

**МЕТОДИКА ОЦЕНКИ СРОКА ПРОСРОЧКИ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ  
КЛАСТЕРИЗАЦИИ ЗАЕМЩИКОВ МИКРОФИНАНСОВЫХ ОРГАНИЗАЦИЙ**

*Статья поступила в редакцию 05.05.2021, в окончательном варианте – 20.06.2021.*

**Досмухамедов Булат Рамильевич**, Астраханский государственный университет, 414056, Российская Федерация, г. Астрахань, ул. Татищева, 20а, доцент кафедры информационной безопасности и цифровых технологий, e-mail: bulat@doslab.ru

**Кузнецова Валентина Юрьевна**, Астраханский государственный университет, 414056, Российская Федерация, г. Астрахань, ул. Татищева, 20а, ассистент кафедры информационной безопасности и цифровых технологий, ORCID <https://orcid.org/0000-0002-6954-5020>, e-mail: arhelia@bk.ru

В статье рассмотрена проблема недостаточной информативности предлагаемой Центробанком классификации заемщиков микрофинансовых организаций в зависимости от продолжительности их задолженности. Показано, что данное решение не позволяет в должной мере учесть слабую формализуемость процесса оценки кредитоспособности компаний, оказывающих услуги микрокредитования на российском рынке в онлайн- и оффлайн-режимах. Авторами проведен статистический анализ, который показал, что целесообразным с точки зрения прибыльности, а также рентабельности кредитного портфеля провести кластеризацию заемщиков по их уровню финансовой ответственности. Для этого авторами предложена методика оценки срока просрочки потенциальных заемщиков на основе экспертной информации.

**Ключевые слова:** микрофинансирование, микрофинансовые организации, скоринг, классификация заемщиков

**METHODOLOGY FOR ESTIMATING THE DELAY TIME FOR SOLVING THE PROBLEM  
OF CLUSTERIZATION OF BORROWERS OF MICROFINANCE ORGANIZATIONS**

*The article was received by the editorial board on 05.05.2021, in the final version – 20.06.2021.*

**Dosmukhamedov Bulat R.**, Astrakhan State University, 20a Tatishchev St., Astrakhan, 414056, Russian Federation,

Associate Professor of the Department of Information Security and Digital Technologies, e-mail: bulat@doslab.ru

**Kuznetsova Valentina Yu.**, Astrakhan State University, 20a Tatishchev St., Astrakhan, 414056, Russian Federation,

Assistant of the Department of Information Security and Digital Technologies, ORCID <https://orcid.org/0000-0002-6954-5020>, e-mail: arhelia@bk.ru

The article discusses the problem of insufficient information content of the classification of borrowers of microfinance organizations, proposed by the Central Bank, depending on the duration of their debt. It is shown that this solution does not allow to adequately take into account the weak formalizability of the process of assessing the creditworthiness of companies providing microcredit services in the Russian market in online and offline modes. The authors carried out a statistical analysis, which showed that it is expedient from the point of view of profitability, as well as the profitability of the loan portfolio, to cluster borrowers according to their level of financial responsibility. For this, the authors proposed a methodology for estimating the delay period of potential borrowers based on expert information.

**Keywords:** microfinance, microfinance organizations, scoring, classification of borrowers

## Graphical annotation (Графическая аннотация)



**Введение.** В настоящий момент времени, когда микрофинансовая отрасль в Российской Федерации претерпевает существенные изменения в контексте цифровой экономики, четко обозначается задача усовершенствования действующих методов и стратегий управления рисками компаний, занимающихся оказанием микрофинансовых услуг. Основным недостатком действующих моделей скоринга в МФО является категорирование всех заемщиков на две категории – положительный (возвращающий займ вовремя) и отрицательный (имеющий просрочку) заемщик. В свою очередь Центробанк разработал «Указание о порядке формирования микрофинансовыми организациями резервов на возможные потери по займам», в которой были выделены 9 жестких категорий в зависимости от сроков просрочки. Но ни один из методов категоризации не учитывает тот факт, что заемщики, которые имеют просрочку до начала действия судебных издержек, являются более прибыльными, чем те, кто возвращают заемные средства вовремя, так как помимо процента за пользование займом на общую сумму долга начисляется и процент за просрочку. В связи с этим возникает задача разработки такой классификации заемщиков микрофинансовых организаций, которая бы учитывала данную закономерность и могла бы быть внедрена в новую или уже существующую скоринговую систему любой российской МФО.

**Анализ сроков просрочки заемщиков базовой МФО.** Для решения данной задачи была выбрана базовая микрофинансовая организация, которая является типовой для российского рынка микрофинансирования. Так были взяты обезличенные данные микрофинансовой организации, ведущей свою деятельность в смешанном формате – существуют офисы физического присутствия на территории Ростовской и Краснодарской областей, а также осуществляется выдача займов в онлайн-режиме на территории всей России.

В первую очередь были проанализированы данные о том, как меняется прибыль от кредитного обслуживания заемщика в зависимости от срока его просрочки. Графически зависимость величины прибыли от количества дней просрочки отражена на рисунке 1. Первой черной линией на данном рисунке показан момент, когда начинается начисление штрафа за просрочку (1 день просрочки), вторая линия (88–90 день просрочки) – момент, когда появляются расходы, связанные с возвратом кредита (судебные издержки и пр.). Третья линия соответствует дате, когда право требования по займу начинается подготавливаться к продаже коллекторам (начиная от 103 дня просрочки, в зависимости от решения специалиста по истребованию проблемных задолженностей).

В случае легального пользования займом (до окончания срока кредитования) клиент МФО возвращает помимо суммы основного долга сумму процентов за пользование займом (в настоящий момент законодательно максимальная величина процента за пользование составляет 1 % в сутки). Если клиент допускает просрочку по возврату, то дополнительно он оплачивает 1 % от суммы долга. При этом с 1 января 2020 года максимальный размер задолженности по микрокредитам не может быть в 1,5 раза больше суммы долга. То есть, если клиент занял 10000 рублей, то максимальная сумма, которую он должен быть вернуть, составляет 25000 рублей, с учетом всех штрафных санкций. Однако с увеличением количества дней просрочки вероятность возврата займа снижается, а начиная с 80–85 дня просрочки дело о долге подготавливается к передаче в суд, в результате чего у МФО возникают дополнительные расходы по сопровождению судебного производства, в результате чего прибыль от кредитования заемщика уменьшается.

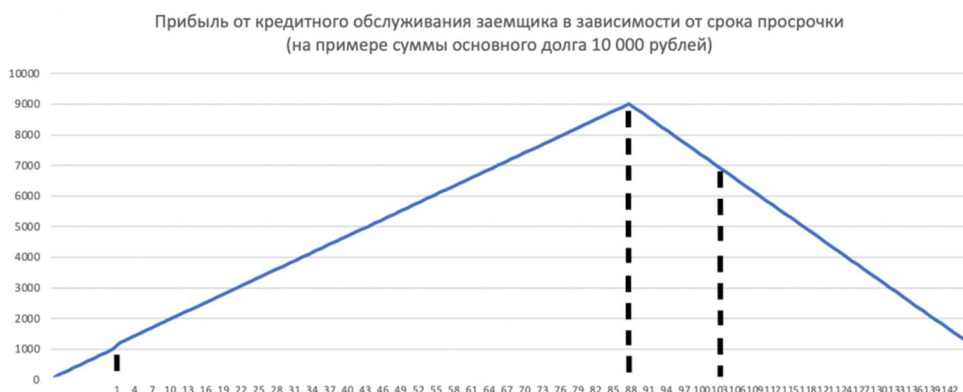


Рисунок 1 – Графическая зависимость прибыли от кредитного обслуживания заемщика от срока его просрочки

В связи с этим становится целесообразным кластеризовать заемщиков на категории, которые будут отражать прибыльность от их кредитования. С этой целью были проанализированы статистические данные заемщиков базовой микрофинансовой организации: за основу была взята обезличенная база клиентов за 2016–2017 год, содержащая около 20 000 записей. Статистическому анализу были подвергнуты данные о наличии и продолжительности кредитной просрочки (в днях) (рис. 2).



Рисунок 2 – Диаграмма, отражающая количество дней просрочки

Построение соответствующей диаграммы позволило выявить характерные «переломные» точки на графике возвратов проблемных задолженностей: 7-й, 90-й день, 150-й день. В результате изучения имеющихся материалов проблемных долгов базовой организации было установлено, что в интервале 80–90 день просрочки по займу («переломная» точка № 2) клиенты получают уведомление о том, что их дело передается в суд, что мотивирует их к возврату денежных средств до перехода процесса взыскания в судебное поле. 150-й день просрочки («переломная» точка № 3) – это крайний срок продажи проблемной задолженности коллекторским агентствам за сумму, в среднем равную 20 % от стоимости основного долга. Чаще всего такие продажи происходят раньше, когда стоимость расходов по возврату проблемной задолженности станет равна 20 % от стоимости основного долга.

В свою очередь, «переломная точка № 1» говорит о том, что вплоть до 6 дней просрочка может носить случайный непреднамеренный характер и не свидетельствует о том, что заемщик относится к категории систематических должников.

На основании этих данных можно сделать вывод, что всех заемщиков микрофинансовых организаций можно кластеризовать на 4 категории, которые характеризуют уровень финансовой ответственности заемщиков:

- категория 1 – без просрочки, деньги возвращены не позже указанного в договоре о микрокредитовании срока. Доход: % пользования. Высокий уровень финансовой ответственности;
- категория 2 – просрочка имеется. Доход: % пользования + % за просрочку. Средний уровень финансовой ответственности;
- категория 3 – просрочка имеется. Доход: % пользования + % за просрочку за вычетом расходов. Низкий уровень финансовой ответственности;
- категория 4 – просрочка имеется. Доход: отрицательный (70 % основного долга и всех

начисленных процентов в результате продажи права требования коллекторам). Дефолтный уровень финансовой ответственности.

Однако строго разграничивать данные категории для МФО нерационально, так как это будет говорить о том, что заемщик с просрочкой в 7 дней является настолько же неблагонадежным, как и заемщик с систематической задолженностью в 40 дней, а это не соответствует действительности.

В связи с этим возникает задача разработки классификатора, который учитывал бы степень принадлежности заемщика к выделенным категориям. Это позволяет сделать принципы нечеткой классификации.

**Использование нечеткого классификатора и экспертной информации для решения задачи кластеризации.** Концептуальная взаимосвязь между кластерным анализом и теорией нечетких множеств основана на том обстоятельстве, что при решении задач структуризации систем большинство формируемых классов объектов размыты по своей природе. Эта размытость состоит в том, что переход от принадлежности к непринадлежности элементов к данным классам скорее постепенен, чем скачкообразен.

На основании полученных из базовой организации данных был сформулирован критерий «финансовая ответственность», характеризующий поведение заемщиков при возврате кредита. Для определения критерия:

1. Введена лингвистическая переменная  $K = \text{«Уровень финансовой ответственности»}$ .
2. Определено терм-множество значений лингвистической переменной  $K$ : {«высокий», «средний», «низкий», «дефолтный»}. Такое количество значений было определено на основе «переломных» дат просрочек, что позволило кластеризовать заемщиков на 4 категории ( $K^1, K^2, K^3, K^4$ ).

Для того чтобы определить границы выделенных категорий ( $K^1, K^2, K^3$  и  $K^4$ ), было принято решение использовать метод экспертного оценивания Дельфи. Основными отличительными чертами этого способа являются анонимность, заочность и многоуровневость. Метод Дельфи предполагает обобщение всех индивидуальных экспертных оценок относительно одной ситуации с тем, чтобы получить максимально надежное и достоверное общее мнение.

Методика оценки сроков просрочки заключается в следующем:

*Шаг № 1. Собрать экспертную группу.*

В качестве экспертов были выбраны генеральный директор и руководитель отдела андеррайтинга базовой организации, генеральный директор организации-аутсорсера, которая занимается автоматизацией скоринга в базовой организации и три ведущих специалиста отдела андеррайтинга базовой организации со стажем работы в данной области от 4 лет.

*Шаг № 2. Разработать и предложить эксперту таблицу оценки степени принадлежности заемщиков к выделенным категориям относительно сроков их просрочки.*

Каждому из экспертов была предложена таблица, отражающая дни просрочки заемщика и категорию, к которой он относится. Фрагмент такой таблицы приведен на рисунке 3.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V	W	X	Y	Z	AA	AB	AC		
		0	1	4	7	10	13	16	19	22	25	28	31	34	37	40	43	46	49	52	55	58	61	64	67	70	73	76	79		
K1																															
K2																															
K3																															
K4																															

Рисунок 3 – Фрагмент экспертной таблицы

Эксперту было необходимо указать степень принадлежности заемщика с указанной в столбцах просрочкой к категориям по уровню финансовой ответственности. Например, эксперт № 4 пришел к выводу, что заемщик, вернувший займ с просрочкой в 4 дня, на 0,72 принадлежит к категории  $K^1$  (высокая финансовая ответственность) и на 0,28 к категории  $K^2$  (средняя финансовая ответственность), а заемщик, вернувший займ с просрочкой 82 дня, на 0,15 относится к категории  $K^2$  и на 0,85 к  $K^3$ .

На рисунке 4 приведен фрагмент ответов эксперта № 4.

	0	1	4	7	10	13	16	19		58	61	64	67	70	73	76	79	82	85	88	91
K1	1	0,95	0,7	0,5	0,3	0,1	0	0	K1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
K2	0	0,05	0,3	0,5	0,7	0,9	1	1	K2	1	0,9	0,8	0,75	0,6	0,5	0,4	0,35	0,3	0,2	0,1	0
K3	0	0	0	0	0	0	0	0	K3	0	0,1	0,2	0,25	0,4	0,5	0,6	0,65	0,7	0,8	0,9	1
K4	0	0	0	0	0	0	0	0	K4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Рисунок 4 – Пример заполнения таблицы экспертом

Шаг № 3. Обработать полученную экспертную информацию с точки зрения согласованности мнений и при необходимости провести переоценку результатов.

Для проверки степени согласованности мнений экспертов предложено использовать коэффициент вариации. Коэффициент вариации оценок  $k$ -го дня  $V_k$  характеризует вариабельность, рассчитываемую в виде отношения среднего квадратического отклонения к среднему арифметическому значению оценки  $k$ -го дня просрочки.

Для обработки материалов, полученных в результате экспертной оценки, используют следующие обозначения:

$m$  – число экспертов, принявших участие в оценке;  $i = 1, 2, \dots, m$ ;

$n$  – число сравниваемых объектов, предложенных для оценки;  $k = 1, 2, \dots, n$ ;

$m_k$  – число экспертов, оценивших  $k$ -й сравниваемый объект;

$C_{ik}$  – оценка относительной важности (в баллах или долях)  $i$ -м экспертом  $k$ -го сравниваемого объекта.

Показатели обобщенного мнения могут быть получены путем вычисления среднего арифметического значения  $M_k$  величины оценки сравниваемого объекта:

$$M_k = \frac{1}{m_k} \sum_{i=1}^{m_k} C_{ik}.$$

Величина  $M_k$  определяется для каждого из дней просрочки. Чем больше значение  $M_k$ , тем больше, по мнению экспертов, важность  $k$ -го сравниваемого объекта.

Таким образом, коэффициент вариации определяется следующим образом:

а) вычисляется дисперсия  $D_k$  оценок экспертов:

$$D_k = \frac{1}{m_k - 1} \sum_{i=1}^{m_k} (C_{ik} - M_k)^2;$$

б) определяется среднее квадратическое отклонение оценок по каждому дню просрочки:

$$\sigma_k = \sqrt{D_k};$$

в) определяется коэффициент вариации оценок  $V_k$ , полученных  $k$ -м днем просрочки:

$$V_k = \frac{\sigma_k}{M_k}.$$

Коэффициент вариации  $V_k$  определяется для каждого  $k$ -го дня и характеризует степень согласованности мнений экспертов об относительной важности оценки  $k$ -го дня просрочки. Чем меньше значение  $V_k$ , тем выше степень согласованности мнений экспертов. Приемлемым является значение коэффициента вариации не более 0,25.

Так, например, для 7 дня просрочки эксперты давали следующие оценки степени принадлежности к категориям финансовой ответственности:

Таблица 1 – Результаты экспертной оценки для 7-го дня просрочки

Э1	Э2	Э3	Э4	Э5	Э6
0,7	0,72	0,74	0,66	0,7	0,71
0,3	0,28	0,26	0,34	0,3	0,29
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0

Необходимости осуществлять расчет по мнениям экспертов касательно категорий К3 и К4 нет, так как оценки нулевые. Расчет согласованности мнений экспертов целесообразно проводить по одной из категорий, по которой оценки имеются, так как оценки одной из категорий являются инверсией оценки по второй категории. Сумма степеней принадлежности по физическому смыслу задачи равна 1.

Так, рассчитаем степень согласованности экспертных оценок по принадлежности заемщика с просрочкой в 7 дней к категории К1.

Рассчитаем среднее значение оценок экспертов:

$$M_k = \frac{1}{m_k} \sum_{i=1}^{m_k} C_{ik} = \frac{1}{6} (0,7 + 0,72 + 0,74 + 0,66 + 0,7 + 0,71) = 0,705.$$

Вычислим дисперсию ряда оценок:

$$D_k = \frac{1}{m_k - 1} \sum_{i=1}^{m_k} (C_{ik} - M_k)^2 = \frac{1}{5} ((0,7 - 0,705)^2 + (0,72 - 0,705)^2 + (0,74 - 0,705)^2 + (0,66 - 0,705)^2 + (0,7 - 0,705)^2 + (0,71 - 0,705)^2) = 0,00071.$$

В свою очередь  $\sigma_k = \sqrt{D_k} = \sqrt{0,00071} = 0,026645825$ .

Таким образом,  $V_k = \frac{\sigma_k}{M_k} = \frac{0,026645825}{0,705} = 0,0377955$ , что свидетельствует о высоком уровне согласованности экспертов.

Оценки экспертов, касающиеся просрочки от 90 дней и выше, по степени согласованности были близки к пороговому значению 0,25, поэтому было принято решение согласно методу Дельфи обезличенно ознакомить экспертов с мнением коллег, в результате чего степень согласованности мнений удалось увеличить. Такое разногласие было связано с тем, что у разных экспертов разный взгляд на то, когда и на каком этапе долг следует передавать на профессиональное взыскание и стоит ли его передавать вообще. Это связано с нормативными нововведениями и рекомендациями Центробанка по минимизации количества дел, передаваемых коллекторам на взыскание.

*Шаг № 4. Вычислить средние значения оценок по каждому из дней просрочки и поставить им в соответствие нечеткое число.*

Экспертная информация была обработана, найдены средние значения оценок по каждому из дня просрочки, в результате чего было отмечено, что принадлежность к категории финансовой ответственности может быть охарактеризована нечетким числом (L-R)-типа.

Нечеткие числа (L-R)-типа – это разновидность нечетких чисел специального вида, т.е. задаваемых по определенным правилам с целью снижения объема вычислений при операциях над ними [3, 10].

Функции принадлежности нечетких чисел (L-R)-типа задаются с помощью невозрастающих функций на множестве неотрицательных действительных чисел действительного переменного  $L(x)$  и  $R(x)$ , удовлетворяющих свойствам:

$$а) L(-x) = L(x), R(-x) = R(x);$$

$$б) L(0) = R(0);$$

$$в) L(\infty) = R(\infty) = 0.$$

Пусть  $L(y)$  и  $R(y)$  – функции (L-R)-типа. Унимодальное нечеткое число  $A$  с модой  $a$  (т.е.  $\mu_A(a) = 1$  с помощью  $L(y)$  и  $R(y)$ ) задается следующим образом:

$$\mu_A(a) = \begin{cases} L\left(\frac{a-x}{\alpha}\right) & \text{при } x \leq a, \\ L\left(\frac{x-a}{\beta}\right) & \text{при } x \geq a, \end{cases}$$

где  $a$  – мода;  $\alpha > 0, \beta > 0$  – левый и правый коэффициенты нечеткости. Таким образом, при заданных  $L(y)$  и  $R(y)$  нечеткое число задается тройкой  $A = (a, \alpha, \beta)$ . А толерантное нечеткое число задается четырьмя параметрами:  $A = (a_1, a_2, \alpha, \beta)$ , где  $a_1, a_2$  – границы толерантности, т. е. в промежутке  $[a_1, a_2]$  значение функции принадлежности равно 1. Тогда:

$$\mu_A(a) = \begin{cases} L\left(\frac{a-x}{\alpha}\right) & \text{при } x < a_1 \\ 1, & \text{при } a_1 \leq x \leq a_2 \\ L\left(\frac{x-a}{\beta}\right) & \text{при } x > a_2, \end{cases}$$

Таким образом, в соответствие введенному терм-множеству переменной  $K$  поставлены трапециевидные числа, определенные на основании полученной и обработанной экспертной информации:

$$\begin{aligned} \text{Высокий уровень (K1)} & \rightarrow \begin{cases} 1, & x \leq 0 \\ \frac{15-x}{15}, & 0 \leq x \leq 15 \end{cases} \\ \text{Средний уровень (K2)} & \rightarrow \begin{cases} \frac{x}{15}, & 0 \leq x < 15 \\ 1, & 15 \leq x \leq 60 \\ \frac{90-x}{30}, & 60 < x \leq 90 \end{cases} \\ \text{Низкий уровень (K3)} & \rightarrow \begin{cases} \frac{x+60}{30}, & 60 \leq x < 90 \\ 1, & 90 \leq x \leq 135 \\ \frac{150-x}{15}, & 135 < x \leq 150 \end{cases} \\ \text{Дефолтный уровень (K4)} & \rightarrow \begin{cases} 1, & x \geq 150 \\ \frac{x-135}{15}, & 135 \leq x \leq 150 \end{cases} \end{aligned}$$

Графический вид полученного нечеткого классификатора приведен на рисунке 5.

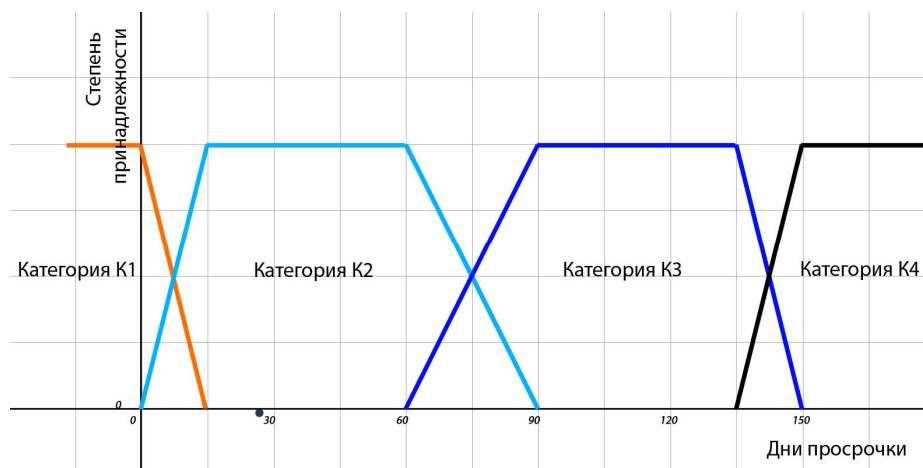


Рисунок 5 – Полученный графический классификатор

Данный классификатор позволяет в зависимости от дня просрочки установить, к какой категории финансовой ответственности можно отнести заемщика и сделать обоснованный вывод о том, сколько денежных средств может заработать МФО на его кредитном обслуживании.

**Заключение.** Таким образом, методика оценки сроков просрочки заемщиков с помощью экспертной информации позволила сформулировать нечеткий классификатор, который лег в основу методики управления рентабельностью кредитного портфеля микрофинансовых организаций. При этом важно отметить, что в приведенном виде методика оценки сроков просрочки может быть использована для любого количества выделенных категорий, в том числе не только заемщиков, но и любых других групп пользователей финансовых услуг.

#### Библиографический список

1. Горюкова, О. В. Оценка кредитоспособности заемщика - физического лица в рамках реализации МФО процедуры андеррайтинга / О. В. Горюкова // Микрофинансовые организации: Учет. Надзор. Регулирование. – 2017. – № 5 (май), № 6 (июнь).
2. Кабушкин, С. Н. Управление банковским кредитным риском : учебное пособие / С. Н. Кабушкин. – 5-е изд., стер. – Минск : Новое знание, 2015. – 338 с.
3. Круглов, В. В. Нечеткая логика и лингвистические переменные / В. В. Круглов, М. И. Дли, Р. Ю. Голунов // Нечеткая логика и искусственные нейронные сети. – Москва, 2001. – С. 18–23.
4. Кузнецова, В. Ю. Методика принятия решений по выдаче займов в микрофинансовых организациях и ее программная реализация / В. Ю. Кузнецова, И. М. Ажмухамедов // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. – 2020. – № 3 (51). – С. 32–39.
5. Кузнецова, В. Ю. Нечеткий подход при кластеризации заемщиков микрофинансовых организаций / В. Ю. Кузнецова // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. – 2020. – Т. 8, № 2 (29). – С. 24–25.
6. Кузнецова, В. Ю. Классификация заемщиков микрофинансовых организаций на основе построения расширенного цифрового профиля и прецедентного подхода / В. Ю. Кузнецова, И. М. Ажмухамедов // Инженерно-строительный вестник Прикаспия. – 2020. – № 3 (33). – С. 98–103.
7. Кучерявая, А. А. Микрофинансовые организации в России: текущее состояние и перспективы развития / А. А. Кучерявая, С. С. Матвеевский // Финансовая экономика. – 2021. – № 2. – С. 67–69.
8. Кучерова, С. В. Моделирование оценки платежеспособности клиентов микрофинансовой организации / С. В. Кучерова, Г. В. Аверкова // Вектор науки Тольяттинского государственного университета. Серия: Экономика и управление. – 2017. – № 4 (31). – С. 22–27.
9. Николаев, Н. А. Методы идентификации качества клиентов в системах автоматизированного кредитования с помощью визуального скоринга / Н. А. Николаев // Теория и практика сервиса: экономика, социальная сфера, технологии. – 2017. – № 3 (33). – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/metody-identifikatsii-kachestva-klientov-v-sistemah-avtomatizirovannogo-kreditovaniya-s-pomoschyu-vizualnogo-skorina>, свободный. – Заглавие с экрана. – Яз. рус. (дата обращения: 04.08.2021).

#### References

1. Goryukova, O. V. Otsenka kreditosposobnosti zaemshchika – fizicheskogo litsa v ramkakh realizatsii MFO protsedury anderryaytinga [Assessment of the creditworthiness of a borrower – an individual within the framework of the MFO underwriting procedure]. *Mikrofinansovye organizatsii: Uchet. Nadzor. Regulirovanie* [Microfinance organizations: Accounting. Supervision. Regulation], 2017, no. 5 (May), no. 6 (June).
2. Kabushkin, S. N. *Upravlenie bankovskim kreditnym riskom : uchebnoe posobie* [Banking credit risk management : textbook]. 5-th ed., erased. Minsk, Novoe znanie Publ., 2015. 338 p.

3. Kruglov, V. V., Dli, M. I., Golunov, R. Yu. Nechetkaya logika i lingvisticheskie peremennye [Fuzzy logic and linguistic variables]. *Nechetkaya logika i iskusstvennye neyronnye seti* [Fuzzy logic and artificial neural networks]. Moscow, 2001, pp. 18–23.

4. Kuznetsova, V. Yu., Azhmukhamedov, I. M. Metodika prinyatiya resheniy po vydache zaymov v mikrofinansovykh organizatsiyakh i ee programmaya realizatsiya [Methodology for making decisions on issuing loans in microfinance organizations and its program implementation]. *Prikaspiyskiy zhurnal: upravlenie i vysokie tekhnologii* [Caspian Journal: Management and High Technologies], 2020, no. 3 (51), pp. 32–39.

5. Kuznetsova, V. Yu. Nechetkiy podkhod pri klasterizatsii zaemshchikov mikrofinansovykh organizatsiy [Fuzzy approach to clustering borrowers of microfinance organizations]. *Modelirovanie, optimizatsiya i informatsionnye tekhnologii* [Modeling, optimization, and information technologies], 2020, vol. 8, no. 2 (29), pp. 24–25.

6. Kuznetsova, V. Yu., Azhmukhamedov, I. M. Klassifikatsiya zaemshchikov mikrofinansovykh organizatsiy na osnove postroeniya rasshirenogo tsifrovogo profilya i pretsedentnogo podkhoda [Classification of borrowers of microfinance organizations based on the construction of an extended digital profile and a precedent approach]. *Inzhenerno-stroitelnyy vestnik Prikaspiya* [Caspian Engineering Bulletin], 2020, no. 3 (33), pp. 98–103.

7. Kucheryavaya, A. A., Matveevsky, S. S. Mikrofinansovye organizatsii v Rossii: tekushchee sostoyanie i perspektivy razvitiya [Microfinance organizations in Russia: current state and development prospects]. *Finansovaya ekonomika* [Financial Economics], 2021, no. 2, pp. 67–69.

8. Kucheroва, S. V., Averkova, G. V. Modelirovanie otsenki platezhesposobnosti klientov mikrofinansovoy organizatsii [Modeling the assessment of the solvency of clients of a microfinance organization]. *Vektor nauki Tolyatinskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Ekonomika i upravlenie* [Vector of Science of Togliatti State University. Series: Economics and Management], 2017, no. 4 (31), pp. 22–27.

9. Nikolaev, N.A. Metody identifikatsii kachestva klientov v sistemakh avtomatizirovannogo kreditovaniya s pomoshchyu vizualnogo skoringa [Methods for identifying customer quality in automated lending systems using visual scoring]. *Teoriya i praktika servisa: ekonomika, sotsialnaya sfera, tekhnologii* [Service theory and practice: economics, social sphere, technologies], 2017, no. 3 (33). Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/metody-identifikatsii-kachestva-klientov-v-sistemah-avtomatizirovannogo-kreditovaniya-s-pomoschyu-vizualnogo-skoringa> (accessed 04.08.2021).

УДК 004.021

## АЛГОРИТМ ОЦЕНКИ УРОВНЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ ЛОГИСТИЧЕСКОЙ ИНФРАСТРУКТУРЫ РЕГИОНА

*Статья поступила в редакцию 20.05.2021, в окончательном варианте – 08.07.2021.*

**Попов Павел Владимирович**, Волжский филиал Волгоградского государственного университета, 404133, Российская Федерация, Волгоградская обл., г. Волжский, ул. 40 лет Победы, 11, кандидат технических наук, доцент, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3248-2599>, e-mail: [donpascha@yandex.ru](mailto:donpascha@yandex.ru)

**Кравец Алла Григорьевна**, Волгоградский государственный технический университет, 400005, Российская Федерация, г. Волгоград, пр. Ленина, 28, доктор технических наук, профессор, ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1675-8652>, e-mail: [agk@gde.ru](mailto:agk@gde.ru)

Существенное влияние на социально-экономическое развитие региона, его инвестиционную привлекательность, интегрированность в единое экономическое и транспортное пространство страны и мира оказывает уровень развития логистической инфраструктуры. Кроме этого, важность региональной инфраструктуры как одного из индикаторов инновационного пути развития страны, также подчеркнута и в основополагающих концепциях и стратегиях Российской Федерации. Значительная часть имеющихся методик оценки уровня развития логистической инфраструктуры основана на экспертном опросе, что предполагает некоторую субъективность, либо на учете только деятельности транспорта. В настоящей работе автором предлагается алгоритм расчета интегрального показателя, позволяющего оценить эффективность функционирования региональной логистической инфраструктуры с учетом ее основной и обеспечивающей составляющей. Алгоритм включает в себя следующие этапы. Первоначально определяются ключевые показатели, характеризующие деятельность основной и обеспечивающей составляющей макро-логистической инфраструктуры региона в рамках системы управления инфраструктурой субъекта страны. После этого проводится их оценка на выявление избыточных переменных и группировка в индексы. На втором этапе проводится оценка внутренней согласованности индексов с помощью коэффициента  $\alpha$ -Кронбаха. На последнем этапе рассчитывается интегральный показатель, характеризующий развитие макро-логистической инфраструктуры региона. Кроме этого, предложенный алгоритм позволяет выявить дисбаланс в развитии отдельных видов транспорта, регионально-подсортировочных складов, а также финансовой и информационной деятельности.

**Ключевые слова:** система управления, алгоритм, региональная логистическая инфраструктура, контроллинг, интегральный показатель