

УДК 336.77

**ПРИМЕНЕНИЕ СКОРИНГОВОЙ МОДЕЛИ ПРИ КРЕДИТОВАНИИ ПРЕДПРИЯТИЙ МАЛОГО БИЗНЕСА КОММЕРЧЕСКИМИ БАНКАМИ****Н.С. ЖЕРНОСЕК***(Представлено: И.А. СТРОГАНОВА)*

*Так как развитие малого бизнеса является важнейшим элементом рыночной экономики, актуальным остаются вопросы финансирования и обеспечения бесперебойной деятельности предприятий малых форм. Данная статья посвящена исследованию применения скоринга при кредитовании предприятий малого бизнеса коммерческими банками. Автором представлена понятие скоринга, описана авторская методика скоринговой оценки кредитоспособности субъектов малого бизнеса при рассмотрении кредитования их коммерческими банками.*

Кредитование малого бизнеса – не новая сфера деятельности для коммерческих банков. Следует отметить, что она традиционно сопряжена с высокими рисками. Кредитору крайне необходим эффективный механизм сегментации малого и среднего бизнеса на этапе рассмотрения кредитной анкеты, который бы не занимал много времени, а в идеале — занимал бы минуты и не оказывал серьезного влияния на экономику процесса, то есть был бы относительно недорог. Всем этим требованиям отвечает скоринг [1].

Скоринг – математическая модель, на выходе дающая пользователю числовое значение, которое характеризует уровень кредитного риска, и которое пользователь может сопоставить с прогнозной вероятностью дефолта малого и среднего бизнеса.

Различают следующие виды скоринга [2]:

1. Application-скоринг:

- анализ анкетных данных потенциального кредитополучателя;
- оценка риска невозврата;
- выбор формы дальнейшего сотрудничества.

2. Поведенческий скоринг:

- анализ информации о поведении кредитополучателя;
- оценка риска невозврата;
- заблаговременные упреждающие меры.

3. Коллекторский скоринг:

- выбор наиболее эффективных методов взыскания задолженности;
- оптимизация затрат на работу с плохими долгами;
- оценка зрелости процессов;
- унификация процессов принятия решений по выдаче кредитов в рамках всего банка;
- наличие базы данных электронных заявок, в том числе отклоненных;
- наличие доступного источника исторических данных по кредитным сделкам;
- наличие программной инфраструктуры, автоматизирующей процесс обработки электронных заявок.

Как известно, для построения любой статистической модели необходимо иметь достаточную по объему и качественную базу данных [2]. Именно отсутствие достаточного объема информации по клиентам является основной преградой финансовых институтов в построении внутренних скоринговых моделей. Принимая во внимание особенности финансовой системы Республики Беларусь и сравнительную новизну рынка кредитных услуг малому бизнесу, белорусские банки столкнутся с проблемой отсутствия предложения на рынке внешних источников информации. Оптимальное решение в данной ситуации – это объединение баз данных по клиентам нескольких схожих по предлагаемым услугам и роду деятельности банков в единый пул, и построение своих скоринговых систем на основе общих данных клиентов малого бизнеса нескольких банков.

База данных для построения скоринговой модели (собственная или приобретенная) должна содержать всю возможную информацию по клиентам за последние 2–5 лет, в том числе клиентский номер (в Беларуси хороший способ идентификации – личный номер, который совпадает со страховым номером в фонде социальной защиты, также там есть база данных по доходам из всех официальных источников за последние 5 лет), банковский продукт, решение по кредитной заявке, дату открытия счета, статус задолженности, баланс на счету и т.д. Далее из выборочной совокупности должны быть исключены:

1. все нестандартные случаи (аномально большие суммы кредита, клиенты с нестандартными условиями выплат и др.);
2. отказы в выдаче кредита по причинам, обусловленным единой политикой банка (банкроты, двойные заявки и др.);

3. сторно, незаконченные или находящиеся в процессе обработки кредитные анкеты;
4. нестандартное поведение клиента после выплаты кредита (подделка документов и мошенничество, кражи и потери кредитных карт, смертельные случаи и др.).

Все остальные данные в выборке должны быть разбиты на категории: «хороший» (платежеспособный), «плохой» (неплатежеспособный) клиент или «отказ» в выплате кредита. Банку необходимо точно сформулировать свое определение «плохого» случая (дефолта). Примерами определения дефолта в мировой практике являются: уровень просроченной задолженности (свыше 30 дней, 60 дней или 90 и более дней) на текущий момент или худший статус за все время кредитной истории, а также списание со счета, 3 раза задолженность свыше 30 дней, 2 раза задолженность свыше 60 дней, просроченная задолженность в размере свыше 500 000 руб. и т. д. Базель II дефинирует понятие дефолта как существование просроченной задолженности на счету свыше 90 дней когда-либо на протяжении всей кредитной истории. Банк свободен сам выбирать для себя, какое понятие дефолта лучше всего использовать при построении скоринговой модели.

После точного определения и документации понятия дефолта всех клиентов, попадающих в эту категорию, необходимо охарактеризовать как «неплатежеспособных», а остальных – как «платежеспособных». Размер выборки, придерживаясь грубого правила, должен составлять около 1500 «плохих» случаев и 1500 «хороших». При небольших объемах бизнеса можно использовать и меньшие базы данных по розничным клиентам, тем не менее, минимальная статистически значимая выборка считается 600 случаев. Для того чтобы классифицировать текущих клиентов, находящихся в процессе погашения кредита, обычно определяют «показательный период» – это период, в течение которого большинство счетов проявляют себя с позиции дефолта. Типичным «показательным периодом» является период 18 месяцев, т.е. все новые счета, используемые для построения скоринговой модели, наблюдаются в течение 18 месяцев для классификации их в категории «плохой» или «хороший» плательщик.

Следующим основным этапом построения модели является выбор и анализ независимых переменных. Основным источником данных являются анкетные данные клиента на момент подачи кредитной заявки, например:

1. история предыдущих платежей (кредитный профиль клиента): серьезность, актуальность, частота предыдущей просроченной задолженности;
2. непогашенная задолженность (кредитный профиль клиента): процентное использование;
3. продолжительность кредитной истории (кредитный профиль клиента): возраст самого старого кредитного счета;
4. стремление получить новый кредит (кредитный профиль клиента): количество недавних запросов на получение кредита;
5. типы используемого кредита (кредитный профиль клиента): количество возобновляемых кредитных счетов;
6. демографические данные (профиль компании): время существования компании;
7. финансовые данные (профиль компании): отношение задолженности к стоимости собственного капитала.

Анализ скоринговых показателей необходимо начинать с проверки их состоятельности и поиска возможных ошибок. В случае неполного наличия данных в выборке необходимо проанализировать причину их отсутствия. Если данные были потеряны или не собраны по вине финансового института, то клиентов с отсутствующими данными следует исключить из дальнейшего анализа или присвоить среднее значение по категории. Если информация была не указана физическими лицами в анкете сознательно, то все пустые значения необходимо отнести в отдельную самостоятельную категорию и анализировать наряду с остальными показателями модели на статистическую значимость.

Следующим этапом анализа независимых переменных является проверка их статистической значимости. Данный анализ заключается в проверке наличия и силы связи между одной зависимой и независимой переменными, что позволяет определить, какие переменные являются наиболее точными предсказателями модели. Основные статистические методы, используемые в анализе отдельных характеристик, основываются на сравнении распределения «плохих» и «хороших» клиентов; ими являются [3]:

1. статистика  $\chi^2$ ;
2. коэффициент Крамера V;
3. информационное Значение IV.

Статистика  $\chi^2$  используется для сравнения двух выборок и определения их схожести. В данном случае сравнивается распределение «платежеспособных» и «неплатежеспособных» клиентов для каждой анализируемой отдельно переменной. Статистика  $\chi^2$  определяется по формуле:

$$\chi^2 (v) = \sum (x_i - E)^2 / E,$$

где  $v$  – число степеней свободы,  $x_i$  – наблюдаемое значение,  $E$  – ожидаемое значение.

Если  $\chi^2$  меньше критического значения (по грубому правилу 0,5), то гипотеза  $H_0$  об одинаковом распределении «платежеспособных» и «неплатежеспособных» клиентов подтверждается, и, следовательно, анализируемая переменная не является статистически значимой.

Коэффициент Крамера  $V$  – это коэффициент, полученный на основе статистики  $\chi^2$ , который принимает значения от 0 до 1, где 0 говорит о том, что две выборки идентичны, а 1, что они абсолютно разные. Коэффициент рассчитывается по формуле:

$$\text{Коэффициент Крамера } V = \sqrt{\chi^2/N(k-1)},$$

где  $\chi^2$  – статистика  $\chi^2$ ,  $N$  – объем выборки,  $k$  – наименьшее число строк и столбцов в выборке.

Данный коэффициент позволяет таким образом сравнивать относительную значимость отдельных скоринговых показателей. Обычно значения его лежат в промежутке 0,06–0,35, чем больше значение, тем статистически значимее переменная.

Информационное Значение  $IV$  – считается самой распространенной мерой определения значимости переменных и измерения разницы в распределении «плохих» и «хороших» клиентов. Информационное Значение определяется по формуле:

$$IV = \sum (G_i - B_i) \ln (G_i/B_i),$$

где  $G_i$  – процент всех «хороших» случаев,  $B_i$  – процент всех «плохих» случаев.

По грубому правилу значения данного коэффициента трактуются следующим образом:

- менее 0,02 – статистически незначимая переменная;
- 0,02 – 0,1 – статистически мало значимая переменная;
- 0,1 – 0,3 – статистически значимая переменная;
- 0,3 и более – статистически сильная переменная.

Заключительным моментом анализа скоринговых показателей является группировка внутри переменных на классы. Группировка внутри показателей позволяет легче понять существующие зависимости в модели, скоринговые баллы становятся более транспарентны и устойчивы к небольшим изменениям в клиентской базе, она решает проблему экстремальных величин и редких значений и придает больше статистической значимости скоринговым переменным. При группировке на классы внутри независимых показателей следует руководствоваться следующими основными критериями:

1. размер группы – в каждом классе должно содержаться не менее 4–5% выборки;
2. коэффициент дефолта – процентное соотношение «неплатежеспособных» клиентов ко всем клиентам в группе;
3. WOE – измеряет статистическую значимость каждого класса переменной и рассчитывается как  $\ln (G_i/B_i)$ , где  $G_i$  – процент всех «хороших» случаев,  $B_i$  – процент всех «плохих» случаев;
4. здравый смысл.

Таким образом, если внутри скоринговой переменной существуют две подгруппы небольшого размера, которые ведут себя одинаково, имеют сравнимый коэффициент дефолта и одинаковый WOE, то имеет смысл сгруппировать их в один класс, если это не противоречит здравому смыслу. При анализе интервальных переменных следует построить график коэффициента дефолта или WOE и сгруппировать схожие значения в классы. Важно иметь в виду, что любая группировка должна быть в первую очередь логична и полученные связи между различными подгруппами и платежеспособностью клиентов должны быть объяснимы с точки зрения ведения бизнеса.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Веракса, С.А. Современные тенденции развития институтов и мер финансовой поддержки субъектов малого предпринимательства в Республики Беларусь и мире / С.А. Веракса // Банковский бизнес и финансовая экономика: глобальные тренды и перспективы развития: V Междунар. научн. конф. молодых ученых, магистрантов и аспирантов, Минск, 22 мая 2020 г. / Белорус. гос. ун-т; редкол.: А.А. Королева [и др.]. – Минск, 2020. – С. 162.
2. Гричан, О.С. Кредитование и кредитный скоринг / О.С. Гричан // Банковский бизнес и финансовая экономика: глобальные тренды и перспективы развития: V Междунар. научн. конф. молодых ученых, магистрантов и аспирантов, Минск, 22 мая 2020 г. / Белорус. гос. ун-т; редкол.: А.А. Королева [и др.]. – Минск, 2020. – С. 162.
3. Гичан, О., Господарик, Е. Современная практика разработки скоринговых карт для розничных клиентов в белорусских банках / А. Ткачев, А. Шипунов // Банкаўскі веснік. – 2020. – 4 крас. – С. 49.