

---

# Эконометрическое моделирование

## ОЦЕНКА ВЕРОЯТНОСТИ БАНКРОТСТВА КОМПАНИЙ ОБРАБАТЫВАЮЩЕЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ С УЧЕТОМ МАКРОЭКОНОМИЧЕСКОЙ КОНЬЮНКТУРЫ

О. А. БЕКИРОВА  
А. В. ЗУБАРЕВ

*В статье приведены результаты эконометрической оценки вероятностных моделей дефолта на выборке средних по размеру компаний обрабатывающей промышленности в России за период с 2012 по 2020 гг. Рассмотрены модели с включением характеристик макроэкономического окружения. Получен результат, в соответствии с которым включение в модели таких показателей, как реальный эффективный обменный курс, реальная ключевая процентная ставка и цена на нефть марки Brent в реальном выражении, приводит к росту прогнозной силы. Кроме того, с помощью построенных моделей получена оценка эффекта моратория на банкротство, введенного во время пандемии коронавирусной инфекции.*

*Статья подготовлена в рамках выполнения научно-исследовательской работы государственного задания РАНХиГС при Президенте Российской Федерации.*

**Ключевые слова:** банкротство, мораторий на банкротство, российские компании, вероятностные модели, логистическая регрессия, макроэкономические факторы.

**JEL:** C25, C51, G32, G33, G34, I60.

### Введение

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

Прогнозирование банкротств промышленных компаний является предметом большого числа зарубежных исследований. Наиболее распространено в таких работах использование в качестве предикторов показателей бухгалтерской и финансовой отчетности [5–10]. Аналогичные исследования встречаются и для российской экономики [1–4]. Несколько реже наблюдается включение в список объясня-

ющих переменных макроэкономических характеристик. Есть ряд исследований, в которых авторы включают макропоказатели в модели оценки отношения числа дефолтов к общему числу компаний. Так, например, в [11] было показано, что между дефолтами в корпоративном секторе и важнейшими макроэкономическими факторами, включая ВВП, процентные ставки и корпоративную задолженность, существует значимая взаимосвязь. В другом исследовании статистически значимыми в объяснении долей дефолтов также оказались инфляция и реальный эффективный валютный курс [9].

В настоящей работе предпринята попытка выявить не только некоторые индикаторы дефолтов предприятий, но и проанализировать, насколько включение в модели основных макроэкономических показателей приводит к росту прогнозной силы моделей, оценивающих вероятность банкротства отдельных ком-

---

Бекирова Ольга Александровна, младший научный сотрудник РАНХиГС при Президенте Российской Федерации (Москва), e-mail: bekirova-oa@ranepa.ru; Зубарев Андрей Витальевич, заведующий лабораторией прикладных макроэкономических исследований РАНХиГС при Президенте Российской Федерации, канд. экон. наук (Москва), e-mail: zubarev@ranepa.ru

паний. Анализ с использованием эконометрических методов был проведен на выборке средних по размеру компаний обрабатывающей промышленности в России за период с 2012 по 2020 гг. Модели строились также отдельно по выборкам компаний из отраслей обрабатывающей промышленности.

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

### Динамика банкротств

При анализе используются два определения банкротства компании: простое (рассматривается только юридическая процедура банкротства) и расширенное (помимо факта прохождения юридической процедуры к банкротству относятся случаи соблюдения критериев на основе данных бухгалтерской отчетности).

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

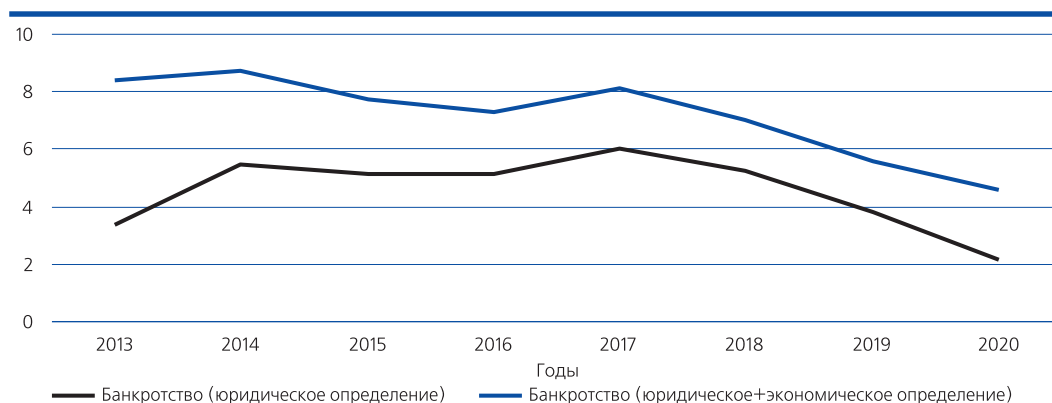
стороны суда или заключения мирового соглашения между сторонами) занимает от 6 месяцев до 2–3-х лет. В качестве начала юридической процедуры банкротства брались даты публикации сообщения «О намерении кредитора обратиться в суд с заявлением о банкротстве», которые доступны в базе данных СПАРК для компаний, которые еще не завершили процедуру. Для уже не действующих 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.

В случае расширенного определения помимо упомянутой процедуры к банкротству относились ситуации выполнения одного из двух условий на основе годовой бухгалтерской отчетности компании:

1. Поступления от текущих операций ниже краткосрочных обязательств.
2. ЕВІТ ниже процентов к уплате.

Соблюдение этих критериев означает наличие у компании финансовых затруднений, неспособность ответить по своим обязательствам, что потенциально может привести к претензиям со стороны кредиторов. Таким образом, в случае если компания проходила юридическую процедуру банкротства, но до

**Рис. 1. Динамика доли числа банкротств от количества компаний в предыдущем году в обрабатывающей промышленности, в %**



Источник: составлено авторами по данным СПАРК.

этого были соблюдены критерии наличия финансовых затруднений, год соблюдения критериев брался в качестве даты банкротства.

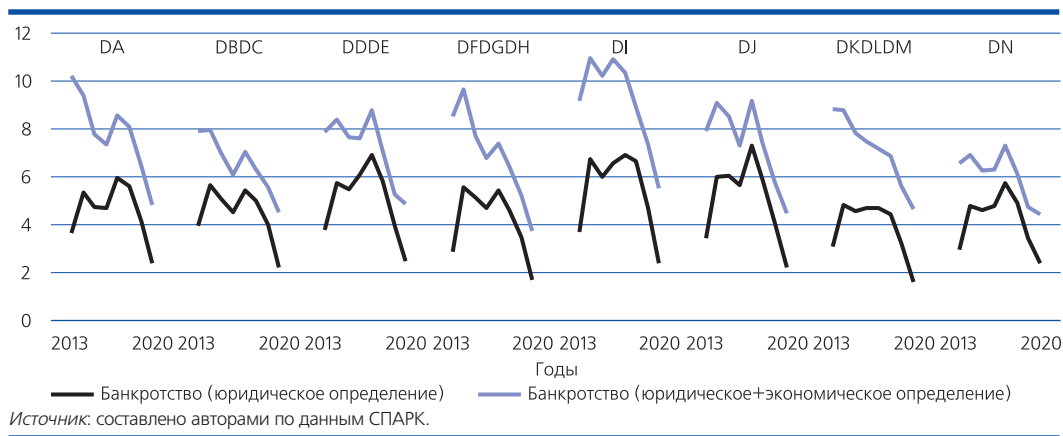
Использование расширенного определения позволяет несколько увеличить рассматриваемое число банкротств, которые являются довольно редким событием. (См. рис. 1.) Рассматривая динамику долей банкротств на отрезке с 2013 по 2020 гг., можно отметить, что наибольший разрыв в определениях наблюдался в 2013 г. Данный факт можно связать с низким уровнем развития института банкротства. В дальнейшем этот разрыв сокращался и в 2020 г. составил около 2,5%. На протяжении периода с 2016 по 2019 гг. спред между показателями по двум определениям составлял порядка 1,8–2%, а в 2020 г. составил 2,5%, поэтому косвенно оценить эффект от моратория на банкротство можно в 0,5–0,7%. Тем не менее, ввиду недостаточности данных, оценки за 2020 г. могут быть несколько занижены. В целом за период с 2017 по 2020 гг. наблюдалось заметное уменьшение числа компаний-банкротов в обрабатывающей промышленности – в этот период происходили снижение ключевой процентной ставки и ослабление курса рубля по отношению к доллару. Период с 2018 г. также сопровождался снижением цен на нефть.

Интересно также рассмотреть динамику банкротств отдельно для каждой отрасли обрабатывающей промышленности. (См. рис. 2.) (Перечень рассматриваемых отраслей или групп отраслей приведен в табл. 1.) На рисунке видно, что наибольшее отношение компаний-банкротов к числу компаний в предыдущем году наблюдается для отрасли производства прочей неметаллической минеральной продукции (DI); для этой отрасли характерен также значительный разрыв в количестве дефолтов между двумя определениями. Заметно больше значения долей дефолтов по расширенному определению по сравнению с простым также для отраслей машиностроения (DKDLDM), пищевой (DA) и производства кокса, нефтепродуктов, ядерных материалов, химического производства и производства лекарственных препаратов (DFDGDH). Для ряда отраслей отмечается рост доли дефолтов в 2017 г. на более чем 1% по сравнению с 2016 г. (DA и DJ).

### Данные и методология исследования

Были использованы данные годовых бухгалтерских отчетностей по российским компаниям обрабатывающей промышленности за период с 2012 по 2020 гг. Из выборки были ис-

**Рис. 2. Динамика доли числа банкротств от количества компаний в предыдущем году для разных отраслей обрабатывающей промышленности, в %**



ключены 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 отнесены те, у которых отклонение от медианной выручки от продаж по отраслям превышает отметку в сто раз (что составило порядка 1% в каждой отрасли).

Перед построением моделей была проведена обработка данных с исключением аномальных значений по краям выборки по каждой объясняющей переменной (исключались 99,5 и 0,5% перцентили распределения<sup>1</sup>).

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

Модель в общем виде может быть представлена следующим образом:

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

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

Объясняющие переменные брались с лагом в один год. Таким образом, зависимая переменная – это вероятность того, что компания обанкротится в следующем году, т.е. для оценки вероятностей банкротства за период с 2013 по 2020 гг. объясняющие переменные брались за период с 2012 по 2019 гг.

Для базовой модели был использован набор объясняющих переменных, включающий в себя показатели размера компании (отношение логарифма выручки от продаж к медиане по отрасли и среднесписочная численность сотрудников), рентабельности (отношение EBIT 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-перемен-

**Таблица 1**  
**Список отраслей 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

*Источник:* составлено авторами.

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

ные 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) и 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 табл. 2 приведены оценки коэффициентов моделей по выборке компаний обрабатывающей промышленности, где зависимая переменная – вероятность банкротства в юридическом смысле (простое определение). Модель 1 – базовая, а модели 2–5 являются ее расширениями с включением одной из макропеременных, перечисленных в предыдущем разделе. Из таблицы видно, что добавление макропеременных не привело к потере значимости коэффициентов при переменных из базового набора и что полученные коэффициенты при показателях из финансовой отчетности оказались статистически значимыми и направление их влияния совпадает с экономи-

**Таблица 2**  
**Результаты оценивания моделей (простое определение банкротства)**

Регрессоры	Модели				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Размер компании <sup>2</sup>	0,02***	0,02***	0,02***	0,02***	0,02***
Отношение ЕБИТ 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	0,120	0,121
AUC	0,784	0,787	0,792	0,797	0,797
Наблюдения			461 595		

*Примечания.*

1. AUC – площадь под кривой рабочей характеристики приемника, оценивающей точность классификации на основе оцененной модели.

2. Уровни значимости коэффициентов: \* $p < 0,1$ ; \*\* $p < 0,05$ ; \*\*\* $p < 0,01$ .

Источник: составлено авторами.

<sup>2</sup> Отношение логарифма выручки от продаж к медиане по отрасли.

ческим смыслом: чем выше показатели рентабельности и ликвидности, а также коэффициент оборачиваемости совокупных активов, тем ниже вероятность банкротства. У более крупных компаний (из оставшихся, поскольку самые крупные были исключены из выборки) вероятность банкротства выше. Возможно, это объясняется тем, что их более тщательно проверяют аудиторы или размеры их задолженностей перед кредиторами выше, чем у более мелких компаний. Далее видим, что 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. Кроме того, у более зрелых компаний вероятность банкротства более низкая.

Рассмотрим результаты моделей 2–5. Судя по значениям AUC, включение в них любой из макропеременных приводит к увеличению прогнозной силы базовой модели. При этом наименьший вклад вносит 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 увеличению вероятности банкротства. Ключевая ставка, являясь индикатором состояния экономики, а также минимальной ставкой, по которой ЦБ РФ выдает кредиты коммерческим банкам, определяет рыночные ставки кредитования и ставки по депозитам. Рост ключевой процентной ставки сопровождается ростом ставок по выдаваемым коммерческими банками кредитам, что негативно сказывается на возможности 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 статистическими 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.

Логика того, как укрепление рубля и рост цен на нефть сказываются на вероятности бан-

**Таблица 3**  
**Значения AUC в моделях с простым определением банкротства для отраслей с включением макропоказателей**

	Все отрасли	DA	DBDC	DDDE	DFDGDH	DI	DJ	DKDLDM	DN
Без макропеременных	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	<b>0,797</b>	<b>0,798</b>	<b>0,806</b>	0,796	0,784	<b>0,835</b>	<b>0,804</b>	0,815	<b>0,750</b>
Цена нефти марки Brent	<b>0,797</b>	0,797	0,801	<b>0,798</b>	<b>0,793</b>	0,833	0,803	<b>0,820</b>	0,742

*Примечания.*

1. AUC – площадь под кривой рабочей характеристики приемника, оценивающей точность классификации на основе оцененной модели.

2. Полу жирным шрифтом выделены наибольшие значения AUC.

*Источник:* составлено авторами.

кротства компании, в некотором плане схожа, поскольку повышение цен на нефть приводит к укреплению рубля. В условиях укрепления рубля или при возросших ценах на нефть экспорт становится менее конкурентоспособным, снижаются экспортные доходы компаний. При этом импорт становится более дешевым, что также усиливает конкуренцию с иностранными компаниями. Повышение цен на нефть, даже если оно и не влечет за собой укрепление рубля, обуславливает рост зарплат работников сырьевого сектора, за которым, при условии мобильности трудовых ресурсов, следует рост зарплат работников остальных секторов экономики. Таким образом, увеличение издержек компаний приводит к повышению вероятности дефолта.

Аналогичные модели были оценены отдельно для каждой отрасли обрабатывающей промышленности. Макропоказатели оказались устойчиво статистически значимы. Обобщенный результат по прогнозным свойствам моделей приведен в табл. 3, из которой можно заключить, что для большинства отраслей 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 вносит включение в модель темпа роста цен на нефть.

Далее рассмотрим модели, в которых в качестве зависимой переменной использует-

**Таблица 4**  
**Результаты оценивания моделей (расширенное определение банкротства)**

Регрессоры	Модели				
	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
Размер компании <sup>3</sup>	0,03***	0,03***	0,03***	0,03***	0,03***
Отношение ЕБИТ к активам	-0,14***	-0,14***	-0,14***	-0,14***	-0,14***
Рентабельность продаж	-0,51***	-0,51***	-0,51***	-0,51***	-0,51***
Доля чистого оборотного капитала в активах	-0,40***	-0,40***	-0,41***	-0,40***	-0,41***
Доля денежных средств в активах	-2,42***	-2,42***	-2,42***	-2,42***	-2,42***
Доля чистой кредиторской задолженности в активах по модулю	-0,02	-0,02	-0,02	-0,02	-0,02
Коэффициент оборачиваемости совокупных активов	-0,16***	-0,16***	-0,16***	-0,16***	-0,16***
Среднесписочная численность сотрудников	0,0004***	0,0004***	0,0004***	0,0004***	0,0004***
Возраст компании	-0,11***	-0,11***	-0,11***	-0,11***	-0,11***
Темп роста реального эффективного валютного курса		0,002*			
Темп роста валютного курса			-0,16***		
Ключевая процентная ставка				-0,003	
Темп роста цены нефти марки Brent					0,002***
Федеральные округа			Да		
Константа			Да		
Коэффициент детерминации МакФаддена	0,097	0,097	0,097	0,097	0,097
AUC	0,755	0,755	0,755	0,754	0,755
Наблюдения			400 881		

*Примечания.*

1. AUC – площадь под кривой рабочей характеристики приемника, оценивающей точность классификации на основе оцененной модели.

2. Уровни значимости коэффициентов: \*p<0,1; \*\*p<0,05; \*\*\*p<0,01.

*Источник:* составлено авторами.

<sup>3</sup> Отношение логарифма выручки от продаж к медиане по отрасли.

ся вероятность банкротства компании согласно расширенному определению. Результаты оценок коэффициентов приведены в табл. 4, из которой видно, что, так же как и в случае с простым определением банкротства, модель 1 представляет собой базовую, а модели 2–5 являются ее расширениями с включением одной из макропеременных. Оценки коэффициентов при показателях из финансовой отчетности не претерпели изменений, за исключением потери значимости коэффициента при доле чистой кредиторской задолженности в активах по модулю. Все макропоказатели, за исключением реальной ключевой процентной ставки, оказались статистически значимыми, знаки коэффициентов также сохранились. Однако, в отличие от предыдущего случая, роста в показателе AUC не наблюдается. Возможно, потеря значимости ключевой процентной ставки в реальном выражении связана с тем, что компании, обанкротившиеся де-факто из-за экономических причин (но не обанкротившиеся де-юре), реже пользуются продуктами банковского рынка.

Согласно результатам, приведенным в табл. 5, можно также сделать вывод о слабой прогнозной способности моделей с макропеременными в разрезе отраслей. Стоит отметить наличие незначимых коэффициентов при макропоказателях в ряде моделей. Использо-

вание темпов роста цен на нефть марки Brent или валютного курса в моделях для отраслей DFDGDH и DJ привело к росту AUC по сравнению с базовой моделью на 0,1%. Несмотря на незначимость ключевой процентной ставки в модели для всей отрасли, данная переменная оказалась значимой в объяснении вероятности дефолта двух отраслей — DFDGDH и DN.

Для того чтобы оценить эффект моратория на банкротство, мы оценили, сколько фирм могло оказаться банкротами в 2020 г. Для этого модели оценивались по данным с 2012 по 2018 гг. По данным за 2019 г. строился прогноз вероятности банкротства компаний в 2020 г. 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 г. превысила порог в 3%, тогда как фактическая доля банкротов в 2020 г. составила 2,14%. Таким образом, эффект моратория составил, согласно нашим оценкам, 0,84%. Данный результат согласуется с нашей предварительной оценкой, сделанной лишь на основании динамики дефолтов по двум типам определения.

**Таблица 5**  
**Значения AUC в моделях с расширенным определением банкротства для отраслей с включением макропоказателей**

	Все отрасли	DA	DBDC	DDDE	DFDGDH	DI	DJ	DKDLDM	DN
Без макропеременных	0,755	0,731	0,766	0,759	0,756	0,755	0,764	0,755	0,750
Реальный эффективный валютный курс	0,755	0,731	<b>0,767</b>	0,759	0,756	0,755	0,764	0,755	0,750
Темп роста валютного курса	0,755	0,731	<b>0,767</b>	0,759	0,756	0,755	<b>0,765</b>	0,755	0,750
Ключевая процентная ставка	0,754	0,730	0,766	0,759	<b>0,757</b>	0,755	0,764	0,755	<b>0,751</b>
Цена нефти марки Brent	0,755	0,731	<b>0,767</b>	0,759	0,756	0,755	<b>0,765</b>	0,755	0,750

*Примечания.*

1. AUC – площадь под кривой рабочей характеристики приемника, оценивающей точность классификации на основе оцененной модели.

2. Полужирным шрифтом выделены наибольшие значения AUC.

3. Курсивом выделены значения AUC моделей, в которых макропеременная оказалась не значимой.

*Источник:* составлено авторами.



## Выводы

В настоящем исследовании были оценены модели вероятности банкротств предприятий обрабатывающей промышленности Российской Федерации за период с 2012 по 2020 гг. с включением показателей макроэкономического окружения. Было рассмотрено два определения банкротства – простое и расширенное. Согласно полученным результатам валютный курс и цены на нефть оказались статистически значимыми в объяснении вероятности банкротств по обоим определениям.

Тем не менее в моделях с расширенным определением макроэкономические показатели не внесли вклад в увеличение их прогнозной силы. При рассмотрении простого определения банкротства было отмечено, что, как и для всей обрабатывающей промышленности в целом, так и для каждой отдельной отрасли, наибольшей прогнозной силой обладают модели с включением реальной ключевой процентной ставки, а также цен на нефть. Рост обеих переменных ведет к росту вероятности банкротства. ■

## Литература

1. Демешев Б.Б., Тихонова А.С. Прогнозирование банкротства российских компаний: межотраслевое сравнение // Экономический журнал Высшей школы экономики. 2014. Т. 18. № 3. С. 359–386.
2. Донец С.А., Могилат А.Н. Кредитование и финансовая устойчивость российских промышленных компаний: микроэкономические аспекты анализа // Деньги и кредит. 2017. № 7. С. 41–51.
3. 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.
4. Тотмянина К.М. Оценка вероятности дефолта промышленных компаний на основе финансовых показателей // Финансовая аналитика: проблемы и решения. 2011. № 11. С. 59–68.
5. Altman E.I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy // The Journal of Finance. 1968. Vol. 23. No. 4. Pp. 589–601.
6. Barboza F., Kimura H., Altman E. Machine learning models and bankruptcy prediction // Expert Systems with Applications. 2017. Vol. 83. Pp. 405–417.
7. Beaver W.H. Financial ratios as predictors of failure // Journal of Accounting Research. 1966. Pp. 71–111.
8. 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.
9. 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.
10. Ohlson J. A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy // Journal of Accounting Research. 1980. Pp. 109–131.
11. Virolainen K. Macro stress testing with a macroeconomic credit risk model for Finland // Bank of Finland Research Discussion Paper. 2004. No. 18.

## References

1. Demeshev B.B., Tikhonova A.S. Default Prediction for Russian Companies: Intersectoral Comparison // Higher School of Economics Journal. 2014. Vol. 18. No. 3. Pp. 359–386.
2. Donetsk S.A., Mogilat A.N. Lending and financial stability of Russian industrial companies: microeconomic aspects of analysis // Journal of Money and Finance. 2017. No. 7. Pp. 41–51.
3. Sal'nikov V.A., Mogilat A.N., Maslov I.Yu. Stress Testing for Russian Real Sector: First Approach // Journal of the New Economic Association. 2012. Vol. 16. No. 4. Pp. 46–70.
4. Tot'myanina K.M. Estimation of Probability of Default of Industrial Companies on the Basis of Financial Indicators // Financial Analytics: Science and Experience. 2011. No. 11. Pp. 59–68.
5. Altman E.I. Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy // The Journal of Finance. 1968. Vol. 23. No. 4. Pp. 589–601.
6. Barboza F., Kimura H., Altman E. Machine learning models and bankruptcy prediction // Expert Systems with Applications. 2017. Vol. 83. Pp. 405–417.
7. Beaver W.H. Financial ratios as predictors of failure // Journal of Accounting Research. 1966. Pp. 71–111.

8. 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.
9. 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.
10. Ohlson J. A. Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy // Journal of Accounting Research. 1980. Pp. 109–131.
11. Virolainen K. Macro stress testing with a macroeconomic credit risk model for Finland // Bank of Finland Research Discussion Paper. 2004. No. 18.

### **Estimating the Bankruptcy Probability of Manufacturing Companies Considering Macroeconomic Conditions**

**Olga A. Bekirova** – Junior Researcher of the Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration (Moscow, Russia). E-mail: bekirova-oa@ranepa.ru

**Andrey V. Zubarev** – Senior Researcher of the Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, Candidate of Economic Sciences (Moscow, Russia). E-mail: zubarev@ranepa.ru

*The article presents the results of an econometric estimation 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. According to the results, the inclusion of the real effective exchange rate, the real key interest rate and the price of Brent oil in real terms increases the predictive power of the model. Using the estimators of the models with macroeconomic factors the effect of the moratorium on bankruptcy introduced during the coronavirus pandemic was assessed.*

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

**Key words:** bankruptcy, moratorium on bankruptcy, Russian companies, probabilistic models, logistic regression, macroeconomic factors.

**JEL-codes:** C25, C51, G32, G33, G34, L60.