

## РЕАЛИЗАЦИЯ МЕТОДИКИ КРОСС-АЛГОРИТМИЧЕСКОГО КЛАСТЕРНОГО АНАЛИЗА УСТОЙЧИВОГО РАЗВИТИЯ РЕГИОНОВ СИБИРСКОГО ФЕДЕРАЛЬНОГО ОКРУГА

DOI: <https://doi.org/10.24891/sleepu>EDN: <https://elibrary.ru/sleepu>

### Ольга Сергеевна ТАРАСОВА

ответственный автор, кандидат географических наук, доцент, заведующая кафедрой экологической безопасности и управления природопользованием, Новосибирский государственный университет экономики и управления «НИИХ», Новосибирск, Российская Федерация

e-mail: [tosgeo@bk.ru](mailto:tosgeo@bk.ru)

ORCID: 0000-0003-4250-7259

SPIN: 4269-5824

### Анна Александровна АЛЕТДИНОВА

доктор экономических наук, доцент, профессор кафедры автоматизированных систем управления, Российский государственный университет нефти и газа (национальный исследовательский университет) им. И.М. Губкина, Москва, Российская Федерация

e-mail: [andreww@academ.org](mailto:andreww@academ.org)

ORCID: 0000-0002-9257-4735

SPIN: 4508-6876

### Екатерина Сергеевна БОЛОНИНА

студентка магистратуры, Российский государственный университет нефти и газа (национальный исследовательский университет) им. И.М. Губкина, Москва, Российская Федерация

e-mail: [katerinabolonina@yandex.ru](mailto:katerinabolonina@yandex.ru)

ORCID: отсутствует

SPIN: отсутствует

---

#### История статьи:

Рег. № 7/2026

Получена 13.01.2026

Одобрена 04.02.2026

Доступна онлайн

30.03.2026

**Специальность:** 5.2.3**УДК** 332.1:332.055**JEL:** B41, C18, C38,

L52, R12

**Ключевые слова:**

устойчивое развитие регионов, региональные экономические системы, машинное обучение, кластерный анализ, кросс-алгоритмический подход

#### Аннотация

**Предмет.** Устойчивость региональных экономических систем в условиях структурной неоднородности и воздействия внешних шоков.

**Цели.** Апробация кросс-алгоритмического подхода к оценке устойчивого развития регионов Сибирского федерального округа.

**Методология.** Основу исследования составляют методы машинного обучения без учителя, включая алгоритмы *K*-means, DBSCAN и иерархическую кластеризацию методом Уорда. Эмпирическая база сформирована на основе открытых статистических данных, характеризующих социальное, экономическое и экологическое состояние исследуемых регионов. Для повышения уровня корректности и интерпретируемости использовались процедуры нормализации данных и анализа главных компонент. Кросс-алгоритмический подход реализован через сопоставление и взаимную верификацию кластерных решений, полученных различными алгоритмами, а также анализ их динамики за 2019–2023 гг.

**Результаты.** В результате исследования выявлена устойчивая трехуровневая структура регионального пространства Сибирского федерального округа, сохраняющаяся во времени независимо от внешних изменений. Проведен анализ социально-экономического и экологического профилей регионов, входящих в соответствующий кластер. Показано, что центроидные и иерархические методы воспроизводят базовую типологию регионов, отражающую различия в уровне и структуре развития, тогда как

плотностная кластеризация позволяет выявлять нелинейные эффекты, рост фрагментации и атипичные траектории развития.

**Выводы.** Устойчивость регионального развития проявляется в сохранении структурных паттернов регионального пространства при изменении условий, а кросс-алгоритмический подход повышает объективность и достоверность оценки устойчивости региональных экономических систем.

© Издательский дом ФИНАНСЫ и КРЕДИТ, 2026

---

**Для цитирования:** Тарасова О.С., Алетдинова А.А., Болонина Е.С. Реализация методики кросс-алгоритмического кластерного анализа устойчивого развития регионов Сибирского федерального округа // Экономический анализ: теория и практика. – 2026. – № 3. – С. 156 – 181.  
DOI: 10.24891/sleepu EDN: SLEEPU

---

Устойчивое региональное развитие становится одним из основных ориентиров социально-экономической политики в условиях усиливающейся пространственной неоднородности, структурных сдвигов и роста внешних рисков. Региональные экономические системы характеризуются высокой сложностью, многоуровневой взаимосвязанностью социальных, экономических и экологических процессов, различной способностью к адаптации, что повышает требования к инструментарию количественной оценки устойчивого развития и к качеству аналитических выводов, на основе которых принимаются управленческие решения.

В российской и зарубежной практике для оценки устойчивого развития регионов широко применяются интегральные индексы, рейтинговые системы и балльные оценки [1–5]. Такие подходы обеспечивают сопоставимость территорий, но неизбежно приводят к агрегированию разнородных характеристик, сглаживанию структурных различий и потере информации о внутренней структуре регионального развития.

В условиях высокой турбулентности последних лет, включая пандемийные, геоэкономические и геополитические шоки, возрастает значимость методов, позволяющих выявлять не только уровни устойчивости развития, но и сложившиеся типы региональных профилей, а также отслеживать трансформацию регионального пространства во времени. Кластерный подход, основанный на использовании алгоритмов машинного обучения, открывает дополнительные возможности анализа многомерных данных без предварительного задания весов и жестких априорных предположений о структуре региональных различий [6].

Несмотря на растущий интерес к применению методов машинного обучения в экономических исследованиях, их использование в задачах оценки устойчивого развития регионов остается фрагментарным и часто ограничивается демонстрацией вычислительных возможностей без существенной экономической оценки и интерпретации результатов. В таком контексте возникают исследовательский и методологический разрывы. С одной стороны, накоплен значительный массив статистических и больших данных, описывающих социально-экономические и экологические параметры развития регионов [7]. С другой стороны, используемые методы анализа ориентированы на линейную агрегацию данных с заданием весовых коэффициентов, что ограничивает возможности выявления нелинейных связей и скрытых закономерностей регионального развития.

Цель исследования заключается в апробации кросс-алгоритмического подхода к оценке устойчивого развития регионов Сибирского федерального округа, использующего синергию методов машинного обучения при проведении кластеризации территорий. Для достижения цели были поставлены и решены следующие задачи: сформировать систему

показателей устойчивого развития регионов, обеспечивающую многомерную характеристику социально-экономических и экологических аспектов регионального развития; провести кластеризацию регионов Сибирского федерального округа с использованием нескольких алгоритмов машинного обучения и получить альтернативные варианты типологизации регионального развития; осуществить кросс-алгоритмическую верификацию результатов кластеризации и выявить устойчивые типы регионального развития; интерпретировать полученные кластеры с позиций региональной экономики и проанализировать устойчивость выявленной кластерной структуры в динамике.

В работе использовались количественные методы анализа региональных экономических систем. В данном исследовании предлагается авторская методика кластерного анализа устойчивого развития регионов, включающая следующие основные этапы:

- отбор показателей устойчивого развития на основе анализа научных рекомендаций и экспертных оценок;
- сбор и предобработку данных (включая анализ выбросов и нормализацию);
- реализацию метода главных компонент для снижения размерности массива данных, повышения их структурированности;
- выбор методов кластерного анализа;
- реализацию алгоритмов кластерного анализа;
- оценку профилей устойчивого развития регионов по социальной, экологической и экономической составляющим;
- интерпретацию полученных результатов кластерного анализа устойчивого развития регионов.

Кросс-алгоритмический подход реализовывался путем сопоставления результатов кластеризации, полученных с использованием перечисленных алгоритмов, для верификации устойчивости выделенных групп и выявления нелинейных эффектов и атипичных траекторий регионального развития. Таким образом, предлагаемую методику можно назвать методикой кросс-алгоритмического кластерного анализа устойчивого развития регионов.

Эмпирическую базу составили открытые статистические данные из официальных источников за 2019–2023 гг.<sup>1</sup>, обеспечивающие сопоставимость показателей по регионам и по времени.

На первых этапах для сформированного датасета применялись нормализация и снижение размерности на основе метода главных компонент, что позволило повысить уровень структурированности, снизить избыточность данных. Кластеризация регионов осуществлялась с использованием алгоритмов машинного обучения без учителя, включая последовательные методы *K*-means, плотностной алгоритм DBSCAN и агломеративный метод – иерархическую кластеризацию методом Уорда. Все расчеты и построение диаграмм выполнены с использованием высокоуровневого языка программирования Python с использованием специализированных библиотек для анализа данных: Pandas, NumPy, Matplotlib. Полученные результаты анализировались в динамике за 2019–2023 гг., что позволило оценить изменения структуры устойчивости региональных экономических систем. Отсутствие опубликованных статистических данных по ряду рассматриваемых показателей за 2024–2025 гг. не позволило выполнить исследование за текущий период.

---

<sup>1</sup> Регионы России. Социально-экономические показатели. 2024: стат. сб. Росстат. М.: Росстат, 2024. 1081 с.; Национальный набор показателей ЦУР. URL: <https://rosstat.gov.ru/sdg/national>

Устойчивое развитие рассматривается в региональной экономике как характеристика способности территориальных социально-экономических систем обеспечивать сбалансированное воспроизводство экономического, социального и экологического потенциалов в условиях внешних и внутренних воздействий [8–10]. Регион в данном контексте выступает не как сумма отдельных показателей, а как сложная система, в которой результаты развития определяются сочетанием структурных характеристик, институциональных условий и адаптационных возможностей.

В рамках сложившихся теоретических подходов оценка устойчивого развития регионов, как правило, базируется на концепции интеграции трех подсистем – экономической, социальной и экологической. На практике концепция реализуется через построение интегральных индексов, рейтингов и балльных оценок, основанных на нормализации и агрегировании разнородных показателей<sup>2</sup> [2, 11, 12]. Такие подходы получили широкое распространение благодаря относительной простоте расчетов и возможности сопоставления территорий в пространственном и временном разрезах.

Вместе с тем агрегированные оценки обладают рядом методологических ограничений. Линейное суммирование показателей сглаживает структурные различия между регионами и нивелирует эффект различных сочетаний факторов устойчивого развития. Регионы с принципиально разными профилями (значениями отдельных показателей) могут демонстрировать сопоставимые интегральные значения, что снижает аналитическую ценность получаемых результатов для задач региональной политики и стратегического планирования.

Дополнительным ограничением традиционных подходов является необходимость задания весовых коэффициентов, которые, как правило, формируются экспертным путем, что усиливает элемент субъективности и затрудняет интерпретацию получаемых оценок, особенно при анализе динамики и сравнении результатов различных исследований [13]. В условиях высокой пространственной неоднородности регионального развития такие методы оказываются недостаточно чувствительными к структурным сдвигам и трансформациям региональных экономических систем.

В ответ на указанные ограничения в экономических исследованиях возрастает интерес к применению методов многомерного анализа данных, в том числе алгоритмов машинного обучения [14, 15]. Их принципиальное отличие заключается в отказе от априорного задания формы взаимосвязей между показателями и возможности выявления устойчивых структурных паттернов в многомерном пространстве признаков. В отличие от традиционных подходов алгоритмы машинного обучения могут работать с большим количеством разнородных индикаторов без искусственного упрощения структуры данных. В контексте региональной экономики эти подходы создают возможности перехода от оценки уровней устойчивого развития к анализу типологических различий.

В методах машинного обучения выделяются три основных подхода – обучение с учителем, обучение без учителя и обучение с подкреплением, различающиеся по характеру постановки задач и типу используемой информации [16, 17]. Выбор подхода определяется целями исследования и структурой исходных данных, а также необходимой степенью формализованности искомого результата.

Методы обучения с учителем предполагают наличие целевой переменной и направлены на моделирование зависимостей между набором параметров/факторов и заданным результатом [18]. В анализе социально-экономических систем они используются преимущественно

---

<sup>2</sup> ESG-рейтинг регионов РФ. URL: [https://raex-rr.com/ESG/ESG\\_regions/ESG\\_rating\\_regions/2021/](https://raex-rr.com/ESG/ESG_regions/ESG_rating_regions/2021/)

для прогнозирования и классификации, например, при оценке социально-экономических рисков или прогнозе отдельных показателей регионального развития. Но применение данного подхода в задачах оценки устойчивости регионов ограничено сложностью формализации целевой функции и высокой чувствительностью результатов к качеству обучающей выборки.

Методы обучения без учителя ориентированы на выявление внутренней структуры данных при отсутствии заранее заданных целевых параметров. В региональных исследованиях такие методы могут быть использованы для типологизации территорий, выявления устойчивых групп регионов и анализа структурной неоднородности регионального пространства [19].

Обучение с подкреплением ориентировано на поиск оптимальных стратегий поведения в условиях неопределенности на основе системы вознаграждения и штрафов. В отличие от предыдущих подходов, оно не направлено на анализ структуры данных, а фокусируется на последовательности решений и их последствиях – результатах.

В рамках анализа устойчивости регионального развития наибольшее значение имеют методы машинного обучения без учителя [19], предназначенные для выявления внутренней структуры данных. Одним из ключевых методов машинного обучения без учителя выступает кластеризация.

Кластеризация занимает особое место среди методов машинного обучения, применяемых в региональных исследованиях [20–22]. Метод ориентирован не на построение функциональных зависимостей, а на выявление групп регионов, сходных по совокупности социально-экономических и экологических характеристик. При этом результатом кластеризации является не упорядочивание регионов по уровню развития, а формирование типологических профилей, отражающих различные модели устойчивости региональных экономических систем. Такой подход позволяет выявлять типы регионального развития, отражающие различные комбинации факторов устойчивости и тем самым преодолевать ограничения интегральных, рейтинговых оценок. Следует подчеркнуть, что кластерный анализ не направлен на выявление причинно-следственных связей. Его аналитическая ценность заключается в выявлении скрытой структуры регионального пространства и фиксации нелинейных сочетаний показателей, формирующих различные профили устойчивого развития. Именно в этом смысле методы машинного обучения без учителя позволяют выявлять закономерности регионального развития, не проявляющиеся при использовании линейных агрегированных индексов.

В то же время применение отдельных алгоритмов кластеризации не гарантирует устойчивости и интерпретируемости результатов. Различные алгоритмы могут формировать альтернативные кластерные структуры, чувствительные к выбору метрик расстояния и параметров модели. Это обуславливает необходимость использования кросс-алгоритмического подхода, предполагающего сопоставление результатов, полученных с использованием нескольких алгоритмов, и выделения устойчивых типов регионального развития.

В зависимости от принципов формирования кластеров и используемых метрик расстояния выделяются различные подходы к кластеризации, каждый из которых по-разному отражает структуру регионального пространства:

- алгоритмы, основанные на минимизации внутрикластерного разброса (например, *K-means*), позволяют формировать компактные интерпретируемые группы регионов, что делает их удобными для анализа типовых моделей устойчивого развития;

- плотностные алгоритмы кластеризации (например, DBSCAN) дополняют перечисленные подходы за счет возможности выявления кластеров произвольной формы и идентификации регионов с атипичными профилями устойчивого развития, что особенно важно при исследовании регионов, находящихся на границе между устойчивыми типами или демонстрирующих нестандартные сочетания показателей;
- иерархические методы кластеризации ориентированы на выявление многоуровневой структуры регионального пространства и позволяют анализировать различия между регионами по масштабу и структуре развития, применение этих методов расширяет возможности интерпретации кластерной структуры и дает возможность выявлять укрупненные и детализированные типологии [19].

Сравнительная характеристика алгоритмов кластеризации, которые можно использовать при анализе устойчивости регионального развития<sup>3</sup> [23, 24], представлена в *табл. 1*.

Использование одного алгоритма кластеризации не позволяет в полной мере оценить устойчивость полученной типологии, поскольку результаты зависят от выбранного метода и его параметров. В связи с этим обоснованным является кросс-алгоритмический подход, предполагающий сопоставление кластерных структур, полученных с применением разных алгоритмов, и выделение устойчивых типов регионального развития, воспроизводимых при различных способах кластеризации.

Таким образом, теоретические предпосылки исследования формируются на стыке концепции устойчивого развития регионов и методов анализа многомерных объектов. Использование кросс-алгоритмического подхода позволяет расширить аналитические возможности оценки устойчивости регионального развития за счет выявления структурной неоднородности регионального пространства и повышения степени интерпретируемости результатов для задач региональной экономической политики.

Рассмотрим использование алгоритмов кластеризации и кросс-алгоритмического подхода в анализе устойчивого развития регионов на примере субъектов Сибирского федерального округа. Для проведения анализа необходима система показателей, адекватно отражающая состояние и структуру региональных экономических систем. Используемые показатели должны обеспечивать целостное, достоверное и сопоставимое представление о социальном, экологическом и экономическом развитии регионов, а также позволять выявлять различия в типах и моделях устойчивости. При формировании системы показателей мы исходили из необходимости комплексного охвата ключевых аспектов устойчивого развития при одновременном соблюдении требований сопоставимости данных в пространственном и временном разрезе. В связи с этим в исследование включены показатели, характеризующие экономическое развитие регионов, социальную сферу и экологическую составляющую, что соответствует принятой в региональной экономике триединой концепции устойчивого развития.

Система показателей основана на использовании официальных статистических данных, публикуемых федеральными органами государственной статистики. Использование открытых данных обеспечивает воспроизводимость результатов исследования и возможность их сопоставления с результатами других работ, что является принципиально важным для прикладных научных исследований в сфере регионального развития. Отбор конкретных показателей основан на анализе ранее разработанных систем показателей для оценки устойчивости регионального развития [25–27] с привлечением экспертных оценок специа-

<sup>3</sup> Каримов К.Х., Василий Е.А. Теоретические основы кластеризации данных // Актуальные вопросы фундаментальных и прикладных научных исследований: сборник статей по материалам II Международной научно-практической конференции. Ч. 2. Уфа: Вестник науки, 2023. С. 242–247. EDN: XNJGQS

листов в области региональной экономики, устойчивого развития и пространственного анализа. Экспертное обсуждение системы показателей позволило сократить избыточность исходных данных за счет исключения дублирующих и слабоинформативных индикаторов, что обеспечило корректную интерпретацию кластерных структур и устранение мультиколлинеарности в используемом датасете. При этом приоритет отдавался показателям, отражающим устойчивые характеристики регионального развития, а не краткосрочные конъюнктурные колебания. Итоговый перечень показателей, использованных для кластерной оценки устойчивого развития субъектов Сибирского федерального округа представлен в *табл. 2*. Предложенная система показателей сформировала информационную основу для применения алгоритмов кластеризации и кросс-алгоритмического анализа, направленных на выявление типовых профилей устойчивого регионального развития. Все данные были сведены в единую таблицу с возможностью фильтрации данных по субъектам и годам.

С учетом того, что все показатели имеют разную размерность (например, лесистость территории в процентах от общей площади, ВРП в миллионах рублей, протяженность дорог с твердым покрытием в километрах на 1 000 км<sup>2</sup> территории) была проведена процедура стандартизации данных с использованием инструмента StandardScaler.

На следующем этапе были определены оптимальные параметры кластеризации для алгоритмов *K*-means, DBSCAN и иерархической кластеризации. Как показывает практика, даже незначительные их изменения могут привести к выделению существенно различающихся групп регионов (кластеров), что может отражаться на анализе социально-экономических показателей, характеризующихся высокой чувствительностью к внешним воздействиям.

В рамках кросс-алгоритмического подхода для каждого из трех применяемых алгоритмов был реализован индивидуальный механизм подбора рекомендуемых параметров отдельно для каждого года исследуемого периода (2019–2023 гг.), что позволило учесть динамику изменения структуры регионального пространства под влиянием внешних факторов и внутренних изменений. Рассмотрим подробно процесс настройки гиперпараметров на примере базового 2019 г.

Для алгоритма *K*-means ключевым параметром является число кластеров *k*. Применение эвристического «метода локтя» позволило объективно определить оптимальное количество групп, равное трем. Таким образом, для данных 2019 г. было принято решение использовать трехкластерную модель, что соответствует текущей структуре регионального развития субъектов Сибирского федерального округа.

Алгоритм DBSCAN требует определения двух ключевых параметров: радиуса окрестности  $\epsilon$  (EPS) и минимального числа точек (MinSamples). Для выявления оптимального значения  $\epsilon$  был использован метод *k*-расстояния, основанный на анализе удаленности каждого региона от его ближайшего соседа. График *k*-расстояний позволил идентифицировать точку «колена», в которой кривая начинает резко возрастать. Для данных 2019 г. этот перелом зафиксирован в диапазоне 6,5–7. Значение  $\epsilon = 7$  было выбрано как оптимальное, поскольку оно обеспечивает эффективное разделение плотных групп регионов от аномальных объектов (шума), чье расстояние до ближайших соседей превышает установленный порог. Минимальное число точек (MinSamples) было установлено равным 2, что соответствует минимально допустимому размеру кластера для выявления региональных групп с небольшой численностью субъектов.

Для иерархической кластеризации использовался метод Уорда с евклидовой метрикой расстояния. Визуальным результатом работы алгоритма является дендрограмма – древовидная диаграмма, отражающая последовательность объединения регионов в кластеры (*рис. 1*). Анализ дендрограммы подтвердил результаты предыдущих методов. При установ-

лении порога сходства на уровне  $y = 12$  (пунктирная линия) формируются три устойчивых кластера. Примечательно, что Республика Алтай и Республика Тыва выделяются в отдельную ветвь на высоком уровне расстояния, что подчеркивает их специфический социально-экономический профиль и обоснованность выделения в отдельную группу.

Аналогичные расчеты были проведены для всех лет исследуемого периода. В *табл. 3* представлены итоговые выбранные значения параметров алгоритмов кластеризации. Анализ их динамики позволяет сделать важные выводы о трансформации плотности социально-экономического пространства. Наблюдаемое в 2020 г. увеличение радиуса  $\epsilon$  до 7,5 свидетельствует о резком росте дисперсии показателей. В условиях пандемии регионы начали «отдаляться» друг от друга в признаковом пространстве, что потребовало расширения радиуса для охвата объектов в кластеры. К 2021 г. ситуация стабилизировалась, а параметр  $\epsilon$  снизился до значения 7,2. Особый интерес представляет период 2022–2023 гг., в котором оптимальное значение  $\epsilon$  существенно снизилось до 6–6,1. Это указывает на эффект «кризисного сжатия» – данные стали образовывать более мелкие и плотные группы, либо значительная часть регионов настолько сильно отклонилась от общей массы, что при стандартном радиусе они перешли в категорию аномалий (шуму). Стабильность параметра  $k = 3$  и числа иерархических кластеров на протяжении всего исследуемого периода подтверждает наличие базовой трехуровневой структуры устойчивого развития регионов, которая сохраняется вопреки внешним шокам.

Таким образом, динамика гиперпараметров, особенно радиуса  $\epsilon$  в DBSCAN, служит дополнительным количественным индикатором трансформации региональных систем, позволяющим отслеживать не только качественные изменения в составе кластеров, но и количественные изменения в плотности социально-экономического пространства под влиянием внешних факторов.

Рассмотрим результаты кластеризации на примере 2019 и 2023 гг.

В 2019 г. алгоритм *K*-means при  $k = 3$  сформировал три устойчивые группы регионов (*рис. 2*):

- кластер 0 (2 региона): Республика Алтай, Республика Тыва;
- кластер 1 (5 регионов): Алтайский край, Новосибирская область, Омская область, Томская область, Республика Хакасия;
- кластер 2 (3 региона): Иркутская область, Кемеровская область, Красноярский край.

В пространстве главных компонент наблюдается четкое межкластерное разделение. Кластер 1 формирует компактное центральное ядро, что указывает на близость социально-экономических и экологических профилей регионов данной группы. Кластер 2 смещен в сторону высоких значений индустриальных и ресурсных показателей, в то время как республики Алтай и Тыва образуют изолированную группу с принципиально иным профилем развития.

Плотностная кластеризация DBSCAN при значении  $EPS = 7$  выявила более сложную структуру (*рис. 3*). Алгоритм сформировал два плотных кластера и группу аномалий:

- кластер 0 (5 регионов): Алтайский край, Новосибирская, Омская, Томская области и Республика Хакасия;
- кластер 1 (2 региона): Иркутская область и Красноярский край;
- шум (аномалии): Кемеровская область, республики Алтай и Тыва.

Исключение Кемеровской области из плотного индустриального ядра отражает экстремальные значения отдельных показателей в 2019 г., прежде всего промышленного и эко-

логического характера. Республики Алтай и Тыва вновь демонстрируют максимальное удаление от основной массы регионов, что подтверждает их структурную специфику.

Иерархическая классификация с использованием метода Уорда полностью воспроизвела структуру, полученную методом *K-means*. График демонстрирует отделение трех групп регионов при выбранном пороге отсечения (*рис. 4*):

- 2 региона – республики Алтай и Тыва;
- 5 регионов – Алтайский край, Новосибирская область, Омская область, Томская область, Республика Хакасия;
- 3 региона – Иркутская, Кемеровская области и Красноярский край.

Высокая сходимость результатов алгоритмов *K-means* и иерархического метода в 2019 г. указывает на наличие жесткой и устойчивой структуры регионального пространства.

В 2023 г. алгоритм *K-means* сохранил разбиение на три кластера с тем же числом регионов (*рис. 4*):

- кластер 0 (3 региона): Иркутская, Кемеровская области и Красноярский край;
- кластер 1 (5 регионов): Алтайский край, Новосибирская, Омская, Томская области, Республика Хакасия;
- кластер 2 (2 региона): Республика Алтай, Республика Тыва.

В 2022 г. алгоритм выделял такие же кластеры, но в 2023 г. наблюдается снижение внутрисупергрупповой дисперсии. Точки регионов располагаются ближе к друг другу в пространстве РСА, что свидетельствует о стабилизации их социально-экономических профилей.

Результаты кластеризации алгоритма DBSCAN за 2023 г. (*рис. 5*) фиксируют максимальный уровень фрагментации за весь период наблюдений. При  $EPS = 6,1$  алгоритм классифицировал около половины регионов как шум. Аномальные регионы распределены по разным полюсам пространства признаков и не формируют единого плотного ядра. Это указывает на усиление индивидуальных траекторий развития и снижение статистического сходства между регионами даже внутри традиционных кластеров.

Иерархический метод Уорда в 2023 г. вновь подтвердил результаты алгоритма *K-means* (*рис. 6*). Были выделены три аналогичные группы регионов численностью 5,3 и 2 субъекта соответственно. Межкластерные расстояния увеличились по сравнению с 2019 г., что отражает рост структурной дифференциации регионального пространства при сохранении базовой типологии.

Сравнительный анализ результатов за 2019–2023 гг. в рамках кросс-алгоритмического подхода показывает, что ядро типологии регионов Сибирского федерального округа за исследуемый период остается неизменным, что подтверждается сходимостью результатов алгоритмов *K-means* и иерархической кластеризации. Оба алгоритма устойчиво воспроизводят трехуровневую структуру регионального пространства, включающую индустриально ориентированные регионы, группу регионов со средним уровнем устойчивости и регионы с выраженной социально-экономической спецификой. Такая согласованность указывает на наличие устойчивых структурных различий между группами регионов, которые сохраняются независимо от внешних факторов и изменений абсолютных значений показателей. При этом алгоритм DBSCAN фиксирует усиление нелинейных эффектов и рост числа атипичных регионов в 2023 г.

На основе кросс-алгоритмического подхода был проведен детальный анализ устойчивости регионов Сибирского федерального округа, отнесенных к выявленным кластерам. Для перехода от математического распределения объектов к качественной оценке устойчивого развития был рассчитан профиль средних значений по всем показателям, сгруппированным по подсистемам регионов, для каждого кластера (*табл. 4*).

В результате проведенного анализа выделяются три кластера устойчивости регионального развития субъектов Сибирского федерального округа.

**Кластер 0** объединяет регионы с высокой экономической и ограниченной экологической устойчивостью. Кластер включает Иркутскую, Кемеровскую области и Красноярский край – локомотивы экономического развития Сибирского федерального округа.

*Экономическая устойчивость.* Кластер демонстрирует наивысшие показатели экономического развития в регионе. Средний ВРП на душу населения составляет 956,2 тыс. руб. (против 657,9 тыс. руб. в среднем по Сибирскому федеральному округу). Инвестиции в основной капитал достигают 292,3 тыс. руб. на человека, что в 2,5 раза превышает аналогичный показатель в социально устойчивом центре. Высокая доля добывающей промышленности в ВРП (29,3%) говорит о ресурсной направленности экономики, что обеспечивает высокую производительность труда, но создает зависимость от цен на ресурсы и сырье.

*Социальная устойчивость.* Социальные показатели в этом кластере также достигают высоких значений. Уровень безработицы составляет 3,03% (при среднем значении 4,11%), а доля населения, находящегося за чертой бедности – 11,9%. Среднедушевые доходы достигают 44,1 тыс. руб. в месяц, что на 10,3% выше среднерегionalного значения. Однако отрицательная миграционная динамика (-2 чел. на 10 тыс. населения) указывает на проблемы с привлечением квалифицированных кадров.

*Экологическая устойчивость.* Экологическая составляющая демонстрирует серьезные проблемы. Объем выбросов загрязняющих веществ в атмосферу составляет 1 562,3 тыс. т в год, что в 9,7 раза превышает показатель социально устойчивого кластера. Аналогичная ситуация с образованием отходов (1 593,3 млн т) и использованием свежей воды (1 445,7 млн м<sup>3</sup>). При этом расходы на охрану окружающей среды составляют 0,96% от ВРП, что недостаточно для реализации комплексных экологических программ.

Таким образом, индустриальные лидеры демонстрируют высокую экономическую устойчивость при значительных экологических издержках. Их развитие соответствует модели «загрязнять сейчас, очищать потом», что создает риски для долгосрочной устойчивости.

**Кластер 1** – социально устойчивый центр. Этот кластер представляет группу из пяти регионов (Алтайский край, Новосибирская, Омская, Томская области, Республика Хакасия), демонстрирующих наиболее сбалансированный профиль устойчивого развития. Эту группу субъектов можно охарактеризовать как ядро стабильности regionalной системы, поскольку именно эти регионы сохранили наибольшую внутреннюю однородность на протяжении всего периода исследований.

*Экономическая устойчивость.* Экономические показатели находятся на среднем уровне, но демонстрируют устойчивую положительную динамику. Индекс промышленного производства составляет 106,18% и является наивысшим показателем среди всех кластеров. Доля добывающей промышленности в ВРП (8,74%) указывает на большую диверсификацию экономики по сравнению с индустриальными регионами.

*Социальная устойчивость.* Социальная сфера является сильной стороной этого кластера. Ожидаемая продолжительность жизни при рождении составляет 71,7 года, что является максимальным значением среди всех групп регионов. Уровень занятости населения достигает 60,16% (против 58,04% в среднем по регионам). Несмотря на то, что уровень безработицы (3,3%) немного выше, чем в индустриальных регионах, социальная стабильность поддерживается за счет более равномерного распределения доходов и развитой социальной инфраструктуры.

*Экологическая устойчивость.* Экологические параметры находятся на приемлемом уровне. Выбросы загрязняющих веществ (161 тыс. т) и объем образования отходов (144,7 млн т) значительно ниже, чем в индустриальном кластере. Площадь нарушенных земель составляет 6,64 тыс. га, что в 7,5 раза меньше, чем в кластере индустриальных регионов. При этом расходы на охрану окружающей среды (0,44% от ВРП) находятся на уровне средне-региональных значений.

Социально устойчивый центр демонстрирует наиболее сбалансированную модель развития, в которой экономический рост не приводит к катастрофической экологической нагрузке, а социальные показатели соответствуют современным стандартам качества жизни. Именно этот кластер проявил наибольшую устойчивость к внешним шокам и сохранил внутреннюю однородность на протяжении всего исследуемого периода.

**Кластер 2** – депрессивные территории. Кластер включает два региона с выраженной социально-экономической депрессией и ограниченными перспективами развития – Республику Алтай и Республику Тыва. Эти регионы демонстрируют системные проблемы во всех трех аспектах устойчивого развития.

*Экономическая устойчивость.* Экономическая база регионов этого кластера крайне слаба. ВРП на душу населения составляет всего 362,3 тыс. руб., что на 45% ниже, чем в индустриальном кластере. Инвестиционная активность также низка – инвестиции в основной капитал на душу населения составляют 153,2 тыс. руб. (в индустриальном кластере 292,3 тыс. руб.) доля добычи полезных ископаемых в ВРП (9,93%) указывает на текущую ограниченность ресурсной базы. Индекс промышленного производства (103,4%) формально положителен, но абсолютные значения производства невелики.

*Социальная устойчивость.* Социальная сфера характеризуется глубокими проблемами. Уровень безработицы достигает 7,75%, что в 2,5 раза выше, чем в индустриальном кластере. Масштабный отток населения (–47,5 чел. на 10 тыс.) свидетельствует о низких перспективах для молодежи. Доля населения за чертой бедности составляет 20%, что на 68% выше среднерегионального значения. Ожидаемая продолжительность жизни (68 лет) значительно ниже, чем в других кластерах, что отражает низкий уровень доступности медицинских услуг и неблагоприятные условия жизни.

*Экологическая устойчивость.* Экологические показатели находятся на низком уровне, но это связано не с высоким уровнем экологической ответственности, а с неразвитой промышленностью и низким уровнем антропогенного воздействия в целом. Объем выбросов составляет 10,5 тыс. т, использование свежей воды – 21 млн м<sup>3</sup>, образование отходов – 0,66 млн т. Однако расходы на охрану окружающей среды (0,46% от ВРП) недостаточны для решения накопленных экологических проблем.

Депрессивные территории демонстрируют низкий уровень устойчивости во всех аспектах. Их проблемы структурны и требуют комплексного государственного вмешательства. Относительное экологическое благополучие является результатом экономической депрессии,

а не осознанной экологической политики, что делает текущую модель развития неустойчивой в долгосрочной перспективе.

Проведенный анализ позволяет сделать следующие выводы о пространственной дифференциации устойчивого развития регионов субъектов Сибирского федерального округа.

*Типологическая устойчивость.* В округе, несмотря на внешние и внутренние изменения в 2019–2023 гг., сохраняется базовая трехуровневая структура регионального развития. Наиболее устойчивым элементом системы является социально устойчивый центр (кластер 1), который сохранил внутреннюю однородность и сбалансированность на протяжении всего периода исследования.

*Дифференциация адаптивных стратегий.* Индустриальные лидеры (кластер 0) в условиях геополитических вызовов усилили свою экономическую концентрацию, но это привело к росту экологических издержек. Депрессивные территории (кластер 2) не смогли использовать кризисные периоды для модернизации своей экономики и сохранили позиции структурных аутсайдеров.

*Поляризация как доминирующий тренд.* К 2023 г. проявляется поляризация региональных систем: разрыв между индустриальными лидерами и депрессивными территориями достиг максимальных значений по базовым показателям устойчивости. Разрыв по ВРП на душу населения между крайними кластерами составил 2,6 раза, по уровню безработицы – 2,6 раза, по миграционному оттоку – 23,8 раза.

*Сбалансированность развития.* Наиболее устойчивой моделью развития является сбалансированная модель социально устойчивого центра, при которой экономический рост сопровождается поддержанием социальных стандартов с умеренной экологической нагрузкой. Эта модель отражает наибольшую резистентность к внешним воздействиям и может рассматриваться как ориентир для региональной политики.

Таким образом, кросс-алгоритмический анализ позволил не только выявить типологию регионов по уровню устойчивости развития, но и проследить динамику их адаптации в условиях внешней турбулентности. Подход может быть использован как вспомогательный инструмент при разработке дифференцированных стратегий регионального развития.

В ходе исследования разработан и верифицирован кросс-алгоритмический подход к оценке устойчивого развития регионов, основанный на использовании методов машинного обучения при кластеризации территорий. Решение поставленных задач подтвердило, что сочетание алгоритмов с различной логикой формирования кластеров и сопоставление полученных результатов позволяют преодолеть ограничения традиционных алгоритмических подходов и повысить достоверность оценки устойчивости региональных экономических систем.

Научная новизна исследования заключается, во-первых, в обосновании и апробации методики, реализующей кросс-алгоритмический подход к кластерному анализу устойчивого развития регионов, основанный на интеграции центроидных, плотностных и иерархических методов кластеризации. В отличие от существующих исследований, ориентированных на получение единственного кластерного решения, предложенный подход обеспечивает взаимную верификацию результатов и позволяет выявлять как устойчивые типы регионального развития, так атипичные и пограничные территории. Во-вторых, разработан подход к анализу динамики параметров кластеризации ( $k$ , EPS) как количественных индикаторов трансформации плотности социально-экономического пространства во времени. В-третьих, экспериментально подтверждено существование устойчивой трехуровневой структуры регионального развития Сибирского федерального округа, сохраняющейся

в динамике 2019–2023 гг., несмотря на воздействие внешних факторов, что дополняет представления о механизмах пространственной устойчивости региональных экономических систем в условиях высокой турбулентности.

Теоретическая значимость работы заключается в развитии методологического аппарата оценки устойчивости развития регионов через интеграцию методов машинного обучения в региональную экономическую науку. Предложенный подход переосмысливает саму концепцию устойчивости как многомерного и динамического феномена, где устойчивость проявляется не в статичности показателей, а в сохранении структурных паттернов при изменении абсолютных значений. Это позволяет перейти от субъективных экспертных оценок к объективной верификации региональных типологий, устраняя влияние человеческого фактора на результаты анализа.

Практическая значимость исследования заключается в возможности использования разработанной методики в системе регионального стратегического планирования и мониторинга устойчивого развития. Полученные результаты позволяют формировать дифференцированные управленческие решения в отношении различных типов регионов, учитывать специфику их устойчивости и выявлять зоны потенциальной нестабильности. Кросс-алгоритмический подход может быть использован аналитическими центрами и органами государственной власти при разработке стратегий социально-экономического развития, а также корпоративными структурами в оценке территориальных рисков, планировании инвестиционной и социальной активности.

Перспективы дальнейших исследований связаны с расширением пространственного охвата анализа, включением дополнительных показателей и развитием гибридных моделей, сочетающих кластерный анализ с методами прогнозирования, что позволит не только оценивать текущее состояние устойчивости регионов, но и моделировать ее трансформацию в различных сценариях изменения внешней среды.

### Таблица 1

**Сравнительная характеристика алгоритмов кластеризации, используемых при анализе устойчивости регионального развития**

*Table 1*

**Comparative characteristics of clustering algorithms used in the analysis of regional development sustainability**

Критерий сравнения	<i>K</i> -means	DBSCAN	Иерархическая кластеризация
Принцип формирования кластеров	Разбиение пространства показателей/признаков на заданное число компактных кластеров с минимизацией внутрикластерной дисперсии	Выделение кластеров как областей повышенной плотности объектов с идентификацией шумовых наблюдений	Последовательное объединение или разделение объектов с формированием древовидной структуры кластеров
Тип кластеров	Компактные, близкие к сферическим	Произвольной формы	Различной конфигурации, компактные при использовании критерия Уорда
Чувствительность к выбросам	Высокая, выбросы смещают центроиды кластеров	Низкая, выбросы интерпретируются как шумы	Средняя, выбросы влияют на форму и структуру дендрограммы
Определение числа кластеров	Задается априорно	Определяется алгоритмически	Определяется на основе анализа дендрограммы
Особенности применения в регионе	Выявление компактных типологических групп	Выявление плотных структур регионов	Анализ многоуровневой структуры регионального

Критерий сравнения	K-means	DBSCAN	Иерархическая кластеризация
нальном анализе	регионов с близкой структурой показателей устойчивого развития	нального пространства и атипичных регионов	пространства и вложенных типологий
Достоинства	Простота реализации и интерпретации, высокая вычислительная эффективность, удобство анализа динамики через изменение центроидов	Отсутствие необходимости задания числа кластеров, устойчивость к выбросам, выявление атипичных регионов	Наглядность результатов, гибкий выбор уровня агрегации, отсутствие зависимости от начальной инициализации, поскольку формирование кластеров осуществляется на основе детерминированной процедуры последовательного объединения объектов
Ограничения	Чувствительность к выбросам, зависимость от выбора числа кластеров, предположение о компактной форме кластеров	Чувствительность к выбору параметров плотности, снижение интерпретируемости при неоднородной плотности данных	Высокая вычислительная сложность, зависимость от метрики расстояния и методов объединения
Интерпретация динамики	Анализ изменения положения центроидов кластеров	Анализ изменений плотности и состава кластеров	Анализ перехода регионов между ветвями дендрограммы

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

**Таблица 2**

**Система показателей для применения алгоритмов кластеризации и кросс-алгоритмического анализа, направленных на выявление типовых профилей устойчивого регионального развития**

**Table 2**

**A system of indicators for the application of clustering and cross-algorithmic analysis algorithms aimed at identifying typical profiles of sustainable regional development**

Подсистема	Показатель	Единица измерения
Экологическая	Общая площадь территории	тыс. га
	Площадь сельскохозяйственных земель	тыс. га
	Лесистость территории	% от общей площади
	Ресурсы речного стока	км <sup>3</sup> /год
	Запасы подземных вод	тыс. м <sup>3</sup> /сут.
	Выброшено в атмосферу загрязняющих веществ, отходящих от стационарных источников	тыс. т
	Уловлено и обезврежено загрязняющих атмосферу веществ, отходящих от стационарных источников	тыс. т
	Доля уловленных и обезвреженных веществ в общем количестве отходящих загрязняющих веществ от стационарных источников	%
	Использование свежей воды	млн м <sup>3</sup>
	Объем оборотной и последовательно используемой воды	млн м <sup>3</sup>
	Сброс загрязненных сточных вод в поверхностные водные объекты	млн м <sup>3</sup>
	Образование отходов производства и потребления	млн т
	Объем утилизированных отходов	млн т

Подсистема	Показатель	Единица измерения
	Доля особо охраняемых природных территорий	% от общей площади
	Расходы на охрану окружающей среды	% от ВРП
	Площадь нарушенных земель	тыс. га
Социальная	Численность населения	тыс. чел.
	Коэффициент рождаемости	чел. на 1 000 жителей
	Коэффициент смертности	чел. на 1 000 жителей
	Коэффициенты миграционного прироста/убыли на 10 000 населения	чел./год
	Удельный вес городского населения	%
	Ожидаемая продолжительность жизни при рождении	лет
	Заболеваемость на 1 000 чел.	чел.
	Число больничных коек на 10 000 чел.	ед.
	Среднедушевые денежные доходы населения	руб./мес.
	Общая площадь жилых помещений, приходящаяся в среднем на одного жителя (на конец года)	м <sup>2</sup>
	Число больничных организаций	ед. на 100 000 жителей
	Численность зрителей театров на 1 000 чел. населения	ед.
	Реальные денежные доходы	в % к предыдущему году
	Численность населения с денежными доходами ниже границы бедности/величины прожиточного уровня	% от общей численности населения субъекта
	Уровень занятости населения	%
Уровень безработицы	%	
Экономическая	Индекс промышленного производства	% к предыдущему году
	Индекс производства продукции сельского хозяйства	% к предыдущему году
	Доля обрабатывающей промышленности в ВРП	%
	Стоимость основных фондов	млн руб.
	Объем платных услуг населению	млн руб.
	Объем инвестиций в основной капитал	млн руб.
	Грузооборот автомобильного транспорта	млн т·км
	ВРП на душу населения	млн руб./чел.
	Удельный вес организаций, осуществивших технологические инновации в общем числе обследованных организаций	%
	Затраты на инновационную деятельность организаций	% от ВРП
	Протяженность дорог с твердым покрытием	км/1 000 км <sup>2</sup> территории

Источник: авторская разработка

Source: Authoring

**Таблица 3****Динамика параметров алгоритмов кластеризации за 2019–2023 гг.****Table 3****Dynamics of clustering algorithm parameters for 2019–2023**

Год	<i>k</i> (K-means)	$\epsilon$ (DBSCAN)	Число кластеров (иерархическая кластеризация)
2019	3	7	3
2020	3	7,5	3
2021	3	7,2	3
2022	3	6	3
2023	3	6,1	3

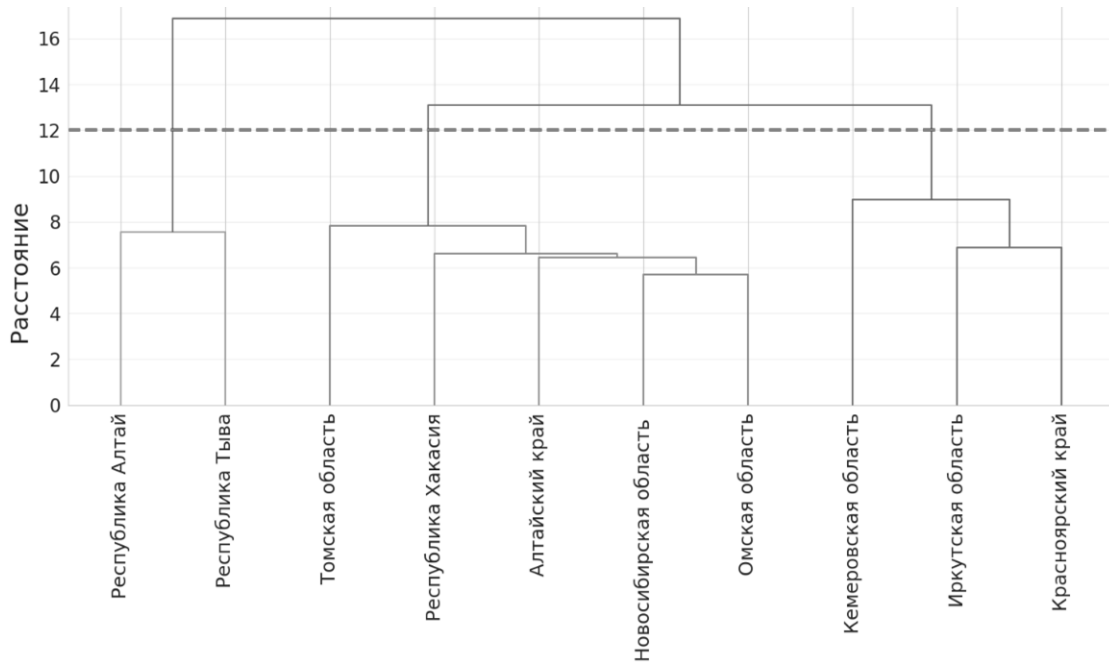
*Источник:* авторская разработка*Source:* Authoring**Таблица 4****Количественная оценка профилей устойчивого развития регионов по основным блокам устойчивого развития за 2019–2023 гг.****Table 4****Quantitative assessment of the sustainable development profiles of the regions by the main blocks of sustainable development for 2019–2023**

Подсистема	Показатель	Кластер 0	Кластер 1	Кластер 2	Среднее по регионам
Социальная	Коэффициенты миграционного прироста/убыли на 10 000 населения, чел./год	-2	-13,4	-47,5	-16,8
	Ожидаемая продолжительность жизни при рождении, лет	70,47	71,71	67,99	70,59
	Среднедушевые денежные доходы населения в месяц, руб.	44 090,33	40 754	31 875,5	39 979,2
	Доля населения за чертой бедности, %	11,9	12,12	20	13,63
	Уровень занятости населения, %	58,53	60,16	52	58,04
	Уровень безработицы, %	3,03	3,3	7,75	4,11
Экологическая	Выброшено в атмосферу загрязняющих веществ, отходящих от стационарных источников, тыс. т	1 562,33	161	10,5	551,3
	Использование свежей воды, млн м <sup>3</sup>	1 445,66	325,2	21	600,5
	Образование отходов, млн т	1 593,3	144,7	0,66	550,47
	Расходы на охрану окружающей среды, % от ВРП	0,96	0,44	0,46	0,6
	Нарушенные земли, тыс. га	50,06	6,64	3,05	18,95
Экономическая	Затраты на инновации, % от ВРП	2,45	1,4	0,59	1,56
	Инвестиции в основной капитал на душу населения, руб.	292 349,33	118 004,8	153 184	177 344
	Доля добычи полезных ископаемых в ВРП, %	29,34	8,74	9,93	15,16
	ВРП на душу населения, млн руб./чел.	956 245,92	597 052,46	362 260,57	657 852,12
	Индекс промышленного производства, %	96,96	106,18	103,4	102,86

*Источник:* авторская разработка*Source:* Authoring

**Рисунок 1**  
**Дендрограмма регионов в 2019 г.**

**Figure 1**  
**Dendrogram of regions in 2019**

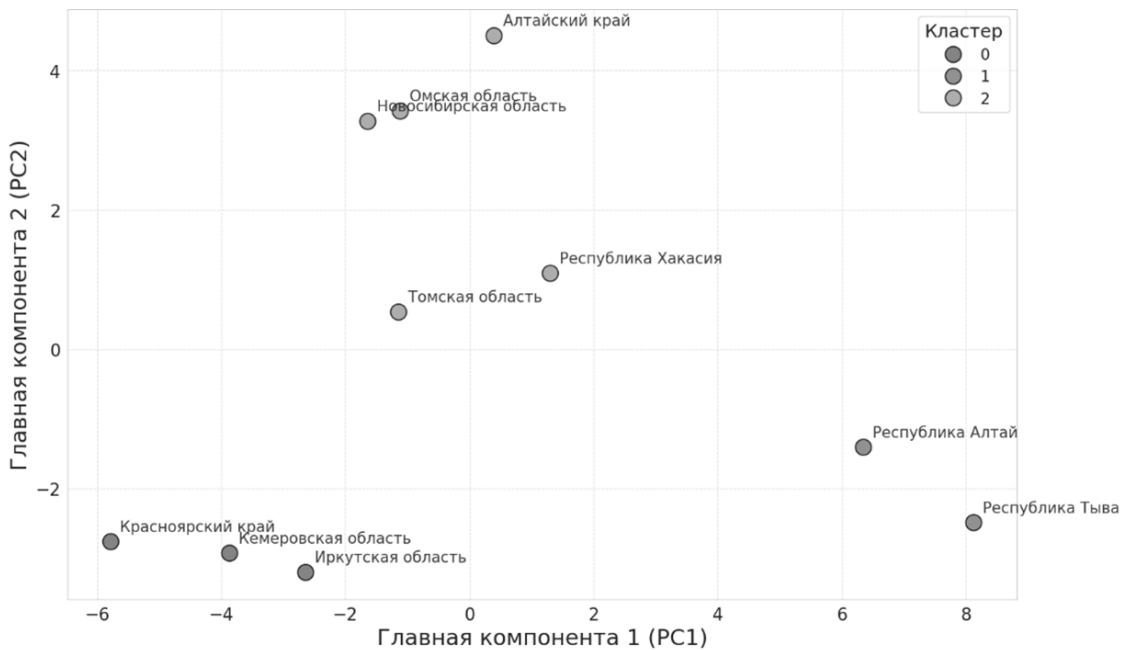


Источник: авторская разработка

Source: Authoring

**Рисунок 2**  
**Распределение регионов в пространстве главных компонент в 2019 г. (K-means)**

**Figure 2**  
**Distribution of regions in the main component space in 2019 (K-means)**

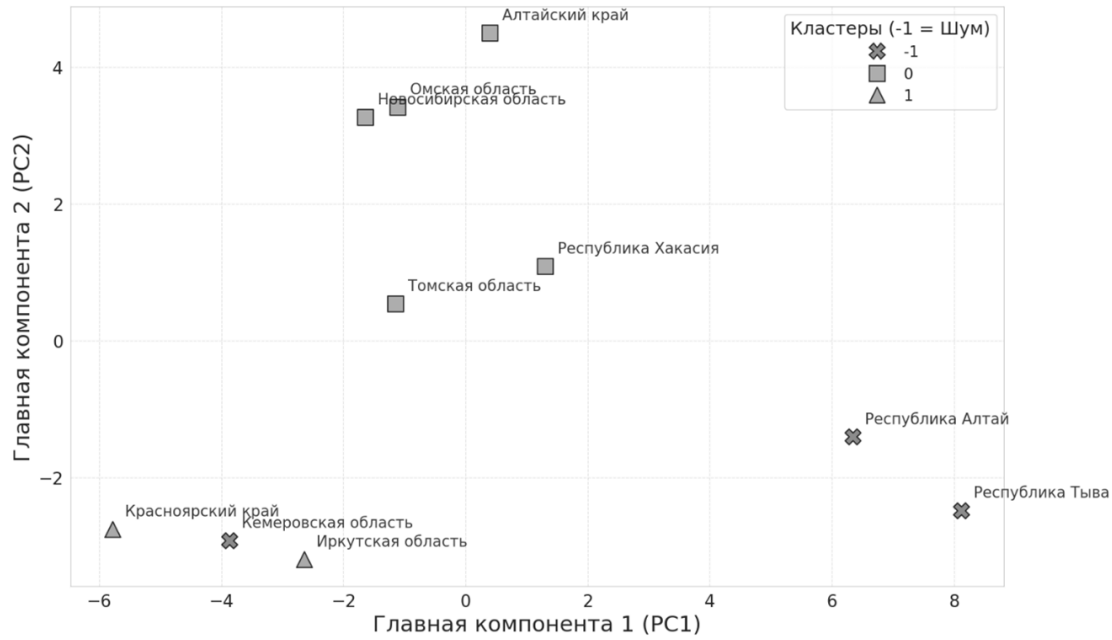


Источник: авторская разработка

Source: Authoring

**Рисунок 3**  
**Кластеризация регионов по алгоритму DBSCAN в 2019 г.**

**Figure 3**  
**Clustering of regions using the DBSCAN algorithm in 2019**

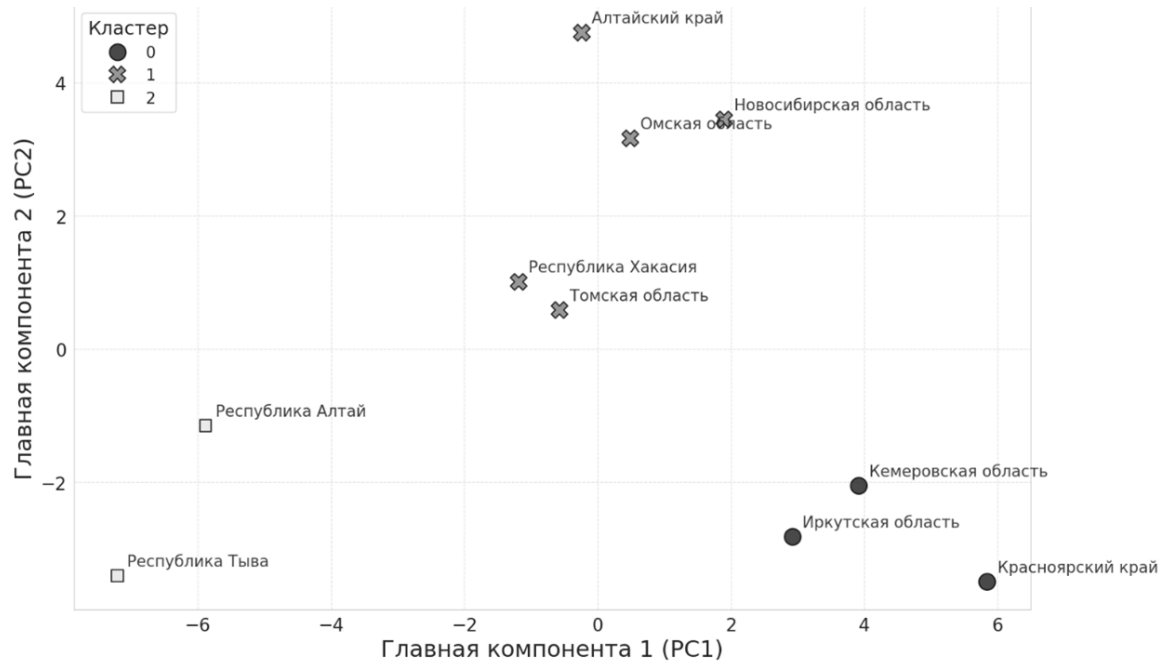


Источник: авторская разработка

Source: Authoring

**Рисунок 4**  
**Распределение регионов в пространстве главных компонент в 2023 г. (K-means)**

**Figure 4**  
**Distribution of regions in the main component space in 2023 (K-means)**

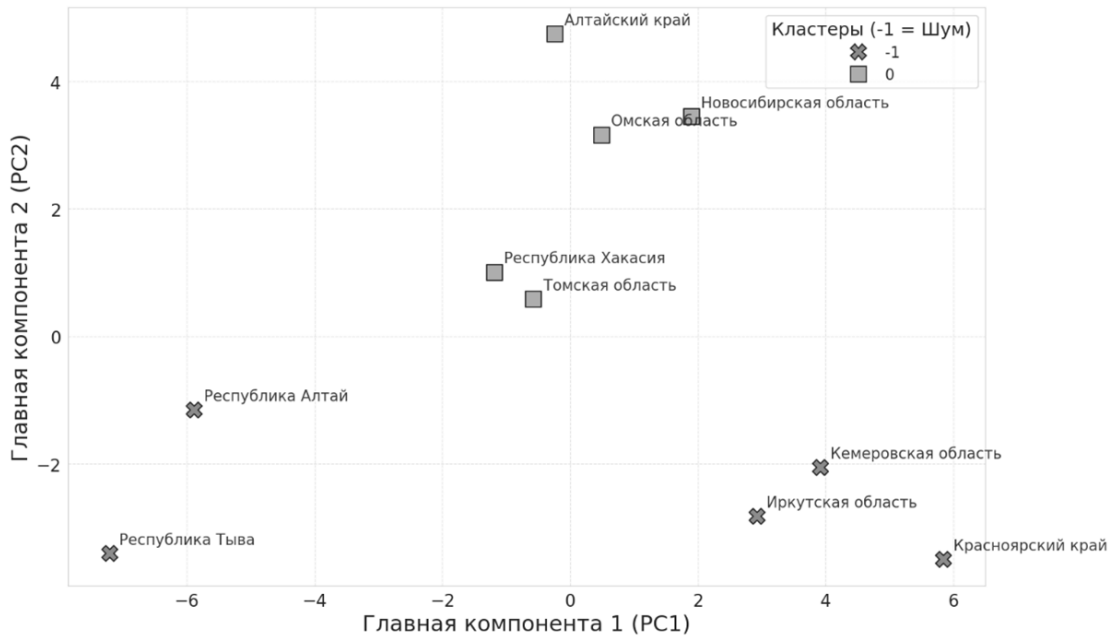


Источник: авторская разработка

Source: Authoring

**Рисунок 5**  
**Кластеризация регионов по алгоритму DBSCAN в 2023 г.**

**Figure 5**  
**Clustering of regions using the DBSCAN algorithm in 2023**

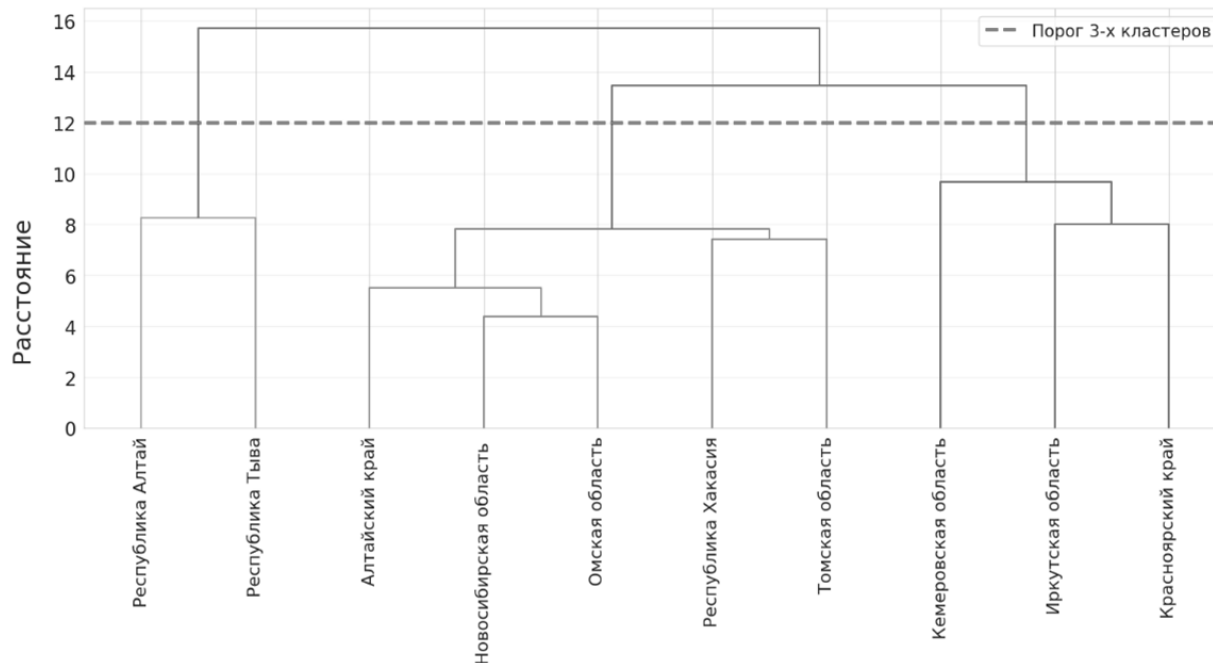


Источник: авторская разработка

Source: Authoring

**Рисунок 6**  
**Дендрограмма регионов в 2023 г.**

**Figure 6**  
**Dendrogram of regions in 2023**



Источник: авторская разработка

Source: Authoring

**Список литературы**

1. Середин В.П., Гутман С.С., Середин Е.П. Разработка инструмента для формирования стратегии и оценки устойчивого развития региона // *п-Economy*. 2023. Т. 16. № 6. С. 43–63. DOI: 10.18721/JE.16604 EDN: QWVQMY
2. Руденко Л.Г., Егорова Н.Н. Методологический подход к оценке уровня устойчивого развития регионов // *Вестник Московского университета имени С.Ю. Витте. Серия 1: Экономика и управление*. 2022. № 4. С. 62–72. DOI: 10.21777/2587-554X-2022-4-62-72 EDN: YFBWOW
3. Савенкова И.В., Добродомова Т.Н., Лыщикова Ю.В. Модернизация подходов и показателей оценки устойчивого развития территорий в условиях цифровизации // *Экономика. Информатика*. 2024. Т. 51. № 1. С. 18–32. DOI: 10.52575/2687-0932-2024-51-1-18-32 EDN: EFPBAC
4. Kubiszewski I., Mulder K., Jarvis D., Costanza R. Toward better measurement of sustainable development and wellbeing: A small number of SDG indicators reliably predict life satisfaction. *Sustainable Development*, 2022, vol. 30, iss. 1, pp. 139–148. DOI: 10.1002/sd.2234 EDN: GNTKXT
5. Kurumi Yamasaki, Takashi Yamada. A framework to assess the local implementation of Sustainable Development Goal 11. *Sustainable Cities and Society*, 2022, vol. 84, no. 104002. DOI: 10.1016/j.scs.2022.104002 EDN: HJMVPV
6. D'Adamo I., Di Carlo C., Gastaldi M., Rossi E.N., Uricchio A.F. Economic performance, environmental protection and social progress: A cluster analysis comparison towards sustainable development. *Sustainability*, 2024, vol. 16, iss. 12. DOI: 10.3390/su16125049 EDN: CGKMYO
7. Nilashi M., Ooi Keng Boon, Tan G. et al. Critical data challenges in measuring the performance of sustainable development goals: Solutions and the role of big-data analytics. *Harvard Data Science Review*, 2023, vol. 5, iss. 3. DOI: 10.1162/99608f92.545db2cf EDN: ACRKAQ
8. Нахметова Л.А. Теоретические основы устойчивого развития регионов // *Молодой ученый*. 2025. № 45. С. 109–113. EDN: MKBMVW
9. Sjöstedt E. C., Fowler K.F., Rushforth R.R. et al. Sustainability and resilience through connection: the economic metacommunities of the Western USA. *Ecology and Society*, 2025, vol. 30, iss. 1. DOI: 10.5751/es-15676-300104 EDN: MKPVHA
10. Тарасова О.С. Оценка социо-эколого-экономического потенциала региональных экономических систем в контексте устойчивого развития // *Национальные интересы: приоритеты и безопасность*. 2025. Т. 21. Вып. 12. С. 153–169. DOI: 10.24891/lwglum EDN: LWGLUM
11. Бородин С.Н. Модель оценки устойчивого развития региона на основе индексного метода // *Экономика региона*. 2023. Т. 19. № 1. С. 45–59. DOI: 10.17059/ekon.reg.2023-1-4 EDN: EQNGER
12. Bakri B., Rustiadi E., Fauzi A., Adiwibowo S. Regional sustainable development indicators for developing countries: case study of provinces in Indonesia. *International Journal of*

*Sustainable Development*, 2018, vol. 21, iss. 1-4, pp. 102–130.

DOI: 10.1504/IJSD.2018.100827

13. Родченков М.В. Субъективность корпоративных ESG-рейтингов: регионально-отраслевой аспект // Вестник Санкт-Петербургского университета. Экономика. 2025. Т. 41. № 3. С. 421–446. EDN: LFGKKP
14. Kagzi M., Khanra S., Paul S.K. Machine learning for sustainable development: leveraging technology for a greener future. *Journal of Systems and Information Technology*, 2023, vol. 25, iss. 4, pp. 440–479. DOI: 10.1108/JSIT-11-2022-0266 EDN: JWEVVZ
15. Cusimano A., Fantechi F., Gambina D., Mazzola F. Convergence through sustainable development: can EU developing regions make it happen? firm-level counterfactual evidence via Machine Learning. *Applied Economics*, 2025. DOI: 10.1080/00036846.2025.2530751
16. Morales E.F., Escalante H.J. A brief introduction to supervised, unsupervised, and reinforcement learning. In: *Biosignal processing and classification using computational learning and intelligence*. Academic Press, 2022, pp. 111–129. DOI: 10.1016/B978-0-12-820125-1.00017-8
17. Naeem S., Aqib A., Anam S., Ahmed M.M. An unsupervised machine learning algorithms: Comprehensive review. *International Journal of Computing and Digital Systems*, 2023, vol. 13, iss. 1, pp. 911–921. DOI: 10.12785/ijcds/130172 EDN: YQPMFZ
18. Shetty S.H., Shetty S., Singh C., Rao A. Supervised machine learning: algorithms and applications. In: *Fundamentals and Methods of Machine and Deep Learning*. Scrivener Publishing LLC, 2022, pp. 1–16. DOI: 10.1002/9781119821908.ch1
19. Jing Wang, Biljecki F. Unsupervised machine learning in urban studies: A systematic review of applications. *Cities*, 2022, vol. 129, no. 103925. DOI: 10.1016/j.cities.2022.103925
20. Прохоренков П.А., Ререр Т.В., Гудкова Н.В. Методы кластерного анализа в региональных исследованиях // *Фундаментальные исследования*. 2022. № 3. С. 100–106. DOI: 10.17513/fr.43221 EDN: KOVJWZ
21. Никоноров С.М., Кривичев А.И., Насонов А.Н., Цветков И.В. Методика оценки и ранжирования социально-экономического развития моногородов на основе многофакторного анализа фрактальных показателей // *Регионология*. 2024. Т. 32. № 2. С. 326–344. DOI: 10.15507/2413-1407.127.032.202402.326-344 EDN: WXDVCX
22. Jaeger A., Banks D. Cluster analysis: A modern statistical review. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 2023, vol. 15, iss. 3. DOI: 10.1002/wics.1597 EDN: WZQCSY
23. Шариков Н., Полякова П., Кудрявцев А. Кластерный анализ экономического развития провинций Таиланда // *Sustainable Development and Engineering Economics*. 2025. № 2. С. 84–109. DOI: 10.48554/SDEE.2025.2.5 EDN: DENXAZ
24. Панферова Е.В., Матюшин Р.А. Сравнительная оценка методов кластеризации в работе с большими данными // Вестник Пермского университета. Серия: Математика. Механика. Информатика. 2024. № 2. С. 61–67. DOI: 10.17072/1993-0550-2024-2-61-67 EDN: RIMRKA

25. Дудина Т.Н., Тарасова О.С. О подходах к разработке региональных систем индексов и индикаторов устойчивого развития // Успехи современного естествознания. 2022. № 1. С. 23–29. DOI: 10.17513/use.37765 EDN: TWFEJI
26. Алферова Т.В. Устойчивое развитие региона: подходы к отбору показателей оценки // Вестник Пермского университета. Серия: Экономика. 2020. Т. 15. № 4. С. 494–511. DOI: 10.17072/1994-9960-2020-4-494-511 EDN: KXXJRA
27. Даванков А.Ю., Двинин Д.Ю., Постников Е.А. Методический инструментарий оценки социо-эколого-экономической среды региона в границах устойчивости биосферы // Экономика региона. 2016. Т. 12. № 4. С. 1029–1039. DOI: 10.17059/2016-4-5 EDN: XBKHUX

### **Информация о конфликте интересов**

Мы, авторы данной статьи, со всей ответственностью заявляем о частичном и полном отсутствии фактического или потенциального конфликта интересов с какой бы то ни было третьей стороной, который может возникнуть вследствие публикации данной статьи. Настоящее заявление относится к проведению научной работы, сбору и обработке данных, написанию и подготовке статьи, принятию решения о публикации рукописи.

## IMPLEMENTATION OF THE METHODOLOGY OF CROSS-ALGORITHMIC CLUSTER ANALYSIS OF THE SIBERIAN FEDERAL DISTRICT REGIONS' SUSTAINABLE DEVELOPMENT

DOI: <https://doi.org/10.24891/sleepu>

EDN: <https://elibrary.ru/sleepu>

### **Ol'ga S. TARASOVA**

Corresponding author, Novosibirsk State University of Economics and Management (NSUEM), Novosibirsk, Russian Federation

e-mail: [tosgeo@bk.ru](mailto:tosgeo@bk.ru)

ORCID: 0000-0003-4250-7259

### **Anna A. ALETDINOVA**

National University of Oil and Gas (Gubkin University), Moscow, Russian Federation

e-mail: [andreww@academ.org](mailto:andreww@academ.org)

ORCID: 0000-0002-9257-4735

### **Ekaterina S. BOLONINA**

National University of Oil and Gas (Gubkin University), Moscow, Russian Federation

e-mail: [katerinabolonina@yandex.ru](mailto:katerinabolonina@yandex.ru)

ORCID: not available

---

#### **Article history:**

Article No. 7/2026

Received 13 Jan 2026

Accepted 4 Feb 2026

Available online

30 Mar 2026

#### **JEL Classification:**

B41, C18, C38, L52, R12

**Keywords:** sustainable development of regions, regional economic systems, machine learning, cluster analysis, cross-algorithmic approach

#### **Abstract**

**Subject.** The stability of regional economic systems in conditions of structural heterogeneity and the impact of external shocks.

**Objectives.** Testing of a cross-algorithmic approach to assessing the sustainable development of the regions of the Siberian Federal District.

**Methods.** The research is based on unsupervised machine learning methods, including *K*-means, DBSCAN, and Ward's hierarchical clustering algorithms. The empirical base is based on open statistical data characterizing the social, economic and environmental conditions of the studied regions. Data normalization and principal component analysis procedures were used to increase the level of correctness and interpretability. The cross-algorithmic approach is implemented through the comparison and mutual verification of cluster solutions obtained by various algorithms, as well as an analysis of their dynamics for 2019–2023.

**Results.** As a result of the research, a stable three-level structure of the regional space of the Siberian Federal District has been revealed, which persists over time regardless of external changes. The analysis of socioeconomic and ecological profiles of the regions included in the corresponding cluster is carried out. It is shown that centroid and hierarchical methods reproduce the basic typology of regions, reflecting differences in the level and structure of development, while density clustering makes it possible to identify nonlinear effects, increased fragmentation, and atypical development trajectories.

**Conclusions.** of the structural patterns of the regional space under changing conditions, and the cross-algorithmic approach increases the objectivity and reliability of assessing the sustainability of regional economic systems.

**Please cite this article as:** Tarasova O.S., Aletdinova A.A., Bolonina E.S. Implementation of the methodology of cross-algorithmic cluster analysis of the Siberian Federal District regions' sustainable development. *Economic Analysis: Theory and Practice*, 2026, iss. 3, pp. 156–181. DOI: 10.24891/sleepu EDN: SLEEPU

---

## References

1. Seredin V.P., Gutman S.S., Seredin E.P. [Adopting a tool for strategy forming and assessing sustainable regional development]. *π-Economy*, 2023, vol. 16, no. 6, pp. 43–63. (In Russ.) DOI: 10.18721/JE.16604 EDN: QWVQMY
2. Rudenko L.G., Egorova N.N. [Methodological approach to assessing the level of sustainable development of regions]. *Vestnik Moskovskogo universiteta imeni S.Yu. Vitte. Seriya 1: Ekonomika i upravlenie*, 2022, no. 4, pp. 62–72. (In Russ.) DOI: 10.21777/2587-554X-2022-4-62-72 EDN: YFBWOW
3. Savenkova I.V., Dobrodomova T.N., Lyshchikova Yu.V. [Modernization of approaches and indicators for assessing sustainable development of territories in the context of digitalization]. *Ekonomika. Informatika*, 2024, vol. 51, no. 1, pp. 18–32. (In Russ.) DOI: 10.52575/2687-0932-2024-51-1-18-32 EDN: EFPBAC
4. Kubiszewski I., Mulder K., Jarvis D., Costanza R. Toward better measurement of sustainable development and wellbeing: A small number of SDG indicators reliably predict life satisfaction. *Sustainable Development*, 2022, vol. 30, iss. 1, pp. 139–148. DOI: 10.1002/sd.2234 EDN: GNTKXT
5. Kurumi Yamasaki, Takashi Yamada. A framework to assess the local implementation of Sustainable Development Goal 11. *Sustainable Cities and Society*, 2022, vol. 84, no. 104002. DOI: 10.1016/j.scs.2022.104002 EDN: HJMVVP
6. D'Adamo I., Di Carlo C., Gastaldi M., Rossi E.N., Uricchio A.F. Economic performance, environmental protection and social progress: A cluster analysis comparison towards sustainable development. *Sustainability*, 2024, vol. 16, iss. 12. DOI: 10.3390/su16125049 EDN: CGKMYO
7. Nilashi M., Ooi Keng Boon, Tan G. et al. Critical data challenges in measuring the performance of sustainable development goals: Solutions and the role of big-data analytics. *Harvard Data Science Review*, 2023, vol. 5, iss. 3. DOI: 10.1162/99608f92.545db2cf EDN: ACRKAQ
8. Nakhmetova L.A. [The theoretical foundations of the sustainable development of the regions]. *Molodoi uchenyi*, 2025, no. 45, pp. 109–113. (In Russ.) EDN: MKBMVW
9. Sjöstedt E. C., Fowler K.F., Rushforth R.R. et al. Sustainability and resilience through connection: the economic metacommunities of the Western USA. *Ecology and Society*, 2025, vol. 30, iss. 1. DOI: 10.5751/es-15676-300104 EDN: MKPVHA
10. Tarasova O.S. [Assessment of the socio-ecological-economic potential of regional economic systems in the context of sustainable development]. *Natsional'nye interesy: priority i bezopasnost'*, 2025, vol. 21, iss. 12, pp. 153–169. (In Russ.) DOI: 10.24891/lwglum EDN: LWGLUM

11. Borodin S.N. [A model for assessing regional sustainable development based on the index method]. *Ekonomika regionala*, 2023, vol. 19, no. 1, pp. 45–59. (In Russ.) DOI: 10.17059/ekon.reg.2023-1-4 EDN: EQNGER
12. Bakri B., Rustiadi E., Fauzi A., Adiwibowo S. Regional sustainable development indicators for developing countries: case study of provinces in Indonesia. *International Journal of Sustainable Development*, 2018, vol. 21, iss. 1-4, pp. 102–130. DOI: 10.1504/IJSD.2018.100827
13. Rodchenkov M.V. [The subjectivity of corporate ESG ratings: a regional and sectoral aspect]. *Vestnik Sankt-Peterburgskogo universiteta. Ekonomika*, 2025, vol. 41, no. 3, pp. 421–446. (In Russ.) EDN: LFGKKP
14. Kagzi M., Khanra S., Paul S.K. Machine learning for sustainable development: leveraging technology for a greener future. *Journal of Systems and Information Technology*, 2023, vol. 25, iss. 4, pp. 440–479. DOI: 10.1108/JSIT-11-2022-0266 EDN: JWEVVZ
15. Cusimano A., Fantechi F., Gambina D., Mazzola F. Convergence through sustainable development: can EU developing regions make it happen? firm-level counterfactual evidence via Machine Learning. *Applied Economics*, 2025. DOI: 10.1080/00036846.2025.2530751
16. Morales E.F., Escalante H.J. A brief introduction to supervised, unsupervised, and reinforcement learning. In: *Biosignal processing and classification using computational learning and intelligence*. Academic Press, 2022, pp. 111–129. DOI: 10.1016/B978-0-12-820125-1.00017-8
17. Naeem S., Aqib A., Anam S., Ahmed M.M. An unsupervised machine learning algorithms: Comprehensive review. *International Journal of Computing and Digital Systems*, 2023, vol. 13, iss. 1, pp. 911–921. DOI: 10.12785/ijcds/130172 EDN: YQPMFZ
18. Shetty S.H., Shetty S., Singh C., Rao A. Supervised machine learning: algorithms and applications. In: *Fundamentals and Methods of Machine and Deep Learning*. Scrivener Publishing LLC, 2022, pp. 1–16. DOI: 10.1002/9781119821908.ch1
19. Jing Wang, Biljecki F. Unsupervised machine learning in urban studies: A systematic review of applications. *Cities*, 2022, vol. 129, no. 103925. DOI: 10.1016/j.cities.2022.103925
20. Prokhorenkov P.A., Reger T.V., Gudkova N.V. [Cluster analysis methods in regional studies]. *Fundamental'nye issledovaniya*, 2022, no. 3, pp. 100–106. (In Russ.) DOI: 10.17513/fr.43221 EDN: KOVJWZ
21. Nikonorov S.M., Krivichev A.I., Nasonov A.N., Tsvetkov I.V. [Methodology for assessing and ranking of the socio-economic development of single-industry towns based on multifactor analysis of fractal indicators]. *Regionologiya*, 2024, vol. 32, no. 2, pp. 326–344. (In Russ.) DOI: 10.15507/2413-1407.127.032.202402.326-344 EDN: WXDVCX
22. Jaeger A., Banks D. Cluster analysis: A modern statistical review. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics*, 2023, vol. 15, iss. 3. DOI: 10.1002/wics.1597 EDN: WZQCSY
23. Sharikov N., Polyakova P., Kudryavtsev A. [Cluster analysis of the economic development of the provinces of Thailand]. *Sustainable Development and Engineering Economics*, 2025, no. 2, pp. 84–109. (In Russ.) DOI: 10.48554/SDEE.2025.2.5 EDN: DENXAZ

24. Panferova E.V., Matyushin R.A. [Comparative evaluation of clustering methods in working with big data]. *Vestnik Permskogo universiteta. Seriya: Matematika. Mekhanika. Informatika*, 2024, no, 2, pp. 61–67. (In Russ.) DOI: 10.17072/1993-0550-2024-2-61-67 EDN: RIMRKA
25. Dudina T.N., Tarasova O.S. [The approaches to the development of regional frameworks of sustainable development indices and indicators]. *Uspekhi sovremennogo estestvoznaniya*, 2022, no. 1, pp. 23–29. (In Russ.) DOI: 10.17513/use.37765 EDN: TWFEJI
26. Alferova T.V. [Sustainable development of the region: approaches to selecting evaluation indicators]. *Vestnik Permskogo universiteta. Seriya: Ekonomika*, 2020, vol. 15, no. 4, pp. 494–511. (In Russ.) DOI: 10.17072/1994-9960-2020-4-494-511 EDN: KXXJRA
27. Davankov A.Yu., Dvinin D.Yu., Postnikov E.A. [Methodological Tools for the Assessment of Ecological and Socio-Economic Environment in the Region within the Limits of the Sustainability of Biosphere]. *Ekonomika regiona*, 2016, vol. 12, no. 4, pp. 1029–1039. (In Russ.) DOI: 10.17059/2016-4-5 EDN: XBKHUX

### **Conflict-of-interest notification**

We, the authors of this article, bindingly and explicitly declare of the partial and total lack of actual or potential conflict of interest with any other third party whatsoever, which may arise as a result of the publication of this article. This statement relates to the study, data collection and interpretation, writing and preparation of the article, and the decision to submit the manuscript for publication.