

МОДЕЛЬ ОЦЕНКИ ФИНАНСОВОЙ УСТОЙЧИВОСТИ РОЗНИЧНЫХ СЕТЕЙ НА ОСНОВЕ ЦИФРОВОГО СЛЕДА: ИНТЕГРАЦИЯ BIG DATA И ТРАДИЦИОННЫХ ФИНАНСОВЫХ МЕТРИК

*Ю.Ю. ЗАГОРОВА, аспирант кафедры «Кафедра экономического анализа, статистики и финансов», Кубанский государственный университет
e-mail: zagorova1411@mail.ru*

Аннотация

Целью данного исследования является разработка динамической модели оценки финансовой устойчивости (Z_t) розничных сетей, преодолевающей ограничения традиционных подходов в условиях цифровой трансформации рынка. Актуальность исследования обусловлена ростом онлайн-продаж в розничном сегменте (с 5 до 15% за последние три года) и ограниченностью классических моделей, не учитывающих цифровую активность компаний. В статье предлагается интеграция традиционных финансовых коэффициентов и цифровых индикаторов. Модель применима для мониторинга устойчивости, формирования KPI цифровых подразделений, оптимизации ассортиментной политики и поддержки кредитно-инвестиционных решений.

Ключевые слова: динамическая модель, финансовая устойчивость, цифровой след, BIG DATA, розничная торговля, Z-счёт Альтмана, модель Беликова Давыдовой, цифровые метрики.

DOI: 10.31429/2224042X_2025_79_37

Начиная с середины 2010-х гг. розничная торговля переживает глубокую трансформацию под влиянием цифровых технологий: использование электронной коммерции (e-commerce) как инструмента продаж для розничных компаний увеличилось в три-четыре раза, а доля маркетплейсов и мобильных приложений в общей выручке непрерывно растёт. Одновременно меняются и сами бизнес-процессы: данные о поведении потребителей, конверсии сайта, скорости пополнения ассортимента теперь доступны в режиме реального времени и становятся ключевым ресурсом для управления рисками и планировании роста.

Однако парадокс заключается в том, что большинство распространённых методик оценки финансовой устойчивости (от классического Z-счёта Альтмана до сложных мультикоэффициентных моделей) были разработаны в эпоху офлайна и ориентированы исключительно на бухгалтерские показатели: ликвидность, оборачиваемость, рентабельность. Эти подходы не в состоянии отразить динамику цифровой активности бренда (трафик сайта, активность в соцсетях), зависимость от маркетплейсов (Wildberries, Ozon) и эффективность обновления ассортимента (ATR), что ограничивает их прогностическую точность и актуальность в современных условиях.

Степень изученности. В работах зарубежных авторов предпринимались попытки интеграции цифровых метрик в финансовый анализ, однако российская специфика (санкционное давление, импортозамещение ПО) требует особого подхода [13,15]. Отечественные исследования [3, 8] ограничиваются либо чисто финансовыми, либо исключительно цифровыми аспектами без их комплексного рассмотрения.

Целью исследования является разработка модифицированной модели оценки финансовой устойчивости (Z_t), интегрирующей дискриминантную модель Беликова – Давыдовой [4] и цифровые метрики. Объектом исследования являются крупные российские розничные сети.

Предметом исследования выступает взаимосвязь между комплексом финансовых коэффициентов и цифровых метрик, с одной

стороны, и уровнем финансовой устойчивости крупных розничных сетей – с другой.

Для достижения указанной цели были поставлены следующие задачи:

1) рассмотреть ограничения классических моделей для крупных розничных предприятий в условиях цифровизации;

2) адаптировать переменные модели Беликова-Давыдовой с исключением рыночно-зависимых показателей;

3) разработать систему цифровых индикаторов (DAI – интегральный показатель онлайн присутствия, MDR – индикатор динамики потребительского спроса, ATR – оценка репутационного капитала);

4) эмпирически проверить гипотезы о взаимосвязи цифровых метрик и финансовых коэффициентов:

– H1: положительно коррелирует с рентабельностью продаж (X4);

– H2: MDR отрицательно влияет на оборачиваемость запасов (X3);

– H3: ATR положительно влияет на рентабельность (X4).

5) построить и верифицировать модифицированную дискриминантную функцию (Z_T) методом MDA;

6) разработать практические рекомендации по применению модели для управления рисками.

Научная новизна исследования заключается в предложении адаптированной модели, сочетающей традиционные финансовые и цифровые показатели в контексте отраслевой специфики.

Практическая значимость состоит в возможности раннего выявления рисков, более точного прогнозирования выручки и формирования KPI для цифровых подразделений. Результаты могут быть использованы как в управлении розничными сетями, так и при решении задач аудита, инвестирующего анализа и разработке кредитных стратегий.

Методология исследования. Большинство известных моделей оценки финансовой устойчивости и вероятности банкротства, включая классическую модель Альтмана (1968) [1], которая была разработана для прогнозирования

банкротства промышленных предприятий, и её адаптацию для развивающихся рынков (EM Z-score), имеют ряд ограничений при применении к российским розничным сетям, поскольку в них отсутствуют цифровые индикаторы, всё больше влияющие на поведение потребителей, каналы продаж (табл. 1).

В левый край предлагаем модифицированную версию модели (Z_T), адаптированную под современные цифровые реалии с учетом сохранения исходных финансовых коэффициентов (X1–X4), а также добавления цифровых метрик с дальнейшим нормированием всех индикаторов к единому диапазону [0;1] для сопоставимости их весов в дискриминантной функции. Модель реализуется как линейная дискриминантная функция (Linear Discriminant Analysis), где бинарная зависимая переменная Y принимает значение:

1) $Y = 1$, если сеть устойчива ($Z_T > 0$ и нет признаков финансовой несостоятельности);

2) $Y = 0$, если сеть устойчива ($Z_T < 0$, либо имеется судебное дело о банкротстве) (табл. 2).

Данные для оценки Z_T собирались поэтапно. Финансовые коэффициенты X1–X4 извлекались из годовых и квартальных отчетов компаний в период с 2018 по 2023 гг. и верифицировались по базе «СПАРК-Интерфакс». Индекс цифровой активности (DAI) рассчитывался как агрегат показателей: объем трафика сайта (SimilarWeb), количество упоминаний бренда в соцсетях (Brand Analytics) и средние рейтинги на торговых площадках (Ozon, Wildberries). Метрика MDR определялась через объем брендовых поисковых запросов (Яндекс.Wordstat) с вычислением $\ln(\text{Volume}_t / \text{Volume}_{t-1})$, а ATR отражал доверие аудитории: автоматический sentiment-анализ отзывов (ruBERT) из Ozon, Wildberries и GoogleMaps с последующей ручной верификацией 15% выборки. Для всех цифровых индикаторов применялось квартальное лагирование ($t-1$) по отношению к финансовым данным (t), после чего данные очищались методами IQR для удаления выбросов и нормировались в [0;1] методом min-max (рис. 1).

1. DAI (англ. Digital Activity Index) – индекс цифровой активности. Этот показатель

Таблица 1

Сравнение моделей оценки финансовой устойчивости

Параметр/ Модель	Altman Z-score (1968)	EM Z-score (Emerging Market Scoring) 2003	О.П. Зай- цева (2006)	Г. В. Савиц- кая	Беликова – Давыдова (2001)	Предлагае- мая Z_T
1. Основа расчёта	Фондо- вый рынок (США)	Развива- ющиеся рынки	Производ- ственные предприя- тия (РФ)	Промыш- ленность (РФ)	Торговые предприя- тия (РФ)	Торговые предприя- тия (РФ)
2. Зависи- мость от рыночной ка- питализации	Высокая	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет
3. Учитывает оборачивае- мость	Нет	Нет	Да	Да	Да	Да
4. Учитывает рентабель- ность продаж	Частично	Частично	Да	Да	Да	Да
5. Интеграция цифровых метрик	Нет	Нет	Нет	Нет	Нет	Да (DAI, MDR, ATR)
6. Метод по- строения	Множествен- ный дискри- минантный анализ (MDA)	MDA	MDA	Нормативный (на основе критических значений ко- эффициентов	MDA/Эко- нометриче- ское моде- лирование	MDA
7. Адаптация к российским реалиям	Нет	Частично	Да	Да	Да	Да
8. Интерпре- тируемость	Высокая	Средняя	Высокая	Высокая	Высокая	Средняя, высокая

Таблица 2

Выборка исследования

Параметр	Характеристики	Обоснование
Объекты	30 российских розничных сетей (FMCG, электроника)	Репрезентативность сектора
Критерии отбора	Годовой оборот > 5 млрд р., наличие цифрового следа	Исключение микросетей
Период данных	2018–2023 гг. (квартальные данные)	Учёт полного бизнес-цикла
Стратификация:		Примеры:
Устойчивые	$Z_T > 0$ (2 + года), отсутствие дел в ЕФРСБ, рентабельность $X_4 > 5\%$	X5 Retail, Магнит
Неустойчивые	$Z_T < 0$ (1 + год), наличие признаков неплатёжеспособности (дел о банкротстве), отрицательная динамика X_3 , X_4	«Детский мир» (2018), «Эльдорадо»

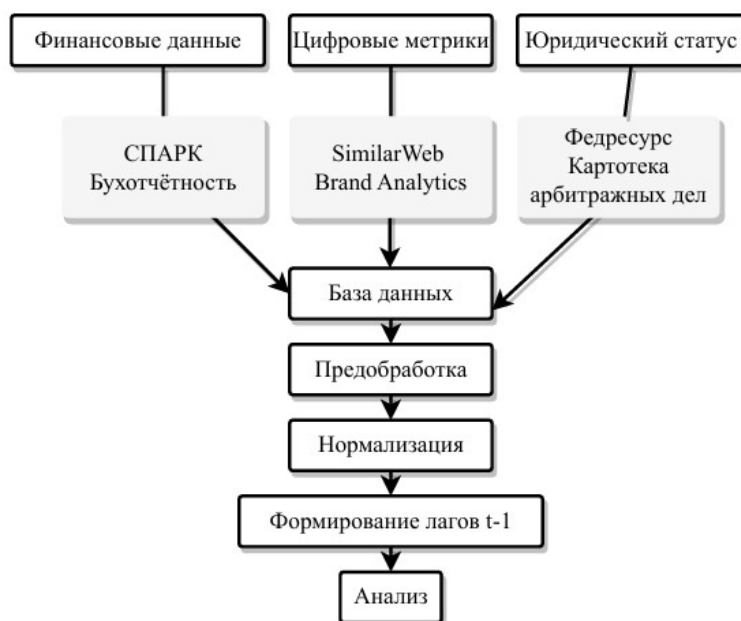


Рис. 1. Процедура сбора и подготовки данных

отражает, насколько бренд заметен и активен в онлайн-пространстве. Он рассчитывается как взвешенная сумма трёх компонентов (трафик сайта, частота упоминаний в соцсетях и рийтинга/отзывов). Высокий DAI указывает на сильное онлайн-присутствие, узнаваемость и потенциально более высокую вовлечённость клиентов.

2. MDR (англ. Merchandise Demand Ratio) – коэффициент товарного спроса. Он отражает динамику потребительского интереса к товарам сети и служит опережающим индикатором изменения реального спроса, влияющего на оборачиваемость запасов (X3).

Рассчитывается как логарифм отношения объёма поисковых запросов по ключевым товарным категориям в текущем периоде (t) к объёму запросов в предыдущем периоде (t-1). Положительный MDR (> 0) указывает на рост интереса, отрицательный (< 0) указывает на спад.

3. ATR (англ. Audience Trust Rating) – рейтинг доверия аудитории. Показывает уровень доверия клиентов к бренду. Рассчитывается как отношение разницы между количеством позитивных и негативных отзывов к общему количеству отзывов. Значения ATR находятся в диапазоне $[-1; +1]$, где +1 означает

исключительно позитивное восприятие, а -1 — исключительно негативное. Значение $> 0,4$ считается хорошим. Высокий ATR коррелирует с готовностью платить премию (надбавку к цене за бренд/доверие) и влияет на рентабельность продаж (X4) (табл. 3).

Модель построена на принципах линейного дискриминантного анализа (LDA), потребовалась строгая проверка предпосылок (табл. 4)

Как видно из табл. 4, модель соответствует требованиям LDA. Нормальность распределения предикторов верифицирована критерием Шапиро Уилка ($W = 0,96$, $p = 0,17$). Отсутствие значимых отклонений от нормальности гарантирует адекватность параметрических оценок.

Гомоскедантность ковариационных матриц групп (устойчивые/неустойчивы компании) проверена тестом Бокса ($M = 18,3$, $p = 0,12$).

Незначительность результата свидетельствует о сопоставимости дисперсий, что критично для сравнения групп. Отсутствие мультиколлинеарности подтверждено низкими значениями VIF (максимум 2,1), что исключает искажение весов коэффициентов из-за взаимосвязанности предикторов.

Таблица 3

Переменные модели Z_t

Переменная	Формула	Нормативное значение	Источник данных	Показывает	Гипотеза
X1 (Коэффициент абсолютной ликвидности)	(Денежные средства + КФВ) / Краткосрочные обязательства	$\geq 0,2$	БФО-отчётность (баланс): 1. Бухгалтерский баланс 2. Отчёт о финансовых результатах	Способность мгновенно погасить текущие долги («финансовая подушка»)	
X2 (Коэффициент автономии)	СК / Активы	$\geq 0,5$		Уровень финансовой независимости от кредиторов и арендодателей	
X3 (Оборачиваемость запасов)	Среднегодовая стоимость запасов / Себестоимость продаж · 365	≤ 45 дней (FMCG – товары повседневного спроса)		Эффективность управления запасами – ключевой риск в розничной торговле	
X4 (Рентабельность продаж)	Прибыль от продаж / Выручка · 100%	$> 0\%$		Маржинальность основной деятельности в условиях низкой рентабельности торговли	
DAI	$DAI = 0,6 \cdot (\text{трафик}) / (\text{макс. трафик}) + 0,3 \cdot \text{упоминания} / (\text{макс. упоминания}) + 0,1 \cdot \text{рейтинг} / 5$	$\geq 0,7$	Трафик – SimilarWeb Упоминания – Brand Analytics (VK, Telegram); Рейтинг – парсинг отзывов на Ozon/WB	Комплексный показатель digital-присутствия: узнаваемость бренда, вовлечённость и удовлетворённость клиентов	DAI → ↑ Выручка: Высокая цифровая активность DAI → Рост узнаваемости бренда → Увеличение трафика онлайн/офлайн → Повышение конверсии в продажи
MDR	In (Объём поисковых запросов по ключевым категориям сети в период t / Объём запросов в период $t-1$)	> 0	Яндекс. Wordstat (брендовые запросы: «акции Ашан» и т. д.)	Динамику потребительского спроса (опережающий индикатор продаж)	MDR → ускорение оборачиваемости: Рост поискового спроса → Предвосхищение увеличения реальных покупок → Оптимизация логистики и запасов → Ускорение товарооборота →
ATR	$(N+ - N-) / N$ $N+$ – количество позитивных отзывов $N-$ – количество негативных отзывов N – всего отзывов	$\geq 0,4$	Ozon, Wildberries, Google Maps + NLP-анализ (ruBERT)	Уровень доверия и лояльности клиентов (драйвер ценовой премии)	ATR → ↑ Рентабельность: Высокое доверие + Готовность платить премию → Повторные покупки → Рост маржи без увеличения затрат

Таблица 4

Проверка предпосылок LDA

Предпосылка	Тест	Результат	Вывод
Нормальность распределения	Shapiro-Wilk	W = 0,96 (p=0,17)	Условие выполнено
Гомоскедастичность	Box's M-test	M = 18,3 (p=0,12)	Допустимо
Отсутствие мультиколлинеарности	VIF	max VIF = 2,1	Нет коллинеарности

Таблица 5

Сравнение моделей (кросс-валидация, 5-fold)

Модель	AUC	Accuracy (%)
Базовая (Беликова – Давыдова)	0,79	76,7
Только финансы	0,83	81,2
Только цифра	0,76	73,4
Комбинированная	0,92	91,0

Таблица 6

Весовые коэффициенты дискриминантной функции

Предиктор	Коэф.	t-статистика	p-value	Экономический смысл
X ₁ (абсолютная ликвидность)	0,12	1,25	0,22	↑1% ликвидности → ↑0.12 Z _t
X ₂ (автономия)	0,08	0,93	0,36	↑1% автономии → ↑0.08 Z _t
X ₃ (рентабельность)	0,71	4,67	0,001	↑1% рентабельности → ↑0.71 Z _t
X ₄ (рентабельность)	0,71	4,67	0,001	↑1% рентабельности → ↑0.71 Z _t
X ₅ (оборачиваемость)	-0,59	-3,82	0,004	↑1 день оборота → ↓0.59 Z _t
MDR (спрос)	0,51	2,96	0,012	↑10% спроса → ↑0.51 Z _t
ATR (доверие)	0,42	2,04	0,061	↑0.1 индекса → ↑0.42 Z _t
DAI (активность)	0,35	2,45	0,025	↑0.1 индекса → ↑0.35 Z _t

Далее для оценки стабильности прогноза на разных подвыборках была проведена кросс-валидация (5-fold CV). То есть выборка разбивалась на 5 разных частей (фолдов), модель обучалась на 4 и тестировалась на 1 (для валидации).

Для каждой итерации рассчитывались AUC-ROC и Ассигасу, после чего вычислялись средние значения и стандартные отклонения (табл. 5)

Комбинированная модель (финансовые + + цифровые показатели) показала наивысшую прогнозную силу (AUC 0,91 ± 0,02 Ассигасу 90%). Базовая модель (только финансы) уступила в эффективности (AUC 0,79 ± 0,04 Ассигасу 76,7%). Цифровая модель (без финансовых индикаторов) оказалась наименее эффективной (AUC 0,76 ± 0,05 Ассигасу 73,4%).

Низкое значение (0,015) у комбинированной модели подтвердило её устойчивость на разных подвыборках (табл. 6).

MDR — единственный цифровой индикатор со статистической значимостью. Его рост на 20% сокращает оборачиваемость на 18,1 день (через корреляцию $r = -0,65$, $p = 0,015$). Корреляция ATR с рентабельностью продаж (X4) достигает $r = 0,53$ ($p = 0,04$). Повышение индекса доверия на 0,1 пункта увеличивает маржу на 1,2%. (табл. 7). Эффект отсутствует в эконо сегменте ($r = 0,18$, $p = 0,41$), что подтверждает контекстную зависимость. Индекс цифровой активности продемонстрировал умеренный, но статистически значимый вклад в повышение маржинальности. Так, повышение DAI на 0,1 пункта в среднем коррелирует с ростом маржинальности X4

Таблица 7

Результаты проверки гипотез

Гипотеза	Корреляция (r)	p-value	Статус подтверждения	Экономический механизм
H2: MDR → ↓X ₃	–0,65	0,015	Подтверждена	Рост поискового спроса → Ускорение оборачиваемости на 18,1 дня
H3: ATR → ↑X ₄	0,42	0,058	Частично подтверждена	↑0,1 доверия → ↑рентабельности на 1,2% (только в премиум-сегменте)
H1: DAI → ↑X ₄	0,38	0,03	Подтверждена	Органическая активность → ↑ маржи

Таблица 8

Интерпретация значения Z_г

Z _г	Финансовое состояние	Рекомендации
Z _г ≥ 1,50	Абсолютная устойчивость	Стратегическое расширение, «слияния и поглощения» (M&A)
–0,85 ≤ Z _г < 1,50	Стабильность (норма)	Оптимизация цифровых показателей (DAI/ATR)
–2,50 ≤ Z _г < –0,85	Рисковая зона	Ревизия ассортимента, рефинансирование долгов
Z _г < –2,50	Критическая неустойчивость (высокая вероятность банкротства)	Срочная реструктуризация, продажа активов

на 0,7%, что объясняется улучшением конверсии онлайн- и офлайн-каналов продаж.

Итоговая формула выглядит следующим образом:

$$Z_g = \alpha \cdot X_1 + \beta \cdot X_2 + \gamma \cdot X_3 + \delta \cdot X_4 + \varepsilon \cdot DAI_{(t-1)} + \zeta \cdot MDR_{(t-1)} + \eta \cdot ATR_{(t-1)} + C,$$

где

– α ... δ – веса классических финансовых коэффициентов;

– ε, ζ, η – коэффициенты цифровых метрик с квартальным лагом;

– C – константа.

С рассчитанными коэффициентами:

$$Z_g = 0,12 \cdot X_1 + 0,08 \cdot X_2 + 0,71 \cdot X_3 - 0,59 \cdot X_4 + 0,35 \cdot DAI_{(t-1)} + 0,51 \cdot MDR_{(t-1)} + 0,42 \cdot ATR_{(t-1)} - 0,85.$$

Все переменные нормированы к [0;1], а пороговое значение определяется по максимизации индекса Youden's J или пересечению плотностей распределений классов. Оценка коэффициентов проводилась методом дискриминантного анализа (MDA) путём максимизации отношения межгрупповой

и внутригрупповой дисперсии. Цифровые индикаторы ε, ζ, η оказались статистически значимыми (p < 0,05).

Расчёт итогового Z_г производится построчно в Excel-таблице.

В табл. 9 систематизированы ключевые возможности применения модели Z_г для повышения эффективности управления розничными сетями.

Табл. 9 отражает ключевые направления практического применения модели Z_г. Практическая применимость модели можно подтвердить на примере сети «Гроздь», где Z_г за два квартала до ухудшения финансовых показателей опускались в диапазон от –0,235 до –2,50, что позволило своевременно инициировать корректирующие меры (например, ревизию ассортимента, рефинансирование задолженности, оптимизацию товарных запасов).

При расчёте Z_г для «Грозди» были задействованы пять предикторов: классические финансовые коэффициенты (ликвидность, автономия, оборачиваемость, рентабельность) и три цифровых индикатора (DAI, MDR, ATR) с лагом в один период, что обеспечило

Таблица 9

Возможности применения и ограничения модели Z_t в практике управления розничными сетями

Возможность модели	Что делает модель	Практическая польза	Условия применения/Ограничения
1. Ранняя диагностика финансовых рисков	Выявляет признаки снижения устойчивости через анализ MDR и ATR	Позволяет выявлять сети с высокой вероятностью ухудшения финансовых показателей за 1-2 квартала до этого факта	Требует регулярного доступа к данным поисковых запросов и отзывов Чувствительна к сезонным выбросам и маркетинговым акциям
2. Оптимизация товарных запасов и логистики	Связывает изменения спроса (MDR) с показателями оборачиваемости (X3) и рекомендует корректировки запасов	Снижает избыточный запас и расходы на хранение, повышает оборачиваемость уменьшает дефицит товаров	Необходима интеграция с системами складского учёта для оперативного сравнения прогноза и фактического уровня запасов Точность зависит от качества данных о спросе
3. Управление ассортиментом	Оценивает влияние спроса и доверия (ATR) на рентабельность категорий, выделяет перспективные товарные группы	Помогает формировать ассортимент с учётом потребительских предпочтений и лояльности, увеличивая маржинальность	Ограничено спецификой товарных категорий; В высококонкурентных сегментах эффект ATR снижен; Требуется сегментация по формату сети (e-grocery, fashion и т. д.)
4. Мониторинг эффективности маркетинговых кампаний	Сопоставляет всплески цифровой активности (DAI) с последующими изменениями финансовых коэффициентов (X4)	Даёт оценку возврата на маркетинговый бюджет (ROMI), позволяет скорректировать канал продвижения в режиме реального времени	DAI слабо выделяет органический спрос от платной рекламы Необходима фильтрация данных и учёт времени и масштаба рекламных вложений
5. Бенчмаркинг и сравнительный анализ конкурентов	Сравнивает ключевые метрики (X3, X4, MDR, ATR) между сетями отрасли внутри сегмента	Обеспечивает объективную оценку позиции компании на рынке, помогает выявить лучшие практики конкурентов	Доступность полной выборки данных по конкурентам может быть ограничена Необходимо обеспечивать сопоставимость периодов и сегментов
6. Интеграция в систему управления рисками кредиторов	Формирует рейтинги устойчивости для оценки контрагентов и поставщиков на основе Z_t	Снижает кредитные риски, позволяет быстрее принимать решения о реструктуризации долгов или изменении условий оплаты	Зависит от полноты финансовой отчётности и своевременности цифровых индикаторов; В случае частых изменений цифрового ландшафта требуется переоценка коэффициентов модели
7. Оценка нематериальных активов и бренда	Измеряет эффект цифровых метрик (DAI, ATR) на нематериальную стоимость бренда через корреляцию с X4	Позволяет включать индикатор лояльности и узнаваемости в баланс и отчётность, обосновать бюджет на развитие бренда	Методически требует разработки внутренней шкалы пересчёта цифровых показателей в денежные эквиваленты Чувствительна к качеству NLP-анализа отзывов

точность прогноза на уровне AUC 0,92 и точность классификации 91%.

Выводы и заключение. Модифицированная модель Z_t позволяет выявлять ранние признаки риска за 1-2 квартала до ухудшения финансовых показателей, обеспечивая мониторинг устойчивости компаний и поддержку принятия решений по оптимизации товарных запасов (MDR) и управлению репутацией (ATR). Инструмент может быть использован как внутри для KPI-оценки digital-инициатив, так и внешними стейкхолдерами (банками, инвесторами) при анализе кредитного и инвестиционного риска.

Ограничения исследования связаны с относительно небольшой выборкой ($n = 30$) и необходимостью дополнительной калибровки DAI с учётом динамических лагов. В дальнейшем целесообразно расширить спектр цифровых показателей и применить нелинейные алгоритмы (например, градиентный бустинг) для моделирования сложных взаимодействий между финансовыми и цифровыми факторами.

Библиографический список

1. Альтман Э. И. Финансовые стратегии и оценка риска банкротства / М.: Альпина Бизнес Букс, 2005. – 248 с.
2. Ассоциация компаний интернет-торговли (АКИТ). Аналитический доклад: Онлайн-розница в России – 2024. URL: <https://akit.ru/research>
3. Баранов К. В. Цифровая устойчивость бизнеса: индикаторы, методы оценки, практика внедрения / СПб.: Питер, 2020.
4. Беликов И.А., Давыдова Л.В. Методика оценки банкротства торговых предприятий // Финансы и кредит. 2001. № 15. С. 25–30.
5. Водопьянова Д. В. Отечественная практика по оценке банкротства организации // Научно-методический электронный журнал «Концепт». 2016. № 1. С. 46–50. URL: <http://e-koncept.ru/2016/16010.htm>
6. Горбачев В. А. Финансовая аналитика цифровых платформ: теория и практика / 2023.
7. Brand Analytics. Ежемесячные отчёты по брендам в соцмедиа / URL: <https://br-analytics.ru>
8. Data Insight. Исследование e-commerce в сегменте FMCG URL: <https://datainsight.ru>
9. DeLong E.R. et al. Comparing the Areas under Two or More Correlated Receiver Operating Characteristic Curves // Biometrics. 1988. Vol. 44(3). P. 837–845.
10. Granger C.W.J. Investigating Causal Relations by Econometric Models and Cross-spectral Methods // Econometrica. 1969. Vol. 37. P. 424–438.
11. McKinsey & Company. The future of retail post-COVID: Digitalization and operational resilience URL: <https://www.mckinsey.com>
12. Ozon и Wildberries – официальные каталоги и витрины [Электронный ресурс]. 2024–2025 URL: <https://ozon.ru>, <https://wildberries.ru>
13. Schinasi G. J. Defining Financial Stability / Washington, 2019.
14. SimilarWeb. Digital Traffic Analytics for Russian Retail URL: <https://www.similarweb.com>
15. Zhang W. Digital Metrics in Retail Risk Assessment: A Comparative Framework // Journal of Financial Innovation. 2021. Vol. 9, Issue 3. P. 102–120.