

DOI: 10.12731/2070-7568-2025-14-2-300
УДК 338:316:519.2

EDN: NOVNIA



Научная статья | Региональная и отраслевая экономика

КЛАСТЕРИЗАЦИЯ СУБЪЕКТОВ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ ПО СОЦИАЛЬНО-ЭКОНОМИЧЕСКИМ ПОКАЗАТЕЛЯМ, ХАРАКТЕРИЗУЮЩИМ ПОТЕНЦИАЛ РАЗВИТИЯ СИСТЕМЫ СРЕДНЕГО ПРОФЕССИОНАЛЬНОГО ОБРАЗОВАНИЯ

П.И. Самцевич, С.Г. Яньков, Е.В. Корнилова

Аннотация

В современном мире важным основанием для принятия управленческих решений, координации действий, контроля и анализа процессов, происходящих в обществе, являются данные. Однако объемы данных, характеризующие различные аспекты жизни современного общества, настолько велики, настолько и сложны в обработке.

Объектом исследования является такая важная часть жизни общества как образование, в частности, обучение в образовательных организациях, реализующих программы среднего профессионального образования (далее – СПО). Основанием исследования служат представления о том, что развитие системы СПО позволяет решить ряд социально-экономических проблем регионов. Основная гипотеза исследования – знания социально-экономических особенностей регионов позволяют сформировать оптимальную государственную политику в сфере СПО.

Задачи исследования состояли в выявлении факторов, оказывающих влияние на востребованность СПО, проведении кластерного анализа регионов методом k-средних, определении и описании профилей кластеров, определении вклада каждого фактора в формирование востребованности СПО и его влияние на развитие системы СПО.

Методология исследования предполагала сокращение размерности данных с помощью метода главных компонент. Кластеризация осуществлялась методом k-средних. В качестве меры расстояния между объектами кластеров использована евклидова норма. Кластеризация выполнена с помощью библиотек Python.

Для проведения кластерного анализа определены три главные компоненты, характеризующие уровень вовлеченности населения в обучение в СПО, уровень качества жизни и вовлеченности населения в высокопроизводительные отрасли, миграционную ситуацию.

В результате проведенного анализа сформировано 7 кластеров, представлено описание ключевых характеристик, определяющих уровень востребованности СПО. Результаты исследования систематизируют фактическую социально-экономическую ситуацию в регионах и описывают ее влияние на региональные системы СПО. Будут полезны исполнительным органам субъектов Российской Федерации, осуществляющих государственное управление в сфере образования, федеральным органам исполнительной власти и научным институтам.

Перспективным направлением использования результатов исследования является оптимизация распределения контрольных цифр приема и их адаптации к социально-экономическим реалиям регионов.

Ключевые слова: кластерный анализ; метод главных компонент; метод к-средних; субъекты Российской Федерации; социально-экономическое развитие; среднее профессиональное образование; стратегическое развитие; вовлеченность в обучение

Для цитирования. Самцевич, П. И., Яньков, С. Г., & Корнилова, Е. В. (2025). Кластеризация субъектов Российской Федерации по социально-экономическим показателям, характеризующим потенциал развития системы среднего профессионального образования. *Наука Красноярья: экономический журнал*, 14(2), 143–165. <https://doi.org/10.12731/2070-7568-2025-14-2-300>

Original article | Regional and Branch Economy

CLUSTER ANALYSIS OF RUSSIAN FEDERATION SUBJECTS BY SOCIOECONOMIC INDICATORS CHARACTERIZING POTENTIAL FOR DEVELOPMENT OF THE SECONDARY VOCATIONAL EDUCATION SYSTEM

P. I. Samtsevich, S.G. Yankov, E.V. Kornilova

Abstract

In the modern world, data is an important basis for making management decisions, coordinating actions, controlling and analyzing processes occurring in society. However, the volumes of data characterizing various aspects of contemporary

social life are as large as they are complex to process. The subject of research is such an important part of social life as education, specifically training in educational institutions implementing programs of secondary vocational education (hereinafter referred to as SPVO). The rationale for the study stems from the idea that the development of the SPVO system can solve a number of socio-economic problems in regions. The main hypothesis of the study is that knowledge of the socio-economic characteristics of regions allows forming an optimal state policy in the field of SPVO. The objectives of the study were to identify factors influencing the demand for SPVO, conduct cluster analysis of regions using the k-means method, determine and describe cluster profiles, assess the contribution of each factor to shaping the demand for SPVO and its impact on the development of the SPVO system. The methodology of the study involved reducing the dimensionality of the data using principal component analysis. Clusterization was carried out by the k-means method. Euclidean norm was used as a measure of distance between objects within clusters. Clusterization was performed with Python libraries. For conducting cluster analysis, three main components have been identified that characterize the level of population involvement in SPVO studies, quality of life, and engagement in high-productivity industries, migration situation. As a result of the conducted analysis, seven clusters were formed, describing key characteristics determining the level of demand for SPVO. The results of the study systematically summarize the actual socio-economic situation in the regions and describe its influence on regional SPVO systems. They will be useful for executive bodies of Russian Federation subjects responsible for public administration in the sphere of education, federal executive authorities, and scientific institutes. A promising direction for applying the results of this study is optimizing control figures for admissions and adapting them to the socio-economic realities of regions.

Keywords: cluster analysis; principal component analysis; k-means method; subjects of the Russian Federation; socio-economic development; secondary vocational education; strategic development; learning engagement

For citation. Samtsevich, P. I., Yankov, S. G., & Kornilova, E. V. (2025). Cluster analysis of Russian Federation subjects by socioeconomic indicators characterizing potential for development of the secondary vocational education system. *Krasnoyarsk Science: Economic Journal*, 14(2), 143–165. <https://doi.org/10.12731/2070-7568-2025-14-2-300>

Введение

Большой объем информации порождает необходимость выделять среди прочего наиболее важные элементы, оказывающие решающее воздействие на социальные процессы. Такой анализ позволяет кон-

тролировать социальные процессы и явления, осмыслить результаты воздействия на социальные феномены. Кластерный анализ активно используется учеными и практиками последние несколько десятилетий в различных сферах для решения этих задач. Это связано с тем, что он позволяет сгруппировать объекты таким образом, что такая сегрегация способствует глубокому изучению объектов и выявлению латентных связей, которые без подобного анализа было трудно найти. Несмотря на секвестирование объема данных, кластерный анализ позволяет не терять в процессе обработки информации содержательные смыслы.

Универсальность метода позволяет применять его с успехом как в научных исследованиях, так и для решения практических задач в совершенно различных сферах: медицине, маркетинге, социологии, финансах и т.д. [1-4]. В статье описаны возможности кластерного анализа для стратегического планирования в сфере среднего профессионального образования. Основанием исследования служат представления о том, что развитие среднего профессионального образования позволяет решить ряд социально-экономических проблем, с которыми сталкиваются субъекты Российской Федерации. Среднее профессиональное образование для современной экономики страны является важнейшим ресурсом, благодаря которому возможно достичь экономического и социального благополучия. Цель развития системы среднего профессионального образования – это не только подготовка квалифицированных кадров для удовлетворения потребностей экономики страны и отдельных регионов, насыщения рынка труда востребованными специалистами, но и создание условий для равномерной миграционной политики внутри государства, преодоления социального неравенства, сокращения образовательного разрыва, включая создание инклюзивной образовательной среды. Среднее профессиональное образование позволяет обеспечить непрерывность образования на протяжении всей жизни: специалисты имеют возможность постоянно осваивать новые компетенции в рамках своей специальности или развивать навыки в смежных направлениях, совершенствуя свои профессиональные знания.

Основная гипотеза исследования состоит в том, что знания о социально-экономических особенностях различных регионов страны позволяют сформировать оптимальную государственную политику в сфере среднего профессионального образования для каждого отдельного региона, что позволит эффективно решать ряд социально-экономических задач на региональном уровне. Для определения оптимальных векторов развития необходимо учитывать большое количество показателей, которые не всегда напрямую связаны с образованием, выявить факторы, которые в большей степени связаны, а возможно, и влияют на востребованность среднего профессионального образования. Такой анализ позволит определенным образом сгруппировать объекты и определить универсальный для каждой группы объектов способ поиска точек роста и выявления проблем. Например, при актуализации процесса распределения контрольных цифр приема с учетом уровня социально-экономического развития регионов и актуальной потребности экономики в квалифицированных кадрах со средним профессиональным образованием.

Кластерный анализ для изучения субъектов Российской Федерации активно используется российскими исследователями, являясь эффективным инструментом группировки регионов по различным показателям. Например, кластеризация регионов по инновационной активности представлена в работе Л.В. Шамрай-Курбатова и М.В. Леденева [5], по уровню и качеству жизни – в работе Р.В. Овсянникова [6]. Общий принцип исследований, применяемых для кластеризации регионов по их социально-экономическим параметрам, приведен в работе П.А. Прохоренкова, Т.В. Регер и Н.В. Гудковой [7].

В работе предлагается с помощью кластерного анализа сгруппировать субъекты Российской Федерации на основе некоторых социально-экономических показателей таким образом, чтобы выявить их влияние на востребованность среднего профессионального образования и таким образом иметь возможность проектировать деятельность по управлению региональными системами СПО.

В качестве задач исследования были определены следующие: выявить факторы, оказывающих влияние на востребованность СПО;

провести кластерный анализ субъектов Российской Федерации методом k -средних; определить и описать профили кластеров; определить вклад каждого фактора в формирование востребованности СПО в регионах России и его влияние на проектирование векторов развития системы СПО.

Методология исследования предполагает сокращение размерности данных при минимальных потерях информации, для чего на первом этапе работы применялся метод главных компонент. Основными преимуществами данного подхода, определившими его использование, являются:

1. Преобразование множества исходных коррелированных переменных в сокращенный набор новых переменных – главных компонент с минимальными потерями информации,
2. Устранение мультиколлинеарности и шума в данных, искажающих результаты кластеризации, за счет главных компонент, содержащих наиболее значимую информацию, необходимую для интерпретации кластеров,
3. Облегчение интерпретации результатов кластеризации за счет возможности визуализации данных в трехмерном пространстве [8].

Непосредственно сам процесс кластеризации субъектов Российской Федерации осуществлялся с помощью метода k -средних, выбор которого был обусловлен следующими соображениями:

1. Минимизация дисперсии внутри кластеров,
2. Итеративный пересчет центроидов,
3. Асимптотическая сходимость при выпуклых кластерах [9].

В качестве меры расстояния между объектами кластеров была использована евклидова норма. Кластеризация выполнена с помощью библиотек интеллектуального анализа данных, написанных на интерпретируемом языке программирования Python.

Эмпирической базой исследования является массив данных, полученных из открытых официальных источников:

1. Статистика, опубликованная Федеральной службой государственной статистики (Росстат), за 2022-2023 годы,

2. Сводный отчет по форме федерального статистического наблюдения №СПО-1 за 2023 год.

Важно отметить, что исследование проводилось на основе данных по 85 субъектам Российской Федерации в силу отсутствия необходимой информации по Херсонской и Запорожской областям, Донецкой и Луганской Народным Республикам в выбранных статистических формах на указанный период.

Результаты работы могут быть использованы не только в академических исследованиях, но и при разработке и принятии решений, связанных с развитием сферы среднего профессионального образования, как на уровне субъектов Российской Федерации, так и на федеральном уровне. Полученные результаты легли в основу научно-исследовательской деятельности ФГБОУ ДПО «Институт развития профессионального образования» по данному направлению.

Основная часть

Уровень социально-экономического развития региона прямо пропорционально влияет не только на качество жизни населения и его благосостояние, но и на систему подготовки кадров в регионе (разнообразие направлений подготовки) и рынок труда (возможность трудоустройства по полученной специальности) [10]. Чем выше уровень социально-экономического развития региона, тем выше вероятность того, что граждане захотят обучаться, строить карьеру и жить именно в этом регионе, имея широкие возможности выбора образовательного направления и будущей профессии.

В таблице 1 представлены параметры, которые были использованы в качестве исходных данных для проведения кластерного анализа. Значение каждого параметра актуально на дату формирования данных соответствующей статформы (указана в таблице) [11].

Выбор указанного набора параметров для анализа обусловлен тем, что они максимально полно характеризует регионы по социально-экономическим характеристикам, включая общий уровень экономического благосостояния, уровень инновационной активности и возможностей для занятости в высокопроизводительных

Результаты корреляционно-регрессионного анализа для выбранных показателей демонстрируют в целом слабую связь компонент между собой. Исключением является небольшое количество показателей, у которых изначально имеется прямая и явная связь. В таком случае метод главных компонент помогает построить новый сокращенный набор компонент, который будет учитывать некоррелируемые величины и мультиколлинеарность, что в свою очередь поможет построить адекватную модель для последующей кластеризации и кратко упростит визуализацию результатов кластерного анализа.

Для проведения кластерного анализа субъектов Российской Федерации по социально-экономическим показателям в работе были введены три главных компонента:

- уровень вовлеченности населения в обучение в системе СПО (PC1),
- уровень качества жизни и вовлеченности населения в высокопроизводительные отрасли (PC2),
- миграционная ситуация в регионе (PC3).

Использование указанного набора главных компонент было обусловлено:

- 1) поставленной задачей исследования;
- 2) влиянием социально-экономических показателей на распространенность и вовлеченность населения в обучение в системе СПО;
- 3) влиянием миграции на состояние экономики и уровень социально-экономического развития регионов [13], [14].

В таблице 3 представлена зависимость главных компонент от 11 исходных с указанием веса.

Таблица 3.

Зависимость главных компонент от исходных

	PC1	PC2	PC3
Дисперсия	3,19	1,88	1,4
Comp1	0,22	–0,08	–0,62
Comp2	–0,29	–0,15	0,05
Comp3	0,38	0,39	–0,11
Comp4	0,45	–0,01	0,16

Comp5	–0,26	0,53	–0,03
Comp6	0,44	0,20	0,13
Comp7	–0,16	0,32	0,50
Comp8	–0,15	0,29	–0,15
Comp9	–0,25	–0,33	–0,25
Comp10	0,10	0,30	–0,40
Comp11	–0,39	0,35	–0,24

В процессе кластеризации регионов было использовано 7 кластеров, что обусловлено необходимостью максимальной детализации распределения регионов по выбранным показателям при сохранении оптимальных расстояний между ними. В таблице 4 представлены значения ключевых метрик для случая 7 кластеров, подтверждающих качество кластеризации.

Таблица 4.

Значения метрик качества кластеризации для случая 7 кластеров

Метрика	Значение
WCSS	106,2
Индекс Дэвиса-Болдуина (Davies-Bouldin Index)	0.76
Индекс Калински-Харабаша (Calinski-Harabasz index)	106,34

Полученные значения ключевых метрик (низкий показатель WCSS, индекс Дэвиса-Болдуина меньше 1 и относительно высокий индекс Калински-Харабаша) свидетельствуют о высоком качестве кластеризации – полученные кластеры достаточно компактны и хорошо разделены. Стоит заметить, что использование Метода локтя (Elbow method) показало оптимальным по всем метрикам значение количества кластеров, равное 4. Однако такое значение кластеров не обеспечивает требуемого уровня вариативности (детализации) групп регионов, поэтому в рамках исследования было принято решение использовать 7 кластеров.

Распределение субъектов в результате проведенного кластерного анализа представлено в таблице 5.

На рисунках 1 и 2 представлено распределение элементов кластеров как в трехмерном пространстве главных компонент, так и в

попарной зависимости каждой из главных компонент с распределением каждой из величин в каждом кластере.

Таблица 5.

Распределение регионов по 7 кластерам

Номер кластера	Число элементов в кластере	Субъекты Российской Федерации, входящие в кластер
1	36	Алтайский край, Архангельская область, Белгородская область, Брянская область, Владимирская область, Волгоградская область, Вологодская область, Воронежская область, Еврейская автономная область, Ивановская область, Камчатский край, Кировская область, Костромская область, Курская область, Липецкая область, Нижегородская область, Новгородская область, Новгородская область, Орловская область, Пензенская область, Псковская область, Республика Башкортостан, Республика Карелия, Республика Марий Эл, Республика Мордовия, Ростовская область, Рязанская область, Самарская область, Саратовская область, Саратовская область, Смоленская область, Тамбовская область, Тверская область, Томская область, Тульская область, Ульяновская область, Хабаровский край, Ярославская область
2	4	Москва, Ненецкий автономный округ, Ханты-Мансийский автономный округ, Ямало-Ненецкий автономный округ
3	9	Астраханская область, Забайкальский край, Кабардино-Балкарская республика, Карачаево-Черкесская республика, Краснодарский край, Республика Адыгея, Республика Калмыкия, Республика Крым, Республика Северная Осетия – Алания
4	5	Республика Алтай, Республика Дагестан, Республика Ингушетия, Республика Тыва, Чеченская республика
5	9	Санкт-Петербург, Кемеровская область, Красноярский край, Магаданская область, Мурманская область, Республика Татарстан, Сахалинская область, Свердловская область, Челябинская область
6	15	Амурская область, Иркутская область, Курганская область, Новосибирская область, Омская область, Оренбургская область, Пермский край, Приморский край, Республика Бурятия, Республика Коми, Республика Саха (Якутия), Республика Хакасия, Ставропольский край, Удмуртская республика, Чувашская республика
7	7	Севастополь, Калининградская область, Калужская область, Ленинградская область, Московская область, Тюменская область без автономных округов, Чукотский автономный округ

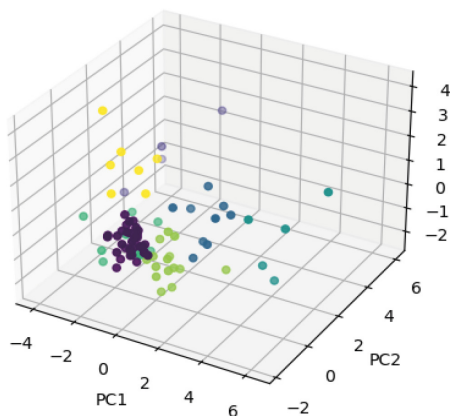


Рис. 1. Распределение элементов кластеров в трехмерном пространстве главных компонент

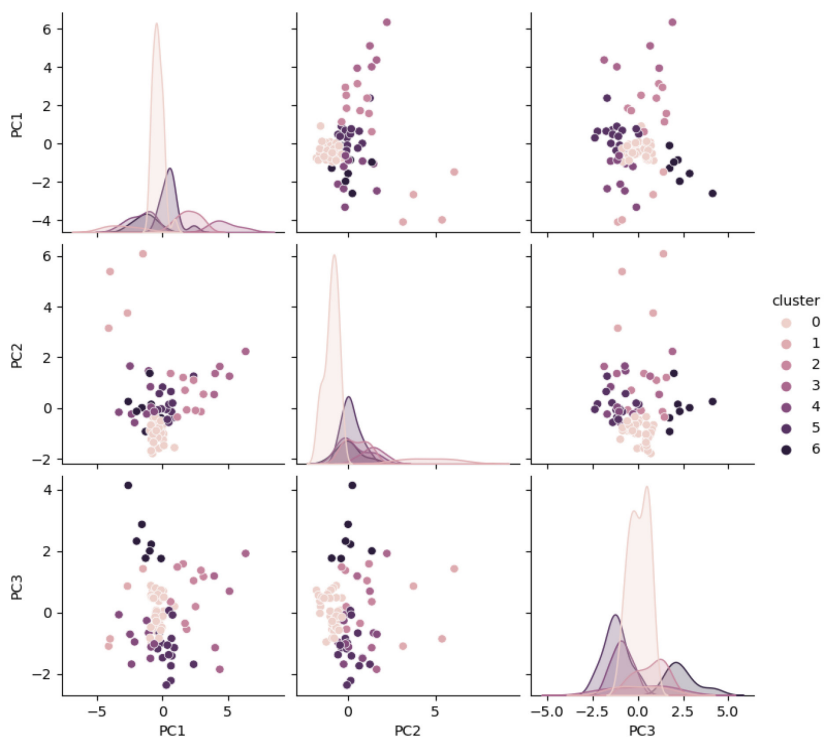


Рис. 2. Графики парных зависимостей главных компонент для каждого кластера

Результаты

Ниже представлено подробное описание характеристик кластеров, сформированных в рамках кластерного анализа субъектов Российской Федерации.

Кластер 1

Регионы кластера характеризуются стабильной и устойчивой экономикой, в которой, однако, преобладают в основном неинновационные отрасли. Для регионов данного кластера характерна средняя вовлеченность населения в получение образования в образовательных организациях, реализующих образовательные программы среднего профессионального образования (организации СПО).

Уровень качества жизни как по ВРП на прожиточный минимум, так и по средней заработной плате не сильно отличается от среднего значения по стране. Миграционный прирост, доля населения трудоспособного возраста и изменения в уровне занятости также находятся в зоне среднего значения по стране.

Кластер 2

Кластер включает в себя только четыре региона, которые характеризуются низкой долей сельского населения, высокой степенью вовлеченности населения в работу в высокопроизводительных и инновационных отраслях экономики, низким уровнем безработицы и преимущественно высоким миграционным приростом (исключение составляет Ямало-Ненецкий автономный округ, что, скорее всего, связано с тяжелыми климатическими условиями и сосредоточением узкого сегмента специалистов в высокопроизводительных и инновационных областях экономики). Интересно, что для регионов данного кластера характерна средняя вовлеченность населения в обучение в Организациях СПО. Во всех регионах, кроме г. Москвы, характерен крен в одну-две области экономики, которые создают до 75% ВРП, значения которого находятся значительно выше среднего по стране.

Может показаться, что данный кластер больше похож на «выброс» кластеризации, но все же его отдельное рассмотрение имеет практическое значение в силу специфики экономической ситуации в регионах, включенных в кластер.

Кластер 3

Группа регионов кластера характеризуется высокой долей сельского населения, средним уровнем ВРП на душу населения, уровнем безработицы выше среднего по стране. При этом по коэффициенту миграционного прироста регионы можно разделить на две подгруппы, обусловленные структурой экономики. Прирост рабочих мест в высокопроизводительных отраслях экономики по регионам кластера варьируется в зоне среднего значения по стране. Уровень инновационной активности регионов ниже, чем средний по стране, при этом индекс производительности труда чуть выше среднего значения. Усредненная заработная плата в расчете на прожиточный минимум ниже среднего значения.

Кластер 4

Для регионов данного кластера характерна более высокая вовлеченность граждан в обучение в Организациях СПО, чем в среднем по стране. Показатель, связанный с площадью УЛК на одного студента, находится ниже среднего значения. Для регионов кластера характерна высокая доля сельского населения, которая значительно выше, чем среднее значение доли населения ниже трудоспособного возраста, а также высокий уровень безработицы и преимущественно отрицательный миграционный прирост. Уровни роста высокопроизводительных рабочих мест и инновационной активности низкие. Производительность труда, как и средняя зарплата в расчете на прожиточный минимум, преимущественно ниже среднего значения по стране.

Кластер 5

Для группы регионов данного кластера характерна высокая вовлеченность населения в обучение в Организациях СПО – преимущественно выше среднего значения по стране, но ниже, чем в кластере 4. Это обстоятельство может быть связано с наличием большого разнообразия отраслей, которые нуждаются в специалистах СПО, при этом с невысокой (ниже средней) востребованностью новых специалистов. Площадь УЛК на одного студента находится в зоне среднего значения по стране. Для данной группы регионов

характерно, что доля сельского населения значительно ниже среднего значения по стране, а доля населения ниже трудоспособного возраста приблизительно равна среднему значению. ВРП в расчете на прожиточный минимум преимущественно выше, чем в среднем по стране, за исключением двух регионов, где он ниже (Свердловская и Челябинская области). Это обстоятельство может быть обусловлено большим населением и средним уровнем инновационной активности производств в указанных регионах. Значение уровня инновационной активности преимущественно около среднего значения. Такие регионы, как Республика Татарстан и Санкт-Петербург, характеризуются высоким уровнем инновационной активности (32 и 15 соответственно), тогда как Сахалинская область – низким (4,8). Средняя зарплата на прожиточный минимум выше, чем в среднем по стране. Индекс производительности труда неравномерен, встречаются как значения выше среднего, так и ниже. В каждом случае имеется соответствие между приростом высокопроизводительных рабочих мест и инновационной активностью с одной стороны и производительностью труда с другой стороны.

Кластер 6

В кластер входят регионы, характеризующиеся высокой вовлеченностью населения в обучение в Организациях СПО, долей населения моложе трудоспособного возраста выше среднего значения, а также долей сельского населения, которая преимущественно выше среднего значения по стране (исключение составляют регионы, в которых есть города с населением свыше 500 тысяч человек, и Республика Коми). ВРП на прожиточный минимум преимущественно ниже среднего значения. Уровень безработицы колеблется в диапазоне от 3,2 до 7,4, что соответствует значениям выше среднего (4,9). Миграционный прирост во всех регионах ниже среднего и почти во всех регионах отрицательный (исключение – Новосибирская область и Ставропольский край), при этом уровень инновационной активности в большей части регионов выше среднего значения по стране, как и индекс производительности труда. Средняя зарплата на прожиточный минимум в основном выше, чем в среднем по стране.

Кластер 7

Регионы данного кластера характеризуются низкой плотностью распределения студентов СПО в расчете на 10 тысяч населения, низкой долей населения моложе трудоспособного возраста, средними значениями долей сельского населения (исключение – город федерального значения Севастополь). ВРП на прожиточный минимум высокий только в двух регионах – Чукотском автономном округе и Тюменской области. Это обусловлено экономической спецификой данных регионов. Уровень безработицы ниже среднего по стране. Для всех регионов характерен положительный миграционный прирост, значительно выше среднего значения и преимущественно низкий уровень прироста высокопроизводительных мест (исключение – Тюменская область и Ленинградская область, что, скорее всего, связано с их тесными связями с регионами, в которых наблюдается высокий уровень инновационной активности). Уровень инновационной активности по каждому региону варьируется от 7,1 до 12 при среднем значении 9,4. Производительность труда преимущественно ниже среднего, а уровень средней зарплаты на прожиточный минимум выше среднего значения (исключение – Калининградская область и Севастополь).

Заключение

В рамках проведенного исследования получена классификация субъектов Российской Федерации по социально-экономическим показателям, включая уровни их социально-экономического развития и вовлеченности населения в обучение в Организациях СПО. Использованный метод главных компонент показал свою эффективность применительно к задаче сокращения размерности исследуемых параметров, а метод кластеризации k -средних помог получить адекватную кластеризацию на основе выбранных параметров, кратко упростив визуализацию результатов анализа. В рамках проведенной работы были сформированы 7 кластеров, максимально детализирующих распределение регионов по выбранным показателям. По части кластеров было обнаружено значительное различие профилей. Так,

кластеры 2 и 4 показали наличие дисбаланса между кластерами в силу специфики структуры региональных экономик, что, безусловно, может влиять на степень вовлеченности населения в обучение в Организациях СПО. С другой стороны, при видимом, на первый взгляд, отсутствии различий между другой группой кластеров, углубленный анализ как главных, так и исходных компонент, позволяет обнаружить серьезные различия в особенностях социально-экономической ситуации для каждого из них. Так, регионы кластеров 5 и 7 продемонстрировали особенности показателей миграции, связанные со спецификой региональных экономик и приближенности регионов к крупным промышленным и инновационным центрам страны.

Полученные результаты кластерного анализа субъектов Российской Федерации представляют практическую ценность как для исполнительных органов субъектов Российской Федерации, осуществляющих государственное управление в сфере образования, так и для федеральных органов исполнительной власти и научных институтов, занимающихся вопросами стратегического развития системы среднего профессионального образования. Результаты исследования представляют собой данные, систематизирующие фактическую социально-экономическую ситуацию в субъектах Российской Федерации и описывающие ее влияние на региональные системы среднего профессионального образования. Работа с данными исследования – это управленческий механизм развития региональной системы среднего профессионального образования, обеспечивающий возможность определить и в случае необходимости скорректировать векторы развития.

Дальнейшим развитием выполненной специалистами ФГБОУ ДПО «Институт развития профессионального образования» работы могут стать научные исследования, связанные непосредственно с изучением структуры экономик регионов каждого из кластеров, результаты которых в свою очередь станут основой для оптимизации принятия управленческих решений, связанных с развитием и повышением эффективности региональных систем среднего профессионального образования. Одним из перспективных направлений

использования данных исследования является вопрос оптимизации распределения контрольных цифр приема по регионам и их адаптации к социально-экономическим реалиям каждого из субъектов Российской Федерации [15; 16]. Положительный пример применения методов интеллектуального анализа данных для распределения КЦП между регионами представлен в статье Дерека Вана «Распределение ресурсов в высших учебных заведениях Китая на основе показателей эффективности» [17].

Список литературы

1. Дождиков, А. В., & Корнилова, Е. В. (2023). Образовательная миграция абитуриентов между регионами Российской Федерации как источник данных для планирования развития системы высшего образования. *Высшее образование в России*, 32(3), 67–83. <https://doi.org/10.31992/0869-3617-2023-32-3-67-83> EDN: <https://elibrary.ru/DUSOSM>
2. Прокофьева, Е. С., & Зайцев, Р. Д. (2020). Анализ клинических путей пациентов в медицинских учреждениях на основе методов жесткой и нечеткой кластеризации. *Бизнес-информатика*, 14(1), 19–31. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2020.1.19.31> EDN: <https://elibrary.ru/QLPEAJ>
3. Мирсоянов, Р. В., Левада, Ю. А., & Нех, Ю. И. (2020). Использование кластерного анализа для изучения городской среды. *Научные междисциплинарные исследования*, (8-2). Получено с <https://cyberleninka.ru/article/n/ispolzovanie-klasternogo-analiza-dlya-izueniya-gorodskoy-sredy> (дата обращения: 04.07.2025)
4. Жданко, Т. А. (2023). Теоретические аспекты реализации кластерного подхода в образовании. *Вестник БГУ. Образование. Личность. Общество*, (1), 19–28. <https://doi.org/10.18101/2307-3330-2023-1-19-28> EDN: <https://elibrary.ru/PNXNHX>
5. Шамрай-Курбатова, Л. В., & Леденева, М. В. (2021). Кластерный анализ субъектов РФ по уровню инновационной активности. *Бизнес. Образование. Право*, (1), 88–97. <https://doi.org/10.25683/VOLBI.2021.54.174> EDN: <https://elibrary.ru/JUDWJI>

6. Овсянникова, Р. В. (2018). Кластерный анализ в оценке уровня и качества жизни населения субъектов РФ. *Вестник Самарского государственного экономического университета*, (1), 38–45. EDN: <https://elibrary.ru/YTFEOT>
7. Прохоренков, П. А., Ререр, Т. В., & Гудкова, Н. В. (2022). Методы кластерного анализа в региональных исследованиях. *Фундаментальные исследования*, (3), 100–106. <https://doi.org/10.17513/fr.43221> EDN: <https://elibrary.ru/KOVJWZ>
8. Ullah, M. I., Aslam, M., & Altaf, S. (2016). mctest: An R package for detection of collinearity among regressors. *The R Journal*, 8(2), 495–505. <https://doi.org/10.32614/RJ-2016-062>
9. Кучумов, И. В. (2024). Теоретические основы методов кластеризации данных в интеллектуальном анализе. *Цифровая экономика*, (1(27)), 69–77. <https://doi.org/10.34706/DE-2024-01-08> EDN: <https://elibrary.ru/FLUZST>
10. Арутюнов, Ю. А. (2008). Формирование региональной инновационной системы на основе кластерной модели экономики региона. *Корпоративное управление и инновационное развитие экономики Севера: Вестник Научно-исследовательского центра корпоративного права, управления и венчурного инвестирования Сыктывкарского государственного университета*, (4), 6–24. EDN: <https://elibrary.ru/MSMBBF>
11. Бондаренко, Н. В. (2017). Анализ взаимодействия системы среднего профессионального образования и работодателей, использующих труд работников массовых профессий и специальностей: информационный бюллетень. Москва: Высшая школа экономики. 48 с.
12. Жилов, Р. А. (2023). Интеллектуальные методы кластеризации данных. *Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН*, (6), 152–159. <https://doi.org/10.35330/1991-6639-2023-6-116-152-159> EDN: <https://elibrary.ru/LBDSYZ>
13. Гумеров, М. Ф. (2017). Системность среднего профессионального и высшего экономического образования в современных условиях. *Современные проблемы социальной работы*, 3(4), 90–97. <https://doi.org/10.17922/2412-5466-2017-3-4-90-97> EDN: <https://elibrary.ru/XNPJZZ>

14. Мерзляков, А. А., & Богданов, В. С. (2015). Практика дистанционных онлайн-исследований в онтологическом поле проблем социологии управления (дистанционный анализ реализации кластерной политики в регионах РФ). *Вестник Академии права и управления*, (2), 207–230. EDN: <https://elibrary.ru/TSEKLR>
15. Гаврилов, А. В., & Стадник, Я. В. (2024). Кластерный подход в системе среднего профессионального образования при подготовке педагогических кадров в рамках федерального проекта «Профессионалитет». *Педагогический журнал*, 14(5А), 111–123. EDN: <https://elibrary.ru/FHBYIQ>
16. Стафеева, А. А. (2017). Востребованность среднего профессионального образования у современных старшеклассников. *Молодёжь и наука: актуальные проблемы педагогики и психологии*, (2), 183–187. EDN: <https://elibrary.ru/QMPJMP>
17. Wang, D. D. (2019). Performance-based resource allocation for higher education institutions in China. *Socio-Economic Planning Sciences*, 65(C), 66–75.

References

1. Dozhdikov, A. V., & Kornilova, E. V. (2023). Educational migration of entrants between regions of the Russian Federation as a source of data for planning the development of the higher education system. *Higher Education in Russia*, 32(3), 67–83. <https://doi.org/10.31992/0869-3617-2023-32-3-67-83> EDN: <https://elibrary.ru/DUSOSM>
2. Prokofieva, E. S., & Zaitsev, R. D. (2020). Analysis of patient pathways in medical facilities based on methods of hard and fuzzy clustering. *Business Informatics*, 14(1), 19–31. <https://doi.org/10.17323/2587-814X.2020.1.19.31> EDN: <https://elibrary.ru/QLPEAJ>
3. Mirsoyanov, R. V., Levada, Yu. A., & Neh, Yu. I. (2020). Cluster analysis for studying urban environments. *Scientific Interdisciplinary Research*, (8-2). Retrieved from <https://cyberleninka.ru/article/n/ispolzovanie-klaster-nogo-analiza-dlya-izueniya-gorodskoy-sredy> (Accessed: July 4, 2025)
4. Zhdanko, T. A. (2023). Theoretical aspects of cluster approach implementation in education. *Bulletin of BGU. Education. Personality. Soci-*

- ety, (1)*, 19–28. <https://doi.org/10.18101/2307-3330-2023-1-19-28> EDN: <https://elibrary.ru/PNXNHX>
5. Shamray-Kurbatova, L. V., & Ledeneva, M. V. (2021). Cluster analysis of Russian Federation subjects by level of innovation activity. *Business. Education. Law, (1)*, 88–97. <https://doi.org/10.25683/VOLBI.2021.54.174> EDN: <https://elibrary.ru/JUDWJI>
6. Ovsiannikova, R. V. (2018). Cluster analysis in evaluating living standards and quality of life of Russian regions' populations. *Bulletin of Samara State University of Economics, (1)*, 38–45. EDN: <https://elibrary.ru/YTFEOT>
7. Prokhorenkov, P. A., Reger, T. V., & Gudkova, N. V. (2022). Cluster analysis methods in regional studies. *Fundamental Research, (3)*, 100–106. <https://doi.org/10.17513/fr.43221> EDN: <https://elibrary.ru/KOVJWZ>
8. Ullah, M. I., Aslam, M., & Altaf, S. (2016). mctest: An R package for detection of collinearity among regressors. *The R Journal, 8(2)*, 495–505. <https://doi.org/10.32614/RJ-2016-062>
9. Kuchumov, I. V. (2024). Theoretical foundations of data clustering methods in intelligent analysis. *Digital Economy, (1(27))*, 69–77. <https://doi.org/10.34706/DE-2024-01-08> EDN: <https://elibrary.ru/FLUZST>
10. Arutyunov, Yu. A. (2008). Formation of a regional innovation system based on the cluster model of regional economy. *Corporate Governance and Innovative Development of Northern Economies: Bulletin of the Research Centre for Corporate Law, Management and Venture Investment of Syktyvkar State University, (4)*, 6–24. EDN: <https://elibrary.ru/MSMBBF>
11. Bondarenko, N. V. (2017). Analysis of interaction between medium professional education system and employers using mass occupations and specialties: Information bulletin. Moscow: Higher School of Economics. 48 p.
12. Zhilov, R. A. (2023). Intelligent data clustering methods. *Bulletin of Kabardino-Balkarian Scientific Centre of RAS, (6)*, 152–159. <https://doi.org/10.35330/1991-6639-2023-6-116-152-159> EDN: <https://elibrary.ru/LBDSYZ>
13. Gumerov, M. F. (2017). Systematic approach to medium professional and higher economic education in modern conditions. *Modern Problems*

- of Social Work*, 3(4), 90–97. <https://doi.org/10.17922/2412-5466-2017-3-4-90-97> EDN: <https://elibrary.ru/XNPJZZ>
14. Merzlyakov, A. A., & Bogdanov, V. S. (2015). Practice of distant online research in the ontological field of problems of management sociology (remote analysis of cluster policy implementation in Russian regions). *Bulletin of the Academy of Law and Administration*, (2), 207–230. EDN: <https://elibrary.ru/TSEKLR>
15. Gavrilov, A. V., & Stadnik, Ya. V. (2024). Cluster approach in medium professional education for preparing teaching staff within the framework of the federal project “Professionalitet.” *Pedagogical Journal*, 14(5A), 111–123. EDN: <https://elibrary.ru/FHBYIQ>
16. Stafeeva, A. A. (2017). Demand for medium professional education among modern high school students. *Youth and Science: Current Issues of Pedagogy and Psychology*, (2), 183–187. EDN: <https://elibrary.ru/QMPJMP>
17. Wang, D. D. (2019). Performance-based resource allocation for higher education institutions in China. *Socio-Economic Planning Sciences*, 65(C), 66–75.

ДАННЫЕ ОБ АВТОРАХ

Самцевич Павел Игоревич, независимый исследователь

г. Москва, Российская Федерация

samtsevich.pi@yandex.ru

Яньков Сергей Георгиевич, к.т.н., заместитель начальника центра стратегических исследований и информационно-аналитических разработок

Институт развития профессионального образования

ул. Большая Ордынка, 25, стр. 1, г. Москва, Российская Федерация

s.yankov@firpo.ru

Корнилова Елена Валентиновна, начальник отдела научно-практических разработок и стратегических исследований

Институт развития профессионального образования

*ул. Большая Ордынка, 25, стр. 1, г. Москва, Российская Фе-
дерация
forlelik@bk.ru*

DATA ABOUT THE AUTHORS

Pavel I. Samtsevich, independent researcher

Moscow, Russian Federation

samtsevich.pi@yandex.ru

Sergey G. Yankov, Ph.D., Deputy Chief of the Center for Strategic Re-
search

Institute for the Development of Professional Education

25, building 1, Bolshaya Ordynka Str., Moscow, Russian Federation

s.yankov@firpo.ru

SPIN-code: 2232-3314

Elena V. Kornilova, Head of the Department for Scientific and Practical
Developments and Strategic Research

Institute for the Development of Professional Education

25, building 1, Bolshaya Ordynka Str., Moscow, Russian Federation

forlelik@bk.ru

SPIN-code: 4261-1088

Поступила 09.06.2025

После рецензирования 23.06.2025

Принята 27.06.2025

Received 09.06.2025

Revised 23.06.2025

Accepted 27.06.2025