

КАЧЕСТВО ЖИЗНИ И ЧЕЛОВЕЧЕСКИЙ ПОТЕНЦИАЛ ТЕРРИТОРИЙ

DOI: 10.15838/ptd.2026.2.142.6

УДК 332.144 | ББК 65.240

© Вавилова Д.Д., Бархатова Е.В.

ОБРАЗОВАТЕЛЬНАЯ СОСТАВЛЯЮЩАЯ ЧЕЛОВЕЧЕСКОГО КАПИТАЛА: ПРОСТРАНСТВЕННАЯ ДИФФЕРЕНЦИАЦИЯ РЕГИОНОВ РОССИИ И ПРОГНОЗНЫЙ СЦЕНАРИЙ (КЕЙС УДМУРТСКОЙ РЕСПУБЛИКИ)



ДАЙАНА ДАМИРОВНА ВАВИЛОВА

Ижевский государственный технический университет имени М.Т. Калашникова

Ижевск, Российская Федерация

e-mail: vavilova_dd@mail.ru

ORCID: 0000-0002-2161-4402; ResearcherID: AAG-7809-2019



ЕКАТЕРИНА ВЛАДИМИРОВНА БАРХАТОВА

Ижевский государственный технический университет имени М.Т. Калашникова

Ижевск, Российская Федерация

e-mail: ek.bv@yandex.ru

ORCID: 0009-0000-2512-4913

Образовательная составляющая человеческого капитала выступает ключевым фактором устойчивого регионального развития. Однако разработка региональной политики в области образования и прогнозирование его территориального потенциала затрудняются выраженной пространственной неоднородностью и отсутствием учета структурных особенностей образовательной составляющей человеческого капитала субъектов Российской Федерации. Отсутствие методического инструментария, позволяющего классифицировать регионы по структуре образовательной составляющей человеческого капитала и прогнозировать развитие его типов, определяет цель исследования, которая заключается в выявлении устойчивых кластеров регионов по соответствующим показателям для типизации имеющихся структурных проблем и построения среднесрочного прогноза динамики рассматриваемых показателей для типичного представителя одного из кластеров. Научная новизна работы состоит в применении методов кластеризации для типологизации регионов по образовательной составляющей челове-

Для цитирования: Вавилова Д.Д., Бархатова Е.В. (2026). Образовательная составляющая человеческого капитала: пространственная дифференциация регионов России и прогнозный сценарий (кейс Удмуртской Республики) // Проблемы развития территории. Т. 30. № 2. С. 85–102. DOI: 10.15838/ptd.2026.2.142.6

For citation: Vavilova D.D., Barkhatova E.V. (2026). Educational component of human capital: Spatial differentiation of Russian regions and the forecast scenario (case study of the Republic of Udmurtia). *Problems of Territory's Development*, 30(2), 85–102. DOI: 10.15838/ptd.2026.2.142.6

ского капитала и прогнозного моделирования развития типичного представителя кластера. Кластеризация проведена с помощью двух методов: *k*-средних и иерархического (метод Уорда) с последующей проверкой согласованности результатов с использованием скорректированного индекса Рэнда (ARI). В ходе кластерного анализа выявлено пять гомогенных групп субъектов Российской Федерации с разной структурой образовательной составляющей человеческого капитала: образовательные центры страны, регионы с преобладанием высшего, среднего профессионального и общего образования, а также регионы с дефицитом профессионального образования. Для типичного представителя третьего кластера (Удмуртская Республика) построены прогнозы шести показателей до 2030 года с высокой точностью (средняя относительная ошибка $\leq 5,3\%$). Установлено, что в регионе ожидается усиление специализации подготовки кадров среднего звена (рост доли обучающихся в организациях среднего профессионального образования до 38,9%). Для дальнейших исследований предлагается включить показатели, характеризующие результативность образовательных систем в рамках выделенных кластеров, и провести анализ межкластерной динамики образовательной составляющей человеческого капитала с целью формирования дифференцированных рекомендаций для региональной образовательной политики.

Человеческий капитал, образовательная составляющая, кластеризация регионов, прогнозирование, авторегрессионные модели, Удмуртская Республика.

Введение

Рациональное использование ресурсов, обеспечиваемое грамотным управлением регионом, позволяет достигать поставленных целей и задач социально-экономического развития территории. Одним из важнейших ресурсов развития является человеческий капитал (ЧК) (Мазелис и др., 2020; Фролов и др., 2025). В экономической теории ЧК рассматривается как совокупность знаний, навыков, компетенций и способностей населения, которые могут быть использованы для производства благ и экономического роста (Lutz, Butz, 2014). Именно ЧК, а точнее его качественные характеристики, выходит на первый план, определяя инновационный потенциал регионов.

В структуре ЧК особое место занимает образовательная составляющая. Образование выступает фундаментом его формирования, поскольку именно через систему образования передаются знания, навыки и компетенции, которые в дальнейшем приводят к повышению производительности труда и экономическому росту. Исследователи отмечают, что образование является ключевым институтом воспроизводства ЧК, инвестиции в который приносят долгосрочные

экономические и социальные дивиденды (Леонидова, Головчин, 2019). Высокий уровень образования населения коррелирует с более высокой инновационной активностью, адаптивностью экономики к технологическим изменениям (Supaeva et al., 2024). Качественное образование расширяет возможности для самореализации личности, способствуя формированию гражданского общества и снижению социальной напряженности (Напцо, 2022).

Изучение образовательной составляющей ЧК представляется наиболее значимым фактором социально-экономического развития территорий (Баранова, 2022; Danova, Sira, 2023). Эффекты от накопления образовательной составляющей ЧК проявляются не только в росте макроэкономических показателей, но и в улучшении качества жизни населения, что делает его приоритетным объектом региональной политики.

Выделяют несколько подходов к измерению образовательной составляющей ЧК. По мнению китайских исследователей, эволюция методов ее измерения прошла путь от простых показателей (годы обучения) к сложным композитным индикаторам,

учитывающим качество образования (Tang et al., 2025). В мировой практике¹ сложились определенные подходы к измерению образовательной составляющей ЧК через следующие показатели:

1) показатели запаса, измеряющие накопленный образовательный потенциал населения: средняя продолжительность обучения, распределение населения по уровням образования и др.;

2) показатели потока, отражающие текущие инвестиции в ЧК и масштабы подготовки: охват образованием, численность обучающихся и преподавателей в расчете на душу населения и пр. (именно эти показатели составляют информационную базу настоящего исследования, поскольку позволяют оценить текущее воспроизводство ЧК в региональном разрезе);

3) показатели качества, учитывающие результаты обучения: когнитивные навыки, грамотность, результаты сопоставительных исследований;

4) композитные индикаторы, объединяющие различные аспекты образовательной составляющей ЧК (например, индекс человеческого капитала Всемирного банка² включает компонент образования, измеряемый как произведение ожидаемой продолжительности обучения и стандартизированных тестовых баллов).

Учитывая значительную пространственную неоднородность РФ, характеризующуюся разницей в уровне социально-экономического развития, демографической структуре и исторически сложившейся специализации регионов, необходимо применять дифференцированный подход к анализу образовательной составляющей ЧК. Усреднение показателей по стране скрывает существенные межрегиональные различия и не позволяет выработать эффективные управленческие решения. В связи с этим исследования, дающие возможность не только оценить текущее состояние образователь-

ной составляющей ЧК, но и прогнозировать его динамику с учетом региональной специфики, являются актуальными.

В вопросе изучения пространственной дифференциации важно выделять укрупненные, однородные по показателям группы – кластеры. Данный подход широко применяется в работах отечественных и зарубежных исследователей для преодоления усредненного подхода в региональном анализе (Доброхлеб, Кондакова, 2022; Korir, 2024). Кластеризация позволяет выявить проблемные зоны регионов и впоследствии разрабатывать дифференциальную политику, повышая региональный ЧК (Murgante et al., 2025). Несмотря на широкое применение методов кластеризации в региональном анализе (Леонидова и др., 2022; Кетова и др., 2021), подходы к изучению образовательной составляющей ЧК существенно ограничены. Исследования фокусируются либо на интегральной оценке социально-экономического положения регионов, где образование выступает лишь одним из многих факторов, либо на анализе разрозненных статистических показателей без выявления устойчивых структурных взаимосвязей между ними. Это не позволяет в полной мере учесть инерционный характер образовательных систем и их роль в формировании долгосрочных траекторий развития территорий.

Помимо проведения территориального анализа необходимо оценивать ситуацию внутри гомогенных групп и строить научно обоснованные прогнозы состояния ЧК (Jagodka, 2025). Наиболее широко распространены в эконометрическом моделировании остаются регрессионные и авторегрессионные модели (Вавилова, 2023), а также различные методы машинного обучения, в том числе алгоритмы кластеризации, которые часто применяются для моделирования сложно структурированных процессов (Китова и др., 2020). Это указывает на перспективность применения гибридного под-

¹ Mind the Learning Gap: A Methodological Look into World Bank's New Human Capital Index. NORRAG. 2018. Available at: <https://www.norrageducation.org/mind-the-learning-gap-a-methodological-look-into-world-banks-new-human-capital-index-by-ji-liu/> (accessed: 10.03.2026).

² Human Capital Project. World Bank Group. Available at: <https://www.worldbank.org/en/publication/human-capital> (accessed: 10.03.2026).

хода, поскольку он опирается на сильные стороны различных методов: машинное обучение эффективно решает задачу выделения устойчивых кластеров, а эконометрика позволяет строить надежные прогнозы. Несмотря на наличие указанных развитых направлений, отсутствуют работы, в которых кластеризация регионов, проводимая именно по образовательной составляющей ЧК, служит основой для типологизации регионов и построения прогнозных моделей развития ЧК определенных кластеров.

Специфика образовательной составляющей ЧК заключается в том, что она не просто отражает текущее состояние региона, но и формирует его будущий потенциал. При этом высокая пространственная дифференциация России проявляется не только в количественных различиях (например, в доле студентов), но и в структурных – соотношении уровней подготовки кадров (общее, среднее профессиональное, высшее образование). Существующие типологии зачастую игнорируют эту гетерогенность, смешивая регионы с разными образовательными стратегиями в общие группы по уровню социально-экономического развития. Таким образом, остается нерешенной задача выделения гомогенных групп регионов именно по признаку образовательной составляющей ЧК и оценки устойчивости этой структуры во времени.

Постановка научной проблемы связана с противоречием между необходимостью учета структурных особенностей образовательной составляющей ЧК при разработке региональной политики и отсутствием методического инструментария, позволяющего не только классифицировать регионы по данному признаку, но и прогнозировать развитие выделенных типов. Это определяет необходимость формулировки научных гипотез.

1. Гипотеза о структурной неоднородности: субъекты РФ образуют устойчивые типологические группы, различающиеся не столько по масштабам, сколько по структуре образовательной составляющей ЧК (соотношение уровней подготовки кадров).

2. Гипотеза об инерционности: выделенные типы регионов обладают высокой степенью устойчивости во времени, а динамика показателей внутри кластера подчиняется общим закономерностям, что позволяет строить прогнозы для его типичного представителя.

Цель исследования – выявление устойчивых кластеров регионов по показателям образовательной составляющей человеческого капитала для типизации имеющихся структурных проблем и построения среднесрочного прогноза динамики рассматриваемых показателей для типичного представителя одного из сложившихся в результате анализа кластеров – среднестатистического региона РФ (Удмуртской Республики).

Методологическую основу исследования составляют современные методы прикладной статистики, анализа многомерных данных и эконометрики, включая методы кластеризации, регрессионного и прогнозного моделирования. Практическая значимость работы заключается в создании инструмента для типологизации регионов и прогнозирования развития образовательной составляющей ЧК в регионах РФ. Результаты исследования могут быть использованы органами управления для обоснованного планирования и разработки дифференциальной политики социально-экономического развития территорий.

Материалы и методы исследования

Существует достаточно обширный набор показателей, характеризующих образовательную составляющую ЧК. Нами предложено рассмотрение шести ключевых удельных показателей, представленных в *таблице 1*. Их можно охарактеризовать как показатели развития образовательной сферы в регионе (доля обучающихся, преподавателей и пр.), при этом они отражают текущий поток образовательных услуг и выступают переменными для оценки инвестиций в ЧК. Используемые индикаторы (X1–X6) позволяют судить о масштабах и структуре текущей подготовки кадров в региональном разрезе. Все показатели стандартизованы в

Таблица 1. Используемые для анализа показатели образовательной составляющей ЧК

№ п/п	Обозначение показателя	Наименование показателя	Пояснение к расчету показателя
1	X1	Доля учителей в структуре населения, ‰	Отношение численности учителей организаций, осуществляющих образовательную деятельность по образовательным программам начального, основного и среднего общего образования к общей численности населения
2	X2	Доля преподавателей средне-специальных учебных заведений в структуре населения, ‰	Отношение численности преподавателей, реализующих образовательные программы среднего профессионального образования, к общей численности населения
3	X3	Доля преподавателей высших учебных заведений в структуре населения, ‰	Отношение численности профессорско-преподавательского состава организаций, осуществляющих образовательную деятельность по программам бакалавриата, специалитета, магистратуры, к общей численности населения
4	X4	Доля школьников в структуре населения, ‰	Отношение численности, обучающиеся по образовательным программам начального, основного и среднего общего образования, к общей численности населения
5	X5	Доля студентов средне-специальных учебных заведений в структуре населения, ‰	Отношение численности обучающихся по программам среднего профессионального образования, к общей численности населения
6	X6	Доля студентов высших учебных заведений в структуре населения, ‰	Отношение численности обучающихся по программам бакалавриата, специалитета, магистратуры, к общей численности населения

Источник: составлено авторами.

расчете на численность населения региона и выражены в промилле (‰), что обеспечивает их сопоставимость между регионами с разной демографической ситуацией.

Однако оценка образовательной составляющей ЧК не исчерпывается представленными показателями (важны также качественные характеристики, результаты независимых оценок, данные о дополнительном образовании и переподготовке). Исследование ограничено ввиду доступности и сопоставимости официальной статистики в региональном разрезе. По мере расширения информационной базы (например, при появлении регулярных данных о результатах оценки качества образования в разрезе субъектов РФ) набор индикаторов может быть дополнен.

В исследовании использованы панельные данные, предоставленные Федеральной службой государственной статистики РФ (Росстат)³ и Минпросвещения России⁴, за 2000–2023 гг. в дифференциации по субъектам РФ. Для описания, обобщения и визуализации имеющейся информации осуществлен расчет описательных статистик (Ворокова, Сенникова, 2021): среднее значение, медиана, модальное значение, вариация, дисперсия, среднее квадратическое отклонение, коэффициенты асимметрии и эксцесса.

Далее выполнена кластеризация, которая предусматривает разбиение множества исследуемых субъектов РФ на однородные по показателям образовательной составляющей ЧК группы (кластеры). Существуют

³ Регионы России. Основные характеристики субъектов Российской Федерации / Федеральная служба государственной статистики. URL: <https://rosstat.gov.ru/folder/210/document/13205> (дата обращения: 25.09.2025).

⁴ Сведения об обучающихся с 1 по 12 классы / Министерство просвещения Российской Федерации. URL: https://edu.gov.ru/activity/statistics/actual_statistical_information (дата обращения: 25.10.2025).

различные алгоритмы кластеризации (Шамрай-Курбатова и др., 2021; da Silva, Soares, 2025), результаты которых характеризуются высокой степенью согласованности при анализе данных одной природы. В работе применен метод иерархической кластеризации Уорда (Mouronte-Lopez, Savall, 2024), при котором на каждом шаге объединяются те два кластера, которые приводят к минимальному увеличению общей внутривыборочной дисперсии (суммы квадратов евклидовых расстояний от точек до центра их кластера). Результат работы иерархического алгоритма представляет собой древовидную структуру (дендрограмму).

Проверка устойчивости и статистической значимости кластерного решения проводится на основе эмпирического правила, где устойчивая группировка должна сохраняться при изменении методов кластеризации. Предположение об устойчивости принимается, если доля совпадений результатов кластерного анализа превышает 70%. Помимо данного подхода также используется скорректированный индекс Рэнда (Adjusted Rand Index, ARI) (Дубравская, 2020; Стружко и др., 2018).

Моделирование и прогнозирование показателей образовательной составляющей для одного из субъектов РФ осуществляется с использованием авторегрессионной модели на основе ежегодных данных показателей образовательной составляющей ЧК за период 2000–2023 гг. Форма модели имеет вид ARIMA (p, d, q), где p – порядок авторегрессии, q – порядок скользящего среднего, d – порядок интегрирования, необходимый для получения стационарной последовательности. Использование модели ARIMA (p, d, q) обусловлено нестационарностью временных рядов, которая характерна для большинства социально-экономических показателей (Zou, 2024; Sinu et al., 2024). Выбор наилучшей спецификации модели основывается на минимизации скорректированного информационного критерия Акаике (AICc).

Качество прогнозов оценивается по двум метрикам: RMSE (среднеквадратичная ошибка) и MAPE (средняя абсолютная процентная ошибка):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad (1)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \cdot 100\%, \quad (2)$$

где n – число наблюдений, y_i – фактическое значение, \hat{y}_i – предсказанное значение. Данные метрики широко применяются для оценки точности прогнозных моделей в социально-экономических исследованиях (Yan, 2024).

Анализ исходного набора статистических данных, последующая кластеризация, моделирование и построение прогноза реализуются в среде разработки RStudio на языке программирования R. Для наглядного представления территориального распределения образовательной составляющей ЧК в РФ и результатов кластеризации использована веб-карта JavaScript API Яндекс.Карт.

Результаты

В ходе исследования были рассчитаны характеристики описательной статистики по показателям образовательной составляющей ЧК в разрезе субъектов РФ. Результаты представлены в *таблице 2*.

Наблюдается существенная дифференциация значений всех показателей образовательной составляющей ЧК по субъектам РФ. Это подтверждается большим размахом вариации, которая особенно выражена для доли студентов, получающих высшее образование (ВО; X6: 70,7%), доли учеников школ (X4: 124,8%) и доли обучающихся по программам среднего специального образования (СПО; X5: 27,5%). Высокие значения коэффициентов вариации указывают на существенные различия в развитии образовательной сферы между регионами. Наибольшие различия наблюдаются в системе ВО, так как для соответствующих показателей (X3 и X6) коэффициенты

значимость выделенных пяти кластеров. Скорректированный индекс Рэнда (ARI) составил 0,782, что также демонстрирует сильную согласованность. Таким образом, регионы стабильно группируются в одни и те же типы независимо от примененного алгоритма.

Результаты кластеризации по показателям образовательной составляющей ЧК представлены в *таблице 3*.

Характеристики полученных пяти типологически однородных групп субъектов РФ приведены в *таблице 4*.

Кластер 1 «Лидеры высшего образования». В первый кластер входят г. Москва, г. Санкт-Петербург, Томская область. Данная группа характеризуется высокими значениями показателей, связанных с высшим образованием. Доля студентов вузов (X6 = 64,1%) в кластере в 2,6 раза выше среднего по РФ (24,1%). Доля преподавательского состава вузов (X3 = 3,6%) в этих регионах также максимальна и в 3 раза превышает среднероссийский уровень (1,2%). Это позволяет идентифицировать данные субъекты как уникальные образовательные ядра,

Таблица 3. Кластеры субъектов РФ по показателям образовательной составляющей ЧК в 2023 году

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

Источник: составлено авторами.

Таблица 4. Средние значения показателей образовательной составляющей в кластерах субъектов РФ в 2023 году

Кластер	Количество субъектов, входящих в кластер	Среднее значение показателя в кластере, %					
		X1	X2	X3	X4	X5	X6
1	3	6,4	0,9	3,6	107,1	22,7	64,1
2	36	7,2	1,0	1,3	116,8	25,3	27,0
3	28	8,0	1,1	1,1	133,9	29,9	22,7
4	8	13,6	1,1	0,8	169,1	28,1	18,0
5	10	8,3	0,6	0,5	133,7	20,1	10,4
Среднее значение показателя по РФ		8,2	1,0	1,2	129,0	26,4	24,1

Источник: составлено авторами.

выполняющие функции центров воспроизводства и притяжения ЧК в сфере ВО для всей страны.

Кластер 2 «Регионы с акцентом на ВО». В него входят 36 субъектов РФ. Ключевой особенностью кластера является высокое значение доли преподавателей вузов ($X_3 = 1,3\%$), которое превышает среднероссийский уровень, в сочетании со вторым по величине показателем доли студентов вузов ($X_6 = 27,0\%$). Это указывает не только на высокий спрос на высшее образование, но и на сопоставимое развитие кадрового потенциала для его обеспечения. Таким образом, объединенные регионы второго кластера являются локальными центрами притяжения для получения ВО.

Кластер 3 «Регионы с акцентом на СПО». В него входят 28 субъектов РФ, в том числе Удмуртская Республика. Профиль третьего кластера формируется вокруг среднего профессионального образования. Регионы этой группы имеют максимальную среди кластеров долю студентов СПО ($X_5 = 29,9\%$). Также отмечается большая доля школьников ($X_4 = 133,9\%$), превышающая среднероссийский показатель. Показатели ВО (X_3, X_6) несколько ниже среднероссийских. Этот кластер формируют регионы, чья образовательная стратегия ориентирована на обеспечение экономики кадрами среднего звена.

Кластер 4 «Регионы с высокой долей общего образования». В него входят 8 субъектов РФ. Для данной группы характерна ярко выраженная демографическая специфика, проявляющаяся в максимальных среди всех кластеров значениях доли учителей ($X_1 = 13,6\%$) и школьников ($X_4 = 169,1\%$). В то же время показатели развития СПО и ВО находятся на уровне, сопоставимом со среднероссийским или ниже. Это свидетельствует о наличии структурного дисбаланса: образовательная система регионов испытывает повышенную нагрузку на уровне общего образования при относительно недостаточном развитии последующих образовательных траекторий.

Кластер 5 «Регионы с дефицитом профессионального образования». В него входят 10 субъектов РФ. Кластер объединяет регионы, по которым зафиксированы минимальные значения показателей, относящихся к профессиональной подготовке кадров (X_2, X_3, X_5, X_6). При этом параметры общего образования (X_1, X_4) близки к средним по стране. Полученный профиль указывает на системную слабость секторов СПО и ВО, что создает предпосылки для ограничения возможностей формирования регионального ЧК и может стимулировать миграционный отток молодежи в регионы с более развитой образовательной инфраструктурой.

На рисунке 2 визуализированы результаты кластеризации субъектов РФ по показателям образовательной составляющей ЧК.

Отсутствие в типологии кластера сбалансированным соотношением всех ступеней образования (общее, СПО, ВО) обусловлено, на наш взгляд, несколькими причинами, вытекающими из реальной региональной дифференциации РФ. Во-первых, термин «сбалансированность» предполагает наличие некоторого оптимального соотношения показателей. Однако в рамках анализа кластеры формируются на основе реально наблюдаемых статистических структур, а не исходя из нормативных представлений о том, какой она должна быть. Методы k -средних и Уорда объективно группируют регионы по фактической близости показателей; полагаем, что, если бы сбалансированные регионы существовали в виде устойчивой группы, они бы сформировали отдельный кластер. Во-вторых, полученные результаты свидетельствуют о том, что в современной России специализация регионов на определенных образовательных уровнях является правилом, а сбалансированность – исключением. Эмпирически выделились группы с ярко выраженной специализацией. Следовательно, институциональная структура образовательных систем в регионах исторически сложилась под влиянием специализации экономики, демографиче-

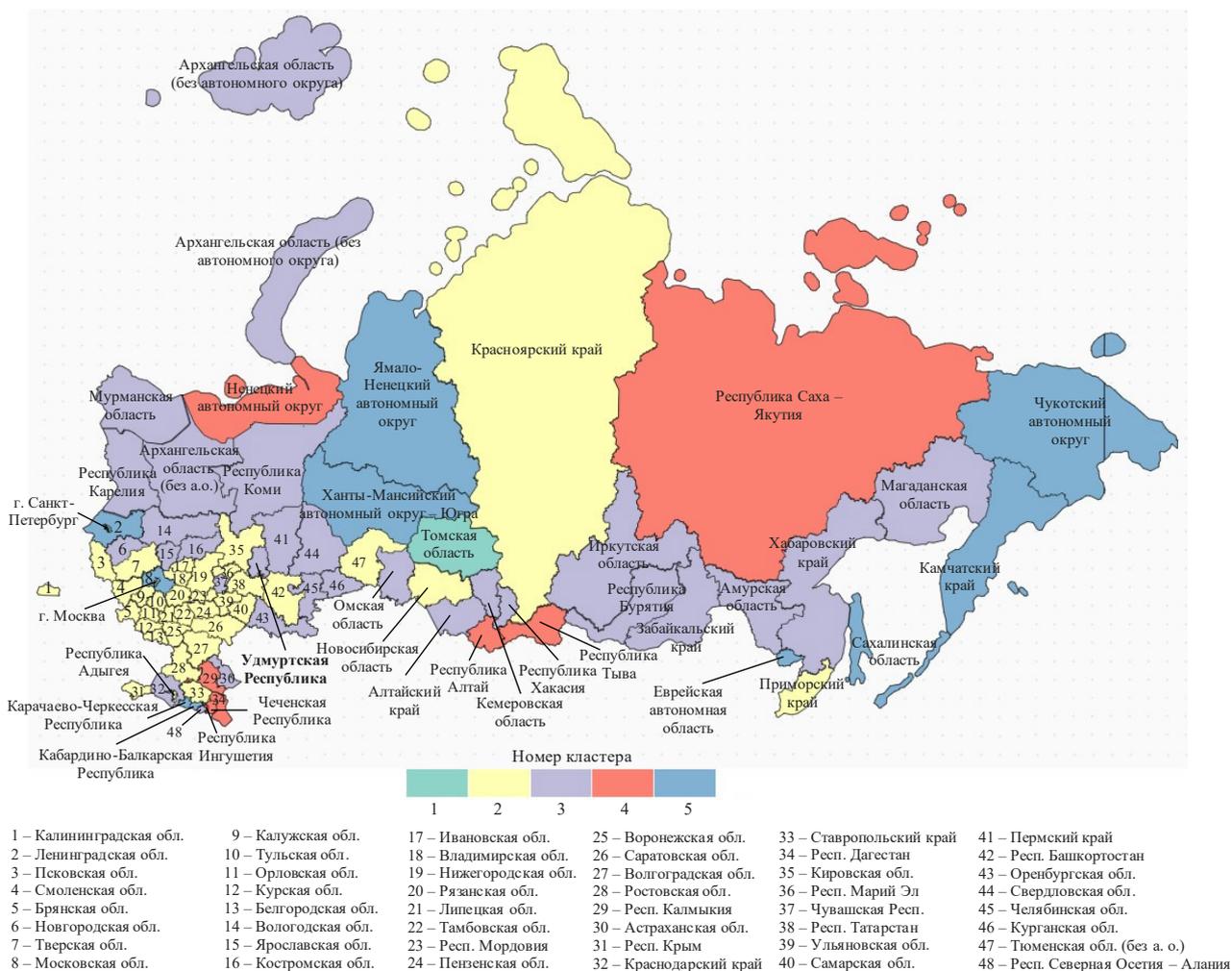


Рис. 2. Визуализация результатов кластеризации субъектов РФ по показателям образовательной составляющей ЧК в 2023 году

Источник: составлено авторами.

ских факторов и миграционных потоков, что и привело к сдвигам в ту или иную сторону (принадлежность кластеру).

Следующим этапом исследования является прогнозирование показателей образовательной составляющей ЧК представителя типичного кластера. В качестве объекта для прогнозного моделирования была выбрана Удмуртская Республика (УР), что обусловлено несколькими факторами. Во-первых, третий кластер является одним из самых многочисленных (28 субъектов РФ) и представляет собой «средний срез» российской экономики. Значения показателей (X1–X6) в УР максимально близки к центруиду третьего кластера, что позволяет рассматривать этот регион как типичного представителя кластера. Во-вторых, экономика региона имеет

выраженную индустриальную специализацию (оборонно-промышленный комплекс, машиностроение), что делает исследование динамики образовательной составляющей (особенно уровня СПО) особенно актуальным для понимания кадрового обеспечения приоритетных отраслей. Выбор типичного представителя позволяет в дальнейшем экстраполировать выявленные закономерности на всю группу с определенной долей статистической надежности.

Для каждого из шести рассматриваемых показателей образовательной составляющей ЧК в УР осуществлен подбор наилучшей спецификации авторегрессионной модели на основе минимизации информационного критерия AICс. С использованием выбранных спецификаций моделей ARIMA

были построены прогнозы динамики показателей образовательной составляющей ЧК УР на период до 2030 года. Визуализация полученных траекторий, а также 80% и 95% доверительных интервалов представлены на рисунке 3. Значения ошибки *MARE* для моделей не превосходят 5,3%, что говорит об их прогнозной способности и допустимости их использования для построения среднесрочного прогноза.

Анализ прогнозных значений позволяет выявить тенденции в развитии образовательной сферы региона. Наибольший интерес представляет динамика показателей подготовки кадров со средним профессиональным и высшим образованием, так как именно они в большей степени определяют принадлежность Удмуртской Республики к третьему кластеру. В УР ожидается устойчивый рост доли студентов СПО до 38,9%

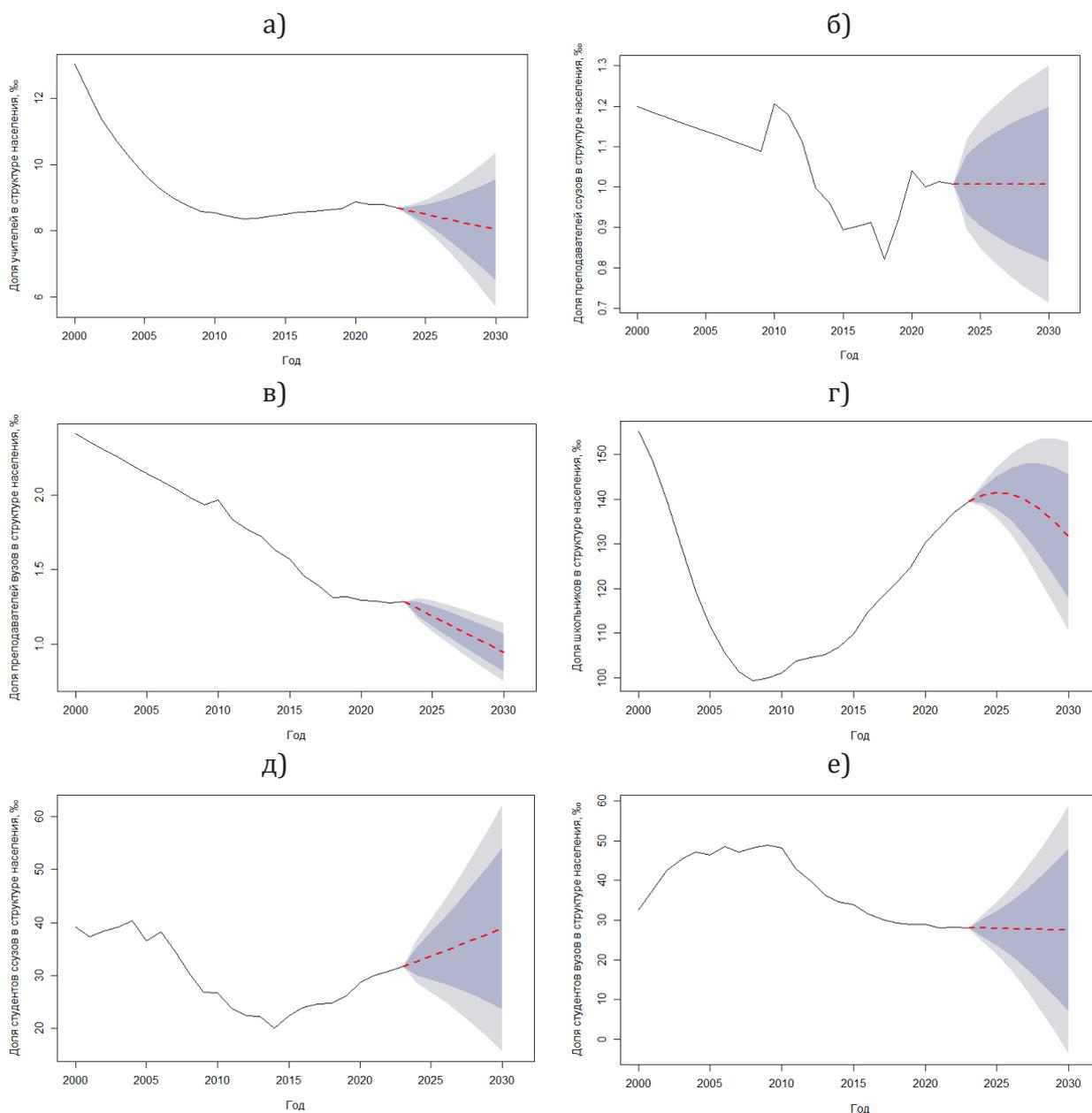


Рис. 3. Прогноз показателей образовательной составляющей ЧК УР до 2030 года

Примечание: а) доля учителей; б) доля преподавателей СПО; в) доля преподавателей ВО;

г) доля школьников; д) доля студентов СПО; е) доля студентов ВО

Источник: составлено авторами.

к 2030 году (прирост составит 6,2% относительно 2024 года). Доля студентов высших учебных заведений при этом будет медленно снижаться с 28,0 до 27,5% за тот же период. Выявленная тенденция свидетельствует об усилении специализации региона на подготовке кадров среднего звена, следовательно, об укреплении его положения в кластере с акцентом на СПО. Прогноз подтверждает сохранение и углубление типологической принадлежности УР к третьему кластеру на среднесрочную перспективу.

Прогнозный рост доли студентов СПО происходит на фоне низкого уровня безработицы. По данным на начало 2026 года фактический уровень безработицы в УР составляет 0,3%, что более чем в семь раз ниже среднероссийского показателя (2,2%)⁵. При этом предприятия региона испытывают острый дефицит кадров: число открытых вакансий достигает 12 тысяч⁶. Наиболее востребованы специалисты инженерно-технического профиля и рабочих профессий: водители, слесари, электромонтеры, токари, машинисты. В сложившихся условиях прогнозируемое увеличение подготовки кадров среднего звена выступает адекватным ответом на текущие потребности региональной экономики.

Снижение доли студентов ВО, прогнозируемое на период до 2030 года, во многом обусловлено демографическими факторами: за последние пять лет численность постоянного населения региона сократилась на 38 тыс. человек и на начало 2026 года составила 1,427 млн человек⁷. В связи с этим наблюдаемая тенденция может отражать не только структурную специализацию региона, но и миграционный отток молодежи в более крупные образовательные центры.

Выводы

Проведенное исследование пространственной дифференциации образовательной составляющей человеческого капитала в регионах России позволило получить ряд значимых результатов. Применение гибридного подхода, сочетающего кластерный анализ и эконометрическое моделирование, дало возможность не только идентифицировать устойчивые типологические группы регионов, но и оценить перспективы развития образовательных систем внутри выделенных кластеров.

Методологическая значимость работы заключается в обосновании эффективности применения авторегрессионных моделей для среднесрочного прогнозирования показателей образовательной составляющей ЧК. Построенные для Удмуртской Республики как типичного представителя третьего кластера модели ARIMA продемонстрировали высокую прогнозную точность (средняя относительная ошибка MAPE не превышает 5,3%). Использование скорректированного информационного критерия Акаике при спецификации моделей позволило учесть ограниченный объем временных рядов и избежать избыточной параметризации, что особенно важно при работе с региональными статистическими данными малой выборки.

Подтвердились гипотезы, сформулированные во введении. Гипотеза о структурной неоднородности подтверждается выявлением пяти устойчивых кластеров, которые различаются не масштабом, а именно структурой образовательной составляющей ЧК (соотношением уровней подготовки кадров). Высокий скорректированный индекс Рэнда ($ARI = 0,782$) и 93%-е совпадение результатов двух различных методов кластеризации (иерархического и k -средних) статистически доказывают, что регионы

⁵ Фактический уровень безработицы в Удмуртии составил 0,3% // Комсомольская правда. Ижевск. 2026. 12 января. URL: <https://www.izh.kp.ru/online/news/6760524/> (дата обращения: 10.03.2026).

⁶ На заводах Удмуртии открыты 12 тысяч вакансий // Город Глазов. 2026. 20 января. URL: <https://gorodglazov.com/news/37981> (дата обращения: 10.03.2026).

⁷ Шаги к достойной жизни: как происходит восстановление экономики? // Федерация профсоюзов Удмуртской Республики. URL: <https://www.fpur.ru/news/ehkonomika/2026-01-19-2885> (дата обращения: 10.03.2026).

РФ объективно группируются в типы с уникальными образовательными профилями: от образовательных центров (кластер 1) до регионов с дефицитом профессионального образования (кластер 5). Гипотеза об инерционности также нашла подтверждение. Во-первых, возможность построения точных прогнозов для типичного представителя кластера (Удмуртской Республики) с использованием моделей ARIMA (MAPE $\leq 5,3\%$) свидетельствует о наличии устойчивых временных закономерностей внутри группы. Во-вторых, прогноз до 2030 года демонстрирует усиление специализации региона, что указывает на сохранение и углубление его типологической принадлежности к кластеру с акцентом на СПО.

Можно констатировать не только сохранение специализации Удмуртской Республики на подготовке кадров среднего звена, но и интерпретировать эту тенденцию как адаптацию региональной образовательной системы к структурным особенностям экономики и текущей ситуации на рынке труда. В условиях рекордно низкой безработицы (0,3%) и острого дефицита рабочих кадров (12 тыс. вакансий) прогнозируемый рост контингента СПО до 38,9% к 2030 году выступает ответом на кадровые потребности предприятий оборонно-промышленного комплекса и машиностроения. Вместе с тем сохранение такой траектории развития требует сопряженных мер по повышению качества жизни и уровня оплаты труда в регионе для закрепления подготовленных специалистов, что является необходимым условием реализации накопленного ЧК.

Полученные результаты позволяют сформулировать ряд рекомендаций для региональной политики. Во-первых, для регионов третьего кластера (с акцентом на СПО), типичным представителем которого является Удмуртская Республика, стратегической задачей выступает не просто увеличение доли студентов СПО, а приведение структуры подготовки в соответствие с текущим и перспективным спросом региональной экономики. Учитывая кадровый голод, например в промышленности УР, рекомендуется усилить целевой набор и углубить

сотрудничество колледжей с градообразующими предприятиями (ОПК, машиностроение) для корректировки учебных планов под производственные задачи.

Во-вторых, для регионов четвертого кластера (с высокой долей школьников и учителей) приоритетом должно стать не столько увеличение числа школ, сколько оптимизация существующей инфраструктуры и инвестиции в качество обучения, чтобы обеспечить успешный переход выпускников школ на следующие ступени образования. Это предполагает развитие программ профориентации и создание профильных классов (инженерных, медицинских) на базе действующих школ, что позволит компенсировать структурный дисбаланс без экстенсивного роста сети.

В-третьих, для регионов пятого кластера (с дефицитом профессионального образования) необходимы меры по опережающему развитию учреждений СПО и ВО. Это может быть реализовано через создание филиалов востребованных вузов и колледжей, развитие системы образовательных сертификатов для абитуриентов и введение региональных надбавок для преподавателей профессионального блока, чтобы сделать эти территории более привлекательными для молодежи и предотвратить миграционный отток.

Перспективы дальнейших исследований связаны с включением показателей, характеризующих результативность функционирования образовательных систем (качество образования, соответствие структуры подготовки потребностям региональных рынков труда, миграционные потоки выпускников и др.). Также актуальной задачей представляется анализ межкластерной динамики образовательной составляющей ЧК. Решение данной задачи создаст научную основу для формирования дифференцированных рекомендаций по совершенствованию региональной образовательной политики, направленных на преодоление сложившихся диспропорций и повышение вклада образовательного потенциала в устойчивое социально-экономическое развитие территорий.

ЛИТЕРАТУРА

- Баранова Н.М. (2022). Эконометрическое моделирование некоторых экономических показателей, характеризующих развитие человеческого капитала России в современных экономических условиях // Экономический анализ: теория и практика. Т. 21. № 6 (525). С. 1069–1089. DOI: 10.24891/ni.15.10.1802
- Вавилова Д.Д. (2023). Информационно-аналитическая система анализа региональных социально-экономических процессов на основе комплексного использования динамических моделей различных типов // Прикладная информатика. Т. 18. № 4 (106). С. 97–110. DOI: 10.37791/2687-0649-2023-18-4-97-110
- Ворокова Н.Х., Сенникова А.Е. (2021). Информационная диагностика социальных объектов и процессов с помощью методов описательной статистики // Вестник Алтайской академии экономики и права. № 11–2. С. 161–164. DOI: 10.17513/vaael.1930
- Доброхлеб В.Г., Кондакова Н.А. (2022). Типологизация и социально-экономические аспекты формирования демографического старения населения регионов России // Проблемы развития территории. Т. 26. № 4. С. 98–110. DOI: 10.15838/ptd.2022.4.120.7
- Дубравская Э.И. (2020). Классификации регионов России с учетом структуры неформальной занятости и уровня социально-экономического развития // Статистика и экономика. Т. 17. № 6. С. 31–43. DOI: 10.21686/2500-3925-2020-6-31-43
- Кетова К.В., Касаткина Е.В., Вавилова Д.Д. (2021). Кластеризация регионов Российской Федерации по уровню социально-экономического развития с использованием методов машинного обучения // Экономические и социальные перемены: факты, тенденции, прогноз. Т. 14. № 6. С. 70–85. DOI: 10.15838/esc.2021.6.78.4
- Китова О.В., Дьяконова Л.П., Китов В.А., Савинова В.М. (2020). Применение нейронных сетей для прогнозирования социально-экономических временных рядов // Russian Economic Bulletin. Т. 3. № 5. С. 188–201.
- Леонидова Г.В., Басова Е.А., Рассадина М.Н. (2022). Кластерный анализ доходного неравенства населения российских регионов // Проблемы развития территории. Т. 26. № 6. С. 94–114. DOI: 10.15838/ptd.2022.6.122.6
- Леонидова Г.В., Головчин М.А. (2019). Национальный проект «Образование» и возможность его влияния на развитие человеческого капитала // Проблемы развития территории. Т. 102. № 4. С. 7–25. DOI: 10.15838/ptd.2019.4.102.1
- Мазелис Л.С., Лавренюк К.И., Емцева Е.Д. и др. (2020). Разработка экономико-математических методов и моделей развития регионального человеческого капитала. Владивосток: Владивостокский государственный университет экономики и сервиса. 152 с.
- Напсо М.Д. (2022). Образование как условие формирования человеческого капитала // Власть истории – История власти. Т. 8. № 6 (40). С. 59–65.
- Стружко Н.М., Андропова В.В., Тазиева И.А. (2018). Анализ качества алгоритмов кластеризации // Аллея науки. Т. 1. № 7 (23). С. 895–904.
- Фролов А.А., Холина В.Н., Горбунов В.С. (2025). Человеческий капитал и институты его развития в условиях технологической трансформации: опыт России и стран ЕАЭС // Экономические и социальные перемены: факты, тенденции, прогноз. Т. 18. № 2. С. 141–162. DOI: 10.15838/esc.2025.2.98.8
- Шамрай-Курбатова Л.В., Леденева М.В. (2021). Кластерный анализ субъектов РФ по уровню инновационной активности // Бизнес. Образование. Право. № 1 (54). С. 88–97. DOI: 10.25683/VOLBI.2021.54.174

- Da Silva J.F.P., Soares A.P.A. (2025). Exploratory analysis regarding educational indicators, financial resources, and socioeconomic conditions of Pernambuco: A cluster analysis. *Socioeconomic Analytics*, 3(1), 189–206. DOI: 10.29327/2565368.3.1-10
- Danova M., Sira E. (2023). Educational and innovative elements of human capital and their impact on economic growth. *Ekonomika Regiona=Economy of Regions*, 19(1), 111–121. DOI: 10.17059/ekon.reg.2023-1-9
- Jagódka M. (2025). Typification of Polish regions based on human capital and innovativeness: a cluster analysis approach. *Transforming Government: People, Process and Policy*, 19(3), 614–637. DOI: 10.1108/TG-02-2025-0050
- Korir E.K. (2024). Comparative clustering and visualization of socioeconomic and health indicators: A case of Kenya. *Socio-Economic Planning Sciences*, 95. DOI: 10.1016/j.seps.2024.101961
- Lutz W., Butz W.P., KC S. (Eds). (2014). *World Population and Human Capital in the Twenty-First Century: Executive Summary*. Laxenburg: International Institute for Applied Systems Analysis (IIASA). Available at: <https://pure.iiasa.ac.at/id/eprint/11189/1/XO-14-031.pdf>
- Mouronte-López M.L., Savall C.J. (2024). Exploring socioeconomic similarity-inequality: A regional perspective. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1), 1–16. DOI: 10.1057/s41599-024-02730-1
- Murgante B., Annunziata A., Tonini M. (2025). Developing a taxonomy framework for assessing human capital provision: A case study of Southern Italian municipalities. *Applied Geography*, 179, 103640. DOI: 10.1016/j.apgeog.2025.103640
- Sinu E., Kleden M.A., Atti A. (2024). Application of ARIMA model for forecasting national economic growth: A focus on gross domestic product data. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, 18(2), 1261–1271. DOI: 10.30598/barekengvol18iss2pp1261-1272
- Supaeva G.T., Kadyrova M.K., Adiletkyz M. (2024). Education as a factor of economic growth and formation of human capital. *Actual Issues of the Modern Economy*, 4, 597–602. Available at: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=67950429>
- Tang P.Y., Yang C.Y., Lu C.C., Lin T.Y., Chiu Y.H. (2025). OECD national educational expenditure on human resources and educational efficiency. *Bulletin of Economic Research*, 77(4), 521–534. DOI: 10.1111/boer.12502
- Yan Y. (2024). Research on UK unemployment rate forecast based on ARIMA model. *Advances in Economics, Management and Political Sciences*, 123(1), 26–35. DOI: 10.54254/2754-1169/123/2024MUR0136
- Zou X. (2024). U.S. unemployment rate prediction using time series model. *Theoretical and Natural Science*, 30(1), 255–262. DOI: 10.54254/2753-8818/30/20241129

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

Дайана Дамировна Вавилова – кандидат технических наук, доцент, Ижевский государственный технический университет имени М.Т. Калашникова (Российская Федерация, 426069, Удмуртская Республика, г. Ижевск, ул. Студенческая, д. 7; e-mail: vavilova_dd@mail.ru)

Екатерина Владимировна Бархатова – студент, Ижевский государственный технический университет имени М.Т. Калашникова (Российская Федерация, 426069, Удмуртская Республика, г. Ижевск, ул. Студенческая, д. 7; e-mail: ek.bv@yandex.ru)

Vavilova D.D., Barkhatova E.V.

EDUCATIONAL COMPONENT OF HUMAN CAPITAL: SPATIAL DIFFERENTIATION OF RUSSIAN REGIONS AND THE FORECAST SCENARIO (CASE STUDY OF THE REPUBLIC OF UDMURTIA)

The educational component of human capital is a key factor in sustainable regional development. However, the development of regional education policy and forecasting of its territorial potential are hampered by pronounced spatial heterogeneity and lack of consideration of the structural features of the educational component of the human capital of the constituent entities of the Russian Federation. The lack of methodological tools that make it possible to classify regions according to the structure of the educational component of human capital and predict the development of its types determines the aim of the study, which is to identify stable clusters of regions according to appropriate indicators to typify existing structural problems and build a medium-term forecast of the dynamics of the indicators under consideration for a typical representative of one of the clusters. The scientific novelty of the work consists in the application of clustering methods to typologize regions according to the educational component of human capital and predictive modeling of the development of a typical representative of a cluster. Clustering was performed using two methods: k-means and hierarchical (Ward's method), followed by checking the consistency of the results using the adjusted Rand index (ARI). The cluster analysis revealed five homogeneous groups of subjects of the Russian Federation with different structures of the educational component of human capital: the country's educational centers, regions with a predominance of higher, secondary vocational and general education, as well as regions with a shortage of vocational education. For a typical representative of the third cluster (Republic of Udmurtia), forecasts of six indicators up to 2030 have been made with high accuracy (the average relative error is $\leq 5.3\%$). We have been established that the region is expected to increase the specialization of mid-level personnel training (an increase in the proportion of students in secondary vocational education institutions to 38.9%). For further research, it is proposed to include indicators characterizing the effectiveness of educational systems within the selected clusters, and to analyze the inter-cluster dynamics of the educational component of human capital to form differentiated recommendations for regional educational policy.

Human capital, educational component, regional clustering, forecasting, autoregressive models, Republic of Udmurtia.

REFERENCES

- Baranova N.M. (2022). Econometric modeling of some economic indicators characterizing the development of Russia's human capital in modern economic conditions. *Ekonomicheskii analiz: teoriya i praktika*, 21, 6(525), 1069–1089. DOI: 10.24891/ni.15.10.1802 (in Russian).
- Da Silva J.F.P., Soares A.P.A. (2025). Exploratory analysis regarding educational indicators, financial resources, and socioeconomic conditions of Pernambuco: A cluster analysis. *Socioeconomic Analytics*, 3(1), 189–206 DOI: 10.29327/2565368.3.1-10
- Danova M., Sira E. (2023). Educational and innovative elements of human capital and their impact on economic growth. *Ekonomika Regiona=Economy of Regions*, 19(1), 111–121. DOI: 10.17059/ekon.reg.2023-1-9
- Dobrokhleb V.G., Kondakova N.A. (2022). Typologization and socio-economic aspects of the formation of demographic aging of the population of Russian regions. *Problemy razvitiya territorii=Problems of Territory's Development*, 26(4), 98–110. DOI: 10.15838/ptd.2022.4.120.7 (in Russian).
- Dubravskaya E.I. (2020). Classifications of Russian regions based on the structure of informal employment and the level of socio-economic development. *Statistika i ekonomika*, 17(6), 31–43. DOI: 10.21686/2500-3925-2020-6-31-43 (in Russian).

- Frolov A.A., Kholina V.N., Gorbunov V.S. (2025). Human capital and institutions of its development in the context of technological transformation: The experience of Russia and the EAEU countries. *Ekonomicheskie i sotsial'nye peremeny: fakty, tendentsii, prognoz=Economic and Social Changes: Facts, Trends, Forecast*, 18(2), 141–162. DOI: 10.15838/esc.2025.2.98.8 (in Russian).
- Jagódka M. (2025). Typification of Polish regions based on human capital and innovativeness: a cluster analysis approach. *Transforming Government: People, Process and Policy*, 19(3), 614–637. DOI: 10.1108/TG-02-2025-0050
- Ketova K.V., Kasatkina E.V., Vavilova D.D. (2021). Clustering of regions of the Russian Federation according to the level of socio-economic development using machine learning methods. *Ekonomicheskie i sotsial'nye peremeny: fakty, tendentsii, prognoz=Economic and Social Changes: Facts, Trends, Forecast*, 14(6), 70–85. DOI: 10.15838/esc.2021.6.78.4 (in Russian).
- Kitova O.V., D'yakonova L.P., Kitov V.A., Savinova V.M. (2020). Application of neural networks for forecasting socio-economic time series. *Russian Economic Bulletin*, 3(5), 188–201 (in Russian).
- Korir E.K. (2024). Comparative clustering and visualization of socioeconomic and health indicators: A case of Kenya. *Socio-Economic Planning Sciences*, 95. DOI: 10.1016/j.seps.2024.101961
- Leonidova G.V., Basova E.A., Rassadina M.N. (2022). Cluster analysis of income inequality in Russian regions. *Problemy razvitiya territorii=Problems of Territory's Development*, 26(6), 94–114. DOI: 10.15838/ptd.2022.6.122.6 (in Russian).
- Leonidova G.V., Golovchin M.A. (2019). The national project “Education” and the possibility of its impact on the development of human capital. *Problemy razvitiya territorii=Problems of Territory's Development*, 102(4), 7–25. DOI: 10.15838/ptd.2019.4.102.1 (in Russian).
- Lutz W., Butz W.P., KC S. (Eds). (2014). *World Population and Human Capital in the Twenty-First Century: Executive Summary*. Laxenburg: International Institute for Applied Systems Analysis (IIASA). Available at: <https://pure.iiasa.ac.at/id/eprint/11189/1/XO-14-031.pdf>
- Mazelis L.S., Lavrenyuk K.I., Emtseva E.D. et al. (2020). *Razrabotka ekonomiko-matematicheskikh metodov i modelei razvitiya regional'nogo chelovecheskogo kapitala* [Development of Economic and Mathematical Methods and Models for the Development of Regional Human Capital]. Vladivostok: Vladivostokskii gosudarstvennyi universitet ekonomiki i servisa.
- Mouronte-López M.L., Savall C.J. (2024). Exploring socioeconomic similarity-inequality: A regional perspective. *Humanities and Social Sciences Communications*, 11(1), 1–16. DOI: 10.1057/s41599-024-02730-1
- Murgante B., Annunziata A., Tonini M. (2025). Developing a taxonomy framework for assessing human capital provision: A case study of Southern Italian municipalities. *Applied Geography*, 179, 103640. DOI: 10.1016/j.apgeog.2025.103640
- Napso M.D. (2022). Education as a condition for the formation of human capital. *Vlast' istorii – Istoriya vlasti*, 8, 6(40), 59–65 (in Russian).
- Shamrai-Kurbatova L.V., Ledeneva M.V. (2021). Cluster analysis of the subjects of the Russian Federation by the level of innovation activity. *Biznes. Obrazovanie. Pravo*, 1(54), 88–97. DOI: 10.25683/VOLBI.2021.54.174 (in Russian).
- Sinu E., Kleden M.A., Atti A. (2024). Application of ARIMA model for forecasting national economic growth: A focus on gross domestic product data. *BAREKENG: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*, 18(2), 1261–1271. DOI: 10.30598/barekengvol18iss2pp1261-1272
- Struzhko N.M., Andronova V.V., Tazieva I.A. (2018). Quality analysis of clustering algorithms. *Alleya nauki*, 1, 7(23), 895–904 (in Russian).
- Supaeva G.T., Kadyrova M.K., Adiletkyz M. (2024). Education as a factor of economic growth and formation of human capital. *Actual Issues of the Modern Economy*, 4, 597–602. Available at: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=67950429>

- Tang P.Y., Yang C.Y., Lu C.C., Lin T.Y., Chiu Y.H. (2025). OECD national educational expenditure on human resources and educational efficiency. *Bulletin of Economic Research*, 77(4), 521–534. DOI: 10.1111/boer.12502
- Vavilova D.D. (2023). An information and analytical system for analyzing regional socio-economic processes based on the integrated use of dynamic models of various types. *Prikladnaya informatika*, 18, 4(106), 97–110. DOI: 10.37791/2687-0649-2023-18-4-97-110 (in Russian).
- Vorokova N.KH., Sennikova A.E. (2021). Information diagnostics of social objects and processes using descriptive statistics methods. *Vestnik Altaiskoi akademii ekonomiki i prava*, 11–2, 161–164. DOI: 10.17513/vaael.1930 (in Russian).
- Yan Y. (2024). Research on UK unemployment rate forecast based on ARIMA model. *Advances in Economics, Management and Political Sciences*, 123(1), 26–35. DOI: 10.54254/2754-1169/123/2024MUR0136
- Zou X. (2024). U.S. unemployment rate prediction using time series model. *Theoretical and Natural Science*, 30(1), 255–262. DOI: 10.54254/2753-8818/30/20241129

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Daiana D. Vavilova – Candidate of Sciences (Economics), Associate Professor, Kalashnikov Izhevsk State Technical University (7, Studencheskaya Street, Izhevsk, Republic of Udmurtia, 426069, Russian Federation; e-mail: vavilova_dd@mail.ru)

Ekaterina V. Barkhatova – student, Kalashnikov Izhevsk State Technical University (7, Studencheskaya Street, Izhevsk, Republic of Udmurtia, 426069, Russian Federation; e-mail: ek.bv@yandex.ru)