

**БАНКОВСКИЕ РИСКИ:  
ТЕОРИЯ, ПРАКТИКА,  
МЕТОДОЛОГИЯ**

## **ЭМПИРИЧЕСКИЙ АНАЛИЗ ПРЕДЕЛЬНЫХ УРОВНЕЙ ДЕФОЛТА ДЛЯ ПРИЗНАНИЯ ПОДХОДА НА ОСНОВЕ ВНУТРЕННИХ РЕЙТИНГОВ СОМНИТЕЛЬНЫМ ПРИ ОЦЕНКЕ КРЕДИТНОГО РИСКА**

В статье исследуется стабильность показателей дискриминационной способности рейтинговых моделей (в частности, индекса Джини) в контексте целесообразности использования ПВР в условиях кризиса. Автор рассматривает, как связана частота дефолтов с падением дискриминационной способности моделей, строит макромоделю. Показано, что пороговые значения макропараметров, при достижении которых возможен рост частоты дефолтов до предельного уровня, достаточно высоки и не прогнозируются даже в глубокий кризис.

**КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:** оценка кредитного риска, подход на основе внутренних рейтингов, ПВР, индекс Джини, частота дефолта, рейтинговая модель

### **ОБЗОР ТРЕБОВАНИЙ И ПОДХОДОВ К ОЦЕНКЕ КРЕДИТНОГО РИСКА**

Подход к оценке кредитного риска на основе внутренних рейтингов (ПВР) предполагает внутреннее моделирование данной оценки посредством кредитных рейтингов. Он решает следующие две задачи.

1. Оценка вероятности дефолта (Probability of Default, PD).
2. Дискриминация уровня кредитоспособности заемщиков в смысле упорядочивания компаний от менее кредитоспособных к более кредитоспособным в зависимости от количественных и качественных показателей (риск-доминирующих факторов) оцениваемой компании с учетом сегмента (отрасли, трансфера риска, связанности с материнской компанией, контрагентами и т.п.).

В рамках подхода, который используют банки, решение первой задачи обеспечивается решением второй задачи и макропрогнозом частоты дефолта (Default Rate, DR) в целом по сегменту, для которого применяется заданная внутренняя рейтинговая модель.



**Помазанов Михаил Вячеславович** — к. ф. -м. н., доцент факультета экономических наук Школы финансов Национального исследовательского университета «Высшая школа экономики». Автор более 35 научных работ, в том числе двух монографий (г. Москва)

Основной общепринятой мерой качества решения второй задачи является индекс Джини (Gini) рейтинговой модели, измеряемый по результатам валидации на основе исторических данных [11]. Индекс Джини показывает, насколько точно рейтинговая модель может предсказать дефолт в течение года (или за больший срок) по результатам замера рейтинга (балла рейтинга) в начале годового периода и статистики дефолта в течение года. Индекс Джини измеряется в процентах. Величина, равная 100%, означает абсолютную точность предсказания (что недостижимо), нулевое значение — случайный ответ (random model).

При ежегодной валидации модели по статистике прошедшего года индекс Джини качества модели не является постоянным. Теоретически при определенных условиях (в результате каких-то структурных изменений) он может упасть до значений, при которых ценность рейтинговой модели по сравнению с субъективным подходом «экономических рассуждений» обнуляется. Цель данной статьи — установить, при каком падении индекса Джини целесообразно рассматривать вопрос об отказе от практики применения ПВР.

Первое, с чего следует начать, — это представить общепризнанные в российской и мировой практике уровни индекса Джини, при которых модель считается удовлетворительной (рекомендуемой к применению) и неудовлетворительной (табл. 1).

Как можно увидеть, на стадии разработки для хорошего уровня модели требуется  $Gini \geq 60\%$ . О сомнительности модели можно говорить начиная со значения  $Gini = 40\%$ . Следовательно, разумно установить относительный уровень падения индекса Джини ( $\Delta Gini$ ), при котором вопрос о сомнительности рейтинговой модели становится актуальным — это уровень  $\Delta Gini = -20\%$ .

В зарубежной литературе по финансовой инженерии мало исследовательских работ, в которых рассматривается вопрос о стабильности показателей дискриминационной способности рейтинговых моделей (в том числе индекса Джини), а в российской литературе они вообще отсутствуют. Одним из последних примеров такого рода зарубежных

исследований является работа норвежских авторов 2021 г. [7], в которой они строили зависимость стабильности предсказательной силы кредитных рейтингов от различных факторов нестабильности их измерений, включающих общий эффект волатильности внутренней оценки как при повышении, так и при понижении рейтинга, макропеременные бизнес-цикла (ВВП и пр.). На рис. 1 представлена иллюстрация общего поведения индекса Джини для исследуемых норвежских банков. В работе используется альтернативное название индекса — коэффициент точности модели (Accuracy Ratio, AR). Авторы не добились однозначного ответа, почему для разных банков обнаружены разные зависимости. Однако для наших целей достаточно понимания диапазона колебаний индекса Джини при валидации рейтинговых систем (совокупности моделей) двух не моделированных, а реальных банков. По нашим валидационным измерениям этот диапазон соответствует тому диапазону, который наблюдаем мы, — 50–70%.

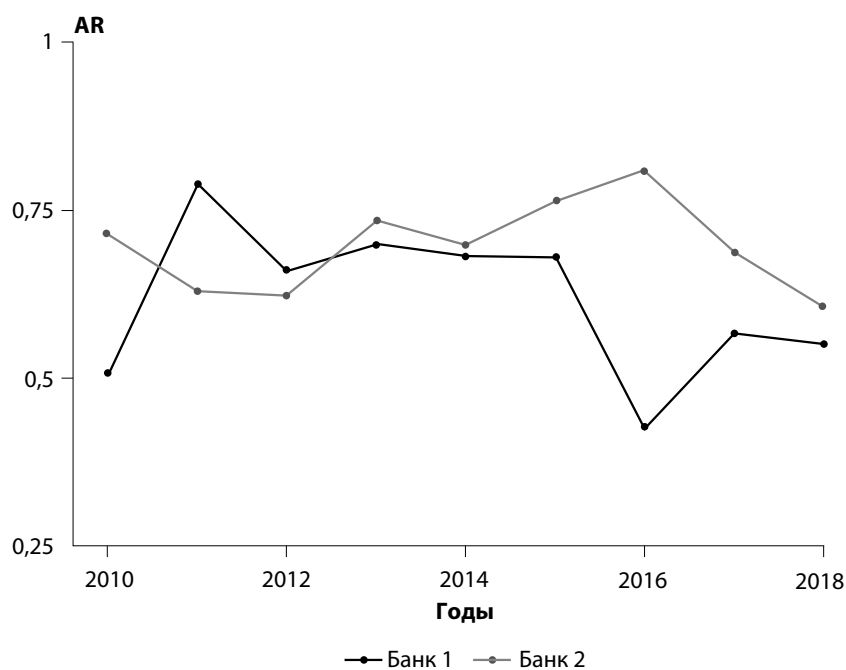
Самой известной научной работой, посвященной исследованию стабильности дискриминационной способности кредитных рейтингов, является статья О. Блюмке [5]. В ней автор четко показал, что самым сильным регрессором к  $\Delta Gini$  является DR. Для анализа использовались данные измерения индекса Джини, представленные рейтинговым агентством Standard & Poor's (S&P). Теория предполагает наличие отрицательной корреляции между дискриминационной способностью кредитных рейтингов и уровнем дефолтов: чем выше уровень дефолтов, тем ниже ожидаемая дискриминационная способность рейтингов. О. Блюмке проанализировал, можно ли обнаружить эту связь в данных, и пришел к выводу, что можно: эмпирические оценки значимы. Конечным результатом этой корреляции является дополнительный уровень колебаний дискриминационной способности кредитных рейтингов. Ожидаемый диапазон этих флуктуаций для анализируемого набора данных составляет более 20% от средней разрешающей способности. Это значение, которое нельзя игнорировать с практической точки зрения.

Таблица 1. Требования к индексу Джини рейтинговой модели, %

Уровень модели	Корпоративные заемщики	Розничные заемщики (поведенческие модели)	Розничные заемщики (аппликативные модели)
<i>Стадия разработки</i>			
Хороший	60–100	70–100	60–100
Удовлетворительный	40–60	50–70	40–60
Неудовлетворительный	0–40	0–50	0–40
<i>Стадия валидации</i>			
Хороший	50–100	60–100	50–100
Удовлетворительный	40–50	40–60	35–50
Неудовлетворительный	0–40	0–40	0–35

Источник: [8].

Рис. 1. Поведение измеренного индекса Джини для двух норвежских банков



Примечание: названия банков не раскрываются.  
Источник: [7].

## ЭМПИРИЧЕСКИЕ ИССЛЕДОВАНИЯ ДИАПАЗОНА DELTAGINI НА ОСНОВЕ ДАННЫХ АГЕНТСТВ MOODY'S И S&P

Для эмпирических исследований использовались данные рейтинговых агентств Moody's [4] и S&P [6].

Зависимость между показателем DR и индексом Джини по данным Moody's представлена на рис. 2, по данным S&P — на рис. 3.

Как можно увидеть на рис. 2 и 3, присутствует смещение корреляций на один год между DR и индексом Джини, причем последний опережает DR, т.е. с начала года измеряется «плохой» индекс Джини, затем идет увеличение частоты дефолта.

Чтобы получить универсальные выводы, для установления диапазона отклонения индекса Джини от среднего и перехода к отсчету  $\text{deltaGini}$  необходимо перейти к единицам среднего DR ( $\text{DR}_{\text{mean}}$ ) так, чтобы регрессионная прямая проходила через точку (1, 0), т.е. при  $PD = 1$  у. е. (средней величине DR за весь период наблюдений)  $\text{deltaGini} = 0$ .

На рис. 4 представлена соответствующая регрессия измерений по данным агентства Moody's,

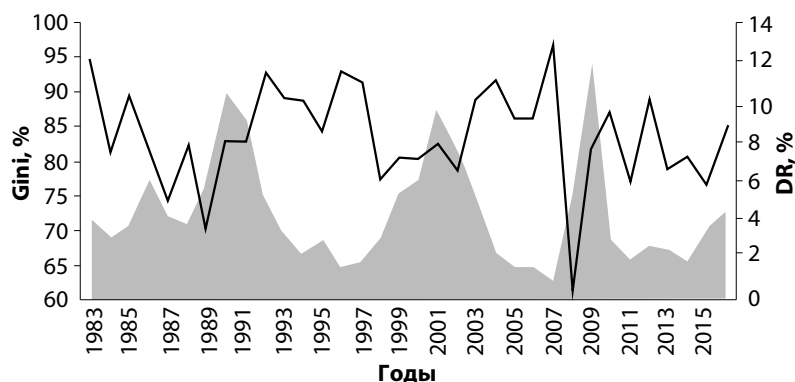
для которой точечными линиями отмечены доверительные интервалы [3] на уровне 50%. Этот уровень предполагает, что вероятность попадания измерений в доверительный интервал — 50 на 50%.

Из рис. 4 видно, что в среднем для достижения критического уровня (-20%, на графике показан черной пунктирной линией) необходим рост вероятности дефолта относительно среднего в четыре раза. На 50%-ном интервале доверия — это более чем в три раза. Единственная точка ниже критического уровня — это измерения индекса Джини в 2008 г. В период кризиса 2008 г. он упал до беспрецедентных 62%. Это не позволило бы говорить о плохом уровне ПБР, однако относительное падение превысило 20%. Тем не менее на следующий год после донастройки подхода точность уже вернулась к среднему (чуть ниже) уровню, соответствующему высокому качеству рейтингования.

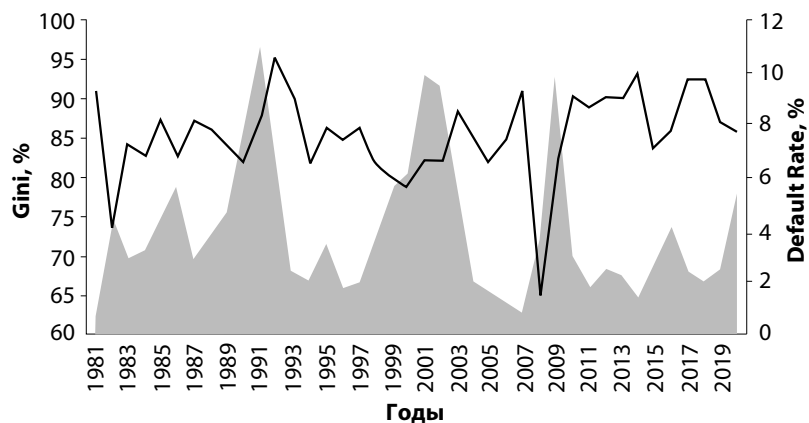
Аналогичная картина наблюдается и для данных агентства S&P (рис. 5).

Для измерений S&P вероятность достижения критического уровня еще выше, чем в случае данных Moody's. Она соответствует увеличению DR

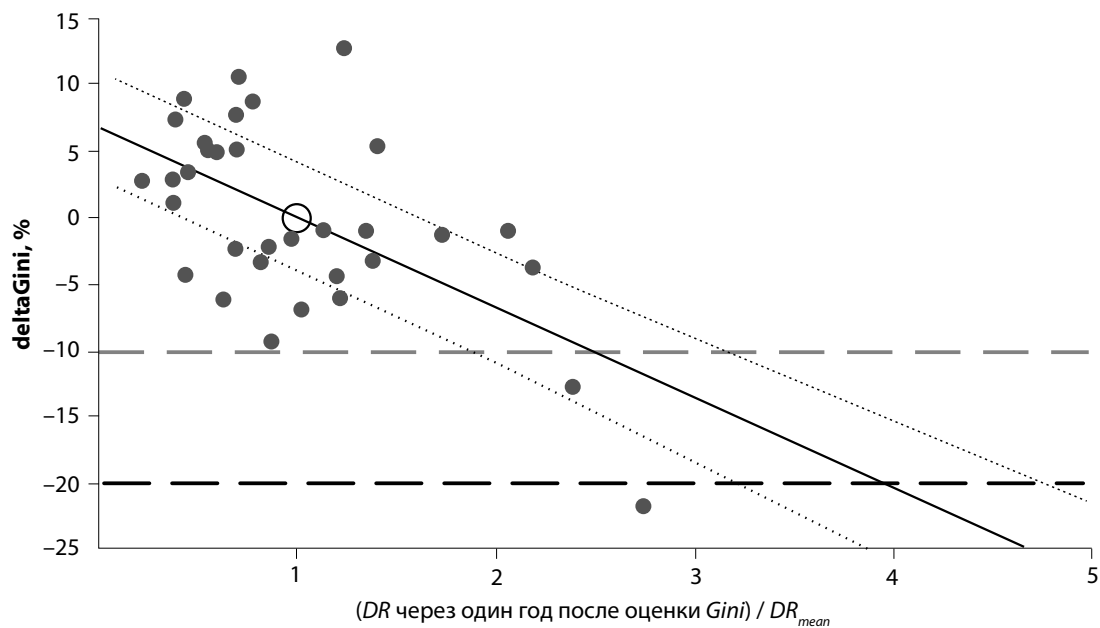
Рис. 2. Зависимость между DR и индексом Джини по данным Moody's в период 1983–2016 гг.



**Рис. 3.** Зависимость между DR и индексом Джини по данным S&P в период 1981–2020 гг.

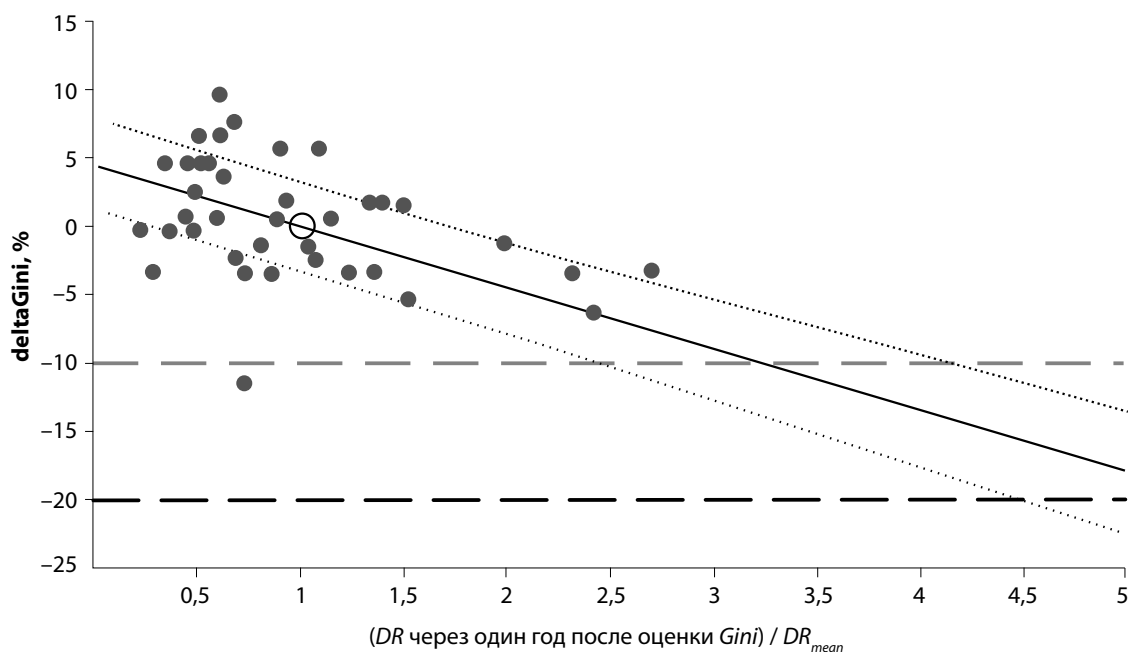


**Рис. 4.** Регрессия измерений индекса Джини к относительной DR по данным Moody's



Примечание: точечными линиями отмечены доверительные интервалы, светло-серой пунктирной линией обозначен нормальный уровень, черной — критический уровень (здесь и далее на рис. 5–8 и 10).

**Рис. 5.** Регрессия измерений индекса Джини к относительной DR по данным S&P



более чем в 4,5 раза. Как и в случае Moody's, было одно измерение (так же в 2008 г.), когда дискриминационная способность кратковременно опустилась до низкого для агентства уровня в 65%.

Значения квадрата корреляции  $R^2$  для зависимости индекса Джини для Moody's и S&P составили 35% и 28% соответственно. Корреляция невысока, но статистически значима.

На рис. 6–8 представлены графики регрессии измерений индекса Джини к относительной DR, построенные с использованием риск-калькуляторов агентства Moody's.

### ЭМПИРИЧЕСКИЕ ИССЛЕДОВАНИЯ ДИАПАЗОНА DELTAGINI НА ДАННЫХ РФ

Для анализа мы использовали данные «СПАРК-Интерфакс» по компаниям с выручкой от 30 млн

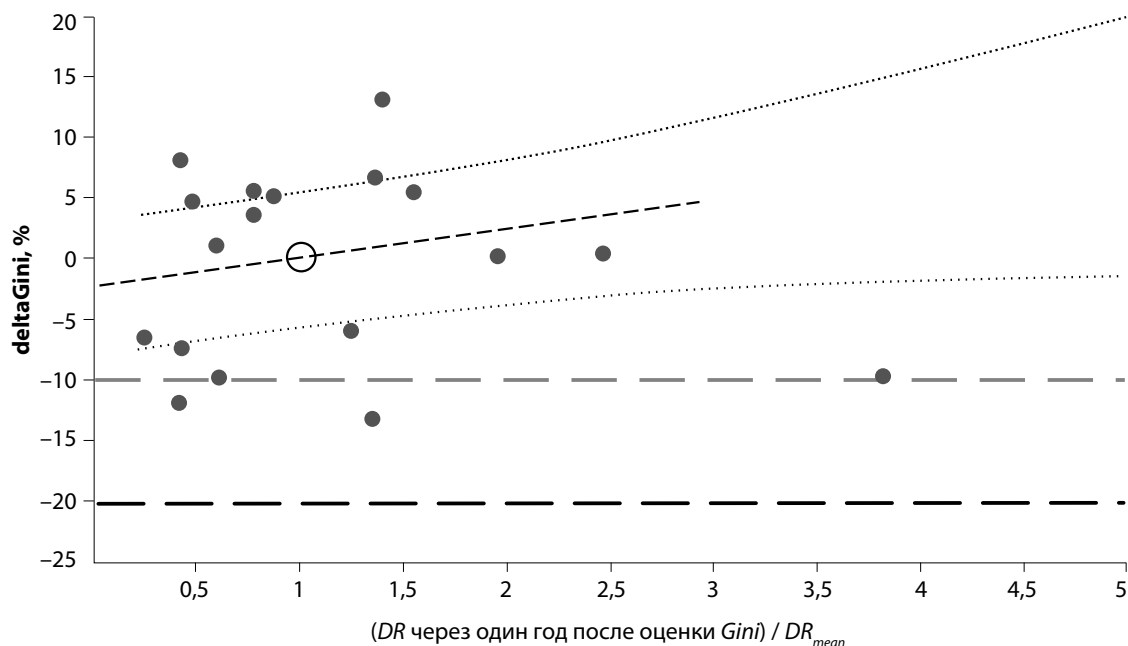
руб. (по крайней мере за один из периодов наблюдения), принадлежащим к отраслям сельского, рыбного и лесного хозяйства.

Выборка по отрасли «сельское хозяйство» после очистки и заполнения пропусков дала результат DR, представленный в табл. 2.

Для моделирования были отобраны следующие переменные:

- краткосрочные обязательства;
- расходы без налогов;
- прочие расходы;
- собственный оборотный капитал;
- денежные средства и денежные эквиваленты;
- EBIT;
- оборачиваемость кредиторской задолженности;
- прибыль (убыток) до налогообложения;
- прибыль (убыток) от продажи;

**Рис. 6.** Регрессия измерений индекса Джини к относительной DR: данные по Италии за период 1992–2008 гг., риск-калькулятор 3.1



Источник: [10].

- коэффициент покрытия процентов по EBIT;
- оборачиваемость запасов.

Модель основана на логистической регрессии и обучена один раз на всех данных.

Зависимость между индексом Джини и DR, аналогичная представленной на рис. 2 и 3, показана на рис. 9.

Регрессия для модели по отрасли «сельское хозяйство», аналогичная представленной на рис. 4 и 5, показана на рис. 10.

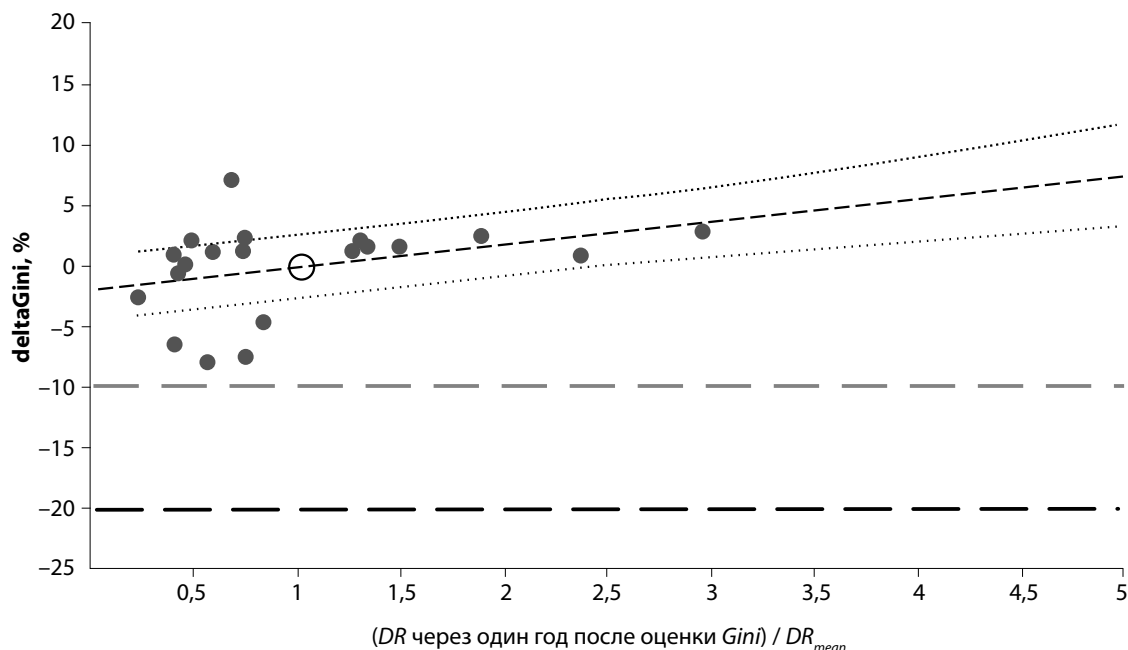
Оценка показывает, что сомнения в целесообразности использования ПВР-модели для оценки кредитных рисков становятся обоснованными, если есть перспектива достижения уровня дефолта, в 3,5 раза превышающего среднюю по циклу частоту — DR TTC (Through the Cycle).

В следующем разделе будет дана оценка предельных уровней макропараметров, при которых возможен такой рост дефолтности.

## ОЦЕНКА ПРЕДЕЛЬНЫХ УРОВНЕЙ МАКРОПАРАМЕТРОВ

Макромодель для прогноза DR строилась на основе оценки частоты дефолтов юридических лиц, полученной из исторических данных Банка России о задолженности банкам и просрочке юридических лиц [2] за период 2009–2022 гг. (все отрасли). Расчет вмененной среднегодовой вероятности дефолта  $PD(t)$  осуществлялся напрямую из этих данных методом фильтрации [1].

**Рис. 7.** Регрессия измерений индекса Джини к относительной DR: данные по Франции за период 1993–2012 гг., риск-калькулятор 4.0



Источник: [9].

Регрессионная модель имеет следующий вид:

$$\ln\left(\frac{PD(t_n)}{1-PD(t_n)}\right) = \alpha \times X(t_n) + \beta \times Y(t_n) + \gamma \times Z(t_n - 1) + \dots,$$

где  $X, Y, Z$  — макропеременные;

$t_n - 1$  — аргумент с лагом один год относительно текущего времени модели  $t_n$ .

В табл. 3 и 4 представлены одна из лучших моделей, обладающая экономически непротиворечивыми знаками коэффициентов, и характеристики регрессии соответственно.

Используя полученную модель, можно оценить пределы достижения отдельных параметров, приведшие к росту PD в 3,5 раза относительно среднего  $PD\ TTC = 4\%$  (табл. 5).

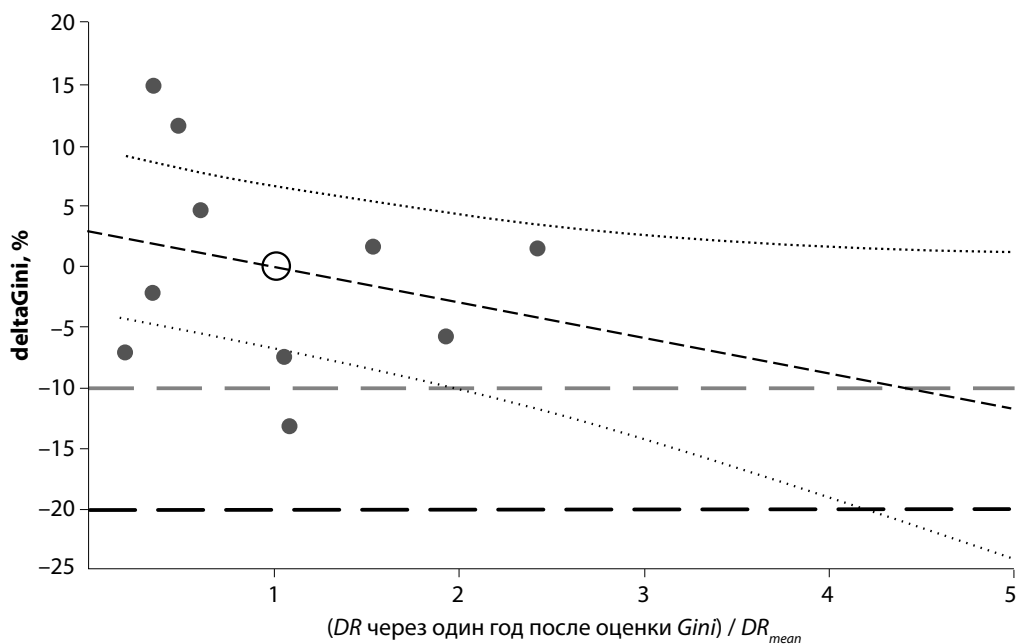
Для единственной нелаговой переменной «инвестиции в основной капитал» требуется падение на 43% за следующий год при условии сохранения текущих уровней остальных параметров.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье были установлены границы падения дискриминационной способности ПВР-моделей, при которых они могут не пройти валидацию, а значит, их использование для кредитного бизнеса становится сомнительным. Эмпирические наблюдения зависимости дискриминационных способностей рейтинговых моделей от частоты дефолта показали, что зависимость неоднозначна и если она и есть, то



**Рис. 8.** Регрессия измерений индекса Джини к относительной DR: данные по международным финансовым организациям за период 1993–2012 гг., модель ожидаемой частоты дефолтов (Expected Default Frequency, EDF) агентства Moody’s



Источник: [12].

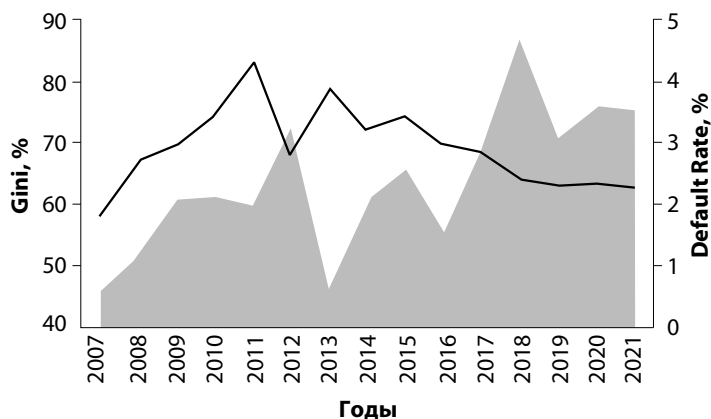
**Таблица 2.** Данные «СПАРК-Интерфакс» по отрасли «сельское хозяйство»

Год	Количество дефолтов	Общее число наблюдений	Частота дефолтов, %
2001	0	1706	0
2002	0	1777	0
2003	1	1988	0,05
2004	0	1626	0
2005	1	1704	0,059
2006	4	1806	0,221
2007	9	1660	0,542
2008	21	1843	1,139
2009	36	1745	2,063
2010	23	1088	2,114

**Таблица 2.** Данные «СПАРК-Интерфакс» по отрасли «сельское хозяйство» (продолжение)

Год	Количество дефолтов	Общее число наблюдений	Частота дефолтов, %
2011	23	1167	1,971
2012	39	1190	3,277
2013	19	3165	0,6
2014	66	3236	2,04
2015	82	3191	2,57
2016	30	1963	1,528
2017	58	2026	2,863
2018	94	2001	4,698
2019	86	2780	3,094
2020	102	2838	3,594
2021	99	2795	3,542

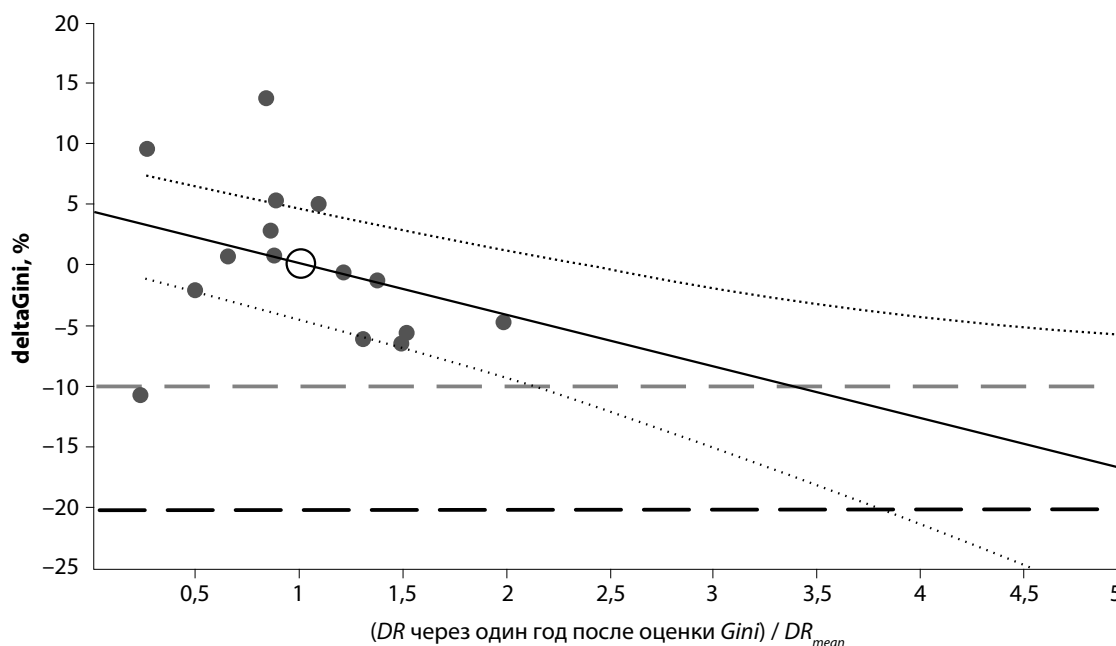
**Рис. 9.** Зависимость между DR и индексом Джини (модель по отрасли «сельское хозяйство») в период 2007–2021 гг.



статистически достоверно ее выявить не удастся. При самых грубых статистических предположениях с низкой достоверностью типа «50 на 50» получается, что может быть установлен предельный уровень частоты дефолтов, составляющий не ниже 3,5 к текущему уровню. При этом данный уровень гарантирует

не разрушение дискриминационной способности модели, а лишь значимую вероятность, что индекс Джини упадет ниже порогового значения.

В данной статье мы представили макромоделю, обладающую высоким уровнем детерминирующей способности ( $R^2 = 84\%$ ). Макромоделю дает

**Рис. 10.** Регрессия измерений deltaGini к относительной DR (модель по отрасли «сельское хозяйство»)**Таблица 3.** Характеристики модели логистической регрессии для оценки частоты дефолтов в сегменте юридических лиц РФ

Макропеременные	Коэффициенты	Стандартная ошибка	t-статистика	P-значение
Свободный член	-1,426	0,21	-6,8	$1,5 \cdot 10^{-10}$
Руб. / € с лагом	0,0117	0,00098	12,0	$1,3 \cdot 10^{-23}$
Инвестиции в основной капитал	-3,14	0,28	-11,3	$9,8 \cdot 10^{-22}$
Безработица с лагом	16,99	1,69	10,03865	$2,1 \cdot 10^{-18}$
Золото с лагом	-0,00028	$5,99 \cdot 10^{-05}$	-4,59543	$9,2 \cdot 10^{-06}$

**Таблица 4.** Характеристики регрессии

Характеристика	Значение
Множественный $R^2$ , %	83,3
$R^2$ , %	69,4
Нормированный $R^2$ , %	68,5
Стандартная ошибка, %	15,6
Количество наблюдений	153

пороги макропараметров, при достижении которых возможен рост PD в 3,5 раза.

По результатам комплексных измерений и модельных прогнозов можно сделать вывод о том, что превышение критического уровня дефолта, при котором целесообразность использования рейтинговых моделей становится сомнительной, не прогнозируется. Отказ от ПВР нецелесообразен даже в текущих условиях возможного кризиса.

**Таблица 5.** Оценочные характеристики предельных значений макропараметров для ожидания увеличения частоты дефолтов в 3,5 раза

Переменная	Предельное изменение к текущему уровню	Требование для корректности модели
Руб. / € с лагом	+116 руб. / €	Наблюдается сегодня
Инвестиции в основной капитал	-43%	В течение следующего года
Безработица с лагом	+8%	Наблюдается сегодня
Золото с лагом	Обесценение	Наблюдается сегодня

Примечание: должно наблюдаться хотя бы одно из значений.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Помазанов М.В. Метод фильтрации временного ряда вероятности дефолта из статистики просрочки кредитов и займов // Управление финансовыми рисками. — 2020. — №3(63). — С. 166–177. — DOI: 10.36627/2221-7541-2020-3-3-166-177.
2. Сведения о размещенных и привлеченных средствах. — [https://cbr.ru/statistics/bank\\_sector/sors/](https://cbr.ru/statistics/bank_sector/sors/).
3. Сергиенко В.И., Бондарева И.Б. Математическая статистика в клинических исследованиях. — М.: ГЭОТАР-Медиа, 2006. — 304 с.
4. *Annual Default Study: Corporate Default and Recovery Rates, 1920–2016 (Excel Data)*. Moody's Global Credit Research. — [https://www.moody.com/research/Annual-Default-Study-Corporate-Default-and-Recovery-Rates-1920-2015--PBC\\_188103](https://www.moody.com/research/Annual-Default-Study-Corporate-Default-and-Recovery-Rates-1920-2015--PBC_188103).
5. Blümke O. (2014). «On the negative correlation between default rates and the discriminatory power of credit ratings». *The Journal of Fixed Income*, Vol. 24(2), pp. 19–27. — DOI: 10.3905/jfi.2014.24.2.019.
6. *Default, Transition, and Recovery: 2020 Annual Global Corporate Default and Rating Transition Study*. — <https://www.spglobal.com/ratings/en/research/articles/210407-default-transition-and-recovery-2020-annual-global-corporate-default-and-rating-transition-study-11900573>.
7. Hua E.G., Jacobsen J.T., de Lange P.E., Hjelkrem L.O. (2021). «Stability and accuracy of credit ratings. Examining credit assessments from two Norwegian banks». *Beta*, Vol. 35(1), pp. 1–32. — DOI: 10.18261/issn.1504-3134-2021-01-01.
8. Orlando G., Bufalo M., Penikas H., Zurlo C. (2021). *Modern Financial Engineering: Counterparty, Credit, Portfolio and Systemic Risks*. Singapore: World Scientific Publishing Company.
9. *RiskCalc Banks 4.0*. — <https://www.moodyanalytics.com/-/media/products/riskcalc-banks-4.pdf>.
10. *RiskCalc: New Research and Model Validation Results*. — <https://www.moodyanalytics.com/-/media/presentation/2011/11-02-05-RiskCalc-New-Research-and-Model-Validation-Results-Doug-Dwyer.pdf>.
11. Sobehart J., Keenan S., Stein R. (2000). *Benchmarking Quantitative Default Risk Models: a Validation Methodology*. — <http://www.rogermstein.com/wp-content/uploads/53621.pdf>.
12. *Validating the Public EDF Model for Global Financial Firms*. — <https://www.moodyanalytics.com/-/media/whitepaper/2011/11-01-10-Financials-Validating-Public-EDF-Model.pdf>.