

ВОПРОСЫ УПРАВЛЕНИЯ

О. А. Львова¹

МГУ имени М. В. Ломоносова (Москва, Россия)

УДК: 336.63, 336.67, 347.736

ВОЗМОЖНОСТИ И ОГРАНИЧЕНИЯ ПРИМЕНЕНИЯ МОДЕЛЕЙ ДИАГНОСТИКИ БАНКРОТСТВА ДЛЯ ПРЕДУПРЕЖДЕНИЯ НЕСОСТОЯТЕЛЬНОСТИ²

В статье решена проблема разработки интегральной классификации существующих моделей прогнозирования банкротства на основе контент-анализа 270 релевантных зарубежных и российских публикаций, изданных в 1910–2020 гг.: выделены две основные группы моделей — нормативные и эмпирические; последние категоризованы на экспертные, комбинированные и объективные, включающие статистические модели и модели интеллектуального анализа данных; специфицированы особенности конкретных видов известных моделей прогнозирования банкротства, их преимущества и недостатки. Раскрыто экономическое содержание моделей, используемая индикативная база снижения финансовой устойчивости бизнеса, и сделаны выводы: подходы к выбору переменных редко обоснованы, показатели обычно заимствованы из прежних моделей или обусловлены автоматической конфигурацией базы данных о компаниях; доминирует бухгалтерский подход к диагностике банкротства на основе финансовых коэффициентов, имеющий серьезные ограничения для российских компаний; выделены наиболее значимые рыночные, стоимостные, качественные индикаторы, свидетельствующие о снижении финансовой устойчивости бизнеса. Выявлены значимые ограничения, не позволяющие в целом применять модели диагностики банкротства для принятия решений по предупреждению несостоятельности компаний: невозможность предвидеть воздействие внешних и внутренних неформальных факторов, проявляющихся нерегулярно, не подверженных экстраполяции, неодинаково воздействующих на разные компании; необходимость учета экономических условий национальной экономики, стандартов отчетности, уровня доступности разноплановых данных; невозможность создания индикативной базы снижения устойчивости, универсальной для любого бизнеса ввиду высокой изменчивости условий функционирования бизнеса в России. Перспективными направлениями в рамках развития современных подходов к диагностике банкротства представляются байесовские методы и наукастинг, а также разработка моделей с фиктивной переменной, учитывающих отраслевые особенности, однако основной предупреждения несостоятельности видится не прогнозирование по моделям, а осуществление постоянного мониторинга общего состояния бизнеса во взаимосвязи

¹ Львова Ольга Александровна — к.э.н., доцент, факультет государственного управления МГУ имени М. В. Ломоносова; e-mail: lvova@sra.msu.ru, ORCID: 0000-0001-9835-3418.

² Статья написана в рамках научного проекта «Современная индикативная база снижения финансовой устойчивости и появления угрозы несостоятельности».

с влияющими рыночными, операционными, инвестиционными, финансовыми, управленческими и организационными факторами, учетом значимых качественных параметров.

Ключевые слова: прогнозирование банкротства, диагностика банкротства, модели прогнозирования (диагностики) банкротства, индикаторы банкротства, несостоятельность, неплатежеспособность, вероятность банкротства, факторный анализ.

Цитировать статью: Львова, О. А. (2021). Возможности и ограничения применения моделей диагностики банкротства для предупреждения несостоятельности. *Вестник Московского университета. Серия 6. Экономика*, (4), 73–94. <https://doi.org/10.38050/01300105202144>.

O. A. Lvova

Lomonosov Moscow State University (Moscow, Russia)

JEL: G33, G32, G17

POSSIBILITIES AND LIMITATIONS OF BANKRUPTCY PREDICTION MODELS APPLIED IN PREVENTING INSOLVENCY¹

The paper provides the solution to the problem of an integrated classification of existing bankruptcy prediction based on the content analysis of 270 relevant foreign and Russian publications issued within a period of 1910–2020. The author identifies two main groups of models— normative and positive, with the latter categorized into expert, mixed and objective including traditional statistical models and artificial intelligent techniques; and considers the specific features of certain predicting models, their advantages and disadvantages. He then reveals the economic content of such models and the set of ratios applied for identifying company's financial distress with the following conclusions: approaches to the variables selection are rarely justified, indicators are usually borrowed from previous models or generated automatically by the database configuration; the accounting approach to bankruptcy forecasting based on financial ratios prevails and has serious limitations for Russian companies; the most significant market, value and qualitative variables indicating a decline in the business financial stability are highlighted. Significant limitations of the general use of bankruptcy prediction models for making decisions aimed at insolvency prevention are identified: the inability to anticipate the impact of informal factors that are irregular, unable to extrapolate, and affect companies in different ways; the need to take into account the economic conditions of the national economy, financial reporting standards, and the level of availability of diverse data; the impossibility of creating a universal indicative basis to identify decline of sustainability of any business due to the high volatility of operating conditions in Russia. Bayesian methods and nowcasting, as well as the development of forecasting models for certain industries, are promising areas for the development of modern approaches to bankruptcy prediction, but the fundamental activity for preventing insolvency is not forecasting by models, but the implementation of continuous monitoring of the overall business performance in relation to

¹ The article was written as part of a scientific project “Modern indicative base of declining financial stability and the appearance of a threat of insolvency”.

influencing market, operational, investment, financial, managerial and organizational factors, taking into account significant qualitative variables.

Keywords: bankruptcy forecasting, insolvency prediction, bankruptcy prediction models, indicators of insolvency, illiquidity, over-indebtedness, probability of bankruptcy, factor analysis.

To cite this document: Lvova, O. A. (2021). Possibilities and limitations of the use of bankruptcy prediction models for insolvency prevention. *Moscow University Economic Bulletin*, (4), 73–94. <https://doi.org/10.38050/01300105202144>.

Введение

Прогнозирование банкротства компаний имеет столетнюю историю, интерес исследователей из разных стран мира к этой теме не угасает. Модели диагностики содержат инструментарий обнаружения признаков ухудшения состояния бизнеса, что при определенных условиях помогает отслеживать изменение финансовой устойчивости компании, вовремя улавливать сигналы развития кризиса и появления угрозы несостоятельности на основе системы разнообразных индикаторов (финансовых и нефинансовых, количественных и качественных, бухгалтерских, рыночных и др.). Выбор банкротства в качестве прогнозируемого явления также объясним, ведь банкротство как юридический факт представляет собой крайнюю формальную точку кризиса, событие, которое можно однозначно идентифицировать, что обеспечивает более высокую релевантность моделирования, нежели прогнозирование наступления некоего «кризиса», универсальный индикатор которого отсутствует.

В научной литературе поиск симптомов ухудшения финансового состояния бизнеса часто сводится к разработке новых авторских моделей прогнозирования банкротства, перенастройке конфигурации существующих либо к тестированию прогностической точности имеющихся моделей (в неизменном виде) на новом массиве данных. Несмотря на наличие множества обобщающих работ (Dimitras et al., 1996; Wong et al., 1997; Shi, Li, 2019; Bellovary et al., 2007; Kumar, Ravi, 2007), в них лишь в редких случаях делается попытка не только классифицировать, но и изучить переменные из разных моделей для формирования представления о широте и качестве предложенной индикативной базы снижения финансовой устойчивости. Как правило, подобные работы ориентированы преимущественно на проведение обзора имеющихся публикаций и методов, который служит отправной точкой для новых исследований в сфере прогнозирования банкротства, а критерий выбора конкретных публикаций для изучения, определения их значимости остается неясным и осуществляется субъективно на усмотрение автора. Кроме того, эти работы предлагают типологии способов прогнозирования, ограниченные перечнем выбранных моделей, тогда как системная классификация методов и моделей диагностики банкротства в зарубежной и российской литературе отсутствует.

Таким образом, частичная необоснованность и ограниченность существующих комплексных исследований в сфере прогнозирования банкротства компаний, недостаточное внимание к оценке качества и возможности использования переменных из моделей в роли индикативной базы снижения финансовой устойчивости российских компаний, недостаточная методическая проработка проблематики на основе системного подхода обусловили выбор темы исследования и круг вопросов, требующих первоочередного изучения.

Цель исследования заключается в выявлении возможностей и ограничений использования инструментария прогнозирования банкротства и системы показателей из диагностических моделей в качестве индикативной базы снижения финансовой устойчивости российских компаний для выявления угрозы несостоятельности и предупреждения банкротства.

Достижение цели предполагает проведение комплексного исследования публикаций по диагностике банкротства компаний за максимально возможный длительный период на основе объективного критерия отбора работ для решения следующих задач: предложить интегральную визуализированную классификацию типов моделей прогнозирования банкротства; выявить индикаторы, сигнализирующие о снижении финансовой устойчивости бизнеса на основе изучения использованных в моделях баз данных, определения подходов к выбору переменных и их обоснованности, категоризации показателей на группы (финансовые, нефинансовые, бухгалтерские, рыночные, количественные, качественные), определения наиболее часто используемых коэффициентов и оценки возможности их интерпретации в качестве значимых индикаторов прогнозирования банкротства; выявить возможности и ограничения использования применяемой в западных странах индикативной базы прогнозирования банкротства для оценки риска снижения финансовой устойчивости российских компаний.

Исследование основано на методологическом аппарате, включающем отбор и сплошное изучение текстов 218 зарубежных публикаций на английском языке и 52 российских работ, посвященных прогнозированию дефолта / банкротства / финансовых трудностей компаний, за последние 110 лет — с 1910 г. Критерий отбора релевантных публикаций является объективным: число цитирований выше 100 раз по данным Google Академии¹, выбранной как наиболее полная открытая наукометрическая база, которая объединяет большинство публикаций, интегрирована с известными интернет-библиотеками (Science Direct от Elsevier², Taylor&Fransis³, Springer⁴, ProQuest⁵ и др.), позволяет осуществлять расширенный настра-

¹ <https://scholar.google.com> (дата обращения: 02.04.2021).

² <https://www.sciencedirect.com> (дата обращения: 02.04.2021).

³ <https://taylorandfrancis.com> (дата обращения: 02.04.2021).

⁴ <https://www.springer.com/gp> (дата обращения: 02.04.2021).

⁵ <https://www.proquest.com> (дата обращения: 02.04.2021).

иваемый поиск. Методологическую основу для формирования выборки составил адаптированный алгоритм поиска по комбинациям ключевых слов, предложенный (Alaka et al., 2018; Shi, Li, 2019): был сформулирован семантически выверенный запрос, включающий несколько взаимозаменяемых англоязычных терминов при исключении «лишних» тематик¹. В исследовании также применялись общенаучные методы познания — системный подход, анализ и синтез, логический и сравнительный анализ, метод группировки и обобщения, экспертный анализ, методы научной классификации, табличные и графические приемы визуализации данных.

Структура статьи следующая: в начале предложена визуализированная интегральная классификация существующих моделей диагностики банкротства, раскрыто содержание и специфика каждого типа. Затем исследование посвящено экономическому содержанию моделей: выявлены индикаторы кризисного состояния компаний согласно предложенной группировке показателей, используемых в моделях, раскрыты ограничения их применения для принятия решений по предупреждению несостоятельности. В заключительной части представлены результаты оценки возможностей прогнозирования по моделям для предупреждения банкротства российских компаний с учетом специфики экономических условий.

Комплексная классификация моделей прогнозирования банкротства

В отдельных — преимущественно российских — работах сделана попытка выделить так называемую общепринятую классификацию методов прогнозирования банкротства на количественные и качественные (Хайдаршина, 2007; Слабинская, Кравченко, 2017), моделей — на одномерные, многомерные и современные (Могилат, 2019), структурные и статистические (Grouhy et al., 2000), классические статистические и альтернативные (Пугановская, Галямин, 2008). Это представляется упрощенческим подходом, не всегда позволяющим выделить достоинства и ограничения методов и моделей, воспользоваться их преимуществами и избежать одностороннего взгляда.

Проведенная аналитическая работа позволила предложить авторскую развернутую классификацию типов моделей прогнозирования банкротства, представленную в виде рис. 1.

¹ Поисковый запрос в Google Scholar содержал выражение «'Forecasting' OR 'Prediction' OR 'Predicting' AND 'Bankruptcy' OR 'Insolvency' OR 'Distress' OR 'Default' OR 'Failure' AND 'Company' OR 'Corporate' OR 'Firm' OR 'Enterprise' OR 'Business' -medicine -disease -syndrome». Введены комбинации похожих английских словосочетаний, которые буквально, но обобщенно можно перевести как «прогнозирование банкротства компаний» с учетом минус-слов по медицинской тематике. Среди российских публикаций поиск осуществлялся по аналогичному запросу из похожих русскоязычных словосочетаний по теме.

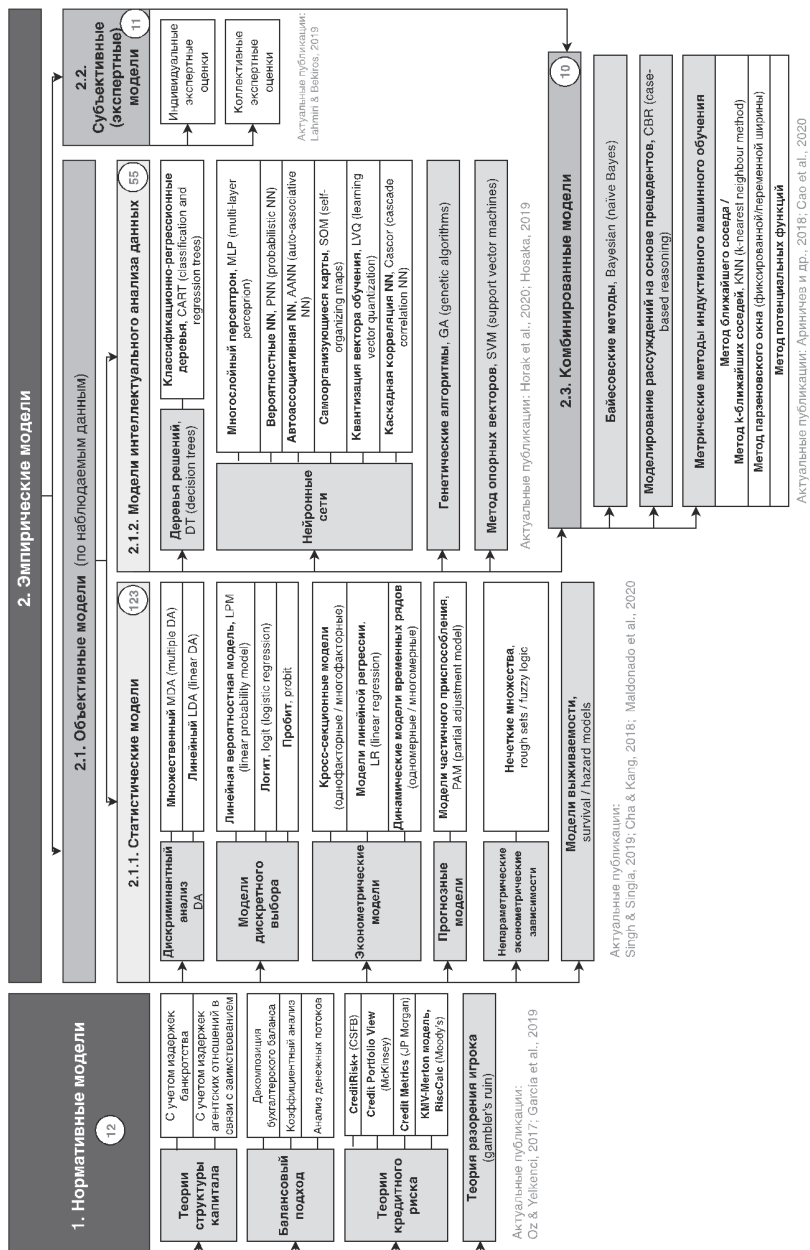


Рис. 1. Интегральная классификация моделей прогнозирования банкротства

Описание включает международные англоязычные наименования, что облегчает возможность дальнейшего углубленного исследования оригинальной литературы и подтверждает релевантность предлагаемой классификации с учетом высокой вариативности перевода на русский язык. В белых кружках на рис. 1 обозначено количество публикаций, основанных на моделях данного типа.

Большинство известных моделей прогнозирования в агрегированном виде можно разделить на две широкие группы — нормативные и эмпирические.

1. *Нормативные модели* основаны на наличии фундаментальных положений теории, отклонение от которых может рассматриваться как признак приближающейся неплатежеспособности, определяемой исходя из нормативных значений переменных, рассчитанных по балансу. К данной группе относятся:

- теории структуры капитала: предполагается наличие оптимального соотношения источников финансирования для каждой компании в зависимости от преимуществ налогового щита, образуемого при заимствовании, и издержек (банкротства и агентского типа). При нарушении целевого равновесия можно прогнозировать возникновение условий для появления неплатежеспособности¹;
- балансовый подход: вследствие декомпозиции бухгалтерского баланса и расчета динамики финансовых коэффициентов осуществляется выявление отклонений от нормативных значений. Входящие в данную группу модели прогнозирования на основе денежных потоков исходят из принципа, что стоимость фирмы равна чистой приведенной стоимости будущих потоков от операционной, финансовой, инвестиционной деятельности, а также по отдельным источникам средств;
- «теоретическая» модель разорения игрока: будущее фирмы как «игрока» рассчитывается по теории вероятностей, а основной гипотезой является то, что постоянные отрицательные потоки в течение определенного временного периода неминуемо ведут компанию к банкротству (Scott, 1981);
- теории кредитного риска: оценка банком вероятности невозврата кредита, когда сущность дефолта трактуется специфически, с точки зрения убытков, причиненных банку, а также с учетом установленных нормативов просрочки платежей. «Банковский» подход обобщает несколько моментов, наступление каждого из которых может считаться дефолтом: просрочка погашения обязательств перед банком на 90 дней, соответствие нормативным критериям списания

¹ Однако есть и альтернативные теории: гипотеза Ф. Модильяни и М. Миллера, построенная при существенных допущениях, гласит, что стоимость капитала фирмы не зависит от способа финансирования, т.е. оптимизация структуры не имеет смысла.

долга банком (на убытки), приостановка начисления процентов по кредиту, подача заявления о признании фирмы-заемщика банкротом. Ограниченность моделей презюмируется авторами, ведь «не каждый дефолт станет банкротством, так же как и не каждое банкротство является следствием дефолта» (Falkenstein et al., 2000, p. 64).

Некоторые нормативные модели ввиду своей природы не предполагают прямого и полного сопоставления с реальными данными и тем самым остаются в рамках умозрительных конструкций академических исследований.

2. В данной связи более активное развитие получают *эмпирические модели* прогнозирования банкротства, которые основаны на фактических данных, не связаны с какой-либо одной теорией, впоследствии часто становятся основой для формирования новых прикладных методических подходов. Данная категория включает три типа моделей — *объективные* (2.1), основанные на количественном анализе наблюдаемых данных; *субъективные* (2.2), опирающиеся на мнения экспертов; *комбинированные* (2.3), включающие «машинные» методы анализа экспертных оценок.

2.1. *Объективные модели* различаются в зависимости от применяемого инструментария и включают две подгруппы.

2.1.1. *Статистические модели* объединяют наиболее известные способы прогнозирования банкротства, подробно описанные в литературе не только и не столько экономического, а эконометрического, математического и IT-профиля, а именно:

- дискриминантные модели, позволяющие строить классификационные последовательности для определенных групп финансовых показателей. Несмотря на отнесение данного типа к «объективным» моделям из-за статистического инструментария, основным недостатком дискриминантного анализа является субъективизм авторов в выборе наиболее значимых факторов, присвоении им «весов» и вольной интерпретации интегрального показателя. Использование статических ретроспективных данных при сравнении с динамическими характеристиками отрасли также вызывает критику;
- модели дискретного (бинарного) выбора, которые предполагают определение вероятности банкротства как функции (линейной, логистического или нормального стандартного распределения) некоторого набора объясняющих параметров;
- эконометрические модели, использующие причинно-следственные связи в прогнозировании, что, в частности, относится к регрессионному анализу, основным преимуществом которого является простота. Эконометрический и дискриминантный подходы во многом пересекаются (к примеру, по принципу тестирования значимости переменных) (Могилат, 2019, с. 34–37);

- прогнозные модели, основанные на предвидении тренда, представленного временным рядом в рамках прошлых наблюдений. В итоге определяется вероятность банкротства, влияющие на нее факторы и их удельный вес (тогда как в эконометрических моделях факторы выбираются изначально), создаются сценарии с разной вероятностью реализации;
- непараметрические эконометрические зависимости, подходящие для анализа не только количественных, но и качественных переменных. Основным типом здесь является моделирование на основе нечетких множеств, которое и учитывает неточность и неполноту информации (Tay, Shen, 2002, с. 642);
- модели выживаемости, которые первоначально использовались в медицине и предполагают существование времени ожидания до наступления события, цензурированность наблюдений, наличие предикторов.

Прогнозирование банкротства на основе статистических методов является наиболее распространенным (рис. 1): среди 155 изученных публикаций, содержащих модели, статистический инструментарий применяется в 123 из них, т.е. в 80% выборки. Понимание того, что статистические методы прогнозирования дают релевантные выводы только с учетом ряда ограничений (к примеру, в части принципа распределения переменных), при несоблюдении которых результаты могут быть ошибочны (Wilson, Sharda, 1994, р. 545, 546), приводит к появлению новых более сложных методов.

2.1.2. *Модели интеллектуального анализа данных* используют технологии на основе возможностей искусственного интеллекта, которые позволяют анализировать большие массивы информации с более высокой прогностической точностью, выявлять зависимости между первоначальными данными и полученными результатами и использовать накопленный опыт для решения задач на новых данных («обучаться»), однако в интерпретации полученных результатов такие модели более сложны. К этой группе можно отнести модели на основе следующих техник:

- деревья решений: выполняют задачи классификации всего массива данных на более мелкие однородные группы по сценарному алгоритму «что, если» (в зависимости от значений целевой переменной), который позволяет найти значимость каждого параметра для определения вероятности банкротства компании (Макушина, Шихлярова, 2018, с. 97);
- нейронные сети: представляют собой математическую модель, отличающуюся заданной архитектурой (количество слоев, узлов и типы связей между узлами), которая позволяет не только получать и преобразовывать информацию, но и имеет способность к обучению, а также обладает более мощными свойствами распознавания

образов и классификаций благодаря нелинейным непараметрическим свойствам адаптивного обучения;

- генетические алгоритмы: основаны на стохастическом методе поиска для выбора оптимального решения проблемы на основе большого массива входных данных за счет постоянной генерации новых решений на базе уже оправдавшихся прогнозов более раннего поколения. Алгоритмы используются для прогнозирования банкротства с несколькими объясняющими факторами;
- метод опорных векторов: иногда рассматривается как разновидность нейронной сети, однако по данным многих исследований показывает более высокую прогностическую точность за счет меньшей генерации ошибок, возможности анализировать данные большей размерности.

2.2. Вторая большая группа эмпирических моделей — *субъективные или экспертные* — построена на обобщении консенсус-прогнозов (результатов опросов) выбранной категории экспертов, которыми обычно являются специалисты кредитных департаментов банков и(или) аудиторы. Группе интервьюируемых лиц на основе их профессионального опыта предлагается выбрать среди ряда показателей (часто бухгалтерских) наиболее значимые с точки зрения определения вероятности банкротства заемщика. Такие модели показывают связь между экспертными суждениями и сигналами банкротства, но не объясняют предварительную обработку информации, используемую для формирования суждений; научные гипотезы предполагают изучение скорее поведенческих характеристик участников эксперимента, а не точность сделанных ими прогнозов о состоянии конкретных компаний. В разных источниках такие методы именуются как “credit-men” (решения «кредитчиков») (Dimitras et al., 1999), “judgemental forecasting” (оценочное прогнозирование, прогноз на основе субъективных суждений) (Bunn, Wright, 1991), “human information processing approach” (подход к обработке информации человеком) (Laitinen, Kankaanpää, 1999) и обычно противопоставляются статистическим (количественным) методам, которым они, по оценкам специалистов, уступают по прогностической точности (Falkenstein et al., 2000, p. 67). Классические работы в данной области принадлежат (Libby, 1985; Casey, 1980; Zimmer, 1980).

В целом, несмотря на безусловную необходимость выделения таких моделей в отдельную группу, (Chauvet, Potter, 2013) отмечают, что качество результатов опросов экспертов может быть высоким только на коротких горизонтах прогнозирования. Кроме того, по мнению российских специалистов (Пестова, Мамонов, 2016, с. 47), обычно такие прогнозы основаны не на экономико-математическом инструментарии, а на способности экспертов точно оценивать текущую ситуацию, которая не поддается количественному описанию, и потому значительно реже находят

развитие в теории и практике прогнозирования не только банкротства, но и макроэкономических параметров.

2.3. *Комбинированные модели* находятся на пересечении моделей интеллектуального анализа данных и субъективных моделей (рис. 1) и представляют собой группу «машинных» методов, одновременно использующих экспертные оценки: байесовские методы, рассуждения на основе прецедентов, метрические методы машинного обучения способны извлекать правила принятия решений исходя из (качественных) суждений экспертов о банкротстве (Ариничев и др., 2018). Несмотря на то что методы и модели на основе байесовского подхода описаны давно (Harrison, Stevens, 1976), данное направление имеет большой потенциал для прогнозирования банкротства и активно развивается в последние годы, так как позволяет учитывать высокую неопределенность влияющих факторов, а также генерирует меньше ошибок в отличие от индивидуальных моделей нейронных сетей.

Исследование показывает, что наиболее распространенными являются статистические модели, в частности, модели на основе дискриминантного анализа (60 моделей). Второе место занимают модели логистической регрессии из того же класса (39 моделей). Среди моделей на основе искусственного анализа данных наибольшее распространение имеют нейронные сети (33 модели). Нормативные, комбинированные и экспертные модели используются в равной степени, но реже, чем другие.

Высокую популярность статистических моделей относительно прогнозирования на основе искусственного интеллекта можно объяснить их доступностью широкому кругу исследователей — более простым инструментарием, не требующим специального программного обеспечения, понятными принципами формирования выборки (часто небольшого размера), доступностью отчетной информации о компаниях, возможностью расчета по существующим моделям на данных новой выборки (либо сравнительно несложной адаптации и «подгонки» весов для факторов).

Последний тезис подтверждается количеством цитирований одной из первых работ по теме, которая, безусловно, стала фундаментальной: работа (Altman, 1968) процитирована более 19,6 тыс. раз — максимальный недостижимый показатель среди всех изученных публикаций. Кроме того, именно пять коэффициентов этой модели входят в десятку наиболее часто используемых показателей среди всех изученных моделей. Несмотря на то что хронологически первым свою модель представил (Beaver, 1966), она гораздо менее популярна (8 тыс. цитирований) и сопоставима с работой (Ohlson, 1980) по логит-моделированию (7,6 тыс. цитирований). Следующими по числу цитирований являются работы (Zhang et al., 1998) по нейронным сетям (4,6 тыс. цитирований), более поздние исследования (Altman, Hotchkiss, 1993) (3,6 тыс. цитирований) и системная работа (Zmijewski, 1984) (3,5 тыс. цитирований), которые и составляют

«пятерку» наиболее востребованных, фундаментальных исследований за всю историю прогнозирования банкротства. Изучение прироста цитирований среди перечисленных работ за 2019–2021 гг. показывает наибольшую частоту обращений к работе Дж. Олсена по логит-моделированию (прирост на 8%) и более современной методике нейронных сетей Г. Жанга и др. (прирост на 9%), что подтверждает их востребованность, тогда как классический труд Э. Альтмана исследователи цитируют уже не так интенсивно (прирост 4%), что можно расценивать как свидетельство изменения вектора развития научной области прогнозирования банкротства. По выборке в целом заметен большой разрыв по установленному критерию: более 1000 раз цитируются только 24 работы, т.е. 9% всех исследованных публикаций.

Несмотря на неугасающую популярность, у прогнозирования на основе нейронных сетей также есть недостатки, основным из которых является «закрытость» самого алгоритма принятия решения (своеобразный «черный ящик»), так как сеть обучается сама, а также сложность интерпретации человеком полученных результатов. Кроме того, чтобы написать рабочую нейронную сеть, требуется постоянное изучение обновляющейся литературы по компьютерным наукам.

Дополнительно следует отметить наличие моделей прогнозирования финансового состояния бизнеса, разработанных ведущими консалтинговыми компаниями. К примеру, Boston Consulting Group в рамках предоставления услуг по оздоровлению и реорганизации предлагает помимо разработки стратегии управление ликвидностью на основе прогноза денежных потоков на 13 недель¹. Собственный комбинированный инструмент прогнозирования развития компаний-клиентов, в том числе в период кризиса, имеют McKinsey², Deloitte³ (программное обеспечение PrecisionViewTM). Публикации по таким моделям отсутствуют, так как их разработка, модификация и постоянное обновление (с учетом наличия платного ограниченного доступа к разнообразным базам данных) являются внутренним ноу-хау, а прогнозирование по ним — отдельным видом услуг и конкурентным преимуществом консалтинговых компаний.

¹ Boston Consulting Group. When it's time for a restructuring? Дата обращения 20.11.2020, <https://www.bcg.com/capabilities/business-transformation/restructuring>

² Agrawal, A., Khavkin, M., & Slonim, J. Bringing a real world-edge to forecasting. Дата обращения 20.11.2020, <https://www.mckinsey.com/business-functions/strategy-and-corporate-finance/our-insights/bringing-a-real-world-edge-to-forecasting#>

³ Deloitte. Enhanced cash flow forecasting and working capital. PrecisionView advanced forecasting and modeling. Дата обращения 20.11.2020, <https://www2.deloitte.com/us/en/pages/operations/articles/enhancing-cash-flow-forecasting.html>, <https://www2.deloitte.com/us/en/pages/consulting/solutions/precisionview-financial-modeling-and-forecasting.html>

Индикаторы кризисного финансового состояния бизнеса и ограничения применения моделей прогнозирования для предупреждения банкротства

Индикативная база снижения финансовой устойчивости, представленная в моделях диагностики банкротства, выражается через набор действовавших в них показателей (переменных). Анализ проводился нами в следующей последовательности: описание баз данных, на основе которых построены модели → определение подхода к выбору переменных и оценка его обоснованности → выявление топ-10 часто используемых коэффициентов и оценка их практической применимости в качестве индикаторов снижения финансовой устойчивости → группировка и анализ переменных по типам (финансовые/нефинансовые, бухгалтерские/рыночные, количественные/качественные). В итоге были получены следующие результаты.

1. Конфигурация баз данных¹ часто объясняет последующий выбор автором конкретных показателей для моделирования как индикаторов наступления кризиса. Международный охват таких баз данных, включающий информацию по компаниям из разных стран, а также наличие российских аналогов объясняют высокую популярность адаптации зарубежных моделей к эмпирике российских компаний.

2. Выбор переменных в моделях осуществляется одним из четырех способов:

- заимствование перечня показателей из предшествующих моделей со ссылкой на источники без дополнительного обоснования — как самый простой и поэтому распространенный подход;
- использование автоматически предлагаемого базой данных набора переменных без дополнительного обоснования или специального отбора. Так, многие модели опираются на базу COMPUSTAT, которая с 1962 г. аккумулирует данные по действующим и недействующим компаниям всего мира, содержит более 1500 расчетных показателей², которые уже сгруппированы по категориям «рост», «рыночная доходность», «фундаментальные финансовые коэффициенты»³, «оценки», «рыночные индексы (ценных бумаг)», «отраслевые индексы» и т.д.;

¹ Например, аналог российского Единого федерального реестра сведений о банкротстве (ЕФРСБ) Wall Street Journal Index (WSJI), аналитические отчеты Dun and Bradstreet, базы с данными отчетности компаний и рыночными показателями Bloomberg, COMPUSTAT, Moody's Industrial Manual, Thomson Reuters Datastream, Thomson One Banker (Worldscope).

² https://www.spglobal.com/marketintelligence/en/documents/compu-stat-brochure_digital.pdf

³ К ним относятся: выручка Revenue, чистая прибыль NI, рентабельность собственного капитала ROE, общий долг TD, собственный капитал E, свободный денежный поток FCF.

- включение полного списка переменных как «имеющих некоторую прогностическую способность» (до 70 показателей в некоторых моделях);
- осознанный выбор переменных из широкого перечня с точки зрения их статистической значимости для конкретного типа модели при соответствующем обосновании выбранного метода отбора и (или) описании процесса — как объективный подход, который не распространен на практике из-за трудоемкости. В редких работах, относящихся к данной группе, такой выбор осуществляется на основе факторного анализа (Libby, 1995), статистического метода главных компонентов (Min, Lee, 2005), метода оценивания коэффициентов линейной регрессионной модели LASSO¹ (Tian et al., 2015), которые позволяют сузить первоначально большое число показателей до 5–10 более релевантных.

При диагностике банкротства выбор методологии во многом определяет прогностическую точность и применимость модели, поэтому полезность и релевантность прогнозирования банкротства по большинству моделей, использующих первые три подхода с необоснованно выбранными переменными, представляются сомнительными.

3. Из 342 показателей, полученных при сравнении 155 моделей, было выбрано 10 наиболее часто встречающихся, которые могут расцениваться как самые значимые индикаторы снижения устойчивости бизнеса (табл. 1).

Таблица 1

**Топ-10 наиболее распространенных показателей,
использованных в моделях прогнозирования банкротства**

№	Наименование коэффициента	Число моделей с коэффициентом	Доля моделей с коэффициентом	Работа, где коэффициент использован впервые
1	Коэффициент текущей ликвидности	64	41,3%	Beaver (1968); Deakin (1972); Ohlson (1980)
2	Экономическая рентабельность активов ROA (по чистой прибыли)	58	37,4%	Beaver (1968)
3	Рентабельность активов ROA (по EBIT)	54	34,8%	Altman (1968)

¹ LASSO (least absolute shrinkage and selection operator) — метод оценивания коэффициентов линейной регрессионной модели, который позволяет получить интерпретируемые модели — отбираются признаки, оказывающие наибольшее влияние на вектор ответов.

№	Наименование коэффициента	Число моделей с коэффициентом	Доля моделей с коэффициентом	Работа, где коэффициент использован впервые
4	Отношение обязательств к активам	49	31,6%	Beaver (1968)
5	Общая фондоотдача (оборачиваемость совокупных активов)	45	29,7%	Altman (1968)
6	Чистый оборотный капитал к совокупным активам	46	29,0%	Beaver (1968); Altman (1968)
7	Рыночная стоимость собственного капитала к балансовой стоимости совокупных обязательств	42	27,1%	Altman (1968)
8	Коэффициент критической ликвидности	37	23,9%	Deakin (1972); Libby (1972); Edmister (1972)
9	Рентабельность активов ROA (по нераспределенной прибыли)	36	23,2%	Altman, 1968
10	Денежный поток к совокупным обязательствам	32	20,6%	Beaver, 1968

Источник: составлено автором.

Все они рассчитываются по данным бухгалтерской отчетности, действуют повсеместно (даже в экспертных моделях) и часто повторяют первоначальные наборы индикаторов из фундаментальных работ 1960–1970 гг.

Бухгалтерский подход к прогнозированию банкротства на основе финансовых коэффициентов, рассчитанных по данным отчетности, является доминирующим. При этом он имеет серьезные ограничения и не может применяться для российских компаний, так как не учитывает несопоставимость международных и отечественных стандартов учета, распространенную практику манипулирования отчетностью, невозможность универсальной интерпретации коэффициентов, их зависимость от типа хозяйственной деятельности компании, ее рыночной стратегии, внешних факторов (величина процентных ставок), необходимость содержательного анализа отдельных статей и проч. (Lvova, 2017).

4. Группировка переменных по типам показывает, что наиболее часто в качестве индикаторов угрозы банкротства используются *финансовые бухгалтерские переменные* из категорий «прибыльность» (иногда рассчитывается через тренд роста чистой или других видов прибыли, а иногда — через денежный поток), «ликвидность», «деловая активность и оборачиваемость», «долговая нагрузка», однако четкая последовательность возникновения данных сигналов при развитии кризиса не подтверждена (Pompe, Bilderbeek, 2005, p. 848).

По мере развития моделирования актуализируется значение внешних *макроэкономических (рыночных) индикаторов* приближения банкротства, характеризующих потерю стоимости проблемными компаниями как сигнал приближающейся несостоятельности. Среди них можно учитывать сокращение динамики ВВП, увеличение процентных ставок, безработицы, изменение отношения активов к индексу потребительских цен, увеличение средних показателей задолженности в отрасли, ухудшение динамики доходов населения.

Говоря о *стоимостных параметрах*, целесообразно отслеживать рыночную стоимость активов, капитала и обязательств компании, динамику денежных потоков по операционной, финансовой и инвестиционной деятельности, показатель EBITDA и его спецификации.

Небольшой размер фирмы, оцениваемый по рыночной стоимости акций / объему выручки / числу сотрудников, молодой возраст фирмы, низкая квалификация менеджмента и эффективность управления, неудовлетворительное состояние систем учета, планирования и маркетинга, качество правового регулирования, а также низкие результаты балльной оценки ряда других параметров бизнеса с точки зрения их «достаточности» для «защиты» от банкротства, относятся к наиболее значимым *качественным индикаторам* снижения устойчивости. Они могут оказывать влияние на вероятность банкротства и учитываться дополнительно, но оцениваются субъективно, трудно измеримы и часто несопоставимы с другими переменными, включенными в расчет интегрального показателя.

Таким образом, при прогнозировании банкротства учет не только финансовых (бухгалтерских и стоимостных), но рыночных и качественных индикаторов в целом оправдан, усиливает положительное впечатление от комбинированной, многосторонней модели.

Оценка возможностей применения моделей прогнозирования для предупреждения банкротства российских компаний

С одной стороны, многообразие существующих моделей прогнозирования, в том числе апробированных на данных российских компаний, в целом высоко динамичное развитие данной научной области, постоянное совершенствование методик и изобретение новых подходов, высокий

уровень разработки отдельных моделей, внимательный подход к выбору индикаторов позволяют предположить дальнейшее усиленное внимание исследователей к прогнозированию банкротства бизнеса. Перспективными здесь представляются *модели на основе байесовского* подхода, способные учитывать рыночные факторы, высокую неопределенность, неоднородность обстоятельств, влияющих на попадание в банкротство (Горбатков и др., 2013; Traczynski, 2017; Макеева, Аршавский, 2014), а также *метод наукастинга* — краткосрочного прогнозирования по регулярно обновляемым данным отчетности (Станкевич, 2020), рынка, кредитных рейтингов, «ожиданий» из упоминаний в СМИ — либо симбиоз этих способов.

Кроме того, использование возможностей прогнозирования банкротства имеет высокий потенциал при разработке моделей с фиктивной переменной, отражающей отраслевую принадлежность, которые могут быть апробированы на отраслях российской экономики с традиционно наибольшим числом банкротств — строительстве и торговле. При этом следует учитывать ряд специфических особенностей регулирования конкретной отрасли, их последствия, взаимосвязь с состоянием социального и экономического развития страны. К примеру, изменение регулирования работы застройщиков с переходом на эскроу-счета увеличивает гарантии для граждан — покупателей жилья, но с точки зрения девелоперов осложняет работу, может привести к потере устойчивости, введение льготных условий по ипотеке на новое жилье «подогрело» рынок, но при их отмене спрос упадет, в прошлые годы при высокой доле валютной ипотеки значительным оказалось изменение валютного курса. Вторая отрасль с большим числом банкротств — торговля, наоборот, более динамично воспроизводится самостоятельно, потому что представлена в основном мелкими неустойчивыми компаниями, подверженными риску банкротств, на смену которым постоянно приходят новые.

При прогнозировании следует учесть ряд прошлых трендов, характерных для отраслей. Так, в строительстве и торговле максимальное число банкротств наблюдается в 2017 г., а не в кризисные 2014–2015 гг., что является следствием затяжного характера кризиса и сжатия рынков, продолжающейся стагнации платежеспособного потребительского спроса, политики консервативного снижения процентной ставки, медленного восстановления инвестиционного спроса. Имеет место отложенный эффект банкротства бизнеса, который повторится и после 2020 г., когда рост банкротств искусственно сдерживал введенный мораторий. В острой фазе кризиса 2015 г., напротив, в основных отраслях экономики наблюдалось снижение числа банкротств, вызванное постепенным восстановлением финансовых результатов компаний после девальвации, увеличением грузооборота транспорта, ростом производства в импортозамещающем секторе, наличием «запаса прочности» у компаний основных отраслей, по-

зволившим выжить, распродажей активов в сфере недвижимости, ростом цен реализации на электроэнергию, продукцию пищевой промышленности, металлургии, который позволил увеличить выручку¹.

Таким образом, с учетом выявленных ограничений представляется, что полученные по моделям результаты и выявленные метрики снижения устойчивости могут восприниматься как информация к размышлению, но не основа для принятия управленческих решений. Специфический набор индикаторов приближающейся неплатежеспособности может быть разработан в отраслевом разрезе, однако универсального подхода для любой компании не может быть предложено в силу описанных ограничений, воздействия нестандартизируемых условий. Основой предупреждения банкротства представляется не прогнозирование по моделям диагностики, а скорее осуществление постоянного мониторинга общего состояния бизнеса во взаимосвязи с влияющими рыночными, операционными, инвестиционными, финансовыми, управленческими и организационными факторами (Бобылева, Львова, 2019а, 2019б), учетом значимых качественных параметров.

Заключение

Несмотря на стабильно высокую популярность замысла создания модели, предсказывающей вероятность банкротства, наше исследование подтверждает его увлекательность, но обнаруживает несостоятельность: внимание к определению переменных модели, т.е. факторов банкротства, вторично, а полный перечень и степень их значимости предсказать невозможно. Формирование индикативной базы снижения устойчивости, универсальной для любого бизнеса, невозможно ввиду высокой изменчивости условий функционирования бизнеса в России.

Модель как упрощенная конструкция прогнозируемой реальности не может предвидеть воздействие внешних и внутренних неформальных факторов, которые проявляются нерегулярно (а значит, не подвержены экстраполяции) и неодинаково воздействуют на разные компании: высокая зависимость конкретного бизнеса от волатильности курсов валют, госзаказа, попадание под геополитические санкции, воздействие на бизнес сильного административного ресурса, неумение собственников проблемной компании вовремя договориться с кредиторами, незаинтересованность кредиторов в рассрочке долга при неспособности оценить жизнеспособность заемщика, недостаточная квалификация управленцев для разработки стратегии развития (оздоровления) бизнеса, негативные

¹ По материалам Центра макроэкономического анализа и краткосрочного прогнозирования (ЦМАКП): Банкротства юридических лиц в России: основные тенденции. Дата обращения 16.04.2021, <http://www.forecast.ru/default.aspx>

последствия оппортунистического поведения менеджмента и сотрудников и проч.

Таким образом, разработка новых моделей прогнозирования банкротства представляется актуальной в первую очередь в пределах одной отрасли с учетом ее особенностей и на относительно короткую перспективу ввиду высокой волатильности условий и трудно прогнозируемых изменений.

Список литературы

Ариничев, И. В., Матвеева, Л. Г., & Ариничева, И. В. (2018). Прогнозирование банкротства организации на основе метрических методов интеллектуального анализа данных. *Вопросы регулирования экономики*, 9(1), 62–73. <https://doi.org/10.17835/2078-5429.2018.9.1.061-073>

Бобылева, А. З., & Львова, О. А. (2019а). Управление трансформационными программами слияний и присоединений с участием проблемных компаний. *Вестник Санкт-Петербургского университета. Менеджмент*, 18(4), 483–509. <https://doi.org/10.21638/11701/spbu08.2019.401>

Бобылева А. З., & Львова О. А. (2019b). Предупреждение банкротства: институциональная поддержка слияний и присоединений проблемных компаний. *Проблемы теории и практики управления*, 7, 100–112.

Горбатков, С. А., Белолипец, И. И., & Макеева Е. Ю. (2013). Выбор системы экономических показателей для диагностики и прогнозирования банкротств на основе нейросетевого байесовского подхода. *Финансы: теория и практика*, 4, 50–61.

Макеева, Е. Ю., Аршавский, И. В. (2014). Применение нейронных сетей и семантического анализа для прогнозирования банкротства. *Корпоративные финансы*, 8(4), 130–140.

Макушина, Е. Ю., & Шихлярова, И. А. (2018). Моделирование вероятности банкротства российских нефинансовых компаний. *Финансы и кредит*, 24(2), 95–110. <https://doi.org/10.24891/fc.24.1.95>

Могилат, А. Н. (2019). *Моделирование финансовой устойчивости компаний реального сектора (на примере промышленности)*. (дис. на соискание уч. степ. канд. экон. наук). Мос. гос. ун-т.

Пестова, А. А., & Мамонов, М. Е. (2016). Обзор методов макроэкономического прогнозирования: в поисках перспективных направлений для России. *Вопросы экономики*, 6, 45–75. <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2016-6-45-75>

Пугановская, Т. И., & Галямин, А. В. (2008). Анализ зарубежных исследований в области моделирования банкротства компании. *Проблемы региональной экономики*, 3, 46–61.

Слабинская, И. А., & Кравченко, Л. Н. (2017). Прогнозирование банкротства как метод оценки экономической безопасности организаций. *Вестник Белгородского государственного технологического университета им. В. Г. Шухова*, 8, 195–199. https://doi.org/10.12737/article_5968b453283fe8.39704252

Станкевич, И. П. (2020). Сравнение методов наукастинга макроэкономических индикаторов на примере российского ВВП. *Прикладная эконометрика*, 59, 113–127.

Хайдаршина, Г. А. (2007). Количественные методы оценки риска банкротства предприятий: классификация и практическое применение. *Финансы: теория и практика*, 4, 169–178.

- Alaka, H. A., Oyedele, L. O., Owolabi, H. A., Kumar, V., Ajayi, S. O., Akinade, O. O., & Bilal, M. (2018). Systematic review of bankruptcy prediction models: Towards a framework for tool selection. *Expert Systems with Applications*, 94, 164–184.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The journal of finance*, 23(4), 589–609.
- Altman, E. I., & Hotchkiss, E. (1993). Corporate financial distress and bankruptcy.
- Aziz, M. A., & Dar, H. A. (2006). Predicting corporate bankruptcy: where we stand? *Corporate Governance: The international journal of business in society*, 6(1), 18–33.
- Beaver, W. H. (1966). Financial ratios as predictors of failure. *Journal of accounting research*, 71–111.
- Bellovary, J. L., Giacomino, D. E., & Akers, M. D. (2007). A review of bankruptcy prediction studies: 1930 to present. *Journal of Financial education*, 1–42.
- Bunn, D., & Wright, G. (1991). Interaction of judgemental and statistical forecasting methods: issues & analysis. *Management science*, 37(5), 501–518.
- Casey, C. J. (1980). The usefulness of accounting ratios for subjects' predictions of corporate failure: Replication and extensions. *Journal of Accounting Research*, 18(2), 603–613.
- Cao, Y., Liu, X., Zhai, J., & Hua, S. (2020). A two-stage Bayesian network model for corporate bankruptcy prediction. *International Journal of Finance & Economics*.
- Cha, S., & Kang, J. (2018). Corporate default prediction model using deep learning time series algorithm, RNN and LSTM. *Journal of Intelligence and Information Systems*, 24(4), 1–32.
- Chauvet, M., & Potter, S. (2013). Forecasting output. *Handbook of Economic Forecasting*, 2, 141–194.
- Crouhy, M., Galai, D., & Mark, R. (2000). A comparative analysis of current credit risk models. *Journal of Banking & Finance*, 24(1–2), 59–117.
- Dimitras, A. I., Slowinski, R., Susmaga, R., & Zopounidis, C. (1999). Business failure prediction using rough sets. *European Journal of operational research*, 114(2), 263–280.
- Dimitras, A. I., Zanakis, S. H., & Zopounidis, C. (1996). A survey of business failures with an emphasis on prediction methods and industrial applications. *European journal of operational research*, 90(3), 487–513.
- Falkenstein, E. G., Boral, A., & Carty, L. V. (2000). RiskCalc for private companies: Moody's default model. Available at SSRN 236011.
- García, V., Marqués, A. I. & Sánchez, J. S. (2019) Exploring the synergetic effects of sample types on the performance of ensembles for credit risk and corporate bankruptcy prediction. *Information Fusion*, 47, 88–101.
- Harrison, P. J., & Stevens, C. F. (1976). Bayesian forecasting. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 38(3), 205–228.
- Horak, J., Vrbka, J., & Suler, P. (2020). Support vector machine methods and artificial neural networks used for the development of bankruptcy prediction models and their comparison. *Journal of Risk and Financial Management*, 13(3), 3, 60–75.
- Hosaka, T. (2019). Bankruptcy prediction using imaged financial ratios and convolutional neural networks. *Expert systems with applications*, 117, 287–299.
- Kumar, P. R., & Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques—A review. *European journal of operational research*, 180(1), 1–28.
- Lahmiri, S., Bekiros, S. (2019). Can machine learning approaches predict corporate bankruptcy? Evidence from a qualitative experimental design. *Quantitative Finance*, 19(9), 1569–1577.

- Laitinen, T., & Kankaanpää, M. (1999). Comparative analysis of failure prediction methods: the Finnish case. *European Accounting Review*, 8(1), 67–92.
- Libby, R. (1975). Accounting ratios and the prediction of failure: Some behavioral evidence. *Journal of Accounting Research*, 13, 150–161.
- Lvova, O. (2017). Financial analysis of distressed companies in emerging countries: Methodological approaches. *Proceedings of the 30th International Business Information Management Association Conference, IBIMA 2017 — Vision 2020: Sustainable Economic development, Innovation Management, and Global Growth*, 1717–1727.
- Maldonado, S., Peters, G., & Weber, R. (2020). Credit scoring using three-way decisions with probabilistic rough sets. *Information Sciences*, 507, 700–714.
- Min, J. H., & Lee, Y. C. (2005). Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel function parameters. *Expert systems with applications*, 28(4), 603–614.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy. *Journal of accounting research*, 18(1), 109–131.
- Oz, I. O., Yelkenci, T. A theoretical approach to financial distress prediction modeling. *Managerial Finance*, 43(2), 212–230.
- Pompe, P. P., & Bilderbeek, J. (2005). The prediction of bankruptcy of small-and medium-sized industrial firms. *Journal of Business venturing*, 20(6), 847–868.
- Scott, J. (1981). The probability of bankruptcy: A comparison of empirical predictions and theoretical models. *Journal of Banking & Finance*, 5(3), 317–344.
- Shi, Y., & Li, X. (2019). An overview of bankruptcy prediction models for corporate firms: A systematic literature review. *Intangible Capital*, 15(2), 114–127.
- Singh, G., & Singla, R. (2019). Corporate bankruptcy prediction using Altman's Z-score model: the effect of time and methodology on accuracy of the model. *Journal of Academic Research in Economics*, 11(1), 58–71.
- Tay, F. E., & Shen, L. (2002). Economic and financial prediction using rough sets model. *European Journal of Operational Research*, 141(3), 641–659.
- Tian, S., Yu, Y., & Guo, H. (2015). Variable selection and corporate bankruptcy forecasts. *Journal of Banking & Finance*, 52, 89–100.
- Traczynski, J. (2017). Firm default prediction: a Bayesian model-averaging approach. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 52(3), 1211–1245.
- Wilson, R. L., & Sharda, R. (1994). Bankruptcy prediction using neural networks. *Decision support systems*, 11(5), 545–557.
- Wong, B. K., Bodnovich, T. A., & Selvi, Y. (1997). Neural network applications in business: A review and analysis of the literature (1988–1995). *Decision Support Systems*, 19(4), 301–320.
- Zhang, G., Patuwo, B. E., & Hu, M. Y. (1998). Forecasting with artificial neural networks: The state of the art. *International journal of forecasting*, 14(1), 35–62.
- Zimmer, I. (1980). A lens study of the prediction of corporate failure by bank loan officers. *Journal of Accounting Research*, 629–636.
- Zmijewski, M. E. (1984). Methodological issues related to the estimation of financial distress prediction models. *Journal of Accounting research*, 59–82.

References

- Arinichev, I. V., Matveeva, L. G., & Arinicheva, I. V. (2018). Forecasting the bankruptcy of an organization based on metric methods of data mining. *Economic Regulation Issues*, 9(1), 62–73. <https://doi.org/10.17835/2078-5429.2018.9.1.061-073>

Bobyleva, A. Z., & Lvova, O. A. (2019a). Management of transformational programs of mergers and acquisitions of distressed companies. *Vestnik of Saint Petersburg University. Management*, 18(4), 483–509. <https://doi.org/10.21638/11701/spbu08.2019.401>

Bobyleva, A. Z., & Lvova, O. A. (2019b). Bankruptcy prevention: institutional support of mergers and acquisitions of distressed companies. *Problemy teorii i praktiki upravleniya* (6), 100–112.

Gorbatkov, S. A., Beloliptsev, I. I., & Makeeva, E. Yu. (2013). Choosing a system of economic indicators for diagnosing and predicting bankruptcies based on the neural network Bayesian approach. *Finance: Theory and Practice*, 4, 50–61.

Makeeva, E. Yu., & Arshavsky, I. V. (2014). Application of neural networks and semantic analysis for bankruptcy forecasting. *Corporate Finance*, 8(4), 130–140.

Makushina, E. Yu., & Shikhlyarova, I. A. (2018). Modeling the probability of bankruptcy of Russian non-financial companies. *Finance and Credit*, 24(2), 95–110. <https://doi.org/10.24891/fc.24.1.95>

Mogilat, A. N. (2019). *Modeling the financial stability of companies in the real sector (on the example of industry)*. (PhD Thesis). Moscow.

Pestova, A. A., & Mamonov, M. E. (2016). A survey of methods for macroeconomic forecasting: looking for perspective directions in Russia. *Voprosy Ekonomiki*, 6, 45–75. <https://doi.org/10.32609/0042-8736-2016-6-45-75>

Puganovskaya, T. I., & Galyamin, A. V. (2008). Analysis of foreign research in the field of modeling the bankruptcy of the company. *Problems of regional economy*, 3, 46–61.

Slabinskaya, I. A., & Kravchenko, L. N. (2017). Bankruptcy forecasting as a method of assessing the economic security of organizations. *Bulletin of the Belgorod State Technological University named after V. G. Shukhov*, 8, 195–199. https://doi.org/10.12737/article_5968b453283fe8.39704252

Stankevich, I. P. (2020). Comparison of the methods of sciencasting of macroeconomic indicators on the example of Russian GDP. *Applied Econometrics*, 59, 113–127.

Khaidarshina, G. A. (2007). Quantitative methods for assessing the risk of bankruptcy of enterprises: classification and practical application. *Finance: Theory and Practice*, 4, 169–178.