

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ В СФЕРЕ КРЕДИТОВАНИЯ НАСЕЛЕНИЯ

Н.А. Аскерова

nargizaskerova2013@yandex.ru

SPIN-код: 2284-2227

Т.Д. Соколов

nomorepanica@gmail.com

SPIN-код: 2356-3320

А.А. Аскерова

iselaskerova@yandex.ru

SPIN-код: 5741-2000

МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

Аннотация

Рассмотрено применение нейронных сетей в оценке кредитоспособности заемщика, приведены примеры их внедрения в данную сферу, перечислены преимущества и недостатки нейронных сетей по сравнению с экспертной оценкой в вопросе кредитования. Выполнено сравнение кредитоспособности физического лица экспертным подходом и с использованием различных библиотек нейронных сетей по следующим критериям: время проверки, время обучения, финансовые расходы, характеристика обрабатываемых данных и точность. Сформирована таблица показателей для сравнения и проведена оценка эффективности использования нейронных сетей для определения кредитоспособности физических лиц.

Ключевые слова

Нейросети, технология, финансовая сфера, нейронные сети, методы, кредитоспособность, библиотеки, эффективность

Поступила в редакцию 20.04.2021

© МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2021

Введение. Первые модели нейронных сетей (НС) нашли свое применение при создании персональных компьютеров. Данная технология имеет способность самообучаться, анализируя собственные ошибки, и размышлять, используя в качестве основы результаты уже выполненных действий [1]. От обычных структур данная технология отличается возможностью принимать и обрабатывать множество потоков информации, предоставляя на выходе один результат [2].

Нейронные сети активно набирают популярность. Это связано в первую очередь с тем, что они являются математической интерпретацией работы мозга. Финансовый рынок также служит объектом для такого рода анализа.

Нейронные сети обладают рядом особенностей. Самой главной является то, что НС обучаемы. Существуют разные методы обучения: с учителем, без учителя, смешанные. Однако все они базируются на изучении примеров из загруженной базы. Как же проходит процесс обучения? Из базы данных выбирается пример, который проходит через НС в виде сигнала, затем на выходе НС выдает ответ, и если ошибка для данного ответа мала, то сеть обучена, иначе обучение начинается сначала [3]. Нейронные сети не имеют никаких ограничений на характер входных данных. Динамика курсов, индикаторы временного ряда, различные сведения об изменении

биржевых инструментов и т. п. — все это может быть представлено в качестве входной информации для НС. Также НС может анализировать данные различного происхождения в ходе решения одной задачи и на их основе выдавать ответы. Кроме того, если входные данные имеют постороннюю составляющую (шумы), то в процессе обучения НС отсеивает шумы и работает только с необходимой (чистой) информацией [4]. Традиционные алгоритмы, напротив, не умеют отсеивать постороннюю информацию, что приводит к ошибкам в вычислениях и неверному ответу. Нейросетевое моделирование позволяет находить оптимальные решения для каждого аспекта прогнозирования. К тому же нейросетевые стратегии легко подстраиваются под изменения рынка. Поскольку рынок все время развивается, свойство адаптивности НС является одним из ключевых [4].

Методы, построенные на использовании НС, безусловно, инновационные и полезные, но они также обладают рядом недостатков. Самый главный среди них, конечно же, — нехватка финансирования. Для хранения данных, позволяющих обучить НС, необходима аренда серверов. Число необходимых серверов напрямую зависит от количества данных: чем больше данных, тем больше серверов. Аренда оборудования стоит от 1 тыс. долл. США в месяц — за эти деньги нейросеть обработает до 400 Гб данных. Для ее обучения понадобится не одна, а 3–4 платформы. Таким образом, начальная цена внедрения составляет 3 тыс. долл. США. Крупные компании тратят десятки миллионов долларов в год на серверную инфраструктуру [5].

Также проблемой является необходимость как минимум 50–100 наблюдений для создания рабочей модели. Это очень большой объем данных, и существует множество случаев, когда найти такой объем информации невозможно. Еще одной существенной проблемой являются большие временные и ресурсные затраты, необходимые для создания рабочей модели.

Другая сложность при использовании НС состоит в том, что внутреннее представление результатов обучения зачастую настолько сложно, что нужно затратить много времени, чтобы их проанализировать, за исключением некоторых простейших случаев, обычно не представляющих интереса.

Актуальность проблемы оценки банком кредитоспособности физических лиц. Для успешной работы банка необходимо учитывать информацию о кредитоспособности заемщиков и правильно оценивать платежеспособность потенциальных банковских клиентов. Невозможность возврата кредитных средств не раз служила причиной кризисов и банкротств весьма солидных банков. Поэтому вопрос о том, какова степень кредитного риска, каким клиентам опасно выдавать кредиты, а каким нет, для любого банка является одним из самых главных вопросов стабильности его существования. Оценка кредитного риска и моделирование — одни из самых важных тем в области финансового риск-менеджмента. Как известно, до выдачи кредита банки проводят сложные статистические расчеты по финансовой надежности заемщика, чтобы оценить вероятность собственных убытков от несвоевременного возврата финансовых средств. Такие расчеты обычно базируются на оценке кредитной истории, ди-

намике развития компании, стабильности ее основных финансовых показателей и многих других факторов [3].

Нейронные сети применяются в банках для прогнозирования динамики банковских рисков под воздействием различных факторов и для определения кредитного рейтинга клиентов. Алгоритмы автоматически анализируют все параметры из соцсетей потенциального заемщика и одобряют или отклоняют заявки. Из-за странных лайков или непристойных репостов можно не получить деньги на ипотеку [6].

Приведенные ниже примеры подтверждают актуальность проблемы оценки кредитоспособности населения и демонстрируют результаты использования НС для их решения. Один широко известный банк США опробовал метод нейронных вычислений и пришел к выводу, что та же задача по уже проделанным расчетам подобного рода решается быстрее и точнее. Например, в одном из случаев оценки 100 тыс. банковских счетов новая система, построенная на базе нейронных вычислений, определила свыше 90 % потенциальных неплательщиков. Если рассматривать более конкретный пример, то банку JPMorgan Chase раньше требовалось 360 тыс. ч, чтобы рассмотреть 12 тыс. заявок на кредит. Среднее время обработки одной заявки — 30 ч. Сейчас этот процесс занимает несколько секунд [5].

Оценка критериев эффективности использования нейросетевых технологий для определения кредитоспособности физического лица. Рассмотрим диапазон критериев оценки кредитной способности заемщика в Сбербанке. Балльные критерии оценки кредитоспособности приведены в табл. 1 [7].

Таблица 1

Балльные критерии оценки кредитоспособности заемщика в Сбербанке

Наименование критерия	Количество баллов
Возраст заемщика	До 21 и свыше 55 (-10)
	21–35 лет (+3)
	36–45 лет (+5)
	46–55 лет (+4)
Образование заемщика	Начальное, неполное среднее (-5)
	Среднее профессиональное (+3)
	Высшее (+4)
	Два и более высших, ученая степень (+5)
Семейное положение заемщика	Холост / не замужем (+3)
	Разведен / разведена (+4)
	Женат / замужем (+5)
Трудовой стаж заемщика	На последнем месте работы: до 1 года (0)
	От 1 до 3 лет (+3)
	От 3 до 5 лет (+5)
	Свыше 5 лет (+7)
Размер ежемесячного дохода заемщика (за вычетом налогов и обязательных платежей)	До 9 тыс. руб. (+2)
	От 9 до 30 тыс. руб. (+5)
	От 30 тыс. руб. до 50 тыс. руб. (+6)
	От 50 тыс. руб. (+7)

Наименование критерия	Количество баллов
Наличие у заемщика имущества	Вид жилья: собственность (+5), социальный найм (+3), коммерческий найм (0)
	Наличие земельного участка: до 10 соток (+1), свыше 10 соток (+3)
	Наличие гаража: капитальный (+3), пенал, ракушка (+1)
	Автомобиль: возраст до 2 лет (+3), до 6 лет (+2), свыше 6 лет (+1)
	По имуществу, находящемуся в залоге, набранные баллы не принимаются в расчет
Поручительство	физических лиц (+5)
	юридических лиц, клиентов банка (+24)
Наличие страховки	Имущества (+1)
	Жизни и трудоспособности (+1)
	Финансового риска банка (+24)
Кредитная история в банке	Негативная (-10)
	Отсутствие (0)
	Положительная, не менее 6 месяцев (+4)

Таким образом, проверка кредитоспособности заемщика заключается в следующем: по каждому критерию выставляются баллы, суммируются, после чего банк принимает решение о кредитоспособности клиента (чем выше балл, тем выше вероятность получить кредит).

Такой вид проверки заключается в экспертной оценке, т. е. процессе получения оценки на основе мнения специалистов. Для того чтобы улучшить и ускорить процесс оценки кредитоспособности физического лица, стоит использовать НС. Для подтверждения данного утверждения рассмотрим многослойную НС, позволяющую решать большинство сложных задач, и несколько библиотек для создания НС. Далее сравним их свойства в применении для оценки кредитоспособности физического лица с экспертной оценкой по нескольким критериям.

Одним из важнейших критериев является объективность принятия решения о том, выдавать ли человеку кредит или нет. Экспертную оценку проводит сотрудник банка — человек, поэтому его оценку нельзя считать объективной. На принятие решения человека может влиять множество факторов: плохое настроение, погода, самочувствие, а оценка НС всегда будет объективной.

Вся информация, необходимая для оценки кредитоспособности заемщика по критериям табл. 1, поступает только из официальных источников. Используя НС, можно обрабатывать не только официальную информацию, но и публичную, в частности, из социальных сетей. НС находит страницу заемщика, собирает все данные и добавляет в базу. Если о заемщике есть упоминания на любых других сайтах (Skype, почта, номер телефона, адрес, ссылки на другие соцсети, отзывы о нем), эта информация непременно попадет в базу и будет проанализирована. Допустим, проверка мобильного телефона всегда позволяет узнать, на

кого он зарегистрирован. Если окажется, что номер числится за другим лицом, то в совокупности с другими проверками делают вывод, является ли это лицо близким родственником, знакомым или просто случайным прохожим.

Точность оценки НС в разных библиотеках была найдена в источнике [8]. Точность экспертной оценки не представляется возможным определить, поскольку на человека, проводящего оценку, влияет множество факторов и нельзя исключить возможность ошибки. Под критерием точности подразумевается вероятность принятия правильного решения о возможности выдачи кредита физическому лицу или об отказе в его выдаче.

Данные о времени проверки, времени обучения и финансовых расходах были взяты из источника [8]. Время проверки приведено для одного критерия. Время обучения представлено для 150 эпох обучения, что является достаточным для корректной работы НС [8].

Критерии оценивания экспертного подхода и подхода с использованием НС представлены в табл. 2.

Таблица 2

**Сравнение оценки кредитоспособности физ. лица экспертным подходом
и с использованием НС**

Метод оценки	Время проверки, мс	Время обучения, мин	Финансовые расходы, тыс. руб.	Объективность принятия решения	Обрабатываемые данные	Точность, %
Экспертная оценка	120 000	–	Зарплата кредитного эксперта 60	Не объективно	Официальные	Субъективна
Много-слойная НС Библиотека Caffe	12,3	51	Разработка 360 + Зарплата программиста со знанием НС 190	Объективно	Официальные + публичные	98,26
Много-слойная НС Библиотека Pylearn2	4,2	59	Разработка 360 + Зарплата программиста со знанием НС 190	Объективно	Официальные + публичные	98,1
Много-слойная НС Библиотека Theano	2,34	54	Разработка 360 + Зарплата программиста со знанием НС 190	Объективно	Официальные + публичные	97,42
Много-слойная НС Библиотека Torch	1,01	19	Разработка 360 + Зарплата программиста со знанием НС 190	Объективно	Официальные + публичные	98,19

Анализируя данные, представленные в табл. 2, можно сделать вывод, что многослойная НС с использованием библиотеки Torch по времени проверки выигрывает у других нейросетевых библиотек. По времени обучения также лидирует многослойная НС с использованием библиотеки Torch. По точности оценки НС с библиотекой Theano немного обгоняет библиотеку Torch, но эта разница невелика, поэтому можно считать многослойную НС с библиотекой Torch абсолютным лидером среди НС [8].

Сравнивая оценку с использованием НС с экспертной оценкой можно сделать вывод, что применение НС ускоряет процесс оценивания на несколько порядков по сравнению с экспертной оценкой. По точности, количеству обрабатываемых данных и объективности принятия решения также выигрывает метод оценки с использованием НС. Однако, рассматривая финансовую сторону вопроса внедрения НС, можно встретиться с большими денежными расходами. Перед тем как внедрять НС, сначала нужно их разработать. Средняя стоимость разработки НС составляет 360 тыс. руб. После того как НС готова, можно ее использовать. Для этого нужно нанять программиста со знанием НС, средняя зарплата которого равна 190 тыс. руб. в месяц [9]. В то время как средняя зарплата кредитного эксперта составляет 60 тыс. руб. в месяц [10].

Заключение. Грамотно разработанная модель оценки кредитоспособности клиентов необходима банку для дальнейшего совершенствования своей кредитной деятельности. От правильной оценки часто зависит жизнеспособность банка. Некорректная оценка может привести к невозврату кредита, что, в свою очередь, способно нарушить ликвидность банка и в конечном счете привести к банкротству кредитной организации. Поэтому банки придают огромное значение разработке систем оценки кредитоспособности клиентов.

В работе показано, что оценка кредитоспособности физического лица с использованием НС является более затратной по финансам, чем экспертная оценка, но по времени проверки, объективности принятия решения, спектру обрабатываемых данных и точности значительно превосходит ее. Для улучшения всех этих показателей банкам целесообразно внедрить в процесс оценки кредитоспособности НС. Результаты исследования демонстрируют превосходство библиотеки Torch над аналогами для использования многослойных НС.

Литература

- [1] Как работает нейронная сеть: алгоритмы, обучение, функции активации и потери. *neurohive.io: веб-сайт*. URL: <https://neurohive.io/ru/osnovy-data-science/osnovy-nejronnyh-setej-algoritmy-obuchenie-funkcii-aktivacii-i-poteri/> (дата обращения: 2020.05.07).
- [2] Экспертная оценка. *biznes-prost.ru: веб-сайт*. URL: <https://biznes-prost.ru/ekspertnaya-ocenka.html> (дата обращения: 2020.05.07).
- [3] Многослойная нейронная сеть. *wiki.loginom.ru: веб-сайт*. URL: <https://wiki.loginom.ru/articles/multilayer-neural-net.html> (дата обращения: 2020.05.07).
- [4] Гусарова О.М., Комаров П.И., Денисов Д.Э. Нейронные сети в кредитном сторинге. *Вестник Алтайской академии экономики и права*, 2018, № 5, с. 107–113.

- [5] Wallace M.P. Neural networks and their application to finance. In: Operations management. Apple Academic Press, 2016, pp. 67–76.
- [6] Просалова, В.С. Проблемы оценки кредитоспособности клиентов коммерческих банков. Владивосток, Дальнаука, 2008.
- [7] Классы кредитоспособности Сбербанка. *ekamoney.ru: веб-сайт*. URL: <http://ekamoney.ru/klassyi-kreditosposobnosti-sberbanka> (дата обращения: 2020.05.07).
- [8] Кручинин Д., Долотов Е., Кустикова В. и др. Сравнение библиотек глубокого обучения на примере задачи классификации рукописных цифр. *habr.com: веб-сайт*. URL: <https://habr.com/ru/company/intel/blog/254747> (дата обращения: 2020.05.07).
- [9] Deep learning на пальцах: может ли обычный человек изучить нейронные сети и хорошо на этом заработать. *ostrovrusa.ru: веб-сайт*. URL: <https://ostrovrusa.ru/deep-learning-na-palcah> (дата обращения: 2020.05.07).
- [10] Сколько получают и зарабатывают сотрудники Сбербанка? *skolkozarabativaet.ru: веб-сайт*. URL: <https://skolkozarabativaet.ru/biznes/finansovye-novosti/skolko-poluchayut-i-zarabatyvayut-sotrudniki-sberbanka> (дата обращения: 2020.05.07).

Аскерова Наргиз Агасафовна — студентка бакалавриата кафедры «Компьютерные системы и сети», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

Соколов Тимофей Дмитриевич — студент бакалавриата кафедры «Компьютерные системы и сети», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

Аскерова Айсель Агасафовна — студентка магистратуры кафедры «Высшая математика», МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Российская Федерация.

Ссылку на эту статью просим оформлять следующим образом:

Аскерова Н.А, Соколов Т.Д., Аскерова А.А. Использование нейросетевых технологий в сфере кредитования населения. *Политехнический молодежный журнал*, 2021, № 05(58). <http://dx.doi.org/10.18698/2541-8009-2021-05-695>

THE USE OF NEURAL NETWORK TECHNOLOGIES IN THE FIELD OF CONSUMER LENDING

N.A. Askerova

nargizaskerova2013@yandex.ru

SPIN-code: 2284-2227

T.D. Sokolov

nomorepanica@gmail.com

SPIN-code: 2356-3320

A. Askerova

iselaskerova@yandex.ru

SPIN-code: 5741-2000

Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

Abstract

The paper considers the application of neural networks in assessing the creditworthiness of a borrower, gives examples of their implementation in this area, describes the advantages and disadvantages of neural networks in comparison with expert assessment in the lending issue. A comparison of the creditworthiness of an individual is carried out using an expert approach and using various libraries of neural networks according to the following criteria: verification time, training time, financial costs, characteristics of the processed data and accuracy. Authors formed a table of indicators for comparison and assessed the effectiveness of using neural networks to determine the creditworthiness of individuals.

Keywords

Neural networks, technology, financial sphere, neural networks, methods, creditworthiness, libraries, efficiency

Received 20.04.2021

© Bauman Moscow State Technical University, 2021

References

- [1] Kak rabotaet neyronnaya set': algoritmy, obuchenie, funktsii aktivatsii i poteri [How neural network works: algorithms, learning, activation functions and losses]. *neurohive.io: website* (in Russ.). URL: <https://neurohive.io/ru/osnovy-data-science/osnovy-nejronnyh-setej-algoritmy-obuchenie-funkcii-aktivatsii-i-poteri/> (accessed: 2020.05.07).
- [2] Ekspertnaya otsenka. *biznes-prost.ru: website* (in Russ.). URL: <https://biznes-prost.ru/ekspertnaya-ocenka.html> (accessed: 2020.05.07).
- [3] Mnogosloynnaya neyronnaya set' [Multilayer neural net]. *wiki.loginom.ru: website* (in Russ.). URL: <https://wiki.loginom.ru/articles/multilayer-neural-net.html> (accessed: 2020.05.07).
- [4] Gusarova O.M., Komarov P.I., Denisov D.E. Neural networks in credit scoring. *Vestnik Altayskoy akademii ekonomiki i prava*, 2018, no. 5, pp. 107–113 (in Russ.).
- [5] Wallace M.P. Neural networks and their application to finance. In: Operations management. Apple Academic Press, 2016, pp. 67–76.
- [6] Prosalova, V.S. Problemy otsenki kreditosposobnosti klientov kommercheskikh bankov [Problems of assessing client's creditworthiness in commercial banks]. Vladivostok, Dal'nauka Publ., 2008 (in Russ.).
- [7] Klassy kreditosposobnosti Sberbanka [Classes of Sberbank creditworthiness]. *ekamoney.ru: website* (in Russ.). URL: <http://ekamoney.ru/klassyi-kreditosposobnosti-sberbanka> (accessed: 2020.05.07).

- [8] Kruchinin D., Dolotov E., Kustikova V., et al. Sravnenie bibliotek glubokogo obucheniya na primere zadachi klassifikatsii rukopisnykh tsifr [Comparing deep learning libraries at the example of numeric handprinting classification]. *habr.com: website* (in Russ.). URL: <https://habr.com/ru/company/intel/blog/254747> (accessed: 2020.05.07).
- [9] Deep learning na pal'tsakh: mozhet li obychnyy chelovek izuchit' neyronnye seti i khorosho na etom zarabotat' [Deep learning in layman's terms: if common person can learn neural network and make good money with it]. *ostrovrusa.ru: website* (in Russ.). URL: <https://ostrovrusa.ru/deep-learning-na-palcah> (accessed: 2020.05.07).
- [10] Skol'ko poluchayut i zarabatyvayut sotrudniki Sberbanka? [How much do Sberbank workers get and earn?] *skolkozarabativaet.ru: website* (in Russ.). URL: <https://skolkozarabativaet.ru/biznes/finansovye-novosti/skolko-poluchayut-i-zarabatyvayut-sotrudniki-sberbanka> (accessed: 2020.05.07).

Askerova N.A. — Student, Department of Computer Systems and Networks, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.

Sokolov T.D. — Student, Department of Computer Systems and Networks, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.

Askerova A.A. — Master's Degree Student, Department of Higher Mathematics, Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation.

Please cite this article in English as:

Askerova N.A., Sokolov T.D., Askerova A.A. The use of neural network technologies in the field of consumer lending. *Politekhnikheskiy molodezhnyy zhurnal* [Politechnical student journal], 2021, no. 05(58). <http://dx.doi.org/10.18698/2541-8009-2021-05-695.html> (in Russ.).