

УДК 51-74: 004.9

DOI: [10.26102/2310-6018/2020.29.2.031](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2020.29.2.031)

## Нечеткий подход при кластеризации заемщиков микрофинансовых организаций

**В.Ю. Кузнецова**

*Астраханский государственный университет  
Астрахань, Россия*

**Резюме:** Развитие информационных технологий сопровождается комплексной трансформацией сферы услуг, в том числе и сферы микрокредитования. Ежегодно данная отрасль российского финансового рынка показывает стабильный рост. Однако на фоне высокой за кредитованности населения России доступность микрокредитования для большинства граждан, в том числе в онлайн-режиме, привела к высокой доле дефолтных выданных микрозаймов в МФО. Давление регулятора и снижение доходов россиян привело большинство МФО к банкротству, а оставшихся игроков микрофинансового рынка принудило к снижению процентных ставок, и как следствие, существенно снизилась их маржинальность. В связи с этим у МФО возникает острая необходимость в разработке скоринговой модели, которая смогла бы выявлять еще на этапе заявки на микрозайм высокомаржинальных и «отсекать» потенциально дефолтных заемщиков. Действующая во многих финансовых структурах дуальная классификация не позволяет в полной мере отразить высокую прибыльность микрокредитования заемщиков с имеющейся просрочкой по сравнению с теми клиентами, кто возвращает заемные средства вовремя. В рамках данной работы предлагается методика кластеризации заемщиков на основе нечеткого критерия «уровень финансовой ответственности» и оценки эффективности микрофинансирования на основе расчета рентабельности кредитного портфеля в зависимости от предложенной классификации заемщиков.

**Ключевые слова:** микрофинансирование, нечеткое моделирование, методики кластеризации, управление рисками, классификация заемщиков.

**Для цитирования:** 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](https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2020/05/Kuznetsova_2_20_1.pdf)  
DOI: 10.26102/2310-6018/2020.29.2.031

## The fuzzy approach for clustering borrowers of microfinance organizations

**V.Y. Kuznetsova**

*Astrakhan State University  
Astrakhan, Russia*

**Abstract:** 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 assessing the effectiveness of microfinancing based on the profitability of the loan

portfolio depending on the proposed classification of borrowers.

**Keywords:** microfinance, fuzzy modeling, clustering techniques, risk management, classification of borrowers.

**For citation:** Kuznetsova V.Y. The fuzzy approach for clustering borrowers of microfinance organizations. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2020;8(2). Available from: [https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2020/05/Kuznetsova\\_2\\_20\\_1.pdf](https://moit.vivt.ru/wp-content/uploads/2020/05/Kuznetsova_2_20_1.pdf) DOI: 10.26102/2310-6018/2020.29.2.031(In Russ).

### Введение (Introduction)

Развитие информационных технологий сопровождается комплексной трансформацией сферы услуг, в том числе и сферы микрокредитования, которая претерпевает подъем на российском финансовом рынке. По данным, опубликованным в «Обзоре ключевых показателей микрофинансовых институтов» Центробанка Российской Федерации [1] в 2019 году совокупный портфель МФО вырос до 212 млрд рублей (Рисунок 1). Объем выданных микрозаймов вырос на 25 % и составил 412 млрд рублей.

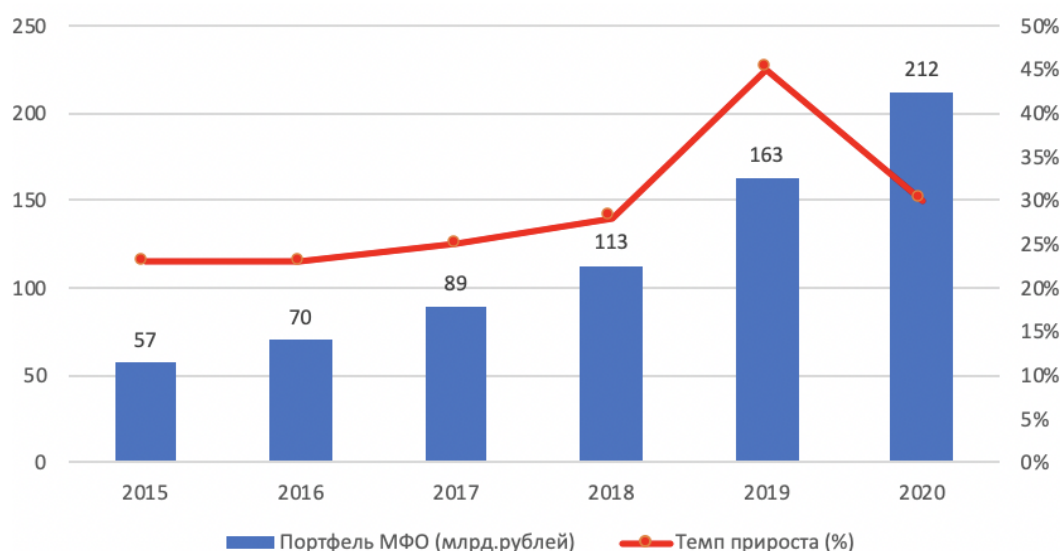


Рисунок 1 – Изменение объема кредитного портфеля российских МФО в 2015-2020 гг.  
 Figure 1 – Change in the volume of the loan portfolio of Russian MFIs in 2015-2020

Популярность услуг микрофинансирования связана в первую очередь с тем, что, в отличие от классической системы банковского кредитования при принятии решения о выдаче микрозайма осуществляется только первичная проверка подлинности предоставленных документов, а среднее время рассмотрение заявки не превышает 30 минут.

Переход к современным технологиям дистанционного обслуживания еще более увеличивает доступность и популярность услуг микрокредитования. Однако на фоне высокой закредитованности населения России доступность микрокредитования для большинства жителей РФ очень часто приводит к кредитованию лиц, не способных впоследствии выплатить кредит. Потребители финансовых услуг не способны в достаточной мере оценить риски при заключении договора микрофинансирования из-за сохраняющегося низкого уровня финансовой грамотности. Доступность микрокредитования для большинства жителей РФ очень часто приводит к кредитованию лиц, не способных впоследствии выплатить кредит [2].

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 рекордного показателя 27,3%.

Для решения данной проблемы государство усиливает регулирование деятельности МФО и ежегодно предпринимает попытки ужесточить их нормативно-правовую базу: ограничение предельного долга, максимальной процентной ставки, срока кредитного договора и т.п [3]. 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.

Кроме того, согласно данным «Бюллетеня о текущих тенденциях российской экономики» [4] в настоящее время фиксируется продолжающееся снижение реальных располагаемых доходов населения, которое является самым затяжным в новейшей российской истории. В целом за 5 лет реальное падение доходов составило 10,8% от уровня 2013 года с учетом единовременной выплаты и 10,7% без ее учета. Давление регулятора и снижение доходов россиян привело большинство МФО к банкротству, а оставшихся игроков микрофинансового рынка принудило к снижению процентных ставок, и как следствие, существенно снизилась маржинальность.

Снижение маржинальности микрофинансирования ставит еще более остро вопрос об эффективности применяемых скоринговых моделей, которые могли бы более точно выявлять потенциально дефолтных заявителей еще на этапе рассмотрения заявки на кредитование. Это, в свою очередь, позволило бы усовершенствовать методики принятия решения по микрокредитованию и «очным», т.е. обратившимся за займом в офис МФО заемщикам, и онлайн-заемщикам, которые оставили заявку через веб-сайт.

Действующие модели скоринга базируются на классической классификации заявителей – «хороший» (тот, который потенциально вернёт займ) и «плохой» (тот, который скорее всего не вернёт займ: срок просрочки превышает 30 дней) [5]. Однако среди «хороших» есть разные типы заемщиков – которые возвращают займ точно в срок, те, кто возвращает после напоминаний или уже в результате судебного приказа. Имеющаяся классификация не отражает данную специфику возвратов, а также не учитывает степень принадлежности заемщиков к определенному типу. Их принадлежность жестко определена: при просрочке платежа хотя бы на 1 день заемщик автоматически относится к категории неблагонадежных.

### **Материалы и методы (Materials and Methods)**

В рамках данной работы предполагается проведение кластеризации заемщиков по категориям, которые отражают прибыльность от финансирования каждого из заявителей, с помощью кластерного анализа. Для выражения степени принадлежности к выделенным в результате кластеризации категориям принято решение использовать теорию нечетких множеств. Нечеткая логика успешно применяется во многих областях знаний, с тех пор как Лотфи Заде представил эту теорию в 1965 году [6]. Её приложения можно найти в медицине, искусственном интеллекте, теории принятия решений, исследовании операций и множестве других научных сферах. Нечеткая логика используется для обработки концепции частичной истины, где значение истины может варьироваться между полностью истинным и полностью ложным, что позволяет более эффективно описать субъективное суждение человека лингвистическими переменными.

В рамках кредитного скоринга уже предпринимались попытки использования

теории нечетких множеств, описанные в работах ученых Ганы [7], Марокко [8-9], где нечеткая экспертная система выделяла на основе ассоциативных правил заемщиков с «низкой», «средней» и «высокой» кредитоспособностью, а параметры категорий предлагалось определять ЛППР или экспертам.

Для анализа в рамках данной работы были взяты статистические данные заемщиков базовой микрофинансовой организации, в качестве которой была выбрана одна из ведущих микрофинансовых организаций Южного федерального округа. За основу была взята обезличенная база клиентов, состоящая из 20 000 записей, за 2017 год. Сбор данных дополнительно осуществлялся путем собеседования с руководством организации и наблюдения за финансовыми операциями фирмы.

### Результаты (Results)

Статистическому анализу были подвержены данные о наличии и продолжительности кредитной просрочки (в днях) заемщиков базовой организации (Рисунок 2). Для визуального анализа была построена диаграмма, которая отражает, какое число заемщиков из анализируемого перечня имели просрочку и какой продолжительности она была.

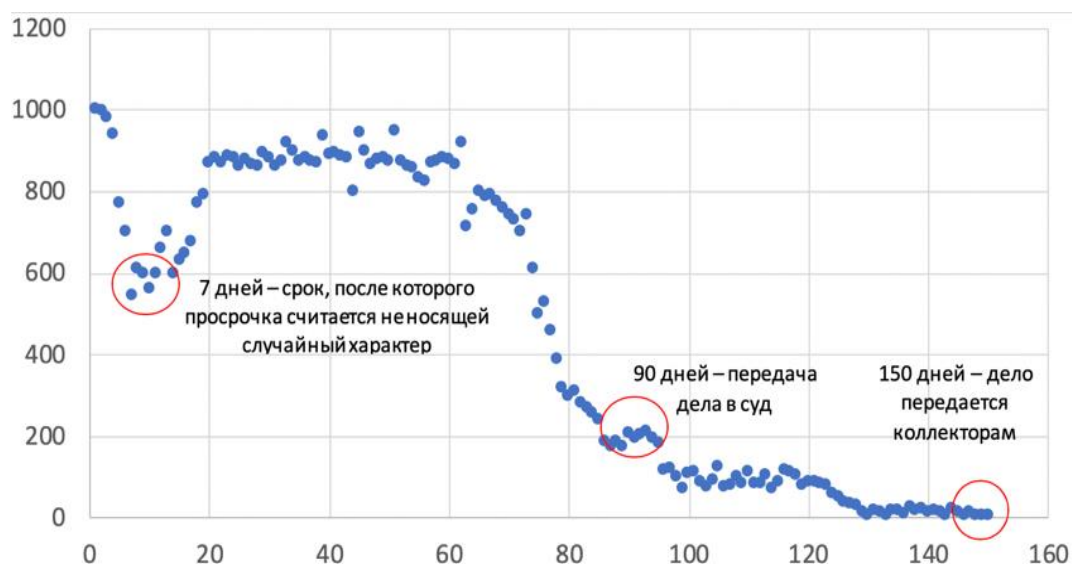


Рисунок 2 – Диаграмма, отражающая количество и продолжительность просрочек  
 Figure 2 – Diagram which showing the number and duration of delinquencies

Её построение позволило выявить характерные «переломные» точки. В результате беседы с руководителем микрофинансовой организации, база клиентов которой использовалась, было выявлено, что:

- на 90-ый день просрочки по возврату микрозайма дело на возврат заемных средств передается в суд по месту регистрации заемщика;
- на 150-ый день просрочки по возврату микрозайма право взыскивать задолженность передается коллекторам. Компенсация за каждый договор займа составляет 30% от общей суммы долга («тело» кредита + проценты за пользование + пеня за просрочку).

При этом никакой статистической закономерности в определенной в классической скоринговой модели продолжительности просрочки 30 дней не обнаружено.

На основании полученных данных был сформулирован нечеткий критерий

«финансовая ответственность», характеризующий поведение заемщиков при возврате кредита. Для определения нечеткого критерия [10]:

1. Введена лингвистическая переменная  $K =$  «Уровень финансовой ответственности».

2. Введено терм-множество значений лингвистической переменной  $K =$  {«высокий», «средний», «низкий», «дефолтный»}. Такое количество значений было определено на основе «переломных» дат просрочек, что позволило в дальнейшем кластеризовать заемщиков на 4 категории ( $K^1, K^2, K^3, K^4$ ).

3. В соответствие введенному терм-множеству поставлены трапециевидные числа (1).

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

Графический вид предложенного нечеткого классификатора показан на Рисунок 3.

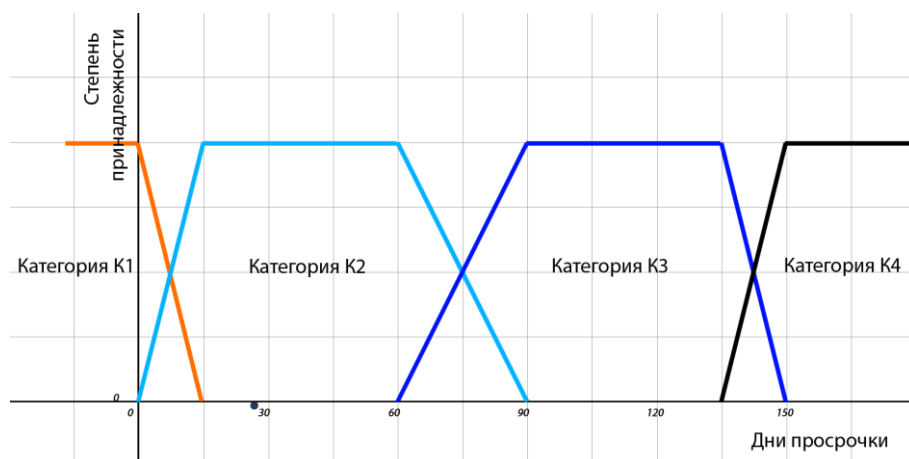


Рисунок 3 – Графический вид предложенного нечеткого классификатора  
 Figure 3 – Graphic view of the proposed fuzzy classifier

Помимо величины просрочки, выделенные в результате кластеризации категории заемщиков характеризуются прибылью, который получит микрокредитная компания после возврата выданного займа:

- Категория  $K^1$  – без просрочки. Прибыль состоит из % пользования.
- Категория  $K^2$  – просрочка от 0 до 90 дней. Прибыль складывается из % пользования + % за просрочку.
- Категория  $K^3$  – просрочка от 90 до 150 дней. Прибыль: % пользования + % за просрочку за вычетом расходов на возврат займа.
- Категория  $K^4$  – просрочка свыше 150 дней. Убыток: 30% от основного долга и всех начисленных процентов в результате продажи права требования по договору коллекторам.

### Обсуждение (Discussion)

Основным критерием для ЛПР при принятии решения является норма

рентабельности вложенных средств (*ROI*). Общая формула расчета рентабельности:

$$ROI(N) = \frac{\sum_{i=1}^N P_i}{V}, \quad (2)$$

где  $P_i = W_i - R_i$ ,  $P_i$  – 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).

Величина дохода  $W_i$  от микрофинансирования  $i$ -го заемщика зависит от суммы займа, дней пользования средствами и процента за использование. Кроме того, необходимо учесть, что на значение  $W_i$  оказывает влияние степень принадлежности заемщика к той или иной категории.

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

$$K^1: W_i = S_i P_i^{use} D_i^{use} \quad (3)$$

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 займ по условиям договора.

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

$$K^2, K^3: W_i = S_i P_i^{use} (D_i^{use} + D_i^{del}) + S_i P_i^{del} D_i^{del}, \quad (4)$$

где  $P_i^{del}$  – процент за просрочку возврата заемных средств;  $D_i^{del}$  – количество дней просрочки возврата заемных средств. При расчете прибыли при кредитовании заемщика категории  $K^3$  доход будет уменьшаться на величину расходов  $R_i$ .

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

$$K^4: W_i = (1 - q) * (S_i P_i^{use} (D_i^{use} + D_i^{del}) + S_i P_i^{del} D_i^{del}). \quad (5)$$

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

$$W_i = W^m \mu^m + W^{m+1} \mu^{m+1} \quad (6)$$

где  $\mu^m, \mu^{m+1}$  – степени принадлежности к категориям  $K^m$  и  $K^{m+1}$  соответственно.

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

$$ROI(N + 1) \geq ROI(N) \quad (7)$$

где  $ROI(N + 1)$  – рентабельность кредитного портфеля в случае, если выдать займ ( $N+1$ )-му заявителю,  $ROI(N)$  – рентабельность кредитного портфеля до поступления заявки на займ от ( $N+1$ )-го заявителя.

При этом количество дней пользования займом, процент за пользование и просрочку, срок, на который выдается займ определяется для ( $N+1$ )-го заемщика из его заявки.

### Заключение (Conclusion)

Таким образом, классификация ранее получавших заём клиентов, в том числе и в других МФО (таких заемщиком будем называть «вторичными», в отличии от «первичных», оформляющих заявку впервые) сводится к анализу сроков предыдущей просрочки, на основании которого заемщику присваивается определенная категория. Однако для первичных заемщиков такой подход неприемлем, поскольку у них отсутствует кредитная история. В связи с этим возникает задача разработки методики

классификации первичных заемщиков по выделенным категориям, как для онлайн-микрокредитования, так и для финансовых услуг при личном посещении офиса МФО.

Решение задачи кластеризации заемщиков с помощью нечеткого критерия уровня финансовой ответственности позволит разработать методику классификации потенциальных заемщиков на основе построения их расширенного цифрового профиля. Кроме стандартных характеристик (кредитная история, финансовое положение, демографические данные) [11], такой цифровой профиль учитывает поведение человека, в том числе в социальных сетях, что является направлением дальнейших исследований.

## ЛИТЕРАТУРА

1. *Обзор ключевых микрофинансовых институтов* // Центробанк. 2019. [Электронный ресурс]. – URL: [https://www.cbr.ru/Content/Document/File/73687/review\\_mfi\\_19Q1.pdf](https://www.cbr.ru/Content/Document/File/73687/review_mfi_19Q1.pdf) (Дата посещения 07.05.2020).
2. Баринов А.С. *Закредитованность населения России в контексте угроз экономической безопасности* // Национальные интересы: приоритеты и безопасность. 2018; 7(364):1270-1286.
3. Белобабченко М.Н. *Ограничения, действующие при выдаче МФО потребительских кредитов* // Право и практика. 2019;2:150-154.
4. *Бюллетень о текущих тенденциях российской экономики (февраль 2020)*. - URL: [https://ac.gov.ru/uploads/2-Publications/rus\\_feb\\_2020.pdf](https://ac.gov.ru/uploads/2-Publications/rus_feb_2020.pdf) (Дата посещения 07.05.2020).
5. Дударкова О.Ю. *Проблемы принятия инвестиционных решений в условиях неопределенности* // Экономика и управление в XXI веке: тенденции развития. 2016;33-2:127-132.
6. Ажмухамедов И. М. *Динамическая нечеткая когнитивная модель влияния угроз на информационную безопасность системы* // Безопасность информационных технологий. 2010;2:68–72.
7. Abdulrahman U.F.I., Panford J.K., Hayfron-Acquah J.B. *Fuzzy Logic Approach to Credit Scoring for Micro Finance in Ghana: A Case Study of KWIQPLUS Money Lending* // International Journal of Computer Applications, 2014;94(8):11–18. [Электронный ресурс]. – URL: [http://www.academia.edu/15502256/Fuzzy\\_Logic\\_Approach\\_to\\_Credit\\_Scoring\\_for\\_Micro\\_Finance\\_in\\_Ghana\\_A\\_Case\\_Study\\_of\\_KWIQPLUS\\_Money\\_Lending](http://www.academia.edu/15502256/Fuzzy_Logic_Approach_to_Credit_Scoring_for_Micro_Finance_in_Ghana_A_Case_Study_of_KWIQPLUS_Money_Lending) (Дата посещения 07.05.2020).
8. Baesens B., Van Gestel T., Viaene S. *Benchmarking State-of-the-Art Classification Algorithms for Credit Scoring*. Journal of the Operational Research Society, 2003;54(6):627–635.
9. Ghita Bennouna, Mohamed Tkiouat. *Fuzzy logic approach applied to credit scoring for microfinance in Morocco*. [Электронный ресурс]. – URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050918301352> (Дата посещения 07.05.2020).
10. Проталинский О.М., Ажмухамедов И.М. *Системный анализ и моделирование слабо структурированных и плохо формализуемых процессов в социотехнических системах* [Электронный ресурс]. – URL: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2012/916> (Дата посещения 07.05.2020).
11. María Óskarsdóttira, Cristián Bravo, Carlos Sarrautec, Jan Vanthienena, Bart Baesensa. *The value of big data for credit scoring: Enhancing financial inclusion using mobile phone data and social network analytics* [Электронный ресурс]. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.10.004>

## REFERENCES

1. *Overview of key microfinance institutions* // Central Bank. 2019. [Electronic resource]. Available from: [https://www.cbr.ru/Content/Document/File/73687/review\\_mfi\\_19Q1.pdf](https://www.cbr.ru/Content/Document/File/73687/review_mfi_19Q1.pdf) [Accessed 6th May 2020].
2. Barinov A.S. *The debt burden of the Russian population in the context of threats to economic security* // National interests: priorities and security. 2018; 7(364):1270-1286.
3. Belobabchenko M.N. *Limitations in the issuance of consumer loans by MFIs* // Law and Practice. 2019;2:150-154.
4. *Bulletin on current trends in the Russian economy (February 2020)*. Available from: [https://ac.gov.ru/uploads/2-Publications/rus\\_feb\\_2020.pdf](https://ac.gov.ru/uploads/2-Publications/rus_feb_2020.pdf) [Accessed 6th May 2020].
5. Dudarkova O.Yu. *Problems of making investment decisions in the face of uncertainty* // Economics and Management in the XXI Century: Development Trends. 2016;33-2:127-132.
6. Azhmukhamedov I. M. *A dynamic fuzzy cognitive model of the influence of threats on the information security of a system* // Information Technology Security. 2010;2:68–72.
7. Abdulrahman U.F.I., Panford J.K., Hayfron-Acquah J.B. *Fuzzy Logic Approach to Credit Scoring for Micro Finance in Ghana: A Case Study of KWIQPLUS Money Lending* // International Journal of Computer Applications, 2014, vol. 94, no. 8, pp. 11-18. Available from: [http://www.academia.edu/15502256/Fuzzy\\_Logic\\_Approach\\_to\\_Credit\\_Scoring\\_for\\_Micro\\_Finance\\_in\\_Ghana\\_A\\_Case\\_Study\\_of\\_KWIQPLUS\\_Money\\_Lending](http://www.academia.edu/15502256/Fuzzy_Logic_Approach_to_Credit_Scoring_for_Micro_Finance_in_Ghana_A_Case_Study_of_KWIQPLUS_Money_Lending) [Accessed 6th May 2020].
8. Baesens B., Van Gestel T., Viaene S. *Benchmarking State-of-the-Art Classification Algorithms for Credit Scoring* // Journal of the Operational Research Society. 2003;54(6):627–635.
9. Ghita Bennouna, Mohamed Tkiouat. *Fuzzy logic approach applied to credit scoring for microfinance in Morocco*. Available from: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050918301352> [Accessed 6th May 2020].
10. Protalinsky O.M., Azhmukhamedov I.M. *System analysis and modeling of poorly structured and poorly formalized processes in sociotechnical systems*. Available from: <http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2012/916> [Accessed 6th May 2020].
11. María Óskarsdóttira, Cristián Bravo, Carlos Sarrautec, Jan Vanthienena, Bart Baesensa. *The value of big data for credit scoring: Enhancing financial inclusion using mobile phone data and social network analytics*. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2018.10.00.004> [Accessed 6th May 2020].

## ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

**Кузнецова Валентина Юрьевна**, ассистент кафедры информационной безопасности Астраханского государственного университета, Астрахань, Российская Федерация.  
e-mail: [arhelia@bk.ru](mailto:arhelia@bk.ru)  
ORCID: [0000-0002-6954-5020](https://orcid.org/0000-0002-6954-5020)

**Valentina Y. Kuznetsova**, assistant, Department of Information Security, Astrakhan State University, Astrakhan, Russian Federation