

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ СКОРИНГОВОЙ ОЦЕНКИ КРЕДИТНЫХ РИСКОВ В МОНИТОРИНГЕ КОРПОРАТИВНОГО ЗАЕМЩИКА

О. А. Тазенкова [0000-0002-5155-2142]

Институт информационных технологий и интеллектуальных систем Казанского (Приволжского) федерального университета. Казань, ул. Кремлевская, 35

otazenkova1@gmail.com

Аннотация

Предложен метод оценки риска дефолта корпоративного заемщика на этапе мониторинга на основе скоринговой оценки. Приведено доказательство гипотезы в том, что скоринговые методы оценки кредитных рисков возможны к применению не только на этапе первичной оценки потенциального заемщика при принятии решения о кредитовании, но и на этапе его мониторинга при сопровождении сделки. Мониторинг представляет собой периодическую проверку кредитного качества корпоративного заемщика, с кем заключен кредитный договор. Это делается с целью своевременного выявления негативных сигналов, а также своевременного реагирования на угрожающие тенденции в деятельности заемщика.

Некоторые кредитные организации экономят на мониторинге, полагаясь на систему принятия решения, считая ее безупречной. Однако данная экономия может оказаться фатальной ошибкой, так как многое в течение «жизни» предприятия со временем изменяется. Этому способствуют как внешние факторы (политические, экономические), так и внутренние (неверная стратегия развития организации, неспособность оценить собственные кредитные возможности, недобросовестные контрагенты).

Предлагаемый метод представляет собой систему автоматических риск-сигналов, которые прошли проверку на предсказательную способность, исключая ручные процедуры. В предлагаемое решение включены маркеры (риск-сигналы), которые имеют предсказательную способность выше средней, что может привести к дефолту корпоративного заемщика. Дополнительно применена цветовая маркировка – красный, желтый, зеленый, которая позволяет визуализировать

критичность выявленного риск-сигнала в зависимости от предсказательной способности – наглядное представление рисков заемщика с целью облегчения интерпретации.

Анализ разработанного метода показал, насколько возможно ускорить процесс проведения мониторинга, что позволит обеспечить оперативность реагирования на выявленные риск-сигналы, а также спрогнозировать вероятное ухудшение кредитного качества заемщика в кредитном или гарантийном портфеле без ущерба для качества оценки риска.

Ключевые слова: моделирование, корпоративный заемщик, мониторинг, дефолт, кредитный риск, риск-карта, скоринг.

ВВЕДЕНИЕ

Целью работы является предложение метода автоматической оценки кредитных рисков на этапе проведения мониторинга корпоративного заемщика в кредитной организации [1], который позволит обеспечить ускоренную оценку кредитного качества корпоративного заемщика (в рамках настоящей статьи – компании / предприятия-заемщика) без ущерба для качества оценки риска [2]. Предпосылками предложенного метода служат следующие факторы:

1. Большие трудозатраты на проведение мониторинга. Чем крупнее предприятие-заемщик, тем больше времени уходит на анализ финансовой и иной информации вручную. В случае, если речь идет о группе компаний, в которую входит предприятие-заемщик, время на проведение аналогичного анализа увеличивается в несколько раз.

Также большие трудозатраты возникают в случае, когда система мониторинга состоит преимущественно из ручных проверок на наличие риск-сигнала.

2. Временной лаг в получении важной информации о текущей ситуации в деятельности заемщика: финансовая отчетность доступна с квартальным отставанием.

3. Неверная интерпретация либо упущение важной информации. Классический финансовый анализ – это работа с числами и таблицами непосредственно сотрудником (аналитиком), что повышает вероятность возникновения операционного риска (человеческий фактор). Рассматриваемый метод предлагает работать с уже обработанными данными, наглядными графиками и предва-

рительными выводами, что позволит обработать информацию быстрее и сосредоточиться на формировании прогнозов по деятельности компании в будущем: как компания будет развиваться, в каких масштабах, будет ли она в принципе существовать и т. п.

Дополнительно стоит отметить, что показатели компании взаимосвязаны между собой (изменение одного отражается на других), что не всегда удаётся заметить аналитику, но что может обнаружить предложенный метод.

4. Несвоевременное выявление или неверная интерпретация выявленного сигнала. Выявленный риск-сигнал может быть проигнорирован как негативный, вследствие чего важный риск-сигнал, который может свидетельствовать о предстоящей проблемности заемщика-предприятия, своевременно не будет выявлен, что может привести к дефолту, а предпринимать что-то будет уже поздно.

Либо риск-сигнал, ввиду ручного характера выявления, может быть не выявлен вовсе (человеческий фактор). Именно поэтому предлагается использовать только автоматические риск-сигналы, т. е. сигналы, которые сможет выявить машина независимо от человека.

5. Низкая предсказательная способность риск-сигналов, которые содержатся в системе мониторинга.

6. Динамика развития рынка возрастает с каждым годом, сфера банковских услуг, в т. ч. кредитование, – не исключение. Необходимо успевать за конкурентами. Продолжать работать в рамках ручного анализа невозможно, необходимо автоматизировать процессы, обеспечивая высокую динамику роста кредитного и гарантийного портфелей без ущерба для их качества.

Кредитные организации (банки) нуждаются в более гибких процессах планирования, способных дать моментальный отклик на произошедшие буквально «вчера» события в компании, и при этом не допустить роста кредитного риска и риска дефолта предприятия-заемщика [3].

Были исследованы источники по теме статьи, вопросы сущности и методов моделирования кредитного риска, их применения, встречающиеся в работах российских ученых (см., например, [1–4, 11]).

Зарубежные авторы также уделяют внимание оценке кредитных рисков и вопросам достоверности: М. Онг, Б. Оздемир, Т. Джейбсон, Дж. Линдер, К. Росбах и другие.

Актуальность проблематики, отраженной в работах названных ученых, а

также необходимость постоянного совершенствования моделей оценки кредитного риска [4], в том числе рейтинговых, мониторинга и пр., обусловили выбор темы настоящей работы [5].

Настоящая работа содержит исследования сущности кредитного риска корпоративного заемщика, роли понятия «дефолт» в моделировании, попыток ответить на вопрос «что лучше оценит кредитный риск: экспертная или скоринговая модели?», представления метода оценки с целью доказательства гипотезы возможности использования скоринговых моделей на этапе мониторинга.

1. СУЩНОСТЬ КРЕДИТНОГО РИСКА И ВЛИЯЮЩИЕ ФАКТОРЫ

На интуитивном уровне у многих имеется понимание, что риск – это вероятность наступления события, которое может привести к возникновению потерь (в большинстве случаев денежных). Кредитный риск является одним из важнейших видов банковских рисков, который представляет собой риск невыполнения контрагентом (предприятием-заемщиком) обязательств, взятых на себя перед кредитной организацией (банком). Другими словами, предоставленные заемщику кредитные средства не будут возвращены банку своевременно. Поэтому важно оценивать заемщика не только на входе, но и при работе с ним в рамках сотрудничества (в период нахождения заемщика в кредитном или гарантийном портфелях).

С точки зрения объёма возможных потерь, кредитный риск – один из самых существенных видов риска, значимых для любой кредитной организации, поскольку он характерен практически для всех активных операций, таких как:

- кредитование (предоставление займов);
- оплата по требованию бенефициара по банковской гарантии и не взысканная с принципала;
- финансирование под уступку денежного требования (факторинг);
- уступка прав требований, перевод долга;
- реализация финансовых активов с отсрочкой платежа и пр.

Степень кредитного риска в той или иной степени зависит от ряда факторов:

- экономическая ситуация в стране и регионе (например, кризисное состояние экономики);
- степень отраслевой концентрации банка (например, значительный объем финансирования в строительную отрасль приводит к высокой зависимости

от развития определенного рынка отрасли);

- кредитоспособность непосредственно заемщика-предприятия;
- банкротство заемщика- предприятия;
- высокая концентрация на заемщиках, испытывающих финансовые трудности;
- высокая концентрация банка на конкретных отдельных продуктах (факторинг);
- слабая система проверки потенциальных клиентов на входе (мошенничество);
- технико-экономическое обоснование кредитной сделки, инвестиционного проекта;
- вид, форма, размер кредитной сделки, уровень и качество ее обеспечения и пр.

Перечисленные факторы можно сгруппировать на внешние и внутренние. К внешним, например, относятся состояние и перспективы развития экономики страны, денежно-кредитная политика, изменения в государственном регулировании. При этом внешние факторы кредитного риска определяют условия функционирования банка и не зависят от деятельности последнего, в то время как внутренние факторы зависят непосредственно от деятельности банка-кредитора, а также от деятельности предприятия-заемщика:

- уровень менеджмента в кредитной организации;
- стратегия и кредитная политика банка;
- способность разрабатывать, предлагать новые кредитные продукты, которые будут пользоваться спросом;
- структура и качество кредитного и гарантийного портфеля;
- компетенции персонала;
- качество IT-технологий и другие.

Факторы, как внешние, так и внутренние, влияют на заемщика в течение всего срока его «жизни». Поэтому важно оценивать заемщика, а именно, проводить мониторинг наличия угрожающих тенденций в его деятельности.

Мониторинг кредитного риска – это работа по выявлению признаков проблемности (негативной угрожающей информации) до момента образования просроченной задолженности и признания заемщика проблемным – дефолтом (подробнее в Разделе 2). Игнорирование негативных фактов или отсутствие системы

мониторинга в принципе может привести к несвоевременному реагированию и, как следствие, финансовым потерям кредитной организации.

Система мониторинга представляет собой контроль Банком деятельности заемщика и исполнения последним взятых на себя обязательств. Нарушение заемщиком условий кредитных договоров, ухудшение финансового состояния и выявление иной негативной информации в отношении заемщика называются риск-сигналами (см. Рис. 1).



Рис. 1. Процесс мониторинга является циклическим и прекращается лишь в случае полного погашения задолженности перед Банком

Выявлению риск-сигнала предшествует сбор данных о заемщике и текущем статусе лимита кредитования (под лимитом кредитования следует понимать полный объем обязательств перед банком). Выявление риск-сигналов может происходить автоматически (например, напрямую из внешних источников, таких как: бюро кредитных историй, сайт картотеки арбитражных дел, информационные системы СПАРК, Контур.Фокус и другие) или вручную специалистом.

В рамках понимания риск-сигнала осуществляется анализ полученной информации, в рамках оценки определяется значимость выявленного риск-сигнала. Далее процесс завершается проведением мероприятий – реагированием на риск-сигнал (например, приостановкой выдачи траншей / части кредитных средств).

По сути в результате разработки всего перечисленного банк определяет уровень кредитного риска, иными словами, риска наступления дефолта контрагента, а именно, управляет им. Целями управления кредитным риском являются:

- недопущение дефолта заемщика;
- минимизация потерь при дефолте заемщика.

2. ПОНЯТИЕ ДЕФОЛТА КОРПОРАТИВНОГО ЗАЕМЩИКА И ЕГО РОЛЬ В МОДЕЛИРОВАНИИ ОЦЕНКИ КРЕДИТНОГО РИСКА

Под дефолтом подразумевается отсутствие возможности или желания исполнять взятые на себя обязательства на условиях договора (в случае настоящего исследования – кредитного договора). При этом каждая кредитная организация должна максимально точно и конкретно определить, что понимается под понятием «дефолт».

Почему так важно определить понятие «дефолт»? Основные инструменты оценки кредитного риска, включая модели оценки кредитного риска, работают на основе понятия «дефолт» (см., например, [1, 2, 5]):

— **Модель PD** (Probability of Default) определяет вероятность дефолта, вероятность то, что заемщик не погасит долг или проценты. С целью определения вероятности наступления дефолта выполняются следующие шаги:

Шаг 1 – ранжирование заемщиков на «плохих» и «хороших».

Шаг 2 – создание шкалы вероятности наступления дефолта.

Шаг 3 – фиксирование средней вероятности дефолта на долгосрочном среднем уровне наступления дефолта.

Шаг 4 – финальная оценка исходя из предупреждающих сигналов.

— **Модель LGD** (Loss Given Default) – вероятные потери при дефолте. Оценивает процент потерь, которые банк понесет после продажи всех залогов в случае наступления дефолта заемщика.

— **Модель EAD** (Exposure At Default) – величина кредитных требований, подверженных риску потерь при дефолте на момент дефолта.

Используя вышеназванные модели, можно рассчитать величину ожидаемых потерь по следующей формуле:

$$EL = PD \times LGD \times EAD,$$

где *PD* – вероятность наступления дефолта,

LGD – сумма вероятных потерь при дефолте,

EAD – сумма под риском дефолта.

Одним из важнейших направлений риск-менеджмента кредитной организации является оценка вероятности дефолта заемщика. Поэтому важно при разработке модели, в ходе ее применения и валидации четко понимать, что вкладывается в понятие «дефолт».

Ошибочное определение дефолта может негативно сказаться на работе модели. Например, если признать «здоровые» кейсы дефолтными, то модель станет излишне консервативной и будет предупреждать об опасности там, где ее нет. И, наоборот, если не признать «больные» кейсы дефолтными, то модель будет пропускать проблемных клиентов. В итоге в обоих случаях налицо некорректная оценка кредитного риска в ходе принятия кредитного решения. Поскольку целью данной работы является построение системы оценки кредитного риска, необходимо уделить внимание определению понятия «дефолт», которое будет использовано для разработки модели.

Существует несколько основных подходов к определению понятия «дефолт», но, как правило, в определение термина «дефолт» включают следующие основные типовые операции:

- NPL 90+ (Non Performing Loans) – наличие просроченной задолженности свыше 90 календарных дней;
- Банкротство заемщика. Банкротство компании по определению Федерального закона РФ «О несостоятельности (банкротстве)» [6] – это неспособность заемщика-предприятия в полном объеме удовлетворить требования кредиторов по обязательствам.

Суть процедуры банкротства заключается в том, что если компания не может расплатиться по долгам, в отношении нее вводятся специальные мероприятия, направленные на восстановление платежеспособности, либо компания предоставляет своё имущество кредиторам для его реализации в счет долга. При этом не любая организация, которая испытывает финансовые трудности, может считаться банкротом. Основным признаком является наличие долга в размере более 300 000 рублей, срок расчета по которому наступил более трех месяцев назад. Компания признается банкротом по решению арбитражного суда.

Часто происходит отождествление понятий «дефолт» и «банкротство». Часто наблюдается отождествление понятий «дефолт» и «банкротство», что не совсем корректно, так как понятие «дефолт» является более широким и, как правило, включает в себя банкротство заемщика, но не ограничивается им.

- Принятие решения о ликвидации или прекращения деятельности заемщика;
- Уступка прав требований (размера долга), ввиду невозможности своевременного возврата задолженности, третьему лицу;

— Списание безнадежной к взысканию задолженности. Под списанием понимается способ «почистить» от долгов баланс банка, возврата по которым не предполагается;

— Создание резерва – также однозначный триггер, который означает, что кредитная организация аллоцирует на возможные потери часть своей прибыли в размере 50–100% от размера задолженности в соответствии с требованиями Центрального Банка (далее – Банк России) [7]. Как правило, это также свидетельствует об отсутствии возможности или желания своевременно оплатить задолженность.

— Также выделяют такой триггер, как «реструктуризация», — это изменение условий договора в пользу заемщика (например, увеличение суммы или срока кредитования, снижение процентной ставки). Включение данного триггера в определение дефолта является достаточно спорным, поскольку не всегда свидетельствует об отсутствии возможности или желания заемщика выполнять взятые на себя обязательства. Зачастую кредитные организации сами заинтересованы в изменениях, например, при желании удержать хорошего клиента, предложив более низкую процентную ставку по сравнению с банками-конкурентами. Существуют и обратные ситуации, при которых реструктуризации являются «спасательным кругом» для заемщика, чтобы помочь в кризисной ситуации, предотвратить образование проблемной задолженности. Банк России позволяет кредитным организациям разделить эти два вида реструктуризаций, выделив дефолтные. При этом ключевым признаком является качество заемщика (его финансовое состояние).

Отметим, что определению дефолта придается большое значение, т. к. внесение изменений в методологию определения дефолта расценивается как существенное изменение, и возможность использования ранее одобренных моделей оценки кредитных рисков требует одобрения со стороны Банка России [8, 9].

3. ЭКСПЕРТНАЯ ИЛИ СКОРИНГОВАЯ ОЦЕНКА: КАКАЯ МОДЕЛЬ ЛУЧШЕ ОЦЕНИТ КРЕДИТНЫЙ РИСК

Особенность *экспертной модели* оценки кредитоспособности предприятия-заемщика заключается в том, что анализом полученной информации занимаются непосредственно эксперты – кредитный аналитик, андеррайтер, которые по результатам анализа формируют мнение о планируемой к заключению сделке

либо о выявленном риск-сигнале [10].

Как правило, в экспертной оценке задействованы и другие подразделения банка, которые собирают, анализируют, представляют информацию на коллегиальный орган (кредитный комитет), в задачи которого входит принятие решений по сделке:

— Кредитный аналитик анализирует платежеспособность (кредитоспособность, осуществляя запросы о кредитной истории в бюро кредитных историй) заемщика, формирует мнение о его финансовом состоянии.

— В задачи залогового подразделения входит проведение оценки рыночной стоимости предлагаемого в обеспечение залогового имущества.

— Юридическое подразделение анализирует правоустанавливающую документацию на наличие правовых рисков и оценивает с правовой точки зрения возможность заключения сделки.

— Подразделение безопасности банка проводит проверку на наличие негативной информации по общедоступным базам данных.

Схематично данный процесс представлен на Рис. 2.

Задействованные подразделения банка предоставляют свои экспертные заключения, после чего заявка на запрос выносится на рассмотрение уполномоченного органа банка (кредитного комитета) (см., например, [11]).



Рис. 2. Схема кредитного процесса

Скоринговая модель оценки кредитоспособности заключается в том, что вся информация, полученная от заемщика и / или из внешних источников (например, бюро кредитных историй), вносится в специальную программу. За каждый ответ, в упрощенном виде, система начисляет определенный балл и в результате, по совокупности начисленных баллов, выносит итоговый результат — скор-балл, который определяет окончательное решение – выдавать кредит или нет (одобрение или отказ) [12].

Скоринговые модели подходят для микро-сегмента, например, «Малый и микро-бизнес», «Гарантийный бизнес», где решающую роль играет скорость принятия решения при обработке больших объемов запросов [13]. Как правило, экспертная модель оценки применяется, когда речь идет о крупных суммах, где требуется тщательная, надежная проверка клиента (например, инвестиционное кредитование либо сегмент «Крупный и средний бизнес», который предполагает индивидуальный подход при принятии решения по сделке).

Зачастую встречается ситуация, когда банки используют и скоринговую, и экспертную модели одновременно, – скоринговая модель предоставляет предварительную оценку клиента, которую затем рассматривают непосредственно эксперты, и итоговый скор-балл учитывается при принятии решения на уполномоченном органе. Несколько такой подход приемлем, предлагается рассмотреть в настоящей работе.

4. МЕТОД ОЦЕНКИ КРЕДИТНЫХ РИСКОВ В МОНИТОРИНГЕ КОРПОРАТИВНОГО ЗАЕМЩИКА

В рамках настоящей статьи предлагается при проведении мониторинга лимитов кредитования заемщиков использовать скоринговую модель оценки кредитных рисков. Система автоматической оценки рисков позволит ответить на вопрос «Как увеличить скорость и сократить трудозатраты, при этом не потеряв на качестве проведения мониторинга?».

Предложенный метод позволит достичь цель – повышение эффективности системы мониторинга. В рамках достижения цели также планируется решить следующие задачи:

- повышение предсказательной способности системы мониторинга;
- снижение трудозатрат на проведение мониторинга.

Предлагаемый метод позволит на 80% разгрузить специалистов по мониторингу корпоративных заемщиков (экспертная оценка) от повторяющихся «ручных» операций, что даст им возможность сосредоточиться на понимании выявленного риск-сигнала, оценке его существенности и на разработке дальнейших действий по реагированию на сигнал.

Описание модели:

а) С целью проведения анализа в выборку было включено 3114 заемщиков исторической составляющей – за последние 3 года. Совокупная выборка риск-сигналов по списку заемщиков составила 32014.

б) В понятие «дефолт» включены следующие основные типовые операции:

- NPL 90+ – наличие просроченной задолженности свыше 90 календарных дней
- NPL 6-90 – наличие просроченной задолженности от 6 до 90 календарных дней;
- реструктуризации только в рамках вынужденной логики (в случае проведения при наличии просроченной задолженности с целью избежать попадания в категорию NPL 6-90 и NPL 90+).

с) Отбор риск-сигналов производился двумя методами:

- анализ предсказательной способности путем метрики Information Value;
- анализ предсказательной способности экспертным методом.

д) Каждый маркер в предложенном методе проанализирован через анализ предсказательной способности как экспертным методом, так и путем метрики Information Value.

Information Value – это мера прогностической силы переменной, которая используется для оценки качества группировки переменной, а также информативности переменной (см., например, [15]):

$$IV = \sum_{cat} (p_{cat}^{good} - p_{cat}^{bad}) \times woe_{cat} = \sum_{cat} \left((p_{cat}^{good} - p_{cat}^{bad}) \times \ln \left(\frac{p_{cat}^{good}}{p_{cat}^{bad}} \right) \right),$$

где p_{cat}^{good} – отношение количества хороших в категории cat к числу всех хороших;

p_{cat}^{bad} – отношение количества плохих в категории cat к числу всех плохих;

woe_{cat} – оцифровка переменных (группа → woe (weight of evidence)).

е) В предложенную модель включены только автоматические маркеры – риск-сигналы [14], которые показали предсказательную способность выше средней (см. Таблица 1).

Таблица 1

Качественные риск-сигналы
Подача заявления в Инспекцию федеральной налоговой службы о ликвидации либо в арбитражный суд о банкротстве
Наличие исполнительных производств
Наличие судебных исков
Кредитная история
Наличие просроченной задолженности перед банками-кредиторами
Финансовые показатели
Падение квартальной выручки без НДС (налог на добавленную стоимость) по сравнению с аналогичным периодом прошлого года более чем на 40%
Снижение выручки за год по сравнению с аналогичным периодом прошлого года более чем на 40%
Отрицательное значение собственного капитала
Снижение собственного капитала более чем на 30% по сравнению с предыдущей отчетной датой
Кредитный портфель / EBITDA (прибыль от продаж + амортизация) более 5
Чистый убыток за последние 2 отчетных периода составил более 5% от выручки без НДС за тот же период

Преимущество вышеуказанного перечня риск-сигналов: включение названных выше маркеров позволяет обнаружить имеющиеся риски через построение соответствующих представлений данных:

- снижение рентабельности;
- несвоевременное исполнение кредитных обязательств;
- недобросовестные контрагенты: неуплата налогов, «транзитные» схемы, легализация, судебные процессы, «черные списки»;
- дефолтов по обязательствам;
- образования кассовых разрывов;
- вероятность возникновения претензий налоговых органов.

f) Применено цветовое решение, которое позволяет визуализировать критичность выявленного риск-сигнала – наглядное представление рисков заемщика. Уровень риска определяется, исходя из тепловой матрицы рисков, продемонстрированной на Рис. 3.

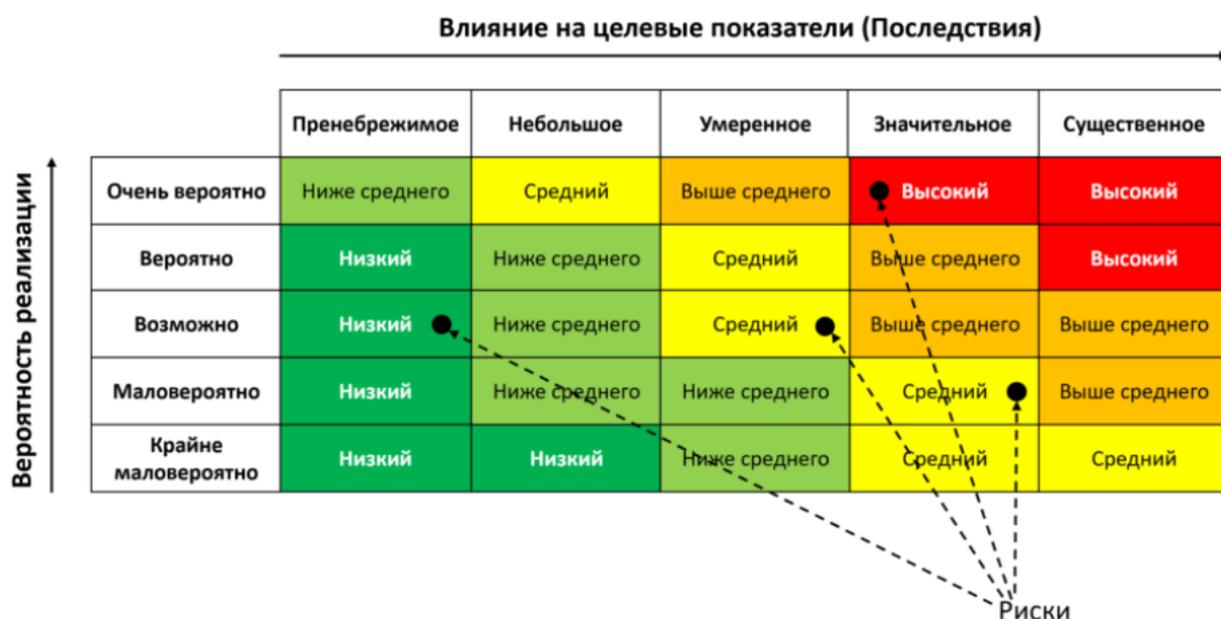


Рис. 3. Тепловая матрица рисков [12]

g) Модель включает автоматические маркеры – риск-сигналы, которые показали *предсказательную способность выше средней*:

- **Очень сильная (0,5), сильная (0,3)** – высокая предсказательная сила, у корпоративных заемщиков с данным риск-сигналом очень часто наблюдается целевой признак;

- **Средняя (0,1)** – средняя предсказательная сила, у заемщиков с данным риск-сигналом часто наблюдается целевой признак;

- **Слабая (0,02)** – слабая предсказательная сила, у заемщиков с данным риск-сигналом целевой признак наблюдается чаще, чем у заемщиков без риск-сигналов;

h) В рамках проведенного анализа было выявлено, что предлагаемые маркеры (риск-сигналы) имеют среднюю предсказательную способность по ухудшению финансового состояния корпоративного заемщика и приведению его к дефолту, что также подтверждается проведенным анализом на основе метрики Information Value.

Таблица 2. Результат анализа предсказательной способности экспертным методом

Критерий дефолта	Качественные риск-сигналы	Кредитная история	Финансовые показатели
NPL 90+ – наличие просроченной задолженности свыше 90 календарных дней			
NPL 6-90 – наличие просроченной задолженности от 6 до 90 календарных дней			
Реструктуризации			

Таблица 3. Результат анализа предсказательной способности путем метрики Information Value

Критерий дефолта	Качественные риск-сигналы	Кредитная история	Финансовые показатели
NPL 90+ – наличие просроченной задолженности свыше 90 календарных дней			
NPL 6-90 – наличие просроченной задолженности от 6 до 90 календарных дней			
Реструктуризации			

i) В модель включены риск-сигналы, которые по результатам примененных методов (метрика Information Value и экспертный метод) совокупно показатели предсказательную способность выше средней. Результат наглядно продемонстрирован на Рис. 4 в виде полярной матрицы.



Рис. 4. Полярная матрица рисков, построенная, исходя из предсказательной способности риск-сигналов

Результаты анализа позволяют в зависимости от цвета риск-сигнала выработать подход по дальнейшей стратегии работы с заемщиком. Данная риск-карта позволит за несколько минут принимать взвешенное решение по каждому случаю и не тратить время на интерпретацию и понимание каждого выявленного риск-сигнала.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Ключевое место в системе управления кредитными рисками занимает оценка финансового состояния заемщика и основных его контрагентов. Игнорирование негативных фактов в рамках проведения мониторинга кредитного риска или отсутствие системы мониторинга в целом может привести к несвоевременному реагированию и, как следствие, финансовым потерям кредитной организации. Поэтому так важно не только правильно оценить риск, но и своевременно на него отреагировать.

Анализ разработанного метода показал, насколько возможно ускорить процесс проведения мониторинга, что позволит обеспечить оперативность реагирования на выявленные риск-сигналы, а также спрогнозировать вероятное ухудшение кредитного качества заемщика в кредитном или гарантийном портфелях без ущерба для качества оценки риска.

Предлагаемый метод позволит на 80% разгрузить специалистов по мониторингу корпоративных заемщиков (экспертная оценка) от повторяющихся ручных

операций, что позволит им сосредоточиться на понимании выявленного риск-сигнала, оценке его существенности и разработке дальнейших действий по реагированию на сигнал.

Автор выражает благодарность доценту Е.К. Липачеву за советы и рекомендации, которые помогли при подготовке статьи.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Шаталова Е.П.* Банковские рейтинги в системе риск-менеджмента: процедуры мониторинга кредитных рейтингов. М.: КНОРУС, 2018. 242 с.
 2. *Бордакова М.В.* Особенности построения внутренних моделей рейтинговой системы оценки кредитного риска корпоративных заемщиков // *Банковские услуги*, 2012. С. 9–21.
 3. *Шаталова Е.П., Шаталов А.Н.* Оценка кредитоспособности заемщиков в банковском риск-менеджменте. М.: КНОРУС, 2011. 166 с.
 4. *Александров В.В.* Развивающиеся системы. В науке, технике, обществе и культуре. Часть 1. Теория систем и системное моделирование. СПб.: Изд-во СПбГТУ, 2000. 243 с.
 5. *Бухтин М.А.* Принципы и подходы к формированию методик внутренних кредитных рейтингов для корпоративных клиентов // *Управление финансовыми рисками*. 2008. 27 с.
 6. *Бенгфорт Б., Билбро Р., Охеда Т.* Прикладной анализ текстовых данных на Python. Машинное обучение и создание приложений обработки естественного языка. СПб.: Питер, 2019. 368 с.
 7. Федеральный закон «О несостоятельности (банкротстве)» от 26.10.2002 № 127-ФЗ (последняя редакция). URL: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_39331/, дата обращения 04.04.2021.
 8. Положение Банка России от 28 июня 2017 г. № 590-П «О порядке формирования кредитными организациями резервов на возможные потери по ссудам, ссудной и приравненной к ней задолженности». URL: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_220089/, дата обращения 04.04.2021.
 9. Федеральный закон «О Центральном банке Российской Федерации (Банке России)» от 10.07.2002 № 86-ФЗ. URL: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_37570/, дата обращения 04.04.2021.
-

10. Федеральный закон «О банках и банковской деятельности» от 02.12.1990 № 395-1.

URL: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_5842/, дата обращения 04.04.2021.

11. *Ендовицкий Д.А., Бахтин К.В., Ковтун Д.В.* Анализ кредитоспособности организации и группы компаний. М.: КНОРУС, 2012. 376 с.

12. *Репин В.В., Елиферов В.Г.* Процессный подход к управлению. Моделирование бизнес-процессов. М.: Манн, Иванов и Фербер, 2013. 45 с.

13. *Лопез де Прадо М.* Машинное обучение: алгоритмы для бизнеса. СПб.: Питер, 2019. 432 с.

14. *Элбон К.* Машинное обучение с использованием Python. Сборник рецептов. СПб.: БХВ-Петербург, 2019. 384 с.

15. *Филипенков Н.* Интеллектуальный анализ данных в управлении розничным кредитным риском // Спецсеминар «Интеллектуальный анализ данных в бизнесе», 2010. 42 с. URL: <http://www.machinelearning.ru/wiki/images/b/b2/MSU-VI-Filipenkov-2010-10-01.pdf>, дата обращения 04.04.2021.

APPLICATION OF CREDIT RISK SCORING METHODS IN CORPORATE BORROWER MONITORING

O. A. Tazenkova ^[0000-0002-5155-2142]

Institute of Information Technologies and Intelligent Systems, Kazan (Volga Region) Federal University, ul. Kremlyovskaya, 35, Kazan, 420008

otazenkova1@gmail.com

Abstract

A method for assessing the risk of default of a corporate borrower at the monitoring stage based on a scoring assessment is proposed. This paper provides proof of the hypothesis that scoring methods for assessing credit risks can be used not only at the stage of initial assessment of a potential borrower when making a decision on lending, but also at the stage of its monitoring when accompanying a transaction. Monitoring is a periodic review of the credit quality of the corporate borrower with whom the

loan agreement is concluded. This is done for the purpose of timely detection of negative signals, as well as timely response to threatening trends in the borrower's activities.

Some credit institutions save on monitoring by relying on the decision-making system, considering it flawless. However, this saving can be a fatal mistake, since many things change over time during the "life" of the enterprise. This is facilitated by both external factors (political, economic) and internal (incorrect development strategy of the organization, inability to assess its own credit capabilities, unscrupulous counterparties).

The proposed method is a system of automatic risk signals that have been tested for predictive ability, excluding manual procedures. The proposed solution includes markers (risk signals) that have a predictive ability above average, which can lead to a default of the corporate borrower. In addition, color marking is applied – red, yellow, green, which allows you to visualize the criticality of the identified risk signal depending on the predictive ability - a visual representation of the borrower's risks in order to facilitate interpretation.

The analysis of the developed method showed how much it is possible to speed up the monitoring process, which will allow for a prompt response to the identified risk signals, as well as to predict the likely deterioration of the borrower's credit quality in the loan or guarantee portfolio without compromising the quality of risk assessment.

Keywords: *modeling, corporate borrower, monitoring, default, credit risk, risk card, scoring.*

REFERENCES

1. *Shatalova E.P.* Bankovskie rejtingi v sisteme risk-menedzhmenta: procedury monitoringa kreditnyh rejtingov. M.: KNORUS, 2018. 242 s.
2. *Bordakova M.V.* Osobennosti postroeniya vnutrennih modelej rejtingovoy sistemy ocenki kreditnogo riska korporativnyh zaemshchikov // *Bankovskie uslugi*, 2012. S. 9–21.
3. *Shatalova E.P., Shatalov A.N.* Ocenka kreditosposobnosti zaemshchikov v bankovskom risk-menedzhmente. M.: KNORUS, 2011. 166 s.
4. *Aleksandrov V.V.* Razvivayushchiesya sistemy. V nauke, tekhnike, obshchestve i kul'ture. CHast' 1. Teoriya sistem i sistemnoe modelirovanie. SPb.: Izdatel'stvo SPbGTU, 2000. 243 s.

5. *Buhtin M.A.* Principy i podhody k formirovaniyu metodik vnutrennih kreditnyh rejtingov dlya korporativnyh klientov // Upravlenie finansovymi riskami, 2008. 27 s.

6. *Bengfort B., Ojeda T., Bilbro R.* Applied Text Analysis with Python: Enabling Language-Aware Data Products with Machine Learning. O'Reilly Media, 2018. 332 p.

7. Federal'nyj zakon "O nesostoyatel'nosti (bankrotstve)" ot 26.10.2002 No. 127-FZ (poslednyaya redakciya).

URL: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_39331/, last accessed 04.04.2021.

8. Polozhenie Banka Rossii ot 28 iyunya 2017 g. № 590-P "O poryadke formirovaniya kreditnymi organizacijami rezervov na vozmozhnye poteri po ssudam, ssudnoj i priravnennoj k nej zadolzhennosti". URL: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_220089/, last accessed 04.04.2021.

9. Federal'nyj zakon "O Central'nom banke Rossijskoj Federacii (Banke Rossii)" ot 10.07.2002 No. 86-FZ. URL: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_37570/, last accessed 04.04.2021.

10. Federal'nyj zakon "O bankah i bankovskoj deyatel'nosti" ot 02.12.1990 No. 395-1. URL: http://www.consultant.ru/document/cons_doc_LAW_5842/, last accessed 04.04.2021.

11. *Endovickij D.A., Bahtin K.V., Kovtun D.V.* Analiz kreditosposobnosti organizacii i gruppy kompanij. M.: KNORUS, 2012. 376 s.

12. *Repin V.V., Eliferov V.G.* Processnyj podhod k upravleniyu. Modelirovanie biznes-processov. Moskva: Mann, Ivanov i Ferber, 2013. 45 s.

13. *López de Prado M.* Advances in Financial Machine Learning. Wiley, 2018. 400 p.

14. *Albon C.* Machine Learning with Python Cookbook: Practical Solutions from Preprocessing to Deep Learning. O'Reilly Media, 2018. 366 p.

15. *Filipenkov N.* Intellektual'nyj analiz dannyh v upravlenii roznichnym kreditnym riskom // Specseminar «Intellektual'nyj analiz dannyh v biznese», 2010. 42 s. URL: <http://www.machinelearning.ru/wiki/images/b/b2/MSU-BI-Filipenkov-2010-10-01.pdf>, last accessed 04.04.2021.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРЕ



Ольга Андреевна ТАЗЕНКОВА – магистрант Института информационных технологий и интеллектуальных систем Казанского (Приволжского) федерального университета, программная инженерия, специалист «финансы и кредит» Академии управления «ТИСБИ».

TAZENKOVA Olga Andreevna – Master Student in Computer Science at Institute of Information Technologies and Intelligent Systems, Kazan (Volga Region) Federal University, Software Engineer.

email: otazenkova1@gmail.com;

ORCID: 0000-0002-5155-2142

Материал поступил в редакцию 15 мая 2021 года