

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

Институт математики, физики и информационных технологий
(наименование института полностью)

Кафедра Прикладная математика и информатика
(наименование)

09.04.03 Прикладная информатика
(код и наименование направления подготовки)

Управление корпоративными информационными процессами
(направленность (профиль))

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА (МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ)

на тему «Модели и алгоритмы системы управления рисками страховой
компаний»

Обучающийся

А.С. Ентураев

(Инициалы Фамилия)

(личная подпись)

Научный
руководитель

д.т.н., доцент, С.В. Мкртычев

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

Тольятти 2023

Оглавление

Введение.....	3
Глава 1 Анализ современного состояния исследований в области управления рисками страховой компании	7
1.1 Анализ методов управления рисками страховой компании.....	7
1.2 Анализ современных подходов к построению систем управления рисками страховой компании	11
Глава 2 Анализ методологий моделирования систем управления рисками страховой компании.....	20
2.1 Методология Insurance Application Architecture	20
2.2 Методология объектно-структурного моделирования систем управления страховой деятельностью	23
2.3 Методология управления рисками на основе интеллектуального анализа данных.....	25
Глава 3 Разработка моделей и алгоритмов системы управления рисками страховой компании.....	31
3.1 Моделирование системы управления рисками страховой компании	31
3.2 Моделирование поведения страхователя на основе анализа его цифрового портрета	34
3.3 Выбор алгоритмов машинного обучения по управлению рисками страховой компании	41
3.4 Функциональная модель АСУ андеррайтингом страховой компании	47
Глава 4 Апробация проектных решений и оценка их эффективности	52
4.1 Апробация проектных решений	52
4.2 Оценка экономической эффективности проектных решений.....	58
Заключение	63
Список используемой литературы и используемых источников.....	66

Введение

Страхование – это реальный способ защитить бизнес от множества сценариев риска.

Однако существуют и другие сценарии, которые страхование просто не может покрыть.

Основными причинами данной проблемы являются последствия реализации экономических и финансовых системных рисков, негативно влияющих на финансовые результаты страховых компаний.

В этой связи управление рисками или риск-менеджмент является составной частью общих требований к системе корпоративного управления страховой деятельностью.

Одним из наиболее существенных моментов в области страхового риск-менеджмента является финансовая устойчивость страховой компании, достижение которой невозможно без эффективного управления ее рисками.

Для решения данной задачи используются системы управления рисками страховой компании.

Система управления рисками страховой компании предполагает идентификацию и спецификацию рисков, определение целей и методов управления рисками, формирование и развитие собственно операционной системы управления рисками страховщика [7].

Таким образом, ключевой задачей данной системы является обеспечения эффективного управления рисками страховой компании.

Эффективность управления – это степень соответствия результата деятельности объекта управления целям субъекта управления.

Согласно современной концепции управления эффективностью бизнеса BPM (Business Performance Management), систему управления рисками страховой компании следует рассматривать в том числе как информационную систему управления, обеспечивающую практическую реализацию принятой в страховой компании концепции управления рисками [11].

Как показывает практика, функциональные возможности системы управления рисками страховой компании зависят от качества моделей и алгоритмов, использованных при ее построении.

Таким образом, разработка моделей и алгоритмов информационной системы управления, обеспечивающей эффективное управление рисками страховой компании, представляет научно-практический интерес.

Актуальность темы исследования обусловлена необходимостью разработки моделей и алгоритмов информационной системы, обеспечивающей эффективное управление рисками страховой компании.

Объектом настоящего исследования является система управления рисками страховой компании.

Предметом исследования являются модели и алгоритмы системы управления рисками страховой компании.

Целью работы является исследование и разработка моделей и алгоритмов информационной системы управления, обеспечивающей эффективное управление рисками страховой компании.

Для достижения поставленной цели необходимо решать следующие задачи:

- провести анализ современного состояния исследований в области моделирования системы управления рисками страховой компании;
- провести анализ методологических подходов к построению систем управления рисками страховой компании;
- разработать модели и алгоритмы системы управления рисками страховой компании;
- выполнить апробацию предлагаемых проектных решений и оценить их эффективность.

Гипотеза исследования: разработанная на основе предлагаемых в диссертационном исследовании моделей и алгоритмов информационная система управления обеспечит повышение эффективности управления рисками страховой компании.

Методы исследования. В процессе исследования будут использованы следующие положения и методы: системный анализ, методы управления рисками страховой компании, методологии и технологии проектирования информационных систем управления страховой деятельностью, Data mining.

Новизна исследования заключается в разработке моделей и алгоритмов, которые обеспечат повышение эффективности системы управления рисками страховой компании.

Практическая значимость исследования заключается в возможности применения предлагаемых моделей и алгоритмов при проектировании эффективной системы управления рисками страховой компании.

Теоретической основой диссертационного исследования являются научные труды российских и зарубежных ученых, занимающихся проблемами управления страховой деятельностью.

Основные этапы исследования: исследование проводилось с 2020 по 2023 год в несколько этапов.

На первом (констатирующем) этапе формулировалась тема исследования, выполнялся сбор информации по теме исследования из различных источников, проводилась формулировка гипотезы, определялись постановка цели, задач, предмета исследования, объекта исследования и выполнялось определение проблематики данного исследования.

Второй этап – поисковый. В ходе проведения данного этапа осуществлялся анализ методов управления рисками страховой компании, разработаны модели и алгоритмы эффективной системы управления рисками страховой компании (СУРСК), опубликована научная статья по теме исследования в научном сборнике.

На третьем этапе осуществлялась апробация предлагаемых проектных решений, произведена оценка их эффективности, сформулированы выводы о полученных результатах по проведенному исследованию.

На защиту выносятся:

– модели и алгоритмы эффективной системы управления рисками

страховой компании;

- результаты апробации и оценки эффективности предлагаемых проектных решений.

По теме исследования опубликована 1 статья:

Ентураев А.С. Функциональная модель системы управления андеррайтингом страховой компании // Вестник научных конференций. 2022. N 9-1 (85). С. 44-45.

Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения и списка литературы.

Во введении обоснована актуальность темы исследования, представлены объект, предмет, цели, задачи и положения, выносимые на защиту диссертации.

В первой главе дан анализ современного состояния исследований в области управления рисками страховой компании.

Во второй главе дан анализ методологических подходов к построению систем управления рисками страховой компании.

Третья глава посвящена разработке моделей и алгоритмов эффективной системы управления рисками страховой компании.

В четвертой главе выполнены апробация предлагаемых проектных решений и оценка их эффективности.

В заключении приводятся результаты исследования.

Работа изложена на 70 страницах и включает 31 рисунок, 8 таблиц и 42 источника.

Глава 1 Анализ современного состояния исследований в области управления рисками страховой компании

1.1 Анализ методов управления рисками страховой компании

В рассматриваемом контексте риск – это величина, характеризующая вероятность и объем потерь, вызванных неопределенностью, сопутствующей деятельности страховой организации.

Международная ассоциация страхового надзора оценивает подверженность страховых компаний ряду рисков, представленных на рисунке 1 [14].

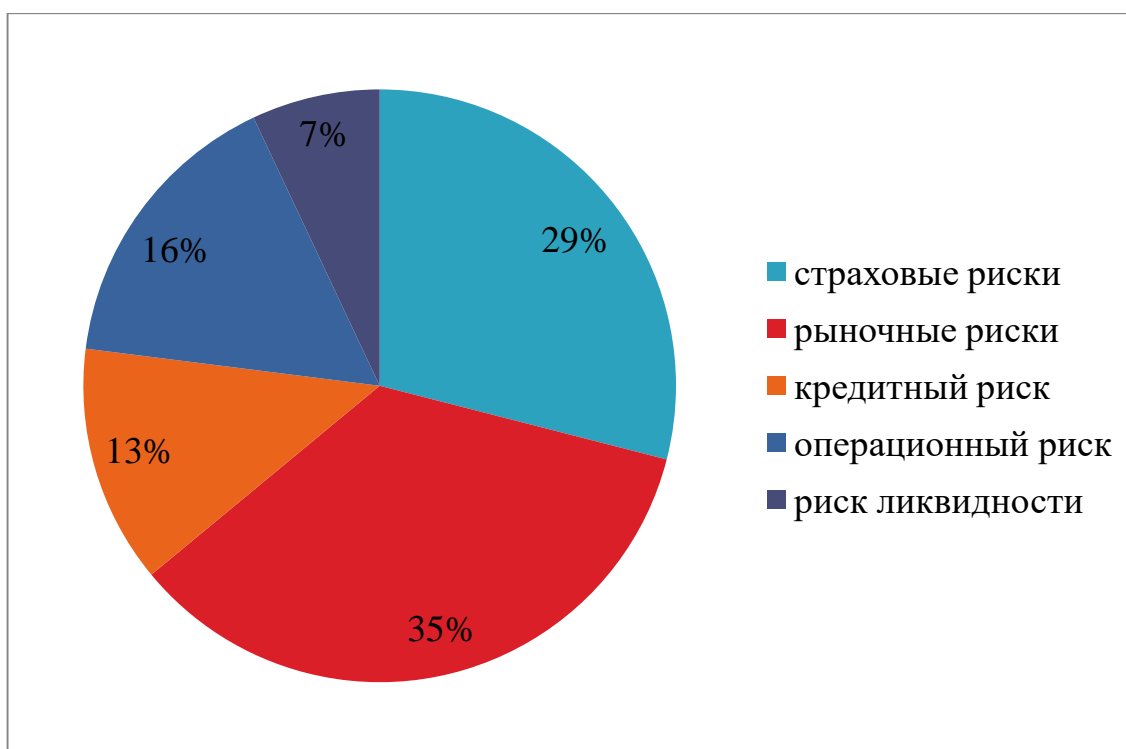


Рисунок 1 – Диаграмма рисков страховой компании

Классификация рисков страховой компании представлена на рисунке 2 [10].

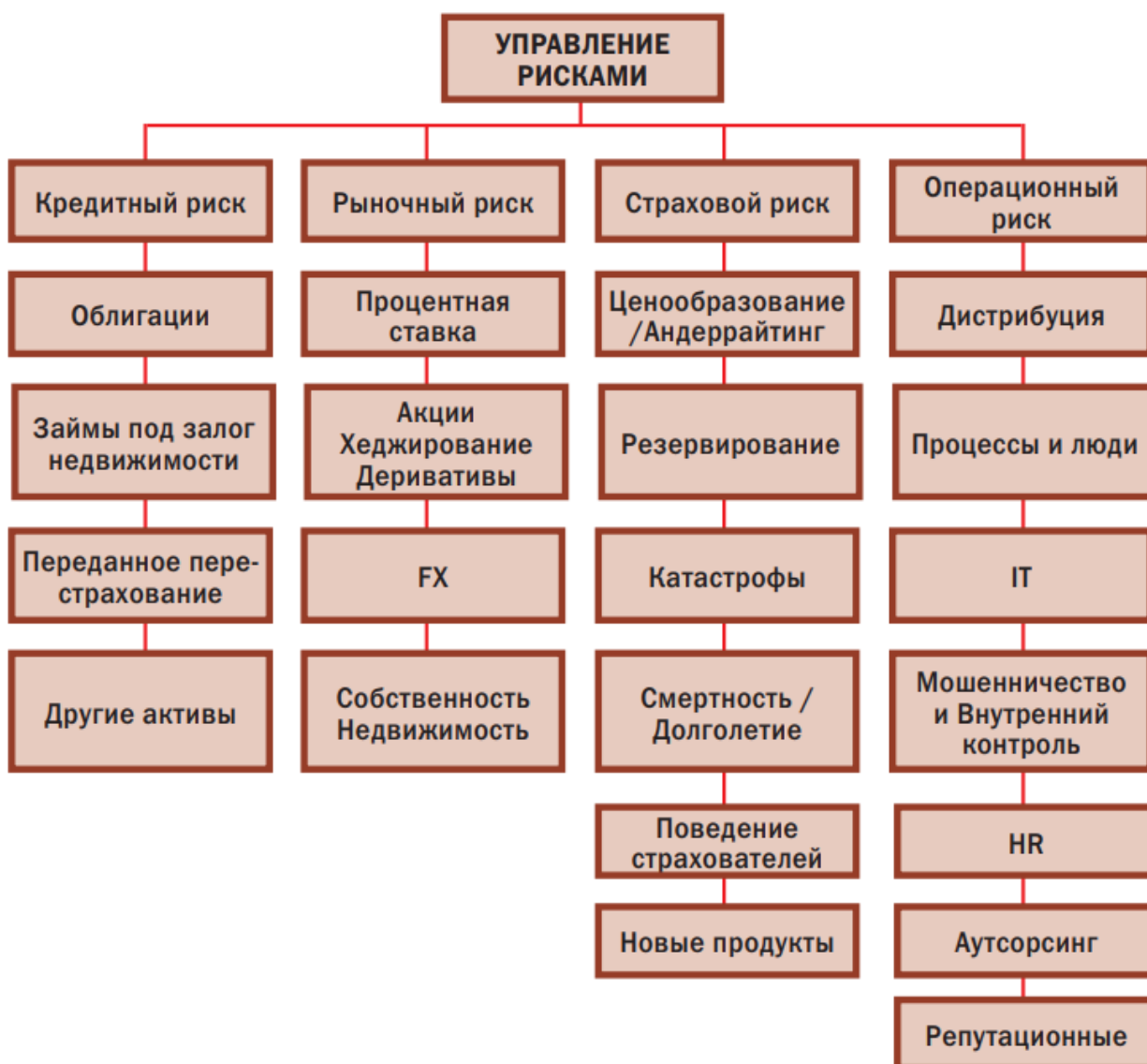


Рисунок 2 – Классификация рисков страховой компании

Проблематике управления рисками в страховых организациях посвятили свои работы Д.В. Брызгалов, Н.В. Кириллова, Е.В. Назарова, А.А. Цыганов и другие.

Этапы процесса управления рисками в финансовой сфере представлены на рисунке 3 [9].



Рисунок 3 – Процесс управления рисками в финансовой сфере

Как показал анализ, методологической основой управления рисками в страховой компании является стандарт Solvency II.

Solvency II – это новый режим оценки платежеспособности для компаний, которые работают в области страхования.

«Речь идет об оценке финансового благосостояния на основе прогнозов. Изучают способность компании выполнять свои обязательства за счет имеющихся активов. Новая директива также затрагивает работу перестраховщиков и банков, занимающихся страхованием. Она утверждает новые требования к капиталу для лучшего управления рисками и обеспечивает поддержку системы контроля, согласованную во всех странах Евросоюза. Основные цели директивы – объединение рынка ЕС и усиление защиты потребителей страховых продуктов.

Изменения затрагивают стратегии страхования, инструменты хеджирования, процессы ценообразования, андеррайтинг и инвестиционный

менеджмент.

Методология Solvency II соответствует следующим требованиям:

- инновационный метод оценки капитала должен позволять рыночным регуляторам адекватно оценивать финансовую стабильность компаний, которые занимаются страхованием, и их риск стать банкротами;
- новый подход призван помочь компаниям, которые занимаются страхованием, более точно оценивать оптимальный уровень финансового капитала, необходимого для выполнения всех обязанностей, которые взяли на себя страховщики.

Цель директивы – формирование единой системы регулирования достаточности капитала и обеспечения соблюдения стандартов управления рисками.

Solvency II включает качественные и количественные нормативы. Согласно им, страховая компания должна, во-первых, формировать свой финансовый капитал на таком уровне, чтобы вероятность разорения в следующем году не превышала 0,05%. Во-вторых, она должна организовать внутреннюю систему мониторинга и оценки уровня платежеспособности, которая позволит учесть специфику портфеля рисков каждой организации» [41].

«Система управления рисками - комплекс правил, документов и мероприятий по идентификации, оценке рисков, реагированию на риски, а также мониторингу и контролю их уровня.

Основная цель системы управления рисками — обеспечить надежную работу ключевых направлений деятельности компании, поддержать их стабильное развитие, гарантировать выполнение обязательств перед акционерами, клиентами, регулятором и другими заинтересованными лицами» [19].

1.2 Анализ современных подходов к построению систем управления рисками страховой компании

Вопросы построения систем управления страховой деятельностью рассматривают в своих работах В.Н. Бурков, Д.А. Новиков, С.В. Мкртычев, А. Rhodes, специалисты ведущих страховых компаний России и другие.

«Рассмотрим исследования, посвященные проблематике моделирования информационных систем управления рисками страховой компании.

Информационная система управления рисками (ИСУР) - это интегрированная компьютерная информационная система, используемая для предоставления информации о рисках и помощи лицам, принимающим решения, в оценке бизнес-рисков.

Эта информация включает в себя подверженность риску, меры защиты и управление рисками.

Многие организации рассматривают ИСУР как средство управления претензиями и создания отчетов об инцидентах. Это, безусловно, один из компонентов системы, но это лишь верхушка айсберга. Каждая ИСУР предлагает широкий спектр функций, некоторые из которых адаптированы для конкретных отраслей, от строительства до здравоохранения.

ИСУР также должна включать гибкие инструменты отчетности для предоставления информации в удобном формате. Эти инструменты часто доступны в формате шаблона, но другие можно настроить в соответствии с потребностями отдельной организации.

Наконец, ИСУР должна помочь в автоматизации процессов. Современная ИСУР снижает административную нагрузку и повышает точность данных за счет автоматизации процессов, исключая человеческие ошибки и оптимизирующей сбор данных» [37].

Основные функции ИСУР страховой компании:

- выявление общеорганизационных процессов, активов или сценариев;

- оценка каждого процесса или сценария в соответствии с общей структурой рисков;
- приоритет ограниченных ресурсов управления рисками;
- снижение рисков для предотвращения потерь;
- мониторинг прошлых убытков;
- политики и процедуры управления.

Дополнительные функции ИСУР:

- сбор и организация данных. При увеличении объема данных ИСУР собирает информацию из нескольких источников, выделяет ошибки, отфильтровывает нерелевантные данные и предоставляет контекст для пользователей. На этапе создания разработчики могут фактически указать ограничения полей и проверить ввод данных по возможным параметрам;
- формирование отчетов и информационных панелей, что делает информацию доступной для всех заинтересованных сторон и уведомляет соответствующие стороны о достижении порогового значения;
- автоматизация процессов, что снижает негативное влияние человеческого фактора.

Исследование [13] посвящено вопросам использования информационной модели для определения рисков страхования убытков в сельском хозяйстве.

«Моделирование осуществлено на основе модели индивидуального риска в предположении полного охвата страхового поля. В отличие от классических подходов, в настоящей статье существенно учитывается коррелированность убытков по отдельным договорам. При моделировании предполагалось, что убытки подчиняются нормальному закону распределения. Для реализации учета коррелированности убытков разработан алгоритм генерации случайных величин, коррелированных между собой» [13].

Исследование [2] посвящено разработке и реализации информационной

системы поддержки и принятия решений анализа и оценки рисков страхования. По мнению автора, с помощью данной системы можно решать различные аналитические задачи, прогнозировать и планировать деятельность страховых компаний.

Архитектура предлагаемой системы анализа рисков страхования показана на рисунке 4.

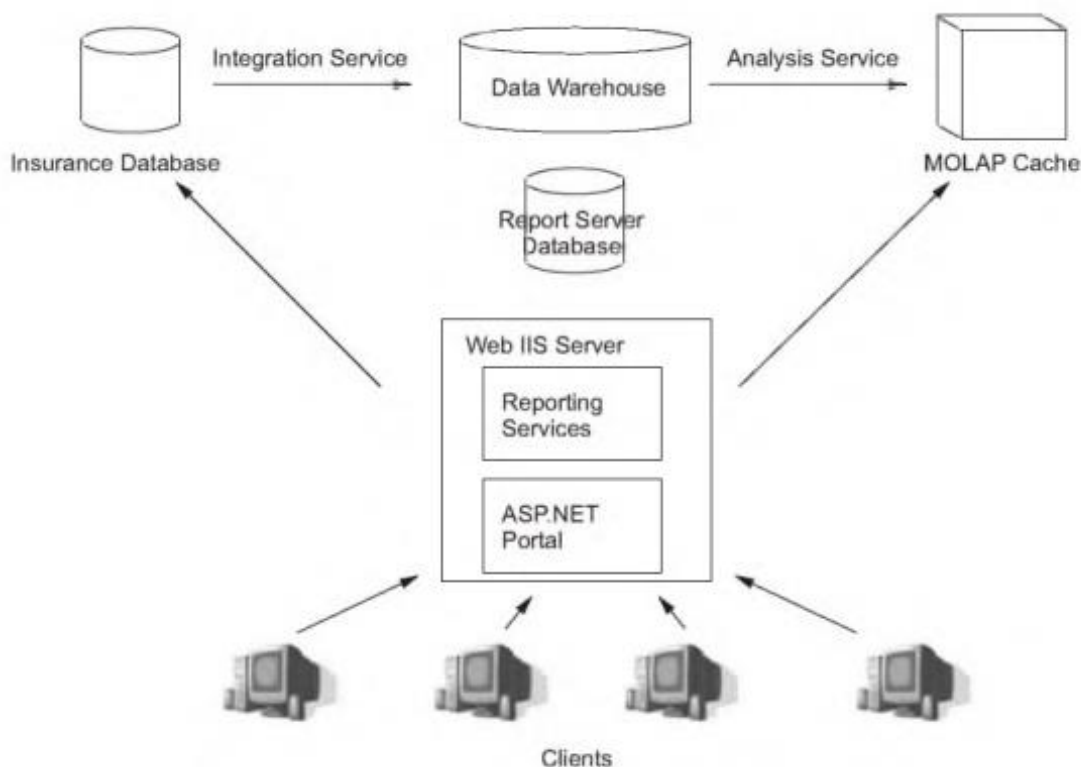


Рисунок 4 – Архитектура системы анализа рисков страхования

Одним из основных бизнес-процессов страховой компании является андеррайтинг.

Страховой андеррайтинг — это процесс анализа рисков и принятия решения о целесообразности страхования деятельности конкретного заявителя. Данную задачу в страховой компании решает специалист — андеррайтер.

В многих исследованиях отмечается, что андеррайтинг — самый

важный процесс в страховании, где небольшая ошибка может привести к огромным убыткам.

Успех страховой организации зависит от правильной оценки возможных рисков андеррайтером.

Таким образом, роль человеческого фактора в управлении андеррайтингом становится решающей.

В этой связи автоматизированное управление андеррайтингом актуально и представляет научно-практический интерес.

Так, в исследовании [35] описана автоматизированная система управления андеррайтингом (рисунок 5), в которой используется витрина страховых данных (Insurance data mart).

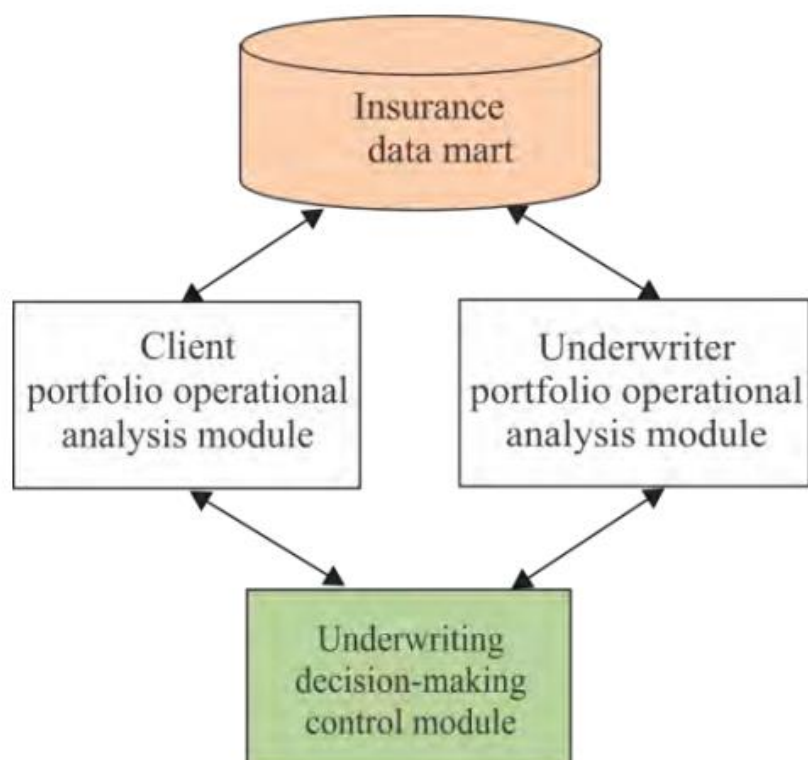


Рисунок 5 – Структурная схема автоматизированной системы управления андеррайтингом

Витрина страховых данных построена на основе технологии реляционных OLAP (ROLAP), использующей схему «звезда». Такая модель

обеспечивает лучшую производительность запросов при поддержке принятия решений (рисунок 6).

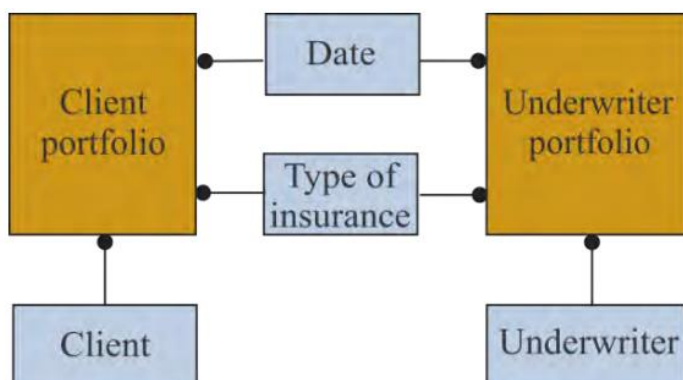


Рисунок 6 – Архитектура витрины страховых данных (Портфель клиента и Портфель Андеррайтера - таблицы фактов; Дата, Клиент, Андеррайтер, Тип страхования - таблицы измерений)

В исследовании [19] представлена организационная структура системы управления рисками основывается на модели 3-х линий защиты. В данной модели структурные подразделения в соответствии со своими полномочиями формируют одну из линий защиты в рамках процесса управления рисками (рисунок 7).

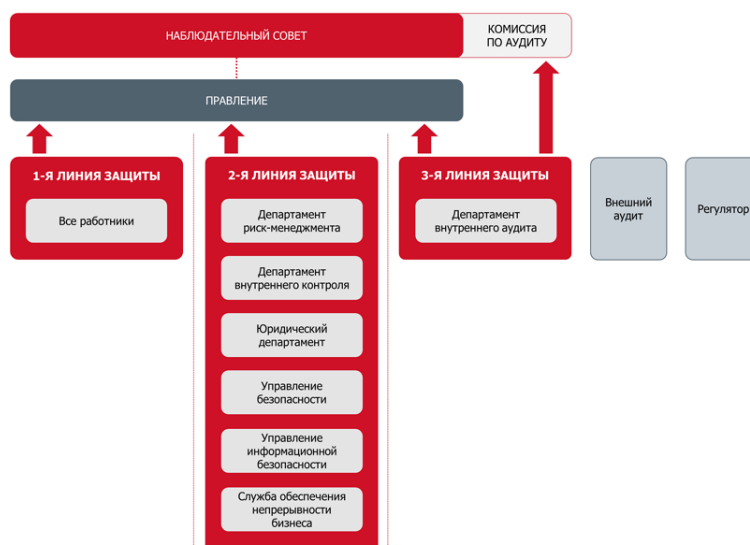


Рисунок 7 – Организационная структура системы управления рисками

Компания SAP предлагает решение Risk Aggregation Management (RAM).

RAM используется для получения данных из различных систем первичного страхования (систем PI), объединения (агрегирования) их в совместный перестрахованный риск в соответствии с его конкретными характеристиками риска и передачи в систему перестрахования (система RI) SAP S / 4HANA Insurance for reinsurance management (управление перестрахованием, FS-RI).

RAM включает в себя следующие приложения, которые обеспечивают конкретную поддержку процессов управления рисками с точки зрения первичного страхования и перестрахования:

- информация о рисках;
- управление предыдущей цессионной группой;
- управление сессионной группой;
- управление совокупным риском.

Архитектура RAM показана на рисунке 8 [38].

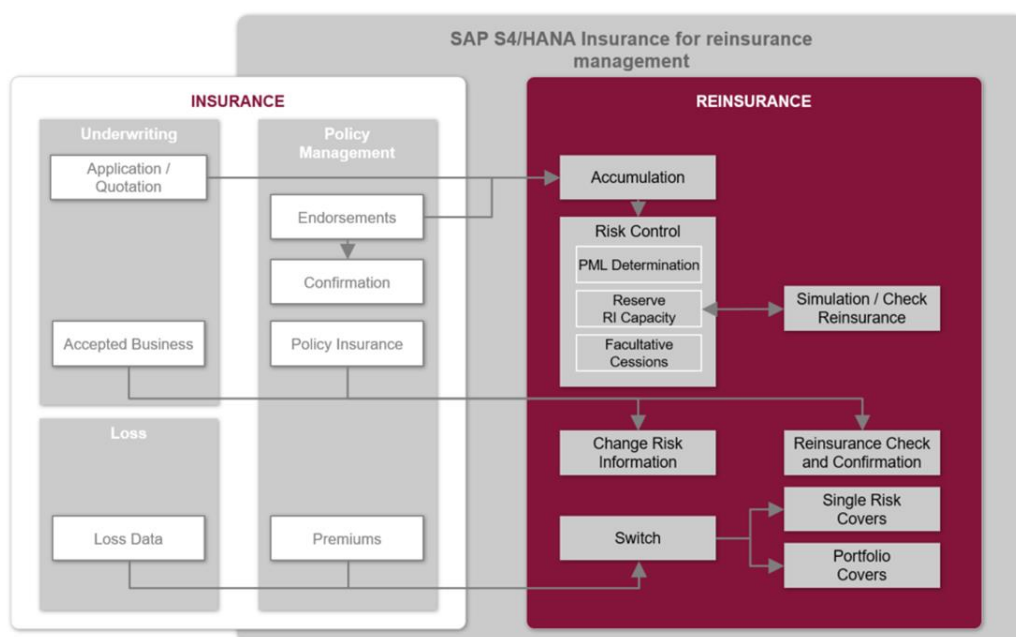


Рисунок 8 – Архитектура системы Risk Aggregation Management

В исследовании [1] предложен алгоритм управления рисками финансовой компании, представленный на рисунке 9.

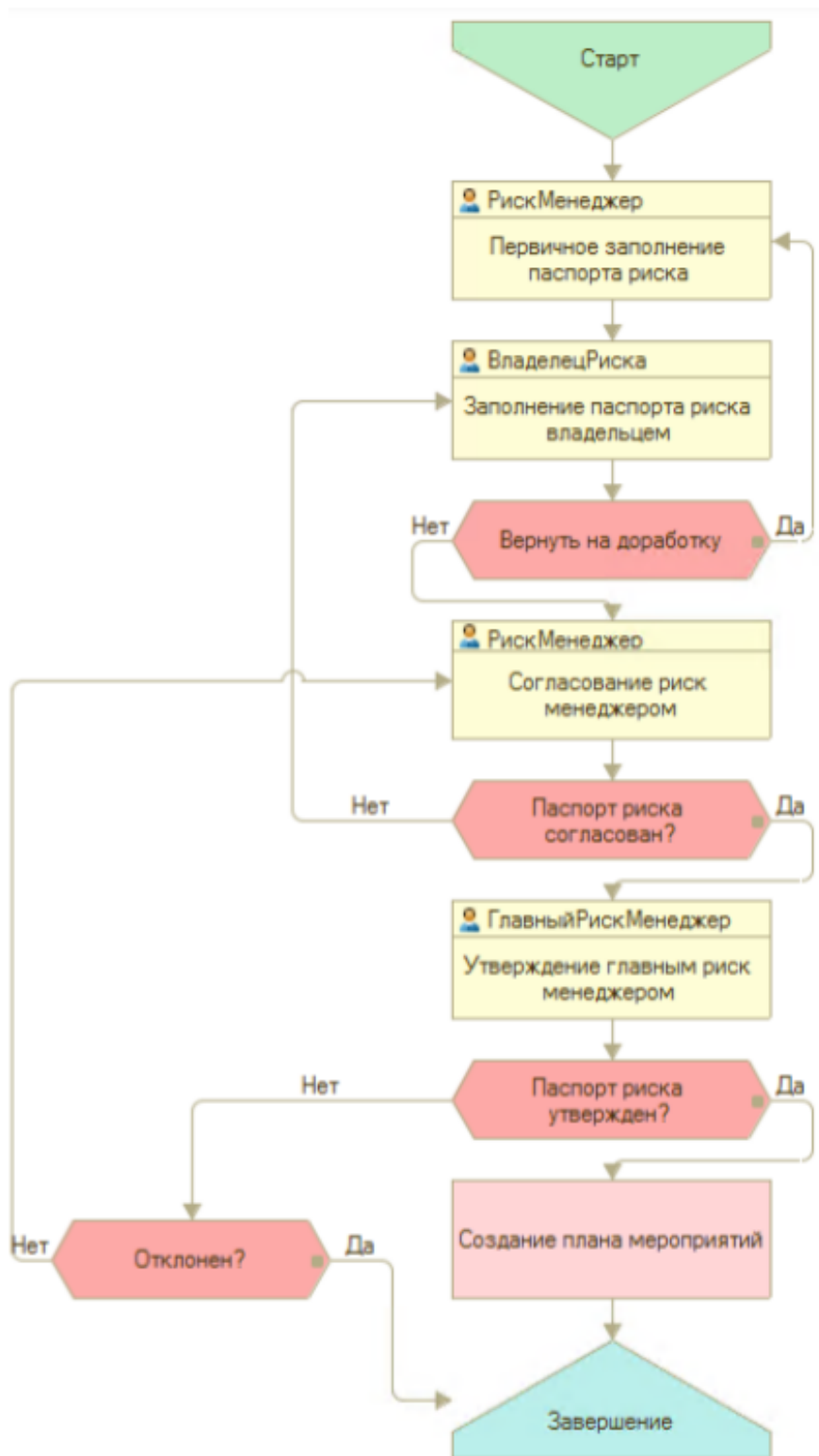


Рисунок 9 – Алгоритм управления рисками финансовой компании

В исследовании [26] предлагается концепция модели умного страхования, сочетающей технологические функции, а именно экспертные системы, чат-бот и системы рекомендаций (рисунок 10).

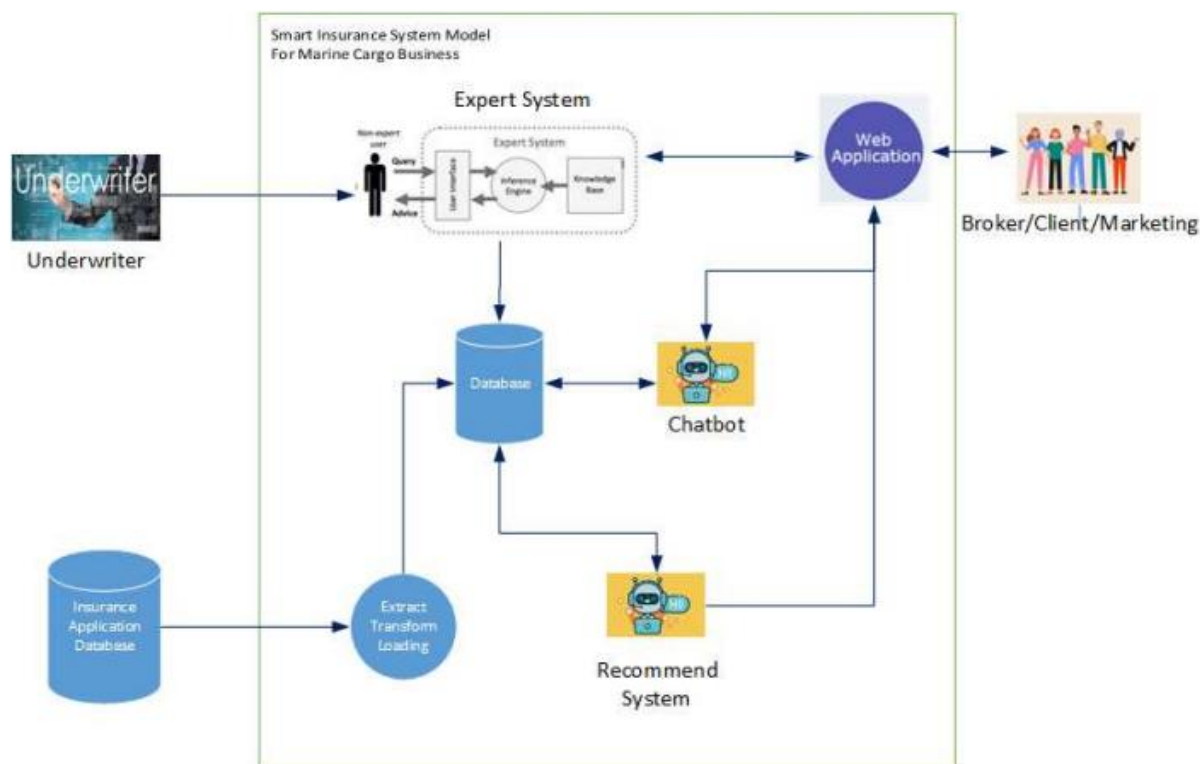


Рисунок 10 – Архитектура системы на основе модели умного страхования

По мнению авторов, это исследование будет способствовать повышению эффективности андеррайтинга и маркетинга, а также удовлетворенности клиентов в получении быстрых и соответствующих продуктовых услуг.

Вместе с тем, анализ источников подтвердил недостаточность работ, посвященных проблеме моделирования информационных систем управления рисками страховой компании, что подтверждает актуальность темы исследования.

Выводы по главе 1

Результаты проделанной работы позволили сделать следующие выводы:

- методологической основой управления рисками в страховой компании является стандарт Solvency II;
- ИСУР – это интегрированная компьютерная информационная система, используемая для предоставления информации о рисках и помощи лицам, принимающим решения, в оценке бизнес-рисков. Эта информация включает в себя подверженность риску, меры защиты и управление рисками;
- андеррайтинг — один из основных бизнес-процессов страховой компании. Успех страховой деятельности зависит от правильной оценки возможных рисков андеррайтером.

Вместе с тем проведенный анализ позволил констатировать недостаточность работ, посвященных проблеме моделирования информационных систем управления рисками страховой компании, что подтверждает актуальность темы исследования.

Глава 2 Анализ методологий моделирования систем управления рисками страховой компании

2.1 Методология Insurance Application Architecture

Insurance Application Architecture (Архитектура страховых приложений, IAA) компании IBM представляет собой полную основу для проектирования, внедрения и работы страховой компании. Предоставляя набор взаимосвязанных бизнес-моделей, необходимых для поддержки страхового бизнеса, она предлагает план разработки приложений и хранилищ данных, предоставляя бизнес-модели и технические модели на основе набора стандартов страховой отрасли. на нескольких уровнях [40]:

- общие процессы: как вести страховой бизнес;
- общие деловые термины: каким должно быть общение;
- общие компоненты приложений: приложения и их компоненты, необходимые для поддержки бизнеса;
- общие модели данных и хранилищ данных: как следует хранить бизнес-информацию.

IAA позволяет создать работу страховой компании с нуля, абстрагируясь от основных и вспомогательных систем и полностью согласовываясь с отраслевыми стандартами и передовой практикой, при этом снижая риск и экономя затраты, обычно затрачиваемые в ИТ-анализ и проектирование.

Для компаний, которые уже хотят полностью реорганизовать свою работу, IAA предлагает полную целевую операционную модель, которая, в зависимости от того, насколько они далеки от IAA, может стать дорогостоящей в начале из-за многочисленных преобразований, которые она может требовать.

На рисунке 11 показана модельная архитектура IAA.

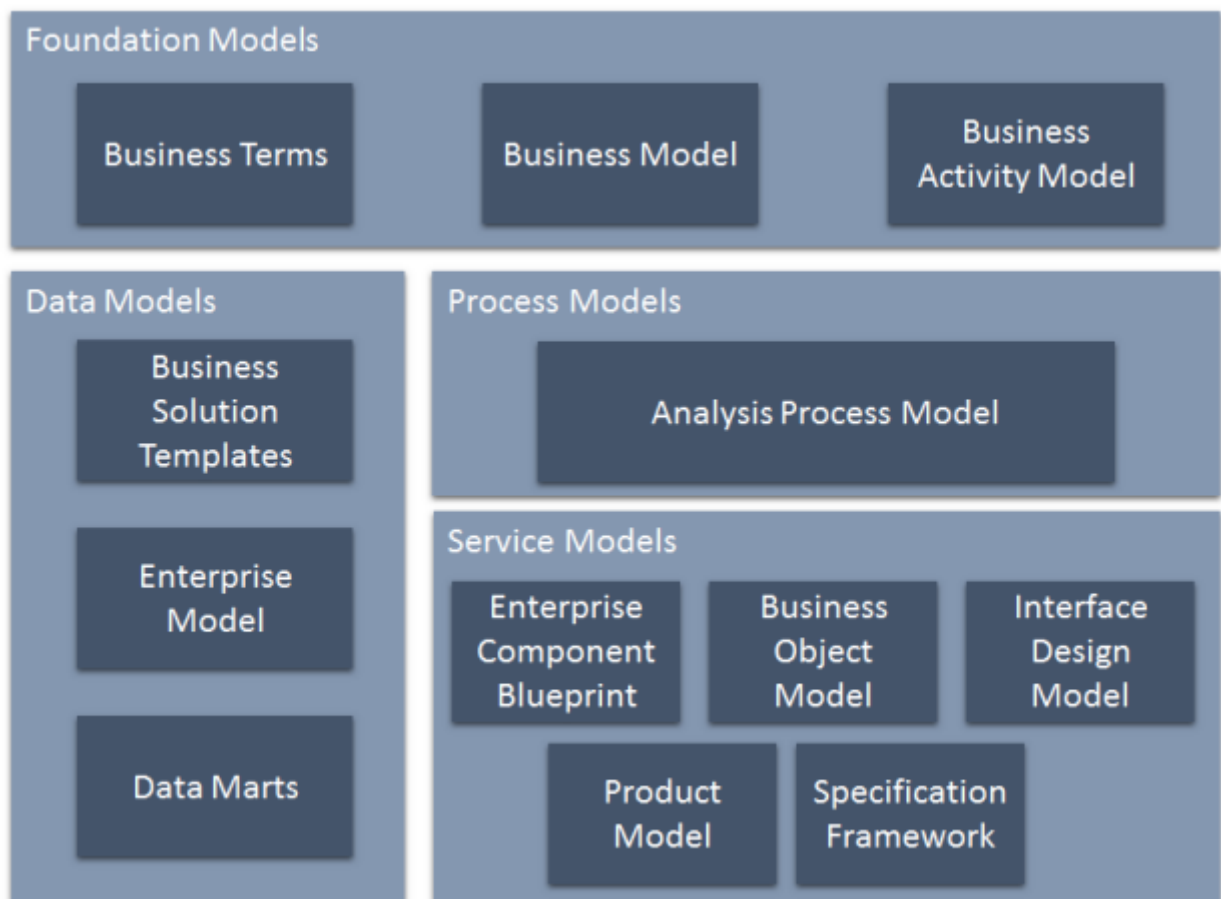


Рисунок 11 – Модельная архитектура IAA

Таким образом IAA состоит из нижеследующих взаимосвязанных групп моделей.

Foundation Models (базовые модели). Модели, составляющие эту группу, предназначены для стандартизации бизнес-терминов и определений, используемых в общении на всем предприятии.

Data Models (модели данных) – модели, которые обеспечивают интерпретацию данных, распространяемых по всему предприятию, ориентированы на проекты хранилищ данных и бизнес-аналитики:

- **Business Solution Templates** (шаблоны бизнес-решений) – структуры отчетности и предварительно определенные ключевые показатели эффективности (KPI);
- **Enterprise Model** (модель предприятия) – предопределенная

структура базы данных центрального хранилища;

- Data Marts (витрины данных) – как должны выглядеть витрины данных, составляющие хранилище данных организации.

Process Models (Модели процессов) – модели, поддерживающие моделирование и выполнение бизнес-процессов. Сюда входит Analysis Process Mode (модель анализа процесса) описание последовательности операций бизнес-процессов страхования – в масштабах предприятия;

Service Models (сервисные модели). Существующие в этой группе модели определяют компоненты, которые необходимо разработать в сервис-ориентированной архитектуре, поддерживающей работу страховой компании.

Референтная модель страховой компании в концепции IAA показана на рисунке 12 [30].

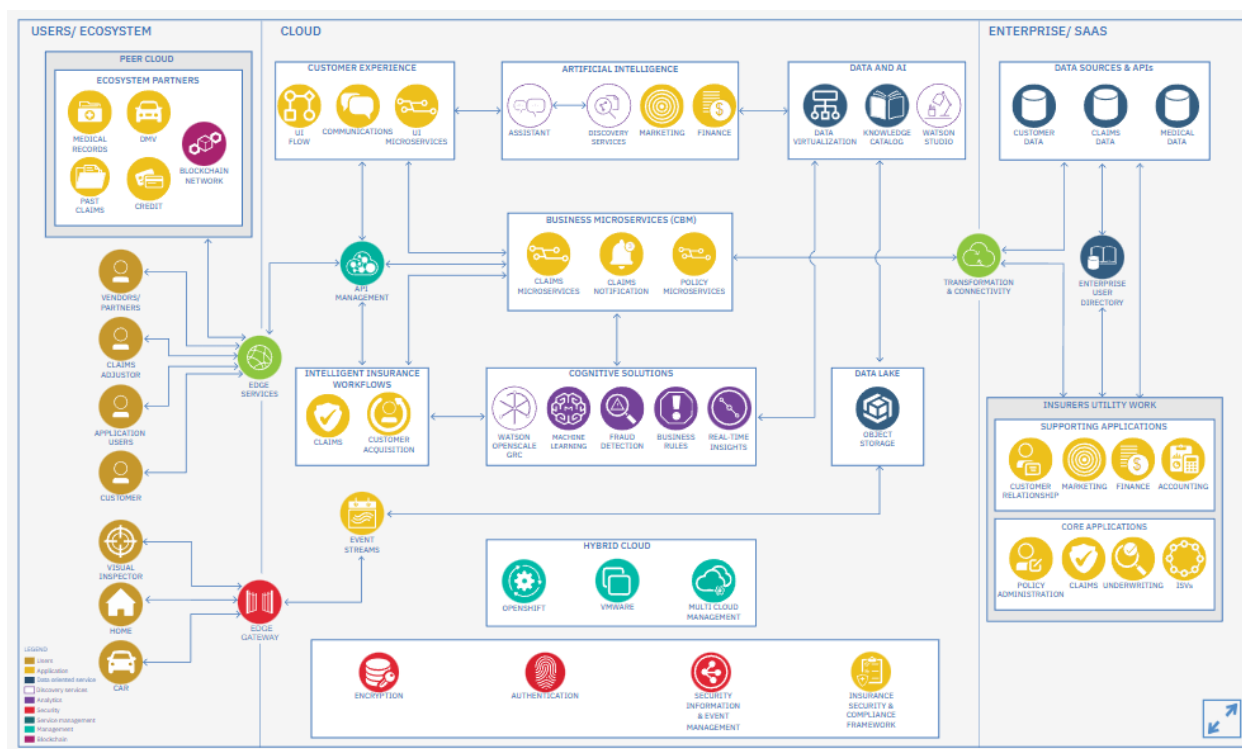


Рисунок 12 – Референтная модель страховой компании (IAA)

Модель включает контейнеры и контейнерные компоненты, обеспечивающие цифровую автоматизацию бизнеса с помощью бизнес-

событий, процессов и правил, а также бизнес-микросервисов. Возможности данных и искусственного интеллекта для сбора, подготовки и управления данными, а также для анализа и управления страховыми рисками.

IAA содержит проверенные бизнес-знания и лучшие практики, необходимые для поддержки критически важных бизнес-задач и обеспечения связи ИТ-проектов с бизнес-требованиями.

Кроме того, IAA обеспечивает общий план общей структуры управления рисками страховой компании и соблюдения нормативных требований, а также реорганизации, расширения и стандартизации основных бизнес-процессов или внедрения новых архитектур бизнес-процессов.

Недостатком данной методологии является высокая стоимость реализации СУРСК и ограниченные возможности референтной модели.

2.2 Методология объектно-структурного моделирования систем управления страховой деятельностью

Согласно данной методологии процесс моделирования систем обработки управленческой информации (СОУИ) страховой компании состоит из нижеследующих стадий.

Стадия 1. Объектно-структурное моделирование.

Для описания технологической онтологии операционной страховой деятельности введены нижеследующие базовые семантические концепты, каждому из которых соответствует определенный класс реальных и виртуальных объектов учетной транзакции:

- Страховой документ - активный документ, задействованный в операционном бизнес-процессе (страховой полис, выплатное дело и т.д.). Страховой документ имеет конечное множество статусов, определяемых жизненным циклом документа;
- Страховой инспектор - лицо, обеспечивающее контроль страховых операций или выявление потенциальных рисков и выработка

решений о принятии риска на страхование (андеррайтер, менеджер отдела продаж страховых продуктов);

- Страховой оператор - лицо, участвующее в создании и обработке страховых документов (агент, эксперт отдела выплат);
- Страховой портфель - репозиторий страховых документов (страховой портфель клиента, страховой портфель андеррайтера).

Стадия 2. Формализация элементов объектно-структурной модели.

Для формализации элементов объектно-структурной модели СОУИ используется автоматный подход.

Стадия 3. Преобразование теоретико-множественного описания в объектную модель.

Стадия 4. Разработка паттернов проектирования.

Паттерны проектирования строятся в нотации UML на основе объектных моделей автоматов, сгруппированных по классам технологической онтологии страховой деятельности (суперклассы). На рисунке 10 изображены паттерны проектирования и модель наследования объектов логической модели СОУИ, созданные на основе классов технологической онтологии операционной страховой деятельности (рисунок 13).

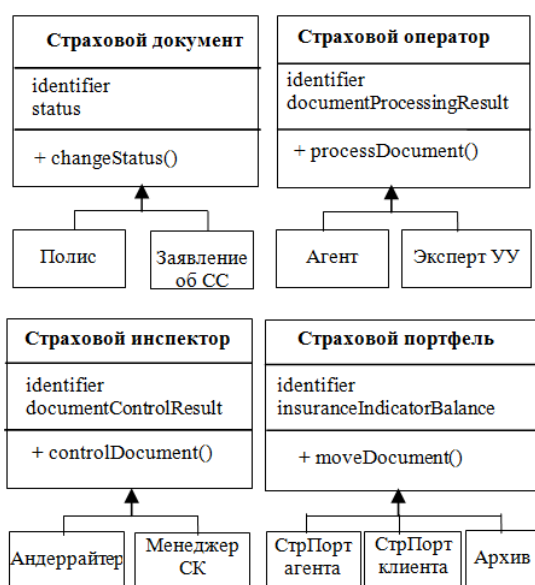


Рисунок 13 – Паттерны проектирования и модель наследования СОУИ

Объектно-структурный подход как методологическая основа предоставляет широкие возможности для построения модели системы управления рисками страховой компании» [12].

Недостатком данного подхода является необходимость разработки технологической онтологии для конкретного процесса управления рисками в страховой компании.

2.3 Методология управления рисками на основе интеллектуального анализа данных

Методы интеллектуального анализа данных (Data mining) применяются в различных областях страхования для улучшения процесса принятия решений [34].

Интеллектуальный анализ данных использует прогностическое моделирование, сегментацию рынка и анализ потребительской корзины для более точного ответа на вопросы бизнеса.

Различные методы интеллектуального анализа данных, используемые для развития страховой отрасли, включают правила классификации, кластеризации, регрессии и ассоциации, обобщение, используемое для извлечения знаний из базы данных.

Рассмотрим примеры задач, которые решаются с помощью Data mining для управления рисками.

«Задача 1. Определение факторов риска, которые прогнозируют прибыль, претензии и убытки.

Один из важнейших вопросов при установлении страховых тарифов звучит следующим образом: «Каковы факторы риска или переменные, которые важны для прогнозирования вероятности претензий и размера претензий?»

Хотя многие факторы риска, влияющие на показатели, очевидны, между переменными могут существовать тонкие и неинтуитивные взаимосвязи,

которые трудно, если вообще возможно, выявить без применения более сложного анализа. Современные модели интеллектуального анализа данных, такие как деревья решений, могут более точно прогнозировать риск, чем современные актуарные модели, поэтому страховые компании могут более точно устанавливать ставки, что, в свою очередь, может привести к более точному ценообразованию и, следовательно, к лучшей конкурентной позиции» [34].

Прогнозная аналитика применяет технологию Data mining, которая использует исходную информацию, предоставленную клиентом (страхователем), для разработки модели, называемой прогнозной моделью, которая полностью соответствует требованиям ведения страховой деятельности в конкретной страховой компании.

Процесс прогнозного моделирования показан на рисунке 14 [25].



Рисунок 14 – Процесс прогнозного моделирования

Прогнозная модель тщательно изучает различные данные, доступные для клиента, с помощью существующих журналов покупок, поведения и демографии клиентов. Эта информация кодируется в модель, которая в сочетании с бизнес-правилами рассчитывает фактор риска для клиента. Программное обеспечение для прогнозного моделирования основано на компьютерных науках и сочетает в себе обработку чисел, проб и ошибок.

Задача 2. Анализ уровня клиента.

«Успешное удержание клиентов требует анализа данных на наиболее подходящем уровне, на уровне клиентов, а не на совокупных коллекциях

клиентов. Используя метод обнаружения ассоциации Data mining, страховые компании могут более точно выбирать, какие полисы и услуги предлагать тем или иным клиентам.

С помощью этой методики страховые компании могут:

- сегментировать базу данных клиентов, чтобы создать профили клиентов;
- проводить анализ тарифов и претензий в одном сегменте клиентов для одного продукта. Например, компании могут проводить углубленный анализ потенциального нового продукта для определенного сегмента клиентов;
- анализировать потребительские сегменты для нескольких продуктов, используя групповую обработку и несколько целевых переменных. Например, насколько выгодны пакеты полисов (авто, дом и жизнь) для определенных сегментов клиентов;
- выполнять последовательный (с течением времени) анализ потребительской корзины по потребительским сегментам. Например, какой процент новых держателей полисов автострахования также покупает полис страхования жизни в течение 5 лет.

Сегментация базы данных и более продвинутые методы моделирования позволяют аналитикам более точно выбирать, на кого ориентироваться в кампаниях удержания. Текущие держатели полисов, которые, вероятно, перейдут, могут быть идентифицированы с помощью прогнозного моделирования. Модель логистической регрессии — это традиционный подход к прогнозированию тех страхователей, вероятность переключения которых выше» [29].

Выявление целевой группы для кампаний по удержанию можно улучшить путем моделирования поведения страхователей. Это также актуально для анализа претензий на предмет мошенничества.

Задача 3. Оценка резерва неурегулированных убытков.

«Урегулирование претензий часто происходит с задержкой, поэтому оценка серьезности претензии часто используется до тех пор, пока не станет известна фактическая стоимость урегулированной претензии.

Оценка может зависеть от следующих факторов:

- серьезность претензии;
- вероятное количество времени до урегулирования;
- влияние финансовых переменных, таких как инфляция и процентные ставки;
- последствия изменения социальных нравов. Например, табачная промышленность сильно пострадала от изменения взглядов на курение.

Операции Data mining, такие как анализ связи и обнаружение отклонения, могут использоваться для улучшения оценки претензии» [29].

Пример методики управления рисками страхования жизни с помощью Data mining показан на рисунке 15.



Рисунок 15 – Схема методика управления рисками страхования жизни с помощью Data mining

Как показывает практика, применение методов Data mining в системах поддержки принятия решений по андеррайтингу позволяет оптимизировать работу андеррайтера и снизить потери от возможных ошибок.

Для выбора методологии построения СУРСК составлена таблица преимуществ и недостатков рассмотренных методологий (таблица 1).

Таблица 1 – Преимущества и недостатки методологий моделирования СУРСК

Методология	Преимущества	Недостатки
IAA	Содержит проверенные бизнес-знания и лучшие практики, необходимые для поддержки критически важных бизнес-задач и обеспечения связи ИТ-проектов с бизнес-требованиями	Высокая стоимость реализации СУРСК и ограниченные возможности референтной модели
Объектно-структурный подход	Предоставляет широкие возможности для построения модели системы управления рисками страховой компании	Необходимость разработки технологической онтологии для конкретного процесса управления рисками в страховой компании
Интеллектуальный анализ данных	В системах поддержки принятия решений по андеррайтингу позволяет оптимизировать работу андеррайтера и снизить потери от возможных ошибок	Необходимость обеспечения качества данных для обучающей выборки

С учетом вышеизложенного для построения СУРСК выбрана методология управления рисками на основе интеллектуального анализа данных.

Выводы по главе 2

Результаты проделанной работы позволили сделать следующие выводы:

- методология IAA содержит проверенные бизнес-знания и лучшие практики, необходимые для поддержки критически важных бизнес-

задач и обеспечения связи ИТ-проектов с бизнес-требованиями. Недостатком данной методологии является высокая стоимость реализации СУРСК и ограниченные возможности референтной модели;

- объектно-структурный подход как методологическая основа предоставляет широкие возможности для построения модели системы управления рисками страховой компании. Недостатком данного подхода является необходимость разработки технологической онтологии для процесса управления рисками в страховой компании;
- как показывает практика, применение интеллектуального анализа данных в системах поддержки принятия решений по андеррайтингу позволяет оптимизировать работу андеррайтера и снизить потери от возможных ошибок.

С учетом вышеизложенного для построения СУРСК выбрана методология управления рисками на основе интеллектуального анализа данных.

Глава 3 Разработка моделей и алгоритмов системы управления рисками страховой компании

3.1 Моделирование системы управления рисками страховой компании

Рассмотрим процесс построения автоматизированной системы управления (АСУ) андеррайтингом страховой компании.

В контексте решаемой задачи страховой андеррайтинг – это процесс оценки риска при заключении договора страхования с потенциальным клиентом. Андеррайтеры выступают в качестве посредников между страховыми агентами, которые хотят продать полис, и страховыми компаниями, которые хотят минимизировать возможный риск.

Эта прежде всего относится к рисковым видам страхования: КАСКО, страхование грузов, страхование жизни и финансов.

АСУ андеррайтингом используются для уменьшения влияния человеческого фактора на решение о принятии риска на страхование [24].

Современная система управления андеррайтингом страховой компании представляет собой комплексное решение, компонентами которого являются скоринговая система для страховой деятельности и/или система поддержки принятия решения (СППР) андеррайтинга [35].

В диссертации для поддержки принятия решения по андеррайтингу предлагается использовать СППР на основе интеллектуального анализа данных.

В качестве данных для анализа предлагается использовать цифровой портрет клиента(страхователя).

Цифровой портрет страхователя — это характеристика клиента на основании его активности в сети Интернет.

Цифровой портрет формируется на основе его цифрового следа [31].

Цифровой след показывает, где был пользователь, данные, которыми он

поделиться, и информацию, которые он передал или оставил [42].

Для каждой социальной группы характерны определенные виртуальные пространства для формирования цифрового следа.

Цифровой след клиента страховой компании (страхователя) – это запись его онлайн-активности на сайтах страховых компаний, бюро страховых историй и социальных сетях [23].

Цифровой портрет страхователя является продолжением портрета пользователя в применении больших данных в страховой отрасли.

С обновлением данных о поведении страхователя динамически меняется и его цифровой портрет (ЦПС).

ЦПС закладывает основу для анализа поведения страхователя.

Особенно в эпоху больших данных построение ЦПС имеет большое значение для анализа и управления страховыми рисками.

ЦПС можно разделить на индивидуальные портреты и групповые портреты.

Индивидуальный ЦПС – это модель ЦП конкретного страхователя.

Групповой ЦПС – это модель определенной группы страхователей, например, замеченных в фактах страхового мошенничества.

Пример цифрового портрета пользователя онлайн страхования приведен в [18]

Большинству решений для интеллектуального анализа данных требуются большие объемы разнообразных данных, чтобы они могли делать выводы о том, почему произошли конкретные действия и какова вероятность их повторения. Упорядоченные данные о следах обеспечивают отличный источник данных для интеллектуального анализа.

Математически цифровой портрет страхователя PS можно представить в виде кортежа (1):

$$PS = \langle IS, HS, KS \rangle \quad (1)$$

где IS – характеристики клиента в страховом интернет-сообществе ;
 NS – показатели страховой истории клиента в базах данных обязательного страхования и скоринговых системах;
 KS – показатели страховой истории клиента в конкретной страховой компании.

Следует отметить, что цифровой портрет формируется на основе больших данных – Big Data.

Структурная схема предлагаемой АСУ андеррайтингом показана на рисунке 16.

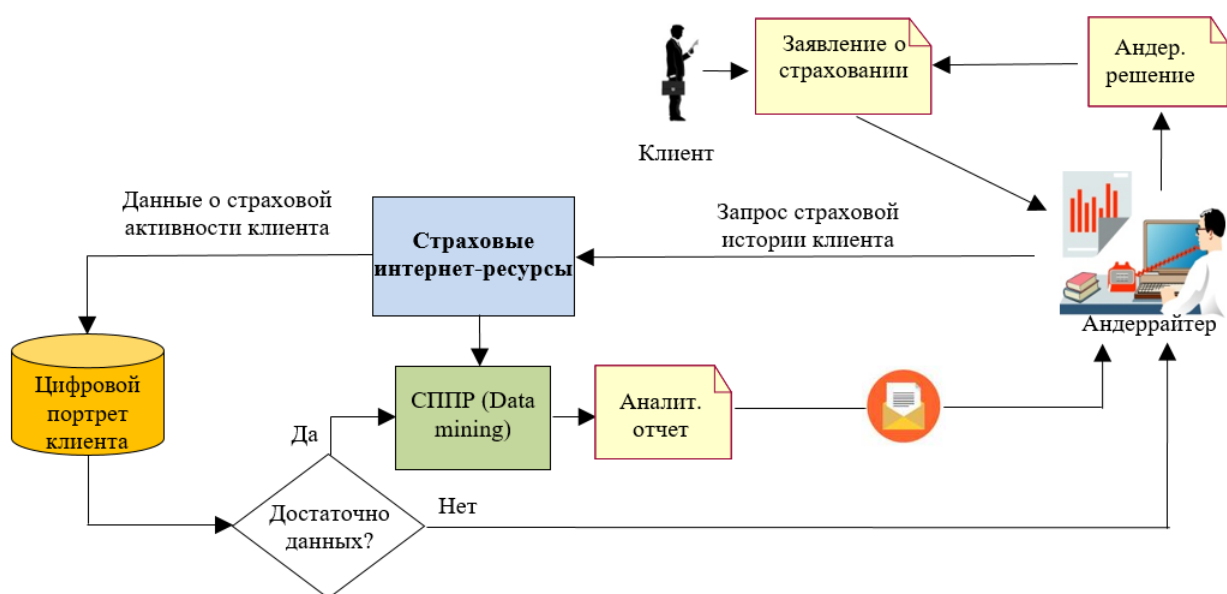


Рисунок 16 – Структурная схема АСУ андеррайтингом

Рассмотрим алгоритм андеррайтинга договора КАСКО.

Шаг 1. Клиент обращается в страховую компанию с заявлением о заключении договора КАСКО.

Шаг 2. Андеррайтер запрашивает страховую историю клиента через доступные страховые интернет-ресурсы.

Шаг 3. По данным страховой активности клиента формируется его цифровой портрет.

Шаг 4. Если данных цифрового портрета достаточно для

интеллектуального анализа СППР формирует аналитический отчет о поведенческой модели страхователя, который отправляется андеррайтеру для поддержки принятия решения о заключении договора КАСКО с клиентом.

Шаг 5. Если данных цифрового портрета недостаточно, андеррайтер принимает решение о заключении договора КАСКО с клиентом самостоятельно, руководствуясь своими знаниями и опытом.

Таким образом, задача управления рисками заключается в анализе поведения страхователя и выявление возможных рисков страхования на основе анализа его цифрового портрета.

3.2 Моделирование поведения страхователя на основе анализа его цифрового портрета

Модель поведения – это целый ценностно-нормативный комплекс характерных черт человека, которые являются образцами эмоций, действий, точек зрения, поступков и принципиальных установок индивидуума [16].

Анализ поведения страхователей — это приложение интеллектуального анализа данных в финансовой области [21].

Выделяются следующие области исследования поведения страхователей на основе анализа цифрового портрета:

- анализ посещений сайтов страховых компаний;
- анализ данных о страхователе в бюро страховых историй ОСАГО и КАСКО;
- составление цифрового портрета страхователя конкретной страховой компании.

Рассмотрим основные методы оценки поведения страхователя на основе анализа его цифрового портрета.

3.2.1 Метод анализа главных компонент

При анализе данных о поведении страхователя необходимо строить разные индексные системы в соответствии с разными аналитическими целями [16].

На этой стадии, как правило, используется метод анализа главных компонент.

«Метод анализа главных компонент — это технология многомерного статистического анализа, используемая для сокращения размерности пространства признаков с минимальной потерей полезной информации.

С математической точки зрения метод главных компонент представляет собой ортогональное линейное преобразование, которое отображает данные из исходного пространство признаков в новое пространство меньшей размерности» [3].

Могут также использоваться: метод Дельфи, метод экспертного ранжирования, процесс аналитической иерархии и другие методы.

Процесс построения индекса оценки поведения страхователя имеет следующий вид, представленный на рисунке 17.



Рисунок 17 – Процесс построения индекса оценки поведения страхователя

В процессе построения индекса оценки поведения страхователя будут задействованы соответствующие знания и опыт в финансовой сфере, психологии и других областях.

Как показал анализ, данный метод является наиболее широко используемым для оценки поведения в различных областях.

3.2.2 Методы интеллектуального анализа поведения страхователей на основе анализа больших данных

Как было отмечено выше, цифровой портрет страхователя формируется на основе больших данных в страховой отрасли, которая относится к финансовой сфере.

Большие данные в финансовой сфере относятся к наборам данных, генерируемых в процессе обращения страхователя в различные финансовые организации (банки, страховые компании и др.).

Помимо общих характеристик больших данных, большие данные в финансовой сфере имеют свои собственные характеристики из-за того, что они включают предметы и содержание, такие как фрагментация, непрерывность, многомерность и сложность.

Для интеграции и оптимизации существующих платформ управления информацией страховой сферы и получения качественных данных необходимо создать интегративную платформу больших данных для страхования, которая должен иметь функции сбора, хранения и глубокого анализа данных страховых компаний (такие как история страхования и другие бизнес-данные) и др.

Архитектура такой платформы показана на рисунке 18.

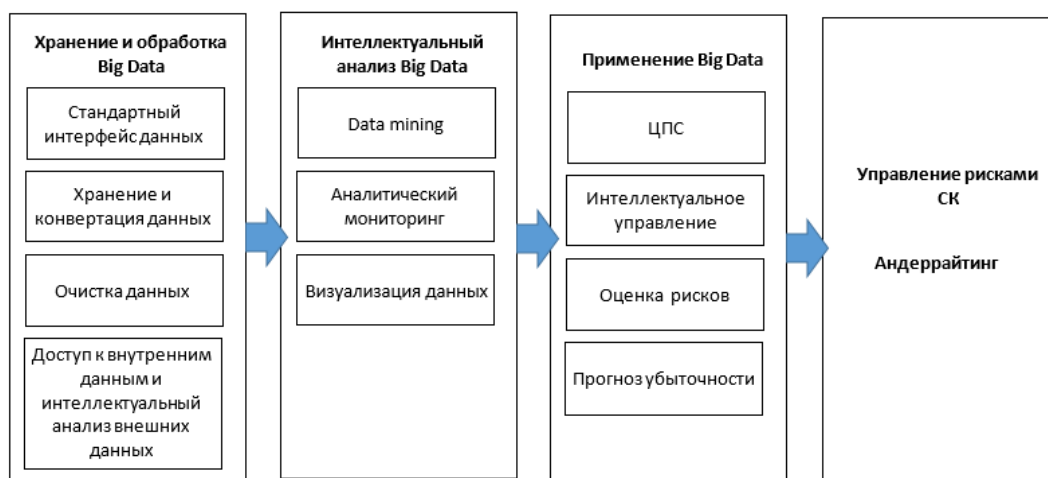


Рисунок 18 – Архитектура Big Data платформы для страховой компании

Как показал анализ источников, для анализа поведения страхователей на основе больших данных финансовой сферы в основном используются такие методы интеллектуального анализа данных, как кластеризация, классификация и ассоциация.

Следует отметить, что различные алгоритмы имеют свои преимущества и недостатки при использовании для анализа поведения страхователей.

С непрерывным развитием цифровизации страховой деятельности данные о поведении страхователей сильно увеличиваются.

Кроме того, все более сложные типы данных приводят к тому, что простые алгоритмы интеллектуального анализа данных при изучении анализа поведения страхователей работают с низкой эффективностью и точностью, что не может удовлетворить потребности существующих исследований.

Анализ поведения страхователей, основанный на технологии машинного обучения, служит ориентиром для формулирования политики управления рисками и предоставляет страховщикам и менеджерам информацию о личностных характеристиках страхователя, что способствует повышению эффективности управления страховыми рисками.

Для аналитической обработки больших данных используется широкий спектр методов и алгоритмов.

Помимо методов Data Mining сюда входят машинное обучение, искусственные нейронные сети и распознавание образов, имитационное моделирование, статистический анализ и др. [22].

Картирование знаний (Knowledge Mapping) — это процесс, посредством которого организации могут идентифицировать и классифицировать активы знаний внутри своей организации — людей, процессы, контент и технологии.

Карта знаний - это удобная техника для представления процесса мышления или структурирования информации в визуальной форме, позволяющей человеку справляться с информационным потоком. Внешне это напоминает нейроны головного мозга во взаимосвязи. Получается идеальное

соответствие визуального восприятия с основой, заложенной в построении этой информации [17].

Часто называемые «перечнем знаний», эти карты организованы с использованием различных взаимосвязанных узлов, чтобы упростить поиск информации.

Например, платформа больших данных может реализовать параллельную работу и сократить время обработки массивов данных.

Карта знаний способствует добыче знаний и рассуждениям. Поэтому многие ученые и специалисты используют эти новые технологии для проведения исследований по анализу поведения страхователей.

Для сравнения методов анализа моделей поведения страхователей составлена таблица 2.

Таблица 2 – Сравнение характеристик методов аналитической обработки больших данных и картирования знаний

Метод	Преимущества	Недостатки
Метод анализа главных компонент	Не требует предварительного отбора групп элементарных признаков, а это позволяет упростить анализ	Главным компонентам, как правило, трудно подобрать экономические аналоги
Метод картирование знаний	Знания могут быть извлечены из данных о поведении страхователей, а также могут быть проведены исследования и картирование знаний	Требуется поддержка большого количества данных и знаний предметной области, высокие технические требования
Метод машинного обучения	Автоматизации процессов анализа, что приводит к экономии времени для получения результата и принятия решения	Высокие требования к конфигурации СППР

Как следует из таблицы, различные методы анализа поведения имеют свои преимущества и недостатки. В практических исследованиях и приложениях необходимо сочетать различные методы с реальной ситуацией для проведения исследований и анализа, чтобы улучшить работу в режиме

реального времени и точность.

С учетом вышеизложенного выбираем для анализа моделей поведения страхователей метод машинного обучения.

Как показал анализ источников, использование машинного обучения для инноваций в страховой отрасли — это больше, чем просто маркетинговая тактика. Есть много причин, по которым современный страховой сектор предпочитает машинное обучение и науку о данных:

- быстро растущие объемы данных. Бытовая электроника с подключением к Интернету, такая как смартфоны, умные телевизоры и фитнес-трекеры, сегодня становится все более популярной. Это объясняет, почему страховой сектор получает все больше данных. С помощью данных, собираемых IoT-устройствами, страховщики могут более точно анализировать профили своих клиентов;
- более быстрое и лучшее обнаружение рисков. Страховая отрасль может использовать машинное обучение для анализа огромных объемов существующих данных, чтобы помочь андеррайтерам сосредоточиться на самых ценных клиентах. Это позволит компаниям прогнозировать виды страхования и планы покрытия, которые будут покупать новые клиенты, объем подачи мошеннических страховых требований и т. д.;
- значительные возможности автоматизации. Аналитик ожидают, что к 2025 году автоматизация повлияет на 25% страхового сектора. Многие области отрасли могут быть автоматизированы, от обработки требований до расторжения полиса. Когда дело доходит до автоматизации, технологии искусственного интеллекта и машинного обучения невероятно полезны.

Модель анализа поведения страхователя на основе метода машинного обучения показана на рисунке 19.

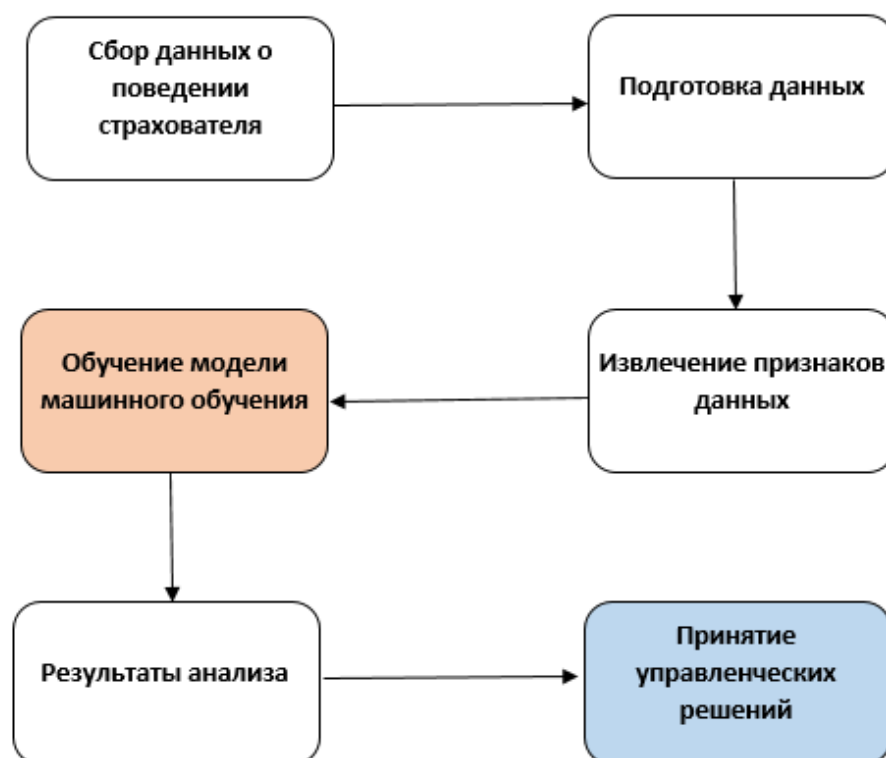


Рисунок 19 – Модель анализа поведения страхователя на основе метода машинного обучения

Процесс анализа состоит из следующих этапов.

Этап 1. Сначала необходимо собрать и предварительно обработать данные о поведении страхователей. Сбор осуществляется путем экспорта системных данных, таких как ЕАИС БСИ и система страхового учета страховой компании [4]. Формат и структура экспортируемых данных могут сильно различаются. Для получения всеобъемлющих данных необходимо интегрировать различные данные.

Этап 2. Поскольку в интегрированных данных будет много шумовых данных, данные необходимо предварительно обработать. Предварительно обработанные данные часто имеют такие проблемы, как высокая размерность, поэтому необходимо выполнить извлечение признаков данных.

Этап 3. Необходимо провести обучение модели анализа поведения на основе обучающего набора.

Этап 4. Вводятся тестовые данные в обученную модель анализа, чтобы

получить результат анализа.

Этап 5. Формирование аналитического отчета и принятие решения.

Для выполнения данной задачи необходимо выбрать алгоритмы машинного обучения по управлению рисками страховой компании.

3.3 Выбор алгоритмов машинного обучения по управлению рисками страховой компании

Выбор алгоритма машинного обучения для поддержки принятия решения по управлению рисками страховой компании зависит от решаемой задачи и функциональных особенностей СУРСК.

3.3.1 Алгоритм управления рисками страховой компании

Блок-схема алгоритма управления рисками страховой компании показана на рисунке 20.

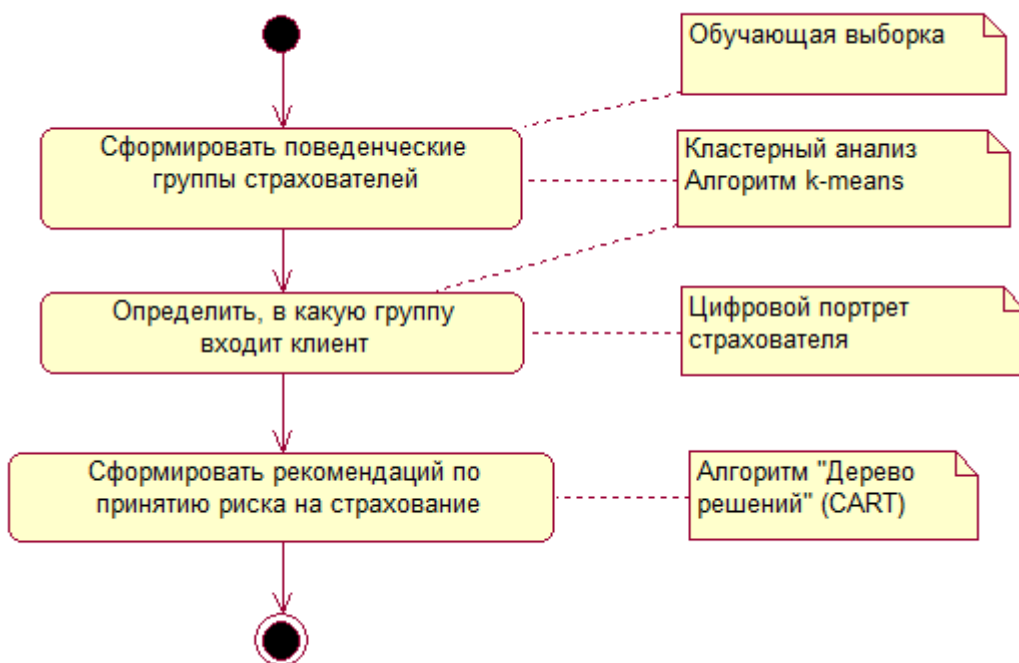


Рисунок 20 – Блок-схема алгоритма управления рисками страховой компании

Для формирования поведенческих групп используем метод кластеризации с помощью алгоритма *k-means*.

«Алгоритм *k-means* – это итеративный алгоритм, который пытается разделить набор данных на заранее определенные *k*-отдельных неперекрывающихся групп-кластеров, где каждая точка данных принадлежит только одной группе.

Алгоритм *k-means* пытается сделать точки данных внутри кластера как можно более похожими, но при этом сохраняя кластеры как можно более разными.

Он назначает точки данных кластеру таким образом, чтобы сумма квадратов расстояния между точками данных и центроидом кластера (среднем арифметическим всех точек данных, принадлежащих этому кластеру) была минимальной.

Чем меньше вариаций внутри кластеров, тем более однородные (похожие) точки данных находятся в одном кластере.

Подход, который использует *k-means* для решения проблемы, называется EM (Expectation-Maximization)-алгоритмом.

EM-алгоритм состоит из итерационного повторения двух шагов. На E-шаге вычисляется ожидаемое значение (expectation) вектора скрытых переменных G по текущему приближению вектора параметров Θ . На M-шаге решается задача максимизации правдоподобия (maximization) и находится следующее приближение вектора Θ по текущим значениям векторов G и Θ [8].

«Алгоритм *k-means* состоит из следующих шагов:

Шаг 1. Случайным образом выбирается k объектов обучающей выборки, которые будут служить начальными центрами кластеров.

Шаг 2. Для каждого объектов обучающей выборки определяется ближайший к ней центр кластера. Для этого вычисляется расстояние между объектами и центрами кластеров. Считается, что объект принадлежит тому кластеру, к которому он ближе. В качестве формулы для оценки близости

объектов в многомерном пространстве признаков используется одна из известных метрик» [32].

Шаг 3. Как только состав кластеров на данной итерации известен, производится расчёт новых центров кластеров. Это делается путем расчета средних значений для каждого числового признака по всем объектам рассматриваемого кластера. Например, в двухмерном пространстве координаты центр кластера на основе вошедших в него t объектов рассчитывается следующим образом (2):

$$(P_{2ц}, P_{1ц}) = \left(\frac{\sum_1^t P_1(t)}{t}, \frac{\sum_1^t P_2(t)}{t} \right) \quad (2)$$

«Шаг 4. Шаги 2 и 3 повторяются до тех пор, пока не выполняться один из двух критериев остановки:

- границы кластеров и расположения центров кластеров не перестанет изменяться от итерации к итерации, т.е. на каждой итерации в каждом кластере будет оставаться один и тот же набор записей. На практике алгоритм k-means обычно находит набор стабильных кластеров за несколько десятков итераций;
- достигнут критерий сходимости. Чаще всего используется критерий суммы квадратов ошибок между центром кластера и всеми вошедшими в него объектами (3):

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{p \in C_i} (p - m_i)^2 \quad (3)$$

где $p \in C_i$ - произвольная точка данных, принадлежащая кластеру C_i , m_i – центр данного кластера. Иными словами, алгоритм остановится тогда, когда ошибка E достигнет достаточно малого значения.

Преимуществом алгоритма k-means является высокая производительность, поскольку все, что мы на самом деле делаем, это вычисляем расстояния между точками и центроидами групп.

Алгоритм имеет линейную сложность $O(n)$.

С другой стороны, у k-means есть недостатки:

- необходимо выбрать количество групп/классов. Это не всегда тривиально, и в идеале с алгоритмом кластеризации мы хотели бы, чтобы он выяснил это за нас, потому что его цель - получить некоторое представление о данных;
- алгоритм начинается со случайного выбора центров кластеров и, следовательно, может давать разные результаты кластеризации при разных прогонах алгоритма.

Таким образом, результаты могут быть неповторимыми и противоречивыми» [32].

Поэтому большая область исследований в области кластеризации была сосредоточена на улучшении процесса кластеризации в том числе с помощью адаптивных алгоритмов k-means.

3.3.2 Алгоритм поддержки принятия решения

Для поддержки принятия решения и формирования рекомендации по принятию риска на страхование используем метод классификации данных.

В качестве средства классификации используем дерево решений [28].

В качестве алгоритма дерева решений используем алгоритм CART, который широко применяется для решения задач управления страховой деятельностью [33].

Алгоритм CART — это тип алгоритма классификации, который требуется для построения дерева решений на основе индекса примесей Джини [15].

Индекс Джини определяется по формуле (4):

$$\text{Gini}(T) = 1 - \sum_{i=1}^n p_i^2, \quad (4)$$

где T - набор данных, который содержит данные n классов;
 p_i - вероятность (относительная частота) класса i в T .

CART – это базовый алгоритм машинного обучения, обеспечивающий широкий спектр вариантов использования.

На рисунке 21 показана общая структура дерева решений.

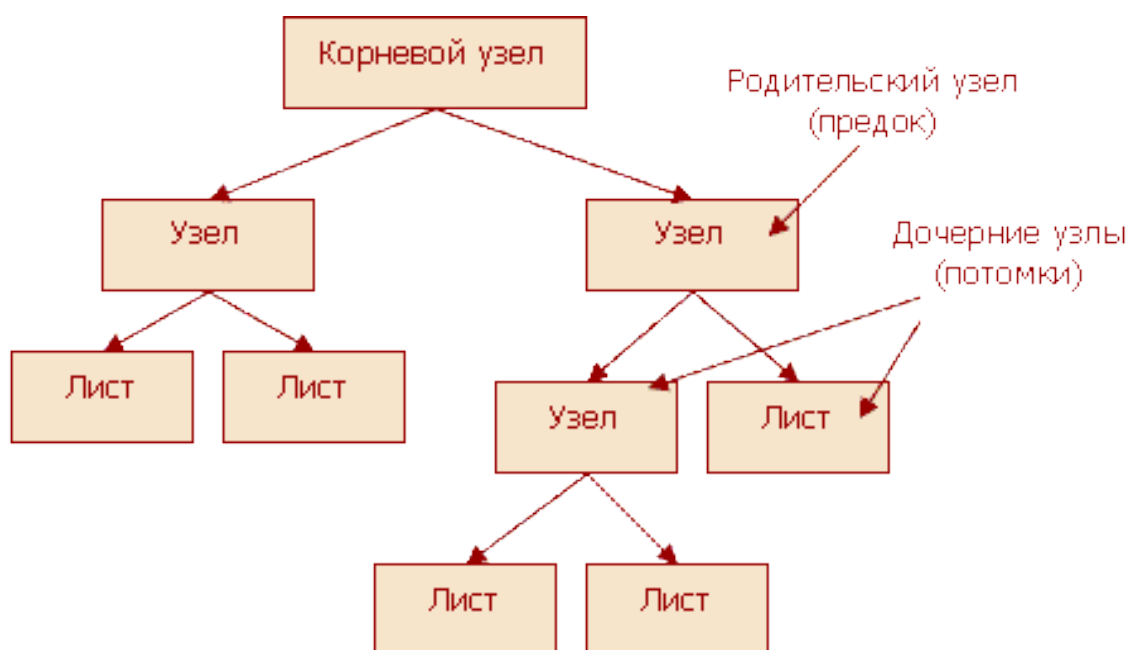


Рисунок 21 – Графическое представление алгоритма «Дерево решений»

Алгоритм CART состоит из следующих шагов:

Шаг 1. Начинаем построение дерева с корневого узла S , который содержит полный набор данных.

Шаг 2. Находим лучший атрибут в наборе данных, используя показатель выбора атрибута.

Шаг 3. Делим S на подмножества, которые содержат возможные значения для лучших атрибутов.

Шаг 4. Создаем узел дерева решений, который содержит лучший атрибут.

Шаг 5. Рекурсивно создаем новые деревья решений, используя подмножества набора данных, созданного на шаге 3. Продолжаем этот процесс до тех пор, пока не будет достигнут этап, на котором мы не сможем дополнительно классифицировать узлы и назвать последний узел конечным узлом.

Псевдокод алгоритма CART показан на рисунке 22.

```
Function : CART tree construction  
Input : training instances, number of input attributes  
Output : Tree model  
✓ Read the training data.  
✓ Consider all possible values of all variables.  
✓ Calculate for each possible value of all the variables the Gini score.  
✓ Select the variable/value ( $X=t_i$ ) that produces the maximum Gini score. ( $X=t_i$  is called a “split”)  
✓ If  $X < t$  then send the data to the “left node”; otherwise, send data point to the “right node”.  
✓ Now recursively repeat same process on these two “nodes”  
✓ Return the tree model.
```

Рисунок 22 - Псевдокод алгоритма CART

«Преимущества алгоритма CART:

- алгоритм CART непараметрический, поэтому он не зависит от информации из определенного вида распределения;
- алгоритм CART сочетает в себе как тестирование с набором тестовых данных, так и перекрестную проверку для более точного измерения качества соответствия;
- CART позволяет многократно использовать одни и те же переменные в различных областях дерева. Этот навык способен выявить сложные взаимозависимости между группами переменных;
- выбросы во входных переменных не оказывают существенного влияния на CART;

- можно ослабить ограничения остановки, чтобы позволить деревьям решений разрастаться, а затем обрезать дерево до идеального размера. Этот метод снижает вероятность пропуска важной структуры в наборе данных из-за слишком раннего завершения.

Чтобы выбрать входной набор переменных, CART можно использовать в сочетании с другими алгоритмами прогнозирования» [15].

3.4 Функциональная модель АСУ андеррайтингом страховой компании

С учетом вышеизложенного разработана диаграмма вариантов использования, которая представляет функциональную модель АСУ андеррайтингом страховой компании.

Для разработки функциональной модели использована методология объектно-ориентированного анализа и проектирования.

Разработана диаграмма вариантов использования АСУ андеррайтингом страховой компании. Элементами диаграммы вариантов использования являются акторы – пользователи ИС или внешние взаимодействующие с ней системы. Функции системы описываются с помощью вариантов использования (прецеднов), с которыми взаимодействуют акторы.

В результате анализа были выделены следующие акторы АСУ: Андеррайтер, Клиент (Страхователь), СППР.

Варианты использования АСУ андеррайтингом описаны в таблицах 3-5.

Таблица 3 – Подать заявление о страховании КАСКО

«Прецедент: Подать заявление о страховании КАСКО
ID: 1
Краткое описание: Клиент подает заявление о страховании КАСКО
Главный актер: Клиент
Второстепенный актер: нет
Предусловие: нет» [39]

Продолжение таблицы 3

«Прецедент: Подать заявление о страховании КАСКО
Основной поток: Клиент (страхователь) обращается в страховую компанию с заявлением о страховании КАСКО
Постусловие: нет
Альтернативные потоки: нет» [39]

Таблица 4 – Выработка рекомендаций

«Прецедент: Выработка рекомендаций
ID: 2
Краткое описание: СППР формирует рекомендации для принятия решений Андеррайтером
Главный актер: СППР
Второстепенный актер: Андеррайтер
Предусловия: Подготовка обучающей выборки, Формирование цифрового портрета клиента
Основной поток: СППР формирует рекомендации для принятия решений Андеррайтером
Постусловие: нет
Альтернативные потоки: нет» [39]

Таблица 5 – Принять решение о заключении договора страхования

«Прецедент: Принятие решение о заключении договора страхования
ID: 3
Краткое описание: Андеррайтер принимает решение о заключении договора страхования
Главный актер: Андеррайтер
Второстепенный актер: СППР
Предусловие: нет
Основной поток: Андеррайтер принимает решение о заключении договора страхования, используя рекомендации СППР
Постусловие: нет
Альтернативные потоки: нет» [39]

Функциональная модель АСУ андеррайтингом страховой компании показана на рисунке 23.

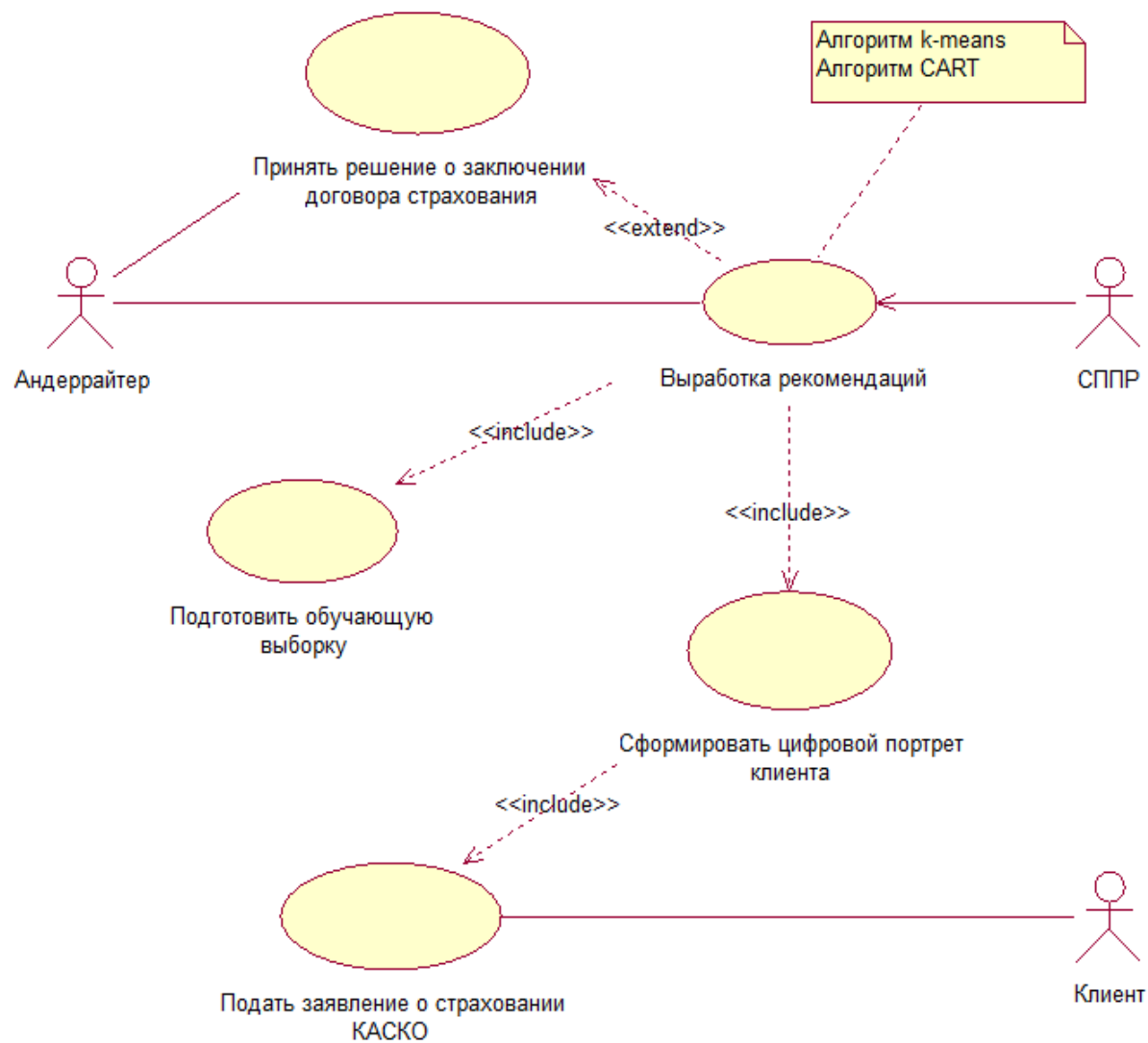


Рисунок 23 – Функциональную модель АСУ андеррайтингом страховой компании

Разработана диаграмма классов АСУ андеррайтингом, которая представлена на рисунке 24.

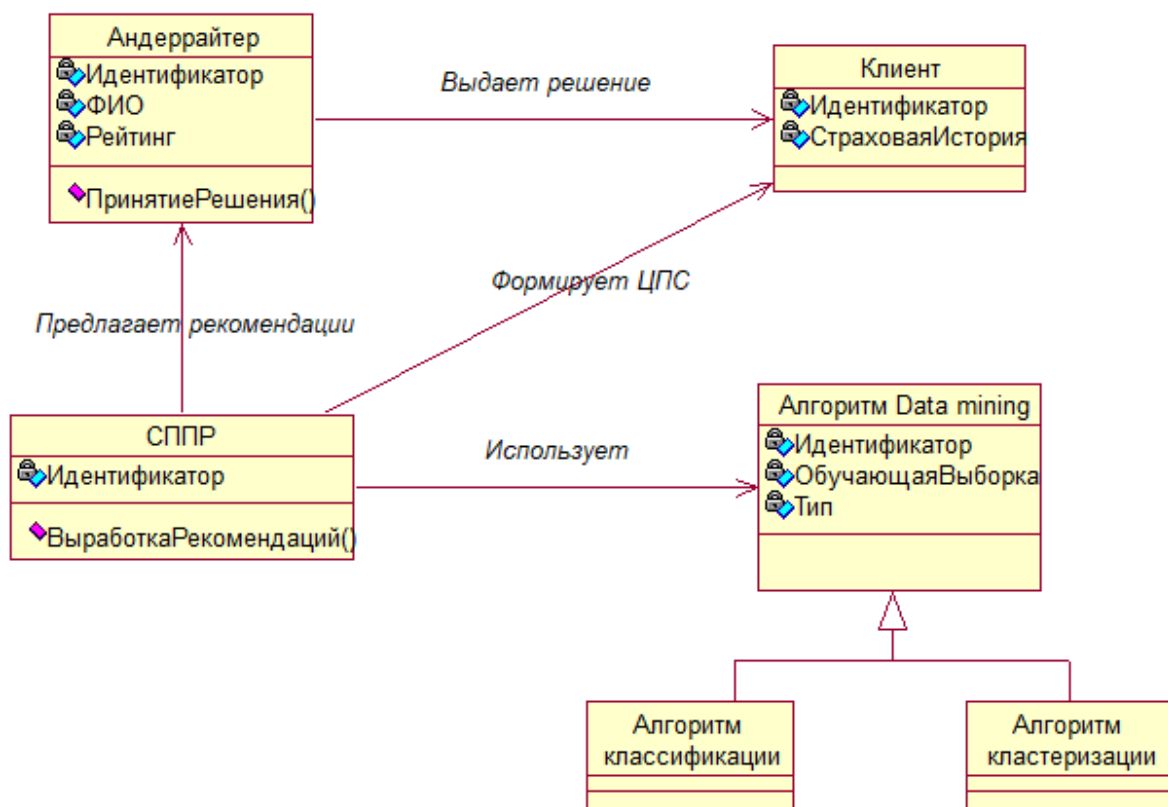


Рисунок 24 – Диаграмма классов АСУ андеррайтингом страховой компании

Спецификация диаграммы классов представлена в таблице 6.

Таблица 6 – Спецификация диаграммы классов АСУ андеррайтингом страховой компании

Класс	Описание
«Андеррайтер»	Класс объектов, моделирующих на логическом уровне физических лиц – андеррайтеров страховой компании
Клиент	Класс объектов, моделирующих на логическом уровне клиентов-страхователей
СППР	Класс объектов, моделирующих на логическом уровне СППР
Алгоритм Data mining	Класс объектов, моделирующих на логическом уровне алгоритмы машинного обучения-суперкласс
Алгоритм кластеризации	Класс объектов, моделирующих на логическом уровне алгоритмы кластеризации. Наследник класса Алгоритм Data mining.

Продолжение таблицы 6

Класс	Описание
Алгоритм классификации	Класс объектов, моделирующих на логическом уровне алгоритмы классификации. Наследник класса Алгоритм Data mining» [39]

Представленные модели и алгоритмы являются основой для построения эффективной АСУ андеррайтингом страховой компании.

Выводы по главе 3

Результаты проделанной работы позволили сделать следующие выводы:

- в практических исследованиях и приложениях необходимо сочетать различные методы с реальной ситуацией для проведения исследований и анализа, чтобы улучшить работу в режиме реального времени и точность. В этой связи для анализа моделей поведения страхователей выбран метод машинного обучения;
- выбор алгоритмов k-means и CART обусловлен характером решаемой задачи и функциональными особенностями СУРСК.

Представленные модели и алгоритмы являются основой для построения эффективной АСУ андеррайтингом страховой компании.

Глава 4 Апробация проектных решений и оценка их эффективности

4.1 Апробация проектных решений

Для реализации алгоритмов машинного обучения использованы язык Python и среда Jupyter Notebook (anaconda 3) с библиотекой sklearn [36].

Код алгоритма кластеризации k-means представлен в листинге 1.

Листинг 1 – Код алгоритма k-means

```
import pandas as pd
from sklearn.cluster import KMeans
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler, StandardScaler
import pathlib

p = pathlib.Path('F:\ls3dву.csv')
# read data from CSV file
data = pd.read_csv(p)
#print(data)
# clustering
print("Введите количество кластеров:")
NC=int(input())
km = KMeans(n_clusters= NC)
#data['cluster'] = km.fit_predict(X)
km.fit(data.values)
# cluster's centroids
print(km.labels_)
print(km.cluster_centers_)
```

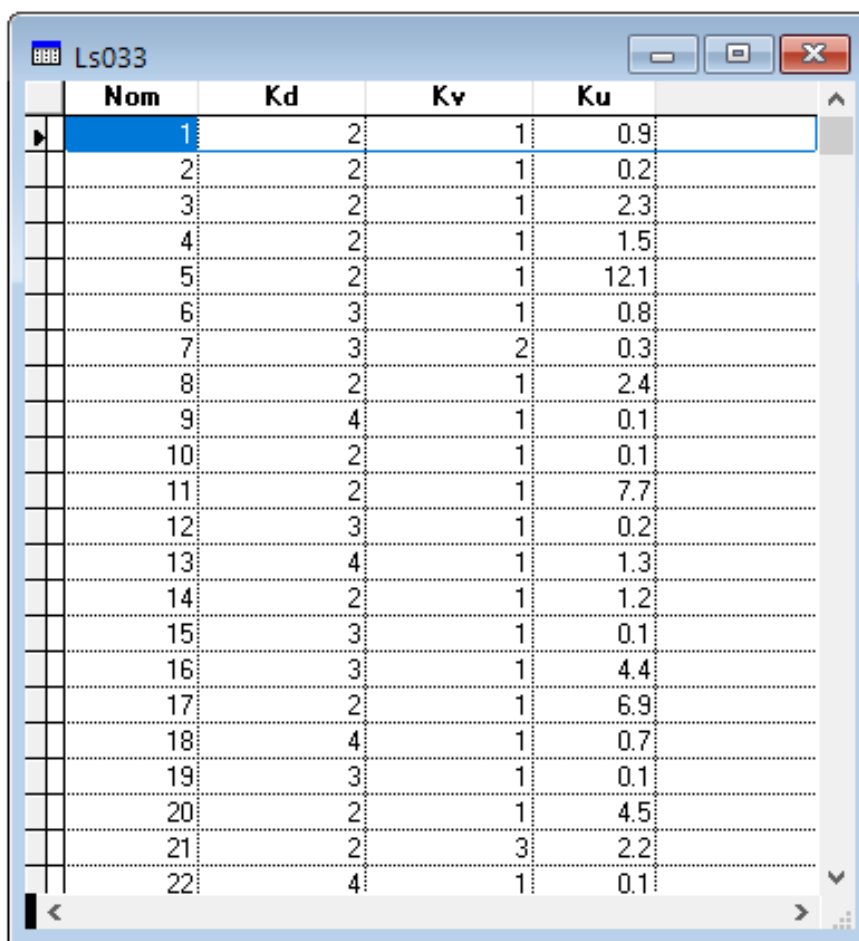
Для описания поведенческого типа страхователя используем следующую совокупность признаков: количество заключенных договоров

страхования (K_d), количество выплат (K_v), коэффициент убыточности (K_u) (отношение итоговой суммы выплат к итоговой страховой премии).

Все данные рассчитываются за определенный период.

В качестве обучающей выборки использованы исторические данные региональной страховой компании по рисковому страхованию за год.

Обучающая выборка представляет собой CSV-файл, полученный из dbf-файла, который имеет следующую структуру (рисунок 25).



	Nom	Kd	Kv	Ku
▶	1	2	1	0.9
	2	2	1	0.2
	3	2	1	2.3
	4	2	1	1.5
	5	2	1	12.1
	6	3	1	0.8
	7	3	2	0.3
	8	2	1	2.4
	9	4	1	0.1
	10	2	1	0.1
	11	2	1	7.7
	12	3	1	0.2
	13	4	1	1.3
	14	2	1	1.2
	15	3	1	0.1
	16	3	1	4.4
	17	2	1	6.9
	18	4	1	0.7
	19	3	1	0.1
	20	2	1	4.5
	21	2	3	2.2
	22	4	1	0.1

Рисунок 25 – Структура файла обучающей выборки

Общее количество записей в файле – 3730.

Далее с помощью разработанной программы выполняем кластеризацию данных и выделяем поведенческие группы страхователей.

Для упрощения задаем 5 поведенческих типа (кластера).

На практике их может получиться больше или меньше данного количества.

Результат кластеризации показан на рисунке 26.

Введите количество кластеров:

5

[0 0 0 ... 0 0 0]

[[2.61442441 1.14875173 0.6074896]

[2.11320755 1.33962264 26.2754717]

[2.38319328 1.35630252 4.58386555]

[20. 4.57692308 0.97307692]

[2.31395349 1.38372093 12.38895349]]

Рисунок 26 – Результат кластеризации тестовых данных

Характеристики полученных поведенческих групп страхователей представлены в таблице 7.

Таблица 7 – Поведенческие группы страхователей

Поведенческая группа	Количество договоров	Количество выплат	Коэффициент убыточности
0	2.6	1.15	0.61
1	2.1	1.35	26.4
2	2.4	1.35	4.6
3	20	4.6	0.97
4	2.3	1.4	12.4

Для визуализации результатов кластеризации построены графики распределения признаков по кластерам (рисунки 27, 28).

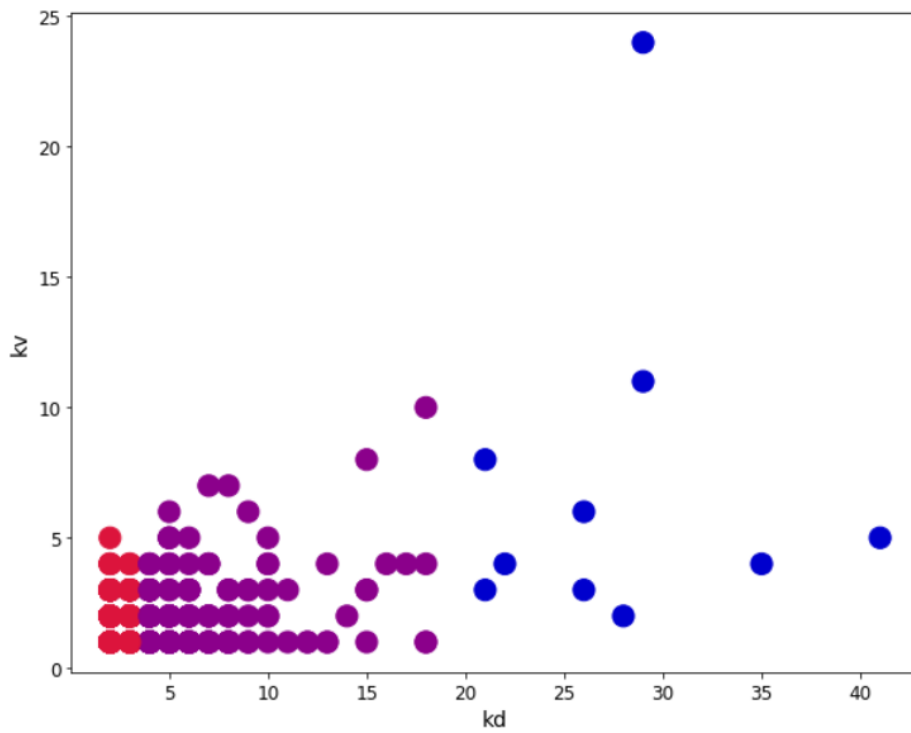


Рисунок 27 – Результат кластеризации по признакам «количество договоров и количество выплат»

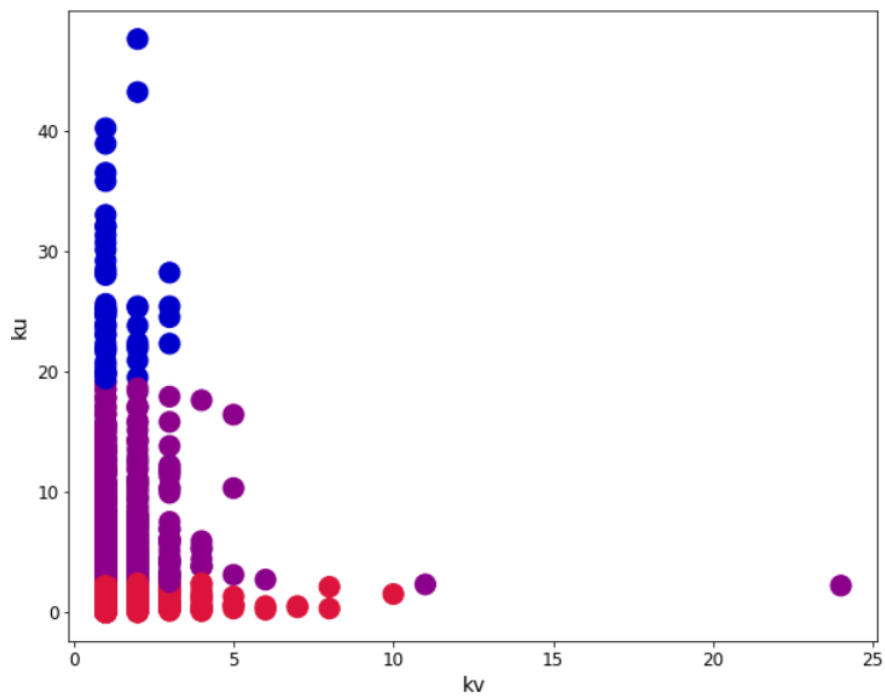


Рисунок 28 – Результат кластеризации признакам «количество договоров и коэффициент убыточности»

На основе анализа источников по страхованию были выделены группы страхователей:

- группа 0: средний уровень лояльности, низкий коэффициент убыточности при небольшом количестве выплат;
- группа 1: средний уровень лояльности, очень высокий коэффициент убыточности при небольшом количестве выплат;
- группа 2: средний уровень лояльности, средний коэффициент убыточности при небольшом количестве выплат;
- группа 3: высокий уровень лояльности, низкий коэффициент убыточности при среднем количестве выплат;
- группа 4: средний уровень лояльности, высокий коэффициент убыточности при низком количестве выплат.

Для каждой группы страхователей методологи по разработке продуктов и правил страхования устанавливают соответствующий диапазон тарифных ставок по конкретному виду рискованого страхования.

Для принятия решения по конкретному клиенту необходимо спрогнозировать его вхождение в одну из представленных групп.

Входными данными для прогнозирования являются данные из цифрового портрета страхователя.

Код для прогнозирования имеет вид:

```
# class predict
predicted_class = km.predict([[2.5,1.2,0.94]])
print(predicted_class)
```

Результат выполнения кода показан на рисунке 29.

```
[[ 2.36655405  1.35472973  4.59307432]
 [ 2.61759612  1.14928992  0.60973329]
 [ 2.11320755  1.33962264 26.2754717 ]
 [20.          4.57692308  0.97307692]
 [ 2.31395349  1.38372093 12.38895349]]
Клиент входит в группу: [1]
```

Рисунок 29 – Результат прогнозирования группы клиента

Для формирования рекомендаций по принятию решения по принятию риска на страховании реализован алгоритм CART.

Код алгоритма представлен в листинге 2 [27].

Листинг 2 – Код алгоритма CART.

```
import pandas as pd
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn import metrics
from sklearn import datasets

#load IRIS dataset
iris = datasets.load_iris()
X = iris.data #load the features
y = iris.target # load target variable

# Split dataset into training set and test set
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3,
random_state=1) # 70% training and 30% test

# Create Decision Tree classifier object
clf = DecisionTreeClassifier(max_depth=2)

# Train Decision Tree Classifier
clf = clf.fit(X_train,y_train)

#Predict the response for test dataset
y_pred = clf.predict(X_test)

# Model Accuracy, how often is the classifier correct?
print("Accuracy:",metrics.accuracy_score(y_test, y_pred))
```

В результате построено дерево решения, пример которого показан на рисунке 30.

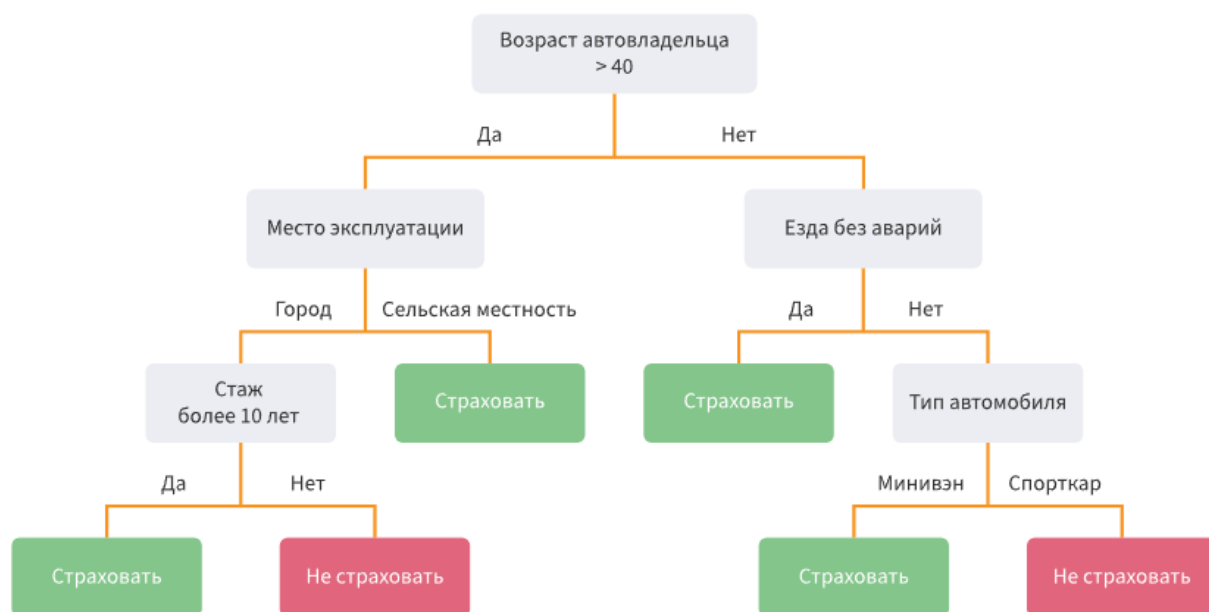


Рисунок 30 – Модель дерева решения о принятии риска на страхование

Далее андеррайтер на основании полученных рекомендаций андеррайтер определяет тарифную ставку по договору страхования клиента и отправляет ему решение для согласования [6].

Возможен также отказ от принятия риска на страхование.

4.2 Оценка экономической эффективности проектных решений

Для оценки экономической эффективности проекта используем методику сравнения затрат на разработку СППР АСУ андеррайтингом внешним программистом по договору аутсорсинга (базовый вариант) и программистом страховой компании (проектный вариант), соответственно [4].

«В калькуляцию себестоимости заказной разработки СППР включаются следующие статьи затрат:

- зарплата исполнителя проекта по трудовому договору (ЗБ₁);
- социальные страховые взносы (ЗБ₂);
- прочие прямые расходы (ЗБ₃);
- накладные расходы (ЗБ₄).

В заказной доработке задействован внешний программист» [5].

Средняя стоимость часа работы программиста Python по договору составляет 1200 руб [20].

Ориентировочное время разработки составляет 100 час.

Итого затраты базового варианта $C_{баз}$ составят (5):

$$C_{баз} = 3B_1 + 3B_2 + 3B_3 + 3B_4 = 1200*100 + 0,271*1200*100 + 0 + 0 = 152520 \text{ руб.} \quad (5)$$

В самостоятельной разработке СППР задействован программист компании.

«В калькуляцию себестоимости собственной разработки ИС включаются следующие статьи затрат:

- зарплата исполнителей проекта с учетом затраченного времени 100 час ($3П_1$);
- социальные страховые взносы ($3П_2$);
- прочие прямые расходы ($3П_3$);
- накладные расходы ($3П_4$)» [5].

Итого затраты проектного варианта $C_{пр}$ составят (6):

$$C_{пр} = 3П_1 + 3П_2 + 3П_3 + 3П_4 = 80000 \text{ руб} + 0,3*80000 + 0 + 0 = 104000 \text{ руб} \quad (6)$$

Сформируем таблицу и график показателей экономической эффективности (таблица 8, рисунок 31).

Таблица 8 – Показатели эффективности проекта разработки СППР АСУ андеррайтингом

«Затраты		Абсолютное изменение затрат	Коэффициент относительного снижения затрат	Индекс снижения затрат
Базовый вариант	Проектный вариант			
$C_{баз}$ (руб.)	$C_{пр}$ (руб.)	$\Delta C = C_{баз} - C_{пр}$ (руб.)	$K_C = \Delta C / C_{баз} \times 100\%$	$Y_C = C_{баз} / C_{пр}$
152520	104000	48250	31,6	1,5» [5]

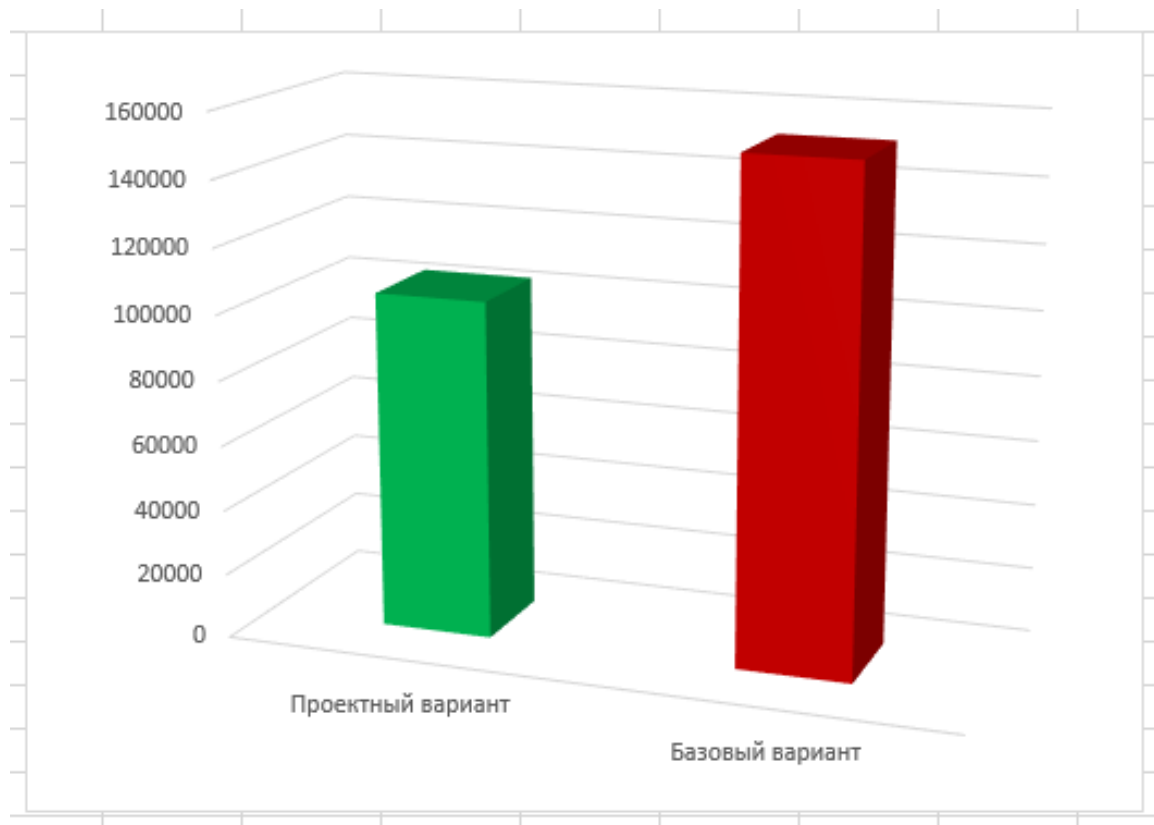


Рисунок 31 – Гистограмма сравнения затрат на разработку СППР

Таким образом, затраты при проектном варианте разработки СППР сократились в 1,5 раза.

«Срок окупаемости затрат на внедрение проектного решения ($T_{ок}$) определяется по формуле (7):

$$T_{ок} = K_{П} / \Delta C \text{ (мес.)}, \quad (7)$$

где $K_{П}$ – затраты на реализацию проектных решений (проектирование и внедрение СППР).

Следовательно, срок окупаемости адаптированного сайта равен (8):

$$T_{ок} = 104000 / 48250 \approx 2,2 \text{ мес.} \quad (8)$$

Представленные расчеты подтвердили существенное снижение затрат на проектирование и эффективность проектного решения» [5].

Для оценки эффективности управления АСУ андеррайтингом предприятия используем формулу [5] (9):

$$K_{\text{эу}} = \frac{\sum_{i=1}^n P_{yi}}{n} \quad (9)$$

где:

n - количество функций управления, реализуемых СППР;

P_{yi} - вероятность выработки АСУ андеррайтингом эффективного управляющего воздействия при реализации i -й функции управления.

Для управления рисками страховой компании используются следующие функции:

- выработка рекомендаций для принятия решения;
- принятие решения андеррайтером.

Как показывает практика, на выполнение функции «Принятие решения андеррайтером» может негативно повлиять человеческий фактор.

«Пусть вероятность выработки эффективного управляющего воздействия для каждой функции равна 0.5.

В этом случае значение показателя функциональной эффективности управления АСУ андеррайтингом будет равно» [5]:

$$K_{\text{эу}} = 1,5/2 = 0,75$$

Таким образом, коэффициент эффективности управления предлагаемой АСУ андеррайтингом $K_{\text{эу}} > 0,5$, что свидетельствует о высокой функциональной эффективности управления рисками страховой компании.

Выводы по главе 4

Результаты проделанной работы позволили сделать следующие выводы:

- для реализации алгоритмов машинного обучения использованы язык Python и среда Jupyter Notebook (anaconda 3) с библиотекой sklearn. В качестве обучающей выборки использованы исторические данные региональной страховой компании по рисковому страхованию за год;
- на основе анализа источников по страхованию были выделены 5 поведенческих групп страхователей. На практике их может получиться больше или меньше данного количества;
- затраты при проектном варианте разработки СППР сократились в 1,5 раза.

Коэффициент эффективности управления предлагаемой АСУ андеррайтингом $K_{эу} > 0,5$, что свидетельствует о высокой функциональной эффективности управления рисками страховой компании.

Заключение

Одним из наиболее существенных моментов в области страхового риск-менеджмента является финансовая устойчивость страховой компании, достижение которой невозможно без эффективного управления ее рисками.

«Для решения данной задачи используются системы управления рисками страховой компании.

Система управления рисками страховой компании предполагает идентификацию и спецификацию рисков, определение целей и методов управления рисками, формирование и развитие собственно операционной системы управления рисками страховщика.

Магистерская диссертация посвящена актуальной проблеме исследования и разработки моделей и алгоритмов эффективной системы управления рисками страховой компании» [19].

Выполненные в работе научные исследования представлены следующими основными результатами:

- проведен анализ современного состояния исследований в области управления рисками страховой компании методологической основой управления рисками в страховой компании является стандарт Solvency II. «ИСУР – это интегрированная компьютерная информационная система, используемая для предоставления информации о рисках и помощи лицам, принимающим решения, в оценке бизнес-рисков. Эта информация включает в себя подверженность риску, меры защиты и управление рисками» [1]. Андеррайтинг — один из основных бизнес-процессов страховой компании. Успех страховой деятельности зависит от правильной оценки возможных рисков андеррайтером. Вместе с тем проведенный анализ позволил констатировать недостаточность работ, посвященных проблеме моделирования информационных систем управления рисками страховой компании, что подтверждает

актуальность темы исследования;

- проведен анализ методологий моделирования систем управления рисками страховой компании. Как показал анализ, методология IAA содержит проверенные бизнес-знания и лучшие практики, необходимые для поддержки критически важных бизнес-задач и обеспечения связи ИТ-проектов с бизнес-требованиями. Недостатком данной методологии является высокая стоимость реализации СУРСК и ограниченные возможности референтной модели. Объектно-структурный подход как методологическая основа предоставляет широкие возможности для построения модели системы управления рисками страховой компании. Недостатком данного подхода является необходимость разработки технологической онтологии для процесса управления рисками в страховой компании. Как показывает практика, применение интеллектуального анализа данных в системах поддержки принятия решений по андеррайтингу позволяет оптимизировать работу андеррайтера и снизить потери от возможных ошибок. С учетом вышеизложенного для построения СУРСК выбрана методология управления рисками на основе интеллектуального анализа данных;
- разработаны модели и алгоритмы системы управления рисками страховой компании. В практических исследованиях и приложениях необходимо сочетать различные методы с реальной ситуацией для проведения исследований и анализа, чтобы улучшить работу в режиме реального времени и точность. В этой связи для анализа моделей поведения страхователей выбран метод машинного обучения. Выбор алгоритмов k-means и CART обусловлен характером решаемой задачи и функциональными особенностями СУРСК. Представленные модели и алгоритмы являются основой для построения эффективной АСУ андеррайтингом страховой компании;

- выполнены апробация проектных решений и оценка их эффективности. Для реализации алгоритмов машинного обучения использованы язык Python и среда Jupyter Notebook (anaconda 3) с библиотекой sklearn. В качестве обучающей выборки использованы исторические данные региональной страховой компании по рисковому страхованию за год. На основе анализа источников по страхованию были выделены 5 поведенческих групп страхователей. На практике их может получиться больше или меньше данного количества. Затраты при проектном варианте разработки СППР сократились в 1,5 раза. «Коэффициент эффективности управления предлагаемой АСУ андеррайтингом $K_{эу} > 0,5$, что свидетельствует о высокой функциональной эффективности управления рисками страховой компании» [5].

Таким образом, в работе решена актуальная научно-практическая проблема исследования и разработки моделей и алгоритмов эффективной системы управления рисками страховой компании.

Гипотеза исследования подтверждена.

Список используемой литературы и используемых источников

1. Автоматизация процесса управления рисками с использованием российского программного обеспечения [Электронный ресурс]. URL: <https://www2.deloitte.com/content/dam/Deloitte/ru/Documents/risk/russian/avtomatizaciya-processa-upravleniya-riskami.pdf> (дата обращения: 16.02.2023).
2. Акинфина М.А. Анализ и оценка рисков страхования с использованием информационной системы поддержки и принятия решений [Электронный ресурс]. URL: http://edoc.bseu.by:8080/bitstream/edoc/7271/2/Akinfina_M_A_Trudy_2011_S_3-11_ocr.pdf (дата обращения: 16.02.2023).
3. Анализ главных компонент [Электронный ресурс]. URL: <https://www.helenkapatsa.ru/mietod-ghlavnykh-komponent> (дата обращения: 17.02.2023).
4. БСИ - Бюро страховых историй [Электронный ресурс]. URL: https://www.cnews.ru/book/%D0%A0%D0%A1%D0%90_-_%D0%95%D0%90%D0%98%D0%A1_%D0%91%D0%A1%D0%98_-_%D0%91%D1%8E%D1%80%D0%BE_%D1%81%D1%82%D1%80%D0%B0%D1%85%D0%BE%D0%B2%D1%8B%D1%85_%D0%B8%D1%81%D1%82%D0%BE%D1%80%D0%B8%D0%B9 (дата обращения: 17.02.2023).
5. Вдовин В.М., Суркова Л.Е., Шурупов А.А. М. : Дашков и К, 2016. 388 с.
6. Деревья решений: общие принципы [Электронный ресурс]. URL: <https://loginom.ru/blog/decision-tree-p1> (дата обращения: 17.02.2023).
7. Кириллова Н.В. Системы управления рисками в страховых организациях // Мир новой экономики. 2016. № 3. С. 116-123.
8. Котов К., Красильников Н. Кластеризация данных [Электронный ресурс]. URL: <https://logic.pdmi.ras.ru/~yura/internet/02ia-seminar-note.pdf> (дата обращения: 17.02.2023).
9. Лебедев В. М., Тупикова А. В. Автоматизация управления

финансовыми рисками на предприятии // Актуальные исследования. 2020. №23 (26). С. 29-32.

10. Лизнюк А. А. Операционные риски страховой компании // Государственная служба. 2011. №5. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/operatsionnye-riski-strahovoy-kompanii> (дата обращения: 17.02.2023).

11. Механизмы управления: учебное пособие / Под ред. Д. А. Новикова. М.: УРСС (Editorial URSS), 2011.

12. Мкртычев С.В. Методология моделирования проблемно-ориентированных систем сбора и обработки страховой учетно-аналитической информации // Современные проблемы науки и образования [Электронный ресурс]. URL: <https://science-education.ru/ru/article/view?id=18275> (дата обращения: 16.02.2023).

13. Моисеев А.В., Киндаев А.Ю. Управление рисками страховой компании на основе информационной модели // Научный журнал НИУ ИТМО. Серия «Экономика и экологический менеджмент». 2015. № 4. С. 181-189.

14. Назарова В.В., Матвеева Е.А. Концепция риск-менеджмента в страховых организациях // Научный журнал НИУ ИТМО. Серия «Экономика и экологический менеджмент». 2016. №4. С. 258-275.

15. Принцип и реализация алгоритма CART [Электронный ресурс]. URL: <https://russianblogs.com/article/99441464069/> (дата обращения: 17.02.2023).

16. Психологические модели поведения личности в конфликте: найти, проанализировать, исправить [Электронный ресурс]. URL: <https://zen.yandex.ru/media/id/5b8e55db419fdb00abb9fc8c/psihologicheskie-modeli-povedeniia-lichnosti-v-konflikte-naiti-proanalizirovat-ispravit-5b96d87367918d00aa70bd88> (дата обращения: 17.02.2023).

17. Пушкарева Т. П. Применение карт знаний для систематизации математической информации // МНКО. 2011. №2. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/primenenie-kart-znaniy-dlya-sistematizatsii->

matematicheskoy-informatsii (дата обращения: 17.02.2023).

18. Ренессанс страхование составил портрет пользователя онлайн страхования [Электронный ресурс]. URL: <https://www.renins.ru/press/news/> (дата обращения: 17.02.2023).

19. Система управления рисками [Электронный ресурс]. URL: <https://www.nsd.ru/about/korporativnoe-upravlenie/sistema-upravleniya-riskami/> (дата обращения: 16.02.2023).

20. Сколько стоят услуги программистов? [Электронный ресурс]. URL: <https://www.kadrof.ru/articles/46641> (дата обращения: 17.02.2023).

21. Цыганов А. А., Брызгалов Д. В. Цифровизация страхового рынка: задачи, проблемы и перспективы // Экономика. Налоги. Право. 2018. №2. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/tsifrovizatsiya-strahovogo-rynka-zadachi-problemy-i-perspektivy> (дата обращения: 17.02.2023).

22. Цымблер М. Какие методы и технологии используются для обработки Больших Данных // СуперКомпьютеры. 2014. № 1 (17). С. 20-23.

23. Эксперты: цифровизация ОСАГО — людям важны участие и поддержка [Электронный ресурс]. URL: <https://www.insur-info.ru/press/162258/> (дата обращения: 17.02.2023).

24. Automate Insurance Underwriting with Case Management and Rules [Электронный ресурс]. URL: <https://blog.vizuri.com/automate-insurance-underwriting-with-case-management-and-rules> (дата обращения: 17.02.2023).

25. Bhalla A. Enhancement in Predictive Model for Insurance Underwriting // International Journal of Computer Science & Engineering Technology (IJCSET). 2012. Vol. 3 (5). P. 160-165.

26. Cahyono Budy Santoso et al. Smart Insurance System Model Concept for Marine Cargo Business [Электронный ресурс]. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9617499> (дата обращения: 16.02.2023).

27. CART Decision Tree Python Example [Электронный ресурс]. URL: <https://vitalflux.com/cart-decision-tree-python-example/> (дата обращения: 17.02.2023).

28. F. S. Mousavi, M. Khademi, H. R. Ahmadifar “Classification of The Insured On The Basis Of The Customers Loyalty Through Using Data Mining Techniques”, International Journal of Computer Applications Technology and Research Volume 2– Issue 6, 637 - 640, 2013.

29. Hiwasel V.A., Agrawal A. Review On Application of Data Mining in Life Insurance // International Journal of Engineering & Technology. 2018. 7 (4.5). P. 159-162.

30. Insurance industry reference architecture [Электронный ресурс]. URL: <https://www.ibm.com/cloud/architecture/architectures/insurance/reference-architecture/> (дата обращения: 16.02.2023).

31. Joss A. 10 Digital Footprints with Value to Insurance [Электронный ресурс]. URL: <https://www.informatica.com/blogs/10-digital-footprints-value-insurance.html> (дата обращения: 17.02.2023).

32. K-means Clustering: Algorithm, Applications, Evaluation Methods, and Drawbacks [Электронный ресурс]. URL: <https://towardsdatascience.com/k-means-clustering-algorithm-applications-evaluation-methods-and-drawbacks-aa03e644b48a> (дата обращения: 17.02.2023).

33. Lahrmann A. “Decision Trees: Predicting Future Losses for Insurance Data”, 2018, Honors Research Projects. 660.

34. Lijia Guo. Applying Data Mining Techniques in Property~Casualty Insurance University of Central Florida [Электронный ресурс]. URL: https://www.casact.org/sites/default/files/database/forum_03wforum_03wf001.pdf (дата обращения: 16.02.2023).

35. Mkrtychev S., Enik O. Automated Underwriting Control in a Regional Insurance Company, Proceedings of the International Conference on Trends of Technologies and Innovations in Economic and Social Studies on October 02, 2018.

36. Project Jupyter [Электронный ресурс]. URL: <https://jupyter.org/> (дата обращения: 17.02.2023).

37. Rodes A. What is a Risk Management Information System (RMIS)? [Электронный ресурс]. URL: <https://www.ventivtech.com/blog/what-is-an-rmis->

risk-management-information-system (дата обращения: 16.02.2023).

38. SAP Risk Management [Электронный ресурс]. URL: https://help.sap.com/docs/SAP_RISK_MANAGEMENT/51bbedc6646d4ff5b35b9d883be390a6/73b7f92a39b5412aa9d3a03071b47030.html (дата обращения: 16.02.2023).

39. UML 2.ru – Сообщество Аналитиков [Электронный ресурс]. URL: <https://www.uml2.ru/> (дата обращения: 17.02.2023).

40. Viegas A.F.A. Software Architecture of an Insurance System based on Services, Thesis to obtain the Master of Science Degree, Lisboa, 2015. 48 p.

41. What is Solvency II? [Электронный ресурс]. URL: <https://www.lloyds.com/conducting-business/regulatory-information/solvency-ii/about/what-is-solvency-ii#:~:text=Solvency%20II%20is%20an%20EU,replaced%2014%20EU%20insurance%20directives./> (дата обращения: 16.02.2023).

42. What's a digital footprint and why does it matter? [Электронный ресурс]. URL: <https://www.allstateidentityprotection.com/content-hub/whats-a-digital-footprint> (дата обращения: 17.02.2023).