

<https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2023-1-14>

УДК 332.12

Р. Б. Шестаков ^{а)} , Е. И. Ловчикова ^{б)} 

Орловский государственный аграрный университет им. Н. В. Парахина, г. Орёл, Российская Федерация

КЛАСТЕРИЗАЦИЯ РЕГИОНОВ НА ОСНОВЕ БАЗОВЫХ АГРАРНО-ЭКОНОМИЧЕСКИХ КРИТЕРИЕВ¹

Аннотация. Разнообразие природно-климатических и экономических условий российских регионов предполагает широкий диапазон методологических подходов к их классификации. Одновременно усложняется задача абстрагирования исследования для любой отрасли народного хозяйства. Эффективная кластеризация важна также в процессе формирования и реализации аграрно-экономической политики. В работе изучены возможности базовой аграрно-экономической региональной кластеризации на основе временных рядов основных экономических показателей и показателей развития сельского хозяйства. Новизна предлагаемого подхода заключается в методике динамического сегментирования, которая позволяет наблюдать и прогнозировать направление изменений в мезоэкономических пропорциях. На основе официальных данных государственной статистики сформированы группы показателей по производственному, производственно-институциональному и производственно-структурному критериям. В качестве основного метода исследования выбран метод кластеризации «*k*-среднее». На основе трех смоделированных региональных сегментов рассчитаны средние значения по исходным признакам. Сегменты классифицированы с позиций полученных характеристик. Отдельно рассмотрены субъекты-выбросы, далеко отстоящие от основных массивов данных. Полученные результаты подтвердили широкое пространственное распределение регионов, входящих в определенные аграрно-экономические сегменты. Данная классификация будет полезна при обосновании направлений и выборе инструментов аграрно-экономической политики, стратегии создания производственных кластеров, а также при планировании работы регионального агробизнеса, устранении существующих диспропорций в его развитии. В качестве дальнейшего совершенствования методологии аграрно-экономической сегментации в динамике предложено расширить анализ с помощью изменения изучаемого временного интервала, роста количества включаемых в модель факторов и их взаимодействий, введения новых алгоритмов кластеризации. Данную модель можно дополнительно применять для получения прогнозов структурных изменений и динамики производства.

Ключевые слова: сельское хозяйство, локализация, специализация, сегментирование, кластерный анализ, метод *k*-средних, динамическая сегментация, мезокластеры, классификация, агробизнес

Для цитирования: Шестаков Р. Б., Ловчикова Е. И. (2023). Кластеризация регионов на основе базовых аграрно-экономических критериев. *Экономика региона*, 19(1). С. 178-191. <https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2023-1-14>.

¹ © Шестаков Р.Б., Ловчикова Е. И. Текст. 2023.

RESEARCH ARTICLE

Roman B. Shestakov ^{a)}  , Elena I. Lovchikova ^{b)}

Orel State Agrarian University named after N.V. Parakhin, Orel, Russian Federation

Clustering of Regions Using Basic Agricultural and Economic Criteria

Abstract. The diversity of natural, climatic, and economic conditions of Russian regions implies a wide range of approaches to their classification. Simultaneously, the task of creating an abstract methodology for any branch of the national economy becomes more complicated. Effective clustering plays an important role in the establishment and implementation of agricultural and economic policies. The paper explores the potential of basic agricultural and economic regional clustering based on time series of main economic and agricultural development indicators. The dynamic segmentation technique was applied in order to monitor and predict the direction of meso-economic changes. Official Russian statistics were analysed to identify groups of indicators on production, production and institutional, and production and structural criteria. The *k*-means clustering algorithm was chosen as the key research method. Based on the three simulated regional segments, baseline average values were calculated. Then, the segments were classified according to the obtained characteristics. The outliers, significantly differing from the main data sets, were considered separately. The findings confirmed a wide spatial distribution of regions included in certain agricultural and economic segments. The presented classification can be applied to justify the directions and choice of instruments of agricultural and economic policy and a strategy for creating production clusters. Moreover, it can be used to plan the activities of regional agri-businesses and reduce their development imbalances. To improve the dynamic segmentation technique in the field of agricultural and economic development, the analysis can be expanded by changing the examined time interval, increasing the number of factors included in the model and their interactions, and introducing new clustering algorithms. Additionally, this model can be used to forecast structural changes and production dynamics.

Keywords: agriculture, localisation, specialisation, segmentation, cluster analysis, *k*-means algorithm, dynamic segmentation, meso-clusters, classification, agri-business

For citation: Shestakov, R. B. & Lovchikova, E. I. (2023). Clustering of Regions Using Basic Agricultural and Economic Criteria. *Ekonomika regiona / Economy of regions*, 19(1), 178-191. <https://doi.org/10.17059/ekon.reg.2023-1-14>.

Введение

Региональное экономическое развитие связано с решением широкого круга вопросов. В качестве одной из актуальных задач в Стратегии пространственного развития РФ¹ заявлено обеспечение условий для развития производств в отраслях перспективных экономических специализаций и центрах экономического роста в субъектах Российской Федерации. Также необходимо усиление межрегионального сотрудничества и координации социально-экономического развития в рамках макрорегионов. Системная сложность решаемых проблем, в свою очередь, требует серьезного научного подхода. Так, исследователи, анализируя Стратегию, указывают на то, что она не содержит четкого целеполагания и достаточного инструментария, соответствующего масштабным задачам (Бухвальд & Кольчугина, 2019).

Важным инструментом для развития отраслевой специализации и создания точек роста является организация производствен-

ных, научных, логистических и иных кластеров. Однако организация подобных структур «в поле» должна базироваться на прочном научно-экономическом фундаменте. Более того, кластеры должны создаваться не директивно, на пустом месте, а на основе имеющейся экономической активности в региональных экономических системах (Колмаков и др., 2019).

В России проблема регионально-отраслевого развития усложняется обширностью территорий, разнообразием природно-климатических условий и неравномерностью развития субъектов. Особенно это актуально для отечественного агропромышленного комплекса. Специалистами подчеркивается (Самыгин, 2020), что используемые модели развития сельского хозяйства региона должны быть релевантными стоящим перед ними задачам, а они различны в разных экономических системах и отраслях. Дополнительно необходим анализ и прогноз развития межрегиональных воспроизводственных и отраслевых пропорций. В практическом ключе здесь могут использоваться разнообразные классифицирующие методы исследования, в том числе с использованием алгоритмов кластеризации.

¹ Стратегия утверждена распоряжением Правительства Российской Федерации от 13 февр. 2019 г. № 207-р. URL: <https://www.economy.gov.ru/> (дата обращения 20.02.2021).

Таким образом, основной целью работы является проверка гипотезы о возможности базовой аграрно-экономической региональной кластеризации на основе временных рядов. Новизна предлагаемого подхода заключается, прежде всего, в динамическом анализе региональных мезоэкономических сегментов, с помощью которого можно наблюдать и прогнозировать направление изменений в пропорциях исследуемых факторов модели. Процесс легко масштабируется путем добавления дополнительных переменных и расширения временного отрезка исследования.

Научно-практическая значимость связана с обоснованием направлений и выбором инструментов аграрно-экономической политики, общей политики развития регионов, стратегии создания отраслевых кластеров, а также с планированием работы регионального агробизнеса.

Концептуальные подходы к сегментированию регионов

Прежде всего, необходимо определиться с используемыми многозначными терминами. С одной стороны, кластеры (сегменты) — это результат разбиения множества объектов на группы, называемые кластерами, или сегментами. Задача кластеризации, или сегментирования относится к широкому классу классификационных задач машинного обучения. С другой стороны, кластерами (комплексами) называется сконцентрированная на некоторой территории группа взаимосвязанных предприятий, организаций, инфраструктурных проектов и т. п.

В работе термин «сегменты» применяется для результатов применения алгоритмов кластеризации, дальнейшей классификации данных, чтобы в смысловом плане отделить их от «физических» кластеров. Классифицировать совокупности объектов можно с двух основных позиций: по самим элементам выборки или объектам (собственно кластеризация или сегментирование) и по присущим им признакам или факторам (уменьшение размерности). Также можно сочетать эти два направления классификации.

В Российской Федерации на официальном уровне имеются определенные региональные группы. Федеральные округа не являются субъектами РФ, но при этом представляют пример сегментирования для облегчения администрирования. Макрорегионы, образованные в 2019 г. согласно Стратегии пространственного развития России, несут уже экономический смысл.

Традиционно в аграрной сфере было принято районирование на основе природно-климатических условий. С развитием техники и технологии эти условия снижают свое значение, и на первое место выходят социально-экономические факторы. Еще во второй половине XX в. отечественными учеными проводилась серьезная работа с целью преодолеть природно-климатический императив в зонировании сельскохозяйственного производства. В 1980-х гг. на основе системы использования земли были выделены десятки различных типов регионов как внутри страны, так и в мире (Наумов, 2015). Были составлены подробные карты атласа «Сельскохозяйственное районирование».

На современном этапе произошли и продолжают происходить коренные изменения в отечественной социально-экономической системе. Меняются технологический уклад, система управления и политика, воспроизводственные пропорции отраслей и регионов. Обновляется и расширяется теоретико-методологическое поле для новых исследований.

Современное сельскохозяйственное районирование¹ учитывает преобладающие виды продукции в крупных и средних сельскохозяйственных организациях, соотношение типов хозяйств и количество скота на одно домохозяйство населения. Здесь предлагаются следующие типы сельского хозяйства: пригородный, животноводческий и животноводческо-земледельческий, интенсивные земледельческо-животноводческий и специализированный земледельческий, экстенсивные земледельческо-животноводческий равнинный и животноводческий пастбищный, частное хозяйство и северное оленеводство. Границы типовых районов не совпадают с административными границами региональных единиц.

Существуют разные подходы к сегментированию региональных субъектов на основе их экономической специфики. Например, делается акцент на показатели качества жизни и населения (Локосов др., 2019). Другие исследователи в рамках развития конкретной отрасли (Колмаков и др., 2019) предлагают измерять тесноту конкурентного поля, основанную на показателях долей региона в валовой добавленной стоимости соответствующей отрасли и отрасли в ВРП региона, включая коли-

¹ Сельскохозяйственное районирование. Национальный Атлас России. URL: <https://nationalatlas.ru/tom3/346-349.html> (дата обращения: 25.05.2021).



Рис. 1. Частичная динамическая сегментация исследования
Fig. 1. Partial dynamic segmentation



Рис. 2. Полная динамическая сегментация
Fig. 2. Full dynamic segmentation

чество регионов с преобладающей отраслью. Уровень региональных экономических резервов является движущей силой для региональных интеграционных процессов (Мельникова, 2018). Также широко используются смешанные подходы, где экономические показатели агробизнеса увязываются с пространственным расположением предприятий и особенностями почвы. На основе различных наборов факторов и с учетом поставленных управленческих задач (Риццо и др., 2014) сегментируется аграрный ландшафт с использованием переменных геологии, морфологии, почвенного покрова, типа террас и близости к дорогам. Также для анализа аграрных ландшафтов применяются более сложные модели, например с учетом многомерных распределенных в пространстве данных (Castrignano & Benedetto, 2010) (Williams & Hargrove, 2008), используется визуальный анализ NDVI¹ и ему подобные инструменты. Возможности кластеризации могут также учитывать институциональную составляющую агробизнеса, например сегментацию по типам хозяйств внутри сельскохозяйственных зон и т. п. (Christen & Anderson, 2013). Вместе с тем остается актуальной общая кластеризация регионов на основе базовых аграрно-экономических критериев, в пределах существующих административных границ.

Методы и исходные данные

Совокупность основных исходных данных приведена в таблице 1. После определен-

ных преобразований их можно использовать для построения модели.

Одним из достаточно простых, но одновременно и достаточно эффективных методов кластеризации является метод на основе алгоритма «*k*-средние» (англ. *k*-means). Он относится к методам машинного обучения «без учителя» (англ. *unsupervised*), то есть не требует заранее размеченных данных. Похожие приемы можно использовать в агробизнесе, например, для предсказания объемов урожая (вместе с иерархической кластеризацией) (Verma et al., 2016), его физического распределения (Bhatnagar et al., 2019) (Vandana & Kumar, 2019). Конкретный алгоритм может сочетаться с разными инструментами первичной трансформации и другими методами анализа данных (Gudavalli et al., 2017), включая пространственные признаки (Raveendran & Sofronov, 2021).

На рисунках 1 и 2 схематично изображена предлагаемая методика исследования в двух вариантах — узком и расширенном. Первый вариант предполагает более простое моделирование и учитывает полный набор факторов только в «центральной периоде». Периоды до и после центрального включают исключительно индексы производства продукции сельского хозяйства (ИПП с/х).

Второй вариант (рис. 2) позволяет более точно изучить динамику сегментов на протяжении нескольких периодов, однако требует дополнительных усилий для анализа взаимосвязей, а также больших вычислительных мощностей и времени.

В работе применялась частичная динамическая сегментация.

¹ англ. *Normalized difference vegetation index* — нормализованный относительный вегетационный индекс.

Исходные данные по регионам РФ, %*

Table 1

Baseline data for Russian regions

№	Регион	Индексы производства продукции сельского хозяйства по годам			Доля ВРП региона в ВВП РФ	Доля регионального объема производства в национальном объеме сельскохозяйственной продукции	Доля региональной среднегодовой численности занятых в сельском хозяйстве в национальной численности
		2017	2018	2019			
1	Белгородская обл.	99,5	104,7	102,5	1,019	0,048	0,019
2	Брянская обл.	106,0	103,1	100,4	0,387	0,016	0,010
3	Владимирская обл.	93,7	101,1	102,6	0,518	0,006	0,007
4	Воронежская обл.	102,8	101,8	107,1	1,110	0,041	0,030
5	Ивановская обл.	98,8	99,5	99	0,233	0,003	0,003
6	Калужская обл.	111,9	110,7	112,8	0,548	0,008	0,005
7	Костромская обл.	93,4	97,9	101	0,212	0,003	0,004
8	Курская обл.	108,5	100,4	107,4	0,504	0,027	0,012
9	Липецкая обл.	105,5	106,7	111,4	0,683	0,022	0,013
10	Московская обл.	95,8	102,5	109,4	4,945	0,020	0,019
11	Орловская обл.	100,9	106,8	108,5	0,271	0,014	0,006
12	Рязанская обл.	106,4	98,6	116,2	0,451	0,011	0,006
13	Смоленская обл.	101,9	106,1	104,9	0,368	0,005	0,005
14	Тамбовская обл.	113,5	100,6	106,5	0,390	0,024	0,022
15	Тверская обл.	100,6	102,9	107,1	0,520	0,007	0,010
16	Тульская обл.	110,2	104,6	115,8	0,749	0,012	0,009
17	Ярославская обл.	96,8	105,7	106	0,660	0,006	0,009
18	г. Москва	94,8	82,5	85,4	21,043	0,001	0,003
...
79	Сахалинская обл.	107,9	106,3	99,7	1,388	0,0021	0,0033
80	Еврейская автономная обл.	116,1	105	54,6	0,066	0,0011	0,0010
81	Чукотский АО	103,4	94,7	116,2	0,092	0,0002	0,0003

* Источник: рассчитано авторами по данным ФСГС РФ (Официальная статистика. Регионы России. Социально-экономические показатели. URL: <http://www.gks.ru> (дата обращения: 21.05.2021)).

Примечание: Тюменская область с включением Ханты-Мансийского автономного округа и Ямало-Ненецкого автономного округа. Архангельская область с включением Ненецкого автономного округа. Г. Санкт-Петербург не включен в модель из-за недостатка значимых данных.

Инжиниринг данных и разведочный анализ

На основе имеющихся переменных для 81 субъекта можно сформировать 3 группы новых показателей по следующим критериям: P — группа производственной динамики; I — производственно-институциональная группа; S — производственно-структурная группа.

В результате, признаками (факторами) модели кластеризации будут:

1) P_1, P_2, P_3 . Динамика производства продукции сельского хозяйства (индексы в сопоставимых ценах, % к предыдущему году) по регионам за 2017, 2018, 2019 гг. По сути, это единый фактор для модели с разными временными лагами $T - 1, T$ и $T + 1$.

2) I_1 . Удельный вес продукции животноводства в продукции сельского хозяйства (в фак-

тических ценах, в % от продукции сельского хозяйства всего). Информация по растениеводству дополнительно не использовалась, как избыточная.

3) I_2 и I_3 . Структура продукции сельского хозяйства по категориям хозяйств (организации и фермерские хозяйства, в фактических ценах, % от всех категорий). Информация по домашним хозяйствам дополнительно не использовалась как избыточная.

4) S_1 . Коэффициент относительной локализации отрасли:

$$S_1 = \frac{R_{\text{агро прод}}}{R_{\text{прод}}}, \quad (1)$$

где $R_{\text{агро прод}}$ — доля регионального объема производства сельскохозяйственной продукции региона в национальном объеме сельскохозяй-

Таблица 2

Сформированные показатели для модели

Table 2

Indicators established for the model

№	Регион	Группы показателей P, I, S								
		P ₁	P ₂	P ₃	I ₁	I ₂	I ₃	S ₁	S ₂	S ₃
1	Белгородская область	1,00	1,05	1,03	0,65	0,87	0,04	4,72	4,56	2,59
2	Брянская область	1,06	1,03	1,00	0,57	0,73	0,09	4,11	1,95	1,58
3	Владимирская область	0,94	1,01	1,03	0,60	0,69	0,03	1,07	0,60	0,82
4	Воронежская область	1,03	1,02	1,07	0,38	0,60	0,11	3,69	2,58	1,37
5	Ивановская область	0,99	1,00	0,99	0,62	0,51	0,08	1,29	0,44	0,92
6	Калужская область	1,12	1,11	1,13	0,57	0,65	0,08	1,50	1,19	1,59
7	Костромская область	0,93	0,98	1,01	0,63	0,55	0,04	1,40	0,69	0,79
8	Курская область	1,09	1,00	1,07	0,40	0,79	0,09	5,44	3,64	2,31
9	Липецкая область	1,06	1,07	1,11	0,38	0,75	0,08	3,27	2,86	1,71
10	Московская область	0,96	1,03	1,09	0,52	0,67	0,02	0,41	0,39	1,08
11	Орловская область	1,01	1,07	1,09	0,32	0,75	0,11	4,98	2,68	2,27
12	Рязанская область	1,06	0,99	1,16	0,43	0,66	0,07	2,36	1,40	1,87
13	Смоленская область	1,02	1,06	1,05	0,64	0,63	0,06	1,23	0,70	0,92
14	Тамбовская область	1,14	1,01	1,07	0,44	0,72	0,11	6,10	3,44	1,09
15	Тверская область	1,01	1,03	1,07	0,76	0,69	0,03	1,40	0,84	0,73
16	Тульская область	1,10	1,05	1,16	0,41	0,61	0,12	1,64	1,22	1,44
17	Ярославская область	0,97	1,06	1,06	0,73	0,77	0,02	0,97	0,74	0,74
18	г. Москва	0,95	0,83	0,85	0,17	0,74	0,05	0,01	0,02	0,43
...
79	Сахалинская область	1,08	1,06	1,00	0,39	0,51	0,14	0,15	0,62	0,63
80	Еврейская автономная обл.	1,16	1,05	0,55	0,19	0,23	0,32	1,64	0,99	1,07
81	Чукотский АО	1,03	0,95	1,16	0,94	0,95	0,01	0,27	0,74	0,72

Источник: сформировано и рассчитано авторами.

ственной продукции, %; R_{прод} — валовой региональный продукт (удельный вес в ВВП), %.

5) S₂. Коэффициент подушевого производства сельхозпродукции:

$$S_2 = \frac{R_{\text{агро рег}}}{R_{\text{насел рег}}}, \tag{2}$$

где R_{агро рег} — доля сельскохозяйственного производства региона в ВРП, %; R_{насел рег} — доля населения региона в населении страны, %.

6) S₃. Коэффициент относительной производительности отрасли в рамках конкретного региона:

$$S_3 = \frac{R_{\text{агро прод}}}{R_{\text{агро труд}}}, \tag{3}$$

где R_{агро прод} — доля регионального объема производства сельскохозяйственной продукции в национальном объеме сельскохозяйственной продукции, %; R_{агро труд} — доля региональной среднегодовой численность занятых в сельском хозяйстве в национальной численности занятых в сельском хозяйстве, %.

В целом с учетом отдельных субъектов образуется массив данных размерностью 81 наблюдение на 9 факторов (табл. 2).

Данные имеют различные эмпирические распределения, далекие от нормального. Наилучшую нормализацию и центрирование показала трансформация Йео-Джонсона¹. После данной трансформации исследуем матрицу корреляций на предмет выявления силы линейной зависимости между признаками (табл. 3).

Наибольшая и существенная корреляция ожидаемо наблюдается в парах S₁-S₂, S₂-S₃, I₂-I₃. Снизив размерность данных с помощью метода главных компонент (РСА), можно заметить первые четыре компонента, аккумулирующие около 80 % дисперсии переменных (табл. 4).

Величина коэффициента показывает эффект переменных в компонентах. Так, например, в первой компоненте можно выделить группу S, во второй — I, а P — в третьей и четвертой компоненте.

Данные уменьшенной размерности можно также использовать для кластеризации.

¹ По сравнению с простым логарифмированием или автоматической трансформацией Бокса — Кокса, которая требует дополнительных преобразований негативных значений.

Таблица 3

Матрица линейных корреляций трансформированных данных (корреляция Пирсона)

Table 3

Linear correlation matrix of transformed data (Pearson's correlation)

Признак	P_1	P_2	P_3	I_1	I_2	I_3	S_1	S_2
P_1								
P_2	-0,15							
P_3	-0,02	0,16						
I_1	-0,28	0,31	0,04					
I_2	-0,08	0,15	0,34	0,12				
I_3	0,30	-0,19	-0,26	-0,33	-0,70			
S_1	0,16	0,06	0,23	-0,13	0,00	0,32		
S_2	0,31	0,05	0,25	-0,13	0,19	0,28	0,86	
S_3	0,28	0,09	0,17	-0,16	0,37	0,06	0,48	0,71

Источник составлено автором.

Таблица 4

PCA-анализ нормализованных признаков

Table 4

PCA of normalised data

Компоненты	Накопленная нагрузка, %	Коэффициенты								
		P_1	P_2	P_3	I_1	I_2	I_3	S_1	S_2	S_3
1	+31	-0,29	0,01	-0,16	0,20	-0,07	-0,23	-0,50	-0,46	-0,57
2	56 (+25)	0,21	-0,32	-0,37	-0,30	-0,55	0,53	-0,02	-0,19	-0,09
3	69 (+13)	-0,31	0,56	-0,05	0,49	-0,39	0,28	0,29	-0,12	0,13
4	78 (+9)	-0,46	-0,32	0,66	-0,23	-0,14	0,06	0,24	-0,33	0,00
5	86 (+8)	0,63	0,41	0,55	-0,07	-0,16	0,06	-0,19	-0,20	-0,16
6	93 (+7)	0,34	-0,55	0,11	0,73	-0,04	-0,04	0,08	-0,14	0,11
7	97 (+4)	-0,22	-0,10	0,29	0,18	-0,17	0,33	-0,49	0,66	-0,13
8	99 (+2)	0,05	-0,05	0,00	-0,06	-0,63	-0,64	0,22	0,32	-0,16
9	100 (+1)	0,07	-0,02	0,01	0,07	0,24	0,22	0,52	0,19	-0,76

Источник: рассчитано авторами.

Таблица 5

Результат подбора сегментов для разных алгоритмов кластеризации

Table 5

The result of selecting segments for different clustering algorithms

Метод кластеризации	Результат
k -средних (K -means) по исходным данным	Значимое выделение от 2 до 3 кластеров
k -средних (K -means) по PCA-компонентам	Значимое выделение до 2 кластеров
Гауссово смешение по исходным данным	Значимое выделение от 22 до 23 кластеров
Гауссово смешение по PCA-компонентам	Значимое выделение от 10 до 11 кластеров

Источник: рассчитано авторами.

Сопоставим разные алгоритмы кластеризации (табл. 5).

Модель k -средних в исходной размерности обладает наибольшей наглядностью и интерпретируемостью результатов.

Полученные результаты

На рисунке 3 приведено визуальное представление сегментов в трехмерном представлении. Помимо прочего, методы кластеризации

являются хорошим инструментом для определения выбросов. Эллипсами обведены точки-выбросы, которые заметно удалены не только от «материнских» сегментов, но и общего кластерного массива. Это — г. Москва (сегмент 2), Еврейская автономная область (сегмент 1) и Псковская область (сегмент 3).

В таблице 6 показано распределение региональных субъектов по рассчитанным сегментам.

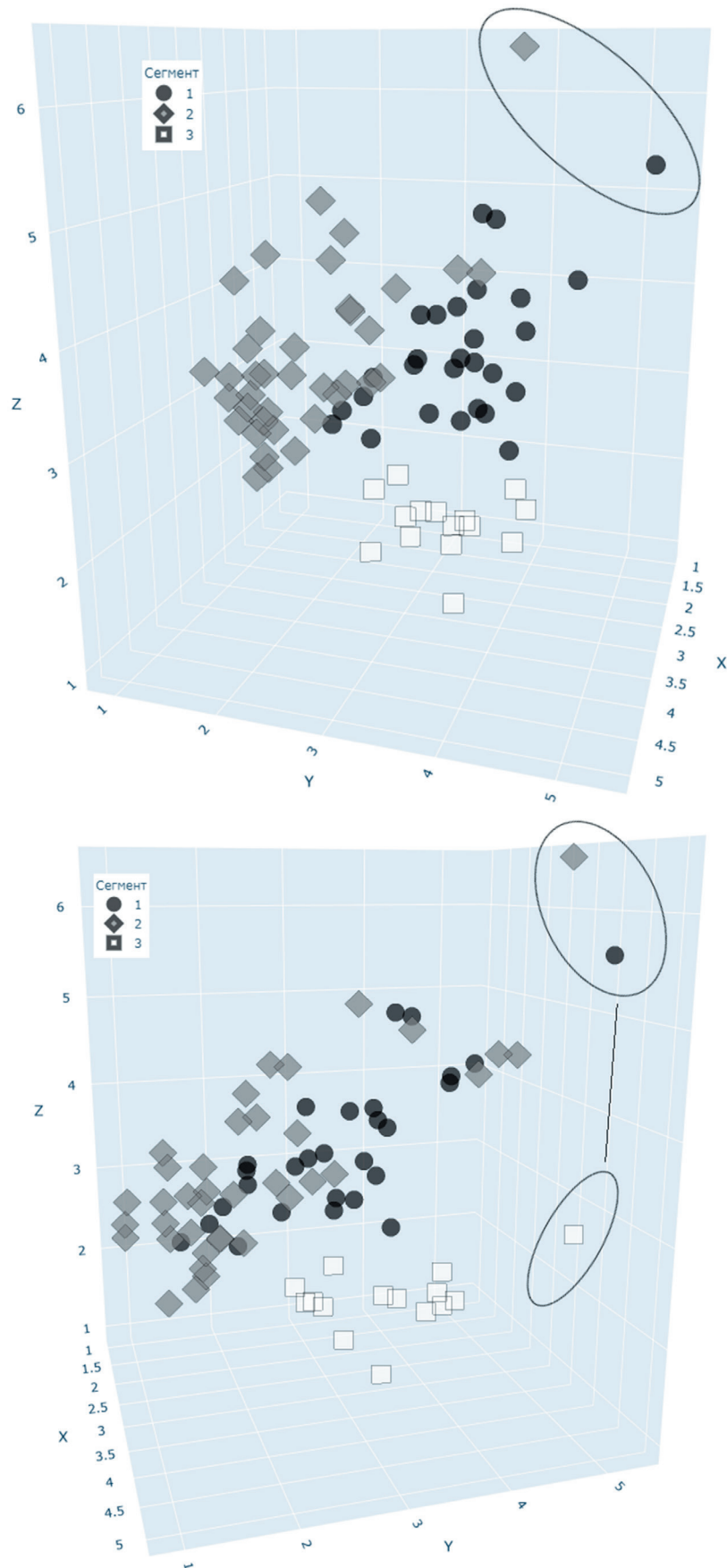


Рис. 3. 3D-карта расстояний региональных сегментов на основе k -средних кластеризации (с разных углов обзора) (источник: составлено авторами)

Fig. 3. 3D distance map of regional segments based on k -means clustering (from different angles)

Распределение субъектов по сегментам в 2018 г. (в центре динамической сегментации)

Table 6

Distribution of regions by segments in 2018 (dynamic segmentation)

Сегмент	Субъекты РФ
1	Тамбовская область, Республика Адыгея, Республика Калмыкия, Республика Крым, Краснодарский край, Астраханская область, Волгоградская область, Ростовская область, Республика Дагестан, Кабардино-Балкарская Республика, Карачаево-Черкесская Республика, Чеченская Республика, Ставропольский край, Республика Башкортостан, Республика Татарстан, Оренбургская область, Самарская область, Саратовская область, Ульяновская область, Курганская область, Республика Алтай, Алтайский край, Новосибирская область, Омская область, Приморский край, Амурская область, Магаданская область
2	Владимирская область, Ивановская область, Костромская область, Московская область, Смоленская область, Тверская область, Ярославская область, Республика Карелия, Республика Коми, Архангельская область, Вологодская область, Ленинградская область, Мурманская область, Новгородская область, г. Севастополь, Республика Ингушетия, Удмуртская Республика, Чувашская Республика, Пермский край, Кировская область, Нижегородская область, Свердловская область, Тюменская область, Челябинская область, Республика Тыва, Республика Хакасия, Красноярский край, Иркутская область, Кемеровская область, Томская область, Республика Бурятия, Республика Саха (Якутия), Забайкальский край, Камчатский край, Хабаровский край, Сахалинская область, Чукотский автономный округ
3	Белгородская область, Брянская область, Воронежская область, Калужская область, Курская область, Липецкая область, Орловская область, Рязанская область, Тульская область, Калининградская область, Республика Северная Осетия — Алания, Республика Марий Эл, Республика Мордовия, Пензенская область

Источник: рассчитано авторам.

После обратной трансформации данных проведем группировку по каждому сегменту, используя для этого среднее значение факторов (рис. 4).

На рисунке 4 можно особенно выделить по производственному критерию третий сегмент, имеющий самый большой ежегодный прирост производства за рассматриваемый период — 3, 5 и 10 % соответственно (в среднем 6 %). Этому же сегменту соответствует самая высокая относительная производительность труда и подушевое производство сельскохозяйственной продукции. Далее со значением производительности в пределах 0,7 % и с небольшой девиацией идет сегмент 2. Сегмент 1 показывает здесь больший разброс по показателям и в среднем 1,3 % прироста производства.

Рассматривая структурные критерии, можно заметить, что второму сегменту соответствует наибольшая средняя доля животноводства — 61 %. Остальные группы более схожи — 44 и 49 % соответственно. Локализация производства максимальна в 3-м сегменте, немного ниже — в первом и минимальна во втором.

И, наконец, в соответствии с институциональным критерием, крупный бизнес (сельскохозяйственные организации) преобладает в третьем сегменте. Там же мы наблюдаем наименьшую концентрацию фермер-

ских хозяйств. Второй и первый сегменты близки по доле организаций, но по доле фермерских хозяйств — второй больше приближен к первому.

Классификационные выводы по региональным сегментам:

- 1) сегмент 1 — «фермерский», со средним уровнем локализации и роста;
- 2) сегмент 2 — «средний», с небольшим преобладанием животноводства;
- 3) сегмент 3 — «аграрный», с ускоренным ростом производства и высоким подушевым объемом сельскохозяйственной продукции.

Что касается регионов-«выбросов», среди них наблюдается большая дифференциация (рис. 5).

Наибольшая «масса» по большинству показателей, как видно из диаграммы, приходится на Псковскую область. Относительная локализация и подушевое производство здесь наибольшие. Псковскую область можно назвать наиболее аграрно развитой среди анализируемых. Вместе с тем, Еврейская АО активнее использует фермерские хозяйства для производства аграрной продукции. Город Москва, очевидно, является преимущественно промышленным регионом, где сельское хозяйство не выражено (скорость роста производственных индексов здесь отрицательная).

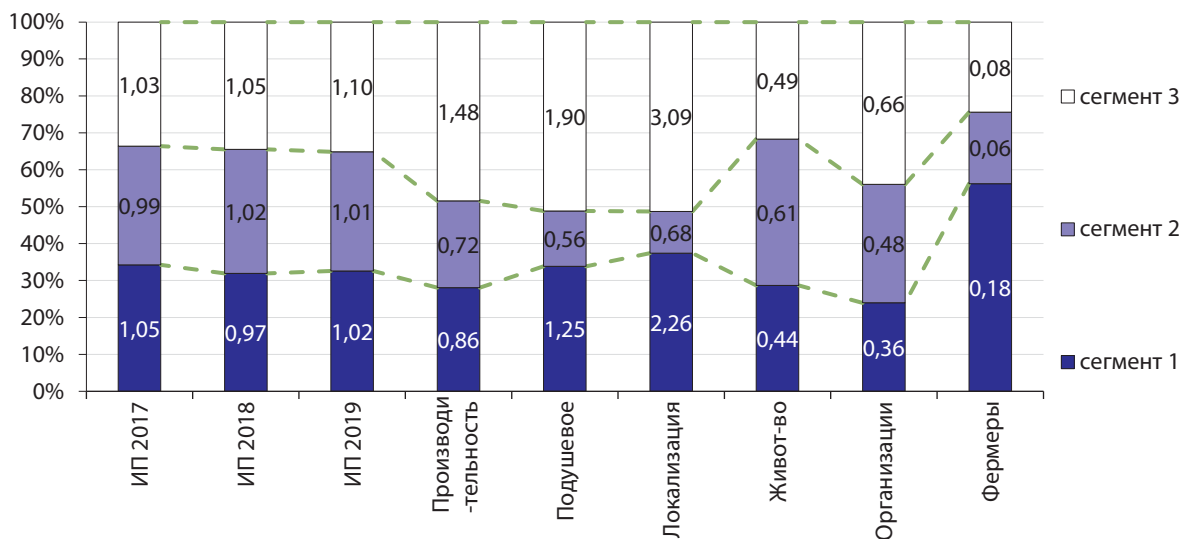


Рис. 4. Сопоставление средних значений факторов в конкретных сегментах (без учета регионов-«выбросов»; источник: рассчитано авторами)

Fig. 4. Comparison of the average values of factors in specific segments (excluding outliers)

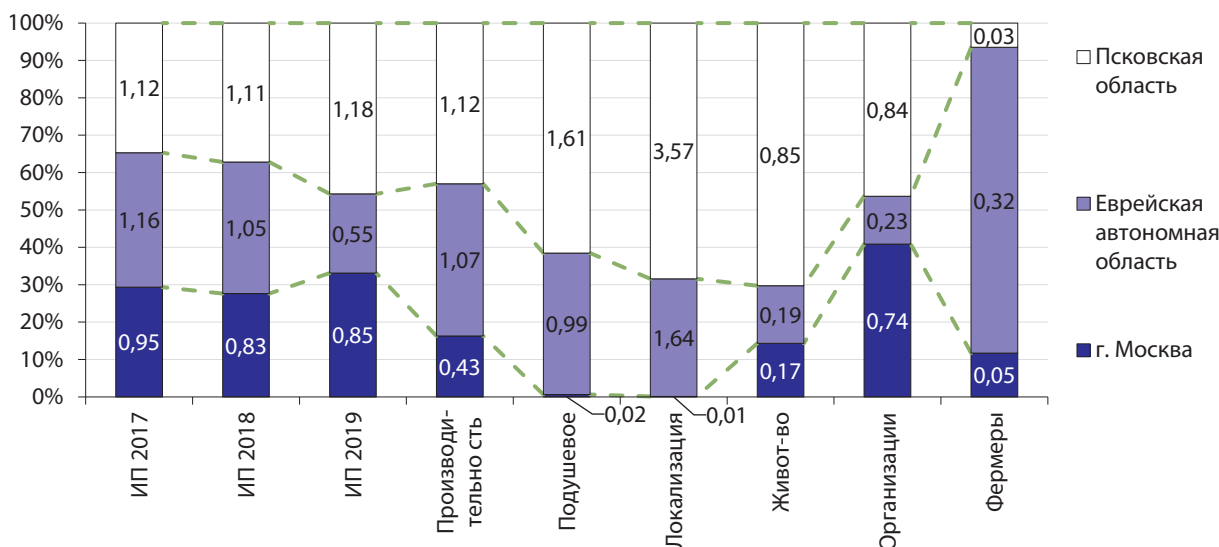


Рис. 5. Сопоставление средних значений факторов у регионов-«выбросов» (источник: рассчитано авторами)

Fig. 5. Comparison of the average values of factors in the regions-outliers

Обсуждение результатов и выводы

Полученная модель в определенной степени формирует новый прототип экономико-аграрной матрицы для мезокластеров или мезосегментов. Приставка «мезо-» здесь отражает отраслевой и региональный уровень. Большинство полученных сегментов слабо «коррелировано» с макрорегионами и сельскохозяйственными зонами. Региональная сегментация, с учетом базовых экономических отраслевых критериев, дает дополнительный ракурс для мониторинга развития сельского хозяйства в стране, формирования и реализации аграрно-экономической политики на разных уровнях. Кроме того, подобная сегментация может использоваться и для моделирова-

ния производственно-отраслевых кластеров на межрегиональном уровне.

Кластеры с ключевой специализацией «сельское хозяйство и сельское хозяйство и рыболовство»¹ функционируют в Омской области (агробиотехнологический промышленный кластер), Брянской области и Новгородской области (агропромышленные кластеры) и Астраханской области (аквакультура и рыбное хозяйство). Они находятся только в самом начальном пути развития и являются внутрирегиональными. Развитие сельского хозяйства и АПК в целом требует объеди-

¹ Российской кластерной обсерватории ИСИЭЗ НИУ ВШЭ. URL: <https://cluster.hse.ru/> (дата обращения 21.05.2021).

нения регионов и смежных отраслей, создания мезокластеров.

Актуальными проблемами для аграрно-промышленного комплекса остаются проблемы монополизации, модернизации и государственной поддержки, где не последнюю роль играют институциональные факторы. В стратегии пространственного развития наблюдается фундаментальное противоречие (Минакир, 2019) между явной неоднородностью пространства и приверженностью по умолчанию к унифицированной институциональной среде, что формирует институциональные ловушки. Поэтому особый интерес может представлять включение в анализ атрибутивного деления по видам хозяйств (Shestakov et al. 2021) и показателей их поддержки. Институциональная часть системы «стратегирования» пространственного развития (Бухвальд & Кольчугина, 2019) также требует новых инструментов от принципов формирования государственных программ до вопросов финансирования и гармонизации с другими методами экономической политики.

Экономическое разнообразие регионов и разный потенциал роста усложняют задачу результативного развития. Есть мнения (Федоляк, 2019), что на современном отрезке необходимо не абстрактное расширение, а концентрация экономического пространства. Только так возможно эффективное использование ресурсов территориальной единицы. Вместе с тем, особой и достаточно неоднозначной проблемой остается учет климатических и других природных особенностей регионов (Zuma-Netshukhwi et al., 2016), в том числе с наблюдаемым процессом изменения климата (Castro, Azul et al., 2019). Естественно, он должен быть взаимосвязан с экономическим потенциалом аграрно-промышленного комплекса.

Критическим моментом для АПК на современном этапе является инновационное и цифровое развитие, учитывая требование диверсификации подобных стратегий (Огневцев, 2019). В рамках развития цифровой экономики некоторые авторы предлагают виртуальные объединения, так называемые метакорпорации (Чарыкова, Маркова, 2019). Это, по сути, плотная система взаимодействия государственных институтов, кластеров и конкретного бизнеса.

В качестве полезного примера можно привести платформу европейского кластерного сотрудничества¹, которая на протяжении мно-

гих лет показывает эффективность в различных сферах, включая агробизнес. Также перенос научного опыта на процесс реализации проектов мезокластеров в развивающихся странах (Clustering agri-businesses..., 2020) доказывает возможности расширения доступа к финансовым услугам субъектами АПК, совершенствования сельскохозяйственного производства и процессов на основе доступности новых посевных материалов, применения комплексной системы регулирования плодородия почвы и совершенствования послеуборочных процессов, улучшения связей между предприятиями на основе повышения профессиональных навыков работников и внедрения элементов «умной экономики», расширения прямых и косвенных связей с национальными и международными сельскохозяйственными организациями, роста заинтересованности в инновациях бизнеса и государства. Значительное внимание в мире уделяется социальным проблемам и вопросам трудовой миграции, особенно в регионах развивающегося агробизнеса (Du Bry, 2016).

И, наконец, еще одной методологической задачей является то, что существующие модели должны помогать формировать действенные стратегические решения для адекватного ответа на макроэкономические вызовы. Например, рекомендуется использовать модели сценарного прогнозирования (Самыгин, 2020). Расширенная методологии регионально-отраслевого сегментирования, включающая проблемы взаимодействия факторов (Shestakov et al. 2020), может в качестве дополнительного инструмента охватить прогностические задачи, которые стоят перед институтами регионального и отраслевого управления, а также отдельными предприятиями АПК и их объединениями.

Заключение

Вопросы эффективного сегментирования важны как в научном аспекте, так и в процессе формирования и реализации экономической политики. В работе был приведен вариант базовой аграрно-экономической сегментации регионов, рассмотрена ее значимость в теоретическом и практическом аспекте.

На основе официальных данных государственной статистики сформированы новые показатели, которые в той или иной степени отражают особенности аграрно-экономического развития региона. Сюда вошли индекс физи-

¹ Cluster de la maquinaria agrícola de Aragón (2018). European cluster collaboration platform <https://www.clustercollaboration.eu/technology-fields/precision-agriculture>.

ческого объема производства за три года, внутренние отраслевые и институциональные пропорции, коэффициент относительной производительности, коэффициент локализации отрасли.

В качестве основного метода исследования использовался метод кластеризации «*k*-среднее». На основе полученных сегментов найдено среднее значение по исходным показателям. Полученная модель позволяет по-

новому классифицировать регионы, рассчитать и прогнозировать мезокластеры.

Данная классификация будет полезна при обосновании направлений и выборе инструментов аграрно-экономической политики, стратегии создания производственных и иных кластеров, а также в планировании работы регионального агробизнеса, устранении существующих диспропорций в его пространственном развитии.

Список источников

- Бухвальд, Е. М., Кольчугина, А. В. (2019). Стратегия пространственного развития и приоритеты национальной безопасности Российской Федерации. *Экономика региона*, 15(3), 631-643. DOI: 10.17059/2019-3-1.
- Колмаков, В. В., Полякова, А. Г., Карпова, С. В., Головина, А. Н. (2019). Развитие кластеров на основе конкурентной специализации регионов. *Экономика региона*, 15(1), 270-284. DOI: 10.17059/2019-1-21.
- Локосов, В. В., Рюмина, Е. В., Ульянов, В. В. (2019). Кластеризация регионов России по показателям качества жизни и качества населения. *Народонаселение*, 22(4), 4-17.
- Мельникова, Т. Б. (2018). Теория эффективного уровня экономической интеграции. В: *Труды VIII Всероссийского симпозиума по экономической теории: Доклады секционных заседаний, Екатеринбург, 26-27 сент. 2018 г.* (с. 51-52). Екатеринбург: Институт экономики Уральского отделения РАН.
- Минакир, П. А. (2019) Российское экономическое пространство. Стратегические тупики. *Экономика региона*, 15(4), 967-980. DOI: <https://doi.org/10.17059/2019-4-1>.
- Наумов, А. С. (2015). Районная парадигма в географии мирового сельского хозяйства: история и современность. *Региональные исследования*, 2, 15-26.
- Огневцев, С. Б. (2019). Цифровизация экономики и экономика цифровизации АПК. *Международный агропромышленный журнал*, 2, 77-80. DOI: 10.24411/2587-6740-2019-12034.
- Самыгин, Д. Ю. (2020). *Стратегирование сельского хозяйства: теория, методология, инструментальная поддержка*. Пенза, Пензенский государственный университет, 242.
- Федоляк, В. С. (2019). Плотность экономического пространства как показатель эффективного использования потенциала территории. *Известия Саратовского университета. Сер. Экономика. Управление. Право*, 19(2), 122-127. DOI: 10.18500/1994-2540-2019-19-2-122-12.
- Чарыкова, О. Г., Маркова, Е. С. (2019). Региональная кластеризация в цифровой экономике. *Экономика региона*, 15(2), 409-419. DOI: 10.17059/2019-2-8.
- Bhatnagar, A., Vrat, P. & Shankar, R. (2019). Multi-criteria clustering analytics for agro-based perishables in cold-chain. *Journal of Advances in Management Research*, 16(4), 563-593. DOI: 10.1108/JAMR-10-2018-0093.
- Castrignano, A., de Benedetto, D., Girone, G., Guastaferro, F. & Sollitto, D. Characterization, delineation and visualization of agro-ecozones using multivariate geographical clustering. *Italian Journal of Agronomy*, 5(2), 121-132. DOI: 10.4081/ija.2010.121.
- Castro, P., Azul, A. M., Leal Filho, W. & Azeiteiro, U. M. (Eds.). (2019). *Climate Change-Resilient Agriculture and Agroforestry. Ecosystem Services and Sustainability*. Springer. DOI: 10.1007/978-3-319-75004-0.
- Christen, R. P. & Anderson, J. (2013). *Segmentation of Smallholder Households: Meeting the Range of Financial Needs in Agricultural Families*. Focus Note CGAP, 85 (April). Retrieved from: <https://www.cgap.org/> (Date of access: 21.05.2021).
- Du Bry, T. (2016). Agribusiness and Informality in Border Regions in Europe and North America: Avenues of Integration or Roads to Exploitation? *Journal of borderlands studies*, 30(4), 489-504. DOI: 10.1080/08865655.2016.1165132.
- Gudavalli, M., Vidyasree, P. & Raju, S. (2017). Clustering Analysis for Appropriate Crop Prediction using Hierarchical, Fuzzy C-Means, K-Means and Model based. *Techniques International Journal of Advance Engineering and Research Development*, 4(11).
- Raveendran, N. & Sofronov, G. (2021). A Markov Chain Monte Carlo Algorithm for Spatial Segmentation. *Information*, 12, 58. DOI: 10.3390/info12020058.
- Rizzo D., Mari J.-F., Marraccini, E. & Lazrak, E.-G. (2014). *Agricultural landscape segmentation: a stochastic method to map heterogeneous variables*. Conference: IALE-Europe Thematic Workshop. Lisbon, 2014. Retrieved from: <https://hal.inria.fr/hal-01098402> (Date of access: 21.05.2021).
- Shestakov, R. B., Yakovlev, N. A. & Zvereva, G. P. (2020). Cross-sectoral and price Interactions: a key to development of foresight and management system in agribusiness. *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering*, 753, 082005. DOI: 10.1088/1757-899X/753/8/082005.
- Shestakov, R. B., Yakovlev, N. A., Lovchikova, E. I., Zvereva, G. P. & Volchenkova, A. S. (2021) Results analysis of agricultural organizations subsidy. *E3S Web Conf.*, 254, 10005. DOI: 10.1051/e3sconf/202125410005.

Vandana, B. & Kumar, S. (2019). Hybrid K-Mean Clustering Algorithm for Crop Production Analysis in Agriculture International. *Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)*, 9(2), 9–13. DOI: 10.35940/ijitee.B1002.1292S19.

Verma A., Jatain, A. & Bhaskar, S. (2016). Crop Yield Prediction of Wheat Using Fuzzy C Means Clustering and Neural Network. *Indian Journal of Science and Technology*, 13(11), 9816–9821.

Wageningen University & Research. (2020). *Clustering agri-businesses to improve farmers' income and food security in the Great Lakes Region*. Retrieved from: <https://www.wur.nl/> (Date of access: 21.05.21).

Williams, C. L., Hargrove, W. W., Liebma, M. & James, D. E. (2008). Agro-ecoregionalization of Iowa using multivariate geographical clustering. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 123(1–3), 161–174. DOI: 10.1016/j.agee.2007.06.006.

Zuma-Netshikhwi, G., Stigter, K. C. J. & Walker, S. (2016). Improving agricultural decision-making using weather and climate information for farmers, south-western Free State, South Africa. *Net Journal of Agricultural Science*, 4(4), 67–77.

References

Bhatnagar, A., Vrat, P. & Shankar, R. (2019). Multi-criteria clustering analytics for agro-based perishables in cold-chain. *Journal of Advances in Management Research*, 16(4), 563–593. DOI: 10.1108/JAMR-10-2018-0093.

Bukhvald, E. M. & Kolchugina, A. V. (2019). The spatial development strategy and national security priorities of the Russian Federation. *Ekonomika regiona [Economy of region]*, 15(3), 631–643. (In Russ.)

Castrignano, A., de Benedetto, D., Girone, G., Guastaferrero, F. & Sollitto, D. Characterization, delineation and visualization of agro-ecozones using multivariate geographical clustering. *Italian Journal of Agronomy*, 5(2), 121–132. DOI: 10.4081/ija.2010.121.

Castro, P., Azul, A. M., Leal Filho, W. & Azeiteiro, U. M. (Eds.). (2019). *Climate Change-Resilient Agriculture and Agroforestry. Ecosystem Services and Sustainability*. Springer. DOI: 10.1007/978-3-319-75004-0.

Charykova, O. G. & Markova, E. S. (2019). Regional Clustering in the Digital Economy. *Ekonomika regiona [Economy of region]*, 15(2), 409–419. DOI: 10.17059/2019-2-8. (In Russ.)

Christen, R. P. & Anderson, J. (2013). *Segmentation of Smallholder Households: Meeting the Range of Financial Needs in Agricultural Families*. Focus Note CGAP, 85 (April). Retrieved from: <https://www.cgap.org/> (Date of access: 21.05.2021).

Du Bry, T. (2016). Agribusiness and Informality in Border Regions in Europe and North America: Avenues of Integration or Roads to Exploitation? *Journal of borderlands studies*, 30(4), 489–504. DOI: 10.1080/08865655.2016.1165132.

Fedolyak V. S. (2019). Economic space density as a measure of territory potential's effective use. *Izvestiya Saratovskogo universiteta. Ser. Ekonomika. Upravlenie. Pravo [Izvestiya of Saratov University. Economics. Management. Law]*, 19(2), 122–127. DOI: 10.18500/1994-2540-2019-19-2-122-12. (In Russ.)

Gudavalli, M., Vidyasree, P. & Raju, S. (2017). Clustering Analysis for Appropriate Crop Prediction using Hierarchical, Fuzzy C-Means, K-Means and Model based. *Techniques International Journal of Advance Engineering and Research Development*, 4(11).

Kolmakov, V. V., Polyakova, A. G., Karpova, S. V. & Golovina, A. N. (2019). Cluster Development Based on Competitive Specialization of Regions. *Ekonomika regiona [Economy of Region]*, 15(1), 270–284. DOI: 10.17059/2019-1-21. (In Russ.)

Lokosov, V. V., Ryumina, E.V. & Ulyanov, V. V. (2019). Clustering of regions by indicators of quality of life and quality of population. *Narodonaselenie [Population]*, 22(4), 4–17. (In Russ.)

Melnikova, T. B. (2018). Theory of the effective level of economic integration. In: *Trudy VIII Vserossiyskogo simpoziuma po ekonomicheskoy teorii: Doklady sektiornykh zasedaniy, Ekaterinburg, 26–27 sent. 2018 g. [Reports of section meetings of the VIII All-Russian symposium on the economic theory. Ekaterinburg, September 26-27, 2018]* (pp. 51–52). Ekaterinburg: Institute of Economics of the Ural Branch of the Russian Academy of Sciences. (In Russ.)

Minakir, P. A. (2019). Russian Economic Space: Strategic Impasses. *Ekonomika regiona [Economy of Region]*, 15(4), 967–980. DOI: <https://doi.org/10.17059/2019-4-1>. (In Russ.)

Naumov, A. S. (2015). Regional paradigm in the agricultural geography of the world: history and present. *Regionalnye issledovaniya [Regional research]*, 2, 15–26. (In Russ.)

Ognivtsev, S. B. (2019). The digitalization of the economy and the economy of digitalization in agriculture. *Mezhdunarodnyy agropromyshlennyy zhurnal [International Agricultural Journal]*, 2, 77–80. DOI: 10.24411/2587-6740-2019-12034. (In Russ.)

Raveendran, N. & Sofronov, G. (2021). A Markov Chain Monte Carlo Algorithm for Spatial Segmentation. *Information*, 12, 58. DOI: 10.3390/info12020058.

Rizzo D., Mari J.-F., Marraccini, E. & Lazrak, E.-G. (2014). *Agricultural landscape segmentation: a stochastic method to map heterogeneous variables*. Conference: IALE-Europe Thematic Workshop. Lisbon, 2014. Retrieved from: <https://hal.inria.fr/hal-01098402> (Date of access: 21.05.2021).

Samygin, D. Yu. (2020). *Strategirovanie selskogo khozyaystva: teoriya, metodologiya, instrumentalnaya podderzhka [Agricultural Stratization: Theory, Methodology, Instrumental Support]*. Penza: Penza State University, 242. (In Russ.)

Shestakov, R. B., Yakovlev, N. A. & Zvereva, G. P. (2020). Cross-sectoral and price Interactions: a key to development of foresight and management system in agribusiness. *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering*, 753, 082005. DOI: 10.1088/1757-899X/753/8/082005.

Shestakov, R. B., Yakovlev, N. A., Lovchikova, E. I., Zvereva, G. P. & Volchenkova, A. S. (2021) Results analysis of agricultural organizations subsidy. *E3S Web Conf.*, 254, 10005. DOI: 10.1051/e3sconf/202125410005.

Vandana, B. & Kumar, S. (2019). Hybrid K-Mean Clustering Algorithm for Crop Production Analysis in Agriculture International. *Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering (IJITEE)*, 9(2), 9–13. DOI: 10.35940/ijitee.B1002.1292S19.

Verma A., Jatain, A. & Bhaskar, S. (2016). Crop Yield Prediction of Wheat Using Fuzzy C Means Clustering and Neural Network. *Indian Journal of Science and Technology*, 13(11), 9816–9821.

Wageningen University & Research. (2020). *Clustering agri-businesses to improve farmers' income and food security in the Great Lakes Region*. Retrieved from: <https://www.wur.nl/> (Date of access: 21.05.21).

Williams, C. L., Hargrove, W. W., Liebma, M. & James, D. E. (2008). Agro-ecoregionalization of Iowa using multivariate geographical clustering. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 123(1–3), 161–174. DOI: 10.1016/j.agee.2007.06.006.

Zuma-Netshiukhwi, G., Stigter, K. C. J. & Walker, S. (2016). Improving agricultural decision-making using weather and climate information for farmers, south-western Free State, South Africa. *Net Journal of Agricultural Science*, 4(4), 67–77.

Bhatnagar, A., Vrat, P. & Shankar, R. (2019). Multi-criteria clustering analytics for agro-based perishables in cold-chain. *Journal of Advances in Management Research*, 16(4), 563–593. DOI: 10.1108/JAMR-10-2018-0093.

Информация об авторах

Шестаков Роман Борисович — кандидат экономических наук, доцент, Орловский государственный аграрный университет им. Н. В. Парахина; ResearcherID: F-3079-2018; Scopus Author ID: 57214315169; <https://orcid.org/0000-0002-0797-5842> (Российская Федерация, 302019, г. Орёл, ул. Генерала Родина, 69; e-mail: rb.shestakov@orelsau.ru).

Ловчикова Елена Ионовна — кандидат экономических наук, доцент, Орловский государственный аграрный университет им. Н. В. Парахина (Российская Федерация, 302019, г. Орёл, ул. Генерала Родина, 69; e-mail: ei.lovchikova@orelsau.ru).

About the authors

Roman B. Shestakov — Cand. Sci. (Econ.), Associate Professor, Orel State Agrarian University named after N.V. Parakhin; Researcher ID: F-3079-2018; Scopus Author ID: 57214315169; <https://orcid.org/0000-0002-0797-5842> (69, Generala Rodina St., Orel, 302019, Russian Federation; e-mail: rb.shestakov@orelsau.ru).

Elena I. Lovchikova — Cand. Sci. (Econ.), Orel State Agrarian University named after N.V. Parakhin (69, Generala Rodina St., Orel, 302019, Russian Federation; e-mail: ei.lovchikova@orelsau.ru).

Дата поступления рукописи: 28.06.2021.

Прошла рецензирование: 15.09.2021.

Принято решение о публикации: 15.12.2022.

Received: 28 Jun 2021.

Reviewed: 15 Sep 2021.

Accepted: 15 Dec 2022.