

ТРАНСФОРМАЦИЯ РОЗНИЧНОГО КРЕДИТОВАНИЯ В СИБИРСКОМ ФЕДЕРАЛЬНОМ ОКРУГЕ

М.В. Петухова

ИЭОПП СО РАН

Аннотация

Анализируются тенденции в розничном кредитовании населения банками Сибирского федерального округа в докризисный, кризисный периоды и период восстановления экономики по данным выборки. Выявлено, что в период кризиса половая структура заемщиков значительно изменилась. Рассчитаны оценки вероятности дефолтов заемщиков по признакам пола, возраста, образования, семейного положения. Рассмотрены возможности развития методов оценки кредитного риска заемщиков – физических лиц в соответствии с требованиями соглашения Базель II. Предложена рейтинговая методика оценки платежеспособности физических лиц, позволяющая производить улучшенную классификацию заемщиков и получать более точные оценки кредитного риска.

Ключевые слова: кредит, физические лица, банк, поведение заемщика, методы, оценка, кредитный риск, неплатежи, Базель II

Abstract

The paper analyzes, on the base of a presented sampling, the trends of population crediting by the banks in the Siberian Federal District in the periods of the pre-crisis, crisis and post-crisis restoration. We can state that in the crisis a sex structure of borrowers (physical persons) has significantly changed. We calculated the possibilities of borrowers' default in different borrowers' groups such as sex-, age-, education- and family state ones. We present our considerations on how to adjust the methods for assessing the borrowers' credit risks according to the Basel II requirements. We offer a rating technique to assess physical persons

which allows an improved classification of borrowers and the more adequate credit risk assessment.

Keywords: credit, physical persons, bank, borrower's behavior, methods, assessment, credit risk, arrears, Basel II

По данным Центрального банка России, объем кредитов, выданных физическим лицам, в период с января 2006 г. по январь 2011 г. вырос более чем в 3 раза (до 3725,2 млрд руб.) [1]. Сокращение розничного кредитного портфеля наблюдалось с октября 2008 г. по апрель 2010 г. [2, 3]. С апреля 2010 г. в секторе розничного кредитования отмечается рост. По оценкам агентства «Discovery Research Group», на долю Сибирского федерального округа приходилось 43% всех выданных в 2009 г. в России потребительских кредитов (исключая ипотеку и автокредитование), на втором месте по данному показателю – Центральный федеральный округ (24%), на третьем – Приволжский федеральный округ (9,6%) [4].

Рост объема розничных кредитов в кредитных портфелях банков, высокая доходность этого вида кредитования, активное развитие кредитования в регионах ставят перед банками задачу уменьшения невозвратов по данному виду кредитования, снижения кредитных рисков. Уровень просроченной задолженности физических лиц по кредитам, выданным в период с января 2006 г. по январь 2011 г., вырос с 3,27 до 7,39%.

Разработчики скоринговых продуктов пришли к выводу, что поведение заемщиков в разных странах очень похожее [5]. Однако изучение национальных и региональных особенностей чрезвычайно важно, так как позволяет выявить сложные взаимосвязи между факторами, а также получить оценки кредитного риска (например, через оценку неплатежей, связанную с характеристиками заемщика). Для этого необходимо проводить исследования поведения заемщиков как в целом по стране, так и в региональном разрезе и пытаться выделить наиболее значимые факторы, обуславливающие их поведение. Результаты одного из таких исследований представлены в настоящей статье.

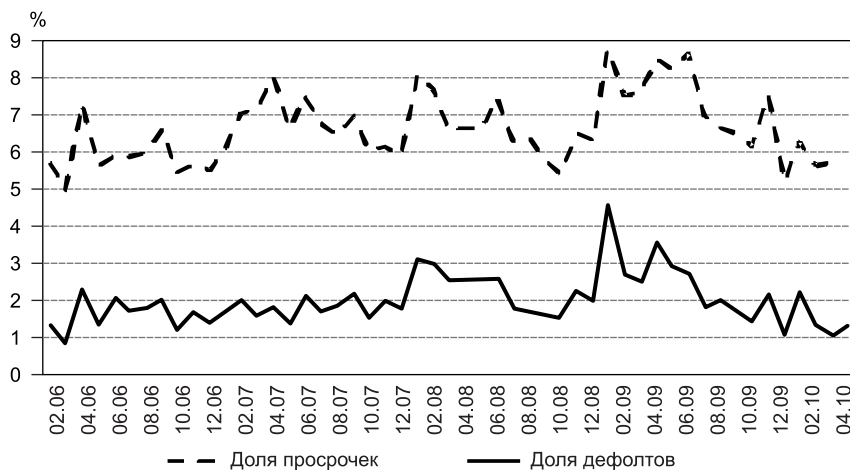
Нами был проведен анализ заемщиков в секторе розничного кредитования (исключая ипотеку и автокредитование) регионов Сибир-

ского федерального округа по данным более чем 650 тыс. кредитных договоров, заключенных в период с января 2006 г. по апрель 2010 г. в Новосибирской, Иркутской, Кемеровской, Томской и Омской областях, Республике Хакасии, Республике Алтай, Алтайском и Красноярском краях. Доля рассматриваемой выборки составила 7,7% от общего числа занятых в экономике названных регионов округа по состоянию на 1 января 2010 г. (без Республики Бурятии и Республики Тывы) [6]. Рассматривались период до кризиса (январь 2006 г. – август 2008 г.), период кризиса (сентябрь 2008 г. – август 2009 г.) и период восстановления экономики (сентябрь 2009 г. – апрель 2010 г.)¹. Месяцы начала периода кризиса и выхода из него различались по регионам СФО. В Алтайском крае, Иркутской, Кемеровской и Омской областях кризис пришелся на сентябрь 2008 г. – август 2009 г. Республика Алтай раньше оправилась от кризиса – в июле 2009 г. Красноярский край и Новосибирская область характеризуются смещением начала периода кризиса на два месяца и конца на один месяц: здесь кризис продолжался с ноября 2008 г. по октябрь 2009 г. В Республике Хакасии и Томской области кризис затянулся и закончился только в ноябре 2009 г.

Была проведена проверка на наличие связи между платежеспособностью населения и месяцем выдачи кредита. В качестве индикатора платежеспособности рассматривались следующие показатели: попадание договора в просрочку более одного дня, попадание договора в просрочку более 90 дней, попадание договора в просрочку более 360 дней. Эконометрический анализ не позволил выявить достаточно надежной зависимости между месяцем выдачи и платежеспособностью.

Данные о динамике доли просрочек кредитных договоров и дефолтных договоров представлены на рисунке. Доля кредитных договоров, просроченных более 90 дней (доля дефолтов), представляет собой отношение кредитных договоров, имеющих просрочку более

¹ За начало кризисного периода принимался календарный месяц, в котором происходил рост доли дефолтов в кредитном портфеле СФО более чем на 25% относительно предшествующего периода. За начало периода восстановления экономики принимался первый месяц, в котором происходило снижение доли дефолтов на 10% относительно кризисного периода.



Динамика просрочек и доли дефолтов в Сибирском федеральном округе

90 дней на дату расчета, к общему количеству кредитных договоров в портфеле на дату расчета. Доля просрочек представляет собой отношение количества кредитных договоров, по которым была допущена просрочка в текущем месяце, к общему количеству кредитных договоров, составляющих портфель в текущем месяце.

Как видно из рисунка, период кризиса характеризуется незначительным увеличением доли просрочек. Вместе с тем наблюдается резкое увеличение доли договоров, просроченных более 90 дней. Период восстановления экономики отличается как уменьшением количества просрочек, так и снижением вероятности просрочить договор на более чем 90 дней.

Таким образом, можно сделать вывод, что дефолты являются более точным индикатором состояния платежеспособности населения в отличие от доли просрочек. Это объясняется тем, что показатель дефолта предусматривает многократное повторяющееся неисполнение должником своих обязательств, а допущение просрочки может быть связано, например, с забывчивостью заемщика и не иметь отношения к его финансовым проблемам или невозможности (нежеланию) платить по кредиту.

По половому составу выборка в целом характеризуется более чем трехкратным превышением числа заемщиков-женщин над числом заемщиков-мужчин: 79 и 21% соответственно. Для докризисного периода отмечен еще более сильный разрыв: 83% женщин и 17% мужчин. В период кризиса доля заемщиков-мужчин значительно возросла – до 56,4% (соответственно, доля женщин составила 43,6%); это является следствием того, что работодатели в период кризиса активнее увольняли женщин. Период восстановления экономики характеризуется постепенным увеличением доли женщин среди заемщиков банка: на конец рассматриваемого периода она составляла 52% (против 48% заемщиков-мужчин). При этом, согласно данным территориальных органов Федеральной службы государственной статистики [6], доля женщин старше 20 лет в СФО составляет 53,6%. Таким образом, структура эмпирической базы в период восстановления экономики наиболее близка к гендерной структуре населения округа.

По оценкам М. Бахваловой [7], мужчины чаще платят штрафы по потребительским кредитам, что говорит о меньшей их кредитной дисциплинированности. Это подтверждается и результатами проведенного нами анализа. В СФО доля просрочек у мужчин оценивается в 1,5 раза выше, чем у женщин (9,17% у мужчин против 5,9% у женщин). В период кризиса доля просрочек у женщин увеличивается до 6,67%, а у мужчин уменьшается до 7,7% (в докризисный период показатели составляют 5,7 и 10,4% соответственно). Восстановление экономики характеризуется снижением вероятности просрочек как у женщин, так и у мужчин, однако скорость этого снижения у женщин выше. Доля дефолтов по кредиту у женщин до кризиса в 2 раза меньше, чем у мужчин (1,9% против 3,8%). В период кризиса соотношение резко снижается за счет увеличения доли дефолтов у женщин до 2,2% и сокращения ее у мужчин до 2,8%. Период восстановления экономики характеризуется снижением доли дефолтов до 1,3% у женщин и 1,8% у мужчин.

В регионах СФО на конец 2009 г. сложилась следующая возрастная структура населения: до 20 лет – 1,5%; 20–29 лет – 24,8; 30–39 лет – 24,9; 40–49 лет – 25,4; 50–59 лет – 19,9; 60–72 года – 3,6% [6]. Доля

Таблица 1

Возрастная структура заемщиков (розничное кредитование) в Сибирском федеральном округе, %

Период	До 20 лет	20–29 лет	30–39 лет	40–49 лет	50–59 лет	60–72 года
Всего	0,3	25,7	26,5	27,1	16,6	3,8
До кризиса	0,5	25,8	25,1	27,8	16,1	4,7
Кризис	0,2	25,9	28,1	28,1	15,8	1,9
После кризиса	0,3	25,4	26,3	25,1	18,0	4,9

заемщиков возраста до 20 лет значительно меньше, чем доля занятых в экономике людей того же возраста (табл. 1). Это объясняется тем, что такие люди зачастую имеют доходы ниже необходимых для получения кредита (например, студенты, работающие неполный рабочий день).

Структура заемщиков возраста 20–59 лет в выборке близка к возрастной структуре занятого населения в СФО. Доля пенсионеров (заемщиков старше 60 лет) значительно варьировала в рассматриваемые периоды, но в среднем она близка к доле работающих пенсионеров в СФО. В период кризиса заемщиков-пенсионеров стало значительно меньше. Это объясняется увольнениями среди данной группы населения, а также увеличившейся неуверенностью в завтрашнем дне у пенсионеров, что снижало их спрос на кредитные продукты. В целом же можно отметить незначительные изменения долей заемщиков по возрастам (за исключением пенсионеров) в рассматриваемые три периода, т.е. структура заемщиков во время кризиса не изменилась. Таким образом, можно сделать вывод, что возрастная структура заемщиков близка к возрастной структуре населения СФО. По-видимому, это также свидетельствует в пользу репрезентативности имеющейся выборки.

Что касается способности возвращать кредит вовремя и в полном объеме, то согласно, например, данным работы [8], чем старше клиент, тем более велика вероятность возврата кредита. Однако для клиентов старше 60 лет (пенсионный возраст) вероятность возврата

Таблица 2

**Доли просрочек и дефолтов в Сибирском федеральном округе в разрезе
возрастных групп, %**

Период	До 20 лет	20–29 лет	30–39 лет	40–49 лет	50–59 лет	Старше 60 лет
<i>Доля просрочек</i>						
До кризиса	12,64	8,42	6,62	5,56	4,34	7,63
Кризис	8,39	8,43	7,53	6,64	4,75	8,36
После кризиса	8,75	8,07	6,18	5,49	3,95	5,50
<i>Доля дефолтов</i>						
До кризиса	5,00	2,91	2,38	1,91	1,29	1,67
Кризис	3,32	2,91	2,70	2,27	1,42	1,83
После кризиса	2,81	2,26	1,56	1,32	0,75	0,93

снижается. Указанная тенденция верна и для анализируемых данных (табл. 2).

Заемщики моложе 20 лет в период кризиса относились к своим кредитным обязательствам более ответственно: наблюдается снижение доли как просроченных, так и дефолтных кредитов. Однако доля кредитов, выданных таким заемщикам, невелика, поскольку молодые люди часто не имеют стабильных источников дохода и не являются привлекательными клиентами для банков. Остальные возрастные группы продемонстрировали рост обоих рассматриваемых показателей в период кризиса (наибольший рост отмечается в группе заемщиков 40–49 лет – более чем на 1%) и их снижение в период восстановления экономики. Также видно, что чем старше заемщик трудоспособного возраста (не пенсионер), тем более ответственно он относится к выплате кредита.

Структура населения СФО и структура заемщиков по уровню образования представлена в табл. 3. Видно, что структура заемщиков, имеющих наибольший вес в общей структуре кредитного портфеля (с высшим профессиональным, средним профессиональным и сред-

Таблица 3

Структура эмпирической выборки и населения Сибирского федерального округа по уровню образования, %

Период	Высшее	Профессиональное			Общее		Нет общего
		Высшее	Среднее	Начальное	Среднее	Основное	
Всего по выборке	27,4	27,3	28,5	16,8	23,1	3,8	0,5
До кризиса	25,9	25,8	25,6	17,0	26,1	5,1	0,3
Во время кризиса	26,3	26,3	28,4	16,1	24,6	4,3	0,3
После кризиса	29,9	29,9	31,4	17,2	18,5	2,1	0,9
Структура населения СФО на конец 2010 г.*	24,5	24,4	26,4	18,9	22,8	6,7	0,7

* Данные территориальных органов Федеральной службы государственной статистики [6].

ним общим образованием), близка к структуре занятого в экономике населения СФО, что также свидетельствует в пользу представительности выборки.

Рассмотрим долю дефолтов и долю просрочек в СФО в разрезе уровня образования заемщиков (табл. 4). Из представленных данных следует, что независимо от уровня образования заемщиков доля просрочек в период кризиса увеличилась. Наибольший рост показателя «доля дефолтов» наблюдается в группах с общим средним и профессиональным средним образованием (увеличение на 0,66 и 0,63% соответственно). Быстрее всего платежеспособность восстанавливают заемщики, имеющие общее основное и высшее образование (снижение доли дефолтов на 1,65 и 0,75% по сравнению с периодом кризиса соответственно). Отметим, что доля заемщиков, имеющих общее основное образование, в населении СФО и в нашей выборке невелика.

Поскольку официальная статистика не публикует данные о семейном положении населения (за исключением статистики по коэффициентам брачности и разводимости), структура заемщиков по семейно-

Таблица 4

**Доли просрочек и дефолтов в Сибирском федеральном округе в разрезе
уровня образования заемщиков, %**

Период	Высшее	Профессиональное			Общее (школьное)		Нет об-щегоо
		Высшее	Среднее	Началь-ное	Среднее	Основ-ное	
<i>Доля просрочек</i>							
До кризиса	5,55	5,13	3,79	4,87	7,39	4,91	5,13
Кризис	6,99	6,26	5,41	6,18	8,47	6,59	6,26
После кризиса	5,78	5,50	5,48	5,87	8,22	5,19	5,50
<i>Доля дефолтов</i>							
До кризиса	1,62	1,47	1,00	1,46	2,06	2,19	1,47
Кризис	2,02	2,01	1,63	1,99	2,72	2,76	2,01
После кризиса	1,27	1,36	1,36	1,51	2,31	1,11	1,36

му положению представлена в табл. 5 по материалам эмпирической выборки. Менее всего риск невозврата кредита, как видно из табл. 6, присущ женатым (замужним) людям, что полностью согласуется с результатами исследования [7]. Это объясняется большей ответственностью имеющих семью по сравнению с одинокими людьми. Интересным является тот факт, что разведенные заемщики сократили невозвраты в период кризиса. Холостые (незамужние) заемщики отли-

Таблица 5

**Структура заемщиков в Сибирском федеральном округе по семейному
положению, %**

Период	Вдовец (вдова)	В гражданском браке	Женат (замужем)	Разведен(а)	Холост (не замужем)
До кризиса	2,0	16,4	10,4	21,3	50,0
Кризис	2,0	36,5	12,5	12,0	37,0
После кризиса	1,5	17,4	20,6	20,5	40,0

Таблица 6

Доли просрочек и дефолтов в Сибирском федеральном округе в разрезе семейного положения заемщиков, %

Период	Вдовец (вдова)	В граждан- ском браке	Женат (замужем)	Разведен(а)	Холост (не замужем)
<i>Доля просрочек</i>					
До кризиса	4,24	5,72	4,58	6,36	7,32
Кризис	5,35	7,22	5,98	5,93	8,16
После кризиса	4,51	6,10	5,34	5,93	7,72
<i>Доля дефолтов</i>					
До кризиса	1,04	1,87	1,38	2,02	2,43
Кризис	1,41	2,32	1,84	1,54	2,71
После кризиса	0,97	1,68	1,20	1,54	2,22

чаются наихудшими показателями обслуживания кредитов среди всех выделенных групп. Следует отметить значительный рост (в 2 раза по сравнению с докризисным периодом) доли заемщиков, находящихся в гражданском браке.

Обобщая представленные выше данные, рассмотрим трансформацию типичного заемщика в СФО в анализируемые периоды. **В докризисный период** 18,5% заемщиков – это женщины возраста 40–49 лет, имеющие среднее профессиональное образование, находящиеся в разводе. Также значительную долю кредитного портфеля в этот период составляют женщины 30–39 лет, находящиеся в браке, имеющие высшее профессиональное образование. Таких заемщиков в выборке 12,8%.

В период кризиса типичным заемщиком становится мужчина 30–49 лет, находящийся в гражданском браке, имеющий среднее профессиональное образование. Таких заемщиков в кредитном портфеле 15,6%. Женщины возраста 30–39 лет, имеющие среднее профессиональное образование, находящиеся замужем, также составляли значительную долю кредитного портфеля в указанный период (12,1%).

В период восстановления экономики типичным заемщиком является женщина, замужняя или разведенная, в возрасте 30–39 лет, имеющая среднее профессиональное образование. Доля этой группы в кредитном портфеле – 20,1%. Мужчины возраста 30–39 лет, со средним профессиональным образованием, находящиеся в браке, в период восстановления экономики составляют 11,5% кредитного портфеля.

Соответствие структуры базы данных, используемых для анализа, структуре занятого в экономике населения СФО позволяет экстраполировать полученные на основе анализа данных выводы на все работающее население округа. Рассчитанные численные значения вероятности дефолтов для заемщиков в разрезе социально-демографических признаков позволяют значительно улучшить качество принимаемых решений о выдаче кредита, сформировать обоснованную кредитную политику банка в регионе. Также они дают возможность существенно усовершенствовать методы оценки кредитных рисков для заемщиков – физических лиц в СФО.

Наш анализ показал, что в связи с развитием розничного кредитования в Сибирском федеральном округе кредитным организациям необходимо совершенствовать методы оценки кредитного риска заемщиков с целью повышения ее точности, что, в частности, позволит формировать адекватные резервы по ссудам. Все это должно получить отражение в стратегии развития розничного кредитования населения СФО.

Развитие методов оценки кредитного риска заемщиков – физических лиц в России, по нашему мнению, должно осуществляться не столько в направлении адаптации западных моделей к российским условиям, сколько в разработке собственных подходов. Наличие большого объема статистических данных по заемщикам, накопленных в период развития розничного кредитования в России, позволяет банкам создавать новые методы (путем значительной модификации и трансформации уже существующих) и развивать подходы к оценке риска самостоятельно, опираясь на зарубежный опыт в качестве образца. Использование собственной базы данных позволяет учитывать

особенности российского заемщика, а также региональные особенности кредитования в нашей стране.

Одним из наиболее перспективных способов развития моделей оценки кредитного риска физических лиц является адаптация применяемых моделей к меняющимся экономическим условиям. С другой стороны, разрабатываемые модели должны обеспечивать более точные оценки по сравнению с используемыми в настоящее время моделями, разработанными кредитными организациями самостоятельно или адаптированными зарубежными.

Так как в розничном кредитовании физических лиц размеры ссуд относительно небольшие, а объем работ по оформлению кредитного договора достаточно большой, это влечет за собой невозможность оценивать таких заемщиков качественными (экспертными) методами (как, например, крупных корпоративных заемщиков). Традиционно для оценки заемщиков – физических лиц используются количественные или смешанные (количественные и качественные) методы оценки. Наиболее часто используются скоринговые модели, нейронные сети, деревья решений, реже – рейтинги. Все перечисленные методы оценки кредитного риска основаны на качественной и количественной оценках заемщика. Рассмотрим некоторые достоинства и недостатки этих подходов, а также возможности их применения в России.

Скоринговые модели используются не для определения вероятности дефолта, а для решения о том, выдавать или не выдавать кредит. К преимуществам данного подхода относят повышение эффективности 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 его ограничения – это высокая стоимость адаптации используемой модели к текущей рыночной ситуации (или к конкретным потребностям кредитной организации), недостаток фактических данных для построения модели, отсутствие численно выраженной вероятности дефолта при выдаче кредита, статичность модели.

По оценкам компании «Fair Isaac» [9], более 90% банков развитых стран используют системы скоринга, в России же скоринг применяют только крупные банки, имеющие большой портфель потребительских кредитов, так как стоимость разработки и внедрения скоринговой модели очень высокая. Российские банки при разработке скоринговой карты за основу часто берут зарубежные программные продукты и настраивают их под свои нужды, используя представительную выборку своих заемщиков. Однако закономерности, характерные для других стран, в России зачастую не действуют.

При *рейтинговом подходе* (о его применении в России к физическим лицам нет литературных данных) считается, что вероятность дефолта контрагента соответствует вероятности дефолта определенной рейтинговой группы, в которую попал заемщик. Рейтинги основаны на качественной и количественной оценках внутренних и внешних показателей, влияющих на платежеспособность заемщика. Достоинствами данного подхода являются относительная простота расчетов рейтинга, возможность изменения рейтинга в зависимости от изменения экономической конъюнктуры. Недостатки подхода состоят в следующем: рейтинги присваиваются и пересматриваются недостаточно часто; имеется неоднородность рейтингов по таким параметрам, как отрасль экономики, размер компании, месторасположение заемщика и др.; применение рейтингов в России сопряжено с недостатком статистики, сложностью калибровки модели; рейтинговые модели не всегда обеспечивают необходимую точность.

В России рейтинги применяются обычно к весьма ограниченному числу компаний и строятся специализированными агентствами. И хотя Базельский комитет не предусматривает использование рейтингов в отношении только определенных форм кредитования, в России рейтинги применяются очень небольшим количеством организаций и лишь к определенным классам активов (корпоративным, банковским, суверенным и вложениям в капитал). Методология присвоения рейтинга (за исключением общих положений) является коммерческой тайной рейтингового агентства или организации, которая его разработала. Рейтинги для внутреннего пользования компаний позво-

ляют учитывать потребности организаций при разработке рейтинговой шкалы, однако также недоступны для всеобщего пользования.

Нейронные сети и **деревья решений** являются разновидностью интеллектуального анализа данных (Data Mining), модели обладают свойством самообучения и адаптации. Однако для их построения требуется большое количество статистических данных, на основании которых строится сеть или дерево, результатом построения является (в самых простых случаях) дискретное число исходов. Построение более сложной сети или дерева сопряжено в первую очередь с техническими сложностями. Наиболее успешно методы интеллектуального анализа данных применяются для выявления мошенничеств (в частности, с кредитными карточками), поскольку такие методы дают возможность выявлять нестандартные ситуации [10].

Нам представляется логичным совместно использовать перечисленные выше методики с целью объединения их преимуществ и устранения некоторых присущих им недостатков. Предлагается объединить скоринговые и рейтинговые подходы, а также деревья решений, что позволит производить оценку вероятности дефолта физического лица в момент выдачи кредита (на основе характеристик заемщика, которые могут меняться время от времени, а также могут появляться новые существенные признаки, устраняться незначимые) и далее корректировать ее в зависимости от поведения заемщика. Таким образом, подход, представляющий собой объединение нескольких классических методик, позволит отойти от статичности традиционных моделей. Присвоение заемщикам рейтингового балла (который соответствует конкретной рейтинговой группе) даст возможность избавиться от неопределенности относительно ожидаемой вероятности банкротства заемщика, так как каждой рейтинговой группе однозначно сопоставляется минимальная и максимальная вероятности банкротства для данной группы.

Использование комбинированного подхода позволяет также осуществлять оценку кредитного риска региона (по аналогии с оценкой кредитного риска физического лица) и сравнивать регионы между собой (с точки зрения кредитоспособности населения региона).

Рассмотрим общую схему предлагаемой методики. С помощью деревьев решений можно производить упорядочивание признаков по степени их влияния на вероятность банкротства физического лица. Процедура упорядочивания позволяет выявлять самые новые тенденции – видеть, какие факторы становятся незначимыми, значимость каких признаков уменьшается, а каких, наоборот, увеличивается. Таким образом выявляются самые современные тенденции рынка розничного кредитования.

Остановимся подробнее на процедуре определения и присвоения рейтинга физическому лицу.

Вероятность банкротства физического лица, обладающего определенными признаками², 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.

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

$$R = \sum_{i=1}^n r_i, \quad (2)$$

где R – рейтинговый балл заемщика; r_i – рейтинг заемщика, обладающего признаком i (балл, присваиваемый за обладание признаком i); n – количество рассматриваемых признаков.

Рейтинговый балл заемщика, обладающего признаком i , определяется по формуле

² Формула верна только в случае отсутствия либо слабой корреляции признаков между собой. Упорядочивание признаков по значимости и проверка их на отсутствие корреляции осуществляются с помощью дерева решений. Признаки упорядочиваются по значимости (с использованием коэффициента Гини и коэффициента SplitRatio [11]), менее значимые коррелированные признаки исключаются из рассмотрения.

$$r_i = \log_a p_i. \quad (3)$$

Таким образом, формулы (1) и (2) выражают однозначную связь между вероятностью банкротства физического лица и рейтинговым баллом.

Полученные рейтинговые баллы по каждому заемщику сопоставляются рейтинговой группе, характеризующейся вероятностью банкротства (минимальной и максимальной для данной группы). В результате описанной выше процедуры все заемщики оказываются помещенными в рейтинговые группы, которым однозначно соответствуют минимальная и максимальная вероятности дефолта.

Расчет рейтинга региона осуществляется по вышеприведенной схеме, рейтинговый балл группы взвешивается на долю группы в кредитном портфеле конкретного региона и суммируется. Таким образом, получаем рейтинг региона, которому однозначно соответствует вероятность неплатежей в данном регионе. Чем выше вероятность неплатежей, тем ниже рейтинговый балл (и рейтинговая группа) региона.

К основным особенностям предлагаемой методики можно отнести следующие:

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 дает возможность 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 анализ заемщиков как на этапе выдачи кредита, так и после выдачи, что позволяет точнее 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).

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

С использованием рейтинговой системы оценки заемщиков – физических лиц возможно выявлять региональные особенности заемщиков, быстро реагировать на изменение тенденций в их поведении, производить своевременную и точную оценку кредитного риска заемщиков, выявлять наиболее значимые факторы с точки зрения вероятности неплатежей. Кроме того, дерево решений позволяет проводить своевременную модификацию методики оценки кредитного риска в зависимости от изменения рыночных условий, что особенно важно для России.

Таким образом, на основе приведенных выше значений уровня дефолтов в разрезе социально-демографических признаков в Сибирском федеральном округе можно рассчитать рейтинги заемщиков в соответствии с предложенной методикой. Рейтинговые группы позволяют производить улучшенную классификацию заемщиков, выявлять скрытые связи между признаками, оценивать значения кредитного риска более точно по сравнению с традиционными методами.

Рассмотрим рейтинги типичных заемщиков (портреты которых описаны выше), рассчитанные на основе приведенных данных о вероятностях дефолта по социально-демографическим признакам. В *докризисный период* рейтинг³ типичного заемщика согласно расчетам по формулам (2) и (3) составлял 164 балла (рейтинговая группа ВВВ, границы рейтинга: 156–167 баллов); в *период кризиса* рейтинг снизился до 151 балла (рейтинговая группа ВВ, границы рейтинга: 148–155 баллов); *период восстановления экономики* характеризуется увеличением рейтинга до 171 балла (рейтинговая группа А, границы рейтинга: 168–184 балла).

Применение рейтинговой системы к российским регионам позволяет проранжировать их с точки зрения качества кредитного портфеля. Такая информация может послужить внешним пользователям, например инвесторам, органам местного самоуправления, кредитным

³ В расчетах используется основание натурального логарифма, константа $c = -10$.

организациям. Банки могут использовать такую информацию для начисления премий работникам, формирования стандартов работы кредитных специалистов, начисления резервов, привлечения дополнительных ресурсов, разработки кредитной стратегии и т.д. Также предполагаемая методика позволяет выявлять региональные особенности поведения заемщиков и в зависимости от выявленных тенденций в их поведении по результатам анализа строить кредитную политику банка в конкретном регионе.

Литература

1. **Бюллетень** банковской статистики. – URL: <http://www.cbr.ru/publ/BBS/Bbs1102r.pdf> (дата обращения 27.03.2011).
2. **Отчет** о развитии банковского сектора и банковского надзора в 2009 г. – URL: http://www.cbr.ru/publ/root_get_blob.asp?doc_id=8669 (дата обращения 02.02.2011).
3. **Колесникова Е.Н.** Динамика банковских вкладов в условиях кризиса // Регион: экономика и социология. – 2010. – № 2. – С. 154–167.
4. **Исследование** рынка потребительского кредитования в России в 2008–2009 гг.: текущее состояние и перспективы развития. – URL: <http://www.allmedia.ru/PressRelease/PressReleaseShow.asp?ID=51236> (дата обращения 12.02.2011).
5. **Состояние** экономики в субъектах РФ: Исследование фонда «Общественное мнение». – URL: <http://bd.fom.ru/pdf/d34sevsrf10.pdf> (дата обращения 12.01.2011).
6. **Регионы** России: Социально-экономические показатели. – URL: http://www.gks.ru/wps/wcm/connect/rosstat/rosstatsite/main/publishing/catalog/statisticsCollections/doc_1138623506156 (дата обращения 20.03.2011).
7. **Бахвалова М.** Идеальный долг // Итоги. – 2006. – № 46. – URL: <http://www.itogi.ru/archive/2006/46/32450> (дата обращения 14.03.2011).
8. **Корчагин Н.** Какие платежи чаще всего совершают россияне // Банки и деловой мир. – 2007. – № 7. – URL: <http://www.bdm.ru/arhiv/2007/bdm-07-2007.pdf> (дата обращения 18.02.2011).
9. **Система** кредитного скоринга. Построение скоринговых моделей. – URL: <http://www.ksema.ru/solutions/solution/3.html> (дата обращения 17.03.2011).
10. **Нортон М.** Нервный бизнес // Банковские технологии. – 1995. – № 3. – С. 73.
11. **Лидовский В.В.** Теория информации: Уч. пособие. – М.: Компания «Спутник+», 2004. – 111 с.

Рукопись статьи поступила в редколлегию 30.03.2011 г.

© Петухова М.В., 2011