

ОРИГИНАЛЬНАЯ СТАТЬЯ



DOI: 10.26794/2304-022X-2026-16-2-55-72
УДК 330.131.7:004.8(045)
JEL G32, G17, Q40, C45

Совершенствование методов и механизмов оценки финансовой устойчивости нефтегазовых компаний в периоды экономической нестабильности

М.Р. Латыпов, А.Х. Оздоева

РГУ нефти и газа (НИУ) им. И.М. Губкина, Москва, Российская Федерация

АННОТАЦИЯ

Целью исследования стало изучение особенностей процесса поддержания и оценки финансовой устойчивости нефтегазовых компаний в условиях экономической нестабильности, а также выявление оптимальных для внедрения нейронных сетей этапов. Его **практическая значимость** заключается в формировании предпосылок для последующей разработки и внедрения нормативно-правовых актов и методического функционала с целью обеспечения финансовой устойчивости структурных предприятий. Потенциально это может служить инструментарием для развития экономики государства на макроэкономическом уровне. Результаты исследования могут быть использованы финансовыми аналитиками и государственными регуляторами при оценке и управлении отраслевыми рисками, а также инвесторами, кредитными организациями при изучении финансовой устойчивости предприятий энергетического сектора. Однако существуют ограничения для моделей, обученных на данных относительно развитых рынков (Россия, страны Персидского залива), а именно – вероятность их неточности при применении в развивающихся экономиках (например, Ангола). **Ключевые слова:** финансовая устойчивость; нефтегазовые компании; экономическая нестабильность; нейронные сети; ESG-факторы; процессное моделирование; оценка банкротства

Для цитирования: Латыпов М.Р., Оздоева А.Х., Совершенствование методов и механизмов оценки финансовой устойчивости нефтегазовых компаний в периоды экономической нестабильности. *Управленческие науки = Management Sciences*. 2026;16(2):55-72. DOI: 10.26794/2304-022X-2026-16-2-55-72

ORIGINAL PAPER

Enhancing Methods and Mechanisms for Assessing the Financial Stability of Oil and Gas Companies During Periods of Economic Instability

M.R. Latypov, A.Kh. Ozdueva

Gubkin Russian State University of Oil and Gas, Moscow, Russian Federation

ABSTRACT

The **purpose** of this study is to examine the specific features of maintaining and assessing the financial stability of oil and gas companies under conditions of economic instability, as well as to identify the stages most suitable for the implementation of neural networks. The **practical significance** of the research lies in creating the prerequisites for the subsequent development and implementation of regulatory and methodological tools aimed at ensuring the financial stability of sectoral enterprises. Potentially, this may serve as an instrument for promoting economic development at the macroeconomic level. The findings of the study may be used by financial analysts and government regulators in assessing and managing industry-specific risks, as well as by investors and credit institutions in evaluating the financial stability of enterprises in the energy sector. However, models trained on data from relatively developed markets (such as Russia and the Gulf countries) have certain limitations, namely the possibility of reduced accuracy when applied to developing economies (for example, Angola).

Keywords: financial stability; oil and gas companies; economic instability; neural networks; ESG-factors; process modeling; bankruptcy assessment

For citation: Latypov M.R., Ozdueva A.Kh. Enhancing methods and mechanisms for assessing the financial stability of oil and gas companies during periods of economic instability. *Upravlencheskie nauki = Management Sciences*. 2026;16(2):55-72. DOI: 10.26794/2304-022X-2026-16-2-55-72

© Латыпов М.Р., Оздоева А.Х., 2026

ВВЕДЕНИЕ

Активно меняющаяся экономическая конъюнктура формирует новые вызовы в области оценки и поддержания финансовой устойчивости (ФУ) нефтегазовых компаний. Волатильность фондовых рынков, политические прения, санкционное давление со стороны недружественных государств, а также риски частичной или полной утраты критически важных объектов энергетической инфраструктуры свидетельствуют о необходимости привлечения инноваций и передовых технологий в существующие методы оценки и механизмы поддержания ФУ с целью обеспечения стратегического преимущества отечественных нефтегазовых компаний.

Изучение финансовой устойчивости входит в круг научных интересов исследователей по всему миру. Силы российских ученых направлены на разработку и внедрение нормативно-правовых актов, методического инструментария для обеспечения ФУ, а также изучения влияния цифровизации и менеджмента на финансовую устойчивость [1–3]. Представители стран Востока исследуют взаимосвязи между уровнем ФУ нефтегазовых компаний и мировыми ценами на энергоносители, корреляции между последними и колебаниями фондового рынка Китая, а также влияние этих колебаний на результативность крупнейших нефтегазовых компаний [4]. Европейские эксперты фокусируются на организационной структуре, менеджменте, а также диверсификации источников энергии и воздействии этого процесса на ФУ организаций [5]. Опыт исследований на тему финансовой устойчивости, проведенных в странах Запада, заключается в применении кластерного анализа и многомерного шкалирования для выявления природы возникновения фактов неплатежеспособности коммерческих организаций [6]; кроме того, в этих научных работах рассматриваются ESG-факторы, политическая неопределенность по климатическим вопросам и ее влияние на поведение инвесторов [7–10].

Стоит отметить, что интеграция нейросетей в процесс поддержания и оценки ФУ нефтегазовых компаний позволяет повысить точность анализа, сократить временные затраты и адаптировать методику к отраслевой специфике, преодолевая ограничения традиционных подходов (стохастический анализ, матричные методы и др.).

МЕТОДОЛОГИЯ ИССЛЕДОВАНИЯ

В зависимости от региона подходы к рассмотрению проблем, связанных с ФУ, различаются. Отечественные ученые сосредоточены на нормативно-правовых и цифровых решениях. Так, А.М. Савина разработала систему обеспечения финансовой устойчивости через регулирование и кадровое обеспечение, а С.В. Земляк с коллегами и др. доказали влияние цифровизации на управленческие решения, используя онтологическую модель [3, 1]. Г.Д. Капанадзе адаптировал американскую методику CAMELS для оценки финансового состояния компаний, хотя ее применение ограничено из-за сложности вычислений и отсутствия учета отраслевой специфики [2].

В азиатских исследованиях (Китай, страны Персидского залива) внимание акцентируется на связи цен на нефть с ФУ предприятий. Ф. Ванг и Х. Ляо выявили влияние нефтяных шоков на китайский рынок, а Т. Янг с соавторами установили, что волатильность цен усиливает неопределенность на фондовых рынках США и Китая, снижая финансовую устойчивость компаний [4, 5]. Согласно кластерному анализу, выполненному Л. Кайа и М. Чипала, при оценке устойчивости фирм в странах Персидского залива необходим учет региональной специфики [6].

Европейские авторы рассматривают внутренние факторы организаций. Шведский исследователь П. Джонссон выделил структуру финансовой устойчивости, отметив в качестве основных индикаторов ликвидность и рентабельность, а бельгийцы Ш. Шетти и М. Муса применили машинное обучение для прогнозирования банкротств малых предприятий [9, 11].

Североамериканские подходы сочетают традиционные и инновационные методы. Эталоном остается модель для прогнозирования банкротств Э. Альтмана, тогда как гиганты уровня Deloitte и McKinsey внедряют ИИ-платформы (например, GreenLight Solution) для анализа ESG-факторов и оптимизации затрат¹ [12, 13]. А. Аль-Мамуна в своем выступлении на симпозиуме NAPS продемонстрировал влияние экстремальных погодных условий на энергетический сектор с помощью матрицы SAIDI [8].

¹ Deloitte Consulting LLP. The 2030 decarbonization challenge. The path to the future of energy. URL: https://energy-analytics-institute.org/wp-content/uploads/2021/05/TT_us-eri-oil-and-gas-decarbonization_deloitte.pdf (дата обращения: 07.04.2025).

Развивающиеся страны сталкиваются с уникальными рисками. Специалисты МВФ выполнили стресс-тестирование на примере Анголы, выявив уязвимость экономики к двойным шокам, а Э. Ньянгарики с коллегами разработали модель, прогнозирующую влияние декарбонизации на доходы компаний в этих регионах² [10].

Международные организации, такие как ОПЕК, анализируют макроэкономические и геополитические факторы, влияющие на спрос и предложение нефти³. Исследование Х. Хао выявило конкуренцию между Россией и Саудовской Аравией на рынке энергоресурсов и ее влияние на устойчивость организаций [14].

Общей тенденцией становится интеграция ESG-факторов и цифровых технологий. Ливано-американское исследование Э. Бури с использованием индекса Гаврилидиса продемонстрировало связь политики с эффективностью энергетических компаний в области влияния загрязнений на климат [8]. Методы варьируются от классических финансовых коэффициентов (модели Альтмана, Бивера) до сценарного анализа и машинного обучения, что отражает растущую сложность глобальных энергетических рынков.

РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Классификация и сравнительный анализ методических подходов к оценке финансовой устойчивости

Разнообразие направлений и применяемых к оценке и поддержанию ФУ предприятий методических подходов обуславливается влиянием геополитических факторов, особенностями законодательства различных стран, а также спецификой бизнеса. Авторами настоящей статьи были выполнены группировка и классификация существующих методик (Приложение, табл. 1), их балльная оценка (Приложение, табл. 2) на основе сформированного перечня критериев (Приложение, табл. 3), а также определены ключевые особенности классификации и группировки в контексте оценки ФУ нефтегазовых компаний.

² Press release #2481. IMF Executive Board Concludes 2023 Article IV Consultation with Angola. URL: <https://www.imf.org/en/News/Articles/2024/03/09/pr2481-imf-executive-board-concludes-2023-article-iv-consultation-with-angola> (дата обращения: 07.04.2025).

³ Ежемесячный отчет по рынку нефти за 2023 г. Petroleum Exporting Countries. URL: https://www.opec.org/opec_web/en/publications/7107.html (дата обращения: 07.04.2025).

Группировка по функциональным этапам процесса (рис. 1). При динамическом выборе методов нейросеть анализирует формализованные данные и объединяет подходы по релевантности. Основными критериями при этом являются полнота данных, отраслевая специфика нефтегазового комплекса (НГК), срочность оценки, возможность комбинации методик. При исследовании санкционных рисков можно совместить матричный анализ (для выявления ликвидности, NLP-обработку информации из СМИ (для выявления геополитических рисков) и модель CAMELS (для учета банковских рисков).

Группировка по типу данных позволяет нейросетям автоматически категоризировать методы в зависимости от источников (Приложение, табл. 4), а также разделять различные задачи по специальным слоям. Например, S-слой может группировать входные данные по категориям (финансовые показатели, тексты СМИ, изображения), A-слой — выполнять комбинирование методов на основе расстановки весов, а R-слой — интерпретировать вывод как интегральную оценку ФУ.

Группировка по критериям эффективности реализует возможность ранжировать методы на основе балльной системы (Приложение, табл. 3).

Использование нейросетей при оценке финансовой устойчивости не заменяет традиционные методы, а усиливает их, создавая адаптивные связки для конкретных условий.

Математическая модель динамики финансовой устойчивости

На основе анализа методологических подходов (особенно применения нейросетей), получивших максимальную оценку в соответствии с Приложением, табл. 4, можно сформировать обобщенную математическую модель. Ее реализация является задачей Коши и отражает динамику изменения уровня ФУ $y(t)$ под влиянием внешних и внутренних факторов. Соответствующее дифференциальное уравнение имеет следующий вид:

$$\frac{dy}{dt} = k * y(t) * \left(1 - \frac{y(t)}{K}\right) - \beta * s(t) + \alpha * i(t), \quad (1)$$

Рост Шоки Инвестиции

где $y(t)$ — уровень ФУ ($0 \leq y \leq 1$);

k — коэффициент роста (внутренний потенциал компании);

K — максимальный уровень ФУ (может быть определен на основе доступных ресурсов и анализа ESG-факторов);

β — коэффициент влияния внешних шоков (санкции, волатильность цен);

$s(t)$ — функция внешних шоков (например, $s(t) = e^{-\gamma t} \sin(\omega t)$, моделирующая периодические кризисы);

α — коэффициент, отражающий эффективность инвестиций;

$i(t)$ — инвестиции в технологии и нейросети;

dy — дифференциал функции $dy = y(t + dt) - y(t)$.

Например: если $y(t) = 0,7$ (ФУ на уровне 70%), а после изменения dt приняло вид $y(t+dt) = 0,72y(t + dt) = 0,72$, то $dy = 0,02$;

dt — дифференциал времени, который позволяет анализировать мгновенные изменения системы (например, как устойчивость меняется в конкретный момент).

В уравнении (1) производная $\frac{dy}{dt}$ зависит от текущего уровня ФУ, внешних шоков $s(t)$ и инвестиций $i(t)$.

Отношение dy к dt позволяет отражать скорость изменения ФУ во времени:

$$\frac{dy}{dt} = \lim_{dt \rightarrow 0} \frac{y(t+dt) - y(t)}{dt}. \quad (2)$$

В данном случае уравнение (2) имеет следующую интерпретацию:

$$\frac{dy}{dt} > 0 \text{ — повышение ФУ;}$$

$$\frac{dy}{dt} < 0 \text{ — снижение ФУ;}$$

$$\frac{dy}{dt} = 0 \text{ — система в равновесии.}$$

Уравнение (1) позволяет прогнозировать будущее состояние системы, оценивать чувствительность к различным параметрам (например, что произойдет при увеличении инвестиций $i(t)$ на 10%, или как скажется резкий скачок цен на нефть $s(t)$ на результирующем показателе), а также находить условия стабильности (при каких $y(t)$, $i(t)$ и $s(t)$ обеспечивается условие $\frac{dy}{dt} > 0$).

Если $s(t) = 0$ (в текущий момент шоки отсутствуют), а $i(t) = \text{const}$, уравнение (1) упрощается и принимает вид

$$y(t) = \frac{K}{2} \left\{ 1 + \tanh \left[\frac{k}{2} (t - t_0) \right] \right\} + \frac{\alpha I}{k}, \quad (3)$$

где t_0 определяется начальным условием $y(0) = y_0$.

В качестве упрощенного примера предположим, что в начальный момент $t = 0$ состояние системы характеризуется следующими значениями переменных: $y(0) = 0,6$; $i(t) = 0,1$; $s(t) = 0$; $k = 0,5$; $K = 1$; $\alpha = 0,3$. В таком случае скорость роста ФУ будет рассчитываться следующим образом:

$$\frac{dy}{dt} = 0,5 \cdot 0,6 (1 - 0,6) + 0,3 \cdot 0,1. \quad (4)$$

Пример, представленный в уравнении (4), демонстрирует, что ФУ повышается со скоростью 0,15 ед. в год.

Процессное моделирование оценки финансовой устойчивости

С целью выявления оптимальных этапов для применения нейросетей в ходе оценки ФУ с учетом особенностей нефтегазовой отрасли смоделирован процесс поддержания финансовой устойчивости нефтегазовой компании. Итогом является матрица SIPOC (Приложение, табл. 5). Для наилучшего понимания данного процесса выполнена его визуальная интерпретация на основе нотации BPMN 2.0 (рис. 1).

Нейросеть подобно револьверной голове, используемой в металлообработке, определяет надлежащие индивидуальные методы оценки ФУ конкретной компании (сохраняя при этом возможность сравнения результатов (рис. 2). Таким образом, нейросеть на основе входных данных компании определяет, какой из известных ей подходов к оценке ФУ (например, метод расчета коэффициентов с разными весами, дискриминантная модель) будет подходящим для конкретной организации. После того, как метод выбран, нейросеть применяет его к тем же или уточненным данным и выдает числовую, категориальную оценку ФУ.

Этот процесс предполагает глубокое изучение каждого конкретного предприятия, а также внешних источников информации, таких как региональные и зарубежные СМИ, отчеты международных организаций и статистических служб.

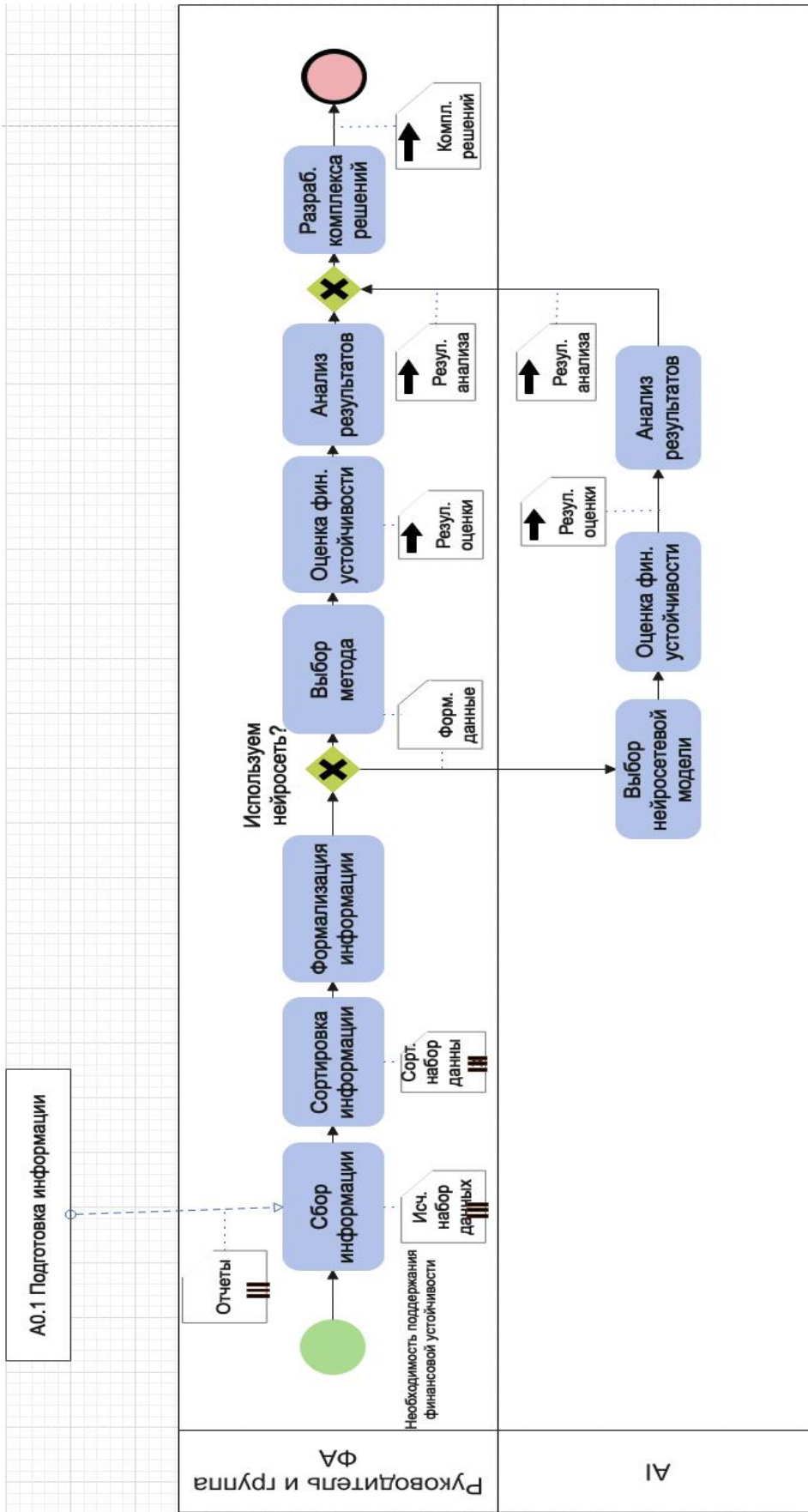


Рис 1./ Fig 1. Визуальная модель процесса по типу BPMN 2.0 / BPMN 2.0-based Visual Process Model

Источник / Source: составлено авторами на основе The 2030 decarbonization challenge. The path to the future of energy. Deloitte Consulting LLP. URL: https://energy-analytics-institute.org/wp-content/uploads/2021/05/TT_us-er-i-oil-and-gas-decarbonization_deloitte.pdf (дата обращения: 07.04.2025). / compiled by the authors based on The path to the future of energy. Deloitte Consulting LLP. URL: https://energy-analytics-institute.org/wp-content/uploads/2021/05/TT_us-er-i-oil-and-gas-decarbonization_deloitte.pdf (accessed on 07.04.2025).

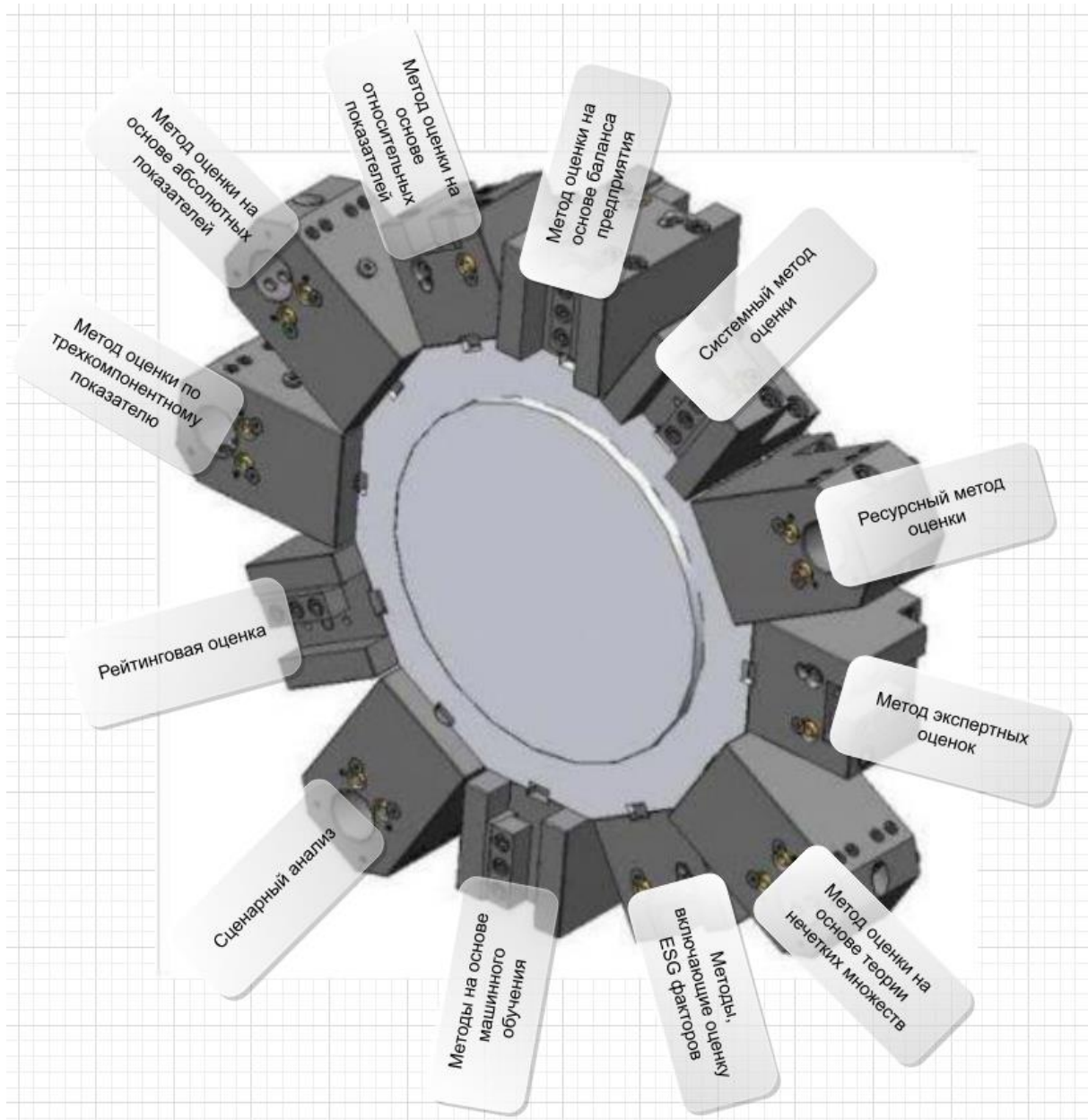


Рис. 2 / Fig 2. Роль нейросети в оценке финансовой устойчивости /
The Role of Neural Networks in Assessing Financial Stability

Источник / Source: составлено авторами на основе / compiled by the authors based on [1–11].

На этапе анализа результатов оценки происходит поиск коренных причин, негативно сказывающихся на ФУ компании; далее формируется краткий отчет, содержащий перечень и направленность взаимосвязей, влияющих на уровень финансовой устойчивости.

Использование нейросетей на вышеперечисленных этапах позволит значительно сократить время и снизить трудоемкость оценки ФУ, а также упростить дальнейшую разработку вариантов для поддержания ее необходимого уровня.

Архитектура нейросетевой модели и ее интеграция в оценочный процесс

Нейросеть при решении описанных выше задач выступает в роли графа, имеющего входной S-слой, несколько A-слоев и один R-слой, каждая отдельная ячейка которого может принимать значение от 0 до 1. Так как первый слой является сенсорным, значения в него подаются извне (пользователем). A-слои соединяются с S-слоем и всеми последующими с помощью ребер, вес которых может варьироваться от 0 до 1.

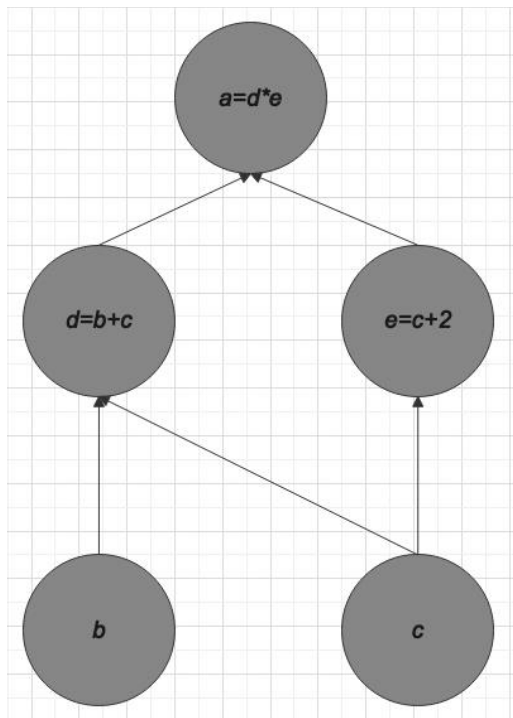


Рис. 3 / Fig. 3. Простой вычислительный граф / Simple Computational Graph

Источник / Source: составлено авторами на основе / compiled by the authors based on [14].

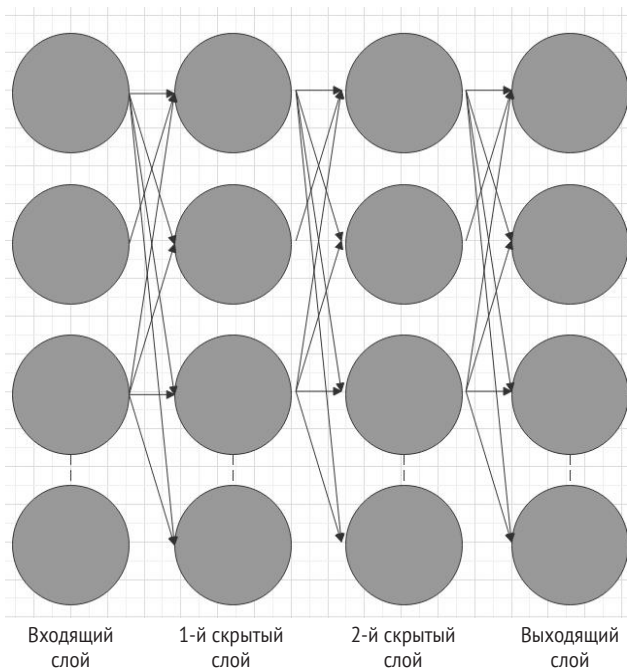


Рис. 4 / Fig 4. Полносвязанная нейронная сеть / Fully Connected Neural Network

Источник / Source: составлено авторами на основе / compiled by the authors based on [14].

Ячейки и ребра образуют узлы, влияющие на вычисление графа (рис. 3), который может быть определен по следующей формуле:

$$a = (b + c)(c + 2). \quad (5)$$

Пример полносвязанной нейронной сети представлен на рис. 4.

Во входящий слой поступают данные, которые с учетом веса ребер и функций активации слоев влияют на результат вычисления выходящего слоя. Для обучения полносвязанных нейросетей применяется метод обратного распространения ошибки. При многократном повторении данной процедуры нейросеть приобретет на узлах оптимальные значения [14].

С целью учета сложных факторов $s(t)$ и $i(t)$ из уравнения (1), на которые влияют данные из СМИ, а также котировки нефти, можно задействовать архитектуру типа LSTM (см. рис. 4) для обучения с использованием обратного распространения ошибки по следующей формуле:

$$\text{Minimize } \sum [y_{pred}(t) - y_{real}(t)]^2, \quad (6)$$

где $y_{pred}(t)$ — предсказанный уровень финансовой устойчивости; $y_{real}(t)$ — реальный (текущий) уровень финансовой устойчивости.

Нейросеть, применяя в качестве внутренних данных системы финансовые коэффициенты, а внешних — цены на нефть, ESG- и геополитические индексы, сможет на их основе аппроксимировать производную.

Интерпретация результатов и границы применимости модели

Классические подходы к определению вероятности банкротства (финансовой устойчивости) — такие как модели Альтмана и Бивера, — могут служить базой для критериев нейросетевой модели, архитектура которой представлена на рис. 5.

В таблице приведены возможные границы интерпретации вероятности банкротства.

Для обучения модели могут быть использованы исторические кейсы банкротства нефтегазовых компаний с применением алгоритма обратного распространения ошибки с loss-функцией:

$$\text{loss} = -[y * \log(p) + (1 - y) * \log(1 - p)], \quad (7)$$

где $y = 1$ — факт банкротства; p — предсказанная вероятность.

Для корректной работы нейросети необходимо предусмотреть возможность динамического изменения весов: например, для нефтегазовых компаний следует увеличить вес ESG-факторов после 2022 г. в связи с введением санкций, а также снизить вес коэффициентов, полученных при применении традиционных методов оценки. Верификация результатов возможна с использованием перекрестной оценки с экспертными методами, калибровкой для конкретных регионов (например, поправка к вероятности для Анголы из-за политических рисков), а также путем SHAR-анализа для объяснения вклада конкретных факторов. Задействование нейросетей позволяет автоматически корректировать пороговые значения вероятностей банкротства (см. таблицу), выполнять сценарное прогнозирование при вычислении этих величин (например, цена нефти превысила 40 USD/барр, следовательно, P повышается) и интегрировать качественные данные при NLP-анализе неформализованной информации. При этом разработка специализированного алгоритма для оценки финансовой устойчивости с нуля нецелесообразна, поскольку в открытом доступе имеется множество готовых библиотек, способных значительно ускорить процесс его построения и обучения (Keras, TensorFlow, PyTorch).

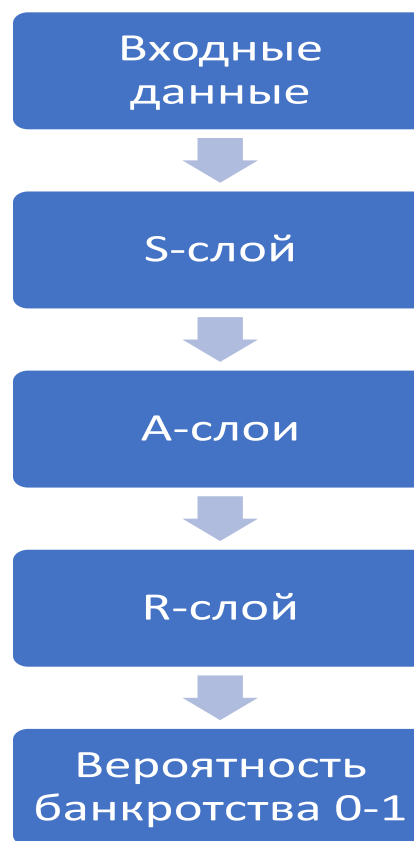


Рис. 5 / Fig. 5. Архитектура нейросетевой модели оценки вероятности банкротства / Architecture of a Neural Network Model for Bankruptcy Probability Assessment

Источник / Source: составлено авторами на основе / compiled by the authors based on [15,16].

Таблица / Table

Возможные границы интерпретации результатов, полученных при помощи нейронной сети / Possible Boundaries of Interpretation of Results Obtained Using a Neural Network

Диапазон вероятности, % / Probability range, %	Статус / Status	Пример рекомендаций / Example of recommendations
0–20	Нулевой риск	Стабильное развитие
21–45	Умеренный риск	Мониторинг ключевых показателей
46–65	Высокий риск	Экстренная оптимизация затрат
66–85	Критический риск	Реструктуризация долгов
86–100	Неизбежное банкротство	Подготовка к процедуре несостоятельности

Источник / Source: составлено авторами на основе / compiled by the authors based on [16].

Проведение оценки ФУ компаний, предполагающей комплексное применение нейросетей (в том числе адаптацию уже готовых под задачи пользователя — Fig, Documatic, Mintify, Copilot), а также возможность автоматизированного поиска и анализа неструктурированной информации из СМИ и официальных отчетов и публикаций международных организаций (ОПЕК), создает предпосылки для разработки и внедрения нормативно-правовых актов и методического инструментария для обеспечения финансовой устойчивости крупнейших добывающих и перерабатывающих предприятий.

Полученные нами результаты согласуются с мнением других экспертов, (например, Ш. Шетти и М. Муса [10]). Вместе с тем, предложенный в статье комплексный подход с использованием нейросети для оценки ФУ, расширяет рамки существующих работ, авторы которых фокусировались на отдельных факторах (ESG, цены на нефть [15]).

Расхождения с выводами Г. Д. Капанадзе, указывающего на затруднения с адаптацией зарубежных методик (CAMELS), объясняются игнорированием отраслевой специфики в традиционных подходах [2]. Нейросети, напротив, позволяют корректировать вес и набор параметров с учетом региональных и рыночных особенностей.

Для нефтегазовых предприятий особенно актуально внедрение платформ на основе искусственного интеллекта (ИИ) (например, TensorFlow или PyTorch) для анализа данных СМИ, отчетов и макроэкономических показателей в режиме реального времени. Это позволяет оперативно выявлять риски, связанные с санкциями или волатильностью цен на энергоносители. Для регуляторов важное значение имеет разработка стандартов интеграции ESG-факторов в ИИ-модели, что повышает точность оценки финансовой устойчивости. Например, компании McKinsey для оптимизации затрат успешно использует платформу «GreenLight Solution» [12].

Наглядным примером внедрения цифровых решений и нейросетей является проект «Мультивариантный анализ» (MVA) нефтегазовой компании «Сибур», в котором применяются методы статистического анализа и машинного обучения для обработки больших массивов данных с производственных установок. Система выявляет скрытые закономерности и вза-

имосвязи между параметрами (температура, давление, состав сырья и т.д.), что позволяет оптимизировать режимы работы оборудования и снижать затраты⁴. Проект демонстрирует роль информации в повышении конкурентоспособности нефтехимической отрасли, и его реализация способствует сокращению зависимости от импортных решений.

Основное ограничение применения нейросетей для оценки ФУ – ориентация на нефтегазовые компании, работающие на условно развитых рынках. Модели, обученные на данных из России или стран Персидского залива [9], могут выдавать некорректные результаты для развивающихся экономик (например, Анголы), где влияние декарбонизации и политических рисков выражено сильнее [17].

Направлениями для будущих исследований являются:

1. Разработка механизма оценки финансовой устойчивости с применением нейросетей.
2. Исследование долгосрочных эффектов от использования нейросетей, анализ их влияния на стратегическое планирование компаний в условиях перехода к низкоуглеродной экономике.
3. Сравнение эффективности рекуррентных (RNN) и свёрточных (CNN) нейросетей в оценке ФУ нефтегазовых компаний.

ВЫВОДЫ

Результаты исследования свидетельствуют о необходимости интеграции нейросетей в методы оценки финансовой устойчивости нефтегазовых компаний, что является ключевым инструментом для преодоления вызовов, связанных с экономической нестабильностью, волатильностью рынков и геополитическими рисками.

Стоит отметить, что применение нейросетей на этапах, отраженных в модели процесса (Приложение, табл. 6, рис. 1), позволяет значительно сократить временные затраты, повысить точность анализа за счет обработки больших массивов данных и адаптировать методики к отраслевой специфике. Это дает возможность

⁴ ПАО «СИБУР Холдинг». URL: <https://www.sibur.com/nknk/ru/press-center/konstruktivnyy-dialog-obshchestvennyy-sovet-nknk-obsudil-itogi-trekhletiya-sibura-v-tatarstane/> (дата обращения: 02.07.2025).

изучения ФУ в динамике и может повысить скорость реакции на изменения как внутри компании, так и во внешней конъюнктуре. Кроме того, обеспечивается формирование стратегий, устойчивых к внешним шокам, таким как санкционное давление или колебания цен на энергоносители.

Группировка существующих методических подходов к оценке финансовой устойчивости, их классификация, а также предложенный перечень критериев для балльной оценки позволили определить преимущества и недостатки каждой из методик. С учетом наличия нейросетей и посредством международного опыта их рамки были расширены (CAMELS, рейтинговые оценки и др.). Автоматизация этапов выбора методик и анализа данных визуальной моделью процесса по типу BPMN 2.0 (рис. 1) снизила зависимость от субъективных факторов, а интеграция ESG-критериев обеспечивает соответствие модели современным тенденциям. Исследование процедуры оценки и поддержания ФУ включало разработку матрицы SIPOC и процессного моделирования на основе нотации BPMN 2.0, что дало возможность определить этапы, на которых целесообразно применение нейронных сетей, а также выявить их роль в оценке финансовой устойчивости.

Перед проведением анализа необходимо осуществить сепарацию и иерархическое разделение данных. Если они структурированы (как финансовая отчетность и коэффициенты), в качестве наиболее подходящих инструментов можно выделить библиотеки Pandas и систему управления базами данных типа SQL. Для неструктурированной информации (отчеты, новости) наиболее подходящими будут библиотеки NLTK и spaCy, а для макроэкономической — Statmodels. Процедура подготовки данных перед анализом включает три основных шага: отделение внутренних от внешних (Apache NiFi), приведение к единому формату (Scikit-learn, OneHotEncoder), группировка по релевантности (Keras).

Сепарация и иерархическое разделение позволяют устранить «шум» (нерелевантные и новостные сообщения), сократить время обучения модели, а также повысить точность.

Макроэкономическая эффективность представленного методического подхода заключается в формировании предпосылок для последующей разработки и внедрения нормативно-правовых актов и методического инструментария с целью обеспечения финансовой устойчивости крупнейших добывающих и перерабатывающих предприятий.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Земляк С.В., ред. Анализ влияния цифровых технологий на финансовую устойчивость российских компаний. М.: Дашков и К; 2024. 146 с.
2. Капанадзе Г.Д. Построение модели комплексной оценки финансовой устойчивости экономического субъекта. *Российское предпринимательство*. 2013;(18):61–67.
3. Савина А.М., Буранова Е.А., Байдова Н.В. Механизм обеспечения финансовой устойчивости организации. *Человек: преступление и наказание*. 2022;30(2):216–224. DOI: 10.33463/2687-1238.2022.30(1-4).2.216-224
4. Wang F., Liao H. Unexpected economic growth and oil price shocks. *Energy Economics*. 2022;116:106430. DOI: 10.1016/j.eneco.2022.106430
5. Yang T., Zhou F., Du M., et al. Fluctuation in the global oil market, stock market volatility, and economic policy uncertainty: A study of the US and China. *The Quarterly Review of Economics and Finance*. 2023;87:377–387. DOI: 10.1016/j.qref.2021.08.006
6. Mousavi M.M., Gozgor G., Acheampong A. Do oil market shocks affect financial distress? Evidence from firm-level global data. *Journal of Commodity Markets*. 2024;36:100436. DOI: 10.1016/j.jcomm.2024.100436
7. Khoja L., Chipulu M., Jayasekera R. Analysis of financial distress cross countries: Using macroeconomic, industrial indicators and accounting data. *International Review of Financial Analysis*. 2019;66:101379. DOI: 10.1016/j.irfa.2019.101379
8. Bouri E., Iqbal N., Klein T. Climate policy uncertainty and the price dynamics of green and brown energy stocks. *Finance Research Letters*. 2022;47B:102740. DOI: 10.1016/j.frl.2022.102740
9. Al Mamun A., Zenkri O., Madasthu S., et al. Outage data analytics for correlating resilience and reliability. In: 2023 North American Power Symposium (NAPS). (Asheville, NC, October 15–17, 2023). New York, NY: IEEE; 2023:1–6. DOI: 10.1109/NAPS58826.2023.10318656

10. Shetty S., Musa M., Brédart X. Bankruptcy prediction using machine learning techniques. *Journal of Risk and Financial Management*. 2022;15(1):35. DOI: 10.3390/jrfm15010035
11. Nyangarika A., Mikhaylov A., Muyeen S. M., et al. Energy stability and decarbonization in developing countries: Random Forest approach for forecasting of crude oil trade flows and macro indicators. *Frontiers in Environmental Science*. 2022;10:1031343. DOI: 10.3389/fenvs.2022.1031343
12. Johnson P. The financial stability of sustainable organisations. *Journal of Business & Economics Research*. 2011;9(10):65–74. DOI: 10.19030/jber.v9i10.7011
13. Singla A., Sukharevsky A., Yee L., et al. The state of AI in early 2024: Gen AI adoption spikes and starts to generate value. McKinsey & Company. May 30, 2024. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-2024> (дата обращения: 07.04.2025).
14. Hao X. Import competition and pressure in the international crude oil trade: A network analysis. *Resources Policy*. 2023;82:103468. DOI: 10.1016/j.resourpol.2023.103468
15. Болотов Р.О. О применении нейронных сетей для оценки финансовой устойчивости компаний. *Russian Journal of Management*. 2020;8(1):106–110. DOI: 10.29039/2409-6024-2020-8-1-106-110
16. Lohmann C., Möllenhoff S., Ohliger T. Nonlinear relationship in bankruptcy prediction and their effect on the profitability of bankruptcy prediction models. *Journal of Business Economics*. 2022;93(9):1661–1690. DOI: 10.1007/s11573-022-01130-8
17. Mazur M. A step by step backpropagation example. March 17, 2015. URL: <https://mattmazur.com/2015/03/17/a-step-by-step-backpropagation-example> (дата обращения: 07.04.2025).
18. Altman E.I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*. 1968;23(4):589–609. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x

REFERENCES

1. Zemlyak S. V., ed. Analysis of the impact of digital technologies on the financial stability of Russian companies. Moscow: Dashkov & Co.; 2024. 146 p. (In Russ.).
2. Kapanadze G.D. Modeling an integral assessment of financial stability of an economic entity. *Rossiiskoe predprinimatel'stvo = Russian Journal of Entrepreneurship*. 2013;(18):61–67. (In Russ.).
3. Savina A. M., Buranova E. A., Baydova N. V. Mechanism for ensuring the financial stability of the organization. *Chelovek: prestuplenie i nakazanie = Man: Crime and Punishment*. 2022;30(2):216–224. (In Russ.). DOI: 10.33463/2687-1238.2022.30(1-4).2.216-224
4. Wang F., Liao H. Unexpected economic growth and oil price shocks. *Energy Economics*. 2022;116:106430. DOI: 10.1016/j.eneco.2022.106430
5. Yang T., Zhou F., Du M., et al. Fluctuation in the global oil market, stock market volatility, and economic policy uncertainty: A study of the US and China. *The Quarterly Review of Economics and Finance*. 2023;87:377–387. DOI: 10.1016/j.qref.2021.08.006
6. Mousavi M. M., Gozgor G., Acheampong A. Do oil market shocks affect financial distress? Evidence from firm-level global data. *Journal of Commodity Markets*. 2024;36:100436. DOI: 10.1016/j.jcomm.2024.100436
7. Khoja L., Chipulu M., Jayasekera R. Analysis of financial distress cross countries: Using macroeconomic, industrial indicators and accounting data. *International Review of Financial Analysis*. 2019;66:101379. DOI: 10.1016/j.irfa.2019.101379
8. Bouri E., Iqbal N., Klein T. Climate policy uncertainty and the price dynamics of green and brown energy stocks. *Finance Research Letters*. 2022;47B:102740. DOI: 10.1016/j.fr1.2022.102740
9. Al Mamun A., Zenkri O., Madasthu S., et al. Outage data analytics for correlating resilience and reliability. In: 2023 North American Power Symposium (NAPS). (Asheville, NC, October 15–17, 2023). New York, NY: IEEE; 2023:1–6. DOI: 10.1109/NAPS58826.2023.10318656
10. Shetty S., Musa M., Brédart X. Bankruptcy prediction using machine learning techniques. *Journal of Risk and Financial Management*. 2022;15(1):35. DOI: 10.3390/jrfm15010035
11. Nyangarika A., Mikhaylov A., Muyeen S. M., et al. Energy stability and decarbonization in developing countries: Random Forest approach for forecasting of crude oil trade flows and macro indicators. *Frontiers in Environmental Science*. 2022;10:1031343. DOI: 10.3389/fenvs.2022.1031343

12. Johnson P. The financial stability of sustainable organisations. *Journal of Business & Economics Research*. 2011;9(10):65–74. DOI: 10.19030/jber.v9i10.7011
13. Singla A., Sukharevsky A., Yee L., et al. The state of AI in early 2024: Gen AI adoption spikes and starts to generate value. McKinsey & Company. May 30, 2024. URL: <https://www.mckinsey.com/capabilities/quantumblack/our-insights/the-state-of-ai-2024> (accessed on 07.04.2025).
14. Hao X. Import competition and pressure in the international crude oil trade: A network analysis. *Resources Policy*. 2023;82:103468. DOI: 10.1016/j.resourpol.2023.103468
15. Bolotov R. O. Using of neural networks for assessing of the financial stability of companies. *Russian Journal of Management*. 2020;8(1):106–110. (In Russ.). DOI: 10.29039/2409-6024-2020-8-1-106-110
16. Lohmann C., Möllenhoff S., Ohliger T. Nonlinear relationship in bankruptcy prediction and their effect on the profitability of bankruptcy prediction models. *Journal of Business Economics*. 2022;93(9):1661–1690. DOI: 10.1007/s11573-022-01130-8
17. Mazur M. A step by step backpropagation example. March 17, 2015. URL: <https://mattmazur.com/2015/03/17/a-step-by-step-backpropagation-example> (accessed on 07.04.2025).
18. Altman E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*. 1968;23(4):589–609. DOI: 10.1111/j.1540-6261.1968.tb00843.x

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / ABOUT THE AUTHORS



Марк Рамилевич Латыпов — аспирант кафедры финансового менеджмента факультета экономики и управления, РГУ нефти и газа (НИУ) им. И. М. Губкина, Москва, Российская Федерация

Mark R. Latypov — Postgraduate Student, Department of Financial Management Faculty of Economics and Management, Gubkin Russian State University of Oil and Gas (National Research University), Moscow, Russian Federation

<https://orcid.org/0009-0006-8230-3604>

Автор для корреспонденции / Corresponding author:
latypov.m.r@yandex.ru



Алина Хамзатовна Оздоева — кандидат экономических наук, доцент кафедры финансового менеджмента, РГУ нефти и газа (НИУ) им. И. М. Губкина, Москва, Российская Федерация

Alina Kh. Ozdоеva — Cand. Sci. (Econ.), Associate Professor, Department of Financial Management, Gubkin Russian State University of Oil and Gas (National Research University), Moscow, Russian Federation

<https://orcid.org/0000-0002-9635-5222>

alina177@inbox.ru

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Conflicts of Interest Statement: The authors have no conflicts of interest to declare.

Статья поступила в редакцию 15.10.2025; после рецензирования 19.10.2025; принята к публикации 07.04.2026.

Авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

The article was submitted on 15.10.2025; revised on 19.10.2025 and accepted for publication on 07.04.2026.

The authors read and approved the final version of the manuscript.

ПРИЛОЖЕНИЯ

Таблица 1 / Table 1

Классификация методических подходов к оценке финансовой устойчивости / Classification of Methodological Approaches to Assessing Financial Stability

Группа	Метод	Краткое описание	Место применения	Преимущества	Недостатки	Балл
Фрагментарные	Метод оценки по трехкомпонентному показателю	Отражает способность компании финансировать свои запасы за счет различных источников средств	Фаянцева Е. Методические подходы к оценке финансовой устойчивости компании. <i>Риск: ресурсы, информация, снабжение, конкуренция</i> . 2011;4:797–803	1. Простота расчетов; 2. Позволяет оценивать зависимость от заемного капитала	1. Не учитывает динамику денежных потоков; 2. Чувствителен к точности оценки стоимости запасов	3
	Метод оценки на основе расчета абсолютных показателей	Предполагает расчет показателей, таких как собственные оборотные средства, чистый оборотный капитал и другие	Донцова Л.В., Никифорова Н.А. Анализ финансовой отчетности. Учебное пособие М.: Дело и Сервис; 2019. 336 с.	1. Простота расчетов. 2. Позволяет получить числовые значения, которые легко сравнить	1. Не учитывает масштаб компании. 2. Зависит от качества отчетности. 3. Статичен	3
	Метод оценки на основе расчета относительных показателей	Расчет относительных показателей отражает соотношение различных статей баланса и отчета о прибылях и убытках	Любушин Н.П. [и др.]. Анализ методов и моделей оценки финансовой устойчивости организаций. <i>Экономический анализ: теория и практика</i> . 2010;1(166):3–11.	1. Простота интерпретации. 2. Возможность сравнения показателей.	1. Не учитывает качественные факторы. 2. Зависит от качества отчетности.	4
Комплексные	Метод оценки на основе баланса предприятия (матричный анализ)	Заключается в группировке активов и пассивов по степени ликвидности и срокам погашения	Чебунин А.С. Модели оценки финансовой устойчивости. <i>Проблемы науки</i> . 2018;5(29):58–61.	1. Простота интерпретации. 2. Возможность сравнения показателей	1. Не учитывает динамику потоков. 2. Не способен заменить методы расчета коэффициентов	2
	Системный метод оценки	Использует единую систему финансовых показателей (ликвидность активов, структуру капитала, денежные потоки)	Ендовицкий А., Ендовицкая А.В. Системный подход к анализу финансовой устойчивости коммерческой организации. <i>Экономический анализ: теория и практика</i> . 2005;6(39):2–7.	1. Комплексный подход к оценке. 2. Позволяет прогнозировать устойчивость	1. Требуется анализ большого объема данных. 2. Субъективность	3
Комплексные	Ресурсный метод оценки	Метод предполагает оценку финансовой устойчивости с фокусировкой на факторы производства, которые позволяют определить эффективность деятельности предприятия	Любушин Н.П. [и др.]. Анализ методов и моделей оценки финансовой устойчивости организаций. <i>Экономический анализ: теория и практика</i> . 2010;1(166):3–11.	1. Учитывает эффективность управления ресурсами. 2. Позволяет выявить скрытые резервы	1. Трудоемкость количественной оценки нематериальных активов. 2. Требуется погружения в специфику	4

Окончание таблицы 1 / Table 1 (continued)

Группа	Метод	Краткое описание	Место применения	Преимущества	Недостатки	Балл
Комплексные	Метод оценки на основе стохастического анализа	Метод использует вероятностные модели для прогнозирования финансовых показателей в условиях неопределенности	Пожидаева Т.А. Методика расчета и анализа чистых активов организации. <i>Справочник экономиста</i> . 2005;6:63–68	1. Позволяет учитывать неопределенность. 2. Оценивает вероятностные исходы результатов	1. Трудоемкость. 2. Сложность интерпретации результатов	2
	Экспертный метод	Метод основан на качественном анализе компании специалистами, которые используют свой опыт	Дадаян А.С., Гурджян А.А. Сравнительный анализ методов оценки финансовой устойчивости коммерческих организаций. <i>Экономика и бизнес: теория и практика</i> . 2015;9:42–45	1. Позволяет учитывать не формализованные факторы. 2. Позволяет оценивать стартапы. 3. Высокая гибкость метода	1. Субъективность. 2. Трудоемкость. 3. Сложность верификации	5
	Метод оценки на основе теории нечетких множеств	Финансовая устойчивость определяется не как бинарное состояние («да/нет»), а как степень принадлежности к категориям устойчивости	Слободняк И.А., Грозина Э.В., Фадеева А.А. Проблемы расчета и анализа чистых активов организации. <i>BaikalResearchJournal</i> ; 2016; 6: 1	1. Позволяет учитывать качественные факторы. 2. Учитывает неопределенность и субъективность финансовых данных	1. Сложность выбора и настройки функций. 2. Требуется экспертных знаний	5
	Рейтинговая оценка	Метод, при котором компании присваивается кредитный рейтинг, отражающий ее способность выполнять финансовые обязательства	Любушин Н.П. [и др.]. Анализ методов и моделей оценки финансовой устойчивости организаций. <i>Экономический анализ: теория и практика</i> . 2010;1(166): 3–11	1. Объективность. 2. Сравнимость	1. Длительный период обновления рейтинга. 2. Влияние субъективных факторов	4
Инновационные	Сценарный анализ	Суть метода заключается в моделировании нескольких вариантов развития событий	Фаянцева Е. Методические подходы к оценке финансовой устойчивости компании. <i>Риск: ресурсы, информация, снабжение, конкуренция</i> . 2011;4:797–803.	1. Гибкость. 2. Проактивность. 3. Наглядность	1. Субъективность. 2. Трудоемкость	4
	Методы на основе оценки ESG-факторов	Анализирует экологические (Environmental), социальные (Social) и управленческие (Governance) аспекты	Bouri E., Iqbal N., Klein T. Climate policy uncertainty and the price dynamics of green and brown energy stocks. <i>Finance Research Letters</i> ; March 2022;4(2):102740	1. Позволяет учитывать долгосрочные риски. 2. Учитывает доверие инвесторов и регуляторов	1. Субъективность оценки; 2. Трудоемкость оценки	4
	Методы на основе машинного обучения, нейросетей и искусственного интеллекта	Использует алгоритмы для анализа больших массивов данных и выявления скрытых закономерностей	McKinsey & Company. 2024. The state of AI in early 2024: Gen AI adoption spikes and starts to generate value	1. Позволяет анализировать множество факторов. 2. Высокая точность. 3. Высокая скорость оценки.	1. Сложность интерпретации. 2. Зависимость релевантности данных. 3. Риск переобучения	7

Источник / Source: составлено авторами на основе / compiled by the authors based on [1,2,3,6,9,11,13,16,17].

Таблица 2 / Table 2

Балльная оценка методических подходов к оценке финансовой устойчивости /
Scoring of Methodological Approaches to Assessing Financial Stability

№	Наименование	Метод оценки по треккомпонентному показателю	Метод оценки на основе расчета абсолютных показателей	Метод оценки на основе расчета относительных показателей	Метод оценки на основе баланса предприятия (матричный анализ)	Системный метод оценки	Ресурсный метод оценки	Метод оценки на основе стохастического анализа	Экспертный метод	Метод оценки на основе теории нечетких множеств	Рейтинговая оценка	Сценарный анализ	Методы на основе оценки ESG-факторов	Методы на основе машинного обучения, нейросетей и искусственного интеллекта
1	Простота расчетов и интерпретации результата	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
2	Применимость для НГК	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
1	Простота расчетов и интерпретации результата	1	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
2	Применимость для НГК	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
3	Возможность динамической оценки	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	1
4	Возможность учета внешних факторов	0	0	0	0	1	1	1	1	1	1	1	1	1
5	Сопоставимость результатов	1	1	1	1	0	0	0	0	1	1	0	1	1
6	Возможность учета качественных факторов	0	0	0	0	1	1	0	1	1	1	1	1	1
7	Чувствительность к качеству информации	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0	0	0	1
Сумма баллов		3	3	4	2	3	4	2	5	5	4	4	4	7

Источник / Source: составлено авторами на основе / compiled by the authors based on [1,2, 3, 6, 9, 11, 13,16, 17].

Таблица 3 / Table 3

Критерии оценки методических подходов к оценке финансовой устойчивости /
Criteria for Assessing Methodological Approaches to Assessing Financial Stability

№	Критерий оценки		Соответствие	Балл	
	Наименование	Несоответствие		Соответствие	Несоответствие
1	Простота расчетов и интерпретации результата	1	1	0	0
2	Применимость для НГК	1	1	0	0
3	Возможность динамической оценки	1	1	0	0
4	Возможность учета внешних факторов	1	1	0	0
5	Сопоставимость результатов	1	1	0	0
6	Возможность учета качественных факторов	1	1	0	0
7	Устойчивость к низкому качеству информации	1	1	0	0

Источник / Source: составлено авторами на основе / compiled by the authors based on [1,2, 3, 6, 9, 11, 13,16, 17].

Таблица 4 / Table 4

Группировка по типу данных / Grouping by Data Type

Тип данных	Методы	Пример для нефтегазовых компаний
Структурированные (финансовая отчетность, бухгалтерская отчетность)	Коэффициентный анализ, метод CAMELS	Соотношение заемного капитала к собственному, расчет средневзвешенной стоимости капитала
Неструктурированные (данные из СМИ, неформализованные отчеты)	NLP, тематическое моделирование	Выявление и оценка санкционных рисков
Макроэкономические	Регрессионный анализ, GARCH-модели	Прогноз цен на рынке нефтепродуктов

Источник / Source: составлено авторами на основе / compiled by the authors based on [15].

Таблица 5 / Table 5
Матрица SIPOC процесса разработки комплекса решений для поддержания необходимого уровня финансовой устойчивости / SIPOC Matrix for the Process of Developing a Set of Solutions to Maintain the Required Level of Financial Stability

Уровень	Вход		Черный ящик	Выход	
	S Поставщик	I Вход		O Выход	C Потребитель
0	Подразделение сбора данных	Данные из внутренних и внешних источников	Разработка комплекса решений для поддержания необходимого уровня финансовой устойчивости	Комплекс решений для поддержания необходимого уровня финансовой устойчивости в виде отчета	Инвесторы, акционеры, банки, профилные службы НГК, государство
1	Инспекционный налоговый орган, подразделения компаний по контактам с общественностью, подразделения статистических служб, эксперты	Финансовые данные, статистические данные, интервью с представителями НГК, инсайдерская информация	Подготовка информации для оценки финансовой устойчивости	Финансовая отчетность организаций, отчетность статистических служб, отчеты экспертов, данные из массовых источников информации	Руководитель и группа финансового анализа
2	Руководитель и группа финансового анализа	Финансовая отчетность организаций, отчетность статистических служб, отчеты экспертов, данные из массовых источников информации	Сбор информации для оценки финансовой устойчивости	Исчерпывающий набор данных для оценки финансовой устойчивости	Руководитель и группа финансового анализа
3	Руководитель и группа финансового анализа	Исчерпывающий набор данных для оценки финансовой устойчивости	Сортировка информации для оценки финансовой устойчивости	Отсортированный набор данных для оценки финансовой устойчивости	Руководитель и группа финансового анализа
4	Руководитель и группа финансового анализа	Отсортированный набор данных для оценки финансовой устойчивости	Формализация информации для оценки финансовой устойчивости	Формализованный набор данных для оценки финансовой устойчивости	AI / Руководитель и группа финансового анализа
5	AI / Руководитель и группа финансового анализа	Формализованный набор данных для оценки финансовой устойчивости	Выбор наиболее релевантных методов и инструментов для оценки финансовой устойчивости на основе формализованных данных	Список методов и инструментов, отобранный на основе формализованного набора данных, при помощи которых может быть выполнена оценка финансовой устойчивости, формализованный набор данных	AI / Руководитель и группа финансового анализа

Окончание таблицы 5 / Table 5 (continued)

Уровень	Вход		Черный ящик	Выход	
	S Поставщик	I Вход		O Выход	C Потребитель
6	AI / Руководитель и группа финансового анализа	Список методов и инструментов, отобранный на основе формализованного набора данных, при помощи которых может быть выполнена оценка финансовой устойчивости, формализованный набор данных	Оценка финансовой устойчивости	Результаты оценки финансовой устойчивости	AI / Руководитель и группа финансового анализа, инвесторы, акционеры, банки, профильные службы НГК
7	AI / Руководитель и группа финансового анализа	Результаты оценки финансовой устойчивости	Анализ результатов, полученных при оценке финансовой устойчивости	Результаты анализа, включающие список аспектов, негативно влияющих на финансовую устойчивость организации	Руководитель и группа финансового анализа
8	Руководитель и группа финансового анализа	Результаты анализа, включающие список аспектов, негативно влияющих на финансовую устойчивость организации	Разработка комплекса решений для поддержания необходимого уровня финансовой устойчивости	Комплекс решений для поддержания необходимого уровня финансовой устойчивости в виде отчета	Инвесторы, акционеры, банки, профильные службы НГК, государство

Описание процесса разработки комплекса решений для поддержания необходимого уровня финансовой устойчивости. В ходе описания было выделено 8 этапов, включающих последовательность из 8 процессов, протекающих в ходе разработки комплекса решений для поддержания необходимого уровня финансовой устойчивости. Основными объектами модели являются: финансовые данные, статистические данные, данные из СМИ, различные наборы данных, результаты анализа, результаты оценки финансовой устойчивости, комплекс решений. Субъектами модели являются Руководитель и группа финансового анализа, инспекционный налоговый орган, подразделения компаний по контактам с общественностью, подразделения статистических служб, эксперты. Условным субъектом является AI

Перечень используемых сокращений: НГК — нефтегазовая компания; СМИ — средства массовой информации; AI — нейронная сеть

Источник / Source: составлено авторами на основе [18] / compiled by the authors based on [18].