

Федеральное государственное автономное образовательное
учреждение высшего образования
«Национальный исследовательский университет
«Высшая школа экономики»

На правах рукописи

Хромова Элла Павловна

**СИНЕРГИЯ ПРЕДСКАЗАТЕЛЬНОЙ СИЛЫ МОДЕЛЕЙ
КРЕДИТНЫХ БАНКОВСКИХ РИСКОВ**

РЕЗЮМЕ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата экономических наук

Научный руководитель:
профессор, д.э.н., д.т.н.
Карминский Александр Маркович

Москва – 2021

Синергия предсказательной силы моделей кредитных банковских рисков

JEL: G17, G21, G24, G33, C23, C53

Шифр ВАК: 08.00.10 Финансы, денежное обращение и кредит

Диссертация была подготовлена на базе Школы финансов факультета экономических наук национального исследовательского университета Высшая школа экономики.

Публикации:

Основные результаты диссертационного исследования опубликованы в пяти работах общим объемом 6,4 п.л., личный вклад автора составляет 5,6 п.л.:

1. Khromova E. (2020) Dynamic Mapping of Probability of Default and Credit Ratings of Russian Banks (Динамическое сопоставление вероятности дефолта и кредитных рейтингов российских банков). *Journal of Corporate Finance Research* 14(4): 31-46 (на англ.) *doi: 10.17323/j.jcfr.2073-0438.14.4.2020.31-46*
2. Khromova E. (2020) Increase of Banks' Credit Risk Forecasting Power Using the Set of Credit Ratings and Probability of Default Models (Повышение прогнозной силы кредитного риска банков путём использования набора моделей кредитных рейтингов и вероятности дефолта). *Recent Advances of the Russian Operations Research Society 1st Edition: 177-196* (на англ.)
ISBN (10): 1-5275-4792-2; ISBN (13): 978-1-5275-4792-6
3. Karminsky A., Khromova E. (2018) Increase of banks' credit risks forecasting power by the usage of the set of alternative models (Повышение прогнозной силы кредитного риска банков за счет использования набора альтернативных моделей). *Russian Journal of Economics* 4(2): 155-174 (на англ.)
doi: 10.3897/j.ruje.4.27737
4. Karminsky A., Khromova E. (2016) Extended modeling of banks' credit ratings (Расширенное моделирование кредитных рейтингов банков). *Procedia Computer Science* 91: 201 – 210 (на англ.) *doi: 10.1016/j.procs.2016.07.058*

5. Karminsky A., Khromova E. (2016) Modelling banks' credit ratings of international agencies (Моделирование кредитных рейтингов банков международных агентств). Eurasian Econ Rev 6: 341–363 (на англ.)
doi: 10.1007/s40822-016-0058-5

Введение¹

Экономический рост и стабильность любой страны зависят от финансового состояния ее банковской системы. Учитывая критическую роль банков как финансовых посредников, оценка их финансовой устойчивости является одной из главных задач органов надзора. Наиболее часто используемыми способами оценки финансовых показателей и контроля уровня кредитного риска банка являются оценки вероятности дефолта и кредитного рейтинга. Вероятность дефолта (Probability of Default, PD) – это вероятность отзыва лицензии банка в течение фиксированного горизонта времени, в то время как кредитный рейтинг (Credit Rating, CR) определяет класс, к которому принадлежит компания, в том числе используя оценку PD. Несмотря на то, что оба эти метода изучены достаточно подробно, прогнозная сила соответствующих моделей все еще имеет широкую нишу для совершенствования. Возможны смещения в оценках моделей, которые могут привести к ошибочным результатам. Полученные из модельных прогнозов вероятности дефолта могут быть недооценены из-за несбалансированной структуры данных по дефолтам. Модель PD становится чрезмерно переобучаема событиями, не связанными с дефолтом, ввиду того, что дефолты происходят редко. Даже классические методы балансировки данных, представленные He и Garcia (2009) и Garcia и др. (2012), не полностью решают эту проблему, и модель PD дает заниженные результаты оценки кредитного риска (Карминский и Костров, 2017). С другой стороны, CR модели также имеют смещения при оценке кредитного риска. Основной причиной этого является возникновение проблемы совместных гипотез. Низкая значимость полученных моделей может быть вызвана как неправильной спецификацией модели, так и недостаточно точной аппроксимацией (bad proxy) искомой переменной (кредитного риска). Для верного тестирования эконометрической модели должны быть использованы

¹ Данные секции представляют расширенную версию следующего исследования: Karminsky A., Khromova E. (2018) Increase of banks' credit risks forecasting power by the usage of the set of alternative models. Russian Journal of Economics 4(2): 155-174.

реальные (достоверные) данные о финансовой устойчивости банка в качестве зависимой переменной. Однако исследователям доступны лишь эмпирические данные оценок кредитных рейтингов, присвоенных рейтинговыми агентствами (РА), отражающих субъективное мнение агентства, которое зависит от его консерватизма и используемой методологии. Использование такой зависимой переменной может привести к смещениям показателей в модели. Доказано, что в последнее время РА очень заботятся о своей репутации и стараются быть сверхосторожными, чтобы не пропустить финансовые проблемы банка (Park и Lee, 2018; Ну и др., 2019).

Актуальность исследования¹

Работа посвящена повышению прогнозной силы оценки кредитного риска банка с помощью достижения эффекта синергии путем комбинирования двух моделей оценки финансовой устойчивости банков: кредитных рейтингов и вероятности дефолта. Актуальность данной работы определяется способностью сравнивать и интерпретировать существующие модели оценки банковского кредитного риска, а также повышением точности самостоятельной оценки финансовой устойчивости кредитных организаций на основе публично доступной информации. В связи с тем, что множество кредитных организаций до сих пор остаются вне покрытия рейтинговых агентств (Duff и Einig, 2009; Bellotti и др., 2011), возможность быстрого и надежного прогноза финансовой устойчивости банка с помощью предложенной синергетической модели кредитного риска будет полезна банкам и всем их контрагентам.

1. Для вкладчиков предложенная модель будет полезна как инструмент поиска наилучших банков для размещения средств.
2. Органами надзора предложенный механизм может быть использован как инструмент постоянного контроля с возможностью заблаговременного принятия адекватных мер.

3. Самими банками данная модель может быть применена в качестве инструмента дополнительного внутреннего контроля в рамках подхода на основе внутренних рейтингов.

Обзор литературы²

Данная диссертация объединяет в себе два, казалось бы, отдельных направления академических исследований. В первом направлении рассматривается вопрос о преуменьшении уровня кредитного риска моделями прогноза вероятности дефолта, в то время как второе направление исследует чрезмерно осторожное присвоение кредитных рейтингов.

Все последние исследования подчеркивают важность проблемы дисбаланса в данных о дефолтах и её влияние на прогнозную силу моделей (Esarey и Pierce, 2012; Карминский и Костров, 2017; Lanine и Vennet, 2006). Для точной оценки параметров PD модели в обучающем наборе данных обычно доступно слишком ограниченное число событий дефолтов. Главным следствием проблемы дисбаланса является недооценка «редкого» класса, что ухудшает способность прогнозирования дефолтов банков (Florez-Lopez и Ramon-Jeronimo, 2014; Rösch и Scheule, 2014). В работе Garcia и др. (2012) были представлены наиболее популярные методы уменьшения классового дисбаланса в данных: случайное исключение значений, не связанных с дефолтом, случайное добавление значений дефолтов и увеличение весов наблюдений «редких классов» в логарифмической функции правдоподобия. Однако даже эти методы не полностью решают проблему, и модель PD дает заниженные результаты оценки кредитного риска (Карминский и Костров, 2017).

Во втором направлении исследований изучаются расхождения в прогнозных ошибках CR моделей. Многие авторы изучали закономерности в

² Данная секция представляет расширенную версию следующих исследований: 1) Karminsky A., Khromova E. (2018) Increase of banks' credit risks forecasting power by the usage of the set of alternative models. Russian Journal of Economics 4(2): 155-174; 2) Khromova E. (2020) Dynamic Mapping of Probability of Default and Credit Ratings of Russian Banks. Journal of Corporate Finance Research. 14 (4): 31-46

расхождений между оценками различных РА и финансовой устойчивостью эмитентов (Morgan, 2002; Barton, 2006; Livingston и др., 2010; Alsaka и др., 2012; Shimizu и др., 2013). В период до финансового кризиса 2008 года деятельность рейтинговых агентств мало регулировалась, что позволяло им избегать ответственности за завышения присвоенных оценок (Соловьева, 2016; Altman и др., 2005; Behr и др., 2008; Dimitrov и др., 2015; Kose и др., 2003; Ryan, 2012; Xuefeng и др., 2012). В результате массовых регуляторных изменений был введен закон Додда-Франка, который значительно повысил выполнение основных принципов объективности, прозрачности и независимости рейтингового процесса. Однако в последнее время было показано, что РА очень осторожно оценивают финансовую устойчивость, так как от этого зависит их репутация (Becker и др., 2010; Flynn и др., 2018; Skreta и др., 2009; Василюк, 2011; Живайкина и Пересецкий, 2017; Карминский, 2015; Помазанов и Хамалинский, 2012; Стежкин, 2015). Репутация РА страдает больше, когда агентство прогнозирует более высокий рейтинг, чем следовало бы. Поэтому в настоящее время РА склонны активно реагировать на любые плохие новости, пытаясь спрогнозировать худший сценарий и не потерять свою репутацию.

В связи с расхождением оценок моделей CR и PD возникает «исследовательский пробел» в отсутствии совмещения этих двух методологий с целью повышения прогнозной силы моделей кредитного риска банка. Заметим, что эти два подхода дают совершенно противоположные смещения предсказательных ошибок, что делает их комбинацию еще более надежной и теоретически обоснованной благодаря теории совмещения предсказательных оценок (Clemen, 1989; Timmermann, 2006). Одной из первых работ, посвященных этой проблеме, была работа Pompella и Diciano (2017), в которой был внедрен новый подход (метод PC-Mahalanobis), имеющий характерные черты моделей PD и CR, для проверки достоверности банковских рейтингов, присвоенных рейтинговыми агентствами. Однако метод PC-Mahalanobis не обеспечивает численной

интерпретации результатов и позволяет только определить, принадлежит ли наблюдение к какой-либо из двух бинарных групп: благополучным или дефолтным банкам.

Для того чтобы использовать комбинацию моделей кредитных рейтингов и вероятности дефолта, был произведен анализ литературы, исследующей нелинейную зависимость между кредитными рейтингами и другими фундаментальными параметрами риска (PD, LGD и EAD). Различные методы сопоставления кредитных рейтингов и PD были представлены в научных работах (Godlewski, 2007; Chan-Lau, 2006; Schuermann и Hanson, 2004). Например, Godlewski в 2007 году проводил сравнение кредитных рейтингов банков из развивающихся стран и соответствующих им вероятностей дефолта. Исследование показало, что рейтинг имеет тенденцию агрегировать информацию о риске дефолта банков в промежуточно низкие рейтинговые оценки и тем самым доказывает частичное расхождение рейтингов с результатами модели, оценивающей PD. Связь между рейтингами и потерями с учетом дефолта (LGD) была продемонстрирована в статьях (Shi и др., 2020; Shi и др., 2019; Рудакова и Ипатьев, 2015; Tasche, 2013; Volk, 2013). В большинстве статей по этой теме предлагаются эконометрические модели, которые можно использовать для интерпретации CR с помощью PD и наоборот (Karminsky and Khromova, 2018; Живайкина и Пересецкий, 2017; Рудакова и Ипатьев, 2015; Tasche, 2013; Volk, 2013; Помазанов и Власов, 2008). Другое направление в литературе по данной тематике посвящено калибровке PD и CR к единой шкале перевода. В статье Tasche (2013) сравниваются различные подходы к калибровке и делается вывод о том, что подход ‘scaled likelihood ratio’ («масштабированного отношения правдоподобия») превосходит стандартный подход ‘scaled PDs’ («масштабированных вероятностей дефолта»). Помазанов и Власов (2008) представили модель калибровки кредитных рейтингов и PD для российских банков. В качестве альтернативы Помазанов и Хамалинский (2012) предложили модели для калибровки кредитных

рейтингов и PD в выборках с небольшим числом дефолтных фирм. Предложенный метод базировался на идее бенчмаркинга и генетических алгоритмах. Кроме того, таблицы с кредитными рейтингами и неявными вероятностями дефолта предоставляются самими кредитными рейтинговыми агентствами: S&P (Ежегодное исследование корпоративного дефолта и перехода к рейтингу в 2019 году), Moody's (Коэффициенты корпоративного дефолта и восстановления, 1920-2008) и Fitch (Исследования по переходу и дефолту 2019 года).

Цели и задачи исследования

Целью данной работы является повышение прогнозной силы оценки кредитного риска банка путем построения синергетической модели, объединяющей в себе оценки двух наиболее популярных показателей финансовой устойчивости (CR и PD). Следует отметить, что результаты синергетической модели были представлены в виде количественной меры кредитного риска, которая позволяет оценивать потенциальные убытки от вложений.

Для достижения этой цели были поставлены и решены следующие задачи:

1. Систематизированы различные методики оценки кредитного риска банков (вероятность дефолта, потеря с учетом дефолта, требования под риском дефолта, срок погашения, кредитные рейтинги).
2. Классифицированы факторы потенциального влияния на кредитный риск банков, использованные в предыдущих научных исследованиях (структурированы и представлены в сводной таблице).
3. Получен репрезентативный набор эмпирических данных с использованием различных методов фильтрации.
4. Построены два типа моделей кредитного риска (модели CR и PD) на основе единого набора данных.

5. Проведен сравнительный анализ статистических характеристик прогнозных ошибок моделей CR и PD, откалиброванных по общей шкале, с целью выработки предложений по синергии данных моделей для повышения точности оценок.
6. Разработана синергетическая модель с более высокой прогнозной силой за счет присвоения оптимальных весов и использования монотонных преобразований в моделях CR и PD.
7. На основе комбинированных кредитных оценок были построены оценки PD с использованием средних исторических частот дефолта.

Объект и предмет исследования

Объектом исследования данной работы являются российские банки, а предметом является кредитный риск, который измеряется вероятностью дефолта банка и его кредитным рейтингом, а также характером взаимозависимости между ними.

Гипотезы данного исследования

На основе анализа предшествующей академической литературы были сформулированы следующие гипотезы.

Гипотеза 1. Некоторые РА в среднем имеют устойчивую тенденцию присваивать относительно более высокие/более низкие рейтинги одним и тем же банкам.

Данная гипотеза была сформулирована на основе работы (Карминский и Пересецкий, 2007), в которой рассматривалась Большая тройка международных РА, а также была расширена автором дополнительным сравнением российских РА. Гипотеза 1 предполагает, что существует устойчивое различие в рейтинговых оценках, присваиваемых разными РА одним и тем же банкам: некоторые из них ставят сравнительно более консервативные оценки, в то время как другие являются более либеральными при выставлении рейтинговых оценок. В частности Moody's имеет

тенденцию переоценивать рейтинги банков, тогда как Standard and Poors является наиболее консервативным рейтинговым агентством (Карминский и Пересецкий, 2007). Эта гипотеза позволит провести сравнительный анализ субъективности рейтинговых агентств при оценке кредитного риска банков. Более того, это исследование позволит оценить финансовую прозрачность российских банков, которая обратно пропорциональна разнице между оценками различных рейтинговых агентств (Morgan, 2002).

Гипотеза 2. Существует значимое расхождение в предсказаниях кредитного риска моделями CR и PD: CR модели показывают *переоценённые* результаты из-за репутационного эффекта, в то время как PD модели переобучаются в сторону *недооценки* кредитного риска.

CR и PD модели были соответственно проверены на предмет переобучения в сторону статистически устойчивого завышения и занижения кредитного риска. Наличие данного расхождения обуславливает цель работы, которой является приведение ранее используемых моделей кредитного риска к единой шкале и создание синергетической, более надежной модели кредитных рисков банков путем использования набора альтернативных моделей, основанных на общедоступной информации. Согласно третьей гипотезе за счет этого может быть повышена прогнозная сила модели кредитного риска.

Гипотеза 3. Синергетическая (комбинированная) модель нивелирует смещения CR и PD моделей и обладает более высокой способностью прогнозирования кредитного риска по сравнению с CR и PD моделями по отдельности.

Данная гипотеза была проверена с помощью совместного использования набора альтернативных моделей (CR и PD), к которым были применены оптимальные весовые коэффициенты и монотонные преобразования.

Для того чтобы получить удобную для инвесторов меру кредитного риска, производится калибровка качественных показателей CR синергетической модели в количественные показатели PD. С этой целью создается и используется динамическая шкала соответствия кредитных рейтингов вероятности дефолта на основе средних исторических частот дефолта. Анализ данной шкалы позволяет сравнить рискованность различных стратегий по вложению средств в банки из различных рейтинговых классов.

Гипотеза 4. Банки, принадлежащие высокому рейтинговому классу, являются более стабильными сразу после присвоения рейтинга, в то время как вероятность дефолта банков с высокоспекулятивным рейтингом максимальна в краткосрочном промежутке времени после присвоения рейтинга, а затем резко сокращается.

Данная гипотеза подразумевает, что вероятность дефолта банка, который выжил более 1 года после присвоения низкого рейтинга, резко сокращается, в то время как после присвоения высокого рейтинга вероятность дефолта банка постепенно увеличивается. Это объясняется тем, что банки, которые выживают в «мусорных» рейтингах в течение длительного периода времени, являются в основном небольшими, но достаточно стабильными банками, в то время как банки с инвестиционным рейтингом сталкиваются с конкуренцией и жесткими требованиями регулятора, в связи с чем происходит значительная ротация данных банков в более низкие рейтинговые классы. Данная гипотеза подтверждает, что инвесторы и вкладчики должны учитывать не только текущую рейтинговую оценку банка, но и то, как давно эта оценка была присвоена.

Научная новизна работы

Новизна работы заключается в достижении статистически значимых и устойчивых результатов в области кредитного риска банка:

1. Эмпирически показано, что тенденция к переобучаемости моделей кредитных рейтингов в сторону переоценки кредитного риска проявляется на выборках данных после кризиса 2008 года и усиливается для российских банков.
2. Разработан алгоритм построения синергетической модели с улучшенным качеством прогнозирования кредитных рисков банков благодаря использованию комбинации альтернативных моделей (кредитных рейтингов и вероятности дефолта).
3. Разработана методология по составлению динамической шкалы преобразования качественных показателей кредитных рейтингов в количественные показатели вероятности дефолта, которая позволяет увеличить детализацию предсказаний (используя квартальные данные вместо ежегодных), а также подходит для интерпретации оценок любого рейтингового агентства (благодаря использованию базовой рейтинговой шкалы) и учитывает специфику российских банков.

Методологическая база и научный вклад³

В данной диссертации разработан новый алгоритм создания синергетической модели, который был применен к модели рейтинга и модели вероятности дефолта российских банков, состоящий из нескольких последовательных частей. Первый шаг состоит в том, чтобы отдельно построить модель PD и модель кредитных рейтингов на одном и том же наборе данных, используя построение базовой шкалы рейтингов. Данная часть исследования основана на обзоре потенциальных факторов влияния на кредитный риск банка, который был обобщен в табличной форме. После формирования прогнозных значений обеих моделей осуществляется калибровка рейтингов и PD с целью приведения рейтингов и PD в единую шкалу. Затем ошибки прогнозирования каждой модели сравниваются по

³ Данная секция представляет расширенную версию следующих исследований: 1) Karminsky A., Khromova E. (2018) Increase of banks' credit risks forecasting power by the usage of the set of alternative models. Russian Journal of Economics 4(2): 155-174; 2) Khromova E. (2020) Dynamic Mapping of Probability of Default and Credit Ratings of Russian Banks. Journal of Corporate Finance Research. 14 (4): 31-46

описательным статистическим параметрам их распределений (моде, медиане, асимметрии). В работе демонстрируется расхождение обеих моделей от идеального прогноза, а также рассчитываются оптимальные весовые коэффициенты и монотонные преобразования для этих двух моделей, приближающие распределение ошибок прогнозирования к нормальному распределению. Полученная синергетическая модель, состоящая из множества альтернативных моделей, дополнительно проверяется на качество прогноза вне обучающей выборки. Затем результаты оценки синергетической модели преобразуются в PD с использованием динамической переходной шкалы исторической частоты дефолтов, предложенной автором. Используя полученную динамическую шкалу переходов, можно количественно оценить кредитный риск, связанный с конкретной оценкой, что делает прогнозируемые оценки синергетической модели интуитивно понятными для контрагентов банка и может помочь им в принятии инвестиционных решений.

Ниже перечислены компоненты методологии, используемые на последовательных этапах реализации предложенного алгоритма, а также указывается вклад автора на каждом из этих этапов.

Коррекция несбалансированности данных

Эмпирическая часть исследования основана на выборке данных, которая была создана путем объединения двух отдельных баз данных с помощью кода Matlab. Первая из них – база данных «Банки и финансы», предоставленная информационным агентством «Мобиле», а вторая – база данных Центрального банка России, которая состоит из отчетности по РСБУ всех российских лицензированных банков. Таким образом был получен несбалансированный панельный набор данных по российским банкам за период 2007-2017 гг. Основное уменьшение размера выборки произошло из-за того, что только небольшой доле российских банков была присвоена рейтинговая оценка. Данные об истории изменения рейтинга национальных и

международных рейтинговых агентств были взяты с сайтов Cbonds.ru и Bankodrom.ru, которые являются основными онлайн-агрегаторами банковской статистики. Затем данные о дефолтах банков были собраны с сайтов Cbr.ru и Banki.ru. Общее количество банков после фильтрации составило 395 штук (86 из них потерпели дефолт), а общее количество наблюдений составило 11 627, что явилось достаточной выборкой для составления модели. Кроме того, данные о макроэкономических факторах взяты из баз данных Росстата и Всемирного банка.

Однако собранная база данных была несбалансированной (она содержала 223 наблюдения о дефолтах по сравнению с 11 404 «здоровыми» наблюдениями). Для минимизации переобучения будущей модели PD в сторону недефолтных банков были внесены искусственные изменения в финальную выборку данных. С использованием методологии He и Garcia (2009) была применена комбинация методов случайного добавления и исключения наблюдений. При этом случайным образом выбирается набор недефолтных наблюдений и они удаляются из данных, а затем добавляется случайный набор дефолтных наблюдений, состоящих из банков с новыми названиями. Использованный подход оказался эффективным в устранении проблем, связанных с несбалансированным характером собранной базы данных.

Формирование базовой шкалы рейтингов

Оценки рейтинговых агентств были отражены в работе в одной базовой шкале для корректного сравнения и устранения возможных методологических расхождений. Согласно методологии, предложенной Карминским и Сосюрко (2011), наилучшие преобразования рейтинговых шкал могут быть получены благодаря использованию класса линейно-логарифмических преобразований. В этом случае параметризация отображений подразумевает нахождение пары коэффициентов для отображения каждой из шкал в базовую (свободный член и коэффициент

перед логарифмом описываемой рейтинговой шкалы). Moody's было выбрано в качестве «зависимого» агентства, и поэтому базовая шкала была связана с международной шкалой этого агентства. Таким образом, преобразование рейтинговых шкал было осуществлено с использованием следующей регрессии:

$$LN(M_i) = \alpha_j LN(R_i) + \beta_j + \varepsilon_i, \quad (1)$$

где M_i – международная шкала Moody's, используемая как базовая шкала, и R_i – шкала того агентства, которое должно быть преобразовано в базовую шкалу. С использованием методологии Карминского и Сосюрко (2011) был оценен вектор коэффициентов (j) для международных агентств Moody's, Standard&Poor's, Fitch (как по международной, так и по национальной шкале) и для национальных агентств RAEX, NRA, Rus-Rating и АК&М и Ria-Rating. Сопоставление кредитных рейтингов обеспечило построение единого рейтингового пространства, использование которого позволило более точно сравнить кредитные рейтинги различных агентств.

CR и PD моделирование с помощью логистических регрессий

Что касается методов моделирования в данном исследовании, то для оценки вероятности дефолта были выбраны бинарные logit/probit регрессии, а для моделирования кредитных рейтингов были использованы logit/probit модели упорядоченного выбора, основанные на классической методологии, предложенной Kaplan и Urwitz в 1979. Данные модели продолжают активно использоваться в современных работах (Fernando и др., 2019; Darrat и др., 2016; Lin и Yang, 2016; Ciampi, 2015; Karminsky и Kostrov, 2014). Кроме того, во многих работах было показано, что более сложные методы моделирования, такие как модели искусственного интеллекта, не превосходят стандартные модели бинарного и упорядоченного выбора (Jiao и др., 2007; Карминский и Костров, 2017; Zan и др., 2004).

Метод главных компонент

Для корректной оценки кредитного риска в модели были включены показатели, присущие конкретной стране, и перекрёстные переменные. Отмечено, что макроэкономические переменные и перекрёстные финансовые переменные сильно коррелируют друг с другом, что неизбежно может привести к проблеме мультиколлинеарности, если не будут приняты соответствующие меры. Поэтому в связи с тем, что модель строится, в первую очередь, для применения в прогнозировании, для устранения потенциальных проблем используется метод главных компонент (РСА). Методология РСА, предложенная Hotelling (1933) и Pearson (1901) и активно используемая на российских данных после работ Айвазяна и др. (1989), применяется для выявления внутренней структуры отношений между вовлеченными переменными и уменьшения количества измерений, необходимых для определения дисперсии путем построения ортогональных векторов. Использование данного метода позволило учесть больше информации о данных в минимальном количестве переменных, что также устранило проблему переобучения модели.

Калибровка рейтинговой шкалы и PD

Модели CR и PD были преобразованы в одну и ту же шкалу для сравнения их прогнозной силы. В работе используется методология Помазанова и Власова (2008), где была введена модель калибровки кредитных рейтингов и PD для российских банков. В данной диссертации калибровочная шкала была модифицирована путем экстраполяции шкалы CR на непрерывную шкалу, чтобы получить результаты для базовой шкалы из 32 рейтинговых градаций, которая использовалась в исследовании. Экстраполяция происходила путем присвоения нелинейных функций отдельным частям калибровочной шкалы. Так, соответствие PD самым высоким оценкам от ruAAA до ruA + оценивалось по экспоненциальной функции, а для средних оценок (от ruA + до ruССС +) использовалась

выпуклая полиномиальная квадратичная функция. Это доказывает, что для данных рейтинговых оценок PD увеличивается с ускоряющимся темпом. Для нижних оценок (от ruССС + до ruD) вогнутая полиномиальная квадратичная функция оказалась наиболее подходящей аппроксимацией, которая показывает замедление скорости изменения PD к CR.

Построение синергетической модели

Алгоритм построения синергетической модели был разработан автором (Khromova и Karminsky, 2018). Для этого на первом этапе были рассчитаны прогнозы оценок рейтингов по моделям PD и кредитных рейтингов для одних и тех же наблюдений. На втором этапе на общей выборке была построена регрессия, где зависимая переменная была фактической оценкой, а объясняющие переменные – предсказанными значениями моделей кредитных рейтингов и вероятности дефолта. Две различные спецификации синергетических моделей достигли наилучших результатов в области прогнозирования. Первой из них является полиномиальная синергетическая модель, которую можно использовать для любых банков даже не имеющих исторических рейтингов, присвоенных рейтинговыми агентствами:

$$Y_{it} = \beta_1 PD_{it} + \beta_2 PD_{it}^3 + \beta_3 CR_{it} + u_{it} , \quad (2)$$

где Y_{it} – фактический кредитный рейтинг, PD_{it} и CR_{it} , соответственно, представляют предсказанные кредитные рейтинги моделью PD и CR, а $u_{it} \sim iid(\mu, \sigma^2)$ – это случайная ошибка, имеющая логистическое распределение с математическим ожиданием $\mu = 0$ и стандартным отклонением $\sigma = \frac{\pi}{\sqrt{3}}$.

Наилучшая прогнозная сила была достигнута в спецификации синергетической модели ADL (1,0), однако использование этой модели требует обязательного наличия рейтинговой оценки не менее полугодовой давности:

$$Y_{it} = \beta_1 Y_{i(t-1)} + \beta_2 Ln(CR_{it} - Y_{i(t-1)}) + \beta_3 Ln(PD_{it} - Y_{i(t-1)}) + u_{it} , \quad (3)$$

где Y_{it} – фактический кредитный рейтинг, $Y_{i(t-1)}$ – полугодовой лаг фактического рейтинга, PD_{it} и CR_{it} – предсказанные кредитные рейтинги моделью PD и CR. В работе было показано, что синергетическая модель ADL (1,0), представленная лагом зависимой переменной с поправкой на прогнозные ошибки моделей CR и PD, имеет наивысшее качество предсказания с наименьшими отклонениями.

Построение динамической шкалы преобразования CR в PD

Чтобы сделать прогнозируемые оценки синергетической модели более целостными и интуитивно понятными для инвесторов и помочь им в принятии инвестиционных решений, качественные оценки CR должны быть переведены в PD. Различные методы сопоставления кредитных рейтингов и PD были представлены в научных работах (Godlewski, 2007; Chan-Lau, 2006; Schuermann и Hanson, 2004). Кроме того, таблицы с кредитными рейтингами и неявными вероятностями дефолта предоставляются самими кредитными рейтинговыми агентствами: S&P (Ежегодное исследование корпоративного дефолта и перехода к рейтингу в 2019 году), Moody's (Коэффициенты корпоративного дефолта и восстановления, 1920-2008) и Fitch (Исследования по переходу и дефолту 2019 года). Однако при применении этих методологий к российским банкам встречаются некоторые ограничения:

- во-первых, рейтинговые агентства не предоставляют разбиения соответствующих шкал калибровки кредитных рейтингов по разным странам и географическим группам. Данные, используемые рейтинговыми агентствами для подготовки этих расчетов, в основном включают США и страны основных акционеров рейтинговых агентств (развитые страны, такие как Канада и Великобритания). Российские банки не являются репрезентативными в таких базах данных;
- во-вторых, значения исторической годовой частоты дефолта (что является оценкой вероятностей дефолта) рассчитываются каждым рейтинговым агентством на разных эмпирических данных, что

приводит к невозможности сравнения уровня кредитоспособности для одного и того же рейтингового класса в разные периоды времени;

- в-третьих, шкалы, предоставляемые каждым рейтинговым агентством, не являются динамическими, то есть они предоставляют только годовые частоты дефолтов. Инвестор не может оценить возможные убытки, которые могут возникнуть в краткосрочной перспективе (через месяц / квартал после осуществления инвестиций).

Взяв в расчет все вышеперечисленные недостатки, данное исследование представляет метод преобразования кредитных рейтингов в PD с использованием исторических частот дефолтов российских банков. Подготовка динамической шкалы преобразования включала в себя несколько этапов. Прежде всего, были рассчитаны матрицы для каждого кредитного рейтингового балла. Они показывали частоту дефолтов для банков, которым был присвоен определенный кредитный рейтинг в каждом из периодов времени, представленных в выборке. Следует отметить, что квартальный период конкретного присвоения кредитного рейтинга не был зафиксирован для корректности анализа. Период, по истечении которого банк был признан дефолтным, оценивался, начиная с момента присвоения рейтинга по всему представленному временному горизонту. В качестве третьего этапа были обобщены полученные результаты по каждому рейтинговому баллу, представленному в полученной выборке российских банков. Были построены промежуточные таблицы, в которых представлены частоты дефолтов. Они использовались для оценки PD в каждом из периодов времени (кварталов) для каждого кредитного рейтинга из базы данных. Наконец, оценочные частоты дефолта для набора рейтинговых оценок были усреднены для конкретного рейтингового класса. Это сделано для более логичного представления полученных результатов и сохранения равного числа банковских периодов в каждом классе.

Основные результаты

Основные результаты данного исследования заключаются в следующем:

- Установлено, что среди международных рейтинговых агентств Moody's является менее консервативным, чем S&P, в присвоении рейтингов банкам (*Гипотеза 1 не была отвергнута для международных рейтинговых агентств*). На историческом массиве данных среди российских рейтинговых агентств рейтинговая модель агентства Рус Рейтинг стабильно занижает рейтинговые оценки эмитентам по сравнению с остальными РА, а агентство Эксперт РА присваивает самые высокие рейтинги тем же эмитентам по сравнению с конкурентами (*Гипотеза 1 не была отвергнута для российских рейтинговых агентств*). Кроме того, было продемонстрировано, что приведение кредитных рейтингов к базовой шкале повышает точность рейтинговых оценок.
- Выявлено, что существует значительное расхождение в прогнозах моделей CR и PD: модели кредитных рейтингов склонны переобучаться в сторону завышения кредитного риска, в то время как модели PD дают заниженные результаты (*Гипотеза 2 не была отвергнута*). Эмпирически было показано, что тенденция к переобучаемости моделей кредитных рейтингов в сторону переоценки кредитного риска проявляется на выборках данных после кризиса 2008 года и усиливается для российских банков. Таким образом, обе модели имеют смещения в прогнозах, что уменьшает количество правильно предсказанных результатов.
- Продemonстрировано, что использование набора альтернативных моделей (CR и PD) позволило повысить способность банков прогнозировать кредитные риски. Две различные спецификации синергетических моделей достигли наилучших результатов в области прогнозирования. Полиномиальная синергетическая модель

безошибочно предсказывала кредитный рейтинг в 41% случаев, в то время как в 74% случаев отклонение было менее чем на одну градацию. В то же время была получена синергетическая модель ADL (1,0), которую могут использовать банки с недавно присвоенной рейтинговой оценкой. Данная модель обладает наивысшей прогнозной способностью, позволяющей получить до 67% точных предсказаний. Это значительно лучше, чем у отдельных моделей PD и CR, имеющих моды распределения их ошибок в 21% и 32% соответственно. Кроме того, вне обучающей выборки обе синергетические модели показали высокую предсказательную способность: полиномиальная модель достигла до 36% точных оценок по 32-балльной шкале оценок, в то время как модель ADL (1,0) безошибочно предсказала 63% рейтинговых оценок (*Гипотеза 3 не была отвергнута*).

- Показано, что при оценке кредитного риска банка следует учитывать не только его рейтинговый класс, но и период времени после присвоения рейтинга. Динамическая шкала перевода рейтингового класса в вероятность дефолта показала, что вероятность дефолта банков снижается во времени после присвоения низкого рейтинга (С класса) и возрастает после присвоения высокого рейтинга (ВВ класса) (*Гипотеза 4 не была отвергнута*). Кроме того, было показано, что РА переоценивают кредитный риск некоторых банков: трехлетний прирост вероятности дефолта через три года после присвоения рейтинга выше в классе ССС (24%) по сравнению с классом С (16%).

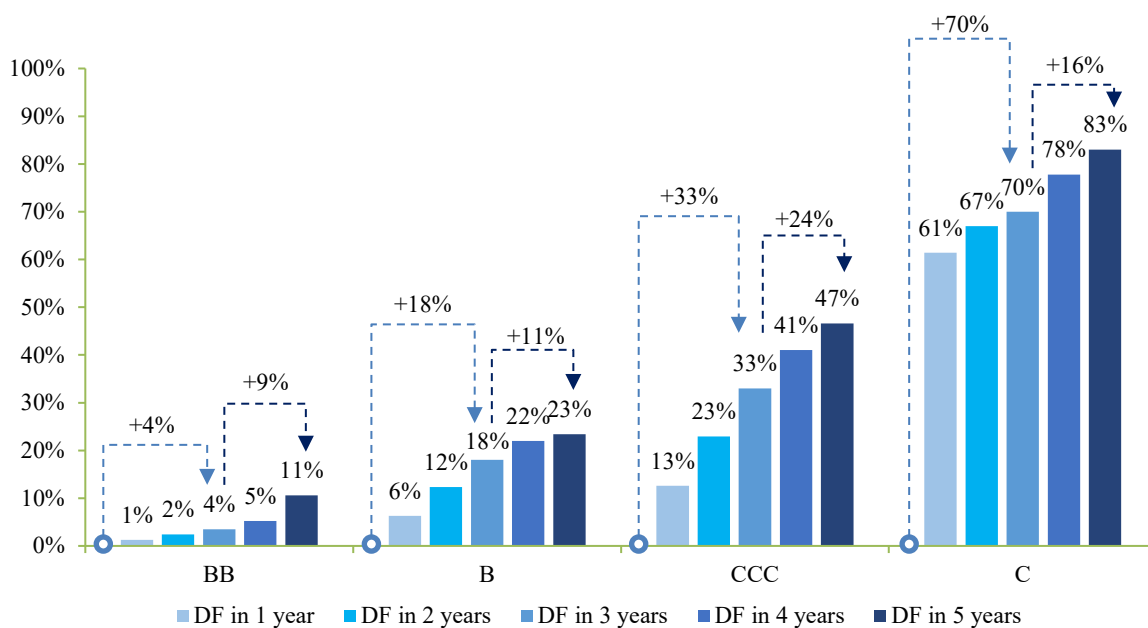


Рис. 1 - Распределение годовых накопленных частот дефолта по рейтинговым классам

(Источник: Расчёты автора и Khromova E. (2020))

Таким образом, была сформулирована стратегия минимизации рисков при вложении средств в банк. В банки с наилучшими кредитными рейтингами менее рискованно вкладывать средства на краткосрочный период (до трёх лет) сразу после присвоения рейтинга. Однако для банков с кредитными рейтингами из высоко спекулятивного класса, с точки зрения минимизации кредитных рисков, лучше выбрать долгосрочную стратегию и инвестировать в банк через 1-2 года после присвоения ему рейтинга (*Гипотеза 4 не была отвергнута*).

Теоретическая значимость исследования

Теоретическая значимость данного диссертационного исследования заключается в расширении методов оценки кредитного риска банка. Методология построения синергетической модели кредитных рейтингов и вероятности дефолта может быть впоследствии расширена исследователями на другие модели оценки банковских кредитных рисков с целью повышения их прогнозной силы. Кроме того, работа восполняет пробел в теоретической литературе, посвященной сравнительному анализу результативности моделей кредитных рейтингов в зависимости от временного периода и страновой

принадлежности эмитента. Также будущими исследователями может быть использована предложенная в работе усовершенствованная динамическая шкала перевода кредитных рейтингов в вероятность дефолта, построенная на актуальных данных по российским кредитным организациям.

Практическая значимость результатов

Результаты исследования могут быть использованы контрагентами банков для определения финансовой устойчивости российских банков при размещении средств на основе публично доступной информации. Данное исследование помогает вкладчикам не только получить рейтинговую оценку для банков, которым не был ранее присвоен рейтинг, но и также определить оптимальный момент и временной горизонт размещения средств. Кроме того, предложенный механизм может быть использован органами надзора и самими банками как инструмент постоянного контроля с возможностью заблаговременного принятия адекватных мер.

Апробация результатов

Результаты исследований были представлены в формате докладов на следующих конференциях:

1. Analytics for Management and Economics Conference (AMEC) (Online/ St. Petersburg, Russia, 2020). Тема доклада: «Empirical Modeling of International Banks' Credit Risk: Assessment and Comparison of Credit Ratings».
2. 32nd Eurasia Business and Economics Society Conference (Online/ Turkey, 2020). Тема доклада: «Empirical modeling of international banks' credit risk: assessment and comparison of credit ratings».
3. IX Moscow International Conference on Operations Research (ORM), (Moscow, Russia, 2018). Тема доклада: «Increase of Banks' Credit Risks Forecasting Power by the Usage of the Set of Alternative Models».

4. Second World Congress of Comparative Economics (St. Petersburg, Russia, 2017). Тема доклада: «Assessment of Banks' Credit Risks Using a Set of Alternative Models».
5. Information Technology and Quantitative Management Conference (Seoul, South Korea, 2016). Тема доклада: «Extended Modeling of Banks' Credit Ratings».
6. 17th Eurasia Business and Economics Society Conference (Venice, Italy, 2015). Тема доклада: «Modeling Banks' Credit Ratings of International Agencies».

Результаты исследований неоднократно представлялись в рамках научно-исследовательского семинара «Эмпирические исследования банковской деятельности» и подробно обсуждались с приглашенными внешними специалистами. Кроме того, основные материалы диссертационного исследования были успешно внедрены в учебный процесс НИУ ВШЭ при подготовке бакалавров по направлению «Международные отношения» в рамках учебного курса «Международные финансы и глобализация».

В дополнение к вышеперечисленному, на протяжении всего исследовательского периода работа апробировалась автором в рамках исследовательско-рабочей группы «Новации банковского сектора, его финансовая устойчивость и пруденциальное регулирование» и научно-образовательной группы «Формирование системы моделей управления кредитным риском банка в условия финансовой нестабильности» в Высшей Школе Экономики.