

Развитие территорий. 2025. № 2. С. 60—69.
Territory Development. 2025;(2):60—69.

Экономические исследования

Научная статья
УДК 519.17 338.2
DOI 10.32324/2412-8945-2025-2-60-69
EDN LNQGLT

КЛАСТЕРНЫЙ АНАЛИЗ ПРОСТРАНСТВЕННО-ВРЕМЕННЫХ ПАТТЕРНОВ В ИССЛЕДОВАНИИ СТРУКТУРЫ ДЕЛОВОЙ АКТИВНОСТИ РЕГИОНА

Алексей Николаевич Кисляков

Владимирский филиал Российской академии народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации, Владимир, Российская Федерация, ankislyakov@mail.ru

Аннотация. Работа посвящена актуальной задаче исследования деловой активности бизнеса на отдельно взятой территории. В ней рассматриваются изменения результативности ведения бизнеса в определенном регионе в зависимости от времени, местоположения и экономических условий ведения хозяйственной деятельности субъектов малого и среднего предпринимательства. Сформулирован методологический подход, который позволяет анализировать и выявлять закономерности в распределении результативности по сферам деятельности субъектов с учетом пространственных и временных аспектов. Для выявления общих закономерностей и факторов, влияющих на экономическое развитие, а также для разработки рекомендаций по оптимизации бизнес-процессов и улучшению условий предпринимательской деятельности на региональном уровне используются методы кластерного анализа. Показана эффективность решения поставленной задачи при анализе сложных высокоразмерных данных с применением нелинейных методов уменьшения размерности. Результаты исследований показали, что деловая активность в регионе зависит не только от экономических факторов, наблюдаемых в динамике, но и от пространственного размещения субъектов хозяйствования, кластеризация которых выполняется с использованием специализированных метрик, что позволяет адаптировать универсальный алгоритм уменьшения размерности пространства признаков UMAP под конкретные задачи и типы данных. Полученные выводы могут быть полезны для предпринимателей, органов власти и бизнес-сообществ, стремящихся оптимизировать меры по поддержке бизнеса и улучшить условия для его ведения.

Ключевые слова: стратегическое планирование, кластерный анализ, теория графов, экономическая география, временные ряды, анализ пространственных данных

Для цитирования: Кисляков А. Н. Кластерный анализ пространственно-временных паттернов в исследовании структуры деловой активности региона // Развитие территорий. 2025. № 2. С. 60—69. DOI 10.32324/2412-8945-2025-2-60-69. EDN LNQGLT.

Economic research

Original article

CLUSTER ANALYSIS OF SPATIO-TEMPORAL PATTERNS IN THE STUDY OF THE STRUCTURE OF BUSINESS ACTIVITY IN THE REGION

Alexey N. Kislyakov

Vladimir branch of the Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, Vladimir, Russian Federation, ankislyakov@mail.ru

Abstract. The paper is devoted to the urgent task of studying the business activity of business in a particular territory. It examines changes in the effectiveness of doing business in a certain region depending on the time,

location, and economic conditions of conducting business activities of small and medium-sized enterprises. A formulated methodological approach allows analyzing and identifying patterns in the distribution of performance across areas of activity of entities, taking into account spatial and temporal aspects. Cluster analysis methods are used to identify general patterns and factors affecting economic development, as well as to develop recommendations for optimizing business processes and improving the conditions for entrepreneurial activity at the regional level. The effectiveness of solving the set task in the analysis of complex high-dimensional data using nonlinear methods of dimensionality reduction is shown. The results of the research showed that business activity in the region depends not only on economic factors observed in dynamics, but also on the spatial location of economic entities, the clustering of which is performed using specialized metrics, which allows adapting the universal UMAP feature space dimensionality reduction algorithm to specific tasks and data types. The findings may be useful for entrepreneurs, authorities, and business communities seeking to optimize business support measures and improve conditions for doing business.

Keywords: strategic planning, cluster analysis, graph theory, economic geography, time series, spatial data analysis

For citation: Kislyakov A.N. Cluster Analysis of Spatio-Temporal Patterns in the Study of the Structure of Business Activity in the Region. *Territory Development*. 2025;(2):60—69. (In Russ.). <https://doi.org/10.32324/2412-8945-2025-2-60-69>. <https://elibrary.ru/lnqglt>.

Введение

Пространственно-временные шаблоны изменчивости (паттерны) представляют собой типовые закономерности, которые проявляются в данных, характеризующих социально-экономические объекты, имеющие как пространственные, так и временные признаки [1]. Эти паттерны носят интегральный характер и помогают анализировать определенные закономерности, например, как различные явления изменяются во времени и пространстве и как в целом они могут применяться в анализе сложных систем: от изучения изменений в экосистемах, в зависимости от времени года и географического положения до анализа городской инфраструктуры, например, автомобильного трафика в городе в зависимости от времени суток и дня недели.

С точки зрения анализа социально-экономических систем пространственно-временные данные требуются для исследования деловой активности бизнеса на отдельно взятой территории, например, для изучения того, как изменяется результативность ведения бизнеса в определенном регионе в зависимости от времени, местоположения и экономических условий ведения хозяйственной деятельности субъектов. Анализ пространственно-временных паттернов может быть полезен для задач геомаркетинга [1 ; 2] и принятия обоснованных решений в бизнесе и управлении, разработки эффективных стратегий для городского планирования и развития инфраструктуры, оценки воздействия различных видов бизнеса на социально-экономическую систему региона. Таким образом, изучение пространственно-временных паттернов позволяет глубже понять динамику различных процессов и явлений, что способствует более эффективному управлению ресурсами и региональному стратегическому планированию.

Среди типового перечня задач для проведения подобных исследований, включая сбор данных и их предварительную обработку, необходимо отметить, что выявление пространственно-временных паттернов должно базироваться на методах многомерного анализа данных и иметь высокую степень универсальности при работе с различным количеством признаков, чаще всего представленных первичными показателями, которые характеризуют результативность ведения бизнеса на уровне субъектов малого и среднего предпринимательства (МСП) и выражены в форме временных рядов с географической привязкой к их месторасположению. В этой связи для выявления групп предприятий с похожими характеристиками деловой активности наиболее удобным является применение методов кластерного анализа [3 ; 4].

Изучение подобных закономерностей бизнес-среды региона включает и анализ ведения хозяйственной деятельности крупных предприятий, особенно в сфере промышленного производства и добычи полезных ископаемых. Однако на размещение крупного бизнеса и его стратегическое развитие оказывают влияние факторы близости ресурсной базы, торговый профиль внешнеэкономической деятельности региона [5] и внешнеполитические факторы. Кроме того, крупный бизнес часто подвержен более строгому регулированию и контролю со стороны государственных органов и рассматривается уже на макрорегиональном уровне.

При этом малый и средний бизнес обладает более высокой степенью гибкости, адаптации и может быстро реагировать как на изменения в потребительских предпочтениях, так и рыночную среду. Поэтому изучение динамики изменчивости и локаций размещения субъектов малого и среднего бизнеса явля-

ется актуальной задачей для построения экономического профиля региона [6 ; 7].

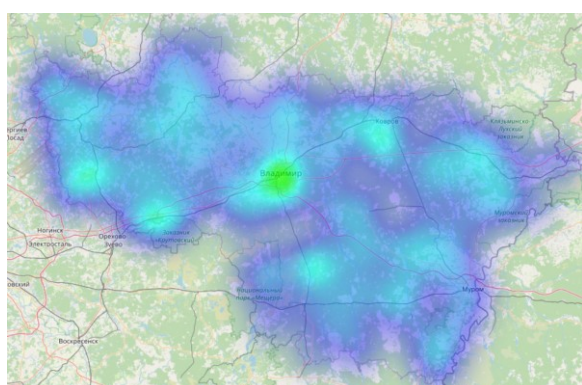
Цель работы — сформулировать подходы к изучению пространственно-временных паттернов деловой активности в регионе для выявления общих закономерностей и факторов, влияющих на экономическое развитие, а также для разработки рекомендаций по оптимизации бизнес-процессов и улучшению условий для предпринимательства на региональном уровне.

Методы исследования

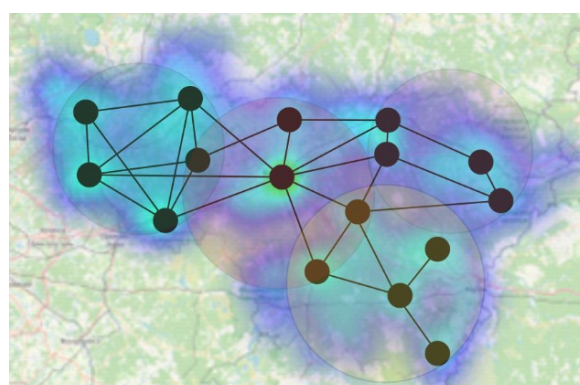
Применительно к указанным задачам метод кластерного анализа используется для выявления групп объектов с похожими про-

странственно-временными характеристиками. Но с методологической точки зрения формирование и обобщение самих пространственно-временных характеристик (признаков) требует упорядочения.

Пространственные характеристики относятся к географическому расположению субъектов МСП с учетом характеризующих их экономических показателей и могут включать координаты, наименования муниципальных, населенных пунктов или других географических единиц. Пространственные паттерны могут быть изучены с помощью методов геостатистики, картографии и геоинформационных систем (ГИС) (рис. 1а).



а



б

Рис. 1. Тепловая карта плотности размещения объектов МСП на территории Владимирской области (а) и графовая модель анализа пространственных объектов (б)
Heat map of the density of SMEs on the territory of the Vladimir region (a)
and a graph model for the analysis of spatial objects (b)

Некоторые исследователи [8—10] в контексте анализа пространственных объектов для выявления перспективных направлений изменчивости сетевой структуры используют теорию графов, которые устанавливают отношения и взаимосвязи между объектами (рис. 1б). В качестве объектов могут выступать промышленные предприятия, субъекты МСП, крестьянско-фермерские и другие хозяйства, в зависимости от отрасли и сферы интереса. Описание структуры взаимосвязей с помощью графовых моделей делает данный подход не только универсальным, но и легко масштабируемым.

Временные характеристики, в свою очередь, относятся к происходящим с течением времени изменениям социально-экономических показателей, представленных в форме временных рядов, включая сезонные колебания, тренды, циклы, аномалии и т. д. Однако процесс кластеризации на основе подобных характеристик начинается с определения меры сходства между объектами для пред-

ставления их в многомерном пространстве признаков.

Временные паттерны могут быть проанализированы с помощью моделей предиктивной аналитики с применением как классических статистических методов, так и методов глубокого обучения [11 ; 12]. Для кластеризации объектов, представленных в форме временных рядов, часто используется алгоритм динамической трансформации временной шкалы DTW (Dynamic Time Warping) [13] с одноименной метрикой для оценки степени сходства между двумя временными рядами, которые могут быть сдвинуты по времени и иметь разные длины. DTW находит оптимальное выравнивание между двумя последовательностями, минимизируя расстояние между ними, что делает его особенно полезным в задачах, где временные ряды могут иметь различные масштабы времени.

Для пространственных паттернов часто выбираются как классические меры расстояния между координатами точек (например,

Евклидово расстояние), так и специализированные (например, локальный индекс Морана I — показатель кластеризации пространственных данных, определяющий, есть ли у значений переменных тенденция к кластеризации в пространстве). Индекс Морана I принимает значения от -1 до 1 [14; 15].

После выбора метрик применяются алгоритмы кластеризации, такие как K-средних (K-means) и иерархическая кластеризация, базирующиеся на основе метрик расстояний или DBSCAN, которые позволяют сформировать кластеры на основе плотности точек в многомерном пространстве признаков [16]. Но использование указанных метрик и алгоритмов вводит определенные ограничения на форматы представления векторов атрибутов. Поэтому стоит рассмотреть альтернативные методы оценки метрических расстояний между объектами не только в геометрическом, но и в признаковом пространстве. Так, индекс Морана I и метрика DTW обладают следующими недостатками для пространственно-временной кластеризации:

- индекс Морана I измеряет пространственную автокорреляцию, но он не всегда учитывает сложные нелинейные зависимости в данных. Это может привести к неправильной интерпретации пространственных паттернов;

- индекс Морана I чувствителен к выбросам, что может исказить результаты анализа и привести к неверным выводам о пространственной структуре данных;

- индекс Морана I фокусируется на пространственной автокорреляции и не учитывает временные изменения, что может быть критично для пространственно-временных данных;

- метрика DTW может быть вычислительно затратной при расчете, особенно для длинных временных рядов, а также она имеет высокую чувствительность к шумам в данных, что может привести к неправильной кластеризации, особенно если временные ряды содержат много случайных вариаций;

- результаты кластеризации с использованием DTW могут быть не всегда интуитивно понятны, особенно если временные ряды имеют разные масштабы или частоты;

- метрика DTW фокусируется на временной области представления данных и не учитывает их пространственные аспекты, что может быть критично для пространственно-временного анализа.

В качестве альтернативного инструмента при кластеризации пространственно-времен-

ных данных предлагается использовать алгоритм UMAP (Uniform Manifold Approximation and Projection) [17] для уменьшения размерности и визуализации данных.

UMAP хорошо сохраняет как локальную, так и глобальную структуру данных, что позволяет лучше выявлять кластеры и работать с различными типами данных и метриками расстояний, включая метрику косинусного расстояния [17; 18], которая также используется для оценки расстояний в графовых моделях. Исследования показывают, что при работе с высокоразмерными данными, где важно учитывать относительные различия между объектами, косинусное расстояние, которое не зависит от норм векторов, может быть более информативным, чем другие известные метрики [18].

Первый этап работы алгоритма заключается в построении нечетких топологических представлений на основе примитивов — геометрических симплексов [17], формирующих граф, в котором каждая точка данных соединена с ее ближайшими соседями. При этом с помощью выбранной метрики (косинусного расстояния) вычисляется расстояние между всеми точками в высокоразмерном пространстве.

Для каждой точки x_i UMAP создает вероятностное распределение (p_{ij}) , которое описывает, насколько вероятно другая точка x_j является ее соседом:

$$p_{ij} = \frac{\exp\left(-\frac{d(x_i, x_j)^2}{\sigma_i^2}\right)}{\sum_{k \in N_i} \exp\left(-\frac{d(x_i, x_k)^2}{\sigma_i^2}\right)}, \quad (1)$$

где $d(x_i, x_j)$ — расстояние между точками x_i и x_j ;

σ_i^2 — дисперсия гауссовского распределения для точки x_i ;

N_i — множество ближайших соседей точки x_i .

Вероятности нормируются так, чтобы сумма вероятностей для всех точек x_j была равна единице:

$$p_i = \sum_j p_{ij}. \quad (2)$$

После построения графа и вычисления вероятностей UMAP проецирует данные в пространство меньшей размерности (обычно $2D$

или $3D$). Для этого используется аналогичное вероятностное распределение (q_{ij}) , но в низкоразмерном пространстве:

$$q_{ij} = \frac{(1 + d(y_i, y_j))^{-1}}{\sum_{k \neq l} (1 + d(y_i, y_k))^{-1}}, \quad (3)$$

где y_i и y_j — проекции точек в низкоразмерном пространстве.

UMAP минимизирует разницу между распределениями вероятностей в высокоразмерном и низкоразмерном пространствах. Это достигается с помощью функции потерь, которая обычно представляет собой дивергенцию Кульбака — Лейблера (D_{KL}):

$$D_{KL} = \sum_i \sum_j p_{ij} \log \left(\frac{p_{ij}}{d_{ij}} \right). \quad (4)$$

Для минимизации функции потерь используется метод градиентного спуска. Алгоритм обновляет координаты точек в низкоразмерном

пространстве, чтобы минимизировать разницу между вероятностными распределениями.

Работа алгоритма UMAP иллюстрирована на схеме (рис. 2), где объекты, отображенные в системе координат двух главных компонент (c_1 ; c_2), показаны в виде точек в многомерном пространстве. Если представить, что каждая из этих точек соединена с остальными воображаемыми «пружинами», то нормировка распределений вероятностей для расстояний между точками позволяет регулировать «жесткость» этих «пружин». Когда точки находятся близко друг к другу, то «пружины» между ними становятся более «мягкими», что позволяет им легче «сжиматься» и сохранять близость. В то же время, если одна из точек удалена от остальных, «пружина» между ней и ближайшим соседом становится более «жесткой», что создает дополнительное сопротивление при попытке сблизить точки. Такой подход делает UMAP значительно более эффективным при работе с разнородными данными, такими как наборы данных с пространственно-временными признаками.

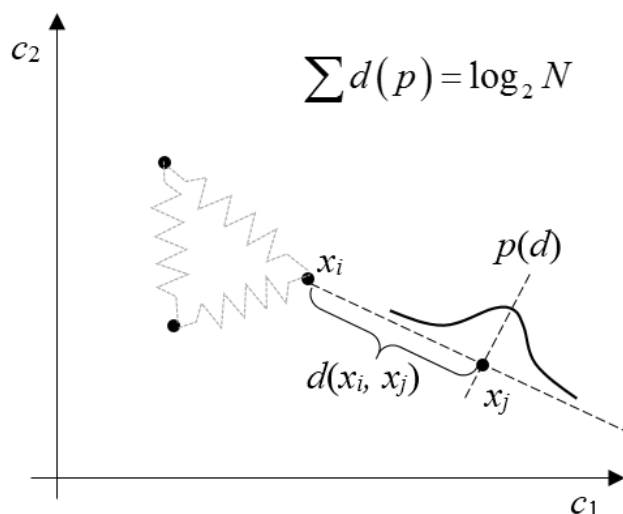


Рис. 2. Нормировка расстояний между точками UMAP
Normalization of distances between UMAP points

Таким образом, UMAP может адаптировать свои связи в зависимости от структуры данных, что позволяет более точно отражать как локальные, так и глобальные отношения между объектами.

На финальной стадии, после уменьшения размерности с использованием UMAP, необходимо применить алгоритмы кластеризации, такие как K-means, DBSCAN или другие им подобные, для выявления различных пространственно-временных паттернов и решения задачи оценки экономического потенци-

ала региона путем анализа полученных кластеров [19].

Результаты и обсуждение

Апробация указанных положений была выполнена на основе набора данных, содержащего информацию из реестра субъектов малого и среднего предпринимательства, дополненного сведениями о доходах, расходах, среднесписочной численности работников, а также географическими координатами населенных пунктов, где зарегистрированы

субъекты малого и среднего предпринимательства. Набор данных сформирован на базе выгрузок реестра МСП и других открытых данных Федеральной налоговой службы России. Обработка данных выполнялась с применением специализированных программных пакетов на языке программирования Python.

В качестве примера рассматривается кластеризация субъектов малого и среднего предпринимательства для Владимирской области. К признакам, характеризующим субъекты малого и среднего предпринимательства, относятся основной код ОКВЭД (четыре знака), год, категория субъекта МСП, геокоординаты (широта и долгота), среднесписочная численность работников за год, доходы и расходы организации в рублях за год (всего 88 716 уникальных строк). Предварительный анализ данных потребовал частотного кодирования категорий субъекта МСП относительными частотами ввиду дисбаланса их количества: микропредприятия составляют 87,3 %, малые предприятия — 11,7 %, средние предприятия — около 1 % наблюдаемых объектов.

Временная динамика показана укрупненно за шесть лет (с 2018 по 2023 г.) без разбивки по кварталам и месяцам. Объектами кластеризации являются сферы деятельности субъектов по основному ОКВЭД — всего порядка 600 наименований видов деятельности.

Однако для упрощения анализа и наглядности представления полученных кластеров была выполнена фильтрация по суммарным доходам за весь период по каждому виду деятельности (пороговое значение 100 млн руб. за весь период), что сократило количество наблюдаемых объектов (видов деятельности МСП) до 342. Именно этот список самых результативных видов деятельности в дальнейшем использовался для построения вторичного набора данных и анализа, включающего суммарные значения среднесписочной численности работников, доходов и расходов организации за год, а также усредненные значения геокоординат (широта и долгота), характеризующих размещение субъектов МСП и их категорию по каждому из укрупненных временных периодов — по годам, что позволило получить датасет, содержащий шесть обособленных признаков за шесть периодов (всего 36 столбцов и 342 строки для ОКВЭД). Кроме того, все данные были стандартизованы, чтобы устранить смещение в данных при приведении их к общему масштабу.

Так как основной задачей в работе является обоснование выбора алгоритма UMAP, используемого для уменьшения размерности и представления данных в сокращенном пространстве признаков с сохранением их информативности, то покажем отличия по результатам кластеризации объектов на примере алгоритма K-means для вторичного набора данных без применения алгоритма UMAP и после его использования.

После выбора количества кластеров на основе алгоритма K-means путем оценки внутрикластерного разнообразия и межкластерных расстояний было определено оптимальное разбиение видов деятельности на четыре кластера, которые содержат 318, 16, 5 и 3 вида деятельности соответственно. Разумеется, самый большой кластер является во все неинформативным и не позволяет сделать однозначные выводы о причинах группировки объектов, что делает указанный подход слабо пригодным для практического применения.

Представим результаты кластеризации в пространстве трех главных компонент (рис. 3).

Характеристики трех небольших кластеров позволили сделать следующие выводы:

— кластер с условным номером 2 (16 объектов): это предприятия с видами деятельности 41.XX, 45.XX—47.XX — подавляющее большинство предприятий относится к сектору оптовой и розничной торговли;

— кластер с условным номером 3 (5 объектов): эти виды деятельности можно отнести к «вымирающим». В них динамика всех основных показателей идет на спад. Это в основном предприятия по производству ручных инструментов, спортивных товаров из стали и ферросплавов;

— кластер с условным номером 3 (3 объекта): это «растущие» отрасли, сюда можно отнести производство офисной техники и оборудования, производство велосипедов, обработку цветных металлов.

Однако большинство сфер деятельности объединено в один большой кластер, что не позволяет выполнить качественную интерпретацию результатов разбиения.

На рис. 3б показано применение алгоритмов на основе оценки плотности точек с учетом нелинейного уменьшения размерности по алгоритму t-SNE (t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding) [17], который использует вероятностные модели для оценки расстояний между точками.

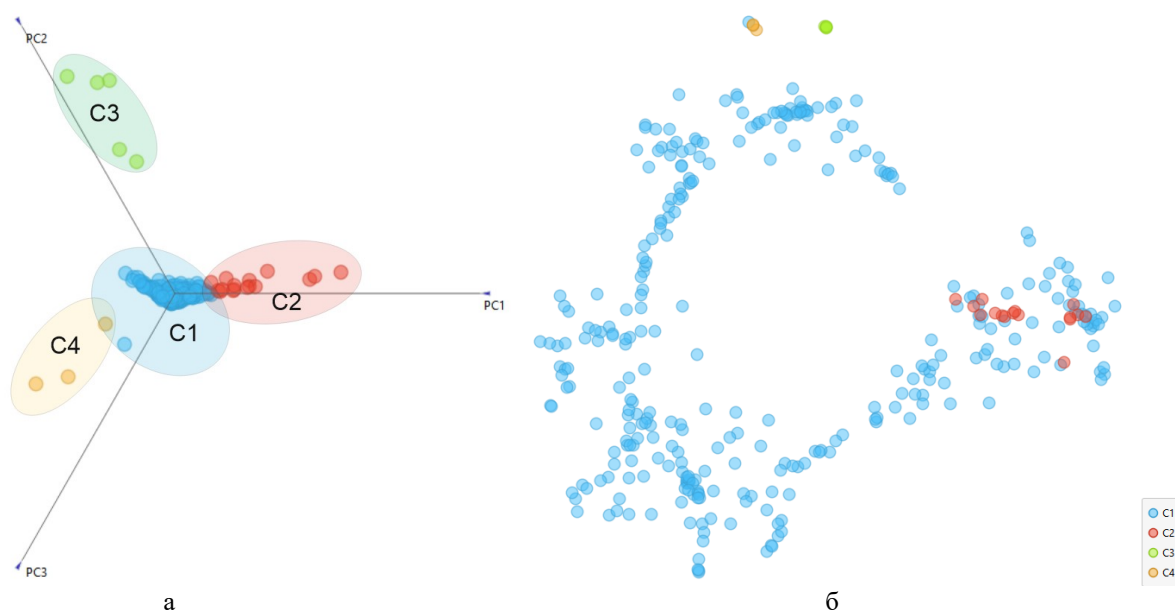


Рис. 3. Результаты кластеризации в пространстве трех главных компонент для субъектов МСП по методу К-means на основе метрики Евклида (а) и методу t-SNE на основе косинусного расстояния (б)
Clustering results in the space of three main components for SMEs using the K-means method based on the Euclidean metric (a) and the t-SNE method based on the cosine distance (b)

Далее рассмотрим, как реализуется разбиение с применением алгоритма UMAP, который является, по сути, модификацией t-SNE и использует графы для представления данных, что позволяет лучше сохранять как локальную, так и глобальную структуру.

Для этого вначале рассмотрим результаты представления данных в пространстве трех

главных компонент (без указания осей) с применением алгоритма UMAP на основе косинусного расстояния и обозначим на них ранее выявленные кластеры (рис. 4а). При этом можно наблюдать частичное несоответствие выявленных объектов, особенно по кластеру с условным номером 2.

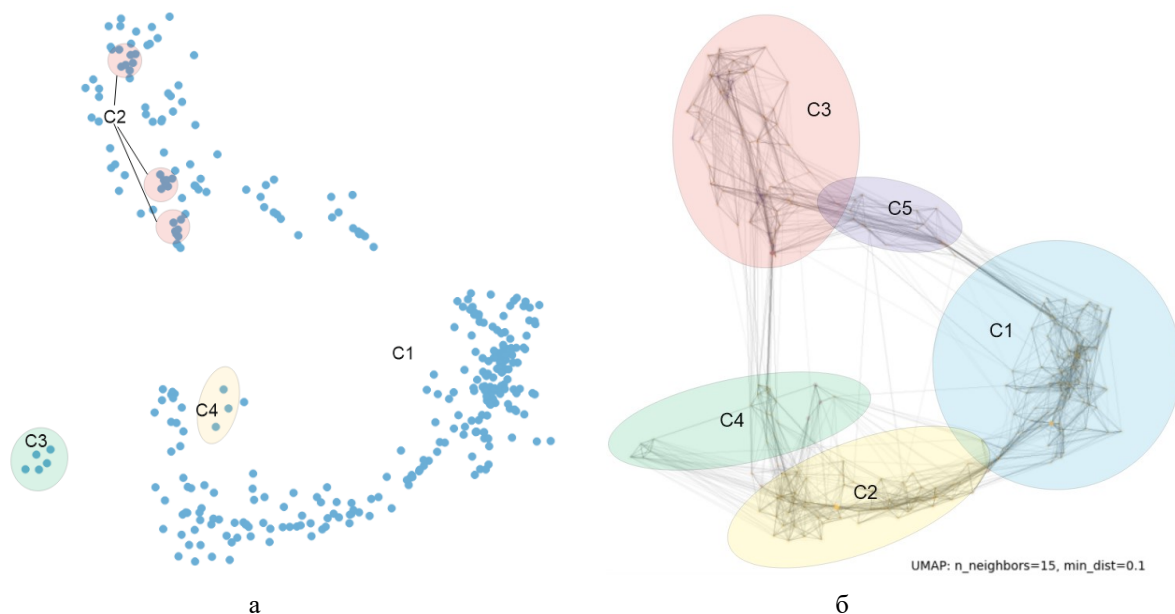


Рис. 4. Результаты кластеризации в пространстве двух главных компонент для субъектов МСП с применением алгоритма UMAP на основе косинусного расстояния (а) и взвешенного графа UMAP (б)
Clustering results in the space of two main components for SMEs using the UMAP algorithm based on the cosine distance (a) and a weighted UMAP graph (b)

Основная ценность алгоритма UMAP состоит в том, что он дает возможность перейти от представления объектов в многомерном пространстве признаков к их сопоставлению в виде сетевой структуры — графа связности (рис. 4б), который также позволяет выделить сообщества вершин в графе. Для этого можно использовать и алгоритм K-means. В этом случае оптимальным является разбиение уже на пять более сбалансированных по количеству точек кластеров, которые можно интерпретировать следующим образом:

— кластер 1 (113 точек): обрабатывающие производства, строительство, оптовая и розничная торговля объединяются больше по пространственному принципу и имеют схожие географические координаты, совпадающие с координатами областного центра (г. Владимир) и его окрестностей;

— кластер 2 (88 точек): обрабатывающие производства (60 %) с положительной динамикой и высокими экономическими показателями. Это преимущественно малые предприятия, расположенные на территории всего региона, с различными локациями;

— кластер 3 (74 точек): обрабатывающие производства (30 %), торговля оптовая и розничная, ремонт автотранспортных средств и мотоциклов (30 %). Это в основном средние предприятия, расположенные на территории всего региона. Сюда вошли 16 ранее выявленных субъектов;

— кластер 4 (48 точек): обрабатывающие производства (50 %) и предприятия с динамикой снижения среднесписочной численности сотрудников в год, но со стабильными показателями годовой доходности. Сюда вошли предприятия ранее указанного «вымирающего» кластера;

— кластер 5 (19 точек): субъекты МСП разнообразных сфер деятельности с положительной динамикой среднесписочной численности сотрудников в год и растущими показателями доходности. Имеет частичную связь с кластерами С2, С3 и С1 (см. рис. 4б).

Результаты исследования и интерпретации пространственно-временных паттернов структуры деловой активности в регионе позволяют сформировать картину изменчивости и локализации факторов, описывающих экономическое развитие региона. Применение методов кластерного анализа, уменьшение размерности пространства при-

знаков и графовых моделей позволяют глубже понять взаимосвязи между характеристиками различных субъектов бизнеса и выявить ключевые тренды.

Алгоритм UMAP показал свою эффективность при решении поставленной задачи при анализе сложных высокоразмерных данных, что делает его полезным инструментом для пространственно-временной кластеризации. Перспектива использования различных метрик расстояния, включая стандартные метрики, такие как евклидово и манхэттенское расстояние, а также возможность применения пользовательских метрик для специфических задач позволяют адаптировать UMAP под конкретные задачи и типы данных, что увеличивает его применимость в реальных сценариях.

Заключение

В ходе исследования пространственно-временных паттернов деловой активности в регионе были выявлены ключевые закономерности, формирующие структуру социально-экономического развития региона. Использование методов кластерного анализа и графовых моделей позволило глубже понять структуру взаимосвязей между различными субъектами малого и среднего предпринимательства, обобщенными по видам деятельности.

Результаты исследований показали, что деловая активность в регионе зависит не только от экономических факторов, наблюдаемых в динамике, но и от пространственного размещения субъектов хозяйствования. Это подчеркивает важность комплексного подхода к исследованию, который учитывает множество взаимосвязанных факторов.

Полученные выводы могут быть полезны для предпринимателей, органов власти и бизнес-сообществ, стремящихся оптимизировать меры по поддержке и улучшить условия для ведения бизнеса. Дальнейшее изучение пространственно-временных паттернов с использованием более детализированных данных и современных аналитических инструментов позволит углубить понимание динамики деловой активности и разработать эффективные стратегии для ее стимулирования, способствующие более устойчивому и сбалансированному развитию регионов.

Список источников

1. Грекусис Д. Методы и практика пространственного анализа. Описание, исследование и объяснение с использованием ГИС / пер. с англ. А. Н. Киселева. М. : ДМК Пресс, 2021. 500 с.
2. Окунев И. Ю. Основы пространственного анализа : моногр. М. : Аспект Пресс, 2020. 255 с.
3. Kuk G., Marijn J. The Business Models and Information Architectures of Smart Cities // *Journal of Urban Technology*. 2011. Vol. 18 (2). P. 39—52.
4. Павлов Ю. В. Фракталы как инструмент территориального планирования агломерационных систем // *Фундаментальные исследования*. 2013. № 10. С. 2242—2248.
5. Кисляков А. Н. Графовые методы описания торгового профиля региона // *Управленческое консультирование*. 2022. № 2. С. 70—80.
6. Петимко А. М., Козлова Н. В., Дадалова М. В. Региональный АПК как точка роста стратегии развития экономики территории // *Направления повышения эффективности управленческой деятельности органов государственной власти и местного самоуправления : сб. материалов V Междунар. науч.-практ. конф., Алчевск, 15 дек. 2022 г. Алчевск : Луган. гос. ун-т им. Владимира Даля, 2023. 163 с.*
7. Корчагина И. В., Пытченко К. В. Социально-экономическая система регионального предпринимательства как объект стратегирования // *Экономика промышленности*. 2023. № 16 (4). С. 361—371.
8. Garlaschelli D., Ruzzenenti F., Basosi R. Complex Networks and Symmetry I // *A Review. Symmetry*. 2010. No. 2. P. 1—27.
9. Efficient Regionalization Techniques for Socio-economic Geographical Units Using Minimum Spanning Trees / R. M. Assunção, M. C. Neves, G. Câmara, C. Da Costa Freitas // *International Journal of Geographical Information Science*. 2006. Vol. 20 (7). P. 797—811.
10. Benassi F., Deva M., Zindato D. Graph Regionalization with Clustering and Partitioning: An Application for Daily Commuting Flows in Albania (September 25, 2015) // *Regional Statistics*. 2015. Vol. 5, no. 1. P. 25—43.
11. Openshaw S., Albanides S. Designing zoning systems for representation of socio-economic data // *In Time and Motion of Socio-Economic Units ; A. Frank, J. Raper and J. Cheylan (Eds)*. 2001. P. 281—300.
12. Franklin J. The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction // *The Mathematical Intelligencer*. 2003. No. 27. P. 83—85.
13. Giorgino T. Computing and Visualizing Dynamic Time Warping Alignments in R: The Dtw Package // *Journal of Statistical Software*. 2009. No. 31 (7). P. 1—24.
14. Renato M. Assuncao and Edna A. Reis. A new proposal to adjust Moran's I for population density // *Statistics in Medicine*. 1999. No. 18 (16). P. 2147—2162.
15. Haining R., Wise S., Ma J. Designing and implementing software for spatial statistical analysis in a GIS environment // *Journal of Geographical Systems*. 2000. No. 2. P. 257—286.
16. Generalizations of the clustering coefficient to weighted complex networks, / J. Saramaki, M. Kivel, J.-P. Onnela, K. Kaski, J. Kertesz // *Physical Review E*. 2007. Vol. 75(2). DOI:10.1103/PhysRevE.75.
17. McInnes L., Healy J., Melville J. UMAP: Uniform manifold aProximation and projection for dimension reduction, 2018. arXiv preprint arXiv:1802.03426.
18. Dimensionality reduction for visualizing single-cell data using UMAP / E. Becht et al. // *Nature biotechnology*. 2019. Vol. 37, no. 1. P. 38—44.
19. Медведева О. А. Оценка экономического потенциала региона для развития кластеров // *Развитие территорий*. 2023. № 3. С. 25—31.

References

1. Grekusi D. *Metody i praktika prostranstvennogo analiza. Opisanie, issledovanie i ob'yasnenie s ispol'zovaniem GIS* [Spatial Analysis Methods and Practice], per. s angl. A.N. Kiseleva. Moscow : DMK Press, 2021, 500 p.
2. Okunev I.Yu. *Osnovy prostranstvennogo analiza* [Fundamentals of Spatial Analysis] : monogr. Moscow : Aspekt Press, 2020, 255 p.
3. Kuk G., Marijn J. The Business Models and Information Architectures of Smart Cities, *Journal of Urban Technology*, 2011, vol. 18 (2), pp. 39—52.
4. Pavlov Yu.V. Fraktaly kak instrument territorial'nogo planirovaniya aglomeratsionnykh sistem [Fractals as a Tool for Territorial Planning of Agglomeration Systems], *Fundamental'nye issledovaniya* [Fundamental Research], 2013, no. 10, pp. 2242—2248.
5. Kislyakov A.N. Grafovye metody opisaniya torgovogo profilya regiona [Graph Methods for Describing the Trade Profile of a Region], *Upravlencheskoe konsul'tirovanie* [Administrative Consulting], 2022, no. 2, pp. 70—80.
6. Petimko A.M., Kozlova N.V., Dadalova M.V. Regional'nyy APK kak tochka rosta strategii razvitiya ekonomiki territorii [Regional Agro-Industrial Complex as a Growth Point in the Strategy of Development of the Territory's Economy], *Napravleniya povysheniya effektivnosti upravlencheskoy deyatel'nosti organov gosudarstvennoy vlasti i mestnogo samoupravleniya : sb. materialov V Mezhdunar. nauch.-prakt. konf.* [Directions of increasing the efficiency of management activity of state authorities and local self-government : proceedings of the V International scientific-practical conference], Alchevsk, 15 December 2022 g. Alchevsk : Lugan. gos. un-t im. Vladimira Dallya, 2023, 163 p.

7. Korchagina I.V., Pytchenko K.V. Sotsial'no-ekonomicheskaya sistema regional'nogo predprinimatel'stva kak ob"ekt strategirovaniya [Social and Economic System of Regional Entrepreneurship as the Object of Strategizing], *Ekonomika promyshlennosti* [Russian Journal of Industrial Economics], 2023, no. 16 (4), pp. 361–371.
8. Garlaschelli D., Ruzzenenti F., Basosi R. Complex Networks and Symmetry I, *A Review. Symmetry*, 2010, no. 2, pp. 1–27.
9. Assunção R.M., Neves M.C., Câmara G., Da Costa Freitas C. Efficient Regionalization Techniques for Socio-economic Geographical Units Using Minimum Spanning Trees, *International Journal of Geographical Information Science*, 2006, vol. 20 (7), pp. 797–811.
10. Benassi F., Deva M., Zindato D. Graph Regionalization with Clustering and Partitioning: An Application for Daily Commuting Flows in Albania (September 25, 2015), *Regional Statistics*, 2015, vol. 5, no. 1, pp. 25–43.
11. Openshaw S., Albanides S. Designing zoning systems for representation of socio-economic data, *In Time and Motion of Socio-Economic Units*, 2001, pp. 281–300.
12. Franklin J. The elements of statistical learning: data mining, inference and prediction, *The Mathematical Intelligencer*, 2003, no. 27, pp. 83–85.
13. Giorgino T. Computing and Visualizing Dynamic Time Warping Alignments in R: The Dtw Package, *Journal of Statistical Software*, 2009, no. 31 (7), pp. 1–24.
14. Assuncao R.M., Reis E.A. A new proposal to adjust Moran's I for population density, *Statistics in Medicine*, 1999, no. 18 (16), pp. 2147–2162.
15. Haining R., Wise S., Ma J. Designing and implementing software for spatial statistical analysis in a GIS environment, *Journal of Geographical Systems*, 2000, no. 2, pp. 257–286.
16. Saramaki J., Kivel M., Onnela J.-P., Kaski K., Kertesz J. Generalizations of the clustering coefficient to weighted complex networks, *Physical Review E*, 2007, vol. 75(2). DOI:10.1103/PhysRevE.75.027105
17. McInnes L., Healy J., Melville J. *UMAP: Uniform manifold aProximation and projection for dimension reduction*, 2018. ArXiv preprint arXiv:1802.03426.
18. Becht E. et al. Dimensionality reduction for visualizing single-cell data using UMAP, *Nature biotechnology*, 2019, vol. 37, no. 1, pp. 38–44.
19. Medvedeva O.A. Otsenka ekonomicheskogo potentsiala regiona dlya razvitiya klasterov [Assessment of the Region's Economic Potential for Cluster Development], *Razvitie territoriy* [Territory Development], 2023, no. 3, pp. 25–31.

Информация об авторе

Кисляков Алексей Николаевич — профессор кафедры информационных технологий, доктор экономических наук, кандидат технических наук, доцент, Владимирский филиал Российской академии народного хозяйства и государственной службы при Президенте Российской Федерации, Владимир, Российская Федерация. E-mail: ankislyakov@mail.ru

Information about the author

Alexey N. Kislyakov — Professor of the Department of Information Technologies, Doctor of Economic Sciences, Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Vladimir branch of the Russian Presidential Academy of National Economy and Public Administration, Vladimir, Russian Federation. E-mail: ankislyakov@mail.ru

Статья поступила в редакцию 17.01.2025; одобрена после рецензирования 23.03.2025; принята к публикации 02.04.2025.

The article was submitted 17.01.2025; approved after reviewing 23.03.2025; accepted for publication 02.04.2025.