

## ПОДХОД К ОЦЕНКЕ РАЗВИТИЯ ЦИФРОВОЙ ЭКОНОМИКИ НА ОСНОВЕ КЛАСТЕРИЗАЦИИ СУБЪЕКТОВ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ<sup>1</sup>

**Аннотация.** В статье предложен и апробирован новый подход к оценке проблем развития цифровой экономики в контексте задачи извлечения из количественных показателей субъектов РФ оценочных знаний, представленных в виде качественных оценок. Отличительными особенностями предлагаемого подхода являются интеграция кластерного анализа и качественного оценивания, использование элементов теории нечетких множеств для моделирования оценочных знаний и их представление в лингвистической форме на трех уровнях интерпретации. Для повышения качества кластеризации применяется не один, а три метода (K-means, BIRCH, DBSCAN), различных по принципам группировки, среди которых на основе апробированной меры качества автоматически выбирается метод, выполняющий лучшее разделение субъектов РФ. В рамках предложенного подхода была разработана автоматизированная методика качественного оценивания цифровой экономики, которая была апробирована на 15 показателях, наблюдаемых за 9 лет, представленных на сайте Федеральной службы государственной статистики для 83 субъектов РФ. В результате выделено шесть кластеров, для которых сформированы три класса качественных оценок, характеризующих проблемы в развитии цифровой экономики в контексте показателей, их групп и по годам на основе агрегации лингвистических оценок. Таким образом, для субъекта, входящего в кластер, получены оценки уровня показателя (низкий, средний, высокий), принадлежности к проблеме по группе показателей (проблема / нет проблем) и по всем исследуемым показателям (развитый / развивающийся). Анализ качественных оценок, полученных из множества числовых региональных показателей, показал, что наиболее «проблемными» в 2010 и в 2018 гг. была группа показателей «наука и инновация», негативную тенденцию в период с 2010 г. по 2018 г. демонстрирует группа показателей «эффективность экономики», в то время как группы показателей «информационное общество» и «рынок труда» показали положительные тенденции в снижении проблемности.

**Ключевые слова:** цифровая экономика, регион, методы кластеризации, центр кластера, нечеткие множества, многоаспектное оценивание, лингвистическая оценка, частотный анализ

### Благодарность

Статья подготовлена при финансовой поддержке РФФИ и субъекта РФ Ульяновская область в рамках научно-исследовательского проекта № 19-47-730001 р\_а «Разработка методов грануляции многомерных временных рядов на основе нечетких моделей и машинного обучения». Авторы статьи выражают благодарность Наталье Дмитриевне Пироговой за помощь в создании программной реализации предложенного в статье подхода к оценке развития цифровой экономики.

**Для цитирования:** Афанасьева Т. В., Казанбиева А. Х. (2022). Подход к оценке развития цифровой экономики на основе кластеризации субъектов Российской Федерации. *Экономика региона*, 18 (4). С. 1075-1088. <https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2022-4-8>.

<sup>1</sup> © Афанасьева Т. В., Казанбиева А. Х. Текст. 2022.

## RESEARCH ARTICLE

Tatiana V. Afanasieva <sup>a)</sup>  , Aida Kh. Kazanbieva <sup>b)</sup> <sup>a)</sup> Plekhanov Russian University of Economics, Moscow, Russian Federation<sup>b)</sup> Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation

## Approach to Assessing the Digital Economy Development Based on Clustering of Russian Regions

**Abstract.** The present article proposes and tests a new approach to the assessment of the digital economy development in order to obtain evaluative knowledge (qualitative assessments) from quantitative indicators of the constituent entities of the Russian Federation. The distinctive features of the proposed approach are the integration of cluster analysis and qualitative assessment, as well as the use of elements of the fuzzy set theory for modelling evaluative knowledge and presenting it in linguistic form at three levels of interpretation. Three methods (K-means, BIRCH, DBSCAN), differing in terms of grouping principles, were applied to improve the quality of clustering. The most suitable method for clustering the constituent entities of the Russian Federation was automatically selected based on a proven quality metric. The developed automated methodology for qualitative assessment of digital economy was tested on 15 indicators observed over 9 years, presented on the website of the Federal State Statistics Service for 83 regions of the Russian Federation. The study identified six clusters, for which three classes of qualitative assessments were determined, characterising the problems of digital economy development by indicators, their groups and year based on the aggregation of linguistic assessments. Thus, the level of the indicator (Low, Medium, High), as well as belonging to the problem according to the group of indicators (Problem/No problem) and according to all indicators (Developed/Developing) were estimated for each region in the clusters. Analysis of qualitative estimates obtained from various regional numerical indicators showed that the most «problematic» in 2010 and in 2018 was the group of indicators «Science and Innovation». Additionally, the group of indicators «Economic Efficiency» demonstrated a negative trend in the period 2010-2018, while a positive trend was observed in the group of indicators «Information Society» and «Labour Market».

**Keywords:** digital economy, region, indicator, clustering methods, cluster centre, fuzzy sets, multidimensional assessment, linguistic assessment, frequency analysis

### Acknowledgments

*The article has been prepared with the support of the Russian Foundation for Basic Research and the Ulyanovsk region of the Russian Federation within the framework of the scientific project No. 19-47-730001 r\_a “Development of methods for granulation of multidimensional time series based on fuzzy models and machine learning”. The authors would like to thank Natalya Dmitrievna Pirogova for her help in creating a software implementation of the proposed approach to assess the digital economy development.*

**For citation:** Afanasieva, T. V. & Kazanbieva, A. Kh. (2022). Approach to Assessing the Digital Economy Development Based on Clustering of Russian Regions. *Ekonomika regiona / Economy of regions*, 18(4), 1075-1088, <https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2022-4-8>.

### Введение

Цифровая трансформация национальной экономики стала не просто современным трендом, но и приоритетом, насущной необходимостью, поскольку приводит к ускорению темпов экономического развития, повышению конкурентоспособности и эффективности всех бизнес-процессов и экономики в целом.

Для реализации государственной политики по созданию необходимых условий для развития ЦЭ Российской Федерации (РФ), определенных в Стратегии развития информационного общества в РФ на 2017–2030 гг.<sup>1</sup>, была

разработана Программа «Цифровая экономика Российской Федерации»<sup>2</sup>. Одной из основных целей, заявленных данной Программой, стало создание экосистемы цифровой экономики РФ, в которой данные в цифровой форме являются ключевым фактором производства во всех сферах социально-экономической дея-

Президента РФ от 09. 05. 2017 г. № 203. Доступ из справ.-правовой системы «КонсультантПлюс» (дата обращения: 23.10.2022).

<sup>2</sup> Паспорт национального проекта «Национальная программа „Цифровая экономика Российской Федерации“». Утв. президиумом Совета при Президенте РФ по стратегическому развитию и национальным проектам, протокол от 04.06.2019 № 7. Доступ из справ.-правовой системы «КонсультантПлюс» (дата обращения: 23.10.2022).

<sup>1</sup> Стратегия развития информационного общества в Российской Федерации на 2017-2030 годы. Указ

тельности, и в которой обеспечено эффективное взаимодействие, включая трансграничное, бизнеса, научно-образовательного сообщества, государства и граждан.

На наш взгляд, построение экосистемы цифровой экономики РФ напрямую связано с созданием соответствующего регионального фундамента. Между тем, на сегодняшний день уже имеют место региональные диспропорции цифровой трансформации экономики, о чем свидетельствуют результаты исследований последних лет (Сафиуллин и др., 2019; Елохов и др., 2019; Королев и др., 2018). Дисбаланс в развитии направлений цифровой экономики (ЦЭ) на региональном уровне — один из ключевых факторов, сдерживающих цифровизацию национальной экономики, следовательно, его устранение должно стать важным приоритетом для органов управления. В этих условиях разработка новых подходов для оценки направлений ЦЭ определяет одну из перспективных и актуальных областей исследования, результаты которых востребованы лицами, принимающими управленческие решения.

Для развития указанной области исследований в статье ставится и решается задача анализа развития ЦЭ в РФ в виде извлечения из количественных показателей субъектов РФ оценочных знаний о проблемах в развитии ЦЭ. В контексте решаемой задачи выдвигается гипотеза о том, что применение подхода на основе кластерного анализа и нечетких множеств позволит выявить проблемы в направлениях ЦЭ, общие для групп субъектов РФ, и на этой основе дать качественную оценку развития ЦЭ.

#### **Обзор работ в области анализа и оценивания цифровизации и социально-экономического развития регионов**

В настоящее время в отечественной и зарубежной науке сформированы различные подходы к оценке направлений цифровизации региональной экономики, различающиеся составом исследуемых индикаторов и методами их агрегации.

С целью кластеризации регионов РФ в работе (Пискун и др., 2019) выделены факторы, формирующие ВРП анализируемых субъектов, субъекты федеральных округов сгруппированы в кластеры, выделены эксплораторные факторы: природный, производственный и факторы сдерживания развития экономики региона. Прогнозированию показателей социально-экономического развития региона (на примере Республики Крым) посвящено исследование (Нижегородцев и др., 2017). Для ком-

плексной оценки уровня социально-экономического развития Республики Крым в текущем и прогнозном периодах успешно использованы метод уровня развития, адаптивные методы, методы кластерного, дискриминантного анализа. Страновым сопоставлениям уровня развития ИКТ посвящено исследование С.Г. Бычковой и Л.С. Паршинцевой (Бычкова&Паршинцева, 2019). На основе методов многомерной классификации, анализа вариации, табличного метода визуального представления результатов исследования выявлены позиции России по характеристикам инфраструктуры доступности и использования ИКТ. Зафиксирован факт отставания страны по показателям развития как физической, так и информационной инфраструктуры не только от экономически развитых стран, но и от некоторых стран БРИКС и СНГ. Методы факторного анализа, таксономии, регрессионный анализ применены для оценки уровня развития регионов, выделения депрессивных регионов и выявления путей преодоления региональной депрессии в работе (Казанбиева, 2001). Автором выделены факторы региональной депрессии, дана количественная оценка уровня депрессивности территориальных образований Республики Дагестан. Кластеризация 85 регионов РФ с использованием 14 индикаторов официальной статистики и метода  $k$ -средних приведена в работе (Никитина и др., 2020). По результатам исследования выделены регионы-лидеры и регионы-аутсайдеры, что, по мнению авторов, позволит дифференцировать подходы к выбору инструментария управления процессами развития цифровизации для конкретного субъекта РФ.

На основе методов статистического и экономического анализа, в том числе горизонтального и вертикального анализа, в работе (Skotareno et al., 2019) дана оценка динамики экстремальных значений уровня развития отраслей экономики регионов России и разработаны рекомендации по развитию федеральных округов и регионов.

Авторы исследования (Angelis et al., 2016) с использованием кластерного метода выделили группы регионов четырех южно-европейских стран, а именно Испании, Италии, Греции и Португалии, на основе экономических и социальных характеристик 2012 года.

Результаты исследования с использованием метода кластеризации по социально-экономическим переменным для построения пространственной структуры территорий для 122 городов и поселков с населением не менее

10 000 чел. приведены в работе (Stimson et al., 2003).

Сравнению уровня развития муниципалитетов и выявлению общих факторов развития посвящена работа Браукса И. (Brauksa, 2013). Использование метода кластеризации  $k$ -средних позволило выделить 4 группы муниципалитетов и подтвердить гипотезу о том, что одной из характеристик, общих для муниципальных образований с аналогичными показателями развития, является их географическое положение. С целью выявления групп однородных регионов авторы публикации (Vocci et al., 2021) на основе кластерного анализа получили трехсторонний набор анализируемых данных (регионы — индикаторы — домены).

Анализ региональных диспропорций на основе кластеризации показателей экономического развития 24 регионов выполнен в работе (Gorbatiuk et al., 2019). Используемый метод нечеткой кластеризации позволил выделить 3 кластера. Авторами установлена зависимость результатов классификации региональных кластеров от исходных показателей развития и используемой методики кластеризации. В работе (Cheng, 2014) представлены результаты сравнительного анализа по 30 районам Китая. Используются методы кластерного анализа, а также авторский метод и методика интеллектуального анализа данных. Результаты прогнозирования социально-экономического уровня городских регионов на основе количественных оценок использования приложений пользователями продемонстрированы авторами (Ren et al., 2019). В этой работе были использованы методы классификации, в частности, метод случайного леса и метод опорных векторов. Кластерный анализ, а именно, алгоритм  $k$ -средних и метрика евклидова расстояния положен в основу сравнения параметров экономического развития стран ЕС и определения наиболее значимых из них для решения проблем преодоления цифрового разрыва между странами в работе (Bilozubenko et al., 2020).

Также стоит упомянуть работы, посвященные оцениванию регионального развития, использующие количественные и качественные оценки социально-экономических показателей (Полтавский, 2008; Трещевский, 2013; Круглякова, 2010). Так, использование нечеткой кластеризации для оценки дифференциации регионов РФ по экономическим показателям предлагается в рамках авторской методики в работе (Полтавский, 2008). Для оценки регионального развития в работе (Трещевский,

2013) рассматривается интегральный показатель в виде индекса развития человеческого потенциала и анализируется его динамика за семь лет. В работе (Круглякова, 2010) приводятся анализ и оценка показателей, характеризующих инвестиционную деятельность для идентификации регионов-лидеров и регионов-аутсайдеров.

Выполненный обзор позволяет сделать вывод, что оценка социально-экономического развития по региональным данным является актуальным направлением исследований как в российской, так и зарубежной науке, а в условиях территориальных дисбалансов цифровой трансформации значимость результатов таких исследований особенно высока. В анализируемых публикациях рассматривается три класса задач: задачи, связанные с выявлением факторов, определяющих кластерную структуру территорий (Пискун и др., 2019; Stimson et al., 2003; Brauksa, 2013), задачи прогнозирования социально-экономического уровня (Нижегородцев и др., 2017; Skotarenko et al., 2019; Ren et al., 2019), задачи идентификации сходства / различия и региональной диспропорции (Елохов и др., 2019; Никитина и др., 2020; Bilozubenko et al., 2020).

Отметим некоторые ограничения проанализированных подходов для анализа и оценки уровня ЦЭ на основе региональных показателей. В большинстве работ для этих целей применяется один, выбранный авторами, метод кластеризации (Brauksa, 2013; Stimson et al., 2003; Vocci et al., 2021), хотя в работе (Gorbatiuk et al., 2019) отмечено, что качество группировки регионов по множеству социально-экономических показателей зависит от выбранного метода кластеризации. При этом кластеризация используется в основном для группировки регионов с последующим экспертным анализом их различий по отдельным показателям ЦЭ.

Для анализа и оценки социально-экономических показателей часто применяется их интегральная оценка, полученная на основе функций свертки числовых региональных данных (Бычкова & Паршинцева, 2019; Vocci et al., 2021; Трещевский, 2013). Однако количественные оценки (по показателям или интегральные) обычно используются для ранжирования и не позволяют в полной мере описать направления ЦЭ, провести их сравнительный анализ, а также требуют дополнительной качественной интерпретации путем привлечения экспертов.

В настоящей статье ставится и решается задача разработки подхода для извлечения

из количественных показателей субъектов РФ оценочных знаний о проблемах в развитии направлений ЦЭ, представленных в виде стандартизованных качественных оценок. Такие оценки обеспечат возможность проводить сравнительный темпоральный анализ и анализ в пространстве направлений ЦЭ в дополнение к анализу различий в регионах. Актуальность поставленной задачи связана с необходимостью получения таких знаний лицами, принимающими решения, для дальнейшего анализа причин и выработки мер, направленных на устранение выявленных проблем в развитии направлений ЦЭ.

### Данные, используемые для кластерного анализа субъектов РФ

Так как в настоящее время совокупность показателей ЦЭ в РФ окончательно не утверждена, анализируемые в статье показатели были выбраны, ориентируясь на Программу «Цифровая экономика Российской Федерации»<sup>1</sup>, показатели, используемые в сравнительном исследовании ЦЭ в РФ с зарубежными странами<sup>2</sup> и исходя из доступности данных официальной статистики. Для исследования были использованы 15 показателей, определяющих направления развития ЦЭ за девять лет с 2010 г. по 2018 г. по 83 субъектам РФ, представленные на сайте Федеральной службы государственной статистики<sup>3</sup>, которые были объединены в пять направлений в соответствии с официальной рубрикацией:

«Информационное общество»  $IS = \{\text{удельный вес организаций, использовавших персональные компьютеры; удельный вес организаций, использовавших интернет; объем оказанных населению услуг связи; число абонентских устройств подвижной радиотелефонной; удельный вес занятых в секторе ИКТ}\}$ .

«Наука и инновации»  $SI = \{\text{внутренние затраты на научные исследования и разработки; разработанные передовые производственные технологии; используемые передовые производственные технологии; исследование и разработка новых продуктов, услуг}$

и методов их производства (передачи), новых производственных процессов; разработка и приобретение программ для ЭВМ и баз данных, связанных с инновационной деятельностью}. Данная группа показателей характеризует инновационный потенциал ЦЭ, так как в современной науке практически все исследования выполняются с использованием ИКТ и многие работы нацелены на внедрение ИТ-решений в различные бизнес-процессы. Так, интернет вещей, инфраструктуры высокоскоростной передачи данных и технологии искусственного интеллекта выступают ключевым элементом новых производственных технологий.

«Предпринимательство»  $E = \{\text{инвестиции в основной капитал; оборот розничной торговли}\}$ . Эта группа показателей выбрана в связи с массовым переходом продавцов в онлайн и как инвестиционный ресурс ЦЭ.

«Рынок труда»  $L = \{\text{среднемесячная номинальная заработная плата}\}$ . Этот показатель рассматривается в контексте оплаты труда кадров ЦЭ.

«Эффективность экономики»  $EC = \{\text{доля продукции высокотехнологичных и наукоемких отраслей в валовом региональном продукте; индекс производительности труда}\}$ . Данная группа показателей характеризует результативность и эффективность ЦЭ.

Отметим, что рассматриваемые в статье региональные показатели характеризуют развитие ЦЭ в РФ в разных аспектах, как по регионам и годам, так и по направлениям, что создает предпосылки для применения методов многомерного анализа и извлечения оценочных знаний.

### Методика и методы исследования

В статье предлагается новый подход, интегрирующий методы кластеризации и нечеткого оценивания для извлечения из множества показателей, соответствующих субъектам РФ, оценочных знаний о проблемах в регионах и в развитии направлений ЦЭ. Для повышения качества кластеризации применяются три метода кластеризации, среди которых на основе апробированной меры качества, вычисляемой по методу силуэта, автоматически выбирается метод, выполняющий лучшую группировку субъектов РФ за каждый год. Другим отличием предлагаемого подхода является использование элементов теории нечетких множеств для моделирования оценочных знаний и представления их в лингвистической форме на трех уровнях интерпретации.

<sup>1</sup> Об утверждении программы «Цифровая экономика Российской Федерации». Распоряжение Правительства РФ от 28.07.2017 № 1632-р Доступ из справ.-правовой системы «КонсультантПлюс». (дата обращения: 23.10.2022).

<sup>2</sup> Индикаторы цифровой экономики: 2020: статистический сборник / Г.И. Абдрахманова, К.О. Вишневецкий, Л.М. Гохберг и др.; Нац. иссл. ун-т «Высшая школа экономики». Москва: НИУ ВШЭ, 2020.

<sup>3</sup> Федеральная служба государственной статистики. URL: <https://rosstat.gov.ru>. (дата обращения: 23.10.2020).

В рамках предложенного подхода была разработана и применена автоматизированная методика оценивания ЦЭ на основе кластеризации субъектов РФ, включающая следующие этапы:

1. Этап предобработки. Основная задача этапа предобработки — получить однородные количественные данные для последующего применения методов кластеризации.

1.1. Выборка и предварительная обработка по субъектам РФ данных о показателях ЦЭ, заключающаяся в обработке возможных пропусков и нормализации числовых данных в диапазон  $[0;1]$ . В результате для настоящего исследования были сформированы данные, включающие 11205 показателей.

2. Этап моделирования. Основной задачей этого этапа является снижение размерности анализируемых данных путем построения групп регионов, имеющих сходные показатели ЦЭ, на основе применения современных методов кластеризации.

2.1. Построение и оценка моделей группировки регионов РФ для каждого года с автоматическим выбором наилучшей модели по методу силуэта, построенной одним из трех методов кластеризации, использующих разные предположения (Fahad et al., 2014): метод иерархической кластеризации BIRCH (Zhang et al., 1996), метод на основе плотности групп DBSCAN (Kuzelewska, 2014) и итерационный метод кластеризации *k-means* (Kanungo et al., 2002).

2.2. Применение лучшей модели кластеризации для группировки субъектов РФ и формирование типичных элементов кластеров.

3. Этап качественного оценивания. Основной задачей этого этапа является извлечение в лингвистической форме оценочных знаний, моделирующих экспертные оценки развития ЦЭ, в группах субъектов РФ на трех уровнях интерпретации проблем. Для решения этой задачи использованы элементы теории нечетких множеств в сочетании с правилами вывода и частотным анализом.

3.1. Качественное оценивание каждого показателя типичного элемента полученного кластера с использованием нечетких множеств и лингвистической переменной (Zadeh, 1965). Результатом оценивания являются лингвистические оценки первого уровня, характеризующие качественный уровень показателя ЦЭ в каждом кластере в виде термов «низкий», «ниже среднего», «средний», «выше среднего», «высокий». Оценки первого уровня позволяют судить о проблемах по каждому показателю

в каждом кластере, а следовательно, и в субъектах, включенных в кластер.

3.2. Качественное оценивание для идентификации проблем в развитии групп показателей ЦЭ в каждом кластере на основе правил вывода с учетом частотности лингвистических оценок первого уровня. В результате для каждого кластера и за каждый год по каждой группе показателей формируются оценки второго уровня в виде термов «норма» или «проблема».

3.3. Качественное оценивание третьего уровня в виде оценки развитости групп показателей кластеров за исследуемый год с использованием лингвистических оценок «развивающиеся» и «развитые» на основе частотного анализа оценок второго уровня. Оценки третьего уровня интерпретации формируются на основе агрегирования оценок второго уровня по кластерам и по группам показателей, характеризующих направления ЦЭ.

Описание этапа качественного оценивания подробно приведено в следующем разделе. Для анализа и оценивания развития ЦЭ на основе предложенного подхода авторами было разработано программное обеспечение с использованием стандартных библиотек машинного обучения Python 3.8, реализующее предложенную методику.

### Результаты анализа и оценивания развития цифровой экономики

Рассмотренная выше методика была применена для анализа направлений ЦЭ по 83 регионам РФ, каждый из которых был представлен пятнадцатью показателями за каждый год в период с 2010 г. по 2018 г. Важно отметить, что программная реализация предложенной методики обеспечила значительное снижение временных затрат на решение задачи извлечения знаний о проблемах по множеству региональных показателей ЦЭ. Так, для получения результатов оценивания ЦЭ при обработке всех 11 205 показателей было затрачено не более двадцати секунд.

На этапе моделирования кластерной структуры исследуемые субъекты РФ по набору выбранных показателей ЦЭ были сгруппированы в шесть кластеров с использованием трех методов кластеризации, BIRCH, DBSCAN и *k-means*. В таблице 1 представлены результаты кластеризации, полученные лучшим из трех используемых методов, в первом столбце приведены номера полученных кластеров, в ячейках — количество субъектов РФ, вошедших в каждый кластер за каждый исследуемый год. Как пока-

Таблица 1

## Количество субъектов РФ в каждом кластере\*

Table 1

## Number of constituent entities of the Russian Federation in each cluster

	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
0	26	4	16	22	12	30	20	36	9
1	1	24	27	26	25	27	1	2	3
2	4	3	6	9	18	7	29	13	3
3	27	14	8	1	2	13	10	3	24
4	6	30	25	21	4	3	17	21	7
5	19	8	1	4	22	3	6	8	37

\* Получено авторами по результатам применения методов кластерного анализа.

зывают данные, приведенные в таблице 1, кластерная структура, сформированная из субъектов РФ по годам, отличается вариативностью, что обусловлено ежегодной миграцией некоторых регионов из кластера в кластер. Однако в каждый год среди сформированных кластеров можно отметить кластеры, в которые входит минимальное количество субъектов РФ.

Наиболее часто указанные кластеры образованы субъектами, такими как Тюменская область, Ханты-Мансийский автономный округ – Югра или субъектами г. Москва, Московская область, г. Санкт-Петербург, что свидетельствует об устойчивости этих кластеров.

Для получения лингвистических оценок уровней развития ЦЭ субъектов, распределенных по разным кластерам, в рамках предложенной методики исследования для каждого кластера вычислялся центральный элемент (центр), представляющий 15-мерный вектор показателей. В кластерном анализе центр кластера ассоциируется с типичным представителем объектов, включенных в кластер. Чтобы дать лингвистическую оценку типичному элементу кластера, была разработана и применена нечеткая шкала в виде лингвистической переменной «оценка уровня развития показателя цифровой экономики», единая для каждого из 15 показателей, так как значения показателей были предварительно нормированы в диапазон от 0 до 1. Лингвистические термы моделировались равнобедренными треугольными функциями принадлежности нечетких множеств (Афанасьева и др., 2009) на следующих интервалах ( $x$  – нормированное значение показателя): «низкий»:  $0 \leq x < 0,4$ ; «ниже среднего»:  $0,2 < x < 0,6$ ; «средний»:  $0,4 \leq x < 0,8$ ; «выше среднего»:  $0,6 \leq x < 1$ ; «высокий»:  $0,8 \leq x \leq 1,2$ .

В результате применения нечеткой шкалы к числовым значениям показателей типичного элемента каждого кластера были получены их лингвистические оценки первого уровня, при этом использовалось максимальное значе-

ние функции принадлежности нечетких множеств. Это позволило провести многоаспектный анализ развития ЦЭ в каждом кластере с использованием качественных оценок первого уровня, следовательно, и для каждого субъекта РФ, входящий в соответствующий кластер.

В таблице 2 приведены качественные оценки показателей ЦЭ первого уровня для типичного элемента каждого кластера в 2018 г. Полученные лингвистические оценки каждого показателя обеспечили возможность по оценкам первого уровня идентифицировать проблемы по каждому показателю, а также по группам исследуемых показателей в отношении достаточности / недостаточности уровня их развития.

Используя результаты кластеризации субъектов РФ, лингвистические оценки первого уровня для каждого показателя и принадлежность показателей к разным группам, было проведено оценивание групп показателей и получены качественные оценки второго уровня.

Для генерации лингвистических оценок второго уровня и выявления проблем, агрегированных по группам показателей ЦЭ для каждого выделенного кластера была предварительно разработана система экспертных правил, пример которых представлен ниже.

Если во множестве значений  $IS$  количество значений «низкий» или «ниже среднего»  $\geq 50\%$  от общего количества, то «проблема».

Если во множестве значений  $IS$  количество значений «Средний» или «выше среднего» или «высокий»  $> 50\%$  от общего количества, то «норма».

Если во множестве значений  $SI$  количество значений «низкий» или «ниже среднего»  $\geq 50\%$  от общего количества, то «проблема».

Если во множестве значений  $SI$  количество значений «средний» или «выше среднего» или «высокий»  $> 50\%$  от общего количества, то «норма».

## Лингвистическая оценка показателей центров полученных кластеров в 2018 г.\*

Table 2

## Linguistic assessment of indicators of the centres of the obtained clusters in 2018

№ п/п	Показатель	Номер кластера					
		0	1	2	3	4	5
1	Удельный вес организаций, использовавших ПК	высокий	высокий	высокий	выше среднего	высокий	высокий
2	Удельный вес организаций, использовавших интернет	выше среднего	выше среднего	высокий	выше среднего	выше среднего	выше среднего
3	Объем оказанных населению услуг связи	средний	выше среднего	выше среднего	ниже среднего	выше среднего	ниже среднего
4	Число абонентских устройств подвижной радиотелефонной (сотовой) связи	средний	средний	выше среднего	ниже среднего	средний	средний
5	Удельный вес занятых в секторе ИКТ	ниже среднего	низкий	средний	низкий	ниже среднего	ниже среднего
6	Внутренние затраты на научные исследования и разработки	низкий	низкий	средний	низкий	низкий	низкий
7	Разработанные передовые производственные технологии	ниже среднего	низкий	высокий	низкий	низкий	низкий
8	Используемые передовые производственные технологии	средний	ниже среднего	выше среднего	низкий	низкий	низкий
9	Исследование и разработка новых продуктов, услуг и методов их производства (передачи), новых производственных процессов	низкий	низкий	выше среднего	низкий	низкий	низкий
10	Разработка и приобретение программ для ЭВМ и БД, связанных с инновационной деятельностью	ниже среднего	высокий	ниже среднего	низкий	низкий	низкий
11	Инвестиции в основной капитал	низкий	средний	средний	низкий	низкий	низкий
12	Оборот розничной торговли	средний	выше среднего	высокий	ниже среднего	средний	ниже среднего
13	Среднемесячная номинальная заработная плата	низкий	выше среднего	средний	низкий	выше среднего	низкий
14	Доля продукции высокотехнологичных и наукоемких отраслей в ВРП	средний	низкий	выше среднего	средний	ниже среднего	средний
15	Индекс производительности труда	ниже среднего	средний	средний	ниже среднего	средний	средний

\* Получено авторами по результатам кластерного анализа и лингвистического резюмирования.

Если во множестве значений  $E$  количество значений «средний» или «выше среднего» или «высокий» > 50 % от общего количества, то «норма».

Если во множестве значений  $E$  количество значений «низкий» или «ниже среднего» >= 50 % от общего количества, то «проблема».

Если во множестве значений  $L$  значения «низкий» или «ниже среднего», то «проблема», иначе «норма».

Если во множестве значений  $EC$  количество значений «средний» или «выше среднего» или «высокий» > 50 % от общего количества, то «норма».

Если во множестве значений  $EC$  количество значений «низкий» или «ниже среднего» >= 50 % от общего количества, то «проблема».

Применение вышеописанной системы правил, которые определяют качественную шкалу, позволило выполнить анализ эффективности развития ЦЭ по группам показателей ЦЭ в контексте каждого кластера за каждый год. В таблицах 3 и 4 представлены результаты качественного оценивания кластеров за 2010 и 2018 гг. с использованием оценок второго уровня «норма» / «проблема». Отметим, что качественное оценивание второго уровня может быть выполнено не только для групп, но и для отдельных показателей типичного элемента кластера.

Анализ качественных оценок, распределенных по кластерам, позволил сделать следующие выводы. Как следует из результатов, приведенных в таблицах 3 и 4, в 2010 и в 2018 гг.

Таблица 3  
 Результаты лингвистического оценивания кластеров по группам показателей за 2010 г.\*

Table 3

Results of linguistic assessment of clusters by groups of indicators for 2010

Группа показателей	Номер кластера					
	0	1	2	3	4	5
IS (информационное общество)	проблема	норма	норма	норма	норма	проблема
SI (наука и инновация)	проблема	норма	проблема	проблема	проблема	проблема
E (предпринимательство)	проблема	норма	норма	проблема	проблема	проблема
L (рынок труда)	проблема	норма	норма	проблема	проблема	проблема
EC (эффективность экономики)	норма	норма	проблема	норма	норма	норма

\* Получено авторами по результатам кластерного анализа и качественного оценивания.

наблюдалась разная степень проблемности в группах показателей, используемых для исследования направлений цифровой экономики РФ. При этом наиболее «проблемными» в 2010 и в 2018 гг. была группа показателей «наука и инновации», в которой доля проблемности по кластерам составила 83,3 %. В этой группе в 2018 г. все показатели в полученных кластерах имели высокую долю проблемности (табл. 2), которая в наибольшей степени определялась низкими значениями показателей «внутренние затраты на научные исследования и разработки» и «разработанные передовые производственные технологии». Анализ количественных показателей, образующих группу «наука и инновации», показал, что их максимальные значения значительно выше средних показателей, соответствующих центрам кластеров, что свидетельствует о их высокой вариабельности.

Группа показателей «предпринимательство» в 2010 и 2018 гг., согласно распределению по кластерам, также демонстрирует стабильно высокую долю проблемности в 66,7 %, на которую значительное влияние оказывают низкие значения показателя «инвестиции в основной капитал» в кластерах 0, 3, 4 и 5.

Негативную тенденцию в период с 2010 г. по 2018 г. демонстрируют группа показателей «эффективность экономики», доля проблем-

ности которой повысилась с 16,7 % до 66,7 % за счет снижения значений индекса производительности труда и доли продукции высокотехнологичных и наукоемких отраслей в валовом региональном продукте.

В то же время анализ качественных оценок кластеров, приведенных в таблицах 3 и 4, показал положительные тенденции в снижении проблемности в группах показателей «информационное общество» и «рынок труда» на 16,7 % за счет повышения объема оказанных населению услуг связи и повышения среднемесячной номинальной заработной платы. Отметим, что несмотря на положительные тенденции в целом в группе показателей «информационное общество», как следует из таблицы 2, в 2018 г. высокопроблемным являлся показатель, характеризующий «удельный вес занятых в секторе ИКТ», который определяет кадровый потенциал в цифровой трансформации национальной экономики.

Только у субъектов одного кластера в 2010 и 2018 гг. наблюдалось отсутствие проблем по всем группам агрегированных качественных показателей, к субъектам этого кластера в разные годы относятся г. Москва и Московская область, а также г. Санкт-Петербург.

В 2018 г., как следует из данных таблицы 4, наименьшее количество проблем по группам исследуемых показателей отмечается в кла-

Таблица 4  
 Результаты лингвистического оценивания кластеров по группам показателей за 2018 г.\*

Table 4

Results of linguistic assessment of clusters by groups of indicators for 2018

Группа показателей	Номер кластера					
	0	1	2	3	4	5
IS (информационное общество)	норма	норма	норма	проблема	норма	норма
SI (наука и инновация)	проблема	проблема	норма	проблема	проблема	проблема
E (предпринимательство)	проблема	норма	норма	проблема	проблема	проблема
L (рынок труда)	проблема	норма	норма	проблема	норма	проблема
EC (эффективность экономики)	проблема	проблема	норма	проблема	проблема	норма

\* Получено авторами по результатам кластерного анализа и качественного оценивания.

## Лингвистические оценки кластеров за 2010 и 2018 гг.\*

Table 5

## Linguistic assessments of clusters for 2010 and 2018

Год	Номер кластера					
	0	1	2	3	4	5
2010	Развивающиеся	Развитые	Развитые	Развивающиеся	Развивающиеся	Развивающиеся
2018	Развивающиеся	Развитые	Развитые	Развивающиеся	Развивающиеся	Развивающиеся

\* Получено авторами по результатам кластерного анализа и лингвистического резюмирования.

стере 1, который объединил Тюменскую область, Ханты-Мансийский автономный округ — Югра и Сахалинскую область. Более детальный анализ, проведенный по развитию показателей ЦЭ в субъектах за 2018 г., выявил следующие факторы успешности этих регионов. Приведенные субъекты входят в десятку регионов с наибольшей среднемесячной номинальной заработной платой и оборотом розничной торговли. При этом г. Москва и Тюменская область значительно опережают другие регионы по показателю «инвестиции в основной капитал», характеризующий группу «предпринимательство». В группе «наука и инновации» по показателю «разработка и приобретение программ для ЭВМ и баз данных, связанных с инновационной деятельностью» лидируют Сахалинская область, Тюменская область и Ханты-Мансийский автономный округ — Югра, а г. Москва более чем в два раза опережает другие субъекты по показателю «Внутренние затраты на научные исследования и разработки».

По результатам анализа и качественного оценивания ЦЭ на втором уровне интерпретации по данным таблицы 4, выделяется кластер с номером 3, как кластер, имеющий наибольшее количество проблем в показателях в 2018 г. В состав этого кластера вошли 24 субъекта РФ, что составляет почти треть всех регионов РФ, среди них можно отметить следующие: Курская область, Республика Хакасия, Республика Адыгея, Республика Коми, Республика Ингушетия, Республика Тыва, Республика Алтай, Чеченская Республика, Республика Калмыкия, Астраханская область,

Республика Дагестан, Кабардино-Балкарская Республика, Ямало-Ненецкий автономный округ, Волгоградская область и др.

Согласно используемой методологии анализа ЦЭ и лингвистическим оценкам групп показателей по кластерам, приведенных в таблицах 3 и 4, общая степень проблемности групп показателей ЦЭ в 2018 г. незначительно повысилась по сравнению с 2010 г.

На основе анализа таблиц 3 и 4 были получены агрегированные по группам исследуемых показателей ЦЭ качественные оценки кластеров третьего уровня интерпретации, представленные в таблице 5. Для этих целей были введены лингвистические оценки, характеризующие сформированные кластеры как «развивающиеся» или «развитые». Под развивающимися кластерами в этом исследовании понимаются кластеры, в которых более 50 % групп показателей ЦЭ получили оценку «проблема».

Данные таблицы 5 демонстрируют тенденцию стабильности в развитии ЦЭ в субъектах РФ в период с 2010 г. по 2018 г., так как количество кластеров, получивших оценку «развивающиеся», осталось без изменений, причем, по данным таблицы 1, количество субъектов, вошедших в эти кластеры, составило 78 в 2010 г. и 77 в 2018 г.

В таблице 6 отображены результаты оценивания на третьем уровне интерпретации проблем в группах исследуемых показателей ЦЭ, агрегированных по кластерам за 2010 и 2018 гг. Как следует из таблицы 6 показатели ЦЭ, составляющие только одну группу «информационное общество», получили оценку «развитые» и в 2010, и в 2018 г. В то же время группа пока-

## Лингвистические оценки групп показателей за 2010 и 2018 гг.\*

Table 6

## Linguistic assessments of groups of indicators for 2010 and 2018

	Информационное общество	Наука и инновация	Предпринимательство	Рынок труда	Эффективность экономики
2010	Развитые	Развивающиеся	Развивающиеся	Развивающиеся	Развитые
2018	Развитые	Развивающиеся	Развивающиеся	Развивающиеся	Развивающиеся

\* Получено авторами по результатам кластерного анализа и лингвистического резюмирования.

зателей «эффективность экономики» в 2018 г. показала негативную тенденцию и получила оценку «развивающиеся». Положительную тенденцию показала группа показателей «рынок труда», однако это не позволило им в 2018 г. перейти в класс «развитые».

Группы показателей «предпринимательство» и «наука и инновации» сохранили свой низкий уровень и продемонстрировали тенденцию стабильности.

### Заключение

В статье предложен и апробирован новый подход оценивания ЦЭ, интегрирующий методы кластерного анализа и нечеткого оценивания для решения задачи извлечения из многомерных данных региональных показателей оценочных знаний о проблемах в направлениях ЦЭ. Для повышения качества кластеризации субъектов РФ применялись три конкурирующих метода. Оценочные знания представлены на трех уровнях интерпретации проблем в развитии ЦЭ в виде стандартизованных лингвистических оценок «низкий, ниже среднего, средний, выше среднего, высокий» «норма, проблема» и «развитые, развивающиеся».

Проведенное исследование для 83 субъектов РФ по 15 показателям за девять лет в рамках методики, реализующей предложенный подход, обеспечило получение объективной

и наглядной информации о наличии или отсутствии проблем в развитии ЦЭ по качественным оценкам показателей и их групп, а также о динамике в их развитии за девять лет. Согласно извлеченным оценочным знаниям в виде качественных оценок, можно констатировать, что в целом в период с 2010 г. по 2018 г. наблюдалось сохранение недостаточного уровня развития ЦЭ, обусловленное значительным количеством субъектов РФ, составляющих «проблемные» кластеры. Наряду с положительными тенденциями в группах показателей «информационное общество» и «рынок труда», была идентифицирована негативная тенденция в группе «эффективность экономики». Наиболее проблемное направление определяется показателями группы «наука и инновации», определяющими развитие и использование наукоемких технологий, что, в свою очередь, влияет на показатели группы «эффективность экономики».

Применение предложенного подхода при различных системах показателей и способах их оценивания на трех уровнях интерпретации позволит повысить качество анализа ЦЭ и обоснованность принятия управленческих решений в области цифровой трансформации в РФ. Будущие исследования будут связаны с изучением динамики кластерной структуры регионов.

### Список источников

- Афанасьева Т. В., Ярушкина Н. Г. (2009). *Нечеткое моделирование временных рядов и анализ нечетких тенденций*. Ульяновск: УлГТУ, 229.
- Бычкова С. Г., Паршинцева Л. С. (2019). Информационно-коммуникационные технологии как основа развития информационного общества: Россия в системе международных статистических индикаторов. *Статистика и экономика*, 16(1), 32-40.
- Елохов А. М., Александрова Т. В. (2019). Подходы к оценке результатов цифровой трансформации экономики России. *Учет. Анализ. Аудит*, 6(5), 24-35. DOI: <https://doi.org/10.26794/2408-9303-2019-6-5-24-35>.
- Казанбиева А. Х. (2001). *Особенности социально-экономического развития депрессивных регионов в постсоветской России: На примере Республики Дагестан: автореф. дис. ... канд. экон. наук: 08.00.05*. Махачкала, Дагестанский гос. ун-т, 17.
- Королев А., Кривошея Е. (2018). *Индекс «Цифровая Россия». Отражение цифровизации субъектов Российской Федерации через призму открытых источников*. Москва, Московская школа управления Сколково, 193.
- Круглякова В. М. (2010). *Государственное регулирование инвестиционной деятельности: теория, отечественная и зарубежная практика*. Воронеж, ВГПУ, 180.
- Нижегородцев Р. М., Пискун Е. И., Кудревич В. В. (2017). Прогнозирование показателей социально-экономического развития региона. *Экономика региона*, 13(1), 38-48.
- Никитина Л. М., Куркин В. А. (2020). Применение кластерного анализа для оценки развития цифровой экономики регионов России. *Регион: системы, экономика, управление*, 3(50), 28-38.
- Пискун Е. И., Хохлов В. В. (2019). Экономическое развитие регионов Российской Федерации. Факторно-кластерный анализ. *Экономика региона*, 15(2), 363-376. DOI: <https://doi.org/10.17059/2019-2-5>.
- Полтавский С. А. (2008). Методика оценки дифференциации субъектов Российской Федерации по уровню экономического развития (на основе оптимизационного нечеткого s-means алгоритма Беждека — Данна). *Региональная экономика: теория и практика*, 17(74), 25-36.
- Сафиуллин М. Р., Абдукаева А. А., Ельшин Л. А. (2019). Оценка и анализ цифровой трансформации региональных экономических систем Российской Федерации: методические подходы и их апробация. *Вестник университета*, 12, 133-143.

- Трещевский Ю. И. (2013). *Управление регионами России в условиях асинхронности их развития*. Воронеж, Научная книга, 187.
- Angelis, V., Angelis-Dimakis, A. & Dimaki, K. (2016). Identifying Clusters of Regions in the European South, based on their Economics, Social and Environmental Characteristics. *Region*, 3(2), 71-102. DOI: 10.18335/region.v3i2.81.
- Bilozubenko, V., Yatchuk, O., Wolanin, E., Serediuk, T. & Korneyev, M. (2020). Comparison of the digital economy development parameters in the EU countries in the context of bridging the digital divide. *Problems and Perspectives in Management*, 18(2), 206-218.
- Bocci, L., D'Urso, P. & Vitale V. (2021). Clustering of the Italian Regions Based on Their Equitable and Sustainable Well-Being Indicators: A Three-Way Approach. *Social Indicators Research*, 155, 995-1043. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11205-020-02582-7>.
- Brauksa, I. (2013). Use of Cluster Analysis in Exploring Economic Indicator Differences among Regions: The Case of Latvia. *Journal of Economics, Business and Management*, 1(1), 42-45. DOI: 10.7763/joebm.2013.v1.10.
- Cheng, Z. (2014). Regional Economic Indicators Analysis Based on Data Mining. *2014 Fifth International Conference on Intelligent Systems Design and Engineering Applications*, 1, 726-730. DOI: 10.1109/isdea.2014.165.
- Fahad, A., Alshatri, N., Tari, Z., Alamri, A., Khalil, I., Zomaya, A. Y., ... Bouras, A. (2014). A survey of clustering algorithms for big data: Taxonomy and empirical analysis. *IEEE Transactions, Emerging Topics in Computing*, 2(3), 267-279.
- Gorbatiuk, K., Mantalyuk, O., Proskurovych, O. & Valkov, O. (2019). Analysis of regional development disparities in Ukraine with fuzzy clustering technique. *The 8th International Conference on Monitoring, Modeling & Management of Emergent Economy (M3E2 2019)*, 65, 194-210.
- Kanungo, T., Mount, D. M., Netanyahu, N. S., Piatko, C., Silverman, R. & Wu, A. Y. (2002). An Efficient k-means clustering algorithm: analysis and implementation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence*, 24(7), 881-892.
- Kuźelewska, U. (2014). Clustering Algorithms in Hybrid Recommender System on MovieLens Data. *Studies in logic, grammar and rhetoric*, 37(50), 125-139.
- Ren, Y., Xia, T., Li, Y. & Chen, X. (2019). Predicting socio-economic levels of urban regions via offline and online indicators. *PLoS ONE*, 14(7), e0219058. Retrieved from: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0219058> (Date of access: 20.10.2022).
- Skotarenko, O., Babkin, A., Senetskaya, L. & Bespalova, S. (2019). Tools for digitalization of economic processes for supporting management decision-making in the region. *2019 IOP Conference Series Earth and Environmental Science*, 302(1), 012147. Retrieved from: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1755-1315/302/1/012147>. (Date of access: 20.10.2022).
- Stimson, R., Baum, S. & O'Connor, K. (2003). The Social and Economic Performance of Australia's Large Regional Cities and Towns: Implications for Rural and Regional policy. *Australian Geographical Studies*, 41(2), 131-147.
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338-353.
- Zhang, T., Ramakrishnan, R. & Livny, M. (1996). BIRCH: An Efficient Data Clustering Method for Very Large Databases. *ACM SIGMOD Record*, 25(2), 103-114.

## References

- Afanasieva, T. V. & Yarushkina, N. G. (2009). *Nechetkoe modelirovanie vremennykh ryadov i analiz nechetkikh tendentsiy [Fuzzy modeling of time series and analysis of fuzzy trends]*. Ulyanovsk: UISTU, 229. (In Russ.)
- Angelis, V., Angelis-Dimakis, A. & Dimaki, K. (2016). Identifying Clusters of Regions in the European South, based on their Economics, Social and Environmental Characteristics. *Region*, 3(2), 71-102. DOI: 10.18335/region.v3i2.81.
- Bilozubenko, V., Yatchuk, O., Wolanin, E., Serediuk, T. & Korneyev, M. (2020). Comparison of the digital economy development parameters in the EU countries in the context of bridging the digital divide. *Problems and Perspectives in Management*, 18(2), 206-218.
- Bocci, L., D'Urso, P. & Vitale V. (2021). Clustering of the Italian Regions Based on Their Equitable and Sustainable Well-Being Indicators: A Three-Way Approach. *Social Indicators Research*, 155, 995-1043. DOI: <https://doi.org/10.1007/s11205-020-02582-7>.
- Brauksa, I. (2013). Use of Cluster Analysis in Exploring Economic Indicator Differences among Regions: The Case of Latvia. *Journal of Economics, Business and Management*, 1(1), 42-45. DOI: 10.7763/joebm.2013.v1.10.
- Bychkova, S. G. & Parshintseva, L. S. (2019). Information and communication technologies as a basis for the development of the information society: Russia in the system of international statistical indicators. *Statistika i ekonomika [Statistics and Economics]*, 16(1), 32-40. DOI: <http://dx.doi.org/10.21686/2500-3925-2019-1-32-40>. (In Russ.)
- Cheng, Z. (2014). Regional Economic Indicators Analysis Based on Data Mining. *2014 Fifth International Conference on Intelligent Systems Design and Engineering Applications*, 1, 726-730. DOI: 10.1109/isdea.2014.165.
- Elokhov, A. M. & Alexandrova, T. V. (2019). Approaches to Assessing the Results of the Digital Transformation of the Russian Economy. *Uchet. Analiz. Audit [Accounting. Analysis. Audit]*, 6(5), 24-35. <https://doi.org/10.26794/2408-9303-2019-6-5-24-35> (In Russ.)
- Fahad, A., Alshatri, N., Tari, Z., Alamri, A., Khalil, I., Zomaya, A. Y., ... Bouras, A. (2014). A survey of clustering algorithms for big data: Taxonomy and empirical analysis. *IEEE Transactions, Emerging Topics in Computing*, 2(3), 267-279.

Gorbatiuk, K., Mantalyuk, O., Proskurovych, O. & Valkov, O. (2019). Analysis of regional development disparities in Ukraine with fuzzy clustering technique. *The 8th International Conference on Monitoring, Modeling & Management of Emergent Economy (M3E2 2019)*, 65, 194-210.

Kanungo, T., Mount, D. M., Netanyahu, N. S., Piatko, C., Silverman, R. & Wu, A. Y. (2002). An Efficient k-means clustering algorithm: analysis and implementation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence*, 24(7), 881-892.

Kazanbieva, A. Kh. (2001). *Osobennosti sotsialno-ekonomicheskogo razvitiya depressivnykh regionov v postsovetskoj Rossii: Na primere Respubliki Dagestan: avtoreferat dis. ... kand. ekon. nauk: 08.00.05 [Features of the socio-economic development of depressed regions in post-Soviet Russia: On the example of the Republic of Dagestan: abstract of thesis. ... candidate of economic sciences: 08.00.05]*. Dagestan state. un-t. Makhachkala, 17. (In Russ.)

Korolev, A. & Krivosheya, E. (2018). *Indeks «Tsifrovaya Rossiya». Otrazhenie tsifrovizatsii subektov Rossiyskoy Federatsii cherez prizmu otkrytykh istochnikov [Index «Digital Russia». Reflection of digitalization of the constituent entities of the Russian Federation through the prism of open sources]*. Moscow: Moscow School of Management SKOLKOVO, 193. (In Russ.)

Kruglyakova, V. M. & Treschevsky, Yu. I. (2010). *Gosudarstvennoe regulirovanie investitsionnoy deyatel'nosti: teoriya, otechestvennaya i zarubezhnaya praktika [State regulation of investment activity: theory, domestic and foreign practice: monograph]*. Voronezh, VSPU, 180 p. (In Russ.)

Kuźelewska, U. (2014). Clustering Algorithms in Hybrid Recommender System on MovieLens Data. *Studies in logic, grammar and rhetoric*, 37(50), 125-139.

Nikitina, L. M. & Kurkin, V. A. (2020). Application of cluster analysis to assess the development of the digital economy in Russian regions. *Region: sistemy, ekonomika, upravlenie [Region: Systems, Economics, Management]*, 3(50), 28-38. (In Russ.)

Nizhegorodtsev, R. M., Piskun, E. I. & Kudrevich, V. V. (2017). The Forecasting of Regional Social and Economic Development. *Ekonomika regiona [Economy of Region]*, 13(1), 38-48. DOI: 10.17059/2017-1-4. (In Russ.)

Piskun, E. I. & Khokhlov, V. V. (2019). Economic development of the Russian Federation's regions: factor-cluster analysis. *Ekonomika regiona [Economy of region]*, 15(2), 363-376. (In Russ.)

Poltavsky, S. A. (2008). Methodology for assessing the differentiation of the constituent entities of the Russian Federation by the level of economic development (based on the optimization fuzzy c-means Bezdeck-Dann algorithm). *Regionalnaya ekonomika: teoriya i praktika [Regional economics: theory and practice]*, 17(74), 25-36 p. (In Russ.)

Ren, Y., Xia, T., Li, Y. & Chen, X. (2019). Predicting socio-economic levels of urban regions via offline and online indicators. *PLoS ONE*, 14(7), e0219058. Retrieved from: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0219058> (Date of access: 20.10.2022).

Safullin, M. R., Abdullayeva, A. A. & Elshin, L. A. (2019). Assessment and analysis of digital transformation of regional economic systems of the Russian Federation: methodological approaches and their approbation. *Vestnik universiteta*, 12, 133-143. (In Russ.)

Skotarenko, O., Babkin, A., Senetskaya, L. & Bespalova, S. (2019). Tools for digitalization of economic processes for supporting management decision-making in the region. *2019 IOP Conference Series Earth and Environmental Science*, 302(1), 012147. Retrieved from: <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1755-1315/302/1/012147>. (Date of access: 20.10.2022).

Stimson, R., Baum, S. & O'Connor, K. (2003). The Social and Economic Performance of Australia's Large Regional Cities and Towns: Implications for Rural and Regional policy. *Australian Geographical Studies*, 41(2), 131-147.

Treshchevsky, Yu. I. & Shchedrov, Yu. I. (2013). *Upravlenie regionami Rossii v usloviyakh asinkhronnosti ikh razvitiya [Management of Russian regions in the conditions of asynchronous development: monograph]*. Voronezh, Scientific book, 187 p. (In Russ.)

Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. *Information and Control*, 8(3), 338-353.

Zhang, T., Ramakrishnan, R. & Livny, M. (1996). BIRCH: An Efficient Data Clustering Method for Very Large Databases. *ACM SIGMOD Record*, 25(2), 103-114.

### Информация об авторах

**Афанасьева Татьяна Васильевна** — доктор технических наук, профессор, Российский экономический университет им. Г. В. Плеханова; Web of Science Researcher ID G-4151-2017; Scopus Author ID: 36631583800; <https://orcid.org/0000-0003-3779-7992> (Российская Федерация, 117997, г. Москва, Стремянный пер., 36; e-mail: afanaseva.tv@rea.ru).

**Казанбиева Аида Хизриевна** — кандидат экономических наук, доцент, Финансовый университет при Правительстве Российской Федерации; Scopus Author ID: 57210552812; <https://orcid.org/0000-0002-2537-1727> (Российская Федерация, 125993 (ГСП-3), г. Москва, Ленинградский просп., 49; e-mail: aida\_k74@mail.ru).

### About the authors

**Tatiana V. Afanasieva** — Dr. Sci. (Eng.), Professor, Plekhanov Russian University of Economics; Researcher ID G-4151-2017; Scopus Author ID: 36631583800; <https://orcid.org/0000-0003-3779-7992> (36, Stremyanny Lane, Moscow, 117997, Russian Federation; e-mail: afanaseva.tv@rea.ru).

**Aida Kh. Kazanbieva** — Cand. Sci. (Econ.), Associate Professor, Financial University under the Government of the Russian Federation, Moscow, Russian Federation; Scopus Author ID: 57210552812; <https://orcid.org/0000-0002-2537-1727> (49, Leningradskiy Ave., Moscow, 125993, Russian Federation; e-mail: [aida\\_k74@mail.ru](mailto:aida_k74@mail.ru)).

Дата поступления рукописи: 23.06.2021.  
Прошла рецензирование: 09.08.2021.  
Принято решение о публикации: 15.09.2022.

Received: 23 Jun 2021.  
Reviewed: 09 Aug 2021.  
Accepted: 15 Sep 2022.