

Этот «загадочный» скоринг



Владимир Николаевич ЧЕРКАШЕНКО,
генеральный директор
компании
«Франклин&Грант.
Финансы и аналитика»

Во всех странах с развитой системой финансовых услуг кредиты выдаются только тем заемщикам, кто прошел специальную процедуру оценки кредитоспособности, называемую кредитным скорингом. В связи с быстрым ростом кредитного рынка в России и рисками, связанными с кредитным бизнесом, данная методика становится крайне нужной и для российских банков. В статье рассматриваются структуры и методы построения моделей скоринга.

Прежде всего дадим определение понятию «скоринг». Кредитным скорингом называется быстрая, точная и устойчивая процедура оценки кредитного риска, имеющая научное обоснование. Скоринг является математической моделью, которая соотносит уровень кредитного риска с параметрами, характеризующими заемщика, — физическое или юридическое лицо. Моделей скоринга множество, каждая из них использует свой набор факторов, характеризующих риск, связанный с кредитованием заемщика, и получает в результате пороговую оценку, которая и позволяет разделять заемщиков на «плохих» и «хороших». Смысл кредитного скоринга заключается в том, что каждому соискателю кредита приписывается свойственная только ему оценка кредитного риска. Сравнение значения кредитного скоринга, полученного для конкретного заемщика, со специфичной (подчеркнем это) для каждой модели скоринга пороговой оценкой помогает решить труднейшую проблему выбора при выдаче кредита, разделяя заемщиков на два класса (тех, кому кредит выдать можно, и тех, кому он «противопоказан»).

Что дает банкам применение научного скоринга

Благодаря использованию скоринга банк получает снижение числа «плохих» кредитов. В качестве доказательства приведем данные по кредитованию физических лиц с использованием системы скоринга фирмы Fair Isaac. После «пропускания» факторов, характеризующих заемщика, через скоринговую модель получим число, определяющее уровень риска, свойственного кредитованию данного заемщика. Это число принимает одно из значений в интервале от 300 до 850. Каждое из этих значений характеризует различную возможность погашения

кредитных обязательств. Разные значения кредитного скоринга определяют различные соотношения «хороших» и «плохих» заемщиков (табл.)¹.

Таблица

Численная оценка скоринга	Соотношение «хороших» и «плохих» заемщиков
Менее 600	8:1
620–659	26:1
660–679	38:1
680–699	55:1
700–719	123:1
720–759	323:1
760–799	597:1
Более 800	1292:1

Таким образом, кредитуя заемщиков с высоким значением скоринга, банк уменьшает вероятность невозврата кредитов. Тем самым уменьшаются потери и увеличивается прибыль от кредитной деятельности без снижения стандартов кредитования.

Разновидности моделей скоринга, и что требуется для их построения

В соответствии со способом, при помощи которого оценивается кредитоспособность заемщика, все методы кредитного скоринга могут быть разделены на два основных класса: дедуктивные и эмпирические. Если для построения скоринговой оценки используется предварительно накопленная статистическая информация о заемщиках, то система относится к классу дедуктивных, а оценка кредитоспособности строится на не явно выраженном (не статистическом) экспертном опыте. Если статистическая информация используется, то система относится к классу эмпирических и оценка кредитоспособности производит-

¹ Корпоративный сайт компании Fair Isaac: www.fairisaac.com.

ся с помощью некоей формулы, которая «вобрала» в себя все статистические закономерности. Их обнаруживает в исторических данных процедура обучения модели скоринга.

При оценке кредитных рисков заемщиков — физических лиц — это данные кредитной истории претендента на заемные средства, данные о динамике его платежей, о его социальном, профессиональном, демографическом статусе и многие другие. При оценке заемщика — юридического лица, в качестве данных обычно выступают различные показатели хозяйственной деятельности заемщика — так называемые финансовые индикаторы. Все, что мы будем говорить о скоринге, будет относиться к скорингу как физических, так и юридических лиц.

В зависимости от применяемых статистических данных и способа их использования различают множество разнообразных моделей скоринга. В основу классификации скоринговых моделей (рис. 1) положен способ их построения (тип используемой процедуры обучения — оценки параметров модели скоринга) и набор используемых данных.

С точки зрения используемых данных, приведено три подхода, которые применяют: экспертные знания менеджмента о кредитоспособности заемщиков, статистика по ранее выданным кредитам и данные о динамике доходов, потребления и накопления (макроэкономические данные). В приведенной классификации отсутствуют самые старые подходы к скорингу, которые основывались на чисто экспертных знаниях без каких-либо статистических процедур обучения (экспертный скоринг, основанный на «назначении» весов, характеризующих значимость факторов риска). Такие модели представляют собой скоринговые анкеты, поля которых содержат различные факторы риска. Значимость факторов риска определяется не ранее полученными в процессе кредитования данными, а взвешивается экспертом на глазок.

В приведенных в левой части рис. 1 моделях скоринга взвешивание факторов, определяющих риск заемщика, происходит либо на основании статистики, либо на основании теоретического описания (знаний). Термины «обучение с учителем» и «обучение без учителя» применяются для обозначения разницы в определении численных значений коэффициентов, взвешивающих факторы риска в скоринговой модели.

При построении модели скоринга, основанной на процедуре «обучения с учителем», необходимы статистические данные по предшествующим кредитам, которые должны быть предварительно разбиты на группы — «удачных» и «неудачных».

Отсутствие в статистической выборке данных по группе «неудачных» кредитов (банкротства, задержки платежей, мошенниче-

ства) характеризует одну из главных проблем построения статистических скоринговых моделей в условиях нашей страны — отсутствие «кредитного кладбища». «Кредитное кладбище» играет в моделях скоринга роль того самого «учителя», благодаря которому мы, обучая модель, узнаем, с какими весами надо учитывать факторы риска для получения наиболее адекватной (точной) оценки риска заемщика. Точность, в свою очередь, оценивается количеством ошибок, которые совершает модель, классифицируя заемщиков: ошибки бывают «первого» и «второго» рода. Они «говорят» о том, сколько «плохих» заемщиков пропустила (не заметила) модель скоринга, и о том, сколько «хороших» заемщиков она неоправданно забраквала.

В зависимости от того, первый или второй раз обратился заемщик в конкретное кредитное учреждение, выделяют еще один тип методов оценки кредитоспособности. Этот тип скоринга оценивает кредитоспособность существующего заемщика (например, уже пользующегося кредитной картой) и называется «поведенческим», так как кредитоспособность оценивается на основе статистических данных финансового поведения заемщика (например, количества, частоты, качества и размеров операций по пластиковой карте).

Начиная свою кредитную программу, банк, естественно, не имеет статистики по «плохим» и «хорошим» кредитам и, как следствие, не может построить модель скоринга, используя в качестве «учителя» упомянутую статистику. В данном случае в оценке кредитного риска могут помочь методы обучения моделей скоринга, называемые обучением «без учителя». Сразу оговоримся, это не означает ненужности вообще ни-

Рис. 1. Классификация подходов к построению моделей скоринговых оценок



Примечание. СОК — самоорганизующиеся карты Кохонна, ИРР — иерархические растущие решетки.

каких данных, просто не следует разделять всю статистику по выданным кредитам на «плохие» и «хорошие» (не нужно «кредитное кладбище» для обучения модели). Для построения скоринга здесь могут быть использованы разнообразные методы: во-первых, основанные на классификации, и, во-вторых, на макроэкономических закономерностях (т.е. модели обучения «без учителя»). Согласно первым, заемщиков делят на группы (кластеры) в соответствии с имеющейся о них информацией. Правда, из-за отсутствия при обучении информации о качестве кредитов использование данного подхода порождает проблему интерпретации выделенных групп, особенно, если метод выделяет более двух групп.

Итак, при отсутствии у банка статистики по кредитам он вынужден воспользоваться знаниями экспертов (по сути, здравым смыслом) и построить модель экспертного скоринга, модернизировав процедуру нахождения весов факторов риска, заменив оценивание на глазок методами выявления и агрегирования ментальных моделей² и применив те же процедуры «обучения с учителем». Таким образом, **основой** для построения скоринговых моделей могут быть экспертные знания, статистические данные, полученные в процессе кредитования, и макроэкономическая информация.

Скоринг: а что внутри?

Для создания систем скоринга необходимо несколько ингредиентов. Их рассмотрение начнем с анализа моделей скоринга, используемых для оценки кредитоспособности предприятий. Наиболее известна среди них модель Э. Альтмана³, первый вариант которой был разработан автором в 1968 г. на основе статистических данных менее 70 американских компаний, половина из которых стала банкротом. Эта модель предназначена для оценки кредитоспособности крупных **публичных** компаний, которые в соответствии с требованиями SEC (американской комиссии по ценным бумагам) должны обладать годовым оборотом не менее 15 млн долл. Модель Альтмана не может быть использована для оценки кредитоспособности, например, предприятий малого бизнеса. Поэтому в 1984 г. исследователем Фулмером (США) была создана специальная модель оценки кредитоспособности малых предприятий с годовым оборотом около 0,5–1 млн долл. Третья из рассматриваемых нами моделей создана всемирно известной фирмой Fair Isaac — признанным лидером в разработке моделей скоринга — для кредитования физических лиц. Эта одна из наименее публичных мо-

делей, о внутреннем устройстве которой известно немного. Может ли что-то объединять модели скоринга для столь различных объектов? Да, может, этим объединяющим является равенство:

$$Z = a_1X_1 + a_2X_2 + \dots + a_nX_n, \quad (1)$$

где: Z — значение оценки скоринга;

a_i — весовые коэффициенты, характеризующие значимость факторов риска;

X_i — факторы риска, определяющие кредитоспособность заемщика.

Эта формула для расчета значения кредитного скоринга, или численного значения, характеризующего качество кредитоспособности заемщика. Именно такая (или аналогичная) формула — «ядро» практически любой системы скоринга. В частности, в модели Альтмана она принимает вид:

$$Z = 1,2A + 1,4B + 3,3C + 0,6D + 0,999E, \quad (2)$$

где: числа 1,2; 1,4; 3,3; 0,6; 0,999 — веса, определяющие значимость факторов риска; а символы A , B , C и т.д. — факторы риска. A — отношение оборотного капитала к совокупным активам; B — отношение нераспределенной прибыли прошлых лет к совокупным активам; C — отношение прибыли до уплаты процентов и налогов к совокупным активам; D — отношение рыночной капитализации к полной балансовой стоимости долговых обязательств; E — отношение объема реализации к совокупным активам.

В модели Фулмера аналогичная формула для оценки кредитоспособности имеет следующий вид:

$$Z = -6,075 + 5,528V_1 + 0,212V_2 + 0,073V_3 + 1,270V_4 - 0,120V_5 + 2,335V_6 + 0,575V_7 + 1,083V_8 + 0,849V_9, \quad (3)$$

где: V_1 — отношение нераспределенной прибыли прошлых лет к совокупным активам; V_2 — отношение объема реализации к совокупным активам; V_3 — отношение прибыли до уплаты налогов к совокупным активам; V_4 — отношение денежного потока к полной задолженности; V_5 — отношение долга к совокупным активам; V_6 — отношение текущих пассивов к совокупным активам; V_7 — логарифм материальных активов; V_8 — отношение оборотного капитала к полной задолженности и V_9 — логарифм отношения прибыли до уплаты процентов и налогов к выплаченному процентам.

Две описанные модели скоринга, как и множество других моделей, объединяет общее свойство — их многомерность, которая может быть проиллюстрирована в простейшем случае для двух факторов риска следующей геометрической «интер-

² Черкашенко В.Н., Маршукова Н.А. Система управления знаниями в стратегии банка // *Банковское дело*. 2005. № 9. С. 45–50.

³ *Managing credit risk. The next great financial challenge*. J.B. Caouette, E.I. Altman, P. Narayanan. J. Wiley & Sons. 1998.

претацией» (рис. 2), где факторы риска кредитоспособности — это некие переменные X_1 и X_2 (их конкретный смысл в данном случае не важен). Заемщики двух классов изображены на нем овалами разных цветов; одни, например «плохие», изображены красным овалом, тогда как другие («хорошие») — синим овалом. Отличить «плохих» заемщиков от «хороших» ни по одному фактору риска в отдельности не представляется возможным (из-за значительного пересечения функций распределения факторов риска — колоколообразных кривых). На рис. 2 колоколообразные кривые по осям факторов риска образуются за счет проецирования на эти факторы риска групп «хороших» и «плохих» заемщиков. Данные проекции — функции плотности вероятности — описывают частоту встречаемости используемых для скоринга свойств заемщика в классифицируемых группах. Большая область пересечения этих кривых по любому из факторов риска (заштрихованные области) говорит о невозможности отличить «плохих» заемщиков от «хороших». Заемщики разных классов очень похожи друг на друга, если оценивать их по первому и по второму факторам риска. Модель скоринга «ищет», используя статистику ранее обработанных кредитов, такой «угол зрения» на данные в пространстве факторов риска (в нашем случае оно двумерно, а в общем случае — многомерно), чтобы рассматриваемые под этим «углом» объекты разных классов были максимально не похожи друг на друга.

На рис. 2 этот «угол зрения» обозначен черной прямой, проходящей между красным и синим овалами и разделяющей их. Перпендикуляр к этой прямой и является осью скоринга, проецирование на которую образов «плохих» и «хороших» заемщиков дает возможность отличить их друг от друга. Точка пересечения данных прямых дает пороговое значение скоринга (уровень отсечения) — Z^* . Функции плотности заемщиков разных классов при проецировании на ось скоринга Z становятся отличными друг от друга.

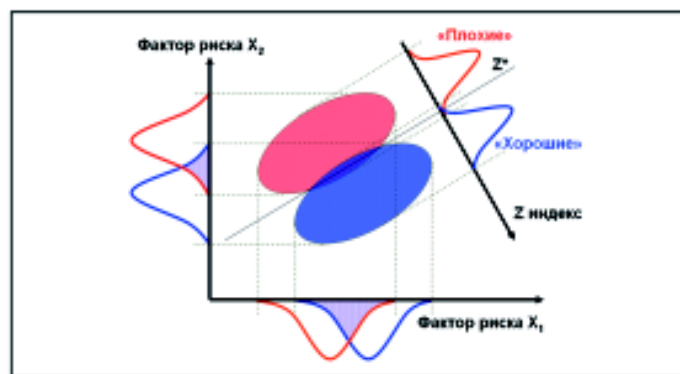
Откуда в модели появляются численные значения коэффициентов, взвешивающих входящие в нее факторы риска? Эти коэффициенты — результат процедуры обучения, когда для настройки модели ей предъявляются имеющиеся статистические данные о выданных кредитах и результативности этого процесса («плохие» и «хорошие» заемщики) и она итеративно «подбирает» коэффициенты таким образом, чтобы точность распознавания «плохих» и «хороших» заемщиков была максимальной. На рис. 2 это подбор угла наклона прямой, рассекающей синий и красный

овалы, и точки пересечения этой прямой с осью ординат.

Для определения коэффициентов модели необходимо, чтобы статистическая выборка была разбита по тем группам заемщиков (в простейшем случае их две — «плохие» и «хорошие»), которые должен распознавать скоринговый механизм. Эта проблема уже была ранее определена термином «кредитного кладбища». Более того, к данным, используемым для подбора коэффициентов, предъявляются довольно жесткие требования: чтобы эти коэффициенты «чувствовали» «плохих» заемщиков, тех должно быть достаточно много (а у многих наших банков количество «плохих» заемщиков невелико). Цифры, характеризующие отношение «плохих» заемщиков к «хорошим», типичны для многих банков: от 1 к 100 до 10–15 к 100. Говорить о возможности реализации процедуры статистического обучения при таких цифрах пока нельзя.

Отметим, что чем подробнее описание заемщика (к чему, естественно, стремится любой кредитор, используя большее число признаков), тем больше должно быть используемое «кредитное кладбище». Таким образом, для создания скоринга, использующего процедуру обучения «с учителем», нужно, чтобы набралось достаточное число заемщиков, нанеших урон банку. Есть обходной путь, который использует экспертные знания. Однако, выбирая его, следует понимать, как можно оценить состав требуемых для скоринга признаков, значимость того или иного признака кредитоспособности и как объединять мнения множества экспертов по этому поводу, поскольку полагаться при выдаче кредитов на мнение одного человека опасно. Именно поэтому при формализации экспертных зна-

Рис. 2. Геометрическая интерпретация процедуры кредитного скоринга



ний мы все равно попадаем на «дорогу», ведущую нас к научному скорингу.

Для модели Fair Isaac описать формулу, аналогичную приведенным выше для моделей Альтмана и Фулмера, не представляется возможным: фирма не раскрывает всех своих секретов (но по структуре эта формула аналогична приведенным). Про эту модель известно, что 35% значимости скоринговой оценки определяется свойствами прошлых платежей, причем учитывается эффект конечной памяти — более ранние платежи имеют меньший вес, чем те, которые отстают от настоящего момента на небольшой временной интервал. На переменные, связанные с использованием кредита, приходится 30% значимости в скоринговой оценке (например, малые балансы на множестве кредитных карт лучше, чем большие балансы на небольшом количестве карт, и т.д.). Еще 15% веса в скоринге приходится на кредитную историю и по 10% — на тип использованных кредитов (например, кредиты финансовых компаний ценятся меньше, чем банковские, их превалирование в кредитной истории может тянуть скоринговую оценку вниз) и на запросы по кредитам (новые обращения за кредитами).

Может создаться впечатление, что приведенные выше модели готовы к выполнению своих функций и в российских условиях. Однако все не так просто, как кажется. Причин, по которым не стоит торопиться с заимствованием западных систем скоринга, две. Первая связана с математическими особенностями метода — представленные выше модели могут проводить только линейные границы между «плохими» и «хорошими» заемщиками. Вторая — с экономическими особенностями нашей страны — высокой дисперсностью регионов по экономическим свойствам и большим объемом теневого сектора в экономике.

Возможно ли заимствование западных моделей скоринга?

К какому бы классу ни относилась та или иная модель скоринговой оценки, существует спектр общих для всех систем скоринга проблем, которые надо учитывать при внедрении этих систем и заимствовании иностранного опыта, в силу того что определилась тенденция переноса западных скоринговых систем на российскую почву. Введение скоринга в банковский менеджмент становится весьма актуальным из-за роста как потребительского, так и коммерческого кредитования. Обозначим проблемы, с которыми придется столкнуться на этом пути банковскому сообществу.

Попытка применить модель Альтмана для «Газпрома», РАО ЕС или ЛУКОЙла, по крайней мере, с формальной точки зрения, не встретит никаких трудностей. Есть данные официальной отчетности, есть весовые коэффициенты, а значит, можно вычислить оценку кредитоспособности заемщика. Но что делать, если надо оценить не упомянутые крупнейшие компании, а «свечной заводик отца Федора», акции которого не котируются не то что на NYSE, но даже на MMBF. Даже беглого взгляда на соответствующую формулу достаточно, чтобы увидеть, что из 5 объясняющих переменных в случае «свечного заводика» в формуле (2) остается только 4 переменных. Оценка скоринга (значение Z в формуле) уменьшится (хотя, строго говоря, это произойдет только в том случае, если на место D поставить 0, что на самом деле не соответствует рассматриваемому случаю). Как отмечалось, значение скоринга для конкретного заемщика сравнивается с пороговой величиной:

$Z > Z^*$ — «хорошие» заемщики;

$Z < Z^*$ — «плохие» заемщики.

Однако если нельзя учесть некоторые переменные (если акции предприятия не котируются на бирже, то переменная D отсутствует в описании кредитного качества), ломается сам «измерительный инструмент», представленный моделью (численная оценка без учета фактора D , например, всегда будет смещена в область худших оценок скоринга). В реальности ситуация еще сложнее: не принимая во внимание переменную D , мы изменяем, не желая того, геометрию пространства факторов риска и, как следствие, весовые коэффициенты и по другим факторам риска заемщика. Меняется сама модель: критическое значение скоринговой оценки (порог отсеживания), с которым сравнивается оценка каждого заемщика, становится другим. Следовательно, в наших условиях сам выбор объясняющих переменных для оценки скоринга российских фирм является весьма нетривиальной задачей. Э. Альтман построил свою модель на данных всего 70 компаний, в ней отражена вполне конкретная отраслевая специфика бизнеса (базовые отрасли американской экономики), она никак не учитывает риски, связанные с бизнес-циклами в России, и риски, свойственные компаниям с другой отраслевой принадлежностью. Поэтому можно констатировать следующее: использование такого рода модели путем ее механического переноса в наши условия становится мощнейшим фактором риска кредитной оценки.

Очень яркий пример рисков, связанных с применением моделей статисти-

ческого скоринга, приводится в работе финских авторов⁴. В ней говорится, что набор переменных, формирующих оценку скоринга, может изменяться с течением времени и что «граница» между анализируемыми группами может быть не линейной, как показано на рис. 2, а иметь существенно более сложную форму, которая не сможет быть описана простейшей формулой типа (1). Авторы статьи исследовали несколько математических подходов для построения скоринга, где в качестве факторов риска использовался 31 финансовый коэффициент, характеризующий различные стороны финансового состояния компании. В статье проанализировано 11 моделей скоринга, разработанных в период с 1931 до 1996 г., для построения которых применялись три математических подхода — дискриминантный анализ, логит-модель и генетические алгоритмы.

Авторы показали два основных момента. Первый — состав факторов риска в модели скоринга изменяется в зависимости от времени: чем раньше до будущего банкротства его надо «увидеть» скорингу, тем большее количество переменных в модели надо учесть. Второй — граница между классами заемщиков нелинейна; точность оценок, получаемых с помощью скоринга, основанного на генетических алгоритмах (они генерируют нелинейную границу), существенно выше, чем у моделей, основанных на дискриминантном анализе (он генерирует линейную границу). Правда, первый подход требует в среднем в 3 раза больше переменных, чем второй.

Проблематичность переноса западных моделей скоринговой оценки, обусловленную экономическими причинами, свойственными нашей стране, проиллюстрируем на примере моделей скоринга для физических лиц. Первая из проблем связана со значительной дисперсностью российских регионов по экономическим свойствам. Существо проблемы поясним примером, взятым из практики авиаперелетов. Известно, что основным документом для любого гражданина страны является паспорт, по фотографии в котором контролер определяет соответствие предъявителя документа владельцу паспорта. При реализации контроля за пассажирами представитель авиакомпании осуществляет своеобразный скоринг, сличая фото в паспорте с лицом стоящего перед ним пассажира, и в случае несоответствия (аналог «плохого» заемщика) удаляет такого человека из пассажиропотока (аналог отказа в кредите).

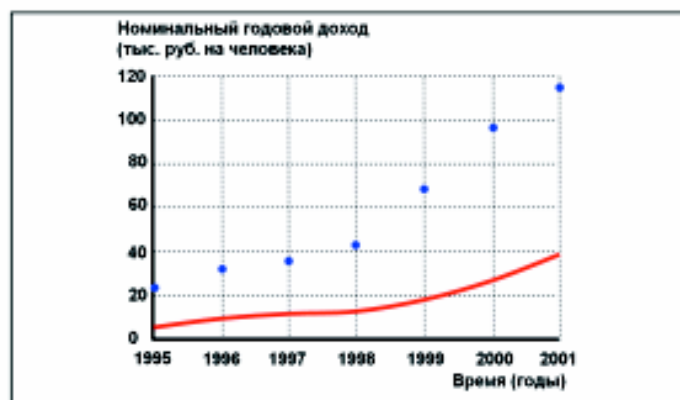
Скоринговая оценка, по аналогии с фото в паспорте, является «портретом» заемщи-

ка. Заимствуя у Запада систему сличения «портретов с оригиналом», мы в свой паспорт клеиваем фото даже не близкого родственника, а совсем незнакомого нам лица. Чего только стоят утверждения западных моделей скоринга, что с увеличением физического возраста заемщика его кредитный рейтинг растет (общее утверждение для систем скоринга США, Великобритании, Германии и Франции!). При анализе переменных, включенных в модели скоринга, и их сравнительной значимости возникает масса и других вопросов (о значимости профессионализма заемщика, о его доходе, о длительности работы на одном месте и т.д.). Эти переменные западных моделей скоринга сильно отличаются от российских.

Начнем с самой отличительной черты — с доходов населения, которые на Западе, не в пример нашей стране, приблизительно совпадают с официально заявленными. Таким образом, не имея возможности требовать официальной справки о зарплатах, банки должны уметь оценивать, используя скоринг, соответствие заявленного дохода другим параметрам заявителя (иначе «портрет» потеряет четкость и контрастность и образ просто «развалится»).

Для осуществления такого контроля необходим способ оценки объемов «серых» и «черных» доходов предприятий и физических лиц. Мы для этого используем методику оценки производственных функций (макроэкономическая характеристика страны или региона), которая описывает зависимость доходности экономики от используемого труда (количества занятых) и капитала (основных фондов). На рис. 3 представлена сравнительная динамика за-

Рис. 3. Динамика заявленных и реальных доходов населения России



— официальная заработная плата в годовом выражении;
● — реальные доходы в годовом выражении.

⁴ *Choosing Bankruptcy Predictors Using Discriminant Analysis, Logit Analysis, and Genetic Algorithms» by Barbo Back, Teija Laitinen, Kaisa Sere, Michiel van Wezel. Turku Centre for Computer Science. September 1996.*

явленных и реальных доходов населения. Наши расчеты по полным доходам населения почти совпадают (относительная погрешность оценки варьирует в диапазоне 5 – 7%) с данными Росстата, что говорит о корректности использованной методики.

Более того, экономические различия российских регионов, которые определяют в конечном итоге кредитоспособность как юридических, так и физических лиц, делают невозможным использование такого «паспорта», в который «вклеена» чужая «фотография». Поясним сказанное на примере сравнительной оценки регионов РФ по экономическим свойствам. Так как каждый регион характеризуется множеством признаков, для сравнения, прежде всего, необходим метод, который позволил бы увидеть многомерные образы на плоскости или в объеме. Поэтому мы выбрали метод самоорганизующихся сетей Кохоннена. Данный метод позволяет снизить размерность исходных данных или, говоря математическим языком, спроецировать исходные данные в пространство более низкой (обозримой) размерности. Преобразование данных с помощью нейронной сети имеет очень полезное для наших целей свойство: точки, близкие в исходном многомерном пространстве, остаются близки и в проекции (в двух- или трехмерном пространстве). Именно это свойство позволяет увидеть истинную структуру многомерных данных.

При использовании данного метода в процессе обучения нейронной сети регионы распределяются по двумерной карте ячеек — карте нейронов (рис. 4). Те регионы, показатели которых похожи, находятся на карте рядом друг с другом, в соседних ячейках, и окрашены в один и тот же цвет. Выделенные группы пронумерованы. Регионы РФ распадутся на восемь групп, которые отличаются по своим свойствам. В контексте скорин-

говой оценки это означает, что для эффективного скоринга нам необходимо восемь моделей скоринга, т.е., используя нашу аналогию, в каждый из восьми «паспортов» надо вклеивать свою «фотографию».

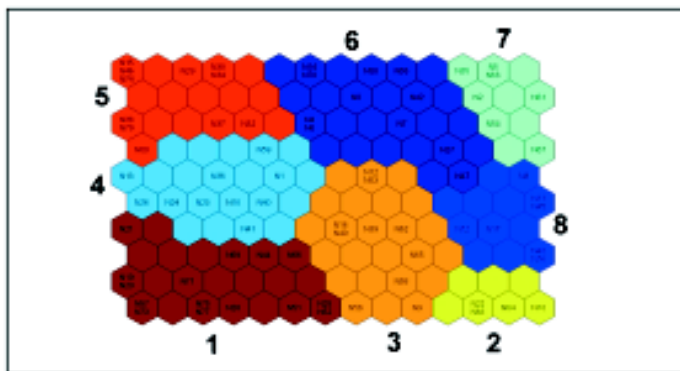
В первую группу входят регионы, характеризующиеся высоким уровнем инвестиций, большой долей активного населения и высокими среднедушевыми доходами. Эффективность использования основных фондов там выше среднего. Это означает, что данный кластер привлекателен с точки зрения кредитования как населения, так и экономики. Для сравнения: кластер под номером 7 по всем показателям отличается от среднероссийского уровня в худшую сторону, а особенно по доходам населения. Ясно, что развитие программ кредитования населения в регионах данной группы — крайне рискованное занятие.

Особо подчеркнем, что визуализация приведенной структуры региональных экономик не является тривиальной задачей; ни по одному из свойств, используемых для анализа российской региональной дисперсности, регионы не демонстрируют структуры, схожей с выявленной. Таким образом, прямой перенос какой-либо западной модели оценки кредитного скоринга на российскую почву, без основательной переделки, затруднен (фактически, надо создавать восемь новых моделей скоринга для выявленных групп регионов).

Русский скоринг

Полученный результат подводит нас к выводу о необходимости разработки отечественных программ скоринговой оценки кредитоспособности заемщиков. Для создания новой системы скоринга следует, прежде всего, ответить на ряд важных вопросов. Во-первых, какие переменные нужны для построения скоринговой модели, так как простое копирование зарубежного опыта может сослужить нам медвежью услугу. Во-вторых, каков объем требуемой для обучения модели скоринга статистики, то, что мы назвали проблемой «кредитного кладбища». При отсутствии такового, необходимо иметь резервный путь для решения задачи, например, за счет знаний экспертов в области того же потребительского кредитования или кредитования юридических лиц. Если нет ни того, ни другого, то единственная возможность научной оценки кредитоспособности заемщиков — это разработка методики, основанной на макроэкономической статистике. Данный подход исходит из того, что кредитное качество заемщика (а значит, и скоринговая оценка) зависит от трех финансовых потоков, характеризующих заемщика: доходов заемщика, потока его затрат и сальдо между первым и вторым — потока накоплений. Как может быть построен такой скоринг — тема отдельной статьи.

Рис. 4. Кластерная структура российских регионов



Примечание. Группировка регионов проводилась с использованием следующих экономических характеристик: темп роста ВРП; отношение инвестиций в регионе к ВРП; объем основных фондов к ВРП; отношение занятого в экономике населения к общей численности населения; отношение экспорта из региона к ВРП; среднедушевые доходы.