

**Математические и интеллектуальные методы оценки кредитной платежеспособности физических лиц**

*А.В. Костикова – канд.экон.наук, доцент, Волгоградский государственный технический университет*

*Ю.А. Сайкина- старший преподаватель, Волгоградский государственный технический университет*

*А.А. Попова – магистр экономики, Волгоградский государственный технический университет*

Аннотация. Цель данной работы состоит в совершенствовании методики оценки кредитной платежеспособности заемщиков путем выстраивания комбинированной системы интеллектуальных и экономико-математических методов. В статье рассмотрены 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 авторами 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.

**Введение**

Финансово-кредитные учреждения предоставляют 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 базе 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 РФ в целом. Во-вторых, выдача кредитов имеет социальное значение, так как 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 авторами преследуются следующие задачи:

1. Рассмотреть экономические и интеллектуальные методы, применяемые банками для оценки кредитоспособности клиента; изучить применение нечетких алгоритмов к задаче выявления рейтинга заемщика;
2. Проанализировать критерии для определения платежеспособности и составить набор показателей для собственных вычислительных экспериментов;
3. Разработать информационную модель процесса оценки кредитоспособности;
4. Разработать оценку кредитоспособности заемщиков на основе нечеткого логического вывода;
5. Построить систему аналитических моделей на базе платформы Deductor и провести сопоставительный анализ полученных расчетов.
6. Предложить концепцию интеллектуальной системы поддержки принятия решений оценки кредитоспособности физических лиц.

## Обзор литературы

Проблемы оценки кредитоспособности заёмщика нашли достаточно широкое воплощение в трудах значительного числа учёных и специалистов России и зарубежья: Альтмана Е. [1], Белотеловой Н.П.[2], Бочаровой М.А.[3], Ендовицкого Е.А.[3], Лаврушина О.И.[4] и др.

Разработке математических моделей и методов принятия экономических решений посвящены труды Л.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. Внутреннее 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], 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 заёмщику.

Проблема оценки кредитной платежеспособности заёмщика 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]. Черновым В. Г. предложена экспертная система для ипотечного кредитования, основанная на нечетких продукционных правилах [18].

## Модели и методы

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 же, 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 оценке, тем больше шанс того, что интегральный показатель кредитной платежеспособности будет достаточно результативным. А соответственно, данную модель можно будет использовать в коммерческих банках для оценки, чтобы повысить количество кредитов и как следствие прибыль банковской организации.

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 работодателя и заполненной анкеты.

История применения кредитного скоринга насчитывает не один год, на базе чего алгоритм расчета признается достаточно надежным, в тоже время не требующим изощренных методов и сверхъестественных навыков от специалистов. Согласно набранной сумме баллов кредитополучателю присваивается статус или «плохой» или «хороший». Однако, как и любая бинарная оценка, классический кредитный скоринг не лишен недостатка в виде погрешности при выделении только двух взаимобратных оценок. В то время как не раз в кредитной практике встречались случаи, когда вычисление кредитной оценки которых по известному набору параметров не идентифицирует действительную кредитоспособность клиентов.

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 этого обладает широким спектром функций, которые позволяют выполнить все намеченные задачи, поставленные в исследовании. На среде Deductor представлены инструменты логистической регрессии, нейронной сети и дерева решений, на основе которых будет быть выполнено построение скоринг-балла.

Авторами видится необходимость дополнить анализ кредитной платежеспособности инструментом, адаптированным для формализации качественных и приближенных понятий и способном 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 платёжеспособности 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.

Наглядно на рисунке 1 приведена декомпозиция диаграммы контекстного уровня. Бизнес-процесс оценки кредитной платежеспособности состоит из четырех шагов: А<sub>1</sub> - Подготовка данных для модели оценки ; А<sub>2</sub> -Оценка характеристик клиента; А<sub>3</sub> - Формирование обучающей и тестовой выборки; А<sub>4</sub> -Классификация оценки.

Блок А<sub>1</sub> 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. А<sub>11</sub> – Формирование списка параметров оценки; Подпроцесс А<sub>12</sub> выполняет расчет значений весов параметров для определения их вклада в общую модель оценки. Подпроцесс А<sub>13</sub> формирует нечеткие множества параметров оценки.

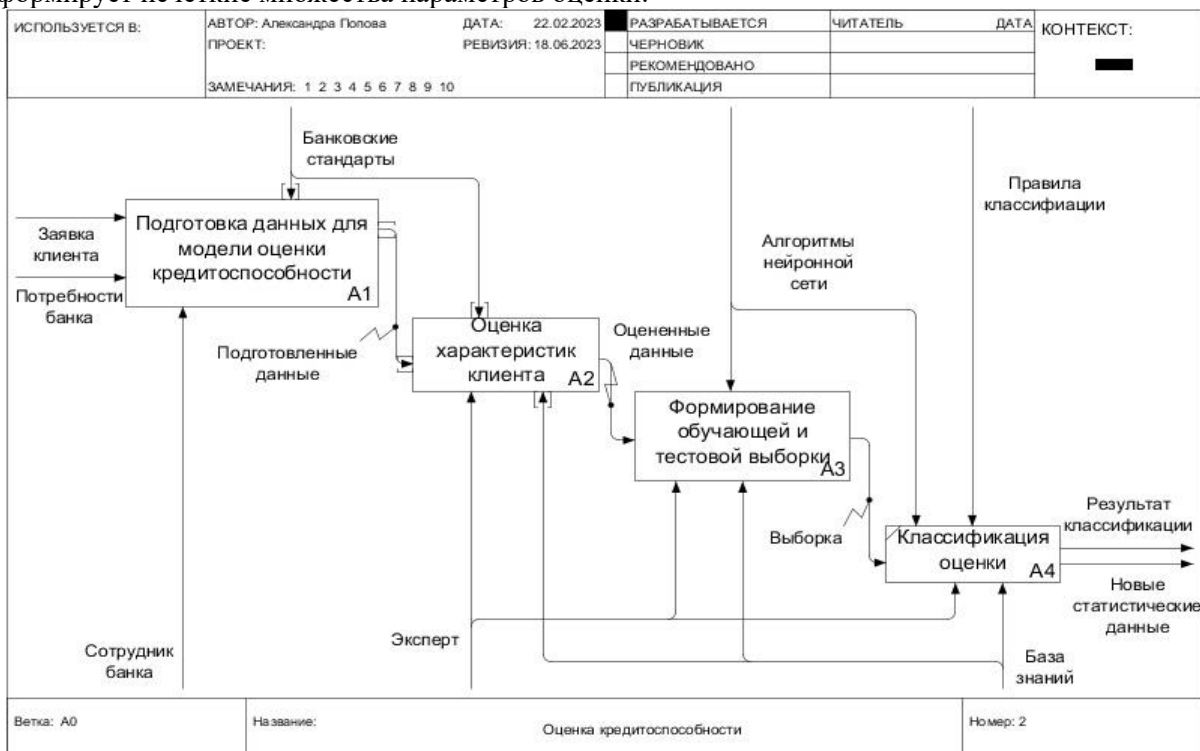


Рис. 1 – Декомпозиция контекстной диаграммы

Figure 1- Context diagram decomposition

Источник: [Составлено автором].

Нам 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: Методы использующие парное сравнение критериев; Методы использующие аналитические зависимости взаимосвязи показателей важности критериев; Формальные методы. Наиболее популяризованным методом является метод, основанный на попарном сравнении критериев Т.Саати. Подробно техника вычислений описывается в [7].

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.

Методология формирования рейтинга кредитной платежеспособности на базе нечеткого моделирования

Введем основные понятия теории нечетких множеств, основываясь на [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  $\alpha, X, A$ ,  $\alpha$  название нечеткой переменной. Функция принадлежности  $\mu_A(x)$  нечеткого множества  $A$  описывает ограничения на значения нечеткой переменной с именем  $\alpha$ .

Лингвистическая переменная с именем  $\beta$  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 лингвистической переменной представляются нечеткими числами, значения которых ограничены вектором значений элемента  $x$ .

Применительно к задаче формирования рейтинга кредитной платежеспособности определяется комплекс критериев и признаков  $F_i$ , 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  $\langle X, M, \mu_{\tilde{A}} \rangle$ , где  $X$ - универсальное множество, составленное из множества элементов  $x$ ,  $M = [0,1]$  – пространство принадлежностей,  $\mu_{\tilde{A}}$  – степень принадлежности конкретного признака из набора системы оценки нечеткому множеству. Нечеткий логический вывод реализуется на базе алгоритма Мамдани.

$R_1$ : ЕСЛИ « $(F_1 \text{ есть } T)$  И  $(F_2 \text{ есть } T) \dots$  И  $\dots (F_4 \text{ есть } T) \dots$  И  $\dots (F_k \text{ есть } T)$ », ТО « $R_{k1} \text{ есть } T$ ».

....

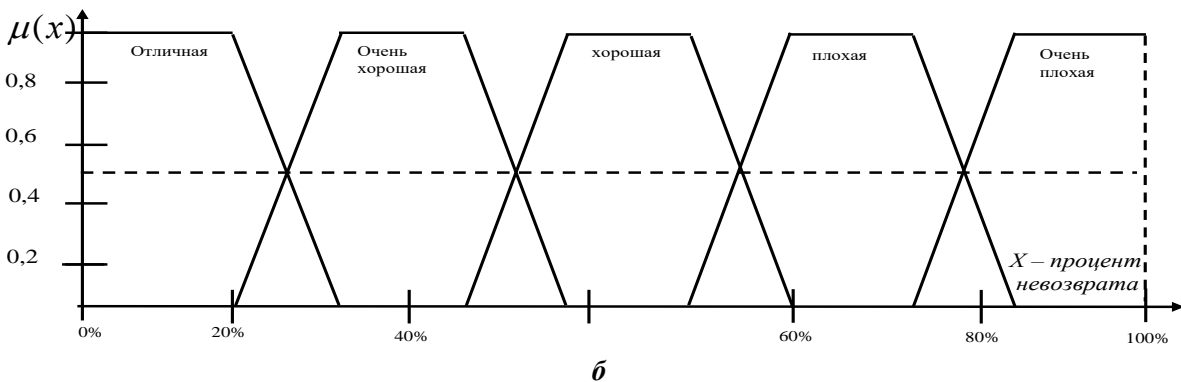
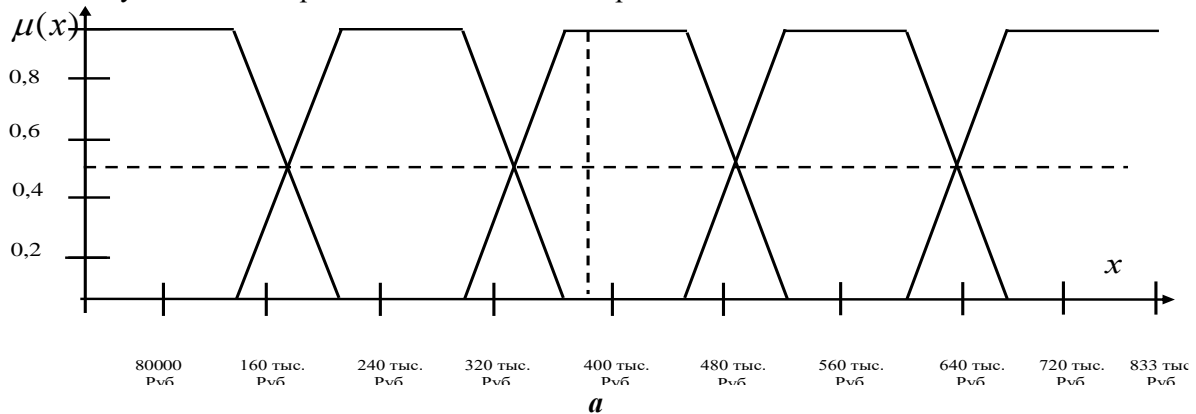
$R_j$ : ЕСЛИ « $(F_{n1} \text{ есть } T)$  И  $(F_{n2} \text{ есть } T) \dots$  И  $\dots (F_{n4} \text{ есть } T) \dots$  И  $\dots (F_{m_n} \text{ есть } T)$ », ТО « $R_{kj} \text{ есть } T$ ». В результате обработки системы нечетких правил на выходе будет получена переменная «Рейтинг заемщика»  $R_{kj}$ , значения которой могут соответствовать двум классам:

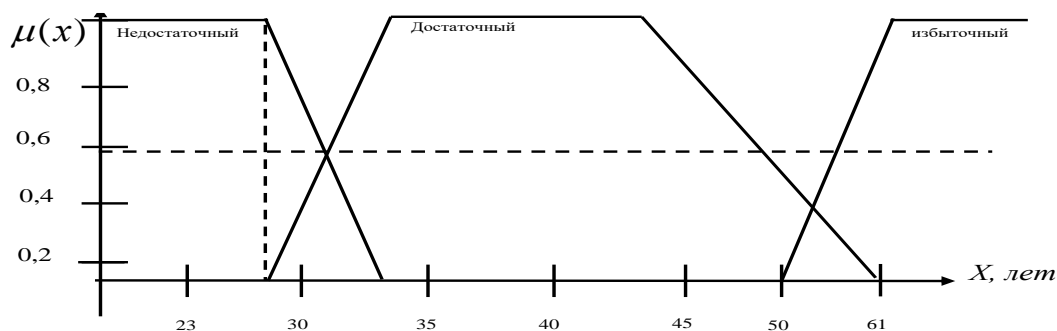
$$Rkr = \begin{cases} 1 - \text{кредит одобрен,} \\ 2 - \text{кредит не одобрен.} \end{cases}$$

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: {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(U-I); Ниже среднего (NO) Достаточный(O); Выше среднего (VO); Избыточный(O-R)}; F4 Сумма кредита: {Очень низкая (VNO); Низкая (NO); Средняя(M); Высокая(H); Очень высокая(VH)}. Остальные параметры (пол, образование, место жительства и пр.) 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 нечет 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 кварти: Отличное(E), 4 – Ипотека: Неудовлетворительно(NO). В своих ранних исследованиях авторы обосновывали предпочитаемый вид термов лингвистической переменной – трапециевидные числа [20]. На рисунке 2 представлены примеры функций принадлежности, соответствующих некоторым лингвистическим переменным:





6

Рис. 2– Примеры лингвистических переменных  
Figure 2 - Linguistic variables

Источник: [Составлено автором].

Далее требуется идентификация уровней частных критериев, фрагмент представлен в таблице 1. Для оценки кредитоспособности заемщика введем выходную переменную «Кредитоспособность физического лица», которая играет роль индикатора и принимает значения Да – 2 или Нет – 1 в зависимости от принимаемого по кредиту решения.

Таблица 1 – Классификация значений терм-множеств лингвистической переменной «Уровень показателя»

Показатель	Наименование уровня	Значения
Необходимый доход	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;

Источник: [Составлено автором].

Для определения степени кредитоспособности заемщика использован алгоритм нечеткого логического вывода, для чего разработана база нечетких продукционных правил. Для этого используется обучающее множество, в котором содержится вся информация о потенциальных клиентах банка, т.е. данные по каждому показателю и результат принятия решения. Часть базы нечетких продукционных правил приведена в таблице 2.

Таблица 2 – Фрагмент базы нечетких продукционных правил

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

Источник: [Составлено автором].

Например, если <Доход = VNO> и <Кредитная история = VB>, то <Результат = 1>;

Если <Доход = M> и <Кредитная история = E>, то <Результат = 2>;

Если <Доход = M> и <Кредитная история = VB> и <Возраст = R>, <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 таблице 3.

Таблица 3 – Исходные данные по заемщикам

Показатель	Клиент 1	Клиент 2	Клиент 3	Клиент 4
Доход	VNO	NO	VNO,NO	NO
Кредитная история	VB	VB	E	E

Возраст	R	R	O	O
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

Источник: [Составлено автором].

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

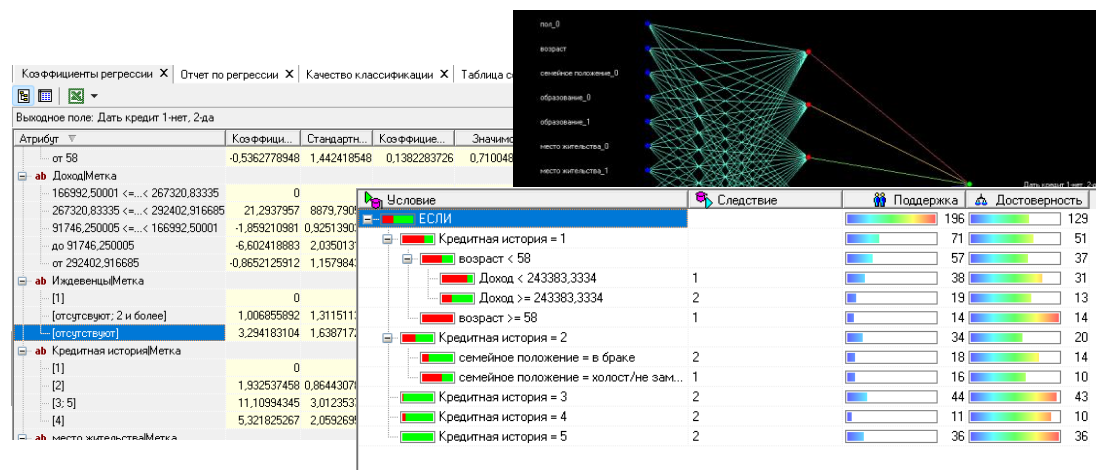


Рис. 3 – Вычислительные эксперименты в среде Deductor

Figure 3 – Experiments in Deductor

Таблица 4 – сравнение полученных результатов

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

Источник: [Составлено автором].

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

Как показывает таблица 4, расчеты по идентичным исходным данным, с использованием методов нечеткой логики, нейро-сетевой технологии и скоринговой оценки показали приблизительно равноценные значения относительно принятия решения о выдаче кредита заемщику, что подтверждает достоверность конечных результатов.

В результате проведенной работы выполнена систематизация существующих подходов и методик анализа кредитных рисков коммерческих банков и выстраивании системы взаимосвязанных интеллектуальных и логико-лингвистических методов оценки кредитоспособности заемщиков. Достигнуты задачи исследования, заключающиеся в анализе методов логической 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 разнородные 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 (СППР) и 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. Credit Risk Measurement: Developments over the Last 20 Years/ E. Altman, A. Saunders // Journal of Banking and Finance, 1998. №21. 1721–1742 p.
2. Белотелова, Н.П. Проблемы банковской системы РФ в современных условиях / Н.П. Белотелова// Актуальные проблемы социально-экономического развития России. 2020. № 1. С.103-106
3. Ендовицкий, Д. А. Анализ и оценка кредитоспособности заемщика: учебно-практическое пособие / Д. А. Ендовицкий, М. А. Бочарова. – М. : КНОРУС, 2005. 268 с.
4. Роль кредита и модернизация деятельности банков в сфере кредитования: Учебное пособие. 2-е издание. стереотипное / Под ред. О.И. Лаврушина. М.: КНОРУС, 2013. URL: [https://www.consultant.ru/edu/student/download\\_books/author/lavrushin\\_oi/?ysclid=ln34spl3oc160708674](https://www.consultant.ru/edu/student/download_books/author/lavrushin_oi/?ysclid=ln34spl3oc160708674) (дата обращения: 28.08.2023)
5. Zadeh, L.A. (1975), "Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes", IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS, Vol. SMC-3, No. 1, pp. 28-44.
6. Пегат, А. Нечеткое моделирование и управление : учебное пособие / А. Пегат ; перевод с английского А. Г. Подвесовского, Ю. В. Тюменцева. Москва : Лаборатория знаний, 2020. 801 с.
7. Саати Т.Л. Принятие решений. Метод анализа иерархий / Т.Л. Саати. – М.: Радио и связь, 1993. 316 с.
8. Нечеткие множества в моделях управления и искусственного интеллекта / под. ред. Д.А.Поспелова.–М.:Наука, 1986.312с.
9. Кузнецов, С.Ю. Методология теории нечётких множеств в исследовании уровня организационного управления / С.Ю. Кузнецов, А.В. Костикова // Аудит и финансовый анализ. - 2019. - № 5. - 212-216.
10. Терелянский П.В. Информационные технологии прогнозирования технических решений на основе нечетких и иерархических моделей / П.В. Терелянский, А.В. Андрейчиков. Волгоград: ВолгГТУ, 2007. 204 с.
11. Сорокин А.С. Построение скоринговых карт с использованием модели логистической регрессии [Электронный ресурс] / Интернет-журнал «Науковедение». 2014. № 2. URL: <https://naukovedenie.ru/PDF/180EVN214.pdf>. (дата обращения: 31.08.2023)
12. Anderson R. The credit scoring toolkit: theory and practice for retail credit risk management and decision automation. [Text] – New York: Oxford University press, 2007. – 790 p. – ISBN 0199226407
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. A Neural Network Approach for Credit Risk Evaluation [Electronic resource] / E. Angelini, G. di Tollo, A. Roli // Kluwer Academic Publishers, 2006. URL: <https://economia.unich.it/documenti/DEC/arc/wpapers/2006/2006-002.pdf>. – Date of access: 18.12.2020.
15. Goyal, S. Credit Risk Prediction Using Artificial Neural Network Algorithm [Electronic resource] / S. Goyal // 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 / М. Власенко // Банковский вестник. – 2021. – № 3(692). – С. 19-30. – EDN BRAFCO.
17. Hoffmann F., Baesens B., Mues C. et al. 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. Чернов, В. Г. Экспертная система для ипотечного кредитования, основанная на нечетких продукционных правилах / В. Г. Чернов, С. И. Ганьшина. – М. : Синергия ППЕСС, 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](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. Expert fuzzy modeling of dynamic properties of complex systems / A.V. Kostikova, P.V. Tereliansky, A.V. Shuvaev and P.N. Timoshenko // ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences. 2016. Vol. 11, No. 17. P. 10222-10230.

#### References

1. Altman, E. Credit Risk Measurement: Developments over the Last 20 Years/ E. Altman, A. Saunders // Journal of Banking and Finance, 1998. №21. 1721–1742 p.
2. Belotelova, N.P. Problems of the banking system of the Russian Federation in modern conditions / N.P. Belotelova// Actual problems of socio-economic development of Russia. 2020. No. 1. pp.103-106
3. Endovitsky, D. A. Analysis and assessment of the borrower's creditworthiness: an educational and practical guide / D. A. Endovitsky, M. A. Bocharova. – М. : KNORUS, 2005. 268 p.

4. The role of credit and modernization of banks' activities in the field of lending: A textbook. 2nd edition, stereotypical / Edited by O.I. Lavrushin. M.: KNORUS, 2013. URL: [https://www.consultant.ru/edu/student/download\\_books / author/lavrushin\\_oi/?ysclid=ln34spl3oc160708674](https://www.consultant.ru/edu/student/download_books / author/lavrushin_oi/?ysclid=ln34spl3oc160708674) (accessed: 08/28/2023)
5. Zadeh, L.A. (1975), "Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes", IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN, AND CYBERNETICS, Vol. SMC-3, No. 1, pp. 28-44.
6. Pegat, A. Fuzzy modeling and control: a textbook / A. Pegat; translated from English by A. G. Suspensovsky, Yu. V. Tyumentseva. Moscow : Laboratory of Knowledge, 2020. 801 p.
7. Saati T.L. Decision-making. Method of hierarchy analysis / T.L. Saati. – M.: Radio and Communications, 1993. 316 p
8. Fuzzy sets in control and artificial intelligence models / edited by D.A.Pospelov.–M.:Nauka, 1986.312p.
9. Kuznetsov, S.Yu. Methodology of the theory of fuzzy sets in the study of the level of organizational management / S.Yu. Kuznetsov, A.V. Kostikova // Audit and financial analysis. - 2019. - № 5. - 212-216.
10. Terelyansky P.V. Information technologies for forecasting technical solutions based on fuzzy and hierarchical models / P.V. Terelyansky, A.V. Andreychikov. Volgograd: VolgSTU, 2007. 204 p.
11. Sorokin A.S. Construction of scoring maps using a logistic regression model [Electronic resource] / Online journal "Science Studies". 2014. № 2. URL: <https://naukovedenie.ru/PDF/180EVN214.pdf>. (accessed: 08/31/2023)
12. Anderson R. The credit scoring toolkit: theory and practice for retail credit risk management and decision automation. [Text] – New York: Oxford University press, 2007. – 790 p. – ISBN 0199226407
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. A Neural Network Approach for Credit Risk Evaluation [Electronic resource] / E. Angelini, G. di Tol-lo, A. Roli // Kluwer Academic Publishers, 2006. URL: <https://economia.unich.it/documenti/DEC/arc/wpapers/2006/2006-002.pdf>. – Date of access: 18.12.2020.
15. Goyal, S. Credit Risk Prediction Using Artificial Neural Network Algorithm [Electronic resource] / S. Goyal // Data Science Central, 2018. - URL: <https://www.datasciencecentral.com/profiles/blogs/credit-risk-prediction-using-artificial-neural-network-algorithm>. (accessed: 14.09.2023)
16. Vlasenko, M. Assessment of the creditworthiness of individuals using the tools of classification neural networks / M. Vlasenko // Banking Bulletin. – 2021. – № 3(692). – Pp. 19-30. – EDN BRAFCO
17. Hoffmann F., Baesens B., Mues C. et al. 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. Expert system for mortgage lending based on fuzzy production rules / V. G. Chernov, S. I. Ganshina. – M. : Synergy PRESS, 2012. – 99 p.
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](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. Expert fuzzy modeling of dynamic properties of complex systems / A.V. Kostikova, P.V. Tereliansky, A.V. Shuvaev and P.N. Timoshenko // ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences. 2016. Vol. 11, No. 17. P. 10222-10230.