

ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В МИКРОФИНАНСОВОЙ ОРГАНИЗАЦИИ

В. Ю. Кузнецова

Аннотация. В работе представлен обзор исследования и разработки информационной технологии принятия решений в микрофинансовой организации (МФО) с целью повышения эффективности управленческих решений путем совершенствования информационной технологии сбора, обработки и анализа данных о клиентах. Для достижения этой цели в рамках классической схемы принятия решения, состоящей из 5 этапов (диагностика проблемы, формулировка критериев и ограничений, выявление альтернатив, оценка альтернатив, окончательный выбор альтернативы) решены следующие задачи. Выявлены особенности обеспечения информационной поддержки процесса принятия управленческих решений в МФО, проанализированы имеющиеся подходы, критерии и шкалы для оценки параметров акторов процесса, выявлены их преимущества и недостатки. Сформулирован критерий, отражающий уровень финансовой ответственности клиентов МФО и позволяющий формализовать субъективную неопределенность оценок их характеристик. На его основе разработана методика кластеризации клиентов. Предложены процедуры классификации потенциальных оффлайн- и онлайн-клиентов на основе прецедентного подхода путем построения их расширенных цифровых профилей. Разработана комплексная методика принятия управленческих решений на основе предложенных методик классификации клиентов. Предложенные решения апробированы в условиях реальных МФО, проанализированы результаты внедрения, выработаны рекомендации по тиражированию разработанной технологии информационной поддержки процесса принятия управленческих решений в организационных системах, работающих в области микрофинансирования.

Ключевые слова: микрофинансовая организация; управление рисками; цифровой профиль заемщика; управление процессом принятия решений.

ВВЕДЕНИЕ

Согласно определению, данному академиком Д. А. Новиковым, «организационная система представляет собой объединение людей, совместно реализующих некоторую программу или цель и действующих на основе определенных процедур и правил» [1, 2]. Процесс принятия управленческих решений в таких системах основывается на сборе, обработке и анализе большого количества различных данных. Задачи, в которых системы поддержки принятия решения базируются на обработке хорошо структурированных числовых значений параметров предметной области, на сегодняшний день достаточно хорошо изучены [3]. Однако активными акторами организационных систем, как было указано выше, являются люди, что вносит в принятие решения субъективную неопределенность, связанную с особенностями поведения людей.

Одним из примером организационной системы являются микрофинансовые организации (МФО). В их работе, с одной стороны, широко представлены новейшие информационные технологии. С другой, важное место занимает социальный компонент, который привносит субъективную неопределенность в процесс управления [4]. При этом особенности основных процессов в МФО часто не позволяют получить достаточный объем информации с целью принятия обоснованного решения, позволяющего повысить эффективность функционирования данной организационной системы. Это связано как с законодательными, так и с временными ограничениями при принятии решений. Кроме этого, переход к современным информационным технологиям дистанционного обслуживания делает услуги

МФО еще более доступными и востребованными. Однако это влечет за собой падение эффективности работы подобных организационных систем, связанное с недостаточностью информации об акторах системы для оценки их характеристик в дистанционном формате [5]. Данная информация часто является весьма существенной для принятия на ее основе обоснованных управленческих решений.

Таким образом, совершенствование процесса принятия решений в организационных системах (в частности МФО), учитывающего наличие субъективной неопределенности, слабую структурированность и плохую формализованность исходных данных, является актуальной задачей.

При этом, в отличие от объективной неопределенности, для учета и описания которой эффективно используются теория вероятностей и математическая статистика, для описания субъективной неопределенности необходимы иные подходы [6]. Одним из наиболее эффективных инструментов, используемых для принятия управленческих решений в условиях неопределенности, является теория нечетких множеств.

СТЕПЕНЬ РАЗРАБОТАННОСТИ ТЕМЫ И ОБСУЖДЕНИЕ РЕШАЕМОЙ ЗАДАЧИ

Процесс формализации качественной информации в финансовой сфере обладает рядом специфических особенностей. Исследованиям в данной области посвящены ряд работ российских и зарубежных авторов (В. Аньшин, И. Ариничев, Я. Воронцов, J. Gonzalez-Ruiz, A. Peña, E. Duque, K. Yang, L. Zhang и др.). В работах К. Полякова, Л. Жуковой, Е. Снеговой, А. Золотарюка и других обозначены общие подходы к оценке характеристик акторов финансовых организационных систем. Также имеются статьи, посвященные применению методик их косвенной оценки с использованием данных из социальных сетей (В. Евсюков, А. Масютин, С. Скиба, P. Yildirim, E. Aghasian, S. Garg, J. Montgomery, M. Óskarsdóttira, C. Sarraute, J. Vanthienena, B. Baesensa и др.) [6–14]. Большинство предлагаемых данными авторами подходов предполагает сбор данных, которые в совокупности позволяют построить некий цифровой профиль актора, на основе которого прогнозируется его предполагаемое поведение. Однако при этом объем собираемой информации ограничен, а методики ее анализа и интерпретации не в полной мере учитывают слабую формализуемость процесса оценки исходных данных и не соответствуют тенденции к персонализации оказания услуг.

Исходя из этого были выбраны объект и предмет исследования, а также сформулированы его цель и задачи. Объект исследования – процесс принятия управленческих решений в микрофинансовой организации. Предмет исследования – модели, методы, процедуры информационной поддержки принятия управленческих решений в МФО. Цель исследования – повышение эффективности управленческих решений, принимаемых в МФО, путем совершенствования информационной технологии сбора, обработки и анализа данных о клиентах. Для достижения поставленной цели в рамках классической схемы принятия решения, состоящей из 5 этапов (диагностика проблемы, формулировка критериев и ограничений, выявление альтернатив, оценка альтернатив, окончательный выбор альтернативы), решены следующие задачи:

1. Выявлены особенности обеспечения информационной поддержки процесса принятия управленческих решений в МФО, проанализированы имеющиеся подходы, критерии и шкалы для оценки параметров акторов процесса, выявлены их преимущества и недостатки, сформулированы цель и задачи исследования.

2. Сформулирован критерий, отражающий уровень финансовой ответственности клиентов МФО и позволяющий формализовать субъективную неопределенность оценок их характеристик. На его основе разработана методика кластеризации клиентов.

3. Предложены процедуры классификации потенциальных оффлайн- и онлайн-клиентов на основе прецедентного подхода путем построения их расширенных цифровых профилей.

4. Разработана комплексная методика принятия управленческих решений на основе предложенных методик классификации клиентов.

5. Предложенные решения апробированы в условиях реальных МФО, проанализированы результаты внедрения, выработаны рекомендации по тиражированию разработанной технологии информационной поддержки процесса принятия управленческих решений в организационных системах, работающих в области микрофинансирования.

Полученные результаты отвечают положениям «Стратегии развития информационного общества Российской Федерации на 2017–2030 гг.» и «Национальной программе «Цифровая экономика Российской Федерации на 2018–2024 гг.»».

АНАЛИЗ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ

Обсудим особенности предметной области решаемой задачи. Следует отметить, что процесс принятия управленческих решения в организационных системах, работающих в области микрофинансирования, осуществляется в условиях неопределенности, вызванной недостаточностью и плохой структурированностью информации. Проанализированы имеющиеся подходы к решению задачи поддержки принятия решений в данной сфере.

Отмечено, что принятие решений в текущем состоянии осуществляется в рамках классической схемы из пяти этапов: *диагностика проблемы, формулировка критериев и ограничений, выявление альтернатив, оценка альтернатив, выбор альтернативы*. Выявлено, что при текущей модели функционирования МФО классификация акторов сводится исключительно к анализу их кредитной истории, что делит их на две группы – «хорошие» (возвращающие займы) и «плохие» (не возвращающие займы). Такая классификация является недостаточно информативной, так как не учитывает степень принадлежности клиента к различным категориям, а также не учитывает возможность получения дополнительной прибыли от клиентов, которые выполняют свои обязательства с просрочкой. Кроме того, при использовании имеющейся методики классификации в случае дистанционного обслуживания выявление потенциально нерентабельных заявок затруднено ввиду отсутствия личного контакта с клиентом.

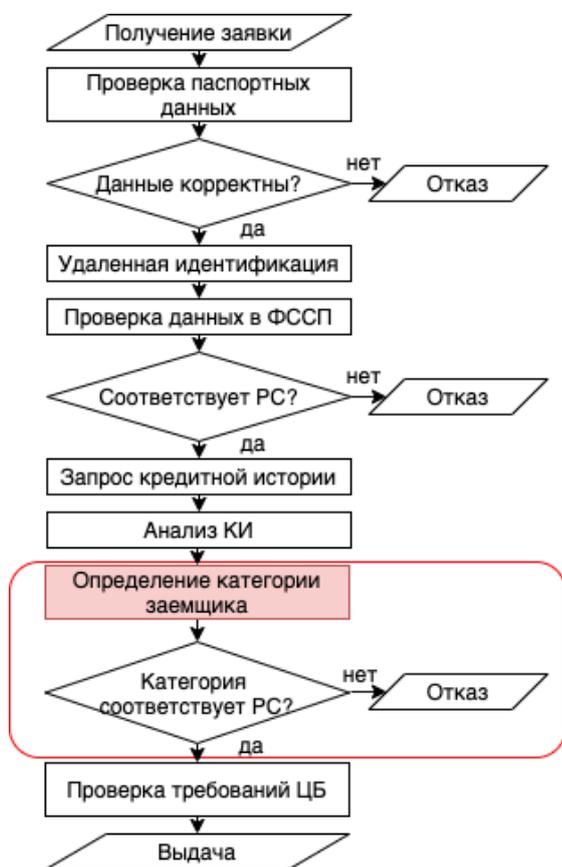


Рис. 1 Схема информационного процесса принятия управленческих решений в МФО.

Построена функциональная диаграмма процесса принятия решений по управлению бизнес-процессами МФО, отражающая взаимосвязь отдельных функций по определению характеристик потенциальных клиентов (запросы в ФССП, МВД, БКИ и т. п.) (рис. 1).

Анализ данного процесса позволил сделать вывод о необходимости формализации субъективных характеристик клиентов, которые являются ключевыми при принятии решений по управлению бизнес-процессами в МФО. В рамках этапа «*Диагностика проблемы*» сделан вывод о необходимости создания методик и процедур для принятия более обоснованных

управленческих решений, учитывающих выявленные специфические особенности предметной области. При решении задачи «*Формулировка критериев и ограничений*» определены как эффективные управленческие решения, приводящие к увеличению ключевого критерия принятия управленческих решений – рентабельности кредитного портфеля из N клиентов ($ROE(N)$), рассчитываемого как отношение чистой прибыли к объему собственного капитала организации в расчетный период.

Формальная постановка задачи выглядит следующим образом:

$$ROE(N) = \frac{\sum_{i=1}^N P_i}{V} \rightarrow \max, \quad (1)$$

где N – количество клиентов, $P_i = W_i - R_i$, P_i – прибыль, полученная от i -го клиента, W_i – доход от i -го клиента (за вычетом заёмных средств), R_i – расходы, связанные с возвратом займа через суд в случае возникновения такой необходимости (услуг юристов по оформлению судебных документов), V – сумма собственного капитала МФО при ограничениях регулятора

$$\sum_{i=1}^N V_i \leq V, V_i \leq 0,25 V \text{ для } \forall i = \overline{1, N}, 1000 \leq S_i \leq 30000, 0 \leq D_i^{\text{use}} \leq 30.$$

Решение по кредитованию i -го заемщика выражено бинарной переменной (1 – выдача кредита, 0 – отказ):

$$D_i = \begin{cases} 1, & \text{if } ROE(N+1) \geq ROE(N); \\ 0, & \text{if } ROE(N+1) < ROE(N). \end{cases}$$

ЗАДАЧИ КЛАСТЕРИЗАЦИИ КЛИЕНТОВ МФО

Обсудим решение задачи кластеризации клиентов МФО, обслуживаемых в оффлайн- и онлайн-режимах. Проанализированы статистические данные клиентов базовой микрокредитной компании, в качестве которой была выбрана одна из ведущих МФО Южного федерального округа. За основу была взята обезличенная база клиентов за 2017 год, содержащая около 20 000 записей. Статистическому анализу были подвергнуты данные о наличии и продолжительности просрочки при выполнении договорных обязательств (в днях) (рис. 2).

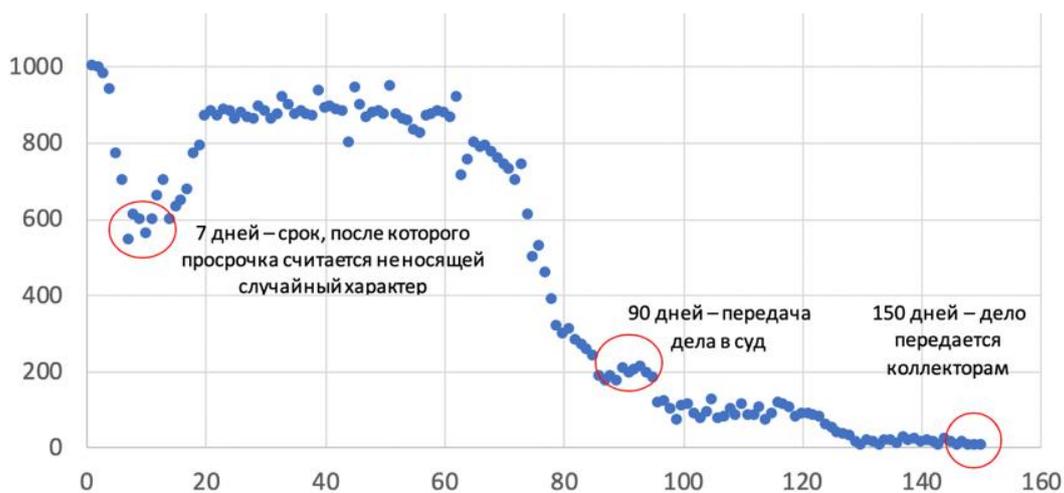


Рис. 2 Диаграмма, отражающая количество дней просрочки.

Построение соответствующей диаграммы позволило выявить характерные сроки просрочки при возврате заемных средств. На основании полученных данных был *сформулирован критерий* «финансовая ответственность», характеризующий поведение клиентов при возврате средств, поскольку проведенный анализ показал, что применяемый в настоящее время

для классификации критерий не отражает специфических особенностей процесса микрокредитования [15]. Для формализации критерия введена лингвистическая переменная $K = \text{«Уровень финансовой ответственности»}$.

Определено терм-множество значений лингвистической переменной K : {«высокий», «средний», «низкий», «дефолтный»}. Указанное количество значений было определено на основе «переломных» дат просрочек, что позволило в дальнейшем кластеризовать клиентов по 4 категориям (K^1, K^2, K^3, K^4).

Введенному терм-множеству поставлены в соответствие трапециевидные числа:

$$\begin{aligned} \text{Высокий } (K^1) &\rightarrow \begin{cases} 1, & x \leq 0; \\ \frac{15-x}{15}, & 0 \leq x \leq 15. \end{cases} \\ \text{Низкий } (K^3) &\rightarrow \begin{cases} \frac{x+60}{30}, & 60 \leq x < 90; \\ 1, & 90 \leq x \leq 135; \\ \frac{150-x}{15}, & 135 < x \leq 150. \end{cases} \\ \text{Средний } (K^2) &\rightarrow \begin{cases} \frac{x}{15}, & 0 \leq x < 15; \\ 1, & 15 \leq x \leq 60; \\ \frac{90-x}{30}, & 60 < x \leq 90. \end{cases} \\ \text{Дефолтный } (K^4) &\rightarrow \begin{cases} 1, & x \geq 150; \\ \frac{x-135}{15}, & 135 \leq x \leq 150. \end{cases} \end{aligned} \quad (2)$$

В предлагаемом варианте классификация ранее получавших заём клиентов (будем их называть «вторичными», в отличие от «первичных», оформляющих заявку впервые) сводится к анализу сроков предыдущей просрочки, на основании которого клиенту присваивается определенная категория. Однако для первичных клиентов 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 клиентов и данными об исполнении ими договорных обязательств [16]. С этой целью был проведен многофакторный статистический анализ 9 основных базовых характеристик вторичных клиентов, чаще всего используемых российскими МФО при построении профилей типичных клиентов: пол, возраст, город, уровень образования, семейное положение, наличие недвижимости, средний доход, сфера трудовой деятельности. Результаты анализа показали, что этот набор в базовой скоринговой модели не позволяет однозначно категоризировать клиентов: их наличие оказалось равномерно распределенным по каждой из них. Типичный пример такого распределения приведен на рис. 3.



Рис. 3 Диаграмма, отражающая один из результатов многофакторного статистического анализа.

Это позволило сделать вывод о том, что для вычисления значения сформулированного критерия необходимо получение дополнительных персонифицированных сведений, которые отсутствуют во множестве параметров базовой скоринговой модели. Для решения данной задачи была разработана методика построения расширенного цифрового профиля заемщика (РЦПЗ), которая изложена ниже.

МЕТОДИКА ПОСТРОЕНИЯ РАСШИРЕННОГО ЦИФРОВОГО ПРОФИЛЯ ПОТЕНЦИАЛЬНОГО КЛИЕНТА

РЦПЗ должен содержать в себе информацию о клиенте, характеризующую степень его предрасположенности к просрочке или полному невозврату заемных средств. Была выдвинута гипотеза, что при прочих равных условиях на это может влиять психологический тип личности заемщика (ПТЛЗ). Для выявления ПТЛЗ могут быть использованы различные методики, анализ которых показал, что наиболее целесообразным является применение методики «7 радикалов» В. В. Пономаренко. В рамках данной методики анализируются физиологические особенности заемщика, вербальные и невербальные признаки личности (i -го заемщика), что позволяет выявить в характере т. н. «радикалы»: истероидный (R_i^1), эпилептоидный (R_i^2), гипертимный (R_i^3), паранойяльный (R_i^4), эмотивный (R_i^5), шизоидный (R_i^6), 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 широко апробирована и доказала свою эффективность при использовании в различных, в том числе банковской, сферах.

Для интеграции методики в процесс принятия решений по выдаче займов при личном взаимодействии с заявителем в оффлайн-офисах МФО был разработан ППОЗ – программный модуль Построения Профиля «Оффлайн» Заемщика (то есть лично посетившего офис МФО). 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, согласно названной методике. 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 клиента по формуле:

$$R_i^j = \frac{1}{N_j} \sum_{k=1}^{N_j} m_{kj} S_k, \quad (3)$$

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

В свою очередь, значения 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 клиентов. Количество дней просрочки было сопоставлено с приведенным выше нечетким классификатором (2). В результате, для каждого из клиентов 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 клиентов (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 клиента 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 клиента, 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 категории первичных заявителей, что позволяет перейти к этапу «Выявление альтернатив». Для этого данные, соответствующие каждому из очных клиентов, были представлены в виде таблицы, фрагмент которой приведен ниже.

Таблица 1

Фрагмент таблицы для оффлайн-клиентов

ID клиента	Параметры расширенного цифрового профиля												Степени ($\mu^m; \mu^{m+1}$) принадлежности клиента к категориям (K^m и K^{m+1})			
	Параметры базовой скоринговой модели					Интенсивность проявления радикалов в ПТЛЗ										
	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	K^1	K^2	K^3	K^4
1	М	VZ2	SD1	SF3	...	0,68	0,11	0	0,19	0,02	0	0	0,77	0,23		
2	М	VZ3	SD5	SF2	...	0	0	0,73	0,05	0,22	0	0		0,85	0,15	
3	М	VZ3	SD7	SF3	...	0	0	0	0,29	0,7	0	0,01	0,64	0,36		
...																
6651	М	VZ2	SD9	SF1	...	0	0,21	0	0	0	0,6	0,19			0,73	0,27
6652	М	VZ2	SD9	SF1	...	0	0,21	0	0	0	0,6	0,19		0,32	0,68	
...																

Для того чтобы иметь возможность интерпретировать данную таблицу как набор прецедентов, необходимо было дополнительно:

Исключить дублирующие друг друга строки (обеспечить неизбыточность таблицы прецедентов) [17].

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 строку с максимальным значением m . В случае равенства индексов оставить ту строку, в которой значение μ^m принимает минимальное значение;

– при выборе ЛПР стратегии наибольшей лояльности к заемщику оставить строку с минимальным значением m . В случае равенства индексов оставить ту строку, где μ^m принимает максимальное значение.

Полученная таким образом таблица позволила для определения степени принадлежности первичного оффлайн-клиента 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 была сформулирована *Процедура 1* определения степени принадлежности *первичного* оффлайн-клиента к той или иной категории по уровню финансовой ответственности:

1. Выполняется построение $\langle B_i; R_i^j \rangle$ – РЦПЗ для *первичного* оффлайн-клиента.
2. Производится расчет Евклидова расстояния между значениями параметров интенсивности проявления радикалов в ПТЛЗ *первичного* оффлайн-клиента и аналогичными параметрами из таблицы прецедентов:

$$\rho = \sqrt{\sum_{j=1}^7 (R_i^j - R_n^j)^2},$$

где R_n^j – набор радикалов в каждом из прецедентов.

3. Формируем множество строк N из таблицы прецедентов, для которых $\rho = \min(\rho(n))$. $N = \{n_l\}$, где $l \in \{1; 2; \dots; M\}$, где M – количество строк в таблице прецедентов, $|N| \leq M$.
4. Если $|N| > 1$, то находится Хеммингово расстояние между значениями параметров базовой скоринговой модели

$$H(B_i, B_j) = \sum \delta_{ij}; \quad \delta_{ij} = 1: b_i \neq b_j; \quad \delta_{ij} = 0: b_i = b_j.$$

5. В качестве прецедента выбирается n_l , для которого $H = \min\{H_j\}$.
6. *Первичному* оффлайн-клиенту ставится в соответствие кортеж $\langle K^m; \mu^m; K^{m+1}; \mu^{m+1} \rangle$, указанный в строке n_l .

С использованием *Процедуры 1* *Методика определения категории первичного оффлайн-клиента* включает в себя 3 этапа:

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

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

III. Применение *Процедуры 1*, основанной на прецедентном подходе.

Данная методика позволяет решить задачу по установлению степени принадлежности *первичного* оффлайн-клиента к той или иной категории по уровню финансовой ответственности и соответственно оценить риск снижения рентабельности кредитного портфеля МФО. Однако для принятия решений по *онлайн-заявкам* ввиду отсутствия личного контакта с заявителем и невозможности построения ПТЛЗ изложенная выше методика требует адаптации, учитывающей специфику процесса оказания онлайн-услуг [18].

Такая адаптация была выполнена с использованием данных о поведении заемщиков в социальных сетях (СС). Идея о том, что набор радикалов в личности пользователя предопределяет его поведение в СС, была высказана в работах А. Филатова, С. Colombini, А. Colella. Недостатком работ является фрагментарный и недостаточно системный характер, не позволяющий формализовать указанную зависимость, что было устранено в процессе исследования: эмпирическим путем установлена взаимосвязь между РЦПЗ и поведением клиента в СС. Для этого при очном визите в офис МФО оффлайн-клиентам кроме базовых сведений о себе предлагалось указать в анкете ссылку на свою страницу в социальных сетях, чтобы получить скидку 0,25% за пользование заемными средствами [19].

Таким образом, в БДОЗ вместе с базовыми скоринговыми параметрами и ПТЛЗ, определенным по методике «7 радикалов», вносилась ссылка на страницу оффлайн-заявителя в СС «Вконтакте». В результате было собрано 8769 ссылок, из которых для дальнейшей обработки и анализа оказались пригодными 6652 страницы.

С этих страниц с помощью программного модуля «Парсинг и анализ данных страниц заемщика» (ПАД СЗ) был выгружен контент различных типов (текстовый, графический и т. д.),

обозначенный DP_i для i -го клиента. При этом ряд выгруженных данных характеризуют наличие или отсутствие определенной информации (например, сведения о дате рождения, месте работы, семейном положении и т. д.). Следующие блоки данных отражают тематику постов из предварительно составленного и пронумерованного перечня из 20 основных тематик, которая преобладает на странице пользователя; долю фотографий, относящихся к определенным категориям (фото только с пользователем, групповые фото, иные фото) и другие параметры поведения пользователя в социальной сети. При этом параметры, выраженные в процентах, категоризованы, например: % личных фотографий от всех фото (0% – 1-я категория, от 1 до 20% – 2-я категория, от 21 до 35% – 3-я категория, от 36 до 60% – 4-я категория, от 61 до 100% – 5-я категория) и т. д. Перечисленные данные были сведены в таблицу, фрагмент которой приведен ниже (табл. 2).

Таблица 2

Фрагмент таблицы с данными со страниц клиентов организации во «ВКонтакте»

ID клиента	Указаны ли на странице:						Преобл. тематика постов	% личных фото от всех фото	...	% фото с пользователем СС на страницах	% репостов из групп	% репостов контента друзей
	Дата рожд.	Место работы	Статус	Члены семьи	Контакты для связи	Интересы						
1	+	+	+	-	+	+	1	1	...	1	1	2
2	-	+	-	-	-	-	3	3	...	2	2	2
3	+	-	+	+	+	-	5	2	...	4	3	4
...												
6652	+	+	-	-	-	+	6	3	...	2	2	1

Указанные наборы DP_i были добавлены к имеющимся сведениям о 6652 оффлайн-заявителях, полученным из БДОЗ. Это позволило после решения проблем избыточности и противоречивости информации сформировать таблицу прецедентов, учитывающую поведение заявителей в СС. Фрагмент данной таблицы приведен ниже (табл. 3).

Таблица 3

Фрагмент таблицы прецедентов для онлайн-клиентов

ID клиента	Параметры расширенного цифрового профиля											Степени (μ^m ; μ^{m+1}) принадлежности клиента к категориям (K^m и K^{m+1})			
	Параметры базовой скоринговой модели					Данные со страниц клиентов в СС «ВКонтакте»									
	Пол	Возраст	Сфера деят.	З/п	...	Указаны ли на странице:									
						Д/рожд.	Место работы	Статус	...	% личных фото от всех фото	% репостов контента друзей	K^1	K^2	K^3	K^4
1	М	VZ2	SD1	SF3	...	+	+	+	...	1	2	0,77	0,23		
2	М	VZ3	SD5	SF2	...	-	+	-	...	3	2		0,85	0,15	
3	М	VZ3	SD7	SF3	...	+	-	+	...	2	4	0,64	0,36		
...															
6651	М	VZ2	SD9	SF1	...	-	+	+	...	2	1			0,73	0,27
6652	М	VZ2	SD9	SF1	...	+	+	-	...	3	1		0,32	0,68	

Данная таблица была положена в основу *Процедуры 2 по отнесению первичных онлайн-заявителей* к категориям по уровню финансовой ответственности с помощью метода прецедентов:

1. Выполняется построение $\langle B_i; DP_i \rangle$ – РЦПЗ для первичного онлайн-заявителя.
2. Производится расчет Хеммингова расстояния между значениями параметров DP_i первичного онлайн-заявителя и аналогичными параметрами из таблицы прецедентов:

$$H(DP_i, DP_j) = \sum \delta_{ij}: \delta_{ij} = 1: dp_i \neq dp_j; \quad \delta_{ij} = 0: dp_i = dp_j.$$

3. Формируется множество строк N из таблицы прецедентов, для которых $H = \min\{H_j\}$. $N = \{n_l\}$, где $l \in \{1; 2; \dots M\}$, где M – количество строк в таблице прецедентов, $|N| \leq M$.
4. Если $|N| > 1$, то находится Хеммингово расстояние между значениями параметров базовой скоринговой модели $H(B_i, B_j) = \sum \delta_{ij}: \delta_{ij} = 1: b_i \neq b_j; \quad \delta_{ij} = 0: b_i = b_j$.
5. В качестве прецедента выбирается та строка n_l , для которого $H = \min\{H_j\}$
6. Первичному онлайн-заявителю ставится в соответствие кортеж $\langle K^m; \mu^m; K^{m+1}; \mu^{m+1} \rangle$, указанный в строке n_l .

Таким образом, с использованием *Процедуры 2 методика определения категории первичного онлайн-клиента* включает в себя 4 этапа:

- I. Формирование/актуализация БДОЗ.
- II. Выгрузка и предварительная обработка DP_i из страницы заявителя в СС.
- III. Формирование таблицы прецедентов описанным выше способом на основе данных, полученных в п. 1 и п. 2. На данном этапе обеспечивается неизбыточность и непротиворечивость информации, содержащейся в таблице прецедентов, по аналогии с тем, как это выполнялось для первичного оффлайн-заявителя.
- IV. Применение Процедуры 2.

Использование описанной выше методики позволяет решить задачу оценки возможности заключения договора с клиентом в дистанционном (онлайн) режиме, когда личное присутствие заявителя в офисе МФО не предусмотрено (не требуется или не представляется возможным).

Применение вышеперечисленных методик в соответствующих случаях (личного присутствия клиента в офисе МФО или при принятии решения по онлайн-заявке) позволяет оценить риски как для оффлайн-, так и для онлайн-заявителей. Это, в свою очередь, позволяет перейти к формированию методики принятия решения для МФО в целом.

Основным критерием для ЛПП при принятии решения является норма рентабельности вложенных средств ($ROE(N)$) (формула 1). Величина дохода W_i от микрокредитования i -го клиента зависит от суммы договора, дней пользования займом и величины процента за использование. Кроме того, необходимо учесть, что на значение W_i оказывает влияние степень принадлежности клиента к той или иной категории.

Для категории K^1 судебные издержки и просрочка отсутствуют, поэтому формула для расчета дохода принимает вид:

$$W_i^1 = S_i P_i^{use} D_i^{use}, \quad (4)$$

где S_i – сумма заемных средств, выданных i -му клиенту, P_i^{use} – процент за пользование заемными средствами, D_i^{use} – срок, на который выдавался заём по условиям договора.

Для категории K^2 и K^3 при расчете дохода необходимо дополнительно учесть факт просрочки путем прибавления суммы штрафа за просрочку:

$$W_i^2 = S_i P_i^{use} (D_i^{use} + D_i^{del}) + S_i P_i^{del} D_i^{del}, \quad (5)$$

$$W_i^3 = S_i P_i^{use} (D_i^{use} + D_i^{del}) + S_i P_i^{del} D_i^{del}, \quad (6)$$

где P_i^{del} – процент за просрочку возврата заемных средств, D_i^{del} – количество дней просрочки возврата заемных средств. При расчете прибыли при оказании услуги клиенту из категории K^3 доход будет уменьшаться на величину расходов R_i .

Для категории K^4 доход образуется из суммы проданной с дисконтом коллекторам общей задолженности (с учетом процентов за пользование и просрочку). Обычно коэффициент дисконта (q) при этом составляет 0,7–0,8. Таким образом, для расчета W_i клиента из категории K^4 получаем формулу:

$$W_i^4 = (1 - q) * (S_i P_i^{use} (D_i^{use} + D_i^{del}) + S_i P_i^{del} D_i^{del}). \quad (7)$$

С учетом формул (4)–(6), общий доход, полученный от выдачи микрозайма i -му заявителю, вычисляется по формуле:

$$W_i = W_i^m \mu^m + W_i^{m+1} \mu^{m+1}, \quad (8)$$

где μ^m, μ^{m+1} – степени принадлежности к категориям K^m и K^{m+1} соответственно, W_i вычисляется по формулам (4)–(7) для каждой из соответствующих категорий.

Таким образом, для принятия решения о выдаче или отказе в обслуживании очередному $(N + 1)$ -му клиенту необходимо вычислить и сравнить $ROE(N)$ и $ROE(N + 1)$. Заявка на микрокредитование одобряется при соблюдении условия:

$$ROE(N + 1) \geq ROE(N). \quad (9)$$

При этом количество дней использования средств МФО, процент за пользование и просрочку, срок, на который заключался договор, берется для $(N + 1)$ -го клиента из его заявки. Предполагаемое количество дней просрочки зависит от степени его принадлежности к той или иной категории по уровню финансовой ответственности, которая определяется по изложенным выше методикам. Таким образом, в исследовании выполнены *этапы оценки и выбора альтернативы*.

Методику принятия решения по выдаче микрозаймов в МФО можно сформулировать следующим образом:

1. Проводится кластеризация клиентов по уровню финансовой ответственности.

2. ЛПП выбирает стратегию: минимизации рисков или наибольшей лояльности к клиенту.

3. Из заявки на обслуживание выгружаются данные о заявителе.

4. Если клиент обращается впервые:

– для оффлайн-клиента с помощью ППОЗ определяется $B_i; R_i^j$;

– для онлайн-клиента с помощью ПАД СЗ определяется DP_i, B_i берётся из заявки.

6. Определяется категория клиента по методике определения первичного оффлайн-заемщика или методике первичного онлайн-клиента в зависимости от способа его обращения. Если заемщик обращается повторно, категория определяется по данным последнего кредитного обслуживания или кредитной истории в сторонней организации из Бюро кредитных историй (БКИ).

7. Вычисляется рентабельность при кредитном обслуживании заявителя. Если $ROE(N + 1) \geq ROE(N)$, заявка одобряется. В противном случае – отклоняется.

Схема процесса принятия решения по выдаче микрозайма с учетом описанной выше методики приведена на рис. 4. Она может быть тиражирована и адаптирована для конкретной микрофинансовой организации.



Рис. 4 Усовершенствованная схема информационного процесса принятия решений.

ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ УПРАВЛЕНЧЕСКИХ РЕШЕНИЙ

Обсудим информационную технологию поддержки принятия управленческих решений, разработанные программы, реализующие предложенные методики и процедуры, а также результаты внедрения теоретических исследований в практическую деятельность по управлению бизнес-процессами при оффлайн- и онлайн-обслуживании в микрофинансовых организациях. Для реализации информационной технологии разработан программный комплекс, автоматизирующий процесс принятия решения. Для желающих получить заём лично вербальные признаки обрабатываются в ППОЗ, для онлайн-клиентов – данные с их страниц социальной сети обрабатываются в ПАД СЗ. Выявление степени принадлежности заявителя к той или иной категории обеспечивает модуль Определения категории заемщика (ОКЗ). В случае, если заявитель вторичный, ОКЗ выявляет степень принадлежности по данным из Бюро кредитных историй. Модуль Принятия решения (ПР) по полученным от ОКЗ данным формирует решение об одобрении или отклонении заявки на обслуживание. Все вышеперечисленные модули образуют единый Программный комплекс поддержки принятия управленческих решений в МФО – ПКППР-МФО (рис. 5).

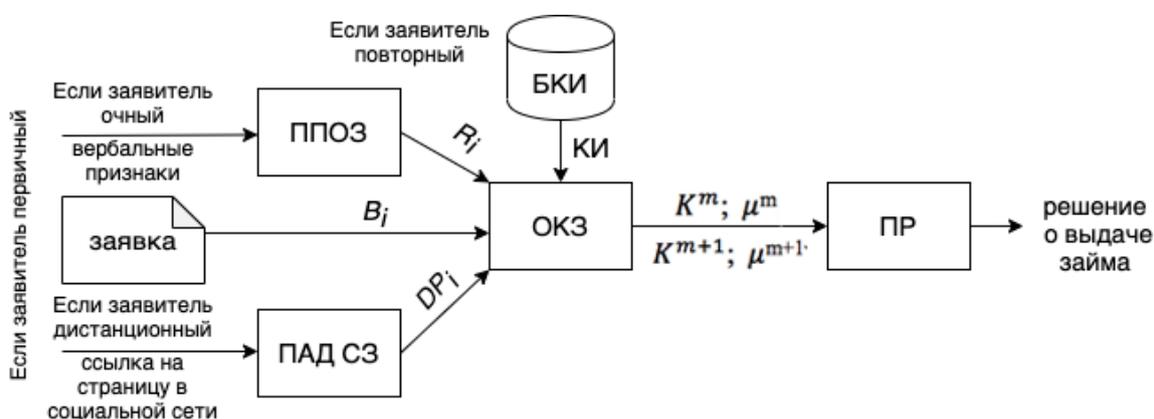


Рис. 5 Структура программного комплекса поддержки принятия управленческих решений в МФО.

Разработанный комплекс дает возможность не только проводить процедуру оценки предполагаемого уровня финансовой ответственности заявителя, но и вести журнал результатов предыдущих оценок, что позволяет отслеживать динамику изменения категории клиента и делать выводы об адекватности разработанных методик оценки. Применение разработанных модулей повышает эффективность принятия управленческих решений для любых микрофинансовых организаций, которые осуществляют работу в оффлайн- и онлайн-режимах.

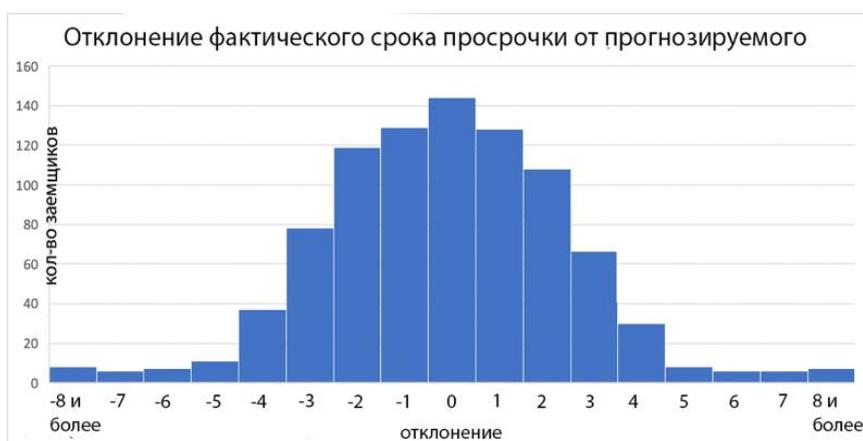
Для апробации работы разработанные модели, методики, процедуры и соответствующее программное обеспечение были внедрены в ООО МФО «Суперклик», деятельность которого связана с микрокредитованием населения в онлайн- и оффлайн-форматах. До внедрения результатов исследования скоринговая модель микрокредитования строилась исключительно на оценке первичных данных из ФССП, кредитной истории и др. В январе 2019 года скоринговая модель была дополнена предложенным ПКППР-МФО.

Проверка предложенной в рамках исследования методики в реальных условиях была осуществлена в 2019 и 2020 годах. В 2017–2018 годах общая доля просроченной задолженности колебалась в пределах 34–41%. В 2019 году этот показатель был снижен до 28,7%, в 2020 году – до 28,4%, а доля эффективной (не дошедшей до суда) просрочки выросла до 17,5% в 2019 году и до 17,8% в 2020 году, что привело к увеличению прибыли на 19,3% и 20,6% в 2019 и 2020 году соответственно (табл. 4). Это свидетельствует о повышении эффективности принятия управленческих решений.

Таблица 4

Показатели базовой организации до и после внедрения методики

Месяц/год	Общая доля просрочки	Доля эффективной просрочки	Прибыль до налогообложения, млн руб.
Июнь 2017	38,7%	12,2%	10,21
Декабрь 2017	41,2%	11,3%	
Июнь 2018	38,4%	10,3%	10,19
Декабрь 2018	40,9%	11,5%	
Июнь 2019	30,2%	13,7%	11,95
Декабрь 2019	28,7%	17,5%	
Июнь 2020	30,1%	16,2%	12,31
Декабрь 2020	28,4%	17,8%	

**Рис. 6** Результаты вычислительного эксперимента.

Для проверки верности определения категорий заемщиков был проведен вычислительный эксперимент, результаты которого приведены на рис.6. В среднем разность между спрогнозированным и фактическим сроком просрочки не превысила в абсолютном выражении 4 дней.

Таким образом, предложенные методики и процедуры успешно прошли апробацию и были в дальнейшем приняты к практическому использованию в организации ООО МФО «Суперклик» и ООО «Легкий займ Астрахань». Кроме того, программное обеспечение, реализующее разработанные модели, методики, процедуры было принято компанией, занимающейся автоматизацией микрофинансовой отрасли ООО «Дослаб» для внедрения модуля поддержки принятия решений в систему кредитного конвейера.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

При решении научной задачи повышения эффективности принятия управленческих решений в условиях неопределённости для организационных систем, работающих в области микрофинансирования, были получены следующие результаты:

1. Выявлены специфические особенности микрокредитования, затрудняющие принятие обоснованных управленческих решений в организационных системах, ведущих свою деятельность в сфере микрофинансирования.

2. Сформулирован критерий «финансовая ответственность». Использование данного критерия позволило провести кластеризацию клиентов МФО.

3. Предложена процедура классификации потенциальных клиентов, отличающаяся учетом и формализацией невербальных характеристик оффлайн- и онлайн-клиентов для расширения их цифровых профилей. Для оффлайн-клиентов учитывается психологический тип

их личности, полученный с помощью методики «7 радикалов», а для тех клиентов, кто обращается за услугой через веб-сайт, проводится анализ пользовательского контента и специфических маркеров поведения в социальных сетях. Использование данной методики позволяет учесть и формализовать невербальные характеристики клиентов для расширения их цифровых профилей и тем самым повысить достоверность классификации.

4. Предложена комплексная методика принятия решений на основе оценок характеристик клиентов, отличающаяся учетом субъективной неопределенности поведения клиентов и позволяющая повысить обоснованность принимаемых решений в условиях неопределенности или неполноты информации.

5. Разработана информационная технология, реализующая предложенные подходы к принятию решений по выдаче микрозаймов. Внедрение данного программного комплекса в микрофинансовые организации ООО «Легкий займ Астрахань» и ООО «Суперклик» показало результативность заявленных методик в виде повышения рентабельности собственного капитала на 13,9% и 17,1% соответственно.

6. Программное обеспечение, реализующее разработанные методики, было принято компанией, занимающейся автоматизацией микрофинансовой отрасли, ООО «Дослаб» для внедрения в систему кредитного конвейера, в результате чего эффективность модуля распознавания неплатежеспособных клиентов в МФО возросла в 1,74 раза.

7. Учебные варианты программ используются в Астраханском государственном техническом университете при подготовке инженерных и научных кадров.

Успешная апробация разработанных методик позволила сделать вывод об обоснованности выдвинутых положений и достоверности результатов работы.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

1. Новиков Д. А. Теория управления организационными системами. М.: МПСИ, 2015. [[Novikov D. A. Theory of Management of Organizational Systems. Moscow: MPSI, 2015. (In Russian).]]
2. Новиков Д. А. Управление проектами: организационные механизмы. М.: ПМСОФТ, 2017. [[Novikov D. A. Project Management: Organizational Mechanisms. Moscow: PMSOFT, 2017. (In Russian).]]
3. Новиков Д. А. Структура теории управления социально-экономическими системами // Управление большими системами (УБС). 2009. № 24. С. 216–257. [[Novikov D. A. “The structure of the theory of management of socio-economic systems” // Management of Large Systems (UBS). 2009, no. 24, pp. 216-257. (In Russian).]]
4. Ендовицкий Д. А. и др. Предрейтинговый анализ кредитоспособности заемщика: организация и методика обеспечения. М.: Проспект, 2018. [[Endovitsky D. A. et al. Pre-rating Analysis of the Borrower's Creditworthiness: Organization and Methods of Security. Moscow: Prospect, 2018. (In Russian).]]
5. Antonio Blanco, Rafael Pino-Mejías, Juan Lara. “Credit scoring models for the microfinance industry using neural networks: Evidence from Peru” // Expert Systems with Applications. 2013. Vol. 40. Issue. Pp. 356-364. doi.org/10.1016/j.eswa.2012.07.051.
6. Ханова А. А., Пономарева А. С. Организация принятия решений в виде цикла управления эффективностью организации // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. 2011. № 2. С. 171–177. [[Khanova A. A., Ponomareva A. S. “Organization of decision-making in the form of a cycle of managing the efficiency of an organization” // Bulletin of the Astrakhan State Technical University. Series: Management, computer technology and informatics, 2011, no. 2, pp. 171-177. (In Russian).]]
7. Ариничев А. И., Сайбель Н. Ю. Оценка кредитоспособности субъектов малого предпринимательства // Финансы и кредит. 2017. Т. 23. Вып. 31. С. 1878–1892. <https://doi.org/10.24891/fc.23.31.1878> [[Arinichev AI, Saibel N. Yu. “Evaluation of the creditworthiness of small business entities” // Finance and Credit, 2017, vol. 23, no. 31, pp. 1878–1892, doi: 10.24891/fc.23.31.1878 (In Russian).]]
8. Поляков К. Л., Жукова Л. В. Опыт моделирования вероятности кредитного дефолта клиентов микрофинансовых организаций (на примере одной МФО) // Экономический журнал ВШЭ. 2019. № 4. [[Polyakov K. L., Zhukova L. V. “Experience in modeling the probability of credit default of clients of microfinance organizations (on the example of one MFI)” // Higher School of Economics Economic Journal, 2019, no. 4. (In Russian).]]
9. Аньшин В. М., Манайкина Е. С. Формирование портфеля проектов компании на основе принципов устойчивого развития // Вестник Института экономики РАН. 2015. № 1. С. 126-139. [[Anshin V. M., Manaykina E. S. “Formation of a company's project portfolio based on the principles of sustainable development” // Bulletin of the Institute of Economics of the Russian Academy of Sciences, 2015, no. 1, pp. 126-139. (In Russian).]]
10. Boyle M., Crook J. N., Hamilton R., Thomas L. C. Methods for Credit Scoring Applied to Slow Payers in Credit Scoring and Credit Control. Oxford University Press, 1992.
11. Henley W. E. Statistical Aspects of Credit Scoring. Ph.D. thesis. Open University, 1995.
12. Churchill G. A., Nevin J. R., Watson R. R. “The role of credit scoring in the loan decision” // Credit World, March 2011, p.18.

13. Yobas M. B., Crook J. N., Ross P. "Credit scoring using neural and evolutionary techniques" // Working Paper 97/2, Credit research Centre, University of Edinburgh.
14. Desai V. S., Conway D. G., Crook J. N., Overstreet G. A. "Credit scoring models in the credit union environment using neural networks and genetic algorithms" // IMA J. Mathematics applied in business and industry, 8/2009.
15. Kuznetsova V. Yu. "Fuzzy approach to clustering microfinance institution borrowers" // Futuristic Trends in Network and Communication Technologies — FTNCT 2020. Communications in Computer and In-formation Science. Vol. 1395. Springer, Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-16-1480-4_42
16. Azhmukhamedov I. M., Kuznetsova V. Yu. "Classification of borrowers to improve the scoring system of micro-finance organizations" // International Uzbekistan-Malaysia Conference on "Computational Models and Technologies (CMT2020)".
17. Кузнецова В. Ю. Нечеткий подход при кластеризации заемщиков микрофинансовых организаций // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2020. 8(2). [[Kuznetsova V. Yu. "Fuzzy approach to clustering borrowers of micro-finance organizations" // Modeling, Optimization, and Information Technologies, 2020; 8(2). (In Russian).]]
18. Кузнецова В. Ю., Ажмухамедов И. М. Классификация заемщиков микрофинансовых организаций на основе построения расширенного цифрового профиля и прецедентного подхода // Инженерно-строительный вестник Прикаспия. 2020. № 3 (33). С. 98-103. [[Kuznetsova V. Yu. Azhmukhamedov I. M. "Classification of borrowers of microfinance organizations based on the construction of an extended digital profile and a precedent approach" // Engineering and Construction Bulletin of the Caspian Sea, 2020, no. 3 (33), pp. 98-103. (In Russian).]]
19. Кузнецова В. Ю. Методика принятия решений по выдаче займов в микрофинансовых организациях и ее программная реализация // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. 2020. № 3 (51). С. 67-72. [[Kuznetsova V. Yu. "Decision-making methodology for issuing loans in microfinance organizations and its program implementation" // Caspian Journal: Management and High Technologies, 2020, no. 3 (51), pp.67-72. (In Russian).]]

Поступила в редакцию 26 июля 2023 г.

МЕТАДАННЫЕ / METADATA

Title: Information technology for decision making in a microfinance organization.

Abstract: The paper presents an overview of the research and development of information technology for decision-making in a microfinance organization (MFO) to improve the efficiency of management decisions by improving the information technology for collecting, processing, and analyzing customer data. To achieve this goal, within the framework of the classical decision-making scheme, which consists of 5 stages (diagnosing the problem, formulating criteria and restrictions, identifying alternatives, evaluating alternatives, and finally choosing an alternative), the following tasks were solved. The features of providing information support for the process of making managerial decisions in MFIs are revealed, the existing approaches, criteria, and scales for assessing the parameters of process actors are analyzed, their advantages and disadvantages are identified. A criterion has been formulated that reflects the level of financial responsibility of MFI clients and allows formalizing the subjective uncertainty of assessments of their characteristics. On its basis, a client clustering technique has been developed. Procedures for classifying potential offline and online clients based on a case-based approach by building their extended digital profiles are proposed. A comprehensive methodology for making managerial decisions based on the proposed methods for classifying clients has been developed. The proposed solutions were tested in the conditions of real MFIs, the results of implementation were analyzed, recommendations were developed for replicating the developed technology for information support of the process of making managerial decisions in organizational systems operating in the field of microfinance.

Key words: microfinance organization; management of risks; digital patient profile; decision-making process management.

Язык статьи / Language: русский / Russian.

Об авторе / About the author:

КУЗНЕЦОВА Валентина Юрьевна

ФГБОУ ВО «Астраханский государственный университет»,
Россия.

Доц. каф. информационной безопасности. Дипл. магистр по информ. системам (Астраханск. гос. ун-т, 2019). Канд техн. наук по управлению в орг. системах (там же, 2022).

E-mail: arhelia@bk.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6954-5020>

URL: https://elibrary.ru/author_items.asp?authorid=1032651

KUZNETSOVA Valentina Yurievna

Astrakhan State University,
Russia.

Docent., Dept. of Information Security. Dipl. Magister (Astrakhan State University, 2019). Cand. of Tech. Sci. on management in organization systems (ibid, 2022).

E-mail: arhelia@bk.ru

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-6954-5020>

URL: https://elibrary.ru/author_items.asp?authorid=1032651