



Bank of Russia



Модельный риск для ПВР-моделей PD и LGD, приемлемых, но несовершенных с точки зрения критериев дискриминационной способности и калибровки

Серия докладов об экономических исследованиях

№ 92 / Апрель 2022 года

Генрих Пеникас

Генрих Пеникас

Департамент исследований и прогнозирования Банка России

Электронная почта: penikasgi@mail.cbr.ru

Автор благодарит Дмитрия Сергиенко из Службы анализа рисков за полезные комментарии и обсуждения на внутреннем семинаре 2021 года и Сергея Кожевникова за улучшение представленных результатов.

Серия докладов об экономических исследованиях Банка России анонимно рецензируется членами научно-консультативного совета Банка России и внешними рецензентами.

Фото на обложке: Shutterstock.com

© Центральный банк Российской Федерации, 2022 год

Адрес: Неглинная улица, 12, Москва 107016
Телефон: +7 495 771-91-00, +7 495 621-64-65 (факс)
Веб-сайт: www.cbr.ru

Все права защищены. Мнения, выраженные в данной статье, принадлежат исключительно авторам и не обязательно отражают официальную позицию Банка России. Банк России не несет ответственности за содержание данного документа. Любое воспроизведение этих материалов допускается только с явно выраженного согласия авторов.

Модельный риск для ПВР-моделей PD и LGD, приемлемых, но несовершенных с точки зрения критериев дискриминационной способности и калибровки

Резюме

Подход внутренних рейтингов (ПВР) позволяет банкам использовать достаточно хорошие модели оценки кредитного риска для ежедневного расчета норматива достаточности капитала. Однако, достаточно хорошая степень разработки модели не означает полного совершенства модели. Традиционно, риск-менеджеры увеличивают средние значения показателей PD и LGD на некоторую надбавку при разработке моделей. Они ожидают, что такой надбавки достаточно, чтобы компенсировать возможный модельный риск. Поэтому ее часто называют «надбавкой за консервативность». Новизна работы состоит в выявлении ситуаций, когда такая надбавка недостаточна. Ключевой причиной в них является ранее не затрагивавшееся требование «замораживать» капитал под существующие кредиты. Такое резервирование капитала не позволяет переносить избыточные требования капитала с фактических дефолтов (неверные отрицательные исходы) на непредвиденные дефолты (неверные положительные). Это впервые, когда обсуждается такая причина модельного риска. У работы есть два важных приложения. Во-первых, предъявлены ситуации материального модельного риска, который может быть частью стратегии банка по явному или неявному принятию риска. Поэтому такую причину целесообразно учитывать как исследователям, так и валидаторам и регуляторам. Во-вторых, в работе предложен показатель, который может дополнить набор индикаторов риска, которые Базельский комитет рекомендовал для учета при разработке систем вознаграждения. Это особенно важно для договоров с разработчиками моделей оценки риска.

Ключевые слова: валидация, ПВР, Базель II, AUROC, CLAR, дефицит потерь, оценка навыков Бриера, принцип «светофора».

JEL коды: C52, G28, G32.

1. Введение

По Соглашению о достаточности капитала (BCBS, 2019) банки сохраняют возможность использовать собственную статистику дефолтов и собственные модели оценки кредитного риска. Они также могут рассчитывать нормативы достаточности капитала с учетом собственных риск-весов. Такая возможность называется подходом внутренних рейтингов (ПВР). Базельский комитет начал обсуждать его еще в 1999 году (см. <https://www.bis.org/publ/bcbs50.htm>). Он несколько раз пересматривал калибровку параметров ПВР в рамках Соглашения Базель II и запустил окончательную версию в 2006 году.

В 2020 году ПВР-подход используют около половины системно значимых банков мира. Активы, подверженные кредитному риску, в среднем превышают 80% от суммы банковского портфеля. Банковские активы, подлежащие оценке кредитного риска в соответствии с методологией ПВР, составляют около 40% мирового ВВП. Этот краткий обзор демонстрирует важность надлежащего измерения кредитного риска и аналогичную значимость ПВР-подхода к таким процедурам.

ПВР-модель должна быть одобрена внутренней группой валидации банка до ее внедрения. С помощью накопленных данных об использовании тестов команда (пруденциальной) валидации центрального банка оценивает адекватность банковской ПВР-модели до предоставления разрешения на ее использование при расчете норматива достаточности регулятивного капитала. Руководящие принципы как для внутренней, так и для пруденциальной валидации схожи. Существуют качественные и количественные критерии (BCBS, 2005a), и для этих критериев имеются пороговые значения. Как правило, валидаторы используют принцип «светофора», согласно которому оценка может быть зеленой, желтой или красной. Зеленый цвет означает очень хорошие показатели по данному критерию, желтый цвет указывает на худшие, но все еще приемлемые уровни, а красный цвет означает наличие существенных недостатков, нарушений правил, фатальных проблем и т. д. Красный цвет определенно неприемлем. Однако и зеленый цвет не является гарантией идеальной работы: он отражает хорошие или очень хорошие, но не обязательно идеальные результаты. Например, зеленый рейтинг дискриминационной способности в моделях LGD может означать, что соответствующий тест кумулятивного коэффициента точности LGD (CLAR) дает значения около 80%, то есть выше порогового значения 75% (Maarse, 2012, стр. 53, 76–77). Дискриминация на уровне 80% достаточно высока по отраслевым стандартам, хотя совершенная дискриминация была бы равна 100%. Это означает, что мы все еще не совсем точно оцениваем кредитный риск портфеля. Проще говоря, существует модельный риск, означающий, что мы можем понести убытки из-за моделей, которые не в полной мере имитируют процесс генерации данных в реальном мире. Это может произойти даже тогда, когда модели находятся в зеленой зоне. Несомненно, модели с красной зоной подразумевают более высокий модельный риск, чем модели с зеленой зоной. Таким образом, естественно возникает исследовательский вопрос: подразумевают ли модели зеленой зоны (т. е. приемлемого, но не идеального качества) какую-либо недооценку существенного риска? Если такая недооценка имеет место, мы хотим использовать надбавку к выходным данным модели для покрытия этой недооценки. Вот почему мы моделируем величину надбавки к общей оценке кредитного риска в ПВР-моделях, когда базовые модели PD и LGD могут быть не идеальными, но приемлемыми, т. е. находится в зеленой или желтой зонах, с помощью тестов дискриминационной способности и калибровки.

Хотя фокус нашей статьи, на первый взгляд, может показаться строго техническим, некоторые ее аспекты затрагивают расширенную сферу применения. Во-первых, банки стремятся сократить расходы, отказываясь от дальнейшего совершенствования ПВР-модели. Такие решения могут быть продиктованы исключительно оптимизацией финансовых затрат или результатом стратегических решений, принятых в отношении степени принятия риска банком. Когда такие решения принимаются осознанно, принятие риска является явным. Однако в некоторых случаях высшее

руководство банка не осознает дополнительного модельного риска, который оно принимает на себя. Тогда возникает неявное принятие риска. Мы не ищем здесь детерминантов того, является ли принятие риска явным или неявным. Наше намерение состоит в том, чтобы продемонстрировать масштаб модельного риска, возникающего из-за ранее не рассмотренных особенностей ПВР по «замораживанию» капитала. Во-вторых, оценивая масштаб модельных рисков, в документе предлагаются инструменты для руководства банка, специалистов по управлению рисками, его аудиторов (внешних и внутренних) и надзорных органов с целью пересмотра схем вознаграждения, чтобы стимулировать разработчиков моделей к постоянному повышению точности и дискриминационной способности ПВР-моделей.

Структура статьи выглядит следующим образом. Раздел 2 представляет собой краткий обзор литературы, в котором описывается развитие процесса обсуждения модельного риска. В разделе 3 представлена методология и продемонстрированы смоделированные данные с объяснением источника модельного риска в случае дефолта заемщика. В разделе 4 представлены основные выводы, которые практикующие специалисты могут легко использовать при проведении валидации моделей PD и LGD. Кроме того, в этом документе обосновываются надбавки к общим оценкам кредитного риска.

2. Обзор литературы

Всплеск внимания, уделяемого модельному риску, произошел после глобального финансового кризиса 2007—2009 годов. В первую очередь это было связано с ошибочной оценкой рисков сделок секьюритизации и ценообразованием обеспеченных долговых обязательств (CDO). В качестве одного из кандидатов на повышенный риск модели назывались копулы (MacKenzie & Spears, 2014). В результате Федеральная резервная система США приняла общие принципы оценки модельного риска (FRS, 2011). Однако эти руководящие принципы не содержат конкретные количественные пороговые значения. Несколько лет спустя Федеральная корпорация страхования вкладов США поддержала внедрение этих руководящих принципов (FDIC, 2017). В них дополнительное внимание было уделено сторонним поставщикам, учитывая, что их решения по принципу «черного ящика» также могут привести к увеличению модельного риска.

Дискуссия вокруг наличия модельного риска в ПВР-подходе является более сложной. У медали есть две стороны: одна в большей степени академическая, а другая стоящая ближе к нормативной (пруденциальной).

Во-первых, модельный риск был темой нескольких статей. Это Лоффлер (2003), Тарашев и Чжу (2008) и Тарашев (2010). Все они предполагают наличие неопределенности в параметрах риска, включая PD и LGD. Лоффлер (2003) уделяет больше внимания кредитным рейтингам, в то время как Тарашев и Чжу (2008) и Тарашев (2010) рассматривают применение оценок кредитного риска. Однако они не замечают жесткости прогнозируемых требований к капиталу. Это означает, что, если риск-менеджеры верят в свои модели (зачастую после серии строгих процедур подтверждения), они ожидают, что для менее кредитоспособных заемщиков потребуется больше капитала. Однако, когда модели не полностью дискриминируют, менеджеры по рискам полагают, что плохие заемщики лучше, чем они есть на самом деле, и им требуется меньше капитала, чем необходимо на самом деле. Когда эти заемщики объявляют дефолт, капитал резко падает, но ожидаемо плохим заемщикам по-прежнему требуется не меньше капитала, чем раньше. Ни Лоффлер (2003), ни Тарашев и Чжу (2008), ни Тарашев (2010) не рассматривают такую жесткость. Эта работа закрывает такой пробел.

Тихонов и др. (2021) пытаются найти связь между прибылью банка и модельным риском. Они утверждают, что прогнозируемые дефолты, которые на самом деле не являются дефолтами (они называют это ошибкой типа I, предполагающей нулевую гипотезу об отсутствии дефолта), не

позволяют оценить потенциальную прибыль банка, в то время как предоставление кредита фактическому, но непредвиденному неплательщику (они называют это ошибкой типа II) несет в себе прямые убытки банку. Таким образом, они утверждают, что модельный риск — это сумма прямых убытков и незаработанной прибыли. В то время как они рассматривают стадию одобрения кредита, в этой работе делается еще один шаг: в ней рассматриваются уже одобренные кредиты и анализируются связанные с ними типовые риски. В работе показано, что подход Тихонова и др. (2021) не учитывает жесткость требований к капиталу для прогнозируемых дефолтов в портфеле одобренных кредитов. Это означает, что фактический модельный риск больше, и это будет показано в данной работе. В определенной степени этот вывод совпадает с выводом Купека (2009), который утверждает, что продвинутый ПВР-подход должным образом не воспроизводит тенденции в данных о долях дефолта и, как следствие, значительно недооценивает кредитные риски.

Во-вторых, обсуждая руководящие принципы регулирования модельного риска, Европейская банковская федерация считает, что стандартизированный подход сопряжен с большим модельным риском, чем ПВР (ЕВФ, 2015). В стандартизированном подходе есть дискретные предопределенные значения, которые ведут к скачкообразным изменениям при переходах между категориями значений (cliff effects). Вместе с тем это не противоречит возможному присутствию модельного риска в рамках ПВР, хотя модельный риск может быть ниже при ПВР-подходе. Сам Базельский комитет признает, что модельный риск может быть связан с использованием неправильной методологии или наличием ненаблюдаемых факторов (BCBS, 2019b, стр. 50.10, 50.13). Комитет также рекомендует корректировать валидацию с учетом модельного риска, хотя руководящие принципы не предлагают конкретные статистические оценки. Ермолова и др. (2019) пытаются представить такие оценки. В упоминаемой работе, однако, авторы ограничились одним параметром — вероятностью дефолта (PD), что сужает сферу применения выводов к базовому ПВР для корпоративных заемщиков. Для продвинутого ПВР и для розничных рисков, валидатор должен знать последствия модельного риска для двух параметров — PD и LGD. При рассмотрении двух переменных следует также учитывать их корреляцию, или PLC. Это означает, что в существующей литературе не рассматривается модельный риск, связанный с LGD. В данной работе эта проблема решена.

Количественные тесты для подтверждения моделей PD и LGD в основном сосредоточены на дискриминационной способности и калибровке. Дискриминационная способность аналогично понятию корреляции, то есть тому, насколько хорошо модель отличает высокие значения от низких (дефолты от недефолтов и т. д.). Калибровка показывает точность средних уровней параметров. Другими словами, это сравнение прогнозов для модельного портфеля с центральными тенденциями. Банкиры часто добавляют, а регулирующие органы советуют добавлять маржу консервативности для компенсации некоторых ненаблюдаемых факторов, включая PLC. В этой работе используются пороговые значения для четырех валидационных тестов из BCBS (2005a), Помазанова (2016, стр. 54) и Крамера и Неймаркера (2019) для моделей PD, а также из Маарзе (2012, стр. 53, 76–77), Битюцкого и др. (2013, стр. 55) и Вуйнович и др. (2016, стр. 469) для моделей LGD, см. таблицу 1.

Таблица 1. Дискриминационная способность порогов валидации для PD и LGD моделей

В процентных пунктах	AUROC для PD		CLAR для LGD	
	мин.	макс.	мин.	макс.
Неприемлемый (красный)	0	50	50	60
Удовлетворительный (желтый)	50	70	60	75
Хороший (зеленый)	70	100	75	100

Особую озабоченность вызывает хорошая (зеленая) зона, когда AUROC для PD моделей превышает 70%, а CLAR для LGD моделей превышает 75% в таблице 1. Здесь достаточно большой «запас» до того, чтобы модели можно считать совершенными. В частности, модели, близкие к этим границам, могут привести к значительному модельному риску даже при добавлении к откалиброванным уровням центральной тенденции маржи консервативности (например, в размере 5 п. п.). В этой работе не затрагивается вопрос о точечных и интервальных оценках для этих модельных характеристик, поднятый Engelmann et al. (2003), что является отдельным расширением исследования, выходящим за рамки настоящей работы.

Принятие банковских рисков уже изучалось с особым упором на последствия для денежно-кредитной политики (Cecchetti & Li, 2005), (Borio & Zhu, 2008), (Bruno & Shin, 2012), (Dell’Ariccia, 2013), (Jimenez, Ongena, Peydro, & Saurina, 2014), (Tressel & Verdier, 2014), (Malovaná, Kolcunová, & Brož, 2019). Эти работы в большей степени сосредоточены на активных банковских операциях. Их главный вывод заключается в том, что мягкая денежно-кредитная политика, как правило, способствует принятию избыточных рисков. Напротив, некоторые другие авторы (Schoors, Semenova, & Zubanov, 2019) обращают внимание на обязательства в банковских балансах. Они связывают повышенный риск с более низким коэффициентом достаточности капитала (CAR) или более высоким коэффициентом просроченных кредитов (NPL). Банки, которые взяли на себя более высокие риски, как правило, предлагают более высокие ставки по депозитам для более активного привлечения средств домохозяйств. Однако в упомянутых документах не рассматриваются последствия модельного риска.

Ниже мы продемонстрируем, что модельный риск может быть существенным и достигать 9% от общей прогнозируемой суммы кредитного риска. Это справедливо для следующего набора параметров: LGD CLAR 80%, PD AUROC 75%; средние значения PD и LGD на 5 п. п. выше их центральных тенденций; PLC равен 50%. Однако мы не обсуждаем, является ли принятие банком модельного риска преднамеренным или случайным, т. е. является ли оно явным или неявным. Наша цель состоит в том, чтобы привлечь внимание к важности рассмотрения новой функции модельного риска как в академической литературе, так и в повседневной деятельности банков, валидаторов, аудиторов и надзорных органов.

Более того, результаты работы полезны для разработки систем вознаграждения за риск. Оптимальное устройство системы вознаграждения привлекало внимание ученых в течение по меньшей мере сорока лет, см. (Grossman & Hart, 1983), (Bull, 1987), (Mirrlees, 1999), (Gibbons, 2005). Их ключевая идея заключается в том, что такое устройство должно быть сосредоточено на наблюдаемых показателях результатов, а не на ненаблюдаемых индикаторах приложенных усилий. Базельский комитет недавно опубликовал описание передовой практики в области вознаграждения за риск (BCBS, 2011). По сути, в нем предлагается проводить различие между бонусными схемами для тех, кто принимает риски, и для тех, кто их контролирует. Размер вознаграждения должен включать фиксированную и переменную составляющие. Последнюю следует разбить на мгновенную и отложенную части. Триггеры для переменных и отложенных сумм должны быть выбраны из конкретного списка наблюдаемых показателей риска. В нашей работе предлагается использовать прокси-оценки модельного риска в качестве показателя, который может гармонично соответствовать панели мониторинга рисков, описанной Базельским комитетом.

3. Методология и смоделированные данные

Можно предположить, что установление избыточной маржи консервативности легко компенсировало бы любой модельный риск в рамках ПВР-подхода. Однако это не всегда так. Оценки высокого риска могут быть сверхконсервативно присвоены не тем заемщикам. Это происходит, когда дискриминационная способность несовершенна, как это всегда бывает в реальной жизни. В результате для плохих заемщиков резервируется низкий объем капитала (как с точки зрения ожидаемых убытков (EL), так и с точки зрения непредвиденных убытков (UL)), но для кредитоспособных заемщиков резервируется избыточная сумма. Однако плохие заемщики чаще объявляют дефолт, и они приносят более высокие убытки после восстановления, чем хорошие заемщики. Когда бывшие плохие заемщики объявляют дефолт, на их риски должно быть выделено около 100% капитала. В то же время высокие требования к капиталу для хороших заемщиков остаются в силе, чтобы соответствовать сверхконсервативным требованиям. Капитал не может быть перераспределен от хороших заемщиков к дефолтным, поскольку моделям по-прежнему доверяют. Таким образом, возникают двойные затраты по капиталу. Они оказываются искусственно завышенными для хороших заемщиков, и на самом деле они высоки для плохих, когда последние объявляют дефолт. Это означает, что чаще всего, поскольку PD и LGD являются несовершенными дискриминационными, ПВР-подход влечет за собой последствия для модельного риска. Это — основной элемент используемой здесь методологии. Ее можно проиллюстрировать с помощью обычной матрицы ошибок I и II типов из таблицы 2.

Таблица 2. Требования к капиталу при наличии модельного риска

Дефолты		Предсказуемые		ВСЕГО
		ND	D	
Реальные	ND	K_{11}	K_{12}	$K_{1\bullet}$
	D	K_{21}	K_{22}	$K_{2\bullet}$
ВСЕГО		$K_{\bullet 1}$	$K_{\bullet 2}$	$K_{\bullet\bullet}$

Примечание: ND – недефолты; D – дефолты; K_{kl} – требования к капиталу для наблюдений в k -энном ряду и l -м столбце; $K_{k\bullet}$ – общие требования к капиталу для наблюдений в k -энном ряду;

$K_{\bullet l}$ – общие требования к капиталу для наблюдений в l -м столбце.

Рассмотрим нулевую гипотезу о том, что заемщик собирается объявить дефолт. Тогда ошибка типа I — это количество истинных (фактических) дефолтов, которые не были предусмотрены. Соответствующее требование к капиталу составляет K_{21} . Ошибка типа II — это количество недефолтов, которым был ошибочно присвоен статус дефолта. Соответствующее требование к капиталу составляет K_{12} . Общее требование к капиталу для портфеля составляет $K_{\bullet\bullet}$.

Ошибка типа I в этом примере означает, что требования к капиталу K_{21} ниже, чем необходимо, в то время как ошибка типа II подразумевает, что K_{12} выше, чем достаточно. Тогда можно предположить, что профицит K_{12} может, по крайней мере, в какой-то части компенсировать дефицит в K_{21} . Модельный риск тогда равен следующему:

$$\max \left\{ \tilde{K}_{21} - K_{21} + (\tilde{K}_{12} - K_{12}); 0 \right\} \quad [1]$$

где \tilde{K}_{ij} – полное требование к капиталу, достаточному для i -й строки и j -го столбца таблицы 2.

Однако точка зрения [1] имеет существенный недостаток: она не учитывает жесткость требований к капиталу. Рассмотрим простой случай с фактическими дефолтами. Банк должен увеличить резервы и вычесть $(\tilde{K}_{21} - K_{21})$ из капитала. Однако банк не может взять капитал из других распределений, например $(\tilde{K}_{12} - K_{12})$, поскольку банк не знает величины \tilde{K}_{12} . Риск-менеджеры банка верят в свои модели и считают, что требования к капиталу выше \tilde{K}_{12} и равны величине K_{12} до тех пор, пока такие кредиты не будут полностью погашены. Это означает, что банк придерживается своих существующих требований к капиталу $K_{..}$, хотя на самом деле ему требуется $[K_{..} + (\tilde{K}_{21} - K_{21})]$. Таким образом, модельный риск больше, чем в [1], и равен только той части, которая не зарезервирована для непредвиденных дефолтов, т. е.:

$$\max \left\{ \tilde{K}_{21} - K_{21}; 0 \right\} = \tilde{K}_{21} - K_{21} \quad [2]$$

Таким образом, необходимая общая надбавка за модельный риск может быть определена следующим образом:

$$\frac{\tilde{K}_{21} - K_{21}}{K_{..}} \quad [3]$$

Важным моментом, принципиально отличающимся от подхода Löffler (2003), Tarashev and Zhu (2008), и Tarashev (2010), является знаменатель. Это существующее требование к капиталу, вытекающее из действующего режима регулирования. Например, часть требований к капиталу может быть получена с использованием ПВР-подхода.

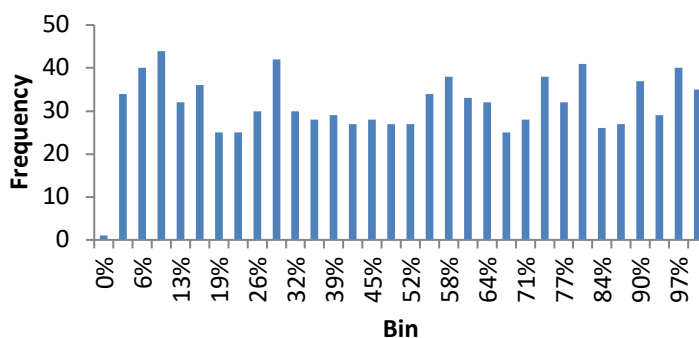


Рисунок 1. Одномерное распределение для PD

Смоделированные данные используются для определения общей надбавки за модельный риск с использованием искусственного портфеля из тысячи кредитов одинакового размера. Используется одномерное распределение PD, как показано на рисунке 1. Это позволяет управлять коэффициентом дефолта. Когда интерес заключается в моделировании заданного коэффициента дефолта DR, дефолты присваиваются наблюдениям по биномиальному правилу. Дефолт присутствует, когда

вероятность дефолта выше (1-DR). Если бы использовался другой вид эмпирического распределения PD, вряд ли было бы возможно наблюдать экстремальные значения PD выше порога (1-DR). Дефолты должны быть присвоены доле DR от общего числа наблюдений, но тогда возможно иметь дефолт с фактическим PD, скажем, 20% при DR равном 15%. Для наличия возможности прозрачно и открыто назначать дефолт используется одномерное распределение PD, как показано на рисунке 1.

Бета-распределение используется для LGD, как показано на рисунке 2, имитируя, таким образом, часто упоминаемое U-образное распределение для LGD (см. Ozdemir and Miu (2009, p. 18), Arsova et al. (2011, p. 3), Yao et al. (2014, p. 2)).

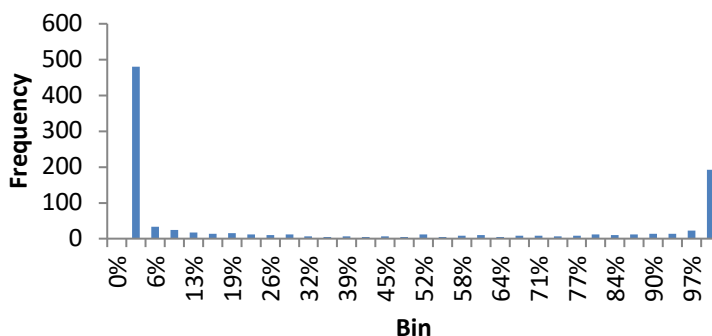
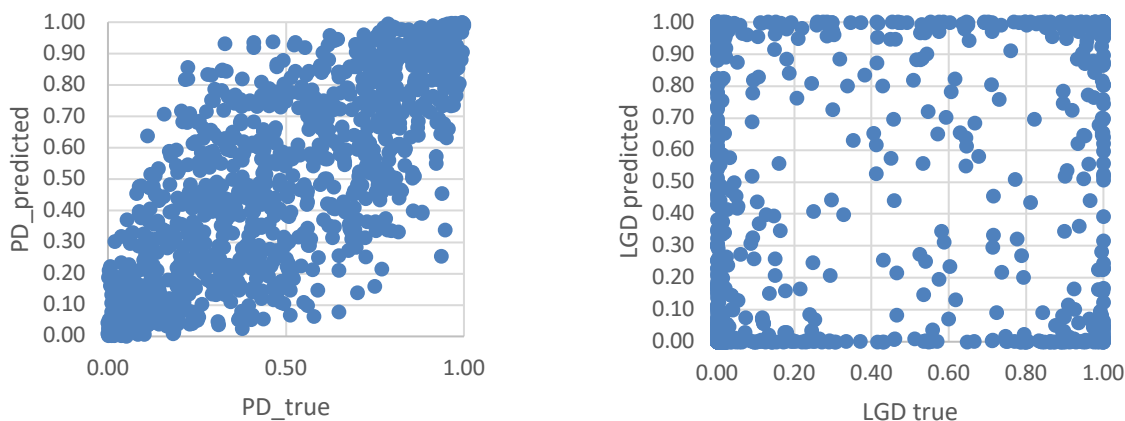


Рисунок 2. Бета-распределение для получения U-образного LGD (среднее значение LGD = 33%)

Корреляция фактических (истинных) и предсказанных значений PD и LGD изменяется соответственно, как показано на рисунке 3. Поскольку рассматриваются оба параметра ПВР — PD и LGD, необходимо учитывать различные зависимости между ними. Такая зависимость известна как корреляция PD–LGD (PLC). Это проиллюстрировано на рисунке 4.



(a) PD: корреляция +75%.

(b) LGD: корреляция +50%.

Рисунок 2. Моделирование дискриминационной способности посредством корреляции фактических и прогнозируемых значений

Для моделирования коррелированных случайных переменных величин используется традиционный подход к моделированию коррелированных гауссовых переменных из [1]. Если требуется смоделировать две случайные величины X_i и Z и соотнести их с коэффициентом корреляции ρ , то должна быть вспомогательная случайная величина Y_i . Фактически Васичек использует тот же

самый подход (Vasicek, 1987) и (Vasicek, 2002), с системным фактором риска Z , доходностью активов конкретного заемщика X_i и корреляцией активов ρ^2 :

$$X_i = \rho \cdot Z + Y_i \cdot \sqrt{1 - \rho^2}. \quad [4]$$

Пять значений используются для фактических и прогнозируемых корреляций PD (0%; 25%; 50%; 75%; 100%), четыре значения для фактических и прогнозируемых значений LGD (0%; 20%; 90%; 100%), три значения для корреляций PD-LGD (PLC: 0%; 25%; 50%), и три значения точности (точное, без отклонения в среднем; на 5 п. п. выше среднего и на 5 п. п. ниже среднего). Значение PLC, равное 50%, соответствует выводам (Meng, et al., 2010) для данных США.

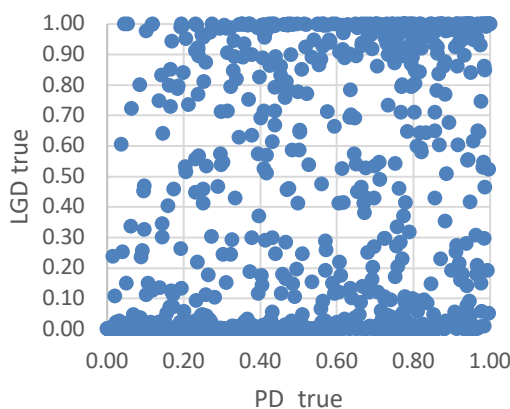
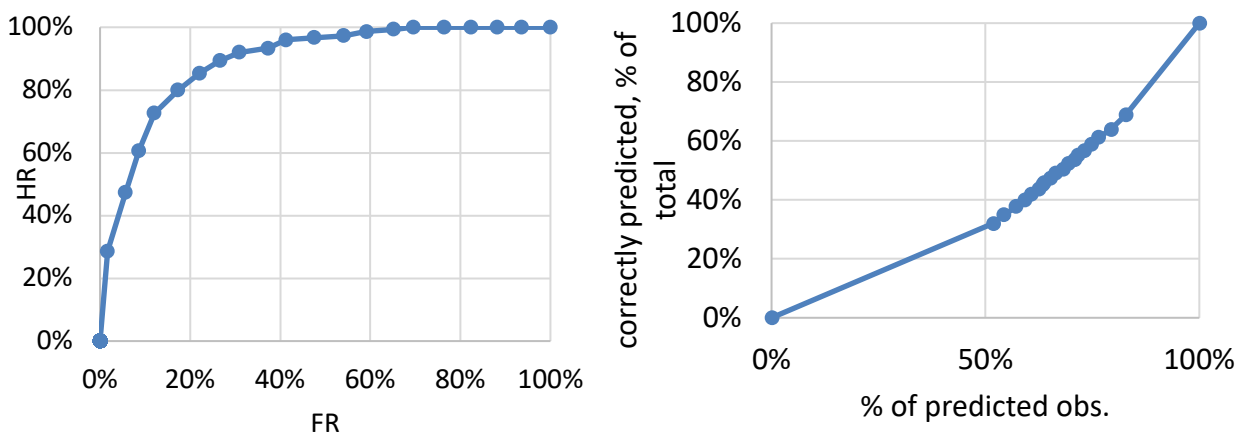


Рисунок 3. В этой работе рассматриваются различные значения корреляции PD-LGD (PLC) (здесь она составляет +50%)

В этой работе рассматривается базовый случай со средним фактическим PD 15% и средним фактическим LGD 35%. Последнее является отправным значением, доступным для базового ПВР при корректировке на наличие обеспечения. Всего запущено 675 сценариев.



(a) AUC = 89% для корреляции фактических и истинных значений PD +75%.

(b) CLAR = 77% для корреляции фактических и истинных значений LGD +50%.

Рисунок 4. Коэффициент точности используется для представления результатов в статистических таблицах ниже

Дискриминирующая способность моделей PD и LGD измеряется с помощью коэффициента точности (площадь под кривой ROC, AUC) и кумулятивного коэффициента точности LGD (CLAR). Иллюстрация теста представлена на рисунке 5. Кривая ROC представлена с использованием 20

точек, а 100 точек используются для вычисления AUC. При вычислении CLAR используется 20 групп.

Калибровка представляет собой разницу в средних значениях истинных и прогнозируемых значений PD и LGD. Оценка Брайера (BS) и нормализованная оценка навыков (skill score) Брайера (BSS) рассматривались, но не приводятся, поскольку они зависят от значений PD и LGD, что делает их несопоставимыми для разных сценариев и усложняет применение настоящего подхода в повседневной работе риск-менеджеров, валидаторов и аудиторов.

Используется формула взвешивания по риску ПВР для общих корпоративных кредитов, и рассчитывается общая потребность в капитале для кредита с заданными параметрами PD и LGD (BCBS, 2019, стр. CRE, параграф 31) (см. [1]). Произведение $PD \cdot LGD$ намеренно не вычитается, поскольку необходима общая оценка риска, не ограничиваемая компонентом непредвиденных потерь. Предполагается равный срок погашения кредита M в 2,5 года. Общий кредитный риск рассчитывается как сумма активов, взвешенных по риску, из знаменателя CAR без умножения на 12,5 и без вычитания суммы ожидаемых убытков (обычно для рассмотрения только непредвиденных убытков ожидаемые вычитают как из числителя норматива достаточности, так и из знаменателя). Общий кредитный риск оценивается на основе фактических и прогнозируемых данных по каждому искусственному кредиту.

$$K = LGD \cdot \left(\frac{N^{-1}(PD) + N^{-1}(0.999) \cdot \sqrt{1 - \rho^2}}{\sqrt{1 - \rho^2}} \right) \cdot \left(\frac{1 + (M - 2.5) \cdot b}{1 - 1.5 \cdot b} \right),$$

$$b = (0.11852 - 0.05478 \cdot \ln(PD))^2,$$

$$\rho^2 = 0.12 \cdot \frac{1 - \exp(-50 \cdot PD)}{1 - \exp(-50)} + 0.24 \cdot \left[1 - \frac{1 - \exp(-50 \cdot PD)}{1 - \exp(-50)} \right]. \quad [5]$$

Для вычисления пруденциального эквивалента полного кредитного риска прогнозируемые суммы риска заменяются фактическими значениями для истинных дефолтов. Как обсуждалось выше, необходимо сохранить требование к капиталу в соответствии с прогнозами модели для случаев недефолта. Моделям доверяют, и ожидается, что значения высокого риска могут возникать вплоть до погашения кредита, если это прогнозируется. Прогнозы заменяются фактическими значениями, когда необходимо мгновенно регистрировать убытки, если заемщик перестает платить, независимо от того, насколько низким прогнозируемый кредитный риск был. Когда говорят, что заемщик перестал платить, имеют в виду, что у него просрочен платеж более чем на 90 дней или что сработали определенные критерии UTP (критерии несклонности к платежу). Наконец, существует два значения общего кредитного риска: прогнозируемое и пруденциальное значения (последнее представляет собой прогнозируемое значение, скорректированное с учетом реализованных дефолтов). Общая надбавка на риск определяется как отношение пруденциальной оценки к прогнозируемому значению. С консервативной точки зрения, значение надбавки за модельный риск ограничим нулем снизу.

4. Выводы

4.1. Демонстрация одного сценария

В таблице 3 представлена логика для одного сценария с целью лучшего понимания того, как достигается общий результат. Возьмем кредитный портфель с истинными значениями $PD = 15\%$ и $LGD = 31\%$. Последнее соответствует бета-распределению с параметрами (0.10, 0.20). Пусть будут

более консервативные прогнозы параметров риска со средним PD = 20% (+5 п. п. более консервативно) и средним LGD = 34% (+3 п. п. более консервативно; это бета-распределение с параметрами (0,12, 0,20)). Получаем оценку Брайера +23%. Корреляция PD-LGD (PLC) составляет +50%. Пусть модель будет достаточно качественной, хотя и не идеальной, по дискриминационной способности. Корреляция фактических значений PD с прогнозируемыми составляет +75%. Это соответствует AUROC +89%. Она попадает в зеленую зону для целей валидации.

Таблица 3. Демонстрация сценария риска одной модели

(a) ВХОД	Дифференциация	Калибровка		
		dif (F-A)	BS	BSS
PD	89%	5%	23%	-75%
LGD	77%	3%	23%	

(b) ВЫХОД	RWA	EL + UL
фактические (A)	143.63	296.23
прогнозируемые (F)	108.19	317.81
пруд. (прогн. + факт.)	216.83	327.83
(пруд. / прогн.)-1	100.4%	3.2%
надбавка	100.4%	3.2%

Фактические и прогнозируемые значения LGD менее коррелированы с коэффициентом +50%. Тем не менее, соответствующий CLAR составляет +77%, и он также находится в пределах зеленой зоны проверки. Подводя итог, можно сказать, что модели PD и LGD более консервативны (на +5 и +3 п. п. соответственно). Они не выделяются идеальной дискриминацией, но все же успешно проходят подтверждение без необходимости последующей доработки.

Рассматриваемый портфель имеет общий кредитный риск 296 единиц (EL + UL), при этом непредвиденная часть (RWA) равна 144 единицам. Предсказанная (прогнозируемая, F; frfst) величина риска составляет 317,81 (округленно – 318). Оценка пруденциального риска (pru) учитывает полное потребление капитала по дефолтным ссудам. Если по кредиту ожидается дефолт, используется прогнозируемая сумма кредитного риска, в противном случае используется фактическая (резервируемая) потребность в капитале. Таким образом, модельный риск из надбавки в [2] приводит к оценке кредитного риска в 328 единиц. Это больше, чем прогнозируемая величина в 318, что означает: надбавка за модельный риск составляет примерно 10 единиц, или 3,2% от прогнозируемой общей суммы риска. Это может быть статистической ошибкой. Однако значительная часть недооценки вызвана непредвиденными потерями. Пруденциальная оценка для этого составляет 217, в то время как прогнозируемый моделью показатель равен всего лишь 108. Таким образом, модельный риск в «непредвиденной части» составляет 109 единиц, что близко к 100% от прогнозируемой суммы. Общая надбавка за модельный риск составляет 3,2%.

4.2. Основные закономерности

Обобщение основных результатов:

- 1) Рассматриваются приемлемые модели PD и LGD. Они находятся в желтой и зеленой зонах по критериям дискриминационной способности. Условно говоря, все они приемлемы с точки зрения валидации. Однако недооценка кредитного риска может достигать около 20% от предсказанной суммы для определенных комбинаций параметров. Например, см. LGD CLAR 71% и PD AUROC 50% при значении PLC равном 50% на рисунке 6.

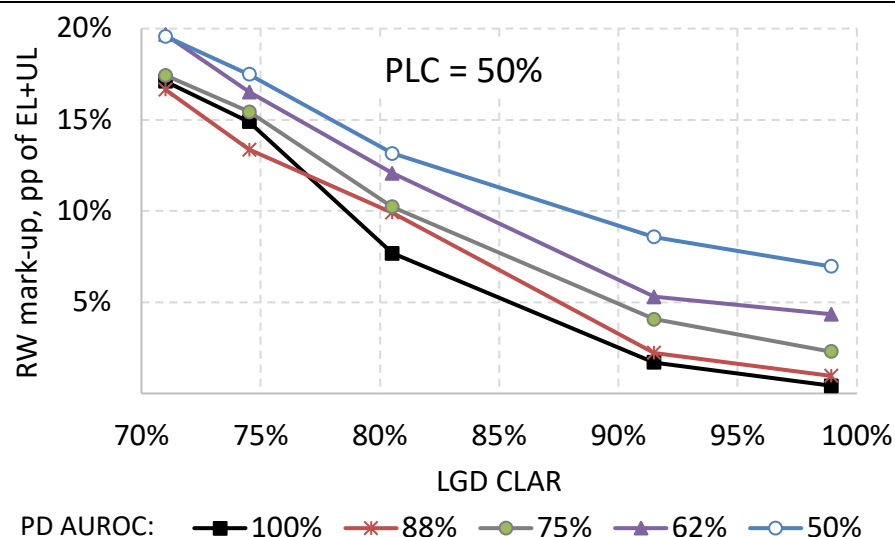


Рисунок 5. Анализ чувствительности надбавки модельного риска за счет дискриминационной способности моделей

- 2) Чем выше корреляция PD-LGD, тем выше надбавки за модельный риск.
- 3) Введение маржи консервативности в 5 п. п. не всегда достаточно, хотя надбавка может быть небольшой (до пары процентных пунктов). Однако модели, менее консервативные в среднем значении, могут подразумевать непропорционально более высокие надбавки. Например, -5% в PD при -5% в LGD требует надбавки в 11,5% в среднем для PLC = 50% (хотя можно было бы ожидать надбавку в 10 пп. как сумму 5% для PD и 5% для LGD), см. рисунок 7.

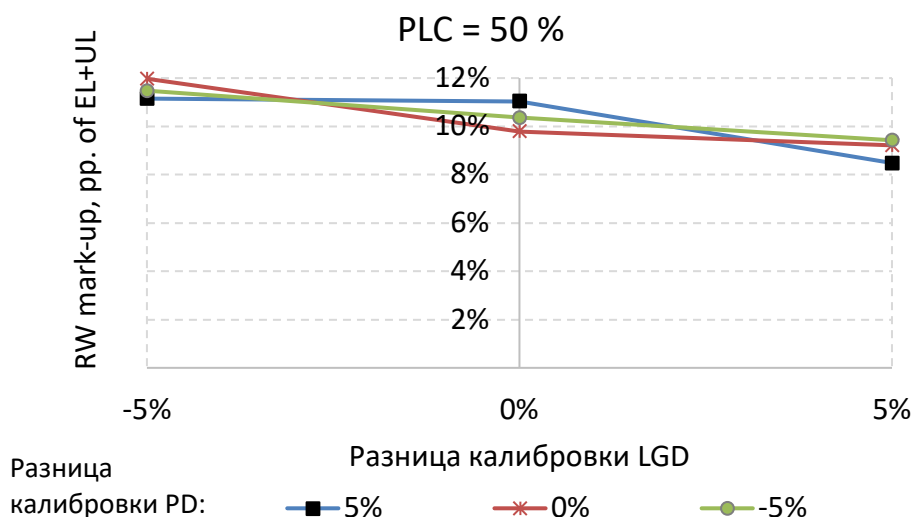


Рисунок 6. Анализ чувствительности надбавки модельного риска за счет калибровки модели

Примечание: Calibr_dif — это разница между средним значением модели и центральной тенденцией.

- 4) Каждый процентный пункт недооценки в LGD является более «дорогостоящим», чем каждый процентный пункт недооценки в PD. Например, маржа PD +5% и маржа LGD -5% подразумевают надбавку в диапазоне 3,2%—11,2% в зависимости от PLC.
- 5) Индикатор «зеленой зоны» для качества моделей PD и LGD не всегда подразумевает надлежащую оценку рисков. Было бы полезно добавить количественную оценку риска модели в валидационные отчеты. Заинтересованные стороны (включая регулирующие органы) могут

изъявить желание рассмотреть модельный риск при принятии решения о выдаче разрешения банку использовать ПБР-подход или при принятии решения о том, может ли банку потребоваться надбавка при использовании ПБР.

5. Заключение и обсуждение

Модельный риск по-прежнему стоит на повестке дня риск-менеджеров по кредитным рискам. Базельский механизм предписывает разработку моделей PD и LGD для тех банков, которые хотят использовать ПБР-подход. Хотя вполне естественным является признать то, что реальная жизнь несовершенна, желательно предложить решение для компенсации возникающего модельного риска в несовершенных моделях. Важно отметить, что такие недостатки нельзя учитывать исключительно путем повышения консервативности моделей с точки зрения калибровки. Они также должны быть более дискриминирующими. Если такие улучшения неосуществимы, в этой работе приведены обоснованные суммы надбавок к общему кредитному риску для учета таких недостатков, чтобы банки могли сохранить свою платежеспособность.

В данной работе продемонстрирована величина недооценки кредитного риска из-за модельного риска в моделях PD и LGD в рамках ПБР. В ней рассматривается общий риск и не предполагается обсуждение правильного распределения надбавки между EL и UL, что может стать темой отдельного исследования. Вместе с тем следует отметить наличие двух крайностей. С одной стороны, национальный регулирующий орган может предписать консервативный вычет всей надбавки в качестве суммы резерва (это будет эквивалент EL). С другой стороны, более мягкий подход заключается в том, чтобы умножить его на 12,5 и распределить в качестве дополнения к сумме активов, взвешенных по риску, или надбавки к риск-весу (это было бы эквивалентом UL). Последний подход более типичен для инструментов макропруденциальной политики.

Предлагаемая надбавка к риск-весу в ПБР за модельный риск полезна для стимулирования разработчиков моделей к улучшению своих моделей. Возможность выделения надбавки полностью или частично обеспечивает поддержку риск-менеджеров и топ-менеджеров для инвестирования в интеллектуальный анализ данных, улучшение качества данных и совершенствование модели. Даже если регулирующий орган не желает устанавливать обоснованные надбавки за модельный риск, менеджеры банков могут использовать их внутри организации в качестве ключевых показателей эффективности для экономического капитала и для разработчиков моделей, валидаторов моделей и аудиторов (как внутренних, так и внешних). В конечном счете кредитные модели должны быть ориентированы на повышение устойчивости банков и повышение общей финансовой стабильности.

6. Список литературы

- Arsova, A., Haralampieva, M. & Tsvetanova, T., 2011. *Comparison of regression models for LGD estimation*, Edinburgh: Credit Scoring and Credit Control XII.
- BCBS, 2005a. *Studies on the Validation on Internal Rating Systems*. [Online]
Available at: https://www.bis.org/publ/bcbs_wp14.htm
[Accessed 25 December 2019].
- BCBS, 2011. *Range of Methodologies for Risk and Performance Alignment of Remuneration*. [Online]
Available at: <https://www.bis.org/publ/bcbs194.pdf>
- BCBS, 2019b. *CAP50 - Prudent valuation guidance*. [Online]
Available at:
https://www.bis.org/basel_framework/chapter/CAP/50.htm?inforce=20191215&published=20191215
[Accessed 22 March 2021].
- BCBS, 2019. *Consolidated Basel Framework. Consultative Document*. [Online]
Available at: <https://www.bis.org/bcbs/publ/d462.pdf>
[Accessed 25 December 2019].
- Bituysky, V. et al., 2013. *Validation*. [Online]
Available at: <https://arb.ru/upload/iblock/55d/валидация.docx>
[Accessed 19 August 2019].
- Borio, C. & Zhu, H., 2008. *Risk-taking: a missing link in the transmission mechanism?*. [Online]
Available at:
https://www.bcb.gov.br/Pec/Depep/Seminarios/2008_XSemAnualMetasInflBCB/Arquivos/2008_XSemAnualMetasInflBCB_HaibinZhu.pdf
- Borio, C. & Zhu, H., 2008. *Risk-taking: a missing link in the transmission mechanism?*. [Online]
Available at:
https://www.bcb.gov.br/Pec/Depep/Seminarios/2008_XSemAnualMetasInflBCB/Arquivos/2008_XSemAnualMetasInflBCB_HaibinZhu.pdf
- Bruno, V. & Shin, H. S., 2012. *Capital Flows and the Risk-Taking Channel of Monetary Policy*. [Online]
Available at: <https://www.bis.org/events/conf120621/shin.pdf>
- Bruno, V. & Shin, H. S., 2012. *Capital Flows and the Risk-Taking Channel of Monetary Policy*. [Online]
Available at: <https://www.bis.org/events/conf120621/shin.pdf>
- Bull, C., 1987. The Existence of Self-Enforcing Relational contracts. *Quarterly Journal of Economics*, 102(1), pp. 147-59.
- Cecchetti, S. G. & Li, L., 2005. *Do Capital Adequacy Requirements Matter for Monetary Policy?*. [Online]
Available at: <https://www.nber.org/papers/w11830>
- Dell'Ariccia, G., 2013. *Monetary Policy and the Risk-Taking Channel: Theory and Policy Implications*. [Online]
Available at: <https://cepr.org/sites/default/files/news/Dell%27Ariccia%27.pdf>
- EBF, 2015. *[European Banking Federation] EBF response to the BCBS consultation on Capital floors: the design of a framework based on standardised approaches*. [Online]
Available at: <http://www.bis.org/bcbs/publ/comments/d306/europeanbanking.pdf>
[Accessed 22 March 2021].
- Engelmann, B., Hayden, E. & Tasche, D., 2003. Testing rating accuracy. *Risk*, pp. 82-86.
- Ермолова М., Пеникас Г. и Полянский Ю., 2019. Исследование влияния модельного риска на точность оценок величины риск-взвешенных активов, полученных с помощью подхода на основе внутренних рейтингов [на русском языке]. *Управление финансовыми рисками*. Т. 52 (01). Стр. 32-51. ...Study of the model risk for the accuracy of the risk-weighted assets derived from the IRB approach [in Russian]. *Financial Risk Management*, 52(01), pp. 32-51.
- FDIC, 2017. *Adoption of Supervisory Guidance on Model Risk Management*. [Online]
Available at: <https://www.fdic.gov/news/financial-institution-letters/2017/fil17022.pdf>
[Accessed 22 March 2021].
- FRS, 2011. *Supervisory Guidance on Model Risk*. [Online]
Available at: <https://www.federalreserve.gov/supervisionreg/srletters/sr1107a1.pdf>
[Accessed 22 March 2021].
- Gibbons, R., 2005. Incentives Between Firms (and Within). *Management Science*, Volume 51, p. 2–17.

- Grossman, S. & Hart, O., 1983. An Analysis of the Principal-Agent Problem. *Econometrica*, 51(1), pp. 7-46.
- Jimenez, G., Ongena, S., Peydro, J.-L. & Saurina, J., 2014. Hazardous times for monetary policy: what do twenty three million bank loans say about the effects of the monetary policy on credit risk-taking?. *Econometrica*, 82(2), pp. 463-505.
- Kramer, W. & Neumarker, S., 2019. Skill Scores and modified Lorenz domination in default forecasts. *Economics Letters*, Volume 181, pp. 61-64.
- Kupiec, P. H., 2009. *How Well Does the Vasicek-Basel AIRB Model Fit the Data? Evidence from a Long Time Series of Corporate Credit Rating Data*. [Online]
Available at: https://essay.utwente.nl/61905/1/master_B_Maarse.pdf
[Accessed 16 August 2019].
- MacKenzie, D. & Spears, T., 2014. 'The formula that killed Wall Street': The Gaussian copula and modelling practices in investment banking. *Social Studies of Science*, 44(3), pp. 393-417.
- Malovaná, S., Kolcunová, D. & Brož, V., 2019. Does monetary policy influence banks' risk weights under the internal ratings-based approach?. *Economic Systems*, Volume 43.
- Meng, Q. et al., 2010. *Implications of PD-LGD Correlation in a Portfolio Setting*. *Moody's Analytics*. [Online]
Available at: <https://www.moodyanalytics.com/-/media/whitepaper/before-2011/10-05-02-implications-of-pd-lgd-correlation-in-a-portfolio-setting.pdf>
[Accessed 09 December 2019].
- Mirrlees, J., 1999. The Theory of Moral Hazard and Unobservable Behavior: Part I. *Review of Economic Studies*, Volume 66, pp. 3-21.
- Ozdemir, B. & Miu, P., 2009. *Basel II Implementation. A Guide to Developing and Validating a Compliant Internal Risk Rating System*. New York: McGrawHill.
- Помазанов М., 2016. *Управление кредитным риском в банке: подход внутренних рейтингов (ПВР) (на русском языке)*. 1-е издание. Москва. Издательство Юрайт. *Banking Credit Risk Management: Internal-Ratings-Based (IRB) Approach [in Russian]*. 1-е ed. Moscow: Urait.
- Schoors, K., Semenova, M. & Zubanov, A., 2019. Depositor discipline during crisis: Flight to familiarity or trust in local authorities?. *Journal of Financial Stability*, Volume 43, p. 25–39.
- Tarashev, N., 2010. Measuring portfolio credit risk correctly: Why parameter uncertainty matters. *Journal of Banking & Finance*, Volume 34, p. 2065–2076.
- Tarashev, N. & Zhu, H., 2008. Specification and Calibration Errors in Measures of Portfolio Credit Risk: The Case of the ASRF Model. *International Journal of Central Banking*, Volume 13.
- Тихонов Р., Масютин А. и Анпилогов В., 2021. Взаимосвязь финансового результата банка и качества моделей кредитного скоринга // Деньги и кредит. 2021. № 80 (2). Стр. 76-95. The Relationship Between the Financial Performance of Banks and the Quality of Credit Scoring Models. *Russian Journal of Money and Finance*, 80(2), p. 76–95.
- Tressel, T. & Verdier, T., 2014. *Optimal Prudential Regulation of Banks and the Political Economy of Supervision*. [Online]
Available at: <https://www.imf.org/external/pubs/ft/wp/2014/wp1490.pdf>
- Vasicek, O., 1987. *Probability of Loss on Loan Portfolio*. [Online]
Available at: <https://www.moodyanalytics.com/-/media/whitepaper/before-2011/02-12-87-probability-of-loss-on-loan-portfolio.pdf>
- Vasicek, O., 2002. *The Distribution of Loan Portfolio Value*. [Online]
Available at: <https://www.bankofgreece.gr/MediaAttachments/Vasicek.pdf>
[Accessed 20 July 2018].
- Yao, X., Crook, J. & Andreeva, G., 2014. *Modeling Loss Given Default in SAS/STAT*, Edinburgh: s.n.