

Л. И. Ниворожкина, Л. Н. Овчарова, Т. Г. Синявская

Эконометрическое моделирование риска невыплат по потребительским кредитам

Рассматриваются проблемы оценки рисков просрочки выплат по потребительским кредитам физических лиц и построения кредитного скоринга. На основе репрезентативных данных проекта «Родители и дети, мужчины и женщины в семье и обществе» (2011) проводится эконометрическая оценка риска возникновения задолженностей по кредитным выплатам для домохозяйств с различными характеристиками с помощью двумерной пробит-модели. Полученные результаты дают основу для построения профилей надежных и ненадежных заемщиков и разработки обоснованных скоринговых шкал.

Ключевые слова: кредитный риск; кредитный скоринг; двумерная пробит-модель.

JEL classification: C01; D14.

1. Введение

Объемы кредитования физических лиц и кредитная активность российских домохозяйств растут год от года, что подтверждается данными макроэкономической статистики и выборочных обследований населения. Так, по данным Банка России, на 1 декабря 2012 года общая сумма кредитов, выданных физическим лицам, составила 7.170 трлн руб.¹, что почти на 40% больше аналогичного показателя предыдущего года и составляет 11.5% ВВП². Согласно данным проекта «Родители и дети, мужчины и женщины в семье и обществе» (РиДМиЖ)³ половина домохозяйств имеет опыт в получении кредитов. Параллельно с ростом кредитного рынка увеличивается и доля непогашенных в срок ссуд. Средний темп прироста доли просроченных задолженностей по кредитам физических лиц в 2012 году составил 1.51%⁴. По состоянию на 1 декабря 2012 года доля непогашенных в срок кредитов, срок платежа по которым наступил в отчетном периоде, составила 10.38%⁵ в объеме предоставленных физическим лицам ссуд (без учета ипотечных кредитов), что на 1.55% больше, чем в 2011 году. В значительной степени это обусловлено массовым участием в потребительском кредитовании представителей низкодходных слоев населения и низким уровнем финансовой грамотности домохозяйств. Риск кредитных организаций по операциям

¹ http://www.cbr.ru/statistics/print.aspx?file=bank_system/risk_12.htm&pid=pdko&sid=ITM_60627.

² Рассчитано по данным http://www.gks.ru/free_doc/new_site/vvp/tab1.xls.

³ Обследование РиДМиЖ осуществлено в 2011 году Независимым институтом социальной политики при финансовой поддержке Пенсионного Фонда Российской Федерации и Сбербанка России. Выборка исследования является репрезентативной для населения России и насчитывает 11 184 человека в возрасте 18–86 лет.

⁴ Рассчитано по данным http://www.cbr.ru/statistics/print.aspx?file=bank_system/risk_12.htm&pid=pdko&sid=ITM_60627.

⁵ http://www.cbr.ru/statistics/print.aspx?file=bank_system/risk_12.htm&pid=pdko&sid=ITM_60627.

такого рода заключается в нарушении сроков и сумм погашения задолженности заемщиками. Другими словами, кредит может быть не погашен, погашен не полностью, либо погашен с нарушением установленных договором сроков. Наиболее важными для кредитных организаций являются риски возникновения просрочек, т. к. именно они представляют собой индикаторы возможного непогашения всей ссуды в дальнейшем. Особенно это актуально для потребительских кредитов, среди которых доли непогашения в срок выше, чем для других видов кредитования физических лиц — 7.3 и 9.1% для автокредитов и иных потребительских ссуд против 3.1 и 4.4% для ссуд на покупку жилья (кроме ипотечных) и ипотечных ссуд соответственно⁶. Упрощение процедур получения таких кредитов (во многих банках и микрофинансовых организациях для их предоставления достаточно предъявления паспорта) в сочетании с низкой финансовой грамотностью граждан, зачастую не представляющих, какую сумму придется выплачивать, и что грозит им при нарушении сроков выплат, приводит к повышению требований к методам оценки рисков потребительского кредитования.

2. Скоринг как инструмент оценки кредитных рисков

В настоящее время основным инструментом оценки кредитного риска является так называемый кредитный скоринг, базирующийся на численных статистических методах. На основании заполненной потенциальным заемщиком анкеты ему присваиваются определенные баллы, по которым выносится решение о предоставлении или непредоставлении кредита. Данные для скоринговых систем получаются из оценок вероятностей возвратов кредитов отдельными группами заемщиков, полученных из анализа кредитных историй тысяч людей (Thomas et al., 2002; Mays, 2001). Объем необходимой выборки может варьироваться от нескольких тысяч до сотни тысяч кредитных историй, что не составляет проблемы для западных компаний, кредитный портфель которых может состоять из десятков миллионов кредитных историй. К сожалению, российские кредитные организации еще не накопили достаточно информации по кредитным историям заемщиков, поэтому задача разработки скоринговых систем, адаптированных к особенностям кредитного поведения соотечественников, представляется весьма актуальной.

Основной для разработки скоринговых карт является предположение о существовании корреляции между социально-демографическими данными (наличие детей, отношение к браку, уровень образования и др.) и добросовестностью заемщика. Состав факторов при этом не является неизменным, а меняется со временем в силу национальных, экономических и социально-культурных особенностей. Так, например, в Великобритании наиболее часто используются следующие характеристики: возраст; количество детей/иждивенцев; профессия; профессия супруга(и); доход; доход супруга(и); район проживания; стоимость жилья; наличие телефона; сколько лет живет по данному адресу; сколько лет работает на данной работе; сколько лет является клиентом данного банка; наличие кредитной карточки / чековой книжки (Андреева, 2002). Очевидно, что этот список не может без изменений заимствоваться для российской практики. Наличие телефона вряд ли можно связать с добросовестностью заемщика, а вопрос о сроке проживания по конкретному адресу становится двусмысленным в связи с наличием института обязательной государственной регистрации

⁶ http://www.cbr.ru/statistics/print.aspx?file=bank_system/risk_12.htm&pid=pdko&sid=ITM_60627.

по месту жительства. Многие люди предпочитают указывать в анкетах не адрес фактического места жительства, который может меняться достаточно часто, особенно в случае трудовой миграции, а адрес постоянной регистрации, который зачастую остается неизменным на протяжении длительного времени. Также можно предположить, что влияние возраста на кредитоспособность в России будет существенно иным, чем в Великобритании, из-за различий в системах оплаты труда и пенсионного обеспечения. Воздействие района проживания будет зависеть от места и среды проживания. В то время как в зарубежных скоринговых системах принято деление на «престижные» и «непрестижные» районы, которое может иметь смысл для крупных индустриально развитых российских городов с населением более миллиона жителей, вряд ли целесообразно использовать данный фактор для жителей сельской местности, поселков городского типа и малых городов. Более целесообразным представляется введение вопроса о типе поселения, поскольку характеристики уровня жизни в России существенно дифференцированы по этому признаку. Таким образом, разработка скоринговых моделей должна проводиться в условиях территориальной и временной определенности, что включает не только разработку балльной шкалы, но и отбор факторов кредитоспособности заемщиков.

В случае отсутствия данных кредитных организаций выявление групп населения, подверженных риску невозврата кредита, можно осуществить путем анализа и моделирования финансового поведения домохозяйств на основе репрезентативных опросов населения. Анализ данных обследований домохозяйств, проведенный в этих рамках, позволит осуществлять типологизацию заемщиков и должников, прогнозировать перспективный спрос на продукты кредитования с учетом социально-демографических и имущественных характеристик домохозяйств. С точки зрения объективности и корректности моделирования важным является то, что обрабатываются данные не только о клиентах финансовых институтов, а представляющие все население. Такой подход позволяет уточнить, чем конкретно «заемщики» отличаются от «незаемщиков», разработать мероприятия по привлечению новых клиентов и снижению объемов просроченных платежей.

Безусловно, характер такой информации и относительно невысокое число домохозяйств-заемщиков недостаточны для построения скоринга в его традиционном понимании, но они позволят уточнить состав групп домохозяйств, предпочитающих брать кредиты, и тех, кто их не берет, выявить интенсивность кредитного поведения, определить зависимость видов кредита от социально-демографического портрета домохозяйств, оценить риск задержки платежей по кредитам.

Такой подход логически встраивается в идеологию поведенческого скоринга, нацеленного на решение вопросов о том, что делать с существующими заемщиками, например, увеличивать ли им кредитный лимит, кто из уже имеющихся клиентов наиболее подвержен риску дефолта в ближайшем будущем, и является, по сути дела, его развитием (McNab, Taylor, 2007).

Важным отличием предлагаемого подхода является использование в качестве единицы наблюдения не индивида-заемщика, а домохозяйства. В традиционных скоринговых системах используется как информация о самом заемщике, так и данные о супруге и иждивенцах. Однако отвечают по кредитным обязательствам, особенно в российских условиях, скорее не индивиды, а именно домохозяйства, состав которых зачастую не ограничивается только супругами и иждивенцами. Кредиты на приобретение дорогостоящих предметов длительного пользования, таких как телевизор, мебельный гарнитур и др., вполне возможно, могут выплачиваться из совокупного дохода домохозяйства, включающего, например, работающее

старшее поколение, других совместно проживающих родственников и т. д. В связи с этим использование в качестве единицы исследования домохозяйства даст более адекватную картину кредитного поведения.

3. Информационная база исследования

В настоящее время в России существуют базы данных, репрезентативных для населения страны, однако развернутый блок вопросов по кредитному поведению присутствует лишь в данных проекта «Родители и дети, мужчины и женщины в семье и обществе (РиДМиЖ)», (2004, 2007 и 2011 гг.), который содержит информацию о домохозяйствах, которые выплачивали кредиты в этот период, видах кредитов и затруднениях с погашением этих кредитов⁷. В имеющихся данных отсутствует точная информация о заемщике, принимающем решение о кредите, с дохода которого производятся выплаты кредита. Такая информация точна лишь для одиноко проживающих лиц. В случае домохозяйства сложного состава респондентом может быть лицо, не являющееся заемщиком и не влияющее на принятие решений. Однако, как уже было указано, домохозяйство рассматривается как совокупный заемщик, а в качестве характеристики дохода учитывается его душевой доход, что предполагает расширенный подход к понятию скоринговой шкалы.

В дальнейшем анализе и моделировании использовались данные РиДМиЖ за 2011 год. Объем выборки составил 11 184 домохозяйств. Доля домохозяйств, выплачивающих кредиты, составила 19.0%, а должников среди кредитруемых — 12.2%. Если учесть среди кредитруемых домохозяйств и тех, у кого были задолженности по другим обязательным платежам (таким как оплата жилья, коммунальных услуг), то доля должников возрастет до 20.4%.

Решение об обращении за кредитом зависит от уровня дохода домохозяйства, причем эта зависимость может носить нелинейный характер, поскольку малоимущие группы не всегда в состоянии представить необходимые гарантии возможности регулярно выплачивать взносы, а наиболее состоятельные в кредитах не нуждаются. Среднее значение совокупных душевых доходов в общей выборке составило 10 986.1 руб. с медианой распределения 9 000.0 руб. В целом доходы домохозяйств, имеющих кредиты, оказались выше доходов тех, у кого их не было. Душевой доход домохозяйств, имеющих потребительские кредиты и не имеющих задолженностей по ним, оказался на 8.8% выше доходов тех, у кого не было кредитов, однако доходы должников по кредитам оказались ниже на 14.3%⁸.

4. Оценка риска потребительского кредитования на основе методологии двумерной пробит-модели

При выявлении взаимосвязи между просрочками платежей по кредитам и наличием кредитов необходимо учитывать, что домохозяйство может иметь несколько задолженностей: как по кредитам, так и по другим обязательным текущим платежам. Например, погасив взнос по

⁷ Подробная информация о проекте доступна на сайте <http://www.socpol.ru/>.

⁸ *t*-статистика равенства двух средних (случай неравных дисперсий) выявила высокую степень значимости различий средних.

потребительскому кредиту, домохозяйство может задолжать по коммунальным платежам, что неявно связано с кредитными выплатами и, в конечном счете, переводит домохозяйство в группу ненадежных плательщиков. В то же время домохозяйства, не имеющие кредитов, в зависимости от материального положения также могут иметь или не иметь задолженности по другим обязательным текущим платежам, не относящимся к кредитам. Тем самым задолженности могут коррелировать с наличием или отсутствием кредита. Коэффициенты взаимной сопряженности Пирсона по этим признакам подтвердили статистически значимую взаимосвязь.

Обычная модель бинарного выбора, в которой, например, наличие долга за просрочку кредита и по другим текущим платежам будет зависимой переменной, а наличие или отсутствие кредита — объясняющей переменной, будет в подобной ситуации не вполне корректной. Устранить это логическое противоречие можно с помощью двумерной пробит-модели, которая дает возможность иметь дело с двумя отдельными зависимыми переменными. Более точно, двумерная пробит-модель представляет собой две независимые пробит-модели, которые оцениваются совместно, с учетом корреляции между ошибками в обеих моделях (Greene, 2003). Например, можно рассмотреть оценку вероятности для домохозяйства иметь просрочки по каким-либо обязательным текущим платежам, включая выплаты по потребительским кредитам, совместно с оценкой вероятности наличия кредита. Двумерная пробит-модель является естественным расширением пробит-модели, поэтому ее обсуждение ведется в терминах двух латентных переменных Y_1^* и Y_2^* . Предполагается, что каждая латентная переменная есть линейная функция набора объясняющих переменных, которые могут быть одинаковыми или разными для двух уравнений, и каждое уравнение имеет случайную составляющую. Как и в обычной пробит-модели, эти ошибки предположительно подчиняются закону нормального распределения, однако в данном случае это — двумерное нормальное распределение, допускающее ненулевую корреляцию между ошибками. Наличие корреляции между остатками двух уравнений позволяет выявить наличие ненаблюдаемых характеристик домохозяйств, которые влияют и на то, является ли домохозяйство заемщиком по кредиту, и на то, есть ли у него долг по обязательным платежам.

Рассмотрим подробнее постановку задачи двумерной пробит-модели (Cappellary, Jenkins, 2003; Park, 2010):

$$Y_{1i}^* = X_{1i}\beta_1 + u_{1i}, Y_{1i} = \begin{cases} 1, & \text{если } Y_{1i}^* > 0 \\ 0, & \text{иначе} \end{cases},$$

$$Y_{2i}^* = X_{2i}\beta_2 + u_{2i}, Y_{2i} = \begin{cases} 1, & \text{если } Y_{2i}^* > 0 \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}.$$

Обычно для пробит-модели предполагается, что распределение ошибки подчиняется нормальному закону, при этом подразумевается, что ошибки моделей независимы друг от друга, т. е. $\text{Cov}(u_{1i}, u_{2i}) = 0$. Если такие допущения для стандартной пробит-модели выполняются, то можно оценивать два уравнения по отдельности. Но что происходит, если два уравнения связаны? Имеем:

$$u_{1i} = \eta_i + \varepsilon_{1i},$$

$$u_{2i} = \eta_i + \varepsilon_{2i}.$$

Другими словами, в ошибках каждой модели содержится часть (ε_i) , уникальная для каждой модели, и вторая часть (η_i) — общая.

Можно предположить, что все три типа ошибок совместно нормально распределены. Если это верно, то ошибки u_{1i} и u_{2i} также будут нормальными, но зависимыми (в силу наличия общей части η_i). Для них используется двумерное нормальное распределение с плотностью:

$$f(u_1, u_2) = \frac{1}{2\pi\sigma_{u1}\sigma_{u2}\sqrt{1-\rho^2}} \exp\left[-\frac{1}{2(1-\rho^2)}\left(\frac{u_1^2}{\sigma_{u1}^2} + \frac{u_2^2}{\sigma_{u2}^2} - 2\rho\frac{u_1u_2}{\sigma_{u1}\sigma_{u2}}\right)\right],$$

где ρ — коэффициент корреляции двух ошибок.

Используя предположение о совместной нормальности распределения ошибок, можно записать вероятности каждого из четырех возможных исходов как функцию объясняющих переменных и неизвестных параметров модели. В частности, имеем

$$\Pr(Y_{1i} = 1, Y_{2i} = 1) = \int_{-\infty}^{-X_{1i}\beta_1 - X_{2i}\beta_2} \int_{-\infty}^{\infty} f(u_1, u_2) du_1 du_2.$$

Это позволяет оценить модель методом максимального правдоподобия. Поскольку исходы оцениваются совместно, то можно оценить не только коэффициенты каждого из двух уравнений, но также и коэффициент корреляции между двумя ошибками (ρ).

Как и в случае с обычной пробит-моделью, латентные переменные не имеют натуральных единиц измерения и могут быть заданы только качественными интерпретациями. Но, как и в случае с бинарной пробит-моделью, можно вычислить средние предельные эффекты, что расширяет возможности интерпретации результатов и позволяет оценить воздействия изменений одной из объясняющих переменных на предельную вероятность каждого исхода. Например, вероятности для домохозяйства иметь кредит и быть должником по платежам. Или можно вычислить маржинальный эффект объясняющих переменных на совместную вероятность каждого из четырех возможных исходов, например, вероятность, что домохозяйство имеет кредиты и не является должником по платежам. И наконец, можно вычислять предельный эффект объясняющих переменных на условных вероятностях, например, вероятность того, что домохозяйство является должником по платежам, при условии наличия у него кредита.

5. Результаты моделирования

Для выявления детерминант задержки выплат по потребительским кредитам была построена двумерная пробит-модель с двумя бинарными зависимыми переменными⁹. В данных РидМиЖ это — переменная «Наличие потребительского кредита на момент опроса», принимающая значение 1 в случае наличия кредита и 0 в случае его отсутствия, и переменная, сформированная по ответам на вопрос: «В течение последних 12 месяцев были ли случаи, когда Ваше домохозяйство оказывалось не в состоянии внести очередной платеж, такой как: плата за арендуемое жилье; оплата счетов за квартплату, коммунальные услуги, электричество, вода и газ и прочее; очередной взнос при покупке чего-либо в рассрочку или кредит»¹⁰, принимающая значение, равное 1, в случае наличия долга и 0 в случае его отсутствия.

⁹ Для расчетов использовался пакет STATA (версия 9).

¹⁰ Ипотечные кредиты и задолженности по ним не учитывались.

В число объясняющих переменных модели были включены: демографический тип домохозяйства, уровень образования респондента, число занятых в домохозяйстве, а также сформированы региональные фиктивные переменные в соответствии с классификацией, разработанной в проекте НИСР «Россия регионов: в каком социальном пространстве мы живем?» (Россия регионов..., 2005).

В качестве переменной доходов в модели были сформированы бинарные переменные по 20%-ным группам душевых доходов домохозяйств.

Описательные статистики переменных представлены в табл. 1 Приложения.

Результаты моделирования представлены в табл. 2 Приложения. Этот вариант расчетов проведен на данных выборки 2011 года и включает 11 184 наблюдения (домохозяйства). В первой колонке представлены коэффициенты модели для домохозяйств, имеющих или не имеющих кредиты, во второй — коэффициенты модели, учитывающей наличие или отсутствие задолженности по кредитам, в третьей — средние предельные эффекты (Bartus, 2005; Greene, 1996). Средний предельный эффект двумерной пробит-модели составил:

$$Pr(\text{задолженность по платежам} = 1 \mid \text{наличие кредита} = 1) - \\ - Pr(\text{задолженность по платежам} = 1 \mid \text{наличие кредита} = 0) = 0.02913,$$

т. е. наличие кредита при прочих равных условиях повышает вероятность задолженности по обязательным платежам в среднем приблизительно на 2.9%.

Демографический тип домохозяйства существенно определяет его кредитное поведение. Наиболее активные заемщики по потребительским кредитам — супруги с детьми, они же и наиболее вероятные должники. Риск задолженности при условии наличия кредита на 3.5% ниже в домохозяйствах пенсионеров, на 1.4% — в сложных семьях с детьми и на 2.2% — в сложных семьях без детей. Среди одиноких людей трудоспособного возраста эти шансы ниже на 1.26%, а у супругов без детей — на 0.41%.

Наименьшие шансы на получение кредита имели домохозяйства, где респондентом выступал человек с неполным средним образованием. Однако должниками по кредитам чаще были домохозяйства, где отвечали респонденты с общим средним и начальным профессиональным образованием — для них риск наличия задолженности был выше на 1.6 и 1.4% соответственно.

Как связаны доходы с вероятностью наличия кредита и задолженностью по нему? Домохозяйства, представленные в первом квинтиле душевых доходов, реже берут кредиты, однако чаще являются должниками, маржинальный эффект для этой группы указывает на рост в 1.1%. Следующая группа, значения коэффициентов модели для которой статистически значимы — пятая квинтиль. Шансы иметь кредит здесь выше, а задолженности ниже, маржинальный эффект составил всего 0.14% и статистически незначим.

Домохозяйства с двумя и тремя работающими имеют существенно более высокие шансы на наличие кредита. Шансы на кредит ниже в домохозяйствах, где нет работников, и там, где их четыре и более. Этот результат вполне объясним — в первых недостаточно средств, а во вторых покупки чаще совершают без обращения за кредитом. Соответственно, маржинальные эффекты составляют –1.4 и –1.2%.

По сравнению с регионами-лидерами, потребительские кредиты чаще берут в регионах, которые в принятой классификации обозначены как «относительно развитые, или опережающие по доходу» и «середина». Что же касается задолженностей, то вероятность оказаться в этой группе выше в регионах «середины» и «аутсайдерах». Предельные эффекты для

дискретных переменных указывают на то, что вероятность иметь потребительский кредит и быть должником по обязательным платежам в относительно развитых, или опережающих по доходу регионах возрастает на 1.95%, а середнячках — на 1.27%.

Тип поселения статистически незначимо воздействует на вероятность наличия кредита, однако шансы быть должниками по кредитам существенно выше среди домохозяйств, проживающих в областных центрах. Соответственно и маргинальные эффекты в городах областного подчинения ниже приблизительно на 1.4%, в поселках городского типа — на 1.8%, а в селах — на 1.9%.

По значениям прогнозных вероятностей четырех возможных исходов двумерной пробит-модели можно рассчитать условные вероятности для различных сочетаний переменных модели. Например, вероятность наличия кредита у домохозяйства супругов с детьми, проживающего в областном центре «относительно развитого» региона, имеющего одного занятого с начальным профобразованием, с доходами из первой квинтильной группы при условии, что у домохозяйства есть задолженность по платежам, равна 0.1127.

При тех же условиях, но при перемещении во второй квинтиль вероятность составит 0.1138. Если из областного центра переехать в село, то вероятность снизится до 0.0651. Для регионов «середины», областных городов и второго квинтиля — возрастет до 0.1236. Оценки вероятностей задолженностей по обязательным платежам при условии наличия кредита для любых сочетаний признаков, интересующих аналитика, легко получить в пакете STATA.

Для проверки устойчивости полученных результатов были также произведены оценки ковариационной матрицы оценок параметров модели на основе бутстрапа с числом репликаций, равным 50, 100 и 200. Качественная интерпретация полученных результатов не отличается от представленных выше. Однако возросла значимость переменных образования и числа занятых. Маргинальные эффекты близки с точностью до второго — третьего знака после запятой (табл. 3 в Приложении).

6. Выводы

В настоящее время задача построения кредитного скоринга, адекватного российским реалиям, сталкивается с проблемой отсутствия информационной базы по кредитным историям. Накопленных банками кредитных историй оказывается для этого недостаточно, в то время как в репрезентативных опросах населения вопросы кредитного поведения и наличия задолженностей почти не находят отражения. Исключением является опрос «РиДМиЖ», позволяющий оценить ряд факторов, влияющих на вероятность для домохозяйств иметь просрочки по выплате кредитов.

Представленный метод оценки риска задолженности по потребительским кредитам позволяет упорядочить эти риски для различных социально-демографических групп домохозяйств с учетом специфики расселения. В частности, значительным рискам подвержены домохозяйства с невысоким образовательным уровнем, чаще всего это — семьи, где есть дети и один из супругов не работает, что влечет за собой снижение душевых доходов даже при относительно высокой заработной плате работника в семье. Такие домохозяйства преимущественно концентрируются в областных центрах тех регионов, где проживает основная часть населения страны. Невысокий уровень финансовой грамотности в таких домохозяйствах, помноженный на растущие потребительские запросы, зачастую ведет к необду-

манным кредитам, выплаты по которым становятся непосильным бременем, и, тем самым, к задолженностям по обязательным платежам.

Оценки маржинальных эффектов и условных вероятностей по двумерной пробит-модели могут служить основой для разработки обоснованной скоринговой шкалы, увеличивающей или уменьшающей балл потенциального заемщика, домохозяйство которого обладает теми или иными значениями характеристик, существенными для риска задолженности. Кроме того, выявленное статистически значимое влияние типа региона и поселения позволяет ввести необходимые корректировки в скоринговые системы, что представляется важным для России, имеющей значительную территорию и заметную вариацию основных социально-демографических показателей по регионам.

Список литературы

Андреева Г. (2002). Скоринг как метод оценки кредитного риска. Из материалов журнала «Банковские технологии». <http://www.cfin.ru/finalalysis/banks/scoring.shtml>.

Россия регионов: в каком социальном пространстве мы живем? (2005). Независимый институт социальной политики. М.: Поматур.

Bartus T. (2005). Estimation of marginal effects using margeff. *Stata Journal*, 5, 309–329.

Cappellary L., Jenkins S. P. (2003). Multivariate probit regression using simulated maximum likelihood. *The Stata Journal*, 3 (3), 278–294.

Greene W. H. (1996). Marginal effects in the bivariate probit model. *NYU Working Paper* No. EC-96–11. Stern School of Business, New York University.

Greene W. H. (2003). *Econometric analysis*. 5 ed. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall.

Mays E. (ed.) (2001). *Handbook of credit scoring*. Chicago: Glenlake Publishing Company Ltd/Fitzroy Dearborn Publishers.

McNab H., Taylor P. (2007). *The principles and practice of consumer credit risk management*. IFS Publishing, Canterbury.

Park H. M. (2010). Regression models for binary dependent variables using Stata, SAS, R, LIMDEP, and SPSS. *Working Paper*. The University Information Technology Services, Center for Statistical and Mathematical Computing, Indiana University. <http://www.indiana.edu/~statmath/stat/all/cdvm/index.html>.

Thomas L. C., Edelman D. B., Crook J. N. (2002). *Credit scoring and its applications*. SIAM monographs on mathematical modeling and computation.

Приложение

Таблица 1. Описательные статистики переменных, используемых в анализе (объем выборки — 11 184)

Переменные	Доля, %
<i>Демографический тип домохозяйства</i>	
Пенсионеры	25.25
Сложные без детей	12.82
Сложные с детьми	15.36
Супруги без детей	26.43
Супруги с детьми	5.52
Одиноко проживающие трудоспособные	14.61

Окончание табл. 1

Переменные	Доля, %
<i>Уровень образования респондента</i>	
До 9 классов	10.68
9–11 классов	10.60
Начальное профессиональное образование	21.52
Среднее профессиональное и неполное высшее	25.73
Высшее и послевузовское образование	31.47
<i>Число занятых в домохозяйстве</i>	
Ни одного	32.26
Один	31.10
Двое	8.64
Трое	2.71
Больше трех	25.30
<i>Тип региона</i>	
Лидеры	9.99
Относительно развитые или опережающие по доходу	31.74
Середина	55.88
Аутсайдеры	2.39
<i>Тип поселения</i>	
Областной центр	41.33
Город	27.73
Поселок городского типа	5.64
Сельский населенный пункт	26.30

Таблица 2. Двумерная пробит-модель риска просрочки выплат по обязательным платежам

Переменные	Наличие кредита	Наличие задолженности	Маржинальный эффект
<i>Демографический тип домохозяйства</i>			
Пенсионеры	–0.663*** (0.073)	–0.627*** (0.073)	–0.035*** (0.002)
Сложные без детей	–0.331*** (0.049)	–0.373*** (0.056)	–0.022*** (0.002)
Сложные с детьми	–0.090* (0.049)	–0.282*** (0.053)	–0.014*** (0.002)
Супруги без детей	0.109** (0.046)	–0.006 (0.051)	–0.004 (0.003)
Супруги с детьми	–	–	–
Одинокое проживающие трудоспособные	–0.272*** (0.085)	–0.121* (0.080)	0.013*** (0.003)
<i>Уровень образования респондента</i>			
До 9 классов			
9–11 классов	0.222** (0.078)	0.130* (0.075)	0.016** (0.006)
Начальное профессиональное образование	0.19** (0.068)	0.130** (0.066)	0.014** (0.005)
Среднее профессиональное и неполное высшее	0.098 (0.067)	–0.068 (0.066)	0.001 (0.004)
Высшее и послевузовское образование	0.159** (0.067)	–0.139** (0.066)	–0.0004 (0.004)
<i>Душевые доходы домохозяйств (20%-ные доходные группы)</i>			
1	–0.107** (0.052)	0.341*** (0.057)	0.011** (0.004)

Окончание табл. 2

Переменные	Наличие кредита	Наличие задолженности	Маржинальный эффект
2	0.002 (0.051)	0.182*** (0.056)	0.008*** (0.003)
3	—	—	—
4	0.052 (0.053)	−0.025 (0.058)	0.001 (0.003)
5	0.173*** (0.053)	−0.107* (0.062)	0.001 (0.004)
<i>Число занятых в домохозяйстве</i>			
Ни одного	−0.522*** (0.071)	0.090 (0.060)	−0.014*** (0.003)
Один	—	—	—
Двое	0.138*** (0.039)	−0.131* (0.044)	−0.001 (0.002)
Трое	0.108** (0.055)	−0.070 (0.063)	0.001 (0.004)
Больше трех	−0.083 (0.090)	−0.253** (0.104)	−0.012** (0.004)
<i>Тип региона</i>			
Лидеры	—	—	—
Относительно развитые или опережающие по доходу	0.29*** (0.045)	0.163*** (0.051)	0.096*** (0.004)
Середина	0.299*** (0.048)	0.049 (0.054)	0.013*** (0.003)
Аутсайдеры	−0.525*** (0.158)	0.633*** (0.117)	−0.0003 (0.008)
<i>Тип поселения</i>			
Областной центр	—	—	—
Город	−0.038 (0.040)	−0.311*** (0.044)	−0.014*** (0.002)
Поселок городского типа	−0.108 (0.078)	−0.458*** (0.088)	−0.018*** (0.003)
Сельский населенный пункт	0.024 (0.044)	−0.518*** (0.049)	−0.019*** (0.002)
$\hat{\rho}$	0.210***		
P -значение LR -теста гипотезы $\hat{\rho} = 0$	0.00		

Примечание. ***, **, * — значимость на уровне 1, 5, 10% соответственно. В скобках приведены робастные стандартные отклонения коэффициентов.

Таблица 3. Двумерная пробит-модель риска просрочки выплат по обязательным платежам с оценкой стандартных ошибок модели методом бутстрапа (число репликаций = 100)

Переменные	Наличие кредита	Наличие задолженности	Маржинальный эффект
<i>Демографический тип домохозяйства</i>			
Пенсионеры	−0.665*** (0.071)	−0.617*** (0.069)	−0.035*** (0.002)
Сложные без детей	−0.348*** (0.043)	−0.391*** (0.060)	−0.022*** (0.002)
Сложные с детьми	−0.088* (0.042)	−0.290*** (0.053)	−0.013*** (0.002)
Супруги без детей	0.116** (0.039)	−0.010 (0.047)	−0.004 (0.002)

Окончание табл. 3

Переменные	Наличие кредита	Наличие задолженности	Маржинальный эффект
Супруги с детьми	—	—	—
Одинок проживающие трудоспособные	−0.280*** (0.075)	−0.127* (0.073)	0.012*** (0.003)
<i>Уровень образования респондента</i>			
До 9 классов	—	—	—
9–11 классов	0.238*** (0.074)	0.146** (0.074)	0.017** (0.006)
Начальное профессиональное образование	0.243*** (0.063)	0.163** (0.056)	0.017** (0.005)
Среднее профессиональное и неполное высшее	0.160** (0.057)	−0.001 (0.054)	0.006 (0.004)
Высшее и послевузовское образование	0.205*** (0.065)	−0.087 (0.057)	0.004 (0.004)
<i>Душевые доходы домохозяйств (20%-ные доходные группы)</i>			
1	−0.099** (0.050)	0.362*** (0.053)	0.011** (0.003)
2	0.009 (0.050)	0.190*** (0.060)	0.008*** (0.004)
3	—	—	—
4	0.024 (0.053)	−0.012 (0.060)	0.0004 (0.003)
5	0.155** (0.054)	−0.124** (0.061)	0.0003 (0.003)
<i>Число занятых в домохозяйстве</i>			
Ни одного	−0.580*** (0.062)	0.078 (0.055)	−0.016*** (0.003)
Один	—	—	—
Двое	0.160*** (0.057)	−0.167*** (0.038)	−0.001 (0.002)
Трое	0.138** (0.061)	−0.116** (0.061)	−0.0004 (0.003)
Больше трех	−0.016 (0.057)	−0.236** (0.100)	−0.008* (0.004)
<i>Тип региона</i>			
Лидеры	—	—	—
Относительно развитые или опережающие по доходу	0.299*** (0.042)	0.172*** (0.050)	0.019*** (0.003)
Середина	0.311*** (0.040)	0.060 (0.043)	0.013*** (0.002)
Аутсайдеры	−0.541*** (0.145)	0.566*** (0.092)	−0.004 (0.006)
<i>Тип поселения</i>			
Областной центр	—	—	—
Город	−0.044 (0.035)	−0.306*** (0.044)	−0.012*** (0.002)
Поселок городского типа	−0.117 (0.072)	−0.421*** (0.081)	−0.016*** (0.002)
Сельский населенный пункт	0.021 (0.041)	−0.502*** (0.043)	−0.017*** (0.002)
$\hat{\rho}$	0.220***		
P-значение LR-теста гипотезы $\hat{\rho} = 0$	0.00		

Примечание. ***, **, * — значимость на уровне 1, 5, 10% соответственно. В скобках приведены робастные стандартные отклонения коэффициентов.