

УДК 65.011.56
DOI 10.52575/2687-0932-2025-52-4-851-860
EDN LJSOLI

Прогнозирование вероятности банкротства организаций с применением no-code/low-code платформы для автоматизации ETL-процессов

Санникова И.Н., Краюшкин М.Г.

Алтайский государственный университет
Россия, 656049, Барнаул, пр-т Ленина, 61
sannikova00@mail.ru, kramaks-97@mail.ru

Аннотация. В статье представлен вариант оценки вероятности банкротства организаций с использованием разработанной авторами нейросетевой модели, учитывающей финансовые и нефинансовые факторы банкротства, построенной с применением no-code/low-code платформы для автоматизации ETL-процессов. Результатом исследования является методический подход и инструментарий прогнозирования вероятности банкротства, применимый для оценки надежности обществ с ограниченной ответственностью. Предложенный подход и инструментарий характеризуются потенциальной универсальностью в области прогнозирования экономических показателей. Описанные результаты могут быть использованы в дальнейших исследованиях в области прогнозирования и планирования, а также для оценки эффективности управленческих решений.

Ключевые слова: банкротство, вероятность, технологии искусственного интеллекта, искусственные нейронные сети, модель, no-code/low-code платформы

Для цитирования: Санникова И.Н., Краюшкин М.Г. 2025. Прогнозирование вероятности банкротства организаций с применением no-code/low-code платформы для автоматизации ETL-процессов. *Экономика. Информатика*, 52(4): 851–860. DOI 10.52575/2687-0932-2025-52-4-851-860; EDN LJSOLI

Forecasting the Probability of Bankruptcy of Organizations Using the No-Code/Low-Code Platform for ETL Process Automation

Inna N. Sannikova, Maxim G. Krayushkin

Altai State University
61 Lenin Ave., Barnaul 656049, Russia
sannikova00@mail.ru, kramaks-97@mail.ru

Abstract. An analytical review of existing research in the field of bankruptcy probability forecasting has revealed the lack of representation of artificial intelligence models, in particular adaptive neural networks, in this area. The aim of the study is to present a variant of assessing the probability of bankruptcy applying a neural network model developed by the authors. The model takes into account financial and non-financial factors of bankruptcy and is based on a no-code/low-code platform for automating ETL processes. The key idea of the study is that there is no need to create complex systems for an effective (accurate and fast) assessment of the probability of bankruptcy: suffice it to use the free Russian no-code/low-code platform for automating ETL processes and have data on financial and non-financial bankruptcy factors. As a result of the research, the authors have developed a methodological approach and tools for predicting the probability of bankruptcy, which may be utilized for assessing the reliability of limited liability companies. The proposed approach and tools are characterized by their potential versatility in the field of forecasting economic indicators. The described results may be used in further research into forecasting and planning, as well as for evaluating the effectiveness of management decisions.

© Санникова И.Н., Краюшкин М.Г., 2025

Keywords: bankruptcy, probability, artificial intelligence technologies, artificial neural networks, model, no-code/low-code platforms

For citation: Sannikova I.N., Krayushkin M.G. 2025. Forecasting the Probability of Bankruptcy of Organizations Using the No-Code/Low-Code Platform for ETL Process Automation. *Economics. Information technologies*, 52(4): 851–860 (in Russian). DOI 10.52575/2687-0932-2025-52-4-851-860; EDN LJSOLI

Введение

Значимость прогнозирования банкротства остается одним из тех вопросов, которые будут актуальными при функционировании любой экономической модели того или иного технологического уклада в условиях конкурентной среды. Очевидным является вопрос значимости прогнозирования банкротства на уровне взаимодействия отдельных экономических субъектов, партнерских взаимоотношений; вовлечения бизнеса в выполнение государственных контрактов; кредитных и инвестиционных процессов. Значимость прогнозирования банкротств на макроэкономическом уровне зависит от степени и возможностей государственного регулирования макроэкономических параметров экономики. Достаточно точное прогнозирование банкротства позволяет принимать превентивные меры для снижения риска нарушения стабильности финансовой системы; снижения недобросовестных практик преднамеренного или фиктивного банкротства; снижения нагрузки на бюджет; осуществлять поддержку бизнес-среды, регулируя рынки труда, эффективно распределяя ограниченные ресурсы. Для российской экономики на все эти понятные и очевидные факторы значимости прогнозирования банкротства накладываются специфические черты, основными из которых являются:

- высокая волатильность макроэкономических параметров, увеличивающая уязвимость экономических субъектов;
- ограниченность емкости внутренних и внешних рынков в сложных геополитических условиях;
- правовая специфика банкротства, которую можно считать сложной и многоэтапной.

Требование Банка России к стресс-тестированию в целом соответствует современным западным трендам и стандартам, но имеет специфику в силу рассматриваемых сценариев, присущих исключительно российской экономике.

С учетом современного состояния и специфических особенностей российской экономики можно абсолютно справедливо отметить, что точность прогнозирования банкротства – это вопрос национальной экономической безопасности.

Цель исследования – представление варианта оценки вероятности банкротства с использованием разработанной авторами нейросетевой модели, учитывающей финансовые и нефинансовые факторы банкротства, построенной с применением no-code/low-code платформы для автоматизации ETL-процессов.

Методы исследования

Распространенные методы прогнозирования вероятности банкротства организации основываются на моделях западных классиков: Э. Альтмана [Altman, 1968], Р. Таффлера [Taffler, 1983], В. Бивера [Beaver, 1966], Г. Спрингейта [Gordon, 1978], Дж. Фулмера [Fulmer, 1984] и др. Актуальные модели российских и белорусских авторов (Г. Савицкой [Савицкая, 2025], В. Когденко [Когденко, 2025], Е. Петровой [Петрова, 2023], Е. Афанасьевой [Афанасьева, 2023], и др.) в той или иной степени адаптированы к современным условиям. Достоинства и недостатки этих моделей, ограничения в применении, в том числе и в условиях российской экономики, достаточно подробно описаны в научной и учебной литературе. Отметим лишь общую проблему применения данных моделей – все они основаны исключительно на комбинации финансовых коэффициентов, рассчитанных на основе бухгалтерской (финансовой) отчетности организации, достоверность которой подтверждается аудитором или не

подтверждается никем, если организация не является общественно значимой и не должна в обязательном порядке аудировать свою отчетность. Официальная методика проведения арбитражным управляющим финансового анализа, утвержденная еще в 2003 году [Постановление Правительства РФ...2003], и методика установления возникновения признаков несостоятельности (банкротства) организации – «Методика проведения анализа финансового состояния заинтересованного лица в целях установления угрозы возникновения признаков его несостоятельности (банкротства) в случае единовременной уплаты этим лицом налога, сбора, страхового взноса, пеней, штрафов, процентов» основаны не только на бухгалтерской (финансовой) отчетности, но и на документах налогового учета и деклараций [Приказ Минэкономразвития России...2023]. Более продвинутые методы прогнозирования угроз несостоятельности (банкротства) используются для разработки алгоритмов кредитного скоринга банками. При этом применяются традиционные методы финансового анализа, методы статистического анализа, дискриминантного анализа и методы, основанные на технологиях искусственного интеллекта [Кочеткова, 2017].

Передовые разработки по прогнозированию вероятности банкротства в основном связаны с использованием технологий искусственного интеллекта, «...исследования опираются на достижения в области статистики и компьютерных технологий, что позволяет формулировать модели с большой предсказательной силой, а применение методов искусственного интеллекта и, в частности, нейронных сетей позволяет строить более точные прогностические модели банкротства» [Апатова, 2020]. Современные средства позволяют интегрировать финансовые показатели и альтернативные источники данных, значительно повышая точность и глубину анализа вероятности несостоятельности (банкротства) организации (табл. 1).

Таблица 1
Table 1

Ключевые направления прогнозирования несостоятельности (банкротства)
Key areas of bankruptcy forecasting

Направление	Инструменты и методы	Применение
1	2	3
Машинное обучение	Ансамбли моделей XGBoost, LightGBM, CatBoost	Классификация финансового состояния
	Нейронные сети и глубокое обучение: сверточные нейронные сети, рекуррентные нейронные сети, графовые нейронные сети	Анализ структурированных финансовых показателей; анализ временных рядов показателей с целью выявления долгосрочных трендов; анализ связей между экономическими субъектами, стейкхолдерами, собственниками, бенефициарами и т. д.
	Методы, повышающие интерпретируемость	Объяснения предсказаний «черных» ящиков, особенно актуально при принятии инвестиционных решений
Использование альтернативных (нефинансовых) показателей	Текстовый анализ	Анализ новостей, пресс-релизов, упоминание негативной и позитивной информации экономического субъекта, использование негативной лексики, уклончивых ответов руководства
	Использование данных: цепочки поставок, информация из соцсетей и отзывы; геолокация и трафик; данные сенсоров	Анализ делового окружения, деловой активности, репутационных рисков экономического субъекта

Окончание табл. 1
 End of Table 1

1	2	3
Интеграция временных рядов и динамических моделей	Survival Analysis/Модели выживания	Оценка вероятности банкротства, раннее предупреждение банкротства
Решение проблемы несбалансированности данных	Методы семплирования: SMOTE и его вариации; стоимостно-чувствительное обучение; ансамбли	Создание синтетических примеров банкротств

Примечание. Составлено авторами.

Технологии искусственного интеллекта позволяют значительно улучшить точность прогнозов, но при этом необходимо отметить, что методические проблемы прогнозирования приобретают иной характер по сравнению с традиционными моделями, среди которых:

- тестирование моделей на академических наборах данных, далеких от реальных данных компаний, отчетность которых составляется исходя из подходов к формированию учетной политики, основанной на разных стандартах (МСФО, РСБУ);
- отсутствие стандартизированных этапов обработки данных и валидации моделей;
- отсутствие стандартов по отбору альтернативных (нефинансовых) данных;
- отсутствие универсальных подходов к агрегации разрозненных источников;
- нет общепринятых подходов к метрикам данных;
- нет общепринятых подходов к выявлению дискриминации в моделях.

Настоящее исследование базируется на данных из системы «Контур.Фокус» [Контур. Фокус, 2025], на результатах контент-анализа работ исследователей, занимающихся прогнозированием вероятности банкротства организаций.

Авторский методический подход состоит из следующих этапов (рис. 1).

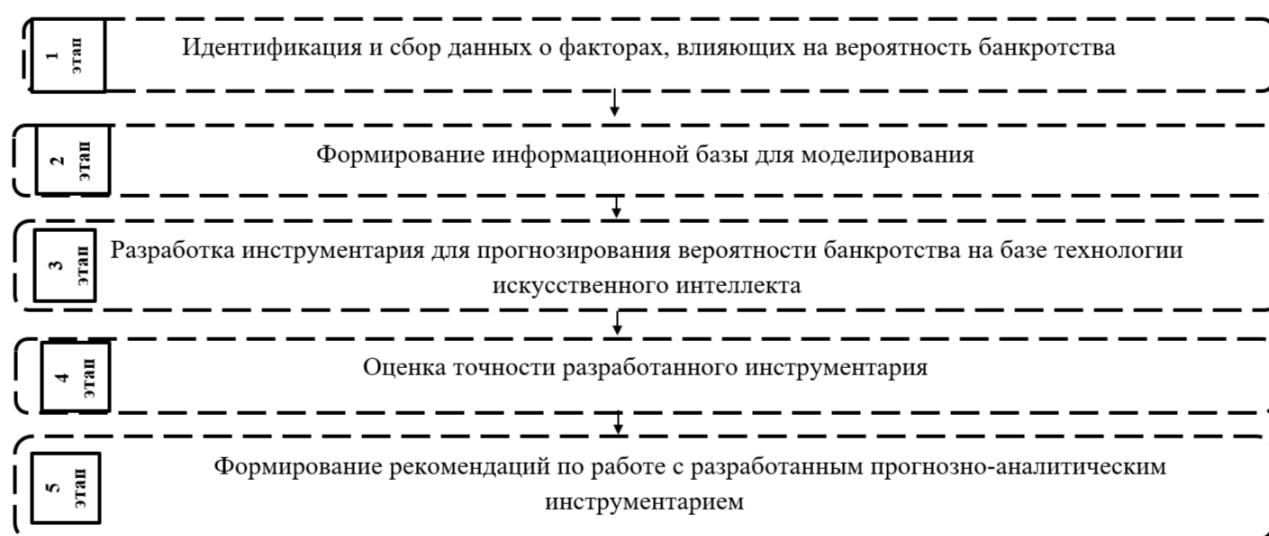


Рис. 1. Методический подход к прогнозированию вероятности банкротства
 Fig. 1. The methodological approach to predicting the probability of bankruptcy

На первом этапе (блок 1) определяются факторы, существенным образом влияющие на вероятность банкротства. При этом осуществляется качественный анализ внутренних и внешних факторов финансовых и нефинансовых индикаторов на основе экспертного знания.

Далее, с помощью статистического анализа выявляются самые значимые предикторы формирования информационной базы для построения модели.

На втором этапе (блок 2) осуществляется формирование информационной базы для последующего моделирования. Для полноценной реализации разработанного авторами исследования методического подхода целесообразно собрать данные по организациям соответствующей организационно-правовой формы, как по банкротам, так и по действующим организациям, где результативным признаком будет статус (банкрот или действующая организация). Это позволит повысить обоснованность и точность моделирования, исключить аномалии и «шумы», создать полноценный цифровой сервис для внедрения его в соответствующую аналитическую платформу (например, «Контур. Фокус»).

После сбора данных целесообразно провести кластерный анализ методами древовидной кластеризации и «k-средних». Кластерный анализ методом древовидной кластеризации необходим для определения оптимального количества качественных кластеров. По его результатам проводится кластеризация методом «k-средних».

Кластерный анализ необходим для разделения массива больших данных на схожие группы, что повысит точность моделирования.

На третьем этапе (блок 3) осуществляется создание комплекса нейросетевых моделей прогнозирования вероятности банкротства организаций соответствующей организационно-правовой формы.

При построении нейронных сетей в качестве парадигмы целесообразно использовать: обучение с учителем, правила обучения – коррекция ошибок, архитектуры – многослойная нейронная сеть, а в качестве алгоритма обучения (оптимизатора) – метод BFGS, который признан одним из наиболее эффективных методов численной оптимизации [Pattanayak, 2019; Bernard, 2019; Метод BFGS...2025].

Нейросетевые модели должны строиться для соответствующих кластеров.

На четвертом этапе (блок 4) проводится оценка точности разработанного инструментария. Для этих целей необходимо определить количество организаций, по которым модель дала некорректный результат (фактически организация является банкротом, но модель определила ее как действующую или наоборот). Затем этот результат поделить на общее количество наблюдений и умножить на 100 %. Оценку точности целесообразно проводить как в общем по всем наблюдениям, так и по обучающей, тестовой выборке и ретропрогнозу. Максимальное значение ошибки задается лицом, принимающим решение, и для решения соответствующих задач может быть разным. Например, если модель строится с целью проведения внутреннего мониторинга финансовых рисков, то точность модели может быть немного ниже, чем если модель необходима для оценки надежности организаций для предоставления им бюджетных средств в рамках реализации государственных и муниципальных программ.

На пятом этапе (блок 5) происходит использование результатов моделирования для решения соответствующих экономических задач.

Ключевыми рекомендациями по работе со сформированным прогнозно-аналитическим инструментарием могут быть:

- для органов государственной и муниципальной власти при осуществлении государственных и муниципальных закупок необходимо выбирать ту организацию, у которой вероятность банкротства минимальная среди остальных;
- для банков максимальный процент вероятности банкротства зависит от размера предоставляемого кредита, чем он выше, тем ниже должна быть вероятность банкротства;
- аналогично, как и для банков, должна производиться оценка организаций для инвесторов и поставщиков (чем больше сумма заключаемого контракта, тем меньше вероятность банкротства).

Однако в целом целесообразно, чтобы по результатам моделирования вероятность банкротства составляла оценочно менее 5 процентов.

Результаты

Рассмотрим результаты апробации авторского методического подхода к прогнозированию вероятности банкротства.

На первом этапе были собраны данные по 370 организациям (в основном обществам с ограниченной ответственностью как действующим, так и банкротам) по факторам:

- отработанное время с момента регистрации, дней;
- количество сотрудников, чел.;
- выручка, тыс. руб.;
- чистая прибыль/убыток, тыс. руб.;
- валюта баланса, тыс. руб.;
- арбитраж (ответчик), тыс. руб. (сумма проигранных исков) (данные за последний доступный год);
- общая сумма проигранных арбитражных дел, тыс. руб.;
- исполнительное производство (задолженность), тыс. руб.;
- суды общей юрисдикции, ед.;
- нарушения по госзакупкам (1 – есть, 0 – нет);
- общая сумма нарушений по госзакупкам, тыс. руб.;
- СМИ о компании, количество негативных упоминаний, ед.

При построении нейронных сетей было выбрано 20 нейронов в 2 скрытых слоях, поскольку количество нейронов должно быть примерно на порядок меньше количества наблюдений, чтобы нейросеть не была переобученной [Pattanayak, 2019; Bernard, 2019]. Необходимо указать, что нейросети, построенные подобным образом, уже показали свою эффективность, в частности, в исследовании, посвященном повышению эффективности прогнозирования индекса потребительских цен [Mezhov, 2022].

Инструментарий разработан на российской аналитической платформе Loginom – это мощная no-code/low-code платформа для автоматизации ETL-процессов, которая позволяет значительно сократить время реализации задач по обработке данных.

Платформа «Loginom» активно применяется для решения разнообразных экономических задач благодаря своим мощным возможностям ETL (извлечение, преобразование, загрузка), визуального программирования, статистического анализа, машинного обучения и прогнозирования [Официальный сайт Loginom...2025].

Ключевые преимущества Loginom в решении экономических задач [Официальный сайт Loginom...2025]:

- 1) работа с разнородными источниками: легкая интеграция с базами данных, файлами (например, Excel, CSV), веб-сервисами, корпоративными системами (в частности, 1C, SAP);
- 2) мощные инструменты анализа: широкий набор статистических методов, алгоритмов машинного обучения и искусственного интеллекта для прогнозирования экономических показателей;
- 3) масштабируемость: платформа позволяет быстро обрабатывать большие массивы данных;
- 4) интерактивная визуализация: удобные инструменты для исследования данных и представления результатов;
- 5) снижение зависимости от программирования: рядовые аналитики могут сами в автоматическом режиме строить модели машинного обучения и узкоспециализированного искусственного интеллекта, в том числе нейросетевые без специальных знаний в области нейросимуляции и программирования.

Loginom внедрен в крупных банках, страховых компаниях, федеральных ритейл-сетях, промышленных холдингах, телеком-операторах, логистических компаниях и государственных структурах (включая ФНС, Росстат, госкорпорации). Основные цели внедрения охватывают критически важные для бизнеса и госуправления направления: прогнозирование, управление рисками, оптимизацию процессов, борьбу с мошенничеством, финансовый анализ и автоматизацию отчетности. В частности, «Loginom» внедрен в торгово-

производственный холдинг «Русклимат», сети отелей «Арбат отель менеджмент», упоминался как часть аналитического инструментария в некоторых региональных управлениях ФНС для задач анализа данных, выявления рисков и построения отчетности, используется для обработки и анализа больших массивов статистических данных в Росстате. Компания-разработчик «Loginom» участвует в проектах по созданию и развитию государственных цифровых платформ (например, в рамках различных «цифровых» инициатив регионов или федеральных проектов), что говорит о доверии на высоком уровне [Продукт: Loginom Аналитическая платформа...2025].

При наличии необходимых данных на создание одной нейросети на платформе «Loginom» уходит в среднем не более 10 минут. Достаточно лишь загрузить в систему необходимые данные, настроить экспертную логику, и платформа сама построит наиболее точную нейросеть из возможных.

Граф построенной нейронной сети для прогнозирования вероятности банкротства организаций представлен на рисунке (рис. 2).

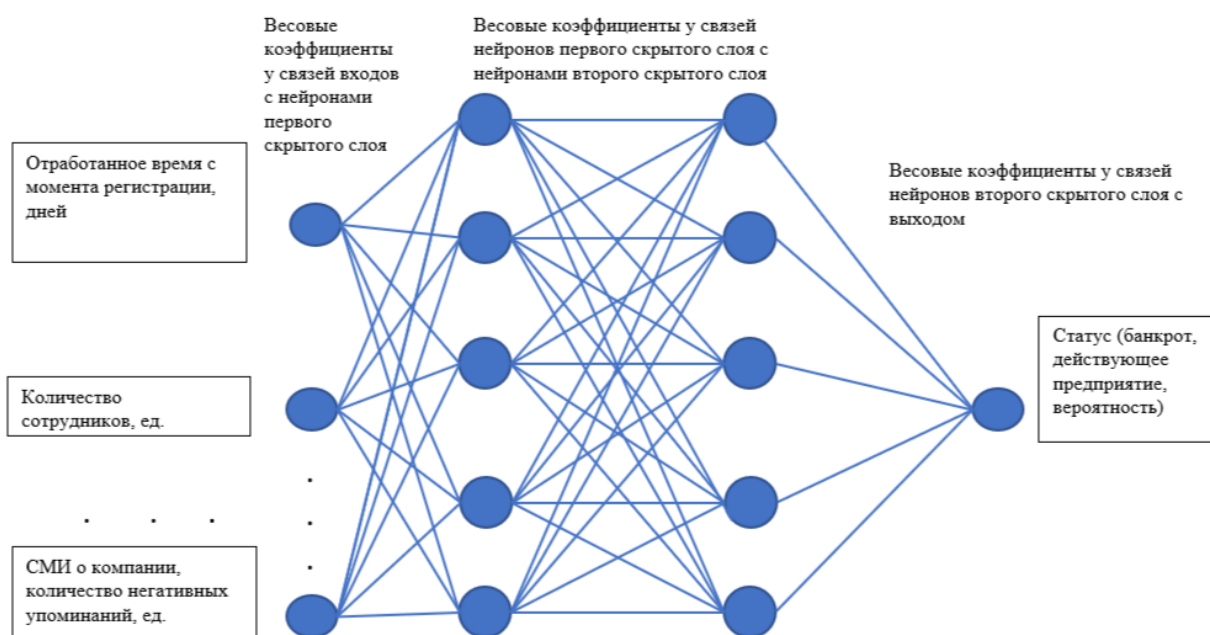


Рис. 2. Граф нейронной сети
Fig. 2. Neural network graph

Обобщенный анализ показал, что прогнозы, полученные с использованием нейросетевых моделей, характеризуются высокой точностью, что подтверждает обоснованность применения предложенного инструментария (рис. 3).

Нейросеть (классификация) • Быстрый просмотр			
Выход нейросети		Сводка	
№	Имя	Метка	Значение
1	12 TotalSamples	Всего примеров	370
2	12 TotalSelectedSamples	Всего отобранных примеров	370
3	12 TrainSamples	Примеров в обучающем множестве	259
4	9.0 TrainRMSError	Среднеквадратическая ошибка на обучающем множестве	0,08
5	9.0 TrainClsErrorPercentage	Процент ошибок классификации на обучающем множестве	0,77
6	9.0 TrainAvgCE	Средняя перекрестная энтропия на обучающем множестве	0,03
7	12 TestSamples	Примеров в тестовом множестве	111
8	9.0 TestRMSError	Среднеквадратическая ошибка на тестовом множестве	0,14
9	9.0 TestClsErrorPercentage	Процент ошибок классификации на тестовом множестве	1,80

Рис. 3. Информация об ошибке модели
Fig. 3. Model error information

Необходимо отметить, что модель дала некорректный результат всего в 4 случаях из 370, что подтверждает ее высокую точность и целесообразность использования.

Оценить вероятность того, что организация – потенциальный банкрот, можно посредством анализа апостериорной вероятности (рис. 4).

#	ab	Статус Прогноз	Апостериорная вероятность
1	Банкрот		0,6545572408

Рис. 4. Пример вывода результатов моделирования

Fig. 4. Example of simulation results output

Заключение

Результаты исследования убедительно свидетельствуют о том, что разработанный инструментальный на базе российской аналитической платформы Loginom может успешно применяться при осуществлении заявочного, поведенческого, коллекторского скоринга, антифрод-скоринга и расширенного скоринга для различных целей.

В значительной степени точность прогнозирования зависит от методик отбора факторов для моделирования, поэтому дальнейшие исследования должны быть направлены на решение проблем идентификации факторов, влияющих на вероятность банкротства. Если по внутренним факторам в случае достоверной информации финансовой отчетности с опорой на устоявшиеся модели финансового анализа есть понимание, то с внешними факторами – макроэкономическими и состоянием конкретного вида деятельности (отрасли) определенности нет. Дальнейшие исследования внешних факторов должны будут базироваться на стыке макро- и микроэкономики, учитывая, прежде всего, такие аспекты, как: уровень диверсификации деятельности организации (проблемы отнесения к тому или иному виду деятельности); импортозависимость и географию импортозависимости; социально-экономическое положение региона присутствия организации и т. п. С 1 января 2026 г. определенная практика моделирования несостоятельности с учетом внешних факторов будет накапливаться Федеральной налоговой службой [ФНС России...2025; Новая методика оценки бизнеса...2025]. При этом нужно понимать, что налоговая и финансовая (бухгалтерская) отчетность различаются; методически допустимые, но нестандартные настройки учетной политики могут показать неадекватную оценку финансовой устойчивости организации, а неадекватная оценка в целом может еще больше усугубить финансовое состояние организации, так как повлечет отказ контрагентов от сотрудничества. В будущем анализ результатов выписок в виде оценок о соответствии или несоответствии сведений бухгалтерской, налоговой отчетности и других данных, имеющихся у налогового органа, критериям, установленным методиками ФНС России, будет способствовать дальнейшим исследованиям применения технологий искусственного интеллекта при прогнозировании вероятности банкротства организации.

Список источников

- «Контур Фокус». Детальная проверка контрагентов // СКБ Контур. – URL: <https://kontur.ru/lp/focus> (дата обращения: 04.07.2025).
- Метод BFGS или один из самых эффективных методов оптимизации // Habr. – URL: <https://habr.com/ru/post/333356/> (дата обращения: 04.07.2025).
- Официальный сайт Loginom // Loginom. – URL: <https://loginom.ru/> (дата обращения: 21.08.2025).
- Продукт: Loginom Аналитическая платформа // Tadviser. – URL: https://www.tadviser.ru/index.php/Продукт:Loginom_Аналитическая_платформа?erid=LjN8KUa33 (дата обращения: 21.08.2025).

- ФНС России вводит официальную оценку бизнеса с 2026 года: официальное сообщение // Федеральная налоговая служба. – URL: https://www.nalog.gov.ru/rn46/news/activities_fts/16530839/ (дата обращения: 31.08.2025).
- Новая методика оценки бизнеса: как ФНС будет проверять юрлиц и ИП с 2026 года // ИнфоСтарт. – URL: https://infostart.ru/journal/news/uchet-nalogi-pravo/novaya-metodika-otsenki-biznesa-kak-fns-budet-proveryat-yurlits-i-ip-s-2026-goda_2455036/ (дата обращения: 31.08.2025).
- Постановление Правительства РФ от 25.06.2003 № 367 «Об утверждении Правил проведения арбитражным управляющим финансового анализа» // КонсультантПлюс. — URL: https://www.consultant.ru/-document/cons_doc_LAW_42901/ (дата обращения: 11.07.2025).
- Приказ Минэкономразвития России от 14.03.2023 № 169 «Об утверждении Методики проведения анализа финансового состояния заинтересованного лица в целях установления угрозы возникновения признаков его несостоятельности (банкротства) в случае одновременной уплаты этим лицом налога, сбора, страхового взноса, пеней, штрафов, процентов» // КонсультантПлюс. – URL: <https://www.consultant.ru/cons/cgi/online.cgi?req=doc&base=LAW&n=443624> (дата обращения: 11.07.2025).
- Савицкая Г.В. Анализ финансово-хозяйственной деятельности: учебник. 7-е изд., перераб. и доп. Москва: Инфра-М, 2025, 286 с.
- Bernard M. Artificial Intelligence in Practice: textbook. – Wiley, 2019. – 605 p.
- Gordon L.V. Springate Predicting the Possibility of Failure in a Canadian Firm: A Discriminant Analysis. – Burnaby: Simon Fraser University, 1978. – 164 p.
- Pattanayak S. Pro Deep Learning with TensorFlow: A Mathematical Approach to Advanced Artificial Intelligence in Python: textbook. – Apress, 2019. – 480 p.

Список литературы

- Апатова Н.В., Попов В.Б. 2020. Прогнозирование банкротства предприятий с использованием искусственного интеллекта. *Научный вестник: Финансы, банки, инвестиции*, 2: 113–120.
- Афанасьева Е.Ю., Примакова М.В., Сагдиллаева З.А. 2023. Прогнозирование вероятности банкротства в контексте антикризисного управления организациями. *Вестник Полоцкого государственного университета. Серия D. Экономические и юридические науки*, 3: 6–13. DOI: 10.52928/2070-1632-2023-65-3-6-13.
- Когденко В.Г. 2025. Развитие экономического анализа: прогностическая аналитика, ESG-аналитика, анализ трансформационных процессов на мезо- и микроуровнях. *Учет. Анализ. Аудит*, 12(2): 14–28. DOI: 10.26794/2408-9303-2025-12-2-14-28.
- Кочеткова В.В., Ефремова К.Д. 2017. Обзор методов кредитного скоринга. *Juvenis scientia*, 6: 22–25.
- Петрова Е.В., Наговицына В.П. 2023. Диагностика вероятности банкротства: зарубежные и отечественные модели прогнозирования. *Вектор экономики*, 12(90). DOI: 10.51691/2500-3666_2023_12_3.
- Altman E.I. 1968. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4): 589–609. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x.
- Beaver W.H. 1966. Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4: 71–111. DOI: 10.2307/2490171.
- Fulmer J.G., Moon J.E., Gavin T.A., Erwin M.J. 1984. A bankruptcy classification model for small firms. *Journal of Commercial Bank Lending*, 66(11): 25–37.
- Mezhov S., Krayushkin M. 2022. Comparative Analysis of Methods of Forecasting the Consumer Price Index for Food Products (on the Example of the Altai Territory). *Proceedings of International Conference on Applied Innovation in IT*, 10(1): 119–124.
- Taffler R.J. 1983. The Assessment of Company Solvency and Performance Using a Statistical Model. *Accounting and Business Research*, 13(52): 295–308. DOI: 10.1080/00014788.1983.9729767.

References

- Apatova N.V., Popov V.B. 2020. Predicting bankruptcy of enterprises using artificial intelligence. *Scientific Bulletin: Finance, Banks, Investments*, 2: 113-120.
- Afanasyeva E.Yu., Primakova M.V., Sagdillayeva Z.A. 2023. Forecasting the probability of bankruptcy in the context of crisis management of organizations. *Bulletin of the Polotsk State University. Series D. Economic and Legal Sciences*, 3: 6-13. DOI:10.52928/2070-1632-2023-65-3-6-13.

- Kogdenko V.G. 2025. Development of economic analysis: predictive analytics, ESG analytics, analysis of transformation processes at the meso- and micro-levels. *Accounting. Analysis. Audit*, 12(2):14–28. DOI: 10.26794/2408-9303-2025-12-2-14-28.
- Kochetkova V.V., Efremova K.D. 2017. An overview of credit scoring methods. *Juvenis scientia*, 6: 22–25.
- Petrova E.V., Nagovitsyna V.P. 2023. Diagnosis of bankruptcy probability: foreign and domestic forecasting models. *Vector of Economics*, 12(90). DOI: 10.51691/2500-3666_2023_12_3.
- Altman E.I. 1968. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *Journal of Finance*, 23(4): 589–609. DOI: 10.1111/j.1540-6261. 1968.tb00843. x.
- Beaver W.H. 1966. Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4: 71–111. DOI: 10.2307/2490171.
- Fulmer J.G., Moon J.E., Gavin T.A., Erwin M.J. 1984. A bankruptcy classification model for small firms. *Journal of Commercial Bank Lending*, 66(11): 25–37.
- Mezhov S., Krayushkin M. 2022. Comparative Analysis of Methods of Forecasting the Consumer Price Index for Food Products (on the Example of the Altai Territory). Proceedings of International Conference on Applied Innovation in IT, 10(1): 119–124.
- Taffler R.J. 1983. The Assessment of Company Solvency and Performance Using a Statistical Model. *Accounting and Business Research*, 13(52): 295–308. DOI: 10.1080/00014788.1983.9729767.

Конфликт интересов: о потенциальном конфликте интересов не сообщалось.

Conflict of interest: no potential conflict of interest related to this article was reported.

Поступила в редакцию 03.09.2025

Поступила после рецензирования 02.10.2025

Принята к публикации 24.11.2025

Received September 03, 2025

Revised October 02, 2025

Accepted November 24, 2025

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Санникова Инна Николаевна, доктор экономических наук, профессор, заведующий кафедрой экономической безопасности, учета, анализа и аудита, Алтайский государственный университет, г. Барнаул, Россия

Краюшкин Максим Геннадьевич, кандидат экономических наук, старший преподаватель кафедры экономической безопасности, учета, анализа и аудита, Алтайский государственный университет, г. Барнаул, Россия

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Inna N. Sannikova, Doctor of Economic Sciences, Professor, Head of the Department of Economic Security, Accounting, Analysis and Audit, Altai State University, Barnaul, Russia

Maxim G. Krayushkin, Candidate of Economic Sciences, Senior Lecturer of the Department of Economic Security, Accounting, Analysis and Audit, Altai State University, Barnaul, Russia