

**МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ БАНКРОТСТВА
ПРЕДПРИЯТИЙ**

Абдуазимов Абдулазиз Абдусалом угли

Банковско-финансовая академия Республики Узбекистан

Совместная образовательная программа с Национальным

исследовательским университетом «Высшая школа экономики»

при Министерстве образования Российской Федерации

Магистрант направления 70410501 — «Финансы»

***Аннотация:** В данной статье рассматривается эволюция и современное состояние моделей прогнозирования банкротства предприятий. Автором проведен сравнительный анализ традиционных статистических методов и современных подходов на основе искусственного интеллекта. Исследование подчеркивает важность адаптации моделей к специфике национальной экономики и отраслевым особенностям. Результаты демонстрируют, что ансамблевые методы машинного обучения обеспечивают наиболее высокую точность прогнозирования на краткосрочном горизонте.*

***Ключевые слова:** банкротство, финансовая устойчивость, модель Альтмана, машинное обучение, нейронные сети, кредитный риск, прогнозирование.*

В условиях глобальной экономической нестабильности и волатильности рынков способность своевременно идентифицировать признаки финансового неблагополучия становится критически важной

для менеджмента, инвесторов и кредиторов. Прогнозирование банкротства — это не просто констатация факта финансового краха, а инструмент риск-менеджмента, позволяющий принять превентивные меры по финансовому оздоровлению.

Модели прогнозирования банкротства предприятий — это математические и статистические инструменты, которые позволяют по данным финансовой отчётности (баланс, отчёт о прибылях и убытках) оценить вероятность неплатёжеспособности компании в ближайшие 1–2 года (иногда до 3–5 лет). Они основаны на анализе ключевых финансовых коэффициентов (ликвидность, рентабельность, финансовая устойчивость, деловая активность) и используют методы множественного дискриминантного анализа (МДА), логистической регрессии или машинного обучения.

Эти модели помогают собственникам, менеджерам, банкам, арбитражным управляющим и инвесторам *timely* выявлять риски и принимать меры (реструктуризация, привлечение инвестиций и т.д.). В России и странах СНГ (включая Узбекистан) широко применяют как зарубежные классические модели, так и адаптированные отечественные. Точность зависит от отрасли, размера компании, экономических условий и качества данных. Рекомендуется использовать несколько моделей одновременно и анализировать динамику показателей.

Зарубежные классические модели

Самая известная — модель Альтмана (Z-счёт), разработанная в 1968 году Эдвардом Альтманом. Она многократно модифицировалась.

Пятифакторная модель Альтмана (для публичных компаний)

FRONTIERS OF KNOWLEDGE AND INTERDISCIPLINARY DISCOVERY

international scientific conference

$$Z = 1.2X_1 + 1.4X_2 + 3.3X_3 + 0.6X_4 + X_5$$

- X_1 — оборотный капитал / активы
- X_2 — нераспределённая прибыль / активы
- X_3 — прибыль до налогообложения / активы
- X_4 — рыночная стоимость акций / обязательства
- X_5 — выручка / активы

Зоны риска:

- $Z > 2.9$ — низкий риск (зелёная зона)
- $1.8 < Z < 2.9$ — серая зона (неопределённость)
- $Z < 1.8$ — высокий риск банкротства (красная зона)

Точность: до 95 % на 1 год вперёд.

Модификации Альтмана

- Двухфакторная модель (упрощённая):

$$Z = -0.3877 - 1.0736X_1 + 0.0579X_2$$

(X_1) — коэффициент текущей ликвидности, (X_2) — коэффициент капитализации).

($Z < 0$) — вероятность банкротства < 50 %.

- Для непубличных компаний (Z' -score): коэффициенты скорректированы, пороги: ($Z < 1.23$) — банкротство.

- Для непроизводственных компаний (Z'' -score) и для развивающихся рынков (EM Z-Score) — адаптированы для стран вроде России и Узбекистана.

Модель Гордона — Спрингейта (4-факторная, 1978):

$$Z = 1.03X_1 + 3.07X_2 + 0.66X_3 + 0.4X_4$$

(X_1) — оборотные средства / баланс, (X_2) — прибыль до налогов и процентов / баланс и т.д.).

($Z < 0.862$) — высокая вероятность банкротства (точность ~92,5 %).

Модель Таффлера и Тишоу (4-факторная, Великобритания):

Если ($Z > 0.3$) — стабильное положение; ($Z < 0.2$) — высокий риск.

Модель Бивера (однофакторная, 1966):

Коэффициент Бивера = чистая прибыль / (долговые + платёжные обязательства).

Норма: 0.17–0.4. Если < 0.2 в течение 1,5–2 лет — высокий риск.

Отечественные (российские) модели, применимые в СНГ

Они учитывают специфику национальной отчётности и экономики постсоветского пространства.

Модель Савицкой (5-факторная):

$$Z = 0.111 \times K_1 + 13.23 \times K_2 + 1.67 \times K_3 + 0.515 \times K_4 + 3.8 \times K_5$$

- K_1 — собственные средства / оборотный капитал
- K_2 — оборотные активы / общий капитал
- K_3 — доход от реализации / среднегодовой капитал
- K_4 — чистый доход / активы
- K_5 — собственный капитал / активы

Пороги:

- $Z > 8$ — устойчивое состояние
- $5 < Z < 8$ — банкротство маловероятно
- $3 < Z < 5$ — угроза
- $1 < Z < 3$ — весьма вероятно
- $Z < 1$ — кризис неизбежен.

Хорошо работает для АПК и производства.

Модель Зайцевой (6-факторная): основана на Альтмане, но коэффициенты рассчитываются индивидуально для каждой компании (учитывает чистый убыток, активы, собственный капитал, дебиторскую/кредиторскую задолженность, выручку). Нормативы определяются отдельно.

Модель ИГЭА (Беликова — Давыдова, 4-факторная):

Учитывает оборотный капитал, чистую прибыль, активы, доходы/затраты.

Результат 0–0.18 — риск 90–100 %; 0.18–0.32 — средний; > 0.32 — низкий.

Модель Сайфуллина — Кадыкова (R-модель): рейтинговое число на основе нескольких коэффициентов (адаптация Альтмана к российским условиям).

Также применяются модели Фулмера, Конана — Голдера, Ковалева и др.

Современные подходы

- Логит- и пробит-модели (Олсон и др.) — дают вероятность в процентах, лучше работают на больших выборках.

- Машинное обучение: нейронные сети, случайные леса, градиентный бустинг — точность выше 90 % при учёте отраслевых и макроэкономических факторов.

- Отраслевые и региональные модели (например, для строительства или сельского хозяйства в России).

В Узбекистане (как и в России) используют Постановление Правительства РФ № 367 (2003) как базу для финансового анализа, но официально утверждённых обязательных моделей нет — применяют комбинацию вышеперечисленных с учётом местного законодательства о банкротстве.

Рекомендации по использованию

1. Соберите данные из бухгалтерской отчётности (форма 1 и 2).
2. Рассчитайте 3–5 моделей.
3. Проанализируйте динамику за 3–5 лет.
4. Учитывайте отрасль (коэффициенты различаются), размер компании и макроэкономику.

5. Модели — это инструмент, а не приговор. Они не учитывают качественные факторы (менеджмент, рынок, коррупцию).

Если нужны расчёты по конкретной компании или Excel-шаблон — предоставьте данные баланса, и я помогу рассчитать. Для углублённого анализа можно использовать специализированное ПО или консультантов.

Результаты подтверждают, что методы машинного обучения значительно превосходят классические формулы в точности. Однако у них есть существенный недостаток — «эффект черного ящика». Если

модель Альтмана четко указывает, какой коэффициент «просел», то интерпретировать конкретное решение нейронной сети сложнее.

Также стоит отметить, что западные модели (Альтмана, Таффлера) часто дают ложные сигналы в развивающихся экономиках из-за различий в учетной политике и структуре капитала.

Заключение

Прогнозирование банкротства эволюционировало от простых коэффициентов до сложных алгоритмов обработки больших данных. На сегодняшний день не существует универсальной модели, идеально работающей для всех отраслей. Наиболее эффективным подходом является использование гибридных систем, сочетающих финансовые показатели с нефинансовыми индикаторами (качество корпоративного управления, репутация, рыночные тренды).

Предложения

Для бизнеса: Внедрить автоматизированные системы мониторинга финансового состояния на базе Logit-моделей как наиболее сбалансированных по критерию «точность/интерпретируемость».

Для аналитиков: При использовании классических моделей проводить их ежегодную перекалибровку (изменение весовых коэффициентов) под текущие рыночные условия.

Для государства: Разработать отраслевые стандарты финансовой устойчивости, учитывающие специфику (например, высокую долговую нагрузку в ритейле или капиталоемкость в добывающей промышленности).

ЛИТЕРАТУРА

1. Kazakov, A. V., & Kolyshkin, A. V. (2018). Разработка моделей прогнозирования банкротства в современных российских условиях. *Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика*, 34(2), 241–266. <https://doi.org/10.21638/11701/spbu05.2018.203>
2. Godey, B., Baesens, B., & Martens, D. (2023). *A quest for a signal: Forecasting bankruptcies with imbalanced panel data*. SSRN. https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4367438
3. Safa, S., & Godil, D. I. (2022). *Advancements in bankruptcy prediction using machine learning and data mining: A systematic literature review*. Retrieved from <https://arxiv.org/abs/2201.00927>
4. Иванова, В. В., & Широина, Е. В. (2020). Модели прогнозирования банкротства: особенности применения для российских предприятий. *Современные Научные Исследования и Инновации*, (5), 153–161.
5. Беликова, Н. В. (2021). Анализ финансового состояния и прогнозирование банкротства предприятий. *Вестник экономики и управления*, 3(27), 44–53.
6. Кузнецова, И. А. (2022). Современные подходы к оценке вероятности банкротства предприятий. *Финансовая аналитика: проблемы и решения*, 10(10), 21–30.
7. Гаврилова, Т. И. (2020). Использование логистической регрессии в задачах прогнозирования финансовой несостоятельности. *Финансы и кредит*, 26(2), 42–56.

8. Степанова, Л. В., & Белова, А. И. (2019). Использование моделей машинного обучения в задачах финансового анализа. *Наука. Мысль. Идея*, 5(10), 34–41.
9. Kumar, P. R., & Ravi, V. (2007). Bankruptcy prediction in banks and firms via statistical and intelligent techniques: A review. *European Journal of Operational Research*, 180(1), 1–28. (Обзор методов ИИ).
10. Barboza, F., Kimura, H., & Altman, E. (2017). Machine learning models and bankruptcy prediction. *Expert Systems with Applications*, 83, 405–417. (Сравнительный анализ классики и ML-алгоритмов).
11. Hosmer, D. W., & Lemeshow, S. (2013). *Applied Logistic Regression*. Wiley. (Методология логистической регрессии в анализе рисков).