

2. Mediascope WEB-Index: офиц. сайт. – Режим доступа: <http://webindex.mediascope.net/>.
3. Wiki.Ru: Википедия. – М., 2016. – Режим доступа: https://ru.wikipedia.org/wiki/Social_media_marketing.
4. Велединский, В.Г. Сервисная деятельность: учебник. – Изд. 2-е, стер. – М.: КНОРУС, 2013. – 176 с.
5. Джанджугазова, Е.А. Новые потребительские ценности в пространстве социальных сетей // Современные проблемы сервиса и туризма. – 2014. – № 2. – С. 42-46.
6. Кириллова, В.Л. PR в некомерческом секторе. – М.: Директ-медиа, 2015. – 127 с.
7. Костюк, К.Н. Книга в новой медийной среде. – М.: Директ-Медиа, 2015. – 432 с.
8. Лебедева, А.Э. Сервисная деятельность: учебное пособие. – Томск: изд-во ТУСУР, 2012. – 294 с.
9. Маркетинг: учебник для бакалавров / под ред. Н.М. Кондратенко. – М.: Юрайт, 2012. – 542 с.
10. Нэреш, К. Маркетинговые исследования. Практическое руководство. – М.: ИД «Вильямс», 2009. – 960 с.
11. Савская, Т. П. Как использовать социальные сети для продвижения товара или услуги // Интернет-маркетинг. – 2015. – № 4. – С. 230-242.
12. Слюсарева, Е.А. Создание информационной платформы для предприятия сервиса / Е.А. Слюсарева, В.А. Струкова // Инновации в социокультурном пространстве. Материалы IX Междунар. научно-практ. конф. Часть I. – Благовещенск: Амурский гос. ун-т, 2016. – С. 184-190.
13. Хилл, Т.О. О товарах и услугах. – М.: Вильямс, 2007. – 82 с.

УДК 519.23+336.7

М.А. Бережной, Н.Н. Максимова

ОБЗОР МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ОЦЕНКИ КРЕДИТОСПОСОБНОСТИ ФИЗИЧЕСКИХ ЛИЦ

В статье проводится обзор существующих в настоящее время моделей для оценки кредитоспособности физических лиц; отмечены основные достоинства и недостатки каждого их подходов.

Ключевые слова: оценка кредитоспособности, скоринг, пробит-модель, дерево решений, нейросеть.

REVIEW OF MODELS FOR ASSESSING THE CREDITWORTHINESS OF INDIVIDUALS

The article reviews the current models for assessing the creditworthiness of individuals; the main advantages and disadvantages of each of their approaches are noted.

Key words: credit rating, scoring, probit model, decision tree, neural network.

DOI: 10/22250/jasu.33

Введение

Кредитование является самой доходной активной операцией коммерческого банка, но в то же время несет наибольшие риски. В современных экономических условиях оценивание возможностей клиентов банка особенно важно при принятии решения о выдаче или отказе в выдаче кредита. Оценка заемщиков является одной из наиболее сложных и ответственных задач в деятельности коммерческого банка. Организация процесса оценивания позволяет, во-первых, снизить уровень рисков банка в случае невозврата кредитов от неблагонадежных заемщиков, а во-вторых, создать условия для качественного обслуживания клиентов, обратившихся за кредитом. Банки уделяют особое значение оценке потенциальных клиентов.

Выбор способа для оценки кредитоспособности был и остается актуальным и в экономической литературе занимает особое место [4].

В рамках данной статьи рассматриваются основные модели оценки кредитоспособности – такие как кредитный скоринг, пробит-модель, дерево решений и нейронная сеть. Дается краткая характеристика каждого метода и приводятся его положительные и отрицательные стороны.

Скоринговая модель

Под термином «скоринг» понимают систему оценки кредитоспособности заемщика, которая основана на анализе имеющихся данных при помощи их статистической обработки [1]. Иначе данный способ оценки называют «балльным»: после обработки информации о клиентах финансовой организации каждому из показателей клиента присваивается определенное значение (начисляются баллы).

Когда клиент приходит в финансовое учреждение и заполняет предоставленную анкету, то вся информация заносится сотрудниками коммерческого банка в специальную программу, которая рассчитывает баллы за каждый пункт и в итоге выдает решение – положительное или отрицательное. Параметры расчета заемщикам не известны.

Основная информация, которую, как правило, запрашивает банк: пол, возраст, подтвержденный доход, стаж работы, общее финансовое состояние, наличие и стоимость имущества, состав семьи, кредитная история.

Каждая финансовая организация может устанавливать индивидуальные параметры в такой модели. В скоринговой модели учитываются факторы, которые оказывают наибольшее влияние на кредитоспособность заемщика и наиболее точно отражают его способность своевременно и без просрочек погасить принятые на себя обязательства.

Впервые модель скоринговой оценки заемщика была предложена в начале 40-гг. XX в. американским экономистом Д. Дюраном. Для построения системы оценок Д. Дюран провел анализ 7200 «хороших» и «плохих» займов. Факторы и система начисления баллов за каждый фактор, соответствующая скоринговой модели Дюрана, приведены в табл. 1. Д. Дюран обозначил границу выдачи кредита в 1,25 и более баллов.

Таблица 1

Система начисления баллов модели Дюрана

Фактор	Начисление баллов
Пол (фактор 1)	Женский – 0,40 балла Мужской – 0 баллов
Возраст (фактор 2)	0,1 балла за каждый год сверх 20 лет максимум – 0,3 балла
Срок проживания в данной местности (фактор 3)	0,042 балла за каждый год проживания в данной местности максимум – 0,42 балла
Травмоопасность профессии (фактор 4)	профессия с низким риском – 0,55 балла профессия со средним риском – 0,16 профессия с высоким риском – 0 баллов
Отрасль трудоустройства (фактор 5)	предприятия общественной отрасли – 0,21 балла
Стаж (фактор 6)	0,059 балла за каждый год стажа на данном месте работы максимум – 0,59 балла
Финансовые показатели (фактор 7)	наличие сберегательного счета – 0,35 балла наличие недвижимости – 0,35 балла наличие полиса страхования – 0,19 балла

Как видно, в табл. 1 отсутствует информация о заработной плате заемщика, сумме и сроке запрашиваемого кредита. Предполагается, что данная система необходима для оценки благонадежности заемщика, а сумма и срок кредита рассчитываются в зависимости от доходов заемщика, его обязательных ежемесячных платежей процентной ставки кредита.

В качестве примера рассмотрим двух заемщиков, информация о которых представлена в табл. 2.

Таблица 2

Информация о заемщиках

Фактор	Клиент 1	Клиент 2
Фактор 1	Женский	Мужской
Фактор 2	35	22
Фактор 3	18	5
Фактор 4	Средняя	Низкая
Фактор 5	Образование	Продажи
Фактор 6	13	0,5
Фактор 7	Наличие сберегательного счета Наличие недвижимости Наличие полиса страхования	Наличие полиса страхования

По данной информации вычислим рейтинг каждого из клиентов.

Для клиента 1: $K_1 = 0,4 + 0,3 + 0,42 + 0,16 + 0,21 + 0,59 + (0,35 + 0,35 + 0,19) = 2,97$;

Для клиента 2: $K_2 = 0 + 0,2 + 0,21 + 0,55 + 0 + 0 + 0 = 0,96$.

Согласно критерию Дюрана, первый клиент оценивается положительно, второму клиенту будет отказано в выдаче кредита.

Сильными сторонами скоринга являются:

- уменьшение влияния человеческого фактора на рассмотрение заявки;
- сокращение времени на изучение личности потенциального заемщика;
- повышение конкурентоспособности банка, использующего скоринг;
- снижение рисков благодаря отказам неблагонадежным клиентам.

Однако, у скорингового метода оценки кредитоспособности имеются некоторые слабые стороны:

- возможные технические сбои скоринговых программ оценки;
- необходимость постоянной корректировки системы оценивания (при увеличении числа заемщиков и информации о них);
- отсутствие быстрого отклика на изменения экономической ситуации в стране;
- периодическая корректировка факторов: удаление факторов, утративших актуальность, и добавление факторов, которые значимы в настоящее время.

Однако невзирая на некоторые недостатки, скоринговая система считается эффективным инструментом, позволяющим быстро и точно установить кредитоспособность клиента, и пользуется популярностью в иностранных кредитных организациях.

Пробит-модель

Пробит-модель – это статистическая модель бинарного выбора. В основе модели лежит оценка вероятности одобрения кредитной сделки на основе функции стандартного нормального распределения [3].

Оценка кредитоспособности заемщика, вероятность одобрения кредитной заявки вычисляется по формуле:

$$y_i = F(\beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \dots + \beta_k x_{ki}) + \varepsilon_i,$$

где x_{1i}, \dots, x_{ki} – значения объясняющих переменных; $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ – постоянные коэффициенты при объясняющих переменных; ε_i – независимые одинаково распределенные случайные величины;

$F(z)$ – функция стандартного нормального распределения $F(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^z e^{-\frac{t^2}{2}} dt$.

Аргументом функции стандартного нормального распределения выступает так называемый пробит. Значение пробита зависит от линейных комбинаций значений факторных (объясняющих) переменных.

В качестве зависимой переменной выступает переменная «одобрение кредитной сделки». Ее значения варьируются в промежутке (0, 1). Чем ближе значение к 1, тем выше вероятность одобрения выдачи кредита.

Объясняющими переменными (факторами) могут выступать пол и возраст клиента, ежемесячный доход или процент обязательных платежей клиента от его дохода, период и процентная ставка кредита, просроченная задолженность, первоначальный взнос или сумма кредита в процентах от стоимости приобретаемого жилья (при ипотечном кредитовании), финансовые показатели (наличие сбережений, недвижимого и движимого имущества, полиса страхования жизни и имущества). Факторы в пробит-модели должны быть количественными. Если переменная качественная, она должна быть переведена в количественную каким-либо способом.

Оценки коэффициентов при объясняющих переменных в пробит-модели, как правило, находят с помощью метода максимального правдоподобия.

Одно из главных достоинств пробит-модели – то, что при оценке кредитоспособности клиентов можно разделять на группы не только с вероятностью 0 и 1, но и на более детальные группы (1, 2, 3, 4 группы риска), в зависимости от получаемого значения функции $F(z)$.

Из недостатков модели можно выделить следующие:

систематическое завышение оценки коэффициентов регрессии при размере выборки – менее 500;

при построении модели нужно минимально 10 исходов на каждую независимую переменную (рекомендованное значение 30-50).

Деревья решений

Дерево решений – средство автоматического анализа данных или принятия решений [2]. Получаемая модель – это способ наглядного представления правил в иерархической структуре, где каждому объекту соответствует единственный узел, дающий решение.

Построение дерева решений осуществляется на основе данных о клиентах финансовой организации. При решении задачи оценки кредитоспособности необходимо предварительно указать следующую информацию: был ли возвращен кредит полностью, наличие либо отсутствие просроченных платежей или полный невозврат кредита.

Полученную модель используют при определении класса (Давать/Не давать кредит) вновь возникших ситуаций (поступила заявка на получение кредита).

Простейший пример построения дерева решений приведен на рис. 1.

Также дерево решений при изменении экономической ситуации можно перестроить, тем самым адаптировать механизм оценки кредитоспособности к текущей конъюнктуре рынка.

Основные преимущества метода:

деревья решений создаются по понятным правилам, они просты в применении и интерпретации;

можно обрабатывать как непрерывные, так и качественные (дискретные) переменные;

можно работать с пропусками в данных, деревья решений позволяют заполнить пустое поле наиболее вероятным значением;

помогают определить, какие поля больше важны для прогнозирования или классификации.

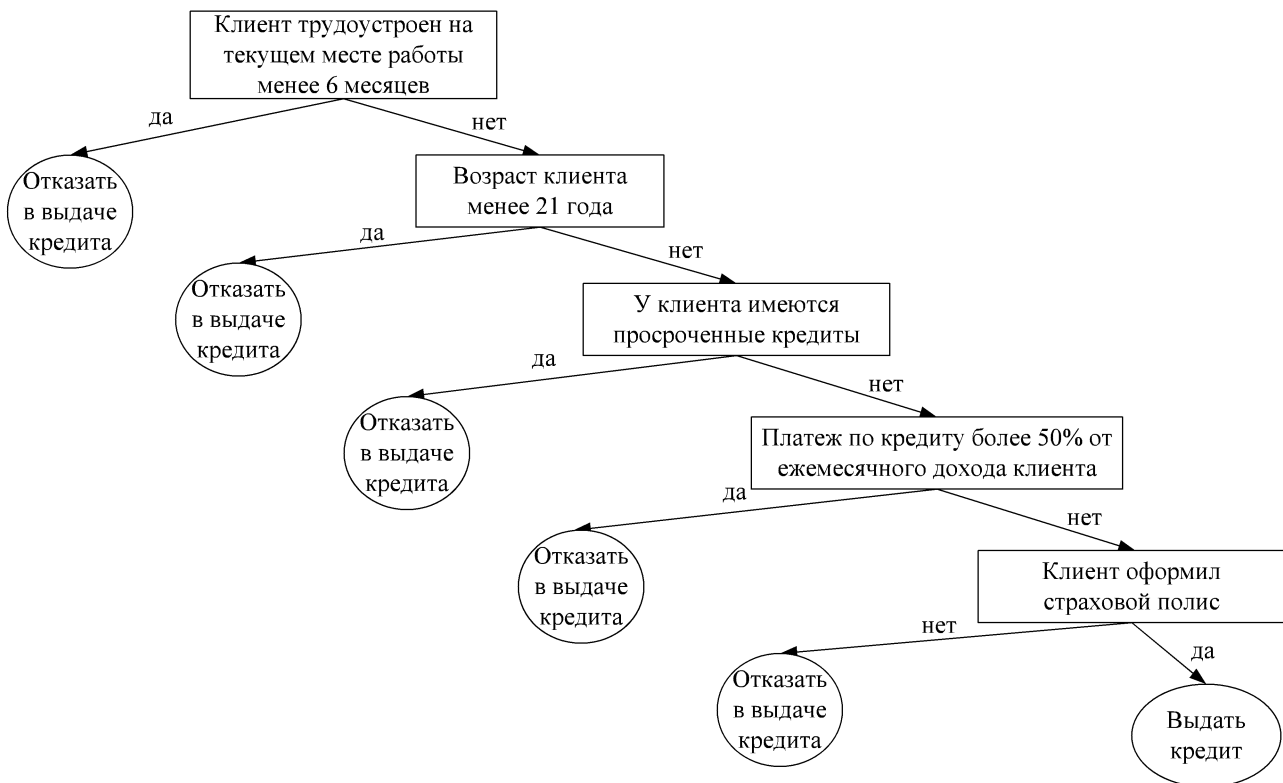


Рис. 1. Пример построения дерева решений.

Методу присущи недостатки:

есть вероятность ошибок в задачах классификации с большим количеством классов и относительно небольшим числом примеров для обучения;

нестабильность процесса: изменение в одном узле может привести к построению совсем другого дерева, что связано с иерархичностью его структуры;

процесс «выращивания» дерева решений может быть довольно затратным с точки зрения вычислений, ведь в каждом узле каждый атрибут должен раскладываться до тех пор, пока не будет найден наилучший вариант решения или разветвления. В некоторых алгоритмах используются комбинации полей, в таком случае приходится искать оптимальную комбинацию по «весу» коэффициентов. Алгоритм отсечения (или «обрезки») также дорогостоящий, так как необходимо сформировать и сравнить большое количество потенциальных ветвей.

Нейросети

Искусственная нейронная сеть (рис. 2) представляется в виде аппаратно и программно реализованной совокупности искусственных нейронов.

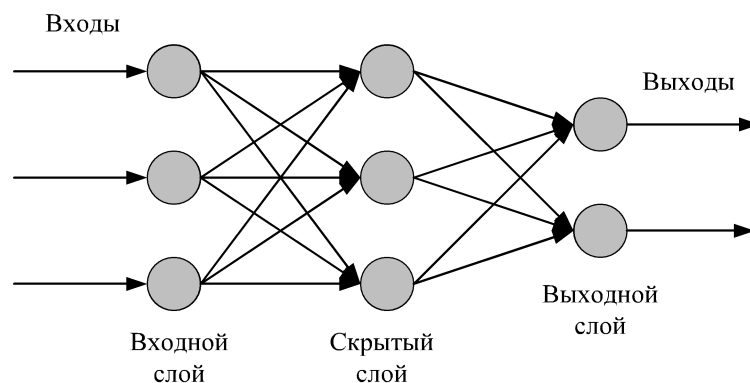


Рис. 2. Схематичное представление искусственной нейронной сети.

На вход нейронной сети подаются параметры вектора (данные о клиентах, представленные количественно), далее их умножают на соответствующие весовые коэффициенты, затем суммируют полученные величины и рассчитывают значение выхода согласно установленной функции активации [5].

Нейронные сети от других статистических моделей отличаются тем, что в процессе решения задачи происходит их обучение, а не программирование. Обучение состоит в разработке алгоритма и настройке параметров нейронов для того, чтобы процесс и результат обработки данных отвечали поставленным требованиям.

Нейронные сети применяются для решения задач широкого спектра: задачи распознавания и классификации, задачи интеллектуального анализа данных и прогнозирования на основе временных рядов, обеспечение безопасности серверов посредством предупреждения и отражения DDoS-атак, задачи мониторинга телекоммуникационных сетей, задачи декодирования шифров и многие другие.

Чтобы результат анализа кредитоспособности заемщиков был максимально точен, нейросеть необходимо обучить. Обучение в данном случае означает предварительную отработку клиентов, класс кредитоспособности которых заранее известен. Нейронной сети изначально известно, к какому классу относится тот или иной заемщик. Это способствует адаптации параметров нейронной сети таким образом, чтобы после изучения кредитоспособности клиента результат, полученный от нейронной сети, соответствовал действительности. Данные, необходимые для обучения нейронной сети, получают из информации о ранее заключенных сделках или, если это необходимо, запрашивают из бюро кредитных историй. Качество и точность проверки кредитоспособности клиентов банка напрямую зависят от количества клиентов, проверенных при настройке нейронной сети. Чем большее количество случаев было проработано в процессе обучения, тем корректнее полученные данные. Важным достоинством нейронной сети является то, что в ее настройка и обучение происходят и в процессе штатной работы программы, что в свою очередь позволяет с минимальным временным лагом реагировать на внешние изменения экономической ситуации и конъюнктуры рынка ссудных капиталов.

Использование нейронных сетей для оценки кредитоспособности клиентов коммерческого банка имеет свои недостатки. Процесс создания и настройки нейронных сетей, который начинается от сбора информации и ее анализа и заканчивается применением нейросети для анализа заемщиков, сам по себе сложен. На первом этапе самым важным является определение входных параметров нейронной сети. Одним из способов решения этой задачи является создание алгоритма отбора входных данных, который отбирает входные переменные по принципу максимальной информативности. Чем больше информации предоставляют параметры, тем более точный результат получается после анализа заемщика. Затем отсеиваются показатели, оказывающие минимальное влияние на результат, и, если таких оказалось большинство, подбираются дополнительные параметры. Работа алгоритма повторяется до тех пор, пока не будет набрано достаточное количество входных параметров, необходимое для качественной и всесторонней оценки кредитоспособности заемщика.

1. Ишина, И.В. Скоринг-модель оценки кредитного риска / И.В. Ишина, М.Н. Сазонова // Аудит и финансовый анализ. – 2007. – № 4. – С. 297-304.

2. Ларин, С. Использование деревьев решений для оценки кредитоспособности физических лиц // BaseGroup Labs. Технологии анализа данных. – URL: <https://basegroup.ru/community/articles/solvency> (дата обращения: 05.03. 2020).

3. Ниворожкина, Л.Н. Эконометрическое моделирование риска выплат по потребительским кредитам / Л.Н. Ниворожкина, Л.Н. Овчарова, Т.Г. Синявская // Прикладная эконометрика. – 2013. – № 30. – С. 65-76.

4. Шаталова, Е.П. Оценка кредитоспособности заемщиков в банковском риск-менеджменте: учебное пособие / Е.П. Шаталова, А.Н. Шаталов. – М.: КноРус, 2020. – 166 с.

5. Яхьяева, Г.Э. Нечеткие множества и нейронные сети: учебное пособие. – М.; Саратов: Интернет-университет информационных технологий (ИНТУИТ); Вузовское образование, 2017. – 320 с.