

РЕЙТИНГОВАЯ МЕТОДИКА ОЦЕНКИ КРЕДИТНОГО РИСКА ФИЗИЧЕСКИХ ЛИЦ

В статье предложена рейтинговая методика оценки вероятности неплатежеспособности физических лиц в соответствии со стандартами Базель II, основанная на объединении скоринговых и рейтинговых моделей, а также дерева решений. Рассмотрены новые факторы, влияющие на неплатежеспособность физического лица, описан способ их включения в модель оценки кредитного риска.

Ключевые слова: неплатежи, розничное кредитование, стандарты Базель II, деревья решений, классификация заемщиков – физических лиц, рейтинг, скоринг.

Исследование вопросов, связанных с оценкой и прогнозированием кредитных рисков и потерь коммерческого банка, стало особенно актуальным в период кризиса. Снижение платежеспособности заемщиков, уменьшение объемов привлеченных банками средств приводят к тому, что необходимо оценивать кредитные риски более точно с целью формирования адекватных резервов под возможные потери. Одним из важнейших направлений деятельности коммерческого банка является розничное кредитование и, как следствие, оценка рисков заемщиков – физических лиц. В связи с бурным ростом сектора потребительского кредитования в России в последнем десятилетии¹ оценка кредитного риска физических лиц является особенно актуальной².

Существующие подходы к оценке кредитного риска

Существующие подходы к оценке кредитного риска можно условно разделить на два класса: количественные и качественные. Качественные подходы (основанные на мнении экспертов, экспертные методики) обычно применяются для оценки рисков крупных контрагентов или используются совместно с количественными методиками (для оценки кредитного риска крупных заемщиков). Это связано с тем, что производить экспертную оценку для портфельных ссуд или небольших заемщиков экономически нецелесообразно, так как это занимает много времени и требует большого объема специфических для конкретного заемщика данных.

¹ Согласно статистике Центрального банка Российской Федерации, в период с 01.01.2006 по 01.01.2010 рост кредитов, предоставленных физическим лицам (включая просроченную задолженность), составил 338,5 % (с 1 055,8 до 3 573,8 млрд руб.): http://www.cbr.ru/publ/God/Otchet_2009.pdf.

² За 2009 г. доля кредитов, выданных банками физическим лицам (резидентам и нерезидентам), сократилась с 14,3 % на 01.01.2009 до 12,1 % на 01.01.2010. Доля просроченной задолженности в кредитном портфеле за этот же период выросла с 2,12 до 5,11 %.

Просроченная задолженность по кредитам физическим лицам за 2009 г. увеличилась в 1,6 раза при сокращении объема предоставленных кредитов на 11,0 %. В результате удельный вес просроченной задолженности по данному виду кредитов вырос с 3,7 до 6,8 %. Доля просроченной задолженности, по статистике ЦБ РФ, по рублевым кредитам физическим лицам возросла с 3,7 % на 01.01.2009 до 6,6 % на 01.01.2010, по кредитам в иностранной валюте – с 3,6 до 8,3 % соответственно.

Количественные методы оценки кредитного риска более разнообразны, традиционно [1] выделяют следующие подходы: модели сокращенной формы (модель Даффи – Синглтона и ее производные), структурные модели (модель Мертона, KMV, CreditRisk, Васичека, подход, основанный на матрице переходных вероятностей), скоринговые модели, рейтинги, модели, основанные на интеллектуальном анализе данных (Data Mining).

В моделях сокращенной формы вероятность дефолта рассматривается как экзогенная переменная, значение которой определяется «сокращенным» набором экономических факторов, лежащих в основе банкротства [2]. Основу модели составляет качественная и количественная оценки заемщика по его внутренним финансовым показателям и различным бизнес-факторам. К основным достоинствам модели следует отнести относительную простоту расчетов и небольшое число входных данных, которые легко получить из финансовой отчетности предприятия. К недостаткам – отсутствие учета причин дефолта (дефолт понимается как стохастический процесс, имеющий распределение Пуассона с интенсивностью λ), а также большое число упрощающих предположений, которые не могут быть устранены в рамках данной модели.

В структурных моделях вероятность дефолта рассматривается как эндогенная переменная, зависящая от структуры баланса, состояния рынка капитала и других факторов [3]. Данный тип моделей основан на показателях капитализации заемщика на фондовом рынке и уровне его долгов перед кредиторами. К достоинствам модели следует отнести практическую направленность модели, использование рыночной информации о ценах, наблюдаемость ключевых переменных, влияющих на вероятность дефолта, пригодность модели для прогнозирования, возможность использования для построения более сложных и реалистичных моделей. Недостатки подхода: стоимость фирмы и ее волатильность являются статистически ненаблюдаемыми, в модели сделано упрощающее предположение о структуре долга, невозможность применения модели к оценке суверенных долгов на развивающихся рынках, плохая интерпретация показателей при оценке производных финансовых инструментов, наличие множества предположений, которые не соответствуют реальной рыночной ситуации, модели оценивают только европейские опционы.

Скоринговые модели определяют не вероятность дефолта, а решение выдавать или не выдавать кредит, будет или не будет дефолт. Впервые скоринговая методика была предложена Д. Дюраном в 1941 г. и включала оценку заемщика по семи факторам (пол, возраст, срок проживания в данной местности, профессия, наличие банковского счета, сфера деятельности, количество лет, которые проработал заемщик на последнем месте работы). В современной банковской практике скоринговые системы используются с середины 50-х гг., когда в Сан-Франциско начала свою деятельность одна из первых и лидирующих в настоящее время компаний по разработке скоринговых систем «Fair Isaac Corporation» (1956 г.) [4].

Скоринговые модели основаны на качественной и количественной оценке заемщика. Методы и подходы, лежащие в основе разработки скоринговых систем, весьма разнообразны. К основным относятся следующие [5]: линейный дискриминантный анализ, многофакторная логистическая регрессия, кластерный анализ. К преимуществам скоринговых моделей относятся повышение эффективности процесса выбора потенциальных заемщиков, возможность применения индивидуальных параметров кредита для отдельных категорий заемщиков, улучшение качества кредитного портфеля, повышение качества управления кредитным риском, сокращение затрат при принятии решения о выдаче кредита, отсутствие субъективных суждений при принятии решения. Основные недостатки: высокая стоимость адаптации используемой модели к текущей рыночной ситуации, недостаток фактических данных для собственно построения модели, отсутствие численно выраженной вероятности дефолта при выдаче кредита, статичность модели.

Рейтинговые методики при оценке физических лиц применяются в России достаточно редко, однако возможности для их применения весьма широки [6]. При рейтинговом подходе вероятность дефолта контрагента соответствует вероятности дефолта определенной рейтинговой группы, в которую попал заемщик. Рейтинги основаны на качественной и количественной оценке внутренних и внешних показателей, влияющих на платежеспособность заемщика. К достоинствам данного подхода следует отнести относительную простоту расчетов рейтинга, возможность изменения рейтинга в зависимости от изменения экономической конъюнктуры. Недостатки подхода: рейтинги присваиваются и пересматриваются недоста-

точно часто; неоднородность рейтингов по таким параметрам, как отрасль экономики, размер компании, месторасположение заемщика и других; применение рейтингов в России сопряжено с недостатком статистики; сложность калибровки модели; рейтинговые модели не всегда обеспечивают необходимую точность.

К моделям, основанным на интеллектуальном анализе данных, традиционно относят деревья решений и нейронные сети [7] (наиболее распространенным примером данного подхода являются самоорганизующиеся карты Кохонена). Такие модели показали свою эффективность при выявлении сложных взаимосвязей внутри групп заемщиков, например, при обнаружении мошенничеств.

Общая характеристика авторской методики

Предлагаемая автором методика оценки вероятности неплатежеспособности физического лица является объединением некоторых описанных выше подходов с устранением недостатков, присущих моделям, и объединением их достоинств.

В основе авторской модели лежит объединение скоринговых и рейтинговых моделей, а также дерева решений. Методика предполагает получение рейтингового балла на этапе выдачи кредита, сопоставление баллу рейтинговой группы (которой, в свою очередь, в соответствии ставится вероятность неплатежеспособности). Наличие большой базы данных по заемщикам – физическим лицам позволяет использовать дополнительные параметры, влияющие на вероятность дефолта физического лица. В результате сопоставления полученному рейтинговому баллу вероятности дефолта можно избавиться от выделенного выше недостатка, присущего скоринговым моделям: отсутствие численно выраженной вероятности дефолта при выдаче кредита.

Автором было проанализировано большое количество новых факторов, которые потенциально могут влиять на вероятность неплатежеспособности физического лица. В качестве влияющих факторов были рассмотрены следующие (в скобках указаны возможные значения признака): пол заемщика (мужской, женский); образование (высшее, другое, незаконченное высшее, неполное среднее, среднее, среднее специальное); возрастная группа (менее 20 лет, 20–25, ..., более 60); сумма кредита (менее 5 тыс. рублей, 5–10 тыс. рублей, ..., более 250 тыс. рублей); срок кредита (до 6 месяцев, 7–12 месяцев, ..., более 36 месяцев); сфера деятельности предприятия, где работает заемщик (в соответствии с общероссийским классификатором видов экономической деятельности: гостиницы и рестораны, государственное управление, добыча полезных ископаемых, здравоохранение и социальные услуги, образование, операции с недвижимостью, оптовая и розничная торговля, производство электроэнергии, газа и воды, сельское и лесное хозяйство, строительство, транспорт и связь, финансовая деятельность, обрабатывающие производства); социальный статус (пенсионер, работодатель или индивидуальный предприниматель, рабочий или служащий по найму, другое); первый или повторный кредит; наличие страхования жизни и здоровья заемщика (есть или нет); семейное положение (вдовец (вдова), гражданский (неофициальный) брак, женат (замужем), разведен(а), холост (не замужем)); первый или повторный кредит; цель кредитования (товары или деньги); совершен ли первый (второй, третий) плановый платеж (да или нет)³.

Выбор данных факторов объясняется следующими основными причинами: указанные факторы легко проверить (заполняя анкету заемщика, клиент также предоставляет паспорт и другие документы, которые однозначно позволяют определить указанные признаки), все факторы потенциально оказывают влияние на платежеспособность заемщика, сбор информации по таким данным клиента осуществляется банками постоянно, и поэтому банк имеет большую базу данных, которую может использовать для оценки заемщиков.

Использование такого большого набора факторов позволяет производить улучшенную классификацию заемщиков и формулировать новые выводы о поведении заемщиков каждой группы. Например, рассмотрим различие в поведении мужчин и женщин. До наступления кризиса вероятность банкротства заемщиков мужского пола была в 2 раза выше, чем женского (3,77 и 1,87 % соответственно), причем такое соотношение характерно для всех рассмат-

³ Под совершением платежа понимается его оплата вовремя и в полном объеме.

риваемых групп просрочки. Кризис значительно изменил ситуацию: вероятность банкротства⁴ женщин выросла в 1,17 раза по сравнению с докризисным периодом до 2,18 %, а вероятность банкротства мужчин снизилась в 1,35 раза и составила 2,79 %. Такое изменение объясняется тем, что в период кризиса работодатели активнее сокращали женщин, чем мужчин, это объясняет рост числа банкротств среди женщин. Снижение уровня банкротств среди мужчин объясняется тем, что, ожидая окончания кризиса, заемщики старались исправно оплачивать кредиты с намерением получения заемных средств в дальнейшем (чему активно способствовало создание Бюро кредитных историй, в котором аккумулируются данные о платежах заемщиков по кредитам). Посткризисный период характеризуется снижением уровня банкротств, как среди женщин, так и среди мужчин: 1,29 и 1,79 % соответственно. Снижение уровня банкротств среди женщин объясняется растущей активностью работодателей, принимающих женщин на работу. Эта причина также является основной для снижения уровня банкротств среди мужчин.

Что касается сравнительного уровня банкротств мужчин по отношению к женщинам, то для всех рассматриваемых групп просрочки данное соотношение остается неизменным: в докризисный период вероятность банкротства мужчин в среднем в 2 раза выше, в период кризиса – 1,2 раза, в посткризисный период – в 1,4 раза. Таким образом, можно сформулировать следующие основные выводы.

1. Женщины являются более обязательными заемщиками по сравнению с мужчинами.
2. В период кризиса вероятность банкротства среди женщин незначительно выросла (с 1,87 до 2,18 %), в то время как у мужчин снизилась в 1,35 раза (с 3,77 до 2,79 %).
3. Посткризисный (или период восстановления экономики) период характеризуется значительным снижением вероятности банкротства как у мужчин, так и женщин (снижение по сравнению с периодом кризиса в 1,6 и 1,7 раз соответственно). Причиной этого является оживление экономической активности в рассматриваемый период.

Описание предлагаемой методики

Вероятность банкротства физического лица, обладающего определенными признаками, представляет собой следующее произведение:

$$P_{bankr} = \prod_{i=1}^n p_i, \quad (1)$$

где P_{bankr} – искомая вероятность банкротства физического лица, обладающего определенными признаками;

p_i – вероятность банкротства физического лица обладающего признаком i ;

n – количество рассматриваемых признаков.

Отметим, что данная формула верна только в случае отсутствия либо слабой корреляции признаков между собой. Одним из элементов методики является проверка признаков на корреляцию и исключение наименее значимого (с точки зрения влияния на вероятность дефолта) признака из рассмотрения. Упорядочивание признаков по значимости осуществляется с помощью дерева решений (механизм описан ниже).

Рейтинговый балл заемщика, обладающего определенными признаками, представляет собой следующую сумму:

$$R = \sum_{i=1}^n r_i,$$

где R – рейтинговый балл заемщика;

r_i – рейтинг заемщика, обладающего признаком i (балл, присваиваемый за обладание признаком i);

n – количество рассматриваемых признаков.

⁴ Под вероятностью банкротства в статье понимается попадание кредита в группу просрочки более 90 дней (в соответствии с методологией, предлагаемой Базель II).

Для получения однозначной связи вероятности банкротства и рейтингового балла заемщика, обладающего определенными признаками, прологарифмируем обе части равенства (1):

$$\log_a P_{bankr} = \log_a \left(\prod_{i=1}^n p_i \right) = \sum_{i=1}^n \log_a p_i.$$

Обозначим $r_i = c \times \log_a p_i$, где c – нормировочная константа, вводимая для удобства расчета рейтинга (вводится исходя из значений, которые принимает вероятность p_i). Тогда рейтинговый балл заемщика:

$$R = \sum_{i=1}^n r_i = c \times \sum_{i=1}^n \log_a p_i = c \times \log_a P_{bankr}. \quad (2)$$

Таким образом, полученная формула (2) выражает однозначную связь между вероятностью банкротства физического лица и рейтинговым баллом.

Полученные рейтинговые баллы по каждому заемщику сопоставляются рейтинговой группе, характеризующейся вероятностью банкротства (максимальной для данной группы). В результате описанной процедуры все заемщики оказываются размещенными в рейтинговые группы, которым однозначно соответствует максимальная вероятность дефолта.

Рейтинговые группы могут быть получены в соответствии с таблицами рейтингов ведущих международных рейтинговых агентств (например, для корпораций или стран) или с собственной рейтинговой таблицей банка, характеризующей его собственные пороговые значения относительно кредитного риска (причем собственная система рейтингов позволяет учитывать как национальные особенности и границы риска, указанные надзорными органами, так и, что особенно важно, собственную кредитную политику банка).

Рассмотрим подробнее способ выбора значимых некоррелированных признаков. Для этого предлагается воспользоваться деревом решений. Дерево решений – это дерево, на ребрах которого записаны атрибуты, от которых зависит целевая функция, в листьях записаны значения целевой функции, а в остальных узлах – атрибуты, по которым различаются случаи. Деревья решений позволяют выделять наиболее значимые атрибуты (признаки) с точки зрения прироста количества информации. Для этого используем формулу энтропии, введенную К. Шэнноном [8]. Пусть есть множество A из n элементов, m из которых обладают свойством S , которое может принимать s различных значений. Тогда энтропия множества A по отношению к свойству S это

$$H(A, S) = - \sum_{i=1}^s \frac{m_i}{n} \times \log_a \frac{m_i}{n}.$$

Атрибут (или признак для классификации) следует выбирать так, чтобы после классификации энтропия стала как можно меньше (относительно целевой функции). Прирост информации определяется с помощью показателя $\text{GainRatio}(A, Q)$.

Предположим, что множество A элементов, характеризующихся свойством S , классифицировано посредством атрибута Q , имеющего q различных значений. Тогда прирост информации (*information gain*) определяется как

$$\text{Gain}(A, Q) = H(A, S) - \sum_{i=1}^q \frac{|A_i|}{|A|} \times H(A_i, S),$$

где A_i – множество элементов A , на которых атрибут Q имеет значение i .

Количество информации, требуемое для разделения по текущему атрибуту, представляет собой следующее соотношение:

$$\text{SplitInfo}(A, Q) = - \sum_{i=1}^q \frac{|A_i|}{|A|} \times \log_a \frac{|A_i|}{|A|}.$$

Сам критерий выбора подходящего атрибута – максимизация величины

$$\text{GainRatio}(A, Q) = \frac{\text{Gain}(A, Q)}{\text{SplitInfo}(A, Q)}.$$

Индекс Гини также позволяет рассчитывать прирост информации. Для набора A и свойства S он вычисляется как

$$\text{Gini}(A, S) = 1 - \sum_{i=1}^s \frac{|A_i|}{|A|}.$$

Следовательно, для набора A , атрибута Q , имеющего q значений, и целевого свойства S индекс вычисляется следующим образом:

$$\text{Gini}(A, Q, S) = \text{Gini}(A, S) - \sum_{j=1}^q \frac{|A_j|}{|A|} \times \text{Gini}(A_j, S).$$

Поскольку на каждом этапе построения дерева решений осуществляется процедура расчета прироста информации, происходит упорядочивание атрибутов по влиянию на целевую функцию (дефолт / недефолт). В три рассматриваемых периода (до кризиса, кризис и период восстановления экономики) иерархия признаков меняется. При расчете корреляции признаков между собой легко исключать коррелированные признаки в соответствии с их влиянием (наименьшим) на целевую функцию. В результате в расчете рейтингового балла принимают участие только значимые (влияющие на вероятность дефолта), не коррелированные (или слабо коррелированные) между собой признаки.

Также дерево решений решает задачу классификации заемщиков и имеет свойство самообучения. Для классификации нового случая необходимо спуститься по дереву до листа и выдать соответствующее значение. При накоплении статистики по заемщикам дерево позволяет более точно классифицировать заемщиков и выявлять скрытые связи между признаками. Самообучающиеся системы могут быть легко адаптированы в меняющихся экономических условиях или при изменении целей проводимого анализа.

После выдачи кредита рейтинг предлагается пересматривать ежемесячно. При этом основанием для изменения рейтинга служит изменение характеристик заемщика или изменение кредитного поведения заемщика. Таким образом, можно отойти от статичности скоринговых моделей.

По результатам пересмотра рейтингов строится матрица миграций, которая позволяет проверять устойчивость модели. Кроме того, матрица миграций позволяет рассчитывать резервы, сумму под риском, ожидаемые и неожиданные потери и другие показатели.

Использование дерева решений на этапе выдачи кредита позволяет получать «самообучающуюся систему», которая модифицируется и адаптируется под текущие экономические условия.

Общая схема работы методики

Рассмотрим, как работает методика, более подробно.

1. В первую очередь клиенты проходят первичный отбор, во время которого решается вопрос, выдавать кредит или нет. На данном этапе работает система скоринговой оценки, в результате которой часть клиентов (по заданным параметрам отбора) отсеивается. Решение о выдаче кредита зависит от кредитной политики банка. Клиенты, которые прошли данный этап, получают кредит.

2. На втором этапе клиентам, которые получили кредит, присваивается рейтинг. Процесс присвоения рейтинга осуществляется следующим образом.

2.1. По имеющейся статистике выдач строится дерево решений, которое позволяет упорядочить факторы, влияющие на платежеспособность заемщиков, по значимости (степени влияния на вероятность дефолта).

2.2. На основании статистики по выданным кредитам производится расчет корреляции факторов, потенциально влияющих на платежеспособность заемщиков (описаны выше).

2.3. Коррелированные между собой факторы (конкретные значения коэффициента корреляции могут задаваться аналитиком самостоятельно) исключаются из рассмотрения на основании построенного дерева решений, те факторы, которые оказываются менее влияющими на вероятность дефолта, исключаются из рассмотрения, более значимый фактор остается.

2.4. На основании статистических данных о заемщиках (временной горизонт выдач может задаваться аналитиком в зависимости от экономической конъюнктуры, что особенно важно, например, в период восстановления экономики) рассчитывается рейтинг заемщика в соответствии с формулой (2).

2.5. В зависимости от рассчитанного рейтинга клиент помещается в рейтинговую группу, которой сопоставляется вероятность дефолта, для клиента рассчитывается уровень резервов.

3. По имеющимся в портфеле кредитным договорам (выдачи прошлых периодов) осуществляется пересмотр рейтинга, при необходимости пересчитываются резервы.

4. По данным о миграции рейтинга строится матрица миграций, которая позволяет проверить устойчивость модели. В случае если показатели миграций не превышают установленных аналитиком значений, модель продолжает функционировать в указанной форме. Если же наблюдается неустойчивость методики (миграции рейтингов по группам выше установленных значений), пересматриваются границы рейтинговых групп (например, в период кризиса).

Особенности предлагаемой методики

На основании вышеизложенного можно выделить следующие существенные особенности предлагаемой методики.

1. Объединение скоринговых и рейтинговых моделей, а также дерева решений позволяет существенно улучшить качество принимаемых решений, производить более точные расчеты кредитного риска в соответствии с международными требованиями (Базель II).

2. Методика позволяет анализировать и включать в модель новые факторы (при их появлении), что приводит к существенному улучшению процесса оценки кредитного риска заемщиков – физических лиц.

3. Методика включает как анализ заемщиков на этапе выдачи кредита, так и после выдачи, что позволяет более точно оценивать кредитные риски и формировать адекватные резервы.

4. Имеется возможность постоянной адаптации методики к изменяющимся условиям (что особенно важно в период кризиса и период восстановления экономики).

5. Включение в методику дерева решений позволяет постоянно отслеживать более значимые параметры и производить более точную оценку вероятности банкротства.

К основным *достоинствам* предлагаемой методики, обеспеченных за счет объединения различных методов, можно отнести следующие.

1. Рассмотрение новых факторов, влияющих на вероятность банкротства физического лица. Включение данных факторов в модель позволяет получить более точные данные, соответствующие международным стандартам в области оценки кредитных рисков.

2. Быстрая адаптация существующего процесса в соответствии с экономической конъюнктурой.

3. Возможность включения новых факторов без пересмотра основных параметров модели (достигается за счет использования дерева решений).

4. Анализ изменения вероятности дефолта физического лица в процессе обслуживания кредита.

5. Частый пересмотр рейтингов и, как следствие, возможность владеть ситуацией и принимать верные решения относительно уровня резервов и кредитного риска.

6. Динамичность модели и однозначное соответствие вероятности дефолта определенной рейтинговой группе.

7. Возможность постоянного контроля устойчивости модели (с помощью матрицы миграций рейтингов).

Однако несмотря на наличие существенных достоинств, методика имеет следующие недостатки:

1) необходимость наличия большого числа данных для построения и проверки качества модели;

2) сложность калибровки модели;

3) техническая сложность автоматизации и внедрения методики.

Отметим, что достоинства модели существенно превышают ее недостатки. Кроме того, описанные выше преимущества позволяют значительно улучшить процесс оценки кредитного риска для заемщиков – физических лиц. Предлагаемая методика присвоения рейтингового балла заемщикам – физическим лицам позволяет приблизить процесс оценки и управления кредитным риском к стандартам Базель II.

Список литературы

1. Антошина Г. В. Основные подходы к управлению кредитными рисками // Банковское кредитование. 2009. № 4. С. 24.
2. Arora N., Bohn J. R., Zhu F. Reduced Form vs. Structural Models of Credit Risk: A Case Study of Three Models // Journal of Investment Management. 2005. № 3. С. 7.
3. Jarrow R. A., Protter P. Structural Versus Reduced Form Models: A New Information Based Perspective // Journal of Investment Management. 2004. № 2. С. 11.
4. Игнатов А. А. Скоринговые системы в российской практике // Банковские технологии. 2005. № 5. С. 53–57.
5. Елисеева И. И., Курышева С. В. и др. Эконометрика. М.: Финансы и статистика, 2004. 576 с.
6. Соложенцев Е. Д., Степанова Н. В., Карасева В. В. Прозрачность методик оценки кредитных рисков и рейтингов. СПб.: Изд-во С.-Петерб. ун-та, 2005. 197 с.
7. Ходжаева И., Ларин С. Оценка кредитоспособности физических лиц с использованием деревьев решений // Банковское дело. 2004. № 3. С. 30–33.
8. Шеннон К. Работы по теории информации и кибернетике. М.: Изд-во ин. лит., 1963. 830 с.

Материал поступил в редколлегию 22.04.2011

M. V. Petukhova

THE RATING METHOD OF CREDIT RISK EVALUATION OF BORROWERS

The article suggested method of estimating the probability of default for borrowers in accordance with the standards of Basel II, based on the union credit scoring, rating models and a decision tree. Consider new factors affecting the insolvency of a natural person, describes a method for their inclusion in the valuation model of credit risk.

Keywords: defaults, retail, the standards of Basel II, decision trees, classification of borrowers, ranking, scoring.