

3. Представление показателей в виде утилитарно формализованных простейших численных оценок позволяет использовать различный математический аппарат для получения итогового адекватного результата.

4. Предложенная оценочная система пригодна к использованию различными группами потребителей для оценки вторичного и нового жилья в МКД.

Список литературы

1. Волгоградская область в цифрах. 2018 : краткий сб. / Терр. орган Фед. службы гос. статистики по Волгоград. обл.- Волгоград: Волгоградстат, 2019.-380с.
2. Максимов А.А., Тиндова М.Г. Эконометрический анализ ценообразования. жилой недвижимости // Модели, системы, сети в экономике, технике, природе и обществе.-№2(18).-2016.-с.71-78.
3. Ямщикова И.В, И. В. Наумов И.В Анализ стоимости первичного и вторичного жилья на строительном рынке Российской Федерации.// Известия вузов. Инвестиции. Строительство.-№3.-2015. –с.61-67.
4. Околнишников А.Д. Обзор покупательского поведения с позиции маркетинга на рынке риэлторских услуг России.//Вестник Евразийской науки.- Т. 9, №6. -2017.-с.62.
5. Дзущева Д. М., Кабалоева А. Т., Хатагова И. А. Классификации объектов недвижимости // Новая наука: теоретический и практический взгляд. - 2016. - № 117-1. - С. 239-245.
6. Васюта Д. В. Понятие здания и сооружения как объектов недвижимости//Вестник Омского университета. Серия «Право»,- №2 (35).-2013.с.121-126.
7. Калашников С. Ю., Гурова Е.В., Курамшин Р. Х. Отдельные вопросы систематизации предметной терминологии при проведении строительно– технической экспертизы// Инженерно – строительный вестник Прикаспия.–2020.–№1.(31)
8. Кораблев А. А. Понятие и сущность специальных знаний // Молодой ученый. — 2016. — №2. — С. 693-695.
9. Калашников С.Ю., Калашникова Ю.С., Шилова Е.В. Обоснование методики рейтинговой оценки качественного уровня квартир в многоквартирных домах на вторичном рынке жилья // Вестник Волгоградского государственного архитектурно-строительного университета. Сер.: Строительство и архитектура. - 2019. - Вып. 1 (74). - С. 160-169.
10. Шилова, Е.В. Калашников, С.Ю., Калашникова Ю.С. Разработка методики многокритериальной рейтинговой оценки объектов вторичного рынка жилья / Е.В. Шилова, С.Ю. Калашников, Ю.С. Калашникова // Проектная деятельность студентов опорного университета: решение региональных задач : сб. ст. науч.-практ. конф., проведенной в рамках студенческого конкурса «Строим новый город» (г. Волгоград, 20-24 мая 2019 г.) / ФГБОУ ВО «Волгоградский гос. техн. ун-т». - Волгоград, 2019. - С. 138-141.
11. Калашников, С.Ю. Обоснование методики рейтинговой оценки качества функционирования транспортной системы города // Вестник Волгоградского государственного архитектурно-строительного университета. Сер.: Строительство и архитектура. - 2010. - №20 (39). - С. 202-204.
12. Калашников С.Ю., Калашникова Ю.С. Особенности количественной оценки уровня качества проживания в крупном городе//Актуальные проблемы стратегии развития Волгограда. Волгоград, 2012. С. 48-51.
13. Калашников С.Ю., Калашникова Ю.С. Особенности идентификации понятия «Качество жизни» жителями линейных градостроительных образований // Биосферная совместимость: человек, регион, технологии, 2016.-№1(13), с.3-7.
14. Калашников С.Ю., Калашникова Ю.С. Анализ структуры городской транспортной системы и выявление негативных факторов воздействия на городскую среду// Биосферная совместимость: человек, регион, технологии, 2016.-№2(14), с.97-102.
15. Езерский В. А., Монастырев П. В., Меркушева Н. П. Инструментальный подход к оценке потребительских качеств квартир на рынке недвижимости //Фундаментальные, поисковые и прикладные исследования РААСН по научному обеспечению развития архитектуры, градостроительства и строительной отрасли Российской Федерации. -2017.Т.2.- с. 169-180
16. Калашников, С.Ю. Калашникова Ю.С., Шилова Е.В.Стоимостная экспертиза квартир на вторичном рынке жилья с помощью многокритериальной рейтинговой оценки объекта / С.Ю. Калашников, Ю.С. Калашникова, Е.В. Шилова // Известия Байкальского государственного университета. - 2019. - Т. 29, № 4. - С. 631-637.
17. System approach to the evaluation of a consumer appeal for the objects on the secondary housing market S Yu Kalashnikov, A E Godenko, Yu S Kalashnikova and I A Tarasova Published 1 December 2019 • Published under licence by IOP Publishing Ltd IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, Volume 698, Issue 6. URL: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/698/6/066003>. - DOI: 10.1088 / 1757-899X / 698/6/066003

© С. Ю. Калашников, Ю. С. Калашникова, Е. В. Шилова, А. С. Голованова

Ссылка для цитирования:

С. Ю. Калашников, Ю. С. Калашникова, Е. В. Шилова, А. С. Голованова. Особенности количественной оценки потребительских свойств недвижимости на вторичном рынке жилья // Инженерно-строительный вестник Прикаспия : научно-технический журнал / Астраханский государственный архитектурно-строительный университет. Астрахань : ГАОУ АО ВО «АГАСУ», 2020. № 3 (33). С. 92–98.

УДК 004.02

КЛАССИФИКАЦИЯ ЗАЕМЩИКОВ МИКРОФИНАНСОВЫХ ОРГАНИЗАЦИЙ НА ОСНОВЕ ПОСТРОЕНИЯ РАСШИРЕННОГО ЦИФРОВОГО ПРОФИЛЯ И ПРЕЦЕДЕНТНОГО ПОДХОДА

В. Ю. Кузнецова, И. М. Ажмухамедов

Астраханский государственный университет, г. Астрахань, Россия

Повсеместное внедрение и интенсивный рост информационных технологий трансформируют все сферы финансовых услуг, в том числе рынок российского микрофинансирования, который ежегодно показывает устойчивый рост. Однако на фоне высокой долговой нагрузки населения России доступность микрокредитов для большинства граждан привела к высокой доле невозвратов по микрозаймам в МФО. Интенсивное нормативно-правовое регулирование и снижение доходов россиян привело к банкротству многих микрофинансовых организаций, в то время как оставшиеся игроки на рынке микрофинансирования

были вынуждены снизить процентные ставки, в результате чего их выручка уменьшилась. В текущих условиях МФО нуждается в разработке такой скоринговой системы, которая могла бы выявлять высокодоходных и потенциально неплатежеспособных заемщиков еще на этапе заявки на микрозайм. В данной работе указанная проблема решена путем введения критерия «уровень финансовой ответственности», который позволил провести кластеризацию заемщиков и разработать методику их классификации на основе построения их расширенных цифровых профилей и прецедентного подхода.

Ключевые слова: микрофинансовые организации, нечеткая логика, прецедентный подход, цифровой профиль.

CLASSIFICATION OF BORROWERS OF MICROFINANCE ORGANIZATIONS ON THE BASIS OF BUILDING AN EXTENDED DIGITAL PROFILE AND A PRECEDENT APPROACH

V. Yu. Kuznetsova, I. V. Azhmukhamedov

Astrakhan State University, Astrakhan, Russia

The development of information technology is accompanied by a comprehensive transformation of the service sector, including microcredit. This sector of the Russian financial market shows steady growth annually. However, amid the high debt load on the Russian population, the availability of microcredit for most citizens, including online, has led to a high share of default disbursements of microloans in MFIs. Pressure from the regulator and a decrease in the income of Russians led the majority of MFIs to bankruptcy, while the remaining players in the microfinance market led to lower interest rates, and as a result, their margins decreased significantly. In this regard, MFIs have an urgent need to develop a scoring model that would be able to identify high-margin borrowers at the stage of applying for a microloan and “cut off” potentially defaulted borrowers. As part of this work, a methodology is proposed for clustering borrowers based on the fuzzy criterion “level of financial responsibility” and the proposed classification of borrowers.

Keywords: microfinance organizations, fuzzy logic, precedent approach, digital profile.

Введение. Развитие информационных технологий сопровождается комплексной трансформацией сферы финансовых услуг, в том числе в области микрокредитования. По данным, опубликованным в «Обзоре ключевых показателей микрофинансовых институтов» [6] Центробанка Российской Федерации, за 2019 год портфель микрозаймов увеличился на 9 % и достиг 190 миллиардов рублей (рис. 1).



Рис. 1. Объем портфелей МФО и просроченной задолженности

Популярность услуг микрофинансирования связана с тем, что, в отличие от классической системы банковского кредитования, при принятии решения о выдаче микрозайма осуществляется только первичная проверка подлинности предоставленных документов и среднее время рассмотрение заявки не превышает 30 минут. Переход к современным технологиям дистанционного обслуживания делает услуги микрокредитования еще более доступными и востребованными. Однако это влечет за собой рост количества дефолтных заемщиков, заявки которых используемые в настоящее время скоринговые системы оценивают недостаточно эффективно ввиду их неадаптированности под реалии цифровой экономики. В результате доля просроченной задолженности по «быстрым» займам только за 2019 год выросла на 7,3 % и достигла 27,3 % [7].

Кроме того, введение единого стандарта по взысканию просроченной задолженности, а также ужесточение нормативно-правовой базы

деятельности коллекторских агентств, резко ограничило возможности этих организаций в сфере взыскания долгов [2].

В связи с вышесказанным, микрофинансовые организации заинтересованы в такой скоринговой системе, которая сможет снизить количество дефолтных выданных за счет выявления заемщиков, не соответствующих рискованной стратегии МФО еще на этапе рассмотрения заявки на кредитование. Для этого требуется разработка методики, которая позволит более точно классифицировать заемщиков.

Кластеризация заемщиков по уровню финансовой ответственности. В результате анализа предметной области было выявлено, что при текущей модели микрокредитования определение финансовой благонадежности заемщика сводится исключительно к анализу кредитной истории и классификации заемщиков на две группы - «хорошие» (возвращающие займы) и «плохие» (не возвращающие займы, т.н. «дефолтные»). Такая классификация является достаточно грубой, т.к. не учитывает степень принадлежности заемщика к категориям, а также прибыль от заемщиков, возвращающих займы с просрочкой.

В связи с этим было принято решение проанализировать имеющиеся данные о заемщиках. За основу была взята обезличенная база клиентов одной из крупных федеральных микрофинансовых компаний, состоящая из 20 000 записей за 2017 год. Далее данная микрофинансовая организация будет упоминаться как базовая.

Статистическому анализу были подвержены более 10 различных параметров базовой скоринговой модели. Проанализировав данные о просрочках и построив график возврата заемных средств, удалось провести кластеризацию заемщиков по критерию «уровень финансовой ответственности», которая характеризует их с точки зрения продолжительности просрочки по займу (рис.2).

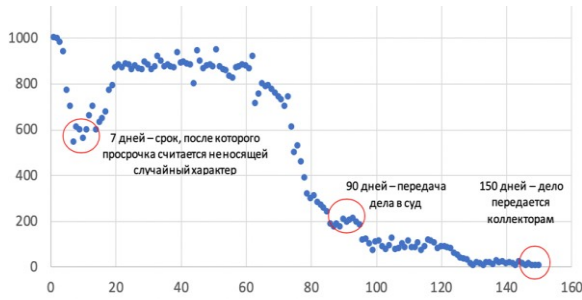


Рис. 2. Диаграмма, отражающая количество дней просрочки

Таким образом, было выявлено 4 категории заемщиков:

- категория 1 – без просрочки;
- категория 2 – просрочка от 0 до 90 дней;
- категория 3 – просрочка от 90 до 150 дней;
- категория 4 – просрочка свыше 150 дней [4].

Формально каждая из категорий может быть описана набором

$$Fd_i(B; R_i; D^{del}),$$

где $B = \begin{Bmatrix} 1 \\ 0 \end{Bmatrix}$ – булева переменная «займ возвращен или нет»; $D_i^{del} \in N$ – количество дней просрочки; $R_i \geq 0$ – расходы по кредитному обслуживанию по i -му клиенту, S – сумма займа. Значения параметров каждой категории приведены в таблице 1.

Таблица 1

Значение параметров для каждой из категории заемщиков

Категория	Значение B	Значение D^{del}	Значение R_i
К1	1	0	0
К2	1	от 1 до 89	0
К3	1	от 90 до 150	<0,8S
К4	0	от 130 и более	0,8S

При этом каждая категория была описана с точки зрения принципов нечеткой логики, поэтому каждый заемщик характеризуется степенью принадлежности к той или иной категории по уровню финансовой ответственности согласно нечеткому классификатору (рис. 3) [1, 4].

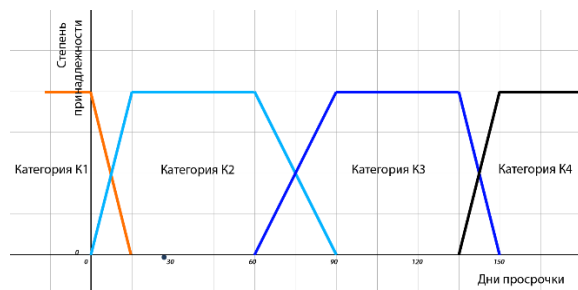


Рис. 3. Графическое отображение нечеткого классификатора

Таким образом, классификация ранее получивших заём клиентов (таких заемщиком будем называть «вторичными», в отличие от «первичных», оформляющих заявку впервые) сводится к анализу сроков предыдущей просрочки, на основании которого заемщику присваивается

определенная категория [5]. Однако для первичных заемщиков такой подход неприемлем, поскольку у них отсутствует кредитная история.

Для отнесения их к той или иной категории была предпринята попытка установить взаимосвязь между характеристиками вторичных заемщиков и их кредитными историями. С этой целью был проведен многофакторный статистический анализ 9 основных базовых характеристик вторичных заемщиков: пол, возраст, город, уровень образования, семейное положение, наличие недвижимости, средний доход, сфера трудовой деятельности. Эти параметры чаще всего используются российскими МФО при построении профилей типичных клиентов.

Результаты анализа позволили установить, что набор имеющихся параметров в базовой скоринговой модели не позволяет однозначно характеризовать представителей каждой категории заемщиков: их наличие оказалось достаточно равномерно распределенным по каждой из 4-х категорий. Пример распределения параметров приведен на рисунке 4.



Рис. 4. Пример результата многофакторного статистического анализа на имеющихся базовых параметрах

Как показывает проведенный анализ, применяемый в настоящее время критерий, позволяющий проводить классификацию заемщиков на «хороших» и «плохих», не отражает специфических особенностей микрофинансирования. Это привело к необходимости разработать собственный критерий, отражающий уровень финансовой ответственности заявителя. Однако для его применения необходимо получение дополнительных персонализированных сведений о заявителе, которые отсутствуют в множестве параметров базовой скоринговой модели. Для решения данной задачи была разработана методика построения расширенного цифрового профиля заемщика (РЦПЗ).

Построение расширенного цифрового профиля заемщика. РЦПЗ должен содержать в себе информацию о заемщике, характеризующую степень его предрасположенности к просрочке или невозврату заемных средств (степень выраженности дефолтного поведения).

Была выдвинута гипотеза, что при прочих равных условиях на степень выраженности дефолтного поведения существенное влияние оказывает психологический тип личности заемщика (ПТЛЗ). Для выявления ПТЛЗ могут быть использованы различные методики. Их анализ показал, что наиболее целесообразным в данном случае является применение методики «7 радикалов» В.В. Пономаренко. В рамках данной методики анализируются физиологические особенности, внешний вид, вербальные и невербальные признаки личности (*i*-го заемщика), что позволяет выявить в характере т.н. «радикалы»:

- 1) истероидный (R_i^1),
- 2) эпилептоидный (R_i^2),
- 3) гипертимный (R_i^3),
- 4) паранойяльный (R_i^4),
- 5) эмотивный (R_i^5),
- 6) шизоидный (R_i^6),
- 7) тревожный (R_i^7).

В свою очередь степень выраженности каждого из радикалов предопределяет особенности поведения личности в различных ситуациях. Выбор этой методики обусловлен тем, что она проста в применении, доказала свою эффективность при использовании в различных сферах (управление персоналом, подбор команд для выполнения задач в экстремальных условиях и т. п.).

Для использования данной методики в процессе принятия решений по выдаче займов при личном взаимодействии с заявителем в оффлайн-офисах базовой МФО был разработан ППОЗ - программный модуль Построения Профиля «Оффлайн» (т.е. лично посетившего офис МФО) Заемщика. В 2018 году ППОЗ был внедрен для использования менеджерами в оффлайн-офисах базовой МФО. При визуальном анализе заявителя менеджер отмечал признаки, присущие тому или иному радикалу. Визуально полученная информация обрабатывалась по методике «7 радикалов». В результате каждому *i*-му заемщику было поставлено в соответствие множество радикалов $R_i^j = \{R_i^1; R_i^2; R_i^3; R_i^4; R_i^5; R_i^6; R_i^7\}$, характеризующее ПТЛЗ *i*-го заемщика. При этом интенсивность проявления в психологическом профиле *j*-го радикала определялась для *i*-го заемщика по формуле:

$$R_i^j = \frac{1}{N_j} \sum_{k=1}^{N_j} m_{kj} S_k, \quad (1)$$

где N_j - количество признаков, характерных для *j*-го радикала, m_{kj} - элемент матрицы, отражающий влияние наличия *k*-го признака S_k ($S_k \in \{0; 1\}$) на уровень присутствия в ПТЛЗ радикала R_i^j . Величина R_i^j , изменяясь в диапазоне от 0 до 1, количественно отражает интенсив-

ность проявления в цифровом профиле *i*-го заемщика *j*-го радикала и соответственно характеризует степень проявления черт характера, свойственных *j*-му радикалу.

В свою очередь, значение базовых скоринговых параметров были разбиты на следующие категории:

- возраст (от 18 до 25 - категория VZ1, от 26 до 35 - категория VZ2, от 36 до 45 - VZ3, от 46 до 60 - VZ4, от 61 - VZ5),
- сфера деятельности (SD1 - госслужащий, SD2 - финансовая отрасль, SD3 - транспорт, логистика, SD4 - образование и др.),
- уровень образования (ED1 - начальное, ED2 - среднее общее, ED3 - среднее полное, ED4 - среднее специальное, ED5 - бакалавриат или специалитет, ED6 - магистратура, ED7 - научная степень кандидата или доктора наук);
- семейное положение (SP1 - не замужем/холост, SP2 - в браке, SP3 - в разводе, SP4 - вдовец/вдова),
- средний доход (SF1 - ниже 12000 рублей, SF2 - от 12000 до 18000 рублей, SF3 - от 18001 до 25000 рублей, SF5 - от 25001 до 35000 рублей, SF6 - от 35001 до 50000 рублей, SF7 - от 50001 и выше) и др.

Таким образом, расширенный цифровой профиль оффлайн-заемщика был представлен в виде кортежа $\langle B_i; R_i^j \rangle$, где B_i - значения параметров базовой скоринговой модели.

Далее были проанализированы данные кредитной истории по каждому из заемщиков. Количество дней просрочки было сопоставлено с введенным выше нечетким классификатором (1). В результате для каждого из заемщиков были получены соответствующие наборы $\langle K^m; \mu^m; K^{m+1}; \mu^{m+1} \rangle$, где K^m и K^{m+1} - «смежные» категории заемщиков (например, K^1 и K^2 , K^2 и K^3 , K^3 и K^4), а μ^m и μ^{m+1} - степени принадлежности *i*-го заемщика к соответствующей категории K^m и K^{m+1} .

Все полученные за 2018 год данные были сохранены в базе оффлайн-заемщиков (БДОЗ). Таким образом, в БДОЗ была собрана не только информация, относящаяся к РЦПЗ *i*-го заемщика, но и данные о степени его финансовой ответственности, выраженные как степень принадлежности к соответствующим категориям ($\mu^m; \mu^{m+1}$).

Было предложено использовать эту информацию в качестве набора прецедентов для определения степени выраженности дефолтного поведения первичных заявителей. Для этого данные, соответствующие каждому из очных заемщиков, были представлены в виде таблицы, фрагмент которой приведен ниже (табл. 2).

Таблица 2

Фрагмент таблицы для оффлайн-заемщиков

ID заемщика	Параметры расширенного цифрового профиля												Степени ($\mu^m; \mu^{m+1}$) принадлежности заемщика к категориям (K^m и K^{m+1})			
	Параметры базовой скоринговой модели					Интенсивность проявления радикалов в ПТЛЗ							K^1	K^2	K^3	K^4
Пол	Возраст	Сфера деят.	З/п	...	R_i^1	R_i^2	R_i^3	R_i^4	R_i^5	R_i^6	R_i^7					
1	М	VZ2	SD1	SF3	...	0,68	0,11	0	0,19	0,20	0	0	0,77	0,23	0	0
2	Ж	VZ3	SD5	SF2	...	0	0	0,73	0,05	0,22	0	0	0	0,85	0,15	0
3	М	VZ3	SD7	SF3	...	0	0	0	0,29	0,7	0	0,01	0,64	0,36	0	0
4	Ж	VZ5	SD6	SF3	...	0	0	0,3	0,3	0,4	0	0	0	0,44	0,56	0
5	Ж	VZ1	SD3	SF1	...	0,25	0,7	0,05	0	0	0	0	0	0	0,9	0,1
...																
665	М	VZ2	SD9	SF1	...	0	0,21	0	0	0	0,6	0,19	0	0	0,73	0,27
666	М	VZ2	SD9	SF1	...	0	0,21	0	0	0	0,6	0,19	0	0,32	0,68	0
...																

Методика классификации заемщиков с помощью прецедентного подхода. Для того, чтобы иметь возможность интерпретировать полученную таблицу как набор прецедентов, необходимо было дополнительно [4]:

1) исключить дублирующие друг друга строки (обеспечить неизбыточность таблицы прецедентов).

2) для обеспечения непротиворечивости, когда идентичным параметрам расширенного цифрового профиля соответствуют разные степени принадлежности заемщика к категориям по уровню финансовой ответственности, необходимо:

- при выборе ЛПР стратегии минимизации риска МФО оставить ту строку, в которой индекс t в K^m принимает наибольшее значение. В случае равенства индексов t оставить ту строку, в которой значение μ^m будет минимальным.

- при выборе ЛПР стратегии наибольшей лояльности к заемщику, то оставить ту строку, в которой индекс t в K^m принимает наименьшее значение. В случае равенства индексов t оставить ту строку, в которой μ^m будет максимальным.

Полученная таким образом таблица позволила для определения степени принадлежности *первичного* оффлайн-заемщика к той или иной категории финансовой ответственности использовать прецедентный подход. При этом, с целью нахождения наиболее близкого прецедента в качестве меры схожести для блока параметров базовой скоринговой модели целесообразно использовать расстояние Хемминга, а для параметров, характеризующих интенсивность проявления радикалов в ПТЛЗ - Евклидово расстояние. Исходя из этого, алгоритм определения степени принадлежности *первичного* оффлайн-заемщика к той или иной категории

по уровню финансовой ответственности был сформулирован следующим образом.

Алгоритм 1.

1. Выполняется построение РЦПЗ для первичного оффлайн-заявителя.

2. Производится расчет Евклидова расстояния между значениями параметров интенсивности проявления радикалов в ПТЛЗ первичного оффлайн-заявителя и аналогичными параметрами из таблицы прецедентов.

3. Выбирается та строка (строки) в таблице прецедентов, для которых вычисленное в п.2 Евклидово расстояние является минимальным.

4. Если количество полученных в п.3 строк более одной, то находится Хеммингово расстояние между значениями параметров базовой скоринговой модели и в качестве прецедента выбирается та строка, для которой это расстояние минимально.

5. Первичному оффлайн-заявителю ставятся в соответствие значения степени принадлежности к категориям финансовой ответственности, указанные в строке, полученной в п. 4.

Таким образом, *методика определения категории первичного оффлайн-заявителя* включает в себя 3 этапа:

I. Формирование / актуализация БДОЗ. На данном этапе анализируются данные оффлайн-заемщиков; используется методика 7 радикалов для выявления ПТЛЗ; накапливаются / обновляются кредитные истории заемщиков.

II. Получение на основе данных из сформированной / актуализированной БДОЗ таблицы прецедентов. На данном этапе обеспечивается неизбыточность и непротиворечивость информации.

III. Применение Алгоритма 1, основанного на прецедентном подходе.

Схематично вышеизложенная методика приведена на рисунке 5.

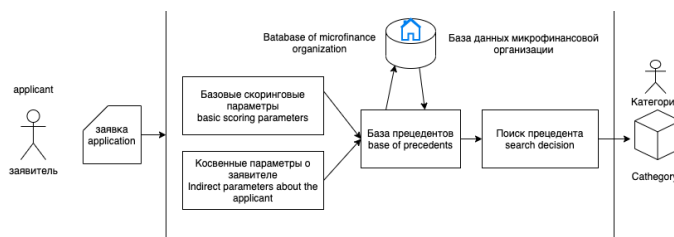


Рис. 5. Графическое изложение методики классификации заемщиков

На основе полученной классификации принимается решение о микрокредитовании заемщика или отказ в выдаче микрозайма.

Заключение. Приведенная в работе методика классификации заемщиков позволяет решить задачу по установлению степени принадлежности заявителя, который обращается за займом впервые при личном посещении офиса МФО, к той или иной категории по уровню фи-

нансовой ответственности. Кроме того, использование прецедентного подхода и предложенного нечеткого классификатора позволяют сделать обоснованный вывод о том, какой срок просрочки будет у заявителя. Данные процедуры в свою очередь в дальнейшем позволяют оценить риск снижения рентабельности кредитного портфеля МФО при выдаче микрозайма тому или иному заявителю.

Список литературы

1. Ажмухамедов И.М., Выборнова О.Н. Введение метрических характеристик для решения задачи оценки и управления рисками // Прикаспийский журнал: Управление и высокие технологии. – 2015. No. 4(32). pp. 10-22.
2. Билюченко Г.С. Проблемы и перспективы развития микрофинансовой деятельности в России в свете поправок в закон «О микрофинансовой деятельности и микрофинансовых организациях» и указания ЦБ РФ № 3984-У // Научно-методический электронный журнал Концепт. 2017. № Т39. С. 3696-3700.
3. Крылов А.В. Проблема извлечения знаний с использованием рассуждений на основе прецедентов // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. 2018. Т. 61. № 11. С. 956-962.
4. Кузнецова В.Ю. Нечеткий подход при кластеризации заемщиков микрофинансовых организаций. Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2020;8(2). Доступно по: https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2020/05/Kuznetsova_2_20_1.pdf DOI: 10.26102/2310-6018/2020.29.2.031
5. Кучерова С.В., Аверкова Г.В. Моделирование оценки платежеспособности клиентов микрофинансовой организации // Вектор науки Тольяттинского государственного университета. Серия: Экономика и управление. 2017. № 4 (31). С. 22-27.
6. Обзор основных показателей деятельности микрофинансовых институтов N 4 за 2019 год. - Центральный банк. - М.: 2020. - с. 26 [Электронный ресурс]. URL: https://www.cbr.ru/Content/Document/File/72204/review_mfo_19.pdf (дата доступа: 06.09.2020).
7. Селиванова М.А., Коляда Н.И. Тенденции развития микрофинансовых организаций в современных условиях // Алтайский вестник Финансового университета. 2016. № 1. С. 132-137.
8. María Óskarsdóttira, Cristián Bravo, Carlos Sarraute, Jan Vanthienen, Bart Baesens. The value of big data for credit scoring: Enhancing financial inclusion using mobile phone data and social network analytics [Электронный ресурс]. URL: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.10.004> (access date: 05.10.2019).
9. Almeida, H., Cunha, I., Ferreira, M. A., & Restrepo, F. (2017). The real effects of credit ratings: The sovereign ceiling channel. *The Journal of Finance*, 72(1), 249-290.
10. Emekter, R., Tu, Y., Jirasakuldech, B., & Lu, M. (2015). Evaluating credit risk and loan performance in online Peer-to-Peer (P2P) lending. *Applied Economics*, 47(1), 54-70.

© В. Ю. Кузнецова, И. М. Ажмухамедов

Ссылка для цитирования:

В. Ю. Кузнецова, И. М. Ажмухамедов. Классификация заемщиков микрофинансовых организаций на основе построения расширенного цифрового профиля и прецедентного подхода // Инженерно-строительный вестник Прикаспия : научно-технический журнал / Астраханский государственный архитектурно-строительный университет. Астрахань : ГАОУ АО ВО «АГАСУ», 2020. № 3 (33). С. 98–103.