

Санкт-Петербургский государственный университет

На правах рукописи

**Молдобаев Темирлан Шайырбекович**

**ТИПОВЫЕ ФИНАНСОВЫЕ МОДЕЛИ В ОЦЕНКЕ  
НЕСОСТОЯТЕЛЬНОСТИ ОРГАНИЗАЦИЙ**

Научная специальность

5.2.4. Финансы

Диссертация на соискание ученой степени

кандидата экономических наук

Научный руководитель:

доктор экономических наук, профессор

Ковалев Виталий Валерьевич

Санкт-Петербург

2025

## ОГЛАВЛЕНИЕ

<b>ВВЕДЕНИЕ.....</b>	<b>3</b>
<b>ГЛАВА 1. ПРЕДПОСЫЛКИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ КЛАСТЕРНОГО АНАЛИЗА ДЛЯ ОЦЕНКИ ФИНАНСОВОЙ НЕСОСТОЯТЕЛЬНОСТИ .....</b>	<b>19</b>
1.1 Модели прогнозирования банкротства как инструменты в оценке финансовой несостоятельности организаций в исторической ретроспективе .....	19
1.2 Особенности современных подходов к оценке финансовой несостоятельности организаций .....	31
1.3 Тестирование зарубежных и отечественных моделей прогнозирования банкротства .....	42
Выводы по главе.....	55
<b>ГЛАВА 2. МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ АЛГОРИТМОВ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИ ФОРМИРОВАНИИ ТИПОВЫХ ФИНАНСОВЫХ МОДЕЛЕЙ В РАЗРЕЗЕ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ОТРАСЛЕЙ.....</b>	<b>57</b>
2.1 Формирование консолидированной базы данных для построения типовых финансовых моделей.....	57
2.2 Отраслевая специфика в оценке финансовой несостоятельности организаций .....	77
2.3 Обоснование выбора метода кластеризации, как элемента машинного обучения, для разработки типовых финансовых моделей.....	100
<b>ГЛАВА 3. РАЗРАБОТКА ТИПОВЫХ ФИНАНСОВЫХ МОДЕЛЕЙ И ИХ ПРИМЕНЕНИЕ В ЦЕЛЯХ ОЦЕНКИ ФИНАНСОВОЙ НЕСОСТОЯТЕЛЬНОСТИ И ЗА ЕЕ ПРЕДЕЛАМИ.....</b>	<b>116</b>
3.1 Формирование типовых финансовых моделей на основе использования алгоритмов кластеризации .....	116
3.2 Применение типовых финансовых моделей в целях оценки финансовой несостоятельности организаций .....	130
3.3. Прочие направления использования типовых финансовых моделей за пределами оценки финансовой несостоятельности .....	144
Выводы по главе.....	157
<b>ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....</b>	<b>158</b>
<b>СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ .....</b>	<b>173</b>

## ВВЕДЕНИЕ

**Актуальность темы исследования.** Проблематика финансовой несостоятельности является предметом интереса для научного сообщества, что подтверждается стремительным ростом количества отечественных и зарубежных исследований, посвященных данной теме. В частности, число русскоязычных статей в специализированных журналах по вопросам финансовой несостоятельности возросло на 131,2% за 2010-2014 гг. в сравнении с 2005-2009 гг. (рост с 1525 до 3526). В свою очередь, количество публикаций за 2015-2019 гг. превышает 2010-2014 гг. на 129,8% (8101 против 3526 соответственно), а также на 16,1% в 2020-2024 гг. в сравнении с предыдущим пятилетним интервалом (9405 против 8101 соответственно). При этом начиная с 2015 г. наблюдается стремительный рост отечественных научных статей, посвященных разработке новых и обзору существующих инструментов оценки финансовой несостоятельности. Так, за 2005-2024 гг., общее количество таких публикаций составило 1288, из них более 75% приходится на период 2015-2024 гг.<sup>1</sup> В зарубежной научной практике наблюдается иной тренд: за 2005-2024 гг. опубликовано в общей сложности 537400 работ с равномерным распределением по годам, включая 75400 исследований, посвященных инструментам оценки финансовой несостоятельности<sup>2</sup>. Приведенная выше статистика свидетельствует о стабильно высоком уровне интереса зарубежного научного сообщества к проблематике финансовой несостоятельности на протяжении всех рассматриваемых временных интервалов, для отечественного научного сообщества характерен стремительный рост актуальности темы начиная с 2015 г.

Оценка финансовой несостоятельности также находится в фокусе внимания профессионального сообщества, включая руководство организаций,

---

<sup>1</sup> Рассчитано автором по данным научной электронной библиотеки eLibrary.ru. URL: <https://www.elibrary.ru/>

<sup>2</sup> Рассчитано автором по данным поисковой системы по научным публикациям Google Scholar. URL: <https://scholar.google.ru/>

сталкивающееся с риском взаимодействия с партнерами, которые испытывают финансовые трудности. Сотрудничество с последними может привести к следующим негативным последствиям: приостановке производственных процессов в результате срыва сроков поставки сырья и материалов; увеличению затрат на логистику и хранение; росту издержек на поиск альтернативных поставщиков; невозврату авансов. Для преодоления перечисленных сложностей организациям важно придерживаться превентивной стратегии во взаимодействии как с текущими, так и с потенциальными контрагентами путем мониторинга их деятельности на предмет выявления признаков финансовой несостоятельности. В случае несвоевременного реагирования на ухудшение финансового состояния контрагента потери организации могут существенно возрасти, так как они включают, помимо основной суммы возмещения по обязательствам до момента возбуждения дела о банкротстве, дополнительные издержки, связанные с привлечением профильных специалистов для представления интересов организации в арбитражном процессе, и альтернативные доходы, которые организация упускает в результате «замораживания» ликвидных активов.

Одними из наиболее популярных инструментов оценки финансовой несостоятельности, представленных в современных отечественных и классических зарубежных научных работах, являются модели прогнозирования банкротства (далее – МПБ). МПБ представляют собой класс моделей, разработанных с применением алгоритмов классификации, в основе которых лежит использование заранее размеченных данных по заданному признаку для обучения модели (в случае с финансовой несостоятельностью этим признаком является возбуждение дела о банкротстве). Благодаря стремительному развитию технологий машинного обучения и доступности больших объемов финансовых данных об организациях, в настоящее время в отечественной экономической науке наблюдается тренд, связанный с разработкой авторских МПБ.

Несмотря на наличие множества МПБ, представленных в отечественных и зарубежных научных публикациях, не все из них сохранили высокую прогнозную точность в текущих реалиях. Для выявления моделей, сохранивших высокую предиктивную способность, применяются метрики качества, позволяющие оценить точность прогноза с использованием специально подготовленных размеченных данных, которые ранее не использовались авторами этих моделей. В настоящем исследовании рассмотрены отдельные отечественные и зарубежные МПБ, для которых рассчитана метрика качества, оценивающая способность моделей корректно выявлять финансово несостоятельные организации. Полученные результаты тестирования качества МПБ с использованием показателей бухгалтерской отчетности финансово несостоятельных организаций подтвердили ряд изложенных в существующих научных трудах положений о краткосрочном характере применения данных моделей, а также о низком уровне предиктивной способности отдельных отечественных МПБ.

Особенности коэффициентного анализа (как метода анализа бухгалтерской отчетности), допускающие вариативность расчета предикторов тестируемых МПБ; использование ограниченных наборов ключевых предикторов, не охватывающих все показатели финансовой отчетности; обучение моделей на ограниченной несбалансированной выборке; высокий уровень колебания значений финансовых показателей организаций в разрезе видов экономической деятельности (далее – ВЭД) за разные периоды – это приоритетные проблемы исследования, оказывающие негативное влияние на предиктивную способность существующих моделей оценки финансовой несостоятельности.

Несмотря на высокую значимость и широкое применение коэффициентного анализа, основанного на использовании показателей бухгалтерской отчетности в качестве информационного базиса, данный метод имеет ряд недостатков, связанных с вариативностью расчета финансовых коэффициентов, что затрудняет сопоставление значений одного и того же

показателя для разных организаций, а также приводит к тому, что на практике разные финансовые аналитики, используя ранее разработанные МПБ, могут рассчитать один и тот же предиктор модели по-разному и, как следствие, получить отличные друг от друга итоговые прогнозы.

Проанализировав зарубежные и отечественные МПБ, можно заметить, что авторы моделей используют ограниченный набор финансовых показателей, отбор которых осуществляется одним из следующих методов или их комбинацией: формирование полного перечня финансовых коэффициентов и проведение статистических тестов для отбора наиболее значимых факторов; использование экспертного метода, основанного на профессиональном суждении исследователей, для определения существенных показателей. Оба подхода приводят к тому, что МПБ включают ограниченный набор предикторов, не учитывающий все показатели финансовой отчетности, которые, в свою очередь, потенциально могут сигнализировать о риске наступления финансовой несостоятельности организации. Также важно отметить различие в составе факторов между рассматриваемыми в настоящем исследовании МПБ, что свидетельствует о разногласии в понимании того, какие аспекты (критерии) финансового состояния можно использовать в качестве ключевых индикаторов, оценивающих финансовую несостоятельность: ликвидность и платежеспособность; финансовая устойчивость; деловая активность; рентабельность.

Кроме того, одной из особенностей отечественных МПБ является их обучение на ограниченной выборке организаций, сформированной с использованием справочно-аналитических систем (далее – САС), в которых консолидируются данные из различных открытых источников. При этом количество экспортируемых записей из САС, определяемое условиями пользовательского соглашения, в большинстве случаев существенно ниже совокупного количества записей в первоисточниках, интегрированных с САС.

Использование ограниченной выборки приводит к тому, что модель не учитывает все основные закономерности и связи в данных, что снижает её

способность эффективно применять свои выводы и предсказания к новым, ранее не наблюдавшимся данным. Для преодоления этого ограничения в настоящем исследовании предлагается использовать генеральную совокупность, сформированную из первоисточников – открытых государственных данных, обрабатываемых с применением специальных программных инструментов.

Средние значения финансовых коэффициентов, используемых в качестве предикторов МПБ, значительно варьируются между ВЭД из-за различий в бизнес-моделях, капиталоемкости и операционных циклах. Это приводит к тому, что модель, разработанная для одного ВЭД, может быть неприменима или менее точна для другого ВЭД. Кроме того, временные ряды финансовых показателей обладают разным уровнем стационарности в зависимости от ВЭД. Для отдельных ВЭД с высокоциклическими или сезонными бизнес-моделями свойственны значительные колебания финансовых коэффициентов, что затрудняет построение надежных МПБ. Учитывая перечисленные особенности использования финансовых коэффициентов в качестве предикторов отраслевых МПБ, стоит отметить, что, с одной стороны, для повышения точности прогнозирования финансовой несостоятельности модели должны быть адаптированы к конкретным ВЭД, с другой стороны, не для всех ВЭД возможно создание устойчивых и точных моделей, так как статистические свойства показателей, входящих в состав независимых переменных МПБ, могут изменяться со временем.

Для преодоления описанных выше проблем в настоящем исследовании предлагается в разрезе ВЭД выделить кластеры с использованием массива данных финансовой отчетности более 2 миллионов российских организаций, включая финансово несостоятельные организации. Каждый кластер представляет собой группу фирм, схожих по структуре активов и пассивов, а также характеризуется прототипом – центроидом, для которого определены координаты в виде средних удельных значений разделов отчета о финансовом положении (бухгалтерского баланса).

Далее отдельно взятый центроид кластера будем называть *типовой (усредненной) финансовой моделью*. Использование данного термина обусловлено следующими причинами: центроид характеризует средние или типичные значения для кластера, что облегчает понимание и описание основных признаков группы; при этом координаты центроида представлены в виде усредненных удельных значений разделов отчета о финансовом положении. В свою очередь, последний отчет является совершенной финансовой моделью организации, поскольку он предоставляет структурированное и систематизированное представление о ее финансовом состоянии, связан с другими формами бухгалтерской отчетности через отдельные показатели и служит основой для финансового анализа.

Для каждого ВЭД можно выделить несколько типовых финансовых моделей, поскольку в результате кластеризации организаций формируются группы объектов со схожими финансовыми признаками, для которых устанавливаются соответствующие центроиды.

Распределение финансово несостоятельных организаций по кластерам позволит выявить типовую финансовую модель, характерную для финансово несостоятельных организаций, или подтвердить ее отсутствие в рамках конкретного ВЭД.

Выявленные в настоящем исследовании типовые финансовый модели несостоятельных организаций предлагается использовать в качестве моделей оценки финансовой несостоятельности.

Таким образом, работа с усредненным бухгалтерским балансом как с типовой финансовой моделью позволяет выйти за рамки возможностей коэффициентного анализа, который предполагает работу с отдельными элементами финансовой отчетности, тем самым лишая возможности комплексного взгляда на финансовое положение организации. В частности, задача оценки финансовой несостоятельности конкретной организации сводится к определению степени соответствия ее бухгалтерского баланса типовой финансовой модели финансово несостоятельных организаций с

учетом ВЭД, без предварительного выделения ограниченного набора критериев в виде финансовых коэффициентов.

**Степень разработанности темы исследования.** В отечественных и зарубежных исследованиях рассматриваются основные теоретические и практические аспекты оценки финансовой несостоятельности организации с применением экономико-математических методов.

В научных трудах зарубежных исследователей *У. Бивера, Э. Альтмана, Р. Таффлера, Г. Тишоу, Р. Лиса, Г. Спрингейт, Дж. Олсон, М. Одома, Р.Шадра, Л. Салхенбергера, Э. Чинара, Н. Лэша* подробно рассматриваются математические методы, используемые для разработки МПБ, представленных в виде: системы финансовых коэффициентов с заданными интервальными значениями; моделей, основанных на множественном дискриминантном анализе (MDA-модели); логистических регрессий, позволяющих решить задачу бинарной классификации (Logit-модели); нейронных сетей. Особенности отечественных МПБ представлены в работах *И.П. Бойко, А.В. Казакова, А.В. Кольшикина, Е.А. Федоровой, Л.Е. Хрустовой, Д.В. Чекризова, Ф.Ю. Федорова*. Российские исследователи адаптируют зарубежные MDA-модели и Logit-модели, учитывая отраслевую специфику и используя открытые государственные данные в виде массива финансовой отчетности российских организаций. В работах *Б.Б. Демешева, А.С. Тихоновой, О.В. Колоколовой, П.Е. Разумова, А.Д. Батрасовой, Т.В. Коноваловой, П.И. Комарова* рассматривается применение более продвинутых методов машинного обучения, включая алгоритмы, основанные на построении деревьев решений, и жесткие и нечеткие алгоритмы кластерного анализа, для прогнозирования банкротства.

В работах *Н.В. Генераловой* и *Н.А. Соколовой* рассматривается вариативность интерпретации бухгалтерской информации на всех этапах учетного процесса, начиная с момента регистрации фактов хозяйственно-экономической деятельности организации и заканчивая анализом ее финансовой отчетности. Описанная концепция объясняет влияние искажений

в расчетах финансовых коэффициентов на качество МПБ. Также важно отметить работы *А.М. Патрова, Н.Г. Акуловой, Д.И. Ряховского и О.А. Львовой*, в которых описаны ограничения и недостатки коэффициентного анализа, заложенного в основу моделей оценки финансовой несостоятельности. *Вал. В. Ковалев, Вит. В. Ковалев, М.Л. Пятов* позиционируют отчет о финансовом положении, формируемый в системе двойной бухгалтерии, как одну из наиболее информативных моделей, позволяющую оценить производительные и финансовые мощности, а также целесообразность использования экономического потенциала организации. Именно эта идея легла в основу разработки модели оценки финансовой несостоятельности организаций, применение которой предполагает использование в качестве исходных данных показателей отчета о финансовом положении, а не производных от них коэффициентов.

Успешные случаи применения алгоритмов машинного обучения для решения прикладных задач в области финансов также рассматривали *О. Сезер, А. Озбайоглу, С. Селвин, Р. Винаякумар, Э. Гопалакришнан, В. Менон, К. Соман, А. М. Карминский, Р. Н. Бурехин, В. Лю, Х. Фань, М. Ся, В. Чен, Х. Чжан, М. Мехлават, Л. Цзя, И. Фишер, М. Гарнси, М. Хьюз, П. Куломб, М. Леру, Д. Стеванович, С. Сюрпренан*. Исследователи в своих работах предлагают новые модели для прогнозирования финансовых временных рядов, кредитного скоринга, оптимизации инвестиционного портфеля, анализа текстовых данных в области финансового анализа и аудита, а также прогнозирования макроэкономических показателей.

**Цель и задачи исследования.** Целью диссертационного исследования является создание моделей оценки финансовой несостоятельности коммерческих организаций с применением алгоритмов кластеризации.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1. Исследовать научные публикации в области оценки финансовой несостоятельности, опираясь на эволюцию математического инструментария.

2. Идентифицировать и классифицировать отличительные признаки современных методов оценки финансовой несостоятельности российских организаций.

3. Оценить предиктивную способность отдельных отечественных и зарубежных моделей прогнозирования банкротства на новых данных.

4. Систематизировать источники данных и разработать алгоритмы их сопряжения для создания единой информационной базы, содержащей сведения о финансово-хозяйственной деятельности российских организаций.

5. Аргументировать необходимость создания моделей оценки финансовой несостоятельности в разрезе видов экономической деятельности.

6. Разработать типовые финансовые модели для разных видов экономической деятельности и выявить среди них те, которые в наибольшей степени соответствуют финансово несостоятельным организациям.

7. Исследовать перспективность использования методов кластеризации за пределами оценки финансовой несостоятельности.

**Объектом исследования** являются российские коммерческие организации, предоставляющие годовую статистическую бухгалтерскую отчетность Федеральной налоговой службе Российской Федерации (далее – ФНС).

**Предметом исследования** являются методы оценки финансовой несостоятельности организаций.

**Информационной базой диссертационного исследования** выступают открытые источники данных, представленные в виде реестра финансовой отчетности и прочих реестров, описывающих отдельные аспекты финансово-хозяйственной деятельности российских организаций, и опубликованные на официальных сайтах органов государственной власти в разных форматах, обработка которых реализована с применением языка программирования Python. Для классификации и сопряжения данных из разных источников использовались общероссийские классификаторы и ключи сопряжения,

утвержденные государственными ведомствами и представленные на их официальных сайтах.

**Научные методы диссертационного исследования.** Настоящее исследование основано на применении широкого спектра методологических инструментов. В частности, применены общенаучные методы, такие как абстрагирование, формализация, дедукция, индукция, анализ, синтез, сравнение, доказательство, математическое моделирование, включая регрессионный и кластерный анализы. Дополнительно к вышеупомянутым методам, в рамках исследования также использовались методы качественного анализа, включающие анализ содержания, тематический анализ. Особое внимание уделено методам графического представления информации.

**Соответствие паспорту научной специальности.** Область исследования соответствует пунктам: 15. «Корпоративные финансы. Финансовая стратегия корпораций. Финансовый менеджмент»; 17 «Система финансового контроля в корпорациях: содержание, формы, методы и инструменты реализации» паспорта специальности 5.2.4. Финансы.

**Научная новизна** диссертационного исследования заключается в разработке и обосновании метода использования алгоритмов кластеризации при обработке больших массивов данных в целях оценки финансовой несостоятельности коммерческих организаций.

Основные научные результаты, содержащие компоненты научной новизны, полученные в ходе исследования и выносимые на защиту, заключаются в следующем:

1. Охарактеризованы ограничения известных моделей прогнозирования банкротства как инструмента в оценке финансовой несостоятельности [Ковалев, Молдобаев, 2021; Бакунова, Кольцова, Молдобаев, 2019; Ильшева, Савостина, Молдобаев, 2018].

2. Предложена критика коэффициентного анализа отчетности с позиций его использования в оценке финансовой несостоятельности организаций

[Ковалев, Молдобаев, 2021; Бакунова, Присяжный и др., 2019; Медведев и др., 2019].

3. Охарактеризованы преимущества многокритериальных оценок при диагностике финансовой несостоятельности организаций с применением кластерного анализа и обоснованы требования к массивам данных, необходимых для формирования таких оценок [Ковалев и др., 2022].

4. Доказана возможность формирования типовых финансовых моделей организаций с учетом отраслевой специфики на основе использования алгоритмов кластеризации больших массивов данных [Ковалев, Молдобаев, 2021].

5. Обоснованы возможности оценки финансовой несостоятельности коммерческой организации на основе соотношения данных ее финансовой отчетности с усредненной моделью финансово несостоятельных организаций с поправкой на отраслевую специфику ее деятельности [Ковалев, Молдобаев, 2021].

6. Определены направления использования типовых финансовых моделей за пределами задач оценки финансовой несостоятельности организаций [Молдобаев, 2022].

#### **Положения, выносимые на защиту:**

1. Популярные зарубежные и отечественные модели прогнозирования банкротства, как инструменты в оценке финансовой несостоятельности коммерческих организаций, имеют ограниченную применимость в современных реалиях вследствие ряда факторов, которые условно можно разделить на экономические и информационно-статистические. Необходимость разработки новых методов оценки финансовой несостоятельности организаций обусловлена потребностью повышения точности диагностики данного состояния с учетом отраслевой специфики.

2. Коэффициентный анализ отчетности имеет существенные ограничения при его применении в оценке финансовой несостоятельности коммерческих организаций. Данный подход отражает лишь

фрагментированную картину финансового положения организации, что не позволяет получить полное представление о ее текущей и потенциальной финансовой состоятельности. Кроме того, вариативность расчета одних и тех же финансовых коэффициентов, используемых в качестве предикторов моделей прогнозирования банкротства, приводит к получению статистически несопоставимых и потенциально недостоверных результатов.

3. Кластерный анализ, как основа многокритериальной оценки финансовой несостоятельности организаций, обладает рядом преимуществ в сравнении с традиционными линейными и нелинейными моделями, построенными на основе алгоритмов машинного обучения для решения задачи классификации. Главными преимуществами кластерного анализа являются его масштабируемость в части расширения перечня анализируемых показателей, а также простота в поддержке актуализации формируемых кластеров и связанных с ними прототипов – центроидов.

4. Благодаря применению кластерного анализа к большим массивам финансовой отчетности, стало возможным установить сходство структуры имущественного комплекса и источников финансирования коммерческих организаций, относящихся к различным секторам экономики. Кроме того, данная технология является основой для создания типовых финансовых моделей, способных служить надежным инструментом оценки финансовой несостоятельности организаций, а также открывает новые возможности для аналитических исследований за пределами финансовой несостоятельности.

5. Финансовую несостоятельность коммерческой организации можно оценить путем сопоставления ее отчетности с типовой (усредненной) финансовой моделью, свойственной большинству несостоятельных компаний в конкретной отрасли. Основываясь на результатах кластерного анализа, введенном индексе частотности встречаемости несостоятельных организаций в кластерах, а также анализе уровня смещения центроидов кластеров за разные периоды, создана система типовых финансовых моделей в разрезе экономических отраслей, среди которых выделены устойчивые во времени и

свойственные большинству финансово несостоятельных компаний типовые финансовые модели.

6. Установлены направления практического применения типовых финансовых моделей за пределами оценки финансовой несостоятельности коммерческих организаций. Данные модели рассматриваются в качестве инструментов в обосновании управленческих решений, направленных на финансовую оздоровление организаций путем реализации стратегий слияния и поглощения либо внедрения инновационных технологий с учетом отраслевой специфики.

**Теоретическая значимость** диссертационного исследования заключается в разработке принципов построения типовых (усредненных) финансовых моделей в разрезе ВЭД, формирование которых ранее было невозможно по причине технологических ограничений и отсутствия больших данных, представленных в виде реестра финансовой отчетности российских организаций, с целью их дальнейшего использования для оценки финансовой несостоятельности. Разработанный комплекс моделей позволяет преодолеть ограничения коэффициентного анализа, включить показатели финансовой отчетности, а не производные от них коэффициенты, учесть все зарегистрированные в Российской Федерации коммерческие организации, а также определить те ВЭД, для которых применима предлагаемая в настоящем исследовании методика оценки финансовой несостоятельности. Одним из ключевых преимуществ авторской методики является ее масштабируемость, которая подразумевает включение не только разделов отчета о финансовом положении, но и прочих показателей финансовой отчетности, а также использование типовых финансовых моделей для оценки прочих аспектов финансового состояния организации, что расширяет научно-методический аппарат в области корпоративных финансов.

**Практическая значимость** диссертационного исследования состоит в прикладном применении разработанных типовых финансовых моделей для: раннего выявления признаков финансовой несостоятельности с целью

укрепления финансовой устойчивости и управления рисками организации; более точной оценки кредитоспособности заемщиков, что позволяет финансовым учреждениям и кредиторам оптимизировать кредитную политику и снизить риски невозвратов; разработки более эффективных политик и нормативных актов, направленных на стабилизацию отдельных отраслей и предотвращение кризисов. Результаты диссертации также могут быть использованы в научной и учебной работе при изучении курсов «Финансовый менеджмент» и «Решение бизнес-задач с применением языка программирования Python».

**Обоснованность и достоверность** научных положений, результатов и выводов диссертации обеспечивается корректным использованием методов логического и математического анализа в применении к открытым государственным данным, представленным в виде реестра финансовой отчетности российских организаций и других реестров и опубликованным на официальных сайтах и сервисах Федеральной службы государственной статистики Российской Федерации (далее – Росстат) и ФНС. При этом тестирование существующих МПБ и разработка авторского метода оценки финансовой несостоятельности основаны на использовании генеральной совокупности, обработка которой стала возможной благодаря применению специализированных инструментов работы с большими данными с учетом установленных технических контролей, позволивших исключить из исследования некачественные данные.

**Апробация результатов исследования.** Основные положения и выводы диссертации доложены и получили положительную оценку на международных и всероссийских научно-практических конференциях «Импортозамещение: ресурсы, возможности, вызовы для предпринимательства» (Санкт-Петербург, 2022), «Экономическая безопасность в условиях трансформации» (Тюмень, 2020), «Региональное измерение цифровой трансформации» (Москва, 2019), «Предпринимательство и реформы в России» (Санкт-Петербург, 2019).

**Публикации.** По теме диссертации опубликовано 7 научных работ общим объемом 5,2 а.л. (авторский вклад – 2,2 а.л.), из них 3 статьи общим объемом 2,6 а.л. (авторский вклад – 0,8 а.л.) в изданиях, индексируемых в международных базах цитирования Scopus и WoS, и 4 статьи общим объемом 2,6 а.л. (авторский вклад – 1,4 а.л.) в рецензируемых изданиях, рекомендованных ВАК при Минобрнауки России:

1. Ковалев В. В., Молдобаев Т. Ш. Тестирование зарубежных и отечественных моделей прогнозирования банкротств на российских предприятиях //Развитие территорий. – 2021. – №. 3 (25). – С. 10-19.

2. Молдобаев Т. Ш. Влияние инноваций на эффективность деятельности предприятий: отраслевой и региональный анализ //Экономика и предпринимательство – 2022. – № 11 (148). – С. 494-498.

3. Ковалев В. В., Молдобаев Т. Ш., Молитвин М.Н., Суязов В. В. Анализ эффективности программ поддержки российских университетов (2010-2020) //Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика. – 2022. – Т. 38. – №. 2. – С. 208-234.

4. Бакунова Т. В., Присяжный А. В., Детков А.А., Молдобаев Т. Ш., Таубаев А.А. Спектрально-балльный метод для анализа финансовый показателей коммерческих предприятий //AIP Conference Proceedings. – AIP Publishing, 2019. – Т. 2116. – №. 1.

5. Медведев М. А., Детков А. А., Молдобаев Т. Ш. Анализа конкурентной среды на отраслевых рынках с применением информационных систем //AIP Conference Proceedings. – AIP Publishing, 2019. – Т. 2172. – №. 1.

6. Бакунова Т. В., Кольцова Т. А., Молдобаев Т. Ш. Особенности учета операционной и финансовой аренды по МСФО //Учет и статистика. – 2019. – №. 1 (53). – С. 10-17.

7. Илышева Н. Н., Савостина О. В., Молдобаев Т. Ш. Особенности учета договоров подряда в строительных организациях по требованию МСФО //Дискуссия. – 2018. – №. 3 (88). – С. 110-119.

**Структура и содержание работы.** Диссертация изложена на 190 страницах и состоит из введения, трех глав, общих выводов по диссертационной работе, списка литературы из 142 наименований, содержит 12 таблиц и 17 рисунков.

# ГЛАВА 1. ПРЕДПОСЫЛКИ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ КЛАСТЕРНОГО АНАЛИЗА ДЛЯ ОЦЕНКИ ФИНАНСОВОЙ НЕСОСТОЯТЕЛЬНОСТИ

## 1.1 Модели прогнозирования банкротства как инструменты в оценке финансовой несостоятельности организаций в исторической ретроспективе

Учитывая юридическую интерпретацию понятия несостоятельности (банкротства), связанного с признанием арбитражным судом неспособности должника обслуживать свои обязательства, изначально необходимо уточнить, что в настоящем исследовании, приоритетной задачей которого является разработка метода оценки финансовой несостоятельности, финансово несостоятельными организациями являются те организации, которые одновременно соответствуют следующим критериям:

- в отношении данных организаций возбуждено дело о банкротстве (и необязательно в последующем признанных банкротами);
- совокупные активы и выручка от продаж за год до возбуждения дела о банкротстве больше нуля, что подтверждает их операционную и финансовую активность;
- корректно составляющие финансовую отчетность, используемую в качестве исходных данных для оценки финансовой несостоятельности.

Мониторинг деятельности организации на предмет оценки риска возникновения признаков финансовой несостоятельности как применительно к себе, так и в отношении текущих и потенциальных контрагентов является неотъемлемым условием непрерывности бизнес-процессов. Так, например, одной из ключевых проблем взаимодействия с финансово несостоятельными организациями является невозможность получения от них возмещения по обязательствам и возникновение дополнительных издержек, связанных с привлечением профильных специалистов с целью получения хотя бы части возмещения и сокращения убытков. В соответствии с данными Единого

федерального реестра юридически значимых сведений о фактах деятельности юридических лиц, индивидуальных предпринимателей и иных субъектов экономической деятельности (далее – Федресурс) средняя продолжительность процедуры банкротства увеличилась, что обусловлено использованием недобросовестными должниками сложных схем по выводу активов, которые требуют много времени на оспаривание сделок и возврат имущества. Кроме того, в 2019 году доля удовлетворенных требований по делам о банкротстве составила 4,7%, при этом доля дел, в которых по итогам конкурсного производства кредиторы ничего не получили, равна 68%<sup>3</sup>. Приведенная статистика свидетельствует об актуальности применения различных мер, направленных на прогнозирование вероятности возбуждения дел о банкротстве контрагентов с целью снижения потенциальных убытков.

Научные работы в области прогнозирования финансовой несостоятельности организаций можно рассмотреть с позиции исторического изменения взглядов исследователей на проблему банкротства и развития математических подходов, используемых для решения этой проблемы. Так, ряд отечественных исследователей выделяют 3 этапа в эволюции методов прогнозирования финансовой несостоятельности [Колышкин и др., 2014].

*Первый этап.* В первой половине XX в. стали широко использоваться финансовые показатели, рассчитываемые по данным бухгалтерской отчетности, для оценки финансового состояния организации. Одним из значимых исследований этого периода является работа У.Чадсона, опубликованная в 1945 г. [Chudson, 1945]. В своей статье автор установил существование схожей финансовой структуры у организаций одной отрасли и одного масштаба деятельности. Результаты анализа стали использоваться в дальнейшем учеными при разработке МПБ. В целом, данный этап характеризуется применением отдельных показателей для прогнозирования финансовой несостоятельности.

---

<sup>3</sup> Банкротства компаний – статистика Федресурса за 2019 год. URL: <https://fedresurs.ru/news/7b3c8884-b159-4ee7-b5fb-7770d9d941da>

*Второй этап.* В 1966 г. была опубликована статья У. Бивера, в которой исследовалась проблема прогнозирования финансовой несостоятельности с применением системы показателей, характеризующих деятельность организации с позиции ее ликвидности, рентабельности и финансовой устойчивости. У. Бивер из исходных 30 показателей выбрал следующие 6 финансовых коэффициентов: коэффициент рентабельности активов; отношение операционного денежного потока к совокупным обязательствам; коэффициент финансового левиреджа; коэффициент покрытия активов собственными оборотными средствами; коэффициент текущей ликвидности; отношение быстроликвидных активов (представляют собой сумму денежных средств и их эквивалентов, краткосрочной дебиторской задолженности и краткосрочных финансовых вложений) к средним ежедневным операционным расходам. Для каждого коэффициента У. Бивер определил интервалы, которые позволяют распределить организации на три группы: финансово устойчивые, высокий риск банкротства через 5 лет и высокий риск банкротства через 1 год [Beaver, 1966]. К основным недостаткам рассматриваемого подхода можно отнести отсутствие интегрального показателя, однозначно оценивающего риск наступления банкротства предприятия, и сложность интерпретации результатов, согласно которым организация может быть финансово состоятельной по одной группе индикаторов, но при этом банкротом – по другой.

В современной отечественной практике также используется метод оценки финансовой несостоятельности с применением системы коэффициентов. В исследованиях данный подход называется нормативным и предполагает сравнение значения того или иного показателя конкретной организации с его нормативным значением или проверку его принадлежности заданному интервалу. Большинство отечественных исследований посвящено уточнению установленных законодательством нормативов с использованием специальных статистических методов и с учетом отраслевой специфики. Универсальность установленных законодательством нормативов, не

учитывающих отраслевую специфику, а также низкий уровень предсказательной силы, который по результатам тестирования установлен исследователями в диапазоне от 50% до 60%, являются ключевыми предпосылками для уточнения нормативных значений финансовых показателей. Также отечественные исследователи подтверждают существенное отклонение уточненных нормативов от универсальных значений, установленных законодательством, для отдельных отраслей и добиваются повышения классифицирующей способности системы обновленных параметров до 70-80% [Федорова и др., 2015, Федорова и др., 2017].

Для уточнения нормативных значений финансовых коэффициентов авторы используют различные статистические методы. Так, в работах Е.А. Федоровой, М.А. Чухланцевой, Д.В. Чекризова, Я.В. Тимофеева используются деревья классификации и коэффициент Джини [Федорова и др., 2015, Федорова и др., 2017]. Д.П. Жарский, М.С. Кураженков и А.А. Акифьев определяют квартили упорядоченного по возрастанию ряда со значениями отдельно взятого финансового коэффициента в рамках конкретной экономической отрасли и считают, что организация попадает в область финансовой несостоятельности, если значение показателя ниже границы первого квартиля [Жарский и др., 2023].

В работе Е.А. Федоровой, С.О. Мусиенко и Ф.Ю. Федорова рассматривается применение более продвинутых алгоритмов машинного обучения («случайный лес», «бустинг», «бэггинг»), учитывающих нелинейную зависимость банкротства от финансовых и нефинансовых показателей. В основе таких алгоритмов лежит построение множества деревьев решений. При этом каждое дерево решений классифицирует организацию как потенциального банкрота или финансово здоровую, после чего все прогнозы усредняются для получения сводной оценки модели. Отличительной особенностью рассматриваемой работы среди прочих отечественных исследований является использование продвинутых

алгоритмов для уточнения нормативных значений основных законодательных и наиболее популярных западных показателей, используемых в качестве однокритериальных МПБ, для малых и средних предприятий. Так, максимальная общая прогностическая способность переменных получена с использованием алгоритма «случайный лес». Кроме того, ученым удалось обосновать значимость разделения всех малых и средних предприятий на отдельные группы в целях прогнозирования банкротства [Федорова и др., 2018].

В отечественной практике реализации данного подхода можно выделить следующие недостатки:

1. Модели являются однокритериальными, так как на основе одного коэффициента, отражающего один из аспектов деятельности организации, принимается решение о ее финансовой несостоятельности. Данный подход оставляет без внимания другие сферы деятельности организации, которые могут сигнализировать о высокой вероятности наступления банкротства [Дягель и др., 2008].

2. Вариативность уточненных исследователями нормативных значений финансовых коэффициентов, обусловленная различными исходными наборами данных и статистическими подходами расчета пороговых значений. Так, например, в некоторых работах одного и того же авторского коллектива встречаются отличающиеся оценки отдельно взятого финансового коэффициента, рассчитанного для конкретной экономической отрасли, но за разные периоды.

*Третий этап.* На основе дискриминантного анализа Э. Альтман разработал множество регрессионных МПБ, отвечающих отраслевым, страновым и организационно-правовым особенностям организаций. Первая модель была представлена в одной из работ автора в 1968 г. и предназначалась для публичных производственных организаций. При разработке модели Э. Альтман анализировал деятельность 66 организаций за период с 1946 по 1965 годы, 33 из которых обанкротились, а остальные продолжили свою

деятельность [Altman, 1968]. Предложенный ученым подход позволяет получить результирующий интегральный показатель (*Z*-счет), также называемый *сводным коэффициентом банкротства*, значение которого для конкретной организации сопоставляется с заранее рассчитанными интервалами, соответствующими различным уровням финансовой устойчивости, включая финансовую несостоятельность. В состав предикторов первой модели Э. Альтмана включены пять финансовых коэффициентов, один из которых предполагал вычисление отношения рыночной капитализации к совокупным обязательствам. В последующем Э. Альтман доработал свою первую модель, заменив рыночную капитализация организации на собственный капитал, что расширило сферу применения новой модели, в том числе и для непубличных организаций, так как все предикторы рассчитывались по данным бухгалтерской отчетности [Altman, 1983]. В дальнейшем ученый разработал модели для производственных и непроизводственных организаций, развитых и формирующихся рынков [Львова, 2015]. Идеи Э. Альтмана в последствии были реализованы другими зарубежными учеными-экономистами, среди которых наиболее популярными являются работы Р. Таффлера и Г. Тишоу [Taffler, Tisshaw, 1977], Р. Лиса [Edmister, 1972], Г. Спрингейта [Springate, 1978]. Последователи Э. Альтмана в своих исследованиях либо использовали тот же набор финансовых индикаторов, но с пересчитанными весовыми коэффициентами с учетом национальной и отраслевой специфик деятельности анализируемых организаций, либо создавали новые модели, включая в них другие финансовые показатели. Наряду с дискриминантным анализом с 1980 г. начали создавать логит-модели, оценивающие вероятность наступления банкротства в интервале от 0 до 1 [Ohlson, 1980].

Описанные выше зарубежные МПБ легли в основу многих отечественных научных исследований, в которых оценивается применимость данных моделей в российских экономических условиях, а также описывается разработка авторских МПБ. Подходы к созданию авторских МПБ можно

условно разделить на три группы: уточнение нормативных значений сводного коэффициента банкротства исходных зарубежных МПБ; сохранение состава предикторов исходных зарубежных МПБ с уточнением соответствующих предикторам весовых коэффициентов; формирование авторского набора предикторов, включая отдельные показатели из существующих моделей, а также прочие финансовые и нефинансовые показатели.

В статье А.В. Казакова и А.В. Колышкина представлен обзор 35 научных публикаций, посвященных отечественным МПБ. Исследователи отмечают низкий уровень работ по данному направлению, связывая это с тем, что тестовая выборка для оценки прогнозной силы модели использовалась только в 15 работах; сформированные выборки являлись нерепрезентативными в силу малого размера (большая часть моделей была построена на выборке меньше 1000 организаций); в некоторых публикациях авторы и вовсе не отражали формульное представление МПБ. Также авторы статьи обосновывают высокую популярность в российской науке балансовых МПБ, в основе которых лежат показатели бухгалтерской отчетности, в сравнении с рыночными моделями, связывая это с тем, что для использования последних в России существует главное ограничение – слаборазвитый финансовый рынок [Казаков, Колышкин, 2018].

Рассмотрим результаты тестирования отдельных МПБ российскими учеными. Так, Е.А. Федорова, Л.Е. Хрустова и Д.В. Чекризов в своем исследовании (далее – *первая работа*) оценили точность прогноза 10 классических моделей, включая 9 зарубежных и 1 отечественную, в разрезе 8 экономических отраслей. Средняя точность прогноза, учитывающая корректную классификацию одновременно как банкротов, так и финансово здоровых организаций, по всем отраслям составила 73% (по 9 зарубежным МПБ – 72,8%, по 1 отечественной МПБ – 74,4%). В другой работе Е.А. Федорова, С.Е. Довженко и Ф.Ю. Федоров (далее – *вторая работа*) оценили в разрезе 10 экономических отраслей прогнозную силу 4 зарубежных и 4 отечественных МПБ, среднее значение которой равно 66% (по зарубежным

МПБ – 71,2%, по отечественным МПБ – 57,1%). В одном из исследований А.В. Казакова и А.В. Колышкина (далее – *третья работа*) получен более низкий уровень точности прогноза для 35 рассматриваемых МПБ, включающих в себя классические и наиболее популярные зарубежные модели, а также отечественные модели с наибольшим уровнем цитируемости. Так, установив порог адекватности (точности прогноза) модели на уровне 70%, ученые убедились, что все тестируемые модели для 5 экономических отраслей показали точность прогноза ниже порога адекватности одновременно и для банкротов, и финансово здоровых организаций. При этом исследователи утверждают, что с экономической точки зрения ошибки первого рода, когда МПБ классифицирует банкрота некорректно, значительно опаснее ошибок второго рода, когда МПБ считает финансово здоровую организацию банкротом, так как во втором случае речь идет только об упущенной экономической выгоде. Учитывая данное положение, порог адекватности модели только по финансово несостоятельным организациям наблюдался для 8 из 35 моделей в обрабатывающей промышленности, 1 из 35 моделей в сельском хозяйстве, 2 из 35 моделей в сфере услуг.

Во всех вышеописанных работах исследователи пришли к одному результату – низкое качество тестируемых МПБ, что послужило основанием для разработки новых авторских МПБ. В первой и второй работах применяются одинаковые подходы к созданию моделей – уточнение нормативных значений сводного коэффициента банкротства существующих МПБ с учетом отраслевой специфики; формирование авторского набора финансовых показателей, рассчитываемых по данным бухгалтерской отчетности, и создание одной МПБ с уточнением нормативных значений сводного коэффициента банкротства для разных экономических отраслей. Уточнение отраслевых нормативных значений сводного коэффициента банкротства для существующих МПБ выполнено с применением деревьев классификации и индекса Джини, что позволило увеличить среднюю точность прогноза по всем отраслям с 73% до 77% и с 66% до 72,6% в первой и второй

работах соответственно. Также авторы данных исследований разработали МПБ, представленные в виде логистических регрессий. В качестве предикторов моделей рассматривались как финансовые показатели, используемые в тестируемых МПБ, так и не охваченные в рамках исследования показатели. При этом для разных экономических отраслей состав независимых переменных и соответствующие им весовые коэффициенты не менялись, отраслевая специфика реализована в виде уточнения итоговых нормативных значений сводного коэффициента банкротства. Полученные регрессионные модели показали высокий уровень точности прогноза на тестовой выборке – 82% и 78,9% для первой и второй работ соответственно.

В третьей работе авторская МПБ также представлена в виде логистической регрессии. Отличительной особенностью данной модели является использование различных наборов финансовых показателей в качестве предикторов в зависимости от экономической отрасли. Исследователям удалось добиться средней точности прогноза по всем отраслям на тестовой выборке на уровне 71,9%, что превышает установленный авторами исследования порог адекватности модели.

Наряду с вышеописанными линейными моделями, высокую актуальность приобрели и нелинейные. Так, Б.Б. Демешев и А.С. Тихонова построили ряд МПБ с использованием методов логистической регрессии (линейный метод) и «случайного леса» (нелинейный метод) для малых и средних российских непубличных организаций отрасли оптовой и розничной торговли. В работе рассматривались 4 группы показателей: финансовые коэффициенты модели Э. Альтмана и Д. Сабата для малых и средних организаций [Altman, Sabato, 2007] в сочетании с одним нефинансовым показателем (возраст) и множеством нефинансовых показателей (возраст, организационно-правовая форма, размер, регион); наиболее часто упоминаемые в исследованиях, посвященных банкротству, финансовые коэффициенты в сочетании с одним нефинансовым показателем (возраст) и

множеством нефинансовых показателей (возраст, организационно-правовая форма, размер, регион). Точность прогноза каждой модели оценивалась с использованием площади ROC-кривой, максимальное значение которой получено для авторской МПБ, построенной с использованием алгоритма «случайный лес» и включающей объясняющие переменные в виде финансовых коэффициентов, наиболее часто упоминаемых в исследованиях, и множества нефинансовых показателей. Нелинейная зависимость вероятности банкротства от финансовых и нефинансовых показателей говорит о малой пригодности линейных моделей для прогнозирования финансовой несостоятельности российских малых и средних организаций [Демешев, Тихонова, 2014].

Также в отдельных российских научных публикациях раскрывается применение кластерного анализа в рамках оценки финансовой несостоятельности. Так, О.В. Колоколова предлагает алгоритм оценки вероятности банкротства на основе кластерного анализа, предполагая, что организации, попавшие в один и тот же кластер, то есть обладающие схожими характеристиками, относятся к одной и той же группе риска, включая риск банкротства. В качестве характеристик организации рассматриваются как количественные, так и качественные показатели. Численное представление качественных показателей накладывает ряд ограничений в части выбора подходящего метода кластеризации и правила расчета расстояний между объектами исследования. Учитывая данное обстоятельство, О.В. Колоколова пришла к выводу о необходимости использования нечеткого кластерного анализа, основанного на допущении о том, что организация может быть отнесена к нескольким кластерам с разной вероятностью, а для расчета расстояния между объектами исследования более оправданным является расстояние Манхэттена. Кроме того, в работе также отмечается, что организации, попавшие в один и тот же кластер и при этом признанные финансово несостоятельными, имеют разный период жизни (период с момента создания организации до признания ее финансово несостоятельной), поэтому

итоговая оценка вероятности банкротства организации-заемщика должна учитывать, помимо принадлежности данной организации к определенному кластеру, также интенсивность банкротства, которая определяется автором как вероятность банкротства организации в течение единичного интервала времени [Колоколова, 2007].

Еще одной особенностью отечественных исследований, связанных с применением кластерного анализа для оценки финансовой несостоятельности, является использование ограниченного набора финансовых коэффициентов и небольшой размер выборки из организаций одной отрасли. В работе П.Е. Разумова применяется иерархический метод кластеризации 30 сельскохозяйственных организаций Красноярского края по двум финансовым коэффициентам: коэффициент обеспеченности собственными оборотными средствами и коэффициент текущей ликвидности. В результате получены 5 кластеров, включая кластеры с организациями с высоким риском банкротства. Распределение организаций по группам финансовой устойчивости на основе кластерного анализа совпало с результатами, полученными в ходе тестирования других зарубежных МПБ (модели Э. Альтмана, Р. Таффлера и Р. Лиса) [Разумова, 2015].

А.Д. Батрасова, Т.В. Коновалова, П.И. Комаров рассматривают кластеризацию как метод исследования финансовой устойчивости. Ученые используют алгоритм кластеризации k-средних для распределения 65 российских ИТ-организаций со схожими значениями 6 финансовых коэффициентов, рассчитываемых по данным бухгалтерской отчетности. Получив 6 кластеров, исследователи выделили кластер с наибольшим количеством организаций и координаты центроида данного кластера предложили использовать в качестве нормативных значений, соответствующих финансово устойчивым организациям [Батрасова и др., 2022].

Несмотря на высокую точность прогноза МПБ, разработанных с использованием более продвинутых методов машинного обучения,

основанных на построении деревьев решений и учитывающих нелинейную зависимость между различными переменными, главным их недостатком является отсутствие возможности их использования сторонними заинтересованными лицами для решения научных и прикладных задач по причине сложности визуализации глубоких деревьев решений<sup>4</sup> и их комбинации при построении, например, случайного леса. Кроме того, анализ отечественных исследований в области прогнозирования банкротства на основе кластерного анализа позволил прийти к выводу о недостаточной разработанности данного направления, что выражается в отраслевом характере работ, малом количестве исследуемых организаций и ограниченном наборе финансовых коэффициентов.

Учитывая вышеописанные недостатки отдельных статистических методов для построения МПБ, в следующих разделах настоящего исследования будет оценена применимость некоторых классических западных и современных отечественных балансовых МПБ, разработанных на основе дискриминантного анализа, а также моделей в виде логистических регрессий. Выбор западных моделей основывался на их широком признании в научных и профессиональных кругах, а также использовании в качестве теоретического базиса в отечественных исследованиях при разработке авторских МПБ. Отбор отечественных МПБ осуществлялся по следующим критериям: высокий уровень цитируемости научных публикаций; отбор объясняющих переменных на основе анализа частоты их использования в других популярных зарубежных и отечественных МПБ; применимость для нескольких экономических отраслей; большой объем выборки.

---

<sup>4</sup> Глубина дерева решений — это максимальное количество ребер от корня до любого листового узла.

## 1.2 Особенности современных подходов к оценке финансовой несостоятельности организаций

Среди множества исследований в области прогнозирования банкротства можно выделить два подхода к классификации организаций в качестве банкротов (несостоятельных): правовой и экономический.

*Правовой подход* основан на юридической интерпретации понятий банкротства и должника. Так, в соответствии с Федеральным законом №127-ФЗ «О несостоятельности (банкротстве)» под банкротством (несостоятельностью) понимается «признанная арбитражным судом неспособность должника в полном объеме удовлетворить требования кредиторов по денежным обязательствам, о выплате выходных пособий и (или) об оплате труда лиц, работающих или работавших по трудовому договору, и (или) исполнить обязанность по уплате обязательных платежей»; должником является «гражданин, в том числе индивидуальный предприниматель, или юридическое лицо, оказавшиеся неспособными удовлетворить требования кредиторов по денежным обязательствам, о выплате выходных пособий и (или) об оплате труда лиц, работающих или работавших по трудовому договору, и (или) исполнить обязанность по уплате обязательных платежей в течение установленного срока»<sup>5</sup>.

Следовательно, с юридической точки зрения, должник, в частности, юридическое лицо, которое является объектом настоящего исследования, считается банкротом только после принятия соответствующего решения арбитражным судом. Но организация-должник может испытывать финансовые трудности до момента признания банкротства, но после возбуждения дела, например, на одном из этапов: наблюдения, финансового оздоровления или внешнего управления. Стоит отметить, что продолжительность рассмотрения арбитражным судом поданного заявления о

---

<sup>5</sup> Федеральный закон от 26 октября 2002 г. N 127-ФЗ "О несостоятельности (банкротстве)". URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_39331/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_39331/)

банкротстве составляет до 7 месяцев с даты подачи заявления, продолжительность реабилитационных процедур (финансового оздоровления и внешнего наблюдения) – до 2 лет<sup>6</sup>. После каждого из перечисленных этапов арбитражный суд может принять решение о признании должника банкротом и начале конкурсного производства, которое, как показывает статистика, в среднем превышает 2 года<sup>7</sup>. На каком бы этапе процедуры банкротства не находилась организация-должник, так или иначе вовлечение кредитора в такой затяжной процесс приводит к негативным экономическим последствиям. С одной стороны, у кредиторов снижается уровень ликвидности дебиторской задолженности, увеличивается вероятность признания сомнительной задолженности безнадежной, возникает риск нарушения непрерывности бизнес-процессов по причине задержки в поставках материально-производственных запасов и других ресурсов, необходимых для осуществления предпринимательской деятельности. С другой стороны, кредиторам необходимо тратить дополнительные материальные ресурсы на привлечение профильных экспертов с целью получения максимального возмещения от контрагента-должника, а также временные ресурсы на участие в различных мероприятиях в рамках процедуры банкротства, которые организация смогла бы направить на развитие бизнеса. Поэтому возбуждение дела о банкротстве в отношении контрагента-должника является важным событием, повышающим риск финансовых потерь в случае взаимодействия с данным партнером.

*Экономический подход* к определению банкротства предполагает отсутствие у организации-должника возможности обслуживать свои обязательства в результате снижения уровня ликвидности и платежеспособности, а также ухудшения финансовой устойчивости в течение нескольких периодов. Такое негативное изменение финансового положения

---

<sup>6</sup> Как проходит банкротство и признание должника банкротом: особенности процедуры. URL: <https://pravobez.ru/news/kak-prohodit-bankrotstvo-i-priznanie-dolzhnika-bankrotom-osobennosti-procedury.html>

<sup>7</sup> Обзор: Хитрость и стагнация растянули банкротства. URL: <https://fedresurs.ru/news/ccfc7b66-7065-4eef-9bc2-a2426e0e895d?attempt=1>

организации может быть вызвано как внутренними (неэффективная маркетинговая стратегия, неоптимальное использование ресурсов в производстве, проблемы в финансировании, снижение объема продаж и др.), так и внешними (инфляция, изменения в законодательном регулировании деятельности, научно-технических прогресс и др.) факторами, которые приводят к банкротству. Поэтому важно предварительно выделить из множества всех должников подмножество тех организаций, которые испытывали финансовые трудности до возбуждения дела о банкротстве.

Для выделения такого подмножества организаций предлагается проанализировать изменения в динамике финансовых коэффициентов, отобранных по причине их использования в законодательных документах и частой встречаемости в отечественных и зарубежных научных исследованиях, посвященных МПБ. Учитывая влияние различных аспектов финансово-хозяйственной деятельности организации на ее финансовое состояние, включая предрасположенность к банкротству, выделены следующие коэффициенты: текущей ликвидности, платежеспособности по текущим обязательствам и финансовой устойчивости.

Перечисленные индикаторы применяются ФНС для учета и анализа финансовой устойчивости и платежеспособности коммерческих организаций<sup>8</sup>, а также арбитражными управляющими при проведении финансового анализа при банкротстве<sup>9</sup>. Отрицательная динамика коэффициентов текущей ликвидности и финансовой устойчивости и положительная динамика коэффициента платежеспособности по текущим обязательствам свидетельствуют об ухудшении ликвидности и платежеспособности организации, а также финансовой нестабильности в течение ближайших лет, что в последствии может привести к ее банкротству.

---

<sup>8</sup> Приказ Минэкономразвития РФ от 21.04.2006 N 104 (ред. от 13.12.2011) "Об утверждении Методики проведения Федеральной налоговой службой учета и анализа финансового состояния и платежеспособности стратегических предприятий и организаций". URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_61032/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_61032/)

<sup>9</sup> Постановление Правительства РФ от 25.06.2003 N 367 "Об утверждении Правил проведения арбитражным управляющим финансового анализа". URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_42901/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_42901/)

Учитывая правовые и экономические особенности банкротства, для оценки предиктивной способности отдельных зарубежных и отечественных МПБ сформирована выборка из организаций-должников, которые одновременно удовлетворяют следующим критериям:

1. В отношении организации возбуждено дело о банкротстве. При этом периодом отчетности, используемой для прогнозирования банкротства, считается год, предшествующий году возбуждения дела о банкротстве.

2. В течение трех лет, предшествующих году возбуждения дела о банкротстве, по данным бухгалтерской отчетности организации наблюдалась отрицательная динамика коэффициентов текущей ликвидности и финансовой устойчивости и положительная динамика коэффициента платежеспособности по текущим обязательствам.

Организации, отобранные по указанным выше критериям, далее будем считать *финансово несостоятельными*. Тогда тестирование предиктивной способности существующих МПБ в рамках настоящего исследования сводится к правильной классификации организаций-должников, в отношении которых возбуждено дело о банкротстве и которые испытывали финансовые трудности на протяжении трех лет до возбуждения дела о банкротстве.

Также важно выделить и систематизировать особенности современных отечественных МПБ для их последующего использования в качестве предпосылок и ограничений при создании авторской методики оценки финансовой несостоятельности организаций. Далее рассмотрены две группы особенностей тестируемых моделей: *экономические* и *информационно-статистические* [Ковалев, Молдобаев, 2021; Бакунова, Кольцова, Молдобаев, 2019; Илышева, Савостина, Молдобаев, 2018].

#### *Экономические особенности МПБ*

Проанализировав массивы данных бухгалтерской отчетности российских организаций, можно заметить, что некоторые из них имеют низкое качество отражаемых данных в виде нелогичных и противоречивых значений показателей, а также большое количество пропусков по отдельным статьям

отчетности [Бойко и др., 2017]. Как отмечают Н.А. Соколова и Н.В. Генералова, на всех этапах жизненного цикла учетного процесса, начиная с отражения хозяйственных операций бухгалтером и заканчивая анализом финансовой отчетности заинтересованным лицом, бухгалтерская информация претерпевает несколько трансформаций. Так, стандарты бухгалтерского учета, регламентированные законом, и общепринятые методы анализа финансовой отчетности допускают вариативность, что позволяет организации адаптировать учетные процедуры и аналитические подходы под специфику своей деятельности, обеспечивая при этом соблюдение нормативных требований. Вместе с тем, данная вариативность создает риски злоупотреблений, предоставляя организациям возможность манипулировать данными для представления более оптимистичного отображения финансового состояния, которое может не соответствовать фактическому положению дел [Генералова, Соколова, 2012; Генералова, Соколова, 2013]. Последняя проблема оказывает негативное влияние на прогнозную точность балансовых МПБ, предполагающих использование бухгалтерской отчетности в качестве источника данных для расчета объясняющих переменных.

Рассмотрим следующие этапы учетного процесса, для каждого из которых существует вариативность учетных процедур и аналитических подходов:

#### *1. Отражение хозяйственных операций в бухгалтерском учете.*

В рамках действующего законодательства в области регулирования бухгалтерского учета организации имеют право выбора одного из нескольких способов учета хозяйственных операций, что позволяет бухгалтеру манипулировать значениями учетных данных таким образом, чтобы повысить интерес пользователей отчетности. В частности, к операциям, которые в дальнейшем способны оказать влияние на оценку финансовой состояния, можно отнести: начисление амортизации линейным или нелинейным методом; списание материально-производственных запасов методом ФИФО или по средневзвешенной стоимости; включение в себестоимость продукции

или списание на расходы периода управленческих расходов и выбор соответствующей базы распределения.

### *2. Составление финансовой отчетности.*

В стандартах, регламентирующих порядок составления и представления финансовой отчетности, допускается вариативность в группировке и степени агрегации статей отчетности, что, как следствие, может повлиять на точность финансового анализа.

### *3. Анализ финансовой отчетности.*

В целях прогнозирования банкротства исследователи выделяют группы относительных финансовых показателей, отражающих ликвидность, платежеспособность, финансовую устойчивость и рентабельность организации [Бойко и др., 2017]. На этапе расчета финансовых индикаторов конечный результат зависит от:

– способа содержательного наполнения сопоставляемых разделов бухгалтерской отчетности: включение доходов будущих периодов и оценочных обязательств в состав собственного капитала или обязательств; исключение из состава оборотных активов сомнительной дебиторской задолженности, долгосрочной дебиторской задолженности, неликвидных материально-производственных запасов или сохранение данного раздела без изменений и др.;

– несопоставимости оценок статей бухгалтерского баланса, используемых при вычислении финансовых индикаторов: в зависимости от выбранной учетной политики немонетарные статьи в активах могут оцениваться по историческим ценам, которые не соответствуют справедливой стоимости активов на дату составления отчетности [Соколова, 2011; Петров, 2020; Акулова, Ряховский, 2014; Львова, 2021].

*Информационно-статистические особенности МПБ*

Появление различных информационных сервисов – агрегаторов информации о деятельности российских организаций – кардинально повлияло на разработку современных МПБ. У исследователей появилась возможность импортировать большие массивы данных бухгалтерской отчетности и использовать их для тестирования точности ранее созданных МПБ, а также создания новых авторских МПБ, обрабатывая большие данные и применяя накопленный научно-практический опыт предшествующих ученых.

Автоматизированная обработка данных доступна во много благодаря разработанной Росстатом форме бухгалтерской отчетности, в которую включены статистические регистры, применяемые для определения ВЭД, организационно-правовой формы, формы собственности и др. Так, например, отечественные ученые используют общероссийский классификатор видов экономической деятельности (далее – ОКВЭД) для распределения исследуемых организаций по экономическим отраслям, которые представляют собой сочетание конкретных кодов ОКВЭД. Такая практика имеет ряд недостатков. Во-первых, учитывая иерархическую структуру кода ОКВЭД, для определения принадлежности отдельной организации к определенной отрасли необходимо взять первые разряды кода ОКВЭД, которые определяют конкретный класс, и сопоставить их с соответствующими кодами, формирующими отдельные отрасли. Однако каждый класс отличается от других классов одного и того же раздела своей экономической сущностью в части объема и структуры активов, источников их финансирования, генерирования доходов от операционной и прочей деятельности, особенностей калькуляции себестоимости и т.д. Во-вторых, организации по законодательству имеют право заниматься несколькими ВЭД, для этого им необходимо при регистрации указать основной вид деятельности (далее – ОВД) и дополнительные. При этом определение ОВД может быть обусловлено налоговой оптимизацией, которая включает выбор наиболее выгодной системы налогообложения, получение льгот по взносам за сотрудников,

снижение тарифов по взносам на травматизм и др. Перечисленные недостатки оказывают негативные последствия при использовании ОКВЭД для распределения организаций по отраслям и дальнейшего построения МПБ на основе нерепрезентативной выборки.

В состав бухгалтерской отчетности, предоставляемой Росстатом, не включен статистический регистр, на основании которого имелась бы возможность установить, на каком этапе процедуры банкротства находится исследуемая организация, за исключением конкурсного производства, по окончании которого предприятие уже является банкротом и исключается из реестра юридических лиц. Следовательно, можно предположить, что в выборочные совокупности, используемые исследователями в области финансовой несостоятельности, не включены организации, в отношении которых возбуждено дело о банкротстве и находящиеся на одном из этапов: наблюдения, финансового оздоровления или внешнего управления. В любом из этих периодов организация сталкивается с финансовыми трудностями и в большинстве случаев ликвидируется в результате признания арбитражным судом банкротом. Для решения выявленной проблемы предлагается для тестирования или создания МПБ на этапе подготовки данных разработать консолидированную базу данных, объединяющую реестр данных бухгалтерской отчетности<sup>10</sup> и реестр должников, начиная с этапа возбуждения дела о банкротстве<sup>11</sup>.

Проанализировав отечественные МПБ, можно заметить, что авторы моделей используют в качестве регрессоров как относительные, так и абсолютные показатели рентабельности. Вместе с тем для снижения меры рассеивания исследователи вычисляют функцию логарифма от финансовых индикаторов, что, в свою очередь, накладывает ограничения на область определения логарифмической функции. В ходе исследования деятельности финансово несостоятельных организаций было выявлено 29% организаций с

---

<sup>10</sup> Федеральная служба государственной статистики. Предоставление данных бухгалтерской отчетности по запросам пользователей. URL: [https://www.gks.ru/accounting\\_report](https://www.gks.ru/accounting_report)

<sup>11</sup> Единый федеральный реестр сведений о банкротстве. URL: <https://bankrot.fedresurs.ru/DebtorsSearch.aspx>

отрицательной валовой прибылью, 47% – отрицательной прибылью от продаж, 54% – отрицательной прибылью до налогообложения, 56% – отрицательной чистой прибылью. Анализ рентабельности на множестве организаций-должников подтвердил нецелесообразность использования логарифмических функций, ограничивающих вычисление итоговой оценки прогнозирования финансовой несостоятельности [Ковалев, Молдобаев, 2021; Бакунова, Присяжный и др., 2019; Медведев и др., 2019].

При создании МПБ с помощью метода дискриминантного анализа и логит-моделей ученые разделяют статистическую совокупность на два подмножества: подмножество банкротов и подмножество финансово здоровых организаций. Так, доля корпоративных банкротств в Российской Федерации в 2018 году составила 0,3% от общего количества зарегистрированных организаций. Следовательно, доля организаций, продолжающих предпринимательскую деятельность, равна 99,7%<sup>12</sup>. Опираясь на приведенную статистику, можно прийти к следующему выводу: при создании моделей у исследователя имеется возможность сформировать выборку финансово здоровых организаций таким образом, чтобы получить модель с высокими значениями показателей точности как для обучающей, так и для тестовой выборки [Бойко и др., 2017].

Кроме того, можно заметить, что классические зарубежные модели существенно отличаются от современных отечественных в части объема статистической выборки и периода наблюдения за финансовой деятельностью организаций. Так, например, Э. Альтман разработал пятифакторную модель, исследуя деятельность 66 организаций за 1946-1965 гг., из которых 33 оказались банкротами и 33 являлись финансово здоровыми [Altman, 1968]. Р. Таффлер и Г. Тишоу разработали модель, используя выборку из 46 организаций-банкротов и 46 финансово здоровых организаций за 1969-1975 гг. [Taffler, Tisshaw, 1977]. В противоположность классическим зарубежным

---

<sup>12</sup> Обзор: Число корпоративных банкротств в РФ в 2018 году снизилось до естественного уровня. URL: <https://fedresurs.ru/news/5e75d843-000b-4ce1-9925-9e02d89fa0e7?attempt=1>

моделям, современные отечественные МПБ основаны на исследовании больших массивов данных, импортируемых из различных информационных систем. В статье А.В. Казакова, А.В. Колышкина тестируются МПБ с объемом выборки, равным 31377 (25871 и 5506 – количество банкротов и финансово здоровых организаций соответственно) за 2014–2015 гг. [Казаков, Колышкин, 2018], а также МПБ Е.А. Федоровой, С.Е. Довженко, Ф.Ю. Федорова, объем выборки которой составил 8573 (2136 и 6437 – количество банкротов и финансово здоровых организаций соответственно) за 2011-2013 гг. [Федорова и др., 2016]. Можно предположить, что разные подходы к формированию выборки из организаций для разработки МПБ влияют на точность прогноза: классические зарубежные модели создавались на основе исследования немногочисленного количества организаций с данными бухгалтерской отчетности за продолжительный временной промежуток, что позволило ученым детально проанализировать деятельность каждой организации, используя дополнительную финансовую информацию и консультируясь с экспертами, которые имели прямое или косвенное отношение к анализируемым предприятиям; в современных отечественных моделях используются большие массивы данных, которые обрабатываются с помощью специальных программных продуктов, включающих различные статистические методы работы с данными, при этом в отечественных исследованиях анализируются данные бухгалтерской отчетности не более чем за 3 года. Применяемый отечественными исследователями подход к задаче создания МПБ сводится в большей степени к решению математической задачи, не придавая экономического содержания полученным результатам, что подтверждается существованием противоречивых зависимостей между оценкой вероятности банкротства и отдельными объясняющими переменными.

Также важно отметить, что центральной проблемой при разработке МПБ остается определение критериев финансовой несостоятельности. Данная проблема относится одновременно и к экономическим, и информационно-

статистическим особенностям МПБ. С одной стороны, исследователям доступны большие массивы данных в виде бухгалтерской отчетности, состоящей из множества различных финансовых показателей, используемых для расчета финансовых коэффициентов. С другой стороны, модель должна быть простой и доступной для применения другими заинтересованными лицами, что накладывает требование к моделям в виде использования ограниченного набора финансовых показателей. Тогда отбор финансовых показателей должен одновременно удовлетворять двум условиям: показатели должны оценивать те аспекты финансово-хозяйственной деятельности организации, которые оказывают наибольшее влияние на финансовую несостоятельность; показатели, используемые в качестве объясняющих переменных модели, должны быть статистически значимы. Оба условия допускают вариативность подходов для их выполнения, что на практике приводит к разнообразию в составе финансовых коэффициентов, используемых в качестве объясняющих переменных, для разных моделей, задача которых одна – оценить вероятность наступления банкротства организации.

### 1.3 Тестирование зарубежных и отечественных моделей прогнозирования банкротства

Рассмотрим более подробно тестируемые в рамках настоящего исследования зарубежные и отечественные балансовые МПБ с позиции выявления финансовых показателей, оказывающих наибольшее влияние на итоговое значение МПБ, исходя из значений весовых коэффициентов, отражающих скорость изменения интегральной оценки при изменении фактора в линейной модели. А также опишем диапазоны итоговых значений МПБ и дадим им экономическую интерпретацию.

*1. Пятифакторная модель Э. Альтмана для непубличных организаций [Altman, 1983]*

$$Z = 0,717 * A_1 + 0,847 * A_2 + 3,107 * A_3 + 0,42 * A_4 + 0,998 * A_5, \quad (1)$$

где  $A_1$  – отношение рабочего капитала к совокупным активам;  $A_2$  – отношение нераспределенной прибыли к совокупным активам;  $A_3$  – отношение ЕВІТ (прибыль до вычета процентов и налогов) к совокупным активам;  $A_4$  – отношение собственного капитала к совокупным обязательствам;  $A_5$  – отношение выручки к совокупным активам.

В зависимости от итогового значения функции, организацию можно отнести к одному из классов финансовой устойчивости:

- $Z > 2,9$  – область финансовой устойчивости;
- $2,9 \geq Z > 1,23$  – область неопределенности;
- $Z \leq 1,23$  – область банкротства.

Исходя из значений весовых коэффициентов модели Э. Альтмана, можно заметить, что наибольший вклад в сводную оценку банкротства вносят коэффициенты рентабельности совокупных активов (3,107) и оборачиваемости совокупных активов (0,998). При этом остальные коэффициенты несущественно отстают от второго по значимости коэффициента, варьируясь в диапазоне от 0,42 до 0,847.

2. Модель Р. Лиса [Edmister, 1972]

$$Z = 0,063 * L_1 + 0,092 * L_2 + 0,057 * L_3 + 0,001 * L_4, \quad (2)$$

где  $L_1$  – отношение рабочего капитала к совокупным активам;  $L_2$  – отношение ЕВІТ к совокупным активам;  $L_3$  – отношение нераспределенной прибыли к совокупным активам;  $L_4$  – отношение собственного капитала к совокупным обязательствам.

Диапазоны значений функции, определяющие класс финансовой устойчивости организации:

- $Z > 0,037$  – область финансовой устойчивости;
- $Z \leq 0,037$  – область банкротства.

Наибольший вклад в итоговую оценку модели Р. Лиса вносит коэффициент рентабельность совокупных активов с весовым коэффициентом 0,092. Не менее значимыми являются показатели, отражающие долю рабочего капитала в совокупных активах и отношение нераспределенной прибыли к совокупным активам.

3. Модель Р. Таффлера, Г. Тишоу [Taffler, Tisshaw, 1977]

$$Z = 0,53 * T_1 + 0,13 * T_2 + 0,18 * T_3 + 0,16 * T_4, \quad (3)$$

где  $T_1$  – отношение прибыли от продаж к краткосрочным обязательствам;  $T_2$  – отношение оборотных активов к совокупным обязательствам;  $T_3$  – отношение краткосрочных обязательств к совокупным активам;  $T_4$  – отношение выручки к совокупным активам.

Диапазоны значений функции, определяющие класс финансовой устойчивости организации:

- $Z > 0,3$  – область финансовой устойчивости;
- $0,3 \geq Z > 0,2$  – область неопределенности;
- $Z \leq 0,2$  – область банкротства.

Итоговое значение модели Р. Таффлера и Г. Тишоу в большей степени зависит от рентабельности краткосрочных обязательств. Остальные три

предиктора вносят примерно одинаковый вклад с весовыми коэффициентами в интервале от 0,13 до 0,18.

4. Модель Г. Спрингейта [Springate, 1978]

$$Z = 1,03 * S_1 + 3,07 * S_2 + 0,66 * S_3 + 0,4 * S_4, \quad (4)$$

где  $S_1$  – отношение рабочего капитала к совокупным активам;  $S_2$  – отношение ЕВІТ к совокупным активам;  $S_3$  – отношение прибыли до налогообложения к краткосрочным обязательствам;  $S_4$  – отношение выручки к совокупным активам.

Диапазоны значений функции, определяющие класс финансовой устойчивости организации:

- $Z > 0,862$  – область финансовой устойчивости;
- $Z \leq 0,862$  – область банкротства.

В модели Г. Спрингейта на скорость изменения зависимой переменной в большей степени влияет рентабельность совокупных активов с весовым коэффициентом 3,07. По остальным факторам весовые коэффициенты варьируются от 0,4 до 1,03.

5. Модель А.В. Казакова, А.В. Колышкина [Казаков, Колышкин, 2018]

$$P = 1/(1 + e^{-Y}), \quad (5)$$

где  $Y$  – линейная функция классификатора, которая определена для 4 отраслей:

Линейный классификатор в сельском хозяйстве:

$$Y = -6,903 - 16,416 * K_1 - 0,43 * K_2 - 0,326 * K_3 + 0,335 * K_4 \quad (6)$$

Линейный классификатор в строительстве:

$$Y = -17,603 - 0,038 * K_5 + 0,007 * K_6 + 0,961 * K_4 \quad (7)$$

Линейный классификатор в торговле:

$$Y = -22,329 - 1,825 * K_1 - 0,181 * K_7 - 0,039 * K_8 + 1,395 * K_4 \quad (8)$$

Линейный классификатор в сфере услуг:

$$Y = -16,478 - 3,493 * K_1 - 0,215 * K_9 + 0,888 * K_4 \quad (9)$$

где  $K_1$  – отношение денежных средств к краткосрочным обязательствам; – отношение чистой прибыли к совокупным обязательствам;  $K_3$  – отношение

собственного капитала к совокупным обязательствам;  $K_4$  – натуральные логарифм от совокупных обязательств;  $K_5$  – отношение собственного капитала к оборотным активам;  $K_6$  – отношение совокупных обязательств к выручке;  $K_7$  – натуральный логарифм от совокупных активов за вычетом дебиторской задолженности;  $K_8$  – натуральный логарифм от выручки;  $K_9$  – отношение прибыли до налогообложения к совокупным активам.

Диапазоны значений функции, определяющие класс финансовой устойчивости организации:

- $P > 0,5$  – область банкротства;
- $P \leq 0,5$  – область финансовой устойчивости.

Сравнив модули весовых коэффициентов комплексной модели А.В. Казакова, А.В. Колышкина, можно заметить, что для представленных отраслей значимость коэффициентов отличается. Так, для сельского хозяйства и сферы услуг интегральное значение модели в большей степени зависит от коэффициента абсолютной ликвидности, в строительстве в большей степени финансовая несостоятельность связана с размером совокупных обязательств, в торговле большой вклад вносят коэффициент абсолютной ликвидности и натуральный логарифм совокупных обязательств.

*6. Модель Е.А. Федоровой, С.Е. Довженко, Ф.Ю. Федорова [Федорова и др., 2016]*

$$P = 1/(1 + e^{-Z}), \quad (10)$$

где  $Z$  – формула линейного классификатора логистической регрессии, которая имеет следующий вид:

$$Z = -2,2 - 0,29 * D_1 + 1,45 * D_2 - 0,42 * D_3 - 8,24 * D_4 - 0,9 * D_5 + 1,01 * D_6 + 0,94 * D_7 - 0,06 * D_8 - 0,58 * D_9 + 0,00002 * D_{10}, \quad (11)$$

где  $D_1$  – отношение выручки к среднему значению оборотных активов за период;  $D_2$  – отношение краткосрочных обязательств к совокупным обязательствам;  $D_3$  – отношение чистого оборотного капитала к совокупным активам;  $D_4$  – рентабельность активов;  $D_5$  – коэффициент автономии;  $D_6$  – отношение дебиторской задолженности к совокупным активам;  $D_7$  –

отношение рабочего капитала к совокупным активам;  $D_8$  – натуральный логарифм материальных активов;  $D_9$  – натуральный логарифм отношения EBIT к процентам к уплате;  $D_{10}$  – обратный коэффициент абсолютной ликвидности.

Для 10 отраслей были представлены пороговые значения  $Z$ , определяющие класс финансовой устойчивости организаций (табл.1). Если рассчитанный показатель  $Z$  для исследуемого предприятия выше порогового значения, то предприятие имеет неудовлетворительное финансовое состояние и с высокой вероятностью станет банкротом.

Таблица 1 – Пороговые значения линейного классификатор модели логистической регрессии Е.А. Федоровой, С.Е. Довженко, Ф.Ю. Федорова [Федорова и др., 2016]

<b>Отрасль</b>	<b>Пороговое значение <math>Z</math></b>
Информация и коммуникации	-0,895
Наука и техника	-1,118
Недвижимость	-1,531
Обрабатывающая промышленность	-1,001
Сельское хозяйство	-1,476
Строительство	-1,158
Оптовая торговля	-1,280
Финансы и страхование	-1,010
Электроэнергетика	-0,816
Транспорт	-0,870

Проанализировав весовые коэффициенты модели Е.А. Федоровой, С.Е. Довженко и Ф.Ю. Федорова, можно заметить, что в наибольшей степени на скорость изменения функции влияют коэффициент рентабельности активов и доля краткосрочных обязательств в совокупных обязательствах. При этом выделенные факторы наиболее значимы для всех 10 исследуемых авторами отраслей, так как МПБ применима ко всем отраслям с учетом индивидуальных пороговых отраслевых значений функции, на основании которых определяется класс финансовой состоятельности организации.

7. Модель Е.А. Федоровой, Л.Е. Хрустова, Д.В. Чекризова [Федорова и др., 2018]

$$P = 1/(1 + e^{-Z}), \quad (12)$$

где  $Z$  – формула линейного классификатора логистической регрессии, которая имеет следующий вид:

$$Z = -3,04 + 0,91 * F_1 + 2,41 * F_2 - 0,12 * F_3 - 0,25 * F_4 + 0,14 * F_5 - 0,19 * F_6, \quad (13)$$

где  $F_1$  – отношение оборотных активов к совокупным активам;  $F_2 = 1$ , если совокупные активы меньше совокупных обязательств, иначе  $F_2 = 0$ ;  $F_3$  – отношение выручки к совокупным обязательствам;  $F_4$  – рентабельность продукции;  $F_5$  – натуральный логарифм материальных активов;  $F_6$  – натуральный логарифм отношения ЕВІТ к процентам к уплате.

Авторы модели рассчитали для каждой отрасли нормативные значения  $Z$ , разграничивающие области финансовой устойчивости организаций. Полученные результаты представлены в таблице 2. При получении фактического значения целевой функции, превышающего определенный норматив, считается, что у организации высокий риск наступления банкротства.

Таблица 2 – Пороговые значения модели Е.А. Федоровой, Л.Е. Хрустова, Д.В. Чекризова [Федорова и др., 2018]

Отрасль	Пороговое значение $Z$
Обрабатывающая промышленность	-0,64630
Сельское хозяйство	-0,47827
Недвижимость	-0,43117
Строительство	-0,53444
Транспорт	-0,82901
Гостиницы и общественное питание	-0,89084
Наука	-0,53033
Торговля	-0,55229

В модели Е.А. Федоровой, Л.Е. Хрустова и Д.В. Чекризова на итоговое значение функции в большей степени влияют следующие финансовые показатели с максимальными по модулю весовыми коэффициентами:

величина чистых активов, которая представлена в МПБ в виде бинарного предиктора; доля оборотных активов в совокупных активах.

Проанализировав зарубежные и отечественные МПБ, на следующем этапе было проведено тестирование их качества, которое предполагает оценку точности классификации финансово несостоятельных организаций с использованием открытых государственных данных. Для исследования использовались следующие информационные источники:

1. Открытые данные Росстата в виде массива данных бухгалтерской отчетности организаций за 2016-2018 годы<sup>13</sup>.

2. Единый федеральный реестр сведений о банкротстве, в котором представлены данные об организациях, в отношении которых возбуждено дело о банкротстве в 2019 году<sup>14</sup>.

Первый этап работы с данными включает сопряжение данных из перечисленных выше реестров и формирование базы данных, используемой для дальнейшего тестирования МПБ. Объем полученной выборки составил 11021 организаций, в отношении которых возбуждено дело о банкротстве. На втором этапе выполнен процесс обработки данных, связанный с выделением организаций, у которых наблюдалось ухудшение финансового состояния, на основе анализа динамики трех финансовых коэффициентов за три года, предшествующих году возбуждения дела о банкротстве. К отобранным показателям относятся: коэффициента текущей ликвидности, коэффициента платежеспособности по текущим обязательствам и коэффициента финансовой устойчивости [Ковалев В.В., Ковалев Вит. В., 2019]. Если хотя бы по одному из перечисленных показателей наблюдалась негативная динамика, то предполагалось, что такая организация испытывала финансовые трудности, которые, в свою очередь, привели ее к крайности в виде возбуждения дела о банкротстве. Поэтому такие организации не исключались из первоначально

---

<sup>13</sup> Федеральная служба государственной статистики. Предоставление данных бухгалтерской отчетности по запросам пользователей. URL: [https://www.gks.ru/accounting\\_report](https://www.gks.ru/accounting_report)

<sup>14</sup> Единый федеральный реестр сведений о банкротстве (ЕФРСБ) – портал раскрытия сведений о процедурах банкротства. URL: <https://bankrot.fedresurs.ru/bankrupts>

сформированной базы данных и использовались для дальнейшего исследования, остальные организации, не удовлетворившие принятому эвристическому правилу, были исключены из реестра. В результате очистки данных объем выборки сократился до 5881 объектов.

Сбор, обработка и анализ данных осуществлялись с применением языка программирования Python. Для хранения обработанных данных, содержащих массивы в виде бухгалтерской отчетности, реестр финансово несостоятельных организаций и рассчитанные для них показатели ликвидности, платежеспособности и финансовой устойчивости, а также предсказания тестируемых МПБ, использовалась нереляционная база данных MongoDB, запросы к которой были реализованы с применением библиотеки pymongo. С помощью перечисленных инструментов разработан программный код для тестирования качества каждой МПБ на большом массиве данных.

Для оценки прогностической способности моделей использовалась авторская метрика, в основе которой лежит расчет относительного показателя recall (полнота) [Powers, 2020], отражающего долю финансово несостоятельных организаций, которые правильно классифицированы тестируемыми МПБ, в общем количестве таких организаций из сформированной и описанной выше базы данных. Модификация исходного показателя recall предполагает также учет организаций с бухгалтерской отчетностью, по которой нельзя рассчитать хотя бы один предиктор МПБ. Ниже представлена формула расчета авторской метрики для оценки предиктивной способности (далее – метрика качества, QM) тестируемых моделей:

$$QM = \frac{TP}{TP + FN + NA} \times 100\%, \quad (14)$$

где TP – количество правильно классифицированных моделью финансово несостоятельных организаций; FN – количество неправильно классифицированных моделью финансово несостоятельных организаций; NA – количество финансово несостоятельных организаций, по данным

бухгалтерской отчетности которых невозможно рассчитать хотя бы один предиктор модели.

К преимуществам предложенной метрики качества можно отнести, помимо ее способности оценивать точность классификации финансово несостоятельных организаций, также отражение качества модели с точки зрения пригодности бухгалтерской отчетности финансово несостоятельных организаций для расчета показателей, используемых в МПБ. Следовательно, если та или иная модель является пригодной именно для организаций-должников, то есть все предикторы можно рассчитать по данным бухгалтерской отчетности для всех финансово несостоятельных организаций, то сводная метрика качества увеличится. И, напротив, в случае отсутствия возможности рассчитать хотя бы 1 показатель модели по причине математических ограничений (например, нулевая статья финансовой отчетности, используемая в качестве знаменателя относительного показателя; отрицательная нераспределенная прибыль, используемая в качестве аргумента логарифмической функции), сводная метрика качества уменьшится.

Также важно отметить, что в рамках настоящего исследования тестирование предиктивной способности МПБ на предмет корректной классификации финансово здоровых организаций не проводилось. При этом необходимо учитывать, что ошибки прогноза финансово несостоятельных организаций, когда они являются финансово здоровыми, менее опасны, чем ошибки прогноза финансово здоровых организаций, когда они являются финансово несостоятельными. В первой ситуации (факт – финансово здоровая организация; прогноз – финансово несостоятельная организация), которая не учитывается в авторской метрике качества, речь идет о лишней «перестраховке» и упущенной выгоде [Казаков, Колышкин, 2018].

Тестирование МПБ проводилось по двум наборам данных:

1. Исходные данные с организациями-должниками, в отношении которых возбуждено дело о банкротстве (без выделения в отдельную группу

организаций-должников, по которым наблюдалось ухудшение финансового состояния).

2. Обработанные данные с финансово несостоятельными организациями, в отношении которых возбуждено дело о банкротстве и по которым за последние 3 года наблюдалось ухудшение финансового состояния по негативной динамике хотя бы по одному из финансовых коэффициентов: текущей ликвидности, финансовой устойчивости, платежеспособности по текущим обязательствам.

В результате применения МПБ все организации-должники распределены на 4 класса: область финансовой устойчивости; область неопределенности; область банкротства; организации с бухгалтерской отчетностью (БО), непригодной для расчета МПБ. При этом правильной считалась оценка, соотносимая только с областью банкротства (TP). Все остальные классы относились к группе ошибочных оценок (FN или NA).

Результаты проведенных тестов для исходных и обработанных данных представлены в таблицах 3 и 4 соответственно. Можно заметить, что максимальная точность прогноза наблюдается у трех зарубежных моделей (Э. Альтмана, Р. Лиса и Г. Спрингейта). Метрика качества классификации для этих моделей варьируется для исходных данных в диапазоне 71%-84% и для обработанных данных – 84-94%. Кроме того, при выделении финансово несостоятельных организаций из всех должников в отдельную базу данных точность прогноза увеличилась более чем на 10% по каждой из трех перечисленных зарубежных МПБ, а также снизилась доля организаций с непригодной для анализа бухгалтерской отчетностью. Что касается современных отечественных моделей, полученные результаты свидетельствуют о низкой точности прогноза, которая изменяется для всех моделей в пределах 7-26% для исходных данных и 2-9% для обработанных данных. Низкая прогнозная ценность отечественных моделей обусловлена тем, что в качестве объясняющих переменных используются логарифмические функции от показателей рентабельности, которые невозможно вычислить для

отрицательных значений, при этом доля организаций с отрицательной чистой прибылью в общей численности организаций-должников составила 56%. Кроме того, в последнюю группу рассматриваемых моделей включены и другие относительные показатели, при вычислении которых знаменатель равен нулю, следовательно, в таком случае вычисления являются математически неосуществимыми. Вместе с тем тестирование отечественных моделей на обработанной выборке из финансово несостоятельных организаций привело к значительному снижению точности прогноза, в то время как, для зарубежных моделей точность прогноза, напротив, увеличилась.

Таблица 3 – Тестирование моделей на исходных данных [Составлено автором]

Авторы МПБ	Количество организаций, ед.				Точность прогноза (QM)
	Область финансовой устойчивости (FN)	Область неопределенности (FN)	Область банкротства (TP)	Организации с БО, непригодной для расчета МПБ (NA)	
Модель Э. Альтмана	1 121	1 154	7 831	915	71%
Модель Р. Лиса	896	0	9 210	915	84%
Модель Р. Таффлера, Г. Тишоу	6 999	1 540	1 525	957	14%
Модель Г. Спрингейта	1 443	0	8 621	957	78%
Модель А.В. Казакова, А.В. Кольшклина	2 455	0	1 462	1 697	26%
Модель Е.А. Федоровой, С.Е. Довженко, Ф.Ю. Федорова	0	0	1 028	9 227	10%
Модель Е.А. Федоровой, Л.Е. Хрустовой, Д.В. Чекризова	184	0	679	9 348	7%

Таблица 4 – Тестирование моделей на обработанных данных [Составлено автором]

Авторы МПБ	Количество организаций, ед.				Точность прогноза (QM)
	Область финансовой устойчивости и (FN)	Область неопределенности (FN)	Область банкротства (TP)	Организации с БО, непригодной для расчета МПБ (NA)	
Модель Э. Альтмана	339	522	4 918	102	84%
Модель Р. Лиса	264	0	5 515	102	94%
Модель Р. Таффлера, Г. Тишоу	3 946	942	880	113	15%
Модель Г. Спрингейта	451	0	5 317	113	90%
Модель А.В. Казакова, А.В. Кольшкина	2 154	0	43	627	2%
Модель Е.А. Федоровой, С.Е. Довженко, Ф.Ю. Федорова	0	0	520	4 959	9%
Модель Е.А. Федоровой, Л.Е. Хрустовой, Д.В. Чекризова	280	0	143	5 030	3%

Одной из особенностей рассматриваемых моделей является их применение для краткосрочного прогнозирования. Как отмечают А.В. Казаков и А.В. Кольшкин классические зарубежные балансовые МПБ имеют наилучшую прогнозную оценку на горизонте в один год [Казаков, Кольшкин, 2018], при прогнозировании финансовой несостоятельности за два и более периодов до возбуждения дела о банкротстве точность прогноза значительно уменьшается. Описанную гипотезу предлагается протестировать, используя классические зарубежные и современные отечественные модели на обработанных данных бухгалтерской отчетности за 2016-2018 гг. организаций, которые находились на одном из этапов процедуры банкротства в течение 2019 года, но при этом в отношении них еще не было возбуждено дело о банкротстве в 2018 году, то есть считаем, что в 2018 году прогноз

осуществляется за 1 год до возбуждения дела о банкротстве, 2017 году – 2 года, 2016 году – 3 года. Полученные результаты представлены на рисунке 1.

Можно заметить, что точность прогноза зарубежных моделей снижается при увеличении временного интервала между годом, для которого рассчитывался прогноз, и годом возбуждения дела о банкротстве. Выявленная закономерность подтверждает применимость исследуемых моделей для прогнозирования финансовой несостоятельности в краткосрочном периоде. Стоит отметить, что доля организаций с бухгалтерской отчетностью, непригодной для анализа, в самом раннем периоде (в 2016 году) была наибольшей. Данное обстоятельство могло оказать влияние на неправильность работы рассматриваемых моделей. Что касается отечественных моделей, полученные результаты демонстрируют разнонаправленную динамику при крайне низких значениях точности прогноза при расширении горизонта прогнозирования, что может свидетельствовать о случайном характере итоговых прогнозных оценок при последующем использовании МПБ, так как они не учитывают в полной мере закономерности в данных бухгалтерской отчетности организаций-должников.

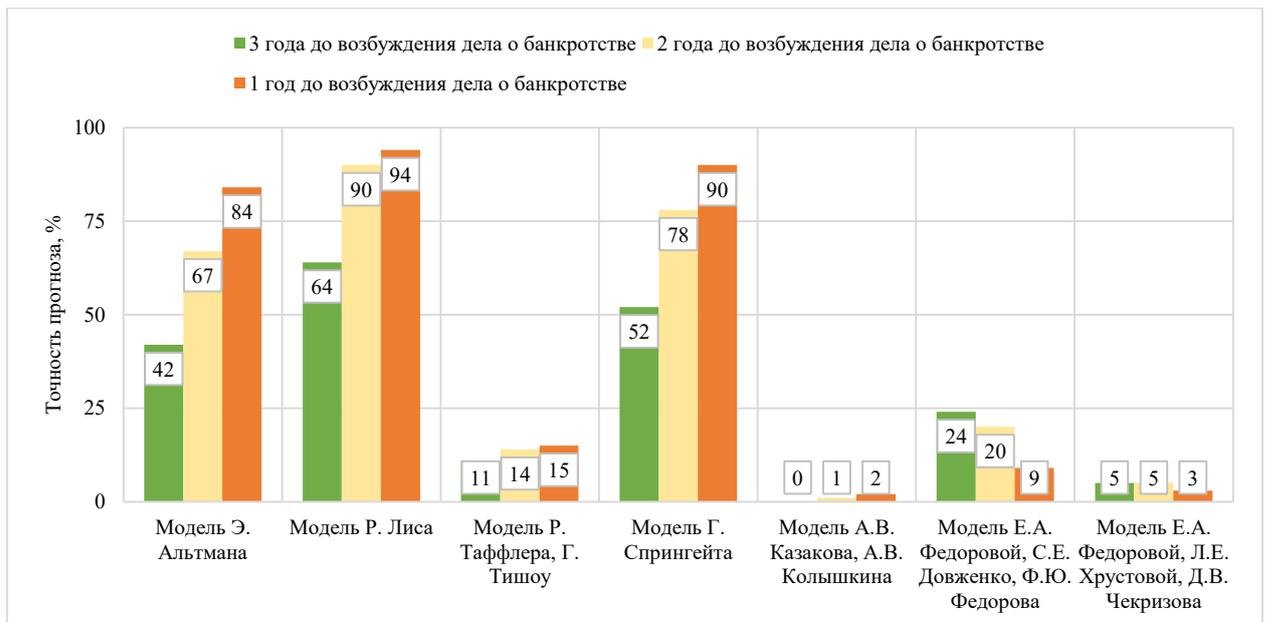


Рисунок 1 – Изменение точности прогноза зарубежных и отечественных МПБ по мере увеличения периода до возбуждения дела о банкротстве

## Выводы по главе

Проанализировав зарубежные и отечественные исследования, посвященные МПБ, являющихся одними из популярных инструментов в оценке финансовой несостоятельности, выделены три этапа эволюции статистических методов, применяемых для решения данной задачи. Первые два этапа предполагают использование отдельных финансовых коэффициентов с установлением для них нормативных значений. Выделены недостатки данного подхода: однокритериальные модели оставляют без внимания прочие аспекты деятельности организации; различные оценки значений нормативов одного и того же показателя, связанные с вариативностью применяемых статистических методов; отсутствие сводного коэффициента банкротства. Третий этап характеризуется разработкой многокритериальных моделей, по которым рассчитывается сводный коэффициент банкротства. При этом все модели в рамках данного этапа можно разделить на две группы: линейные (MDA-модели, логистические регрессии) и нелинейные (деревья решений, случайный лес и др.). В отечественной практике разработки МПБ из первой группы наблюдается доработка существующих зарубежных МПБ в части уточнения сводного коэффициент банкротства, или сохранение состава объясняющих переменных с уточнением весовых коэффициентов, или объединение встречающихся с наибольшей частотой показателей, используемых в качестве предикторов в других МПБ. Вторая группа моделей продемонстрировала высокие показатели точности прогноза банкротства, но главный их недостаток – ограничение в применении данных МПБ заинтересованными лицами по причине отсутствия формульного представления (в отличие от линейных моделей).

Также выделены и классифицированы особенности современных отечественных МПБ. Все особенности разделены на 2 группы: экономические (влияние учетных процедур и аналитических подходов на регистрацию фактов хозяйственной жизни организации, формирование и анализ финансовой

отчетности) и информационно-статистические (ограничение на импорт массивов бухгалтерской отчетности из САС; условность группировки организаций по экономическим отраслям с использованием статистических классификаторов; необходимость сопряжения данных из разных источников; математические ограничения в использовании финансовых коэффициентов; период наблюдения за финансовой деятельностью организаций не более 3 лет). Кроме того, необходимость определения критериев финансовой несостоятельности рассматривается как главная проблема исследуемых МПБ.

Протестирована предиктивная способность отдельных классических зарубежных и современных отечественных балансовых МПБ с применением авторской метрики качества, учитывающей корректность классификации финансово несостоятельных организаций, а также количество организаций-должников, бухгалтерская отчетность которых непригодна для расчета предикторов тестируемых моделей.

Классические зарубежные модели продемонстрировали высокий уровень точности прогноза для финансово несостоятельных организаций. В то время как современные отечественные модели для исходных и обработанных данных показали низкие показатели точности, что свидетельствует о необходимости их существенной доработки.

Результаты тестов также подтвердили гипотезу о краткосрочном горизонте прогнозирования классических зарубежных МПБ. При увеличении периода прогнозирования банкротства точность значительно уменьшается.

## **ГЛАВА 2. МЕТОДОЛОГИЧЕСКИЕ ОСНОВЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ АЛГОРИТМОВ КЛАСТЕРИЗАЦИИ ПРИ ФОРМИРОВАНИИ ТИПОВЫХ ФИНАНСОВЫХ МОДЕЛЕЙ В РАЗРЕЗЕ ЭКОНОМИЧЕСКИХ ОТРАСЛЕЙ**

### **2.1 Формирование консолидированной базы данных для построения типовых финансовых моделей**

В рамках текущей и следующей глав диссертации для решения комплексных задач, включая обоснование учета отраслевой специфики деятельности российских организаций, построение типовых финансовых моделей в разрезе отраслей и их применение как для оценки финансовой несостоятельности, так и за ее пределами, необходимо сформировать единую базу данных, основанную на сопряжении больших массивов данных из различных источников с использованием идентификационных и классификационных признаков, а также ключей сопряжения. Описанные ниже систематизированные источники данных, а также разработанные алгоритмы их сопряжения, позволят оперативно обновлять данные для корректировки оценок, используемых при решении исследовательских задач.

В текущих реалиях данные являются важным ресурсом и источником конкурентного преимущества для организаций и общества в целом. Кроме того, наблюдается экспоненциальный рост данных, связанный с интенсивным развитием технологий, который привел к выделению отдельного направления исследований в области больших данных (Big Data).

Большими данными являются структурированные или неструктурированные массивы данных большого объема, которые предполагают обработку при помощи специальных автоматизированных инструментов для дальнейшего использования в статистике, анализе, прогнозах и принятии решений.

К основным характеристикам больших данных относят:

– Объем данных (Volume). Эта характеристика означает, что данные генерируются и собираются в таком объеме, который трудно или невозможно обработать с использованием традиционных инструментов;

– Скорость накопления и обработки массивов данных (Velocity). Большие данные генерируются и поступают с высокой скоростью. В качестве примера можно привести данные из социальных сетей, финансовых транзакций и т. д. Обработка таких данных в первую очередь предполагает способность анализировать и реагировать на информацию в реальном времени.

– Разнообразие типов данных (Variety). Данные могут быть структурированные, полуструктурированные и неструктурированные, а также представлены в виде таблиц, текста, изображений, аудио и видео. Разнообразие форматов данных приводит к дополнительным сложностям, связанным с интеграцией и анализом.

– Достоверность (Veracity). В больших массивах данных, сформированных из разных источников, могут быть представлены ошибки, неточности, дубликаты или фальсифицированные сведения, которые оказывают непосредственное влияние на результаты анализа и принятие решений. Инструменты Big Data позволяют осуществлять в автоматическом режиме процедуры проверки данных на ошибки и аномалии, а также корректировать данные при необходимости;

– Изменчивость (Variability). Поточным данным свойственны пики и спады, например, под влиянием сезонов или социальных явлений. Чем нестабильнее и изменчивее поток данных, тем сложнее его анализировать;

– Ценность (Value). Определение ценности данных предполагает: оценку того, какие данные, могут принести экономическую пользу организации; способность данных предоставлять инсайты; оценку актуальности данных для конкретной задачи; оценку превышения полученных выгод от использования результатов анализа данных над затратами на сбор,

хранение и обработку данных; оценку конкурентного преимущества, которое организация может получить, используя результаты анализа данных [Kapil, et al., 2016; Saeed, Husamaldin, 2021].

Термин «Big Data» предложен редактором журнала Nature Клиффордом Линчем в 2008 году. Этот термин введен для описания объемов данных, которые требуют новых методов и инструментов для их сбора, хранения, обработки и анализа. С тех пор Big Data стал ключевым понятием в области информационных технологий, аналитики данных и бизнеса [Clifford, 2008].

До 2011 года развитием Big Data занимались преимущественно в области научных исследований. И начиная с 2011 года, ведущие мировые университеты начали активно включаться в обучение дисциплины, связанные с Big Data, на инженерных и ИТ-специальностях [Wixom B., et al., 2014]. С 2011 года к сбору и анализу больших данных также подключились ведущие ИТ-корпорации, такие как Microsoft, IBM, Oracle, EMC, а затем и гиганты индустрии технологий, такие как Google, Apple, Facebook<sup>15</sup> и Amazon [Blasiak, 2014].

На сегодняшний день большие данные активно используются крупными организациями во всех отраслях, а также государственными организациями. Это стало ключевым фактором в принятии важных решений, оптимизации бизнес-процессов и разработке стратегий для долгосрочного успеха.

Инструменты Big Data также активно применяются при работе с отдельными открытыми государственными данными, которые в контексте данного исследования рассматриваются как одно из направлений Big Data, поскольку для сбора, хранения и обработки такого рода данных не обойтись стандартными решениями.

Открытые государственные данные – это структурированные и неструктурированные массивы данных, опубликованные государственными

---

<sup>15</sup> Организация входит в перечень общественных и религиозных объединений, иных организаций, в отношении которых вступило в законную силу решение суда о ликвидации или запрете деятельности по основаниям, предусмотренным Федеральным законом от 25.07.2002 № 114-ФЗ «О противодействии экстремистской деятельности». URL: <https://minjust.gov.ru/ru/documents/7822/>

органами, их территориальными органами, органами местного самоуправления или организациями, подведомственными государственным органам, органам местного самоуправления.

К ключевым событиям, связанным с развитием открытых государственных данных в России, можно отнести<sup>16</sup>:

1. Подписание Указа Президента Российской Федерации от 7 мая 2012 г. № 601 «Об основных направлениях совершенствования системы государственного управления», согласно которому до 15.07.2013 г. необходимо обеспечить доступ в сети Интернет к открытым данным, содержащимся в информационных системах органов государственной власти Российской Федерации.

2. В 2013 году представители стран G8 подписали соглашение о развитии открытых данных в своих странах на основе следующих принципов:

- предоставление данных в открытом машиночитаемом формате;
- обеспечение высокого качества и количества данных;
- обеспечение стандартизации метаданных правительством;
- опубликование типовых наборов данных;
- предоставление данных инновационным организациям.

3. В 2013 во исполнение Указа Правительством Российской Федерации была разработана и одобрена Концепция размещения государственными органами и органами местного самоуправления информации о своей деятельности в форме открытых данных (далее – Концепция открытых данных). Ожидаемый эффект от реализации Концепции открытых данных:

- обеспечение прозрачности работы государственных органов и формирование информационной базы для общественного контроля;
- создание условий для появления новых услуг для граждан и организаций, в том числе в форме приложений и сервисов, функционирующих на основе информации в форме открытых данных.

---

<sup>16</sup> Открытые данные в Российской Федерации. Бюллетень по открытым данным, июль 2015. URL: <https://ac.gov.ru/files/publication/a/5572.pdf>

Основным агрегатором наборов данных является Портал открытых данных Российской Федерации<sup>17</sup>. При этом на официальных сайтах государственных ведомств в разделе с открытыми данными также должны размещаться реестры данных согласно установленным приказами датам.

Активное развитие открытых данных в России является следствием стремительного прогресса современной инновационной экономики, основанной на достижениях в области цифровых технологий, новой цифровой культуры, формируемой гражданами, бизнесом и государством, которые в итоге приводят к качественным изменениям принципов взаимодействия между людьми, работы отраслей и рынков. Раскрытие информации государственными органами и их интеграция напрямую связаны с реализацией программы «Цифровая экономика Российской Федерации», развитию которой, по мнению экспертов из Аналитического центра при Правительстве Российской Федерации, препятствует множество факторов, к числу которых можно отнести: отождествление цифровой экономики с автоматизацией, проявляющееся в реализации проектов, направленных на оптимизацию существующих процессов, а не создание инновационных продуктов; отсутствие цифровой среды доверия между государством, бизнесом и гражданами; неурегулированность данных, предоставляемых органами государственными власти. Также эксперты отмечают высокий уровень разрозненности государственных открытых данных, которые описывают один и тот же объект по установленному сравнительному критерию по-разному<sup>18</sup>.

В ходе исследования были собраны и проанализированы открытые данные, представленные на разных официальных сайтах органов государственной власти. Собранные данные распределены на две группы: описывающие финансово-хозяйственную деятельность российских коммерческих организаций, к числу которых относятся данные бухгалтерской

---

<sup>17</sup> Портал открытых данных Российской Федерации. URL: <https://data.gov.ru/>

<sup>18</sup> Глава Аналитического центра при Правительстве: СМЭВ накопила технологическое отставание. URL: [https://www.cnews.ru/news/top/2018-11-20\\_glava\\_proektnogo\\_ofisa\\_tsifrovoy\\_ekonomiki\\_raskritikoval](https://www.cnews.ru/news/top/2018-11-20_glava_proektnogo_ofisa_tsifrovoy_ekonomiki_raskritikoval)

отчетности, информация о связанных сторонах, суммах уплаченных налогов и прочие; содержащие сведения в части движения товарно-материальных ценностей, включая производство, отгрузку в другие регионы России, экспорт и импорт. При обработке реестров выявлено, что разработчики отдельных баз данных независимо друг от друга устанавливают требования к их формату, структуре и содержанию. Данное обстоятельство привело к сложностям при сопряжении данных из разных источников для их дальнейшей интеграции в информационные системы, преодоление которых стало возможным с применением инструментов программирования.

Для формирования информационно-статистического базиса, основанного на обработке и сопряжении открытых государственных данных и используемого в настоящем исследовании для разработки моделей оценки финансовой несостоятельности организаций, необходимо:

1. Описать и систематизировать коды государственной статистики, используемые при автоматической обработке и анализе больших массивов данных.
2. Систематизировать источники и форматы представления данных.
3. Разработать схему сопряжения данных, учитывая различия в кодах государственной статистики и форматах представления данных.

#### *Коды государственной статистики*

Коды государственной статистики – это уникальные числовые или буквенно-цифровые обозначения, которые используются для идентификации, классификации и организации данных в области статистики и экономики.

Коды государственной статистики играют важную роль в сфере сбора, анализа и представления данных о различных аспектах общества и экономики. Их использование позволяет:

1. Осуществлять идентификацию и классификацию. Коды государственной статистики используются для идентификации и классификации различных объектов и явлений, таких как предприятия, товары, услуги, регионы, социальные группы, что позволяет

стандартизировать данные и обеспечивать их сопоставимость на разных уровнях и в разных отчетах.

2. Выполнять систематизацию и анализ. Кодирование данных облегчает сбор, хранение и обработку информации. С помощью кодов можно проводить анализ данных, выявлять тенденции, определять взаимосвязи и делать выводы на основе сопоставимых категорий.

3. Сокращать ошибки. Использование кодов снижает вероятность ошибок при вводе и интерпретации данных, что повышает точность статистических отчетов и исследований.

4. Улучшать прозрачность и доступность данных. Коды государственной статистики делают данные более доступными и понятными для широкой аудитории, включая исследователей, правительственные органы, бизнес и общественность.

5. Сопоставлять данные между государствами. Многие коды используются в нескольких странах одновременно, что облегчает сравнение статистических данных между разными странами и обеспечивает международную сопоставимость информации [Суринов, 2018; Сорокин, Попова, 2023].

На рисунке 2 представлена схема группировки кодов государственной статистики, используемых при разработке моделей.

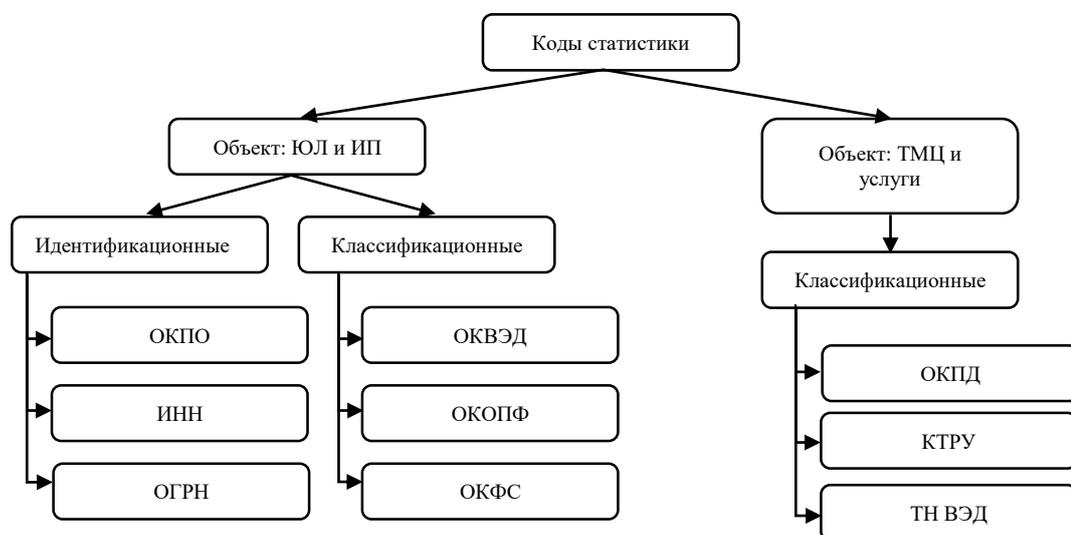


Рисунок 2 – Коды государственной статистики, характеризующие деятельность юридических лиц и индивидуальных предпринимателей и движение товарно-материальных ценностей и услуг [Составлено автором]

Все коды государственной статистики на первом уровне иерархии разделены на две группы, свойственные: юридическим лицам (далее – ЮЛ) и индивидуальным предпринимателям (далее – ИП); товарно-материальным ценностям и услугам. В свою очередь, второй уровень иерархии предполагает деление кодов для ЮЛ и ИП на идентификационные и классификационные. Используемые коды, отражающие движение товарно-материальных ценностей и услуг, относятся только к классификационной группе.

Идентификационные коды статистики предназначены для однозначного определения различных объектов, таких как страны, регионы, организации и т.д. Использование уникальных кодов позволяет идентифицировать и отслеживать различные элементы данных.

Классификационные коды статистики предоставляют возможность группировать данные по определенным категориям, отраслям, типам товаров, услуг и другим атрибутам, что упрощает структурирование информации для более удобного анализа.

Рассмотрим подробнее каждый код статистики, представленный на рисунке 2.

#### *Идентификационные коды статистики для ЮЛ и ИП*

Общероссийский классификатор предприятий и организаций (далее – ОКПО) – это система кодирования и классификации организаций и предприятий в России, предназначенная для идентификации и систематизации ЮЛ, ИП, филиалов, представительств и других организационных единиц. Код ОКПО присваивается ФНС<sup>19</sup>.

К особенностям кодов ОКПО, присваиваемых ЮЛ и ИП, с точки зрения их последующей обработки программными средствами можно отнести:

- код ОКПО имеет 8 разрядов для ЮЛ, 10 разрядов – для ИП;

---

<sup>19</sup> Приказ Росстата от 29.03.2017 N 211 "Об утверждении Положения об Общероссийском классификаторе предприятий и организаций (ОКПО) и взаимосвязанных с ним классификаторах". URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_215015/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_215015/)

– первые 2 разряда кода определяют сферу деятельности: природные и трудовые ресурсы; продукты труда и производственной деятельности; субъекты народного хозяйства; управление и документация;

– последний разряд – контрольная цифра, для ее определения используют методику расчета контрольного числа, установленную правилами стандартизации;

– остальные разряды, кроме последнего – индивидуальный код, генерируемый системой в процессе регистрации. Именно эта комбинация (без учёта двух первых и заключительной цифры) и должна быть уникальной.

Идентификационный номер налогоплательщика (далее – ИНН) – это уникальный числовой идентификационный код, присваиваемый физическим и юридическим лицам в России для целей налогообложения и идентификации в различных налоговых и государственных органах<sup>20</sup>.

К основным характеристикам кодов ИНН можно отнести:

– код состоит из 10 разрядов для ЮЛ и 12 разрядов для ИП;

– первые 2 разряда определяют код субъекта РФ;

– 3 и 4 разряды отражают номер местной налоговой инспекции;

– остальные разряды – номер налоговой записи налогоплательщика в территориальном разделе Единого государственного реестра налогоплательщиков.

Основной государственный регистрационный номер (далее – ОГРН) – это уникальный регистрационный номер, который присваивается ЮЛ в России при их создании или регистрации в соответствии с федеральным законодательством<sup>21</sup>.

---

<sup>20</sup> Приказ ФНС России от 29.06.2012 N ММВ-7-6/435@ "Об утверждении Порядка и условий присвоения, применения, а также изменения идентификационного номера налогоплательщика" (Зарегистрировано в Минюсте России 14.08.2012 N 25183). URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_134082/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_134082/)

<sup>21</sup> Приказ Минфина России от 30.10.2017 N 165н (ред. от 19.12.2022) "Об утверждении Порядка ведения Единого государственного реестра юридических лиц и Единого государственного реестра индивидуальных предпринимателей, внесения исправлений в сведения, включенные в записи Единого государственного реестра юридических лиц и Единого государственного реестра индивидуальных предпринимателей на электронных носителях, не соответствующие сведениям, содержащимся в документах, на основании которых внесены такие записи (исправление технической ошибки), и о признании утратившим силу приказа

К основным характеристикам кодов ОГРН можно отнести:

- код состоит из 13 разрядов;
- первый разряд принимает значения 1 или 5, что является косвенным подтверждением того, что этот код принадлежит ЮЛ;
- разряды 2 и 3 отражают последние цифры года внесения записи;
- разряды 4 и 5 обозначают код региона;
- с 6 по 12 разряды являются номером записи, внесенной в Единый государственный реестр юридических лиц (далее – ЕГРЮЛ);
- тринадцатый разряд – контрольная цифра, для ее определения используют методику расчета контрольного числа, установленную правилами стандартизации.

#### *Классификационные коды статистики для ЮЛ и ИП*

Общероссийский классификатор видов экономической деятельности (ОКВЭД) – это система классификации и кодирования различных видов экономической деятельности, которые осуществляют организации и предприятия в России<sup>22</sup>.

К основным особенностям кодов ОКВЭД можно отнести:

- для ЮЛ и ИП указывается основной и вспомогательные виды экономической деятельности;
- коды имеют иерархическая структура, согласно которой все коды разделены по уровням, начиная с общих категорий и подразделяясь на более конкретные подкатегории. Так, первые 2 разряда отражают класс, первые 3 – подкласс, первые 4 – группу, первые 5 – подгруппу, первые 6 – вид;
- коды изменчивы, так как периодически обновляются в результате изменений в экономике и законодательстве. Изменения приводят к добавлению новых или удалению старых кодов. Кроме того, с 01.01.2017 года

---

Министерства финансов Российской Федерации от 18 февраля 2015 г. N 25н" (Зарегистрировано в Минюсте России 16.01.2018 N 49645). URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_288080/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_288080/)

<sup>22</sup> "ОК 029-2014 (КДЕС Ред. 2). Общероссийский классификатор видов экономической деятельности" (утв. Приказом Росстандарта от 31.01.2014 N 14-ст) (ред. от 30.11.2023). URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_163320/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_163320/)

в России все ИП и ЮЛ перешли на новую систему кодов ОКВЭД, что привело к дополнительным сложностям в части сопряжения данных за разные периоды при проведении исследований.

Общероссийский классификатор организационно-правовых форм (далее – ОКОПФ) – это система классификации, разработанная в России для установления и учета различных организационно-правовых форм хозяйствующих субъектов, фиксирующих метод закрепления и использования имущества хозяйствующими субъектами и вытекающие из этого правовое положение и цели предпринимательской деятельности<sup>23</sup>.

Коды ОКОПФ имеют иерархическую структуру, которая состоит из 4 уровней классификации.

Общероссийский классификатор форм собственности (далее – ОКФС) – это система классификации, используемая в России для определения и категоризации различных форм собственности, определяющих отношение между субъектом и объектом, когда данному объекту приписывается принадлежность субъекту, у которого имеется исключительное право на распоряжение, владение и пользование этим объектом<sup>24</sup>.

К особенностям кодов ОКФС можно отнести:

- коды двухразрядные;
- иерархическая структура классификатора, предполагающая вхождение отдельных групп в подгруппы;
- первый уровень классификатора предполагает распределение всех объектов на следующие группы: российская собственность, иностранная собственность, совместная российская и иностранная собственность.

---

<sup>23</sup> "ОК 028-2012. Общероссийский классификатор организационно-правовых форм" (утв. Приказом Росстандарта от 16.10.2012 N 505-ст) (ред. от 14.03.2023) (вместе с "Пояснениями к позициям ОКОПФ"). URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_139192/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_139192/)

<sup>24</sup> Постановление Госстандарта России от 30.03.1999 N 97 (ред. от 22.09.2023) "О принятии и введении в действие Общероссийских классификаторов" (вместе с "ОК 027-99. Общероссийский классификатор форм собственности") (дата введения 01.01.2000). URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_26587/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_26587/)

*Коды статистики для товарно-материальных ценностей и услуг*

Общероссийский классификатор продукции по видам экономической деятельности (далее – ОКПД) – это система классификации, используемая в России для категоризации различных видов продукции и услуг, связанных с экономической деятельностью<sup>25</sup>.

К основным особенностям кодов ОКПД можно отнести:

- коды используются для проведения статистического анализа, осуществления государственных закупок и составления документов;
- код имеет иерархическую структуру и может состоять из 2-9 разрядов.
- первые 6 разрядов соотносятся с кодами ОКВЭД.

Каталог товаров работ и услуг (далее – КТРУ) – это классификационная система, используемая в России для категоризации различных видов товаров, работ и услуг<sup>26</sup>.

К особенностям кодов КТРУ можно отнести:

- их формирование на основе кодов ОКПД, коды КТРУ детализируют коды ОКПД;
- назначение использования кодов КТРУ в точности совпадает с кодами ОКПД.

Товарная номенклатура внешнеэкономической деятельности (далее – ТН ВЭД) – это международная система классификации товаров, которая используется для описания и классификации товаров, перевозимых через границу различных стран<sup>27</sup>.

---

<sup>25</sup> "ОК 034-2014 (КПЕС 2008). Общероссийский классификатор продукции по видам экономической деятельности (ОКПД 2)" (утв. Приказом Росстандарта от 31.01.2014 N 14-ст) (ред. от 04.02.2022). URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_163703/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_163703/)

<sup>26</sup> Постановление Правительства РФ от 08.02.2017 N 145 (ред. от 27.03.2023) "Об утверждении Правил формирования и ведения в единой информационной системе в сфере закупок каталога товаров, работ, услуг для обеспечения государственных и муниципальных нужд и Правил использования каталога товаров, работ, услуг для обеспечения государственных и муниципальных нужд". URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_212534/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_212534/)

<sup>27</sup> Решение Совета Евразийской экономической комиссии от 14.09.2021 N 80 (ред. от 27.12.2023) "Об утверждении единой Товарной номенклатуры внешнеэкономической деятельности Евразийского экономического союза и Единого таможенного тарифа Евразийского экономического союза, а также об изменении и признании утратившими силу некоторых решений Совета Евразийской экономической комиссии" (с изм. и доп., вступ. в силу с 08.02.2024). URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_397176/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_397176/)

К основным характеристикам кодов ТН ВЭД можно отнести:

- коды разработаны в соответствии с международными стандартами и приняты большинством стран мира, включая Россию;
- кодирование товаров применяется для однозначной классификации товаров, которые перемещаются через таможенную границу, а также для упрощения автоматизированной обработки информации и ведения статистики;
- каждому товару присваивается код ТН ВЭД, который используется при декларировании или взимании таможенных пошлин;
- структура десятизначного кода ТН ВЭД построена по десятичной системе и включает код группы, товарной позиции, субпозиции и подсубпозиции;
- товарная группа включает первые две цифры, товарная позиция – четыре цифры, субпозиция – шесть, и подсубпозиция – десять цифр.

На следующем этапе рассмотрим источники данных, используемые в настоящем исследовании, и форматы их представления.

Аналогично систематизации кодов государственной статистики все источники данных на первом уровне иерархии можно разделить на две группы: относящиеся к ЮЛ и ИП; относящиеся к товарно-материальным ценностям и услугам. В свою очередь, источники данных, связанные с ЮЛ и ИП, можно разделить на две подгруппы: финансовые и нефинансовые данные. Источники данных по товарно-материальным ценностям и услугам распределены, исходя из вида движения на рынке – внутреннем или внешнем.

На рисунке 3 представлена схема группировки источников данных.

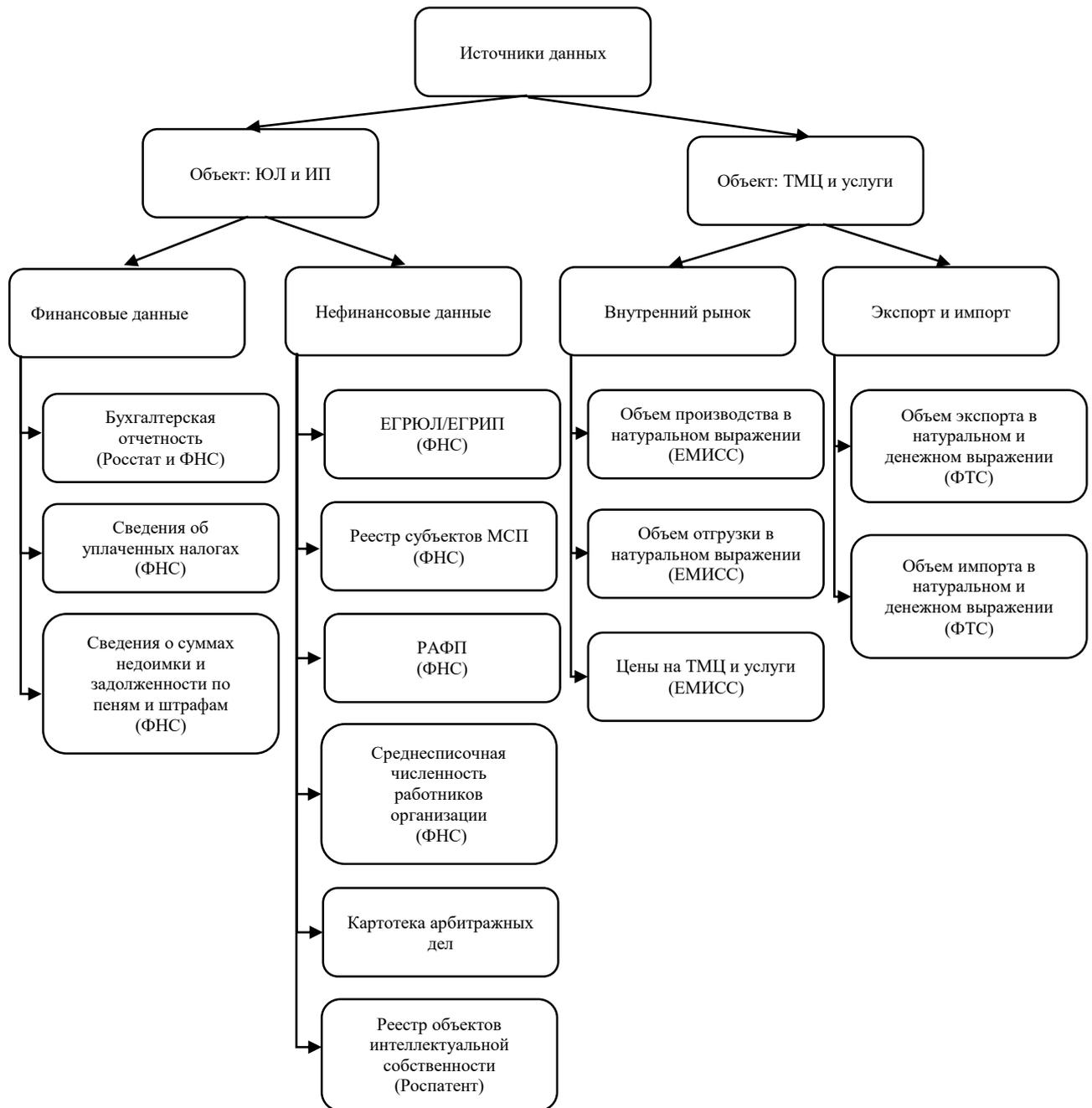


Рисунок 3 – Источники данных, описывающие деятельность ЮЛ и ИП и движение товарно-материальных ценностей и услуг [Составлено автором]

Финансовые данные, относящиеся к ЮЛ и ИП, представлены в виде следующих реестров:

1. Бухгалтерская отчетность ЮЛ, включающая бухгалтерский баланс, отчет о прибылях и убытках, отчет об изменении капитала, отчет о движении денежных средств, приложение к бухгалтерскому балансу и отчет о целевом

использовании полученных средств. Реестры данных бухгалтерской отчетности за 2012-2018 годы представлены на официальном сайте Росстата, начиная с 2019 года – на сайте ФНС. Формат данных на сайте Росстата – CSV (значения, разделённые запятыми; Comma-Separated Values)<sup>28</sup>, ФНС – XML (расширяемый язык разметки; eXtensible Markup Language)<sup>29</sup>.

2. Сведения об уплаченных организацией в календарном году, предшествующем году размещения указанных сведений в информационно-телекоммуникационной сети "Интернет", суммах налогов и сборов (по каждому налогу и сбору) без учета сумм налогов (сборов), уплаченных в связи с ввозом товаров на таможенную территорию Евразийского экономического союза, сумм налогов, уплаченных налоговым агентом, о суммах страховых взносов. Данный реестр начали публиковать с 01.10.2019 года на сайте ФНС. Формат данных – XML<sup>30</sup>.

3. Сведения о суммах недоимки и задолженности по пеням и штрафам. Набор содержит сведения о суммах недоимки, суммах задолженности по пеням, суммах задолженности по штрафам (по каждому налогу и сбору, страховым взносам, по которым у организации имеется недоимка и (или) задолженность по пеням и штрафам); общая сумма недоимки и задолженности по пеням и штрафам. Дата первой публикации набора данных – 01.12.2019. Формат данных – XML<sup>31</sup>.

Среди реестров, относящихся к ЮЛ и ИП и описывающих нефинансовые данные, можно выделить:

---

<sup>28</sup> Бухгалтерская (финансовая) отчетность предприятий и организаций за 2018 год. URL: <https://rosstat.gov.ru/opendata/7708234640-7708234640bdboo2018>

<sup>29</sup> Ежемесячно обновляемая полная база бухгалтерской (финансовой) отчетности организаций по всей России/ URL: <https://bo.nalog.ru/>

<sup>30</sup> Сведения об уплаченных организацией в календарном году, предшествующем году размещения указанных сведений в Интернете в соответствии с п. 1.1 ст. 102 НК РФ, суммах налогов и сборов (по каждому налогу и сбору) без учета сумм налогов (сборов), уплаченных в связи с ввозом товаров на таможенную территорию ЕАЭС, сумм налогов, уплаченных налоговым агентом, о суммах страховых взносов. URL: <https://file.nalog.ru/opendata/7707329152-paytax/structure-20180110.xsd>

<sup>31</sup> Сведения о суммах задолженности по уплате налогов, сборов и страховым взносам, пеням и штрафам в бюджеты бюджетной системы Российской Федерации. URL: <https://data.nalog.ru/opendata/7707329152-debtam/structure-20181201.xsd>

1. Единый государственный реестр ЮЛ и ИП. Реестр содержит регистрационные данные, включая идентификационные и классификационные коды государственной статистики, а также дополнительную полезную для исследования информацию, включая дату регистрации ЮЛ, дату ликвидации ЮЛ, сведения о руководителе и учредителях, размер уставного капитала и др. Доступ к данным предоставляет ФНС через интерфейс программирования приложения (далее – API). Формат получаемых по API данных – XML<sup>32</sup>.

2. Реестр субъектов малого и среднего предпринимательства (далее – МСП). Набор содержит регистрационные данные ЮЛ и ИП, которые получили статус субъекта МСП и имеют возможность претендовать на дополнительную государственную поддержку. Владелец набора данных – ФНС, дата первой публикации данных – 01.08.2016, формат представления данных – XML<sup>33</sup>.

3. Государственный реестр аккредитованных филиалов, представительств иностранных юридических лиц (РАФП). Данные представлены на сайте ФНС, формат данных – XML, дата первой публикации набора – 29.03.2018<sup>34</sup>.

4. Сведения о среднесписочной численности работников организации. Владелец набора данных – ФНС, формат представления данных – XML, дата первой публикации – 01.08.2019<sup>35</sup>.

5. Картоотека арбитражных дел, представляющая собой базу решений всех инстанций с участием ЮЛ, ИП, федеральных и местных органов власти<sup>36</sup>.

6. Реестр объектов интеллектуальной собственности. Представляет собой отдельные наборы данных, включая базы данных, изобретения, полезные модели, программы для ЭВМ, промышленные образцы, секреты

---

<sup>32</sup> Интеграция сведений из ЕГРЮЛ и ЕГРИП в информационные системы заинтересованных лиц. URL: [https://www.nalog.gov.ru/rn77/service/egrip2/egrip\\_vzayim/](https://www.nalog.gov.ru/rn77/service/egrip2/egrip_vzayim/)

<sup>33</sup> Единый реестр субъектов малого и среднего предпринимательства. URL: <https://file.nalog.ru/opendata/7707329152-rsmp/structure-10062023.xsd>

<sup>34</sup> Государственный реестр аккредитованных филиалов, представительств иностранных юридических лиц (РАФП). URL: <https://data.nalog.ru/opendata/7707329152-rafp/structure-16032022.xsd>

<sup>35</sup> Сведения о среднесписочной численности работников организации. URL: <https://file.nalog.ru/opendata/7707329152-sshr2019/structure-20200408.xsd>

<sup>36</sup> Электронное правосудие. URL: <https://kad.arbitr.ru/>

производства (ноу-хау), селекционные достижения, топологии интегральных микросхем. Владелец набора данных – Федеральная служба по интеллектуальной собственности (далее – Роспатент), формат данных – CSV, дата первой публикации – 19.10.2017<sup>37</sup>.

В части описания движения товарно-материальных ценностей и услуг на территории России (внутреннем рынке) использовались следующие реестры данных, которые представлены в формате XLSX, на одном из сервисов Росстата – в Единой межведомственной информационно-статистической системе (далее – ЕМИСС), с детализацией по регионам России:

1. Отгружено (передано) продукции в натуральном выражении с 2017 г. (оперативные данные в соответствии с ОКПД)<sup>38</sup>.

2. Производство основных видов продукции в натуральном выражении с 2017 г. (оперативные данные в соответствии с ОКПД)<sup>39</sup>.

3. Еженедельные средние потребительские цены (тарифы) на отдельные товары и услуги<sup>40</sup>.

Сведения об импорте и экспорте товарно-материальных ценностей представлены на официальном сайте Федеральной таможенной службы Российской Федерации (ФТС) в виде CSV-файлов. Данные об экспорте и импорте продукции отражаются с использованием кодов ТН ВЭД и детализацией по месяцам, странам-контрагентам и административно-территориальным единицам РФ<sup>41</sup>.

#### *Сопряжение данных из разных источников*

При проведении различного рода исследований часто возникает потребность в сопряжении данных из разных источников. Данная задача усложняется тем, что для установления связей между разрозненными данными

---

<sup>37</sup> Открытые данные Федеральной службы по интеллектуальной собственности. URL: <https://rospatent.gov.ru/opendata>

<sup>38</sup> Отгружено (передано) продукции в натуральном выражении с 2017 г. (оперативные данные в соответствии с ОКПД2). URL: <https://www.fedstat.ru/indicator/57786>

<sup>39</sup> Производство основных видов продукции в натуральном выражении с 2017 г. (оперативные данные в соответствии с ОКПД2). URL: <https://www.fedstat.ru/indicator/57783>

<sup>40</sup> Еженедельные средние потребительские цены (тарифы) на отдельные товары и услуги. URL: <https://fedstat.ru/indicator/37426>

<sup>41</sup> Экспорт и импорт Российской Федерации по товарам. URL: <https://customs.gov.ru/statistic>

необходимо предварительно проанализировать, какие коды государственной статистики необходимо использовать в качестве ключей, по которым далее осуществляется слияние данных.

Используя коды государственной статистики, представленные на рисунке 2, и источники данных, описанные на рисунке 3, можно сформировать типовые сценарии слияния данных из разных групп и подгрупп:

1. Слияние данных по идентификационному коду. Так, для всех источников из группы ЮЛ и ИП, включая финансовые и нефинансовые реестры, сопряжение осуществляется с использованием ИНН.

2. Слияние данных по ключам сопряжения. При расчете объема регионального отраслевого рынка, определяемого как разность между суммой производства и импорта и суммой отгрузки в другие регионы России и экспорта, учет параметров, влияющих на итоговый результат, ведется в разных классификационных системах: производство и отгрузка – в кодах ОКПД, экспорт и импорт – в кодах ТН ВЭД. При расчете объема рынка необходимо значения параметров привести к одной из систем. Для этого используются переходные ключи ОКПД2-ТН ВЭД, разработанные Министерством экономического развития Российской Федерации<sup>42</sup>.

3. Поразрядное сопоставление классификаторов. Для анализа структуры регионального отраслевого рынка и определения того, какие ЮЛ и ИП его наполняют, необходимо установить связь между двумя группами источников данных – наборы данных по ИП и ЮЛ и наборы данных по товарно-материальным ценностям и услугам. Для решения этой проблемы необходимо сопоставить первые 6 разрядов кодов ОКВЭД2 и ОКПД2. Данные коды имеют аналогичную структуру.

---

<sup>42</sup> Переходные ключи между Товарной номенклатурой внешнеэкономической деятельности Евразийского экономического союза ТН ВЭД ЕАЭС и Общероссийским классификатором продукции по видам экономической деятельности ОК 034-2014 ОКПД 2. URL: [https://economy.gov.ru/material/file/8fe3bac6d1fec0a3b943272e28212592/%D0%A2%D0%9D%D0%92%D0%AD%D0%94\\_%D0%9E%D0%9A%D0%9F%D0%942\\_20\\_07\\_2023.xlsx](https://economy.gov.ru/material/file/8fe3bac6d1fec0a3b943272e28212592/%D0%A2%D0%9D%D0%92%D0%AD%D0%94_%D0%9E%D0%9A%D0%9F%D0%942_20_07_2023.xlsx)

На рисунке 4 представлена схема сопряжения описанных выше ситуаций 2 и 3.

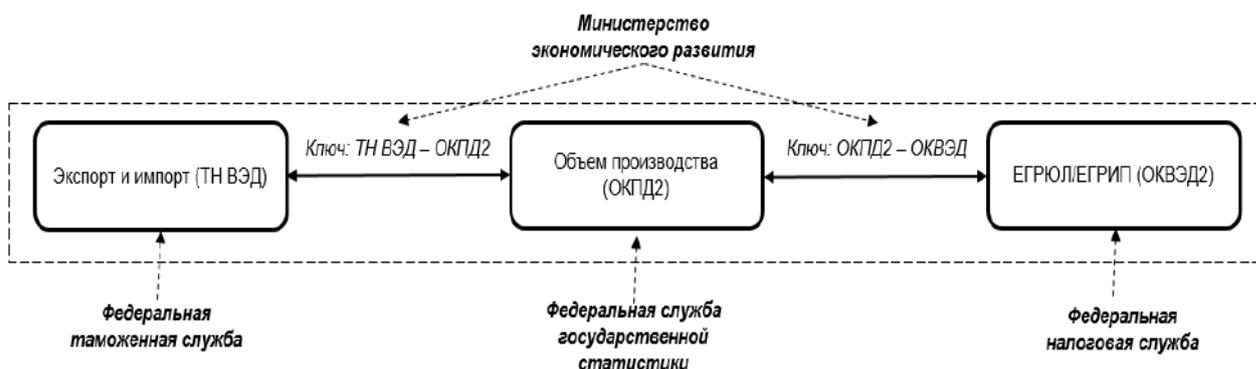


Рисунок 4 – Схема консолидации баз данных с разными статистическими классификаторами [Составлено автором]

Разнообразие кодов государственной статистики, источников данных, форматов их представления и возможных способов сопряжения данных приводит к тому, что ручной подход к решению задачи по сбору данных для относительно небольшой выборки является достаточно трудоемким процессом, а для большого массива – практически невозможным. Для преодоления выявленной проблемы предлагается воспользоваться языком программирования Python и встроенными в него библиотеками для сбора, обработки и хранения данных, среди которых:

- csv – библиотека предоставляет функции чтения и записи CSV-файлов;
- xmldict – библиотека позволяет преобразовать данные XML-формата в словарь, с которым достаточно легко работать;
- pymongo – библиотека позволяет подключаться к нереляционной базе данных MongoDB, записывать и выгружать из нее данные;
- numpy – в библиотеке содержатся одномерные структуры данных, для которых реализованы статистические функции;
- pandas – в библиотеке содержатся как одномерные, так и двумерные структуры данных, для которых определено множество статистических функций.

Для построения моделей машинного обучения и визуализации данных использовались следующие библиотеки:

- sklearn – библиотека содержит множество классов для создания различных моделей машинного обучения;
- matplotlib – библиотека поддерживает инструменты визуализации данных.

Сформировав информационный базис, включающий множество открытых разрозненных финансовых и нефинансовых данных, а также установив ключи сопряжения разных реестров, на следующем этапе предлагается использование отдельных срезов разработанной консолидированной базы данных для отраслевого анализа финансовых коэффициентов, построения типовых финансовых моделей в разрезе ВЭД и их дальнейшего прикладного применения в оценке финансовой несостоятельности, обосновании решений о совершении сделок слияния и поглощения в горизонтально-интегрированных организационных структурах, оценке влияния инновационных технологий на эффективность деятельности предприятий.

## 2.2 Отраслевая специфика в оценке финансовой несостоятельности организаций

Проанализировав современные отечественные МПБ, можно заметить, что ученые акцентируют внимание на отраслевой специфике моделей, но необходимость такого подхода нигде не обосновывается [Кзаков, Колышкин, 2018]. Отраслевая спецификация МПБ представлена либо виде комплекса моделей с разными наборами объясняющих переменных, либо в виде одной модели, для которой уточняются нормативные значения сводного коэффициента банкротства в зависимости от экономической отрасли.

Целью данного этапа исследования является тестирование гипотезы о необходимости стратификации организаций по ВЭД при разработке моделей. В качестве анализируемых параметров рассматривались финансовые и нефинансовые показатели деятельности российских организаций. Все финансовые показатели рассчитаны по данным бухгалтерской отчетности и сгруппированы по блокам: ликвидность, финансовая устойчивость, деловая активность, рентабельность [Ковалев В.В., Ковалев Вит. В., 2019]. В качестве нефинансового показателя рассматривался возраст организации, который рассчитывался как разность между следующими датами – 31.12.2020 г. и датой регистрации.

Для получения информации о дате регистрации и ОВД исследуемых организаций использовался ЕГРЮЛ<sup>43</sup>, финансовых показателей – реестр бухгалтерской отчетности российских организаций<sup>44</sup> (см. рис. 3). Перечисленные базы данных размещены на официальных сайтах Росстата и ФНС. Для сопряжения данных из двух источников применялся ИНН организаций (см. рис. 2).

---

<sup>43</sup> Интеграция сведений из ЕГРЮЛ и ЕГРИП в информационные системы заинтересованных лиц. URL: [https://www.nalog.gov.ru/rn77/service/egrip2/egrip\\_vzayim/](https://www.nalog.gov.ru/rn77/service/egrip2/egrip_vzayim/)

<sup>44</sup> Ежемесячно обновляемая полная база бухгалтерской (финансовой) отчетности организаций по всей России/ URL: <https://bo.nalog.ru/>

Из исходных реестров бухгалтерской отчетности и регистрационных данных организаций отобраны только те объекты, для которых выполнялись следующие условия:

1. Совокупные активы равны совокупным пассивам.
2. Выручка за 2020 год и совокупные активы по состоянию на 31.12.2020 г. больше нуля.

Первое условие необходимо для первичного выявления искажений в бухгалтерском балансе [Пятов, 2014]. В бухгалтерском учете соблюдение баланса (равенства) активов и пассивов является важным принципом. Второе условие позволяет отобрать только активные организации, которые генерируют доходы и имеют ресурсный потенциал для поддержания своей деятельности.

Размер выборки после применения вышеописанных правил составил 1 580 510 организаций, которые на следующем этапе были сгруппированы по ВЭД. Для обработки большого массива данных использовался язык программирования Python.

В целях демонстрации различий в деятельности организаций из разных секторов экономики из всех обработанных ВЭД (всего 89 классов в ОКВЭД) отобраны случайным образом 6 ВЭД, по которым систематизированы выделяемые другими учеными отраслевые особенности, а также проведен анализ описанных выше финансовых и нефинансовых показателей. Ниже представлен список с кодами и наименованиями ОКВЭД:

1. Добыча нефти и природного газа (ОКВЭД 06).
2. Добыча металлических руд (ОКВЭД 07).
3. Производство табачных изделий (ОКВЭД 12).
4. Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха (ОКВЭД 35).
5. Предоставление услуг в области ликвидации последствий загрязнений и прочих услуг, связанных с удалением отходов (ОКВЭД 39).

6. Торговля розничная, кроме торговли автотранспортными средствами и мотоциклами (ОКВЭД 47).

Среди множества особенностей в секторе добычи нефти и природного газа можно выделить:

1. Сильная зависимость от динамики цен на энергоресурсы. В условиях снижения стоимости энергоресурсов предприятия рассматриваемого сектора могут столкнуться с серьезными финансовыми вызовами, что требует от них стратегического подхода к управлению рисками [Соколов, 2019].

2. Высокая степень капиталоемкости, что предполагает наличие у предприятий значительных финансовых ресурсов для осуществления обширных вложений в разнообразные области, такие как инфраструктура, техническое оборудование, исследования и разработки. [Вякина, Гараникова, 2015].

3. Диверсифицированный географический характер добычи нефти и газа, сопровождающийся геополитическими рисками и определяющий необходимость активного взаимодействия и сотрудничества с различными национальными и международными акторами, связанными с данным сектором. [Гнилитская, 2002].

4. Повышенный уровень социальной и экологической ответственности, связанный с негативными последствиями для окружающей среды и общества в целом при добыче нефтегазовых ресурсов [Горбунова, Каницкая, 2017; Шварц и др., 2015; Яо и др., 2011].

5. Глобальный характер деятельности, который предполагает работу одной организации в нескольких странах, что, в первую очередь, оказывает влияние на управление логистикой [Леонов, Воронов, 2017; Сыровецкий, 2020; Ерохин, 2021].

6. Цифровая трансформации и технологический прогресс являются важными структурными элементами стратегии нефтегазовых организаций. Предприятиям, функционирующим в данном секторе, необходимо постоянно инвестировать в современные технологии с целью улучшения

производственных процессов, снижения негативного воздействия на окружающую среду и обеспечения долгосрочной конкурентоспособности [Жукинский, 2022].

7. Регулярная цикличность в сфере добычи нефти и газа, обусловленная систематическими колебаниями экономической активности, что сказывается на динамике спроса и формировании цен на энергетические ресурсы [Gil-Alana, Gupta, 2014].

Особенности ВЭД «Добыча металлических руд» во многом схожи с добычей нефти и природного газа. Для данного ВЭД, помимо прочего, можно также выделить:

1. Высокий уровень энергоемкости. Процесс добычи металлов требует значительных энергетических затрат, что оказывает существенное влияние на финансовую устойчивость организаций данного сектора [Каплунов, Юков, 2016].

2. Техническая сложность процессов добычи, предполагающая применение сложных технологических комплексов и высокотехнологичного оборудования, включая буровые механизмы, обогатительные установки и другие специализированные средства [Martins, 2019].

Производство табачных изделий также имеет свои особенности, к котором можно отнести:

1. Высокий уровень государственного регулирования в части разработки и применения норм по качеству продукции, упаковке, предупреждению о вреде курения [Бударин, Перепечкина, 2018].

2. Табачные продукты подвергаются значительным акцизным обязательствам, что нередко влечет за собой существенное воздействие на установление цен на готовую продукцию и финансовые результаты предприятий в данной отрасли [Саломатин и др., 2021].

3. Зависимость от динамики потребительских предпочтений, подверженных влиянию индивидуальных привычек и социокультурных факторов. Предприятия данного сектора реагирует на изменение

потребительских предпочтений, адаптируя стратегии производства и маркетинга [Пидяшова и др., 2019; Мигунова Ю.В., 2020].

Для ВЭД «Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха» характерны следующие особенности:

1. Высокая инфраструктурная зависимость, предполагающая наличие развитой инфраструктуры для производства и распределения электроэнергии, газа и пара [Бутакова и др., 2022].

2. Регулирование и лицензирование. Данный вид деятельности часто подвергается строгому государственному регулированию и лицензированию и включает в себя стандарты безопасности, нормы качества и требования к защите окружающей среды [Кологерманская, 2020].

3. Сезонность спроса. Спрос на электроэнергию, газ и пар может меняться в зависимости от сезона и климатических условий. Например, потребление электроэнергии может возрасти зимой из-за отопления и летом из-за кондиционирования воздуха [Муниров, 2023].

4. Требование к надежности и непрерывности. Электроэнергия и газ – это критически важные ресурсы, и их поставки должны быть надежными, чтобы обеспечить непрерывное функционирование общества и предприятий [Фадеев, Фадеева, 2020].

5. Техническая сложность. Производство, распределение и поддержание инфраструктуры для обеспечения электроэнергией, газом и паром – это технически сложные задачи, которые требуют специализированных знаний и оборудования. Именно поэтому данная деятельность связана с высоким уровнем инвестиций в исследования и разработки [Бутакова и др., 2022].

Предоставление услуг в области ликвидации последствий загрязнений и прочих услуг, связанных с удалением отходов, является специфической отраслью, для которой характерны следующие особенности:

1. Высокий уровень государственного регулирования. Управление отходами и ликвидация экологических последствий часто подвергаются

строгому государственному и местному регулированию, включая нормы обработки, вывоза и утилизации опасных отходов [Саркисов и др., 2022].

2. Техническая сложность процессов ликвидации загрязнений и удаления опасных отходов, которые предполагают использование сложного оборудования и специализированных технологий и наличия высококвалифицированных специалистов [Сараев, 2018].

3. Постоянное обучение и сертификация. Специалисты в этой отрасли должны постоянно обучаться и обновлять свои навыки, так как требования и технологии постоянно меняются [Святохо, Тимаев, 2020].

4. Высокий уровень инвестиций в исследования и разработки. Все большую актуальность приобретает разработка новых методов и технологий для более эффективной и экологически устойчивой ликвидации отходов и загрязнений [Заборцева и др., 2017].

5. Значительное количество разнообразных ресурсов, необходимых для выполнения больших проектов по ликвидации загрязнений и управлению отходами, включая оборудование, персонал и финансы [Чернов, 2020].

Для ВЭД «Торговля розничная, кроме торговли автотранспортными средствами и мотоциклами» характерны следующие особенности:

1. Вариативность товарного ассортимента. Розничная торговля включает в себя продажу разнообразных товаров, начиная от продуктов питания и одежды, заканчивая электроникой и товарами для дома. Эффективное управление товарным ассортиментом требует знание как внешних факторов, включая спрос на конкретный товар, ценовую категорию, жизненный цикл товара, так и внутренних, включая тип предприятия, месторасположение, стратегию [Петрова, 2021].

2. Высокий уровень конкуренции. Розничная торговля часто характеризуется высокой степенью конкуренции, особенно в больших городах [Мунши и др., 2022].

3. Сезонность продаж. Отдельные категории товаров могут иметь сезонный спрос, поэтому розничные предприятия вынуждены учитывать

данный фактор при планировании и управлении запасами [Butters, Sacks, Seo, 2023].

4. Торговые организации могут работать в низкомаржинальных сегментах, поэтому эффективное управление расходами и оборачиваемостью товаров имеет большое значение для сохранения или улучшения финансового состояния организаций данного сектора [Коваленкова, 2023].

5. Высокий уровень расходов на маркетинг и продвижение. Реклама и маркетинг, как ключевые составляющие операционной деятельности, направлены на активное привлечение потребителей, формирование и укрепление брендов, а также на стимулирование увеличения объемов продаж. Современные подходы к маркетингу, такие как использование цифровых технологий, аналитических инструментов и стратегий персонализации, становятся неотъемлемым компонентом конкурентного преимущества в розничной торговле. [Гришина, 2022].

6. Управление запасами. Контроль запасов необходим для минимизации дополнительных затрат, связанных с хранением товаров, и уменьшения риска потерь от устаревших товаров [Новикова, Щепина, 2023; Шарохина, 2023].

7. Развитие электронной коммерции. На сегодняшний день онлайн-торговля и электронная коммерция являются важными каналами продаж торговых организаций, так как последние за счет развития онлайн-присутствия значительно увеличивают объем продаж [Попенкова, Стукалова, 2022].

Описанные выше особенности отдельных ВЭД тем или иным образом оказывают влияние на значения финансовых и нефинансовых показателей. Следовательно, доказав различие в средних отраслевых оценках финансовых и нефинансовых показателей, включая часто используемые в МПБ финансовые коэффициенты, появится подтвержденное основание для разработки типовых финансовых моделей в разрезе ВЭД.

Рассмотрим медианный возраст организаций с ненулевыми выручкой и совокупными активами (рис. 5). Виды деятельности, связанные с добычей

нефти и природного газа, обеспечением электрической энергией, газом и паром и добычей металлических руд имеют одни из самых высоких возрастных значений – 10, 8, 6 лет соответственно, при этом общее количество организаций по первому виду деятельности составило 708, по второму – 13222, третьему – 1712. Высокие значения медианного возраста организаций связаны с тем, что данные ВЭД характеризуются высокими входными барьерами для новых игроков, включая значительные инфраструктурные инвестиции. Третье место по возрасту занимает розничная торговля (7 лет). Этот сектор сталкивается с постоянными изменениями в потребительском спросе и конкуренцией. Кроме того, данный сектор является неоднородным: организации розничной торговли реализуют широкий спектр товарных номенклатур из разных несопоставимых друг с другом товарных рынков, поэтому требуется более детальный анализ деятельности отдельных организаций для выделения однородных возрастных групп среди организаций данного сектора. Последние места по медианному значению возраста занимают ВЭД «Предоставление услуг в области ликвидации последствий загрязнений и прочих услуг, связанных с удалением отходов» и «Производство табачных изделий» – 4 и 2 года соответственно. На российском рынке по первому виду деятельности представлено 133 организации, по второму – 235 организаций. Низкие возрастные значения могут свидетельствовать о высокой конкуренции и динамике этих секторов.

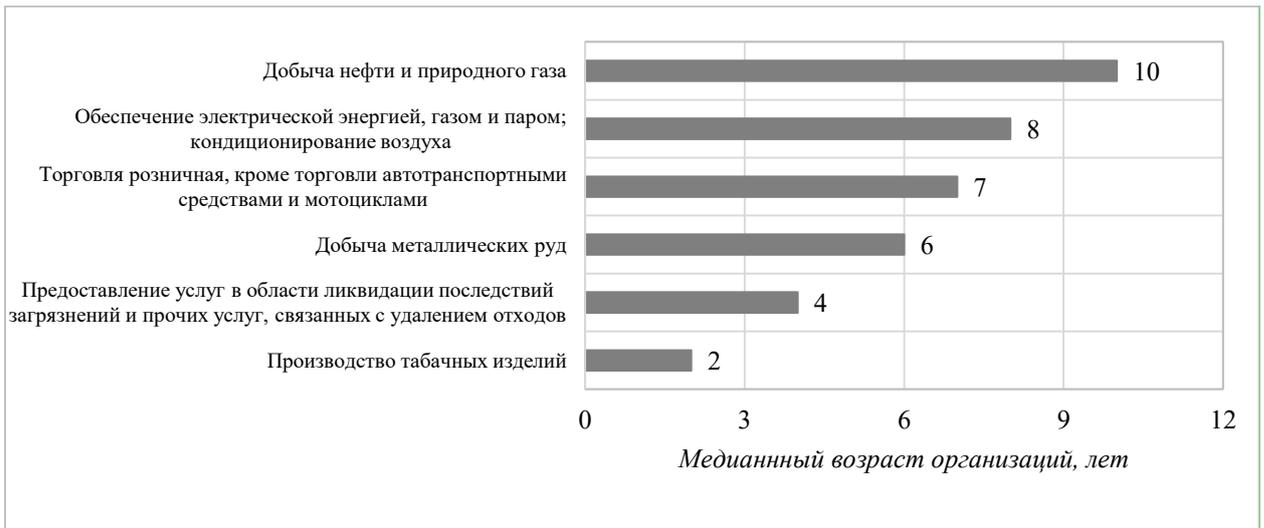


Рисунок 5 – Медианный возраст организаций в разрезе ВЭД по состоянию на 31.12.2020 г. [Составлено автором]

На рисунке 6 представлен график распределения организаций по возрасту в разрезе рассматриваемых ВЭД.

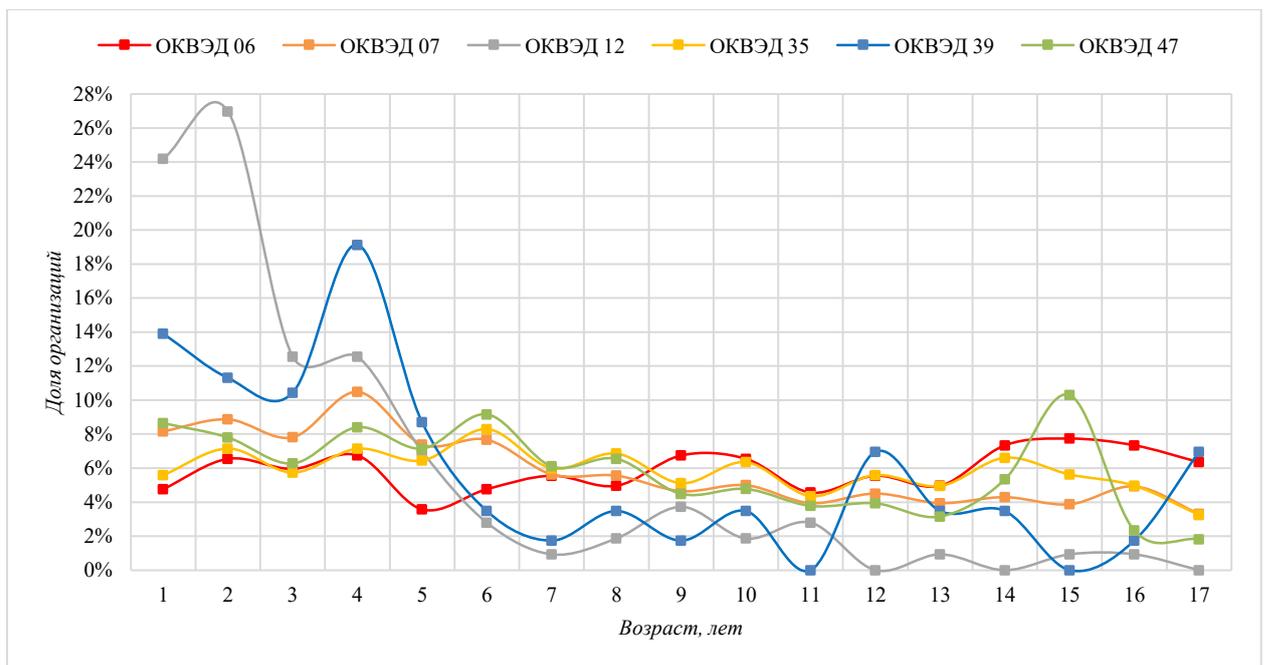


Рисунок 6 – Распределение организаций по возрасту в разрезе ВЭД по состоянию на 31.12.2020 г. [Составлено автором]

В секторе добычи нефти и газа (ОКВЭД 06) 15-летние организации представляют самую большую долю среди всех организаций данного сектора, составляя 7,7%. Организации моложе 6 лет (с возрастом от 1 до 5 лет)

занимают долю около 27,6%, что свидетельствует об активном появлении новых игроков в связи с ростом интереса к добыче нефти и газа. Организации старше 10 лет (с возрастом от 11 до 17 лет) занимают долю около 43,8%, что указывает на наличие значительного количества устоявшихся игроков с долгосрочным опытом в этой отрасли. В целом, возрастное представление организаций в данной отрасли достаточно разнообразно, что свидетельствует о динамичной и неоднородной природе бизнеса в области добычи нефти и природного газа.

Рассмотрим возрастное распределение организаций в секторе добычи металлических руд (ОКВЭД 07). Преобладающая доля организаций (10,5%) имеет возраст 4 года. Доля организаций с возрастом менее 6 лет (в интервале 1-5 лет) составляет 42,8%, в то время как на предприятия, превышающие 10-летний возраст (в интервале от 11 до 17 лет), приходится доля, равная 28,7%. Данный аспект указывает как на наличие молодых организаций, для которых рассматриваемый сектор является финансово привлекательным, так и на наличие стабильных участников с обширным опытом.

В секторе производства табачных изделий (ОКВЭД 12) на 2-летние организации приходится наибольшая доля, равная 27%. Кроме того, организации моложе 6 лет занимают долю, равную 83,4%, что может указывать на доминирование относительно молодых организаций и динамичное появление новых игроков в отрасли. Организации старше 10 лет занимают незначительную долю (5,5%), что свидетельствует об ограниченном количестве долгосрочных участников. В целом, распределение организаций по возрасту в данной отрасли сконцентрировано на молодых предприятиях, что может быть обусловлено высокой долей стартапов и новых участников.

Преобладающая доля приходится на 6-летние организации с ВЭД «Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха» (ОКВЭД 35) (8,3%). Также стоит отметить, организации моложе 6 лет (в интервале от 1 года до 5 лет) занимают долю около 32%, что свидетельствует о появлении новых игроков на рынке. Организации,

преодолевшие 10-летний рубеж (в интервале 11-17 лет), составляют 35,3%, что говорит о значительном количестве участников, находящихся в данной отрасли на протяжении продолжительного периода времени. Распределение организаций по возрасту в данной отрасли относительно равномерное, что может указывать на отсутствие доминирующих игроков и умеренную конкуренцию.

Рассмотрим распределение организаций, предоставляющих услуги в области ликвидации последствий загрязнений и прочих услуг, связанных с удалением отходов (ОКВЭД 39). Самая большая доля организаций в данной отрасли имеет возраст 4 года, составляя 19,1%. Организации моложе 6 лет занимают долю около 63,4%, что указывает на активное появление новых участников на рынке, возможно, связанное с ростом спроса на услуги по ликвидации последствий загрязнений и удалению отходов. Также можно заметить существенную долю возрастных организаций (от 11 лет и старше), равную 22,7%. Выявленная тенденция может указывать на наличие устоявшихся участников с долгосрочным опытом. Распределение возрастов организаций в данной отрасли сосредоточено вокруг молодых и средних организаций. Это может свидетельствовать о динамичной природе бизнеса, но также о наличии небольшого числа устойчивых игроков.

В розничной торговле (ОКВЭД 47) можно выделить 2 многочисленные группы организаций: молодые (в интервале 1-5 лет) и возрастные (в интервале от 11 лет и старше). Самая большая доля организаций в данной отрасли приходится на возраст 15 лет, составляя 10,3%, что указывает на наличие устойчивых и успешных организаций, действующих в данной сфере на протяжении длительного времени. Организации моложе 6 лет (в интервале 1-5 лет) занимают долю, равную 38,3%. Организации старше 10 лет (в интервале 11-17 лет) занимают существенную долю, которая составляет 30,6%. В целом, распределение возрастов организаций в данной отрасли разнообразно, и оно отражает как стабильность и опыт, так и динамичность сферы розничной торговли.

На следующем этапе проведен анализ медианных значений финансовых коэффициентов российских организаций, рассчитанных по данным финансовой отчетности за 2020 год, в разрезе рассматриваемых ВЭД с целью выявления различий между отраслями (табл. 5).

Оценка ликвидности организаций из разных отраслей проводилась на основе анализа следующих коэффициентов: текущей ликвидности, быстрой ликвидности и абсолютной ликвидности.

Коэффициент текущей ликвидности принимает максимальное значение для организаций в области розничной торговли и равен 1,93, минимальное значение характерно для добычи нефти и природного газа (0,97). При этом полученный ряд медианных оценок по всем анализируемым ВЭД является однородным, так как коэффициент вариации не превышает 33%.

Организации, предоставляющие услуги в области ликвидации последствий загрязнений и прочих услуг, связанных с удалением отходов, обладают максимальным уровнем быстрой ликвидности (значение составляет 1,23), минимальный уровень данного коэффициента равен 0,53 и характерен для организаций в области производства табачных изделий. Анализируемый ряд значений коэффициента быстрой ликвидности также является однородным.

Таблица 5 – Медианные значения финансовых коэффициентов в разрезе ВЭД [Составлено автором]

Название коэффициента	Вид экономической деятельности						Коэффициент вариации
	Добыча нефти и природного газа	Добыча металлических руд	Производство табачных изделий	Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха	Предоставление услуг в области ликвидации последствий загрязнений и прочих услуг, связанных с удалением отходов	Торговля розничная, кроме торговли автотранспортными средствами и мотоциклами	
<i>Коэффициенты ликвидности</i>							
Коэффициент текущей ликвидности	0,97	1,45	1,05	1,06	1,88	1,93	31%
Коэффициент быстрой ликвидности	0,75	0,97	0,53	0,95	1,23	0,75	28%
Коэффициент абсолютной ликвидности	0,04	0,13	0,02	0,08	0,30	0,15	84%
<i>Коэффициенты финансовой устойчивости</i>							
Коэффициент задолженности	0,56	0,47	0,22	0,22	0,01	0,00	93%
Коэффициент покрытия процентов	7,07	8,89	14,88	5,23	3,73	1,22	69%
<i>Коэффициенты деловой активности</i>							
Коэффициент оборачиваемости дебиторской задолженности	3,56	6,76	3,66	4,08	3,44	17,58	85%
Коэффициент оборачиваемости товарно-материальных запасов	16,35	5,95	2,67	26,03	10,15	5,96	77%
Коэффициент оборачиваемости активов	0,42	1,25	0,97	1,38	1,63	2,81	57%
Коэффициент оборачиваемости кредиторской задолженности	2,64	3,91	2,67	3,34	2,56	8,82	61%
<i>Коэффициенты рентабельности</i>							
Коэффициент чистой рентабельности продаж	17%	13%	11%	7%	5%	6%	49%
Коэффициент рентабельности собственного капитала	18%	53%	88%	26%	44%	36%	56%
Коэффициент рентабельности активов	7%	15%	14%	9%	13%	14%	28%

Коэффициент абсолютной ликвидности, в отличие от других показателей, входящих в одну и ту же группу, существенно различается для рассматриваемых ВЭД, что подтверждается высоким значением коэффициента вариации, который составляет 84%. При этом максимальное значение свойственно организациям, оказывающим услуги в области ликвидации последствий загрязнений и прочие услуги, связанные с удалением отходов (0,3), минимальное значение – производителям табачных изделий (0,02).

Анализ финансовой устойчивости организаций из разных секторов экономики проводился с применением двух коэффициентов: задолженности и покрытия процентов. Оба показателя неоднородны, что подтверждается высокими значениями коэффициента вариации – 93% и 69% соответственно. Кроме того, минимальные значения финансовых коэффициентов свойственны организациям в розничной торговле, для которых медиана коэффициента задолженности равна 0, коэффициента покрытия процентов – 1,22. При этом максимальным медианным значением коэффициента задолженности обладают организации, добывающие нефть и природный газ. Медианное значение последнего показателя для добывающих нефть и природных газ организаций равно 0,56. Максимальное значение коэффициента покрытия процентов встречается у предприятий, производящих табачные изделия (14,88). В целом, можно сказать, что структура финансирования организаций из разных отраслей кардинально отличается, что подтверждается неоднородностью полученных рядов медианных значений коэффициентов финансовой устойчивости по видам деятельности.

Уровень деловой активности по видам деятельности оценивался с применением 4 коэффициентов оборачиваемости: дебиторской задолженности, товарно-материальных запасов, совокупных активов, кредиторской задолженности.

По всем четырем показателям коэффициент вариации превышает 33%, что свидетельствует о значительных различиях в уровнях деловой активности среди организаций, осуществляющих различные ВЭД. При этом стоит отметить, что максимальный уровень значений коэффициентов оборачиваемости дебиторской задолженности, активов и кредиторской задолженности характерен для организаций в розничной торговле. Значения по перечисленным трем показателям составили 17,58, 2,81 и 8,82 соответственно.

У организаций, предоставляющих услуги в области ликвидации последствий загрязнений и прочие услуги, связанные с удалением отходов, минимальные значения коэффициентов оборачиваемости дебиторской задолженности и кредиторской задолженности, которые равны 3,44 и 2,56 соответственно. Минимальное значение коэффициента оборачиваемости товарно-материальных запасов встречается среди организаций в области производства табачных изделий (2,67), для коэффициента оборачиваемости активов – предприятия, добывающие нефть и природный газ (0,42).

Рентабельность деятельности российских организаций, предварительно распределенных по ВЭД, оценивалась с применением трех коэффициентов: чистой рентабельности продаж, рентабельности собственного капитала и рентабельности активов.

Максимальный уровень чистой рентабельности продаж наблюдался у организаций в области добычи нефти и природного газа (17%), минимальный – у организаций, предоставляющих услуги в области ликвидации последствий загрязнений и прочие услуги, связанные с удалением отходов (5%). В то же время у производителей табачных изделий максимальное значение рентабельности собственного капитала, которое составило 88%, минимальное значение по тому же показателю у добывающих нефть и природный газ организаций, составляющее 18%. Для последнего ВЭД также характерно минимальное значение коэффициента рентабельности активов, которое

составило 7%, максимальное значение – у добывающих металлические руды предприятий (15%). В целом, медианные значения коэффициентов чистой рентабельности продаж и рентабельности собственного капитала существенно разнятся в зависимости от ВЭД, что подтверждается высокими значениями коэффициента вариации – 49% и 56% соответственно. И только числовой ряд с медианными оценками коэффициента рентабельности активов однороден для всех исследуемых ВЭД.

На следующем этапе исследования рассмотрены изменения по одному финансовому показателю из разных групп в динамике за 2012-2020 годы.

На рисунке 7 представлен график, отражающий изменение медианного значения коэффициента текущей ликвидности в разрезе ВЭД.

Так, в секторе добычи нефти и природного газа (ОКВЭД 06) максимальный медианный уровень наблюдался в 2012 году и составил 1,18, минимальный – 2019 году (0,96). На протяжении всего рассматриваемого периода коэффициент текущей ликвидности незначительно снижался, уровень снижения с 2012 года по 2020 год составил примерно 19%, при этом среднее значение временного ряда равно 1,06.

Для сектора добычи металлических руд (ОКВЭД 07) минимальный уровень показателя ликвидности составил 1,05 в 2016 году, максимальный – 1,45 в 2020 году, среднее значение за все периоды – 1,23. Стоит отметить, что, начиная с 2016 года, показатель в отрасли стремительно растет.

Незначительные изменения коэффициента текущей ликвидности также характерны для производителей табачных изделий (ОКВЭД 12). Средний уровень составляет 1,09, минимальный – 1,01 в 2019 году, максимальный – 1,22 в 2012 году. Похожая динамика изменения рассматриваемого показателя наблюдается и в обеспечении электрической энергией, газом и паром; кондиционировании воздуха (ОКВЭД 35), где минимальный уровень составил 1,06 в 2020 году, максимальный – 1,17 в 2017 году, среднее значение за рассматриваемые периоды – 1,12.

ВЭД «Предоставление услуг в области ликвидации последствий загрязнений и прочих услуг, связанных с удалением отходов» (ОКВЭД 39) характеризуется максимальным уровнем неоднородности временного ряда, содержащего сведения о медианных значениях коэффициента ликвидности: с 2012 по 2014 годы показатель вырос с 1,17 до 1,48; в 2015 году снова снизился до уровня 1,12; начиная с 2015, стремительно рос и в 2020 году составил 1,88. Среднее значение показателя за все периоды составило 1,44.

Самый устойчивый временной ряд среди всех рассматриваемых ВЭД получился для розничной торговли (ОКВЭД 47): коэффициент вариации составил 2%, при этом показатель изменялся в диапазоне от 1,91 до 2,05.

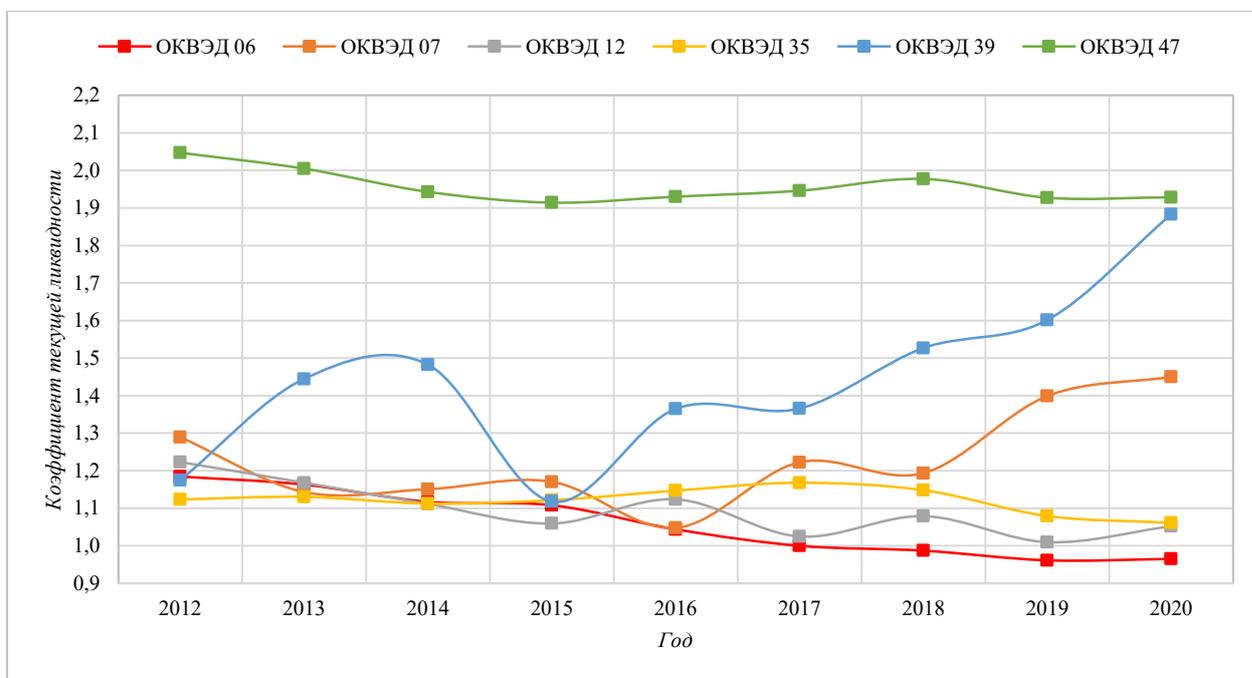


Рисунок 7 – Динамика изменения медианного значения коэффициента текущей ликвидности в разрезе ВЭД за 2012-2020 гг. [Составлено автором]

На рисунке 8 представлен график с динамикой медианных значений коэффициента соотношения заемных и собственных средств в разрезе ВЭД.

Можно заметить, что временные ряды данных однородные только по двум ВЭД: добыче нефти и природного газа (ОКВЭД 06) и добыче металлических руд (ОКВЭД 07). По первому ВЭД минимальное значение составило 1,19 в 2020 году, максимальное – 1,69 в 2014 и 2016 годах, среднее

за все периоды – 1,49. По второму ВЭД минимальное значение – 0,88 в 2020 году, максимальное – 2,14 в 2016 году, среднее за все периоды – 1,59.

Для производителей табачных изделий (ОКВЭД 12) характерно существенное изменение показателя в динамике, которое можно разделить на 2 интервала: ежегодный рост с 2013 по 2016 годы – с 1,07 до 4,8; стремительное снижение с 2016 по 2020 годы – с 4,8 до 0,28.

Также в отдельную группу со схожей динамикой исследуемого показателя можно выделить ВЭД «Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха» (ОКВЭД 35) и «Торговля розничная, кроме торговли автотранспортными средствами и мотоциклами» (ОКВЭД 47). Для данных ВЭД с 2012 по 2018 годы наблюдается несущественное колебание коэффициента: диапазон изменений для первого ВЭД – с 1,45 до 1,66; для второго ВЭД – с 0,66 до 0,86. В 2019 году медианное значение резко уменьшилось по двум видам деятельности: для первого ВЭД минимум наблюдался в 2020 году и составил 0,28; для второго ВЭД – в 2019 году со значением показателя, равным 0.

Изменение медианы коэффициента соотношения заемных и собственных средств по годам в секторе предоставления услуг в области ликвидации последствий загрязнений и прочих услуг, связанных с удалением отходов (ОКВЭД 39), можно разделить на 4 периода: резкий рост показателя с 0,27 до 1,85 в 2012-2013 годы; снижение показателя с 1,85 до 1,16 в период с 2013 года по 2016 год; резкий рост до 2,67 в 2017 году; существенный спад с 2,67 до 0,06 в 2017-2020 годы.

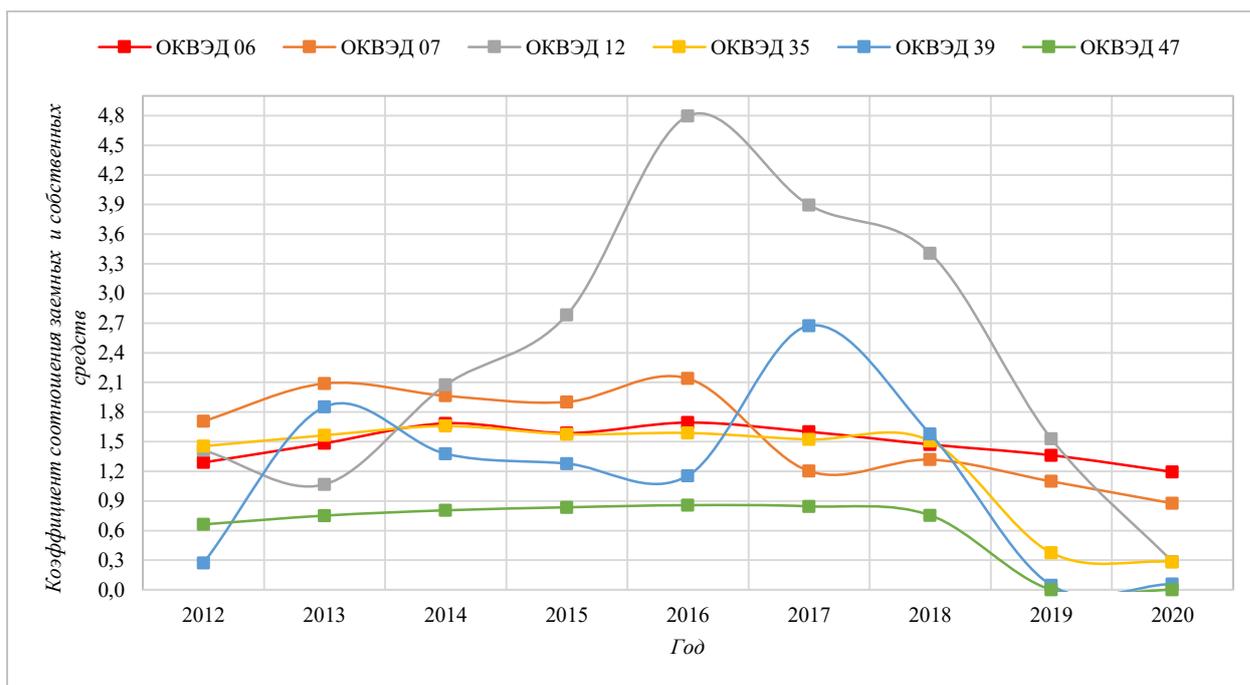


Рисунок 8 – Динамика изменения медианного значения коэффициента соотношения заемных и собственных средств в разрезе ВЭД за 2012-2020 гг.

[Составлено автором]

Динамика медианных значений коэффициента оборачиваемости дебиторской задолженности за 2012-2020 годы по ВЭД представлена на рисунке 9.

Для видов деятельности «Добыча нефти и природного газа» (ОКВЭД 06), «Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха» (ОКВЭД 35) и «Предоставление услуг в области ликвидации последствий загрязнений и прочих услуг, связанных с удалением отходов» (ОКВЭД 39) временные данные несущественно изменяются на протяжении всех рассматриваемых периодов и варьируются в интервале от 2,73 до 6,84 при средних оценках для первого ВЭД – 4,11, второго – 4,56, третьего – 4,33.

В секторе добычи металлических руд (ОКВЭД 07) временные данные неоднородны, что подтверждается высоким коэффициентом вариации, равным 42%. Для данного ВЭД характерно стабильное значение

коэффициента с 2012 по 2015 годы в диапазоне 5,24-6,06. В 2016 году произошло снижение до 3,32 с 5,95, в 2017 году показатель составил 0. В 2018-2020 годы значения коэффициента были максимальными и изменялись в интервале от 6,34 до 6,76.

В производстве табачных изделий (ОКВЭД 12) с 2012 по 2018 годы наблюдался устойчивый уровень коэффициента оборачиваемости дебиторской задолженности, который изменялся в диапазоне от 1,51 до 2,11, за исключением 2017 года, когда показатель резко снизился до 1,18 с 1,51. В 2019 году показатель вырос до 3,19 с 1,64, и в 2020 году продолжился рост до максимального уровня 3,66.

Самый высокий уровень коэффициента оборачиваемости дебиторской задолженности на протяжении всех анализируемых периодов наблюдался в розничной торговле (ОКВЭД 47): среднее значение составило 19,05. Несмотря на снижение показателя с 26,81 до 14,29 в период с 2012 года по 2018 год, в 2019 году произошло резкое повышение до 20,86, а в 2020 году – снова снижение до 17,58.

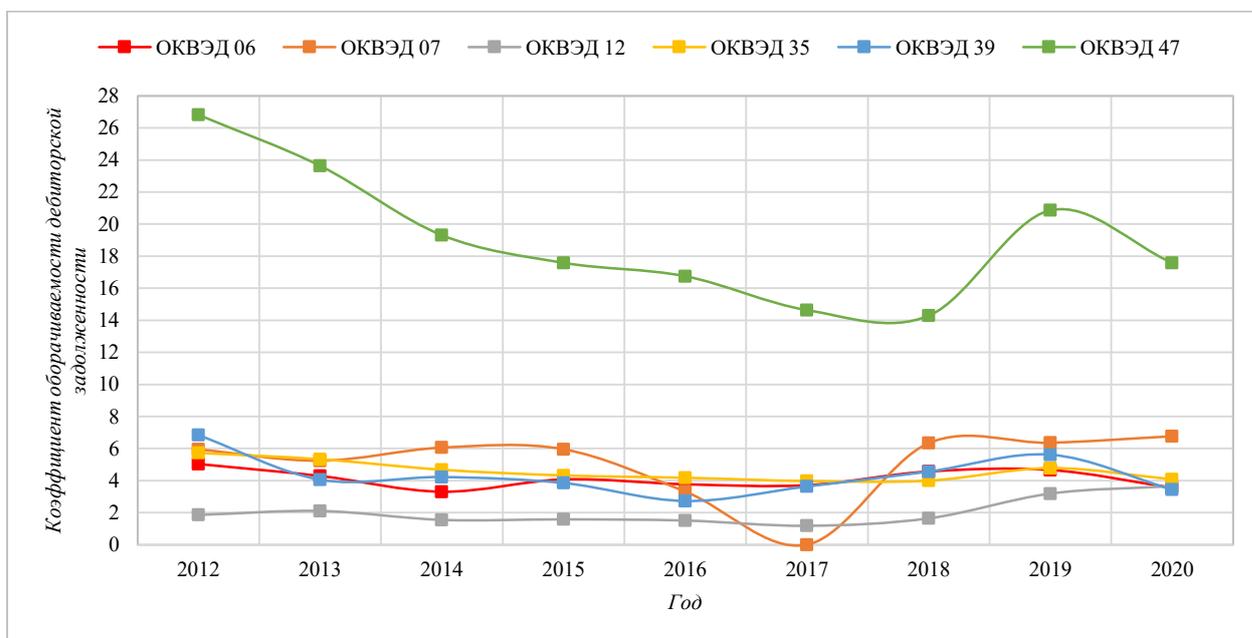


Рисунок 9 – Динамика изменения медианного значения коэффициента оборачиваемости дебиторской задолженности в разрезе ВЭД за 2012-2020 гг.

[Составлено автором]

Медианные значения коэффициента чистой рентабельности продаж за 2012-2020 годы для рассматриваемых ВЭД изменялись по-разному (рис. 10). Так, в секторе добычи нефти и природного газа (ОКВЭД 06) за все рассматриваемые периоды значения коэффициента всегда оставались максимальными в сравнении с другими ВЭД и варьировались в интервале от 15% до 21%.

В области добычи металлических руд (ОКВЭД 07) при среднем значении коэффициента в 10%, коэффициент вариации составил 37%, что говорит о высоком уровне изменчивости статистических оценок. В 2012-2015 годы показатель находился в диапазоне 6-8%, в 2016 году вырос до максимальной отметки, равной 16%, и в 2017-2020 годы изменялся в пределах 9-14%.

В производстве табачных изделий (ОКВЭД 12) медианное значение за все периоды, кроме 2014 года, составляло 8-14%. В 2014 году наблюдалось резкое повышение коэффициента до 18%. Среднее значение за все периоды – 12%.

Виды деятельности «Обеспечение электрической энергией, газом и паром; кондиционирование воздуха» (ОКВЭД 35) и «Торговля розничная, кроме торговли автотранспортными средствами и мотоциклами» (ОКВЭД 47) имеют схожую динамику изменения коэффициента чистой рентабельности продаж: значения находятся в диапазоне 4-7% за все рассматриваемые периоды. При этом для первого ВЭД среднее значение составило – 6%, второго – 5%.

Высокая изменчивость значений наблюдается в секторе предоставления услуг в области ликвидации последствий загрязнений и прочих услуг, связанных с удалением отходов (ОКВЭД 39). В 2013 году медианное значение снизилось до 4% с 10% в сравнении с 2012 годом, в 2014 году сохранилось на уровне 2013 года, в 2015-2017 годы варьировалось от 8% до 12%, в 2018-2020 годы держалось на уровне 5-6%.

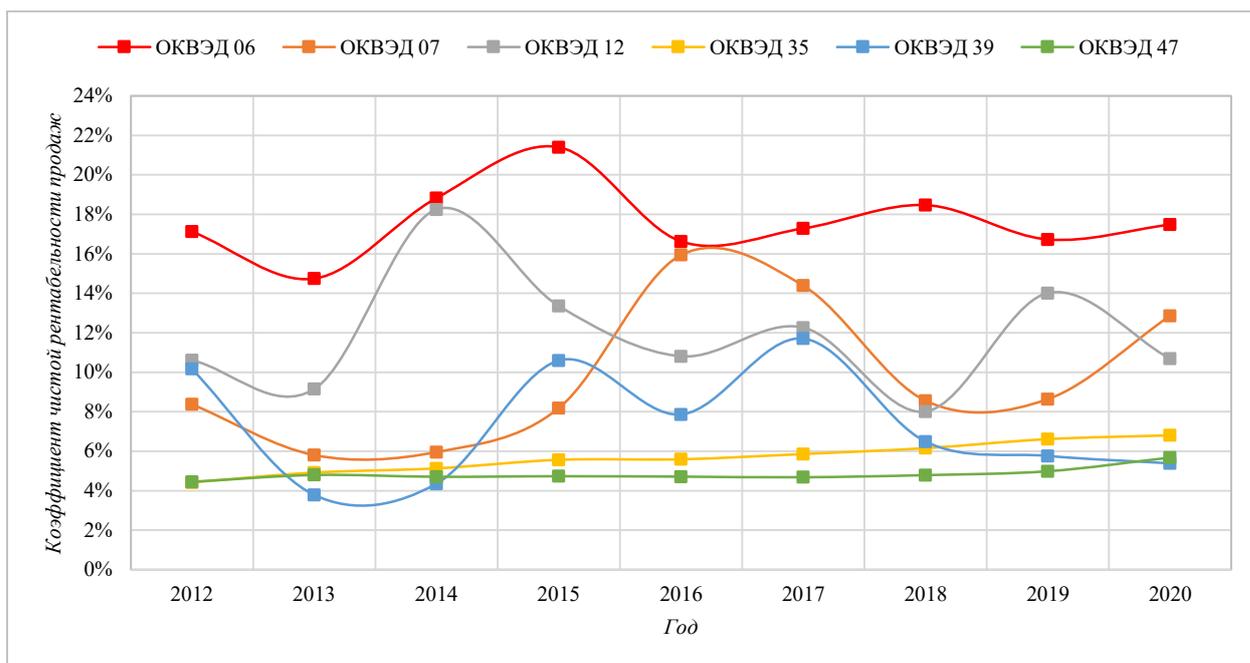


Рисунок 10 – Динамика изменения медианного значения коэффициента чистой рентабельности продаж в разрезе ВЭД за 2012-2020 гг. [Составлено автором]

Проведенный анализ позволил подтвердить различия в деятельности организаций, осуществляющих разные виды деятельности, путем сопоставления финансовых и нефинансовых показателей. Во-первых, удалось выявить различия в распределении организаций по возрасту, что указывает на разнообразие в уровнях зрелости отдельных рынков, конкуренции, наличие лидеров и аутсайдеров на рынке и уровень спроса. Во-вторых, с помощью медианных значений финансовых коэффициентов удалось подтвердить различия в уровнях ликвидности, финансовой устойчивости, деловой активности и рентабельности между различными ВЭД. Кроме того, удалось установить, что динамика медианных значений финансовых коэффициентов за 2012-2020 годы существенно отличается между ВЭД, что может быть связано с уровнем устойчивости отраслей в результате воздействия различных экзогенных и эндогенных факторов.

Таким образом, учитывая полученные в ходе исследования различия между ВЭД, разработку типовых финансовых моделей необходимо

осуществлять в разрезе ВЭД. Также для обеспечения генерализации моделей предварительно требуется провести анализ временной устойчивости отдельных финансовых показателей отрасли, после чего выбрать только те отрасли, для которых модели сохранят высокую предиктивную способность спустя продолжительное время с момента их разработки.

### **2.3 Обоснование выбора метода кластеризации, как элемента машинного обучения, для разработки типовых финансовых моделей**

Термин «машинное обучение» впервые появился в научной литературе в середине 20 века. Однако его конкретное происхождение и первое использование не совсем четко установлены, так как он развивался постепенно и использовался разными исследователями в разных контекстах.

Развитие данного термина можно проследить в следующих временных периодах.

*1950-е годы.* В 1959 году американский ученый Артур Самуэль один из первых ввел термин «машинное обучение» как процесс, в результате которого компьютер обучается и ведет себя так, как изначально не был запрограммирован. Исследователь работал над созданием программы для игры в шашки, способной улучшать свою игровую стратегию на основе опыта [Samuel, 1959].

*1960-е – 1970-е годы.* В этот период машинное обучение стало активно развиваться как самостоятельное научное направление. Исследователи начали создавать алгоритмы машинного обучения, включая алгоритмы ближайших соседей (k-nearest neighbors) и опорных векторов [Cover, Hart, 1967; Вапник, Червоненкис, 1971].

*1980-е – 1990-е годы.* В этот период машинное обучение применяли для решения прикладных задач, таких как распознавание образов, обработка естественного языка и медицинская диагностика. К ключевым разработкам данного периода можно отнести следующие алгоритмы: метод обратного распространения ошибки (Backpropagation), который стал одним из ключевых моментов в развитии нейронных сетей [Rumelhart, et al., 1986]; метод адаптивного бустинга (AdaBoost), ставший важным методом ансамблевого обучения [Freund, Schapire, 1997]; скрытые марковские модели (Hidden Markov Models, HMM), используемые для обработки последовательных данных в распознавании речи и обработке естественного языка [Rabiner, 1989].

*2000-е годы и далее.* Машинное обучение стало все более распространенным и важным в современном мире, благодаря увеличению вычислительных мощностей и доступности больших объемов данных. Также появились новые методы и подходы, такие как глубокое обучение (deep learning), которые привнесли значительные изменения в область машинного обучения. В области глубокого обучения можно выделить следующие открытия и разработки: использование сверточных нейронных сетей (Convolutional Neural Networks, CNN) для классификации изображений [Krizhevsky, Sutskever, Hinton, 2012]; способность моделей обучаться играть в видеоигры с использованием методов обучения с подкреплением [Mnih, et al., 2013]; разработка архитектуры нейронных сетей для задач машинного перевода и обработки естественного языка, которая стала важным методом в области обработки последовательных данных [Sutskever, Vinyals, Le, 2014]; разработка архитектуры глубокой нейронной сети ResNet, ставшей ключевым элементом в компьютерном зрении [He, Zhang, Ren, Sun, 2016]; разработка архитектуры трансформера (Transformer), которая представила механизм внимания и стала стандартом для обработки последовательных данных, включая машинный перевод и обработку естественного языка [Vaswani, et al., 2017].

Для решения научно-прикладных задач в экономике и финансах также активно применяются достижения в области машинного обучения. Внедрение алгоритмов машинного обучения позволило эффективно моделировать сложные финансовые явления, прогнозировать рыночные изменения и оптимизировать инвестиционные стратегии. К основным направлениям и результатам использования алгоритмов машинного обучения в экономике и финансах можно отнести:

1. Прогнозирование финансовых временных рядов.

Одним из ключевых направлений применения методов машинного обучения в финансах является прогнозирование временных рядов, включая

цены акций, валютные курсы и процентные ставки. Алгоритмы машинного обучения, такие как рекуррентные нейронные сети (RNN) и сверточные нейронные сети (CNN), позволяют анализировать множество факторов, в том числе исторические данные, новостные события и социальные медиа, для более точных прогнозов [Sezer, Ozbayoglu, 2018]. Например, модели RNN могут улавливать зависимости в последовательных данных и использовать их для прогнозирования будущих цен акций [Selvin S. et al., 2017].

## 2. Кредитный скоринг.

Банки и финансовые институты успешно применяют алгоритмы машинного обучения для оценки кредитоспособности клиентов и управления рисками. Модели машинного обучения, такие как градиентный бустинг и случайный лес, могут анализировать большие объемы данных и идентифицировать клиентов с высоким риском банкротства [Карминский, Бурехин, 2019; Liu, Fan, Xia, 2022].

## 3. Оптимизация портфеля.

Оптимизация портфеля является одной из ключевых задач для инвесторов. Алгоритмы машинного обучения позволяют определять оптимальное сочетание активов, учитывая разные факторы, включая ожидаемую доходность и риск, с учетом установленных ограничений. Эти методы позволяют создавать более эффективные инвестиционные стратегии [Chen, et al., 2021].

## 4. Анализ текстовых данных.

Анализ текстовых данных с использованием алгоритмов обработки естественного языка (NLP) стал важным инструментом в бухгалтерском учете, аудите и финансовом анализе. Модели данного класса позволяют анализировать новостные статьи, финансовые отчеты и социальные медиа для выявления трендов и настроений на рынке [Fisher, et al., 2016].

## 5. Прогнозирование макроэкономических показателей

Машинное обучение также нашло применение в прогнозировании экономических показателей, таких как ВВП, инфляция и безработица. Моделирование и прогнозирование экономических явлений на основе анализа больших объемов макроэкономических данных используется при решении прикладных задач для государственных органов и различных финансовых институтов [Coulombe, et al., 2021].

В общем виде машинное обучение предполагает поступление в систему данных, применение запрограммированных алгоритмов для их обработки, в результате чего происходит обучение модели, которая затем используется для прогнозирования значений в пределах допустимых диапазонов. При поступлении новых данных модель обучается и учитывает новые зависимости, тем самым повышая точность прогноза и улучшая универсальность применения.

В настоящем исследовании рассматривались отдельные алгоритмы машинного обучения, которые можно разделить на две группы: обучение с учителем (supervised learning), обучение без учителя (unsupervised learning).

#### *Обучение с учителем*

Обучение с учителем предполагает использование размеченных тренировочных данных для построения модели и ее применение для предсказания на неизвестных новых данных. Основным свойством размеченных данных является заранее известные их входные и выходные значения. При этом оператор знает правильное решение для входных параметров, в то время как алгоритм выявляет внутренние природные зависимости в данных, учится на размеченных данных и делает прогнозы. После чего если результаты полученных прогнозов не удовлетворяют требованиям оператора, то последний вносит корректировки в особенности работы алгоритма и заново обучает модель. Такой итерационный процесс продолжается до тех пор, пока в результате тестирования модели оператор не получит высокие оценки метрик качества.

В зависимости от разновидности задач все алгоритмы обучения с учителем можно разделить на две группы: алгоритмы для решения задачи регрессии и алгоритмы для решения задачи классификации. Первая группа алгоритмов применяется для предсказания вещественной переменной, вторая – для предсказания дискретного ответа, в соответствии с которым определяется, к какому классу или категории принадлежит объект. Следовательно, описанные в первой главе МПБ относятся к группе алгоритмов машинного обучения с учителем для решения задачи классификации, так как в зависимости от значения сводного коэффициента банкротства для конкретной организации назначается один из двух классов (для большинства моделей) – область финансовой несостоятельности или область финансовой устойчивости.

Существует несколько видов классификации:

1. Бинарная классификация. В этом виде классификации модель разделяет данные на два класса.

2. Многоклассовая классификация. Модель разделяет данные на более чем два класса. Каждое наблюдение может быть отнесено к одному из нескольких классов.

Рассмотрим одну из популярных моделей бинарной классификации – логистическую регрессию.

Логистическая регрессия – это алгоритм, который используется для бинарной классификации и предсказывает вероятность принадлежности наблюдения к одному из двух классов. В своей основе модель содержит сигмоидную функцию, в которую передается линейный классификатор. Этот метод позволяет не только делать предсказания классов, но и оценивать уверенность модели (вероятность) в этих предсказаниях. Общий вид модели может быть представлен в виде следующей формулы:

$$y = \text{sigmoid}(z) = \frac{1}{(1 + e^{-z})}, \quad (15)$$

$$z = w_0 + w_1 * x_k + \dots + w_k * x_k, \quad (16)$$

где  $y$  – вероятность принадлежности наблюдения к целевому классу,  $z$  – линейный классификатор,  $x_1, \dots, x_L$  – независимые переменные (признаки),  $w_0, \dots, w_k$  – коэффициенты модели, которые настраиваются в процессе обучения.

Для определения лучшей модели логистической регрессии необходимо решить задачу поиска минимума функции потерь – кросс-энтропии:

$$\text{logloss} = -\frac{1}{N} * \sum_{i=1}^N (y_i * \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) * \log(1 - \hat{y}_i)), \quad (17)$$

где  $N$  – количество наблюдений,  $y_i$  – фактическое значение целевой переменной для  $i$ -го наблюдения,  $\hat{y}_i$  – предсказанное значение целевой переменной для  $i$ -го наблюдения.

Рассмотрим иные подходы в решении задачи классификации, отличные от линейных моделей.

Ансамблиевые модели (ансамбли) – это методы машинного обучения с учителем, которые объединяют несколько базовых моделей вместе для улучшения обобщающей способности и повышения качества прогнозов. Ансамбли используют множество моделей, чтобы улучшить качество прогнозов, стабильность и обобщающую способность. Ансамбли применяются как в задачах классификации, так и в задачах регрессии.

Рассмотрим подробнее ансамблиевые модели на примере алгоритма «случайный лес» (Random Forest), который основан на создании композиции из большого количества решающих деревьев.

К основным особенностям рассматриваемого метода можно отнести:

1. «Случайный лес» объединяет слабые базовые алгоритмы, которые сами по себе могут быть не очень точными, так как они склонны к переобучению и сильно зависят от выборки. При этом при построении случайного леса каждое дерево строится независимо, что создает разброс в предсказаниях и, как следствие, усиливает качество предсказания и

обобщающую способность при усреднении прогнозов всех деревьев в композиции.

2. «Случайный лес» работает как черный ящик, не предоставляя интерпретируемых объяснений о том, как именно устроены данные и какие зависимости он обнаружил. Исследователи при использовании данного алгоритма оперируют в основном точностью прогнозирования данных моделей.

3. «Случайный лес» решает как задачу регрессии, при решении которой строятся регрессионные деревья решений для предсказания непрерывной целевой переменной, так и задачу классификации, предполагающую построение классификационных деревьев решений для предсказания дискретной целевой переменной.

При построении моделей обучения с учителем существует высокий риск столкнуться с проблемой переобучения – на тренировочной выборке модель показывает высокие оценки показателей качества, при этом на тестовой – низкие. Причиной переобучения модели является стремление оператора наладить модель таким образом, чтобы при обучении алгоритм учитывал все зависимости, среди которых могут оказаться шумовые, поэтому при использовании модели на тестовой выборке обученная модель может не увидеть реальные (природные) зависимости в данных.

Проблема переобучения также актуальна и для моделей в области экономики и финансов, так как может привести к значительным социально-экономическим последствиям при их применении на практике.

Рассмотрим связанные с переобучением сложности, с которыми сталкиваются исследователи-экономисты при разработке и использовании моделей машинного обучения:

1. Неустойчивость данных. В экономике и финансах модели часто используются для анализа и прогнозирования временных рядов, которые могут быть шумными и содержать множество аномалий вследствие

непредвиденных событий, связанных с экономическими кризисами и рецессиями, политическими решениями, естественными бедствиями, технологическими изменениями, а также изменениями в потребительском поведении, что делает их особенно подверженными переобучению.

2. Недостаточный размер обучающей выборки. Экономические и финансовые данные могут быть ограничены или недоступны. Это означает, что модели могут быть построены на ограниченной выборке, что увеличивает риск переобучения, особенно при использовании сложных алгоритмов.

3. Сложность моделей. Преследуя цель увеличить качество модели, исследователи используют чрезмерно много признаков, оказывающих влияние на зависимую переменную, чтобы получить оценки максимально приближенные к значениям из тестовой выборки, что в последующем приводит к ошибочным прогнозам при использовании новых неизвестных модели данных.

#### *Обучение без учителя*

Алгоритмы машинного обучения без учителя выявляют закономерности в данных без участия оператора. Алгоритмы самостоятельно обрабатывают большие массивы данных и делают выводы на их основе. Модель машинного обучения без учителя пытается различными способами систематизировать неструктурированные данные, упорядочивая их по какому-либо критерию или разбивая по классам. При поступлении новых данных модель заново обучается и учитывает новые закономерности, тем самым увеличивая точность решений.

Все алгоритмы обучения без учителя можно разделить на три группы, в зависимости от специфики решаемых задач: кластеризация, понижения размерности и рекомендательные системы.

В рамках настоящего исследования применялись исключительно алгоритмы кластеризации.

Алгоритмы кластеризации решают следующие задачи:

- автоматический поиск похожих объектов;

- выделение аномалий – изолированных объектов;
- более детальный анализ кластеров, который предполагает построение моделей для каждого кластера, а не общую модель для всех объектов.

К группам методов кластеризации относят:

1. Кластеризация на основе прототипов (Prototype-based methods). Методы кластеризации на основе прототипов позволяют получить строгое разбиение объектов на кластеры. При этом каждый кластер характеризуется базовым элементом, например, метод k-средних каждому кластеру ставит в соответствие центр масс (центроид) объектов из этого кластера.

2. Иерархическая кластеризация (Hierarchical methods). Методы иерархической кластеризации позволяют получить иерархию кластеров двумя способами: с помощью агломеративных и дивизивных алгоритмов. Агломеративный алгоритм на первом шаге считает каждый объект отдельным кластером, затем на каждом шаге объединяет два наиболее близких кластера и останавливается, когда остается единственный кластер. Дивизивный алгоритм на первом шаге считает, что все объекты принадлежат одному кластеру, затем на каждом шаге разделяет один из кластеров на две части и останавливается, когда все кластеры состоят из одного объекта.

3. Плотностная кластеризация (Density-based methods). Плотностные методы кластеризации позволяют выделить кластеры произвольной формы. Кластер представляет собой область с большой плотностью объектов. Такие алгоритмы используются для выявления изолированных объектов, которые являются выбросами при проведении статистического анализа.

4. Вероятностная кластеризация (Probabilistic model-based methods). Метод кластеризации данных, основанный на применении вероятностных моделей и предположении, что данные сгенерированы с использованием вероятностных процессов. Модели данного класса стремятся найти скрытые кластеры, максимизируя правдоподобие данных.

5. Сеточная кластеризация (Grid-based methods). Метод кластеризации данных, который разбивает пространство данных на сетку ячеек и затем агрегирует исследуемые объекты, находящиеся внутри одной ячейки, в кластеры.

6. Спектральная кластеризация (Spectral-based methods). Метод кластеризации данных, основанный на анализе спектра (собственных значений и собственных векторов) матрицы сходства между точками данных. Этот метод позволяет выявлять структуры кластеров в данных, основываясь на свойствах собственных векторов матрицы сходства.

В рамках данной работы для выделения типовых финансовых моделей использовался метод k-средних.

Рассмотрим особенности работы алгоритма кластеризации k-средних.

*Постановка задачи*

- пусть дано множество объектов  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}$ ,
- каждый объект  $x_i$  имеет свой набор характеристик (в случае с балансовыми МПБ – значения финансовых показателей бухгалтерской отчетности):  $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{im}\}$ ;
- для определения меры схожести объектов  $x_i$  и  $x'_i$  использовалось расстояние Евклида, рассчитываемое по формуле:

$$L(x_i, x'_i) = \sqrt{\sum_{j=1}^m (x_{ij} - x'_{ij})^2}, \quad (18)$$

- каждый кластер характеризуется базовым элементом:  $C_k \leftrightarrow$  центроид  $\mu_k$ . Формула расчета центроида:

$$\mu_k = \frac{\sum_{x_i \in C_k} x_i}{|C_k|}, \quad (19)$$

где  $C_k$  – k-й кластер;  $x_i$  – i-й объект, принадлежащий k-му кластеру;  $\mu_k$  – центроид k-го кластера;

– объект  $x_i$  принадлежит кластеру  $C_k$  тогда и только тогда, когда расстояние от центра этого кластера до рассматриваемого объекта  $L(\mu_k, x_i)$  наименьшее среди всех расстояний между объектом  $x_i$  и центроидами всех кластеров;

– проводить кластеризацию объектов будем таким образом, чтобы минимизировать функцию  $L(C)$ :

$$L(C) = \sum_{j=1}^k \sum_{x_i \in C_j} \|x_i - \mu_j\|^2 \quad (20)$$

*Последовательность работы алгоритма*

Пусть на вход системы подаются объекты  $X$  и количество кластеров  $k$ . После чего последовательно выполняются действия:

1. Инициализация центроидов:  $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_k$ .
2. Обновление кластеров: объекты присваиваются к ближайшему центроиду.
3. Обновление центроидов: пересчет положения центроидов по формуле:

$$\mu_j = \frac{\sum_{x_i \in C_j} x_i}{|C_j|} \quad (21)$$

Действия 2 и 3 продолжаются до тех пор, пока не сработает правило остановки или центроиды не останутся на одном и том же месте.

Для определения количества кластеров использовался метод «локтя» (elbow method), применение которого предполагает вычисление значения критерия для разных  $k$ :

$$L^{(k)}(C) = \sum_{j=1}^k \sum_{x_i \in C_j} \|x_i - \mu_j\|^2 \quad (22)$$

Перед запуском алгоритма  $k$ -средних необходимо осуществить процедуру стандартизации данных: центрирование и нормирование.

Далее рассмотрим частные случаи применения описанных выше алгоритмов машинного обучения для решения задач в области оценки финансовой несостоятельности, включая прогнозирование банкротства.

Так, в зарубежных и отечественных исследованиях, посвященных разработке балансовых МПБ, для решения данного класса задач применяются алгоритмы классификации, включая линейные и ансамблиевые модели (см. главу 1). Особенностью данных моделей является использование заранее размеченных данных – ученым изначально известна принадлежность каждой организации из выборки к одной из двух групп – финансовой несостоятельности или финансовой стабильности.

Стоит отметить, тестирование прогностической способности современных отечественных линейных моделей показало низкие оценки авторской метрики качества (см. параграф 1.3). Полученные результаты свидетельствует об актуальности проблемы переобучения для данных моделей, поскольку на тренировочной и тестовой выборке точность классификации оказалась высокой, но при использовании новых данных, сформированных в рамках настоящего исследования, выявлена низкая предиктивная способность МПБ. Отмеченные в настоящем параграфе общие причины переобучения модели также применимы и для отечественных линейных МПБ:

1. Нестационарные временные ряды со значениями отдельных финансовых коэффициентов, рассмотренных для 6 ВЭД за 2012-2020 годы в параграфе 2.2;

2. Недостаточный размер обучающей выборки, связанный с использованием специализированных САС, на импорт данных из которых установлены лимиты, регламентируемые условиями пользовательского соглашения (см. параграф 1.2);

3. Сложность отдельных моделей, включающих множество разнообразных финансовых показателей, используемых в качестве

объясняющих переменных. Применение большого количества признаков улучшает точность прогноза модели на тренировочных данных. Это связано с тем, что модель стремится учесть все зависимости, включая ложные, что в последствии приводит к ошибочным прогнозам при использовании новых данных. Кроме того, в некоторых моделях в качестве независимых переменных используются логарифмы от финансовых показателей, значения которых для большинства финансово несостоятельных организаций являются отрицательными (см. параграф 1.2).

Также в некоторых научных работах доказывается существование нелинейной зависимости сводного коэффициента банкротства от отдельных финансовых показателей и обосновывается использование ансамблиевых алгоритмов для создания авторских МПБ. Несмотря на более высокую прогностическую способность данного класса моделей, для них свойственны те же проблемы переобучения, что и для линейных моделей. Кроме того, модели данного класса представляют собой набор решающих деревьев, оценки которых усредняются для получения итоговой оценки модели, что, в свою очередь, делает невозможным применение МПБ другими заинтересованными лицами, для которых модель воспринимается как черный ящик, не предоставляющий интерпретируемых объяснений об устройстве данных и связях между ними.

Еще одной особенностью и линейных, и ансамблиевых балансовых МПБ является использование в качестве объясняющих переменных отдельных производных от бухгалтерской отчетности финансовых коэффициентов, что приводит к ряду ограничений. Во-первых, коэффициентный анализ, как метод финансового анализа бухгалтерской отчетности, предполагает работу с отдельными элементами бухгалтерской отчетности, что не позволяет комплексно оценить финансовое положение организации. Во-вторых, назначение алгоритмов классификации не предполагает выделение типовых финансовых моделей в виде усредненной бухгалтерской отчетности, так как

решение последней задачи обеспечивается за счет применения алгоритмов кластеризации.

Учитывая выявленные недостатки МПБ, разработанные с помощью алгоритмов классификации, в настоящем исследовании предлагается рассмотреть принципиально иной подход к оценке финансовой несостоятельности, основанный на предположении о существовании нескольких типовых финансовых моделей для каждой отрасли и выявлении такой типовой финансовой модели, которая свойственна большинству финансово несостоятельных организаций. Из постановки задачи следует, что выбираемый метод машинного обучения должен включать в себя следующую последовательность действий:

1. Поиск схожих объектов для их объединения в кластеры и присвоение кластеру базового элемента – типовой финансовой отчетности.

2. Распределение всех финансово несостоятельных организаций по кластерам на основе максимальной схожести с типовыми финансовыми моделями, определенными в п. 1.

3. Если в п. 2 выявлены кластеры, в которых с высокой частотой встречаются финансово несостоятельные организации, то считаем, что принадлежность любой другой исследуемой организации к данному кластеру свидетельствует о высоком уровне угрозы ее финансовой несостоятельности.

Реализация перечисленных действий осуществима с использованием алгоритма кластеризации  $k$ -средних и расстояния Евклида для определения меры схожести объектов. В результате кластеризации базовым элементом кластера будет являться центроид [Ковалев и др., 2022].

Предложенный подход позволяет в качестве переменных использовать удельные значения разделов бухгалтерского баланса, который также называют финансовой моделью организации. Тогда центроид отдельно взятого кластера представляет собой  $n$ -мерную оценку типовой финансовой модели. В настоящем исследовании представлены типовые финансовые

модели с использованием 5 мер, отражающих разделы бухгалтерского баланса: оборотные и внеоборотные активы, собственный капитал, долгосрочные и краткосрочные обязательства. Также важно отметить, что одним из преимуществ метода кластеризации  $k$ -средних является его масштабируемость. Это означает, что в перспективе количество мер можно увеличить, детализировав разделы бухгалтерского баланса до отдельных статей (показателей).

Еще одним преимуществом алгоритма  $k$ -средних с заранее выделенными центроидами (типовыми финансовыми моделями) является простота его использования, так как стороннему заинтересованному пользователю для определения принадлежности исследуемой организации к одному из кластеров потребуется представить  $n$ -мерную оценку финансовой модели организации и рассчитать расстояние от финансовой модели организации до каждой типовой финансовой модели. Типовая финансовая модель, для которой получено минимальное расстояние от  $n$ -мерной оценки финансовой модели организации, позволит определить номер кластера.

Проблема отсутствия стационарности временных рядов финансовых показателей также может быть решена на основе анализа изменения координат сопоставимых центроидов. В случае несущественного отклонения центроиды можно использовать для дальнейшего анализа, включая оценку финансовой несостоятельности. Для существенных отклонений требуется выявление и систематизация экономических и иных факторов, влияющих на подобного рода сдвиги. Последняя задача не рассматривается в рамках диссертационного исследования.

### Выводы по главе

Систематизированы и описаны особенности открытых государственных данных (источников данных), а также связанных с ними кодов статистики. Также для источников данных и статистических кодов разработана двухуровневая схема группировки.

Для объединения данных из разных источников в целях формирования консолидированной базы данных предложены механизмы их сопряжения: по идентификационным кодам; разработанным Министерством экономического развития Российской Федерации ключам сопряжения; сопоставимым кодам из разных классификаторов. Формирование срезов данных из консолидированной базы данных позволили решить ряд комплексных прикладных задач, включая формирование типовых финансовых моделей.

По результатам проведенного сравнительного анализа ВЭД по возрастному распределению организаций и медианным значениям отдельных финансовых коэффициентов за 2020 год подтверждена необходимость отраслевой сегментации организаций в целях оценки финансовой несостоятельности. Кроме того, анализ динамики медианных значений финансовых коэффициентов, используемых в качестве предикторов МПБ, за 2012-2020 годы подтвердил неоднородность полученных оценок, что доказывает отсутствие временной устойчивости МПБ, в основе которых лежат финансовые коэффициенты, подверженные высокому уровню колебаний в течение анализируемого временного интервала.

Обосновано использование алгоритма кластеризации  $k$ -средних для формирования типовых финансовых моделей, являющихся центроидами выделенных кластеров. В свою очередь, каждый центроид представляет собой  $n$ -мерную оценку типовой финансовой модели. Учитывая преимущество алгоритма  $k$ -средних в его масштабируемости, размерность (количество признаков) оценок можно увеличить до уровня детальных статей бухгалтерского баланса.

### **ГЛАВА 3. РАЗРАБОТКА ТИПОВЫХ ФИНАНСОВЫХ МОДЕЛЕЙ И ИХ ПРИМЕНЕНИЕ В ЦЕЛЯХ ОЦЕНКИ ФИНАНСОВОЙ НЕСОСТОЯТЕЛЬНОСТИ И ЗА ЕЕ ПРЕДЕЛАМИ**

#### **3.1 Формирование типовых финансовых моделей на основе использования алгоритмов кластеризации**

Выявленные ограничения коэффициентного анализа, как метода анализа бухгалтерской отчетности, основанного на использовании отдельных ее фрагментов; различие в наборах объясняющих переменных, представленных в виде финансовых коэффициентов, в рассмотренных МПБ; ограниченный размер выборки, по которой разрабатывались МПБ; высокий уровень колебаний отраслевых медианных значений финансовых коэффициентов, объясняющий временную неустойчивость МПБ – это ключевые факторы, оказавшие негативное влияние на прогностическую способность существующих балансовых МПБ, разработанных на основе алгоритмов машинного обучения с учителем для решения задачи классификации. Для преодоления выявленных проблем предлагается сформировать типовые финансовые модели в разрезе ВЭД с применением алгоритма кластеризации k-средних, позволяющего для каждого кластера определить центроид (типовую финансовую модель), координаты которого отражают n-мерную усредненную оценку бухгалтерского баланса. Для определения временной устойчивости типовой финансовой модели осуществлена оценка уровня изменения значений ее показателей за несколько периодов.

В рамках формирования типовых финансовых моделей реализованы следующие этапы:

1. Сбор и обработка исходных данных, представленных в виде большого массива данных бухгалтерской отчетности.

2. Кластеризация организаций по данным бухгалтерского баланса. Определение координат центроидов и интервальных значений удельных показателей бухгалтерского баланса по всем выделенным кластерам в разрезе ВЭД.

3. Определение устойчивых во времени типовых финансовых моделей в разрезе ВЭД.

### *Этап 1. Сбор и обработка исходных данных*

В качестве исходных данных рассматривался представленный на официальном сайте Росстата массив с бухгалтерской отчетностью российских организаций за 2018 год в виде csv-файла<sup>45</sup> (см. рис. 3). Размер исходной выборки превышает 2 миллиона организаций.

В качестве идентификационного признака организации использовался ИНН, отраслевой принадлежности – первые 4 цифры кода ОВД из ОКВЭД (см. рисунок 2).

Для автоматизированной обработки большого массива данных бухгалтерской отчетности применялись коды статей, установленные органами статистики в виде пятиразрядных числовых значений, которые соотносятся с наименованиями статей отчетности<sup>46</sup>. Ниже представлен формат кода:

*ФРССП,*

где *Ф* – номер формы отчетности, *Р* – номер раздела отчетности, *СС* – номер статьи раздела отчетности, *П* – отчетный период (3 – текущий период, 4 – предыдущий период).

Процесс обработки данных можно представить в виде пяти последовательных этапов:

<sup>45</sup> Бухгалтерская (финансовая) отчетность предприятий и организаций за 2018 год. URL: <https://rosstat.gov.ru/opendata/7708234640-7708234640bdb002018>

<sup>46</sup> Приказ Минфина России от 02.07.2010 N 66н (ред. от 19.04.2019) "О формах бухгалтерской отчетности организаций" (Зарегистрировано в Минюсте России 02.08.2010 N 18023) (с изм. и доп., вступ. в силу с отчетности за 2020 год). URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_103394/b990bf4a13bd23fda86e0bba50c462a174c0d123/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_103394/b990bf4a13bd23fda86e0bba50c462a174c0d123/)

1. Отбор массива данных бухгалтерской отчетности организаций из исходной выборки по критериям: сумма активов (ВБ) равна сумме пассивов (ВБ); внеоборотные активы (ВНА), оборотные активы (ОА), собственные капитал (СК), долгосрочные обязательства (ДО) и краткосрочные обязательства (КО) – не меньше нуля. Количество наблюдений сократилась до 1,2 миллионов.

2. Отбор активных организаций по критерию – выручка (В) и валюта баланса (ВБ) больше нуля. Массив данных бухгалтерской отчетности организаций сократился до 1,1 миллионов.

3. Разделение сформированного в п. 2 совокупного множества организаций на отраслевые подмножества. Получены 625 отраслевых наборов с бухгалтерской отчетностью организаций.

4. Определение статистически обоснованного размера выборки и исключение из дальнейшего анализа отраслевых наборов, не удовлетворяющих рассчитанному критерию. В результате получены 244 отраслевых наборов бухгалтерской отчетности, совокупное количество которых составило 800 тысяч.

5. Расчет 5-мерной оценки финансовой модели каждой организации из сформированных отраслевых наборов в виде системы удельных значений разделов бухгалтерского баланса в валюте баланса:

- $\text{ВНА} / \text{ВБ}$  – отношение внеоборотных активов к совокупным активам;
- $\text{ОА} / \text{ВБ}$  – отношение оборотных активов к совокупным активам;
- $\text{КО} / \text{ВБ}$  – отношение краткосрочных обязательств к совокупным пассивам;
- $\text{ДО} / \text{ВБ}$  – отношение долгосрочных обязательств к совокупным пассивам;
- $\text{СК} / \text{ВБ}$  – отношение собственного капитала к совокупным пассивам.

*Этап 2. Кластеризация организаций по данным бухгалтерского баланса*

На примере ВЭД «Рыболовство морское» (ОКВЭД 03.11) с помощью диаграммы рассеяние рассмотрим распределение организаций относительно подготовленных оценок отдельных показателей бухгалтерского баланса: ОА / ВБ и КО / ВБ (рис. 11а); ОА / ВБ и СК / ВБ (рис. 11б); КО / ВБ и СК / ВБ (рис. 11в). Синими маркерами обозначены исследуемые организации, красными – средние оценки удельных показателей бухгалтерского баланса до кластеризации.

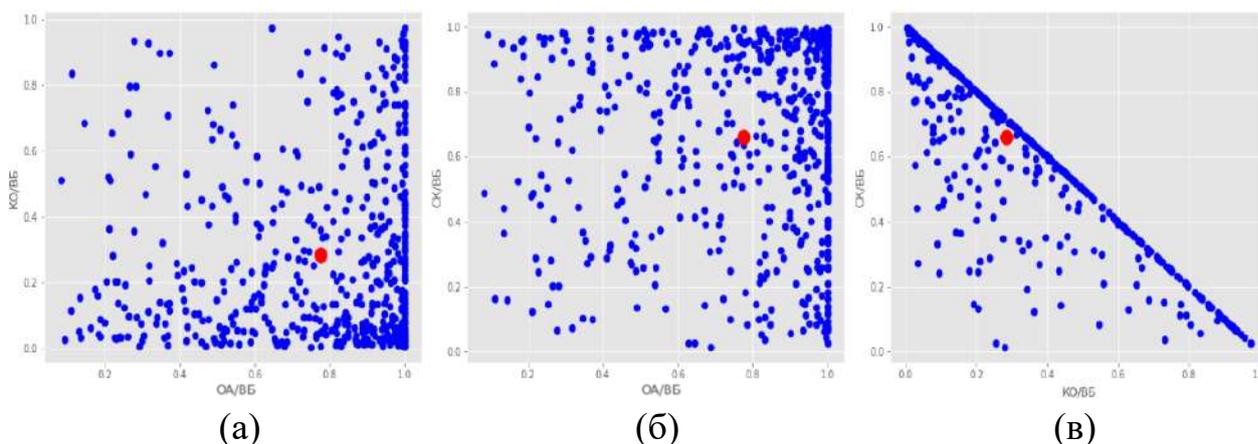


Рисунок 11 – Диаграмма рассеяния организаций на примере «Рыболовство морское» (ОКВЭД 03.11) в системе координат: а) ОА/ВБ и КО/ВБ; б) ОА/ВБ и СК/ВБ; в) КО/ВБ и СК/ВБ [Составлено автором]

На основании анализа представленного изображения установлено, что данные характеризуются значительной неоднородностью. Вследствие этого применение средних оценок для решения прикладных задач нецелесообразно, так как они не несут достаточной ценности.

Применим алгоритм кластеризации  $k$ -средних для разделения организаций на группы таким образом, чтобы элементы внутри группы были похожи, а элементы из разных групп отличались. При этом координаты центроида отдельно взятого кластера будут отражать средние оценки показателей типовой финансовой модели, а максимальное расстояние между элементами данного кластера – допустимые интервалы, в пределах которых могут изменяться оценки показателей типовой финансовой модели.

Перед применением описанного выше алгоритма данные были стандартизированы: центрированы и нормированы.

В ходе исследования выдвинуты и протестированы две гипотезы:

1. Центроиды кластеров, сформированных на основе показателей, отражающих масштаб деятельности, а именно выручки и валюты баланса, определяют значения показателей типовых финансовых моделей.

2. На выделение кластеров по конкретному ВЭД влияют исключительно удельные значения разделов бухгалтерского баланса, а не масштаб деятельности.

Гипотеза 1. Предположим, что в результате кластеризации организаций по масштабу деятельности, центроиды кластеров будут отражать типовые финансовые модели.

На рисунке 12 представлен результат кластеризации организаций с ОВД «Рыболовство морское» (ОКВЭД 03.11) по значениям выручки и валюты баланса. Зелеными маркерами обозначены малые организации, фиолетовыми – средние организации, желтыми – крупные организации, красными – центроиды перечисленных кластеров.

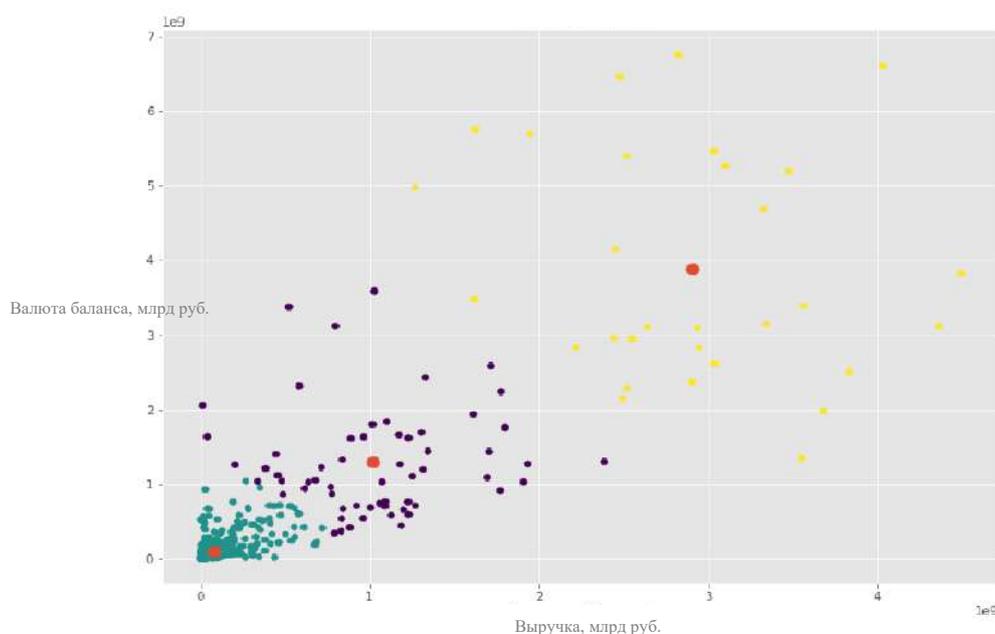


Рисунок 12 – Кластеризация организаций с ОВД «Рыболовство морское» (ОКВЭД 03.11) по масштабу [Составлено автором]

Применим к организациям полученные цветовые метки, отражающие принадлежность к тому или иному кластеру, и рассмотрим распределение данных в системе удельных значений разделов бухгалтерского баланса (рис. 13).

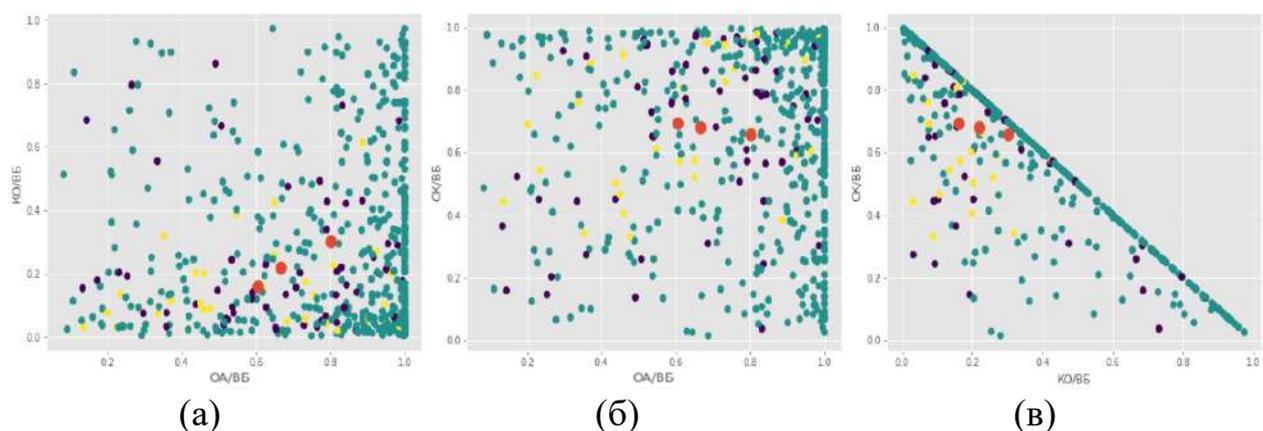


Рисунок 13 – Диаграмма рассеяния организаций после кластеризации по масштабу деятельности на примере ВЭД «Рыболовство морское» (ОКВЭД 03.11) в системе координат: а) ОА/ВБ и КО/ВБ; б) ОА/ВБ и СК/ВБ; в) КО/ВБ и СК/ВБ [Составлено автором]

Проанализировав рисунок 13, можно заметить, что организации, принадлежащие разным кластерам, отражающим масштаб деятельности, перемешаны в системе показателей разделов бухгалтерского баланса, вследствие чего не представляется возможным формирование разных типовых финансовых моделей, значения показателей которых явно отличались бы друг от друга в зависимости от масштаба деятельности. Следовательно, деление организаций по масштабу деятельности не влияет на формирование системы отличающихся типовых финансовых моделей в разрезе ВЭД.

Гипотеза 2. Разделим все организации (без сегментации по масштабу) с ОВД «Рыболовство морское» (ОКВЭД 03.11) на кластеры по удельным значениям разделов бухгалтерского баланса. Полученные результаты представлены на рисунке 14.

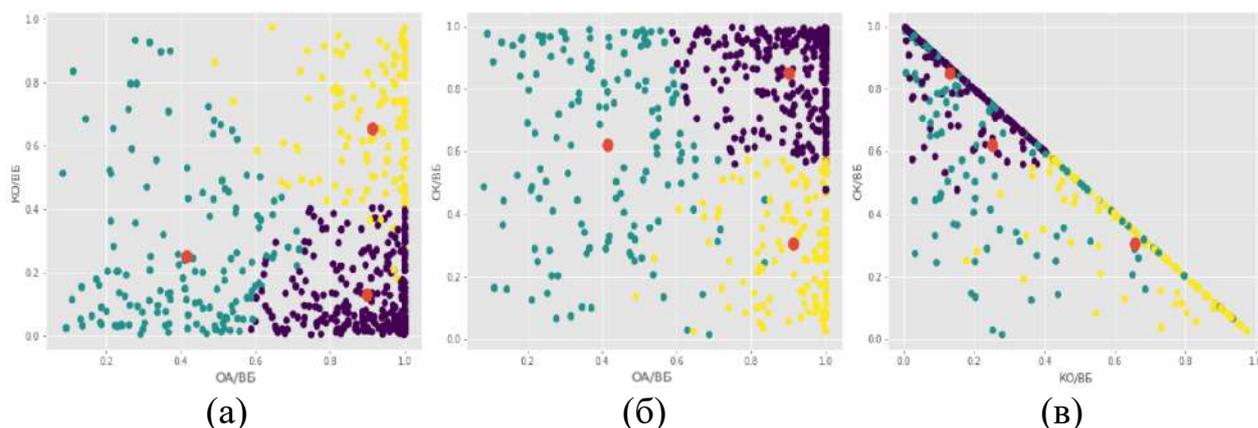


Рисунок 14 – Диаграмма рассеяния организаций после кластеризации по удельным значениям разделов бухгалтерского баланса на примере ВЭД «Рыболовство морское» (ОКВЭД 03.11) в системе координат: а) ОА/ВБ и КО/ВБ; б) ОА/ВБ и СК/ВБ; в) КО/ВБ и СК/ВБ [Составлено автором]

После применения алгоритма кластеризации *k*-средних получены 3 кластера, для каждого из которых определен центроид. Координаты центроидов выделенных кластеров предлагается использовать в качестве примерных оценок типовых финансовых моделей, максимальные расстояния между объектами одного кластера – в качестве интервалов, отражающих допустимое изменение значений показателей типовой финансовой модели. В таблице 6 представлены результаты кластеризации для ВЭД «Рыболовство морское» (ОКВЭД 03.11).

Таблица 6 – Значения показателей типовых финансовых моделей для ВЭД «Рыболовство морское» (ОКВЭД 03.11) [Составлено автором]

Группа показателей	Показатель	Название кластера		
		Кластер 0	Кластер 1	Кластер 2
Средние значения	<i>ВНА/ВБ</i>	58%	10%	9%
	<i>ОА/ВБ</i>	42%	90%	91%
	<i>СК/ВБ</i>	62%	85%	30%
	<i>ДО/ВБ</i>	13%	2%	4%
	<i>КО/ВБ</i>	25%	13%	66%

Продолжение таблицы 6

Группа показателей	Показатель	Название кластера		
		Кластер 0	Кластер 1	Кластер 2
Интервальные значения	ВНА/ВБ	29-88%	0-37%	0-35%
	ОА/ВБ	12-71%	63-100%	65-100%
	СК/ВБ	9-98%	59-100%	4-57%
	ДО/ВБ	0-66%	0-20%	0-36%
	КО/ВБ	1-86%	1-39%	34-95%
Доля организаций		<b>27%</b>	<b>50%</b>	<b>23%</b>

На основе полученных результатов можно выделить следующие характеристики для каждого кластера в рамках рассматриваемого ВЭД «Рыболовство морское» (ОКВЭД 03.11):

– кластер 0 (зеленые маркеры) – включает организации, у которых доля внеоборотных активов (58%) незначительно превышает долю оборотных активов (42%) в валюте баланса, при этом основным источником финансирования активов является собственный капитал (62%), затем – краткосрочные и долгосрочные обязательства – 25% и 13% соответственно. Доля организаций с данной типовой финансовой моделью составляет 27%;

– кластер 1 (фиолетовые маркеры) – включает организации, у которых основную долю имущества составляют оборотные активы (90%), при этом основным источником финансирования активов является собственный капитал (85%). Доля организаций с данной типовой финансовой моделью, составляет 50%;

– кластер 2 (желтые маркеры) – включает организации, у которых основную долю имущества составляют оборотные активы (91%), при этом основным источником финансирования активов являются краткосрочные обязательства (66%), затем – собственный капитал и долгосрочные обязательства – 30% и 4% соответственно. Доля организаций с данной типовой финансовой моделью составляет 23%.

*Этап 3. Определение устойчивых во времени типовых финансовых моделей*

Среди всех выделенных типовых финансовых моделей в разрезе ВЭД необходимо определить те модели, значения показателей которых несущественно изменялись в течение нескольких лет. Такой класс моделей далее будем использовать в целях оценки финансовой несостоятельности организаций и за ее пределами. Для оценки степени изменения значений показателей отдельно взятой типовой финансовой модели за разные периоды использовался коэффициент вариации.

Так, с учетом построенных кластеров по данным бухгалтерского баланса за 2018 год сформированы по такому же алгоритму кластеры по данным за 2016 и 2017 годы в разрезе ВЭД. Для определения сопоставимых кластеров за разные периоды автоматизирован поиск минимальных расстояний между соответствующими центроидами, что позволило сформировать тройки схожих объектов одного и того же кластера за разные годы, где каждый объект представляет собой центростид конкретного кластера в конкретном году. Для каждой такой совокупности объектов рассчитаны средние значения их координат, отражающие удельные значения разделов бухгалтерского баланса в совокупных активах и пассивах. На рисунке 15 представлены 4 графика рассеяния центроидов выделенных кластеров за 2016-2018 годы для ВЭД «Рыболовство морское» (ОКВЭД 03.11) по следующим парам показателей: ОА/ВБ и КО/ВБ, ОА/ВБ и СК/ВБ, КО/ВБ и СК/ВБ, ДО/ВБ и ВНА/ВБ. Форма маркера на графиках определяет порядковый номер кластера: круг – кластер 0, ромб – кластер 1, треугольник – кластер 2. Цвет маркера определяет период, которому соответствует центростид: красный – 2016 год, синий – 2017 год, зеленый – 2018 год. Тогда примером тройки схожих объектов являются центроиды кластера 1 за 2016-2018 годы (на графике представлены в виде ромбов трех цветов).

Как видно из рисунка 15, для каждой тройки центроидов можно рассчитать средние удельные значения разделов бухгалтерского баланса для организаций в секторе морского рыболовства: для кластера 0 – внеоборотные и оборотные активы в составе совокупных активов составляют 66% и 34% соответственно, собственный капитал, долгосрочные и краткосрочные обязательства в совокупных пассивах – 59%, 17% и 24% соответственно; для кластера 1 – доля внеоборотных и оборотных активов в составе совокупных активов – 14% и 86% соответственно, доля собственного капитала, долгосрочных и краткосрочных обязательств в составе совокупных пассивов – 86%, 2% и 12% соответственно; для кластера 2 – доля внеоборотных и оборотных активов в составе совокупных активов – 12% и 88% соответственно, доля собственного капитала, долгосрочных и краткосрочных обязательств – 28%, 7% и 65% соответственно.

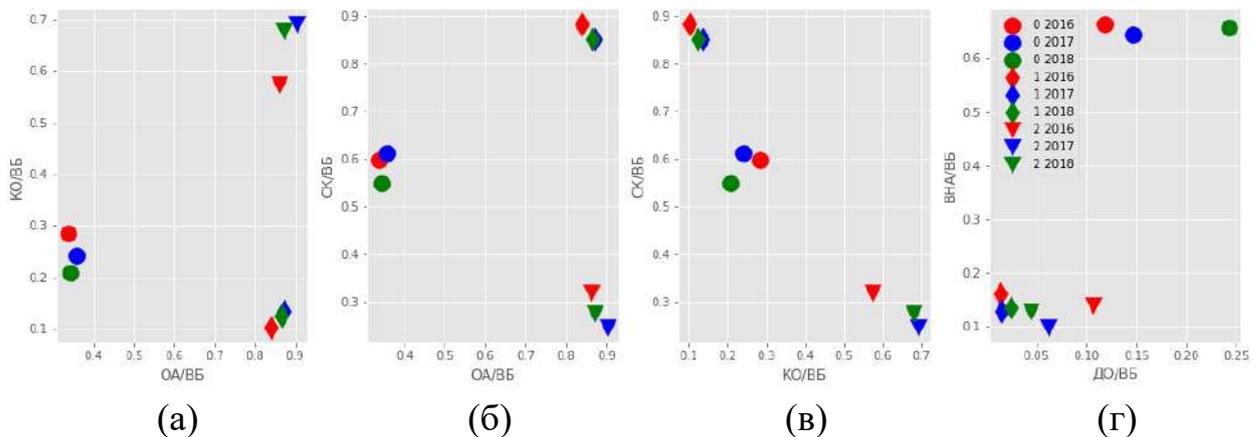


Рисунок 15 – Результаты кластеризации бухгалтерских балансов за 2016-2018 годы организаций с ОВД «Рыболовство морское» (ОКВЭД 03.11) в системе координат: а) ОА/ВБ и КО/ВБ; б) ОА/ВБ и СК/ВБ; в) КО/ВБ и СК/ВБ; г) ДО/ВБ и ВНА/ВБ [Составлено автором]

В таблице 7 представлены полученные результаты расчета средних оценок показателей типовых финансовых моделей по данным бухгалтерской отчетности за 2016-2018 годы по 13 ВЭД.

Таблица 7 – Средние оценки показателей типовых финансовых моделей в разрезе ВЭД и кластеров по данным бухгалтерской отчетности за 2016-2018 годы [Составлено автором]

ОКВЭД	№ кластера	ВНА/ВБ	ОА/ВБ	СК/ВБ	ДО/ВБ	КО/ВБ
02.20 – Лесозаготовки	0	10%	90%	79%	2%	19%
	1	8%	92%	18%	3%	79%
	2	63%	37%	47%	13%	40%
03.11 – Рыболовство морское	0	66%	34%	59%	17%	24%
	1	14%	86%	86%	2%	12%
	2	12%	88%	28%	7%	65%
10.20 – Переработка и консервирование рыбы, ракообразных и моллюсков	0	8%	92%	17%	2%	81%
	1	20%	80%	22%	51%	27%
	2	61%	39%	58%	5%	37%
	3	10%	90%	78%	1%	20%
11.07 – Производство безалкогольных напитков; производство минеральных вод и прочих питьевых вод в бутылках	0	12%	88%	18%	4%	78%
	1	43%	57%	16%	60%	25%
	2	65%	35%	59%	6%	35%
	3	11%	89%	78%	2%	20%
22.21 – Производство пластмассовых плит, полос, труб и профилей	0	9%	91%	16%	2%	82%
	1	34%	66%	19%	52%	30%
	2	12%	88%	73%	2%	26%
	3	61%	39%	61%	5%	34%
25.11 – Производство строительных металлических конструкций, изделий и их частей	0	56%	44%	45%	11%	44%
	1	5%	95%	15%	3%	82%
	2	6%	94%	74%	2%	24%
25.12 – Производство металлических дверей и окон	0	4%	96%	20%	2%	78%
	1	66%	34%	47%	9%	44%
	2	6%	94%	74%	7%	19%
33.15 – Ремонт и техническое обслуживание судов и лодок	0	64%	36%	67%	2%	31%
	1	3%	97%	18%	0%	81%
	2	2%	98%	81%	0%	19%
	3	8%	92%	78%	1%	21%
47.75 – Торговля розничная косметическими и товарами личной	0	3%	97%	24%	1%	75%
	1	20%	80%	26%	55%	20%
	2	3%	97%	83%	1%	16%
	3	68%	32%	60%	5%	36%
52.10 – Деятельность по складированию и хранению	0	73%	27%	67%	3%	30%
	1	54%	46%	20%	58%	22%
	2	11%	89%	81%	1%	18%
	3	11%	89%	18%	2%	80%
52.22 – Деятельность транспортная вспомогательная	0	3%	97%	24%	1%	75%
	1	46%	54%	18%	58%	24%
	2	5%	95%	83%	0%	17%
	3	64%	36%	69%	2%	29%

Продолжение таблицы 7

ОКВЭД	№ кластера	ВНА/ВБ	ОА/ВБ	СК/ВБ	ДО/ВБ	КО/ВБ
61.10 – Деятельность в области связи на базе проводных	0	8%	92%	21%	1%	78%
	1	7%	93%	80%	1%	19%
	2	43%	57%	21%	57%	23%
	3	65%	35%	67%	2%	31%
81.21 – Деятельность по общей уборке зданий	0	16%	84%	85%	0%	15%
	1	22%	78%	17%	2%	81%
	2	0%	100%	93%	0%	7%
	3	2%	98%	85%	1%	15%
	4	1%	99%	20%	0%	80%

Из сформированных и представленных в таблице 7 наборов типовых финансовых моделей в разрезе ВЭД необходимо выделить устойчивые во времени модели. В качестве критерия оценки временной устойчивости использовался коэффициент вариации, расчет которого произведен в отношении временного ряда, состоящего из значений каждого показателя типовой финансовой модели за 3 года. Если коэффициент вариации временного ряда меньше 33%, то выборка считается однородной, иначе исследуемый набор данных характеризуется высокой степенью рассеяния. При этом отдельно взятая типовая финансовая модель является устойчивой, если временные ряды значений всех показателей данной типовой финансовой модели за 3 года являются однородными. Результаты тестирования типовых финансовых моделей на их временную устойчивость представлены в таблице 8. Неустойчивые модели обозначены в таблице символом «Н», устойчивые модели – «У».

Также важно отметить, что для отдельных троек центроидов не выполняется условие однородности. Рассмотрим на примере ВЭД «Рыболовство морское» (ОКВЭД 03.11): для кластера 0 коэффициент вариации показателя, отражающего долю долгосрочных обязательств в совокупных пассивах, превышает пороговое значение 33% и составляет 37%, что говорит о высокой степени рассеяния данных и, как следствие, нецелесообразности использования соответствующей данному кластеру

усредненной за несколько периодов типовой финансовой модели в целях оценки финансовой несостоятельности организаций и за ее пределами.

Таблица 8 – Оценка временной устойчивости типовых финансовых моделей в разрезе ВЭД [Составлено автором]

ОКВЭД	№ кластера				
	0	1	2	3	4
02.20 – Лесозаготовки	Н	У	У		
03.11 – Рыболовство морское	У	У	Н		
10.20 – Переработка и консервирование рыбы, ракообразных и моллюсков	У	У	Н	Н	
11.07 – Производство безалкогольных напитков; производство минеральных вод и прочих питьевых вод в бутылках	Н	У	Н	У	
22.21 – Производство пластмассовых плит, полос, труб и профилей	У	У	У	У	
25.11 – Производство строительных металлических конструкций, изделий и их частей	У	У	Н		
25.12 – Производство металлических дверей и окон	Н	Н	Н		
33.15 – Ремонт и техническое обслуживание судов и лодок	Н	Н	У	Н	
47.75 – Торговля розничная косметическими и товарами личной	У	Н	У	Н	
52.10 – Деятельность по складированию и хранению	У	У	У	У	
52.22 – Деятельность транспортная вспомогательная	Н	У	Н	У	
61.10 – Деятельность в области связи на базе проводных	У	У	У	Н	
81.21 – Деятельность по общей уборке зданий	У	Н	Н	Н	Н

Выявленные устойчивые во времени типовые финансовые модели предлагается использовать для оценки финансовой несостоятельности организаций и за ее пределами, так как значения показателей таких моделей несущественно изменяются из года в год. В рамках настоящего исследования констатируется факт существования существенных колебаний значений показателей неустойчивых финансовых моделей, в случае использовании которых рекомендуется придерживаться крайней осмотрительности. Анализ природы существенных колебаний – объект перспективных исследований [Ковалев, Молдобаев, 2021].

Пусть на вход в систему поступает бухгалтерская отчетность конкретной организации, для которой известен ее ОВД. Рассмотрим последовательность действий для выявления устойчивой во времени типовой финансовой модели, максимально похожей на бухгалтерский баланс данной организации (далее – инструкция):

1. Поиск в справочнике с наборами типовых финансовых моделей по всем ВЭД подходящего ВЭД, равного ОВД организации (пример справочника представлен в виде таблицы 7). Если необходимый ВЭД включен в сформированный справочник, то для организации представляется возможным определить максимально похожую типовую финансовую модель.

2. Трансформация бухгалтерского баланса исследуемой организации в формат отчетности (финансовую модель организации), содержащей пять относительных показателей: ВНА/ВБ, ОА/ВБ, СК/ВБ, ДО/ВБ, КО/ВБ.

3. Определение меры схожести финансовой модели организации из п. 2 с каждой типовой финансовой моделью из п. 1 с использованием расстояния Евклида.

4. Выбор максимально похожей типовой финансовой модели из п. 3, для которой расстояние между объектами (финансовой моделью организации и выбранной типовой финансовой моделью) является минимальным.

5. Если выявленная в п. 4 типовая финансовая модель является устойчивой (см. таблицу 8), то рекомендуется ее дальнейшее использование в целях оценки финансовой несостоятельности и за ее пределами, в противном случае, последующее применение неустойчивой модели должно быть крайне осмотрительным.

### 3.2 Применение типовых финансовых моделей в целях оценки финансовой несостоятельности организаций

Учитывая разработанные наборы типовых финансовых моделей, включая устойчивые во времени, в разрезе ВЭД на следующем этапе предлагается выявить такие модели, которые характерны для большинства финансово несостоятельных организаций. Тогда в том случае, если в результате соотношения значений отдельных показателей бухгалтерской отчетности любой исследуемой организации со значениями показателей усредненной устойчивой модели финансово несостоятельных организаций подтвердится их максимальная схожесть, то будем считать, что в отношении исследуемой организации существует угроза ее финансовой несостоятельности.

В целях выявления типовых финансовых моделей, характерных для несостоятельных организаций, в отношении каждой несостоятельной организации из сформированной выборки определена ее типовая финансовая модель с использованием описанной в параграфе 3.1 инструкции. Установив для каждой несостоятельной организации свойственную ей типовую финансовую модель, которая в то же время является центроидом кластера, выполнено распределение финансово несостоятельных организаций по кластерам и рассчитана доля ( $FFI_{i,j}$ ) по формуле:

$$FFI_{i,j} = \frac{N_{i,j}}{N_j} \times 100\%, \quad (23)$$

где  $N_{i,j}$  – количество финансово несостоятельных организаций с j-м ВЭД из i-го кластера;  $N_j$  – совокупное количество финансово несостоятельных организаций с j-м ВЭД.

Полученные результаты распределения финансово несостоятельных организаций по кластерам в разрезе ВЭД с применением показателя  $FFI_{i,j}$  представлены в таблице 9. Серым цветом отражены ячейки, для которых

индекс  $FFI_{i,j}$  превышает 60%, что говорит о том, что из набора типовых финансовых моделей для  $j$ -го ВЭД  $i$ -я модель свойственна большинству финансово несостоятельных организаций. Следовательно, если бухгалтерская отчетность любой исследуемой организации с  $j$ -м ВЭД максимально схожа с типовой финансовой моделью  $i$ -го кластера из  $j$ -го ВЭД, то данная организация подвержена угрозе финансовой несостоятельности.

Таблица 9 – Относительное распределение финансово несостоятельных организаций по кластерам с использованием индекса  $FFI_{i,j}$  в разрезе ВЭД  
[Составлено автором]

ОКВЭД	№ кластера				
	0	1	2	3	4
02.20 – Лесозаготовки	0%	67%	33%		
03.11 – Рыболовство морское	33%	0%	67%		
10.20 – Переработка и консервирование рыбы, ракообразных и моллюсков	62%	17%	18%	2%	
11.07 – Производство безалкогольных напитков; производство минеральных вод и прочих питьевых вод в бутылках	0%	100%	0%	0%	
22.21 – Производство пластмассовых плит, полос, труб и профилей	70%	20%	10%	0%	
25.11 – Производство строительных металлических конструкций, изделий и их частей	9%	85%	6%		
25.12 – Производство металлических дверей и окон	86%	9%	5%		
33.15 – Ремонт и техническое обслуживание судов и лодок	0%	96%	0%	4%	
47.75 – Торговля розничная косметическими и товарами личной	70%	8%	9%	13%	
52.10 – Деятельность по складированию и хранению	9%	15%	9%	67%	
52.22 – Деятельность транспортная вспомогательная	65%	16%	9%	10%	
61.10 – Деятельность в области связи на базе проводных	100%	0%	0%	0%	
81.21 – Деятельность по общей уборке зданий	0%	38%	0%	0%	62%

Важно отметить, что не все типовые финансовые модели, соответствующие кластерам с высоким индексом  $FFI_{i,j}$ , являются устойчивыми во времени. Для выявления устойчивых моделей, которые предлагается использовать в качестве инструмента для оценки финансовой несостоятельности организаций, совместим результаты исследований, представленные в таблицах 8 и 9. Классификация типовых финансовых моделей несостоятельных организаций по временной устойчивости представлена в таблице 10. Так, зеленым цветом отражены типовые финансовые модели несостоятельных организаций, для которых выполняется критерий временной устойчивости. Следовательно, такие модели рекомендуется использовать в отношении любой исследуемой организации с ВЭД из таблицы в целях оценки ее финансовой несостоятельности. Красным цветом представлены типовые финансовые модели, которые характерны для несостоятельных организаций, но при этом данные модели не являются устойчивыми, поэтому существует риск, связанный с существенным изменением оценок показателей типовой финансовой модели в будущих периодах.

Таблица 10 – Классификация типовых финансовых моделей несостоятельных организаций по временной устойчивости [Составлено автором]

ОКВЭД	№ кластера				
	0	1	2	3	4
02.20 – Лесозаготовки	Н	У	У		
03.11 – Рыболовство морское	У	У	Н		
10.20 – Переработка и консервирование рыбы, ракообразных и моллюсков	У	У	Н	Н	
11.07 – Производство безалкогольных напитков; производство минеральных вод и прочих питьевых вод в бутылках	Н	У	Н	У	
22.21 – Производство пластмассовых плит, полос, труб и профилей	У	У	У	У	
25.11 – Производство строительных металлических конструкций, изделий и их частей	У	У	Н		

Продолжение таблицы 10

ОКВЭД	№ кластера				
	0	1	2	3	4
25.12 – Производство металлических дверей и окон	Н	Н	Н		
33.15 – Ремонт и техническое обслуживание судов и лодок	Н	Н	У	Н	
47.75 – Торговля розничная косметическими и товарами личной	У	Н	У	Н	
52.10 – Деятельность по складированию и хранению	У	У	У	У	
52.22 – Деятельность транспортная вспомогательная	Н	У	Н	У	
61.10 – Деятельность в области связи на базе проводных	У	У	У	Н	
81.21 – Деятельность по общей уборке зданий	У	Н	Н	Н	Н

Временная устойчивость типовых финансовых моделей, характерных для несостоятельных организаций, наблюдается для следующих ВЭД: «Лесозаготовки» (ОКВЭД 02.20), «Переработка и консервирование рыбы, ракообразных и моллюсков» (ОКВЭД 10.20), «Производство безалкогольных напитков; производство минеральных вод и прочих питьевых вод в бутылках» (ОКВЭД 11.07), «Производство пластмассовых плит, полос, труб и профилей» (ОКВЭД 22.21), «Производство строительных металлических конструкций, изделий и их частей» (ОКВЭД 25.11), «Торговля розничная косметическими и парфюмерными товарами» (ОКВЭД 47.75), «Деятельность по складированию и хранению» (ОКВЭД 52.10), «Деятельность в области связи на базе проводных технологий» (ОКВЭД 61.10).

Рассмотрим более детально полученные устойчивые типовые финансовые модели несостоятельных организаций, оценив значения их показателей и производных от них финансовых коэффициентов, позволяющих описать организацию с позиции ее ликвидности и финансовой устойчивости. Также выделим особенности каждой модели финансово несостоятельных

организаций в сравнении с прочими типовыми финансовыми моделями из набора, соответствующего конкретному ВЭД.

В таблице 11 представлены значения коэффициентов ликвидности и финансовой устойчивости, рассчитанные на основе показателей устойчивых во времени типовых финансовых моделей несостоятельных организаций (см. таблицы 7 и 10).

Таблица 11 – Значения показателей ликвидности и финансовой устойчивости по данным типовых финансовых моделей несостоятельных организаций в разрезе ВЭД [Составлено автором]

Название и формула расчета показателя <sup>47</sup>	Код ОКВЭД							
	02.20	10.20	11.07	22.21	25.11	47.75	52.10	61.10
Коэффициент текущей ликвидности $= (OA/BB) / (KO/BB)$	1,16	1,14	2,28	1,11	1,16	1,29	1,11	1,18
Коэффициент обеспеченности собственными оборотными средствами $= [(OA/BB) - (KO/BB)] / (OA/BB)$	0,14	0,12	0,56	0,1	0,14	0,23	0,1	0,15
Коэффициент автономии $= (СК / BB) / [(СК/BB) + (ДО/BB) + (КО/BB)]$	0,18	0,17	0,16	0,16	0,15	0,24	0,18	0,21
Коэффициент финансовой зависимости $= [(ДО/BB) + (КО/BB)] / [(СК/BB) + (ДО/BB) + (КО/BB)]$	0,82	0,83	0,85	0,84	0,85	0,76	0,82	0,79
Коэффициент финансового рычага $= [(ДО/BB) + (КО/BB)] / (СК/BB)$	4,56	4,88	5,31	5,25	5,67	3,17	4,56	3,76
Коэффициент маневренности собственных оборотных средств $= [(OA/BB) - (KO/BB)] / (СК/BB)$	0,72	0,65	2	0,56	0,87	0,92	0,5	0,67

<sup>47</sup> Описание символьных обозначений показателей типовых финансовых моделей представлено в параграфе 3.1

Продолжение таблицы 11

Название и формула расчета показателя	Код ОКВЭД							
	02.20	10.20	11.07	22.21	25.11	47.75	52.10	61.10
Коэффициент соотношения иммобилизованных к мобильным активам $= (ВНА/ВБ) / (ОА/ВБ)$	0,09	0,09	0,75	0,1	0,05	0,03	0,12	0,09
Коэффициент соотношения мобильных к иммобилизованным активам $= (ОА/ВБ) / (ВНА/ВБ)$	11,5	11,5	1,33	10,11	19	32,33	8,09	11,5

У финансово несостоятельных организаций с ОВД «Лесозаготовки» (ОКВЭД 02.20) доля внеоборотных и оборотных активов в совокупных активах составляет 8% и 92% соответственно, в то время как доля собственного капитала, долгосрочных и краткосрочных обязательств в совокупных пассивах – 18%, 3% и 79% соответственно. Коэффициент текущей ликвидности равен 1,16. Доля собственных оборотных средств в составе оборотных активов составляет 14%. Коэффициент финансового рычага – 4,56. Оборотные активы превышают внеоборотные в 11,5 раза. Сопоставив данную типовую финансовую модель несостоятельных организаций с прочими моделями в рамках рассматриваемого ВЭД, можно заметить следующие особенности: несмотря на схожую структуру активов с одной из прочих моделей, у последней высокий уровень собственного капитала, равный 79%, что определяет низкий уровень финансовой зависимости; для второй прочей модели характерно превышение внеоборотных активов над оборотными, большая доля долгосрочных источников финансирования, равная 13%, и коэффициент автономии – 47%.

Для финансово несостоятельных организаций с ОВД «Переработка и консервирование рыбы, ракообразных и моллюсков» (ОКВЭД 10.20)

характерна следующая структура усредненного бухгалтерского баланса: 92% оборотных активов и 8% внеоборотных активов в составе совокупных активов; 17% собственного капитала, 2% долгосрочных обязательств и 81% краткосрочных обязательств в совокупных пассивах. Можно заметить, что значения показателей двух типовых финансовых моделей несостоятельных организаций с описанными выше ОВД в точности совпадают для разделов активов и незначительно различаются для разделов пассивов. Выявленная схожесть моделей также определяет одинаковые средние оценки относительных показателей ликвидности и финансовой устойчивости. К основным различиям между типовой финансовой моделью несостоятельных организаций и тремя прочими моделями для текущего ВЭД можно отнести: для первой прочей модели – превышение оборотных активов над внеоборотными в 4 раза, основным источником финансирования являются долгосрочные обязательства, доля которых в составе пассивов составляет 51%, и примерно равное соотношение собственного капитала и краткосрочных обязательств, доли которых равны 22% и 27% соответственно; для второго прочей модели – внеоборотные активы превышают оборотные в 1,56 раза, финансирование активов в большей степени за счет собственного капитала и краткосрочных обязательств с долями 58% и 37% соответственно; для третьего прочей модели – существенные различия наблюдаются исключительно в структуре пассивов – основным источником финансирования является собственный капитал, составляющий 78% от совокупных пассивов.

Структуру усредненного бухгалтерского баланса финансово несостоятельных организаций с ОВД «Производство безалкогольных напитков; производство минеральных вод и прочих питьевых вод в бутылках» (ОКВЭД 11.07) описывают координаты центраида, согласно которым внеоборотные и оборотные активы в составе совокупных активов составляют 43% и 57% соответственно, собственный капитал, долгосрочные и

краткосрочные обязательства в составе совокупных пассивов – 15%, 60% и 25% соответственно. Используя полученные оценки показателей модели, рассчитаны финансовые коэффициенты: коэффициент текущей ликвидности равен 2,28, коэффициент финансового рычага – 5,31, коэффициент маневренности собственных оборотных средств – 2, коэффициент соотношения мобильных и иммобилизованных активов – 1,33. К основным различиям между типовой финансовой моделью несостоятельных организаций и двумя прочими моделями для рассматриваемого ВЭД можно отнести: для первой прочей модели – оборотные активы превышают внеоборотные в 7,33 раза, большая часть пассивов представлена в виде краткосрочных обязательств – 78%, при этом почти совсем не привлекаются долгосрочные заемные источники, доля которых составляет 4%; для второй прочей модели – соотношение иммобилизованных активов к мобильным активам равно 1,86, активы по большей части профинансированы за счет собственного капитала (59%) и краткосрочных обязательств (35%); для третьей прочей модели – соотношение оборотных активов к внеоборотным составляет 8,09, в структуре пассивов большая доля приходится на собственный капитал, равный 78% от совокупных пассивов.

Для финансово несостоятельных организаций с ОВД «Производство пластмассовых плит, полос, труб и профилей» (ОКВЭД 22.21) характерна следующая структура усредненного бухгалтерского баланса: оборотные и внеоборотные активы в составе совокупных активов составляют 91% и 9% соответственно; собственный капитал, долгосрочные и краткосрочные обязательства в пассивах – 16%, 2% и 82% соответственно. Основываясь на полученных значениях показателей разделов усредненного бухгалтерского баланса, оценим относительные финансовые показатели: коэффициент текущей ликвидности – 1,11, коэффициент обеспеченности собственными оборотными средствами – 0,1; коэффициент финансовой зависимости – 0,84, коэффициент финансового рычага – 5,25, коэффициент соотношения

мобильных к иммобилизованным активам – 10,11. Рассматриваемая типовая финансовая модель несостоятельных организаций отличается от трех других из того же ВЭД по таким критериям, как: для первой прочей модели – оборотные активы превышают внеоборотные в два раза, коэффициент текущей ликвидности – 2,2, большую долю в пассивах составляют долгосрочные и краткосрочные обязательства, равные 52% и 30% соответственно; для второй прочей модели – коэффициент соотношения мобильных и иммобилизованных активов равен 7,33, основной источник финансирования активов – собственный капитал (73%); для третьей прочей модели – внеоборотные активы превышают оборотные в 1,56 раза, коэффициент маневренности собственных оборотных средств – 0,08, собственный капитал и краткосрочные обязательства – основные источники финансирования, доли которых в составе пассивов составляют 61% и 34% соответственно.

Для финансово несостоятельных организаций с ОВД «Производство строительных металлических конструкций, изделий и их частей» (ОКВЭД 25.11) характерна следующая структура усредненного бухгалтерского баланса: оборотные и внеоборотные активы в составе активов составляют 95% и 5% соответственно; собственный капитал, долгосрочные и краткосрочные обязательства в составе пассивов – 15%, 3% и 82% соответственно. Полученные усредненные оценки разделов бухгалтерского баланса определяют значения относительных показателей ликвидности и финансовой устойчивости: коэффициент текущей ликвидности – 1,16, коэффициент обеспеченности собственными оборотными средствами – 0,14, коэффициент финансовой зависимости – 0,85, коэффициент финансового рычага – 5,67, коэффициент соотношения мобильных активов к иммобилизованным – 19. Для данного ВЭД помимо описанной типовой финансовой модели несостоятельных организаций также выделены 2 прочие модели, к отличительным особенностям которых можно отнести: для первой прочей

модели – превышение внеоборотных активов над оборотными в 1,27 раза, основными источниками финансирования являются собственный капитал и краткосрочные обязательства, доли которых примерно равны – 45% и 44% соответственно; для второй прочей модели – различия наблюдаются только в структуре пассивов – для данного кластера доля собственного капитала составляет 74%, что влияет на низкое значение коэффициента финансовой зависимости (26%) и высокое значение коэффициента текущей ликвидности (3,92).

Структура усредненного бухгалтерского баланса финансово несостоятельных организаций с ОВД «Торговля розничная косметическими и товарами личной гигиены в специализированных магазинах» (ОКВЭД 47.75) представлена следующим образом: доля оборотных и внеоборотных активов в составе совокупных активов – 97% и 3% соответственно; собственный капитал, долгосрочные и краткосрочные обязательства в составе совокупных пассивов равны 24%, 1% и 75% соответственно. Рассчитаем относительные показатели ликвидности и финансовой устойчивости, используя полученные усредненные оценки разделов бухгалтерского баланса: коэффициент текущей ликвидности – 1,29, коэффициент обеспеченности собственными оборотными средствами – 0,23, коэффициент финансовой зависимости – 0,76, коэффициент финансового рычага – 3,17, коэффициент соотношения мобильных активов к иммобилизованным – 32,33. 3 прочие типовые финансовые модели в составе рассматриваемого ВЭД существенно отличаются от модели финансово несостоятельных организаций по следующим параметрам: для первой прочей модели – оборотные активы превышают внеоборотные в 4 раза, основным источником финансирования являются долгосрочные обязательства (55%), высокий уровень коэффициента текущей ликвидности (4) и коэффициента обеспеченности собственными оборотными средствами (0,75); для второй прочей модели – различия наблюдаются исключительно в структуре пассивов – основным источником финансирования является собственный капитал

(83%), что определяет высокий уровень коэффициента автономии и низкий уровень коэффициента финансовой зависимости; для третьей прочей модели – коэффициент соотношения иммобилизованных активов к мобильным равен 2,13, основным источником финансирования является собственный капитал (60%), затем краткосрочные обязательства (36%).

Для финансово несостоятельных организаций с ОВД «Деятельность по складированию и хранению» (ОКВЭД 52.10) характерна следующая структура усредненного бухгалтерского баланса: 89% оборотных активов и 11% внеоборотных активов в составе совокупных активов; 18% собственного капитала, 2% долгосрочных обязательств и 80% краткосрочных обязательств в составе совокупных пассивов. Используя полученные оценки разделов усредненного бухгалтерского баланса, определим относительные показатели ликвидности и финансовой устойчивости: коэффициент текущей ликвидности – 1,11, коэффициент обеспеченности собственными оборотными средствами – 0,1; коэффициент финансовой зависимости – 0,82, коэффициент финансового рычага – 4,56, коэффициент маневренности собственных оборотных средств – 0,5, коэффициент соотношения мобильных активов к иммобилизованным – 8,09. В составе рассматриваемого ВЭД также выделены 3 прочие типовые финансовые модели, к отличительным особенностям (в сравнении с моделью несостоятельных организаций) которых можно отнести: для первой прочей модели – преобладание внеоборотных активов над оборотными в 2,7 раза, основные источники финансирования – собственный капитал и краткосрочные обязательства, доли которых в составе совокупных пассивов равны 67% и 30% соответственно; для второй прочей модели – соотношение оборотных и внеоборотных активов примерно равное, при этом их доли составляют 46% и 54% соответственно; основным источником финансирования являются долгосрочные обязательства (58%), за ними следуют краткосрочные обязательства (22%) и собственный капитал (20%); для третьей прочей модели – при схожей структуре активов различия

наблюдаются в составе источников финансирования – большая часть приходится на собственный капитал (81%), что положительно влияет на коэффициент финансовой автономии и снижает уровень финансовой зависимости, при этом коэффициент текущей ликвидности равен 4,94, коэффициент обеспеченности собственными оборотными средствами – 0,8.

Для финансово несостоятельных организаций с ОВД «Деятельность в области связи на базе проводных технологий» (ОКВЭД 61.10) средние оценки разделов бухгалтерского баланса составляют: оборотные и внеоборотные активы в составе совокупных активов – 92% и 8% соответственно; собственный капитал, долгосрочные и краткосрочные обязательства – 21%, 1% и 78% соответственно. Основываясь на полученных результатах, рассчитаем относительные финансовые показатели: коэффициент текущей ликвидности – 1,18, коэффициент обеспеченности собственными оборотными средствами – 0,15, коэффициент финансовой зависимости – 0,79, коэффициент финансового рычага – 3,76, коэффициент маневренности собственных оборотных средств – 0,67, коэффициент соотношения мобильных активов к иммобилизованному – 11,5. В рамках рассматриваемого ВЭД также выделены 3 прочие типовые финансовые модели, к наиболее существенным отличиям (в сравнении с моделью несостоятельных организаций) которых можно отнести: для первой прочей модели – высокий уровень коэффициента текущей ликвидности, равный 4,89, высокий показатель автономии и низкое значение коэффициента финансовой зависимости за счет преобладания собственного капитала в качестве основного источника финансирования активов (80%); для второй прочей модели – коэффициент соотношения мобильных активов к иммобилизованному составляет 1,33, коэффициент текущей ликвидности – 2,48, большая доля в структуре пассивов приходится на долгосрочные (57%) и краткосрочные обязательства (23%); для третьей прочей модели – внеоборотные активы превышают оборотные в 1,86 раз, основным

источником финансирования является собственный капитал, доля которого в составе пассивов составляет 67%.

В результате проведенного анализа устойчивых типовых финансовых моделей несостоятельных организаций в разрезе 8 ВЭД можно заметить, что для всех ВЭД, кроме ВЭД «Производство безалкогольных напитков; производство минеральных вод и прочих питьевых вод в бутылках» (ОКВЭД 11.07), усредненные бухгалтерские балансы имеют схожую структуру активов и пассивов со следующими усредненными оценками: доля оборотных и внеоборотных активов в совокупных активах – 7% и 93% соответственно; доля собственного капитала, долгосрочных и краткосрочных обязательств – 18%, 2% и 80% соответственно. Как видно из приведенной статистики, для финансово несостоятельных организаций характерно значительное превышение мобильных активов над иммобилизованными и высокий уровень краткосрочных обязательств в составе пассивов. И только в отношении организаций с ОВД «Производство безалкогольных напитков; производство минеральных вод и прочих питьевых вод в бутылках» (ОКВЭД 11.07) считаем, что существует угроза их финансовой несостоятельности в том случае, если оборотные активы незначительно превышают внеоборотные и основным источником финансирования активов являются долгосрочные обязательства, что приводит к снижению коэффициента автономии.

Важно отметить, что использование типовой финансовой модели несостоятельных организаций без учета других типовых финансовых моделей для отдельно взятого ВЭД не имеет практического смысла, поскольку установление связи между финансовой моделью любой исследуемой организации и моделью несостоятельных организаций предполагает предварительное определение меры схожести финансовой модели данной организации со всем типовыми финансовыми моделями в рамках конкретного ВЭД и последующее сравнение этих мер схожести. Тогда для оценки финансовой несостоятельности отдельно взятой организации необходимо:

определить ее ОВД; оценить схожесть ее финансовой модели со всеми типовыми финансовыми моделями в рамках конкретного ВЭД, равного ОВД исследуемой организации, с использованием расстояния Евклида; выбрать максимально похожую типовую финансовую модель. И если максимально похожая типовая финансовая модель является устойчивой во времени и характеризуется высокой частотой встречаемости финансово несостоятельных организаций (оценивается с помощью индекса  $FFI_{i,j}$ ), только тогда можно утверждать, что в отношении исследуемой организации существует угроза финансовой несостоятельности [Ковалев, Молдобаев, 2021].

### **3.3. Прочие направления использования типовых финансовых моделей за пределами оценки финансовой несостоятельности**

Предположим, в результате применения описанного в параграфе 3.2 метода оценки финансовой несостоятельности с использованием типовых финансовых моделей в отношении исследуемой организации выявлена максимальная схожесть ее бухгалтерского баланса с усредненной моделью несостоятельных организаций. В этой связи рассмотрим возможность последующего применения типовых финансовых моделей с целью улучшения финансового положения данной несостоятельной организации путем реализации следующих управленческих решений: осуществление сделки слияния и поглощения (далее – М&А); внедрение инновационных технологий. Важно отметить, что традиционные подходы к оценке эффективности перечисленных управленческих решений допускают возможность использования показателей бухгалтерской отчетности. При этом необходимо учитывать тот факт, что на практике отдельные мероприятия, реализуемые в рамках управленческих решений по улучшению финансового положения организации, в конечном счете не отражаются в финансовой отчетности. Поэтому применение описанных ниже предложений по модификации существующих подходов к решению прикладных экономических задач предполагает предварительную оценку влияния конкретного решения на показатели бухгалтерской отчетности [Молдобаев, 2022].

#### *Оценка эффективности М&А-сделок*

В целях развития бизнеса, улучшения конкурентоспособности и максимизации прибыли организации принимают различные инвестиционные решения, включая инвестиции в исследования и разработки, капиталовложения в модернизацию производственных мощностей, формирование новых структурных подразделений, а также приобретение уже

существующих других организаций или объединение с ними (M&A) [Иванова, 2013; Миллер, 2013]. Последний тип решений имеет важное преимущество, связанное с сокращением расходов и времени на проведение дорогостоящих исследований и разработок. С одной стороны, в случае успешной реализации стратегии M&A организация получает более быстрый темп развития. С другой стороны, неудачные сделки могут привести к существенным финансовым потерям, и, как следствие, к серьезным финансовым трудностям. Поэтому важно своевременно оценивать эффективность сделок M&A, чтобы уменьшить риск потерь и максимизировать совокупный финансовый результат от данной стратегии. Традиционно все методы оценки эффективности сделок M&A делят на 2 группы: перспективные, используемые для расчета оптимальной цены объекта до его покупки; ретроспективные, применяемые для оценки эффективности деятельности организаций после их интеграции.

К перспективным методам оценки относят: сравнительный подход – оценка на базе организаций-аналогов; затратный подход – оценка с позиции имеющихся у организации активов; доходный подход – прогнозирование денежных потоков и приведение их к текущему моменту времени с применением ставки дисконтирования. Среди ретроспективных методов выделяют: бухгалтерский подход – сопоставление финансовых показателей до и после сделки; рыночный подход – анализ доходности акций организации до и после сделки; комбинированный подход – оценка корреляции между финансовыми показателями и доходностью акций [Шемануева, 2017].

В рамках настоящего исследования предлагается расширить описанные выше методы оценки эффективности сделок M&A, используя ранее выделенные типовые финансовые модели. Так, если в отношении организации существует угроза ее финансовой несостоятельности, определяемая путем оценки схожести финансовой модели организации и типовой модели несостоятельных организаций, то для улучшения ее финансового положения

предлагается рассмотреть возможность приобретения другой организации с тем же ВЭД. Тогда в результате объединения двух организаций консолидированная отчетность будет представлять собой финансовую модель, максимально приближенную к типовой модели финансово здоровых организаций. При этом приобретаемая организация необязательно может являться финансово эффективной, так как при объединении финансовых моделей двух организаций структура активов и пассивов единой организации изменится. Кроме того, приобретающая организация для осуществления подобной стратегии может использовать различные варианты вознаграждения, которые, в свою очередь, также повлияют на структуру консолидированной финансовой модели.

Рассмотрим на условном примере, как изменится структура консолидированного бухгалтерского баланса (ББ) в результате приобретения материнской организацией (МК) 100% доли дочерней организации (ДК). В этом случае консолидированная финансовая отчетность (КО) будет отражать активы и пассивы организаций как единого экономического субъекта, поэтому воспользуемся правилами консолидации финансовой отчетности, которые определены в МСФО (IFRS) 10<sup>48</sup>. Предположим, что справедливая стоимость чистых активов приобретаемой организации на дату покупки равна балансовой стоимости и равна величине переданного вознаграждения (10 000 у.е.). Тогда гудвилл на дату приобретения будет равен нулю.

На рисунке 16 представлена схема формирования консолидированного бухгалтерского баланса в зависимости от способа приобретения дочерней организации: за счет внеоборотных активов (ВНА), оборотных активов (ОА), собственного капитала – выпущенных акций (СК), формирования долгосрочных (ДО) и краткосрочных обязательств (КО). На первом этапе на дату покупки приобретающая организация признает в своей индивидуальной

---

<sup>48</sup> Международный стандарт финансовой отчетности (IFRS) 10 "Консолидированная финансовая отчетность" (введен в действие на территории Российской Федерации Приказом Минфина России от 28.12.2015 N 217н) (ред. от 27.06.2016)

отчетности (ИО) инвестицию во внеоборотных активах. После чего при консолидации признанная в индивидуальной отчетности инвестиция в дочернюю организацию нивелируется, а все оставшиеся активы материнской и дочерней организаций суммируются. Обязательства также подлежат суммированию в консолидированной финансовой отчетности, при этом собственный капитал при консолидации равен собственному капиталу материнской организации. На завершающем этапе полученные консолидированные бухгалтерские балансы, содержащие абсолютные значения показателей, трансформируем в формат с относительными значениями разделов бухгалтерского баланса. Итоговые трансформированные консолидированные бухгалтерские балансы представляют собой финансовые модели, значения показателей которых зависят от индивидуальных финансовых моделей приобретающей и приобретаемой организаций, а также от типа передаваемого вознаграждения.

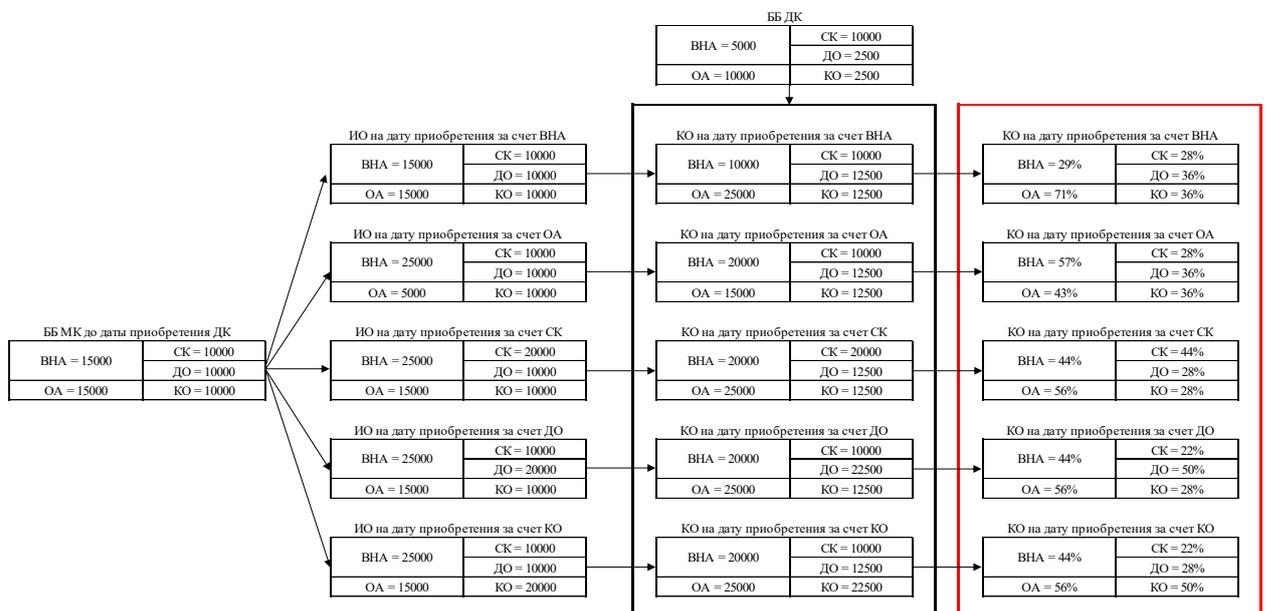


Рисунок 16 – Схема формирования консолидированного бухгалтерского баланса в зависимости от типа передаваемого вознаграждения за приобретение материнской организацией дочерней организации [Составлено автором]

Среди выделенных финансовых моделей объединенной организации найдется такая модель, которая будет иметь максимальную схожесть с типовой моделью финансово здоровых организаций в рамках конкретного ВЭД. Следовательно, если приобретение организации, которое приведет к улучшению финансового положения группы, требует меньших затрат в сравнении с внутрифирменными модификациями бизнес-процессов, то рекомендуется такую организацию рассмотреть в качестве целевого объекта сделки M&A.

### *Оценка эффективности внедрения инновационных технологий*

Инновационные технологии обеспечивают экспоненциальный рост результативности деятельности организаций и являются необходимым условием для масштабирования бизнеса в текущих экономических условиях. Именно поэтому принятие решения о внедрении технологий в основные и вспомогательные бизнес-процессы финансово несостоятельной организации может привести к ее финансовому оздоровлению и последующему стремительному развитию. Данный тезис подтверждаю российские исследователи в своих научных работах.

Так, В.В. Спиниц и Л.Ю. Спицына установили высокозначимое положительное влияние финансовых показателей результативности и устойчивости на чистую рентабельность активов предприятий высокотехнологичных отраслей России в условиях кризиса. Кроме того, исследователям удалось подтвердить гипотезу о параболической зависимости между размером предприятия и чистой рентабельностью активов [Спицын, Спицына, 2020].

Также Н.М. Кузнецова с помощью разработанной модели управления профессиональными рисками на основе внедрения инноваций установила зависимость между конкурентными позициями организации, ее эффективностью и инновационным потенциалом. Исследователь

рассматривала влияние инноваций на снижение профессиональных рисков в области промышленной безопасности, охраны труда и окружающей среды. В данном исследовании экономический эффект от внедрения инновационных технологий определен через экономию в части снижения выплат по возмещению вреда в результате травматизма работников и прочих факторов [Кузнецова, 2012].

А.В. Агалакова и Г.И. Храповицкий рассматривают инновационную активность как один из ключевых факторов для обеспечения долгосрочной конкурентоспособности и, как следствие, улучшения финансового состояния организации. Поэтому инновации являются неотъемлемой частью стратегии организации. При этом исследователи считают, что уровень инновационной активности зависит от размера бизнеса, отраслевой специфики и текущего положения организации в отрасли [Агалакова, Храповицкий, 2012].

Е.В. Азими́на отмечает, что инновации обеспечивают долгосрочную эффективность бизнеса вопреки негативному фону макроэкономических факторов. При этом предлагает условное разделение инноваций на 3 группы: конструкторские, технологические и организационные. Для каждой из перечисленных групп были установлены факторы, влияющие на достижение целевого показателя долгосрочной эффективности – рентабельности задействованного капитала (ROCE). Предложенная автором декомпозиция инновационной инфраструктуры предприятия и идентификация факторов успеха реализации инновационной стратегии подтверждают гипотезу о тесной связи между уровнем инновационного потенциала организации и ее показателями эффективности деятельности [Азими́на, 2014].

Проанализировав отечественные исследования, посвященные оценке влияния инновационных технологий на эффективность деятельности организации, можно заметить, что отраслевая специфика и размер организации оказывают влияние на ее развитие путем внедрения технологий.

Далее рассмотрим отдельные экономические отрасли с точки зрения особенностей распределения всех объектов интеллектуальной собственности, формирующих инновационный потенциал отрасли. В рамках анализа влияния инновационных технологий на эффективность деятельности организаций рассматривались следующие отрасли, оказывающие значимое влияние на национальную экономику: деятельность в области информации и связи; добыча полезных ископаемых; научно-исследовательская деятельность; пищевая промышленность; фармацевтическая промышленность; химическая промышленность; прочие высокотехнологические отрасли. Последняя группа включает в себя производство компьютеров, электронных и оптических изделий и производство электрического оборудования. При этом технологический потенциал отрасли оценивался путем сравнительного анализа различных объектов интеллектуальной собственности, включая базы данных (БД), изобретения (И), полезные модели (ПМ), программы для ЭВМ (ПЭВМ), промышленные образцы (ПО), секреты производства (ноу-хау) (СП), селекционные достижения (СД), топологии интегральных микросхем (ТИМ).

Совокупное количество объектов интеллектуальной собственности по рассматриваемым 7 экономическим отраслям по состоянию на начало 2022 года составило 26 970 единиц. Из них доля изобретений – 42%, программ для ЭВМ – 32%, полезных моделей – 10%, селекционных достижений – 6%, промышленных образцов – 5%, баз данных – 4%, топологий интегральных микросхем – 1% (рис. 17)<sup>49</sup>.

---

<sup>49</sup> Открытые данные Федеральной службы по интеллектуальной собственности. URL: <https://rospatent.gov.ru/opendata>

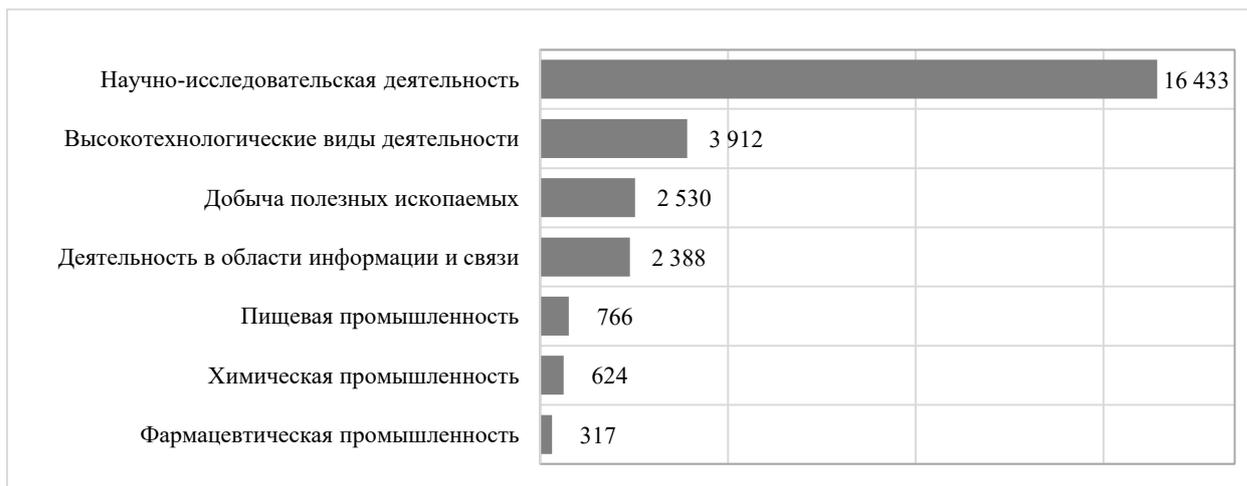


Рисунок 17 – Количество объектов интеллектуальной собственности в разрезе экономических отраслей, ед. [Составлено автором по данным Федеральной службы по интеллектуальной собственности]

Распределение разных объектов интеллектуальной собственности по экономическим отраслям представлено в таблице 12.

Таблица 12 – Распределение отдельных объектов интеллектуальной собственности в разрезе отраслей, ед. [Составлено автором по данным Федеральной службы по интеллектуальной собственности]

Название отрасли	Наименование объекта интеллектуальной собственности								Итого
	БД	И	ПМ	ПЭВ М	ПО	СП	СД	ТИМ	
Прочие высокотехнологические отрасли	31	1 348	1 000	1 072	363	2	1	95	<b>3 912</b>
Деятельность в области информации и связи	45	914	39	1 365	16	3	1	5	<b>2 388</b>
Добыча полезных ископаемых	117	1 065	295	1 028	22	3	0	0	<b>2 530</b>
Научно-исследовательская деятельность	900	7 036	1 263	4 977	350	2	1 596	309	<b>16 433</b>
Пищевая промышленность	11	97	10	104	539	2	3	0	<b>766</b>

Продолжение таблицы 12

Название отрасли	Наименование объекта интеллектуальной собственности								Итого
	БД	И	ПМ	ПЭВМ	ПО	СП	СД	ТИМ	
Фармацевтическая промышленность	1	296	3	1	15	1	0	0	317
Химическая промышленность	4	454	48	97	20	1	0	0	624
<b>Итого</b>	<b>1 109</b>	<b>11 210</b>	<b>2 658</b>	<b>8 644</b>	<b>1 325</b>	<b>14</b>	<b>1 601</b>	<b>409</b>	<b>26 970</b>

Проанализировав структуру объектов интеллектуальной собственности, можно заметить, что большая часть объектов приходится на изобретения и программы для ЭВМ, при этом низкие доли характерны для баз данных, топологий интегральных микросхем и секретов производства. Распределение объектов интеллектуальной собственности существенно различается в рассматриваемых экономических отраслях. Так, например, значительная доля изобретений среди прочих объектов интеллектуальной собственности приходится на научно-исследовательскую деятельность, добычу полезных ископаемых и прочие высокотехнологические отрасли. Программы для ЭВМ встречаются с наибольшей частотой в научно-исследовательской деятельности, деятельности в области информации и связи, а также прочих высокотехнологических отраслях. Промышленные образцы – в пищевой промышленности.

Кроме того, наблюдается существенная разница в уровне инновационного развития рассматриваемых отраслей, что подтверждается неоднородностью количества объектов интеллектуальной собственности в разрезе отдельно взятых отраслей. Самыми многочисленными по количеству объектов интеллектуальной собственности являются научно-исследовательская деятельность (61%), прочие высокотехнологические отрасли (15%), добыча полезных ископаемых (9%) и деятельность в области информации и связи (9%). С другой стороны, к важным экономическим

отраслям, требующих особое внимание со стороны государства и нуждающихся в высоком уровне инвестиций для создания, освоения и развития инноваций, можно отнести пищевую промышленность (3%), химическую промышленность (2%) и фармацевтическую промышленность (1%).

Также проведен анализ влияния нематериальных активов, включающих в себя в том числе объекты интеллектуальной собственности, на эффективность деятельности организаций в высокотехнологических отраслях.

При этом для определения размера каждой отрасли изначально подсчитано количество организаций, наполняющих рассматриваемые отрасли. Общее количество организаций, включенных в деятельность в области информации и связи, составило 16 358 (из них представители малого бизнеса – 96%, среднего – 2%, крупного – 2%), в секторе добычи полезных ископаемых – 930 (из них представители малого бизнеса – 60%, среднего – 10%, крупного – 30%), в научно-исследовательской деятельности 7 283 (из них представители малого бизнеса – 97%, среднего – 2%, крупного – 1%), в пищевой промышленности – 10 805 (из них представители малого бизнеса – 87%, среднего – 7%, крупного – 6%), в фармацевтической промышленности – 562 (из них представители малого бизнеса – 75%, среднего – 12%, крупного – 13%), в химической промышленности – 2 712 (из них представители малого бизнеса – 87%, среднего – 6%, крупного – 7%), в прочих высокотехнологических видах деятельности – 5 095 (из них представители малого бизнеса – 90%, среднего – 6%, крупного – 4%)<sup>50</sup>.

Также важно отметить выявленную в ходе исследования особенность среди всех организаций рассматриваемых отраслей – крайне низкая доля нематериальных активов, в состав которых включены объекты интеллектуальной собственности, в совокупном имущественном комплексе рассматриваемых организаций. Так, по данным бухгалтерской отчетности

---

<sup>50</sup> Интеграция сведений из ЕГРЮЛ и ЕГРИП в информационные системы заинтересованных лиц. URL: [https://www.nalog.gov.ru/rn77/service/egrip2/egrip\\_vzayim/](https://www.nalog.gov.ru/rn77/service/egrip2/egrip_vzayim/)

доля нематериальных активов в среднем не превышала 4% вне зависимости от экономической отрасли и масштаба рассматриваемых организаций.

Также было выявлено существенное повышение показателя рентабельности нематериальных активов в зависимости от размера организаций. В среднем среди рассматриваемых организаций рентабельность нематериальных активов для малого бизнеса составила 7%, среднего бизнеса – 224%, крупного бизнеса – 446%. Данный факт свидетельствует о нелинейном повышении эффективности деятельности российских организаций при увеличении интенсивности использования объектов интеллектуальной собственности.

Промежуточный анализ позволил определить экономические отрасли с максимальным и минимальным уровнем инновационной активности. Количество объектов интеллектуальной собственности в самой технологичной отрасли (научно-исследовательской деятельности) превышает количество объектов в фармацевтической промышленности с минимальным уровнем инновационного потенциала почти в 52 раза. Выявленная закономерность подтверждает неоднородность распределения технологий среди экономических отраслей.

Также установлена устойчивая однонаправленная связь между долей нематериальных активов в совокупном имущественном комплексе организации и рентабельностью активов с учетом размера бизнеса. Данный факт подтверждает гипотезу о влиянии технологий на экспоненциальный рост результативности деятельности организаций и масштабирование бизнеса в текущих экономических условиях.

Разработанные на сегодняшний день методологические подходы к оценке инновационного потенциала организаций носят разрозненный характер и зачастую не учитывают особенности инновационного развития экономических отраслей, а также масштаб бизнеса.

Тогда принятие решения о внедрении инновационных технологий в бизнес-процессы несостоятельной организации с целью ее финансового оздоровления с применением типовых финансовых моделей имеет ряд особенностей. С одной стороны, сформированные типовые финансовые модели учитывают отраслевую специфику, что является важным фактором при оценке влияния инноваций на эффективность деятельности организации из определенной экономической отрасли. С другой стороны, предложенные в рамках настоящего исследования 5-мерные оценки типовых финансовых моделей не предполагают детализацию показателей бухгалтерского баланса до отдельных статей, включая нематериальные активы. Также сформированные модели не учитывают масштаб деятельности, оказывающий влияние на показатели рентабельности организации при внедрении в нее инновационных технологий. Оба ограничения можно преодолеть, учитывая ранее описанные преимущества алгоритмов кластеризации, включая их масштабируемость. Так, используя разработанную консолидированную базу данных, интегрирующую финансовые и нефинансовые источники (см. рисунок 3), предлагается увеличить размерность типовых финансовых моделей, включив в них долю нематериальных активов в валюте баланса, а также дополнительно разделив все кластеры по масштабу. Тогда для новых типовых финансовых моделей, включая модели несостоятельных организаций, будет доступна средняя оценка нематериальных активов в составе совокупных активов с учетом ВЭД и размера бизнеса. Следовательно, при принятии решения о внедрении технологий с целью финансового оздоровления организации необходимо оценить значение нематериальных активов в типовых финансовых моделях, характерных для финансово здоровых организаций, и разработать поэтапный план внедрения технологий в исследуемую организацию, в результате реализации которого последней удастся добиться такой оптимальной структуры активов и пассивов, которая обеспечит нелинейный прирост показателей результативности.

Предложенная методика также позволит выявить нуждающиеся в дополнительном финансировании в виде государственных субсидий организации, у которых существует высокий потенциал развития при условии внедрения инновационных технологий. В то же время, государственные организации, уполномоченные осуществлять финансирование бизнеса в рамках государственной поддержки, получат возможность адресно направлять бюджетные средства и, тем самым, повысят эффективность использования бюджетных средств.

### Выводы по главе

С использованием алгоритма кластеризации  $k$ -средних выделены группы (кластеры) организаций со схожими финансовыми моделями в разрезе ВЭД. Для каждого кластера установлен центроид, координаты которого представляют собой  $n$ -мерную оценку типовой финансовой модели. Кроме того, проведено тестирование всех типовых финансовых моделей на их временную устойчивость с использованием коэффициента вариации, который применялся в отношении временного ряда значений всех показателей модели за 3 года. Также разработана инструкция для поиска типовой финансовой модели, максимально похожей на модель исследуемой организации.

Из множества сформированных типовых финансовых моделей выделены характерные для финансово несостоятельных организаций устойчивые во времени модели с использованием индекса  $FFI_{i,j}$ , отражающего долю несостоятельных организаций с  $j$ -м ВЭД, принадлежащих  $i$ -му кластеру, в общем количестве финансово несостоятельных организаций с  $j$ -м ВЭД. Схожесть финансовой модели исследуемой организации с устойчивой типовой моделью несостоятельных организаций сигнализирует о существовании угрозы несостоятельности.

Также выделены особенности устойчивых во времени типовых финансовых моделей несостоятельных организаций в сравнении с прочими моделями из одного набора в разрезе ВЭД с использованием отдельных показателей модели и связанных с ними финансовых коэффициентов.

Обосновано использование типовых финансовых моделей при принятии управленческих решений, направленных на улучшение финансового положения организации путем осуществления М&А-сделок или внедрения инновационных технологий. Для последнего решения представлены требования по модификации разработанных в рамках настоящего исследования типовых финансовых моделей.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Подводя итоги данной диссертационной работы, можно сформулировать следующие результаты.

*Охарактеризованы ограничения известных моделей прогнозирования банкротства как инструмента в оценке финансовой несостоятельности.*

В ходе работы проанализированы зарубежные и отечественные научные публикации, посвященные разработке авторских балансовых МПБ. Все модели разделены на две группы в зависимости от используемых для их разработки статистических методов: однокритериальные модели, предполагающие применением нормативного значения отдельно взятого финансового коэффициента (далее – первая группа МПБ); многокритериальные модели, в основе которых лежит использование системы финансовых показателей, значения которых определяют итоговую оценку сводного коэффициента банкротства (далее – вторая группа МПБ).

Для всех рассмотренных отечественных МПБ выделены следующие общие ограничения:

1. Использование финансовых коэффициентов и прочих нормализованных показателей бухгалтерской отчетности. Финансовые коэффициенты характеризуются вариативностью подходов к их расчету, что позволяет заинтересованным лицам выбирать такие аналитические подходы, которые более оптимистично отражают финансовое состояние организации. Нормализация показателей отчетности предполагает применение логарифмической функции, областью определения которой является множество всех положительных действительных чисел, в то время как показатели рентабельности большинства финансово несостоятельных организаций являются отрицательными.

2. Ограниченный размер обучающей выборки, формируемой из специализированных САС, а не из первоисточников – открытых данных органов государственной власти. Объем выгружаемых из САС данных

регламентируется условиями пользовательского соглашения и на практике значительно ниже в сравнении с объемом генеральной совокупности.

3. Отраслевая спецификация моделей с использованием разработанного Минэкономразвития РФ справочника – ОКВЭД. Учитывая иерархическую структуру элементов данного справочника, исследователи определяют границы отрасли по разным уровням иерархии: разделам (набор классов), классам, подклассам или группам. Кроме того, сегментация организаций по отраслям осуществляется на основе ее ОВД, несмотря на то, что организация может придерживаться стратегии диверсификации бизнеса. Тогда по прочим видам деятельности фактические значения выручки и валовой прибыли могут составлять значимую долю в совокупном обороте организации.

4. Необходимость сопряжения данных из разных источников с применением специальных инструментов автоматизации для формирования консолидированной базы данных, содержащей финансовые показатели организаций и их текущий статус банкротства, для ее последующего применения в целях тестирования прогностической способности существующих МПБ. Так, например, в случае использования рассмотренных МПБ в отношении большого количества организаций необходимо расширить показатели их бухгалтерской отчетности, формируемые из реестров данных Росстата и ФНС, добавив сведения о статусе и этапе банкротства, хранящиеся на сайте Федресурса или в электронной Картотеке арбитражных дел.

В отечественных исследованиях первая группа МПБ основана на уточнении нормативных значений финансовых коэффициентов, установленных законодательством, с учетом отраслевой специфики и масштаба бизнеса с использованием таких математических подходов, как разработка деревьев классификации и связанных с ними ансамблевых моделей машинного обучения для решения задачи классификации, а также определение квартилей упорядоченного ряда со значениями отдельно взятого финансового коэффициента. Для данного класса моделей выделены

следующие особенности, оказывающие негативное влияние на их прогностическую способность:

1. Однокритериальность, предполагающая установление заключения о предрасположенности организации к банкротству на основе одного финансового коэффициента, с помощью которого можно описать только отдельные аспекты деятельности организации. При этом остаются без внимания прочие сферы деятельности, оказывающие влияние на финансовую несостоятельность.

2. Многообразие нормативных значений одного и того же финансового коэффициента в различных научных исследованиях, вызванное вариативностью статистических методов оценки нормативных значений и подходов к формированию эмпирической базы.

Вторая группа МПБ основана на установлении связи между сводным коэффициентом банкротства и набором финансовых коэффициентов, используемых в качестве объясняющих переменных модели. В свою очередь, модели данной группы разделены на подгруппы в зависимости от возможности их формульного представления: классификационные линейные модели; классификационные ансамблиевые модели. Несмотря на доказанную другими исследователями высокую прогностическую способность ансамблиевых моделей, главным их ограничением остается невозможность представить данные МПБ в виде формулы, что затрудняет их использование сторонними заинтересованными лицами. Данное обстоятельство вызвано тем, что в основе этих моделей лежит построение множества базовых алгоритмов (деревьев решений), учитывающих нелинейную зависимость сводного коэффициента банкротства от финансовых показателей, с последующим усреднением их прогнозов.

*Предложена критика коэффициентного анализа отчетности с позиций его использования в оценке финансовой несостоятельности организаций.*

Особенностью коэффициентного анализа является использование отдельных показателей финансовой отчетности для последующего расчета относительных показателей, которые традиционно разделяют по группам в зависимости от анализируемого аспекта финансового положения организации: ликвидность и платежеспособность; финансовая устойчивость; рентабельность; деловая активность. В связи с многообразием финансовых коэффициентов и с учетом рекомендаций по преодолению проблемы переобучения моделей, включающих большое количество признаков, исследователям приходится на начальном этапе разработки моделей определять критерии финансовой несостоятельности, то есть выбирать наиболее значимые объясняющие переменные, от значений которых в наибольшей степени зависит итоговая оценка сводного коэффициента банкротства. По причине вариативности подходов к определению значимых признаков в рассмотренных настоящем исследовании 4 зарубежных и 3 отечественных линейных балансовых МПБ используются разные наборы объясняющих переменных, что свидетельствует об отсутствии понимания того, какие аспекты финансового положения организации в большей мере оказывают влияние на ее финансовую несостоятельность.

Так, в модели Э. Альтмана для непубличных организаций показатели рентабельности и оборачиваемости совокупных активов являются основными факторами, оказывающими наибольший вклад в оценку сводного коэффициента банкротства. В то время как модель Р. Лиса придает большое значение рентабельности совокупных активов, доле рабочего капитала в совокупных активах и отношению нераспределенной прибыли к совокупным активам. Итоговое значение сводного коэффициента банкротства в модели Р. Таффлера и Г. Тишоу в большей степени зависит от рентабельности краткосрочных обязательств. В модели Г. Спрингейта рентабельности совокупных активов вносит наибольший вклад в итоговую оценку сводного коэффициента банкротства. В результате сравнения отечественных МПБ,

также выявлено расхождение в составе наиболее значимых признаков. Кроме того, в отдельных моделях состав объясняющих переменных зависит от экономической отрасли. Например, в ходе сравнения модулей весовых коэффициентов комплекса моделей А.В. Казакова, А.В. Кольшкина выявлено: для сельского хозяйства и сферы услуг сводный коэффициент банкротства в большей степени зависит от коэффициента абсолютной ликвидности, весовой коэффициент при котором в разы превышает весовые коэффициенты при прочих признаках; в строительстве наибольший вклад в итоговую оценку модели вносит абсолютное значение совокупных обязательств; в торговле – коэффициент абсолютной ликвидности и абсолютное значения совокупных обязательств.

Кроме того, в результате анализа динамики медианных значений финансовых коэффициентов, используемых в качестве объясняющих переменных МПБ, в разрезе 6 ВЭД за 2012-2020 годы подтвердилась их неоднородность, что свидетельствует о низком уровне временной устойчивости рассматриваемых в настоящем исследовании МПБ. Также выявлена невозможность расчета отдельных признаков отечественных МПБ по данным бухгалтерской отчетности финансово несостоятельных организаций, в которых встречаются нулевые значения показателей, используемых в знаменателе при расчете того или иного коэффициента, или отрицательные значения прибыли из отчета о прибылях и убытках и нераспределенной прибыли из бухгалтерского баланса, к которым нельзя применить логарифмическую функцию с целью нормализации данных.

Для подтверждения описанных выше ограничений в использовании финансовых коэффициентов в качестве объясняющих переменных МПБ выполнена оценка прогностической способности наиболее популярных зарубежных и отечественных МПБ на основе сформированной выборки из финансово несостоятельных организаций с использованием авторской метрики качества (QM), позволившей оценить точность классификации

организаций-должников с учетом количества организаций с бухгалтерской отчетностью, непригодной для расчета отдельных признаков модели.

Зарубежные МПБ показали высокий уровень точности прогноза для финансово несостоятельных организаций. По отечественным МПБ значения метрики качества оказались крайне низкими, что в первую очередь связано с включением в модели признаков, которые невозможно рассчитать по данным бухгалтерской отчетности организаций-должников. Тестирование также подтвердило гипотезу о краткосрочном горизонте прогнозирования зарубежных МПБ, так как при увеличении периода прогнозирования банкротства значение метрики качества стремительно снижается.

*Охарактеризованы преимущества многокритериальных оценок при диагностике финансовой несостоятельности организаций с применением кластерного анализа и обоснованы требования к массивам данных, необходимые для формирования таких оценок.*

В результате анализа известных линейных и нелинейных МПБ выявлены ограничения, оказавшие негативное влияние на их применимость при использовании новых данных. Рассмотренные МПБ разработаны на основе алгоритмов машинного обучения для решения задачи классификации, предполагающих использование заранее размеченных данных: в случае с МПБ ученым изначально известна принадлежность организации к одному из двух классов – область финансовой несостоятельности или область финансовой стабильности. Так, для линейных МПБ получены низкие значения авторской метрики качества, что подтверждает их слабую предиктивную способность и непригодность к особенностям бухгалтерской отчетности несостоятельных организаций. Нелинейные МПБ (ансамблиевые модели) крайне затруднительно применять другими заинтересованными лицами, для которых модель выглядит как черный ящик, не объясняющий устройство данных и связи между ними. Также общей особенностью всех рассматриваемых МПБ является использование в качестве объясняющих

переменных финансовых коэффициентов, представляющих собой сопоставление отдельных фрагментов бухгалтерской отчетности, что лишает возможности комплексно оценить финансовое положение организации, учитывая все показатели бухгалтерской отчетности и соотношения между ними.

Для преодоления выявленных ограничений существующих МПБ реализован альтернативный подход к оценке финансовой несостоятельности, основанный на формировании типовых финансовых моделей, представляющих собой набор показателей в виде удельных значений отдельных статей бухгалтерского баланса. Типовые финансовые модели разработаны для каждой отрасли с применением большого массива данных бухгалтерской отчетности российских организаций. Так как для решения данной задачи требуется разделить все организации по данным их бухгалтерской отчетности на кластеры и для каждого кластера определить прототип (центроид) – типовую финансовую модель, в качестве метода машинного обучения использовался алгоритм кластеризации k-средних, а для определения меры схожести объектов – расстояние Евклида.

Тогда отдельно взятый центроид кластера представляет собой n-мерную оценку типовой финансовой модели. В рамках настоящего исследования количество измерений равно 5 и определяется количеством разделов бухгалтерского баланса (внеоборотные и оборотные активы, собственный капитал, долгосрочные и краткосрочные обязательства). Учитывая одну из положительных особенностей алгоритма кластеризации k-средних в виде его масштабируемости, количество показателей типовой финансовой модели можно увеличить, включив все доступные статьи бухгалтерского баланса, что обеспечит комплексный взгляд на финансовое положение организации через ее бухгалтерский баланс, как совершенную финансовую модель.

Также модели, разработанные на основе кластерного анализа, просты в использовании, поскольку стороннему заинтересованному лицу для

определения принадлежности произвольной организации к одному из кластеров потребуется представить бухгалтерский баланс данной организации в виде  $n$ -мерной оценки финансовой модели и определить меру схожести финансовой модели организации со всеми типовыми финансовыми моделями в рамках ВЭД с использованием расстояния Евклида. Типовая финансовая модель, в отношении которой получено минимальное расстояние от  $n$ -мерной оценки финансовой модели организации, позволит определить номер кластера.

Проблема временной устойчивости моделей решается с применением выделенных в результате кластеризации центроидов за разные периоды времени. В случае несущественного изменения координат центроидов одного и того же кластера можно говорить о временной устойчивости соответствующей данным центроидам усредненной типовой финансовой модели, в последующем используемой в оценке финансовой несостоятельности организаций.

Положительным аспектом моделей машинного обучения также является их способность дообучаться на новых данных. Для этого разработана консолидированная база данных, включающая в себя множество различных разрозненных источников. Все исследуемые источники, представленные в виде открытых государственных данных, и связанные с ними идентификационные и классификационные коды государственной статистики описаны и систематизированы. Так, собранные данные распределены на две группы: описывающие финансово-хозяйственную деятельность российских коммерческих организаций; содержащие сведения в части движения товарно-материальных ценностей.

При обработке открытых государственных данных установлено их различие в части формата, структуры и содержания. В целях интеграции разрозненных данных выделены типовые сценарии их слияния: с применением идентификаторов организаций; с применением ключей

сопряжения, разработанных Минэкономразвития РФ; путем поразрядного сопоставления кодов из разных классификаторов.

*Доказана возможность формирования типовых финансовых моделей организаций с учетом отраслевой специфики на основе использования алгоритмов кластеризации больших массивов данных.*

В рамках формирования типовых финансовых моделей использовалась исходная выборка данных с бухгалтерской отчетностью более 2 миллионов организаций. Из исходной выборки исключены организации, для которых не выполнялись следующие условия: активы равны пассивам; значения всех разделов бухгалтерского баланса не меньше нуля; выручка и валюта баланса больше нуля. Также все организации распределены по отраслевым наборам. Из всех отраслевых наборов остались наборы, удовлетворившие критерию минимального размера выборки. В результате обработки данных объем итоговой выборки, используемой для построения типовых финансовых моделей, составил 800 тысяч организаций, распределенных по 244 отраслевым наборам. Также для каждой организации из итоговой выборки рассчитана ее финансовая модель, показатели которой представляют собой удельные значения разделов бухгалтерского баланса.

В работе протестирована гипотеза о влиянии масштаба деятельности на значения показателей типовых финансовых моделей на примере организаций с ОВД «Рыболовство морское» (ОКВЭД 03.11). В результате кластеризации организаций по отражающим масштаб деятельности показателям (по выручке и валюте баланса) сформированы центроиды, значения которых отражают усредненные оценки показателей финансовых моделей. Важно отметить, что полученные центроиды при их распределении в системе удельных значений разделов бухгалтерского баланса находятся близко друг к другу. Это свидетельствует о схожести усредненных финансовых моделей организаций с разным масштабом деятельности. Следовательно, масштаб деятельности не

влияет на значения типовых финансовых моделей организаций из одной отрасли.

В результате кластеризации организаций с ОВД «Рыболовство морское» (ОКВЭД 03.11) по удельным значениям разделов бухгалтерского баланса (без сегментации по масштабу деятельности) сформированы 3 кластера, каждому из которых поставлен в соответствие центроид с координатами, отражающими  $n$ -мерную оценку типовой финансовой модели. Значения показателей 3 типовых финансовых моделей в рамках рассматриваемого ВЭД существенно отличаются, что говорит о разнообразии организаций по их имущественному комплексу и источникам финансирования. Следовательно, создание единой типовой финансовой модели для всех организаций отрасли нецелесообразно из-за гетерогенности значений показателей их финансовых моделей.

Учитывая выявленную нестационарность медианных значений отдельных финансовых коэффициентов за 2012-2020 годы, были определены устойчивые во времени типовые финансовые модели с использованием коэффициента вариации. Так, для каждого кластера рассчитаны координаты центроидов ( $n$ -мерные оценки типовых финансовых моделей) за несколько лет. В случае однородности значений всех показателей типовых финансовых моделей, построенных за разные периоды и соответствующих одному кластеру, усредненную за несколько периодов типовую финансовую модель предложено считать в качестве устойчивой во времени.

Устойчивые во времени типовые финансовые модели в разрезе ВЭД далее используются в качестве инструментов для оценки финансовой несостоятельности организаций и за ее пределами. При этом применение неустойчивых моделей должно быть крайне осмотрительным из-за высокого риска изменения оценок показателей модели. Анализ природы существенных изменений значений показателей неустойчивых типовых финансовых моделей – объект перспективных исследований.

В современных отечественных исследованиях, посвященных разработке МПБ, акцентируется внимание на отраслевой специфике моделей, однако необходимость такого подхода не обосновывается. В рамках данной работы выбраны 6 ВЭД, для которых рассчитано распределение организаций по возрасту, проведен сравнительный анализ медианных значений финансовых коэффициентов за 2020 год, а также выполнен анализ динамики медианных значений финансовых коэффициентов за 2012-2020 годы. Так, установлены различия в распределении организаций по возрасту, что говорит о наличии неоднородности уровней зрелости отдельных рынков, интенсивности конкурентной борьбы, присутствии лидеров и аутсайдеров на рынке. Также подтверждена гетерогенность медианных отраслевых значений финансовых коэффициентов, рассчитанных по данным бухгалтерской отчетности российских организаций за 2020 год. Кроме того, установлено, что динамика медианных значений отдельных финансовых коэффициентов за 2012-2020 годы значительно варьируется между ВЭД, что, вероятно, обусловлено разной степенью устойчивости отраслей к воздействию разнообразных экзогенных и эндогенных факторов.

*Обоснованы возможности оценки финансовой несостоятельности коммерческой организации на основе соотношения данных ее финансовой отчетности с усредненной моделью финансово несостоятельных организаций с поправкой на отраслевую специфику ее деятельности.*

В целях выявления типовых финансовых моделей, свойственных несостоятельным организациям, выполнено распределение данных организаций по кластерам с использованием расстояния Евклида, рассчитанного по значениям показателей финансовой модели каждой несостоятельной организации и ранее сформированным типовыми финансовыми моделями (центроидам) из набора в рамках конкретного ВЭД. Тогда центроид кластера, в котором чаще всего встречаются финансово несостоятельные организации, отражает n-мерную оценку типовой модели

несостоятельных организаций. Для расчета частоты встречаемости несостоятельных организаций в кластере введен авторский индекс  $FFI_{i,j}$ , отражающий долю несостоятельных организаций с  $j$ -м ВЭД, принадлежащих  $i$ -му кластеру, в общем количестве финансово несостоятельных организаций с  $j$ -м ВЭД.

Определив типовые финансовые модели с высоким индексом  $FFI_{i,j}$ , на следующем этапе для данных моделей оценена их временная устойчивость. Так, для 8 из 13 рассматриваемых ВЭД удалось выявить устойчивые во времени типовые финансовые модели, свойственные несостоятельным организациям. Для каждой такой модели выделены особенности, описанные с использованием значений показателей финансовой модели и связанных с ними финансовых коэффициентов, отражающих ликвидность и финансовую устойчивость. Установлено, что 7 из 8 устойчивых финансовых моделей несостоятельных организаций из разных ВЭД имеют схожую структуру бухгалтерского баланса со следующими средними оценками: доля оборотных и внеоборотных активов в совокупных активах – 7% и 93% соответственно; доля собственного капитала, долгосрочных и краткосрочных обязательств – 18%, 2% и 80% соответственно. Как следует из представленных данных, для финансово несостоятельных организаций свойственны: значительное превышение мобильных активов над иммобилизованными; высокий уровень краткосрочных обязательств в структуре пассивов. Исключение наблюдается в отношении типовой финансовой модели несостоятельных организаций с ОВД «Производство безалкогольных напитков; производство минеральных вод и прочих питьевых вод в бутылках» (ОКВЭД 11.07). Для несостоятельных организаций из этой отрасли характерно незначительное превышение оборотных активов над внеоборотными, при этом основным источником финансирования активов служат долгосрочные обязательства, что определяет низкий уровень коэффициента автономии.

Общее правило для оценки финансовой несостоятельности произвольной исследуемой организации включает следующую последовательность действий:

1. Оценить схожесть финансовой модели исследуемой организации со всеми типовыми финансовыми моделями в рамках конкретного ВЭД, равного ОВД исследуемой организации, с использованием расстояния Евклида.

2. Выбрать максимально похожую типовую финансовую модель, для которой расстояние Евклида между объектами (финансовой моделью организации и выбранной типовой финансовой моделью) является минимальным.

3. И если максимально похожая типовая финансовая модель одновременно является устойчивой во времени и характеризуется высоким уровнем индекса  $FFI_{i,j}$ , тогда считаем, что в отношении исследуемой организации существует угроза финансовой несостоятельности.

*Определены направления использования типовых финансовых моделей за пределами задач оценки финансовой несостоятельности организаций.*

В работе рассмотрены возможности применения типовых финансовых моделей в отношении несостоятельной организации с целью обоснования управленческих решений, направленных на ее финансовое оздоровление одним из следующих способов: осуществление сделки слияния и поглощения (далее – M&A); внедрение инновационных технологий.

Так, если в отношении организации существует угроза ее финансовой несостоятельности, определяемая путем соотношения данных ее финансовой отчетности с усредненной моделью несостоятельных организаций, то для ее финансового оздоровления предлагается рассмотреть возможность приобретения другой организации из одной отрасли. Такое объединение должно быть основано на стремлении получить такую структуру имущественного комплекса и источников их финансирования группы организаций, которая была бы максимально приближена к типовой модели

финансово здоровых организаций. Следовательно, если в результате применения предложенной методики найдется такая организация, приобретение которой обеспечит оптимальную структуру активов и пассивов, и для этой операции потребуется меньше затрат в сравнении с внутрифирменным реинжинирингом бизнес-процессов, то рекомендуется рассмотреть данную организацию в качестве целевого объекта сделки M&A.

В настоящем исследовании выявлена устойчивая однонаправленная связь между долей нематериальных активов в совокупном имущественном комплексе организаций и рентабельностью активов с учетом размера бизнеса (средняя рентабельность нематериальных активов для малого бизнеса – 7%, среднего бизнеса – 224%, крупного бизнеса – 446%), что подтверждает важность внедрения инновационных технологий, обеспечивающих экспоненциальный рост результативности деятельности организации. Следовательно, внедрение технологий в бизнес-процессы несостоятельной организации может привести к ее скорейшему финансовому оздоровлению и последующему стремительному развитию.

Кроме того, в работе выявлена существенная разница в распределении объектов интеллектуальной собственности по отраслям, что подтверждает необходимость отраслевой спецификации типовых финансовых моделей в случае их использования в обосновании управленческих решений о внедрении инновационных технологий.

Предложенные в настоящем исследовании 5-мерные оценки типовых финансовых моделей не включают нематериальные активы. Данное ограничение можно преодолеть, включив в новые типовые финансовые модели долю нематериальных активов в совокупных активах. Тогда у несостоятельной организации, в отношении которой известна пересчитанная финансовая модель, появится возможность определить такую типовую модель, включающую среднюю оценку доли нематериальных активов

финансово успешных организаций, которая станет для нее ориентиром при внедрении технологий.

При этом важно учитывать, что не все мероприятия по улучшению финансового положения организации влияют на итоговые значения показателей финансовой отчетности. Поэтому перед применением описанных выше подходов к решению прикладных экономических задач с использованием типовых финансовых моделей необходимо оценить, как и в какой степени то или иное мероприятие повлияет на итоговые значения показателей финансовой отчетности.

**СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. "ОК 028-2012. Общероссийский классификатор организационно-правовых форм" (утв. Приказом Росстандарта от 16.10.2012 N 505-ст) (ред. от 14.03.2023) (вместе с "Пояснениями к позициям ОКОПФ") [Электронный ресурс]. URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_139192/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_139192/) (дата обращения: 24.04.2024).

2. "ОК 029-2014 (КДЕС Ред. 2). Общероссийский классификатор видов экономической деятельности" (утв. Приказом Росстандарта от 31.01.2014 N 14-ст) (ред. от 30.11.2023) [Электронный ресурс]. URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_163320/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_163320/) (дата обращения: 24.04.2024).

3. "ОК 034-2014 (КПЕС 2008). Общероссийский классификатор продукции по видам экономической деятельности (ОКПД 2)" (утв. Приказом Росстандарта от 31.01.2014 N 14-ст) (ред. от 04.02.2022) [Электронный ресурс]. URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_163703/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_163703/) (дата обращения: 24.04.2024).

4. *Altman E. I.* Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy // *The Journal of Finance*. 1968. Vol. 4. P.589–609.

5. *Altman E. I.* Why businesses fail // *Journal of Business Strategy*. – 1983. – Т. 3. – №. 4. – С. 15-21.

6. *Altman E. I., Sabato G.* Modelling credit risk for SMEs: Evidence from the US market // *Abacus*. – 2007. – Т. 43. – №. 3. – С. 332-357.

7. *Beaver W. H.* Financial ratios as predictors of failure. *Journal of Accounting Research*, 1966, no. 4, pp. 71–111.

8. *Blasiak K.* Big Data; A Management Revolution: The emerging role of big data in businesses. – 2014.

9. *Butters R. A., Sacks D. W., Seo B.* Why do retail prices fall during seasonal demand peaks? // *Kelley School of Business Research Paper*. – 2022. – №. 19-21.

10. *Chen W., Zhang H., Mehlawat M. K., Jia L.* Mean–variance portfolio optimization using machine learning-based stock price prediction //Applied Soft Computing. – 2021. – T. 100. – C. 106943.
11. *Chudson W. A.* A Survey of Corporate Financial Structure // NBER Chapters in “The Pattern of Corporate Financial Structure: A Cross-Section View of Manufacturing, Mining, Trade, and Construction”. National Bureau of Economic Research. 1945. P. 1–16.
12. *Clifford L.* Big data: How do your data grow //Nature. – 2008. – T. 455. – №. 7209. – C. 28-29.
13. *Coulombe P. G., Leroux M., Stevanovic D., Surprenant S.* Macroeconomic data transformations matter //International Journal of Forecasting. – 2021. – T. 37. – №. 4. – C. 1338-1354.
14. *Cover T., Hart P.* Nearest neighbor pattern classification //IEEE transactions on information theory. – 1967. – T. 13. – №. 1. – C. 21-27.
15. *Edmister, R. O.* 1972. An Empirical Test of Financial Ratio Analysis for Small Business Failure Prediction. Journal of Financial and Quantitative Analysis 7: 1477–93.
16. *Fisher I. E., Garnsey M. R., Hughes M. E.* Natural language processing in accounting, auditing and finance: A synthesis of the literature with a roadmap for future research //Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management. – 2016. – T. 23. – №. 3. – C. 157-214.
17. *Freund Y., Schapire R. E.* A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting //Journal of computer and system sciences. – 1997. – T. 55. – №. 1. – C. 119-139.
18. *Gil-Alana L. A., Gupta R.* Persistence and cycles in historical oil price data //Energy Economics. – 2014. – T. 45. – C. 511-516.
19. *He K., Zhang X., Ren S., Sun J.* Deep residual learning for image recognition //Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. – 2016. – C. 770-778.

20. *Kapil G., Agrawal A., Khan R. A.* A study of big data characteristics //2016 International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES). – IEEE, 2016. – C. 1-4.
21. *Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G. E.* Imagenet classification with deep convolutional neural networks //Advances in neural information processing systems. – 2012. – T. 25.
22. *Liu W., Fan H., Xia M.* Credit scoring based on tree-enhanced gradient boosting decision trees //Expert Systems with Applications. – 2022. – T. 189. – C. 116034.
23. *Martins L.* Challenges and opportunities for a successful mining industry in the future // Boletín geológico y Minero. – 2019. – T. 130. – №. 1. – C. 99-121.
24. *Mnih V., Kavukcuoglu K., Silver D., Graves A., Antonoglou I., Wierstra D., Riedmiller M.* Playing atari with deep reinforcement learning //arXiv preprint arXiv:1312.5602. – 2013.
25. *Odom M., Sharda R. A.* Neural Network Model for Bankruptcy Prediction // Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks. San Diego, 1990. 17–21 June. Vol. II. P. 163–171.
26. *Ohlson J.* Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. Journal of Accounting Research, 1980, vol. 18, iss. 1, pp. 109–131.
27. *Powers D. M. W.* Evaluation: from precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation //arXiv preprint arXiv:2010.16061. – 2020.
28. *Rabiner L. R.* A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition //Proceedings of the IEEE. – 1989. – T. 77. – №. 2. – C. 257-286.
29. *Rumelhart D. E., Hinton G. E., Williams R. J.* Learning representations by back-propagating errors //nature. – 1986. – T. 323. – №. 6088. – C. 533-536.

30. *Saeed N., Husamaldin L.* Big data characteristics (V's) in industry //Iraqi Journal of Industrial Research. – 2021. – T. 8. – №. 1. – C. 1-9.
31. *Salchengerger L. M., Cinar E. M., Lash N. A.* Neural networks: A New Tool for Predicting Th rift Failures // Decision Sciences. 1992. N 23 (4). P. 899–916.
32. *Samuel A. L.* Some studies in machine learning using the game of checkers //IBM Journal of research and development. – 1959. – T. 3. – №. 3. – C. 210-229.
33. *Selvin S., Vinayakumar R., Gopalakrishnan E. A., Menon V. K., Soman K. P.* Stock price prediction using LSTM, RNN and CNN-sliding window model //2017 international conference on advances in computing, communications and informatics (icacci). – IEEE, 2017. – C. 1643-1647.
34. *Sezer O. B., Ozbayoglu A. M.* Algorithmic financial trading with deep convolutional neural networks: Time series to image conversion approach //Applied Soft Computing. – 2018. – T. 70. – C. 525-538.
35. *Springate, G. L.* Predicting the possibility of failure in a Canadian firm // Unpublished MBA project, Simon Fraser University. 1978.
36. *Sutskever I., Vinyals O., Le Q. V.* Sequence to sequence learning with neural networks //Advances in neural information processing systems. – 2014. – T. 27.
37. *Taffler R. J., Tisshaw H.* Going, Going, Gone – Four Factors which Predict // Accountancy. 1977. Vol. 3. P. 50–54.
38. *Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A. N., Polosukhin I.* Attention is all you need //arXiv preprint arXiv: 1706.03762. – 2017.
39. *Wixom B., Ariyachandra T., Douglas D., Goul M., Gupta B., Iyer L., Turetken, O.* The current state of business intelligence in academia: The arrival of big data //Communications of the Association for information Systems. – 2014. – T. 34. – №. 1. – C. 1.

40. *Агалакова А. В., Храповицкий Г. И.* Роль инноваций в процессе формирования стратегии предприятия //Сибирский аэрокосмический журнал. – 2012. – №. 3 (43). – С. 132-135.

41. *Азимица Е. В.* Роль инноваций в управлении долгосрочной эффективностью бизнеса //Известия Санкт-Петербургского государственного экономического университета. – 2014. – №. 6 (90). – С. 107-113.

42. *Акулова Н. Г., Ряховский Д. И.* Проблемы качества финансового анализа в процедурах, применяемых в делах о банкротстве //Стратегические решения и риск-менеджмент. – 2014. – №. 6 (87). – С. 74-83.

43. *Бакунова Т. В., Кольцова Т. А., Молдобаев Т. Ш.* Особенности учета операционной и финансовой аренды по МСФО //Учет и статистика. – 2019. – №. 1 (53). – С. 10-17.

44. *Бакунова Т. В., Присяжный А. В., Детков А.А., Молдобаев Т. Ш., Таубаев А.А.* Спектрально-балльный метод для анализа финансовый показателей коммерческих предприятий //AIP Conference Proceedings. – AIP Publishing, 2019. – Т. 2116. – №. 1.

45. Банкротства организаций – статистика Федресурса за 2019 год [Электронный ресурс]. URL: <https://fedresurs.ru/news/7b3c8884-b159-4ee7-b5fb-7770d9d941da?attempt=2> (дата обращения: 11.05.2024).

46. *Батрасова А. Д., Коновалова Т. В., Комаров П. И.* Кластеризация как метод исследования финансовой устойчивости IT-организаций //Управленческий учет. – 2022. – №. 1-2. – С. 177-182.

47. *Бойко И.П., Казаков А.В., Кольшикин А.В.* Методы прогнозирования несостоятельности: проблемы и перспективы // Российское предпринимательство. 2017. Том 18. № 8. С. 1313-1326.

48. *Бударин А. Д., Перепечкина Е. Г.* Государственное регулирование табачной области в России // Правовое регулирование социально-экономических процессов: история и перспективы развития: сборник статей II

Всероссийской научно-практической конференции 24 апреля 2018 г., г. Астрахань. – Directmedia, 2018. – С. 39.

49. *Бутакова Н. М., Глоба С. Б., Зябликов Д. В.* Инновационное развитие инфраструктуры как фактор экономического роста //Вестник Алтайской академии экономики и права. – 2022. – №. 11. – С. 202-207.

50. Бухгалтерская (финансовая) отчетность предприятий и организаций за 2018 год [Электронный ресурс]. URL: <https://rosstat.gov.ru/opendata/7708234640-7708234640bdboo2018> (дата обращения: 17.02.2020).

51. *Вапник В. Н., Червоненкис А. Я.* О равномерной сходимости относительных частот событий к их вероятностям //Теория вероятностей и приложения. – 1971. – Т. 16. – №. 2. – С. 264-280.

52. *Вякина И. В., Гараникова Л. Ф.* Капиталоемкость и инвестиционные ресурсы добывающей промышленности Российской Федерации // Вестник Тверского государственного технического университета. Серия: Науки об обществе и гуманитарные науки. – 2015. – №. 2. – С. 129-138.

53. *Генералова Н. В., Соколова Н. А.* Вариативность интерпретации бухгалтерской информации // Вестник Санкт-Петербургского университета. Сер. 5. 2012. Вып. 1. С. 175–181.

54. *Генералова Н. В., Соколова Н. А.* Полиморфизм интерпретаций экономической информации в интегрированной системе учета // Финансы и бизнес. 2013. № 2. С. 159-168.

55. Глава Аналитического центра при Правительстве: СМЭВ накопила технологическое отставание [Электронный ресурс]. URL: [https://www.cnews.ru/news/top/2018-11-20\\_glava\\_proektnogo\\_ofisa\\_tsifrovoj\\_ekonomiki\\_raskritikoval](https://www.cnews.ru/news/top/2018-11-20_glava_proektnogo_ofisa_tsifrovoj_ekonomiki_raskritikoval) (дата обращения: 10.04.2019).

56. *Гнилитская Е. В.* Основные тенденции развития нефтегазового сектора России в контексте глобализации мировой экономики // Российское предпринимательство. – 2002. – №. 1. – С. 2.

57. *Горбунова О. И., Каницкая Л. В.* Экологический менеджмент в нефтегазовых организациях России: рейтинг экологической ответственности // Известия Байкальского государственного университета. – 2017. – Т. 27. – №. 3. – С. 366-371.

58. Государственный реестр аккредитованных филиалов, представительств иностранных юридических лиц (РАФП) [Электронный ресурс]. URL: <https://data.nalog.ru/opendata/7707329152-rafp/structure-16032022.xsd> (дата обращения: 27.03.2024).

59. *Гришина В. Т.* Современный маркетинг и новые возможности //Актуальные проблемы коммерции, логистики и маркетинга в условиях трансформации современной экономики. – 2022. – С. 54-57.

60. *Демешев Б. Б., Тихонова А. С.* Динамика прогнозной силы моделей банкротства для средних и малых российских организаций оптовой и розничной торговли //Корпоративные финансы. – 2014. – Т. 8. – №. 3. – С. 4-22.

61. *Дягель О. Ю., Энгельгардт Е. О.* Диагностика вероятности банкротства организаций: сущность, задачи и сравнительная характеристика методов //Экономический анализ: теория и практика. – 2008. – №. 13. – С. 49-57.

62. Единый реестр субъектов малого и среднего предпринимательства [Электронный ресурс]. URL: <https://file.nalog.ru/opendata/7707329152-rsmp/structure-10062023.xsd> (дата обращения: 27.03.2024).

63. Единый федеральный реестр сведений о банкротстве [Электронный ресурс]. URL: <https://bankrot.fedresurs.ru/DebtorsSearch.aspx> (дата обращения: 28.03.2024).

64. Ежемесячно обновляемая полная база бухгалтерской (финансовой) отчетности организаций по всей России [Электронный ресурс]. URL: <https://bo.nalog.ru/> (дата обращения: 26.03.2024).

65. Еженедельные средние потребительские цены (тарифы) на отдельные товары и услуги [Электронный ресурс]. URL: <https://fedstat.ru/indicator/37426> (дата обращения: 21.02.2024).

66. *Ерохин В. Л.* Северный морской путь: каботаж и международный транзит в 2013-2020 гг // Маркетинг и логистика. – 2021. – №. 3 (35). – С. 15.

67. *Жарский Д. П., Кураженков М. С., Акифьев А. А.* Оценка финансового состояния организации-должника с учетом отраслевой специфики //Имущественные отношения в Российской Федерации. – 2023. – №. 5 (260). – С. 26-34.

68. *Жукинский А. А.* Влияние прорывных технологий на нефтегазовую отрасль //Новизна. Эксперимент. Традиции. – 2022. – Т. 8. – №. 3 (19). – С. 29-34.

69. *Заборцева Т. И., Кузнецова А.Н., Виолин С.И., Сысоева Н.М.* Потенциал "зеленой" экономики в социально-экономическом развитии Иркутской области //География и природные ресурсы. – 2017. – №. 4. – С. 154-161.

70. *Иванова Т. В.* Стратегии развития интегрированных хозяйственных структур //Вестник Омского университета. Серия «Экономика». – 2013. – №. 3. – С. 65-69.

71. *Ильшева Н. Н., Савостина О. В., Молдобаев Т. Ш.* Особенности учета договоров подряда в строительных организациях по требованию МСФО //Дискуссия. – 2018. – №. 3 (88). – С. 110-119.

72. Интеграция сведений из ЕГРЮЛ и ЕГРИП в информационные системы заинтересованных лиц [Электронный ресурс]. URL: [https://www.nalog.gov.ru/rn77/service/egrip2/egrip\\_vzayim/](https://www.nalog.gov.ru/rn77/service/egrip2/egrip_vzayim/) (дата обращения: 21.02.2024).

73. Казаков А. В., Кольшикин А. В. Разработка моделей прогнозирования банкротства в современных российских условиях // Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика. 2018. Т. 34. Вып. 2. С. 241–266.

74. Как проходит банкротство и признание должника банкротом: особенности процедуры [Электронный ресурс]. URL: <https://pravobez.ru/news/kak-prohodit-bankrotstvo-i-priznanie-dolzhnika-bankrotom-osobennosti-procedury.html> (дата обращения: 25.03.2020).

75. Каплунов Д. Р., Юков В. А. Энергосбережение в процессах подземной добычи медных руд // Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). – 2016. – №. 4. – С. 5-17.

76. Карминский А. М., Бурехин Р. Н. Сравнительный анализ методов прогнозирования банкротств российских строительных организаций // Бизнес-информатика. – 2019. – Т. 13. – №. 3. – С. 52-66.

77. Ковалев В. В. Бухгалтерский баланс в исторической ретроспективе // Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика. – 2011. – №. 3. – С. 85-99.

78. Ковалев В. В., Ковалев Вит. В. Корпоративные финансы. – 2019.

79. Ковалев В. В., Молдобаев Т. Ш. Тестирование зарубежных и отечественных моделей прогнозирования банкротств на российских предприятиях // Развитие территорий. – 2021. – №. 3 (25). – С. 10-19.

80. Ковалев В. В., Молдобаев Т. Ш., Молитвин М.Н., Суязов В. В. Анализ эффективности программ поддержки российских университетов (2010-2020) // Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика. – 2022. – Т. 38. – №. 2. – С. 208-234.

81. Коваленкова О. Г., Резников С. Н., Михайлюк М. В. Трансформация бизнес-моделей продовольственной доставки в системе логистического менеджмента интернет-торговли // НАУКА И ОБРАЗОВАНИЕ: ХОЗЯЙСТВО

И ЭКОНОМИКА; ПРЕДПРИНИМАТЕЛЬСТВО; ПРАВО И УПРАВЛЕНИЕ. – 2023. – С. 18.

82. *Кологерманская Е. М.* Правовое регулирование использования возобновляемых источников энергии в Российской Федерации и зарубежных государствах: дис. – Санкт-Петербургский государственный университет, 2020.

83. *Колоколова О. В.* Оценка вероятности банкротства предприятий-заемщиков на основе кластерного анализа //Экономический анализ: теория и практика. – 2007. – №. 18. – С. 53-60.

84. *Кольшкин А. В., Гиленко Е.В., Довженко С. Е., Жилкин С. А., Чое С. Е.* Прогнозирование финансовой несостоятельности предприятий // Вестник Санкт-Петербургского университета. Сер. 5. 2014. Вып. 2. С. 122–142.

85. *Кузнецова М. Н.* Повышение экономической эффективности предприятия посредством инноваций //Вестник Воронежского государственного технического университета. – 2012. – Т. 8. – №. 4. – С. 80-83.

86. *Леонов Д. Ю., Воронов В. И.* Логистика в сфере топливно-энергетического комплекса (на примере экспорта газа) // Интернаука. – 2017. – №. 4-2. – С. 21-24.

87. *Львова Н. А.* Финансовая диагностика российских предприятий с применением модели Альтмана для развитых и формирующихся рынков //Финансовая аналитика: проблемы и решения. – 2015. – №. 7 (241). – С. 37-45.

88. *Львова О. А.* Возможности и ограничения применения моделей диагностики банкротства для предупреждения несостоятельности //Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика. – 2021. – №. 4. – С. 73-94.

89. *Медведев М. А., Детков А. А., Молдобаев Т. Ш.* Анализа конкурентной среды на отраслевых рынках с применением информационных систем //AIP Conference Proceedings. – AIP Publishing, 2019. – Т. 2172. – №. 1.

90. *Мигунова Ю. В.* Качество жизни населения сквозь призму потребительских предпочтений //Известия Уфимского научного центра РАН. – 2020. – №. 3. – С. 88-92.

91. *Миллер А. Е.* Исследование альтернативных вариантов интеграционных взаимодействий производственных структур //Вестник Омского университета. Серия «Экономика». – 2013. – №. 3. – С. 105-113.

92. *Молдобаев Т. Ш.* Влияние инноваций на эффективность деятельности предприятий: отраслевой и региональный анализ //Экономика и предпринимательство – 2022. – № 11 (148). – С. 494-498.

93. *Муниров Э. Д., Гимадиев С. И., Минулина О. В.* Особенности анализа спроса на рынке электроэнергии //Теоретические и прикладные аспекты в области гуманитарных наук. – 2023. – С. 118-119.

94. *Муниши А. Ю., Александрова Л. Ю., Муниши Ш. М.* Развитие розничной торговли России в контексте ее цифровизации //Экономика, предпринимательство и право. – 2022. – Т. 12. – №. 5. – С. 1599-1612.

95. *Новикова Н. Г., Щепина С. В.* Факторы, влияющие на эффективность управления запасами в контексте управления конкурентоспособностью торговой организации //Известия Байкальского государственного университета. – 2023. – Т. 33. – №. 1. – С. 74-83.

96. Обзор: Хитрость и стагнация растянули банкротства [Электронный ресурс]. URL: <https://fedresurs.ru/news/ccfc7b66-7065-4eef-9bc2-a2426e0e895d?attempt=1> (дата обращения: 12.04.2020).

97. Обзор: Число корпоративных банкротств в РФ в 2018 году снизилось до естественного уровня [Электронный ресурс]. URL: <https://fedresurs.ru/news/5e75d843-000b-4ce1-9925-9e02d89fa0e7?attempt=1> (дата обращения: 12.04.2020).

98. Отгружено (передано) продукции в натуральном выражении с 2017 г. (оперативные данные в соответствии с ОКПД2) [Электронный ресурс]. URL: <https://www.fedstat.ru/indicator/57786> (дата обращения: 16.01.2024).

99. Открытые данные в Российской Федерации. Бюллетень по открытым данным, июль 2015 [Электронный ресурс]. URL: <https://ac.gov.ru/files/publication/a/5572.pdf> (дата обращения: 18.04.2023).

100. Открытые данные Федеральной службы по интеллектуальной собственности. [Электронный ресурс] URL: <https://rospatent.gov.ru/opendata> (дата обращения: 02.06.2023)

101. Переходные ключи между Товарной номенклатурой внешнеэкономической деятельности Евразийского экономического союза ТН ВЭД ЕАЭС и Общероссийским классификатором продукции по видам экономической деятельности ОК 034-2014 ОКПД 2 [Электронный ресурс]. URL:

[https://economy.gov.ru/material/file/8fe3bac6d1fec0a3b943272e28212592/%D0%A2%D0%9D%D0%92%D0%AD%D0%94\\_%D0%9E%D0%9A%D0%9F%D0%942\\_20\\_07\\_2023.xlsx](https://economy.gov.ru/material/file/8fe3bac6d1fec0a3b943272e28212592/%D0%A2%D0%9D%D0%92%D0%AD%D0%94_%D0%9E%D0%9A%D0%9F%D0%942_20_07_2023.xlsx) (дата обращения: 29.01.2024).

102. *Петров А. М.* Преимущества и недостатки коэффициентного анализа //Экономические науки. – 2020. – №. 182. – С. 144-145.

103. *Петрова А. В.* Факторы, оказывающие влияние на формирование товарного ассортимента предприятия //Экономика и бизнес: теория и практика. – 2021. – №. 4-2. – С. 74-77.

104. *Пидяшова О. П., Кравченко Т. Е., Терещенко Т. А.* Статистический анализ структуры расходов населения //Вестник Академии Знаний. – 2019. – №. 3 (32). – С. 209-217.

105. *Попенкова Д. К., Стукалова И. Б.* Трансформация розничной торговли в условиях цифровизации //Вестник Алтайской академии экономики и права. – 2022. – №. 2-1. – С. 89.

106. Портал открытых данных Российской Федерации [Электронный ресурс]. URL: <https://data.gov.ru/> (дата обращения: 17.04.2024).

107. Постановление Госстандарта России от 30.03.1999 N 97 (ред. от 22.09.2023) "О принятии и введении в действие Общероссийских

классификаторов" (вместе с "ОК 027-99. Общероссийский классификатор форм собственности") (дата введения 01.01.2000) [Электронный ресурс]. URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_26587/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_26587/) (дата обращения: 10.01.2024).

108. Постановление Правительства РФ от 08.02.2017 N 145 (ред. от 27.03.2023) "Об утверждении Правил формирования и ведения в единой информационной системе в сфере закупок каталога товаров, работ, услуг для обеспечения государственных и муниципальных нужд и Правил использования каталога товаров, работ, услуг для обеспечения государственных и муниципальных нужд" [Электронный ресурс]. URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_212534/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_212534/) (дата обращения: 21.03.2024).

109. Постановление Правительства РФ от 25.06.2003 N 367 "Об утверждении Правил проведения арбитражным управляющим финансового анализа" [Электронный ресурс]. URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_42901/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_42901/) (дата обращения: 11.05.2023).

110. Приказ Минфина России от 02.07.2010 N 66н (ред. от 19.04.2019) "О формах бухгалтерской отчетности организаций" (Зарегистрировано в Минюсте России 02.08.2010 N 18023) (с изм. и доп., вступ. в силу с отчетности за 2020 год) [Электронный ресурс]. URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_103394/b990bf4a13bd23fda86e0bba50c462a174c0d123/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_103394/b990bf4a13bd23fda86e0bba50c462a174c0d123/) (дата обращения: 15.01.2024)

111. Приказ Минфина России от 30.10.2017 N 165н (ред. от 19.12.2022) "Об утверждении Порядка ведения Единого государственного реестра юридических лиц и Единого государственного реестра индивидуальных предпринимателей, внесения исправлений в сведения, включенные в записи Единого государственного реестра юридических лиц и Единого государственного реестра индивидуальных предпринимателей на

электронных носителях, не соответствующие сведениям, содержащимся в документах, на основании которых внесены такие записи (исправление технической ошибки), и о признании утратившим силу приказа Министерства финансов Российской Федерации от 18 февраля 2015 г. N 25н" (Зарегистрировано в Минюсте России 16.01.2018 N 49645) [Электронный ресурс]. URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_288080/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_288080/) (дата обращения: 18.01.2024).

112. Приказ Росстата от 29.03.2017 N 211 "Об утверждении Положения об Общероссийском классификаторе предприятий и организаций (ОКПО) и взаимосвязанных с ним классификаторах" [Электронный ресурс]. URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_215015/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_215015/) (дата обращения: 23.01.2024).

113. Приказ ФНС России от 29.06.2012 N ММВ-7-6/435@ "Об утверждении Порядка и условий присвоения, применения, а также изменения идентификационного номера налогоплательщика" (Зарегистрировано в Минюсте России 14.08.2012 N 25183) [Электронный ресурс]. URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_134082/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_134082/) (дата обращения: 17.01.2024).

114. Производство основных видов продукции в натуральном выражении с 2017 г. (оперативные данные в соответствии с ОКПД2) [Электронный ресурс]. URL: <https://www.fedstat.ru/indicator/57783> (дата обращения: 17.01.2024).

115. *Пятов М. Л.* Эволюция методологии бухгалтерского учета в рамках балансовой модели фирмы //Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика. – 2014. – №. 4. – С. 56-75.

116. *Разумов П. Е.* Классификация предприятий по уровню банкротства с использованием метода кластерного анализа //Социально-экономический и гуманитарный журнал Красноярского ГАУ. – 2015. – №. 1. – С. 24-27.

117. Решение Совета Евразийской экономической комиссии от 14.09.2021 N 80 (ред. от 27.12.2023) "Об утверждении единой Товарной номенклатуры внешнеэкономической деятельности Евразийского экономического союза и Единого таможенного тарифа Евразийского экономического союза, а также об изменении и признании утратившими силу некоторых решений Совета Евразийской экономической комиссии" (с изм. и доп., вступ. в силу с 08.02.2024) [Электронный ресурс]. URL: [https://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_397176/](https://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_397176/) (дата обращения: 26.03.2024).

118. *Саломатин В. А., Саломатина Е. В., Калашиников С. В.* Развитие табачной отрасли в условиях внешних вызовов //Экономика, предпринимательство и право. – 2021. – Т. 11. – №. 5. – С. 1305-1316.

119. *Сараев А. А.* Восстановление окружающей среды на территории бывших военных баз в Арктике //АРКТИКА: инновационные технологии, кадры, туризм. – 2018. – С. 491-495.

120. Сведения о среднесписочной численности работников организации [Электронный ресурс]. URL: <https://file.nalog.ru/opendata/7707329152-sshr2019/structure-20200408.xsd> (дата обращения: 11.04.2024).

121. Сведения о суммах задолженности по уплате налогов, сборов и страховым взносам, пеням и штрафам в бюджеты бюджетной системы Российской Федерации [Электронный ресурс]. URL: <https://data.nalog.ru/opendata/7707329152-debtam/structure-20181201.xsd> (дата обращения: 12.04.2024).

122. Сведения об уплаченных организацией в календарном году, предшествующем году размещения указанных сведений в Интернете в соответствии с п. 1.1 ст. 102 НК РФ, суммах налогов и сборов (по каждому налогу и сбору) без учета сумм налогов (сборов), уплаченных в связи с ввозом товаров на таможенную территорию ЕАЭС, сумм налогов, уплаченных

налоговым агентом, о суммах страховых взносов [Электронный ресурс]. URL: <https://file.nalog.ru/opendata/7707329152-paytax/structure-20180110.xsd> (дата обращения: 10.04.2024).

123. *Соколов М. М.* Перспективы потребления нефти в мире и динамика мировых цен на нее // Вестник Института экономики Российской академии наук. – 2019. – №. 4. – С. 108-124.

124. *Соколова Н.А.* Проблемы определения сомнительной дебиторской задолженности на основании анализа платежеспособности // Финансы и бизнес. 2011. № 2. С. 174-184.

125. *Сорокин К. В., Попова Д. С.* Обзор международных классификаций, применяемых в статистике предприятий, для организации учета по обособленным подразделениям // Международный журнал гуманитарных и естественных наук. – 2023. – №. 12-4 (87). – С. 199-202.

126. *Спицын В. В., Спицына Л. Ю.* Устойчивость, результативность и эффективность предприятий высокотехнологичных отраслей в условиях кризиса: эконометрическое моделирование // Вестник НГУЭУ. – 2020. – №. 2. – С. 160-176.

127. *Суринов А. Е.* Цифровая экономика: вызовы для российской статистики // Вопросы статистики. – 2018. – Т. 25. – №. 3. – С. 3-14.

128. *Сыроецкий В. А.* Современное развитие транспортно-логистической инфраструктуры регионов Крайнего Севера, Сибири и Дальнего Востока // Логистика и управление цепями поставок. – 2020. – С. 151-157.

129. *Фадеев А. Н., Фадеева И. С.* Логистика в сфере электроэнергетики // Логистические системы в глобальной экономике. – 2020. – №. 10. – С. 300-303.

130. Федеральная служба государственной статистики. Предоставление данных бухгалтерской отчетности по запросам пользователей

[Электронный ресурс]. URL: [https://www.gks.ru/accounting\\_report](https://www.gks.ru/accounting_report) (дата обращения: 20.02.2020).

131. Федеральный закон "О несостоятельности (банкротстве)" от 26.10.2002 N 127-ФЗ [Электронный ресурс]. URL: [http://www.consultant.ru/document/cons\\_doc\\_LAW\\_39331/](http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_39331/) (дата обращения: 10.05.2020).

132. Федорова Е. А., Мусиенко С. О., Федоров Ф. Ю. Прогнозирование банкротства субъектов малого и среднего предпринимательства в России // Финансы и кредит. – 2018. – Т. 24. – №. 11 (779). – С. 2537-2552.

133. Федорова Е. А., Тимофеев Я. В. Нормативы финансовой устойчивости российских предприятий: отраслевые особенности // Корпоративные финансы. – 2015. – Т. 9. – №. 1. – С. 38-47.

134. Федорова Е. А., Хрустова Л. Е., Чекризов Д. В. Отраслевые особенности применения моделей прогнозирования банкротства предприятия // Стратегические решения и риск-менеджмент. 2018. № 1 (104). С. 64–71.

135. Федорова Е. А., Чухланцева М. А., Чекризов Д. В. Нормативные значения коэффициентов финансовой устойчивости: особенности видов экономической деятельности // Управленческие науки. – 2017. – №. 2. – С. 44-55.

136. Фёдорова Е.А., Довженко С.Е., Фёдоров Ф.Ю. Модели прогнозирования банкротства российских предприятий: отраслевые особенности // «Проблемы прогнозирования». 2016. №3. С. 32–40.

137. Шарохина С. Система показателей эффективности логистического управления товарными запасами предприятий розничной торговли // Вестник университета. – 2023. – №. 2. – С. 138-145.

138. Шварц Е. А., Книжников А. Ю., Пахалов А. М., Шерешева М. Ю. Оценка экологической ответственности нефтегазовых организаций, действующих в России: рейтинговый подход // Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика. – 2015. – №. 5. – С. 46-67.

139. *Шемануева А. П.* Стратегические альянсы в современном бизнесе //Сервис в России и за рубежом. – 2007. – №. 3. – С. 37.

140. Экспорт и импорт Российской Федерации по товарам [Электронный ресурс]. URL: <https://customs.gov.ru/statistic> (дата обращения: 14.02.2022).

141. Электронное правосудие [Электронный ресурс]. URL: <https://kad.arbitr.ru/> (дата обращения: 27.03.2024).

142. *Яо Л. М., Габдулхакова О. И., Анисимова Е. В.* Социально-экологическая ответственность предприятий по добыче и переработке углеводородного сырья // Вестник Казанского технологического университета. – 2011. – №. 24. – С. 189-195.