

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

МЕТОД ФИЛЬТРАЦИИ ВРЕМЕННОГО РЯДА ВЕРОЯТНОСТИ ДЕФОЛТА ИЗ СТАТИСТИКИ ПРОСРОЧКИ КРЕДИТОВ И ЗАЙМОВ

В статье рассматривается модель фильтрации динамики вероятности дефолта корпоративных компаний и прочих заемщиков на основании косвенных данных о динамике просроченной задолженности, предоставляемых Банком России.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: метод фильтрации Ходрика — Прескотта, просроченная задолженность, вероятность дефолта, частота реализованных дефолтов, временной ряд



Помазанов Михаил Вячеславович — к. ф. -м. н., руководитель подразделения валидации блока «Риски» ПАО «Промсвязьбанк». Автор более 25 научных работ, в том числе двух монографий (г. Москва)

ВВЕДЕНИЕ

Неоднократные мировые финансовые кризисы показали, что причиной значительного роста просроченной задолженности по кредитам является увеличение вероятности дефолта (Probability of Default, PD) заемщиков, а возникшие при этом убытки банкам приходится покрывать за счет собственных средств.

Для минимизации потерь от нарастающего кредитного риска любым кредитным организациям необходимы эффективные способы количественной оценки вероятности дефолта, а также динамики этой вероятности. Для стресс-тестирования нужны макроэкономические модели, объясняющие указанную динамику. Для оценки PD_t (вероятности дефолта на любой момент времени t) необходим внешний бенчмарк.

Первый вариант самый очевидный — это бенчмарк на основе статистики бюро кредитных историй (БКИ), оптимальный для портфеля физических лиц. В качестве надежного бенчмарка разумно выбрать частоту дефолтов, предоставляемую БКИ (например, Национальным бюро кредит-

ных историй, НБКИ¹), либо заказать в БКИ конкретный обзор, т.е. коммерческий отчет об интересующем банк сегменте кредитного рынка физических лиц. Однако статистика БКИ не охватывает корпоративный сегмент, в том числе средний бизнес. Для этого сегмента полноценная статистика дефолтов не ведется и, даже если абсолютное значение количества дефолтов удастся как-то получить из правовых источников (арбитражные суды, налоговые органы, списки недобросовестных заемщиков, другие источники), то значение показателя, который учитывает только активные предприятия, кредитуемые банками и ведущие хозяйственную деятельность, определить сложно. К тому же юридические решения сильно запаздывают относительно события дефолта.

Деятельность бюро кредитных историй в РФ исторически не была направлена на обслуживание кредитной истории юридических лиц, не было законов, обязывающих юридическое лицо вести кредитную историю в БКИ. На практике в развитых странах, где тоже есть проблемы с полноценными статистическими источниками, аналитики отслеживают частоту дефолтов по отчетам рейтинговых агентств «большой тройки»², однако исследования по РФ отдельно не проводятся из-за слишком малого охвата рейтингами корпоративных предприятий и групп компаний РФ. Улучшается ситуация с российскими рейтинговыми агентствами, например, «Эксперт РА» уже несколько лет публикует матрицу дефолтов³ и ведет ненулевую статистику дефолтов с 2008 г., достоверность которой увеличивается. Однако на текущий момент статистическая ошибка бенчмарка PD_i на основе данных «Эксперт РА» еще остается существенной, но в скором времени (за счет расширения рейтингового охвата РФ) этот бенчмарк может стать объективным.

Данные об уровнях резервирования и уровнях просрочки [7] по банковской системе в целом и в разрезе отраслей в частности могут использоваться для бенчмарка PD_i . Они являются не прямыми, а косвенными, однако вполне объективны. В работе К.Б. Кузнецова, Т.А. Малаховой и К.В. Шимановского [3] предлагалось несколько подходов к использованию этих данных для определения PD . Однако у таких подходов есть существенные недостатки, связанные, например, с отсутствием данных о структуре резервов, а именно: не понятно, какой уровень реализованных потерь скрывается в структуре резервов. Это важно, поскольку PD — это вероятность, и нас интересует уровень резерва за исключением резерва под безнадежных заемщиков. Еще один важный момент — это восстановление резервов и просрочки за счет обратных процессов погашения ссуд, выхода из дефолта, наконец, списания и т.п. Для этого требуется содержательная модель, которая чувствительна именно к динамике. Эта модель и предложена в настоящей работе.

Существуют также рыночные методы оценки рыночной вероятности дефолта по данным цен облигаций, акций и кредитных дефолтных свопов (Credit Default Swap, CDS). Многие из них (например, основанные на модели Р. Мертона [13, 14]) уже стали классическими. Компания KMV (в настоящее время входящая в состав Moody's Analytics) разрабатывала гибридные подходы [15], основанные на рыночной калибровке ключевого фактора вероятности дефолта — показателя расстояния до дефолта (Distance to Default⁴), который может быть индексом как отдельной публичной компании, так и рынка в целом или его сегмента. Широкий обзор практических и теоретических подходов представлен в работе В.А. Лапшина

¹ Национальное бюро кредитных историй предоставляет своим подписчикам (кредитным организациям) ежеквартальное печатное и электронное издание «Национальный кредитный бюллетень» [2]. — *Здесь и далее прим. авт.*

² См., например, ежегодные отчеты агентств Moody's (Annual Default Study: Corporate Default and Recovery Rates) [10] и Standard & Poor's (Default, Transition, and Recovery: Annual Global Corporate Default And Rating Transition Study) [11].

³ Периодичность отчетов «Исторические данные об уровнях дефолта по рейтинговым категориям применяемых рейтинговых шкал» [8] — один раз в полгода.

⁴ Этот показатель связан с вероятностью того, что рыночная стоимость активов фирмы упадет ниже стоимости ее долга. В целях реализации номинальная стоимость долга принимается равной сумме краткосрочных обязательств плюс половина долгосрочных обязательств, полученной из данных баланса. Затем модель калибруется с использованием рыночной стоимости фирмы и наблюдаемой волатильности цен на ее акции.

и С.Н. Смирнова [4], где предлагается метод сведения в одну оценку полученных различными способами оценок вероятностей дефолта, риск-нейтральных и реальных. Авторы рассматривают два способа перевода риск-нейтральных вероятностей в реальные при помощи уравнения связи. Однако в отношении рыночных данных, характеризующих бенчмарк PD_i , наблюдается та же проблема — отсутствие полноты охвата такими данными всего корпоративного кредитного рынка и отраслей.

Модель фильтрации динамики PD , представленная в данной статье, основана на уравнении баланса совокупной и просроченной задолженности рынка в целом и отраслевых сегментов в частности. Недостающие связи соответствующих временных рядов скомпенсированы применением метода фильтрации Ходрика — Прескотта [12], также известного как декомпозиция Ходрика — Прескотта (Hodrick — Prescott decomposition), или HP-фильтр. Применение прямого метода расчета частоты дефолтов по отраслевым и целевым корпоративным сегментам невозможно в условиях недостатка статистических данных. В сегментах розничного кредитования (ипотека, потребительское кредитование) статистика дефолтов доступна и предоставляется БКИ. На ее основе осуществляется валидация представленного метода. Валидация на ограниченном историческом промежутке показывает, что полученный результат заслуживает доверия. Рассчитанные предлагаемым методом ряды вероятности дефолта являются экзогенными переменными для макроэкономического моделирования отраслевых кредитных рисков.

МЕТОД ФИЛЬТРАЦИИ

Сначала необходимо установить балансовое уравнение, моделирующее изменение уровня просроченной задолженности:

$$NPL_{i+1} - NPL_i = P_i \times (E_i - NPL_i) - R_i \times NPL_i, \quad (1)$$

где $i = 1 \dots N$ — номер месяца исторического интервала;

E_i — задолженность в сегменте, руб. (данные Банка России);

NPL_i — просроченная задолженность в сегменте, руб. (данные Банка России);

P_i — индикатор доли дефолта в месяц i , $1 \geq P_i > 0$;

R_i — индикатор доли восстановления в месяц.

Следующим шагом необходимо ввести функционал, который фильтрует зависимости P_i и R_i . Основные требования к фильтрации очевидны:

- 1) непрерывность P_i ;
- 2) сходимость R_i к среднему значению.

Далее строится функционал фильтрации, который является аналогом HP-фильтра:

$$\sum_{i=2}^{N-1} \left(\ln \left(\frac{1}{P_{i+1}} - 1 \right) + \ln \left(\frac{1}{P_{i-1}} - 1 \right) - 2 \times \ln \left(\frac{1}{P_i} - 1 \right) \right)^2 + \lambda \times \sum_{i=1}^N (R_i - RR)^2 \rightarrow \min_{\{P_i, R_i, i=1 \dots N\}}. \quad (2)$$

Он позволяет выстроить решение $\hat{P}_i(RR, \lambda)$, которое зависит от двух неизвестных параметров RR, λ .

Среднегодовая вероятность дефолта, которая является моделью частоты реализованных дефолтов (ЧРД), строится по формуле Байеса:

$$PD_i = 1 - \prod_{k=i-11}^i (1 - \hat{P}_k(RR, \lambda)).$$

Рассмотрим условия для определения неизвестных параметров.

1. $\sum_{i=n}^N PD_i(RR, \lambda) = N \times PD_TTC$, где $PD_TTC^5 =$ = ЧРД банка на интервале $i = n \dots N$, $n > 11$ и определяется экономическим циклом.

2. Количество минимумов m или максимумов M^k , таких, что

$$PD_{M^k-1}(RR, \lambda) \geq PD_{M^k}(RR, \lambda) \leq PD_{M^k+1}(RR, \lambda) \text{ или}$$

$$PD_{M^k-1}(RR, \lambda) \leq PD_{M^k}(RR, \lambda) \geq PD_{M^k+1}(RR, \lambda),$$

$$k = 1 \dots m$$

соответствует количеству минимумов или максимумов наблюдаемого прямо или косвенно ряда

⁵ TTC (Through the Cycle) — стандартное обозначение средней долгосрочной PD за период не меньше, чем экономический цикл.

ЧРД, Среди возможных значений λ выбирается максимальный.

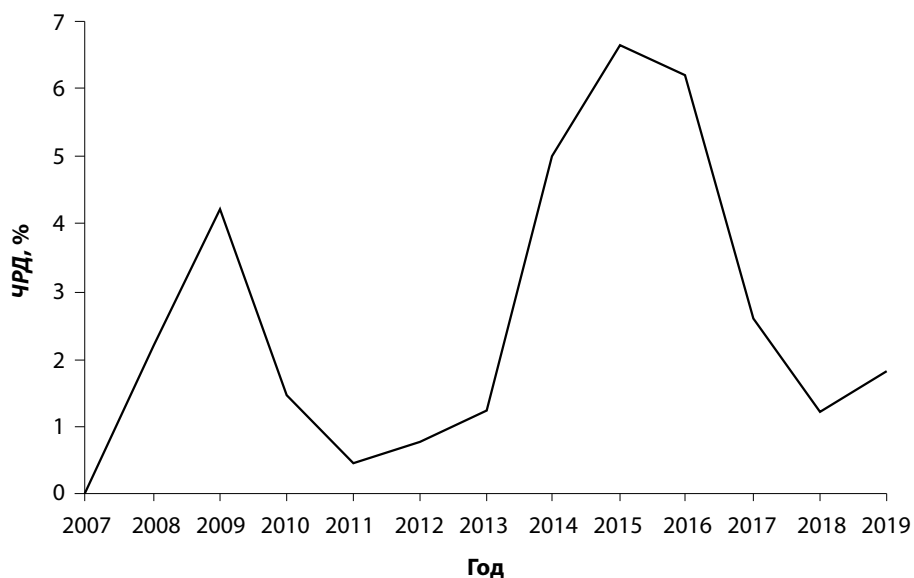
Параметры RR , λ рассчитываются единожды для общего сегмента (например, сегмент «все отрасли») и являются неизменными (т.е. константами) для подсегментов (отраслей).

Приведем пример, в котором используются данные статистики по кредитам, предоставленным юридическим лицам — резидентам и индивидуальным предпринимателям в рублях, по видам экономической деятельности и отдельным направлениям использования средств [7]. Исходные данные: рассматриваемый период — с октября 2010 г. по октябрь 2019 г., количество минимумов m равно трем, $PD\ TTC$ (по данным «Эксперт РА» [8]) — 3,49% (рис. 1). Результат: $RR = 34,42\%$, $\lambda = 0,015625$.

ВАЛИДАЦИЯ МОДЕЛИ

Валидацию модели необходимо проводить на сегменте, для которого есть объективные данные о частоте дефолтов. В качестве опорных берутся данные статистического бюллетеня НБКИ и данные о просрочке. Необходимо обеспечить схожесть сегментов кредитного рынка. НБКИ предоставляет данные о временных рядах просрочки сроком от 90 дней⁶ в сегментах розничного кредитования, ипотеки, автокредитования и ссуд по кредитным картам. Статистика Банка России дает информацию о кредитах, предоставленных физическим лицам — резидентам, а также задолженности (в том числе просроченной) по жилищным кредитам, выданным физическим лицам — резидентам [1]. Если вычесть сумму жилищных кредитов

Рис.1. Данные о *ЧРД*



⁶ Такая просрочка общепринято и на основании рекомендаций Базельского комитета по банковскому надзору считается признаком дефолта.

из суммы всех кредитов физическим лицам (в том числе просроченных), то получим аналог обычных розничных кредитов, за исключением жилищной ипотеки. Данные НБКИ по статьям автокредитования, кредитных карт и розницы необходимо просуммировать, тогда этот ряд PD_i сопоставляется с данными Банка России при условии калибровки на среднее PD_{TTC} и выбора параметра λ , соответствующего равному количеству минимумов (максимумов) за период существования открытых пересекающихся данных (с 2012 г.). На рис. 2 и 3 представлены кривые для сегмента кредитов физических лиц без ипотеки и сегмента ипотечных кредитов соответственно.

Видно, что кривые почти совпадают, возможный сдвиг объясняется тем, что просрочка в статистике ЦБ не разделяется по срокам, т.е. учитывается

в мгновенном срезе, а просрочка от 90 дней по данным НБКИ по определению идет со сдвигом 90 дней и выше. Из представленных графиков можно заключить, что модель (1, 2) дает ряды квази- PD (косвенного PD), которые близки к реальной $ЧРД$. Для рядов розничных кредитов без ипотеки коэффициент детерминации R^2 выше 90%, для ипотеки чуть хуже. Тем не менее результат показывает, что имеются основания доверять этой модели.

РЕЗУЛЬТАТЫ РАСЧЕТОВ ПО ОТРАСЛЯМ

Применение модели фильтрации (1, 2) на основе данных документа Банка России «Просроченная задолженность по кредитам, предоставленным

Рис. 2. Кривые настоящей $ЧРД$ за скользящий год и PD , рассчитанной по модели (1, 2), по сегменту кредитов физических лиц без ипотеки

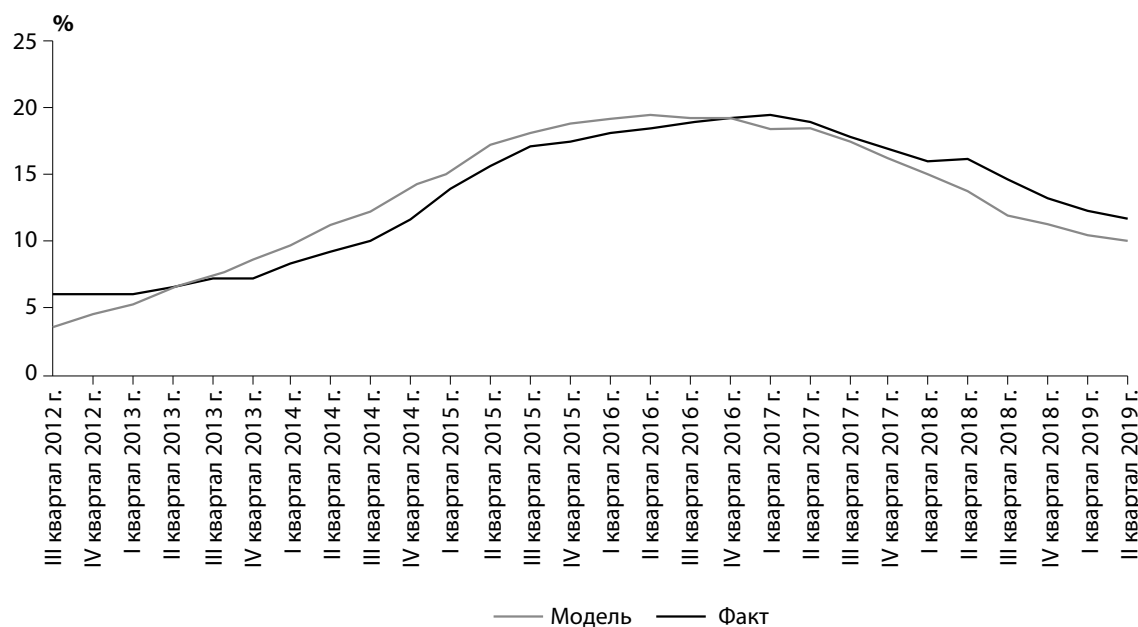
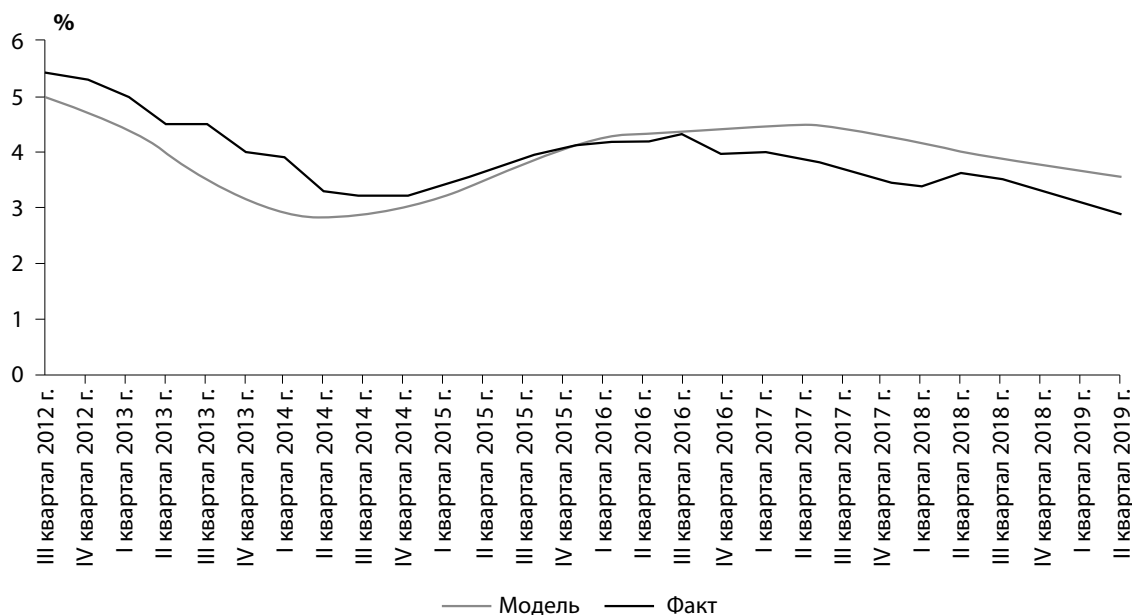


Рис. 3. Кривые настоящей $ЧРД$ за скользящий год и PD , рассчитанной по модели (1, 2), по сегменту ипотечных кредитов

юридическим лицам — резидентам и индивидуальным предпринимателям в рублях, по видам экономической деятельности и отдельным направлениям использования средств» [7] при условии равенства среднего PD_i среднему, по данным «Эксперт РА», дает графики, представленные на рис. 4.

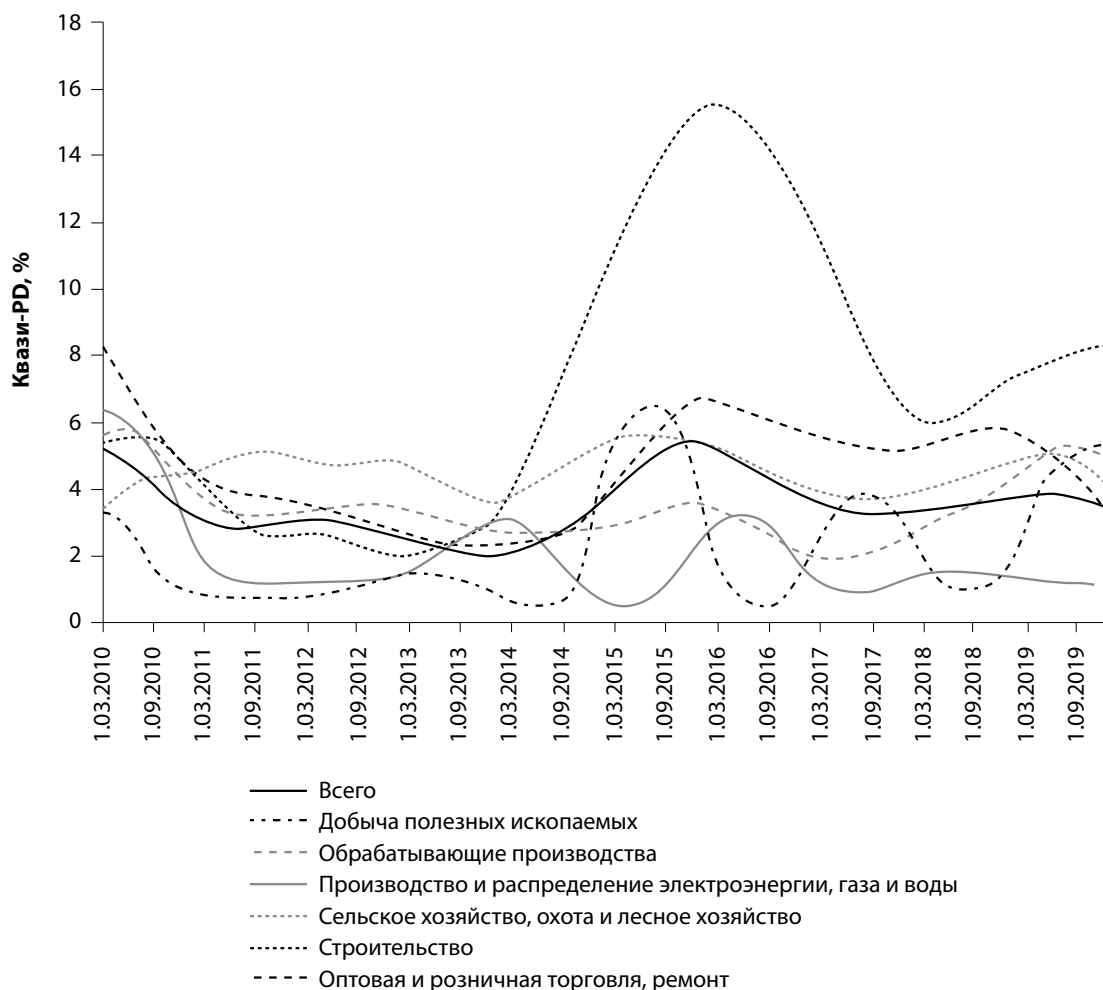
Как можно увидеть, динамика вероятности дефолта очень разная для различных отраслей как по амплитуде колебаний, так и по срокам появляющихся проблем с просрочкой в отрасли. Из данных за 2009–2010 гг. видна пучность, связанная с мировым кризисом, есть также пучность, связанная с событиями 2014–2015 гг.

Расчеты, представленные в табл. 1, показывают существенную стратификацию рисков в отраслях. Необходимо только сделать важную оговорку, что традиционное для Банка России разбиение

по видам экономической деятельности очень неравномерно, поэтому одни отрасли (например, обработка древесины и производство изделий из дерева) несопоставимы по объему кредитования и количеству предприятий с другими (например, отрасль оптовой и розничной торговли имеет максимальный объем деятельности и количество предприятий, но не делится на подотрасли). С 2018 г. Банком России готовятся данные о кредитовании, классифицированные по ОКВЭД2 [6], однако их глубина еще слишком мала для подготовки рядов.

Из табл. 1 также видно, что стратификация на более рискованные и более стабильные отрасли вполне объяснима с экономической точки зрения. Например, в стабильности отрасли ЖКХ (производство и распределение электроэнергии, газа и воды), где PD самая низкая, вряд ли кто-то будет

Рис. 4. Результат расчетов квази-PD по отраслям при условии выбора параметров, обеспечивающих среднюю PD по всем отраслям, равную 3,49%



сомневаться. В то же время строительство является относительно рискованной отраслью, что легко объяснимо и соответствует реальным наблюдениям. Отрасль «Обработка древесины и производство изделий из дерева», возможно, попала в лидеры по риску в результате статистической ошибки, например из-за одного-двух крупных предприятий-дефолтеров.

ПОСТРОЕНИЕ РЯДА ВЕРОЯТНОСТИ ДЕФОЛТА ДЛЯ КОНКРЕТНОГО БАНКА И МАКРОМОДЕЛЬ

Каждый банк имеет собственную рыночную нишу кредитного бизнеса, выраженную в отраслевой специфике, поэтому для построения ряда PD, эквивалентного рыночному, необходимо

Таблица 1. Результаты расчетов средних PD по отраслям за период с апреля 2009 г. по октябрь 2019 г., а также коэффициента вариации, равного отношению стандартного отклонения к среднему

Отрасль	Среднее, %	Коэффициент вариации (отношение стандартного отклонения к среднему)
Всего	3,6	0,3
<i>Добыча полезных ископаемых</i>	2,4	1,2
Добыча топливно-энергетических полезных ископаемых	2,9	1,4
<i>Обрабатывающие производства</i>	3,7	0,4
Производство пищевых продуктов, включая напитки, и табака	5,1	0,3
Обработка древесины и производство изделий из дерева	14	0,5
Целлюлозно-бумажное производство; издательская и полиграфическая деятельность	6,7	0,7
Производство кокса, нефтепродуктов и ядерных материалов	5,7	1,1
Химическое производство	2,2	0,7
Производство прочих неметаллических минеральных продуктов	7,4	0,8
Металлургическое производство и производство готовых металлических изделий	3,6	0,6
Производство машин и оборудования	3,9	0,5
Производство машин и оборудования для сельского и лесного хозяйства	9,3	0,8
Производство транспортных средств и оборудования	2,6	1,1
Производство автомобилей	8	1,2
Производство и распределение электроэнергии, газа и воды	2	0,9
Сельское хозяйство, охота и лесное хозяйство	4,5	0,2
Сельское хозяйство, охота и предоставление услуг в этих областях	4,5	0,2
<i>Строительство</i>	7,4	0,6
Строительство зданий и сооружений	8,1	0,6
<i>Транспорт и связь</i>	2,5	0,7
Деятельность воздушного транспорта, подчиняющегося и не подчиняющегося расписанию	10,5	1,2
Оптовая и розничная торговля; ремонт автотранспортных средств, мотоциклов, бытовых изделий и предметов личного пользования	4,8	0,4
Операции с недвижимым имуществом, аренда и предоставление услуг	4,2	0,5
<i>Прочие виды деятельности</i>	3,1	0,5
<i>Кредитование на завершение расчетов</i>	2,9	0,5

составить ряды $E_{i,t}$, $NPL_{i,t}$, требуемые для применения модели (1, 2), взвешенные по отраслевым долям, соответствующим портфелю банка. Вторым шагом необходимо установить среднюю ЧРД за длительный период по соответствующей

статистике портфеля банка. На третьем шаге применяется модель фильтрации и выдается соответствующая динамика $PD_{i,t}$, эквивалентная общерыночной. На четвертом шаге стоит макро-модель этого ряда.

Приведем пример такого расчета. Корпоративный портфель банка условно делится на два субпортфеля: базовый и подрядный сегменты. В подрядный сегмент в основном включаются кредитующие подрядчики из строительной сферы и часть — из других отраслей. Базовый сегмент охватывает остальное типовое кредитование операционной деятельности предприятий. Отрасли сегментов имеют веса, равные долям в субпортфелях. Далее строятся ряды E_i , NPL_i и устанавливается ЧРД ТТС каждого сегмента, применяется модель фильтрации и строится макромодел. Результат изображен на рис. 5 и рис. 6.

Макромодел прогнозирует поведение PD_i в будущем при определенном базовом сценарии согласно специальной аналитической службе банка либо официальным источникам (Банк России, Минфин России, Всемирный банк и т.п.). Темой статьи не являются методы построения макромоделей, поэтому подробное обсуждение постановки задачи, макропараметры, данные

и сценарии мы опустим. В табл. 2 представлен пример результата построения регрессионной макромодел на основе ряда PD_i соответствующего отраслевой специфике классифицированных банком субпортфелей.

Из табл. 2 видно, что макромодел имеют достаточно высокий коэффициент детерминации R^2 при низкой гетероскедастичности. В этом главное преимущество макромодел именно на основе ряда PD_i построенного на общерыночных кредитных данных с учетом отраслевой специфики портфеля банка. Если строить макромодел непосредственно на основе локальных данных банка ЧРД, то детерминация получается хуже. Это объясняется тем, что ЧРД конкретного банка зависит не только от макроданных, но и от субъективных причин, таких как кредитная политика и ее изменение, качество менеджмента, смена руководства и т.д., что порождает высокий идиосинкразический риск, который ортогонален макроэкономическим показателям. К тому же для

Рис. 5. Базовый сегмент: квази-ЧРД, построенная на модели фильтрации данных Банка России, и результат по регрессионной макромодел, максимально приближенной к фильтрованной кривой PD_i

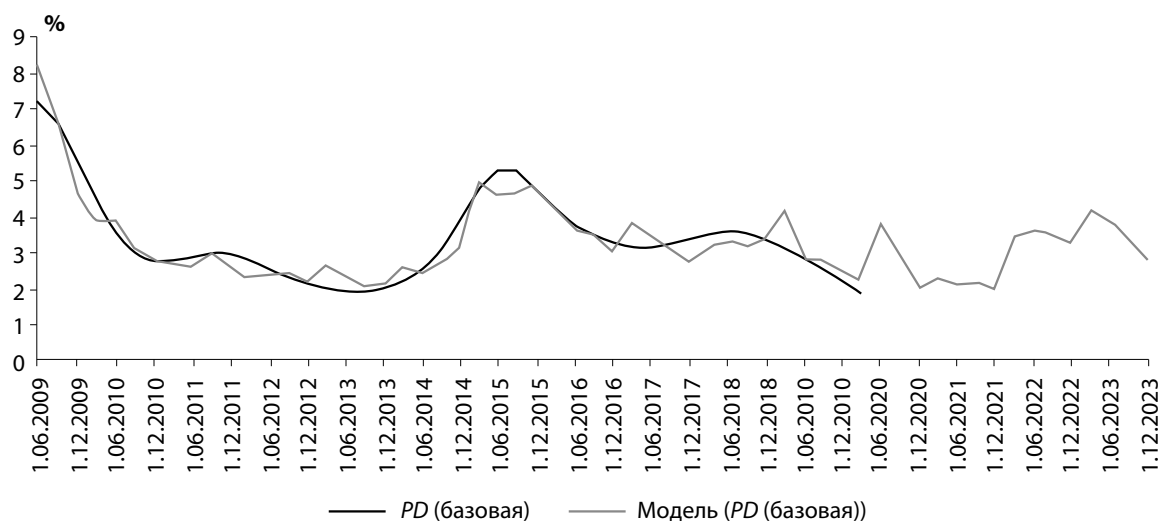


Рис. 6. Подрядный сегмент: квази-ЧРД, построенная на модели фильтрации данных Банка России, и результат по регрессионной макромоделю, максимально приближенной к фильтрованной кривой PD_i

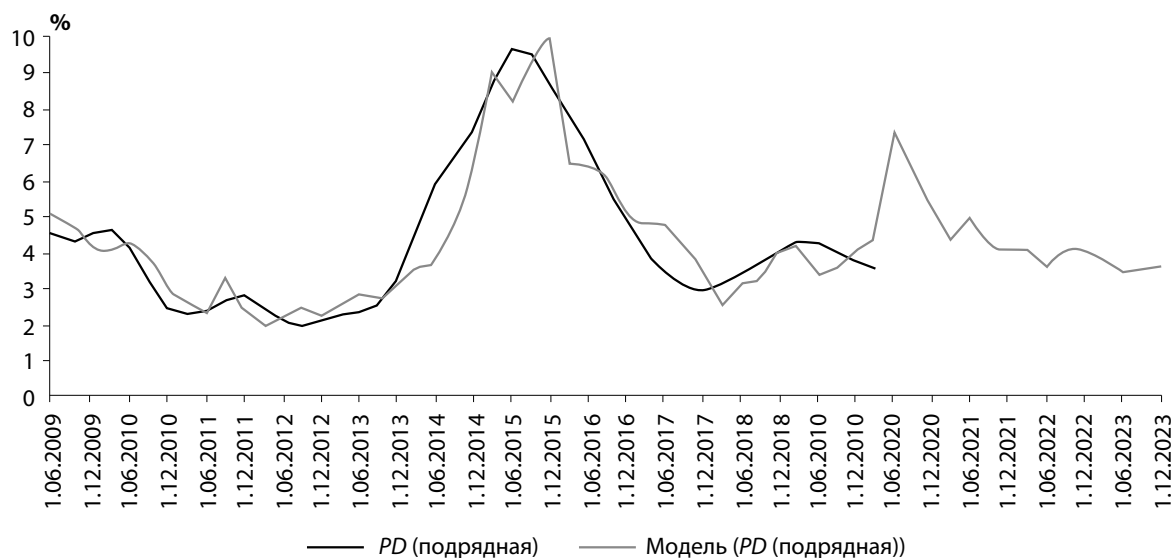


Таблица 2. Характеристики макромоделей, построенных на основе ряда PD , фильтрованного моделью (1, 2), на базе данных Банка России с учетом отраслевой специфики субпортфелей

Показатели / переменные	Базовый сегмент	Подрядный сегмент	Весь корпоративный портфель
R^2 , %	85,5	84,8	84,8
Статистика Бреуша — Пагана, % (норматив до 10%) [9]	7,53	6,01	8,85
Свободный член	1,81	4,19	4,69
ВВП за квартал, млрд руб., текущие цены	-0,000052	—	—
Реальная заработная плата одного работника, г/г*, %	-4,05	-4,84	-5,75
USD LIBOR, один год	0,34	—	0,36
Инвестиции в основной капитал, г/г с лагом, %	—	-1,5	—
Индекс ММВБ	—	—	-0,00051
Индекс РТС	-0,0004	-0,00073	—
Реальная заработная плата одного работника, г/г с лагом	—	—	-1,67

* Отношение к предыдущему году минус единица.

малых и средних или специализированных банков (или субпортфелей) *ЧРД*, будет иметь высокую статистическую погрешность ввиду малого числа дефолтов. Возможно лишь статистически значимое вычисление среднего *ЧРД ТТС* на длительном интервале, поэтому для таких кредитных организаций построение макромоделей изложенным методом является, возможно, единственным решением, которое пройдет аудит на предмет соответствия новому международному стандарту финансовой отчетности IFRS 9 [5]⁷.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Из исследования, представленного в данной статье, можно сделать следующие выводы.

1. Адекватность модели фильтрации вероятности дефолта на основе данных Банка России о просрочке была подтверждена на данных НБКИ по дефолтам физлиц.
2. Данные Банка России обновляются ежемесячно и являются надежным источником, в том числе для аудита.
3. Вероятность дефолта и ее волатильность существенно зависят от отрасли.
4. Сегменты портфеля, для которых строится общерыночный динамический профиль вероятности дефолта, формируются с учетом отраслевых

долей собственного портфеля и собственной средней частоты дефолтов за длительный период или период ТТС.

5. Качество регрессионных макромоделей субпортфелей банка, построенных на основе данных, эквивалентных рыночным сегментам, оказалось высоким.

6. Собственная *ЧРД* может отличаться от квази-*ЧРД* рынка, однако следует ожидать высокую корреляцию между ними. Возможна существенная идиосинкразическая составляющая, связанная с внутренними процессами.

Для малых и средних банков представленный метод построения макромоделей, основанный на фильтрации вероятности дефолта из данных Банка России, но с учетом отраслевой специфики кредитного портфеля банка и собственной средней частоты реализованных дефолтов за длительный период, является, возможно, единственным методом построения макромоделей, не противоречащим международным стандартам IFRS 9. Попытка построения макромоделей на основе собственных данных может оказаться несостоятельной ввиду низкой статистической значимости. Для крупных банков с достаточной статистикой дефолтов, позволяющей составить статистически значимый экзогенный ряд *ЧРД*, построение регрессионной макромоделей на основе данного показателя может иметь пониженную дискриминационную способность ввиду субъ-ективных факторов, влияющих на *ЧРД*.

ЛИТЕРАТУРА

1. Задолженность по жилищным кредитам, предоставленным физическим лицам-резидентам в рублях, млн руб. — https://cbr.ru/vfs/statistics/BankSector/Mortgage/02_09_Debt_housing.xlsx.
2. Корпоративным клиентам. — <https://www.nbki.ru/servicescredit/>.
3. Кузнецов К.Б., Малахова Т.А., Шимановский К.В. Методы оценки вероятности дефолта отраслей экономики для целей банковского надзора // Вестник пермского университета. — 2011. — №1(8). — С.71–78.
4. Лапшин В.А., Смирнов С.Н. Консолидация и агрегация оценок вероятности дефолта // Управление риском. — 2012. — Т. 61–63. — №1–3. — С. 14–44.
5. Международный стандарт финансовой отчетности (IFRS) 9 «Финансовые инструменты». — https://www.minfin.ru/common/upload/library/2017/02/main/MSFO_IFRS_9_1.pdf.
6. ОКВЭД2 — Общероссийский классификатор видов экономической деятельности. — <https://classifikators.ru/okved>.

⁷ Данный стандарт введен как обязательный для банков России с 2018 г.

7. Просроченная задолженность по кредитам, предоставленным юридическим лицам — резидентам и индивидуальным предпринимателям в рублях, по видам экономической деятельности и отдельным направлениям использования средств. — <https://cbr.ru/statistics/table/?tableId=302-09>.
8. Раскрытие информации. — <https://raexpert.ru/about/disclosure>.
9. Breusch T.S.; Pagan A.R. (1979). «A simple test for heteroskedasticity and random coefficient variation». *Econometrica*, Vol. 47(5), pp. 1287–1294. — DOI: 10.2307/1911963.
10. *Default & Ratings Analytics*. — https://www.moody.com/Pages/rr003_0.aspx?bd=003009&rd=003009&ed=&tb=0&po=0&sb=&sd=0.
11. *Default, Transition, and Recovery: 2019 Annual Global Corporate Default And Rating Transition Study*. — <https://www.spglobal.com/ratings/en/research/articles/200429-default-transition-and-recovery-2019-annual-global-corporate-default-and-rating-transition-study-11444862>.
12. Hodrick R., Prescott E.C. (1997). «Postwar U.S. business cycles: an empirical investigation». *Journal of Money, Credit, and Banking*, Vol. 29(1), pp. 1–16. — DOI:10.2307/2953682.
13. McQuown J.A. (1993). *A Comment on Market vs. Accounting Based Measures of Default Risk*. San Francisco: KMV Corporation.
14. Merton R.C. (1974). «On the pricing of corporate debt: the risk structure of interest rates». *Journal of Finance*, Vol. 29, pp. 449–470.
15. Sobehart J.R., Stein R.M., Mikityanskaya V., Li L. (2000). *Moody's Public Firm Risk Model: a Hybrid Approach to Modeling Short-Term Default Risk*. — <https://riskcalc.moodyrms.com/us/research/crm/53853.pdf>.