

Научная статья
УДК 336.77+330.46
<https://doi.org/10.24143/2073-5537-2024-2-127-137>
EDN RUHWBM

Математические и интеллектуальные методы оценки кредитной платежеспособности физических лиц

*Анастасия Владимировна Костикова[✉], Юлия Андреевна Сайкина,
Александра Андреевна Попова*

*Волгоградский государственный технический университет,
Волгоград, Россия, Anastasia.ise@yandex.ru[✉]*

Аннотация. Рассматривается и совершенствуется методика оценки кредитной платежеспособности заемщиков путем выстраивания комбинированной системы интеллектуальных и экономико-математических методов. Исследуются различные методологии и инструменты, применяемые для оценки кредитоспособности физических лиц: методы интеллектуального анализа данных, нечеткие алгоритмы, экономико-математические методы. На языке функционального моделирования представлено описание процесса распознавания уровня кредитоспособности клиента, с помощью которой определены основные этапы оценки кредитной платежеспособности клиентов и их содержание. В рамках исследования инструментального аппарата подробно изучены интеллектуальные и экономико-математические методы, которые возможно синтезировать в единую систему оценки кредитной платежеспособности заемщиков. На базе инструментария нечеткого моделирования предложен алгоритм, позволяющий рассчитать комплексный показатель кредитоспособности физических лиц. Рейтинг кредитной платежеспособности определяется на базе комплекса критериев и признаков, которые с достаточной степенью полноты характеризуют заемщиков банка. Для каждого выбранного критерия формируются лингвистические переменные «Уровень показателя» и таблицы классификации, соотносящие значения критериев с его «уровнем». Также произведен анализ программных средств, применяемых для оценки кредитной платежеспособности, и обоснован выбор аналитической платформы для собственных практических экспериментов. На базе платформы Deductor реализованы скоринговый метод, метод дерева решений и построена нейронная сеть. Для реализации задачи оценки кредитной платежеспособности физического лица предложена концепция разработки интеллектуальной системы. Отдельные результаты исследования и полученные выводы могут быть использованы специалистами кредитно-финансовых учреждений для вычисления рейтинговой оценки заемщика. Систематизированные знания могут быть использованы в дальнейших исследованиях по данной проблематике и положены в основу реализации программного продукта.

Ключевые слова: кредитоспособность физических лиц, нечеткие множества, кредитный скоринг, логистическая регрессия, дерево решений, нейронные сети

Для цитирования: Костикова А. В., Сайкина Ю. А., Попова А. А. Математические и интеллектуальные методы оценки кредитной платежеспособности физических лиц // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Экономика. 2024. № 2. С. 127–137. <https://doi.org/10.24143/2073-5537-2024-2-127-137>. EDN RUHWBM.

Original article

Mathematical and intellectual methods of assessing the creditworthiness of individuals

Anastasia V. Kostikova[✉], Julia A. Saykina, Alexandra A. Popova

*Volgograd State Technical University,
Volgograd, Russia, Anastasia.ise@yandex.ru[✉]*

Abstract. The methodology of assessing borrowers' credit solvency is being considered and improved by building a combined system of intellectual and economic-mathematical methods. Various methodologies and tools used to assess the creditworthiness of individuals are being investigated: data mining methods, fuzzy algorithms, economic and mathematical methods. In the language of functional modeling, a description of the process of recognizing the client's

creditworthiness level is presented, with the help of which the main stages of assessing the credit solvency of clients and their maintenance are determined. As part of the study of the instrumental apparatus, intellectual and economic-mathematical methods have been studied in detail, which can be synthesized into a single system for assessing the credit solvency of borrowers. Based on the fuzzy modeling tools, an algorithm is proposed that allows calculating a complex indicator of the creditworthiness of individuals. The credit solvency rating is determined on the basis of a set of criteria and features that characterize the bank's borrowers with a sufficient degree of completeness. For each selected criterion, linguistic variables "Indicator level" and classification tables are formed, correlating the values of the criteria with its "level". The analysis of software tools used to assess credit solvency was also carried out, and the choice of an analytical platform for our own practical experiments was justified. On the basis of the Deductor platform, the scoring method, the decision tree method are implemented and a neural network is built. To implement the task of assessing the credit solvency of an individual, the concept of developing an intelligent system is proposed. The individual results of the study and the conclusions obtained can be used by specialists of credit and financial institutions to calculate the rating of the borrower. The systematized knowledge can be used in further research on this issue and form the basis for the implementation of the software product.

Keywords: creditworthiness of individuals, fuzzy sets, credit scoring, logistic regression, decision tree method, neural network

For citation: Kostikova A. V., Saykina J. A., Popova A. A. Mathematical and intellectual methods of assessing the creditworthiness of individuals. *Vestnik of Astrakhan State Technical University. Series: Economics.* 2024;2:127-137. (In Russ.). <https://doi.org/10.24143/2073-5537-2024-2-127-137>. EDN RUHWBM.

Введение

Финансово-кредитные учреждения оказывают населению комплекс услуг, связанных с предоставлением денежных средств под заем в форме кредита на условиях полной возвратности с процентами на фиксированный срок. Процесс предоставления кредита неизбежно сопровождается множеством факторов риска для финансово-кредитных учреждений, которые могут привести к потерям по выданным суммам и процентам. Поэтому банковские структуры придают огромное значение разработке современной методологической базы оценки кредитоспособности, применению инновационных методов оценки показателей кредитной платежеспособности и совершенствованию системы контроля и оценки кредитных показателей.

Оценка кредитной платежеспособности физических лиц относится к числу наиболее актуальных проблем в настоящее время. Столь острый интерес к данному вопросу обусловлен рядом причин. Во-первых, выдача кредитов является базовым элементом финансовых учреждений и экономики Российской Федерации в целом. Во-вторых, выдача кредитов имеет социальное значение, т. к. позволяет удовлетворять потребности населения.

Также существует настоятельная необходимость тщательного изучения различных факторов и критериев, связанных с предоставлением кредитов и займов заемщикам. Анализ кредитоспособности должен сопровождаться детальным изучением количественных и качественных характеристик заемщика и показать, в какой степени они влияют на класс кредитоспособности и качество кредитного обеспечения.

В рамках настоящего исследования поставлены следующие задачи:

– рассмотреть экономические и интеллектуаль-

ные методы, применяемые банками для оценки кредитоспособности клиента; изучить применение нечетких алгоритмов к задаче выявления рейтинга заемщика;

– разработать информационную модель процесса оценки кредитоспособности;

– проанализировать критерии для определения платежеспособности и составить набор показателей для собственных вычислительных экспериментов;

– разработать оценку кредитоспособности заемщиков на основе нечеткого логического вывода;

– построить систему аналитических моделей на базе платформы Deductor и провести сопоставительный анализ полученных расчетов;

– предложить концепцию интеллектуальной системы поддержки принятия решений оценки кредитоспособности физических лиц.

Обзор литературы

Проблемам оценки кредитоспособности заемщика посвящены многочисленные труды ученых и специалистов России и зарубежья: Е. Альтмана [1], Н. П. Белотеловой [2], М. А. Бочаровой, Е. А. Ендовицкого [3], О. И. Лаврушина [4] и др.

Математические модели и методы принятия экономических решений рассматриваются в работах Л. А. Заде [5], А. Пегата [6], Т. Л. Саати [7] и др. Среди российских авторов можно выделить Д. А. Поспелова [8], С. Ю. Кузнецова [9], П. В. Терелянского [10] и др. Внушительное количество исследований посвящено применению методов логистической регрессии в методиках кредитного скоринга, среди них работы А. С. Сорокина [11], Р. Андерсона [12], Дж. Ши, Б. Ксу [13] и др.

Целый ряд исследований был посвящен разработке методики применения нейронных сетей для оценки кредитоспособности заемщика, среди них

Е. А. Ангелини [14], С. Гоуль [15], М. А. Власенко [16] и др. Стоит отметить, что не все разновидности методов нейронных сетей дают высокий результат принятия решения о выдаче или невыдаче денежных средств заемщику.

Проблема оценки кредитной платежеспособности заемщика не оставила в стороне и методы нечетких множеств. Применение системы нечеткого вывода к задаче распознавания «плохих» и «хороших» заемщиков рассматривались в работах Ф. Хофмана, Б. Байсенса, С. Муеса [17]. Экспертная система для ипотечного кредитования, основанная на нечетких продукционных правилах, предложена В. Г. Черновым [18].

Модели и методы исследования

Способность заемщика погасить кредитный долг прогнозируется его кредитоспособностью. Важно различать термины «платежеспособность» и «кредитоспособность».

Кредитоспособность оценивает способность клиента своевременно и в полной мере рассчитаться по своим долговым обязательствам, включая основной долг и процентные платежи. Понятие платежеспособности клиента определяет возможность оплаты клиентом текущих долгов, зависит от текущих доходов и расходов заемщика и процентной ставки по кредиту. Кредитоспособность, в свою очередь, определяет возможность возврата именно данного кредита в момент его погашения, т. е. через некоторое время в будущем. Для анализа кредитоспособности физического лица могут использоваться самые различные показатели, но в первую очередь финансовую организацию будут интересовать сведения о просроченных платежах по кредитам за год, доходах, образовании, возрасте заемщика. Обе характеристики важны для банка при принятии решения о выдаче кредита. Поэтому в рамках текущего исследования объединим обе категории в единую характеристику «кредитная платежеспособность».

Чем больше информации о клиенте удастся собрать банку для формирования критериев и их расчета, тем больше шанс того, что интегральный показатель кредитной платежеспособности будет достаточно результативным. Соответственно, данную модель можно будет использовать в коммерческих банках для планирования объема предоставляемых средств по кредиту и оценки рисков невозврата денежных средств.

Для выявления уровня кредитоспособности физических лиц в банках используется максимально стандартизированный алгоритм кредитного скоринга с использованием статистических данных о потенциальном заемщике. Клиенту присваивается сумма баллов на основании его способности и потенциала погасить долг исходя из кредитной

истории, информации о доходах, полученной от работодателей и заполненной анкеты.

История применения кредитного скоринга насчитывает не один год, на базе чего алгоритм расчета признается достаточно надежным, в то же время не требующим изощренных методов и сверхъестественных навыков от специалистов. Согласно набранной сумме баллов кредитополучателю присваивается статус «плохой» или «хороший». Однако, как и любая бинарная оценка, классический кредитный скоринг не лишен недостатка в виде погрешности при выделении только двух взаимообратных оценок. В то же время не раз в кредитной практике встречались случаи, когда вычисление кредитной оценки по известному набору параметров не идентифицировало действительную кредитоспособность клиентов. При общем положительном результате скоринговой оценки клиент оказывался не способным отвечать по своим долговым обязательствам, и, наоборот, негативная скоринговая оценка отвергала потенциального платежеспособного заемщика.

Активная популяризация цифровых технологий привела к необходимости замены классического скоринга более продвинутыми методами машинного обучения, основанными на искусственном интеллекте. В категории методов Data Mining наиболее распространены модель логистической регрессии, дискриминантный линейный анализ, нейронные сети и деревья решений.

Извлечение данных из социальных сетей или интернет-запросов потенциального клиента позволяет выявлять закономерности его обращений и анализировать активность, связанную с расходованием денежных средств. Включение в систему параметров дополнительных сведений позволяет существенно повысить точность идентификации благонадежных клиентов.

Несмотря на неоспоримые преимущества метода, нейросетевые технологии не лишены недостатков. Так, нейронные сети ограничены типом обрабатываемых данных, поскольку работают с информацией, представленной числами в диапазоне от 0 до 1, что требует дополнительных процедур нормирования входных нечисловых характеристик.

Корректная работа классификатора возможна при условии правильного выбора архитектуры нейронной сети. Количество скрытых слоев и количество нейронов в каждом слое должны быть подобраны таким образом, чтобы избежать усложнения структуры сети и не привести к ее неустойчивости и нерациональным ответам.

Для поддержки различных бизнес-процессов кредитования применяются различные типы аналитических программ. Согласно данным аналитического агентства TAdviser, наиболее популярными информационными системами являются QlicView,

Deductor, SAP BW, Форсайт и др. [19]. Перечисленные аналитические продукты реализуют функции в оценки кредитоспособности заемщиков, в том числе осуществляют расчет рейтинга клиентов и их сопоставление по различным критериям, определяют допустимый уровень потерь при выдаче ненадежных займов, выводят необходимую величину резерва, способную покрыть базовые вероятные риски.

Аналитическая платформа Deductor не требует специфических навыков, она проста и интуитивно понятна. Кроме того, она обладает широким спектром функций, которые позволяют выполнить все намеченные задачи, поставленные в исследовании. В среде Deductor представлены инструменты логистической регрессии, нейронной сети и дерева решений, на основе которых будет выполнено построение скоринг-балла.

На наш взгляд, необходимо дополнить анализ кредитной платежеспособности инструментом, адаптированным для формализации качественных и приближенных понятий и способным предоставить содержательные объяснения полученных результатов. Речь идет о представлении знаний в форме продукционных правил в системах нечеткого вывода.

Информационная модель процесса оценки кредитоспособности

Несмотря на достаточно большое число исследований по данной проблематике и предлагаемых методов определения классов заемщиков, всю систему оценки кредитной платежеспособности можно стандартизировать. Для описания этапов оценки кредитоспособности заемщика была построена информационная модель процесса оценки кредитоспособности. Для построения данной модели использован графический язык моделирования в нотации IDEF0. Входными параметрами в общую систему оценки возможности выдачи кредитных средств заемщику являются информационные потоки, содержащие информацию о потребностях заемщика, персональных данных потенциального заемщика, а также сведения о планах и текущих предложениях банка. Первичный анализ центрируется вокруг анкеты заемщика, когда каждому ответу присваивается определенное количество баллов, а затем при суммировании баллов определяется класс заемщика и принимается решение о дальнейшей работе с клиентом.

В зависимости от запрашиваемой суммы заемщиком параметры оценки (количество показателей и их содержание) могут изменяться. Реализовывать процесс анализа кредитной платежеспособности будут эксперты и сотрудники банка при помощи базы знаний и баз данных информационных систем. В результате исполнения процесса будет

получено решение по заявке. Весь цикл от момента приема заявки до вынесения решения составят опытные данные, которые трансформируются в обучающую выборку для последующих итераций.

На рис. 1 приведена декомпозиция диаграммы контекстного уровня. Бизнес-процесс оценки кредитной платежеспособности состоит из четырех шагов: A_1 – подготовка данных для модели оценки; A_2 – оценка характеристик клиента; A_3 – формирование обучающей и тестовой выборки; A_4 – классификация оценки.

Блок A_1 включает в себя выбор методов оценки кредитоспособности: методы экспертной оценки, методы интеллектуального анализа данных.

Среди экспертных методов хорошо зарекомендовали себя инструменты нечетких множеств. Если аналитик выбрал данный инструмент, то декомпозиция функционального блока «Подготовка данных для модели оценки кредитоспособности» будет состоять из следующих подпроцессов: A_{11} – формирование списка параметров оценки; подпроцесс A_{12} выполняет расчет значений весов параметров для определения их вклада в общую модель оценки; подпроцесс A_{13} формирует нечеткие множества параметров оценки.

Известно, что каждый критерий имеет различную важность при принятии решений относительно кредитования физических лиц. В связи с этим при формировании алгоритма расчета уровня кредитоспособности клиентов необходимо переоценить каждый критерий с учетом его веса. В литературе чаще всего упоминаются методы, использующие парное сравнение критериев, аналитические зависимости взаимосвязи показателей важности критериев, формальные методы. Наиболее популярным методом является метод Т. Саати, основанный на попарном сравнении критериев. Подробно техника вычислений описывается в первоисточнике «Принятие решений. Метод анализа иерархий» [7], суть которой заключается в сопоставлении критериев по принципу превосходства одного над другим. Исходные лингвистические оценки «немного меньше», «лучше», «гораздо эффективнее», полученные от эксперта при сравнении показателей, преобразуются в баллы по шкале от 1 до 9, где единица свидетельствует об абсолютной равнозначности, а девятка – о максимальном превосходстве.

Блок A_2 – оценка характеристик клиента – включает в себя непосредственную выборку значений параметров, которые требуются для анализа его кредитоспособности: возраст, пол, уровень доходов и т. д. Блок A_3 отвечает за формирование обучающей и тестовой выборки. Блок A_4 определяет классификационные методы оценки. Для определения уровня кредитоспособности клиентов могут использоваться различные результирующие

оценки: бинарные (выдать кредит, не выдать кредит); лингвистические оценки, которые могут разбиваться по уровням благонадежности, например: 1 – неудовлетворительный, 2 – ниже среднего,

3 – средний, 4 – выше среднего; 5 – удовлетворительный; количественные оценки, представленные в форме сопоставления уровням благонадежности и скоринг-балла.

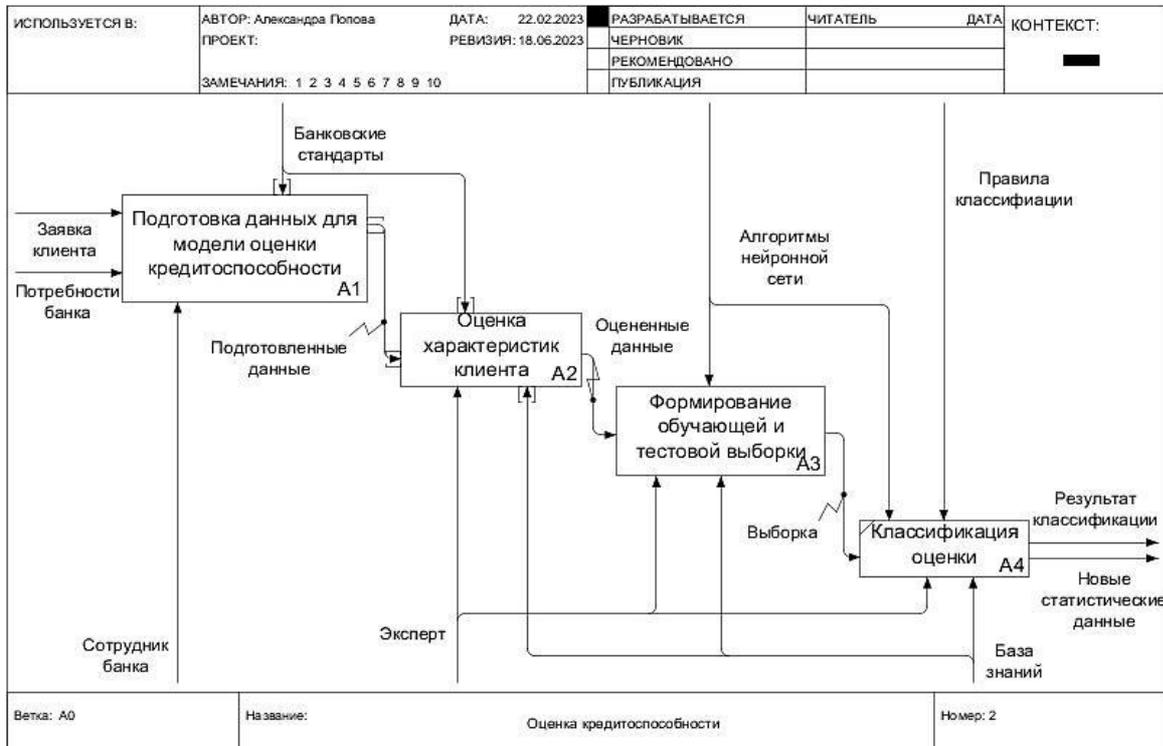


Рис. 1. Декомпозиция контекстной диаграммы

Fig. 1. Context diagram decomposition

Методология формирования рейтинга кредитной платежеспособности на базе нечеткого моделирования

Введем основные понятия теории нечетких множеств, основываясь на работе Л. А. Заде [5]. Нечетким множеством A из универсального множества X называется множество $A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\}$, где $\mu_A(x)$ характеризует степень принадлежности элемента x нечеткому множеству A .

Для задач принятия решений используются понятия нечеткой и лингвистической переменной. Нечеткая переменная характеризуется набором $\langle \alpha, X, A \rangle$, где α – название нечеткой переменной. Функция принадлежности $\mu_A(x)$ нечеткого множества A описывает ограничения на значения нечеткой переменной с именем α . Лингвистическая переменная с именем β формируется из множества лингвистических значений T согласно синтаксической процедуре G образования новых термов и семантическому набору правил M для порождения функций принадлежности новых термов на универсальном множестве X . Термы лингвистиче-

ской переменной представляются нечеткими числами, значения которых ограничены вектором значений элемента x .

Применительно к задаче формирования рейтинга кредитной платежеспособности определяется комплекс критериев и признаков F_n , которые с достаточной степенью полноты характеризуют заемщиков банка. Формируются лингвистические переменные «Уровень показателя» для каждого отобранного для идентификации рейтинга критерия заемщика. Нечеткое описание объекта системы формирования рейтинга кредитной платежеспособности характеризуется набором $\langle X, M, \mu_{\bar{A}} \rangle$, где X – универсальное множество, составленное из множества элементов x ; $M = [0, 1]$ – пространство принадлежностей; $\mu_{\bar{A}}$ – степень принадлежности конкретного признака из набора системы оценки нечеткому множеству. Нечеткий логический вывод реализуется на базе алгоритма Мамдани.

Kosikova A. V., Savkina I. A., Pirova A. A. Mathematical and intellectual methods of assessing the creditworthiness of individuals

R_1 : ЕСЛИ « $(F_1$ есть T) И $(F_2$ есть T) ...И ... $(F_4$ есть T) ...И ... $(F_k$ есть T)», ТО « Rkr есть T ».

....

R_j : ЕСЛИ « $(Fn_1$ есть T) И $(Fn_2$ есть T) ...И ... $(Fn_d$ есть T) ...И ... $(Fm_n$ есть T)», ТО « Rkr есть T ».

В результате обработки системы нечетких правил на выходе будет получена переменная «Рейтинг заемщика» Rkr , значения которой могут соответствовать двум классам:

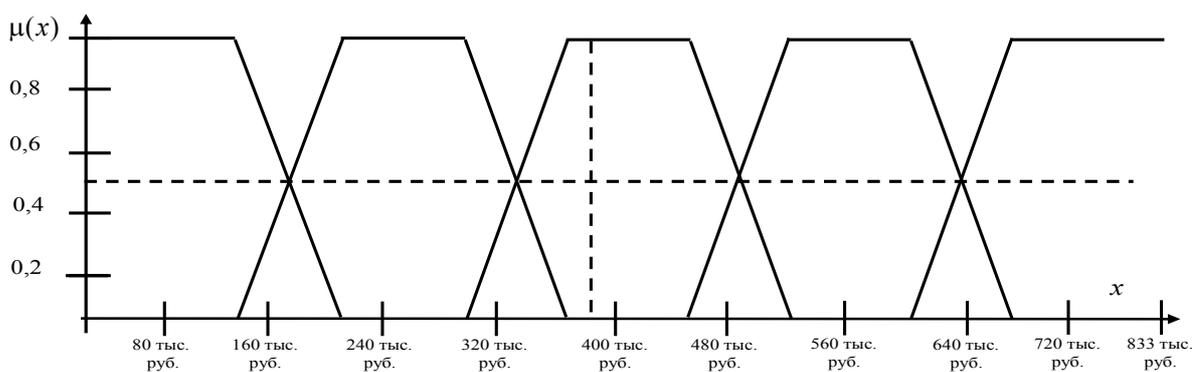
$$Rkr = \begin{cases} 1 - \text{кредит одобрен,} \\ 2 - \text{кредит не одобрен.} \end{cases}$$

В заключении эксперимента экспертом проводится анализ полученных результатов и формирование системы нечетких правил для последующих итераций.

Результаты и выводы

Для формирования нечеткой системы расчета рейтинга заемщика построены термы по значению «уровень показателя» для следующих критериев: F1. Необходимый доход – (среднемесячный доход за последние 6 месяцев): {Очень низкий (VNO); Низкий (NO); Средний (M); Высокий (H); Очень высокий (VH)}; F2. Кредитная история: {Очень плохая (VB); Плохая (B); Хорошая (G); Очень хорошая (VG); Отличная (E)}; F3. Достаточный возраст {Недостаточный (InS); Ниже среднего (BA); Достаточный (S); Выше среднего (AA); Избыточный (Ex)}; F4. Сумма кредита: {Очень низкая (VNO); Низкая (NO); Средняя (M); Высокая (H);

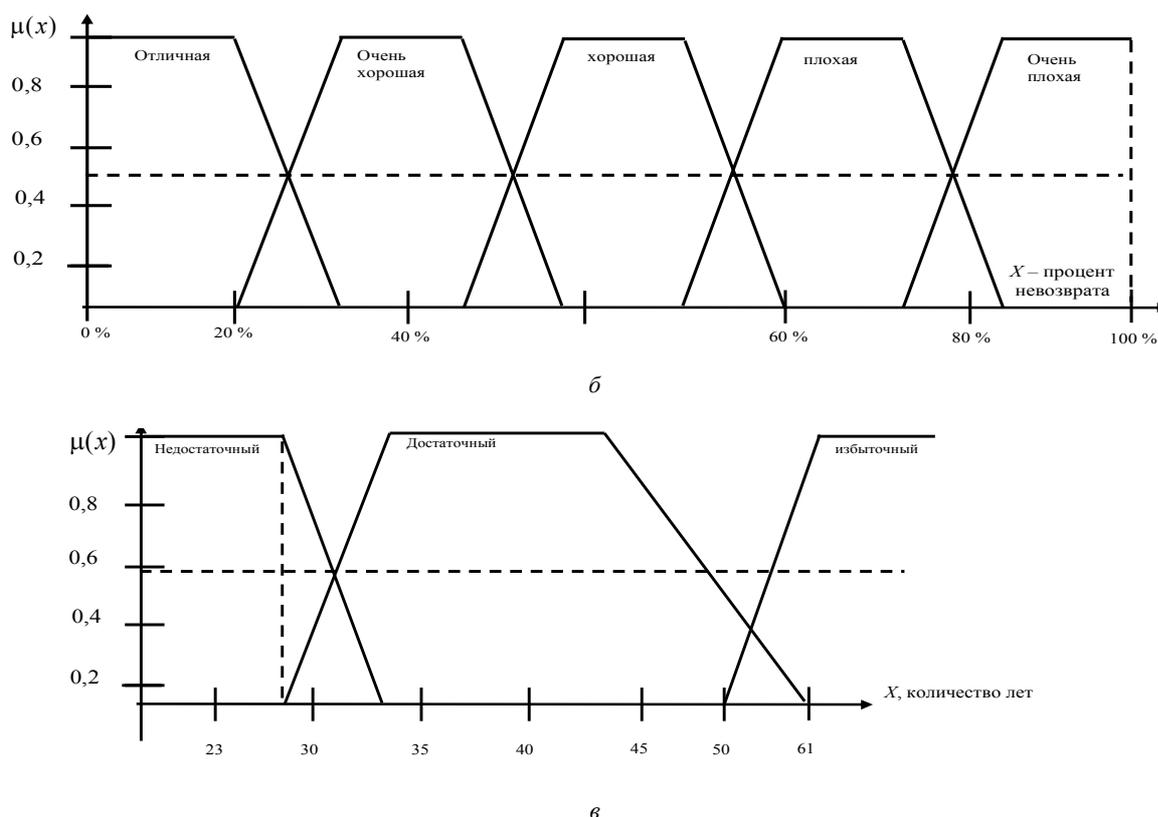
Очень высокая (VH)}. Остальные параметры (пол, образование, место жительства и др.) не поддаются описанию с помощью лингвистической кривой, будут включены в базу правил в следующей интерпретации: F5. Семейное положение. Показатель бинарный со значениями – Неудовлетворительно (NO), если клиент холост / не замужем; и Удовлетворительно (O), если клиент женат/замужем; F6. Наличие иждивенцев: Отсутствуют: Удовлетворительно (O), Один: Высокое (H), 2 и более: Неудовлетворительно (U); F7. Образование. Присвоены категории по значению «уровень образования»: Общее (NO), Профессиональное (M), Высшее (H); F8. Пол: на языке нечетких чисел присвоено значение Мужской: Удовлетворительно (O); Женский: Средний (M); F9. Место жительства: для критерия «место жительства» на языке нечетких чисел присвоено значение 1 – Съемная комната: Удовлетворительно (O), 2 – Съемная квартира: Среднее (M), 3 – Собственная квартира: Отличное (E), 4 – Ипотека: Неудовлетворительно (NO). Ранее в исследованиях [20] обоснован предпочитаемый вид термов лингвистической переменной – трапециевидные числа. На рис. 2 представлены примеры функций принадлежности, соответствующих некоторым лингвистическим переменным.



a

Рис. 2. Примеры лингвистических переменных: a – сумма кредита

Fig. 2. Examples of linguistic variables: a – loan amount



Окончание рис. 2. Примеры лингвистических переменных: \bar{b} – кредитная история; $\bar{в}$ – достаточный возраст заемщика
Ending of Fig. 2. Examples of linguistic variables: \bar{b} – credit history; $\bar{в}$ – sufficient age of the borrower

Далее требуется идентификация уровней частных критериев, фрагмент представлен в табл. 1. Для оценки кредитоспособности заемщика введем выходную переменную «Кредитоспособность фи-

зического лица», которая играет роль индикатора и принимает значения «Да» – 2 или «Нет» – 1 в зависимости от принимаемого по кредиту решения.

Таблица 1
Table 1

Классификация значений терм-множеств лингвистической переменной «Уровень показателя»
Classification of the values of the term sets of the linguistic variable “Indicator level”

Показатель	Уровень	Значения
Необходимый доход (учитывается среднемесячный доход за последние 6 месяцев)	VNO	0; 0; 150000; 220000
	NO	150000; 220000; 310000; 370000
	M	310000; 370000; 460000; 520000
	H	460000; 520000; 600000; 660000
	VH	600000; 660000; 833000; ∞
Кредитная история	E	0; 0; 20; 35
	VG	20; 35; 43; 48
	G	43; 48; 55; 60
	B	55; 60; 73; 82
	VB	73; 82; 100

Для определения степени кредитоспособности заемщика разработана база нечетких продукционных правил, в которой содержится вся информация о потенциальных клиентах банка, т. е. данные по

каждому показателю и результат принятия решения. Часть базы нечетких продукционных правил приведена в табл. 2.

Таблица 2

Table 2

Фрагмент базы нечетких продукционных правил

Fragment of the fuzzy production rules database

Клиент	F1	F2	F3	F4	F5	F6	F7	F8	F9	Результат: выдать кредит: 1 (нет), 2 (да)
1	VNO	VB	S	NO	NO	H	VNO	M	O	1
2	NO	VB	Ex	NO	NO	U	NO	M	E	2
3	VNO	VB	BA	NO	O	O	NO	O	O	1
4	NO	E	BA	M	O	H	VNO	O	O	2
5	VNO	G	InS	H	NO	U	NO	O	O	2
6	VNO	B	Ex	M	NO	U	NO	M	E	2
7	NO	VB	AA	M	NO	O	VNO	O	O	1

Например, если <Доход = VNO> и <Кредитная история = VB>, то <Результат = 1>; если <Доход = NO> и <Кредитная история = E>, то <Результат = 2>; если <Доход = NO>, <Кредитная история = VB> и <Возраст = S>, <Результат = 1> и т. д.

В качестве эксперимента по сопоставлению результатов по рассмотренным четырем методам был произведен расчет для нескольких примеров. Исходные данные сгруппированы в табл. 3.

Таблица 3

Table 3

Исходные данные по заемщикам

Initial data on borrowers

Показатель	Клиент 1	Клиент 2	Клиент 3	Клиент 4
Среднемесячный доход за 6 месяцев	VNO	NO	VNO, NO	NO
Кредитная история	VB	VB	E	E
Возраст	AA	BA	S	S
Образование	NO	M	H	M
Семейное положение	NO	O	O	O
Иждивенцы	H	U	U	H
Сумма кредита	VNO	VNO	M	VNO
Пол	M	O	M	O
Место жительства	O	O	E	O

Исходные параметры по представленной задаче были просчитаны разными методами в среде Deductor. Результаты экспериментов представлены на рис. 3.

В табл. 4 представлены результаты принятия решения о кредитоспособности клиентов и выдаче им заемных денежных средств, полученные с помощью трех экономико-математических инструментов.

Клиент № 1 является усредненным примером неблагонадежного заемщика для банка. Клиент № 1 обладает низким доходом, очень плохой кредитной историей. Клиент № 2 так же, как клиент № 1, имеет плохую кредитную историю, его доходы соответствуют уровню «ниже среднего», возраст

превышает оптимальный. Клиента № 3 характеризуют невысокие доходы, отличная кредитная история, оптимальный возраст и запрашиваемая средняя сумма кредита. Клиент № 4 имеет доход выше, чем у клиента № 3, у него также отличная кредитная история и оптимальный возраст, поэтому данное физическое лицо относится к благонадежным клиентам.

Согласно табл. 4 расчеты по идентичным исходным данным с использованием методов нечеткой логики, нейросетевой технологии и скоринговой оценки показали приблизительно равноценные значения относительно принятия решения о выдаче кредита заемщику, что подтверждает достоверность конечных результатов.

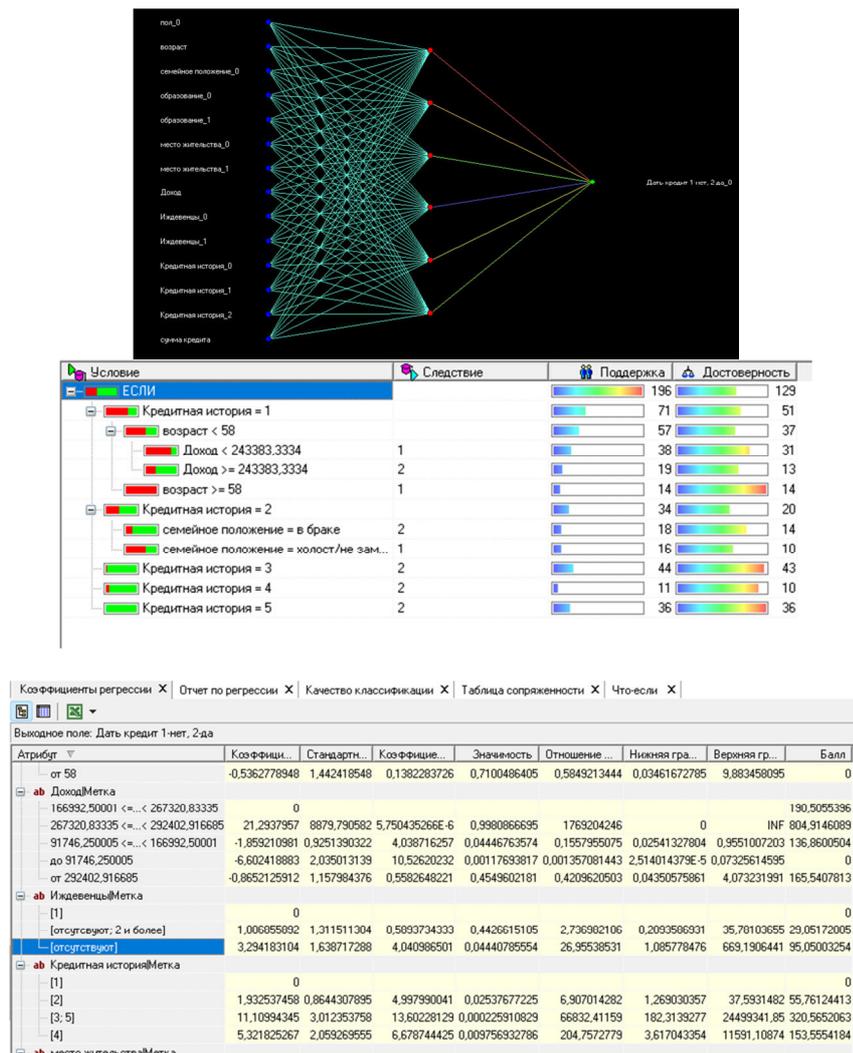


Рис. 3. Вычислительные эксперименты в среде Deductor

Fig. 3. Experiments in Deductor

Таблица 4

Table 4

Сравнение полученных результатов

Comparison of the results obtained

Клиент	Скоринг-балл	Нейронная сеть	Нечеткая логика
1	146 (1 – не выдать)	1	Не выдать
2	357 (1 – не выдать)	1	Не выдать
3	965 (2 – выдать)	2	Выдать
4	686 (2 – выдать)	2	Выдать

Заключение

В результате проведенной работы выполнены систематизация существующих подходов и методик анализа кредитных рисков коммерческих банков и формирование системы взаимосвязанных интеллектуальных и логико-лингвистических методов оценки кредитоспособности заемщиков.

Достигнуты задачи исследования, заключающиеся в анализе методов логистической регрессии, нейронных сетей, деревьев решений и нечеткой логики, выявлены их преимущества и ограничения. Обоснованы требования, предъявляемые к методу аналитико-экспертного оценивания кредитоспособности клиентов, позволяющие учесть разнород-

ные описания показателей. Результаты и выводы подтверждены вычислительными экспериментами.

Для дальнейших исследований поставлена задача проектирования интеллектуальной системы оценки кредитной платежеспособности, основанной на нечеткой логике. В частности, планируется разработка системы поддержки принятия решений,

позволяющей реализовывать поиск, преобразование, обработку и визуализацию информации о кредитоспособности заемщика, сбор, обработку и хранение экспертных суждений; оценку уровня платежеспособности клиента; определение итоговой интегральной оценки кредитоспособности; сопоставление данных субъективных и объективных оценок.

Список источников

1. Altman E., Saunders A. Credit Risk Measurement: Developments over the Last 20 Years // *Journal of Banking and Finance*. 1998. N. 21. P. 1721–1742.
2. Белотелова Н. П. Проблемы банковской системы РФ в современных условиях // *Актуал. проблемы соц.-экон. развития России*. 2020. № 1. С. 103–106.
3. Ендовицкий Д. А., Бочарова М. А. Анализ и оценка кредитоспособности заемщика: учеб.-практ. пособие. М.: Кнорус, 2005. 268 с.
4. Роль кредита и модернизация деятельности банков в сфере кредитования: учеб. пособие / под ред. О. И. Лаврушина. М.: Кнорус, 2013. 267 с.
5. Zadeh L. A. Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes // *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 1975. V. SMC-3. N. 1. P. 28–44.
6. Пегат А. Нечеткое моделирование и управление: учеб. пособие / пер. с англ. А. Г. Подвесовского, Ю. В. Тюменцева. М.: Лаборатория знаний, 2020. 801 с.
7. Саати Т. Л. Принятие решений. Метод анализа иерархий / пер. с англ. Р. Г. Вачнадзе. М.: Радио и связь, 1993. 316 с.
8. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / под ред. Д. А. Поспелова. М.: Наука, 1986. 312 с.
9. Кузнецов С. Ю., Костикова А. В. Методология теории нечетких множеств в исследовании уровня организационного управления // *Аудит и финансовый анализ*. 2019. № 5. P. 212–216.
10. Терелянский П. В., Андрейчиков А. В. Информационные технологии прогнозирования технических решений на основе нечетких и иерархических моделей. Волгоград: Изд-во ВолГТУ, 2007. 204 с.
11. Сорокин А. С. Построение скоринговых карт с использованием модели логистической регрессии // *Науковедение*. 2014. № 2. URL: <https://naukovedenie.ru/PDF/180EVEN214.pdf> (дата обращения: 31.08.2023).
12. Anderson R. The credit scoring toolkit: theory and practice for retail credit risk management and decision automation. N. Y.: Oxford University press, 2007. 790 p.
13. Shi J., Xu B. Credit Scoring by Fuzzy Support Vector Machines with a Novel Membership Function // *Journal of Risk and Financial Management*. 2016. V. 9. Iss. 4. P. 1–10. DOI: 10.3390/jrfm9040013.
14. Angelini E., di Tollo G., Roli A. A Neural Network Approach for Credit Risk Evaluation // *Kluwer Academic Publishers*. 2006. URL: <https://economia.unich.it/documenti/DEC/arc/wpapers/2006/2006-002.pdf> (дата обращения: 18.12.2020).
15. Goyal S. Credit Risk Prediction Using Artificial Neural Network Algorithm. *Data Science Central*, 2018. URL: <https://www.datasciencecentral.com/profiles/blogs/credit-risk-prediction-using-artificial-neural-network-algorithm> (дата обращения: 14.09.2023).
16. Власенко М. Оценка кредитоспособности физических лиц при помощи инструментария классификационных нейронных сетей // *Банк. вестн.* 2021. № 3 (692). С. 19–30.
17. Hoffmann F., Baesens B., Mues C., van Gestel T., Vanthienen J. Inferring Descriptive and Approximate Fuzzy Rules for Credit Scoring Using Evolutionary Algorithms // *European Journal of Operational Research*. 2007. V. 177. Iss. 1. P. 540–555.
18. Чернов В. Г., Ганьшина С. И. Экспертная система для ипотечного кредитования, основанная на нечетких продукционных правилах. М.: Синергия Пресс, 2012. 99 с.
19. EGAR Credit Administration. URL: https://www.tadviser.ru/index.php/%D0%9F%D1%80%D0%BE%D0%B4%D1%83%D0%BA%D1%82:EGAR_Credit_Administration (дата обращения: 01.09.2023).
20. Kostikova A. V., Tereliensky P. V., Shuvaev A. V., Timoshenko P. N. Expert fuzzy modeling of dynamic properties of complex systems // *ARNP Journal of Engineering and Applied Sciences*. 2016. V. 11. N. 17. P. 10222–10230.

References

1. Altman E., Saunders A. Credit Risk Measurement: Developments over the Last 20 Years. *Journal of Banking and Finance*, 1998, no. 21, pp. 1721-1742.
2. Belotelova N. P. Problemy bankovskoi sistemy RF v sovremennykh usloviyakh [Problems of the Russian banking system in modern conditions]. *Aktual'nye problemy sotsial'no-ekonomicheskogo razvitiia Rossii*, 2020, no. 1, pp. 103-106.
3. Endovitskii D. A., Bocharova M. A. *Analiz i otsenka kreditosposobnosti zaemshchika: uchebno-prakticheskoe posobie* [Analysis and assessment of the borrower's creditworthiness: an educational and practical guide]. Moscow, Knorus Publ., 2005. 268 p.
4. Rol' kredita i modernizatsiia deiatel'nosti bankov v sfere kreditovaniia: uchebnoe posobie [The role of credit and modernization of banks in the field of lending: a textbook]. Pod redaktsiei O. I. Lavrushina. Moscow, Knorus Publ., 2013. 267 p.
5. Zadeh L. A. Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1975, vol. SMC-3, no. 1, pp. 28-44.
6. Piegat A. *Fuzzy Modeling and Control*. Springer Science and Business Media, 2001. 728 p. (Pegat A. Nечеткое моделирование и управление: учеб. пособие / пер. с англ. А. Г. Подвесовского, Ю. В. Тюменцева. М.: Лаборатория знаний, 2020. 801 с.).
7. Saaty T. L. *The analytic hierarchy process: planning, priority setting, resource allocation*. New York; Lon-

don, McGraw-Hill International Book Co., 1980. 287 p. (Saati T. L. Priniatie reshenii. Metod analiza ierarkhii / per. s angl. R. G. Vachnadze. M.: Radio i sviaz', 1993. 316 s.).

8. *Nechetkie mnozhestva v modeliakh upravleniia i iskusstvennogo intellekta* [Fuzzy sets in control and artificial intelligence models]. Pod redaktsiei D. A. Pospelova. Moscow, Nauka Publ., 1986. 312 p.

9. Kuznetsov S. Iu., Kostikova A. V. Metodologiya teorii nechetkikh mnozhestv v issledovanii urovnia organizatsionnogo upravleniia [Methodology of the theory of fuzzy sets in the study of the level of organizational management]. *Audit i finansovyi analiz*, 2019, no. 5, pp. 212-216.

10. Terelianskii P. V., Andreichikov A. V. *Informatsionnye tekhnologii prognozirovaniia tekhnicheskikh reshenii na osnove nechetkikh i ierarkhicheskikh modelei* [Information technologies for forecasting technical solutions based on fuzzy and hierarchical models]. Volgograd, Izd-vo VolGTU, 2007. 204 p.

11. Sorokin A. S. Postroenie skoringovykh kart s ispol'zovaniem modeli logisticheskoi regressii [Building scoring maps using a logistic regression model]. *Naukovedenie*, 2014, no. 2. Available at: <https://naukovedenie.ru/PDF/180EVN214.pdf> (accessed: 31.08.2023).

12. Anderson R. *The credit scoring toolkit: theory and practice for retail credit risk management and decision automation*. New York, Oxford University press, 2007. 790 p.

13. Shi J., Xu B. Credit Scoring by Fuzzy Support Vector Machines with a Novel Membership Function. *Journal of Risk and Financial Management*, 2016, vol. 9, iss. 4, pp. 1-10. DOI: 10.3390/jrfm9040013.

14. Angelini E., di Tollo G., Roli A. *A Neural Network Approach for Credit Risk Evaluation*. Kluwer Academic

Publishers, 2006. Available at: <https://economia.unich.it/documenti/DEC/arc/wpapers/2006/2006-002.pdf> (accessed: 18.12.2020).

15. Goyal S. *Credit Risk Prediction Using Artificial Neural Network Algorithm*. Data Science Central, 2018. Available at: <https://www.datasciencecentral.com/profiles/blogs/credit-risk-prediction-using-artificial-neural-network-algorithm> (accessed: 14.09.2023).

16. Vlasenko M. Otsenka kreditosposobnosti fizicheskikh lits pri pomoshchi instrumentarii klassifikatsionnykh neuronnykh setei [Assessment of the creditworthiness of individuals using the tools of classification neural networks]. *Bankovskii vestnik*, 2021, no. 3 (692), pp. 19-30.

17. Hoffmann F., Baesens B., Mues C. van Gestel T., Vanthienen J. Inferring Descriptive and Approximate Fuzzy Rules for Credit Scoring Using Evolutionary Algorithms. *European Journal of Operational Research*, 2007, vol. 177, iss. 1, pp. 540-555.

18. Chernov V. G., Gan'shina S. I. *Ekspertnaia sistema dlia ipotechnogo kreditovaniia, osnovannaia na nechetkikh produktsionnykh pravilakh* [An expert system for mortgage lending based on fuzzy production rules]. Moscow, Sinerjiia Press, 2012. 99 p.

19. *EGAR Credit Administration*. Available at: https://www.tadviser.ru/index.php/%D0%9F%D1%80%D0%BE%D0%B4%D1%83%D0%BA%D1%82:EGAR_Credit_Administration (accessed: 01.09.2023).

20. Kostikova A. V., Terelianskii P. V., Shuvaev A. V., Timoshenko P. N. Expert fuzzy modeling of dynamic properties of complex systems. *ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences*, 2016, vol. 11, no. 17, pp. 10222-10230.

Статья поступила в редакцию 03.10.2023; одобрена после рецензирования 01.04.2024; принята к публикации 04.06.2024
The article was submitted 03.10.2023; approved after reviewing 01.04.2024; accepted for publication 04.06.2024

Информация об авторах / Information about the authors

Анастасия Владимировна Костикова — кандидат экономических наук, доцент; доцент кафедры информационных систем в экономике; Волгоградский государственный технический университет; Anastasia.ise@yandex.ru

Юлия Андреевна Сайкина — старший преподаватель кафедры информационных систем в экономике; Волгоградский государственный технический университет; saykinayuliya@yandex.ru

Александра Андреевна Попова — магистр; Волгоградский государственный технический университет; Anastasia.ise@yandex.ru

Anastasia V. Kostikova — Candidate of Economic Sciences, Assistant Professor; Assistant Professor of the Department of Information Systems in Economics; Volgograd State Technical University; Anastasia.ise@yandex.ru

Julia A. Saykina — Senior Lecturer of the Department of Information Systems in Economics; Volgograd State Technical University; saykinayuliya@yandex.ru

Alexandra A. Popova — Master; Volgograd State Technical University; Anastasia.ise@yandex.ru

