ТИМОФЕЕВА Галина Адольфовна

Доктор физико-математических наук, профессор,
заведующая кафедрой естественнонаучных дисциплин

Уральский государственный университет путей сообщения

620034, РФ, г. Екатеринбург, ул. Колмогорова, 66

Контактный телефон: (343) 221-24-04

e-mail: gtimofeeva@usurt.ru

БОЖАЛКИНА Яна Андреевна

Аспирант кафедры естественнонаучных дисциплин

Уральский государственный университет путей сообщения

620034, РФ, г. Екатеринбург, ул. Колмогорова, 66

Контактный телефон: (343) 221-24-04

e-mail: bozhalkina@mail.ru

Зависимость структуры кредитного портфеля от уровня отсеечения в скоринговой модели

Исследование направлено на обоснование математической модели влияния процесса отбора заявок на ожидаемую к концу планируемого периода структуру кредитного портфеля. При прогнозировании риска и доходности кредитного портфеля многие авторы используют математическую модель кредитного портфеля в форме марковской цепи с дискретным временем. В рамках этой модели процесс привлечения новых клиентов, как правило, не рассматривается. Предлагается более полная модель изменения структуры кредитного портфеля в форме марковской цепи с учетом процедуры привлечения клиентов и их отбора на основе кредитного рейтинга. Главное преимущество данной схемы заключается в том, что она дает возможность учитывать изменение уровня отсеечения при использовании скоринговой модели отбора клиентов. Это позволяет при достаточно стабильных экономических условиях прогнозировать динамику объема и структуры кредитного портфеля в зависимости от выбранного уровня отсеечения.

JEL classification: G21, G32, C53

Ключевые слова: кредитный портфель; управление риском; доходность; марковская модель; скоринг.

Введение

Для устойчивой работы кредитной организации необходимо иметь возможность прогнозировать характеристики кредитного портфеля и на этой основе выбирать стратегию управления. Ключевыми характеристиками портфеля являются его объем, доходность и риск. В качестве меры риска при кредитовании физических лиц обычно рассматривается доля просроченной задолженности, отражающая качество портфеля. Под просроченной задолженностью понимается задолженность по основному долгу, либо иным платежам за пользование кредитными средствами. Доля просроченной задолженности определяет вероятность дефолта по портфелю и отражает риск кредитования.

При рассмотрении кредитного портфеля физических лиц и прогнозировании динамики его структуры, в том числе доли проблемных кредитов, многие авторы используют математическую модель кредитного портфеля в форме марковской цепи с дискретным временем [9; 12; 17]. Марковские случайные процессы широко применяются для моделирования экономических процессов, в том числе для описания: случайных изменений

рынка; случайных изменений финансового состояния фирм (в рамках классификации (от AAA – наилучшая группа до D – дефолтная) [11]; поведения отдельного заемщика в потребительском кредитовании [16; 18]. В последнем случае кредиты разбиваются на несколько групп в зависимости от наличия задолженности и ее сроков. Предполагается, что изменение состояния отдельного кредита (переход из одной группы в другую) происходит случайным образом. На основании статистических данных определяются вероятности перехода из одной группы в другую (коэффициенты миграции), моделируется изменение структуры портфеля, что дает возможность прогнозировать его риск и доходность.

В работе [8] рассмотрены основные управляющие воздействия со стороны менеджмента банка, которые влияют на интенсивности переходов из одной группы в другую (например, из группы кредитов без просроченной задолженности в группу с просроченностью более 30 дней), что в свою очередь влияет на качество кредитного портфеля. Среди управляющих воздействий выделены: процесс привлечения новых клиентов с помощью рекламы и условий кредитования, организация процедуры одобрения кредитной заявки; организация взыскания на ранних и поздних сроках задолженности.

В рамках данной статьи рассматривается математическая модель влияния процесса отбора заявок на ожидаемую к концу планируемого периода структуру кредитного портфеля. Предполагается, что процесс отбора заявок организуется на основе кредитного скоринга, который на сегодняшний день является одним из широко применяемых методов отбора добросовестных заемщиков [1]. Прогнозирование риска основывается на анализе динамики структуры кредитного портфеля, моделируемой с помощью марковской цепи.

В качестве критерия оценки риска кредитного портфеля выбирается вероятность дефолта, которая во многих исследованиях принимается равной доле проблемных (дефолтных) кредитов [14].

Марковская модель динамики кредитного портфеля

При рассмотрении марковской модели кредитного портфеля предполагается, что кредитный портфель разбит на несколько групп в зависимости от наличия и сроков задолженности по кредиту [5]. Каждой группе соответствует состояние кредита. Пусть портфель разбит на k групп. Соответственно случайно выбранный кредит может находиться в одном из состояний $S_1, \dots, S_k$. Структура портфеля описывается через вектор вероятностей состояний $x(t) = \{x_1(t), \dots, x_k(t)\}$, где каждая координата $x_i(t)$ равна вероятности того, что случайно выбранный кредит из портфеля находится в состоянии S_i :

$$x_i(t) = P\{\xi(t) \in S_i(t)\}.$$

С другой стороны, $x_i(t)$ равна доле, которую занимает i -я группа кредитов в портфеле в момент t , и при всех t выполняется равенство $x_1(t) + \dots + x_k(t) = 1$.

Через p_{ij} обозначим вероятность перехода случайно взятого кредита из i -й группы в j -ю за 1 шаг. Как и в работах [5; 7], будем предполагать, что вероятности переходов из состояния в состояние не меняются в течение всего срока действия кредита, а процесс перехода происходит случайным образом и не зависит от предыдущего состояния. На основании статистических данных определяются вероятности p_{ij} ($i = 1, \dots, k, j = 1, \dots, k$) перехода из одной группы в другую (коэффициенты миграции). Матрицу переходных вероятностей размера $k \times k$ будем обозначать как P .

Изменение структуры портфеля (распределения кредитов по группам) моделируется на основе соотношений теории марковских цепей с дискретным временем [4]:

$$x(t+1) = P^T x(t), \quad (1)$$

где P^T – транспонированная матрица переходных вероятностей.

Для портфеля, состоящего из ссуд, выданных в течение одного периода, в начале периода все кредиты относятся к первой группе (кредитов без задолженности), поэтому начальное условие имеет вид $x(0) = \{1, 0, \dots, 0\}$.

Если известны переходные вероятности p_{ij} , то можно, используя уравнение (1) и начальное условие, рассчитать структуру на несколько периодов.

Количество групп при моделировании динамики структуры портфеля с помощью марковской цепи зависит от предпочтений банка и может быть различным. Отметим, что, как правило, при использовании марковской модели динамики портфеля суммы основного долга по кредитам не учитываются, т. е. рассматриваются однотипные кредиты на суммы одного порядка. В статьях [5; 7] рассмотрены различные схемы марковских цепей, описывающие динамику кредитного портфеля: упрощенная (с тремя состояниями); применяемая в банках (с пятью и более состояниями, одно из которых – проблемные кредиты); схема, детально учитывающая погашение (с пятью состояниями, одно из которых – восстановленные кредиты, т. е. кредиты с погашенной просроченной задолженностью); схема, учитывающая погашение, и др. Во всех этих моделях шаг по времени составляет один месяц. Рассмотрим основные типы моделей марковских цепей, применяемые для прогнозирования риска кредитного портфеля.

Упрощенная модель с тремя группами кредитов

Рассмотрим модель, в которой портфель состоит всего из трех групп, выделенных в зависимости от срока задолженности:

- 1) заемщики S_1 , имеющие непросроченные кредиты, в том числе новые;
- 2) заемщики S_2 , имеющие кредиты, просроченные 1–30 дней;
- 3) заемщики S_3 , имеющие проблемные кредиты, т. е. кредиты с просроченностью более 30 дней.

Отметим, что в этой модели погашение кредита не учитывается отдельно. Граф цепи Маркова для такой модели изображен на рис. 1.

Рис. 1. Граф состояний упрощенной модели с тремя типами кредитов

На графе состояний стрелками указаны направления возможных переходов.

История каждого клиента в этой модели представляется как последовательность состояний его задолженности, например:

- начальное состояние $x(0) = \{1, 0, 0\}$ (для всех кредитов, выданных в этот месяц, одинаковое);
- выход на просроченность в первый месяц $x(1) = \{0, 1, 0\}$;
- погашение просроченной задолженности и текущего платежа во второй месяц $x(2) = \{1, 0, 0\}$;
- неуплата кредита в течение трех месяцев последующих месяцев и $x(5) = \{0, 0, 1\}$ и т. д.

Модель с погашением

Для уточнения разбиения групп по длительности просроченных платежей введем дополнительно группу «заемщики, имеющие погашенные кредиты» [15]. Таким образом, получаем четыре группы кредитов:

- 1) заемщики S_1 , имеющие непросроченные кредиты, в том числе новые;
- 2) заемщики S_2 , имеющие кредиты, просроченные 1–30 дней;
- 3) заемщики S_3 , имеющие проблемные кредиты, т. е. кредиты, просроченные более 30 дней;
- 4) заемщики S_4 , имеющие погашенные кредиты.

Рис. 2. Граф состояний модели с погашением кредитов

После того, как задолженность по кредиту погашена, клиент попадает в группу заемщиков с погашенными кредитами.

В указанном случае граф цепи Маркова будет иметь вид, представленный на рис. 2.

Модель, включающая привлечение новых клиентов

Рассмотрим модель изменения структуры портфеля в форме марковской цепи, учитывающую процесс привлечения потенциальных клиентов и их отбора на основе кредитного рейтинга. В отличие от работ [5; 7] в качестве временного шага здесь и далее будем брать один квартал.

Для анализа выберем наиболее простую модель, не учитывающую длительность просроченной задолженности менее одного шага (трех месяцев) и состоящую из следующих трех групп:

- 1) потенциальные клиенты S_0 ;
- 2) заемщики S_1 , имеющие непросроченные кредиты, в том числе новые;
- 3) заемщики S_2 , имеющие проблемные кредиты, т. е. кредиты, просроченные более одного квартала.

Граф марковской цепи предлагаемой модели представлен на рис. 3.

Рис. 3. Граф состояний модели, учитывающей привлечение новых клиентов

Главное отличие от других схем состоит в том, что данная модель учитывает потенциальных заемщиков, помимо текущих клиентов. Отметим, что в связи с этим для рассматриваемой схемы смысл переменных меняется и кредиты, находящиеся в состоянии S_0 , в портфель не входят.

Получаем:

$Q = 1 - x_0$ – доля привлеченных клиентов среди всех потенциальных, данному значению пропорционален общий объем портфеля;

$R = \frac{x_2}{1 - x_0}$ – риск портфеля, т. е. доля проблемных кредитов в портфеле.

Доходность портфеля будет определяться соотношением долей платежеспособных заемщиков x_1 и заемщиков, имеющих проблемные кредиты x_2 . Упрощенно доходность портфеля в период t можно записать в виде

$$D(t) = a_1 x_1(t) - a_2 x_2(t),$$

где a_1 зависит от эффективной ставки по кредитам, a_2 учитывает потери, связанные с проблемными кредитами.

Очевидно, что вероятность перехода из группы S_0 в группу S_1 будет изменяться в соответствии с экономической ситуацией в стране, а также в зависимости от маркетинговой политики конкретного финансового учреждения.

Основное преимущество разрабатываемой схемы – возможность учитывать управляющие воздействие, в том числе снижение (повышение) уровня отсека при использовании скоринговой модели отбора клиентов.

Кредитный скоринг

При отборе заемщиков банками используются различные методы: генетические алгоритмы; построение дерева решений; алгоритмы, построенные на нечеткой логике, логит- и пробит-модели. С целью построения модели будем рассматривать стандартную процедуру скоринга для отбора клиентов, хотя аналогичную модель можно построить и для других методов отбора. Кредитный скоринг – способ оценки кредитоспособности заемщика, основанный на статистических методах. Скоринг выполняет классификационную задачу: по имеющейся информации строит линейную функцию, наиболее точно дифференцирующую клиентов на платежеспособных и неплатежеспособных. В результате применения процедуры скоринга потенциальным заемщикам присваиваются баллы на основе их индивидуальных данных, по которым в зависимости от балла отсека принимается решение об одобрении или отказе в выдаче кредита [2; 6].

Таким образом, на первом этапе определяется набор n характеристик $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ и на основе тестовой выборки строится логистическая модель [13]:

$$z^{(i)} = \ln \left(\frac{1 - p^{(i)}}{p^{(i)}} \right) = c_0 + c^T X^{(i)}, \quad (2)$$

где $X^{(i)}$ – вектор характеристик i -го клиента, c_0 и вектор $c \in R^n$ – вектор параметров регрессионной модели, $p^{(i)}$ определяет вероятность события: « i -й потенциальный заемщик окажется платежеспособным клиентом».

Скоринговый балл $z^{(i)}$ представляет собой величину z , монотонно связанную с вероятностью $p^{(i)}$. Уравнение (2) может быть записано в виде

$$p^{(i)} = g(c_0 + c^T X^{(i)}),$$

где $g(x)$ – монотонно возрастающая функция, принимающая значения из интервала $(0; 1)$.

На втором этапе происходит ранжирование заемщиков в соответствии с полученным суммарным скоринговым баллом $z^{(i)}$ и принятие решения о выдаче кредита в соответствии с выбранным уровнем отсека z^* :

- если $z^{(i)} \geq z^*$, то i -й клиент является платежеспособным заемщиком и получает кредит;
- если $z^{(i)} < z^*$, то i -й клиент является неплатежеспособным заемщиком и ему не может быть одобрен кредит.

Уровень отсеечения z^* задается в зависимости от стратегии коммерческой организации. Например, если необходимо улучшить качество кредитного портфеля, то z^* выбирается больше, а если необходимо повысить доход или увеличить объемы кредитования, то z^* принимается меньше [10]. Однако точное прогнозирование изменения структуры портфеля в зависимости от выбора уровня отсеечения требует анализа всей модели.

На практике качество скоринговой модели, как правило, оценивается менеджментом банка отдельно от анализа риска на основе прогноза изменения структуры портфеля. Устанавливается предельный допустимый уровень «недобросовестных» клиентов в зависимости от типа портфеля однородных ссуд (например, по кредитам с достаточно низкой среднерыночной процентной ставкой – около 10–15%, а по кредитам с высокой процентной ставкой и требующим минимального комплекта документов от заемщика – 30–35%). Эффективность скоринговой модели проверяется по историческим статистическим данным о количестве договоров с просроченными платежами в течение 3–6 месяцев после выдачи кредита. Например, скоринговая модель, в которой при сохранении 70% заявок количество выходов на просроченность не превышает 15%, считается удовлетворительно работающей.

На рис. 4 представлен типовой график зависимости доли неплатежеспособных клиентов, получивших кредит, среди всех неплатежеспособных (по вертикальной оси) от доли одобренных заемщиков в выборке среди всех подавших заявку (по горизонтальной оси). График можно использовать в том числе для определения оптимального уровня отсеечения z^* .

Рис. 4. График эффективности выявления неплатежеспособных клиентов

Очевидно, что при возрастании доли одобренных заявок увеличивается и число неплатежеспособных клиентов, получивших кредит. В статье [3] рассмотрены конкретные примеры таких зависимостей.

От выбора уровня отсеечения зависят количество неплатежеспособных заемщиков среди получивших кредит и, следовательно, вероятность перехода из состояния S_1 в S_2 . Кроме того, от выбранного уровня z^* зависит и количество привлеченных клиентов, т. е. вероятность перехода из состояния S_0 в S_1 . Отметим, что обе эти вероятности p_{01} и p_{12} уменьшаются при увеличении уровня отсеечения, но на вероятности состояний, т. е. структуру портфеля, влияют по-разному.

Обозначим через b_0 долю клиентов, подающих заявку на кредит в течение одного квартала среди всех потенциальных клиентов, через $y_1(z^*)$ – долю одобренных заявок среди поступивших, z^* – уровень отсеечения. Тогда вероятность перехода из состояния S_0 в S_1 определяется по формуле

$$p_{01}(z^*) = b_0 y_1(z^*). \quad (3)$$

Обозначим через b_1 долю неплатежеспособных клиентов среди подавших заявку: одобрение получают только некоторая часть из них, обозначим ее через $y_2(z^*)$.

Тогда вероятность перехода из состояния S_1 в S_2 определяется по формуле

$$p_{12}(z^*) = b_1 y_2(z^*). \quad (4)$$

Таким образом, матрица переходных вероятностей зависит от уровня отсеечения и для схемы на рис. 3 принимает следующий вид:

$$P = P(z^*) = \begin{pmatrix} 1 - p_{01}(z^*) & p_{01}(z^*) & 0 \\ p_{10} & 1 - p_{10} - p_{12}(z^*) & p_{12}(z^*) \\ p_{20} & p_{21} & p_{22} \end{pmatrix}.$$

На графиках изображены примерные зависимости вероятностей $p_{01}(z^*)$ (доля получивших кредит) и $p_{12}(z^*)$ (доля «недобросовестных» клиентов среди получивших кредит) от уровня отсеечения z^* (рис. 5, а и б соответственно).

Рис. 5. Зависимость вероятностей $p_{01}(z^*)$ – (а) и $p_{12}(z^*)$ – (б) от уровня отсеечения z^*

Очевидно, что чем выше будет выбрано значение z^* , тем меньше потенциальных заемщиков получают кредит (вероятность перехода из состояния S_0 в S_1) и соответственно меньше клиентов станут неплатежеспособными (вероятность перехода из состояния S_1 в S_2).

Пример модели изменения структуры кредитного портфеля

Предположим, что на основании усредненных данных за предшествующий период была получена матрица переходных вероятностей при фиксированном уровне отсеечения z^* :

$$P = \begin{pmatrix} 0,44 & 0,56 & 0,0 \\ 0,1 & 0,626 & 0,274 \\ 0,07 & 0,33 & 0,6 \end{pmatrix}.$$

Учитывая матрицу переходных вероятностей и зная начальное состояние системы, по формуле (1) вычислим доли клиентов в каждой группе (потенциальные клиенты; клиенты с непросроченными кредитами; клиенты с проблемной задолженностью). Рассчитаем динамику вероятностей состояний при заданном (выбранном банком) уровне отсеечения $z^* = 0,2$, и предполагая, что начальный момент соответствует началу жизни портфеля, т. е. при $t = 0$ все заемщики – потенциальные $x(0) = \{1, 0, 0\}$. Получим график вероятностей x_1 и x_2 в зависимости от номера квартала от начала выдачи кредитов (рис. 6).

Здесь, как и раньше, x_1 – доля кредитов без просроченности, в том числе новых; x_2 – доля проблемных кредитов.

Рис. 6. Динамика вероятностей состояний при фиксированном уровне отсечения

Как видно по графикам, примерно к концу IV квартала жизни портфеля вероятности состояний стабилизируются.

На следующем графике (рис. 7) показано соотношение долей заемщиков, получивших кредит ($y_1(z^*)$), и неплатежеспособных клиентов среди получивших кредит ($y_2(z^*)$) при $z^* = 0,2$.

Рис. 7. Соотношение долей $y_1(z^*)$ и $y_2(z^*)$ при $z^* = 0,2$, %

При изменении уровня отсечения соотношение долей перераспределяется. Например при $z^* = 0,7$ график примет следующий вид (рис. 8).

Рис. 8. Соотношение долей $y_1(z^*)$ и $y_2(z^*)$ при $z^* = 0,7$, %

Графики на рис. 7 и 8 показывают, что с увеличением уровня отсечения z^* снижается доля заемщиков, которым может быть одобрен и выдан кредит, и в то же время в связи с ужесточением порогового значения z^* сокращается доля заемщиков, имеющих кредиты, просроченные более трех месяцев.

Таким образом, в зависимости от точности классификации скоринговой модели и заданного уровня отсечения можно контролировать объем кредитного портфеля банка и объем просроченной задолженности в нем.

На рис. 9 представлена зависимость долей портфеля x_1 и x_2 (вероятностей состояний) через два года (восемь кварталов) после начала выдачи кредитов при изменении уровня отсеечения z^* .

Рис. 9. Динамика вероятностей состояний при изменении уровня отсеечения

Сплошная линия на рис. 9 – доля «хороших кредитов», штриховая – доля проблемных кредитов. При сильном увеличении уровня отсеечения практически все клиенты получают отказ, поэтому доли и хороших, и проблемных кредитов приближаются к нулю.

Предлагаемая модель связывает два процесса: отбор заявок на основе метода скоринга и прогноз структуры на базе марковской модели. Для выбора оптимального уровня отсеечения целесообразно использовать критерий максимизации дохода банка от кредитования D , который упрощенно можно представить как

$$D(z) = a_1 x_1(z) - a_2 x_2(z),$$

где a_1 – коэффициент, зависящий от эффективной ставки по кредитам; a_2 – коэффициент, учитывающий затраты на обслуживание недобросовестных заемщиков.

Примерный график зависимости доходности портфеля $D = D(z^*)$ от уровня отсеечения z^* представлен на рис. 10. По горизонтальной оси отложены значения уровня отсеечения z^* , по вертикальной – значения дохода банка за месяц в условных единицах.

Рис. 10. Зависимость доходности портфеля от уровня отсеечения

На основе анализа кривой можно найти оптимальное, в зависимости от выбранного критерия, значение уровня отсеечения и определить соответствующий ему уровень доходности банковского портфеля.

Заключение

Предложена математическая модель изменения структуры портфеля в форме марковской цепи с учетом процесса привлечения клиентов и их отбора на основе кредитного рейтинга. В рамках модели формализованы управляющие воздействия менеджмента

банка с целью увеличения объемов кредитования или уменьшения риска кредитования. Применяя модель, можно в относительно стабильных экономических условиях прогнозировать динамику объема и структуры кредитного портфеля в зависимости от выбора уровня отсечения в скоринговой модели. Это позволяет обоснованно управлять уровнем отсечения, изменяя ожидаемые в среднесрочной перспективе значения основных параметров кредитного портфеля, таких как доходность и риск.

Источники

1. Андреева Г. Скоринг как метод оценки кредитного риска // Банковские технологии. 2011. № 3. С. 78–95.
2. Банных А.А. Методика оценки качества скоринговой модели с учетом доходности кредита // Вестник Удмуртского университета. Сер.: Экономика и право. 2014. № 2-3. С. 21–24.
3. Божалкина Я. А. Влияние первичной классификации клиентов на эффективность скорингового метода // Вестник УрГУПС. 2016. № 1 (29). С. 11–16.
4. Вентцель Е. С., Овчаров Л. А. Теория случайных процессов и ее инженерные приложения. М.: Наука, 1991.
5. Журавель Ю.Ю. Актуальные вопросы резервирования розничного кредитного портфеля // Банковский ритейл. 2007. № 4. С. 21–36.
6. Заернюк В.М., Анашкина Е.Н. Современные подходы к построению системы управления проблемными кредитами физических лиц в коммерческом банке // Сервис в России и за рубежом. 2014. Т. 8. № 6 (53). С. 158–170.
7. Тимофеев Н. А. Математическая модель винтажного анализа кредитного портфеля банка // Вестник УрГУПС. 2011. Т. 9. № 1. С. 86–92.
8. Тимофеев Н. А., Божалкина Я. А. Управление качеством кредитного портфеля на основе миграционного анализа // Банковский ритейл. 2014. № 4 (36). С. 79–84.
9. Чижова А. С., Мищенко А. В. Методология управления кредитным риском и оптимальное формирование кредитного портфеля // Финансовый менеджмент. 2008. № 1. С. 91–105.
10. Anderson R. The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation. N. Y.: Oxford University Press, 2007.
11. Caja A., Guibert Q., Planchet F. Influence of Economic Factors on the Credit Rating Transitions and Defaults of Credit Insurance Business // HAL Working Papers. 2015. No. hal-01178812.
12. Foglia A. Stress Testing Credit Risk: A Survey of Authorities Approaches // Questioni di Economia e Finanza (Occasional Papers) from Bank of Italy, Economic Research and International Relations Area. 2008. No. 37.
13. Hosmer D., Lemeshow S. Applied Logistic Regression. N. Y.: John Wiley and Sons, 2013.
14. Li D. On Default Correlation: A Copula Function Approach // Journal of Fixed Income. 2000. No. 9. Pp. 43–54.
15. Naeem S. Credit Risk Scorecards: Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring. New Jersey: John Wiley and Sons, 2006.
16. Quirini L., Vannucci L. Creditworthiness Dynamics and Hidden Markov Models // Journal of the Operational Research Society. 2014. Vol. 65. Issue 3. Pp. 323–330.
17. Schuermann T. Credit Migration Matrices // Encyclopedia of Quantitative Risk Assessment. John Wiley & Sons, 2007.
18. Thomas L. C. A Survey of Credit and Behavioural Scoring: Forecasting Financial Risk of Lending to Consumers // International Journal of Forecasting. 2000. Vol. 16. Issue 2. Pp. 149–172.

Dependence of a Loan Portfolio Structure on a Cut-Off Level in a Scoring Model

by Galina A. Timofeeva and Yana A. Bozhalkina

The study aims to validate a mathematical model of influence of applications' selection process on a loan portfolio structure expected by the end of a planned period. When predicting risks and profitability of a loan portfolio, many authors use a mathematical model of a loan portfolio in the form of a Markov chain with discrete time. This model usually does not consider the process of attracting new customers. The present paper proposes a more complete model for changing a loan portfolio structure in the form of a Markov chain taking into account a procedure of attracting new customers and selecting them based on the credit rating. The main advantage of this scheme is that it allows taking into consideration the change in a cut-off level when using a scoring model of customer selection. This provides an opportunity to predict dynamics of the volume and structure of a loan portfolio depending on the selected cut-off level under sufficiently stable economic conditions.

Keywords: loan portfolio; risk management; profitability; Markov model; scoring.

References:

1. Andreeva G. Skoring kak metod otsenki kreditnogo riska [Scoring as a method of credit risk assessment]. *Bankovskie tekhnologii – Banking Technologies*, 2011, no. 3, pp. 78–95.
2. Bannykh A. A. Metodika otsenki kachestva skoringovoy modeli s uchetom dokhodnosti kredita [Methodology for assessing the quality of a scoring model, taking into account the profitability of a loan]. *Vestnik Udmurtskogo universiteta. Seriya: Ekonomika i pravo – Bulletin of Udmurt University. Series: Economics and Law*, 2014, no. 2-3, pp. 21–24.
3. Bozhalkina Ya. A. Vliyaniye pervichnoy klassifikatsii klientov na effektivnost' skoringovogo metoda [Influence of the primary classification of clients on the effectiveness of the scoring method]. *Vestnik Uralskogo gosudarstvennogo universiteta putey soobshcheniya – Herald of the Ural State University of Railway Transport*, 2016, no. 1(29), pp. 11–16.
4. Venttsel Ye. S., Ovcharov L. A. *Teoriya sluchaynykh protsessov i ee inzhenernye prilozheniya* [The theory of random processes and its engineering applications]. Moscow: Nauka Publ., 1991.
5. Zhuravel Yu. Yu. Aktual'nye voprosy rezervirovaniya roznichnogo kreditnogo portfelya [Topical issues of reserving a retail loan portfolio]. *Bankovskiy riteyl – Banking Retail*, 2007, no. 4, pp. 21–36.
6. Zaernyuk V. M., Anashkina Ye. N. Sovremennye podkhody k postroeniyu sistemy upravleniya problemnymi kreditami fizicheskikh lits v kommercheskom banke [Modern approaches to building a system for managing problem loans of individuals in a commercial bank]. *Servis v Rossii i za rubezhom – Service in Russia and abroad*, 2014, vol. 8, no. 6(53), pp. 158–170.
7. Timofeev N. A. Matematicheskaya model' vintazhnogo analiza kreditnogo portfelya banka [Mathematical model of vintage analysis of a bank's credit portfolio]. *Vestnik Uralskogo gosudarstvennogo universiteta putey soobshcheniya – Herald of the Ural State University of Railway Transport*, 2011, vol. 9, no. 1, pp. 86–92.
8. Timofeev N. A., Bozhalkina Ya. A. Upravlenie kachestvom kreditnogo portfelya na osnove migratsionnogo analiza [Quality management of a loan portfolio on the basis of migration analysis]. *Bankovskiy riteyl – Banking Retail*, 2014, no. 4(36), pp. 79–84.
9. Chizhova A. S., Mishchenko A. V. Metodologiya upravleniya kreditnym riskom i optimal'noe formirovaniye kreditnogo portfelya [Methodology of credit risk management and optimal formation of a loan portfolio]. *Finansovyy menedzhment – Financial Management*, 2008, no. 1, pp. 91–105.
10. Anderson R. *The Credit Scoring Toolkit: Theory and Practice for Retail Credit Risk Management and Decision Automation*. N. Y.: Oxford University Press, 2007.
11. Caja A., Guibert Q., Planchet F. Influence of Economic Factors on the Credit Rating Transitions and Defaults of Credit Insurance Business. *HAL Working Papers*, 2015, no. hal-01178812.
12. Foglia A. Stress Testing Credit Risk: A Survey of Authorities Approaches. *Questioni di Economia e Finanza (Occasional Papers) from Bank of Italy, Economic Research and International Relations Area*, 2008, no. 37.
13. Hosmer D., Lemeshow S. *Applied Logistic Regression*. N. Y.: John Wiley and Sons, 2013.
14. Li D. On Default Correlation: A Copula Function Approach. *Journal of Fixed Income*, 2000, no. 9, pp. 43–54.
15. Naeem S. *Credit Risk Scorecards: Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring*. New Jersey: John Wiley and Sons, 2006.

16. Quirini L., Vannucci L. Creditworthiness Dynamics and Hidden Markov Models. *Journal of the Operational Research Society*, 2014, vol. 65, issue 3, pp. 323–330.

17. Schuermann T. Credit Migration Matrices. In: *Encyclopedia of Quantitative Risk Assessment*. John Wiley & Sons, 2007.

18. Thomas L. C. A Survey of Credit and Behavioural Scoring: Forecasting Financial Risk of Lending to Consumers. *International Journal of Forecasting*, 2000, vol. 16, issue 2, pp. 149–172.

Contact Info:

Galina A. Timofeeva, Dr. Sc. (Physics & Math),
Prof., Head of Natural Sciences Dept.
Phone: (343) 221-24-04
e-mail: gtimofeeva@usurt.ru

Ural State University of Railway Transport
66 Kolmogorova St., Yekaterinburg, Russia,
620034

Yana A. Bozhalkina, Postgraduate of Natural
Sciences Dept.
Phone: (343) 221-24-04
e-mail: bozhalkina@mail.ru

Ural State University of Railway Transport
66 Kolmogorova St., Yekaterinburg, Russia,
620034

Ссылка для цитирования: Тимофеева Г.А., Божалкина Я.А. Зависимость структуры кредитного портфеля от уровня отсеечения в скоринговой модели // Известия Уральского государственного экономического университета. 2018. Т. 19, № 2. С. 24–35. DOI: 10.29141/2073-1019-2018-19-2-2

For citation: Timofeeva G. A., Bozhalkina Ya. A. Zavisimost' struktury kreditnogo portfelya ot urovnya otsecheniya v skoringovoy modeli [Dependence of a loan portfolio structure on a cut-off level in a scoring model]. *Izvestiya Ural'skogo gosudarstvennogo ekonomicheskogo universiteta – Journal of the Ural State University of Economics*, 2018, vol. 19, no. 2, pp. 24–35. DOI: 10.29141/2073-1019-2018-19-2-2