

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

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

JEL: G17, G21, G24, G33, C23, C53, C58

Москва – 2020

Синергия предсказательной силы моделей кредитных банковских рисков

JEL: G17, G21, G24, G33, C23, C53, C58

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

Публикации:

Основные результаты диссертационного исследования опубликованы в четырех работах общим объемом 5,3 п.л., личный вклад автора составляет 4,4 п.л.:

1. Khromova E (2020) Increase of Banks' Credit Risk Forecasting Power Using the Set of Credit Ratings and Probability of Default Models. 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
2. 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 (на англ.)
doi: 10.3897/j.ruje.4.27737
3. Karminsky A, Khromova E (2016) Extended modeling of banks' credit ratings. Procedia Computer Science 91: 201 – 210 (на англ.)
doi: 10.1016/j.procs.2016.07.058
4. Karminsky A, Khromova E (2016) Modelling banks' credit ratings of international agencies. Eurasian Econ Rev (2016) 6: 341–363 (на англ.)
doi: 10.1007/s40822-016-0058-5

Введение

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 банкротства 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. Предоставляемые модельными прогнозами вероятности дефолта могут быть недооцененными из-за несбалансированной структуры наборов данных по банкротствам. Банкротства происходят редко, поэтому модель PD становится чрезмерно переобучаема событиями, не связанными с дефолтом. 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 (Карминский и Костров, 2017). С другой стороны, рейтинговые модели также не являются очень надежными. Основной причиной этого является плохой выбор аппроксимации для зависимой переменной модели. Исследователи получают только информацию о рейтингах, которые были присвоены некоторыми рейтинговыми агентствами (РА), и им приходится считать эту информацию абсолютно достоверной и объективной. Однако рейтинговая оценка - это субъективное мнение агентства, которое зависит от его консерватизма и используемой методологии. Действительно, было 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; Hu и др., 2019).

Обзор литературы

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 влияния на процедуру оценки моделей (Esarey и Pierce, 2012; Карминский и Костров, 2017; Lanine и Vennet, 2006). Для правильной оценки параметров модели в обучающем наборе обычно доступно ограниченное число событий банкротств. Главным следствием проблемы дисбаланса является недооценка «редкого» класса, что ухудшает способность прогнозирования банкротств банков (Florez-Lopez и Ramon-Jeronimo, 2014; Rösch и Scheule, 2014). Garcia и др. (2012) обсудили проблему классового дисбаланса и методы её преодоления. Среди наиболее часто используемых методов назывались: случайное исключение значений, не связанных с банкротством, случайное включение значений банкротств и увеличение весов наблюдений «редких классов» в логарифмической функции правдоподобия.

Во втором направлении исследований изучаются расхождения между рейтинговыми оценками различных рейтинговых агентств. Несмотря на то, что многие рейтинговые агентства используют схожие буквенные обозначения, подходы к финансовому анализу у них различаются. Многие авторы изучали закономерности в расхождениях 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 в присвоенных оценках. Это привело к продолжительным конфликтам между РА и эмитентами (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 проблем и многочисленных потерь инвесторов был введен закон Додда-Франка. 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). Santoni и Arbia (2013) отметили, что репутация рейтинговых агентств неуклонно ухудшалась в связи с заметными падениями рынков (таких как скандалы Enron, Worldcom, Parmalat) и мировым ипотечным кризисом (2007-2009 гг.). Репутация РА страдает больше, когда агентство прогнозирует более высокий рейтинг, чем следовало бы. Поэтому в настоящее время РА склонны резко реагировать на любые плохие новости о хорошо зарекомендовавшем себя банке, пытаясь спрогнозировать худший сценарий и не потерять свою репутацию.

В связи с расхождением моделирования рейтингов и PD, исследователи пришли к идее совмещения этих двух методологий с целью повышения прогнозной силы моделей кредитного риска банка. Заметим, что эти два подхода дают совершенно противоположные коэффициенты асимметрии их предсказанных значений, что делает их комбинацию еще более надежной. 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. Вслед за этим, Rompella и Dicanio в

2017 году внедрили новый подход (метод PC-Mahalanobis), который имеет характерные черты моделей PD и кредитных рейтингов, 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 обанкротившимся 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). Связь между рейтингами и потерей с учетом дефолта (LGD) была продемонстрирована в статьях (Shi и др., 2020; Shi и др., 2019; Rudakova и Ipatyev, 2015; Tasche, 2013; Volk, 2012). 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 фирм-банкротов. Предложенный метод базировался на идее бенчмаркинга и генетических алгоритмах. 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).

Цели и задачи исследования

Целью данной работы является повышение прогнозной силы оценки кредитного риска банка путем построения синергической модели, объединяющей в себе оценки двух наиболее популярных показателей финансовой устойчивости (CR и PD). Следует отметить, что результаты синергической модели необходимо представить в виде количественной меры кредитного риска, которая позволит инвесторам легко оценить свои потенциальные убытки.

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 синергическая 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 банкротства банка и его кредитным рейтингом, а также характером взаимозависимости между ними.

Актуальность исследования

Актуальность данной диссертации определяется способностью сравнивать и интерпретировать различные модели кредитных рисков и более достоверно и обоснованно оценивать финансовую устойчивость кредитных организаций. Кроме того, эта работа направлена на решение одной из наиболее важных проблем кредитного риска, так как процесс полной оценки финансовых показателей банка занимает очень много времени, и специализированные учреждения могут не успеть отреагировать вовремя на негативные перемены в них (Duff и Einig, 2009; Bellotti и др., 2011). Более того, доверие к рейтинговым агентствам, основанное на выполнении основных принципов объективности, прозрачности и независимости рейтингового процесса, неоднократно подвергалось сомнению (Altman и Rijken, 2004; Amato и Furfine, 2004). Кроме того, из-за того, что присвоение оценки кредитного риска (например, кредитного рейтинга) является дорогостоящим и трудоемким процессом, рейтинговые агентства по-прежнему не обеспечивают оценку большого количества кредитных организаций, особенно в развивающихся странах. Следовательно, возможность быстрого и надежного прогноза финансовых показателей банка с помощью предложенной синергетической модели кредитного риска будет полезна для всех контрагентов банка.

Гипотезы данного исследования

На основе анализа предшествующей академической литературы были сформулированы следующие гипотезы.

Гипотеза 1а. Существуют значимые расхождения в рейтинговых оценках, присвоенных одному и тому же банку-эмитенту различными *международными* рейтинговыми агентствами. В частности Moody's имеет тенденцию переоценивать рейтинги, тогда как Standard and Poors является наиболее консервативным рейтинговым агентством.

Данная гипотеза была сформулирована на основе работы (Карминский и Пересецкий, 2007), а также была расширена автором до гипотезы 1б.

Гипотеза 1б. Существуют значимые расхождения в рейтинговых оценках, присвоенных одному и тому же эмитенту различными *российскими* рейтинговыми агентствами.

Эти гипотезы позволят провести сравнительный анализ субъективности рейтинговых агентств при оценке кредитного риска банков. Более того, это исследование позволит оценить финансовую прозрачность российских банков, которая обратнопропорциональна разнице между оценками различных рейтинговых агентств (Morgan, 2002).

Гипотеза 2. Существует значительное расхождение в прогнозах моделей кредитных рейтингов и вероятности дефолта: модели кредитных рейтингов переобучаются в сторону завышения кредитного риска и демонстрируют отрицательные прогнозные ошибки по отношению к историческим рейтингам, в то время как модели дефолта, наоборот, дают заниженные результаты.

При наличии такого расхождения, целью работы 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. Использование набора альтернативных моделей (CR и PD) позволяет повысить качество прогнозов кредитного риска банков.

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 двинной шкалы позволяет сравнить различные инвестиционные стратегии и, следовательно, сформулировать четвертый блок гипотез.

Гипотеза 4а. Инвестиции в банки с лучшими кредитными рейтингами являются оптимальными сразу после выпуска рейтинга и эффективны в краткосрочной перспективе.

Гипотеза 4б. Для достижения более высокой доходности от инвестиций в банки с кредитными рейтингами из высоко спекулятивного класса, оптимально выбрать долгосрочную стратегию и инвестировать в банк через 1-2 года после присвоения ему рейтинга.

Интуиция, лежащая в основе этих гипотез, состоит в том, 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 огромной конкуренцией и не могут выполнять требования регуляторов в течение продолжительного периода времени. Предполагается, что инвесторы должны учитывать не только рейтинговую оценку банка, но и период времени, в течение которого банк остается в рейтинговом классе.

Методологическая база и научный вклад

В данной диссертации представлен 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 описательным статистическим параметрам их распределений (моде, медиане, асимметрии). В работе демонстрируется расхождение обеих моделей от идеального прогноза, и 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. Результаты оценки синергетической модели преобразуются в PD с использованием переходной шкалы исторической частоты банкротств. Используя полученную динамическую шкалу переходов, можно количественно оценить кредитный риск, связанный с конкретной оценкой, что делает прогнозируемые оценки синергетической модели интуитивно понятными для инвесторов 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.

Исправление 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 2007-2018 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 являлось 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 банкротстве 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. Используя методологию 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:

$$LN(M) = \alpha_i LN(R_i) + b_i, \quad (1)$$

где M – международная шкала Moody's, используемая как базовая шкала, и R_i – шкала того агентства, которое должно быть преобразовано в базовую шкалу. Используя методологию Карминского и Сосюрко (2011) были оценены коэффициенты 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 позволило построить единое рейтинговое пространство, 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, основываясь 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. Было 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) используется 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 как можно 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 этих 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. Рейтинговая модель была оценена для 11 627 наблюдений, в то время как модель PD имела только 3 489 оценок. Каждое наблюдение в собранной базе данных имело свой собственный идентификатор (ID) и соответствующий временной промежуток, поэтому все оценки ID-времени, присутствовавшие в обоих этих наборах данных, были найдены. Пересечение данных выборок составило 3 011 общих наблюдений, поскольку модель PD имела некоторые искусственно созданные значения банкротств. 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. Наилучшая прогнозная сила была достигнута в логарифмической спецификации синергетической модели:

$$Y_{it} = \alpha + \beta_1 \text{Log}_{20}(\text{Rat}_{it} - \text{PD}_{it}) + u_{it} , \quad (2)$$

где Y_{it} – фактический кредитный рейтинг, PD_{it} и Rat_{it} , соответственно, представляют предсказанные кредитные рейтинги моделью PD и моделью CR. В работе было показано, что синергетическая модель, представленная логарифической разностью прогнозов моделей кредитных рейтингов и PD, имеет наивысшее качество предсказания с наименьшими отклонениями.

Построение динамической шкалы преобразования CR в PD

Для того, 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 разбивки 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 банкротств 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 обанкротился, 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 были представлены частоты банкротства. 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 было 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 и S&P, являются самым либеральным и самым консервативным в присвоении рейтингов банкам, соответственно (*Гипотеза 1а не была отвергнута*). 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 1б не была отвергнута*). Кроме того, было продемонстрировано, что приведение кредитных рейтингов к базовой шкале помогает уменьшить субъективность 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*). 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. Логарифмическая синергетическая модель безошибочно предсказывала кредитный рейтинг в 44% случаев, в то время как в 83% случаев отклонение было менее чем на одну градацию. Качество предсказания модели было значительно лучше, чем у отдельных моделей PD и кредитных рейтингов (33% и 36%). Кроме того, вне обучающей выборки, синергетическая модель имела 31% точных оценок и более 70% прогнозов с отклонением менее чем на один рейтинговый балл в 30-балльной рейтинговой шкале (*Гипотеза 3 не была отвергнута*).

- Показано что, чем выше финансовая устойчивость банка, тем ниже совокупный среднегодовой темп роста вероятности дефолта (PD). Анализ частот дефолта на рисунке 1 показывает нам, что PD увеличивается во времени более быстрыми темпами в лучших рейтинговых классах.

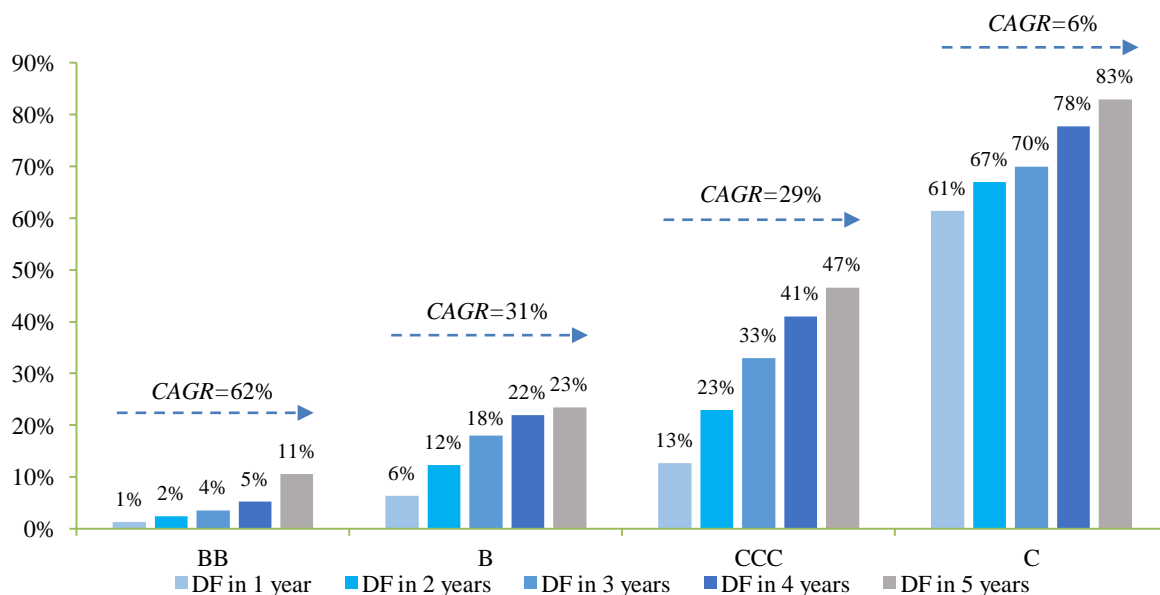


Рис. 1 - Распределение годовых накопленных частот дефолта по рейтинговым классам

Таким образом была сформулирована инвестиционная стратегия. Инвестиции в банки с лучшими кредитными рейтингами являются оптимальными сразу после выпуска рейтинга и эффективны в краткосрочной перспективе. Однако, для достижения более высокой доходности от инвестиций в банки с кредитными рейтингами из высоко спекулятивного класса, оптимально выбрать долгосрочную стратегию и инвестировать в банк через 1-2 года после присвоения ему рейтинга (*Гипотезы 4а и 4б не были отвергнуты*).

Новизна и значимость исследования

Новизна работы заключается в алгоритме построения синергетической модели, в которой кредитные рейтинги и вероятность дефолта приведены к единой шкале. Данная модель улучшает способность прогнозирования кредитных рисков банков. Кроме того, в диссертации вводится динамическая

шкала перевода качественных показателей кредитных рейтингов в количественные показатели вероятности дефолта.

Теоретическая значимость диссертации заключается в достижении достаточно надёжных и всесторонних результатов в области кредитного риска банка.

- Была выявлена устойчивая разница между оценками различных РА российских банков. Было отмечено, что Standard & Poor's проявляет большую осторожность и консервативность при оценке финансовой устойчивости банков по сравнению с двумя своими крупнейшими конкурентами Fitch и Moody's. Что касается Российских рейтинговых агентств, Эксперт РА является наиболее либеральным (и наиболее схожим с международными РА), в то время как Рус Рейтинг показывает наиболее консервативные результаты. Кроме того, обе модели рейтинговых агентств Национального Рейтингового Агентства и АК&М переоценивают рейтинги для высоких рейтинговых классов и недооценивают их для низких рейтинговых классов.
- Эмпирически доказано значительное расхождение в прогнозах моделей кредитных рейтингов и PD: модели кредитных рейтингов склонны переоценивать финансовую неустойчивость банка, в то время как модели PD дают заниженные результаты.
- Достигнуто значительное улучшение качества прогнозирования кредитных рисков банков благодаря использованию синергии альтернативных моделей (CR и PD).
- Динамическая шкала преобразования качественных показателей кредитных рейтингов в количественные показатели PD помогла обнаружить, что банки с недавно присвоенными кредитными рейтингами, как правило, менее стабильны в течение одного квартала после присвоения рейтинга, по сравнению с банками с более низкими кредитными рейтингами, но присвоенными более чем один квартал

назад. Данная тенденция объясняется высоким давлением на банки со стороны регулирующих органов с целью выполнения требований для нового рейтингового класса.

Что касается практической значимости исследования, то возможность быстрого и надежного прогноза финансового благополучия банка с помощью предложенной синергетической модели кредитного риска будет полезна банкам и их контрагентам.

- Для инвесторов предложенная модель будет полезна как инструмент поиска оптимальных банков для включения в инвестиционный портфель. Данная работа показала, что инвесторы при оценке кредитного риска банков должны учитывать не только рейтинговый класс банка, но и период времени, в течение которого банк остается в том или ином рейтинговом классе. В работе сформулированы инвестиционные рекомендации, которые могут быть эффективно применены инвесторами.
- Органами надзора предложенный механизм может быть использован как инструмент постоянного контроля с возможностью заблаговременного принятия адекватных мер.
- Самими банками данная модель может быть применена в качестве инструмента дополнительного внутреннего контроля в рамках IRB – подхода.

Апробация результатов

Результаты исследований были представлены на следующих конференциях:

1. Analytics for Management and Economics Conference (AMEC) (Online/ St. Petersburg, Russia, 2020). Empirical Modeling of International Banks' Credit Risk: Assessment and Comparison of Credit Ratings

2. 32nd Eurasia Business and Economics Society Conference (Online/ Turkey, 2020). 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). 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). Assessment of Banks' Credit Risks Using a Set of Alternative Models.
5. Information Technology and Quantitative Management Conference (Seoul, South Korea, 2016). Extended Modeling of Banks' Credit Ratings.
6. 17th Eurasia Business and Economics Society Conference (Venice, Italy, 2015). 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, модели вероятности дефолта и кредитных рейтингов также нашли применение в педагогической деятельности автора в Высшей Школе Экономики (на программе двух дипломов по Международным Отношениям) в рамках практических занятий по управлению рисками в финансовых учреждениях курса Международного банковского дела и финансов.

В дополнение к вышеперечисленному, на протяжении всего исследовательского периода работа опробовалась автором в рамках исследовательской 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.