

Кластерный подход в анализе социально-экономического положения Санкт-Петербурга

Орлова Екатерина Андреевна, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации, Северо-Западный институт управления, Санкт-Петербург, Российская Федерация
студентка 4-го курса бакалавриата, факультет экономики и финансов
E-mail: eorlova-22@edu.ranepa.ru

Научный руководитель:

Полянская Светлана Владимировна, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации, Северо-Западный институт управления, Санкт-Петербург, Российская Федерация
E-mail: polyanskaya-sv@ranepa.ru

Аннотация

Введение: статья посвящена решению проблемы сравнительного анализа социально-экономического положения российских регионов путем разработки и апробации комплексного кластерного подхода. Цели исследования — определение места Санкт-Петербурга в системе субъектов РФ и выявление устойчивого круга регионов-аналогов и специфики города по ключевым сферам развития.

Методы: методология основана на иерархической кластеризации 85 субъектов РФ по системе из 39 показателей (2017–2023 гг.), сгруппированных в шесть тематических блоков. Для повышения устойчивости результатов применена комплексная предобработка данных: преобразование Бокса-Кокса для нормализации распределений и сравнительный анализ четырех методов стандартизации (Z-стандартизация, МинМакс, робастная и MedCouple стандартизация). Индекс схожести рассчитывался как доля анализов, в которых регион оказывался в одном кластере с Санкт-Петербургом.

Результаты: исследование выявило устойчивое ядро регионов-аналогов Санкт-Петербурга, включающее Москву, крупные промышленные центры, развитые дальневосточные и высокодоходные ресурсные территории. Установлена значительная дифференциация схожести: Санкт-Петербург демонстрирует типичность в демографической и экономической сферах, уникальность — в образовании и культуре, а по уровню жизни и развитию инфраструктуры относится к узкой группе регионов-лидеров. Сравнение методов стандартизации показало, что их комбинированное применение позволяет получить более полную и устойчивую картину межрегиональных сопоставлений.

Обсуждение: научная новизна работы заключается в комплексном сравнении методов стандартизации для повышения устойчивости результатов кластеризации. Полученные выводы формируют основу для разработки адресных рекомендаций в области региональной политики, позволяя перейти от сравнений «со средним по России» к целевой работе с конкретными регионами-аналогами и стратегическому управлению уникальными конкурентными преимуществами Санкт-Петербурга.

Ключевые слова: кластерный анализ, социально-экономическое развитие, регионы России, стандартизация данных, региональная политика, иерархическая кластеризация.

Для цитирования: Орлова Е. А. Кластерный подход в анализе социально-экономического положения Санкт-Петербурга // Новизна. Эксперимент. Традиции (Н.Экс.Т). – 2026. – Т. 12. – № 1 (33). – С. 31–42.

Cluster Approach in the Analysis of the Socio-Economic Situation of St. Petersburg

Ekaterina A. Orlova, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, North-West Institute of Management (Saint Petersburg, Russian Federation)

BA student, Faculty of Economics and Finance

E-mail: eorlova-22@edu.ranepa.ru

Academic Supervisor:

Svetlana V. Polyanskaya, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, North-West Institute of Management (Saint Petersburg, Russian Federation)

E-mail: polyanskaya-sv@ranepa.ru

Abstract

Introduction: This paper addresses the issue of comparative analysis of the socio-economic status of Russian regions via developing and testing a comprehensive cluster approach. The goal of the research consists in determining the position of Saint Petersburg within the system of the constituent entities of the Russian Federation, identify a consistent group of analogous regions, as well as some specific characteristics of the city in the key development areas.

Methods: The methodology is based on the hierarchical clustering of 85 subjects of the Russian Federation employing a system of 39 indicators (2017-2023), grouped into six thematic blocks. To enhance the robustness of the results, comprehensive data preprocessing was applied: a Box-Cox transformation for normalizing distributions and a comparative analysis of four standardization methods (Z-standardization, Min-Max, robust, and MedCouple standardization). The similarity index was calculated as the proportion of analyses in which a region was placed in the same cluster as Saint Petersburg.

Results: The study identified a stable core of the regions analogous to Saint Petersburg, including Moscow, major industrial centers, developed Far Eastern territories, and high-income resource-rich areas. A significant differentiation in similarity was established: Saint Petersburg shows typical characteristics in demographic and economic spheres, the uniqueness in educational and cultural perspectives, while in terms of living standards and infrastructure development, it belongs to a narrow group of leading regions. The comparison of standardization methods has demonstrated that their combined application provides a more complete and consistent presentation of interregional comparisons.

Discussion: The academic novelty of this study consists in the comprehensive comparison of standardization methods to enhance the robustness of clustering results. The conclusions drawn constitute the foundation for developing targeted recommendations in regional policy, allowing for a shift from comparisons “with the average in Russia” to focused work with specific analogous regions and the strategic management of Saint Petersburg’s unique competitive advantages.

Keywords: cluster analysis, socio-economic development, regions of Russia, data standardization, regional policy, hierarchical clustering.

For citation: Orlova, E. A. (2026) Cluster Approach in the Analysis of the Socio-Economic Situation of St. Petersburg. *Novelty. Experiment. Traditions (N.Ex.T)*, vol. 12, no. 1 (33), pp. 31–42.

Кластерный подход служит ключевым инструментом региональной экономики, позволяя выявлять группы территорий со схожими социально-экономическими характеристиками. Актуальность такой типологии для России обусловлена необходимостью выработки эффективной региональной политики в условиях значительной дифференциации субъектов. Особый интерес представляет Санкт-Петербург, обладающий как типичными чертами, так и выраженной спецификой.

Основной проблемой исследования является отсутствие универсального и устойчивого метода сравнительного анализа регионов России. Существующие подходы часто сталкиваются с трудностями выбора системы показателей и метода стандартизации данных, что напрямую влияет на результаты кластеризации.

Цель работы — разработка и апробация кластерного подхода к анализу положения Санкт-Петербурга на основе применения четырех методов стандартизации данных (Z-стандартизация, МинМакс, робастная и MedCouple стандартизация). Исследование направлено на выбор оптимального метода, определение места города в системе российских регионов и формирование списка регионов-аналогов для выработки управленческих рекомендаций.

Проблема группировки регионов по уровню социально-экономического развития традиционна для региональной экономики. Исследования^{1, 2} подтверждают эффективность кластеризации для выявления скрытых закономерностей и типизации регионов.

Ключевым вопросом остается формирование системы показателей. Существует консенсус о необходимости комплексного подхода, учитывающего экономические, социальные и демографические аспекты³. Важность включения показателей человеческого капитала⁴ также нашла отражение в системе из шести тематических блоков, которые используются в исследовании.

Особое значение имеет предобработка данных. Как отмечено в работе Е. В. Долгодворовой⁵, чувствительность алгоритмов к масштабу и распределению данных делает этап стандартизации критически важным. Однако большинство исследований ограничиваются одним методом (чаще Z-стандартизацией) без сравнения устойчивости результатов. В настоящем исследовании проводится сравнение четырех методов стандартизации, включая робастные методы, устойчивые к выбросам.

Методологическую основу исследования составил кластерный анализ, реализованный с применением иерархического агломеративного алгоритма. Для обеспечения устойчивости и достоверности выводов анализ проводился с использованием программной среды R, что позволило автоматизировать вычисления и обеспечить воспроизводимость результатов.

Для анализа была разработана комплексная система, включающая 39 социально-экономических показателей по 85 субъектам Российской Федерации, по которым представлены данные за период с 2017 по 2023 г. на официальном сайте Федеральной службы государственной статистики. Все показатели были сгруппированы в шесть тематических

¹ Кетова К. В., Касаткина Е. В., Вавилова Д. Д. Кластеризация регионов Российской Федерации по уровню социально-экономического развития с использованием методов машинного обучения // Экономические и социальные перемены: факты, тенденции, прогноз. 2021. Т. 14, № 6. С. 70–85.

² Логачева Н. М., Петрова А. К. Применение методов кластеризации в экономическом анализе регионов // Инновации. 2021. № 5 (271). С. 43–51.

³ Куренков П. В., Карышев М. Ю. Сопоставление отдельных аспектов социально-экономического положения районов Крайнего Севера и приравненных к ним местностей с остальной территорией Российской Федерации // Социально-экономический и гуманитарный журнал. 2025. № 1. С. 37–49.

⁴ Блануца В. И. Пространственная алгоритмическая предвзятость в социально-экономической кластеризации российских регионов // Пространственная экономика. 2024. Т. 20, № 2. С. 71–92.

⁵ Долгодворова Е. В. Кластерный анализ: базовые концепции и алгоритмы // Вопросы науки и образования. 2018. № 7 (19). С. 73–76.

блоков: демография и трудовые ресурсы, здравоохранение, экономика и инновации, уровень жизни и доходы, образование и культура, услуги и транспорт.

Ключевым этапом исследования, предворяющим кластеризацию, стала комплексная предобработка данных. Поскольку исходные социально-экономические показатели существенно различаются по масштабу и характеру распределения, их прямое сравнение и совместный анализ были бы некорректны. Для приведения распределения данных к нормальному и минимизации влияния асимметрии и выбросов на результаты кластеризации было применено преобразование Бокса-Кокса. Это преобразование позволило стабилизировать дисперсию и приблизить распределения к нормальному, что является важным условием для применения многих статистических методов, включая используемые далее алгоритмы кластеризации, чувствительные к экстремальным значениям и сильной скошенности данных.

После преобразования Бокса-Кокса для обеспечения единого масштаба показателей был реализован сравнительный подход с использованием четырех методов стандартизации: Z-стандартизации, приводящей данные к распределению с нулевым средним и единичной дисперсией; стандартизации МинМакс, масштабирующей значения в интервал $[0;1]$; робастной стандартизации на основе медианы и межквартильного размаха, устойчивой к аномальным наблюдениям, а также MedCouple стандартизации, специально адаптированной для работы с асимметричными распределениями. Такой комплексный подход к предобработке, включающий нелинейное преобразование и различные методы стандартизации, позволил нивелировать ограничения, присущие каждому из методов в отдельности, и обеспечить высокую устойчивость и надежность итоговых результатов кластерного анализа.

Сама же кластеризация проводилась в два этапа:

1. Общая кластеризация: определение регионов, схожих с Санкт-Петербургом по всему комплексу из 39 показателей.
2. Кластеризация по группам показателей: выявление схожести в конкретных сферах (например, образование, уровень жизни).

Для количественной оценки результатов был введен индекс схожести — доля анализов (в процентах), в которых регион оказывался в одном кластере с Санкт-Петербургом, от общего числа проведенных анализов ($7 \text{ лет} \times 6 \text{ групп показателей} = 42$). Итоговый список регионов-аналогов формировался на основе комплексного критерия: регион должен был иметь не менее 10 случаев попадания в один кластер с Санкт-Петербургом и демонстрировать схожесть не менее чем по 5 различным группам показателей, что обеспечивало учет комплексной, а не случайной схожести.

На предварительном этапе для нормализации распределения и снижения влияния асимметрии и выбросов все социально-экономические показатели были обработаны с помощью преобразования Бокса-Кокса. Индивидуальный подбор параметра λ для каждого показателя и года позволил адаптировать метод к специфике распределения.

Эффективность преобразования подтверждается значительным увеличением числа показателей, чье распределение статистически значимо не отличалось от нормального: с 5–8 до 22–25 из 39. Наиболее существенное улучшение наблюдалось у ключевых экономических индикаторов. Например, распределение валового регионального продукта (ВРП), изначально имевшего выраженную правостороннюю асимметрию, после преобразования с $\lambda = -0,63$ перестало значимо отличаться от нормального ($p\text{-value}$ Шапиро-Уилка = 0,60), что наглядно демонстрирует рисунок 1.

Аналогичный прогресс был достигнут для ряда социальных показателей. В то же время для некоторых индикаторов, например, численности населения, преобразование не привело к нормализации (рис. 2), что указывает на устойчивую, фундаментальную природу их распределения.

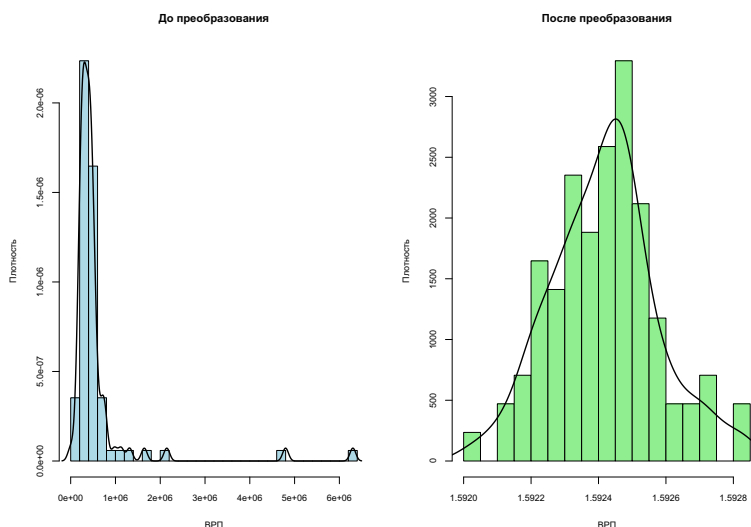


Рис. 1. Изменение плотности распределения ВРП за 2017 г. (составлено автором по данным с сайта <https://rosstat.gov.ru>)

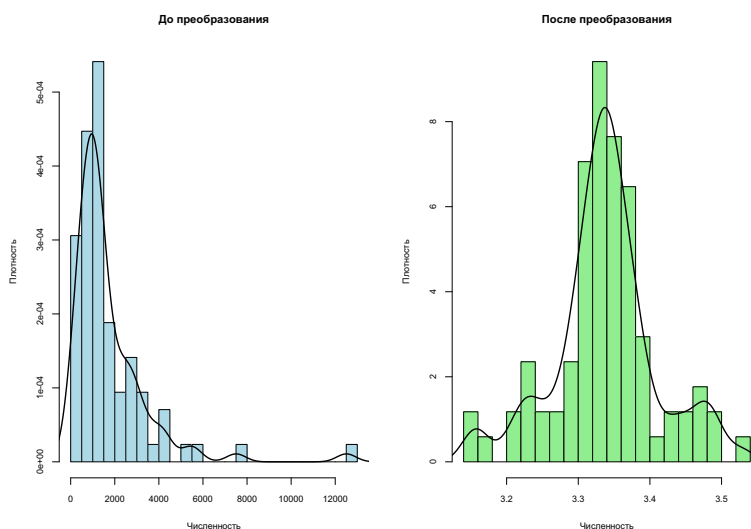


Рис. 2. Изменение плотности распределения численности населения за 2017 г. (составлено автором по данным с сайта <https://rosstat.gov.ru>)

Несмотря на это, преобразование в целом позволило перейти к данным с нормальным распределением, что является необходимым условием для последующего статистического анализа, и заложило основу для надежной кластеризации.

После выполнения преобразования Бокса-Кокса для нормализации распределений показателей был проведен сравнительный анализ четырех методов стандартизации данных, каждый из которых продемонстрировал различные аспекты схожести регионов с Санкт-Петербургом.

Z-стандартизация (рис. 3) выявила наиболее классическую картину регионов-аналогов. Безусловным лидером с индексом схожести 95,2 % стала Москва, что подтверждает особый статус двух столичных мегаполисов.

В первую десятку также вошли крупные промышленные и экономически развитые регионы: Свердловская область (81,0 %), Республика Татарстан (71,4 %), Нижегородская область (66,7 %), а также Приморский и Хабаровский края (по 64,3 %). Значимо,

что Российская Федерация в целом показала индекс схожести 64,3 %, что указывает на определенную репрезентативность Санкт-Петербурга в общероссийском контексте при использовании данного метода.

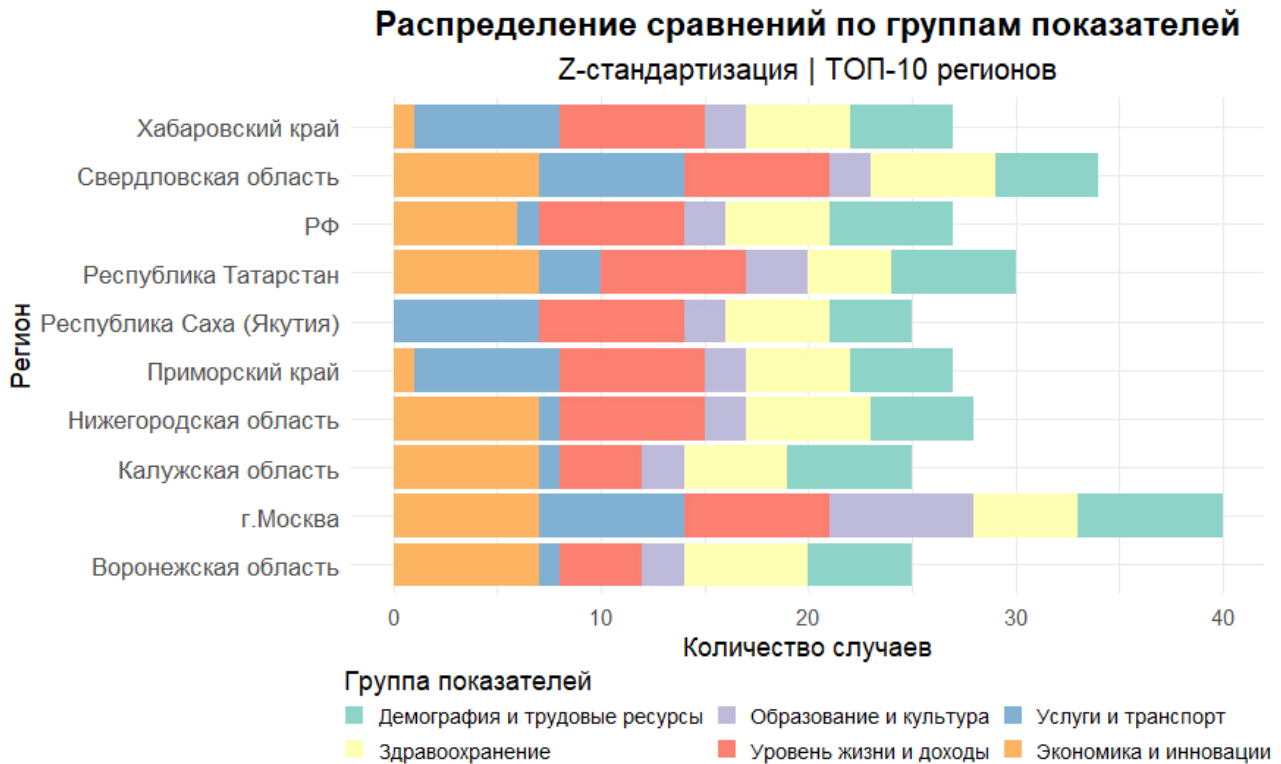


Рис. 3. Кластеризация с Z-стандартизацией
(составлено автором по данным с сайта <https://rosstat.gov.ru>)

Стандартизация МинМакс (рис. 4), обладающая повышенной чувствительностью к выбросам, подтвердила лидерство Москвы (92,9 %), но внесла существенные коррективы в состав регионов-аналогов.

Наряду с промышленно развитыми регионами (Свердловская область — 64,3 %, Калужская и Нижегородская области — по 57,1 %) в топ-10 вошли ресурсодобывающие территории (Ямало-Ненецкий АО — 57,1 %) и дальневосточные регионы (Хабаровский край — 57,1 %). Это свидетельствует о том, что при учете экстремальных значений профиль Санкт-Петербурга оказывается ближе к регионам с особым экономическим статусом.

Робастная стандартизация (рис. 5), устойчивая к выбросам, также подтвердила лидерство Москвы.

Москва продемонстрировала максимальную близость (95,2 %), при этом значительно выросли индексы у Ханты-Мансийского АО – Югры (61,9 %) и Республики Саха (Якутия) (59,5 %). Это указывает на наличие устойчивой схожести с Санкт-Петербургом по ключевым медианным значениям показателей, не искаженной экстремальными значениями.

MedCouple стандартизация (рис. 6), адаптирующаяся к асимметрии распределения, тоже подтвердила лидерство Москвы (95,2 %) и показала высокую схожесть Свердловской области (73,8 %) с Санкт-Петербургом.

В топ-10 вошли Ханты-Мансийский АО – Югра (64,3 %), Хабаровский край, Нижегородская и Самарская области (по 61,9 %). Метод продемонстрировал сбалансированные результаты, учитывающие как симметричные, так и асимметричные распределения

показателей, что делает его особенно ценным для комплексного социально-экономического анализа.

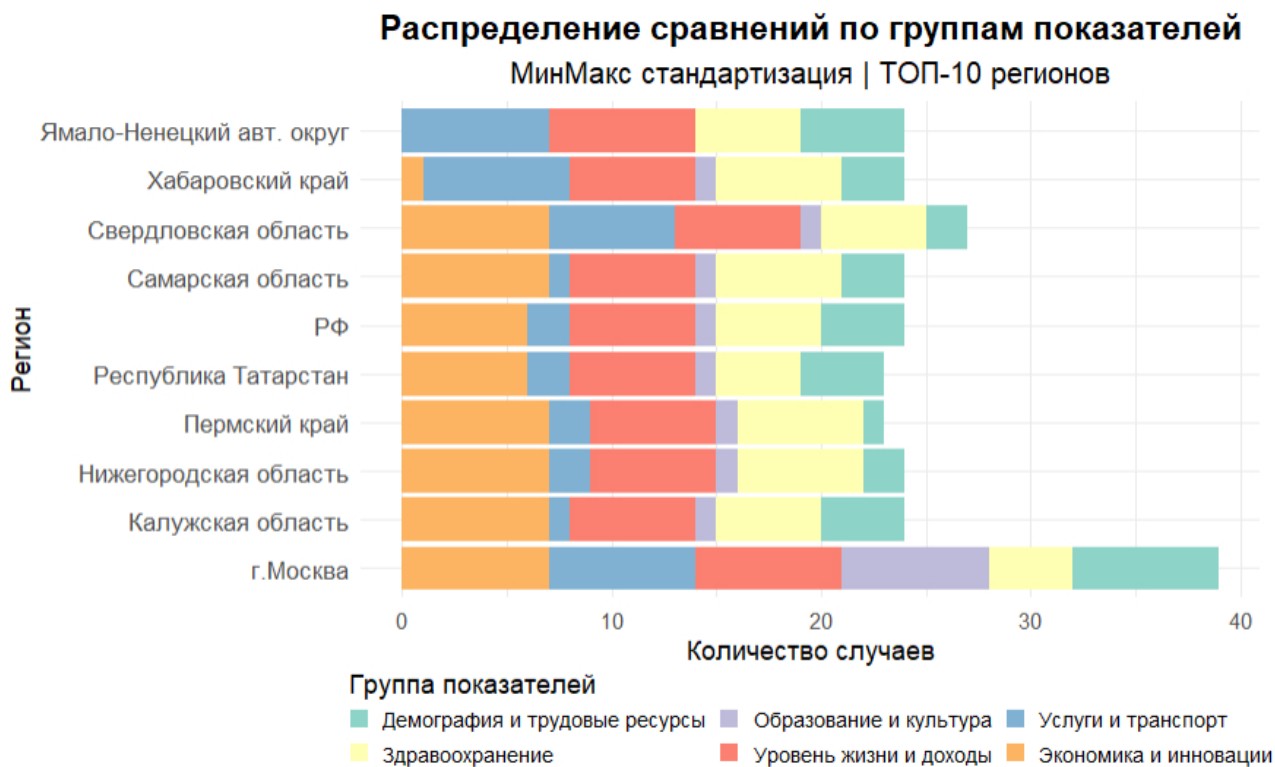


Рис. 4. Кластеризация со стандартизацией МинМакс (составлено автором по данным с сайта <https://rosstat.gov.ru>)

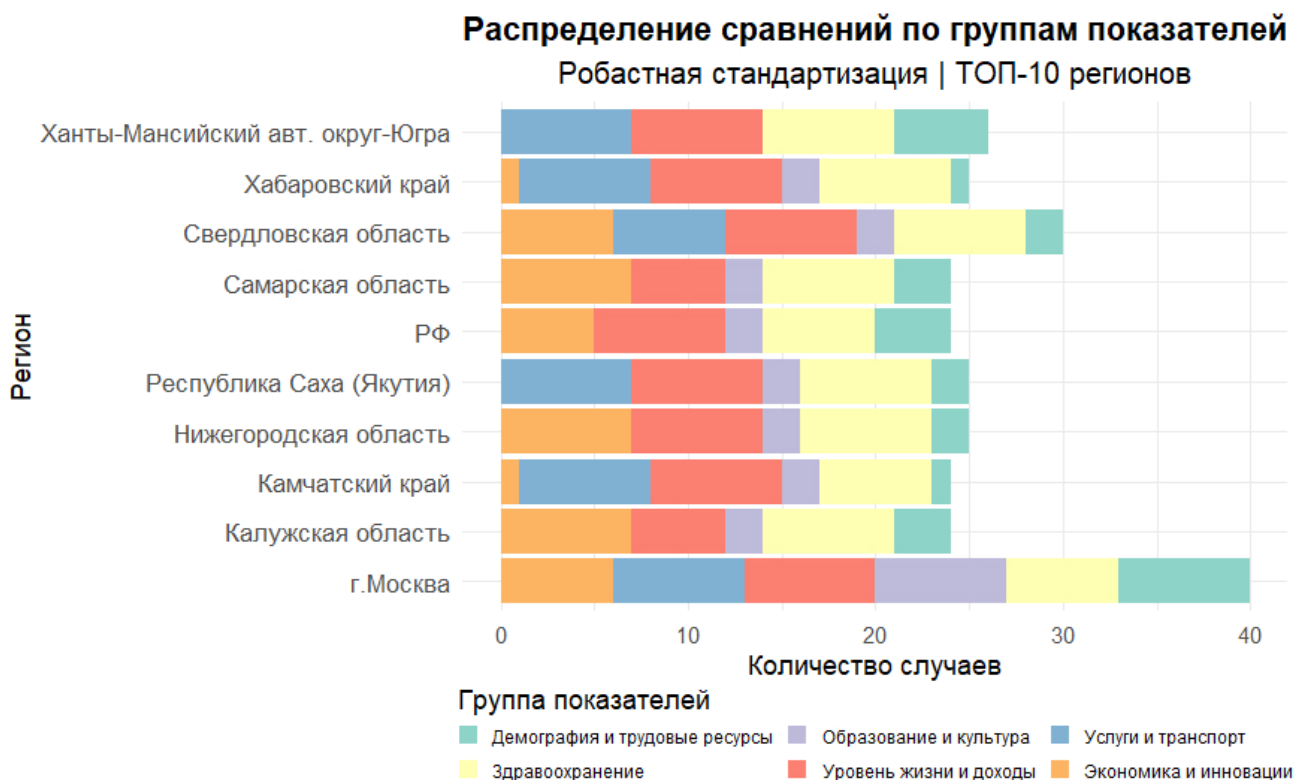


Рис. 5. Кластеризация с робастной стандартизацией (составлено автором по данным с сайта <https://rosstat.gov.ru>)

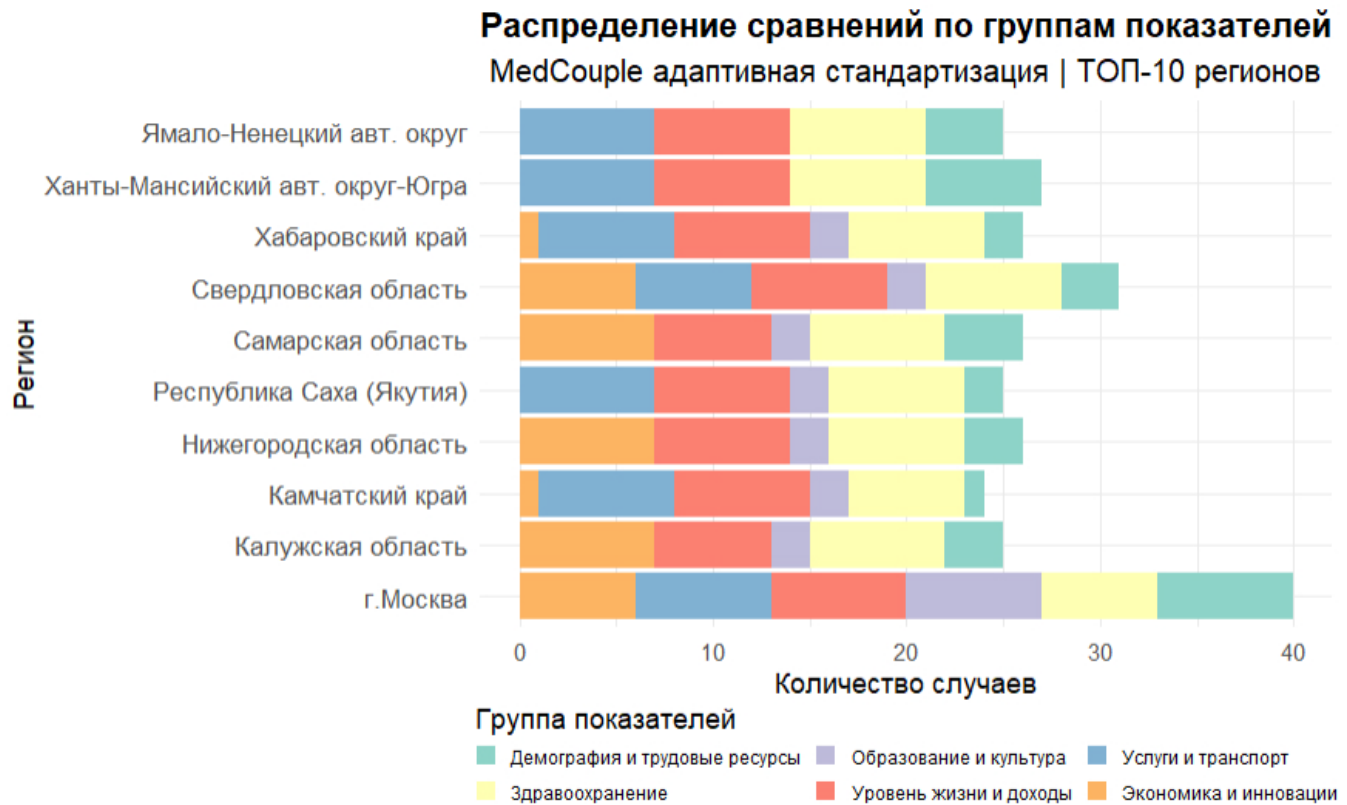


Рис. 6. Кластеризация с MedCouple стандартизацией
(составлено автором по данным с сайта <https://rosstat.gov.ru>)

Сравнительный анализ методов стандартизации выявил устойчивое ядро регионов-аналогов Санкт-Петербурга, включающее Москву, крупные промышленные регионы и развитые дальневосточные территории, при этом каждый метод подчеркивал различные аспекты этой схожести — от классических экономических параллелей до структурного сходства в условиях особого статуса или ресурсной ориентации.

Проведенное исследование позволило не только выявить регионы-аналоги Санкт-Петербурга, но и проанализировать влияние методологического выбора на результаты кластеризации, что вносит вклад в решение основной проблемы, обозначенной во введении, — отсутствия универсального и устойчивого метода сравнительного анализа регионов России.

Выявленное устойчивое ядро регионов-аналогов, включающее Москву, крупные промышленные центры (Свердловская, Нижегородская, Самарская области, Татарстан), развитые дальневосточные и высокодоходные ресурсные территории, подтверждает гипотезу о двойственности положения Санкт-Петербурга. С одной стороны, он схож с диверсифицированными экономическими центрами, что согласуется с выводами исследований о кластеризации по экономико-инновационным показателям^{6, 7}. С другой — его близость к ресурсодобывающим регионам, проявившаяся при использовании методов,

⁶ Заварухин В. П., Чинаева Т. И., Чурилова Э. Ю. Регионы России: результаты кластеризации на основе экономических и инновационных показателей // Статистика и экономика. 2022. Т. 19, № 5. С. 35–47.

⁷ Кетова К. В., Касаткина Е. В., Вавилова Д. Д. Кластеризация регионов Российской Федерации по уровню социально-экономического развития с использованием методов машинного обучения // Экономические и социальные перемены: факты, тенденции, прогноз. 2021. Т. 14, № 6. С. 70–85.

устойчивых к выбросам (МинМакс, робастная стандартизация), указывает на сходство не по структуре экономики, а по высокому абсолютному уровню финансовых возможностей и, как следствие, уровню жизни, что также отмечалось в работах по дифференциации доходов^{8,9}. Исключительная уникальность города в сфере образования и культуры, где он формирует кластер лишь с Москвой, полностью соответствует его устоявшемуся статусу культурной столицы и крупнейшего научно-образовательного центра, что подчеркивает важность учета показателей человеческого капитала¹⁰ в региональных сопоставлениях.

Основная научная новизна работы заключается в комплексном сравнении методов преобработки данных. Результаты наглядно демонстрируют, что выбор метода стандартизации является не технической, а содержательной задачей. Z-стандартизация, являясь де-факто стандартом во многих исследованиях^{11,12}, выстраивает классическую иерархию регионов по принципу близости к среднему. Однако, как показал анализ, она может нивелировать специфику регионов с экстремальными значениями показателей. В свою очередь, робастные методы выявили устойчивые структурные сходства Санкт-Петербурга с регионами, имеющими иной экономический уклад, но сопоставимые медианные уровни развития по ряду индикаторов. Таким образом, комбинированное применение различных методов стандартизации, предваренное преобразованием Бокса-Кокса для нормализации распределений, позволило получить более полную, многомерную и устойчивую картину схожести, минимизируя случайность, вызванную артефактами одного алгоритма.

Полученные результаты имеют непосредственное значение для региональной политики. Выявленная дифференциация схожести по сферам позволяет перейти от универсальных мер к адресным. В типичных для города сферах (демография, здравоохранение) целесообразен обмен опытом с широким кругом регионов. В сферах, где Санкт-Петербург входит в узкую группу лидеров (уровень жизни, инфраструктура), актуально перенимание лучших практик у Москвы и наиболее успешных ресурсных регионов, особенно в части управления доходами и реализации крупных инфраструктурных проектов. В уникальных сферах (образование, культура) ключевой задачей становится не догоняющее развитие, а сохранение и капитализация конкурентных преимуществ, их монетизация через развитие туризма, экспорт образовательных услуг и усиление глобального позиционирования.

Необходимо отметить и ограничения проведенного анализа. Во-первых, результаты чувствительны к выбранной системе из 39 показателей, несмотря на ее комплексность. Включение или исключение отдельных индикаторов могло бы повлиять на состав кластеров. Во-вторых, использованный иерархический агломеративный алгоритм, как и любой метод кластеризации, предполагает субъективный выбор меры расстояния и метода связи, что также вносит некоторую неопределенность. В-третьих, период исследования (2017–2023 гг.) включает этап экономической турбулентности, что могло повлиять на

⁸ Белоконов С. Ю., Конищев Е. С. Трансформация экономики российских регионов в 2020–2022 гг. и возможности социально-экономического развития Донбасса в составе России // Проблемы рыночной экономики. 2022. № 4. С. 42–56.

⁹ Минаков А. В. Проблемы сбалансированного социально-экономического развития регионов России / А. В. Минаков // Вестник Алтайской академии экономики и права. 2024. № 3-3. С. 420–427.

¹⁰ Блануца В. И. Пространственная алгоритмическая предвзятость в социально-экономической кластеризации российских регионов // Пространственная экономика. 2024. Т. 20, № 2. С. 71–92.

¹¹ Долгодворова Е. В. Кластерный анализ: базовые концепции и алгоритмы // Вопросы науки и образования. 2018. № 7 (19). С. 73–76.

¹² Кетова К. В., Касаткина Е. В., Вавилова Д. Д. Кластеризация регионов Российской Федерации по уровню социально-экономического развития с использованием методов машинного обучения // Экономические и социальные перемены: факты, тенденции, прогноз. 2021. Т. 14, № 6. С. 70–85.

динамику показателей. В дальнейших исследованиях целесообразно проверить устойчивость полученного ядра аналогов на расширенном наборе показателей.

Проведенное исследование было направлено на разработку и апробацию комплексного кластерного подхода для определения социально-экономического положения Санкт-Петербурга в системе российских регионов с использованием четырех методов стандартизации данных. В результате применения иерархической кластеризации к системе из 39 показателей за период 2017–2023 гг. было выявлено устойчивое ядро регионов-аналогов, в которое вошли Москва, крупные промышленные субъекты (Свердловская, Нижегородская, Самарская области, Республика Татарстан), развитые дальневосточные территории, а также высокодоходные ресурсодобывающие регионы. Установлена значительная дифференциация схожести Санкт-Петербурга с другими субъектами РФ по отдельным сферам: город демонстрирует типичность в демографической и экономической сферах, принадлежит к узкой группе лидеров по уровню жизни и развитию инфраструктуры, а в области образования и культуры обладает уникальным, не имеющим аналогов среди других регионов статусом.

Научная новизна работы подтверждена результатами комплексного сравнения методов стандартизации, показавшего, что комбинированное их применение повышает устойчивость и интерпретируемость результатов кластеризации. Практическая значимость исследования заключается в формировании основы для перехода от усредненных сравнений «по России» к адресной региональной политике, позволяющей Санкт-Петербургу заимствовать лучшие практики в типичных сферах, укреплять лидерство в ключевых областях и капитализировать уникальные конкурентные преимущества в культурно-образовательном пространстве. Таким образом, кластерный подход с применением многовариантной стандартизации данных продемонстрировал свою эффективность как инструмент для глубокого и структурированного анализа регионального развития.

Список источников:

1. *Белоконев С. Ю.* Трансформация экономики российских регионов в 2020–2022 гг. и возможности социально-экономического развития Донбасса в составе России / С. Ю. Белоконев, Е. С. Конищев // Проблемы рыночной экономики. 2022. № 4. С. 42–56. DOI: 10.33051/2500-2325-2022-4-42-56 EDN: AFUQTP
2. *Блануца В. И.* Пространственная алгоритмическая предвзятость в социально-экономической кластеризации российских регионов // Пространственная экономика. 2024. Т. 20, № 2. С. 71–92. DOI: 10.14530/se.2024.2.071-092 EDN: RZKPUD
3. *Долгодворова Е. В.* Кластерный анализ: базовые концепции и алгоритмы // Вопросы науки и образования. 2018. № 7 (19). С. 73–76. EDN: XPICXB
4. *Заварухин В. П.* Регионы России: результаты кластеризации на основе экономических и инновационных показателей / В. П. Заварухин, Т. И. Чинаева, Э. Ю. Чурилова // Статистика и экономика. 2022. Т. 19, № 5. С. 35–47. DOI: 10.21686/2500-3925-2022-5-35-47 EDN: THDRUV
5. *Кетова К. В.* Кластеризация регионов Российской Федерации по уровню социально-экономического развития с использованием методов машинного обучения / К. В. Кетова, Е. В. Касаткина, Д. Д. Вавилова // Экономические и социальные перемены: факты, тенденции, прогноз. 2021. Т. 14, № 6. С. 70–85. DOI: 10.15838/esc.2021.6.78.4 EDN: DZHETJ
6. *Куренков П. В.* Сопоставление отдельных аспектов социально-экономического положения районов Крайнего Севера и приравненных к ним местностей с остальной

территорией Российской Федерации / П. В. Куренков, М. Ю. Карышев // Социально-экономический и гуманитарный журнал. 2025. № 1. С. 37–49. DOI: 10.36718/2500-1825-2025-1-37-49 EDN: XWBH1P

7. *Логачева Н. М.* Применение методов кластеризации в экономическом анализе регионов / Н. М. Логачева, А. К. Петрова // Инновации. 2021. № 5 (271). С. 43–51. DOI: 10.26310/2071-3010.2021.271.5.005 EDN: GSJHUI

8. *Минаков А. В.* Проблемы сбалансированного социально-экономического развития регионов России // Вестник Алтайской академии экономики и права. 2024. № 3-3. С. 420–427. DOI: 10.17513/vaael.3365 EDN: NWYSBZ

Сведения об авторах:

Орлова Екатерина Андреевна, студентка 4-го курса бакалавриата, факультет экономики и финансов, Северо-Западный институт управления, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации (Санкт-Петербург, Российская Федерация); e-mail: eorlova-22@edu.ranepa.ru

Научный руководитель: Полянская Светлана Владимировна, кандидат технических наук, доцент кафедры бизнес-информатики, Северо-Западный институт управления, Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации (Санкт-Петербург, Российская Федерация); e-mail: polyanskaya-sv@ranepa.ru

References

1. Belokonev, S. Yu., Konishchev, E. S. (2022) Transformation of the Economy of Russian Regions in 2020–2022 and the Possibilities of Socioeconomic Development of Donbass as Part of Russia. *Problems of Market Economy*. No. 4. Pp. 42–56. DOI: 10.33051/2500-2325-2022-4-42-56
2. Blanutsa, V. I. (2024) Spatial algorithmic bias in socio-economic clustering of Russian regions. *Spatial Economy*. Vol. 20, No. 2. Pp. 71–92. DOI: 10.14530/se.2024.2.071-092
3. Dolgovorova, E. V. (2018) Cluster analysis: basic concepts and algorithms. *Issues of Science and Education*. No. 7 (19). Pp. 73–76.
4. Zavarukhin, V. P., Chinaeva, T. I., Churilova, E. Yu. (2022) Regions of Russia: results of clustering based on economic and innovation indicators. *Statistics and Economics*. Vol. 19, No. 5. Pp. 35–47. DOI: 10.21686/2500-3925-2022-5-35-47
5. Ketova, K. V., Kasatkina, E. V., Vavilova, D. D. (2021) Clustering of Regions of the Russian Federation by Level of Socioeconomic Development Using Machine Learning Methods. *Economic and Social Changes: Facts, Trends, Forecast*. Vol. 14, No. 6. Pp. 70–85. DOI: 10.15838/esc.2021.6.78.4
6. Kurenkov, P. V., Karyshev, M. Yu. (2025) Comparison of individual aspects of the socio-economic situation of the regions of the far north and equivalent localities with the rest of the territory of the Russian Federation. *Socio-economic and humanitarian journal*. No 1. Pp. 37–49. DOI: 10.36718/2500-1825-2025-1-37-49
7. Logacheva, N. M., Petrova, A. K. (2021) Application of clustering methods in economic analysis of regions. *Innovations*. No. 5 (271). Pp. 43–51. DOI: 10.26310/2071-3010.2021.271.5.005
8. Minakov, A. V. (2024) Problems of balanced socio-economic development of Russian regions. *Bulletin of the Altai Academy of Economics and Law*. 2024. No. 3-3. Pp. 420–427. DOI: 10.17513/vaael.3365

About the authors:

Ekaterina A. Orlova, BA student, Faculty of Economics and Finance, North-West Institute of Management, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, (Saint Petersburg, Russian Federation); e-mail: eorlova-22@edu.ranepa.ru

Academic Supervisor: Svetlana V. Polyanskaya, PhD of Technical Sciences, Associate Professor of the Department of Business Informatics, North-West Institute of Management, Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, (Saint Petersburg, Russian Federation); e-mail: polyanskaya-sv@ranepa.ru