Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
«Южно-Уральский государственный университет
(национальный исследовательский университет)»
Высшая школа экономики и управления
Кафедра «Информационные технологии в экономике»

ПРОЕКТ ПРОВЕРЕН
Рецензент, директор по развитию
проекта бухгалтерского
аутсорсинга «Гениальный штаб»
_____(А.Е. Иванов)
«____» _____ 2020 г.

ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ
Заведующий кафедрой, д.т.н., с.н.с.

_____(Б.М. Суховилов)
«____» _____ 2020 г.

Построение модели прогнозирования критического финансового состояния предприятия методами машинного обучения

ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА
К ВЫПУСКНОЙ КВАЛИФИКАЦИОННОЙ РАБОТЕ
ЮУрГУ–38.04.05.2019.082.ПЗ ВКР

Руководитель работы, профессор,
д.т.н., с.н.с.
_____(В.В. Мокеев)
«____» _____2020г.

Автор работы, студент группы ЭУ-360
_____ (А.И. Полякова)
«____» _____2020г.

Нормоконтролер, к.т.н., доцент
_____(Е.В. Бунова)
«____» _____2020г.

Челябинск 2020

АННОТАЦИЯ

Полякова А.И. Построение модели прогнозирования критического финансового состояния предприятия методами машинного обучения. – Челябинск: ЮУрГУ, ЭУ-360, 2020. 80 – стр., 34 ил., 11 табл., библиографический список – 48 наим.

Выпускная квалификационная работа выполнена с целью разработки прогнозной модели критического финансового состояния предприятия.

В квалификационной работе рассматривается определение финансового состояния, сществующие методы по прогнозировани критического финансового состояния, расмматриваются методы машинного обучени, производится их сравнения, строятся модели по выбранным методам, разрабатывается план коммерциализации проекта.

Основные задачи работы:

1) Описание понятия критическое финансовое состояние.
2) Провести исследование и анализ современных подходов к прогнозированию критического состояния предприятия.
3) Анализ имеющихся прогнозных методов машинного обучения.
4) Формулировка требований к прогнозной модели.
5) Построение прогнозной модели.
6) Сравнительный анализ результатов прогнозирования методами машинного обучения.
7) Разработка плана коммерциализации.

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ 5

ГЛАВА 1. МЕТОДИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КИРИТИЧЕСКРГО ФИНАНСОВОГО СОСТОЯНИЯ ПРЕДПРИЯТИЯ 8

1.1 Определение понятия финансового состояния 8

1.2 Изменение финансового состояния предприятия: от финансовых затруднений до банкротства 9

1.3 Управление финансовым состоянием предприятия 11

1.4 Обзор работ, посвященных прогнозированию банкротств предприятий ... 12

1.5 Постановка задачи 19

Ввод по главе 1 22

ГЛАВА 2 МЕТОДЫ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ 23

2.1 Деревья решений 23

2.1.1 Построение дерева решений 24

2.1 Extra Trees 25

2.2 Random Forest 26

2.3 Extreme Gradient Boosting 28

2.4 Гиперпараметры 29

2.4.1 Настраиваемые гиперпараметры 30

Вывод по главе 2 31

ГЛАВА 3 ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КРИТИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ПРЕДПРИЯТИЯ 33

3.1 Подготовка данных для исследования критического состояния предприятия 33

3.2 Кросс-валидация 35

3.2.1 Кросс-валидация по K блокам (K-fold cross-validation) 35
3.3 Метрики качества модели 36
3.4 Применение метода Extra Trees 37
3.5 Применение метода Random Forest 40
3.6 Применение метода Extremal Gradient Boosting 43
Вывод по главе 3 46
ГЛАВА 4 КОММЕРЦИАЛИЗАЦИЯ ПРОЕКТА 48
4.1 Этапы коммерциализации 49
4.2 Участники процесса коммерциализации 50
4.3 Способы коммерциализации 54
4.4 Основные подходы коммерциализации результатов инновационных научных исследований 55
4.5 Преимущества и недостатки способов коммерциализации проектов и инноваций 61
4.6 Описание продукта 62
4.7 Решаемая проблема 63
4.8 Дорожная карта коммерциализации проекта 64
4.9 Оценка объема рынка 67
4.10 Бизнес-модель 69
4.11 Команда проекта 70
Вывод по главе 4 70
ЗАКЛЮЧЕНИЕ 72
БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК 73

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы.

Исследование финансово-хозяйственной деятельности предприятия является определением того, по каким направлениям нужно вести работу по улучшению этого состояния, а также его текущей оценкой финансового состояния. Желательное финансовое состояние ресурсов, при котором предприятие, свободно владеет денежными средствами, способно путем эффективного использования обеспечить затраты по его обновлению и расширению, а также беспрерывный процесс реализации продукции и производства. Таким образом, внутренними по отношению к данному предприятию пользователями финансовой информацией являются работники управления предприятием, от которых и зависит его будущее финансовое состояние.

Финансовое состояние – важнейшая характеристика экономической деятельности предприятия во внешней среде. Определяет конкурентоспособность в деловом сотрудничестве, потенциал предприятия, оценивает степень гарантированного экономического интереса самого предприятия, его партнеров по финансовым и другим отношениям.

Две группы внешних пользователей финансовой информации: организации и лица, которые имеют непосредственный финансовый интерес – покупатели продукции и услуг, работники предприятия, различные кредиторы, государство, прежде всего в лице налоговых органов, а также акционеры, учредители, поставщики, потенциальные инвесторы. Финансовое состояние предприятия – главный критерий для банков, когда возникает вопрос: о целесообразности или нецелесообразности выдачи кредита, при положительном решении данного вопроса – на какой срок и под какие проценты. Пользователи, имеющие опосредованный финансовый интерес, – консалтинговые и аудиторские фирмы, различные финансовые институты (ассоциации, биржи и т. д.), органы государственного управления, законодательные статистические органы, информационные агентства и пресса.

Главная задача всех этих пользователей финансовой отчетности – провести исследование и сделать выводы о направлениях своей деятельности по отношению к предприятию в долгосрочной или ближайшей перспективе. В большинстве случаев, выводы по их действиям в отношении данного предприятия в будущем, представляет собой наибольший интерес прогнозное финансовое состояние предприятия. Это чрезвычайно важная задача и актуальность вопросов, связанных с разработкой новых и улучшением существующих методов прогнозирования и определение прогнозного финансового состояния предприятия.

Теоретической и методологической основой магистерской диссертации являются труды зарубежных и отечественных ученых в области машинного обучения. Так, например в российской литературе известны такие авторы как: Вьюгин В.В.[1], Николенко С.И.[2], Барскир А.Б.[3], Матвеев А.С.[4], Ручкин В.Н.[5], В.А. Фулин[5], Аксенов С.В.[6], Новосельцев В.Б.[6], Воронцов К.В.[7], Лепский А.Е.[8], Броневич А.Г.[8]

В зарубежной литературе: Я.Гудфеллоу[9], И.Бенджио[9], А.Курвилль [9], А. Джули[10], Суджит Пол[10], Мохамед Али,[11] Арно Мейсман[11], Дэви Силен[11], Андреас Мюллер[12], Сара Гвидо[12], Себастьян Рашка[13].Джоэл Грас[13], Дж. Вандер Плас[14],

Рассмотрев различные точки зрения в отечественной и зарубежной литературе, можно прийти к выводу, что существуют различные методы прогнозирования, каждый из которых имеет свои достоинства и недостатки.

Объект исследования финансовое состояние предприятия и его прогнозирование.

Предмет исследования прогнозирование критического состояния предприятия.

Цель исследования – повышение эффективности процесса прогнозирования финансового состояния предприятия

Для достижения цели были поставлены следующие задачи:

1) описание понятия критическое финансовое состояние;

2) провести исследование и анализ современных подходов к прогнозированию критического состояния предприятия;
3) анализ имеющихся прогнозных методов машинного обучения;
4) формулировка требований к прогнозной модели;
5) построение прогнозной модели;
6) сравнительный анализ результатов прогнозирования методами машинного обучения;
7) разработка плана коммерциализации.

Новизна работы заключается в том, что на основе комплексного анализа:

1) рассмотрены и проанализированы методы прогнозирования;
2) проведен сравнительный анализ методов;
3) разработана модель прогнозирования критического финансового состояния предприятия.

Практическая значимость работы обусловлена применением результатов исследования на практике, для анализа финансового состояния предприятия.

ГЛАВА 1. МЕТОДИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ КИРИТИЧЕСКРГО ФИНАНСОВОГО СОСТОЯНИЯ ПРЕДПРИЯТИЯ

1.1 Определение понятия финансового состояния

Важнейшей характеристикой деловой активности и надежности предприятия – это его финансовое состояние. Оно определяет его потенциал в деловом сотрудничестве и конкурентоспособность предприятия, выступает гарантом эффективной реализации экономических интересов всех участников хозяйственной деятельности как самого предприятия, так и его партнеров. От умелого, просчитанного управления всей совокупностью производственных и хозяйственных факторов, определяющих результаты его деятельности зависит устойчивое финансовое положение предприятия.

Баканов М.И. и Шеремет А.Д., отмечают, что «финансовое состояние характеризует использование средств предприятия и его размещение. Это обусловлено мерой пополнения собственных средств за счет прибыли и других источников и степенью выполнения финансового плана, а также скоростью оборота оборотных средств и производственных фондов». Исходя из мнения данных авторов, финансовое состояние выражается «в платежеспособности предприятий, в способности вовремя удовлетворять платежные требования поставщиков техники и материалов в соответствии с хозяйственными договорами, возвращать кредиты, выплачивать заработную плату рабочим и служащим, вносить платежи в бюджет»[15].

По мнению Савицкой Г.В. «сущность финансовой устойчивости и финансового состояния предприятия между ними. Так, давая характеристику «финансовой устойчивости предприятия» и «финансовому состоянию», она справедливо говорит о том, что финансовое состояние предприятия – экономическая категория, отражающая состояние капитала в процессе его кругооборота и способность субъекта хозяйствования к саморазвитию на фиксированный момент времени. Так же отмечает, что происходит непрерывный процесс кругооборота капитала в процессе хозяйственной деятельности, изменяются источники формирования и

структура их средств, потребность и наличие в финансовых ресурсах, в следствии ведет к изменению финансового состояние предприятия, где платежеспособность выступает внешним проявлением. Финансовое состояние может быть устойчивым и неустойчивым (предкризисным) и кризисным. Наряду с этим подчеркивает, устойчивость и стабильность финансового состояния предприятия, зависят от результатов его коммерческой и производственной деятельности. Изложенный подход, по существу, совпадает с характеристикой финансового состояния, его устойчивости и взаимосвязи между ними, которую дают вышеуказанные авторы».

Савицкая Г.В., допускает нечеткость в разграничении понятиях: «финансовая устойчивость» и «финансовое состояние». Данный вывод подтверждается определением финансовой устойчивости предприятия: «Финансовая устойчивость предприятия – это способность субъекта хозяйствования функционировать и развиваться, сохранять равновесие своих активов и пассивов в изменяющейся внутренней и внешней среде, гарантирующая его постоянную платежеспособность и инвестиционную привлекательность в границах допустимого риска».[16]

Исходя из всего выше сказанного, можно сделать вывод, что вышеуказанные авторы сходиться во мнении, что более широкое понятие – это «финансовое состояние», нежели «финансовая устойчивость», а финансовая устойчивость выступает одной из составных частей характеристики финансового состояния предприятия. Но не все авторы занимают четкую позицию по данным вопросам.

1.2 Изменение финансового состояния предприятия: от финансовых затруднений до банкротства

Кризисное финансовое состояние – это положение на грани банкротства. Фирма не имеет денежных средств на оплату обязательств, не имеет активов, которые можно быстро распродать и расплатиться по счетам. Развитие критического финансового состояния происходит постепенно: сначала предприятие задерживает оплату счетов деловым партнерам, затем выплату дивидендов, далее – выплату зарплаты, процентов банку и, наконец, выплату налогов. Это прямой путь к банкротству (рисунок 1).

Рисунок 1 – Схема нарастания критического финансового состояния

Из схемы видно, как фирма неуклонно скатывается в финансовую пропасть. На первой стадии, когда задерживается оплата счетов деловым партнерам, можно договориться об отсрочке, бывает достаточно письма о вынужденной задержке с извинениями.

На второй стадии, если собранием акционеров принято решение о выплате дивидендов, а финансовой возможности нет, проблема тоже решаема: задолженность можно погашать частями, договориться об отсрочке или выплате дивидендов имуществом.

На третьей стадии, когда уже нет денег на зарплату работникам, наступает административная и даже уголовная ответственность.

Четвертая стадия финансового состояния ведет к блокировке счетов, пятая – к банкротству.[17]

1.3 Управление финансовым состоянием предприятия

Успешной организации бизнеса и повышения эффективности его функционирования, в современной экономике управление финансовым состоянием компании и методы его оценки являются наиболее важными элементами. К убыточной деятельности компании и даже к ее банкротству может привести недостаточное внимание к данной проблеме.

Важнейшее условие эффективного функционирования бизнеса – это благополучное финансовое состояние. Для его достижения необходимо обеспечить постоянную высокую результативность хозяйствования, ликвидность баланса, платежеспособность, финансовую независимость. Способность организации финансировать свою текущую деятельность и развитие, инвестиционную привлекательность и постоянно поддерживать свою платежеспособность отражает – финансовое состояние. Для этого необходимо иметь достаточный объем капитала, оптимальную структуру активов и источников финансирования. Не менее важно использовать средства таким образом, чтобы доходы превышали расходы, обеспечивая тем самым стабильную платежеспособность и рост рентабельности.

Важнейшие составляющие, предпосылки или следствия финансового благополучия: ликвидность баланса, постоянная платежеспособность, высокая результативность хозяйствования и финансовая независимость.

Финансовое состояние зависит от результатов финансовой, коммерческой и производственной деятельности компании. Положительно влияет на финансовое состояние, когда финансовый и производственный план успешно выполняются. И, наоборот, в результате недовыполнения плана по реализации и производству продукции, уменьшается выручка, сумма прибыли, происходит рост себестоимости продукции и, как следствие, – ухудшение платежеспособности, финансового состояния, что может привести к банкротству предприятия. Основой для увеличения прибыли, формирования финансовых ресурсов в объеме, необходимом для расширения производственной деятельности является,

эффективное использование производственных ресурсов, реализации продукции, снижение ее себестоимости и наращивание объемов производства.

Важнейшей характеристикой деловой активности и надежности компании является ее финансовое состояние. С его помощью определяют конкурентоспособность компании, возможности в деловом сотрудничестве, является гарантом эффективной деятельности компании и ее партнеров. Реальная оценка финансового состояния, в современных условиях, имеет огромное значение не только для самих субъектов хозяйствования, но и для потенциальных инвесторов, акционеров. Исходя из этого аналитическая работа, приобретает серьезное значение, она связанна с прогнозированием и изучением финансового состояния компании. Полноценное и своевременное выявление «слабых мест» финансов у компании позволит осуществлять комплекс мер, предотвращающих возможное банкротство. Оценка структуры баланса приобретает особую актуальность, так как именно по неудовлетворенности его структуры принимаются решения о несостоятельности фирмы.

Оценка финансового состояния – это признанный инструмент выявления неблагополучной ситуации в экономике организации. Она дает возможность не только констатировать улучшение или ухудшение положения компании, но и измерить вероятность ее банкротства.

1.4 Обзор работ, посвященных прогнозированию банкротств предприятий

Свою актуальность проблема прогнозирования вероятности банкротства принимает в условиях цикличности действия экономических кризисов. Существует два основных подхода, по оценке вероятности банкротства. Первый основывается на финансовых данных и включает оперирование финансовыми коэффициентами. Это многофакторные регрессионные модели, учитывающие изменения в области финансового управления и экономики, на рынках капиталов и других факторов.

Второй подход к прогнозированию банкротства исходит из статистики изменения показателей обанкротившихся компаний и сравнения их с соответствующими данными исследуемых организаций. Во всех двух подходах

ключевым является выбор оптимального числа значимых финансовых коэффициентов, обеспечивающих требуемую надежность и достоверность оценки вероятности прогноза.

Базовыми методами и моделями, используемыми в зарубежной и отечественной практике по оценке финансового состояния и прогнозированию банкротства (таблица 1), являются:

Таблица 1 – Основные методики и модели прогнозирования банкротства

Наименование модели	Описание модели
Z-счет Э. Альтмана	Это финансовая модель, призванная дать прогноз вероятности банкротства предприятия. Ноу-хау Альтмана заключается в подборе показателей и, главное, весов (коэффициентов), на которые в формуле умножаются эти показатели и оценки результирующего значения. Из-за отраслевых особенностей, различия экономик разных стран, модель Альтмана следует использовать с осторожностью, не возлагая на нее больших надежд.[17]
Пятифакторная модель Э. Альтмана	Данная модель подходить для акционерных обществ, чьи акции котируются на рынке. Точность прогноза в этой модели на горизонте одного года составляет 95%, на два года – 83%, что является ее достоинством. Недостатком же этой модели заключается в том, что ее по существу можно рассматривать лишь в отношении крупных компаний, разместивших свои акции на фондовом рынке.[17]
Семифакторная модель Э. Альтмана	Позволяет прогнозировать банкротство на 5 лет с точностью до 70%. Однако, к сожалению, из-за сложности вычислений практического распространения не получила.[18]
Коэффициент У. Бивера	Весовые коэффициенты для индикаторов в данной модели не предусмотрены и итоговый коэффициент вероятности банкротства не рассчитывается. Полученные значения данных показателей сравниваются с их нормативными значениями для трёх состояний фирмы: для благополучных компаний; для компаний, обанкротившихся в течение года; и для фирм, ставших банкротами в течение пяти лет. Преимуществами такой модели являются использование показателя рентабельности активов и вынесение суждения о сроках наступления банкротства компании. Из недостатков модели стоит отметить: отсутствие результирующего показателя; сложность интерпретации итогового значения; использование устаревших данных.[19]
Модель Д. Конана – М. Гольдера	Модель основа на многомерном дискриминантном анализе. Достоинство модели: оценка производится в зависимости от вероятности задержки хозяйствующим субъектом платежей по обязательствам, что отвечает интересам кредиторов и соответствует целям внешнего экспресс-анализа. Недостатки модели: невысокая надежность получаемых прогнозов; в качестве переменной использовано отношение расходов на персонал к добавленной стоимости; поскольку интервалы между уровнями платежеспособности невелики (в среднем 0,02), то небольшое искажение влечет неадекватный прогноз; для определения вероятности неплатежеспособности требуется большой объем информации.[20]

Продолжение таблицы 1

Наименование модели	Описание модели
Девятифакторная модель Фулмера	Такая модель используется аудиторскими компаниями для составления отчетов о финансовом состоянии предприятия-заказчика, коммерческими предприятиями для вычисления вероятности возможного банкротства, потенциальными контрагентами и акционерами компании для оценки перспективной платежеспособности и разработки стратегических решений в будущем. Анализ модели показывает, что основная часть факторов, которые применяются в уравнениях критериев, тесно взаимосвязана, и что большая часть компонентов связана с инвестициями. Важный факто в этой модели – определяет нижнюю границу скорости прироста инвестиций.[21]
Модель Спрингейта	Четырехфакторная модель, разработанная на основании вышерассмотренных моделей Альтмана. Из 19 показателей, которые рассматривал Альтман, Спрингейт выделил только 4 основных, которые были включены в расчет. Итоговая оценка по данной модели складывалась из каждого показателя, которому был присвоен свой вес.[22]
Скоринговый метод Credit-Men Ж. Депаляна	Данная методика очень перспективна, так как дает возможность сравнить показатели деятельности предприятия со среднеотраслевыми значениями и оценить его финансовое благополучие. Однако проведение оценки по данной методике вызовет определенные затруднения для российских специалистов, так как у отечественных организаций, скорее всего, возникнут проблемы с получением нормативных значений коэффициентов по отраслям в государственных комитетах по статистике.[23]
Формула Z-счет Лиса	Модель определения вероятности банкротства при анализе российских предприятий показывает несколько завышенные оценки, так как значительное влияние на итоговый показатель оказывает прибыль от продаж, без учета финансовой деятельности и налогового режима.[24]
Модель Таффлера и Тишоу	Данная модель была разработана по результатам тестирования более ранней модели Альтмана на данных отчетности британских компаний как более соответствовавшая новым экономическим реалиям.[25]
Модель Охе – Вербаера	Данная модель разработана для предприятий отрасли промышленности. Применяется больше для промышленных предприятий. Автор этой модели предложил фундаментальную концепцию, согласно которой, если на предприятии проблемы с финансовыми средствами и наличностью, - оно с высокой вероятностью покинет рынок в течении одного года, если у предприятия острые проблемы с производством и сбытом продукции – оно с высокой вероятностью покинет рынок в течении двух лет, если у предприятия проблемы с поиском новых инвестиционных проектов, оно с высокой вероятностью покинет рынок в течении трех и более лет.[26]
Модель Честера	Чаше всего используется в зарубежной практике. Чем выше главный показатель, тем выше вероятность банкротства. Этот показатель сравнивают в динамике и дают оценку его изменения.[27]
Метод Д. Ван Хорна	Данная методика анализа в своей основе подразумевает расчёт показателей ликвидности, коэффициентов обеспеченности обязательств, коэффициенты платежеспособности и показатели рентабельности.[28]

Продолжение таблицы 1

Наименование модели	Описание модели
Показатель Д. Аргенти	Применяется для обнаружения управленческого кризиса, который может привести к банкротству компании. Автор модели – Джордж Аргенти – предположил, что если компании грозит разорение, то процесс приближения к нему занимает несколько лет и имеет явные признаки.[29]
Рейтинговая модель Р.С. Сайфуллина и Г. Г. Кадыкова	Модель оценки, применяется для экспресс-оценки предприятий различных сфер деятельности и отраслей, а также различного масштаба.[30]
Шестифакторная модель О.П. Зайцевой	Данная методика приспособлена к условиям хозяйствования российских коммерческих предприятий. В ее основе лежит обобщающий коэффициент, рассчитанный по среднеарифметической взвешенной из частных финансовых показателей и их весовых значений, назначаемых экспертом. Весовые значения необходимы для того, чтобы получать дифференцированные оценки возможности банкротства с четом особенностей деятельности различных коммерческих организаций. Особенности методики в том, что частные коэффициенты имеют одинаковую, но не положительную направленность. Рост каждого коэффициента означает возрастание несостоятельности предприятия, т.е. повышение риска банкротства.[31]
Рейтинговая оценка кредитоспособности ссудозаемщика (Франция)	3 блока по оценке кредитоспособности клиентов французскими коммерческими банками: оценка кредитоспособности клиентов на основе методик, принятых отдельными коммерческими банками; использование для оценки кредитоспособности данных картотеки Банка Франции; оценка предприятия и анализ его баланса, а также другой отчетности. При оценке предприятия банк интересуется тремя вопросами: характер деятельности предприятия; длительность его функционирования; факторы производства.[32]
Модель Г. Чонаевой	В дополнение к совершенствованию системы менеджмента необходимо совершенствовать маркетинговую политику предприятия, кадровая политика с использованием системы поощрительных выплат, или других форм стимулирования труда. Внутренними факторами, вызывающие банкротство предприятия, являются нехватка собственных оборотных средств, неподходящий механизм ценообразования, неразвитость договорной дисциплины, бездействие юридических служб предприятия, рост дебиторской и кредиторской задолженности предприятия, неэффективность долгосрочных финансовых вложений, значительный удельный вес незавершенных капитальных вложений в структуре активов[33]
Рейтингово-скоринговая методика оценки Г.В. Савицкой	Комплексным подходом при определении риска банкротства предприятия в долгосрочной перспективе. основной упор в модели делается на показатели платежеспособности. При этом каждому значению показателей в установленном интервале присваивается определенное количество баллов, исходя из которых определяется класс финансовой устойчивости предприятия.[34]

Окончание таблицы 1

Наименование модели	Описание модели
Модель Н.В. Пчеленок – М.М. Петрыкиной для агропромышленных организаций	В основу разработанной модели прогнозирования финансового состояния предприятий агропромышленного комплекса положен метод корреляционно-регрессивного анализа, позволяющий не только определять зависимость вероятности банкротства организации от показателей ее финансово-хозяйственной деятельности в математической форме, но и количественно оценивать тесноту полученной связи.[35]

В настоящее время не существует единого мнения об оптимальном количестве финансовых коэффициентов для многофакторных моделей прогнозирования. Так, с разработки двухфакторных моделей начинал Э. Альтман. Позже на основе обследования нескольких предприятий и исследования финансовых коэффициентов была предложена пятифакторная модель прогнозирования.

Модель Фулмера была создана на основании обработки данных 60 предприятий (30 потерпевших крах и 30 нормально работавших) со средним годовым балансом в 455тыс. долл., которая изначально содержала 40 коэффициентов, тогда как окончательный ее вариант использует всего девять.

Британские ученые Р. Таффлер и Г. Тишоу в 1997г., на основе анализа ключевых измерений деятельности корпорации (оборотный капитал, прибыль, ликвидность и финансовый риск) предложили четырехфакторную прогнозную модель платежеспособности, которая, по оценкам экспертов, производит наиболее точную картину финансового состояния:

$$Z = 0{,}53K1 + 0{,}13K2 + 0{,}83K3 + 0{,}16K4, \quad (1)$$

где К1 – прибыль от реализации / краткосрочные обязательства;

К2 – оборотные активы / сумма обязательств;

К3 – краткосрочные обязательства / сумма активов;

К4 – выручка / сумма активов.

Если показатель Z-счета больше 0,3 это говорит о том, что у предприятия неплохие долгосрочные перспективы; если меньше 0,2, то вероятность банкротства высока.

Однако такая модель имеет свои определенные недостатки. В этой модели взаимосвязаны финансовые коэффициенты К1, К3 и условно не взаимозависимы попарно коэффициенты К1 и К2, К2 и К3.

На сегодняшний день проблема поиска достаточно универсального подхода к построению достаточно достоверных и надежных моделей прогнозирования банкротства является актуальной. Во многих представленных моделей используемые финансовые коэффициенты часто являются взаимозависимыми (мультиколлинеарными). Многие из моделей получены методом многофакторного регрессионного анализа. Между тем известно, что для обеспечения требуемой достоверности регрессионной многофакторной модели необходим набор линейно независимых, не взаимосвязанных между собой факторов, т.е. немультиколлинеарных. При построении моделей авторам не всегда удается это обеспечить в силу различных объективных обстоятельств. Вследствие этого достоверность и надежность прогнозирования снижается. Возникает потребность в поиске новых, более совершенствованных и достоверных моделей для прогнозирования банкротства.

На основе обзорного анализа, наиболее часто применяемых моделей прогнозирования можно сделать вывод, что наиболее частыми показателями в моделях являются показатели, представленные в таблице 2.

Таблица 2 – Основные показатели, используемые в моделях прогнозирования банкротства

Показатель	Частота использования	
	Количество	В процентах от общего количества
Все активы	22	15,43
Прибыль (чистая прибыль)	21	14,61
Текущие активы (оборотные)	16	11,39
Выручка от реализации	14	9,66
Текущие (краткосрочные) обязательства	13	8,9
Собственный капитал	12	9,09
Заемный капитал	9	6,78
Внеоборотные активы	6	4,58
Себестоимость	6	3,78

Окончание таблицы 2

Показатель	Частота использования	
	Количество	В процентах от общего количества
Долгосрочная кредиторская задолженность	5	3,94
Дебиторская задолженность	5	2,84
Нераспределенная прибыль	4	1,2
Общая сумма пассивов	4	3,2
Обязательства (долгосрочные и краткосрочные)	3	2,47
Запасы	3	2,47
Производственные инвестиции	2	0,83
Общие инвестиции	2	0,83
Динамика прибыли	2	0,83
Продолжительность кредита поставщиков	2	0,83
Продолжительность товарного кредита	2	0,83
Среднемесячная выручка	2	0,83
Наиболее ликвидные активы	2	0,83
Денежный поток	2	0,83

В приведенных моделях (таблица 1) чаще всего используют финансовые коэффициенты, имеющие максимальную значимость в той или иной модели (таблица 3).

Таблица 3 – Значимость финансовых коэффициентов моделей

Коэффициент	Частота использования	Повторяемость максимальной значимости, раз
Общий коэффициент покрытия (коэффициент текущей ликвидности)	11	7
Собственный оборотный капитал / активы	7	3
Коэффициент финансовой зависимости	5	1
Балансовая прибыль / выручка от реализации	6	2
Прибыль / сумма активов	5	3
Выручка от реализации / активы	5	1
Коэффициент автономии	4	2
Коэффициент финансового рычага	4	1
Нераспределенная прибыль/сумма активов	4	2
Рентабельность собственного капитала	4	1
Коэффициент критической (быстрой) ликвидности	5	2

Окончание таблицы 3

Коэффициент	Частота использования	Повторяемость максимальной значимости, раз
Чистая прибыль / выручка	3	2
Оборотный капитал / обязательства	3	1
Коэффициент фондоотдачи производственного капитала	4	1
Прибыль от реализации / краткосрочные обязательства	2	2
Чистая прибыль / активы	2	2
Степень платежеспособности по текущим обязательствам	2	2

Такое количество финансовых коэффициентов и используемых показателей обусловлено различной спецификой деятельности предприятия, технико-организационным уровнем организаций.

1.5 Постановка задачи

Пусть X – некоторое множество, элементы которого называются объектами или примерами, входами(samples), тогда Y – множество, элементы которого называют ответами или выходами(responses). Имеется некоторая зависимость, позволяющая по $x \in X$ предсказать $y \in Y$. В частности, если зависимость детерминирована, то существует функцию $f^*:X \to Y$. Зависимость известна только на объектах обучающей выборки $\{(x_i, y_i): x_i \in X, y_i \in Y (i=1, \ldots, N)\}$. Упорядоченная пара «объект-ответ» $(x_i, y_i) \in X \times Y$ называют прецедентом.

Задач обучения с учителем заключается в восстановление зависимости между входом и выходом по имеющейся обучающей выборки, т.е. необходимо построить функцию (решающее правило) $f:X \to Y$, по новым объектам $x \in X$, предсказывающую ответ $f(x) \in Y$:

$$y = f(x) \approx f^*(x), \quad (2)$$

где f(x) – функцию (решающее правило).

Функция f при этом выбирается из некоторого множества возможных моделей F. Процесс нахождения f называется обучение, а также настройкой или подгонкой модели.

Алгоритм построения функции $f \in F$ по заданной обучающей выборке называется алгоритмом обучения. Некоторый класс алгоритмов обучения, конечно же, оперируют не с самими объектами, а их описанием. Наиболее распространённым является признаковое описание. При таком подходе x представляется как вектор $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, где $x_j \in Q_j (j=1, 2, \dots, n)$. Таким образом $X=Q_1 Q_2 \dots, Q_n$.

Компонента x_j называется j-ым признаком, или свойством объекта x. Если $Q_j=R$, то j-й признак называется количественным. Если Q_j окончательное и упорядоченное, то признак называется порядковым. Множество X – называется пространством признаков.

В зависимости от того, какие значения может принимать – Y, различают различные классы. В данном случае $Y=\{1, 2, \dots\dots, K\}$, то задача является классификацией. Решающее правило f – называется классификатором. Y – интерпретируют как номер класса, к которому принадлежит объект x.

Стоит выделить несколько замечаний:

1) найденное решающее правило должно обладать обобщающей способностью. Иными словами, построенный классификатор должен отражать общую зависимость выхода от входа, основываясь лишь на известных данных о прецедентах обучающей выборки. При решении прикладных задач, как правило, говорить о восстановлении истинной взаимосвязи не приходится, и, следовательно, речь может идти лишь об отыскании некоторой аппроксимации. Таким образом, обученная модель должна выдавать в среднем достаточно точные предсказания на новых (не входящих в обучающую выборку) прецедентах;

2) Во-вторых, следует уделить внимание проблеме эффективной вычислимости функции f. Аналогичное требование предъявляется и к алгоритму обучения: настройка модели должна происходить за приемлемое время

Пусть для задачи обучения с учителем определена функция потерь, или функцию штрафа L(y,y’) = l(y,f(x)), представляющая собой неотрицательную функцию от истинного значения Y и предсказанного с помощью модели значения Y’ = f(x).

В данной работе будет использоваться средняя абсолютная ошибка MAE (Mean Absolute Error) позволяющая получить оценку отклонения от фактических до расчетных значений, которую нужно будем минимизировать:

$$MAE=1h\sum j=1h|eT+j|, \quad (3)$$

где eT+jeT+j – ошибка на прогнозном шаге j;

h – срок прогнозирования;

T – номер последнего наблюдения в обучающей выборке.

В качестве решающего правила возьмём функцию f минимизирующую эту ошибку:

$$f = \operatorname{agrmin}_{f\in F} \sum_{i=1}^{N} L(y^{(i)}, f(x^{(i)})), \quad (4)$$

где $(y^{(i)}, x^{(i)}), (i = 1, 2, \dots, N)$ – обучающая выборка;

$\operatorname{agrmin}_{f\in F}$ – минимизация функции потерь.

Таким образом задача свелась к отысканию функции f из допустимого множества, при условии то F и L фиксированы и известны. Это так называемый принцип минимизации эмпирического риска. Как правило, класс F имеет параметры, то есть имеется описание:

$$F=\{ f(x) = f(x, \theta): \theta \in \Theta \}, \quad (5)$$

где Θ – некоторое известное множество.

В процессе настройки модели выбираются значения набора параметров Θ, обеспечивающих точное или приближенное условие, то есть минимизация ошибки на процентах обучающей выборки.

На практике все имеющиеся данные разбивают на обучающую и тестовую выборки. Обучение производится с использованием обучающей выборки, а оценка качества предсказания на основе данных тестовой выборки.

Другим практическим методом оценки обобщающей способности решающего правила является метод q-кратного перекрестного (скользящего) контроля (CV – cross validation). Все имеющиеся данные разбиваются на q примерно равных (по числу прецедентов) частей. Далее, отделяя из выборки одну за другой каждую из этих частей, используют оставшиеся данные (составленные из q-1частей) как обучающую выборку, а отделенную часть – как тестовую. Итоговая оценка ошибки определяется как средняя по всем разбиениям. Заметим, что само итоговое решающее правило строится по всей имеющейся обучающей выборке.

Ввод по главе 1

Финансовое состояние – важнейшая характеристика экономической деятельности предприятия, главный критерий для банков при рассмотрении предложения о выдаче денежных средств, на какой срок и какая будет тарифная ставка процента.

Анализ и сравнение базовых методов и моделей по прогнозированию банкротства предприятия, используемых в зарубежной и отечественной практике, показал, что на сегодняшний день не существует единого мнения и методики по прогнозированию критического финансового состояния предприятия, так как многие методы громоздкие в расчётах и слишком затратные по времени.

Прогнозирование критического финансового состояния методами машинного обучения позволит сократить время для прогнозирования с минимальной ошибкой и большим количеством прогнозируемых периодов. Так же прогнозирование критического финансового состояния будет эффективным с помощью методов машинного обучения – это единый подох ко всем предприятиям вне зависимости от занимаемой отрасли и объёма предприятия.

ГЛАВА 2 МЕТОДЫ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

Машинное обучение – это раздел искусственного интеллекта, его целью является предсказание результата по имеющимся данным, чем они разнообразнее, тем легче найти закономерность и точнее будет результат предсказания.

Для сравнения методов машинного обучения, необходимо сформулировать требования к решаемой задачи:

- Точность – для прогнозирования результатов, модель должна иметь низкую ошибку прогноза.
- Время обучения – выбирается по двум параметрам: возможность вычислительной машины и выбранного алгоритма. В рамках конкурса не указано максимальное или минимальное время обучения. Поэтому время обучения установим так, чтобы алгоритм выдавал максимальную точность, но при этом затрачивал не более двух часов.
- Данные – Тип данных так же влияет на выбор метода, данные бывают трех видов, непрерывные величины, бинарные величины, и смесь первых и вторых. Исходный набор данных и представляет третий вид данных.
- Решаемая задача – Разные алгоритмы решают различные задачи. Будь то это классификация, регрессия, кластеризация, работа с изображениями или звуками. Данная работа решает задачу регрессии.

2.1 Деревья решений

Деревья решений – это способ представления правил в иерархической, последовательной структуре, где каждому объекту соответствует единственный узел, дающий решение.

Под правилом понимается логическая конструкция, представленная в виде «если … то …». Например:

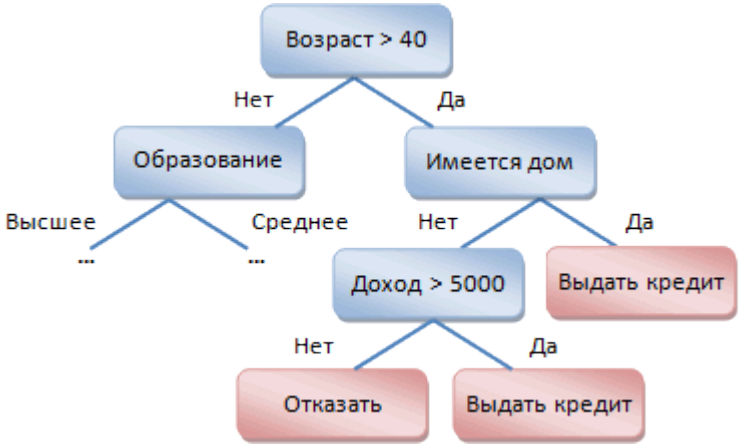

Рисунок 2 – Пример построения дерева решений

Дерево состоит из внутренних узлов, содержащих проверку условия, и листьев, являющихся решениями.

Поэтому модели регрессионных деревьев статистически наиболее работоспособны, когда комплекс анализируемых переменных является не слишком мультиколлинеарным или имеется регулярная внутренняя множественная альтернатива в исходной комбинации признаков.

2.1.1 Построение дерева решений

Заданное некоторое множество T, содержит объекты, каждый из которых характеризуется m атрибутов, причем один из них указывает на принадлежность объекта к определенному классу.

Пусть через $\{C_1, C_2, \ldots C_k\}$ обозначены классы, тогда возможны следующие ситуации:

- Множество T содержит один или более объектов, относящихся к одному классу C_k. Тогда дерево решений для T – это лист, определяющий класс C_k;
- Множество T не содержит ни одного примера, то есть пустое множество. Тогда это снова лист, и класс, ассоциированный с листом, выбирается из другого множества отличного от T, например, из множества, ассоциированного с родителем;
- Множество T содержит объекты, относящиеся к разным классам. В этом случае следует разбить множество T на некоторые подмножества. Для этого

выбирается один из атрибутов, имеющий два и более отличных друг от друга значений O_1, O_2, … O_n. T разбивается на подмножества T_1, T_2, … T_n, где каждое подмножество T_i содержит все объекты, имеющие значение O_i для выбранного атрибута. Это процедура будет рекурсивно продолжаться до тех пор, пока конечное множество не будет состоять из объектов, относящихся к одному и тому же классу.

Вышеописанная процедура лежит в основе многих современных алгоритмов построения деревьев решений, этот метод известен еще под названием разделения и захвата. При использовании данной методики, построение дерева решений будет происходит сверху вниз.

Поскольку все объекты были заранее отнесены к известным нам классам, такой процесс построения дерева решений называется обучением с учителем. Процесс обучения также называют индуктивным обучением или индукцией деревьев.

2.1 Extra Trees

Метод Extra Tree (стоящий для extremely randomized trees) был предложен с главной целью дальнейшего построения дерева рандомизации в контексте числовых признаков ввода, где выбор оптимальной точки пересечения отвечает для значительной части дисперсии индуцированного дерева. Что касается случайных лесов, метод исключает идею использования загрузочных копий учебного образца, и вместо того, чтобы пытаться найти оптимальную точку пересечения для каждой из случайно выбранных признаков K на каждом узле, он выбирает точку пересечения наугад.

Эта идея довольно продуктивна в контексте многих проблем, характеризующихся большим числом числовых признаков, изменяющихся более или менее непрерывно: она часто приводит к повышенной точности благодаря ее сглаживанию и в то же время значительно снижает вычислительное бремя, связанное с определением оптимальных срезы в стандартных деревьях и в случайных лесах.

Этот метод позволил получить самые современные результаты в нескольких многомерных сложных задачах.

2.2 Random Forest

Random Forest (случайный лес) – является композицией множества решающих деревьев, что позволяет снизить проблему переобучения и повысить точность в сравнении с одним деревом. Прогноз получается в результате агрегирования ответов множества деревьев. Тренировка деревьев происходит независимо друг от друга (на разных подмножествах), что не просто решает проблему построения одинаковых деревьев на одном и том же наборе данных, но и делает этот алгоритм весьма удобным для применения в системах распределённых вычислений. является одним из немногих универсальных алгоритмов. Универсальность заключается, во-первых, в том, что он хорош во многих задачах (по моим оценкам, 70% из встречающихся на практике, если не учитывать задачи с изображениями), во-вторых, в том, что есть случайные леса для решения задач классификации, регрессии, кластеризации, поиска аномалий, селекции признаков и т.д.

RF (random forest) – это множество решающих деревьев. В задаче регрессии их ответы усредняются, в задаче классификации принимается решение голосованием по большинству. Все деревья строятся независимо по следующей схеме:

- выбирается подвыборка обучающей выборки размера samplesize (может быть с возвращением) – по ней строится дерево (для каждого дерева – своя подвыборка);
- для построения каждого расщепления в дереве просматриваем max_features случайных признаков (для каждого нового расщепления – свои случайные признаки);
- выбираем наилучшие признак и расщепление по нему (по заранее заданному критерию). Дерево строится, как правило, до исчерпания выборки (пока в листьях не останутся представители только одного класса), но в современных реализациях есть параметры, которые ограничивают высоту дерева, число объектов в листьях и число объектов в подвыборке, при котором проводится расщепление.

Понятно, что такая схема построения соответствует главному принципу асамблирования (построению алгоритма машинного обучения на базе нескольких,

в данном случае решающих деревьев): базовые алгоритмы должны быть хорошими и разнообразными (поэтому каждое дерево строится на своей обучающей выборке и при выборе расщеплений есть элемент случайности).

Метод RF хорош ещё тем, что при построении леса параллельно может вычисляться т.н. oob-оценка качества алгоритма (которая очень точная и получается не в ущерб разделения на обучение/тест), oob-ответы алгоритмы (ответы, которые выдавал бы алгоритм на обучающей выборке, если бы «обучался не на ней»), оцениваются важности признаков (но об этом, опять же, надо писать в отдельном посте). И не стоит забывать про полный перебор значений параметров (если объектов в задаче не очень много).

Достоинства метода:

- способность эффективно обрабатывать данные с большим числом признаков и классов;
- нечувствительность к масштабированию (и вообще к любым монотонным преобразованиям) значений признаков;
- одинаково хорошо обрабатываются как непрерывные, так и дискретные признаки;
- существуют методы построения деревьев по данным с пропущенными значениями признаков;
- существует методы оценивания значимости отдельных признаков в модели;
- благодаря воссозданию решающих правил, возрастает интерпретируемост
- модели и выдача рекомендаций по её использованию
- робастный метод, так как робастные наблюдения уходят в отдельные листы дерева решений и не участвуют в формировании решающих правил;
- внутренняя оценка способности модели к обобщению;
- высокая параллезуемость и масштабируемость.

К недостаткам данного метода можно отнести большой размер получающихся моделей и склонность к переобучению моделей.

Оба этих недостатка решаются посредством градиентного бустинга моделей. Под термином «бустинг» от англ. «boosting» будем понимать улучшение и представляет собой процедуру последовательного построения композиции алгоритмов машинного обучения, когда каждый следующий алгоритм стремится компенсировать недостатки композиции всех предыдущих алгоритмов.[49]

2.3 Extreme Gradient Boosting

Экстремальный Градиентный Бустинг (Extreme Gradient Boosting) – это продвинутая реализация Градиентного Бустинга. Этот алгоритм обладает высокой предсказательной способностью и в десять раз быстрее любых других методов градиентного бустинга. Кроме того, включает в себя различные регуляризации, что уменьшает переобучение и улучшает общую производительность.

Преимущества

- Осуществляет регуляризацию, что помогает бороться с переобучением.
- Возможно распараллеливание, что делает его намного быстрее Градиентного Бустинга.
- Позволяет пользователю определить собственные цели оптимизации и критерии оценки, добавляя измерения в модель.
- Имеет встроенную подпрограмму для обработки пропущенных значений.
- Находит разделения до заданной максимальной глубины, а затем начинает обрезать дерево и удалять разделения, после которых нет положительных выводов.
- Позволяет производить кросс-валидацию на каждой итерации бустинга и, следовательно, облегчает вычисление оптимального числа итераций бустинга.

Данный алгоритм строит модель в виде суммы деревьев:

$$f(x) = h_0 + v\sum_{j=1}^{N} h_j(x), \quad (6)$$

где h0 – начальное приближение,

v – параметр, регулирующий скорость обучения и влияние отдельных деревьев на всю модель,

hj(x) – деревья решений.

Новые слагаемые-деревья добавляются в сумму путем минимизации эмпирического риска, заданного некоторой функцией потерь:

$$L(y, y) = L(y, f(x)), \quad (7)$$

Функция:

$$L(y, y_1, y_2) = -\sum_{k=1}^{2}(y = k) \ln\left(\frac{\exp(y_k)}{\sum_{i=1}^{2}\exp(y_k)}\right), \quad (8)$$

предназначена для решения задач классификации на 2 класса.

Рекомендуют использовать XGboost как наиболее продвинутую группу моделей машинного обучения. В настоящие время предиктивные модели на базе логики XGboost широко используются в финансовом и рыночном прогнозировании, маркетинге и многих других областях прикладной аналитики и машинного интеллекта.[49]

2.4 Гиперпараметры

Гиперпараметры – это настраиваемые параметры для обучения модели, которая самостоятельно регулирует процесс обучения. Например, перед началом обучения модели в глубокой нейронной сети вы можете выбрать количество скрытых уровней в сети и количество узлов на каждом уровне. Эти значения обычно не изменяются во время процесса обучения.

Подбор метода выборки

- Выборка по сетке может использоваться, если пространство с параметрами может быть определено как выборка среди дискретных значений и если имеется достаточный бюджет для поиска всех значений в заданной области поиска. Кроме того, можно использовать автоматическое преждевременное завершение непроизводительных запусков, что сокращает расход ресурсов.

- Случайная выборка позволяет пространству параметров включать как дискретные, так и непрерывные параметры. На практике это дает хорошие результаты в большинстве случаев, а также позволяет использовать автоматическое раннее завершение плохо выполняющихся запусков. Некоторые

пользователи выполняют исходный Поиск с использованием случайной выборки, а затем итеративно обвышают область поиска для улучшения результатов.

- Выборка Байеса использует знания предыдущих выборок при выборе значений параметров, что эффективно попытается улучшить сообщаемую основную метрику. Выборка Байеса рекомендуется при наличии достаточного бюджета для изучения места в параметрах. для получения наилучших результатов при использовании Байеса выборки рекомендуется использовать максимальное число запусков, большее или равное 20, чем число настраиваемых параметров. Обратите внимание, что выборка Байеса в настоящее время не поддерживает политику раннего завершения.

2.4.1 Настраиваемые гиперпараметры

Для проведения исследования в выбранных методах, для построения модели прогнозирования критического финансового состояния предприятия, были настроены следующие гиперпараметры (таблица 4).

Таблица 4 – Гиперпараметры

Наименование гиперпараметра	Настройка гиперпараметра
n_estimators	Количество деревьев в лесу
criterionstring	Функция для измерения качества разделения. Поддерживаемыми критериями являются “mse” для среднеквадратичной ошибки, которая равна уменьшению дисперсии в качестве критерия выбора признаков, и “mae” для средней абсолютной ошибки.
max_depthinteger	Максимальная глубина дерева. Если нет, то узлы расширяются до тех пор, пока все листья не станут чистыми или пока все листья не будут содержать меньше образцов min_samples_split.
learning_rate	Скорость обучения (только для Extreme Gradient Boosting) – с его помощью определяют порядок того, как мы будем корректировать наши весы с учётом функции потерь в градиентном спуске. Чем ниже величина, тем медленнее мы движемся по наклонной. Хотя при использовании низкого коэффициента скорости обучения мы можем получить положительный эффект в том смысле, чтобы не пропустить ни одного локального минимума, – это также может означать, что нам придётся затратить много времени на сходимость.

Окончание таблицы

Наименование гиперпараметра	Настройка гиперпараметра
max_featuresint	Количество функций, которые следует учитывать при поиске лучшего разделения: • Если int, то рассмотрим функции max_features при каждом разбиении. • Если float, то max_features-это дробь, и при каждом разбиении учитываются функции int(max_features * n_features). • Если “auto", то max_features=n_features. • Если “корень”, затем max_features=квадратный_корень (n_features). • Если "log2", то max_features=log2 (n_features). • Если нет, то max_features=n_features. Примечание: поиск разделения не прекращается до тех пор, пока не будет найден хотя бы один допустимый раздел образцов узлов, даже если для этого требуется эффективно проверить больше, чем функции max_features. (только для Extra Tree, Random Forest)

Основные параметры Extreme Gradient Boosting, это learning_rate и n_estimators. Эти два параметра тесно связанны между собой, так как при низком значение learning_rate требуется большое количество деревьев, в отличие от вышеописанных методов большое количество деревьев в Extreme Gradient Boosting делает модель более сложной, что может привести к переобучению.

Существует общепринятая рекомендация, которая заключается в том, чтобы настраивать n_estimators в зависимости от возможности вычислительной машины, а затем подгонять learning_rate.

Вывод по главе 2

Существует множество различных методов машинного обучения. Мы рассмотрели самые популярные и подходящие методы для решения поставленной задачи:

- Extra Trees;
- Random forest;
- Extreme Gradient Boosting.

Каждый из представленных методов имеют свои достоинства и недостатки, связанные с их спецификой. Так же были обозначены настраиваемые гиперпараметры для каждой модели.

ГЛАВА 3 ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КРИТИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ПРЕДПРИЯТИЯ

3.1 Подготовка данных для исследования критического состояния предприятия

В качестве задачи исследования критического состояния предприятия был выбран конкурс на сайте по организации конкурсов исследования данных Kaggle.com. Задача конкурса состоит в том, чтобы найти оптимальный метод машинного обучения для работы с имеющимся набором данных.

Для исследования предоставляются данные в файле формата csv, где представлены 422 компании с временным периодом от 1 до 14, в общей сложности 3672 временных периода. Набор данных содержит показатель финансового критического состояния и 83 анонимизированных показателя (рисунок 3).

Company	Time	Financial D	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8
1	1	0,010636	1,281	0,022934	0,87454	1,2164	0,06094	0,18827	0,5251	0,018854
1	2	-0,45597	1,27	0,006454	0,82067	1,0049	-0,01408	0,18104	0,62288	0,006423
1	3	-0,32539	1,0529	-0,05938	0,92242	0,72926	0,020476	0,044865	0,43292	-0,08142
1	4	-0,56657	1,1131	-0,01523	0,85888	0,80974	0,076037	0,091033	0,67546	-0,01881
2	1	1,3573	1,0623	0,10702	0,8146	0,83593	0,19996	0,0478	0,742	0,12803
2	2	0,007188	1,0558	0,081916	0,87949	0,68673	0,14263	0,043102	0,77198	0,11928
2	3	1,2002	0,97059	0,076064	0,90677	0,8098	0,16592	-0,02465	0,7366	0,093929
2	4	2,2348	1,059	0,1302	0,81811	0,87599	0,23445	0,045576	0,78727	0,14864
2	5	1,3405	1,1245	0,14784	0,75871	1,0799	0,27644	0,089408	0,80356	0,1369
2	6	2,0474	1,5998	0,26246	0,54615	1,3127	0,36948	0,29664	0,85364	0,19993
2	7	2,3459	1,5756	0,2621	0,56448	1,1565	0,34862	0,29984	0,85817	0,22663
2	8	2,2499	1,5443	0,24091	0,59073	1,077	0,32561	0,30117	1,121	0,22369
2	9	2,2826	1,7217	0,21525	0,55229	0,84101	0,2935	0,33336	1,2869	0,25594
2	10	1,7982	1,7232	0,20863	0,53398	0,78651	0,29303	0,3298	1,3548	0,26526
2	11	2,8277	1,6307	0,18623	0,54772	0,72819	0,27358	0,32085	1,1011	0,25575

Рисунок 3 – набор данных

Редактирование выбросов (рисунок 4) – автоматическая корректировка аномальных значений в наборе данных, отклонение от нормального (ожидаемого) поведения чего-либо.

Для повышения гибкости обработки аномальных значений в узле предусмотрена возможность их разделения, поскольку они в большинстве случаев имеют различное происхождение:

- выбросы – это фактически имевшие место события, вызванные исключительными условиями;

• экстремальные значения – это, как правило, ошибки или фиктивные значения.

Для каждого типа отклонений определяется собственный порог обнаружения, что позволяет сделать процедуру очистки данных более соответствующей логике решаемой задачи.

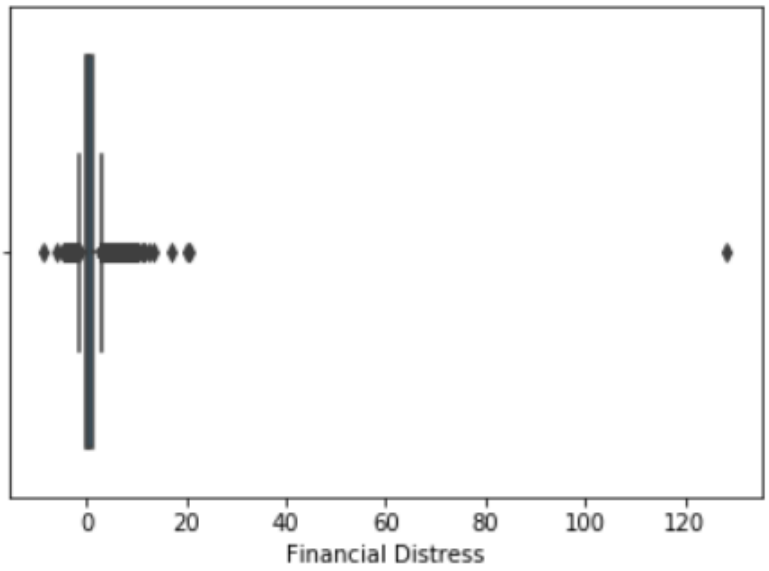

Рисунок 4 – Выбросы значений

Далее на рисунке 5 показана статистика набора данных: среднее значение (mean), стандартное отклонение (std), минимальное значение (min) и формирование данных о количестве представленных периодов компаний. Компании имеют различный временной период: от 1 до 4, от 1 до 7, от 1 до 11 и от 1 до14, каждый временной период занимает по 25% от представленного набора данных.

	Company	Time	Financial Distress	x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7
count	3672.000000	3672.000000	3672.000000	3672.000000	3672.000000	3672.000000	3.672000e+03	3672.000000	3672.000000	3672.000000
mean	182.084423	7.528322	1.012098	1.387820	0.129706	0.615769	8.681599e-01	0.154949	0.106717	0.784031
std	117.024636	4.064016	1.664735	1.452926	0.120013	0.177904	5.719519e-01	0.124904	0.210555	1.033606
min	1.000000	1.000000	-8.631700	0.075170	-0.258080	0.016135	5.350000e-07	-0.269790	-0.627750	0.035160
25%	80.000000	4.000000	0.172275	0.952145	0.048701	0.501888	5.525575e-01	0.070001	-0.027754	0.436003
50%	168.000000	7.000000	0.583805	1.183600	0.107530	0.638690	7.752450e-01	0.131830	0.104325	0.641875
75%	264.250000	11.000000	1.351750	1.506475	0.188685	0.749425	1.039000e+00	0.219570	0.231230	0.896773
max	422.000000	14.000000	25.000000	51.954000	0.749410	0.967900	6.835600e+00	0.858540	0.929550	38.836000

8 rows × 86 columns

Рисунок 5 – статистика набора данных

Для построения модели прогнозирования нам необходимо разделить данные на тестовую и обучающуюся выборку. Обучающей выборкой называют такую выборку, по которой происходит настройка модели. Проверочную выборку будем использовать для контроля переобучения модели. Тестовая выборка (контрольная) служит для оценки итоговой модели, данная выборка дает честную оценку предсказания. В данной модели данные были разделены:

- 80% – обучающая выборка;
- 20% – тестовая выборка.

3.2 Кросс-валидация

Процедура кросс-валидации, которую иногда называют перекрестной проверкой, это техника валидации модели для проверки того, насколько успешно применяемый в модели статистический анализ способен работать на независимом наборе данных. Обычно кросс-валидацию используют в ситуациях, где целью является предсказание, и хотелось бы оценить, насколько предсказывающая модель способна работать на практике. Один цикл кросс-валидации включает разбиение набора данных на части, затем построение модели на одной части (называемой тренировочным набором), и валидация модели на другой части (называемой тестовым набором). Чтобы уменьшить разброс результатов, разные циклы кросс-валидации проводятся на разных разбиениях, а результаты валидации усредняются по всем циклам.

3.2.1 Кросс-валидация по K блокам (K-fold cross-validation)

Набор данных разбивается на K одинаковых по размеру блока. Из K блоков один оставляется для тестирования модели, а остающиеся K-1 блока используются как тренировочный набор. Процесс повторяется K раз, и каждый из блоков используется один раз как тестовый набор. Получаются K результатов, по одному на каждый блок, они усредняются или комбинируются каким-либо другим способом, и дают одну оценку. Преимущество такого способа перед случайным

сэмплированием (random subsampling) в том, что все наблюдения используются и для тренировки, и для тестирования модели, и каждое наблюдение используется для тестирования в точности один раз.

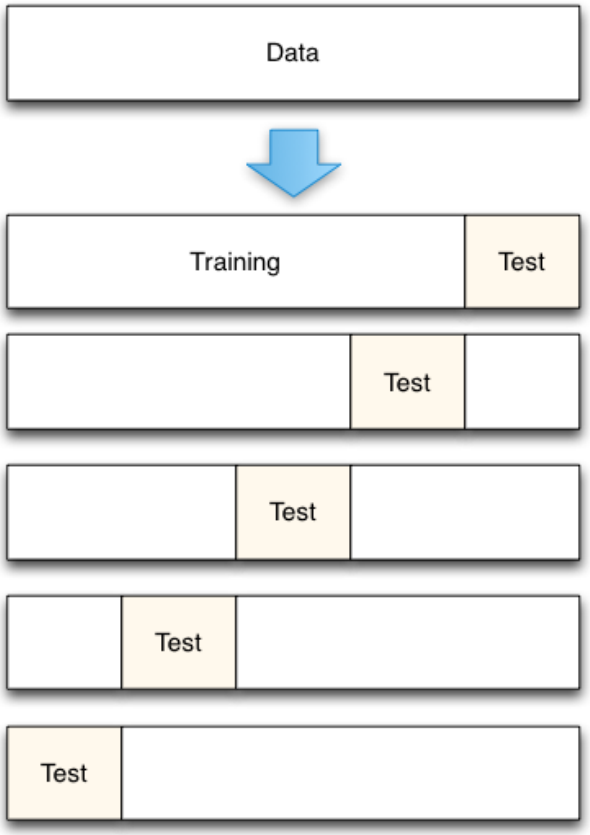

Рисунок 6 – Кросс-валидация по К блокам

Действуя аналогичному принципу, выборка данных в данной работе была разделена на 5 блоков (рисунок 7).

```
0.7997957099080695 0.20020429009193055
0.7997957099080695 0.20020429009193055
0.8001361933946204 0.19986380660537964
0.8001361933946204 0.19986380660537964
0.8001361933946204 0.19986380660537964
```

Рисунок 7 – Разбиение данных на 5 блоков

3.3 Метрики качества модели

Наиболее распространенными мерами качества в задачах регрессии являются средняя квадратичная (Mean Squared Error, MSE) и средняя абсолютная (Mean Absolute Error, MAE) ошибки:

$$\mathrm{MSE} = \frac{1}{\ell}\sum_{i=1}^{\ell}(a(x_i) - y_i)^2 \quad (9)$$

$$\mathrm{MAE} = \frac{1}{\ell}\sum_{i=1}^{\ell}|a(x_i) - y_i| \quad (10)$$

Среднеквадратичный функционал сильнее штрафует за большие отклонения по сравнению со средне абсолютным, и поэтому более чувствителен к выбросам. При использовании любого из этих двух функционалов может быть полезно проанализировать, какие объекты вносят наибольший вклад в общую ошибку – не исключено, что на этих объектах была допущена ошибка при вычислении признаков или целевой величины.

3.4 Применение метода Extra Trees

Для обучения в данном методе, был постен цикл с параметром ошибки MAE (средняя абсолютная ошибка – criterion), с количеством деревьев (n_estimators) в лесе от 5 до 100 через каждые 10, с максимальной глубиной дерева (max_depthinteger) 8 и с максимальным количеством признаков (max_features).

В ходе работе цикла получились следующие результаты. Самая высокая ошибка при построении 5 деревьев, самая наименьшая ошибка при построении 65 деревьев, она же и будет являться лучшей. (рисунок 8)

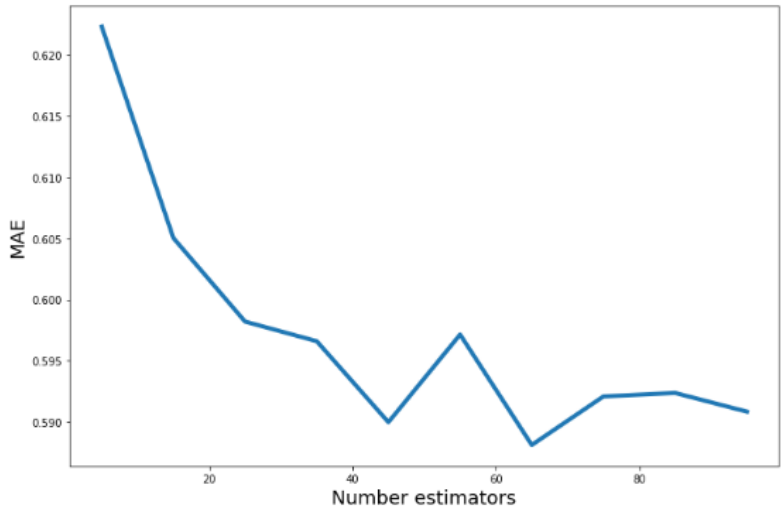

Рисунок 8 – График результатов построенных деревьев

Далее исследуем данные обучающей выборки при построении 65 деревьев, а глубину дерева задаем в цикле от 8 до 15, через каждые 2. Самая наименьшая и она же наилучшая ошибка будет при построении дерева на глубину 12. (рисунок 9)

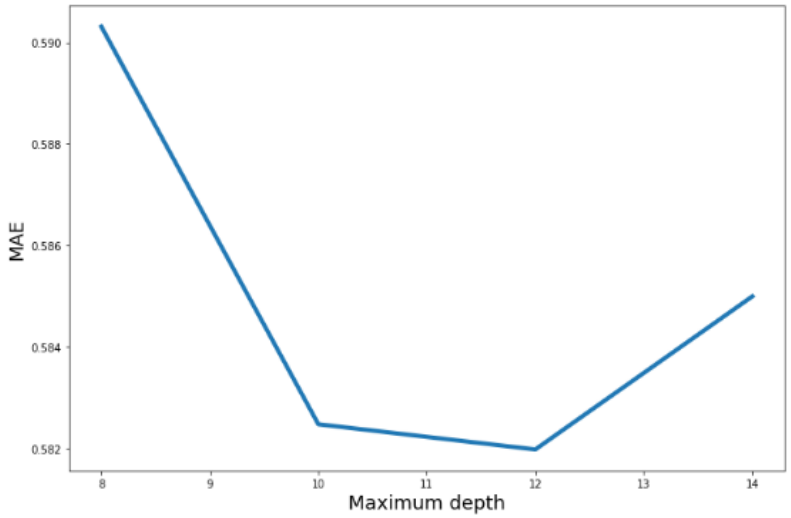

Рисунок 9 – График результатов построения деревьев на глубину

В соответствии с проведенными испытаниями с выявленными лучшими показателями по количеству деревьев 85 на глубину 12, проведем испытание по количеству признаков. Для этого запустим цикл от 0,4 до 0,55 через 0,1, самая наименьшая, она же наилучшая ошибка mae при 0,5

```
n_estimators 65 max_depth 12
0.4 mae 0.5893855106696223
0.5 mae 0.5860882290774917
```

Рисунок 10 – Результаты испытания по количеству признаков

Сопоставив все полученные наилучшие результаты построим модель с прогнозной ошибкой mae 0,5805 (рисунок 11) и построим график (рисунок 12) сравнения спрогнозированных данных с фактическими данными по обучающей выборке.

```
n_estimators 65 max_depth 12 max_features 0.5
mae 0.5805918570266251
```

Рисунок 11 – Результаты построенной модели методом Extra Trees (обучающая выборка данных)

Рисунок 12 – Соотношение спрогнозированных данных с истинными по обучающей выборке

Обучив модель по данному методу получаем результаты тестовой модели с прогнозной ошибкой mae 0,5329. (рисунок 13)

Рисунок 13 – Соотношение спрогнозированных данных с истинными по тестовой выборке

График важности признаков (рисунок 14), параметр x81и x10 являются самыми важными и больше всего влияют на результат построение прогнозной модели.

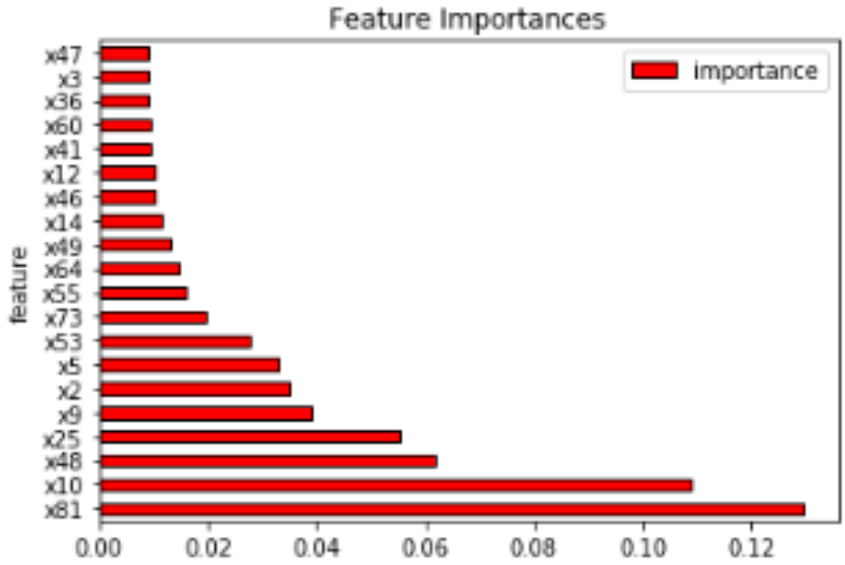

Рисунок 14 – График важности признаков

3.5 Применение метода Random Forest

Для обучения в данном методе, был постен цикл с параметром ошибки MAE (criterion), с количеством деревьев (n_estimators) в лесе от 5 до 100 через каждые 10, с максимальной глубиной дерева (max_depthinteger) 8 и с максимальным количеством признаков (max_features).

В ходе работы цикла получились следующие результаты: самая высокая ошибка при построении 5 деревьев, самая наименьшая ошибка при построении 45 деревьев, она же и будет являться лучшей. (рисунок 15)

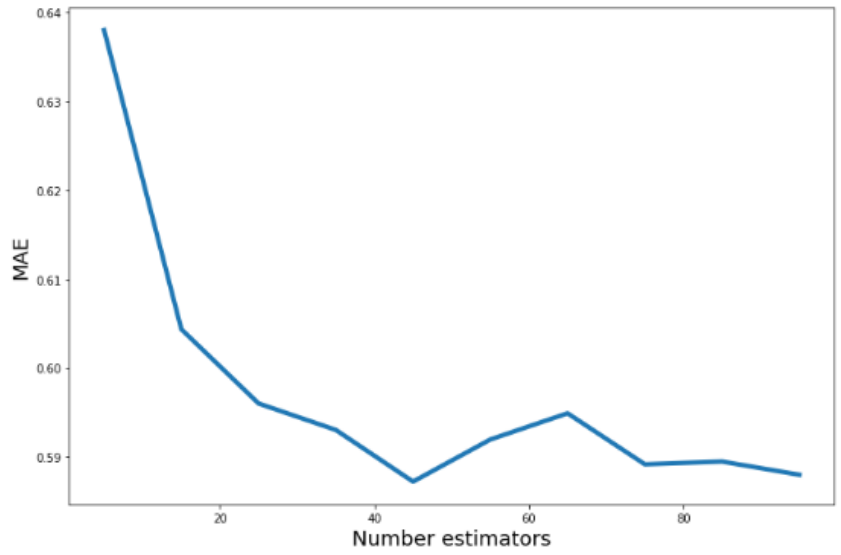

Рисунок 15 – График результатов построенных деревьев

Далее необходимо исследовать данные при построении 95 деревьев, на глубину дерева в цикле от 8 до 13, через каждые 2. Самая наименьшая и она же наилучшая ошибка будет при построении дерева на глубину 10. (рисунок 16).

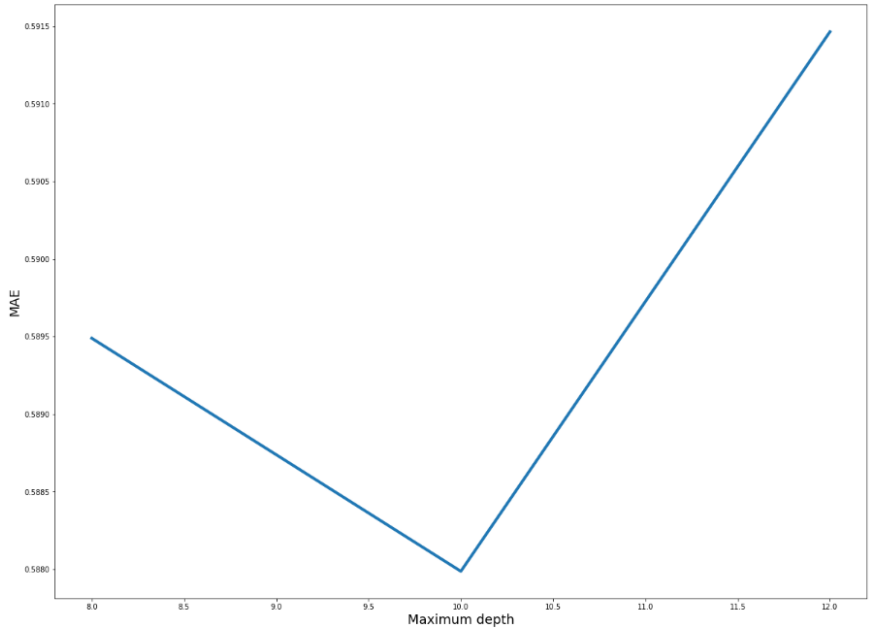

Рисунок 16 – График результатов ошибки MAE построенных деревьев на глубину дерева

В соответствии с проведенными испытаниями с выявленными лучшими показателями по количеству деревьев 95 на глубину 10, проведем испытание по количеству признаков. Для этого запустим цикл от 0,4 до 0,55 через 0,1.

На рисунке 17 наглядно увидим, что самая наименьшая, она же наилучшая ошибка mae при 0,4

```
n_estimators 45 max_depth 10
0.4 mae 0.5919924222735653
0.5 mae 0.5928526498835026
```

Рисунок 17 – Результаты испытания по количеству признаков

Сопоставив все полученные наилучшие наименьшие ошибки построим модель с прогнозной ошибкой MAE 0,5966 (рисунок 18) и построим график (рисунок 199) сравнения спрогнозированных данных с фактическими данными по обучающей выборке.

```
n_estimators 45 max_depth 10 max_features 0.4
mae 0.5966478507280273
```

Рисунок 18 – Результаты построенной модели методом Random Forest

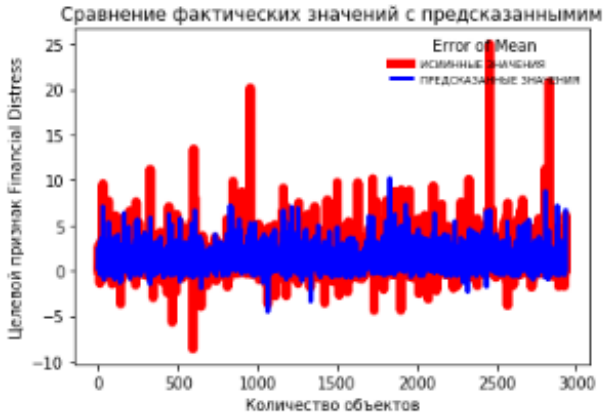

Рисунок 19 – Соотношение спрогнозированных данных с истинными по обучающей выборке

Обучив модель по данному методу получаем результаты тестовой модели с прогнозной ошибкой mae 0,5492. (рисунок 20)

Рисунок 20 – Соотношение спрогнозированных данных с истинными по тестовой выборке

Метод Random Forest позволяет нам построить график важности признаков (рисунок 21)

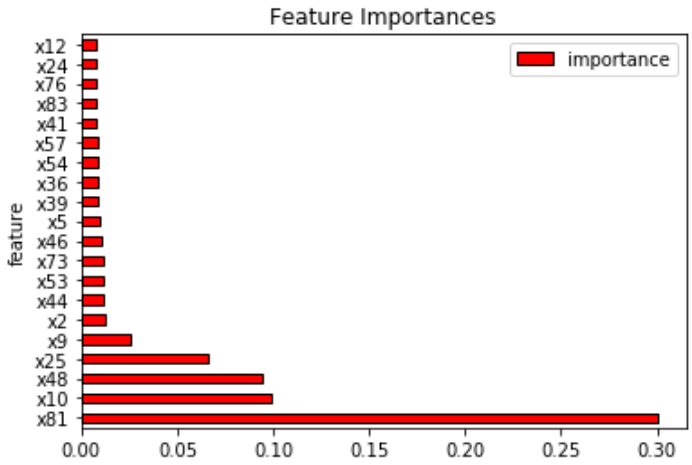

Рисунок 21 – График важности признаков

На рисунке 21 изображен график важности признаков, чем выше значение признака, тем выше значимость признака в модели, исходя из этого, можно сказать, что признак x81 самый значимый для модели из все имеющихся.

3.6 Применение метода Extremal Gradient Boosting

В данном методе, был постен цикл с параметром ошибки MAE (средняя абсолютная ошибка – criterion), с количеством деревьев (n_estimators) в лесе от 5 до 100 через каждые 10, с максимальной глубиной дерева (max_depthinteger) 8 и скорость обучения (learning rate). В ходе работе цикла получились следующие результаты: самая высокая ошибка при построении 5 деревьев, самая наименьшая ошибка при построении 25 деревьев, она же и будет являться лучшей.

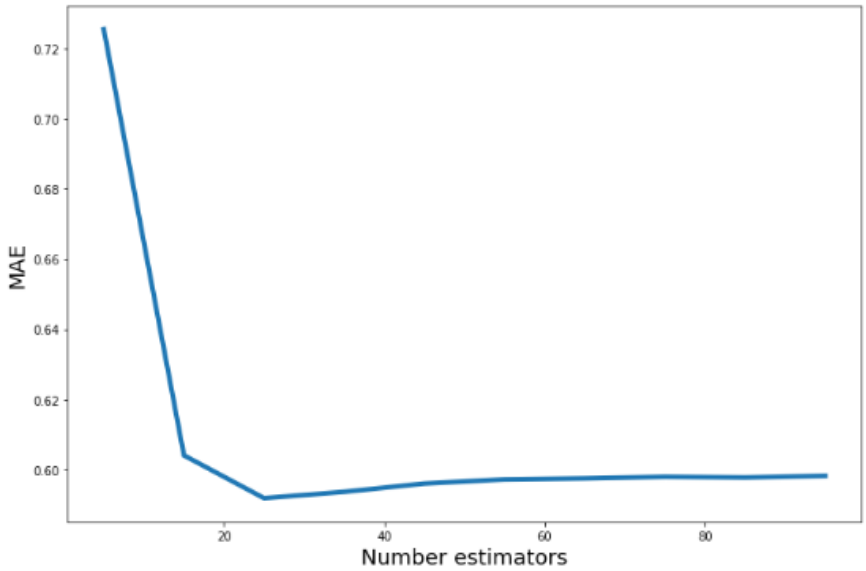

Рисунок 22 – График результатов цикла построения деревьев

Далее исследование данных проходит при построении 25 деревьев, на глубину дерева в цикле от 3 до 11, через каждые 1. Самая наименьшая и она же наилучшая ошибка будет при построении дерева на глубину 5. (рисунок 23).

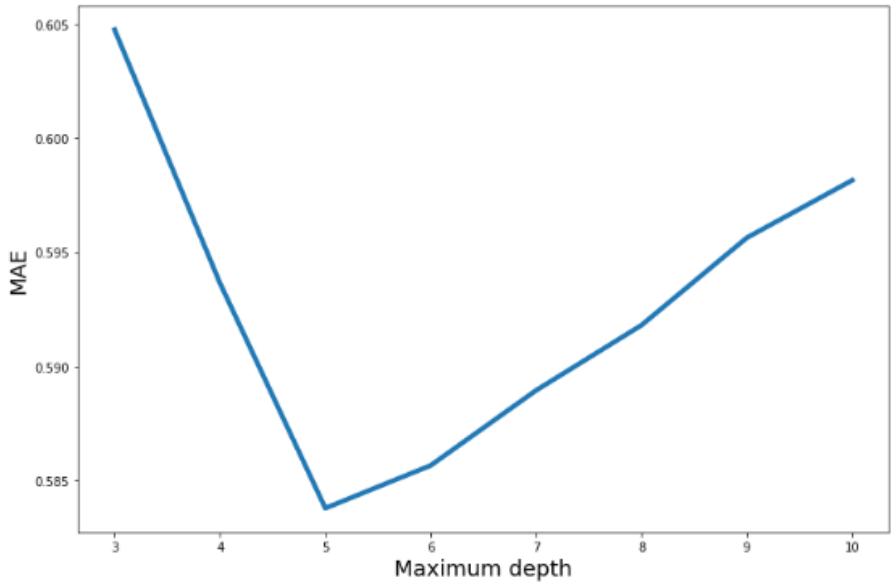

Рисунок 23 – График построения результатов на заданную глубину дерева

Далее будем исследовать при какой скорости обучения происходит наименьшая ошибка прогноза данных, установим цикл от 0,05 до 0,2 через 0,05 Так на графике (рисунок 24) можно увидеть, что наименьшая и она же наилучшая ошибка при 0,1.

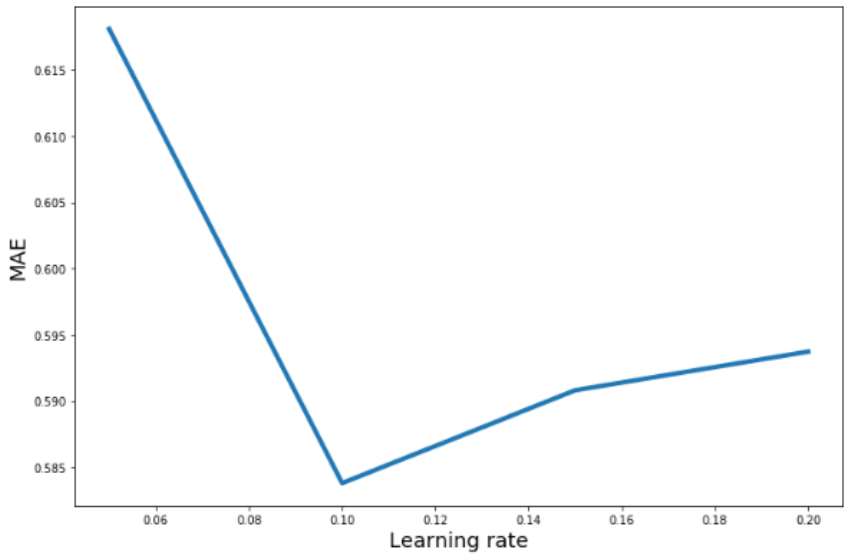

Рисунок 24 – График результатов скорости обучения

Сопоставив все полученные наилучшие результаты построим модель с прогнозной ошибкой mae 0,5838 (рисунок 25) и построим график (рисунок 26)

сравнения спрогнозированных данных с фактическими данными по обучающей выборке.

```
n_estimators 25 max_depth 5 learning rate 0.1
[15:36:22] WARNING: /workspace/src/objective/regression_obj.cu:152: reg:linear is now deprecated in favor of reg:squarederror.
[15:36:23] WARNING: /workspace/src/objective/regression_obj.cu:152: reg:linear is now deprecated in favor of reg:squarederror.
[15:36:23] WARNING: /workspace/src/objective/regression_obj.cu:152: reg:linear is now deprecated in favor of reg:squarederror.
[15:36:24] WARNING: /workspace/src/objective/regression_obj.cu:152: reg:linear is now deprecated in favor of reg:squarederror.
[15:36:25] WARNING: /workspace/src/objective/regression_obj.cu:152: reg:linear is now deprecated in favor of reg:squarederror.
mae 0.5837983622047809
```

Рисунок 25 – Результаты построенной модели методом Extremal Gradient Boosting по обучающей выборке

Рисунок 26 – График сопоставления истинных значений с прогнозируемыми обучающей выборке

Обучив модель по данному методу получаем результаты тестовой модели с прогнозной ошибкой mae 0,5546. (рисунок 27)

Рисунок 28 – Соотношение спрогнозированных данных с истинными по тестовой выборке

График важности признаков (рисунок 29), так мы, что также показать x81 имеет высокую важность, как и в предыдущих моделях.

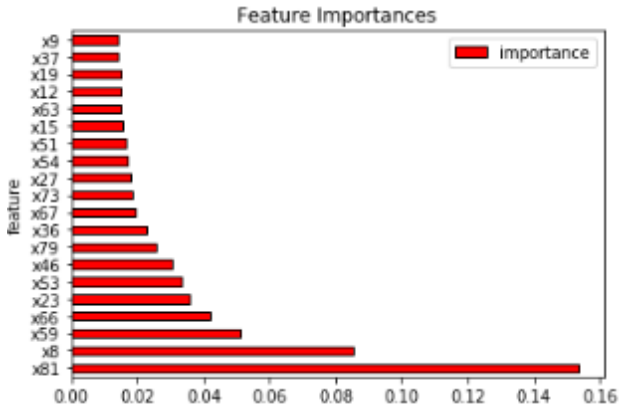

Рисунок 29 – График важности признаков

Вывод по главе 3

При использовании любого алгоритма важно понимать его достоинства и недостатки, учитывать природу данных, с которыми он лучше работает и объективно оценивать способность алгоритма к масштабируемости.

Для построения модели прогнозирования критического состояния предприятия методами машинного обучения по средствам языка программирования python, были использованы методы:

- Random Forest с прогнозируемой ошибкой mae 0,5966 на обучающей выборки и с прогнозируемой ошибкой mae 0,5492;
- Extra Gradient Boosting с прогнозируемой ошибкой mae 0,5838 на обучающей выборки и с прогнозируемой ошибкой mae 0,5546;
- Extra Trees с прогнозируемой ошибкой mae 0,5805 на обучающей выборки и с прогнозируемой ошибкой mae 0,5329.

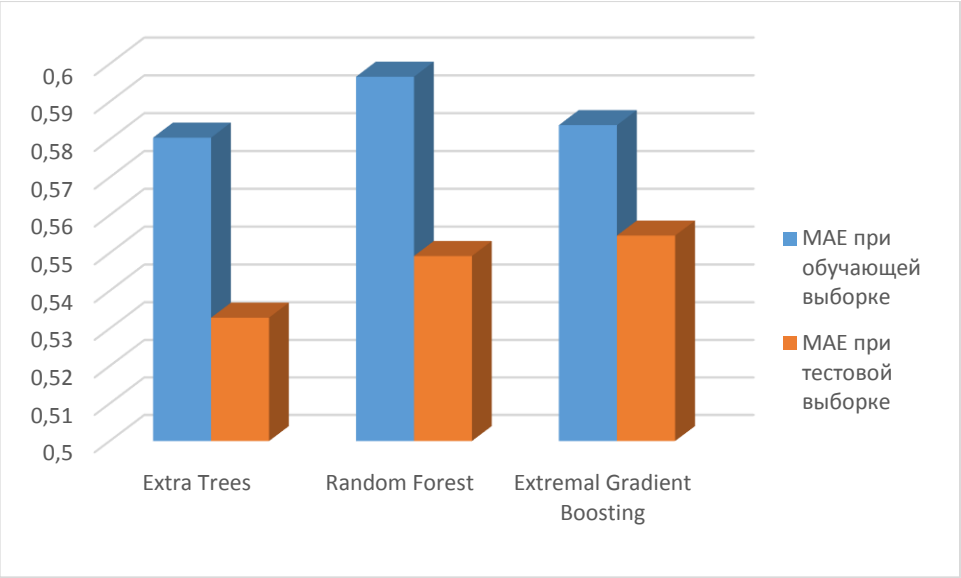

Рисунок 30 – Сравнение моделей

Из рисунка 30 можно увидеть, что метод Extra Trees показал наилучшие результаты как на обучающей выборке, так и на тестовой.

Сравнительный анализ выбранных и примененных к решению задачи методов прогнозирования данных показывает, что каждый метод способен решать поставленную задачу.

При построении модели стоит учитывать следующие рекомендации:

- учитывать возможности вычислительной машины;
- учитывать временной промежуток прогнозирования
- количество временных прогнозируемых периодов

ГЛАВА 4 КОММЕРЦИАЛИЗАЦИЯ ПРОЕКТА

Становление национальной инновационной системы России, как в прочем и сама инновационная деятельность любой экономической системы связана с определенными потоковыми характеристиками, которые в конечном счете, отражают переход продукта определенного вида от хозяйствующего субъекта к другому. Это может быть связано с процессами создания новшества, подготовки новшества к практическому исполнению, распространение новшества в той или иной сфере деятельности.

В настоящее время во всех экономически развитых странах инновационная деятельность, в эффективном развитии национальной экономики играет ключевую роль. Осознавая важность, правительство развитых стран создали все необходимые условия для поддержки и регулирования инновационных процессов. В виде принятия соответствующих нормативных актов, создания инновационной инфраструктуры и государственного стимулирования инновационной деятельности.

На примере мирового опыта, одними из основных источников новых инноваций и технологий, без которых не может обойтись ни одна инновационная экономика – это предприятия, осуществляющие инновационную деятельность. Инновационные предприятия не только имеют большое значение для социально-экономического развития, но также наряду с научно-исследовательскими институтами, обеспечивают развитие научно-технической сферы страны. Предприятия инновационной данной сферы деятельности создают здоровую конкурентоспособную среду, содействуют занятости населения, за счет налогов пополняют государственный бюджет, создают и поддерживают инновационную активность в стране, тем самым обеспечивают экономический рост.

В современных условиях для эффективного развития и сохранения собственной конкурентоспособности предприятиям необходимо реализовывать инновационные продукты на рынке.

Коммерциализация технологий представляет собой процесс превращения результатов научно-технической деятельности в товар и их эффективную реализацию. В современно законодательстве Российской Федерации термин «коммерциализация» заменен на выражение «вовлечение интеллектуальной собственности в хозяйственный оборот». Но коммерциализация – это часть целостного механизма создания и реализации инноваций в рамках национальной инновационной системы.[36]

По мнению Мухопада В.И., коммерциализация представляет собой процесс превращения объекта собственности (инновации) в прибыль по средствами торговли.[37]

Грик Я.Н. и Монастырный Е.А. считаю коммерциализацию, как получение дохода от ее продажи или использования в собственном производстве.[38]

Дж. Козметский представляет коммерциализацию как процесс, с помощью которого результаты научных исследований и опытно конструкторских разработок своевременно трансформируются в продукты и услуги на рынке. [39]

Другими словами, коммерциализацию можно представить, как процесс выведения инновационных продуктов на рынок. Данный процесс включает в себя несколько последовательных этапов.

Данный проект реализован на языке программирования python, с применением методов машинного обучения.

4.1 Этапы коммерциализации

В первом этапе, если предприятие разрабатывает нескольких инновационных продуктов, то проводят оценку и отбор инновационных продуктов, которые наиболее выгодные для представления на рынке. Оценка осуществляется в виде проведения экспертизы по параметрам:

- потенциал инновационного продукта,
- востребованность данного продукта,

- потенциальную экономическую эффективность от реализации продукции (чистая текущая стоимость, срок окупаемости, внутренняя норма рентабельности и т.д.).

Второй этап – основная задачей на этом этапе является привлечение инвестора, формирование необходимых финансовых средств. Поскольку единицы инновационных предприятий имеют достаточный объем средств для самостоятельного финансирования разработок.

Третий этап – получение патента на инновацию с распределением прав между всеми участниками процесса.

Четвертый этап – организация производства инновации или внедрение в производственный процесс с дальнейшей доработкой при необходимости.

4.2 Участники процесса коммерциализации

Инновационные предприятия являются не единственными участниками процесса коммерциализации. В целом всех участников процесса коммерциализации инновационных продуктов можно разделить на две категории (рисунок 31) – покупатели (инвесторы) и разработчики инноваций.

К разработчикам инноваций относятся:

- научно-исследовательские институты – в настоящее время один из наиболее успешных и быстро развивающихся участников процесса коммерциализации, имеющий значительное количество перспективных разработок. Процесс коммерциализации здесь осуществляется не самим институтом, а его владельцем (заказчиком разработки) – государством, крупной фирмой, частным инвестором;
- малые и средние компании – быстро развивающийся участник процесса коммерциализации, который, в отличие от научно-исследовательских институтов, реализует самостоятельно;
- группы изобретателей и изобретатели-одиночки – молодые ученые, по каким-либо причинам «отделившиеся» от научно-исследовательских институтов или предприятий. Имеют большое количество разработок, но неспособны довести их до рынка потребителя.

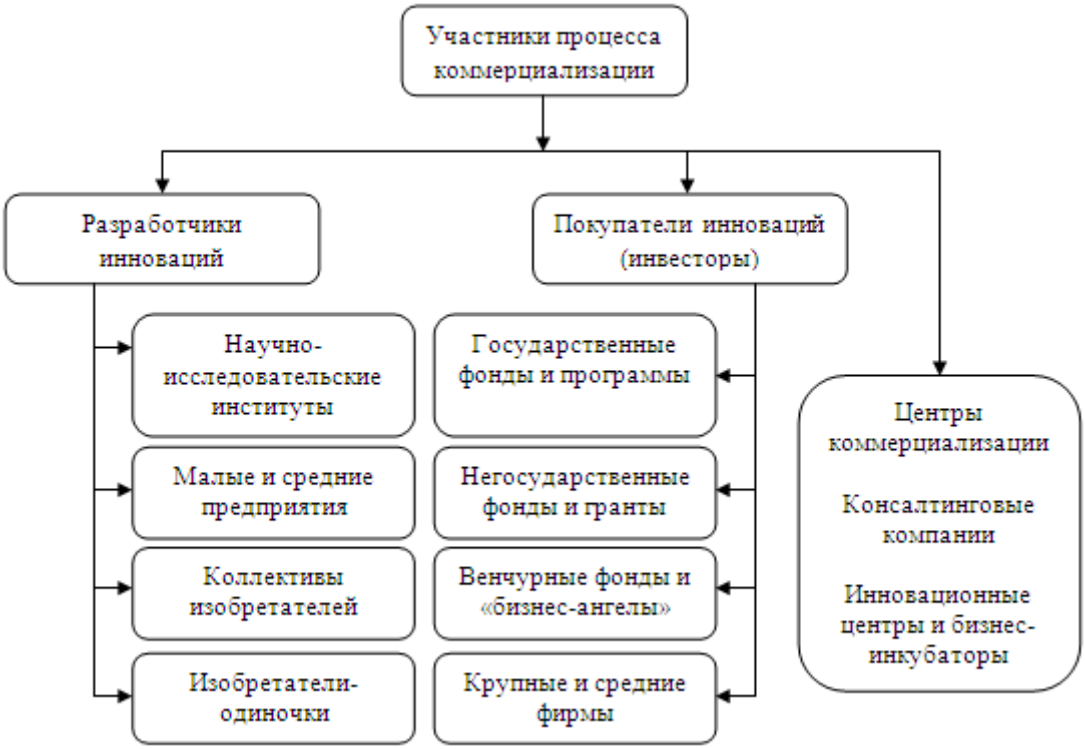

Рисунок 31 – Классификация участников процесса коммерциализации инноваций

К покупателям инновации (инвесторам) относятся:

- государственные фонды и программы – используются во всех развитых странах мира, и предназначены для обеспечения разработчиков инноваций финансовыми, информационными и другими ресурсами, а также оказания помощи при коммерциализации разработок;
- негосударственные фонды, гранты и программы – оказывают такой же спектр услуг, что и государственные;
- венчурные фонды и «бизнес – ангелы» – предоставляют значительную финансовую помощь разработчикам инноваций, в обмен на возврат вложений или долю в капитале, либо передачу прав на созданную инновацию;
- крупные и средние фирмы – полностью финансируют создание и продвижение инноваций с целью их дальнейшего выпуска или внедрения в собственное производство.

Можно выделить еще одного участника процесса коммерциализации инновационных продуктов, который выступает посредником между

разработчиками и покупателями инноваций – это центры трансферта и коммерциализации инноваций, бизнес-инкубаторы и инновационные центры, консалтинговые компании, оказывающие разнообразные брокерские, юридические или консультационные услуги, включая защиту и продвижение на рынок интеллектуальной собственности разработчиков.

Предприятие, разработчики инноваций и покупатели, связанные между собой деловыми связями результатом этих деловых отношений, является с одной стороны удовлетворение потребностей в товаре, а с другой стороны получения прибыли (таблица 5).

Таблица 5 – Классификация деловых связей в процессе коммерциализации инноваций.

Виды деловых связей	Функция	Участники	По характер регулярност и	Внутренние или внешние	По важност и в процессе коммерц иализаци и инноваци й
Между разработчиками и государственные фонды и программы	Обеспечение разработчиков финансовыми, информационн ыми и другими ресурсами, а также оказания помощи при коммерциализа ции разработок	Государствен ные фонды	Регулярно	Внешние	Важные
Между разработчиками и негосударственны е фонды, гранты и программ	Обеспечение финансовыми, информационн ыми и другими ресурсами. А также оказания помощи при коммерциализа ции разработок	Негосударств енные фонды	Регулярно	Внешние	Важные

Окончание таблицы 5

Виды деловых связей	Функция	Участники	По характер регулярности	Внутренние или внешние	По важности в процессе коммерциализации инноваций
Между разработчиками и венчурные фонды	Финансовая помощь	Венчурные фонды	Регулярно	Внешние	Важные
Между разработчиками и крупные и средние фирмы	Полностью финансируют создание и продвижение инноваций	Крупные и средние фирмы	Регулярно	Внешние	Важные
Между разработчиками и рекламными агентствами	Обеспечивают рекламой новый товар	Крупные и средние рекламные агентства	Регулярно	Внешние	Важные

В таблице 5 показана взаимосвязь между покупателями и разработчиками инноваций. Консалтинговые компании, центры трансферта и коммерциализации инноваций, инновационные центры и бизнес-инкубаторы, оказывающие различные консультационные, брокерские, юридические услуги, включая защиту и продвижение на рынок интеллектуальной собственности разработчиков все это участники процесса коммерциализации инновационных продуктов, который выступает в роли посредником между разработчиками и покупателями инноваций.

Важность выбора деловых связей объясняется не только функционированием на современном рынке большого количества покупателей одинаковых товаров, но и тем, что он должен быть прежде всего надежным партнёром торговой организации (рисунок 32).

Рисунок 32 – Выбора деловых связей в процессе коммерциализации инноваций

По данной схеме видно, что заключительным этапом для принятия решений о выборе деловых связей, является определение их рейтинга и ранжирования. Но такой процесс является неоднозначным и носит творческий характер.

Во-первых, субъективным и неоднозначным является суждение об удельном весе данного показателя по сравнению с другими показателями, определяющими рейтинг данного посредника.

Во-вторых, сама оценка, характерная для данного посредника, не может быть рассчитана формализованным методом и определяется как экспертная оценка.

4.3 Способы коммерциализации

Для инновационных предприятий в процессе коммерциализации самым важным моментом является выбор способа коммерциализации. Каждый инновационный продукт имеет свою уникальность и предназначен для решения определенной проблемы, поэтому предприятиям необходимо серьезно подходить к вопросу о коммерциализации. На сегодняшний день выделяют на международном ровне выделяют три основных способа коммерциализации инноваций (рисунок 33).

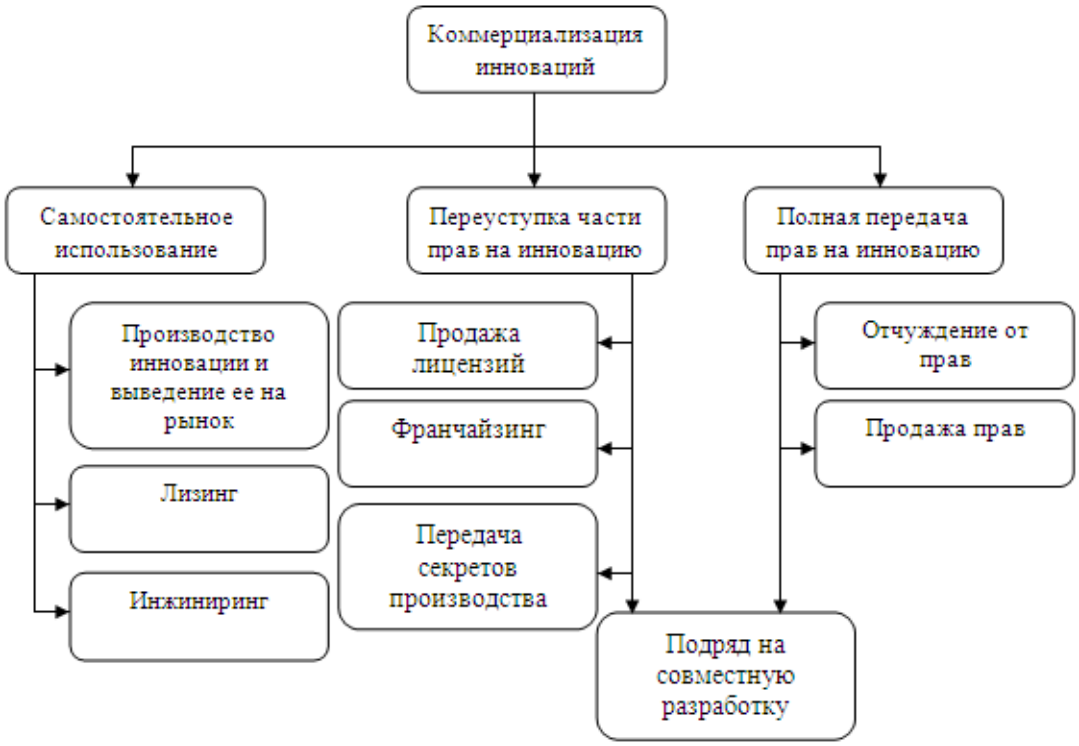

Рисунок 33 – Классификация способов коммерциализации инноваций

4.4 Основные подходы коммерциализации результатов инновационных научных исследований

Существует несколько основных подходов, в рамках которых реализуются проекты коммерциализации результатов инновационных научных исследований:

- проведение новых научных исследований, финансируемых за счет государственных или международных программ, грантов в приоритетных областях экономики;
- по заказу производственных компаний проведение научных исследований;
- продажа и частичная передача прав на использование результатов научных исследований;
- создание новых высокотехнологичных предприятий и совместных лабораторий.

По заказу производственных компаний ученые и исследователи, в рамках проведения НИОКР помогают заказчику решить возникшие проблемы или предложить более результативные способы ведения хозяйственной деятельности,

отдельных бизнес-процессов с использованием как продуктовых, так и процессных инноваций. При проведении НИОКР по заказу производственных компаний объект-разработка создается исследователем предприятия-изготовителя и в дальнейшем становится собственностью предприятия-заказчика. Авторы разработок лишены возможности получать коммерческий эффект от результатов своей работы в долгосрочной перспективе, но при этом преимуществом такой формы является гарантированность финансирования работ по прикладным научным исследованиям и опытно-конструкторским работам.

При проведении новых научных исследований, финансируемых за счет государственных или международных программ, грантов в приоритетных областях экономики, в качестве заказчика НИОКР выступает государство, которое предполагает получить от этих исследований в перспективе эффект, оказывающий положительное влияние на конкурентоспособность отдельных отраслей экономики. Однако значительное число научно-технических разработок, финансируемых из средств государства, на этапе «исследования» так и не появляются на рынке и остаются лишь теоретическими моделями, тогда как любая разработка должна приносить экономический, финансовый, социальный эффект в течение длительного периода времени. Проблемы дальнейшей коммерциализации результатов научно-технических разработок связаны с тем, что: разработчики часто не заинтересованы в дальнейшем продвижении результатов НИОКР на рынок с коммерческими целями, так как они в большинстве случаев не являются специалистами в области маркетинга и продвижения инноваций на рынке; значительная часть научных разработок остается незавершенной с точки зрения их дальнейшей реализации на рынке; требуется комплекс мероприятий для того, чтобы научно-техническая разработка была конкурентоспособной по сравнению с товарами-аналогами и товарами-заменителями.

Государственное финансирование дает возможность не только реализовать этап «Исследования», но и получить стартовый капитал для нового предприятия, создаваемого с целью производства и коммерческого использования результатов научно-технических разработок (этап «Опытная разработка»). Ценность

государственного финансирования заключается в том, что оно позволяет накапливать новые знания, создавать инновационные научно-технические разработки, отбирать наиболее перспективные для коммерческого использования на рынке. Государственное финансирование не предусматривает возврата финансовых средств, но при этом могут предъявляться дополнительные условия к результатам НИОКР по прикладным исследованиям.

Создание совместных лабораторий и новых высокотехнологичных предприятий предусматривает для осуществления процесса коммерциализации результатов научно-технических исследований совместную работу нескольких предприятий, а также создание нового хозяйствующего субъекта. Участниками совместной лаборатории могут стать научно-исследовательские центры, центры прикладных научных исследований, промышленные предприятия, заинтересованные в использовании результатов инновационных научно-технических разработок, государственные фонды. Одним из основных условий развития устойчивого партнерства в рамках совместной лаборатории является взаимодополняемость партнеров, которая позволяет реализовать полный цикл внедрения научных результатов в промышленное использование.

Условиями результативного функционирования подобной совместной лаборатории является наличие: ведущей научной школы и высококвалифицированных кадров для разработки инновационных продуктов; опыта выполнения контрактных исследований как для отечественных, так и для зарубежных заказчиков; опыта проведения прикладных исследований и коммерциализации инновационных технологий; устойчивых партнерских отношений с промышленными предприятиями.

При сотрудничестве в рамках совместной лаборатории научно-исследовательские учреждения получают доступ к источникам финансирования научных исследований. Положительный эффект от совместной деятельности для промышленных предприятий заключается в том, что они: получают доступ к новым идеям и разработкам в интересующих и смежных областях науки; имеют возможность обеспечить высоко результативную хозяйственную деятельность,

используя результаты научных исследований в различных областях; имеют право участвовать в конкурсах на получение финансовых ресурсов в виде грантов от государства для реализации совместных с университетами и научными институтами исследовательских проектов; повышают собственную конкурентоспособность на рынке.

Совместное сотрудничество между несколькими хозяйствующими субъектами для создания и доведения инновационного научно-технического продукта до рынка целесообразно осуществлять в зависимости от поставленных задач в рамках: реализации общих проектов; создания совместной лаборатории; совместного патентования результатов научной деятельности; создания дочерних «spin-off» компаний в целях коммерциализации объектов интеллектуальной собственности.

Наиболее глубокая совместная интеграция между хозяйствующими субъектами предусматривает создание Консорциума, в рамках которого осуществляется большое количество проектов, объединенных в программы с конкретной тематикой, направленных на создание конкурентоспособной наукоемкой продукции, промышленных технологий и оборудования; оценку рыночных перспектив совместно разработанных и предлагаемых для коммерциализации технологий; коммерциализация совместных научных разработок; повышение уровня квалификации научных кадров, в том числе подготовка высококвалифицированных молодых ученых.[40]

Создание новых высокотехнологичных компаний для производства научно-технической разработки и ее продвижения на рынок возможно в следующих формах взаимодействия с предприятием, осуществляющим НИОКР: создание малого инновационного предприятия с участием научно-исследовательской организации, обязательным учредителем которого является научно-исследовательский хозяйствующий субъект, авторы разработки, а также привлеченные инвесторы; создание отдельного предприятия без участия научно-исследовательской организации; создание совместного предприятия.

Одним из основных преимуществ создания малого инновационного предприятия является то, что часть финансовых и материально-технических

обязательств на себя берет научно-исследовательская организация, и, таким образом, риск хозяйственной деятельности МИП будет значительно ниже, чем при создании отдельного предприятия.

Для производства и коммерческого использования научно-технической разработки также возможно создание отдельного предприятия без участия научно-исследовательской организации. Недостатком данной формы коммерциализации является то, что все затраты и риски по проекту возложены на самих разработчиков. Также при реализации данного способа у разработчиков могут возникнуть существенные сложности, связанные с привлечением дополнительных денежных средств.

Если планируется организация серийного производства продукции на базе использования инновационной научно-технической разработки, то в данном случае целесообразно создание совместного предприятия. При таком решении между хозяйствующими субъектами заключается соглашение о производственной кооперации, в рамках которых предполагается объединение усилий и знаний партнеров для достижения общих целей (например, научно-исследовательский хозяйствующий субъект и производственное предприятие).[41]

При продаже лицензии (прав на использование результатов НИОКР) научная организация сможет получать плату за эксплуатацию третьими лицами (хозяйствующими субъектами) объектов интеллектуальной собственности (знаний/технологий, защищенных, например, патентом), которые она разработала и является их собственником.[41] При этом возможна как полная передача прав на использование результата научной деятельности, так и передача только части прав.

В мировой практике выделяют следующие модели взаимодействия научной организации и спонсоров (партнеров, финансирующих проект) исследований в плане использования результатов научных разработок и получения коммерческого эффекта:

- научной организации принадлежит интеллектуальная собственность, содержащаяся в результатах исследований, на которую он передает лицензию спонсору на использование полученных результатов в определенной области

торгово-промышленной деятельности и/или территории. При этом спонсор получает право претендовать на получение исключительной лицензии на часть результатов;

- научной организации принадлежит интеллектуальная собственность, содержащаяся в результатах исследований, на которую он безвозмездно передает спонсору неисключительную лицензию на использование полученных результатов в определенной области торгово-промышленной деятельности и/или территории;
- научной организации принадлежит интеллектуальная собственность, содержащаяся в результатах исследований, но эти права позволяют научной организации использовать результаты только для академических целей (включая публикацию научных статей) на определенных условиях, предотвращающих раскрытие конфиденциальной информации спонсора и, таким образом, не подвергать опасности возможности спонсора оформить патент на полученные результаты;
- научной организации принадлежит интеллектуальная собственность, содержащаяся в результатах исследований, на которую он передает лицензию спонсору на использование полученных результатов в определенной области торгово-промышленной деятельности и/или территории. При этом спонсор получает право претендовать на приобретение интеллектуальной собственности на часть результатов;
- спонсору принадлежит интеллектуальная собственность, содержащаяся в результатах исследований, и научная организация не имеет прав на публикацию полученных результатов (то есть исследование выполняется в рамках заказа и полного спонсирования со стороны предприятия-заказчика)[42]

При полной передаче прав на интеллектуальную собственность у предприятия-разработчика появляются риски значительного недополучения прибыли от использования разработки с коммерческими целями в долгосрочной перспективе, наличие высоких затрат на поиск и привлечение покупателя прав. При частичной передаче части прав партнеру, финансирующему проект (спонсору) могут возникать сложности в процессе взаимодействия хозяйствующих субъектов, в том

числе и юридического характера, проблемы распределения будущих доходов от использования разработки.

4.5 Преимущества и недостатки способов коммерциализации проектов и инноваций

Каждый из способов имеет свои преимущества и недостатки (таблица 6), и открывает инновационным предприятиям различные возможности по реализации их разработок.[43]

Таблица 6 – Преимущества и недостатки способов коммерциализации инноваций

Способы коммерциализации	Преимущества	Недостатки
Переуступка части прав на инновацию	Возможность формирования собственного товарного знака. Минимальные риски. Короткий срок окупаемости. Получение финансирования от заказчика компаний. Выход на новые рынки за счет других. Небольшие затраты	Риск нарушения лицензиатом патентных прав. Значительно меньше доходы по сравнению с другими способами коммерциализации. Риск появления контрафактной продукции
Полная передача прав на инновацию	Короткий срок окупаемости. Небольшие затраты. Минимальные риски. Возможность получения высокого дохода в зависимости от значимости разработанной инновации.	Вероятна вынужденная смена области деятельности из-за усиления позиций конкурентов. Риск недополучения потенциального дохода
Самостоятельное использование	Полное распоряжение правами на интеллектуальную собственность. Постоянный контроль предприятия и производства. Высокие доходы	Необходимость значительных финансовых ресурсов. Большой срок окупаемости. Высокие риски

Как видно из таблицы 6, каждую из видов сделок сопровождают определенные виды рисков, которые должны быть вовремя оценены и минимизированы. Каждый вариант сопровождают также свои расходы и доходы (таблица 7).[44]

Таким образом, коммерциализация инновации не является конечной операцией ее разработки, а начинается с момента возникновения идеи, продолжается в период

ее разработки и сопровождает товар на протяжении всего жизненного цикла изделия.

Таблица 7 – Доходы и расходы предприятия при коммерциализации инноваций

Способы коммерциализации	Доходы	Расходы
Переуступка части прав на инновацию	Выручка от продажи лицензии. Платежи от использования лицензиатом патента (роялти)	Затраты на привлечение клиентов. Затраты на модификацию или доработку продукции если ее проводит лицензиат. Затраты на поддержание и защиту патентных прав. Затраты на оказание помощи и консультационных услуг лицензиату
Полная передача прав на инновацию	Небольшие затраты. Минимальные риски. Возможность получения очень высокого дохода в зависимости от значимости разработанной инновации. Короткий срок окупаемости	Затраты на оказание помощи и консультационных услуг покупателю прав. Затраты на привлечение клиента (покупателя прав)
Самостоятельное использование	Выручка от продажи инновационной продукции. Выручка от сдачи оборудования в лизинг. Выручка от оказания инжиниринговых услуг	Затраты на маркетинговые исследования и рекламную кампанию. Затраты на организацию и поддержание производства. Затраты на привлечение клиентов. Затраты на модификацию или доработку продукции

Таким образом, проблемы коммерциализации в деятельности современных предприятий остаются недостаточно исследованными и представляют значительный интерес не только с позиции теории рыночных отношений, но в первую очередь с позиции применения научных результатов в практике деятельности инновационно ориентированных компаний.

4.6 Описание продукта

Предлагаемое решение, в частности модель прогнозирования критического финансового состояния предприятия, реализованное на языке программирования python, с использованием библиотек машинного обучения, позволит работникам банковской сферы:

1. при решении вопроса о целесообразности или нецелесообразности выдачи кредита предприятию, а при положительном решении этого вопроса под какие проценты

2. построение рейтинга предприятий

4.7 Решаемая проблема

Перспективы экономического роста во многом определяются финансово устойчивостью хозяйствующих субъектов в связи с чем в условиях современной глобальной нестабильности и продолжительного кризиса первостепенным вопросом управления корпоративными финансами становится проблема прогнозирования банкротства. Своевременно и качественно осуществленный прогноз позволяет наметить и оценить основные тенденции развития предприятия, выявить причины ухудшения его финансового положения, а также принять меры по их устранению.

Эффективное использование модели прогнозирования критического финансового состояния предприятия позволит в нужный момент вносить коррективы в различные аспекты функционирования организации, что может способствовать увеличению числа прибыльных предприятий, а также обусловливать принятие мер по поддержанию отраслей экономики, находящихся в затруднительном положении.[45]

4.8 Дорожная карта коммерциализации проекта

Дорожная карта – это стратегический план, описывающий действия, которые должна выполнять организация, чтобы достичь указанных результатов и целей. Карта четко очерчивает связи между задачами и приоритетами для действий в ближайшей, среднесрочной и долгосрочной перспективах. Эффективная дорожная карта также включает систему контрольные точки, позволяющие регулярно отслеживать продвижение к достижению конечных целей.[46]

Виды дорожных карт:

- Продуктовые. Это сценарии развития продукта или линейки продуктов во времени.
- Технологические. Планы развития технологий.
- Отраслевые (рыночные или промышленные). Схемы развития целых отраслей, сегментов рынка, секторов промышленности.
- Корпоративные. Планы мероприятий по развитию компании, достижению ключевых целей и показателей. Не стоит путать с бизнес-планом, поскольку дорожная карта документ стратегический и долгосрочный.
- Образовательные. Программы обучения и развития. К ним относятся, например, карты сотрудников – индивидуальные планы совершенствования навыков и повышения квалификации.
- Карты проекта. Планы реализации любых проектов, с указанием основных этапов, ограничением по времени и с заданным коридором целевых показателей.[47]

Таблица 8 – Дорожная карта проекта 2019г

	2019			
	1 квартал	2 квартал	3 квартал	4 квартал
Исследования и разработки	Анализ существующих методов прогнозирования; Анализ требований к системе Сравнение выбранных методов прогнозировании	Оценка рынка; Расчет плановых затрат; Формирование бизнес – модели; Выявление источников финансирования	Формирование бизнес – модели	Формирование бизнес – модели
Создание продукта	Подготовка к анализу, сбор данных Разработка прототипа проекта	Разработка прототипа проекта	Улучшение качества модели Тестирование	Улучшение качества модели Работа над ошибками
Общее организационное развитие и план по найму		Анализ объема работ	Формирование плана развития кадрового потенциала	Подбор команды Анализ проделанной работы
Защита интеллектуальной собственности и лицензирование				
Маркетинг, внедрение				
Привлечение инвестиций и продажа				Участие в программах государственной поддержки

Таблица 9 – дорожная карта проекта 2020г

	2020			
	1 квартал	2 квартал	3 квартал	4 квартал
Исследования и разработки	Формирование бизнес – модели	Формирование бизнес – модели Маркетинговые исследования	Формирование бизнес – модели	Формирование бизнес – модели
Создание продукта	Тестирование	Разработка интерфейса системы	Тестирование	Вывод продукта на рынок
Общее организационное развитие и план по найму	Обучение команды		Формирование плана развития кадрового потенциала	Подбор новых сотрудников
Защита интеллектуальной собственности и лицензирование		Подача заявки на регистрацию права собственности		
Маркетинг, внедрение	Разработка web-представительства компании		Продвижения на рынок	
Привлечение инвестиций и продажа	Участие в программах государственной поддержки	Участие в программах государственной поддержки	Участие в программах государственной поддержки	Продажа программного продукта

4.9 Оценка объема рынка

Размеры рынков сбыта (объемы рынков, географические зоны расположения основных групп потребителей), рассчитываются четырьмя показателями (риснок):

1. PAM (Potential Available Market) – потенциальный объем рынка;
2. TAM (Total Addressable Market) – общий объем целевого рынка;
3. SAM (Served/Serviceable Available Market) – доступный объем рынка;
4. SOM (Serviceable & Obtainable Market) – реально достижимый объем рынка.

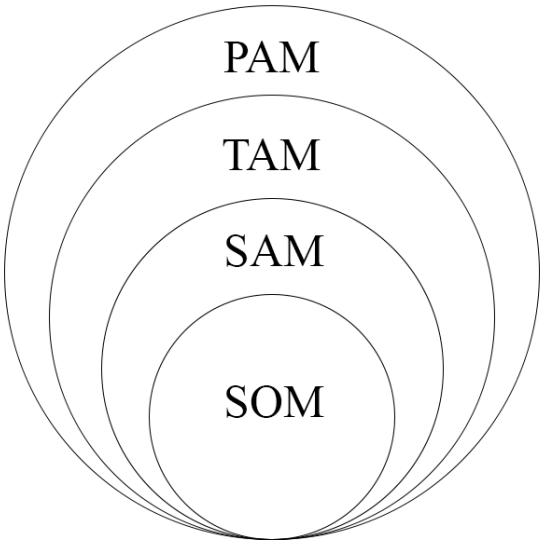

Рисунок 34 – Взаимосвязь показателей оценки рынка

PAM (потенциальный объем рынка) – это глобальный рынок, не ограниченный географией или другими факторами.

TAM (общий объём целевого рынка) – дает понять, сколько клиентов на целевом рынке нуждаются (именно нуждаются, не обязательно могут себе позволить) в продуктах или услугах, находящихся в той же категории предлагаемых продуктов/услуг. Другими словами, чтобы определить TAM, необходимо ответить на простой вопрос: для кого из потребителей может быть интересен (необходим) продукт и в каком объеме?

SAM (доступный объем рынка) – клиентский сегмент или объем рынка (доля от TAM), в рамках которых потребитель готов купить продукты или услуги – такие же, как предоставляет рассматриваемый бизнес. Вопрос: кто из потребителей и в каком объеме может купить предлагаемый продукт/услугу?

SOM (реально достижимый объем рынка) – это объем рынка (доля от SAM), который компания намерена и способна занять, учитывая его стратегию развития и действия конкурентов. Чтобы понять SOM, нужно ответить на вопрос: кто конкретно и в каком объеме будет покупать предлагаемую продукцию или услугу? [47]

4.10 Бизнес-модель

Таблица 10 – Бизнес-Модель

<table>
<tr><td>Ключевые партнеры</td><td>Ключевые виды деятельности</td><td colspan="2">Предлагаемые преимущества</td><td>Отношения с клиентами</td><td>Сегменты клиентов</td></tr>
<tr><td rowspan="3">Интерсвязь – основной поставщик интернета;
Hostinger – основной поставщик ресурсов для размещения информации на сервере, постоянно находящимся в сети;
Новостные сайты и блоки</td><td>Проектирование и разработка предиктивных систем;
Консультирования заказчиков;
Внедрение разработанных систем;
Поддержка разработанных систем</td><td colspan="2" rowspan="3">Основу анализа составляют данные находящиеся во внутренней среде предприятия;
Продукт позволяет сократить издержки предприятиям;
Невысокая цена по сравнению с конкурентами</td><td>Индивидуальный подход к каждом клиенту, за счет специфики данных</td><td rowspan="3">Производственные компании машиностроительной отрасли</td></tr>
<tr><td>Ключевые ресурсы</td><td>Каналы сбыта</td></tr>
<tr><td>Данные предприятия;
Трудовые ресурсы;
Финансовые ресурсы;
Информационные ресурсы;
Материальные ресурсы</td><td>Web – представительство компании</td></tr>
<tr><td colspan="3">Структура расходов</td><td colspan="3">Структура доходов</td></tr>
<tr><td colspan="3">Постоянные издержки: налоги, арендная плата, оборудование, оплата труда административного персонала
Переменные издержки: маркетинг, затраты на консультирования, оплата труда производительного персонала.</td><td colspan="3">Продажа прав пользования программным продуктом, поддержка программного продукта.</td></tr>
</table>

4.11 Команда проекта

Команда проекта — временная группа специалистов, создаваемая на период выполнения проекта. Основная задача этой группы — обеспечение достижения целей проекта. Создается целевым образом на период осуществления проекта. Включает также всех внешних исполнителей и консультантов.

Таблица 11 – Команда проекта

Проектная роль	Описание проектной роли
Руководитель проекта	Руководитель проектной команды, ответственный за управление проектом, достижение целей проекта в рамках бюджета, в срок и с заданным уровнем качества.
Системный архитектор	Обеспечивает управление рабочей группой и контроль качества в рамках всех этапов проекта. Формирует архитектуру и идеологию ХД, оценку имеющихся технических возможностей, взаимосвязи со смежными системами, проектную документацию.
Бизнес-аналитик	Обеспечивает двустороннюю взаимосвязь между предметными экспертами (функциональными специалистами) Заказчика и IT-специалистами Исполнителя путем сбора требований, их обработки, документирования и передачи специалистам Исполнителя, а также путем доведения полученных результатов до представителей Заказчика.
Разработчики	Это ключевые люди в любой ИТ команде, именно они занимаются непосредственным созданием программного продукта или сложным конфигурированием базового коробочного решения.
Бухгалтер	Специалист по бухгалтерскому учёту, работающий по системе учёта в соответствии с действующим законодательством.

Вывод по главе 4

В целях коммерциализации и использования предложенного метода по прогнозированию критического состояния предприятия, предлагается модель прогнозирования критического состояния предприятия с помощью методов машинного обучения.

Данный способ дает объективную оценку предприятию о его финансовом состоянии в удобном формате с графиками и таблицами. С их помощью можно узнать о важности и какие показатели влияют на финансовое состояние предприятия.

В главе были подробно рассмотрены этапы, участники процесса, преимущества и недостатки, способы коммерциализации и основные подходы к ней. Была

описана сфера применения с примерами решающих вопросов и представлена дорожная карта проекта.

Таким образом, данная прогнозная модель имеет большую практическую значимость для работников банковской сферы и экономических отделов различных предприятий, для планирования бюджета на будущий период и принятия решений по устранению возможного критического финансового состояния предприятия.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Магистерская диссертационная работа направлена на построение модели прогнозирования критического финансового состояния предприятия методами машинного обучения. В работе были рассмотрены различные точки зрения различных авторов относительно понятия «финансовое состояние» и методов прогнозирования критического финансового состояния предприятия.

В качестве инструментов прогнозирования рассматривались методы машинного обучения, такие как Extra Trees, Random forest, Extremal Gradient Boosting. Были построены графики сравнения прогнозных показателей с фактическими. Наилучшие показания показал метод

Для получения более конкретных результатов, несомненно, нужны дополнительные исследования, для дальнейшего практического применения модели.

Рассмотрены основные этапы коммерциализации предложенного метода. Были описаны сферы применения и представлена дорожная карта проекта.

Таким образом, в данной работе поставленная цель была достигнута, поставленные задачи решены.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Вьюгин В.В. «Математические основы теории машинного обучения и прогнозирования» М.: 2013. – 387 с.

2. Николенко. С., Кадурин А., Архангельская Е. «Глубокое обучение» Питер, 2018 год, 480 стр., ISBN: 978-5-496-02536-2;

3. Барский А. Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 176 с: ил. – (Прикладные информационные технологии).

4. Матвеев А.С. Введение в математическую теорию оптимального управления: Учебник – СПб:СПбГУ, 2018. – 194 с.: ISBN 978-5-288-05809-7. [Электронный ресурс]. Режим доступа –

5. Ручкин В.Н., Фулин В.А. Универсальный искусственный интеллект и экспертные системы – СПб.: БХВ-Петербург, 2009. – 240 с.: ил.

6. Аксенов С.В., Новосельцев В.Б. Организация и использование нейронных сетей (методы и технологии) / Под общ. ред. В.Б. Новосельцева. – Томск: Изд-во НТЛ, 2006. – 128 с.

7. Воронцов К.В. Математические методы обучения по прецедентам (теория обучения машин) – 2012. – 160 с.

8. Лепский А.Е., Броневич А.Г. Математические методы распознавания образов: Курс лекций. – Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ, 2009. – 155 с.

9. Гудфеллоу Я., Бенджио И., Курвилль А. Г Глубокое обучение / пер. с анг. А. А. Слинкина. – 2-е изд., испр. – М.: ДМК Пресс, 2018. – 652 с.: цв. ил.

10. Antonio Gulli, Sujuit Pal. Deep Learning with Keras. – 2017. [Электронный ресурс]. Режим доступа – http://kddlab.zjgsu.edu.cn:7200/students/ YongZhang/Deep%20Learning%20 with%20Keras.pdf

11. Introducing Data Science.BIG DATA, MACHINE LEARNING, AND MORE, USING PYTHON TOOLS .Davy Cielen, Arno D. B. Meysman, Mohamed Ali – 2016 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: http:// bedfordcomputing. co.uk/learning/ wp-content/uploads/ 2016/09/ introducing-data-science-machine-learning-python.pdf

12. Introduction to Machine Learning with Python by Andreas C. Müller and Sarah Guido. Editor**:** Dawn Schanafelt – 2016 [Электронный ресурс]. – Режим доступа:https://vk.com/doc7608079_450733685?hash=13697958e3a2bc5dca&dl=a8f89b91a7196437b3

13. Джоэл Грас. Data Science from Scratch. – 2015 [Электронный ресурс].– Режим доступа:https://vk.com/doc123534285_447688862?hash=d05c15baa0914c8c12&dl=4c9c28c8b62fad8edb

14. Python для сложных задач: наука о данных и машинное обучение. – СПб.: Питер, 2018. – 576 с.: ил. – (Серия «Бестселлеры O'Reilly»).

15. Баканов М.И., Шеремет А.Д. Теория экономического анализа. М., 2002.

16. Савицкая Г.В. Анализ хозяйственной деятельности предприятия. Минск, 2003.

17. Рекомендации по улучшению финансового состояния предприятия [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.fd.ru/articles/159 557-rekomendatsii-po-uluchsheniyu-finansovogo-sostoyaniya-predpriyatiya

18. Экономический портал. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.economicportal.ru/ponyatiya-all/altman_z_model.html

19. Анализ финансового состояния предприятия. [Электронный ресурс]. – Режим доступа:https://afdanalyse.ru/publ/finansovyj_analiz/1/prognozirovanievero jatnosti_bankrotstva_na_osnove_modeli_bivera/13-1-0-83

20. С.Е. Лелюхин, А.М. Коротченков, У.В. Данилова. Экономическая безопасность в предпринимательской деятельности. Учебник. ООО «Проспект», 2016

21. Гаибова Н.А., Костина О.В. критерии оценки несостоятельности (банкротства) организации. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://iupr.ru/domains_data/files/zurnal_31/Gaibova%20N.A.%20(Sovremennye%20tehnologii%20upravleniya%20organizaciyay).pdf

22. Модели вероятности банкроства [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://spravochnick.ru/ekonomika_predpriyatiya/bankrotstvo/modeli_ veroyatnosti_bankrotstva/

23. Студопедия. Метод credit-men Ж.Депаляна [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://studopedia.info/5-110156.html

24. Анализ финансового состояния предприятия [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://afdanalyse.ru/publ/finansovyj_analiz/1/model_lisa/13-1-0-107

25. Анализ возможности банкротства предприятия [Электронный ресурс]. – Режим доступа:https://students-library.com/library/read/12283-model-tafflera-i-tisou

26. Шеметев А. Самоучитель по комплексному финансовому анализу и прогнозированию банкротству; а также финансовому менеджмент – маркетингу – Екатеринбург, 2010, 841с.

27. Внутренний анализ платежеспособности [Электронный ресурс]. – Режим доступа:https://studme.org/1299101010484/ekonomika/vnutrenniy_analiz _platezhesposobnosti

28. Модель прогнозирования финансового состояния предприятий агропромышленного комплекса. Журнал "Управленческий учет" №6 год – 2006

29. Как оценить вероятность банкротства через показатель Аргенти [Электронный ресурс]. – Режим доступа:https://osnova.capital/blog/kak-ocenit-veroyatnost-bankrotstva-cherez-pokazatel-argenti

30. В.Ю. Жданов, И.Ю. Жданов. Финансовый анализ предприятия с помощью коэфициентов и моделей. Учебное пособие. ООО «Проспект», 2018

31. Зайцева О.П. Антикризисный менеджмент в российской фирме.//Аваль. (Сибирская финансовая школа). – 1998. – № 11-12.

32. Методика оценки кредитоспособности заемщика, используемая Банками Франции Модель Г. Чонаевой [Электронный ресурс]. – Режим доступа:https://studfile.net/preview/1496252/page:2/

33. Банкротство предприятий [Электронный ресурс]. – Режим доступа:https://cyberleninka.ru/article/n/bankrotstvo-predpriyatiy-1

34. Кдин В.В. Использование методик многомерного рейтингового анализа в диагностике риска банкротства сельскохозяйственных организаций ошмянского района гродненской области. [Электронный ресурс]. – Режим доступа:https://elibrary.ru/item.asp?id=37136949

35. Модель прогнозирования финансового состояния предприятий агропромышленного комплекса. [Электронный ресурс]. – Режим доступа:http://masters.donntu.org/2013/fknt/vovk/library/art5.htm

36. И. Дежина, Б. Салтыков. Механизмы стимулирования коммерциализации исследований и разработок//Общество и экономика, № 7-8, 2004.

37. Министерство образования и науки Российской Федерации. Основные методологические подходы по разработке дорожных карт по приоритетным направлениям научно-технологического и инновационного развития 2011, г. Москва, 86 с.

38. 4 Ulавных показателя для оценки вашего рынка [Электронный ресурс]. – Режим доступа:https://rb.ru/opinion/market-capacity/

39. Дорожная карта: как реализовать стратегию интернет-маркетинга [Электронный ресурс]. – Режим доступа:https://www.uplab.ru/blog/ dorozhnaya-karta/

40. Симаранов С., Шох Х. Как создать совместную лабораторию по научно-техническому сотрудничеству: методические рекомендации – Проект EuropeAid «Наука и коммерциализация технологий», 2006.

41. Цуканова О.А., Шашкова Е.В. Разработка комплекса мер для повышения результативности инновационной системы спектральной оптической когерентной микроскопии // Фундаментальные исследования. – 2014. – Вып. 6. – Ч. 2. – С. 340–344.

42. Яновский А. Как финансировать проекты по коммерциализации технологий. – Проект EuropeAid «Наука и коммерциализация технологий», 2006.

43. Ляшин А. Стратегии коммерциализации инноваций – мост между инноватором и бизнесом // Экономика и жизнь. – 2011. – № 36(9402). – URL: http://www. eg-online.ru/ (дата обращения: 27.01.2012).

44. Фёдорова Е.А., Фёдор Ю.Ф., Хрустова Л.Е. Прогнозирование банкротства предприятий на примере отраслей строительства, промышленности, транспорта, сельского хозяйства и торговли

45. Министерство образования и науки Российской Федерации. Основные методологические подходы по разработке дорожных карт по приоритетным направлениям научно-технологического и инновационного развития 2011, г. Москва, 86 с.

46. Дорожная карта: как реализовать стратегию интернет-маркетинга [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://www.uplab.ru/blog/ dorozhnaya-karta/

47. 4 Uлавных показателя для оценки вашего рынка [Электронный ресурс]. – Режим доступа: https://rb.ru/opinion/market-capacity/

48. Шамаева Д. Р. Деревья решения для задач построения рейтинга коммерческих банков [Текст] // Технические науки: проблемы и перспективы: материалы V Междунар. науч. конф. (г. Санкт-Петербург, июль 2017 г.). – СПб.: Свое издательство, 2017.