

УДК 33

## Прогнозирование риска невозврата кредита (скоринг): обзор существующих методов

**Гилёв Денис Викторович**

Старший преподаватель,  
Уральский федеральный университет им. первого Президента России Б.Н. Ельцина,  
620002, Российская Федерация, Екатеринбург, ул. Мира, 19;  
e-mail: deni-gilev@narod.ru

### Аннотация

В данной статье представлен всеобъемлющий обзор известных методов кредитного скоринга. Приведены основные работы, выводы из них о точности методов. Проведен сравнительный анализ каждого представленного метода. Из проведенного анализа сформулированы выводы и разработаны направления будущих исследований. Несмотря на такое, казалось бы, большое количество существующих методов, все еще остались интересные моменты, касающиеся усовершенствования методов кредитного скоринга. Во-первых, процесс подготовки данных, таких как сбор данных, выборе переменных (факторов) и выявление из них более информативных для прогнозирования кредитного скоринга может помочь снизить уровень шума и дальнейшего повышения точности оценки кредитного риска. Тем не менее, большинство исследований на данный момент пренебрегали данным обстоятельством. Во-вторых, в связи с тем, что комбинации современных методов (например, генетического программирования с нейронными сетями) только недавно стали рассматриваться и продемонстрировали свое превосходство над другими, этот аппарат еще не до конца проработан и требует дополнительных исследований.

### Для цитирования в научных исследованиях

Гилёв Д.В. Прогнозирование риска невозврата кредита (скоринг): обзор существующих методов // Экономика: вчера, сегодня, завтра. 2019. Том 9. № 7А. С. 70-80.

### Ключевые слова

Экономика, скоринг, кредит, прогнозирование, риск.

## Введение

С развитием рыночной экономики активно стало развиваться кредитование как физических, так и юридических лиц. Однако риск, которому подвергается кредитная организация, достаточно высок. Для его снижения в последнее время активно стали использовать различные математические методы для оценки деятельности своего клиента по различным критериям. Причем важно заметить, что чем меньше требуется каких-либо затрат на такой математический аппарат, тем активнее он разрабатывается и применяется. Данная статья предусматривает обзор современных методов скоринга, регулирующих механизмов, базирующихся на теоретических аспектах кредитной политики и существующих математических методах.

В исследовании рассматриваются методы оценки способности погасить кредит различных экономических агентов в рамках системы кредита, такие как страны (или правительства), корпорации, юридические лица, индивидуальные предприниматели и физические лица. Исторический обзор теоретических моделей развития экономических агентов представлены вместе с существующими работами и могут быть полезны для будущих исследований. Некоторые интересные выводы обобщены в обзоре литературы [Александров, 2009].

Наиболее популярные методы кредитного скоринга используют экспертные системы, эконометрические модели, методы искусственного интеллекта, в том числе дискриминатный и кластерный анализы. На данный момент актуальной задачей для регулирующих механизмов, которые контролируют кредитные риски, является установление общих кредитных баз данных и их корректная обработка.

## Общие сведения

Увеличение кредитных рисков происходит от информационной асимметрии между экономическими агентами, поэтому, кредитор должен оценивать экономическую деятельность различных экономических агентов, таких как страны (или правительства), корпорации и физические лица. Под кредитным риском понимается вероятность заемщика не вернуть кредит, то есть вероятность его неплатежеспособности. В частности, при инвестировании государственный долг или кредит страны должен рассматриваться основным фактором риска. Аналогично, для кредитных организаций, наличие у клиента уже одного кредита – первый звонок для отклонения заявки. Точно также, как при торговле на биржевых и инвестирование на финансовых рынках, способность целевых корпораций, юридических или физических лиц по выполнению своих долговых обязательств должна быть тщательно оценена. Данный процесс называется кредитный скоринг или рейтинг; он использует информацию текущего экономического состояния и другие критерии клиента. Например, коммерческие банки принимают решения о выдаче финансовых кредитов и выпуске кредитных карт для клиентов в зависимости от корпоративных кредитных рейтингов или на основании кредитных баллов. Кроме того, быстрое развитие онлайн рынка способствовало экономической активности через сети, а эта новая концепция вызвала более широкий интерес в отношении соответствующего оценке участников кредитного риска на основе огромного количества исторических данных о платежеспособности онлайн.

В целом, скоринг – это метод классификации всех заемщиков на различные группы для оценки кредитного риска; представляет собой статистическую или математическую модель [там же].

Существующие исследования основаны на трех основных точках зрения: теоретическое обоснование, методы скоринга и регулирующие механизмы. Теория кредита, в качестве теоретической основы, исследует экономическое объяснение кредита в сочетании с созданием и эволюции механизмов. Научно-исследовательские подходы показывают, что существующие исследования могут быть классифицированы в соответствии с двумя основными школами - традиционными и новыми кредитными теориями. В то время как бывшие исследуют кредитную теорию на основе различных экономических теорий, например, институциональной экономики, информационной экономики, теории игр (Стиглиц и Вайс, 1981 ; Джарроу и Сюй, 2010; Браун и Zehnder, 2010 ), развивающиеся исследования используют различные текущие экспериментальные методы, целые комплексы систем, такие как модели мульти-агент на основе динамики системы, и других методы моделирования (Янкович и др., 2007; Barnaud, 2008).

При этом кредитный скоринг количественной оценки кредитного риска различных агентов был и остается серьезной проблемой в вопросах выдачи кредита. Для повышения точности оценки, были разработаны и введены различные методы прогнозирования, которые могут быть разбиты на четыре группы: экспертная система приближения (Альтман, 1968; Somerville и Taffler, 1995), традиционные эконометрические модели (Doumpos и др., 2001; Pasiouras и Tanna 2010; Yim, 2005), методы искусственного интеллекта (Blanco и др. 2013; Yu and Yao 2013; Хан и др 2013 ), и их модификации (Yim and Mitchell, 2005; Ли и др. 2002; Chen and Huang 2003; Hsieh 2005). Кроме того, независимые переменные (или индексы оценки) играют важную роль в прогнозировании кредитного рейтинга и различаются у разных агентов. Например, страновой риск включает в себя экономические, финансовые, социальные, культурные, географические и политические сферы и распространяется на ее отношения с другими странами (Li и др. 2012; Balkan 1992; Block and Vaaler 2004; Бейрн и Fratzscher 2013). Оценочные показатели корпоративного кредитования можно разделить на финансовые и нефинансовые показатели (Duffee and Zhou, 2001; Min and Lee, 2008). У физического лица рассматриваются различные внутренние и внешние факторы (Avery и др., 2004; Bellotti and Crook, 2009; Chuang and Lin, 2009).

Нормативные механизмы позволяют контролировать кредитный риск различных агентов. Согласно существующим исследованиям, создание базы кредитных данных может быть одной из самых насущных задач, причем не только в европейских странах, но в России. Кроме того, многочисленные существующие исследования сосредоточены на обмене кредитной информацией и связанных с ним нормами и правилами (Hunt, 2005).

Что касается литературного обзора по кредитам, многочисленные существующие исследования были сосредоточены на методах кредитного скоринга (Yim and Mitchell 2005; Blanco et al. 2013; Chen et al. 2009; Tseng and Hu 2010), игнорируя другие важные аспекты теории кредита, такие как индексы оценки и механизмы регулирования. Кроме того, соответствующие исследования были сосредоточены в основном на кредитном риске одного конкретного экономического агента, такого как страна (Doumpos и др. 2001; Fioramanti 2006; Alp др. 2011), предприятие (Blanco et al. 2013; Zhou et al. 2005; Tang and Chi 2005) или физическое лицо (Vaesens и др., 2003; Desai и др., 1996). В этом контексте, это исследование восполняет данный пробел в российской науке, предоставляя полный обзор литературы по исследованию методов оценки кредитного риска с точки зрения теоретических основ и методов скоринга, в которых рассматриваются различные экономические агенты в кредитной системе, т.е. страны, компании, частные лица.

## Теоретические основы

Известны различные теории кредита, но лидирующее положение заняла капиталотворческая. В соответствии с данной теорией банки сами создают, «производят» кредит, который в свою очередь, является источником прибыли. С такой точки зрения кредит – это нечто иное, как производительный капитал. Причем сам кредит независим от процесса воспроизводства. Более того, при все этом кредит еще является решающим фактором развития экономики. Эти идеи были сформулированы и разработаны Дж. Ло, Г. Маклеодом, Дж. М. Кейнсом.

В то же время современная теория финансового посредничества фокусируется на управлении кредитными рисками и утверждает, что кредит также играет важную роль в экономической системе (Scholtens и Van Wensveen, 2003).

Исследования по актуальным кредитным теориям анализируются на основе информационной экономики с упором на информационные механизмы в кредитной системе. Например, Стиглиц и Вайс (1981) и Джарроу и Сюй (2010) утверждали, что кредитный риск в основном связан с информационной асимметрией между различными агентами, и оценка кредитного риска может быть использована в качестве важного инструмента, чтобы избежать таких проблем, как мошенничество. Кроме того, различные экспериментальные технологии моделирования, в том числе многоагентных систем, динамики систем и теории игр были применены к моделированию кредитных систем, чтобы изучить создание и эволюция механизмов кредитования. Например, Barnaud др. 2008 рассматривали модели многоагентных систем из теории игр, чтобы имитировать сельский кредит в Хайленд сельского сообщества Северного Таиланда. Янкович и др. в 2007 разработали модель экономического значения кредитного рейтинга систем на основе статистических экономических моделей.

Что касается будущих направлений исследований, хотя экспериментальные технологии моделирования были введены и стали потенциально эффективными инструментами для изучения кредитной теории, то они остаются недостаточными по сравнению с исследованиями традиционной теории кредита. Кроме того, все существующие исследования выполнены только из расчета работы только с одним конкретным агентом, таким как корпорации или физические лица.

Более того, если рассматривать ситуацию со скорингом в России, то на данный момент, за некоторым исключением, ни у одного банка нет действующей классической системы скоринга, при этом платежеспособность клиента оценивается некоторыми собственными программными продуктами, основанными на примитивных методах.

Кредитный скоринг является одним из самых важных компонентов кредитных исследований. Соответствующие исследования попытались увеличить точность оценки кредитного риска различных агентов. Методы регрессии и оценки показателей скоринга являются критическими факторами. В следующих подразделах представлен всесторонний обзор каждого фактора.

## Методы регрессии

Как уже было сказано, существуют различные методы прогнозирования, для оценки риска, связанного с выдачей кредита, и один из них – регрессионный анализа. Причем в последнее

время он может быть представлен как в экспертной системы, так и в эконометрической модели, в модели математического программирования и других.

Экспертные системы выступают в качестве основного метода использования субъективного анализа (так называемая система «Эксперт») для оценки кредитного риска. В экспертных системах, каждому фактору присваивается определенный балл по некоторой шкале, определяющей окончательные результаты оценивания. Например, самой известной системой показателей оценки корпоративного кредита является система 5С (Альтман, 1968), в которой факторы субъективно оценены экспертом. Кроме того, Somerville и Taffler в 1995 году сравнили экспертные оценки по данной системе с другими существующими на тот момент моделями прогнозирования (статистическими моделями) и показали, что данная система имеет примерно ту же точность прогноза.

Однако подход экспертных систем в значительной степени зависит от субъективной оценки. Таким образом, результат оценки для кредитного риска может быть предвзятым или дискриминационными по сравнению с другими количественными методами, основанными на конкретных данных.

Эконометрический подход. Эконометрические подходы являются самыми популярными количественными методами в пределах научных направлений анализа и прогнозирования данных, базирующихся на математике, статистике и информатике. Согласно существующей литературе, наиболее популярными подходами к кредитному скорингу являются дискриминантный анализ, логит (или пробит) модели, кластерный анализ, и метод *k*-ближайших соседей.

Типичными работами по кредитному скорингу с использованием эконометрических подходов являются исследования Альтман (1968), Фрэнк и Клайн (1971), Grinols (1975), Taffler и Абасси (1984), Балканский (1992), Наан (1997), Doumpos (2001), Чжоу (2005) Tang and Chi (2010), Ендовицкий и Бахтин (2010).

Дискриминантный анализ. Метод дискриминантного анализа – один из самых основных методов, широко применяющихся для оценки кредитного риска с 1966 года, прост в использовании и интерпретации. Многочисленные исследования кредитного риска использовали дискриминантный анализ (Альтман 1968; Beaver 1966; Фрэнк и Клайн 1971; Grinols 1975; Taffler и Абасси 1984; Doumpos и др. 2001). Например, Zhou и др. была построена кредитная модель клиентов на основе Байесовского дискриминантного метода и проверена эффективность этой модели в классификации клиентов с разным уровнем кредитного риска. Причем процент ошибки данной модели оказался достаточно низким. Для странового кредитного риска, Фрэнк и Клайн в 1971 году использовали линейные и квадратичные методы дискриминантного анализа при определении переоформления задолженности стран. Grinols в 1975 году использовал дискриминантный анализ и показал его эффективность в оценке странового риска. Taffler и Abassi 1984 написали статью "Реструктуризация долга с денежно-кредитной политики и показателей обслуживания долга, основанных на линейном методе дискриминантного анализа и экспертной системе». Doumpos и его коллеги в 2001 году предложили метод многокритериального принятия решения (MHDIS), который классифицировал 143 страны на четыре группы в соответствии с кредитными рейтингами. Для корпоративных кредитов, Альтман в 1968 и Beaver в 1966 применили модель многофакторной классификации для прогнозирования кредитоспособности бизнеса. Еще одним важным случаем дискриминантного анализа является модель, составленная на основе модели ZETA с семи переменными, предложенная Альтманом к кредитному риску. Альтманом и Нараянаном в 1997

году улучшена данная модель. Скотт в 1981 использовал модель ZETA для изучения прогнозирования банкротства предприятий.

Логит-модель. Является типичной вероятностной статистической моделью классификации. Для странового риска, Feder and Just в 1977 году разработали модель логит-анализа, с помощью которой смогли определить потенциал стран по обслуживанию долга и возможности реоформления задолженности. Rivoli and Brewer в 1998 году использовали модель логистической регрессии для оценки странового риска. Для корпоративных кредитных рисков Tang и Chi в 2005 спрогнозировали кредитный риск в контексте международной торговли с помощью анализа ROC-кривых и сравнили эту модель с традиционными логит-моделями и методами нечеткой логики. West в 1985 году провел анализ интегрального коэффициента оценки логит-модели и предложил новый способ оценки состояния банковского риска, эмпирические результаты которого показали достаточно высокую вероятность верного прогноза.

Кроме того, существует еще несколько исследований, которые сравнивают логит-регрессию с другими методами скоринга. Например, в работе Saini и Bates (1978), результаты показали, что оценки, полученная при помощи логит-модели и метода дискриминантного анализа, аналогичны. Шмидт в 1984 сравнивал логит-анализ с дискриминантным и кластерным анализами и обнаружил, что логит-модель превосходит эти методы странового кредитного скоринга. Pasiouras и Tanna в 2010 году использовали методы дискриминантного анализа и логит-регрессии для оценки кредитного риска и показали, что оба метода достигают одинаковый уровень точности прогнозирования.

Из отечественных исследований можно отметить работу Снеговой [Снегова, 2013], в которой применяется логистическая регрессия для прогнозирования вероятности дефолта при экспресс-кредитовании.

Модель пробит. Также является важным методом классификации в предположении, что совокупное распределение вероятностей является стандартным нормальным распределением. По сравнению с другими подходами, сравнительно мало исследований по кредитному скорингу используют пробит-модель. Fisk и Rimlinger в 1979 году изучали долгосрочную кредитоспособность и реструктуризацию развивающихся стран на основе пробит-модели. Balkan в 1992 прогнозировал кредитный рейтинг платежеспособных стран, используя пробит-модель, которая включала две важные переменные политического риска: уровень демократии и политической нестабильности.

Метод к-ближайших соседей. Является стандартным непараметрическим методом классификации с учетом только К-подобных случаев. Chatterjee and Varun в 1970 впервые ввели метод к-ближайшего соседа в кредитном скоринге. С этого момента начался бум аналогичных исследований, и метод к-ближайшего соседа стал широко применяться в оценке платежеспособности клиента кредитной организации. Например, Хенли в 1997 предложил систему кредитного скоринга на основе метода к-ближайшего соседа для вычисления индивидуального кредитного риска и сравнил этот метод с другими существующими методами. Результаты подтвердили эффективность и точность модели к-ближайших соседей. Baesens совместно с коллегами в 2003 использовал метод к-ближайших соседей для оценки выдачи кредита физическому лицу, который хорошо себя зарекомендовал на практике.

Математические методы программирования. Мангасарян в 1965 впервые применил метод линейного программирования в прогнозировании. Для кредитного скоринга, в 2002 году была построена модель квадратичного программирования для оценки кредитного риска физическим

лицам, которая включала экспертные оценки. Численные эксперименты показали, что данная модель, включающая экспертные оценки, может улучшить производительность других моделей. Kou в 2005 году предложили модель классификации с использованием многокритериального линейного программирования, чтобы обнаружить закономерности поведения заявителей на получение кредитной карты.

Методы искусственного интеллекта. Недавно, различные методы искусственного интеллекта, основанные на мощных вычислительных способностях машинного обучения, стали преобладать в области кредитного скоринга, классификации и прогнозирования. Из самых популярных моделей прогнозирования и оценки кредитного риска можно выделить искусственные нейронные сети и программы, основанные на методе машины опорных векторов.

Типичными работами по кредитному скорингу, которые использовали нейронные сети являются исследования Odom and Sharda (1990), Tam and Kiang's (1992), Wilson and Sharda (1994), Goonatilake and Treleaven (1995), Купера (1999), Fioramanti (2006), Tseng and Hu (2010), Alp (2011), Blanco (2013).

Основными работами по кредитному скорингу с использованием метода машины опорных векторов являются исследования Also, Davis et al. (1992) Desai et al. (1996) Piramuthu (1999) Huang et al. (2004) Van Gestel et al. (2006).

Искусственные нейронные сети. Различные искусственные нейронные сети широко стали использоваться вначале для прогнозирования банкротства, а затем и для задачи скоринга с 1990 года (Odom and Sharda, Tam and Kiang's), основанные на методах многослойного персептрона и алгоритма обратного распространения. Кроме того, существующие исследования полностью доказали, что искусственная нейронная сеть по качеству прогноза превосходит статистические модели для прогнозирования кредитного риска (Yim and Mitchell 2005; Wilson and Sharda 1994; Back et al. 1996).

Более того, как было сказано выше, искусственная нейронная сеть широко используется в прогнозировании банкротства. Например, Tam and Kiang в 1992 представили такую нейронную сеть. По сравнению с другими методами (например, линейного дискриминантного анализа, логистической регрессии, К -ближайшего соседа и дерева решений), искусственная нейронная сеть является более надежным и точным в оценке состояния предприятия. Например, Wilson and Sharda в 1994 обнаружили, что нейронные сети превосходят дискриминантный анализ и другие статистические эконометрические методы. Gonatilake и Treleaven в 1995 применил метод линейного программирования основе искусственной нейронной сети в качестве метода кредитного скоринга, и результаты показали, что новая система может улучшить точность предсказания. Blanco с коллегами в 2013 году представил искусственную нейронную сеть как модель кредитного скоринга для 5500 заемщиков перуанской микрофинансовой организации, результаты которой показали, что нейронные сети превосходят другие известные методы классификации.

Из отечественных авторов метод нечетких нейронных сетей успешно был применен Селянином и Андрейчиковым [Селянин, Андрейчиков, 2006] именно для задачи кредитного скоринга. Также большая работа в области применения нейронных сетей, логистической регрессии и дискриминантного анализа к банковскому скорингу была проделана Груздевым А.В. [Груздев, 2011]. Была создана большая база с экспериментальными данными; с помощью программного продукта SPSS были проведены определенные расчеты и сделаны соответствующие выводы. Представленные результаты имели большую практическую значимость.

Машина опорных векторов. Это еще один из эффективных методов, разработанный В.Н. Вапником и А.Я. Червоненкисом [Vapnik, 2000]. Основанный на структурной минимизации риска, он был относительно недавно использован для кредитного скоринга и стал достаточно эффективным инструментом.

Schebesch и Stecking в 2005 прогнозировали кредитный скоринг заявителей, используя базу данных и метод машины опорных векторов, пришли к выводу, что данный метод выполняется немного лучше, чем логистическая регрессия. Li в 2006 оценивал потребительский кредитный риск используя метод опорных векторов на небольшой выборке и обнаружил, что данный метод превосходит по точности многослойную нейронную сеть в исследовании выдачи кредита физическим лицам.

Важным исследованием в области кредитного скоринга с использованием метода машины опорных векторов является работа Bellotti and Crook (2009), в которой на большой базе данных оценивался риск выдачи кредитной карточки физическому лицу. Данное исследование показало, что метод опорных векторов может быть использован в качестве основы метода выбора более информативных (значимых) признаков в определении риска.

На основе различных комбинаций методов машины опорных векторов, метода наименьших квадратов и нейронных сетей в 2013 году Yu and Yao была разработана технология оценивания кредитных баллов заявителей по различным факторам, которая показала наибольшую точность классификации.

Однако, главным недостатком метода машины опорных векторов являлось так называемое «проклятие размерности». Однако этот момент был устранен в 2013 Han и его коллегами, которые представили ортогональную модель машины опорных векторов для кредитного скоринга, чтобы решить эту проблему.

### **Эволюционные методы**

В задаче кредитного скоринга главной целью различных моделей сведение к минимуму ошибки оценки, поэтому, стали применяться различные эволюционные методы оптимизации для повышения точности оценки. Например, Desai в 1997 использовал генетические алгоритмы в модели искусственной нейронной сети для прогнозирования платежеспособности клиента. Результаты показали, что методы, основанные на генетических алгоритмах, выполняются несколько лучше, чем другие методы. В дополнение к генетическим методам было разработано генетическое программирование. Например, Ong в 2005 использовал генетическое программирование для кредитного скоринга пришел к выводу, что программа на его основе превосходит по точности такие методы, как нейронные сети, дерево решений, и логистическую регрессию.

Из отечественных работ можно отметить исследование Скулкиной, в котором для задачи кредитного скоринга было успешно применено имитационное моделирование [Скулкина, 2008].

### **Заключение**

Несмотря на такое, казалось бы, большое количество существующих методов, все еще остались интересные моменты, касающиеся усовершенствования методов кредитного скоринга. Во-первых, процесс подготовки данных, таких как сбор данных, выборе переменных (факторов) и выявление из них более информативных для прогнозирования кредитного скоринга может помочь снизить уровень шума и дальнейшего повышения точности оценки кредитного риска.



Тем не менее, большинство исследований на данный момент пренебрегали данным обстоятельством. Во-вторых, в связи с тем, что комбинации современных методов (например, генетического программирования с нейронными сетями) только недавно стали рассматриваться и продемонстрировали свое превосходство над другими, этот аппарат еще не до конца проработан и требует дополнительных исследований.

### Библиография

1. Александров А. Скоринг при управлении кредитными рисками // Российское предпринимательство. 2009. № 10-2. С. 96-100.
2. Грабарь Т.Ю. Методика балльной оценки риска невозврата ссуды клиентом при индивидуальной форме кредитования // Современные наукоемкие технологии. Региональное приложение. 2011. № 2. С. 36-42.
3. Груздев А.В. Нейронные сети в банковском скоринге // Риск-менеджмент в кредитной организации. 2011. № 4. С. 15-26.
4. Селянин В.Е., Андрейчиков А.В. Концепция методики использования нечетких нейронных сетей для оценки кредитного риска на рынке потребительского кредитования // Известия Волгоградского государственного технического университета. 2006. Т. 11. № 6. С. 228-230.
5. Скулкина С.А. Использование имитационного моделирования для идентификации и анализа банковских рисков // Академический вестник. 2008. № 4. С. 250-254.
6. Снегова Е.Г. Применение метода логистической регрессии для прогнозирования вероятности дефолта при экспресс-кредитовании // Национальные интересы: приоритеты и безопасность. 2013. № 5. С. 22-31.
7. Basak J. et al. Unsupervised feature selection using a neuro-fuzzy approach // Pattern Recogn Lett. 1998. 19 (11). P. 997-1006.
8. Beaver W.H. Financial ratios as predictors of failure // J Account Res. 1966. 4. P. 1-111.
9. Beirne J., Fratzscher M. The pricing of sovereign risk and contagion during the European sovereign debt crisis // J Int Money Finance. 2013. 34. P. 60-82.
10. Blanco A. et al. Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: evidence from Peru // Exp Syst Appl. 2013. 40(1). P. 356-364.
11. Block S.A., Vaaler P.M. The price of democracy: sovereign risk ratings, bond spreads and political business cycles in developing countries // J Int Money Finance. 2004. № 23(6). P. 917-946.
12. Brown M., Zehnder C. The emergence of information sharing in credit markets // J Financ Intermed. 2010. № 19(2). P. 255-278.
13. Chen M.C., Huang S.H. Credit scoring and rejected instances reassigning through evolutionary computation techniques // Exp Syst Appl. 2003. № 24(4). P. 433-441.
14. Chen W. et al. Mining the customer credit using hybrid support vector machine technique // Exp Syst Appl. 2009. № 36(4). P. 7611-7616.
15. Vapnik V. The nature of statistical learning theory. Berlin, 2000. 314 p.

### Prediction of credit default risk (scoring): Review of existing methods

**Denis V. Gilev**

Senior Lecturer,  
Ural Federal University named after the first President of Russia B.N. Yeltsin,  
620002, 19, Mira st., Ekaterinburg, Russian Federation;  
e-mail: deni-gilev@narod.ru

### Abstract

With the development of a market economy, lending to both individuals and legal entities began to actively develop. However, the risk to which a credit institution is exposed is quite high. To reduce it recently, various mathematical methods have been actively used to evaluate the activities of their

client according to various criteria. Moreover, it is important to note that the less any costs are required for such a mathematical apparatus, the more actively it is developed and applied. This article provides a comprehensive overview of known credit scoring methods. The main works are presented, conclusions from them on the accuracy of the methods are drawn. A comparative analysis of each method is presented in the paper. Despite such a seemingly large number of existing methods exists, there are still interesting points regarding the improvement of credit scoring methods. First, the process of preparing data, such as collecting data, selecting variables (factors) and identifying more informative ones for predicting credit scoring can help reduce noise and further improve the accuracy of credit risk assessment. However, most studies at the moment neglected this circumstance. Secondly, due to the fact that the combination of modern methods (for example, genetic programming with neural networks) only recently began to be considered and demonstrated their superiority over others, this device has not yet been fully developed and requires additional research.

### For citation

Gilev D.V. (2019) Prognozirovanie riska nevozvrata kredita (skoring): obzor sushchestvuyushchikh metodov [Prediction of credit default risk (scoring): Review of existing methods]. *Ekonomika: vchera, segodnya, zavtra* [Economics: Yesterday, Today and Tomorrow], 9 (7A), pp. 70-80.

### Keywords

Economics, scoring, credit, forecasting, risk.

## References

1. Aleksandrov A. (2009) Skoring pri upravlenii kreditnymi riskami [Scoring in credit risk management]. *Rossiiskoe predprinimatel'stvo* [Russian Journal of Entrepreneurship], 10-2, pp. 96-100.
2. Basak J. et al. (1998) Unsupervised feature selection using a neuro-fuzzy approach. *Pattern Recogn Lett.*, 19 (11), pp. 997-1006.
3. Beaver W.H. (1966) Financial ratios as predictors of failure. *J Account Res.*, 4, pp. 1-111.
4. Beirne J., Fratzscher M. (2013) The pricing of sovereign risk and contagion during the European sovereign debt crisis. *J Int Money Finance*, 34, pp. 60-82.
5. Blanco A. et al. (2013) Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: evidence from Peru. *Exp Syst Appl.*, 40(1), pp. 356-364.
6. Block S.A., Vaaler P.M. (2004) The price of democracy: sovereign risk ratings, bond spreads and political business cycles in developing countries. *J Int Money Finance*, 23(6), pp. 917-946.
7. Brown M., Zehnder C. (2010) The emergence of information sharing in credit markets. *J Financ Intermed*, 19 (2), pp. 255-278.
8. Chen M.C., Huang S.H. (2003) Credit scoring and rejected instances reassigning through evolutionary computation techniques. *Exp Syst Appl.*, 24(4), pp. 433-441.
9. Chen W. et al. (2009) Mining the customer credit using hybrid support vector machine technique. *Exp Syst Appl*, 36(4), pp. 7611-7616.
10. Grabar' T.Yu. (2011) Metodika ball'noi otsenki riska nevozvrata ssudy klientom pri individual'noi forme kreditovaniya [The methodology for assessing the risk of non-repayment of a loan by a client with an individual form of lending]. *Sovremennye naukoemkie tekhnologii. Regional'noe prilozhenie* [Modern high technology. Regional application], 2, pp. 36-42.
11. Gruzdev A.V. (2011) Neironnye seti v bankovskom skoringe [Neural networks in banking scoring]. *Risk-menedzhment v kreditnoi organizatsii* [Risk management in a credit institution], 4, pp. 15-26.
12. Selyanin V.E., Andreichikov A.V. (2006) Kontseptsiya metodiki ispol'zovaniya nechetkikh neironnykh setei dlya otsenki kreditnogo riska na rynke potrebitel'skogo kreditovaniya [The concept of the methodology for using fuzzy neural networks to assess credit risk in the consumer lending market]. *Izvestiya Volgogradskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta* [Bulletin of the Volgograd State Technical University], 11, 6, pp. 228-230.

13. Skulkina S.A. (2008) Ispol'zovanie imitatsionnogo modelirovaniya dlya identifikatsii i analiza bankovskikh riskov [Using simulation to identify and analyze bank risks]. *Akademicheskii vestnik* [Academic Bulletin], 4, pp. 250-254.
14. Snegova E.G. (2013) Primenenie metoda logisticheskoi regressii dlya prognozirovaniya veroyatnosti defolta pri ekspress-kreditovanii [The use of the method of logistic regression to predict the probability of default during express lending]. *Natsional'nye interesy: priority i bezopasnost'* [National interests: priorities and security], 5, pp. 22-31.
15. Vapnik V. (2000) *The nature of statistical learning theory*. Berlin.