexit", *International Journal of Operations & Production Management*, Vol. 41 No. 2, pp. 102-130.

60. Rusch T. K., Rus D. Oscillatory State-Space Models // *arXiv preprint arXiv:2410.03943*. – 2024. – 12 фев. – DOI: 10.48550/arXiv.2410.03943

61. Said, S., Bouloiz, H., & Gallab, M. (2023). New model for making resilient decisions in an uncertain context: The rational resilience-based decision-making model (R2DM). *Decision Making: Applications in Management and Engineering*, 6(1), 34–56.

62. Suripto, S. (2023). Decision-making model to predict auto-rejection: An implementation of ARIMA for accurate forecasting of stock price volatility during the Covid-19. *Decision Science Letters*, 12(1), 107-116.

63. Zhong, L., Zhang, X., Rong, J., Chan, H.K., Xiao, J. and Kong, H. (2021), "Construction and empirical research on acceptance model of service robots applied in hotel industry", *Industrial Management & Data Systems*, Vol. 121 No. 6, pp. 1325-1352.