

ПРИМЕНЕНИЕ СИГНАЛЬНОГО ПОДХОДА ДЛЯ ОЦЕНКИ И ПРОГНОЗА ФИНАНСОВОЙ УСТОЙЧИВОСТИ РОССИЙСКИХ ПРЕДПРИЯТИЙ

Пехальский Денис Игоревич, dpekhalsky@forecast.ru, Центр макроэкономического анализа и краткосрочного прогнозирования, Институт народнохозяйственного прогнозирования Российской академии наук, Москва, Россия

ORCID: 0000-0002-5769-7326

Миничев Федор Ильич, fminichev@forecast.ru, Центр макроэкономического анализа и краткосрочного прогнозирования, Институт народнохозяйственного прогнозирования Российской академии наук, Москва, Россия

ORCID: 0009-0007-9827-2758

В статье оценивается финансовая устойчивость российских промышленных предприятий на основе финансовых коэффициентов, рассчитанных по их бухгалтерской отчетности. Для оценки используется адаптированная методология сигнального подхода, изначально предназначенного для раннего оповещения о валютных кризисах. На основе данных о действующих компаниях и компаниях-банкротах вычисляются пороги по шести финансовым коэффициентам, пересечение которых повышает вероятность банкротства. Сводный опережающий индикатор банкротства, рассчитанный на основе этих порогов, позволил верно спрогнозировать 91,5% банкротств и 93,7% отсутствия банкротств компаний в 2023 г.

Ключевые слова: финансовая устойчивость предприятий, финансовые коэффициенты, модель прогнозирования банкротства, сигнальный подход.

DOI: 10.47711/0868-6351-206-203-216

Проблематика финансовой устойчивости компаний имеет важное значение с теоретической и с практической точек зрения. С одной стороны, корректно описать состояние компаний, специфика которых может быть крайне многофакторной, – это амбициозная исследовательская задача, способная внести значимый вклад в теорию фирмы. С другой стороны, практические выгоды от такого описания, или, что более важно, прогнозирования, кажутся очевидными для самих фирм и для экономики в целом (поскольку фирмы являются ее важнейшей частью). Своевременная идентификация массового ухудшения финансового состояния фирм, обусловленного сложившимися в экономике диспропорциями, негативными внешними эффектами или любыми другими факторами, может быть критически важным элементом антикризисной политики, призванной не допустить лавинообразного банкротства компаний и связанных с ним социально-экономических последствий. В связи с этим представляется важной и актуальной задачей совершенствование и развитие модельного аппарата, позволяющего анализировать и прогнозировать финансовую устойчивость компаний.

Актуальность и важность задачи анализа и прогнозирования финансовой устойчивости фирм в российских реалиях продиктована также структурной перестройкой экономики. Предприятия, адаптируясь к внешним шокам, играют важнейшую роль в этом процессе [1]. Поэтому понимание их финансового положения, а также способность его предсказать – это одни из ключевых условий успешного прохождения непростого для экономики периода.

Целью данной статьи является адаптация подхода, основанного на стресс-тестировании, для оценки финансовой устойчивости российских промышленных предприятий на основе их бухгалтерской отчетности. Этот подход уже был апробирован ранее в работах российских исследователей, однако использовался скорее в качестве вспомогательного инструмента [2] – его потенциал может быть расширен.

Устойчивость нефинансовых компаний: обзор литературы. Фундаментальной работой в области оценки финансовой устойчивости нефинансовых компаний является статья У. Бивера, в центре которой – анализ широкого круга финансовых коэффициентов, основанных на данных бухгалтерской отчетности успешных (nonfailed) и неуспешных (failed) компаний [3]. Автор сравнивает ретроспективные (на горизонте до пяти лет) значения финансовых коэффициентов, классифицированных на шесть различных групп, у успешных и неуспешных американских компаний. На основе установленных различий У. Бивер предлагает определенные пороговые значения, на базе которых возможно вынести суждение о степени финансовой устойчивости компаний в будущем. Несмотря на новаторский характер этого исследования, заключающийся в прогнозировании финансового состояния компаний на основе их финансовых коэффициентов, оно не лишено недостатков, которые во многом продиктованы особенностями работы с данными в 1960-х годах. В частности, анализ был построен на достаточно небольшой выборке компаний – в зависимости от рассматриваемого года их число колебалось от 117 до 158. Кроме того, в работе отсутствует сводный индикатор, позволяющий давать более однозначное представление о финансовой устойчивости компаний, чем отдельные коэффициенты, динамика которых зачастую носит противоречивый характер.

Агрегирование финансовых коэффициентов в сводный индикатор риска дефолта реализуется в сходной работе на примере израильских компаний [4]. Этот индекс состоит из шести индикаторов, взятых с определенными весами, которые определялись финансовыми аналитиками, кредитными специалистами и другими экономистами. Очевидным недостатком этой методологии является то, что подбор весов носит субъективный характер и не опирается ни на какие формальные методы. Кроме того, выборка включает в себя всего 28 компаний-банкротов, поэтому надежность полученных результатов вызывает определенные вопросы.

Формальные статистические методы для определения агрегированного показателя, оценивающего вероятность банкротства компаний, используются в широко известной работе Э. Альтмана [5]. В ней автор критикует подход последовательного независимого сравнения финансовых коэффициентов и прибегает к множественному дискриминантному анализу (МДА). Это делается, чтобы подобрать оптимальную линейную комбинацию таких коэффициентов, которая наилучшим образом разграничивала бы группы здоровых компаний и подвергнутых высокому риску банкротства. Для этого строится функция, определяемая посредством сложения пяти финансовых индикаторов, умноженных на эмпирически подобранные поправочные коэффициенты. Автор приходит к выводу, что фирмы, для которых значение этой функции (Z-score) выше 2,99, обладают наименьшей вероятностью банкротства. Фирмы, имеющие Z-score ниже, чем 1,81, с большой вероятностью могут стать банкротами. Значение Z-score в области между 1,81 и 2,99 не позволяет сделать однозначного вывода о финансовой устойчивости компании – автор назвал этот промежуток «серой зоной». Стоит отметить, что в этом исследовании Э. Альтман анализирует публичные компании, акции которых обращаются на бирже, в дальнейшем анализ был расширен и до непубличных компаний [6].

Разработанный и впоследствии модифицированный концепт Z-score лег в основу множества теоретических и практических работ, являлся одним из доминирующих инструментов анализа и прогноза вероятности дефолта компаний вплоть до 1980-х годов [7]. В настоящее время этот подход также является достаточно популярным, однако спектр альтернативных методов анализа заметно расширился. Широкую известность получили модели условной вероятности банкротства – логит- и пробит-модели.

Логит-модели основаны на предпосылке, что вероятность наступления события (банкротства) описывается логистической функцией, которая всегда принимает значения в пределах от нуля до единицы. Аргументами этой функции выступают различные характеристики, присущие фирмам и описывающие их финансовое состояние. К примеру, в пионерской работе Дж. Олсона [8] автор на основе логит-модели приходит к выводу, что на горизонте одного года на вероятность банкротства компаний влияют: размер (активы в реальном выражении); финансовая структура, описываемая показателем финансового рычага (отношение обязательств к активам); показатели финансовой эффективности (отношение чистой прибыли к активам, отношение дохода от операционной деятельности к обязательствам); показатели текущей ликвидности (отношение оборотного капитала к активам, отношение текущих, или краткосрочных, обязательств к активам).

Методология пробит-моделей идеологически похожа на ту, что применяется в случае с логит-моделями. Однако отличие состоит в том, что в первых для описания вероятности наступления банкротства компании используется функция стандартного нормального распределения, а не логистическая функция. В работе Дж. Джентри и соавторов на примере пробит-модели показывается, что три компоненты денежного потока фирм (дивиденды, инвестиции и дебиторская задолженность) играют значимую роль при определении вероятности банкротства [9]. Эта работа является продолжением более раннего исследования тех же авторов, в котором они обосновывают работоспособность показателя денежного потока, и, в частности, дивидендных выплат, при определении вероятности банкротства компаний [10]. В исследовании среди прочих также использовалась пробит-модель, однако в силу более высокого качества результатов авторы останавливаются на логит-модели.

Российские исследования в области оценки вероятности банкротства тяготеют к логит-моделям – см., например, [2; 11-13]. Однако используются и другие подходы: многофакторная рейтинговая модель [14], МДА [13; 15], алгоритмы машинного обучения (случайный лес) [13].

Модели условной вероятности банкротства и МДА наряду с появившимися сравнительно недавно методами, основанными на применении технологий искусственного интеллекта и машинного обучения, в данный момент являются основными инструментами для определения уязвимых к дефолту компаний на основе их финансовой отчетности – подробный обзор всего спектра моделей представлен в [16]. Однако, несмотря на свою популярность, они не лишены недостатков, среди которых одними из главных являются: нестационарность и нестабильность используемых данных, ограниченность выборки компаний и проблемы с интерпретируемостью, следующие из чрезмерной сложности используемых моделей [7]. В связи с этим разработка альтернативного способа оценки вероятности банкротства представляется актуальной задачей.

В качестве альтернативы устоявшимся моделям может быть предложен сигнальный подход, изначально использовавшийся для раннего оповещения о наступлении валютных кризисов [17]. Кроме того, он продемонстрировал свою работоспособность на примере оценки вероятности макрофинансовых перегревов при росте притока прямых иностранных инвестиций в развивающиеся страны [18].

Существенным преимуществом предлагаемого подхода является то, что он позволяет найти конкретные пороги для финансовых коэффициентов, при пересечении которых для фирмы возрастает вероятность банкротства. Вероятностные модели и МДА при этом позволяют лишь оценить влияние этих коэффициентов на вероятность финансовой дестабилизации компаний. Элементы сигнального подхода были использованы в [2]: с его помощью авторы находили пороговые значения для финансовых коэффициентов, которые затем были имплементированы в логистические и панельные регрессии. Однако сам по себе сигнальный подход является самодостаточным и может быть использован и без других моделей.

Данные. Разным секторам экономики свойственны различные финансовые характеристики, что приводит к необходимости проведения отдельного исследования для каждого сектора. В данном исследовании рассматривается только производственный сектор экономики. В выборке присутствуют компании из девяти отраслей (табл. 1).

Таблица 1

Распределение анализируемых компаний по отраслям

Отрасль	Коды ОКВЭД 2
Агропромышленный комплекс (АПК)	01, 03, 10, 11, 12
Лесопромышленный комплекс (ЛПК)	02, 16, 17, 18
Металлургический комплекс	07, 24, 25
Топливо-энергетический комплекс	05, 06, 19
Химический комплекс	20, 21, 22
Легкая промышленность	13, 14, 15
Машиностроение	26-30
Строительный комплекс	23, 41, 42, 43
Прочие промышленные товары	31, 32

Примечание: под кодами подразумеваются первые 2 цифры из ОКВЭД 2 для соответствующей компании.

Источник: составлено авторами.

Источником данных об отчетности компаний, их регистрационных данных и финансовых коэффициентах выступает сервис «БИР-Аналитик» агентства экономической информации «ПРАЙМ». Источник данных о компаниях-банкротах: Единый федеральный реестр сведений о банкротстве (ЕФРСБ). При этом в анализе участвуют только те компании, выручка которых в отчетном периоде превышает 100 млн руб. Бухгалтерская отчетность компаний-банкротов учитывалась с лагом в один год до момента признания компании банкротом. Иными словами, если предприятие было признано банкротом в году t , то для расчетов использовалась его отчетность за год $(t - 1)$. Данные о фактическом банкротстве компаний были собраны в период 2019-2022 гг. – соответственно, их бухгалтерская отчетность использовалась за период 2018-2021 гг. Лаг в один год оправдан выводами, полученными в похожих исследованиях, согласно которым наиболее точное предсказание возможно именно за год до банкротства. С увеличением лага точность предсказания заметно снижается.

Кроме того, учитывая, что качество первичной информации по финансовым показателям российских предприятий зачастую невысоко, предпринимаются дополнительные шаги для получения наименее зашумленных данных. В частности, по каждому финансовому показателю устраняются выбросы: по 5% сверху и снизу. Из анализа также исключаются те компании, по которым невозможно рассчитать какой-либо коэффициент в силу пропусков в исходных данных. Таким образом, итоговая выборка предприятий, участвовавших в анализе, включала 25557 действующих компаний в 2022 г. и 337 компаний-банкротов за период 2019-2022 гг. (см. *Приложение*).

Тем не менее, низкое качество первичной бухгалтерской отчетности отдельных предприятий может выступать одним из ограничений исследования, которое, к сожалению, невозможно преодолеть, поскольку альтернативных источников данных на уровне компаний нет. При этом есть основания полагать, что в целом это не является большой проблемой, поскольку анализ строится на достаточно широкой выборке предприятий, и невысокое качество отчетности некоторых из них не должно повлиять на установление закономерностей на уровне всего распределения.

Методология и результаты. Отличие предлагаемой методологии сигнального подхода от классической версии заключается в том, что анализ проводится не на уровне экономики в целом, а на уровне отдельных компаний, и кризисом для отдельной компании считается наступление банкротства. В качестве частных индикаторов, соответственно, рассматриваются не макроэкономические показатели, а финансовые коэффициенты отдельных компаний.

Вопрос выбора коэффициентов, которые наилучшим образом отражают финансовое положение компаний, является достаточно сложным и не предполагает единственно верного ответа. Спектр индикаторов, которые используются в аналогичных исследованиях, достаточно широк – в научном сообществе нет консенсуса относительно того, какие из них являются наиболее информативными [5; 11]. С учетом анализа наиболее популярных в научных исследованиях финансовых коэффициентов, а также приложения их к российской специфике было выбрано шесть наиболее релевантных индикаторов (табл. 2).

Таблица 2

Финансовые коэффициенты, используемые в сигнальном подходе

Название показателя	Формула расчета
Кредитный риск (интегральная пятифакторная модель Альтмана)	$0,717 \cdot \frac{1200 - 1500}{1600} + 0,847 \cdot \frac{2400}{1600} + 3,107 \cdot \frac{2300}{1600} + 0,42 \cdot \frac{1300}{(1400 + 1500)} + 0,998 \cdot \frac{2110}{1600}$
Коэффициент обеспеченности собственными оборотными средствами	$\frac{(1300 - 1100)}{1200}$
Коэффициент текущей ликвидности	$\frac{(1200 - 5445 - 5540 - 5320)}{(1510 + 1520 + 1550)}$
Коэффициент покрытия активов	$\frac{(1700 - 1110) - (1500 - 1510 - 1520)}{(1400 + 1500)}$
Рентабельность активов по чистой прибыли (ROA)	$\frac{2400}{0,5 \cdot (1600 \text{ конец} + 1600 \text{ начало})} \cdot 100\%$
Норма чистой прибыли (ROS)	$\frac{2400}{2110} \cdot 100\%$

Примечание: значения в формулах означают соответствующие коды показателей из бухгалтерского баланса (форма № 1 – коды, в которых первый знак 1), отчета о финансовых результатах (форма № 2 – коды, в которых первый знак 2) и приложения к бухгалтерскому балансу (форма № 5 – коды, в которых первый знак 5).

Источник: составлено авторами.

Исходя из методологии сигнального подхода, сигналы делятся на хорошие (работоспособные) и плохие (неработоспособные). Критерием работоспособности частного индикатора считается соотношение совокупного числа плохих сигналов к числу хороших (коэффициент шум-сигнал). Хорошим будем считать такой сигнал,

который корректно предсказывает наступление банкротства (выход значения частного индикатора компании за определенный порог). Плохим, соответственно, является сигнал, который предсказывает банкротство, но в действительности его не наблюдается. Соответственно, чем меньше коэффициент шум-сигнал, тем более работоспособным является соответствующий частный индикатор.

Для реализации критерия шум-сигнал все доступные значения каждого из частных опережающих индикаторов классифицируют в четыре группы (табл. 3). Идеальный частный индикатор подразумевает, что его значения находятся только в ячейках A и D при найденных оптимальных пороговых значениях (отсутствие ошибок I и II рода). Менее работоспособный частный индикатор предполагает наличие ошибок II рода: иногда такой индикатор может подавать сигналы о наступлении банкротства в будущем, однако в итоге его не происходит. Соответственно, менее работоспособный частный индикатор — это индикатор, подверженный ошибкам I рода: банкротство происходит, однако сигнала со стороны индикатора не подается.

Таблица 3

Распределение значений частных индикаторов

Сигнал	Банкротство состоялось	Банкротство не состоялось
Был подан	A	B (ошибка II рода)
Не был подан	C (ошибка I рода)	D

Источник: составлено на основе [1].

Заметим, что числа A , B , C и D рассчитываются отдельно для каждого из выбранных частных индикаторов. Их значения используются для расчета таких показателей, как условная и безусловная вероятности кризиса, коэффициент шум-сигнал и сводный опережающий индикатор банкротства.

Безусловная вероятность наступления банкротства представляет собой отношение наблюдений, за которыми следовала реализация процедуры банкротства, ко всем наблюдениям:

$$Prob_{Bnk} = \frac{A+C}{A+B+C+D}. \quad (1)$$

Условная вероятность, или вероятность наступления банкротства при подаче сигнала, рассчитывается по формуле:

$$Prob(Bnk|Signal) = \frac{A}{A+B} \quad (2)$$

Если частный индикатор является работоспособным, то вероятность наступления банкротства при условии подачи соответствующего сигнала должна быть выше безусловной вероятности:

$$Prob(Bnk|Signal) > Prob_{Bnk}. \quad (3)$$

Кроме того, для корректной работы частного индикатора необходимо минимизировать отношения плохих сигналов (*Noise*) к хорошим (*Signal*):

$$\frac{Noise}{Signal} = \frac{B/(B+D)}{A/(A+C)} \rightarrow \min. \quad (4)$$

Однако ввиду того, что банкротство является относительно редким событием, ориентирование только на минимизацию коэффициента шум-сигнал может давать не совсем корректные результаты. Поэтому, учитывая специфику задачи,

при определении порогов частных индикаторов необходимо также максимизировать соотношение $\frac{A}{A+C}$ – оно показывает долю успешно предсказанных банкротств в общем числе банкротств.

Индивидуальные пороги для частных индикаторов, выход за которые будет сигнализировать о возможном банкротстве компании в будущем, задаются исходя из анализа распределения соответствующих коэффициентов по действующим компаниям и компаниям-банкротам при помощи специальной оптимизационной процедуры. Ставится задача одновременной максимизации доли успешно предсказанных банкротств и минимизации коэффициента шум-сигнал. В качестве оптимизируемой функции выбрана их разность:

$$\frac{A}{A+C} - \frac{B/(B+D)}{A/(A+C)} \rightarrow \max. \quad (5)$$

Исходя из решения этой задачи можно определить пороговые значения коэффициентов, пересечение которых будет сигнализировать о возможном банкротстве компании в будущем (табл. 4).

Таблица 4

Пороги и веса для частных индикаторов банкротства компаний

Показатель	Порог	Вес частного индикатора в сводном опережающем индикаторе, %
Коэффициент кредитного риска (интегральная пятифакторная модель Альтмана)	1,30	9,27
Коэффициент обеспеченности собственными оборотными средствами	0,05	1,61
Коэффициент текущей ликвидности	1,05	3,48
Коэффициент покрытия активов	1,05	6,10
Норма чистой прибыли, %	0,15	21,32
Рентабельность активов по чистой прибыли, %	0,75	10,51

Источник: составлено авторами.

После определения порогов по частным индикаторам и расчета на их основе условных и безусловных вероятностей банкротства рассчитывается сводный опережающий индикатор (СОИ) банкротства. Эта процедура включает в себя два этапа.

Во-первых, необходимо рассчитать число поданных сигналов каждым из частных индикаторов. Частный индикатор подает сигнал в том случае (соответствующая фиктивная переменная *Signal* принимает значение 1), если он пересекает рассчитанное пороговое значение.

Во-вторых, необходимо рассчитать вес каждого частного индикатора в СОИ. Этот вес определяется как превышение условной вероятности банкротства над безусловной, рассчитанной для этого индикатора:

$$W_j = Prob(Bnk|Signal)_j - Prob_{Bnk,j} \quad (6)$$

Можно отметить, что наибольшие условные вероятности банкротства при пересечении пороговых значений у показателей нормы чистой прибыли, рентабельности активов по чистой прибыли и кредитного риска (табл. 4). Эти показатели – наиболее важные при прогнозировании банкротства, что согласуется с выводами, полученными в сходных исследованиях.

При этом важно отметить, что сумма таких весов может отличаться от единицы, поскольку они рассчитываются независимо друг от друга. Таким образом, итоговая формула расчета СОИ выглядит следующим образом:

$$I = \sum_{j=1}^n \text{Signal}_j \cdot W_j. \quad (7)$$

Исходя из полученных весов для каждого индикатора и их сигналов, порог СОИ для банкротства компаний может быть задан на уровне 0,2 (рис. 1).

Для определения адекватности полученного значения сводного индикатора оценивается качество решения задачи прогнозирования банкротств в 2023 г. по данным финансовой отчетности 2022 г. (последнее полное доступное наблюдение). Так как наиболее важной характеристикой индикатора в нашей задаче является то, с какой вероятностью он улавливает потенциального банкрота, мы рассчитываем долю предсказанных банкротов среди общего количества банкротов, соотношение $\frac{A}{A+C}$. Для банкротств 2023 г. это соотношение равно 91,5%.

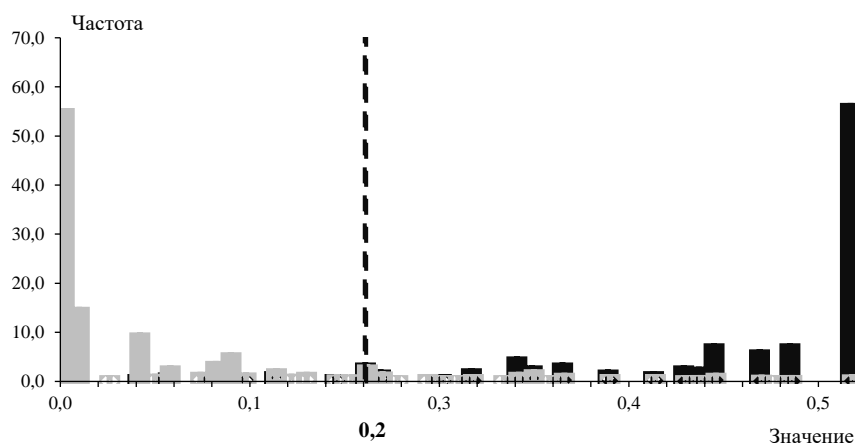


Рис. 1. СОИ банкротства компаний: ■ компании-банкроты; □ действующие компании

Для учета ошибки второго рода мы рассчитываем соотношение $\frac{D}{D+B}$ для 2023 г., чтобы оценить, какой доле функционирующих компаний индикатор прогнозирует отсутствие банкротства. Для 2023 г. эта доля равна 93,7%.

Таким образом, мы показали, что построенный СОИ подает сигнал, если компания через год обанкротится, и не подает сигнал, если компания через год не обанкротится. При этом доли верно предсказанных банкротств и отсутствий банкротств выше, чем в аналогичных исследованиях: средняя прогнозная сила восьми моделей, рассмотренных в [11], составляет лишь 66%, а после уточнения авторами пороговых значений – 72,6%.

Стоит отметить, что с выходом новой статистики могут незначительно поменяться пороги частных индикаторов и их веса в СОИ банкротства, однако такие изменения вряд ли приведут к существенному снижению прогнозная силы модели, поскольку при ее построении учитывались ретроспективные данные за несколько лет. Пересмотр набора финансовых коэффициентов также маловероятен, поскольку используемые в статье индикаторы хорошо себя зарекомендовали в сходных исследованиях и используются достаточно часто. Кроме того, известно, что на банкротство предприятий могут влиять экзогенные шоки, связанные с изменением экономической ситуации или пересмотром законодательства. Напрямую такие изменения в рамках сигнального подхода не учитываются, однако они не игнорируются полностью, поскольку их косвенная оценка производится опосредованно – через изменение финансовых показателей соответствующих компаний. Для более своевременного

учета таких изменений в дальнейших исследованиях возможен переход к квартальной бухгалтерской отчетности.

Таким образом, методика стресс-тестирования, адаптированная под оценку и прогнозирование финансовой устойчивости компаний, является хорошей альтернативой существующим моделям и может быть использована как в теоретических исследованиях, так и на практике.

Выводы. В проведенном исследовании использована методология сигнального подхода в решении задачи стресс-тестирования нефинансовых компаний и определения для финансовых коэффициентов пороговых значений, пересечение которых сигнализирует о потенциальном банкротстве компаний. В обзоре литературы систематизируются и сравниваются различные подходы к прогнозированию банкротств компаний нефинансового сектора. На фоне этих подходов подчеркиваются главные преимущества сигнального подхода: получение пороговых значений для каждого используемого коэффициента и простота, важная при практическом применении.

На данных производственного сектора в России рассчитаны пороги для частных индикаторов и относительная важность этих индикаторов в прогнозировании банкротства, основанная на условной вероятности банкротства при пересечении соответствующего порога. На основе этих весов строится сводный индикатор, позволяющий прогнозировать банкротство компании в следующем году. На данных 2023 г. продемонстрирована высокая доля банкротств, спрогнозированных с помощью СОИ. Таким образом, показана адекватность используемой методологии.

Литература / References

1. Основные направления единой государственной денежно-кредитной политики на 2023 год и период 2024 и 2025 годов. Банк России. 02.11.2022 г. URL: [https://www.cbr.ru/Content/Document/File/139691/on_2023\(2024-2025\).pdf](https://www.cbr.ru/Content/Document/File/139691/on_2023(2024-2025).pdf) [Monetary Policy Guidelines for 2023-2025. Bank of Russia. November 02, 2022 (In Russ.)]
2. Сальников В.А., Могилат А.Н., Маслов И.Ю. Стресс-тестирование компаний реального сектора для России: первый подход (методологические аспекты) // Журнал Новой экономической ассоциации. 2012. № 4 (16). С. 46-70. [Salnikov V.A., Mogilat A.N., Maslov I.Yu. Stress testing for Russian real sector: first approach. Journal of the New Economic Association. No. 4 (16). Pp. 46-70 (In Russ.)]
3. Beaver W.H. Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*. 1966. Vol. 4. Pp. 71–111. DOI: 10.2307/2490171.
4. Tamari M. Financial Ratios as a Means of Forecasting Bankruptcy. *Management International Review*. 1966. Vol. 6. No. 4. Pp. 15–21.
5. Altman E.I. Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*. 1968. Vol. 23. No. 4. Pp. 589–609. DOI: 10.2307/2978933.
6. Altman E.I., Hotchkiss E. *Corporate Financial Distress and Bankruptcy: A Complete Guide to Predicting & Avoiding Distress and Profiting from Bankruptcy*. 2nd edition. New York. John Wiley & Sons. 1993. 384 p.
7. Balcaen S., Ooghe H. 35 years of studies on business failure: an overview of the classic statistical methodologies and their related problems. *The British Accounting Review*. 2006. Vol. 38 (1). Pp. 63–93. DOI: 10.1016/j.bar.2005.09.001.
8. Ohlson J.A. Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*. 1980. Vol. 18 (1). Pp. 109–31. DOI: 10.2307/2490395.
9. Gentry J.A., Newbold P., Whitford D.T. Funds Flow Components, Financial Ratios, and Bankruptcy. *Journal of Business Finance & Accounting*. 1987. Vol. 14. Pp. 595-606. DOI: 10.1111/j.1468-5957.1987.tb00114.x.
10. Gentry J.A., Newbold P., Whitford D.T. Classifying Bankrupt Firms with Funds Flow Components. *Journal of Accounting Research*. 1985. Vol. 23. No. 1. Pp. 146–160. DOI: 10.2307/2490911.
11. Федорова Е.А., Довженко С.Е., Федоров Ф.Ю. Модели прогнозирования банкротства российских предприятий: отраслевые особенности // Проблемы прогнозирования. 2016. № 3. С. 32-40. DOI: 10.1134/S1075700716030060. [Fedorova E.A., Dovzhenko S.E., Fedorov F.Yu. Bankruptcy-Prediction Models for Russian Enterprises: Specific Sector-Related Characteristics. *Studies on Russian Economic Development*. 2016. Vol. 3. Pp. 254-261. (In Russ.)]
12. Рыбалка А.И. Моделирование вероятности дефолта в строительном секторе: факторы корпоративного построения // Корпоративные Финансы. 2017. № 3. С. 79-99. DOI: 10.17323/j.jcfr.2073-0438.11.3.2017.79-99. [Rybalka A.I. Modeling the Probability of Default in the Construction Sector: Factors of Corporate Governance. *Journal of Corporate Finance Research*. 2017. Vol. 3. Pp. 79-99. (In Russ.)]
13. Демешев Б.Б., Тихонова А.С. Прогнозирование банкротства российских компаний: межотраслевое сравнение // Экономический журнал ВШЭ. 2014. № 18. С. 359–386. [Demeshev B.B., Tikhonova A.S. Default prediction for Russian companies: intersectoral comparison. *HSE Economic Journal*. 2014. Vol. 3. Pp. 359-386. (In Russ.)]

14. Мицель А.А., Козлов С.В., Силич В.А., Маслов А.В. Математические модели финансовой устойчивости предприятий // *Фундаментальные исследования*. 2016. № 6-1. С. 88-93. DOI: 10.17513/fr.40377. [Mitsel A.A., Kozlov S.V., Silich V.A., Maslov A.V. Mathematical models of enterprises financial stability. *Fundamental'nye issledovaniya*. 2016. Vol. 6-1. Pp. 88-93 (In Russ.)]
15. Lugovskaya L. Predicting default of Russian SMEs on the basis of financial and non-financial variables. *Journal of Financial Services Marketing*. 2010. Vol. 14. Pp. 301–313. DOI: 10.1057/fsm.2009.28.
16. Kim H., Cho H., Ryu D. Corporate Default Predictions Using Machine Learning: Literature Review. *Sustainability*. 2020. Vol. 12 (16). Pp. 1-11. DOI: 10.3390/su12166325.
17. Kaminsky G.L., Lizondo J.S., Reinhart C.M. Leading indicators of currency crises. *IMF Staff Papers*. 1998. Vol. 45 (1). Pp. 1–48.
18. Медведев И.Д., Кривенко Г.И. Оценка влияния прямых иностранных инвестиций на вероятность макрофинансового перегрева // *Проблемы прогнозирования*. 2024. № 1 (202). С. 157-167 DOI: 10.1134/S1075700724010106. [Medvedev I.D., Krivenko G.I. Assessing the Impact of Foreign Direct Investment on the Probability of Macro-Financial Overheating. *Studies on Russian Economic Development*. 2024. Vol. 35. No. 1. Pp. 109-115. (In Russ.)]
19. Véganzones D., Severin E. Corporate failure prediction models in the twenty-first century: a review. *European Business Review*. 2021. Vol. 33 (2). Pp. 204–226. DOI: 10.1108/EBR-12-2018-0209.

Плотности распределений значений коэффициентов по действующим компаниям и компаниям-банкротам

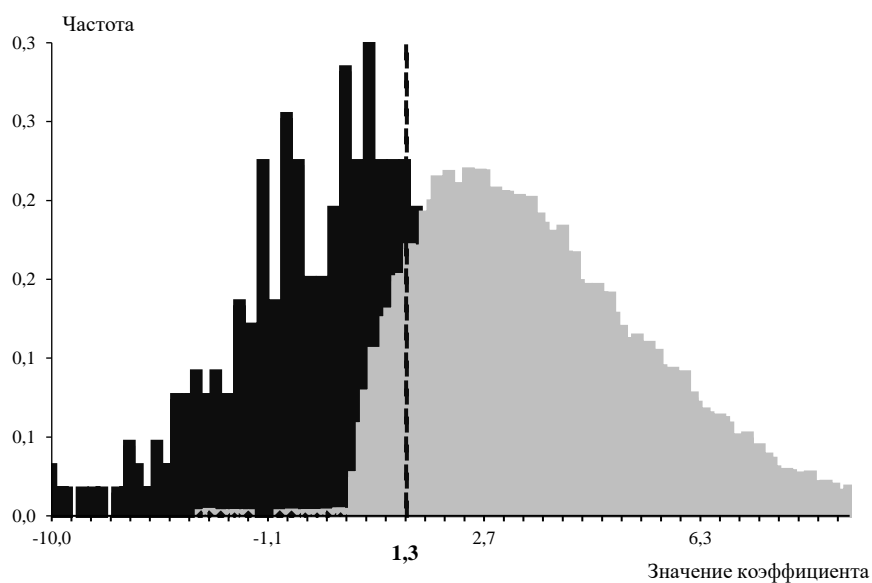


Рис. 1. Коэффициент кредитного риска: ■ компании-банкроты; □ действующие компании

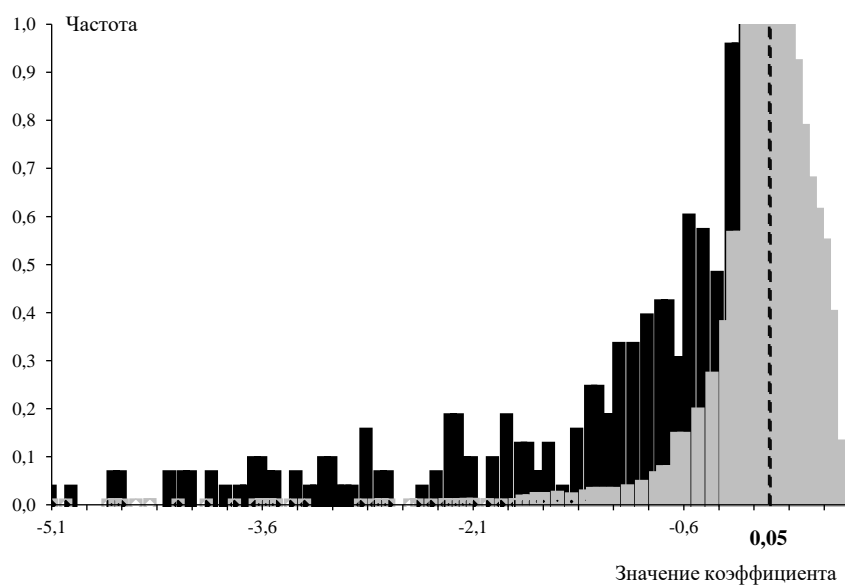


Рис. 2. Коэффициент обеспеченности собственными оборотными средствами: ■ компании-банкроты; □ действующие компании

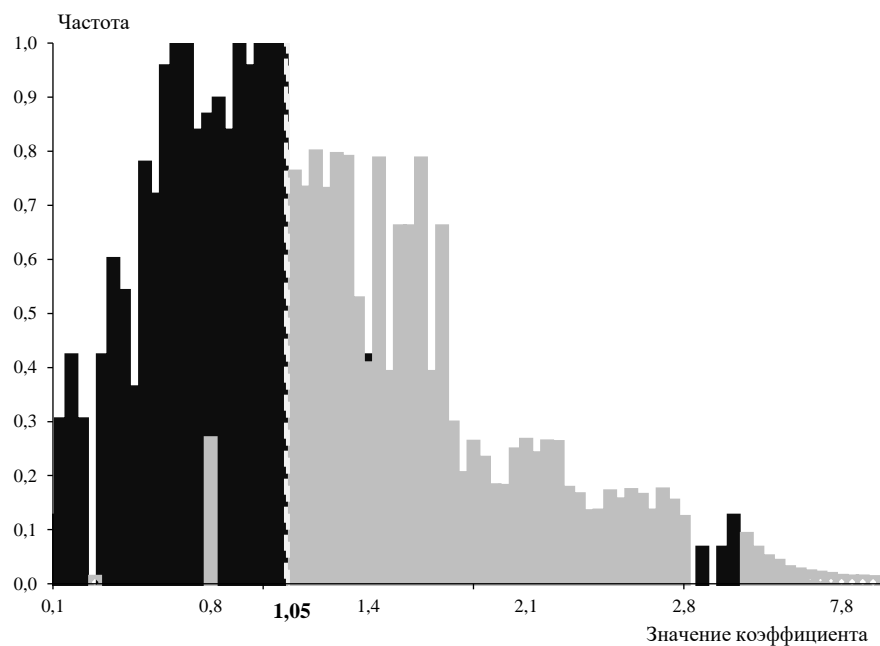


Рис. 3. Коэффициент текущей ликвидности: ■ компании-банкроты; □ действующие компании

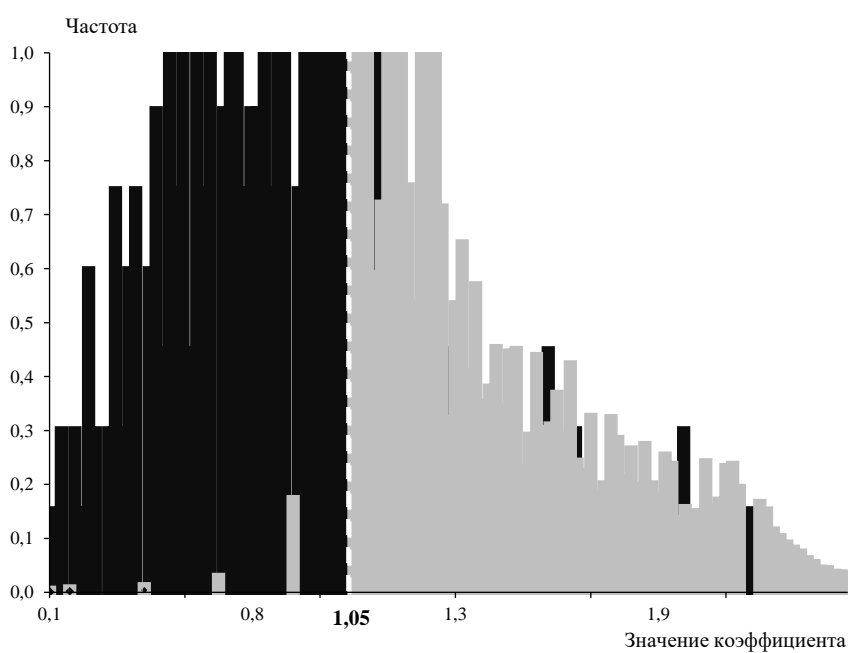


Рис. 4. Коэффициент покрытия активов: ■ компании-банкроты; □ действующие компании

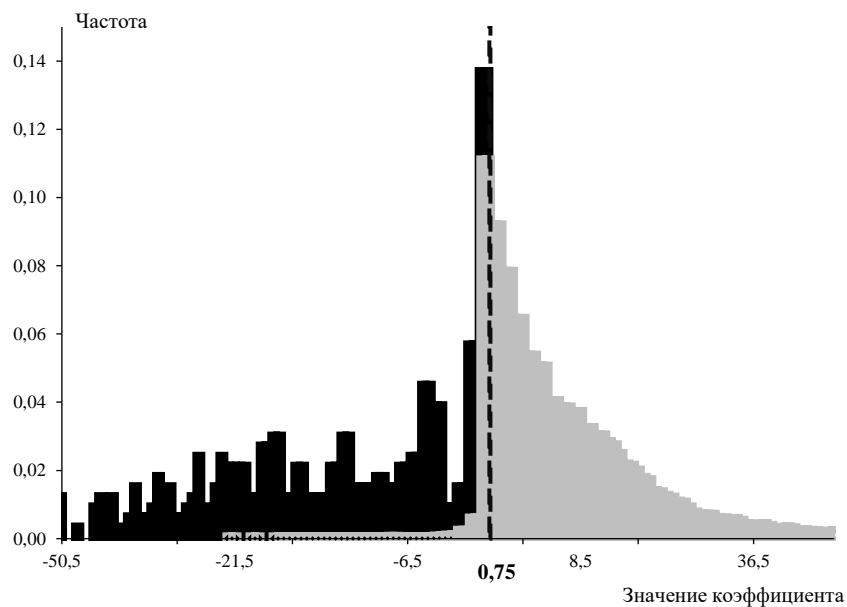


Рис. 5. Рентабельность активов по чистой прибыли:
 ■ компании-банкроты; □ действующие компании

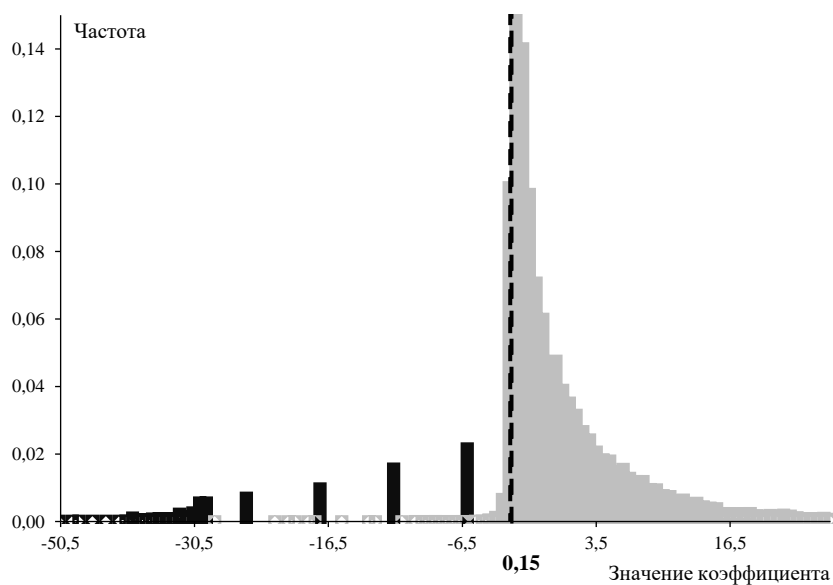


Рис. 6. Норма чистой прибыли: ■ компании-банкроты; □ действующие компании



Статья поступила в редакцию 25.03.2024. Статья принята к публикации 25.04.2024.

Для цитирования: Д.И. Пехальский, Ф.И. Миничев. Применение сигнального подхода для оценки и прогноза финансовой устойчивости российских предприятий // Проблемы прогнозирования. 2024. № 5 (206). С. 203–216.

DOI: 10.47711/0868-6351-206-203-216

Summary

SIGNALS APPROACH FOR ASSESSMENT AND PREDICTION OF FINANCIAL STABILITY OF RUSSIAN BUSINESSES

D.I. PEKHAL'SKII, Center for Macroeconomic Analysis and Short-Term Forecasting, Institute of Economic Forecasting, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

ORCID: 0000-0002-5769-7326

F.I. MINICHEV, Center for Macroeconomic Analysis and Short-Term Forecasting, Institute of Economic Forecasting, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russia

ORCID: 0009-0007-9827-2758

Abstract. The article presents an assessment of financial stability of Russian industrial companies based on financial ratios calculated on the data from their accounting statements. The assessment uses a modified methodology of the signals approach, originally designed for early warning of currency crises. Based on the data about operating and bankrupt companies, thresholds crossing which increases the likelihood of bankruptcy are calculated for six financial ratios. The consolidated leading indicator of bankruptcy calculated basing on these thresholds correctly predicts bankruptcies in 91,5% cases and the absence of bankruptcies in 93.7% cases, in 2023.

Keywords: financial stability of businesses, financial ratios, bankruptcy prediction model, signals approach.

Received 25.03.2024. Accepted 25.04.2024.

For citation: D.I. Pekhal'skii and F.I. Minichev. Signals Approach for Assessment and Prediction of Financial Stability of Russian Businesses // Studies on Russian Economic Development. 2024. Vol. 35. No. 5. Pp. 753–762.

DOI: 10.1134/S1075700724700291