

УДК: 912.4

DOI: 10.35595/2414-9179-2025-1-31-445-462

Е. Ю. Колбовский<sup>1</sup>, В. А. Дмитриев<sup>2</sup>

## ОПЫТ КОМПЛЕКСНОЙ ТИПОЛОГИИ ГОРНЫХ РЕГИОНОВ РОССИИ НА ОСНОВЕ РАЗНОРОДНЫХ ПАРАМЕТРОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ КЛАСТЕРНОГО АНАЛИЗА

### АННОТАЦИЯ

Необходимость учета «горности» территорий в законодательном поле и нормативной практике Российской Федерации делают актуальными проблемы: делимитации гор как геоморфологического объекта — с одной стороны, и выявление их специфики как ареалов освоения — с другой. В данном исследовании предпринята попытка отобразить часть опыта использования глобальных и отраслевых данных для определения объективной доли горных территорий единиц административно-территориального деления РФ и последующего разделения горных регионов по трем группам параметров: геоморфологическим (типология рельефа), геоэкологическим (почвенный покров, характер землепользования) и социально-экономическим (занятость, валовый региональный продукт, инфраструктура) с целью их классификации на основе кластерного анализа. Одна из методологических проблем, которую необходимо решить при типологической классификации объектов на основе набора разнородных признаков — это определение числа классов, или кластеров (в терминологии кластерного анализа). В работе апробированы наиболее популярные методы оценки числа кластеров, обычно используемые при кластеризации объектов методом *k*-средних: графики «локтя» и силуэта, а также псевдо-F-статистика. В рамках примера была выявлена иерархическая дифференциация горных территорий Российской Федерации: 3 макрокластера и 13 кластеров, отражающих специализированные региональные профили. Комплексные результаты позволили выделить 4 ключевых типа горных регионов: промышленные центры, аграрно-туристические регионы, отдаленные территории с малочисленным населением и рекреационный кластер Крыма. В процессе работы были выявлены преимущества и ограничения каждого из этих методов, а также подтверждена эффективность их совместного использования при условии участия эксперта.

**КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА:** типология горных территорий, кластеризация методом *K*-средних, пространственный анализ, оптимальное число кластеров, социально-экономические показатели, горные регионы РФ

---

<sup>1</sup> Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова, Ленинские горы, д. 1, Москва, Россия, 119991, *e-mail*: [kolbowski@mail.ru](mailto:kolbowski@mail.ru)

<sup>2</sup> Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова, Ленинские горы, д. 1, Москва, Россия, 119991, *e-mail*: [dmitrieff200@yandex.ru](mailto:dmitrieff200@yandex.ru)

Evgeniy Yu. Kolbovsky<sup>1</sup>, Vladimir A. Dmitriev<sup>2</sup>

## EXPERIENCE OF A COMPREHENSIVE TYPOLOGY OF MOUNTAINOUS REGIONS IN RUSSIA BASED ON HETEROGENEOUS PARAMETERS USING CLUSTER ANALYSIS

### ABSTRACT

The need to account for the mountainous character of territories within Russia's legislative framework and regulatory practice highlights two interrelated challenges: the delimitation of mountains as geomorphological objects on one hand, and the identification of their distinctive features as zones of human development on the other. This study presents a methodological approach utilizing global and sectoral datasets to objectively determine the share of mountainous areas within Russia's administrative-territorial units (ATU) and subsequently classify mountain regions based on cluster analysis across three parameter groups: geomorphological (terrain typology), geocological (soil cover, land use patterns), and socioeconomic (employment, GRP, infrastructure). A core methodological issue in such typological classification of objects with heterogeneous attributes is determining the optimal number of clusters. We applied and evaluated three prevalent cluster-count validation methods for k-means clustering: elbow plots, silhouette analysis, and pseudo-F-statistics. Our case study demonstrates that combining these metrics reveals hierarchical differentiation across Russia's mountainous territories — identifying 3 macro-clusters and 13 specialized sub-clusters reflecting regional profiles. Integrated results delineate four key mountain region types: industrial centers, agricultural-tourist regions, remote sparsely populated territories, and the recreational cluster of Crimea. The study confirms the advantages and limitations of each validation method while underscoring the efficacy of their integrated application when coupled with expert assessment.

**KEYWORDS:** typology of mountainous territories, K-means clustering, spatial analysis, optimal number of clusters, socio-economic indicators, mountainous regions of the Russian Federation

### ВВЕДЕНИЕ

Учет «горности» территорий является общим местом региональной политики и предметом разработки специальных программ во многих странах мира [Pantić, 2015]. В последние годы вопрос о необходимости статуса «горных регионов» широко дискутируется и в Российской Федерации: в частности, предлагается учитывать специфику горных территорий при разработке планов экономического развития и установлении стандартов жизнеобеспечения. Поскольку субъектами законодательной деятельности и стратегического планирования являются административные регионы РФ (области, республики, округа), это обстоятельство делает актуальным определение действительной «горности» территорий в границах единиц АТД [Петрушина и др., 2023]. С другой стороны, безусловно интересным являются и вопросы о реальных отличиях и своеобразии горных территорий по совокупности разных признаков геоэкологического, институционального и социально-экономического характера. Разумеется, ответ (или, вернее, ответы) на эти вопросы требуют проведения обширных и глубоких исследований с использованием самых разных данных и проведения полевых исследований. В данной работе авторы предприняли попытку выявления специфики и типологической классификации горных регионов РФ на основе рекогносцировочного геоинформационного моделирования с использованием

---

<sup>1</sup> Lomonosov Moscow State University, 1, Leninskie Gory, Moscow, 119991, Russia, e-mail: kolbovsky@mail.ru

<sup>2</sup> Lomonosov Moscow State University, 1, Leninskie Gory, Moscow, 119991, Russia, e-mail: dmitrieff200@yandex.ru

кластерного анализа и открытых доступных глобальных (а также отраслевых российских) данных. Последнее условие определило неисчерпывающий (и неисключительный) набор параметров, к которым относятся одна из глобальных моделей горного рельефа, данные ландшафтно-земельного покрова, демографические данные и выбранные показатели экономической освоенности.

## МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Очевидно, что правомерность приобретения статуса «горных регионов» в разрезе АТД РФ не может быть определена без предварительного выделения собственно «гор» (или, точнее, «горных территорий»). Между тем, последняя задача остается открытой по двум основным причинам: наличию нескольких конкурирующих глобальных геоморфологических моделей гор и включению этнопсихологических (т. е. связанных с традициями восприятия) факторов в представлении о горах в разных странах мира (регионы РФ тут не исключение) [Колбовский, 2022].

За последнюю четверть века были предложены несколько глобальных моделей горных территорий (в т. ч. т. н. К1, К2 и К3 классификации), представляющие собой растровые покрытия, подробно рассмотренные в работе Р. Сэйра с соавторами [Sayre et al., 2018]. В данном исследовании для делимитации горных территорий РФ использована классификация К1 [Karos et al., 2000], полученная на основе ГТОРО30 — глобальной цифровой модели рельефа с разрешением 30 угловых секунд. Предлагаемые моделью 6 классов гор были выделены с использованием трех параметров — относительной высоты, диапазона высот и уклона. Несмотря на то, что данная модель выглядит более «грубой» (в сравнении с более поздними), она лучше «работает» на задачу выделения «гор в целом», поскольку в большей степени генерализирует картину и позволяет включить в горы обширные межгорные котловины и крупные четковидные расширения горных долин (рис. 1). Территория гор в пределах РФ составила 4 721,7 тыс. км<sup>2</sup>, или 27,6 % от общей площади страны.

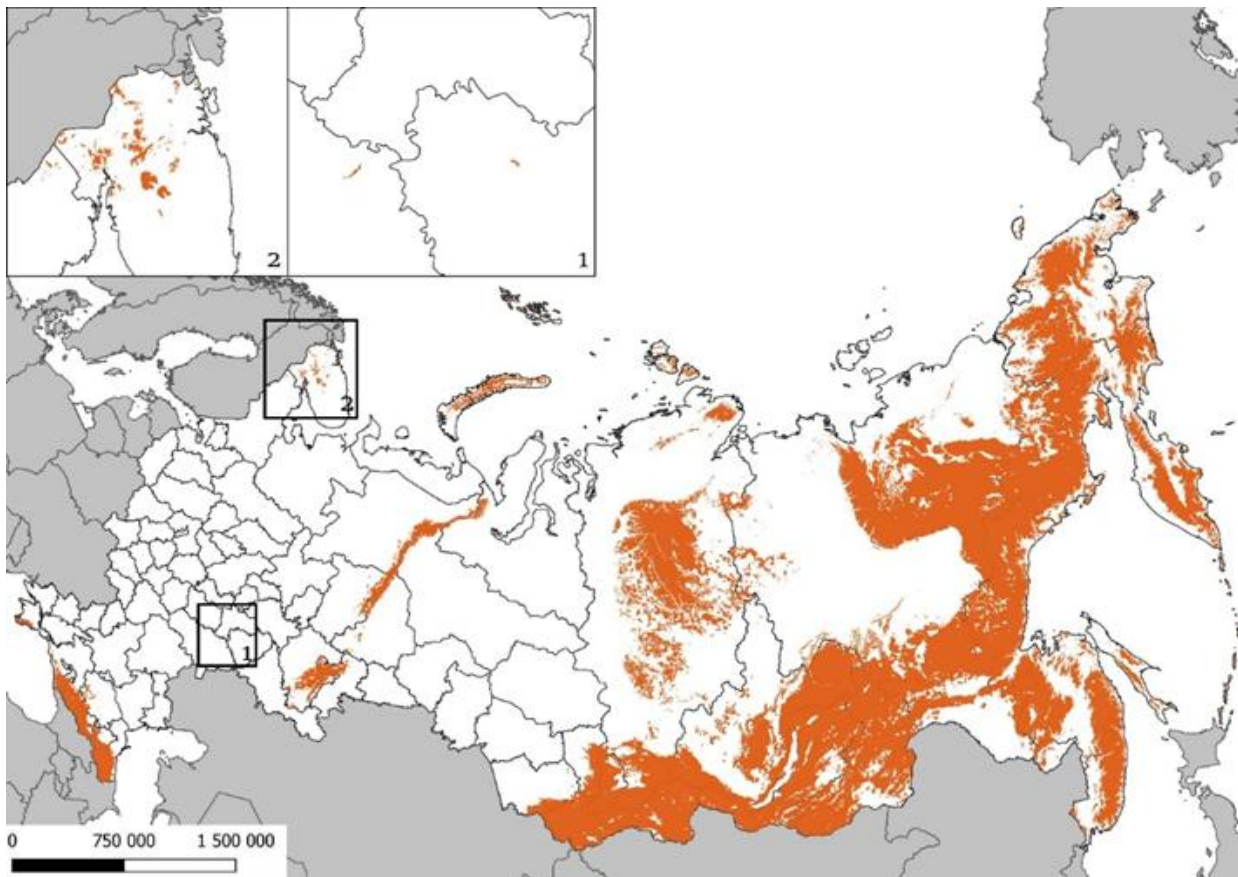
Далее для определения площади горных территорий в пределах единиц АТД РФ в ArcGIS 10.8 строились отдельные «сцены» с перепроецированием раstra К1 по каждому федеральному округу в соответствии с рекомендациями специалистов МИИГАиК [Иванов, Загребин, 2012]. Всего в Российской Федерации оказалось 42 субъекта, в пределах которых (согласно использованной модели К1) присутствуют непосредственно «горы» (табл. 1).

Полученные результаты общей «горности» территории РФ (27,6 %) почти в два раза ниже имеющей хождение оценки в 53,6 % [Самойлова, Авессаломова, 2014]. Это обстоятельство объясняется общепланетарной генерализованностью модели и, следовательно, неизбежной условностью заданных пороговых значений для выделяемых классов. Бинг Сянг [Jiang, 2015] обращал внимание на паретианский характер распределения высот на любом материке Земли, но при этом порог между «головой» в 20 % и «хвостом» в 80 % будет индивидуальным для любого отдельного материка или страны.

Следовательно, для РФ и отдельных ее регионов более корректные результаты могут быть получены путем предварительного «вырезания» сцены из глобальной ЦМР и проведения отдельного моделирования в пределах ареала «окрестностей» той или иной горной системы.

В основной части исследования была проведена типологическая классификация (типология) горных регионов РФ по трем наборам признаков: геоморфологическому (для выделения типов гор), геоэкологическому (для выявления специфики землепользования и ландшафтного покрова) и социально-экономическому (для определения характера освоенности и экономической специализации). В качестве основного метода классификации использовался кластерный анализ в его простейшем варианте k-means (k-среднего),

основанный на минимизации суммы квадратов расстояний между элементами группы, определенной в кластер, и соответствующего центра кластера [Боженко и др., 2022; Arthur et al., 2006].



*Рис. 1. Горные территории Российской Федерации по классификации K1*  
*Fig. 1. Mountainous territories of the Russian Federation according to classification K1*

Следует отметить, что встроенные в широко используемые ГИС-пакеты (например, QGIS, SAGA) инструменты классификации не разделяют процедуру в явном виде на типологическое классифицирование (районирование) и индивидуальное; в основном преобладают именно типологические. Исключение составляет подход ESRI, где т. н. «анализ группирования» (grouping analysis) оставляет пользователю возможность не учитывать различные условия соседства, и в этом случае в ArcMAP 10.X как раз и осуществляется «типологическая» k-means кластеризация без «склеивания» объектов в уникальные районы [Колбовский, 2022]. Именно этот алгоритм использовался в рамках данного исследования.

Критически важным условием использования кластерного анализа является определение «оптимального» числа кластеров (классов) объектов. Инструмент Grouping Analysis ArcMAP 10.X предлагает для решения этой задачи график псевдо-F-статистики, однако его использование, как показывает опыт, не всегда гарантирует интерпретируемый (с точки зрения эксперта) результат. Более того, повторные запуски алгоритма зачастую приводят к разному числу рекомендуемых «групп».

Табл. 1. Распределение горных территорий по субъектам Российской Федерации  
 Table 1. Distribution of mountainous territories by subjects of the Russian Federation

№	Субъект Российской Федерации	Федеральный округ	Площадь горных территорий, км <sup>2</sup>	Доля площади субъекта, занимаемая горными территориями, %
1	Алтайский край	Сибирский	20 165	11,88
2	Амурская область	Дальневосточный	155 275	42,53
3	Архангельская область	Северо-Западный	26 883	6,67
4	Башкортостан	Приволжский	25 150	17,61
5	Еврейская автономная область	Дальневосточный	8 552	23,67
6	Забайкальский край	Дальневосточный	358 342	81,62
7	Иркутская область	Сибирский	332 914	42,79
8	Кабардино-Балкарская Республика	Северо-Кавказский	8 333	66,86
9	Камчатский край	Дальневосточный	224 866	48,21
10	Карачаево-Черкесская Республика	Северо-Кавказский	13 003	91,00
11	Кемеровская область	Сибирский	29 251	30,35
12	Краснодарский край	Южный	11 638	15,48
13	Красноярский край	Сибирский	558 540	23,90
14	Магаданская область	Дальневосточный	357 092	77,11
15	Мурманская область	Северо-Западный	6 637	4,67
16	Оренбургская область	Приволжский	434	0,35
17	Пермский край	Приволжский	12 118	7,52
18	Приморский край	Дальневосточный	90 806	55,45
19	Республика Адыгея	Южный	2 781	35,58
20	Республика Алтай	Сибирский	91 147	96,98

<b>№</b>	<b>Субъект Российской Федерации</b>	<b>Федеральный округ</b>	<b>Площадь горных территорий, км<sup>2</sup></b>	<b>Доля площади субъекта, занимаемая горными территориями, %</b>
21	Республика Бурятия	Дальневосточный	294 503	81,92
22	Республика Дагестан	Северо-Кавказский	25 163	50,28
23	Республика Ингушетия	Северо-Кавказский	2 587	83,38
24	Республика Карелия	Северо-Западный	188	0,11
25	Республика Коми	Северо-Западный	22 043	5,32
26	Республика Крым	Южный	2 877	11,49
27	Республика Саха (Якутия)	Дальневосточный	900 147	29,13
28	Республика Северная Осетия — Алания	Северо-Кавказский	5 730	71,58
29	Республика Тыва	Сибирский	161 130	94,80
30	Республика Хакасия	Сибирский	50 147	80,80
31	Самарская область	Приволжский	23	0,04
32	Саратовская область	Приволжский	40	0,04
33	Сахалинская область	Дальневосточный	19 347	22,63
34	Свердловская область	Уральский	10 189	5,23
35	Севастополь	Южный	229	26,46
36	Ставропольский край	Северо-Кавказский	4 470	6,76
37	Хабаровский край	Дальневосточный	536 286	68,05
38	Ханты-Мансийский автономный округ — Югра	Уральский	10 517	1,96
39	Челябинская область	Уральский	11 584	13,01
40	Чеченская Республика	Северо-Кавказский	6 351	39,31
41	Чукотский автономный округ	Дальневосточный	335 001	46,10
42	Ямало-Ненецкий автономный округ	Уральский	9 462	1,38

В этой связи в данном исследовании для определения оптимального числа кластеров дополнительно привлекались два других известных способа: коэффициент силуэта [Корячко и др., 2023] и метод «локтя» (известный также как график «осыпи» [Селуков и др., 2016]). Две последних метрики и сама кластеризация во всех случаях были получены с использованием инструмента KMeans библиотеки scikit-learn<sup>1</sup>.

Поскольку в процесс типологизации горных регионов вовлекались самые разные по характеру и размерности параметры, проводилась предварительная стандартизация данных. Для избежания влияния взаимозависимости отдельных пар показателей друг от друга рассчитывался коэффициент корреляции Пирсона: пример такого расчета для набора социально-экономических показателей приведен в табл. 2. На рис. 2 представлен пример подбора оптимального количества кластеров для тех же показателей методом «локтя», на основе коэффициента силуэта и на графике псевдо-F-статистики.

Интерпретация трех метрик «оптимальности» продемонстрировала различия и необходимость участия эксперта: несмотря на то, что графики «локтя» и силуэта показали 3 кластера как приемлемый результат, на графике силуэта обнаруживается допустимость и 6, и 12 кластеров, а псевдо-F-статистика выявила 12 и 13 кластеров.

Табл. 2. Расчет коэффициента корреляции Пирсона  
Table 2. Pirson correlation table

Показатели	1	2	3	4	5	6	7
Доля занятых в сельском хозяйстве	1,000	-0,482	-0,051	-0,083	-0,023	0,387	0,608
Доля занятых в добывающей промышленности	-0,482	1,000	-0,533	-0,225	-0,178	-0,301	-0,297
Доля занятых в обрабатывающей промышленности	-0,051	-0,533	1,000	0,033	-0,034	0,152	-0,031
Доля занятых в деятельности гостиниц и предприятий общественного питания	-0,083	-0,225	0,033	1,000	0,634	0,297	-0,088
Плотность населения	-0,023	-0,178	-0,034	0,634	1,000	0,449	0,093
Средняя освещенность	0,387	-0,301	0,152	0,297	0,449	1,000	0,503
Уровень безработицы	0,608	-0,297	-0,031	-0,088	0,093	0,503	1,000

Эти различия свидетельствуют не только о большей корректности методов силуэта и псевдо-F-статистики, но и о наличии нескольких (как минимум двух) пространственных уровней дифференциации горных регионов по социально-экономическим признакам.

<sup>1</sup> Clustering. Scikit-learn. Электронный ресурс: <https://scikit-learn.org/stable/modules/clustering.html> (дата обращения 22.04.2025)

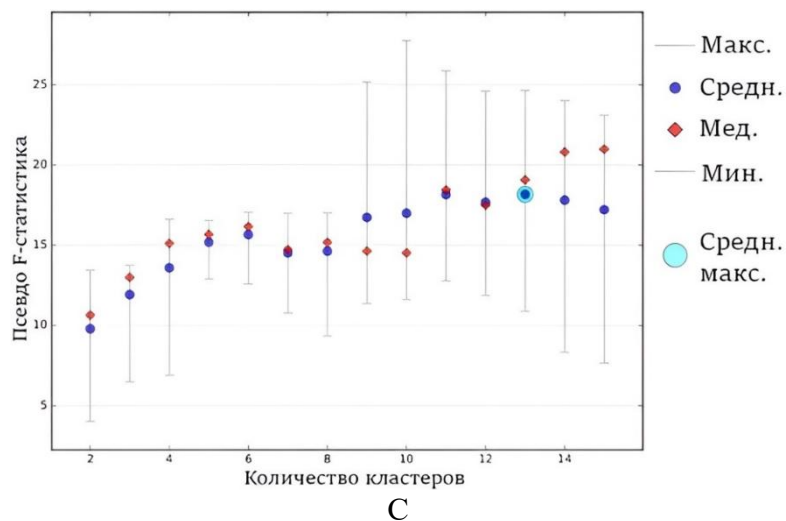
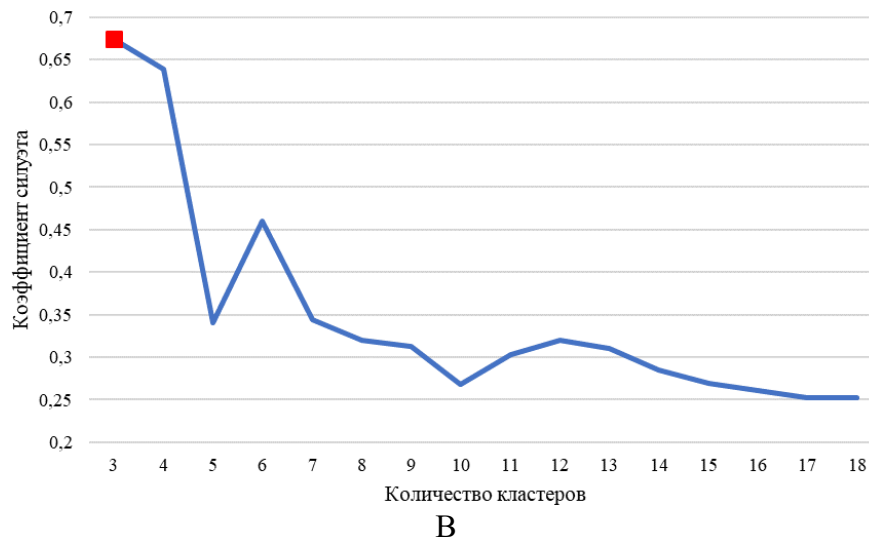
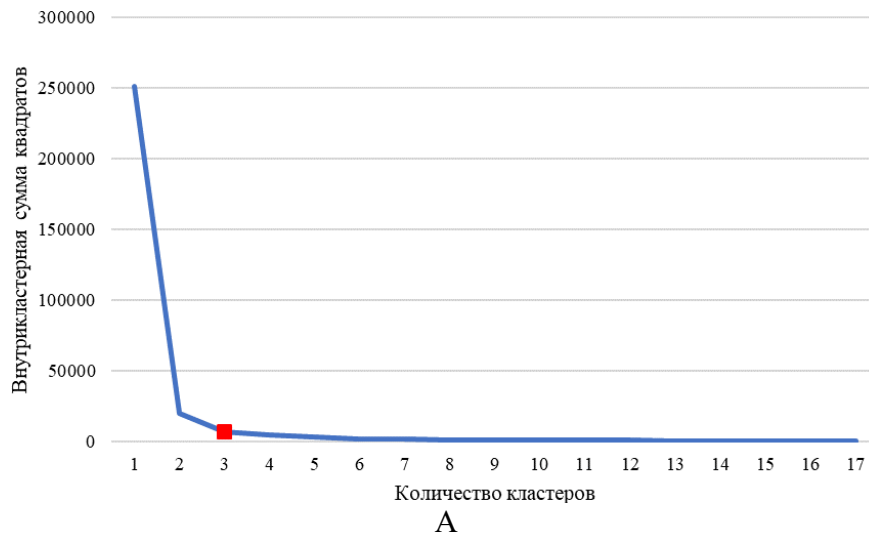


Рис. 2. Определение оптимального числа кластеров: А) методом «локтя», В) методом силуэта, С) на основе псевдо-F-статистики  
 Fig. 2. Determination of the optimal number of clusters: a) by the elbow method, В) by the silhouette method, C) based on pseudo-F statistics

## РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Очевидно, что в пределах контура гор согласно модели K1 рельеф реальных горных сооружений достаточно разнообразен вследствие их разного возраста и генезиса (складчатые, глыбовые и т. д.). Следовательно, эти различия могут быть одним из признаков классификации регионов, включающих горы. Для выявления особенностей рельефа использовалась ЦМР GMTED2010 разрешением 250 м, загруженная из открытого источника [Danielson et al., 2011]. Проведенный морфометрический анализ включал расчет следующих параметров: крутизна склонов, общая кривизна поверхности, топографический индекс поверхности, выпуклость (Terrain Surface Convexity), текстурность (Terrain Surface Texture) в SAGA 8.2. Полученные растры были проверены на мультиколлинеарность инструментом Principal Components Analysis ГИС ArcMap 10.8.

На первом этапе был проведен общий кластерный анализ инструментом ISODATA Clustering for Grids ГИС SAGA с нормализацией и получением 8 итоговых классов, которые на основе сравнения с имеющимися картами морфоскульптур [Ганешин, 1970; Исаченко, 1988] были интерпретированы следующим образом:

- предгорные равнины;
- низкогорья и предгорья;
- горные равнины и котловины;
- среднегорные долины и котловины;
- межгорные котловины и западины;
- озерные котловины;
- склоновые поверхности;
- вершинные поверхности.

На втором этапе проводился подсчет долей каждого выделенного класса рельефа в пределах горных территорий каждого субъекта, определялось оптимальное число кластеров и произведена собственно кластеризация, позволившая выделить группы горных регионов с преобладанием характерных сочетаний указанных мезоформ рельефа, например: средне-высокогорный, слаборасчлененный с существенной ролью крупных горных котловин в рельефе, высокогорно-складчатый (альпийский), низкогорный с плато и плоскогорьями и т. д.

При выполнении этой части работы использован опыт зонально-климатического районирования на основе базы климатических данных университета Эдинбурга [Metzger, 2018]. В качестве переменных для кластеризации были выбраны [Петрушина и др., 2023] годовая амплитуда температур, годовая сумма среднесуточных температур более 0 °С, сезонность осадков, индекс влажности [Thorntwaite, 1948], которые рассчитывались как средние в пределах ареалов гор в каждом регионе.

Оптимальное число кластеров, определенное по методу «локтя» и графику силуэта, оказалось равным 6; в результате выделились группы регионов с признаками резко выраженного континентального климата, климата приморских арктических пустынь, засушливого умеренного климата степной зоны, умеренно холодного влажного климата муссонных регионов.

Кластеризация показателей землепользования позволяет оценить спектры использования земельных ресурсов и особенности ландшафтного покрова в пределах горных регионов Российской Федерации. В рамках работы были использованы следующие данные: землепользование и ландшафтный покров на 2019 г., данные о пахотных землях, данные о лесном покрове. Данные обрабатывались только в пределах выделенных ранее горных ареалов 42 регионов РФ, равнинные территории в анализе не учитывались.

Данные о землепользовании и ландшафтном покрове [Buchhorn et al., 2020] содержат информацию о типах растительных сообществ, границах антропогенных объектов,

ледников, открытых водных объектах, территориях, лишенных растительности с открытым грунтом и т. д. — всего 19 категорий. Анализ ф-корреляции позволил выявить мультиколлинеарность ряда признаков. В итоге в качестве переменных были использованы следующие показатели:

- урбанизированные территории;
- сомкнутый хвойный лес, сомкнутость составляет более 70 %, листва не опадает;
- сомкнутый хвойный лес, сомкнутость составляет более 70 %, листва опадает;
- сомкнутый широколиственный лес, сомкнутость крон составляет более 70 %, растительные сообщества состоят из пород с ежегодным циклом опадания листьев;
- сомкнутый смешанный лес;
- несомкнутый смешанный лес;
- травянистые растительные сообщества, древесно-кустарниковый покров составляет менее 10 % от площади;
- мхи и лишайники;
- снежники и ледники.

Определение оптимального числа кластеров показало 5 для метода «локтя» и 15 для графика силуэта, что является отражением реально существующих двух уровней дифференциации горных регионов. Учитывая, что результаты данной кластеризации предполагалось интегрировать с результатами других наборов признаков, были выбраны 5 классов, в числе которых оказался класс преимущественно степных регионов с высокой долей урбанизации, класс с преобладанием светлых хвойных (лиственничных) лесов, класс с преобладанием альпийских и субальпийских лугов, класс с преобладанием широколиственных лесов и класс с преобладанием горных тундр, ледников и снежников.

В данные о пахотных землях [Teluguntla et al., 2014] включены пять категорий (преимущественно орошаемые пахотные земли, частично орошаемые земли, преимущественно богарное земледелие, незначительно развитое богарное земледелие, неразвитое земледелие), позволившие выявить специфику аграрного землепользования в пределах горных территорий, проявившуюся в дифференциации на три класса: класс активного земледелия с относительно высокой долей распаханых (в т. ч. орошаемых) земель, класс экстенсивного земледелия с фрагментарно разбросанными полевыми участками и класс ничтожного земледелия с преобладанием необрабатываемых земель.

Данные о лесном покрове содержат информацию о коэффициенте лесовосстановления, который равен отношению прироста лесных земель к их сокращению, что позволяет оценить степень антропогенного давления на лесные земли и активность процессов ренатурализации в пределах горных территорий [Hansen et al., 2013]. По соотношению утрат и приобретений лесного покрова были выделены 4 класса горных регионов: активного, умеренного и незначительного лесовосстановления, а также класс с преобладающими утратами.

Для оценки освоенности горных территорий Российской Федерации были выбраны ключевые показатели, обычно используемые для характеристики экономического развития [Мусаков, 2016]. Опираясь на литературные данные, посвященные оценке состояния, специализации и трендам развития некоторых горных регионов, авторы сочли возможным предварительно определить «профиль» следующим образом:

- преимущественно сельскохозяйственный Кавказ и Юг Сибири (Республика Тыва, Республика Алтай) [Мусаков, 2016; Бадарчи и др., 2019];
- преимущественно промышленные Южный Урал, Хибины и Сибирь (Свердловская обл., Республика Башкортостан и др.) [Копытов, 2018];
- преимущественно безлюдные горные территории Дальнего Востока, Северо-Восточной Сибири [Лехтянская и др., 2019].

Таким образом, были определены следующие отрасли экономики, характерные для исследуемых горных регионов: сельское хозяйство, горнодобывающая промышленность, обрабатывающая промышленность и туризм. Источником данных явились базы данных Росстата<sup>1</sup>. Были использованы следующие данные:

- объем валового регионального продукта (далее — ВРП);
- объем ВРП в сельском хозяйстве;
- объем ВРП в добывающей промышленности;
- объем ВРП в обрабатывающей промышленности;
- объем ВРП в деятельности гостиниц и предприятий общественного питания;
- число работников, занятых в сельском хозяйстве;
- число работников, занятых в добывающей промышленности;
- число работников, занятых в обрабатывающей промышленности;
- число работников, занятых в деятельности гостиниц и предприятий общественного питания;
- ночная освещенность;
- протяженность дорожной инфраструктуры;
- протяженность железнодорожной инфраструктуры;
- безработица;
- плотность населения<sup>2</sup>.

В целях анализа и сравнения были рассчитаны относительные величины: количество работников по отраслям и объем ВРП по отраслям в процентах от общего числа занятых и общего ВРП соответственно. Также был проведен расчет ВРП на душу населения.

Признаки ночной освещенности были использованы как индикаторы развития энергетической инфраструктуры, обеспеченности населения, уровня благоустройства территории. В целях упрощения кластеризации и снижения влияния выбросов была рассчитана средняя освещенность в пределах горных территорий каждого субъекта. Источником данных являлись снимки спутника VIIRS [Elvidge, 2017].

Как указывалось в разделе «Методы», определение оптимального числа кластеров выявило два уровня дифференциации с 3 и 13 кластерами соответственно, поэтому были проведены две кластеризации с последующим сравнением результатов. В табл. 3 представлены центры кластеров при разделении на 3 группы.

Выделившиеся классы можно определить как индустриальный (35 регионов), туристско-рекреационный и административно-культурный (1 регион), аграрно-сервисный (6 регионов). К индустриальному относятся регионы Сибири, Дальнего Востока и Урала с низкой плотностью населения (4,67 чел./км<sup>2</sup>), и доминированием добывающей (4,65 %) и обрабатывающей промышленности (10,64 %) в структуре занятости. К туристско-рекреационному административно-культурному «отошел» горный Крым, выделяющийся максимальной плотностью населения (499 чел./км<sup>2</sup>) и освещенностью (0,76), с экономикой, ориентированной на туризм и сервис (5,7 % занятости в гостиницах). Наконец, в аграрно-сервисный класс отнесены южные регионы (Северный Кавказ), где сельское хозяйство занимает 15,1 % занятых, однако уровень безработицы достигает 10,8 % (максимальный среди кластеров).

В табл. 4 представлены центры кластеров при разделении на 13 групп.

<sup>1</sup> Регионы России. Социально-экономические показатели 2022 г. Электронный ресурс: [http://ssl.rosstat.gov.ru/storage/mediabank/Region\\_Sub\\_2022.pdf](http://ssl.rosstat.gov.ru/storage/mediabank/Region_Sub_2022.pdf) (дата обращения 22.04.2025)

<sup>2</sup> Gridded Population of the World. Earth Data. NASA. Электронный ресурс: <https://www.earthdata.nasa.gov/data/projects/gpw> (дата обращения 22.04.2025)

Табл. 3. Центры кластеров при разделении на 3 группы  
Table 3. Cluster centers when divided into 3 groups

Кластер	1	2	3
Доля занятых в сельском хозяйстве, %	6,95	2	15,1
Доля занятых в добывающей промышленности, %	4,65	0,4	0,53
Доля занятых в обрабатывающей промышленности, %	10,64	8,6	9,62
Доля занятых в деятельности гостиниц и предприятий общественного питания, %	2,37	5,7	3,27
Плотность населения, чел/км <sup>2</sup>	4,67	499	54,34
Средняя освещенность, нW/cm <sup>2</sup> /sr	0,09	0,76	0,67
Уровень безработицы, %	5,09	3,91	10,8

\*В пределах строки каждого кластера значения показателей упорядочены по убыванию: 1-е место (макс.), 2-е место, 3-е место

Табл. 4. Центры кластеров при разделении на 13 групп  
Table 4. Cluster centers when divided into 13 groups

Кластер	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Доля занятых в сельском хозяйстве, %	9,8	2,0	10,8	11,5	17,1	2,6	13,5	5,8	20,6	8,8	4,2	5,1	5,3
Доля занятых в добывающей промышленности, %	2,7	0,4	0,5	1,3	0,7	19,6	0,5	2,7	0,5	2,6	1,2	1,2	6,1
Доля занятых в обрабатывающей промышленности, %	5,3	8,6	9,7	10,9	14,2	3,3	11,6	11,4	7,2	13,6	19,4	21,9	7,4
Доля занятых в деятельности гостиниц и предприятий общественного питания, %	2,4	5,7	4,3	1,8	2,2	2,3	2,7	2,6	2,3	2,4	2,6	2,2	2,1
Плотность населения, чел/км <sup>2</sup>	0,8	499,0	50,4	1,5	86,5	1,1	18,3	1,3	44,2	10,4	1,7	22,2	1,7
Средняя освещенность, нW/cm <sup>2</sup> /sr	0,0	0,8	0,7	0,0	1,3	0,0	0,4	0,1	0,3	0,1	0,0	0,5	0,0
Уровень безработицы, %	9,4	3,9	4,3	3,3	28,7	2,4	9,7	4,4	11,6	3,4	3,8	3,1	5,2

\*В пределах строки каждого кластера значения показателей упорядочены по убыванию: 1-е место (макс.), 2-е место, 3-е место

При разделении на 13 кластеров регионы сгруппировались более специфично, с выделением дополнительных кластеров. Так, например, выделились: 6 кластер — лидер по занятости в добывающей промышленности, 12 кластер — лидер по занятости в обрабатывающей промышленности, 9 кластер — лидер по занятости в сельском хозяйстве и

2 кластер — лидер по плотности населения и занятости в туризме. В табл. 5 представлено описание наиболее примечательных кластеров.

Табл. 5. Описание кластеров при разделении на 13 групп  
Table 5. Cluster description when divided into 13 groups

Кластер	Описание
2	Субъект кластера: <i>Севастополь</i> . Кластер выделяется как единственный горный субъект-город федерального значения. Для него характерна наибольшая плотность населения (499 чел./км <sup>2</sup> ), наибольшая занятость в туризме — 5,7 %. Также кластер выделяется как второй среди кластеров по значению освещенности (в среднем — 0,8 нW/cm <sup>2</sup> /sr). Кластер остался индивидуальным.
5	Субъекты кластера: <i>Кабардино-Балкарская Республика, Карачаево-Черкесская Республика, Республика Адыгея, Республика Северная Осетия — Алания</i> . Кластер выделяется как лидер по освещенности (1,3 нW/cm <sup>2</sup> /sr) и безработице (28,7 %). В кластере зафиксирован также один из наиболее высоких показателей плотности населения (86,5 чел./км <sup>2</sup> ) Данный кластер объединяет аграрные плотно населенные субъекты Северного Кавказа, для которых характерен малый объем рынка труда вне сельского хозяйства, что вызывает высокие показатели безработицы (показатели в 3 и более раза превышают среднероссийские) [Джиоев, 2019]. Кластер попал в группу «Северного Кавказа».
6	Субъекты кластера: <i>Магаданская обл., Ханты-Мансийский автономный округ — Югра, Чукотский автономный округ, Ямало-Ненецкий автономный округ</i> . Кластер является лидером по занятости в добывающей промышленности — 19,6 %. Регионы выделяются как преимущественно ресурсо-добывающие с лидерством добывающей промышленности в ВРП. Кластер попал в группу «Сибири».
9	Субъекты кластера: <i>Республика Дагестан, Чеченская Республика</i> . Кластер является лидером по занятости в сельском хозяйстве (20,6 %) и одним из лидеров по показателю безработицы — 11,6 %. Группирование регионов так же связано с малым объемом занятости вне сельского хозяйства [Джиоев, 2019]. Кластер попал в группу «Северного Кавказа».
12	Субъект кластера: <i>Челябинская обл.</i> Кластер — лидер по занятости в обрабатывающей промышленности. К кластеру была отнесена только Челябинская обл., которая характеризуется размещением одних из крупнейших в России металлургических производств, таких как Магнитогорский металлургический комбинат [Гельруд и др., 2019]. Кластер попал в группу «Сибири».

Анализ применимости методов определения оптимального числа кластеров в рамках рассмотренного примера показал возможность комплексного использования рассмотренных методов определения оптимального числа кластеров. Полученные три группы обеспечивают достаточную степень обобщения для крупномасштабного анализа горных территорий Российской Федерации. Тринадцать кластеров, выявленных на основе псевдо-F-статистики, демонстрируют большую объективную специализацию и детализацию, позволяя проанализировать полученные макро-группы и выявить внутреннюю и специфику. Так, например, в рамках «аграрно-сервисного» макрокластера «Кавказа»

четко выделились регионы с экстремально высокой безработицей (кластер 5), максимальной долей занятых в сельском хозяйстве (кластер 9) и др. «Промышленный» макрокластер «Сибири» дифференцировался на регионы с абсолютным доминированием добычи (кластер 6) и мощной обрабатывающей промышленностью (кластер 12 — Челябинская обл. как уникальный случай).

Аналогичные результаты были получены для набора параметров, отражающих инфраструктуру (плотность автомобильных и железных дорог). В результате горные регионы разделились на: класс регионов с плотными транспортными сетями и значимыми узлами, класс удаленных слабо связанных регионов и класс староосвоенных регионов с преобладанием железнодорожного сообщения.

Кластеризация показателей набора «Экономика» основывалась на анализе долей ключевых отраслей экономики в ВРП, ВРП на душу населения в пределах горных субъектов Российской Федерации, имеющих горные территории, а именно долей ВРП в сельском хозяйстве, в добывающей промышленности, в обрабатывающей промышленности, в деятельности гостиниц и предприятий общественного питания, ВРП на душу населения, тыс. руб. Были выделены 8 кластеров, которые показали достаточно четкие различия (рис. 3).

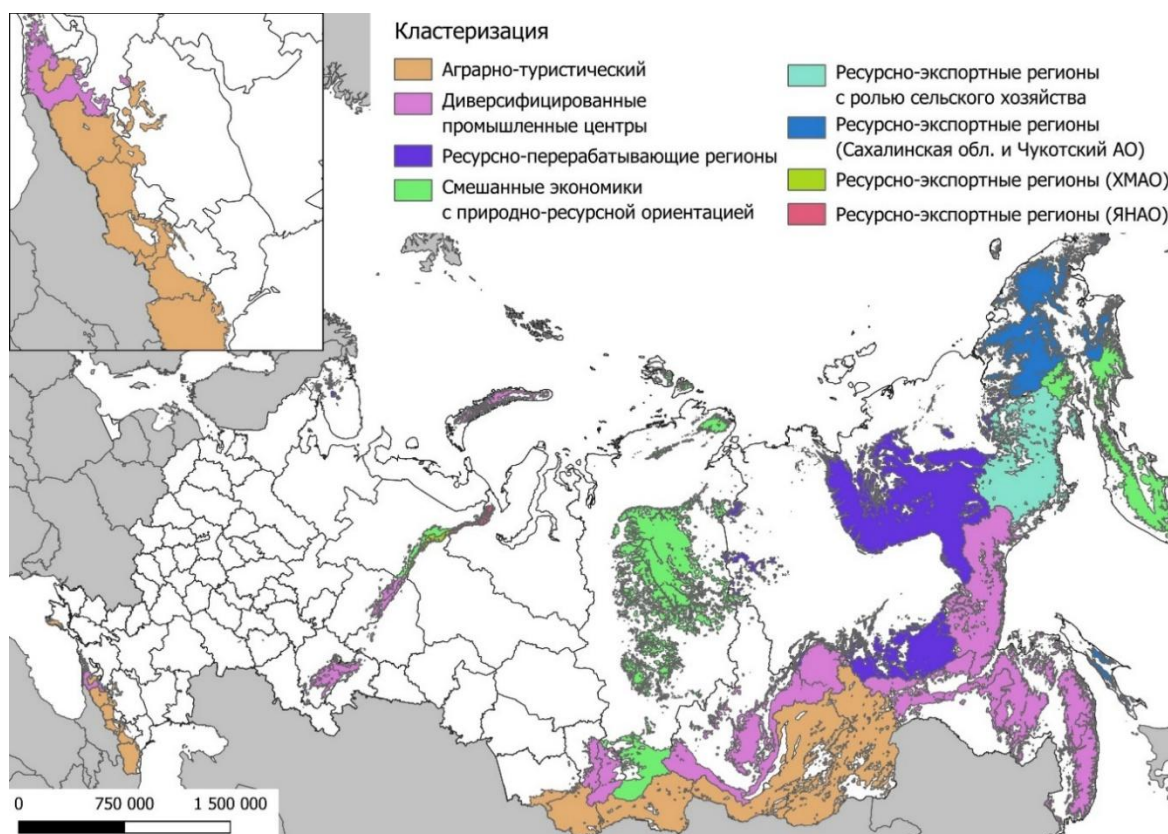


Рис. 3. Распределение кластеров горных регионов по набору показателей «Экономика»  
Fig. 3. Distribution of clusters of mountain regions according to the set of indicators “Economy”

Полученная информация может быть актуальна для разработки адресных региональных политик, выявления уникальных ресурсных или экономических анклавов и проведения сравнительных исследований.

## ВЫВОДЫ

Проведенное исследование демонстрирует возможности делимитации горных территорий и моделирования их свойств в рамках трех укрупненных наборов параметров: природных, геоэкологических и социально-экономических.

Основной проблемой типологической классификации по любому из использованных в данном исследовании набору признаков является проблема определения оптимального числа классов, которая не может быть решена «идеально» без представления о задачах классификации и дальнейшем использовании результатов. Все три апробированных метода (метод «локтя», график силуэта и псевдо-F-статистика) могут давать разные результаты и, кроме этого, обнаруживать несколько (до 2–3) чисел будущих классов (групп, кластеров). Это обстоятельство может отражать объективное существование нескольких уровней дифференциации и, в принципе, может быть использовано для агрегирования большого числа кластеров (по географической сути — районов) в макрорегионы.

Комбинирование методов позволяет снизить субъективизм при подборе оптимального числа кластеров за счет взаимной верификации, т. к. каждый рассмотренный метод обладает недостатками при интерпретации.

Интеграция результатов кластеризации по разным наборам признаков позволяет определить четыре интегральных класса горных регионов Российской Федерации, а именно: класс староосвоенных промышленных центров, класс плотнонаселенных аграрно-туристических регионов, класс удаленных ресурсно-экспортных регионов Сибири и Дальнего Востока; в отдельный класс выделяется горный Крым, включающий Республику Крым и Севастополь.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

*Бадарчи Х. Б., Севек В. К.* Анализ приграничных регионов Сибирского федерального округа России по уровню социально-экономического развития (на примере Республики Тыва). *Аграрный вестник Урала*, 2019. № 4(183). С. 70–85. DOI: 10.32417/article\_5cfa02c988b181.53566797.

*Боженко В., Клюканов В. К.* Применение алгоритмов машинного обучения в задачах классификации и кластеризации. *Обработка, передача и защита информации в компьютерных системах 22. Сборник докладов Второй Международной научной конференции*, Санкт-Петербург, 11–15 апреля 2022 г. Санкт-Петербург: Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения, 2022. С. 28–33.

*Ганешин Г. С.* Геоморфологическая карта СССР масштаба 1:1 000 000 и некоторые вопросы крупномасштабной геоморфологической съемки. *Геоморфология и палеогеография*, 1970. № 1. С. 53–60.

*Гельруд Я. Д., Угрюмов Е. А.* Анализ конкурентной среды и социально-экономических показателей промышленного производства Челябинской области. *Вестник ЮУрГУ. Серия «Экономика и менеджмент»*, 2019. Т. 13. № 1. С. 5–13. DOI: 10.14529/em190101.

*Джиоев А. В.* Социально-демографические аспекты динамики рынка труда регионов Северо-Кавказского федерального округа. *Вестник Северо-Осетинского государственного университета имени К. Л. Хетагурова*, 2019. № 2. С. 112–121. DOI: 10.29025/1994-7720-2019-2-112-121.

*Колбовский Е. Ю.* *Пространственный анализ в геоэкологии*. М.: МГУ, 2022. 820 с.

*Копытов А. И.* Оптимизация стратегии развития угольной отрасли — гарантия эффективности, безопасности и стабильности промышленного потенциала экономики Кузбасса. *Вестник КузГТУ*, 2018. № 2(126). С. 5–11. DOI: 10.26730/1999-4125-2018-2-5-11.

*Корячко В. П., Орешков В. И.* Выбор числа кластеров в задачах кластеризации с использованием метода силуэтов. BIG DATA и анализ высокого уровня. Сборник научных статей IX Международной научно-практической конференции, Минск, 17–18 мая 2023 г. В 2 ч. Ч. 1. Минск: Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, 2023. С. 333–340.

Ландшафтная карта СССР, масштаб 1:4 000 000. Л.: Ленинградский государственный университет, 1988. 1 л.

*Лехтянская Л. В., Римская Т. Г.* Туризм — одно из приоритетных направлений экономического развития Дальнего Востока. Карельский научный журнал, 2019. Т. 8. № 2(27). С. 126–130.

*Петрушина М. Н., Гуня А. Н., Колбовский Е. Ю., Пуреховский А. Ж.* Динамика горных ландшафтов Северного Кавказа при современном изменении климата и усилении антропогенного воздействия. Известия РАН. Серия географическая, 2023. Т. 87. № 7. С. 1032–1049. DOI: 10.31857/S2587556623070130.

*Самойлова Г., Авессаломова И.* Горные регионы России: морфометрический анализ и ландшафтное разнообразие. Вопросы географии, 2014. № 137. С. 39–62.

*Селуков Д. А., Шилов В. С.* Нахождение оптимального числа кластеров «Методом локтя». Инновационные технологии: теория, инструменты, практика, 2016. Т. 1. С. 107–111.

*Arthur D., Vassilvitskii S.* How Slow is the K-Means Method? Proceedings of the 2006 Symposium on Computational Geometry, 2006. DOI: 10.1145/1137856.1137880.

*Buchhorn M., Smets B., Bertels L., De Roo B., Lesiv M., Tsendbazar N.-E., Herold M., Fritz S.* Copernicus Global Land Service: Land Cover 100 m. Collection 3. Epoch 2019. Globe (V3.0.1). Zenodo, 2020. DOI: 10.5281/zenodo.3518038. Web resource: <https://zenodo.org/records/3518038> (accessed 03.09.2025).

*Danielson J. J., Gesch D. B.* Global Multi-Resolution Terrain Elevation Data 2010 (GMTED2010). USGS Numbered Series, 2011. 23 p. DOI: 10.3133/ofr20111073.

*Elvidge D., Baugh K., Zhizhin M., Hsu F. C., Ghosh T.* VIIRS Night-Time Lights. International Journal of Remote Sensing, 2017. V. 38. Iss. 21. P. 5860–5879. DOI: 10.1080/01431161.2017.1342050.

*Hansen M. C., Potapov P. V., Moore R., Hancher M., Turubanova S. A., Tyukavina A., Thau D., Stehman S. V., Goetz S. J., Loveland T. R., Kommareddy A., Egorov A., Chini L., Justice C. O., Townshend J. R. G.* High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change. Science, 2013. V. 342. Iss. 6160. P. 850–853. DOI: 10.1126/science.1244693.

*Jiang B.* Geospatial Analysis Requires a Different Way of Thinking: The Problem of Spatial Heterogeneity. GeoJournal, 2015. V. 80. P. 1–13. DOI: 10.1007/s10708-014-9537-y.

*Kapos V., Rhind J., Edwards M., Prince M., Ravilious C.* Developing a Map of the World's Mountain Forests. Rests in Sustainable Mountain Development, IUFRO Research Series, 2000. No. 5. P. 4–19. DOI: 10.1079/9780851994468.0004.

*Metzger M. J.* The Global Environmental Stratification: A High-Resolution Bioclimate Map of the World. Edinburgh: The University of Edinburgh, 2018. DOI: 10.7488/ds/2354.

*Nune R., George B. A., Teluguntla P., Westernet A. W.* Relating Trends in Streamflow to Anthropogenic Influences: A Case Study of Himayat Sagar Catchment, India. Water Resources Management, 2014. V. 28. P. 1579–1595. DOI: 10.1007/s11269-014-0567-5.

*Pantić M.* Delineation of Mountains and Mountain Areas in Europe — A Planning Approach. *Journal of the Geographical Institute Jovan Cvijic SASA*, 2015. V. 65. Iss. 1. P. 43–58. DOI: 10.2298/IJGI1501043P.

*Sayre R., Frye C., Karagulle D., Krauer J., Breyer S., Aniello P., Wright D. J., Payne D., Adler C., Warner H., Van Sistine D. P., Cress J.* A New High-Resolution Map of World Mountains and an Online Tool for Visualizing and Comparing Characterizations of Global Mountain Distributions. *Mountain Research and Development*, 2018. V. 38. Iss. 3. P. 240–249. DOI: 10.1659/MRD-JOURNAL-D-17-00107.1.

## REFERENCES

*Arthur D., Vassilvitskii S.* How Slow is the K-Means Method? *Proceedings of the 2006 Symposium on Computational Geometry*, 2006. DOI: 10.1145/1137856.1137880.

*Badarchi Kh. B., Sevek V. K.* Analysis of the Border Regions of the Siberian Federal District of Russia by the Level of Socio-Economic Development (On the Example of the Republic of Tyva). *Agrarian Bulletin of the Urals*, 2019. No. 4(183). P. 70–85 (in Russian). DOI: 10.32417/article\_5cfa02c988b181.53566797.

*Bozhenko V., Klyukanov V. K.* Application of Machine Learning Algorithms in Classification and Clustering Problems. *Processing, Transmission and Protection of Information in Computer Systems 22. Collection of reports of the Second International Scientific Conference*, St. Petersburg, April 11–15, 2022. St. Petersburg: Saint Petersburg State University of Aerospace Instrumentation, 2022. P. 28–33 (in Russian).

*Buchhorn M., Smets B., Bertels L., De Roo B., Lesiv M., Tsendbazar N.-E., Herold M., Fritz S.* Copernicus Global Land Service: Land Cover 100 m. Collection 3. Epoch 2019. *Globe (V3.0.1)*. Zenodo, 2020. DOI: 10.5281/zenodo.3518038. Web resource: <https://zenodo.org/records/3518038> (accessed 03.09.2025).

*Danielson J. J., Gesch D. B.* Global Multi-Resolution Terrain Elevation Data 2010 (GMTED2010). *USGS Numbered Series*, 2011. 23 p. DOI: 10.3133/ofr20111073.

*Dzhioev A. V.* Socio-Demographic Aspects of Labor Market Dynamics in the Regions of the North Caucasus Federal District. *Bulletin of the K. L. Khetagurov North Ossetian State University*, 2019. No. 2. P. 112–121 (in Russian). DOI: 10.29025/1994-7720-2019-2-112-121.

*Elvidge D., Baugh K., Zhizhin M., Hsu F. C., Ghosh T.* VIIRS Night-Time Lights. *International Journal of Remote Sensing*, 2017. V. 38. Iss. 21. P. 5860–5879. DOI: 10.1080/01431161.2017.1342050.

*Ganeshin G. S.* Geomorphological Map of the USSR of scale 1:1 000 000 and Some Issues of Large-Scale Geomorphological Survey. *Geomorfologiya i Paleogeografiya (Geomorphology and Paleogeography)*, 1970. No. 1. P. 53–60 (in Russian).

*Gelrud Ya. D., Ugryumov E. A.* Analysis of the Competitive Environment and Socio-Economic Indicators of Industrial Production in the Chelyabinsk Region. *Bulletin of the South Ural State University. Series “Economics and Management”*, 2019. V. 13. No. 1. P. 5–13 (in Russian). DOI: 10.14529/em190101.

*Hansen M. C., Potapov P. V., Moore R., Hancher M., Turubanova S. A., Tyukavina A., Thau D., Stehman S. V., Goetz S. J., Loveland T. R., Kommareddy A., Egorov A., Chini L., Justice C. O., Townshend J. R. G.* High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change. *Science*, 2013. V. 342. Iss. 6160. P. 850–853. DOI: 10.1126/science.1244693.

*Jiang B.* Geospatial Analysis Requires a Different Way of Thinking: The Problem of Spatial Heterogeneity. *GeoJournal*, 2015. V. 80. P. 1–13. DOI: 10.1007/s10708-014-9537-y.

*Kapos V., Rhind J., Edwards M., Prince M., Ravilious C.* Developing a Map of the World's Mountain Forests. Rests in Sustainable Mountain Development, IUFRO Research Series, 2000. No. 5. P. 4–19. DOI: 10.1079/9780851994468.0004.

*Kolbovsky E. Y.* Spatial Analysis in Geocology. Moscow: Lomonosov Moscow State University, 2022. 820 p. (in Russian).

*Kopytov A. I.* Optimization of the Coal Industry Development Strategy — A Guarantee of Efficiency, Safety and Stability of the Industrial Potential of the Kuzbass Economy. Bulletin of the Kuzbass State Technical University, 2018. No. 2(126). P. 5–11 (in Russian). DOI: 10.26730/1999-4125-2018-2-5-11.

*Koryachko V. P., Oreshkov V. I.* Selection of the Number of Clusters in Clustering Tasks using the Silhouette Method. BIG DATA and Advanced Analytics. Collection of scientific articles of the IX International Scientific and Practical Conference, Minsk, May 17–18, 2023. In 2 parts. Part 1. Minsk: Belarusian State University of Informatics and Radio Electronics, 2023. P. 333–340 (in Russian).

Landscape Map of the USSR, Scale 1:4 000 000. Leningrad: Leningrad State University, 1988. 1 sheet (in Russian).

*Lekhtyanskaya L. V., Rimskaya T. G.* Tourism is One of the Priorities of the Economic Development of the Far East. Karelian Scientific Journal, 2019. V. 8. No. 2(27). P. 126–130 (in Russian).

*Metzger M. J.* The Global Environmental Stratification: A High-Resolution Bioclimate Map of the World. Edinburgh: The University of Edinburgh, 2018. DOI: 10.7488/ds/2354.

*Nune R., George B. A., Teluguntla P., Westernet A. W.* Relating Trends in Streamflow to Anthropogenic Influences: A Case Study of Himayat Sagar Catchment, India. Water Resources Management, 2014. V. 28. P. 1579–1595. DOI: 10.1007/s11269-014-0567-5.

*Pantić M.* Delineation of Mountains and Mountain Areas in Europe — A Planning Approach. Journal of the Geographical Institute Jovan Cvijic SASA, 2015. V. 65. Iss. 1. P. 43–58. DOI: 10.2298/IJGI1501043P.

*Petrushina M. N., Gunya A. N., Kolbovsky E. Yu., Purehovskiy A. Zh.* Dynamics of Mountain Landscapes of the North Caucasus under Modern Climate Change and Increased Anthropogenic Impact. Izvestia RAN. Seriya Geograficheskaya (News of the Russian Academy of Sciences. Geographical Series), 2023. V. 87. No. 7. P. 1032–1049 (in Russian). DOI: 10.31857/S2587556623070130.

*Samoilova G., Absalomova I.* Mountainous Regions of Russia: Morphometric Analysis and Landscape Diversity. Geography Issues, 2014. No. 137. P. 39–62 (in Russian).

*Sayre R., Frye C., Karagulle D., Krauer J., Breyer S., Aniello P., Wright D. J., Payne D., Adler C., Warner H., Van Sistine D. P., Cress J.* A New High-Resolution Map of World Mountains and an Online Tool for Visualizing and Comparing Characterizations of Global Mountain Distributions. Mountain Research and Development, 2018. V. 38. Iss. 3. P. 240–249. DOI: 10.1659/MRD-JOURNAL-D-17-00107.1.

*Selukov D. A., Shilov V. S.* Finding the Optimal Number of Clusters using the Elbow Method. Innovative Technologies: Theory, Tools, Practice, 2016. V. 1. P. 107–111 (in Russian).