

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

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

**СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АРХИТЕКТУР ДЛЯ
ОЦЕНКИ ФИНАНСОВОЙ УСТОЙЧИВОСТИ НЕФТЕГАЗОВЫХ
КОМПАНИЙ В УСЛОВИЯХ ЭКОНОМИЧЕСКОЙ
НЕСТАБИЛЬНОСТИ**

АННОТАЦИЯ

Статья посвящена сравнительному анализу эффективности различных нейросетевых архитектур для оценки финансовой устойчивости нефтегазовых компаний в условиях экономической нестабильности. На основе мультирегиональной выборки данных 20 компаний за 2014–2024 гг. проведено тестирование полносвязных (FNN), сверточных (CNN) и гибридных (CNN+FNN) моделей. Гибридная архитектура демонстрирует наивысшую точность прогноза (90,86%) и способность выявлять сложные нелинейные зависимости в данных. Научная новизна заключается в комплексном сравнении архитектур с учётом отраслевой специфики и разнородных рисков. Результаты работы формируют основу для разработки конкретных рекомендаций по выбору и настройке нейросетевых моделей для финансового анализа и риск-менеджмента с учетом типа нефтегазовой компании и её портфеля рисков. Полученные выводы могут быть использованы аналитиками,

менеджерами и регуляторами для повышения качества прогнозного моделирования и принятия решений в условиях нестабильности.

ABSTRACT

The paper is devoted to a comparative analysis of the effectiveness of various neural network architectures for assessing the financial stability of oil and gas companies under conditions of economic instability. Testing of fully connected (FNN), convolutional (CNN), and hybrid (CNN+FNN) models was conducted based on a multi-regional dataset of 20 companies from 2014 to 2024. The hybrid architecture demonstrates the highest prediction accuracy (90.86%) and the ability to identify complex nonlinear dependencies in the data. The scientific novelty lies in the comprehensive comparison of architectures, taking into account industry specifics and heterogeneous risks. The results form the basis for developing specific recommendations for selecting and configuring neural network models for financial analysis and risk management, considering the type of oil and gas company and its risk portfolio. The findings can be used by analysts, managers, and regulators to improve the quality of predictive modeling and decision-making in unstable conditions.

Ключевые слова: финансовая устойчивость, нефтегазовые компании, нейросети, экономическая нестабильность, ESG-факторы.

Keywords: financial stability; deep learning; forecasting; oil and gas companies; economic instability; neural networks; ESG factors.

Нефтегазовый сектор характеризуется высокой капиталоемкостью, долговой нагрузкой и чувствительностью к внешним шокам — ценовым циклам, геополитическим рискам, санкциям и ESG-трансформации. Традиционные методы оценки финансовой устойчивости (на основе коэффициентного анализа, дискриминантных и регрессионных моделей) зачастую не способны улавливать нелинейные зависимости и адаптироваться к быстро меняющимся условиям. Это обуславливает необходимость внедрения

методов искусственного интеллекта, способных обрабатывать большие объёмы структурированных и неструктурированных данных, выявлять сложные паттерны и обеспечивать прогнозную аналитику [1,2].

Цель исследования — провести сравнительный анализ эффективности различных нейросетевых архитектур (FNN, CNN, гибридных моделей) для оценки и прогнозирования финансовой устойчивости нефтегазовых компаний в периоды экономической нестабильности.

В основе исследования лежит эмпирический анализ данных 20 ведущих международных нефтегазовых компаний из 9 стран за период 2014–2024 гг. В качестве целевых показателей финансовой устойчивости выбраны: коэффициент покрытия долговых платежей денежными потоками, коэффициент долгосрочной задолженности к активам и коэффициент денежного потока к CAPEX. Были реализованы и протестированы модели на основе:

1. Полносвязных сетей (FNN) с оптимизацией гиперпараметров и функций активации (Sigmoid, ReLU).
2. Свёрточных сетей (CNN) с одномерными свёртками для анализа временных рядов.
3. Гибридной архитектуры (CNN + FNN) с механизмом внимания и расширенной генерацией синтетических данных.

Для оценки моделей использовались метрики MSE, MAE, R^2 , а также критерии устойчивости к шуму, интерпретируемости и вычислительной эффективности.

FNN-модель с функцией активации ReLU показала наилучшую точность прогноза (средний прирост точности на 14,61% по сравнению с Sigmoid) и коэффициент детерминации $R^2 = 0,44$. Однако выявлена чувствительность к затуханию градиента и необходимость трудоёмкой оптимизации гиперпараметров.

Базовая CNN-модель продемонстрировала высокую способность к выявлению локальных паттернов во временных рядах, но общая точность прогноза оставалась недостаточной ($MSE = 1,14$) без дополнительной настройки.

Гибридная модель (CNN + FNN) с механизмом внимания показала наивысшую точность и устойчивость, эффективно комбинируя свёрточные слои для извлечения признаков и полносвязные слои для интерпретации результатов. Модель продемонстрировала улучшенную адаптацию к данным компаний из разных регионов и возможность фокусировки на наиболее значимых временных точках.

На основе прогнозных значений трёх целевых коэффициентов — покрытия долговых платежей денежными потоками (N_1), долгосрочной задолженности к активам (N_2) и денежного потока к CAPEX (N_3) — был разработан интегральный показатель финансовой устойчивости (ИПФУ). Нормализация коэффициентов выполнена с учётом их разнонаправленного влияния: рост N_1 и N_3 повышает устойчивость, тогда как снижение N_2 улучшает оценку. Весовые коэффициенты ($\omega_1, \omega_2, \omega_3$) оптимизированы по критерию максимизации площади под ROC-кривой (AUC) для бинарной классификации компаний на группы с высокой и низкой устойчивостью. Получены следующие значения: $\omega_1 = 0,4589$, $\omega_2 = 0,0011$, $\omega_3 = 0,5400$, $AUC = 0,8889$. Это подтверждает, что наибольший вклад в интегральную оценку вносят показатели покрытия долговых платежей и отношения денежного потока к капитальным затратам, тогда как коэффициент долгосрочной задолженности к активам при прогнозировании на мультирегиональной выборке обладает меньшей дискриминационной силой.

Расчёт ИПФУ для 18 нефтегазовых компаний (без учёта двух с неполными данными) позволил ранжировать их по уровню прогнозируемой финансовой устойчивости. Наивысшие значения демонстрируют «Роснефть» (0,5745), CNOOC (0,5660) и BP (0,5487). Промежуточные позиции занимают Shell (0,5136), Saudi Aramco (0,4847) и TotalEnergies (0,4789). Наименьшие значения получены для Sinopec (0,0477) и Zhenhua Oil (0,2473), что может отражать

специфику бизнес-моделей и регуляторной среды КНР. Интегральный показатель обеспечивает интерпретируемость результатов и пригоден для сравнительного межстранового анализа.

Таким образом, практическая ценность гибридной архитектуры (CNN+FNN) заключается не только в высокой точности прогноза (90,86%), но и в возможности построения на её основе обобщающих индикаторов устойчивости. Предложенный ИПФУ может использоваться аналитиками и риск-менеджерами для стресс-тестирования, ранжирования контрагентов и мониторинга динамики финансового состояния нефтегазовых компаний в условиях экономической нестабильности. Дальнейшие исследования предполагают включение в модель неструктурированных данных (ESG-отчёты, новостной фон) и тестирование архитектур на основе трансформеров.

Наиболее перспективными для оценки финансовой устойчивости в условиях нестабильности являются гибридные нейросетевые архитектуры, сочетающие CNN для анализа временных зависимостей и механизмы внимания для выявления кросс-корреляций [3,4]. Для компаний с полными и однородными данными рекомендуется использование оптимизированных FNN с функцией активации ReLU. Внедрение подобных моделей в системы финансового мониторинга позволит повысить точность прогнозов, сократить время анализа и обеспечить адаптивное управление рисками в условиях кризисов.

Результаты исследования могут быть использованы финансовыми аналитиками, риск-менеджерами и регуляторами для разработки интегрированных платформ оценки устойчивости компаний ТЭК, а также для формирования стресс-сценариев в условиях внешней нестабильности.

Список литературы

1. Huang L. et al. A hybrid deep learning approach for financial crisis prediction // Journal of Forecasting. 2020.

2. Metawa N. et al. A deep learning hybrid optimization model for financial crisis prediction // Annals of Operation Research. 2025.
3. Макеева Е.Ю., Бакурова А.О. Прогнозирование банкротства компаний нефтегазового сектора с использованием нейросетей // Корпоративные финансы. 2012.
4. Chung S. Inside the black box: Neural network-based real-time prediction of US recessions // arXiv. 2023.

Literature

1. Huang et al, L. A hybrid deep learning approach for financial crisis prediction / L. Huang et al // Journal of Forecasting. – 2020.
2. Makeeva, E. Yu., Bakurova, A. O. Forecasting bankruptcy of oil and gas sector companies using neural networks. Corporate Finance. 2012. doi.org/10.17323/j.jcfr.2073-0438.6.3.2012.22-30
3. Metawa N., A deep learning hybrid optimization model for financial crisis prediction / N. Metawa, R. Boujili, S. Alhashmi, M. Elhoseny // ANNALS of OPERATION RESEARCH. – 2025. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://doi.org/10.1007/s10479-022-04766-5> (дата обращения: 16.10.2025)
4. Chung S., Inside the black box: Neural network-based real-time prediction of US recessions / S. Chung // Cornell University – 2023. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/2310.17571v2> (дата обращения: 16.10.2025)