



Применение инструментария агломеративной кластеризации для выявления деградирующих сельскохозяйственных производств и определения основных мер их поддержки

Ольга Владимировна Галанина¹, Юлия Павловна Золотарёва²

^{1,2}Санкт-Петербургский государственный аграрный университет, Санкт-Петербург, Россия

¹olga_galanina@inbox.ru, <https://orcid.org/0000-0003-3156-2906>

²zjupa75@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-1930-1519>

Аннотация

Введение. Актуальность исследования обусловлена: необходимостью автоматизированного анализа деградации АПК (ручная обработка данных по всем регионам и культурам неэффективна, а агломеративная машинная кластеризация позволяет группировать регионы со схожими тенденциями, выявляя наиболее проблемные зоны); рисками для продовольственной безопасности (снижение самообеспеченности ключевыми продуктами требует своевременного принятия мер господдержки, кластеризация помогает ранжировать регионы по степени угрозы и оптимизировать распределение ресурсов); отсутствием единой методики оценки деградации; цифровизацией сельского хозяйства.

Цель. Исследование направлено на анализ деградации сельскохозяйственного производства в регионах РФ, в частности, на выявление регионов с наиболее выраженными процессами упадка в производстве картофеля и других сельхозпродуктов, а также на разработку мер для улучшения ситуации.

Методы. Для анализа использовались методы кластеризации, в частности, алгоритм агломеративной кластеризации, который позволил сгруппировать регионы по схожести показателей деградации сельскохозяйственного производства на основе статистических данных за 2005 и 2022 годы.

Результаты. Регионы были разделены на три кластера, где Кластер 2 (42 региона) оказался наиболее деградирующим с точки зрения сельскохозяйственного производства. В этих регионах наблюдаются значительные снижения показателей производства на душу населения и урожайности.

Выводы. Кластерный анализ позволил выделить регионы с наиболее выраженной деградацией сельхозпроизводства, что дает возможность разработать адресные меры поддержки, такие как целевые субсидии, налоговые льготы и программы восстановления инфраструктуры, для улучшения ситуации в этих регионах.

Ключевые слова: деградация сельскохозяйственного производства, угроза продовольственной безопасности, кластерный анализ регионов, государственная поддержка АПК, региональные стратегии развития сельского хозяйства

Для цитирования: Галанина О. В., Золотарёва Ю. П. Применение инструментария агломеративной кластеризации для выявления деградирующих сельскохозяйственных производств и определения основных мер их поддержки // Государственное и муниципальное управление. Ученые записки. 2025. № 2. С. 94–102. EDN [RUDLPR](#)

Application of agglomerative clustering tools to identify degrading agricultural productions and determine key support measures

Olga V. Galanina¹, Yulia P. Zolotareva²

^{1, 2}Saint Petersburg State Agrarian University, Saint Petersburg, Russia

¹olga_galanina@inbox.ru, <https://orcid.org/0000-0003-3156-2906>

²zjupa75@gmail.com, <https://orcid.org/0000-0003-1930-1519>

Abstract

Introduction. The relevance of the study is due to: the need for automated analysis of agricultural degradation (manual data processing for all regions and crops is ineffective, and agglomerative machine clustering allows regions with similar trends to be grouped, identifying the most problematic areas); risks to food security (reduced self-sufficiency with key products requires timely government support measures, clustering helps to rank regions by threat level and optimize resource allocation); lack of a unified methodology for assessing degradation; digitalization of agriculture.

Purpose. The study aims to analyze the degradation of agricultural production in the regions of the Russian Federation, particularly to identify regions with the most pronounced decline in potato and other agricultural production, as well as to develop measures to improve the situation.

Methods. Clustering methods were used for the analysis, specifically the agglomerative clustering algorithm, which allowed grouping regions based on the similarity of agricultural production degradation indicators using statistical data for 2005 - 2022.

Results. The regions were divided into three clusters, with Cluster 2 (42 regions) being the most degraded in terms of agricultural production. These regions show significant declines in per capita production and yield indicators.

Conclusions. Cluster analysis made it possible to identify regions with the most pronounced degradation of agricultural production, enabling the development of targeted support measures, such as targeted subsidies, tax incentives, and infrastructure restoration programs, to improve the situation in these regions.

Keywords: agricultural production degradation, food security threat, regional cluster analysis, state support for agriculture, regional agricultural development strategies

For citation: Galanina O. V., Zolotareva Yu. P. Application of agglomerative clustering tools to identify degrading agricultural productions and determine key support measures. *State and Municipal Management. Scholar Notes*. 2025;(2):94–102. (In Russ.). EDN [RUDLPR](https://ruda.pr)

Введение

По данным Росстата, за 22 года в РФ (и Ленинградской области, в частности) резко сократились посевные площади картофеля и производство картофеля на душу населения (табл. 1).

Анализируя статистические данные таблицы, налицо деградация сельскохозяйственного производства, в частности, в разделе производства картофеля. В среднем по РФ посевные площади картофеля уменьшились более чем в 2 раза. В Ленинградской области – в 4 раза за 22 года.

Кажется, что снижение посевных площадей с успехом может компенсироваться растущей урожайностью культуры. Но нет, урожайности резких изменений не претерпели, и по-прежнему находятся на уровне 170ц/га. По сравнению с 2000 г. урожайность картофеля в РФ выросла в 1,5 раза.

Если в 2000 г. на душу населения в РФ было произведено порядка 4,32 ц картофеля, то в 2022 г. в РФ – в 3 раза меньше, порядка 1,28 ц в год на душу населения.

Деградация производства картофеля налицо. Конечно, нормы Минздрава рекомендуют потреблять не больше 250 гр. картофеля в сутки, что около 91 кг картофеля в год. Но в Ленинградской области этот показатель «превзошел все ожидания». 25 кг картофеля в год на душу населения – критически мало.

Таблица 1 - Некоторые статистические показатели производства картофеля в 2000, 2005 и 2022 гг в РФ и Ленинградской области

Table 1 - Some statistical indicators of potato production in 2000, 2005 and 2022 in the Russian Federation and the Leningrad region

	2000	2005	2022
Численность населения на конец года, тыс. чел			
РФ	146 596,8	143 518,8	146 713,7
Ленинградская обл. + г. Санкт-Петербург	6 411,9	6 383,1	7 618,9
Посевные площади картофеля, тыс. га			
РФ	2 834,0	2 277,2	1 101,6
Ленинградская обл. + г. Санкт-Петербург	45,3	25,8	11,4
Урожайность картофеля, ц/га			
РФ	105	124	174
Ленинградская обл. + г. Санкт-Петербург	115	131	172
Валовой сбор картофеля, тыс. ц			
РФ	295 000	281 000	188 000
Ленинградская обл. + г. Санкт-Петербург	5 062	3 381	1 942
Производство картофеля на душу населения, ц			
РФ	4,32	1,96	1,28
Ленинградская обл. + г. Санкт-Петербург	0,79	0,53	0,25

Однако картофель – лишь один из примеров. Аналогичные процессы могут затрагивать и другие сельскохозяйственные культуры в разных регионах России, но их выявление требует системного анализа больших массивов данных. Традиционные методы сравнения статистики по каждому показателю вручную – трудоемки и не позволяют оперативно выявлять скрытые закономерности деградации.

В этом контексте актуальность исследования обусловлена:

- Необходимостью автоматизированного анализа деградации АПК (ручная обработка данных по всем регионам и культурам неэффективна, а агломеративная машинная кластеризация позволяет группировать регионы со схожими тенденциями, выявляя наиболее проблемные зоны).
- Рисками для продовольственной безопасности (снижение самообеспеченности ключевыми продуктами требует своевременного принятия мер господдержки, кластеризация помогает ранжировать регионы по степени угрозы и оптимизировать распределение ресурсов).
- Отсутствием единой методики оценки деградации (разрозненные статистические показатели (посевные площади, урожайность, производство на душу) нужно анализировать в комплексе. Машинное обучение дает объективную количественную оценку, исключая субъективность экспертов).
- Цифровизацией сельского хозяйства (внедрение Data Science-подходов в АПК соответствует глобальному тренду на прецизионное земледелие и управление на основе данных).

Таким образом, **исследование актуально как для науки** (развитие методов анализа агроданных), **так и для практики** (повышение эффективности госрегулирования АПК). Его результаты позволяют:

1. Автоматически выявлять деградирующие производства в масштабах страны,
2. Определять приоритетные регионы для поддержки,
3. Формировать адресные меры в зависимости от типа и стадии деградации.

Это особенно важно в условиях импортозамещения и необходимости устойчивого развития российского агросектора.

Методы

Современные интеллектуальные методы анализа экономики должны интенсивнее использоваться в сфере АПК, так как эта сфера бурно развивается с точки зрения цифровизации [1]. В условиях неопределенности искусственный интеллект и интеллектуальные методы анализа приобретают особую значимость [2]. Нейронные сети уже применяются при планировании и прогнозировании аграрного сектора экономики [3].

В последнее время замечен всплеск интереса к кластерным моделям.

Суть задачи кластеризации – сгруппировать объекты (представленные множеством свойств каждый) по схожести. Кластеризовать можно регионы по уровню социально-экономического развития [4], по состоянию животноводческого производства [5] и любым другим, интересующим исследователя, показателям. И тут главным вопросом встает перечень признаков, по которым правильнее всего будет производиться кластеризация.

Так же задачи кластеризации широко применяются в зарубежной науке [6]. Все это востребовано в сфере регионального и муниципального управления [7].

Как было замечено, в некоторых регионах из-за сокращения производств может возникнуть угроза продовольственной безопасности.

Поскольку в 2005 г. в целях возрождения отечественного АПК был создан приоритетный проект развития «Развитие АПК», за базовый период отсчета будем принимать 2005 г.

Главная задача АПК – обеспечение населения продуктами питания собственного производства, поэтому нас могут интересовать следующие производственные показатели в динамике:

- Производство зерна и зернобобовых на душу населения P_1 ;
- Производство картофеля на душу населения P_2 ;
- Производство овощей на душу населения P_3 ;
- Производство молока на душу населения P_4 ;
- Производство мяса на душу населения P_5 ;

А также показателями деградации могут служить производственные показатели в динамике:

- Урожайность зерновых и зернобобовых U_1 ;
- Урожайность картофеля U_2 ;
- Урожайность овощей U_3 ;
- Надой молока на корову U_4 ;

Поэтому в качестве показателей деградации p_i отрасли выберем подушевые удельные величины:

$$p_i = \frac{P_{i,2022}}{P_{i,2005}},$$

где i – вид продукции (зерно и зернобобовые, картофель, овощи, молоко, мясо), производимый в регионе.

И удельные производственные величины u_i :

$$u_i = \frac{U_{i,2022}}{U_{i,2005}},$$

где i – производственный показатель (урожайность зерновых и зернобобовых, урожайность картофеля, урожайность овощей, надой молока на корову).

Регион является деградирующим по показателю p_i или u_i , если величина этого показателя меньше 1, что и естественно, когда $p_{i,2022} < p_{i,2005}$ или $u_{i,2022} < u_{i,2005}$, т.е. новое значение меньше старого.

Для упрощения исключим из рассмотрения население города Москву, Санкт-Петербург, Севастополь и республику Крым. Таким образом, анализу подверглись 78 субъектов РФ.

Таким образом был сформирован датасет приведенных статистических показателей.

Результаты

С использованием алгоритма агломеративной кластеризации была построена дендрограмма, в которой регионы объединены в кластеры по принципу схожести (см.рис.1).

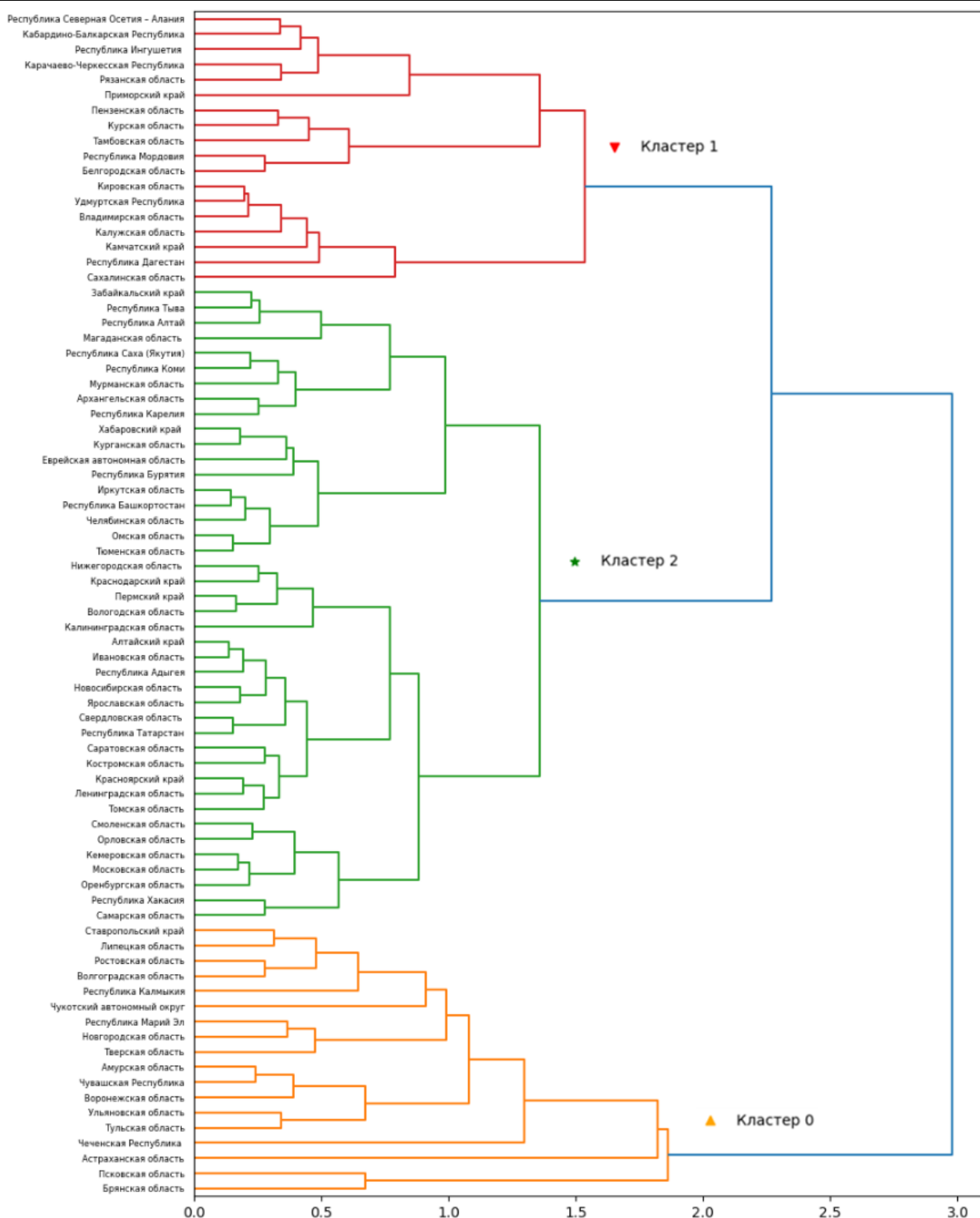


Рис. 1. Дендрограмма, на которой регионы объединены в группы схожести в соответствии с показателями деградации сельскохозяйственного производства

Fig. 1. A dendrogram where regions are grouped into similarity groups according to indicators of agricultural degradation

Алгоритм распределил все регионы на три кластера. Это отображается ветками разных цветов. При необходимости, каждая метка может быть разделена на более мелкие кластеры схожих между собой регионов по степени деградации сельскохозяйственного производства.

Чтобы понять, что общего между регионами каждой ветки дендрограммы, нужно визуализировать точки в пространстве и рассмотреть их взаимное расположение.

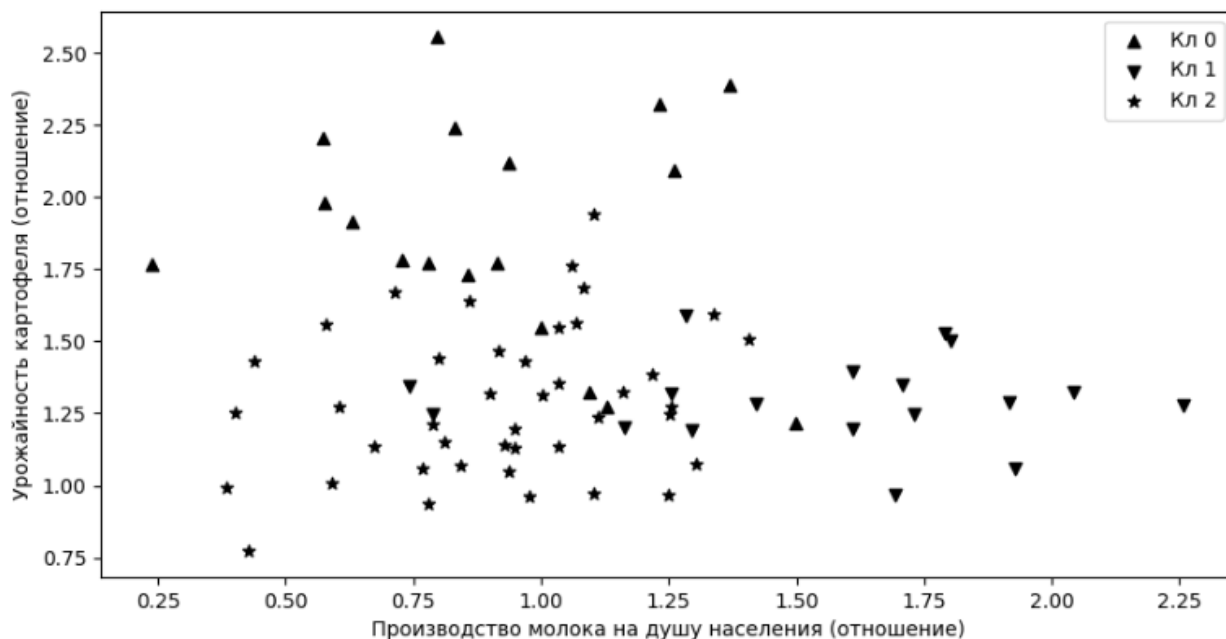


Рис. 2. Одна из проекций кластеров деградации сельскохозяйственного производства

Fig. 2. One of the projections of agricultural degradation clusters

Зеленый кластер 2 – регионы с самыми высокими деградационными показателями.

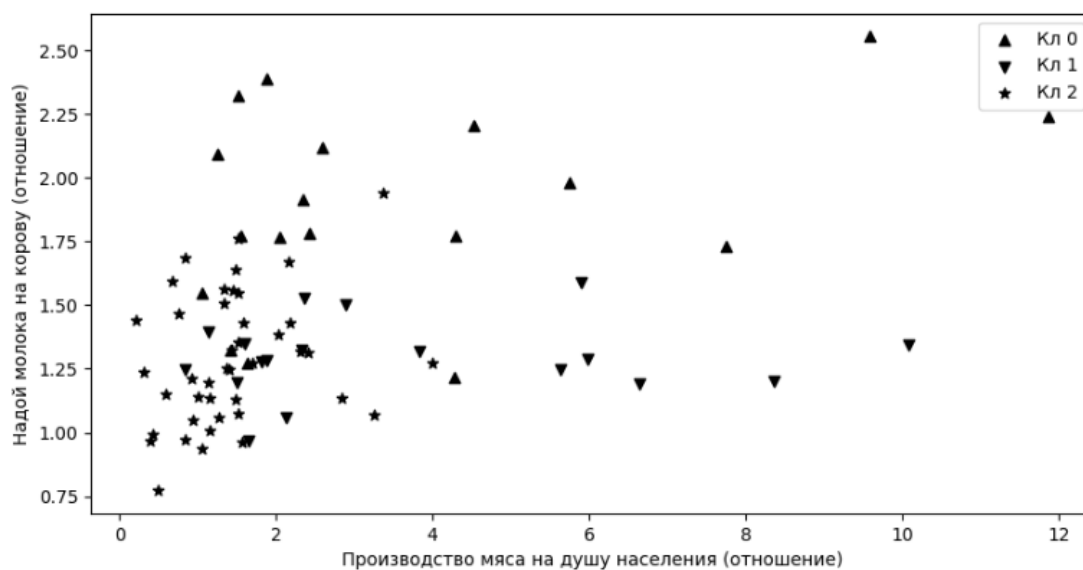


Рис. 3. Одна из проекций кластеров деградации сельскохозяйственного производства

Fig. 3. One of the projections of agricultural degradation clusters

Зеленый кластер 2 – регионы с самыми высокими деградационными показателями.

Таким образом, схожими регионами по степени деградации сельскохозяйственного производства являются регионы, представленные в табл.2.

Сильнее всего деградируют (с точки зрения сельскохозяйственного производства) регионы из Кластера 2. В регионах кластера 2 все показатели деградации высокие – снижающиеся, или увеличившиеся незначительно во времени. Зеленые точки на графиках находятся в диапазонах ниже или незначительно выше 1.

В кластерах 0 и 1 деградация производства практически отсутствует. Все точки желтого и красного цвета расположены в диапазонах, значительно выше 1.

Регионы вместе со своими кластерами были сведены в табл. 2.

**Таблица 2 – Регионы, разбитые на кластеры
по схожести процессов деградации сельскохозяйственного производства**

Table 2 – Regions divided into clusters according to the similarity of agricultural degradation processes

Кластер 0	Брянская область, Воронежская область, Липецкая область, Тверская область, Тульская область, Новгородская область, Псковская область, Республика Калмыкия, Астраханская область, Волгоградская область, Ростовская область, Чеченская Республика, Ставропольский край, Республика Марий Эл, Чувашская Республика, Ульяновская область, Амурская область, Чукотский автономный округ
Кластер 1	Белгородская область, Владимирская область, Калужская область, Курская область, Рязанская область, Тамбовская область, Республика Дагестан, Республика Ингушетия, Кабардино-Балкарская Республика, Карачаево-Черкесская Республика, Республика Северная Осетия – Алания, Республика Мордовия, Удмуртская Республика, Кировская область, Пензенская область, Камчатский край, Приморский край, Сахалинская область
Кластер 2	Ивановская область, Костромская область, Московская область, Орловская область, Смоленская область, Ярославская область, Республика Карелия, Республика Коми, Архангельская область, Вологодская область, Калининградская область, Ленинградская область, Мурманская область, Республика Адыгея, Краснодарский край, Республика Башкортостан, Республика Татарстан, Пермский край, Нижегородская область, Оренбургская область, Самарская область, Саратовская область, Курганская область, Свердловская область, Тюменская область, Челябинская область, Республика Алтай, Республика Тыва, Республика Хакасия, Алтайский край, Красноярский край, Иркутская область, Кемеровская область, Новосибирская область, Омская область, Томская область, Республика Бурятия, Республика Саха (Якутия), Забайкальский край, Хабаровский край, Магаданская область, Еврейская автономная область

Заключение

Были выделены 9 показателей, по которым можно судить о степени деградации сельскохозяйственного производства. К этим показателям был применен алгоритм агломеративной кластеризации, чтобы разделить регионы на схожие группы.

Кластерный анализ позволил выделить деградирующими с точки зрения сельскохозяйственного производства регионы. Ими являются 42 региона, которые представлены в кластере 2. В регионах кластера 2 значительно выше, чем в других регионах, наблюдаются падения сельскохозяйственного производства на душу населения и производственные показатели. Этот кластер является самым неблагополучным.

С точки зрения алгоритма агломеративной кластеризации регионы каждого кластера схожи, что является основанием утверждать, что ко всем этим регионам могут применяться одинаковые меры воздействия для устранения деградационных процессов.

Кластеризация регионов по уровню упадка сельскохозяйственного производства позволяет выстроить адресные стратегии управления и распределения ресурсов. Например:

- Оптимизировать господдержку (регионам кластера 2 можно направлять целевые субсидии, льготные кредиты и программы восстановления инфраструктуры).
- Регионы кластера 2 – зоны риска для обеспечения населения продовольствием. Это позволяет заранее формировать резервы, развивать логистику или перераспределять ресурсы между кластерами.
- Для регионов кластера 2 ввести налоговые каникулы или снижение ставок, чтобы стимулировать бизнес, а в успешных регионах - активизировать сбор налогов для финансирования федеральных программ.

- Создать партнёрства между успешными регионами кластеров 0 и 1 (опыт, технологии) и деградирующими регионами кластера 2 (ресурсы, дешёвая рабочая сила) – например, совместные перерабатывающие предприятия или обмен агроспециалистами.

- Такая задача кластеризации упрощает выбор регионов для вложений. Например, инвесторы в агротех могут фокусироваться на регионы кластеров 0 и 1, где есть потенциал роста при умеренных рисках.

Такое деление превращает абстрактные данные в основу для конкретных действий, снижая риски «слепого» управления.

Список источников

1. Methods' development for analysis of agricultural data in the conditions of AIC digitalization / V. E. Parfenova, Yu. G. Amagaeva, O. V. Galanina, S. A. Olenicheva // *Digital Technologies in Agriculture of the Russian Federation and the World Community*, Stavropol, 27–30 сентября 2021 года. Vol. 2661. – Stavropol: AIP PUBLISHING, 2022. – P. 040001. – DOI 10.1063/5.0113263.
2. Use of intelligent technologies in agroeconomic data analysis / V. E. Parfenova, Y. G. Amagaeva, A. N. Isayenko [et al.] // *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, Yekaterinburg, 15–16 октября 2020 года. – IOP Publishing Ltd: IOP Publishing Ltd, 2021. – P. 012044. – DOI 10.1088/1755-1315/699/1/012044.
3. Donets, N. Yu. Feedforward Neural Networks in Forecasting the Agrarian Sector of the Economy / N. Yu. Donets, O. V. Galanina, Yu. P. Zolotareva // *Digital Technologies in Agriculture of the Russian Federation and the World Community*, Stavropol, 27–30 сентября 2021 года. Vol. 2661. – Stavropol: AIP PUBLISHING, 2022. – P. 040003.
4. Протасов, Ю. М. Кластеризация регионов РФ по уровню их социально-экономического развития / Ю. М. Протасов, В. М. Юров // *Вестник Московского государственного областного университета. Серия: Экономика*. – 2022. – № 2. – С. 95–103. – DOI 10.18384/2310-6646-2022-2-95-103.
5. Галанина, О. В. Кластерная модель анализа больших данных в животноводческом производстве / О. В. Галанина, Ю. П. Золотарева // *Государственное и муниципальное управление. Ученые записки*. – 2023. – № 3. – С. 67–74. – DOI 10.22394/2079-1690-2023-1-3-67-74.
6. Akhmetov, K. A. Clustering of agro-industrial complex of the Republic of Kazakhstan: prerequisites, distinguishing features, correlation matrix / K. A. Akhmetov, G. O. Seidaliyeva, B. Mutalipkyzy // *Problems of AgriMarket*. – 2024. – No. 3. – P. 176–187. – DOI 10.46666/2024-3.2708-9991.16.
7. Золотарева, Ю. П. Стратегическое планирование и программирование регионального и муниципального развития сельских территорий / Ю. П. Золотарева, О. В. Галанина // *Известия Международной академии аграрного образования*. – 2021. – № 56. – С. 69–72.
8. Канавцев, М. В. Особенности управления ресурсным потенциалом сельских территорий в условиях ВТО. Научно-техническое и инновационное развитие АПК России / М. В. Канавцев, П. А. Нуттунен, А. Л. Попова // *Научно-техническое и инновационное развитие АПК России : Труды Всероссийского совета молодых ученых и специалистов аграрных образовательных и научных учреждений, Москва, 04–06 февраля 2013 года / ФГБНУ «Росинформагротех»*. – М.: Российский научно-исследовательский институт информации и технико-экономических исследований по инженерно-техническому обеспечению агропромышленного комплекса, 2013. – С. 130–133.
9. Янышев, В. И. Прогрессивные факторы противодействия процессам деградации и деиндустриализации в АПК (в контекстах оцененных эпохами преобразований, рыночных "реформ" и присоединения России к ВТО) / В. И. Янышев, Т. В. Савченко, А. Ф. Демченко // *Регион: системы, экономика, управление*. – 2012. – № 4(19). – С. 89–95.
10. Тарханова, З. Э. Продовольственная безопасность государства: содержание, значение, угрозы, продовольственной безопасности / З. Э. Тарханова // *Экономика и управление: проблемы, решения*. – 2024. – Т. 6, № 10(151). – С. 84–90. – DOI 10.36871/ek.up.p.r.2024.10.06.010.

References

1. Methods' development for analysis of agricultural data in the conditions of AIC digitalization / V. E. Parfenova, Yu. G. Amagaeva, O. V. Galanina, S. A. Olenicheva. In: *Digital Technologies in Agriculture of the Russian Federation and the World Community*, Stavropol, 2021. Vol. 2661. – Stavropol: AIP PUBLISHING, 2022. – P. 040001. – DOI 10.1063/5.0113263.

2. Use of intelligent technologies in agro-economic data analysis / V. E. Parfenova, Y. G. Amagaeva, A. N. Isayenko [et al.]. In: *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, Yekaterinburg, 2020. – IOP Publishing Ltd: IOP Publishing Ltd, 2021. – P. 012044. – DOI 10.1088/1755-1315/699/1/012044.
3. Donets, N. Yu. Feedforward Neural Networks in Forecasting the Agrarian Sector of the Economy / N. Yu. Donets, O. V. Galanina, Yu. P. Zolotareva. In: *Digital Technologies in Agriculture of the Russian Federation and the World Community*, Stavropol, 2021. Vol. 2661. – Stavropol: AIP PUBLISHING, 2022. – P. 040003.
4. Protasov Yu. M., Yurov V. M. Clustering of Russian regions by the level of their socio-economic development. *Bulletin of Moscow Region State University. Series: Economics*. 2022;(2):95–103. – DOI 10.18384/2310-6646-2022-2-95-103. (In Russ.)
5. Galanina O. V., Zolotareva Yu. P. Cluster model for big data analysis in livestock production. *State and Municipal Management. Scholar Notes*. 2023;(3):67–74. – DOI 10.22394/2079-1690-2023-1-3-67-74.
6. Akhmetov K. A., Seidaliyeva G. O., Mutalipkyzy B. Clustering of agro-industrial complex of the Republic of Kazakhstan: prerequisites, distinguishing features, correlation matrix. *Problems of AgriMarket*. 2024;(3):176–187. – DOI 10.46666/2024-3.2708-9991.16.
7. Zolotareva Yu. P., Galanina O. V. Strategic planning and programming of regional and municipal development of rural areas. In: *Proceedings of the International Academy of Agricultural Education*. 2021;(56):69–72. (In Russ.)
8. Kanavtsev M. V., Nuttunen P. A., Popova A. L. Features of managing the resource potential of rural areas under WTO conditions. Scientific, technical, and innovative development of the Russian agro-industrial complex. In: *Scientific, Technical, and Innovative Development of the Russian Agro-Industrial Complex: Proceedings of the All-Russian Council of Young Scientists and Specialists of Agricultural Educational and Scientific Institutions*, Moscow, February 4–6, 2013 / FGBNU "Rosinformagrotekh". – Moscow: Russian Research Institute of Information and Technical-Economic Research on Engineering and Technical Support of the Agro-Industrial Complex, 2013:130–133. (In Russ.)
9. Yanyshchev V. I., Savchenko T. V., Demchenko A. F. Progressive factors counteracting degradation and deindustrialization processes in the agro-industrial complex (in the context of transformations assessed by eras, market "reforms," and Russia's accession to the WTO). *Region: Systems, Economics, Management*. 2012; 4(19):89–95. (In Russ.)
10. Tarkhanova Z. E. Food security of the state: content, significance, threats to food security. *Economics and Management: Problems, Solutions*. 2024;6(10(151)):84–90. – DOI 10.36871/ek.up.p.r.2024.10.06.010. (In Russ.)

Информация об авторах

О. В. Галанина – кандидат экономических наук, доцент кафедры прикладной информатики, статистики и математики, Санкт-Петербургский государственный аграрный университет.

Ю. П. Золотарёва – кандидат экономических наук, доцент кафедры земельных отношений и кадастра, Санкт-Петербургский государственный аграрный университет.

Information about the authors

O. V. Galanina – Cand. Sci. (Econ.), Associate Professor of the Department of Applied Informatics, Statistics, and Mathematics, Saint Petersburg State Agrarian University.

Yu. P. Zolotareva – Cand. Sci. (Econ.), Associate Professor of the Department of Land Relations and Cadastre, Saint Petersburg State Agrarian University.

Вклад авторов: все авторы сделали эквивалентный вклад в подготовку публикации.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Contribution of the authors: the authors contributed equally to this article. The authors declare no conflicts of interests.

Статья поступила в редакцию 28.03.2025; одобрена после рецензирования 05.05.2025; принята к публикации 06.05.2025.

The article was submitted 28.03.2025; approved after reviewing 05.05.2025; accepted for publication 06.05.2025.