

Научно-исследовательский журнал «Modern Economy Success»

<https://mes-journal.ru>

2025, № 5 / 2025, Iss. 5 <https://mes-journal.ru/archives/category/publications>

Научная статья / Original article

Шифр научной специальности: 5.2.2. Математические, статистические и инструментальные методы в экономике (экономические науки)

УДК 316.42



<sup>1</sup> *Веселов А.В.,<sup>1</sup> Пашина П.А.,<sup>1</sup> Конников Е.А.,<sup>1</sup> Старченкова О.Д.,  
<sup>1</sup> Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого*

### ***Категоризация регионов по уровню социально-экономического развития: подходы на основе РСА***

**Аннотация:** в условиях цифровизации и усложнения социально-экономических процессов возрастает необходимость разработки эффективных инструментов анализа регионального развития. В данной статье предложена методология категоризации регионов Российской Федерации на основе анализа потребностей населения с применением метода главных компонент (РСА). Проведено сравнение двух подходов – математического и эвристического – к реализации алгоритма категоризации. Представлены этапы обработки данных, включая корреляционный анализ, стандартизацию, построение главных компонент и квантильную классификацию. Показана эффективность предложенного подхода для оценки социально-экономического положения субъектов РФ и выявления факторов, влияющих на их развитие. Работа выполнена в рамках реализации проекта «Разработка методологии формирования инструментальной базы анализа и моделирования пространственного социально-экономического развития систем в условиях цифровизации с опорой на внутренние резервы» (FSEG-2023-0008).

**Ключевые слова:** мониторинг, категории потребностей, социально-экономическое развитие, категоризация регионов, методология категоризации, математическая и эвристическая категоризации регионов

**Для цитирования:** Веселов А.В., Пашина П.А., Конников Е.А., Старченкова О.Д. Категоризация регионов по уровню социально-экономического развития: подходы на основе РСА // Modern Economy Success. 2025. № 5. С. 113 – 124.

Поступила в редакцию: 4 июня 2025 г.; Одобрена после рецензирования: 3 августа 2025 г.; Принята к публикации: 23 сентября 2025 г.

<sup>1</sup> *Veselov A.V.,<sup>1</sup> Pashinina P.A.,<sup>1</sup> Konnikov E.A.,<sup>1</sup> Starchenkova O.D.,  
<sup>1</sup> Peter the Great St. Petersburg Polytechnic University*

### ***Categorization of regions by level of socio-economic development: PCA-based approaches***

**Abstract:** in the context of digitalization and increasing complexity of socio-economic processes, there is a growing need to develop effective tools for analyzing regional development. This article proposes a methodology for categorizing the regions of the Russian Federation based on the analysis of population needs using the Principal Component Analysis (PCA) method. A comparison is made between two approaches – mathematical and heuristic – to the implementation of the categorization algorithm. The article outlines the data processing steps, including correlation analysis, standardization, principal component construction, and quantile classification. The proposed approach has proven effective in assessing the socio-economic status of Russian regions and identifying key factors influencing their development. This study was carried out as part of the project "Development of a methodology for forming an instrumental base for analyzing and modeling the spatial socio-economic development of systems in the context of digitalization based on internal reserves" (FSEG-2023-0008).

**Keywords:** monitoring, mood category, socio-economic development, categorization of regions, categorization methodology, mathematical and heuristic categorization of regions

**For citation:** Veselov A.V., Pashinina P.A., Konnikov E.A., Starchenkova O.D. Categorization of regions by level of socio-economic development: PCA-based approaches. Modern Economy Success. 2025. 5. P. 113 – 124.

The article was submitted: June 4, 2025; Approved after reviewing: August 3, 2025; Accepted for publication: September 23, 2025.

### Введение

Метод анализа главных компонент (PCA) представляет мощный инструмент для снижения размерности данных и выявления скрытых закономерностей [1]. Цель исследования – сравнить математический и эвристический подходы к применению PCA для категоризации регионов в контексте анализа потребностей населения. Для достижения этой цели поставлены следующие задачи:

1. Реализовать алгоритмы математически детерминированного и эвристического PCA для категоризации данных с помощью языка программирования Python.
2. Применить разработанные алгоритмы к имеющемуся датасету со значениями потребностей населения по регионам РФ.
3. Провести сравнительный анализ результатов с точки зрения точности категоризации и интерпретируемости результатов.
4. Определить преимущества и недостатки каждого подхода в зависимости от специфики данных и требований к анализу.

Результаты исследования позволят определить наиболее эффективный подход к категоризации регионов по уровню социально-экономического

развития на основе PCA.

### Материалы и методы исследований

Важно отметить, что методология исследования предполагает категоризацию регионов двумя способами: математический и эвристический. В предыдущих исследованиях авторы рассматривали каждый из принципов подробно. Перейдем к краткой характеристике этапов работы.

Предварительная обработка данных – построение матрицы корреляций и исключение высокоррелированных показателей и стандартизация необходимых индикаторов реализовывалась с помощью языка программирования Python.

Для реализации алгоритмов категоризации, основанных на методе главных компонент (PCA), были задействованы соответствующие программные модули, импортированные в рабочую среду Python 3: pandas, StandardScaler, PCA.

В рамках предобработки данных, с целью минимизации мультиколлинеарности и повышения эффективности последующего анализа главных компонент, был проведен анализ корреляционной структуры исходного датасета (рис. 1).

```
correlation_matrix = new_data.corr()  
threshold = 0.9  
  
columns_to_drop = []  
for i in range(len(correlation_matrix.columns)):  
    for j in range(i):  
        if abs(correlation_matrix.iloc[i, j]) > threshold:  
            columns_to_drop.append(correlation_matrix.columns[i])  
  
new_data.drop(columns_to_drop, axis=1, inplace=True)  
new_data
```

Рис. 1. Отбор признаков на основе корреляционного анализа.  
Fig. 1. Feature selection based on correlation analysis.

Матрица парных корреляций Пирсона была вычислена с помощью метода .corr(). Для отбора признаков, был установлен пороговый уровень корреляции (threshold = 0.9), превышение которого свидетельствует о наличии высокой степени линейной зависимости между переменными. Высокоррелированные признаки из были удалены из датафрейма.

Далее выполняется стандартизация выбранных

числовых признаков (feature\_to\_scale) с использованием StandardScaler (рис. 2). Эта процедура центрирует каждый признак вокруг нулевого среднего значения и масштабирует его к единичной дисперсии. Стандартизация необходима для того, чтобы признаки с большими значениями не доминировали над признаками с меньшими значениями.

```
scaler = StandardScaler()
feature_to_scale = [
    "численность студентов, обучающихся по программам бакалавриата, ...",
    "число высокопроизводительных рабочих мест ...",
    "Объем выбросов вредных(загрязняющих) веществ ...",
    "Средняя месячная температура воздуха...",
    "численность зрителей театров и музеев ...",
    "Средний уровень заработной платы, руб.",
    "Оборот розничной торговли в расчете на душу населения, руб."
]
new_data[feature_to_scale] = scaler.fit_transform(new_data[feature_to_scale])
```

Рис. 2. Стандартизация выбранных числовых признаков.  
Fig. 2. Standardization of selected numerical features.

После этого происходит реализация метода главных компонент (рис. 3). Метод главных компонент (PCA) инициализируется с параметром `n_components=0.85`, нацеленным на сохранение минимума главных компонент, объясняющих не менее 85% дисперсии данных, обеспечивая баланс между снижением размерности и сохранением информации. Затем, на стандартизованных данных

вычисляются главные компоненты методом `.fit()`, а исходные данные преобразуются в пространство главных компонент с помощью `.transform()`. В результате определяется фактическое число главных компонент (`num_components`), и создается `DataFrame` (`principal_df`), содержащий значения этих компонент.

```
pca = PCA(n_components=0.85)
pca.fit(new_data)

principal_components = pca.transform(new_data)
num_components = pca.n_components_
column_names = ['PC{}'.format(i+1) for i in range(num_components)]
principal_df = pd.DataFrame(data=principal_components, columns=column_names)

final_df = pd.concat([data.reset_index(), principal_df], axis=1)
```

Рис. 3. Реализация метода главных компонент.  
Fig. 3. Implementation of the principal component method.

Затем происходит категоризация регионов на основе главных компонент (рис. 4). В рамках этапа категоризации регионов, вектор весов, пропорциональный вкладу каждой главной компоненты в общую объясненную дисперсию, был нормализован к единичной сумме. В соответствии с полученным вектором весов, для каждого региона был вычислен интегральный

рейтинговый индекс, представляющий собой линейную комбинацию значений главных компонент. Квантильная кластеризация рейтинговых индексов позволила разделить множество регионов на пять гомогенных подмножеств, характеризующихся последовательными уровнями социально-экономического развития.

```
explained_variance = pca.explained_variance_ratio_
weights = explained_variance / np.sum(explained_variance)

principal_df['Рейтинг_индекс'] = principal_df.dot(weights)
rating_categories = pd.qcut(principal_df['Рейтинг_индекс'],
                             5,
                             labels=['1', '2', '3', '4', '5'])
principal_df.insert(0, 'Субъект/Регион', data['Субъект/Регион'])
principal_df['Рейтинг_категория'] = rating_categories
```

Рис. 4. Категоризация регионов на основе главных компонент.  
Fig. 4. Categorization of regions based on principal components.

Метод эмпирической категоризации отличается тем, что для каждой категории потребности задавался на коэффициент детерминации, а одна компонента (рис. 5).

Следует отметить, что реализация расчета рейтингового индекса, представленная в эвристическом подходе, отличается лишь в технических деталях реализации. Использование

векторного произведения ( $\text{principal\_df.dot(weights)}$ ) является эффективным способом вычисления взвешенной суммы значений главных компонент для каждого региона, при этом сам принцип расчета рейтингового индекса остается идентичным описанному в методологической части.

```
prof = pd.read_excel('Потребность_в_проф_развитии.xlsx')
new_prof = prof.drop(prof.columns[0], axis=1)

correlation_matrix_prof = new_prof.corr()
threshold = 0.9

columns_to_drop = []
for i in range(len(correlation_matrix_prof.columns)):
    for j in range(i):
        if abs(correlation_matrix_prof.iloc[i, j]) > threshold:
            columns_to_drop.append(correlation_matrix_prof.columns[i])

new_prof.drop(columns_to_drop, axis=1, inplace=True)

scaler = StandardScaler()
feature_to_scale_prof = [
    "численность студентов, обучающихся по программам ...",
    "число высокопроизводительных рабочих мест ..."
]
new_prof[feature_to_scale_prof] = scaler.fit_transform(new_prof[feature_to_scale_prof])

pca_prof = PCA(n_components=1)
pca_prof.fit(new_prof)

principal_components_prof = pca_prof.transform(new_prof)

num_components_prof = pca_prof.n_components_
column_names = ['PC{}'.format(i+1) for i in range(num_components_prof)]
principal_df_prof = pd.DataFrame(data=principal_components_prof, columns=column_names)
final_df_prof = pd.concat([prof.reset_index(), principal_df_prof], axis=1)
```

Рис. 5. Пример реализации эвристической кластеризации для компоненты, характеризующей потребность в профессиональном развитии.

Fig. 5. Example of heuristic clustering implementation for the component characterizing the need for professional development.

### Результаты и обсуждения

Рассмотрим главные компоненты каждой категоризации. Анализ структуры двух главных компонент, полученных в рамках математической категоризации, выявил совокупность наиболее значимых показателей, характеризующих социально-экономическое развитие регионов. Отсутствие выраженного доминирования какого-либо одного индикатора свидетельствует о многофакторном характере исследуемого явления. В обеих главных компонентах присутствуют следующие показатели с максимальным весовым коэффициентом: численность студентов, обучающихся по программам бакалавриата, специалитета, магистратуры на 10 000 человек населения, число высокопроизводительных рабочих мест, объем выбросов вредных веществ в атмосферный воздух от автомобильного транспорта за год, средняя месячная температура воздуха, плотность населения, средний уровень заработной платы, оборот розничной торговли в

расчете на душу населения.

Данные показатели отражают все выбранные категории потребностей. Используемый набор показателей репрезентирует предварительно сформулированные категории потребностей населения.

У первой главной компоненты наблюдается максимальный вес показателя плотности населения, что указывает на его доминирующую роль в определении первого фактора вариативности социально-экономического развития регионов.

Вторая главная компонента характеризуется максимальным вкладом двух показателей: численности студентов (бакалавриат, специалитет, магистратура) и оборота розничной торговли на душу населения. Данная структура весовых коэффициентов свидетельствует о взаимозависимости факторов, влияющих на региональное развитие, и подтверждает необходимость учёта демографических и социально-экономических

аспектов при оценке уровня развития регионов.

Результаты эвристической категоризации, представленные в виде пяти главных компонент, позволяют сформулировать интерпретацию,

базирующуюся на логическом анализе вклада отдельных индикаторов в формирование каждой из компонент (рис. 6).

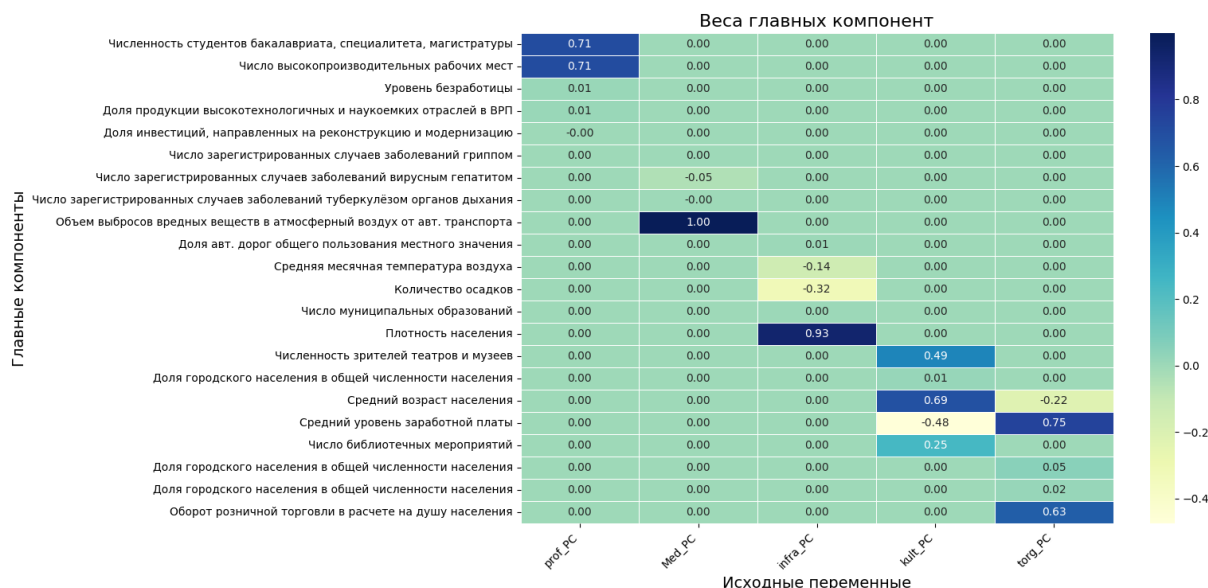


Рис. 6. Веса показателей в главных компонентах в эвристической категоризации.

Fig. 6. Indicator weights in the principal components in heuristic categorization.

Результаты эвристической категоризации, представленные в виде пяти главных компонент, позволяют сформулировать интерпретацию, базирующуюся на логическом анализе вклада отдельных индикаторов в формирование каждой из компонент. Обращает на себя внимание выраженная специализация компонент:

1. Компонента, отвечающая за потребность в профессиональном развитии: совпадение высоких весовых коэффициентов для численности студентов и числа высокопроизводительных рабочих мест указывает на сильную взаимосвязь между уровнем образования и развитием высокотехнологичных отраслей экономики.

2. Компонента, отвечающая за потребность в медицинском обеспечении: высокое и исключительное значение веса показателя объёмов выброса вредных веществ может быть интерпретировано как отражение связи между уровнем экологического загрязнения и соответствующим увеличением нагрузки на систему здравоохранения. Загрязнение окружающей среды, отражаемое объёмом выбросов вредных веществ, не является прямым показателем удовлетворения потребности в медицинском обеспечении, а скорее индикатором фактора, формирующего эту потребность. Высокий уровень загрязнения увеличивает риск

заболеваний, тем самым повышая потребность в медицинских услугах.

3. Компонента, отвечающая за потребность в инфраструктурном обеспечении: анализ весовых коэффициентов компоненты демонстрирует явное преобладание влияния плотности населения, значительно превосходящего вклад остальных факторов. Преобладание влияния плотности населения в модели потребности в инфраструктуре подчеркивает тесную взаимосвязь между пространственным распределением населения и инфраструктурным обеспечением.

4. Компонента, отвечающая за потребность в культурном развитии: наблюдается выраженное влияние среднего возраста населения, указывая на существенную зависимость потребности в культурной инфраструктуре от возрастной структуры популяции. Это соответствует интуитивному предположению о более высоком спросе на культурные услуги со стороны старших возрастных групп. Значимый положительный вес присвоен показателю посещаемости театров и музеев, подтверждая его роль в определении уровня потребности в соответствующей инфраструктуре.

5. Компонента, отвечающая за потребность в реализации торгового потенциала: доминирование показателей среднего уровня заработной платы и



оборота розничной торговли на душу населения указывает на прямую зависимость развития торговой сферы от уровня доходов населения. Данная компонента репрезентирует потребительский рынок и его чувствительность к экономическому благополучию населения. Высокая корреляция между этими двумя показателями подтверждает их взаимосвязь и

важность для оценки торгового потенциала региона.

Детерминация главных компонент математической и эвристической категоризации представлена в табл. 1. Таблица отражает детерминацию главных компонент (ГК), полученных математической и эвристической категоризациями. Проанализируем данные с учетом этого различия.

Таблица 1

Детерминация главных компонент в математической и эвристической категоризациях.

Table 1

Determination of principal components in mathematical and heuristic categorizations.

Главная компонента	Математическая категоризация	Эвристическая категоризация
PC1	0.71076007	0.53904905
PC2	0.28644123	0.97147527
PC3		0.63933932
PC4		0.3556897
PC5		0.50528573

PC1: высокая детерминация в обеих категоризациях (0.71 и 0.54) указывает на существование доминирующего фактора, объясняемого обеими моделями. Разница в значениях может быть обусловлена различными способами взвешивания исходных переменных.

PC2: значительное различие в детерминации между методами (0.29 в математической и 0.97 в эвристической) указывает на различное представление второстепенных факторов. Эвристическая категоризация выделила более значимый второстепенный фактор, чем математическая. Это может быть связано с принципами формирования категорий.

Для количественной оценки степени согласованности результатов, полученных с использованием двух альтернативных методов

категоризации, была построена таблица сопряженности. В качестве основы для анализа были использованы векторные данные, представляющие категориальные признаки, полученные в результате применения эвристического и детерминированного подходов. Анализ основан на вычислении частот совпадений и расхождений между категориями, классифицированными разными методами. Для учета степени расхождения были введены пороговые значения разницы в категориях (0, 1, 2 и более). Полученные количественные показатели представлены в виде таблицы, позволяющей визуально оценить степень согласованности результатов двух методов категоризации и выделить зоны значимых расхождений (рис. 7, табл. 2).

```
matching_rows = merged_df[merged_df['Рейтинг_категория_эвр'] == merged_df['Рейтинг_категория']]
exact_match = len(matching_rows)
diff_one = len(merged_df[abs(merged_df['Рейтинг_категория_эвр'] - merged_df['Рейтинг_категория']) == 1])
diff_two_or_less = len(merged_df[abs(merged_df['Рейтинг_категория_эвр'] - merged_df['Рейтинг_категория']) <= 2])
diff_more_than_one = len(merged_df[abs(merged_df['Рейтинг_категория_эвр'] - merged_df['Рейтинг_категория']) > 1])
diff_more_than_two = len(merged_df[abs(merged_df['Рейтинг_категория_эвр'] - merged_df['Рейтинг_категория']) > 2])

data = {
    'Совпадение категорий': ['Полное совпадение', 'Разница на 1 категорию', ..., 'Разница более чем на 2 категории'],
    'Количество регионов': [exact_match, diff_one, diff_two_or_less, diff_more_than_one, diff_more_than_two]
}
comparison_table = pd.DataFrame(data)
```

Рис. 7. Калькуляция согласованности результатов двух методов категоризации.

Fig. 7. Calculation of the consistency of results from the two categorization methods.

Табл. 2 демонстрирует сравнительный анализ результатов математической и эвристической категоризаций по 84 регионам. Наблюдается значительное преобладание регионов с полным совпадением категоризации (42.9%), что свидетельствует о надежности и взаимной поддержке результатов двух методов. Существенная доля регионов (40.5%) демонстри-

рует разницу лишь в одной категории, что указывает на незначительные отклонения, вероятно, связанные с особенностями исходных данных или нюансами алгоритмов. Небольшое количество регионов (16.7%) продемонстрировало более существенные расхождения, сигнализируя о необходимости внимательного изучения причин таких отклонений.

Таблица 2

Согласованность результатов математической и эвристической категоризаций.

Table 2

Consistency of results between mathematical and heuristic categorizations.

Совпадение категорий	Количество регионов
Полное совпадение	36
Разница на 1 категорию	34
Разница более чем на 1 категорию	11
Разница более чем на 2 категории	3

Авторы данной работы предлагают выделить три группы регионов:

1. Регионы с консенсусной (однозначной) категоризацией – это регионы, где результаты математической и эвристической категоризаций полностью совпадают.

2. Регионы с квазиконсенсусной (с частично согласованной) категоризацией – это регионы, где разница между результатами категоризации составляет одну категорию.

3. Регионы с диссонансной (неоднозначной) категоризацией – это регионы, где разница между результатами категоризации превышает одну категорию.

Рассмотрим конкретные регионы, которые включены в каждую группу (зеленый цвет – главная диагональ – консенсусная категоризация, желтый – квазиконсенсусная, красный – диссонансная) (табл. 3).

Таблица 3

Матрица перекрестной классификации регионов по результатам математической и эвристической категоризаций.

Table 3

Cross-classification matrix of regions based on the results of mathematical and heuristic categorizations.

Категория		Эвристическая категоризация				
		1	2	3	4	5
Математическая категоризация	1	Новгородская область, Псковская область, Республика Калмыкия, Республика Дагестан, Республика Ингушетия, Кабардино-Балкарская Республика, Карачаево-Черкесская Республика, Республика Северная Осетия – Алания, Чеченская Республика, Республика Марий Эл, Республика Алтай, Республика Тыва, Еврейская автономная область	Липецкая область, Республика Мордовия		Челябинская область	Алтайский край
	13		2	0	1	1

Продолжение таблицы 3  
Continuation of Table 3

	2	Ивановская область, Костромская область, Республика Адыгея, Республика Хакасия	Брянская область, Калужская область, Смоленская область, Республика Карелия, Калининградская область, Астраханская область, Чувашская Республика	Орловская область, Рязанская область, Тамбовская область	Тульская область	Тюменская область
		4	7	3	1	1
	3		Владимирская область, Тверская область, Вологодская область, Пензенская область	Республика Крым, Забайкальский край, Амурская область, Сахалинская область	Волгоградская область, Ставропольский край, Оренбургская область, Иркутская область, Омская область, Томская область, Приморский край	Красноярский край
		0	4	4	7	1
	4		Ленинградская область, Мурманская область, Курганская область	Ярославская область, Республика Коми, Удмуртская Республика, Кировская область, Республика Бурятия, Камчатский край	Курская область, Самарская область, Хабаровский край	Воронежская область, Республика Саха (Якутия), Магаданская область, Чукотский автономный округ
		0	3	6	3	4
	5			Архангельская область, Ульяновская область, Кемеровская область	Белгородская область, Пермский край, Ханты-Мансийский автономный округ – Югра, Ямало-Ненецкий автономный округ	Московская область, Краснодарский край, Ростовская область, Республика Башкортостан, Республика Татарстан, Нижегородская область, Саратовская область, Свердловская область, Новосибирская область
		0	0	3	4	9



В части регионов (Ленинградская, Мурманская, Курганская, Архангельская, Ульяновская, Кемеровская области) наблюдается тенденция к занижению категории в математической категоризации по сравнению с эвристической, в другой части – наоборот (Челябинская, Тульская, Тюменская области и Алтайский и Красноярский края). Так как в эвристической категоризации более количество параметров имеют значимое присутствие в выведенных компонентах, чем в математической, они могут иметь другое положение области относительно применённых категорий. Так, например, Ленинградская область в эвристической категоризации имеет более высокую категорию ввиду учёта среднего возраста населения и численности зрителей театров и музеев (они выше средних значений по регионам) – т.е. больший учёт потребности в культурном

развитии в эвристической категоризации, в которой показатели культурного развития имеют больший вес, чем в математической, указывает на более высокую категорию социально экономического развития. Аналогичное можно сказать и про Курганскую, Архангельскую, Ульяновскую, Кемеровскую области, где, например, число библиотечных мероприятий практически в 1,5-2 раза больше, чем в среднем по всем регионам.

В Челябинской, Тульской, Тюменской областях и Алтайском и Красноярском краях, наоборот, показатели, демонстрирующие потребности в культурном развитии сильно ниже среднего уровня, что объясняет более низкое значение категории.

Визуально разница двух видов категоризаций представлена на рис. 8 и 9.



Рис. 8. Визуализация математической категоризации.

Fig. 8. Visualization of mathematical categorization.

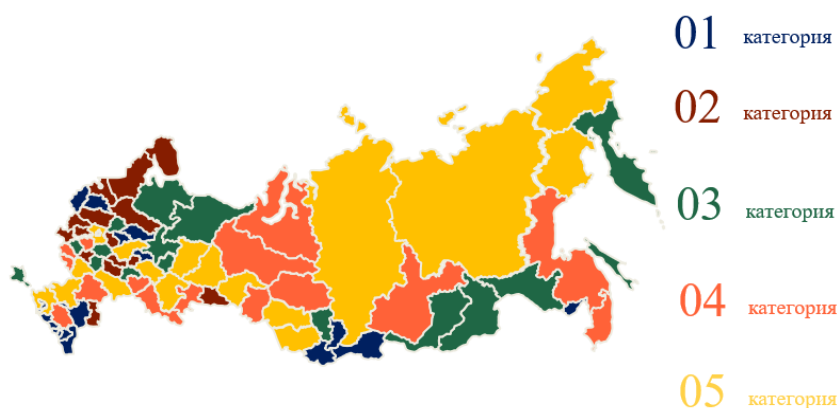


Рис. 9. Визуализация эвристической категоризации.

Fig. 9. Visualization of heuristic categorization.

Рис. 8-9 демонстрируют, что большие территории в эвристической кластеризации имеют более высокую категорию, что потенциально связано с учётом больше количество показателей в эвристической категоризации и потенциальным упущением важных показателей в математической категоризации.

В табл. 4 представлено описание всех теоретических категорий, которые не в полной мере совпадают с регионами, входящими в них по результатам авторов исследования (на основании экспертного анализа), но в достаточной мере описывают реальное положение регионов согласно используемым показателям.

Таблица 4

Описание категорий.

Table 4

Description of categories.

Категория и название	Описание
1. Регионы с низким уровнем социально-экономического развития	Регионы этой категории, как правило, характеризуются низкими показателями образовательной среды, высоким уровнем безработицы, недостаточно развитой инфраструктурой, ограниченным доступом к качественным образовательным и медицинским услугам. Экономика часто базируется на сырьевом секторе с низкой добавленной стоимостью, либо испытывает значительные трудности в диверсификации. Социальная сфера может быть осложнена проблемами миграции, высоким уровнем бедности и социальной напряженностью. В эту группу входят преимущественно республики Северного Кавказа и некоторые регионы с традиционно низким уровнем развития экономики.
2. Регионы с умеренным уровнем социально-экономического развития	Регионы этой группы демонстрируют несколько более высокие показатели, чем категория 1, но все еще сталкиваются с значительными экономическими трудностями. Безработица, хотя и может быть ниже, чем в первой группе, все еще остается существенной проблемой. Инфраструктура развита недостаточно, ограничивая экономический рост и инвестиционную привлекательность. В этой категории присутствует гетерогенность: некоторые регионы могут иметь специализацию в отдельных отраслях, другие — испытывать структурные проблемы, связанные с оттоком населения и деиндустриализацией.
3. Регионы со средним уровнем социально-экономического развития	Характеризуются более диверсифицированной экономикой по сравнению с предыдущими группами. Возможности профессионального развития на среднем уровне, безработица ниже, чем в категориях 1 и 2. Инфраструктура развита лучше, хотя может не соответствовать требованиям современной экономики. Регионы с различными профилями экономического развития, включая промышленные, сельскохозяйственные и туристские направления. Экономический потенциал не полностью реализован из-за недостатка инвестиций, неэффективного управления и проблем с кадрами.
4. Регионы с уровнем социально-экономического развития выше среднего	Демонстрируют значительно более высокие показатели экономического развития по сравнению с предыдущими категориями. Уровень профессионального развития существенно выше среднего по стране, безработица низкая. Инфраструктура развита хорошо, что способствует привлечению инвестиций и развитию различных отраслей экономики. В эту группу входят регионы с диверсифицированной экономикой, высоким уровнем инновационной активности и развитой социальной сферой. В этой группе могут существовать регионы с нереализованным потенциалом или определёнными проблемами.
5. Регионы с очень высоким уровнем социально-экономического развития	Характеризуются наиболее высокими показателями социально-экономического развития. Уровень возможностей профессионального развития значительно превышает средний по стране, безработица крайне низкая. Инфраструктура развита на высоком уровне, обеспечивая благоприятные условия для инвестиционной деятельности и развития высокотехнологичных отраслей. Социальная сфера развита хорошо, обеспечивая высокое качество жизни населения. В эту группу входят регионы с сильной экономикой, высоким уровнем инвестиций и благоприятным инвестиционным климатом.

Представленная типология субъектов Российской Федерации по уровням социально-экономического развития, базирующаяся на «пятибалльной шкале», демонстрирует неоднородность и требует критического анализа с точки зрения валидности и репрезентативности. Анализ распределения субъектов по категориям выявляет существенных особенностей. Категория "5" преимущественно включает субъекты с высокоразвитой промышленной базой, а также регионы с высоким аграрным потенциалом и благоприятным географическим положением относительно крупнейших экономических центров. В то же время, категория "1" концентрирует субъекты с исторически низкими показателями социально-экономического развития, зачастую характеризующиеся проблемами в сфере занятости и социальной инфраструктуры. Категории 2, 3 и 4 представляют собой переходные зоны, характеризующиеся большей гетерогенностью состава входящих субъектов по сравнению с крайними категориями. Это указывает на существование значительного многообразия экономических моделей и траекторий развития в рамках этих групп.

#### **Выводы**

Предложенная пятибалльная категоризация

социально-экономического развития субъектов Российской Федерации успешно выделила группы регионов с различными уровнями развития, демонстрируя четкую корреляцию между категориями и ожидаемыми показателями. Анализ позволил выявить ключевые факторы, влияющие на положение региона в предложенной шкале. Полученные результаты, визуализированные в виде матрицы, представляют собой инструмент для выявления необходимого комплекса мероприятий, направленных на повышение уровня социально-экономического развития отдельных регионов и их перемещение в целевую категорию "5". При этом сравнительный анализ математической и эвристической категоризаций выявил, что культурная составляющая не просто важна, а является определяющим фактором расхождений в оценках. Различия в ранжировании регионов, обусловленные учетом культурных аспектов (потребность в культурном развитии) в эвристической модели, позволяют более точно оценить потенциал регионов. Типология позволяет дифференцированно подходить к разработке стратегий для регионов различных категорий, учитывая их специфику и потенциал, включая культурные факторы.

#### **Список источников**

1. Родионов Д.Г., Баранова И.В., Насрутдинов М.Н. Идентификация ключевых медиаторов развития социального потенциала региона // Российский экономический интернет-журнал. 2019. № 3. С. 69 – 86.
2. Крыжко Д.А., Смирнова И.А., Конников Е.А., Унгвари Л. Методология снижения размерности в задачах анализа регионального инновационного потенциала: состязательный подход // Экономика Северо-Запада: проблемы и перспективы развития. 2024. № 2 (77). С. 69 – 77.
3. Ворошилов Н.В. Концептуальный подход к формированию мониторинга социально-экономического развития муниципальных образований регионов России // Экономические и социальные перемены: факты, тенденции, прогноз. 2023. № 16 (3). С. 118 – 140.
4. Щеглевых Е.А. Роль мониторинга в управлении социально-экономическим развитием регионов // Вектор экономики. 2022. № 12. С. 2 – 12.
5. Репова М.Л., Сазанова Е.В., Лобанова Ю.С. Инструментарий социально-экономического мониторинга регионов для целей управления // Финансовая аналитика: проблемы и решения. 2014. № 13. С. 44 – 53.
6. Куркина М.П., Галкина Н.Г. Оценка социально-экономического положения населения посредством технологии мониторинга // Молодой учёный. 2016. Vol. 12. Р. 1334 – 1336.
7. Кононова Е.Н., Мельников М.А. Мониторинг социально-экономического развития регионов: учебное пособие. 2022. № 1. С. 21 – 44.
8. Иневатова О.А., Гореликова-Китаева О.Г. Мониторинг социально-экономического развития региона // Вопросы экономики и права. 2023. Vol. 4. № 178. Р. 52 – 60.
9. Карташов К.А., Прудникова М.В. Социально-экономическое развитие региональной системы // Научно-методический электронный журнал «Концепт». 2017. № 54. С. 40 – 44.
10. Агоева З.И., Топсахалова Ф.М.-Г. Мониторинг проблем социально-экономического развития региона // Фундаментальные исследования. 2014. Vol. 9. № 3. Р. 621 – 624.
11. Чаусов Н.Ю., Маухин Д.А. Социально-экономическое развитие региона и его оценка // Российский экономический интернет-журнал. 2022. № 4. С. 10 – 14.

### References

1. Rodionov D.G., Baranova I.V., Nasrutdinov M.N. Identification of key mediators of the development of the social potential of the region. Russian Economic Internet Journal. 2019. No. 3. P. 69 – 86.
2. Kryzhko D.A., Smirnova I.A., Konnikov E.A., Ungvari L. Methodology for reducing dimensionality in the problems of analyzing regional innovation potential: a competitive approach. Economy of the North-West: problems and development prospects. 2024. No. 2 (77). P. 69 – 77.
3. Voroshilov N.V. Conceptual approach to the formation of monitoring of the socio-economic development of municipalities of the regions of Russia. Economic and social changes: facts, trends, forecast. 2023. No. 16 (3). P. 118 – 140.
4. Shcheglevatykh E.A. The role of monitoring in managing the socio-economic development of regions. Vector of Economy. 2022. No. 12. P. 2 – 12.
5. Repova M.L., Sazanova E.V., Lobanova Yu.S. Tools for socio-economic monitoring of regions for management purposes. Financial Analytics: Problems and Solutions. 2014. No. 13. P. 44 – 53.
6. Kurkina M.P., Galkina N.G. Assessing the socio-economic situation of the population through monitoring technology. Young scientist. 2016. Vol. 12. P. 1334 – 1336.
7. Kononova E.N., Melnikov M.A. Monitoring the socio-economic development of regions: teaching aid. 2022. No. 1. P. 21 – 44.
8. Inevatova O.A., Gorelikova-Kitaeva O.G. Monitoring the socio-economic development of the region. Issues of Economics and Law. 2023. Vol. 4. No. 178. P. 52 – 60.
9. Kartashov K.A., Prudnikova M.V. Socio-economic development of the regional system. Scientific and methodological electronic journal "Concept". 2017. No. 54. P. 40 – 44.
10. Agoeva Z.I., Topsakhalova F.M.-G. Monitoring the problems of socio-economic development of the region. Fundamental research. 2014. Vol. 9. No. 3. P. 621 – 624.
11. Chausov N.Yu., Maukhin D.A. Socio-economic development of the region and its assessment. Russian Economic Internet Journal. 2022. No. 4. P. 10 – 14.

### Информация об авторах

Веселов А.В., соискатель, ассистент, Высшая инженерно-экономическая школа, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого, г. Санкт-Петербург, ул. Новороссийская, д. 50, [veselov\\_av@spbstu.ru](mailto:veselov_av@spbstu.ru)

Пашинина П.А., соискатель, ассистент, Высшая инженерно-экономическая школа, Санкт-Петербургский Политехнический университет Петра Великого, г. Санкт-Петербург, ул. Новороссийская, д. 50, [pashinina\\_pa@spbstu.ru](mailto:pashinina_pa@spbstu.ru)

Конников Е.А., кандидат экономических наук, доцент, Высшая инженерно-экономическая школа, Санкт-Петербургский Политехнический университет Петра Великого, г. Санкт-Петербург, ул. Новороссийская, д. 50, [krasnova\\_ds@spbstu.ru](mailto:krasnova_ds@spbstu.ru).

Старченкова О.Д., соискатель, ассистент, Высшая инженерно-экономическая школа, Санкт-Петербургский Политехнический университет Петра Великого, г. Санкт-Петербург, ул. Новороссийская, д. 50.

© Веселов А.В., Пашинина П.А., Конников Е.А., Старченкова О.Д., 2025