



Munich Personal RePEc Archive

Macroeconomic Factors of Corporate Bankruptcy in the Manufacturing Sector in the Russian Federation

Bekirova, Olga and Zubarev, Andrey

RANEPA

September 2022

Online at <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/114968/>
MPRA Paper No. 114968, posted 20 Oct 2022 07:46 UTC

Макроэкономические факторы банкротства компаний обрабатывающей отрасли в Российской Федерации

Бекирова О.А., Зубарев А.В.

РАНХиГС

Аннотация

В работе приведены результаты эконометрической оценки вероятностных моделей дефолта на выборке средних по размеру компаний обрабатывающей промышленности в России за период с 2012 по 2020 год. Рассмотрены модели с включением характеристик макроэкономического окружения. Был получен результат, что включение в модели таких показателей как реальный эффективный обменный курс, темп роста валютного курса, реальная ключевая процентная ставка, цена на нефть марки Brent в реальном выражении приводят к росту прогнозной силы. Наиболее значимыми в объяснении банкротств компаний оказалась реальная ключевая ставка и цена на нефть, их рост коррелирует с более высокой вероятностью банкротства компаний.

Ключевые слова: банкротства, вероятностные модели, логистическая регрессия, макроэкономическое окружение, внешние факторы.

JEL: C25, C51, G33, L60.

Статья подготовлена в рамках выполнения научно-исследовательской работы государственного задания РАНХиГС.

Macroeconomic Factors of Corporate Bankruptcy in the Manufacturing Sector in the Russian Federation

O. Bekirova, A. Zubarev

RANEPA

Abstract

The paper presents the results of an econometric assessment of probabilistic default models on a sample of medium-sized manufacturing companies in Russia for the period from 2012 to 2020. Characteristics of the macroeconomic environment were included in the models. The inclusion of the real effective exchange rate, the growth rate of the exchange rate, the key interest rate or the price of Brent oil in real terms lead to an increase in the forecast power of the base model with internal factors only. The growth in the key interest rate and the price of oil increases the probability of a corporate default.

Keywords: bankruptcies, probabilistic models, logistic regression, macroeconomic environment, external factors.

JEL: C25, C51, G33, L60.

The article was written on the basis of the RANEPA state assignment research programme.

Введение

В условиях нестабильной экономической ситуации и торговых ограничений важно прогнозировать не только динамику выпусков отраслей промышленности, но и поведение отдельных фирм, в частности риск ухода с рынка по причине банкротства или экономической несостоятельности, так как реализация подобных рисков в отдельных отраслях может быть критичной для экономики. Одним из способов измерения такого вида риска является оценка вероятности банкротства предприятий.

Прогнозирование банкротств промышленных компаний является предметом обширного числа зарубежных исследований. Наиболее распространено в таких работах использование в качестве предикторов показателей бухгалтерской и финансовой отчетности [1], [2], [3], [4], [5], [6]. Аналогичные исследования встречаются и для российской экономики [7], [8], [9], [10]. Несколько реже наблюдается включение в список объясняющих переменных макроэкономических характеристик. Есть ряд исследований, в которых авторы включают макропоказатели в модели оценки отношения числа дефолтов к общему числу компаний. Так, например, в работе [11] было показано, что между дефолтами в корпоративном секторе и ключевыми макроэкономическими факторами, включая ВВП, процентные ставки и корпоративную задолженность, есть значимая взаимосвязь. В другом исследовании статистически значимыми в объяснении долей дефолтов также оказались инфляция и реальный эффективный валютный курс [6].

В настоящей работе предпринята попытка выявить не только некоторые индикаторы дефолтов предприятий, но и проанализировать, насколько включение ключевых макроэкономических показателей приводит к росту прогнозной силы моделей, оценивающих вероятность банкротства отдельных компаний. Анализ с использованием эконометрических методов был проведен на выборке средних по размеру компаний обрабатывающей промышленности

в России за период с 2012 по 2020 год. Модели строились также отдельно по выборкам компаний из подотраслей обрабатывающей промышленности.

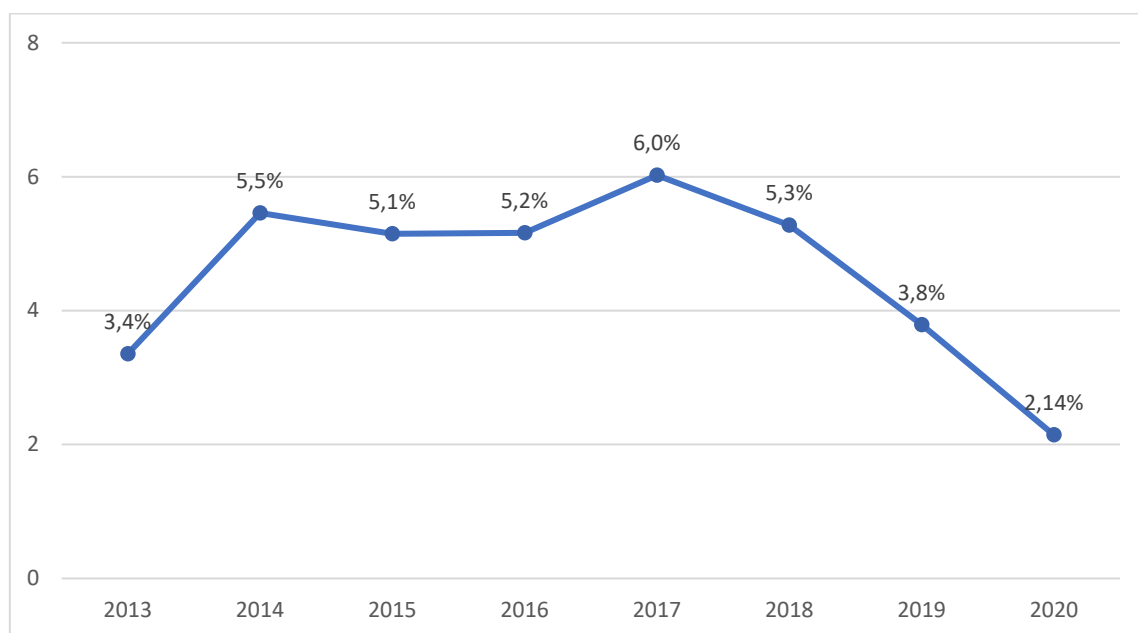
На основе оценок вероятности банкротства компаний также был оценен эффект моратория на банкротство, введенного в 2020 году в качестве меры поддержки российской экономики во время кризиса, вызванного пандемией коронавирусной инфекции COVID-19.

Динамика банкротств

Под дефолтом компании понимается юридическая процедура банкротства. Как правило, юридическая процедура банкротства с момента получения искового заявления от кредитора (или информации о намерении кредитора обратиться в суд с иском требованием) до исключения компании из ЕГРЮЛ (признания компании банкротом со стороны суда или заключения мирового соглашения между сторонами) занимает от 6 месяцев до 2–3 лет. В качестве начала юридической процедуры банкротства брались даты публикации сообщения «О намерении кредитора обратиться в суд с заявлением о банкротстве», которые доступны в базе данных СПАРК для компаний, которые еще не завершили процедуру. Для уже недействующих компаний база данных СПАРК предоставляет информацию только о дате исключения из ЕГРЮЛ. В связи с этим для таких компаний в качестве начала процедуры банкротства бралась дата за год до исключения.

Ниже (рис. 1) представлена динамика отношения числа банкротств к числу компаний в предшествующем году. В целом за период с 2017 по 2020 год наблюдается заметное снижение доли дефолтов в обрабатывающей отрасли. В этот период происходило снижение ключевой процентной ставки и ослабление курса рубля по отношению к доллару. Период с 2018 года также сопровождался снижением цен на нефть.

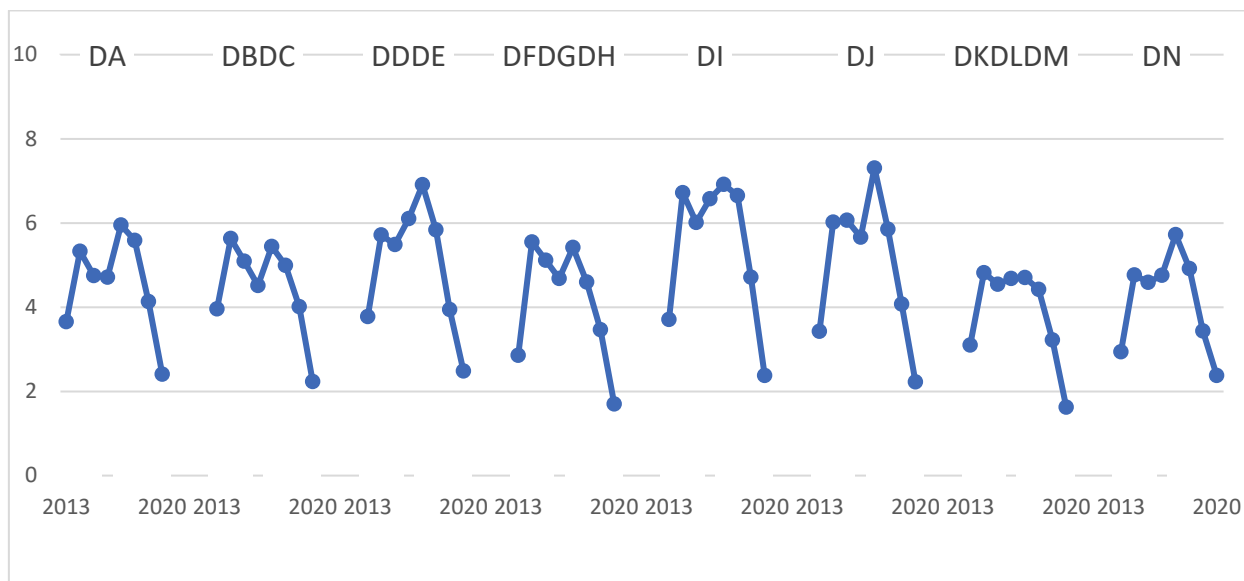
Рис.1 Динамика банкротств компаний обрабатывающей промышленности по отношению к числу компаний в прошлом периоде



Источник: составлено авторами по данным СПАРК.

Интересно также рассмотреть динамику банкротств отдельно для каждой подотрасли (см рис. 2). Перечень рассматриваемых подотраслей приведен в табл. 1. Можно отметить, что наибольшее отношение компаний-банкротов к числу компаний в прошлом году наблюдается для отрасли производства прочей неметаллической минеральной продукции (DI). Для ряда отраслей наблюдается рост доли дефолтов в 2017 году на более чем 1% по сравнению с 2016 годом (DA и DJ).

Рис.2 Динамика банкротств компаний по отношению к числу компаний в прошлом периоде в разрезе отраслей



Источник: составлено авторами по данным СПАРК.

Таблица 1 — Список подотраслей обрабатывающей промышленности

Отрасль	Код ОКВЭД 2	Обозначение
Производство пищевых продуктов напитков и табачных изделий	10, 11, 12	DA
Производство текстиля и одежды, кожи и изделий из кожи	13, 14, 15	DBDC
Обработка древесины и производство изделий из дерева и пробки (кроме мебели), из соломки и материалов для плетения, бумаги и бумажных изделий, полиграфическая деятельность и копирование носителей информации	16, 17, 18	DDDE
Производство кокса и нефтепродуктов, химическое производство, производство лекарственных средств, резиновых и пластмассовых изделий	19, 20, 21, 22	DFDGDH
Производство прочей неметаллической минеральной продукции	23	DI
Металлургическое производство и производство готовых металлических изделий (кроме машин и оборудования)	24, 25	DJ

Производство машин и оборудования, электрооборудования, электронного и оптического оборудования, транспортных средств и оборудования	26, 27, 28, 29, 30	DKDLDM
Прочие производства	31, 32, 33	DN

Данные и методология исследования

Были использованы данные годовых бухгалтерских отчетностей по российским компаниям обрабатывающей промышленности за период с 2012 по 2020 год. Из выборки были исключены мелкие и крупные компании. К мелким компаниям были отнесены те, у которых средняя за период существования выручка составляет менее 1 млн руб. или среднесписочное число сотрудников менее двух человек включительно. К крупным компаниям относились те, у которых отклонение от медианной выручки от продаж по подотраслям превышало отметку в сто раз (что составило порядка 1% в каждой подотрасли).

Перед построением моделей была проведена обработка данных, которая также включала исключение аномальных значений по краям выборки по каждой объясняющей переменной (исключались 99,5% и 0,5% перцентили¹).

В качестве эконометрического инструментария были использованы логистические регрессии, что является удобным и распространённым в моделировании вероятности исхода события.

Модель в общем виде может быть представлена следующим образом:

¹ Для переменной «отношение логарифма выручки от продаж к медиане по подотрасли» отсечение проводилось только снизу, поскольку ранее уже было указано, каким образом было проведено ограничение сверху. Для следующих переменных процедура исключения выборки снизу и сверху не проводилась: возраст компании и среднесписочное число сотрудников. Для наблюдений с дефолтом выбросы не исключались.

$$Prob(default_{i,t+1} = 1 | x_{it}) = \Lambda(x'_{it}\beta), \quad (1)$$

где x'_{it} — вектор объясняющих переменных, β — вектор коэффициентов, i — индекс компании, t — год, $\Lambda(\cdot)$ — логистическая функция распределения.

Объясняющие переменные брались с лагом в 1 год. Таким образом, зависимая переменная — это вероятность того, что компания обанкротится в следующем году. То есть для оценки вероятностей банкротства за период с 2013 по 2020 год объясняющие переменные брались за период с 2012-го по 2019 год.

Для базовой модели был использован набор объясняющих переменных, включающий в себя показатели размера компании (отношение логарифма выручки от продаж к медиане по подотрасли и среднесписочная численность сотрудников), рентабельности (отношение ЕБИТ к активам и рентабельность продаж), ликвидности (доля чистого оборотного капитала в активах и доля денежных средств в активах), деловой активности (доля чистой кредиторской задолженности в активах по модулю и коэффициент оборачиваемости совокупных активов), а также возраст компании и дамми-переменные на федеральные округа. При отборе объясняющих переменных учитывалась потенциально возможная проблема мультиколлинеарности. Корреляции отобранных переменных друг с другом не превышают 0,6 по модулю.

В качестве макропеременных были использованы: темп роста реального эффективного обменного курса, темп роста валютного курса (логарифмированный), реальная ключевая процентная ставка (номинальная с поправкой на инфляцию), темп роста реальной цены на нефть марки Brent (в долларах, с поправкой на инфляцию в США). Все показатели были взяты в среднегодовом выражении.

Модели строились как по всей выборке, так и по отдельным отраслям обрабатывающей промышленности.

Результаты

Перейдем к анализу полученных результатов. В таблице 2 приведены оценки коэффициентов моделей по выборке компаний обрабатывающей промышленности, где зависимая переменная — вероятность банкротства в юридическом смысле (простое определение). Модель 1 представляет собой базовую, а модели 2–5 являются ее расширениями с включением одной из макропеременных, перечисленных в предыдущем разделе. Добавление макропеременных не привело к потере значимости коэффициентов при переменных из базового набора. Стоит отметить, что полученные коэффициенты при показателях из финансовой отчетности оказались статистически значимым и направление их влияния совпадает с экономическим смыслом. Чем выше показатели рентабельности и ликвидности, а также коэффициент оборачиваемости совокупных активов, тем ниже вероятность банкротства. Более крупные компании (из оставшихся, поскольку самые крупные были исключены из выборки) обладают более высокой вероятностью банкротства. Возможно, это связано с тем, что их более тщательно проверяют аудиторы или размеры их задолженностей перед кредиторами выше, чем у более мелких компаний. Доля чистой кредиторской задолженности по модулю значимо положительно коррелирует с вероятностью банкротства. Данный результат связан с тем, что большие отрицательные значения показателя, равно, как и большие положительные являются нежелательными для компании. Первый случай свидетельствует о том, что компания берет на себя чрезмерный операционный риск, а второй — что у компании большой объем кредиторской задолженности по сравнению с дебиторской. Также более зрелые компании обладают более низкой вероятностью банкротства.

Таблица 2 — Результат оценивания моделей (простое определение банкротства)

Регрессоры	Зависимая переменная: вероятность банкротства в следующем году				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Размер компании ²	0,02***	0,02***	0,02***	0,02***	0,02***
Отношение ЕВІТ к активам	-0,57***	-0,57***	-0,57***	-0,57***	-0,56***
Рентабельность продаж	-0,48***	-0,48***	-0,48***	-0,48***	-0,49***
Доля чистого оборотного капитала в активах	-0,38***	-0,39***	-0,40***	-0,41***	-0,41***
Доля денежных средств в активах	-2,98***	-2,97***	-2,97***	-2,95***	-2,97***
Доля чистой кредиторской задолженности в активах по модулю	0,37***	0,36***	0,36***	0,34***	0,36***
Коэффициент оборачиваемости совокупных активов	-0,09***	-0,09***	-0,09***	-0,08***	-0,09***
Среднесписочная численность сотрудников	0,0003***	0,0003***	0,0003***	0,0003***	0,0003***
Возраст компании	-0,14***	-0,13***	-0,13***	-0,12***	-0,12***
Темп роста реального эффективного валютного курса		0,02***			
Темп роста валютного курса			-1,83***		
Ключевая процентная ставка				0,14***	
Темп роста цены нефти марки Brent					0,02***
Федеральные округа	Да				
Константа	Да				
Коэффициент детерминации МакФаддена	0,111	0,114	0,117	0,12	0,121
AUC	0,784	0,787	0,792	0,797	0,797
Наблюдения	461595				

² Отношение логарифма выручки от продаж к медиане по подотрасли.

Примечание — 1. AUC — площадь под кривой рабочей характеристика приёмника, оценивающей точность классификации наблюдений на дефолты и нет на основе оценённой модели. 2. Уровни значимости коэффициентов: * $p < 0,1$; ** $p < 0,05$; *** $p < 0,01$. 3. В скобках приведены стандартные ошибки.

Рассмотрим результаты моделей 2–5. Судя по значениям AUC, включение любой из макропеременных приводит к увеличению прогнозной силы базовой модели. При этом наименьший вклад приносит темп роста реального эффективного валютного курса, а наибольший — реальная ключевая процентная ставка и темп роста цены на нефть (в обоих случаях наблюдается увеличение AUC на 1,3%). Согласно полученным результатам, рост ключевой процентной ставки в реальном выражении ведет к росту вероятности банкротства. Ключевая ставка является индикатором состояния экономики, а также, поскольку является минимальной ставкой, по которой ЦБ выдает кредиты коммерческим банкам, она определяет рыночные ставки кредитования и ставки по депозитам. Рост ключевой процентной ставки сопровождается ростом ставок по выдаваемым коммерческими банками кредитам, что негативно сказывается на возможностях компаний привлекать дополнительные средства или финансировать проекты. Коэффициент при темпах роста цен на нефть марки Brent в реальном выражении оказался статистически значим с положительным знаком. Коэффициенты при показателях темпа роста реального эффективного валютного курса и темпа роста валютного курса рубля к доллару оказались статистически значимыми с положительным и отрицательным знаками соответственно (в первом случае используется девизный курс, а во втором – обменный). Это означает, что укрепление рубля коррелирует с более высокими вероятностями банкротства компаний.

Аналогичные модели были оценены отдельно для каждой подотрасли обрабатывающей промышленности. Макропоказатели оказались устойчиво статистически значимы). Обобщенный результат по прогнозным свойствам

моделей приведен в табл. 4. Можно заключить, что, для большинства подотраслей наибольшей прогнозной силой обладают модели с включением реальной ключевой процентной ставки. Увеличение прогнозной силы после включения этого показателя колеблется от 0,9% (DI и DKDLDM) до 2,4% (DN). Для трех отраслей — DDDE, DFDGDH и DKDLDM — оказалось, что наибольший вклад в увеличение AUC приносит включение в модель темпа роста цен на нефть.

Таблица 3 — Значения AUC в моделях с простым определением банкротства для подотраслей с включением макропоказателей

	Все отрасли	DA	DBDC	DDDE	DFDGDH	DI	DJ	DKDLDM	DN
Без макро-переменных	0,784	0,788	0,79	0,781	0,77	0,826	0,791	0,806	0,726
Реальный эффективный валютный курс	0,787	0,790	0,794	0,786	0,773	0,828	0,794	0,808	0,732
Темп роста валютного курса	0,792	0,793	0,799	0,793	0,781	0,830	0,799	0,813	0,740
Ключевая процентная ставка	0,797	0,798	0,806	0,796	0,784	0,835	0,804	0,815	0,750
Цена нефти марки Brent	0,797	0,797	0,801	0,798	0,793	0,833	0,803	0,820	0,742

Примечание — 1. AUC — площадь под кривой рабочей характеристика приёмника, оценивающей точность классификации наблюдений на дефолты и нет на основе оценённой модели. 2. Полужирным шрифтом выделены наибольшие значения AUC.

Для того, чтобы оценить эффект моратория на банкротство, мы оценили, сколько фирм могло оказаться банкротами в 2020 году. Для этого модели

оценивались по данным с 2012 по 2018 год. По данным за 2019 год строился прогноз вероятности банкротства компаний в 2020 году. Затем выбирался некоторый пороговый уровень вероятности, при превышении которого компания относилась к категории банкротов. Для обычного определения дефолта на основе спецификации модели с включением ключевой процентной ставки в реальном выражении был получен следующий результат: для 2,98% компаний вероятность банкротства в 2020 году превышает порог 3%. Фактическая доля банкротов в 2020 году составила 2,14%, таким образом эффект моратория составляет согласно нашим оценкам 0,84%.

Выводы

В данном исследовании были оценены модели вероятности банкротств предприятий обрабатывающей промышленности Российской Федерации за период с 2012 по 2020 год с включением показателей макроэкономического окружения. Согласно полученным результатам, валютный курс, цены на нефть и ключевая процентная ставка оказались статистически значимыми в объяснении вероятности банкротств. Как и для всей обрабатывающей отрасли в целом, так для подотраслей наибольшей прогнозной силой обладают модели с включением реальной ключевой процентной ставки или цен на нефть. Рост обеих переменных ведет к росту вероятности банкротства.

Список литературы

1. Beaver W. H. Financial ratios as predictors of failure // Journal of accounting research. 1966. pp. 71-111.
2. Altman E. I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy // The journal of finance. 1968. Vol. 23. No. 4. pp. 589-601.
3. Ohlson J. A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy // Journal of accounting research. 1980. pp. 109-131.
4. Barboza F., Kimura H., Altman E. Machine learning models and bankruptcy prediction // Expert Systems with Applications. 2017. Vol. 83. pp. 405-417.
5. Lohmann C., Ohliger T. Using accounting-based information on young firms to predict bankruptcy // Journal of Forecasting. 2019. Vol. 38. No. 8. pp. 803-819.
6. Nehrebecka N. COVID-19: stress-testing non-financial companies: a macroprudential perspective. The experience of Poland // Eurasian Economic Review. 2021. Vol. 11. No. 2. pp. 283-319.
7. Тотмянина К.М. Оценка вероятности дефолта промышленных компаний на основе финансовых показателей // Финансовая аналитика: проблемы и решения. 2011. № 11. С. 59-68.
8. 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. Т. 16. № 4. С. 46-70.
9. Демешев Б. Б., Тихонова А. С. Прогнозирование банкротства российских компаний: межотраслевое сравнение // Экономический журнал Высшей школы экономики. 2014. Т. 18. № 3. С. 359-386.

10. Донец С. А., Могилат А. Н. Кредитование и финансовая устойчивость российских промышленных компаний: микроэкономические аспекты анализа // Деньги и кредит. 2017. № 7. С. 41-51.
11. Virolainen K. Macro stress testing with a macroeconomic credit risk model for Finland // Bank of Finland Research Discussion Paper. 2004. No. 18.