

УДК 004.021:65.012.26

<https://doi.org/10.32362/2500-316X-2026-14-2-7-16>

EDN VCTFHE



НАУЧНАЯ СТАТЬЯ

Кластеризация многомерных временных данных в рамках информационной поддержки принимаемых управленческих решений

М.А. Анфёров[@]

МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, 119454 Россия

[@] Автор для переписки, e-mail: anfyorov@inbox.ru

• Поступила: 02.02.2025 • Доработана: 20.11.2025 • Принята к опубликованию: 09.02.2026

Резюме

Цели. Информационная поддержка принятия управленческих решений в различных предметных областях направлена на поиск оптимального варианта из множества альтернативных. Что касается принимаемых решений в части функционирования социально-экономических систем, то здесь широко используется кластерный анализ на многомерных данных, характеризующих эти системы. Цель работы – синтез и исследование методики анализа функционирования социально-экономических систем, построенного на кластеризации характеризующих их временных многомерных данных, с целью повышения эффективности принимаемых решений в управлении такими системами.

Методы. Используются методы кластерного анализа, а также положения теории систем и математической статистики.

Результаты. Разработана методика анализа функционирования социально-экономических систем, использующая кластеризацию ее структурных элементов в пространстве временных многомерных данных. Анализ реализуется в три этапа. Во-первых, производится замена значений признаков на значения их дисперсий в рамках исследуемого временного интервала. Кластеризация с учетом новых значений признаков позволяет выявить объекты кластеризации с высокой неустойчивостью значений признаков во времени. Во-вторых, реализуется кластеризация во всех дискретных точках временной координаты с дальнейшим расчетом удаленностей объектов до центра своего кластера и их дисперсии. Анализ этих дисперсий также позволяет выявить объекты с высокой неустойчивостью данных. В-третьих, отслеживается изменение принадлежности определенному кластеру объектов, попавших ранее в поле зрения. Выявленные неустойчивости в данных позволяют косвенно судить о нестабильном функционировании анализируемой системы или умышленном искажении представленной информации.

Выводы. В рамках обоснования эффективности разработанной методики рассмотрено два случая: выявление умышленного искажения информации на примере налогового администрирования и случай выявления аномального функционирования регионов Российской Федерации на примере принятия решений в рамках управления их социально-экономическим развитием. Поведенный анализ показал хорошие результаты и позволяет рекомендовать предлагаемую методику к практическому использованию в информационных системах поддержки управленческих решений.

Ключевые слова: информационная поддержка, принятие решений, кластерный анализ, многомерные временные данные

Для цитирования: Анфёров М.А. Кластеризация многомерных временных данных в рамках информационной поддержки принимаемых управленческих решений. *Russian Technological Journal*. 2026;14(2):7–16. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2026-14-2-7-16>, <https://www.elibrary.ru/VCTFHE>

Прозрачность финансовой деятельности: Автор не имеет финансовой заинтересованности в представленных материалах или методах.

Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

RESEARCH ARTICLE

Clustering of multidimensional temporal data as part of information support for management decisions

Mikhail A. Anfyorov[@]

MIREA – Russian Technological University, Moscow, 119454 Russia

[@] Corresponding author, e-mail: anfyorov@inbox.ru

• Submitted: 02.02.2025 • Revised: 20.11.2025 • Accepted: 09.02.2026

Abstract

Objectives. The aim of information support for management decision-making is to find the most optimal option. Cluster analysis of multivariate data characterizing socioeconomic systems is widely used. In this work, the author aims to increase the efficiency of decisions made to manage these systems based on the clustering of temporal multidimensional data.

Methods. The methods of cluster analysis were used, as well as the provisions of the theory of systems and mathematical statistics.

Results. A methodology for analyzing the functioning of socioeconomic systems was developed. The analysis is implemented in three stages. Firstly, clustering over the values of feature variances was applied. Secondly, the distance of clustering objects from the center of their cluster and their dispersion was calculated at the points of time coordinates. Thirdly, the change in belonging to a certain cluster of objects that came into view earlier was monitored. Unstable systems were then identified.

Conclusions. Two cases were considered to justify the effectiveness of the methodology developed herein. First, using the example of the tax administration, the detection of deliberate distortion of information was considered. Secondly, identifying the abnormal functioning of the regions of the Russian Federation using the example of decision-making in the framework of socioeconomic development management was considered. The analysis demonstrated good results and we can thus recommend the proposed methodology for practical use in information systems for supporting management decisions.

Keywords: information support, decision-making, cluster analysis, multivariate time data

For citation: Anfyorov M.A. Clustering of multidimensional temporal data as part of information support for management decisions. *Russian Technological Journal*. 2026;14(2):7–16. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2026-14-2-7-16>, <https://www.elibrary.ru/VCTFHE>

Financial disclosure: The author has no financial or proprietary interest in any material or method mentioned.

The author declares no conflicts of interest.

ВВЕДЕНИЕ

Кластерный анализ [1], будучи эффективным механизмом интеллектуальных информационных технологий, используется в решении широкого класса задач, связанных с принятием решений, в различных предметных областях: в государственном управлении, например, при выстраивании социально-экономической политики на региональном уровне [2, 3], в налоговом регулировании [4, 5], в сферах образования [6] и медицины [7, 8], информатики [9, 10] и информационной безопасности [11], в области машиностроения [12, 13]. Широкий спектр исследований затрагивает процессы управления в сфере экономики при решении задач принятия решений, например, в рамках инвестиционного процесса [14], оценки финансовой устойчивости компаний IT¹-сектора [15] и др. Кроме принятия управленческих решений кластерный анализ используется также для поддержки принятия проектных решений [16, 17].

Однако все приведенные примеры используют статические (пространственные) данные, полученные в определенном срезе времени, в то время как анализ с учетом динамики свойств объектов, отраженных в данных, позволяет расширить возможности кластерного анализа при поддержке принятия управленческих решений.

Следует отметить исследования, реализуемые в данном направлении. Во-первых, исследуется кластеризация самих одномерных [18, 19] и многомерных [20] временных рядов, что повышает эффективность кластеризации, но не принятия решений. Эту же цель преследует переход от временной области данных к двумерной дискретной функции [21] с использованием непрерывного вейвлет-преобразования [22]. Включение параметра времени в состав пространства признаков при кластеризации [23] позволяет отразить динамику состояния анализируемых объектов. Кластеризация объектов как динамических систем изучена в работах [24, 25].

Более глубокая аналитика построена на выявлении картины динамики кластеризуемых объектов через динамику временных данных. Так, расширению аналитики посвящен подход, предполагающий кластеризацию объектов с учетом близости динамики временных рядов множества характеризующих их показателей [26]. При этом анализируются и сравниваются различные метрики и способы оценки такой близости, включая алгоритм динамического выравнивания (dynamic time warping, DTW) [27]. Исследование динамики кластерных структур в сетевых моделях фондовых

рынков позволило обозначить индикатор приближающегося кризиса в виде повышения устойчивости этих структур [28].

В данном исследовании информационная поддержка принимаемых управленческих решений строится на анализе скрытого влияния факторов на поведение (функцию) системы (рис. 1). Если явное влияние напрямую определяет принимаемое решение, то скрытое – требует его идентификации с использованием современных аналитических средств и информационных технологий, а также адекватной трактовки полученных результатов.

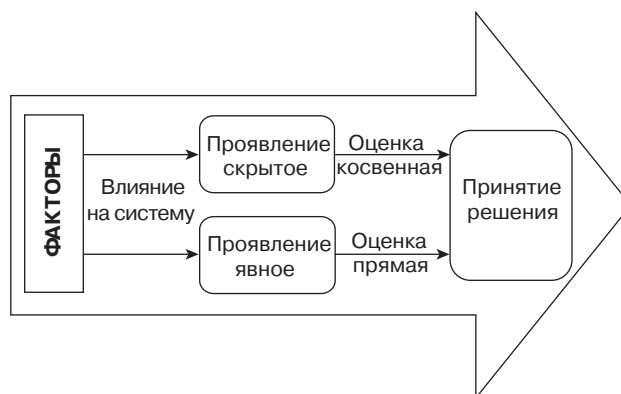


Рис. 1. Учет проявления влияния факторов на систему при принятии решения

При этом скрытое влияние факторов на анализируемую систему обнаруживается через изменчивое поведение исследуемых объектов по отношению к формируемым кластерам. Данная изменчивость может сигнализировать либо об умышленном искажении предоставляемых данных (например, в налоговых декларациях), либо о нестабильном функционировании системы, требующем управленческого вмешательства.

МЕТОДИКА АНАЛИЗА

Используемый анализ временных данных построен на их кластеризации методом SOM² [29] в рамках предложенного ранее подхода, охватывающего различные уровни глубины исследования поведения системы [30]. Самоорганизующиеся карты Кохонена (SOM) позволяют усилить качественную составляющую анализа за счет визуализации формируемых кластеров с помощью данных карт. В предлагаемой методике для повышения адекватности принимаемого решения реализуются три инструмента анализа данных.

Первый инструмент представляет собой фильтр, ограничивающий мощность анализируемого множества признаков $\mathbf{p}_k^t = (p_{k1}^t, p_{k2}^t, \dots, p_{kn}^t)$, дискретно

¹ Information technology – информационные технологии.

² Self-organizing maps – самоорганизующиеся карты.

зависящих от временного параметра t (k – номер объекта в кластеризуемом множестве, m – количество признаков). Реализуется замена значений признаков на значения их дисперсий в рамках исследуемого временного интервала (w – количество фиксируемых временных координат):

$$D_{kj} = \frac{1}{w-1} \sum_{i=1}^w (p_{kj}^i - \bar{p}_{kj})^2, \quad \bar{p}_{kj} = \frac{1}{w} \sum_{i=1}^w p_{kj}^i. \quad (1)$$

Далее реализуется кластеризация в пространстве новых признаков с выявлением объектов, принадлежащих кластерам с высоким значением дисперсий, связанных с высокой неустойчивостью значений анализируемых признаков. Выявленные объекты фиксируются для дальнейшего анализа как системы с неустойчивыми временными данными. Следует отметить, что на заметку могут попасть объекты, высокая дисперсия признаков которых может быть вызвана трендом их значений, характеризующим положительную или отрицательную тенденцию. Для уточнения требуется дополнительный регрессионный анализ (см. пример ниже).

Второй инструмент анализа направлен на выявление неустойчивости образов кластеризуемых объектов внутри кластеров и включает выполнение ряда этапов.

На первом этапе реализуется кластеризация во всех дискретных точках временной координаты (r – номер координаты времени). Далее рассчитывается удаленность k -го объекта до центра своего кластера – d_k^r .

На втором этапе в каждый момент времени r рассчитывается дисперсия найденных на первом этапе значений d_k^r в интервале, охватывающем текущую и предыдущие временные координаты:

$$D_k^r = \frac{1}{r-1} \sum_{t=1}^r (d_k^t - \bar{d}_k^r)^2, \quad \bar{d}_k^r = \frac{1}{r} \sum_{t=1}^r d_k^t, \quad r = \overline{2, w}. \quad (2)$$

На третьем этапе временные зависимости дисперсий (2) отображаются в виде диаграммы, включающей все кластеризуемые объекты. Диаграмма позволяет на новом уровне выявить объекты с неустойчивыми временными данными.

Реализация третьего инструмента предполагает отслеживание возможных изменений принадлежности определенному кластеру объектов, попавших ранее в поле зрения (рис. 2). Подобные изменения позволяют косвенно судить (рис. 1) о нестабильном функционировании системы или умышленном искажении информации и позволяют уточнить полученные ранее выводы по объектам, попавшим в группу риска. Для этого удобнее всего воспользоваться построением диаграмм для данных объектов.

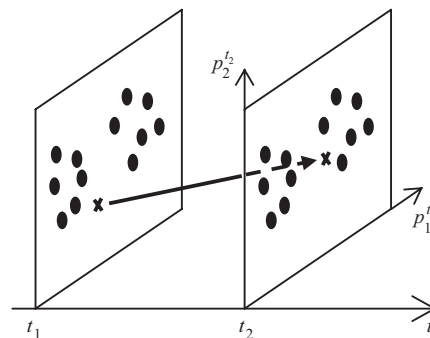


Рис. 2. Динамика результатов кластеризации

Второй и третий инструменты могут применяться в разной последовательности, а также параллельно.

Взаимосвязь реализуемых этапов в рамках методики анализа представлена блок-схемой соответствующего алгоритма (рис. 3).

ВЫЯВЛЕНИЕ УМЫШЛЕННОГО ИСКАЖЕНИЯ ИНФОРМАЦИИ

Применение предлагаемого анализа для выявления преднамеренного искажения информации продемонстрировано на примере налогового администрирования, когда необходимо принимать решение о планировании выездных налоговых проверок предприятий-налогоплательщиков. Изначально предполагается, что названное искажение позволяет с определенной вероятностью косвенно (рис. 1) судить о недобросовестности руководящего звена таких предприятий. Выбор параметров (признаков) для кластеризации осуществлен исходя из ряда предпочтений:

- доступности их расчета по бухгалтерской отчетности;
- их корреляции с риском банкротства (показатели отражены в соответствующей методике Федерального управления по делам о несостоятельности (банкротстве) при Государственном комитете Российской Федерации по управлению государственным имуществом;
- входением в модели Альтмана [31].

В результате для двадцати анализируемых предприятий было отобрано шестнадцать финансовых показателей, позволяющих оценивать платежеспособность этих предприятий, финансовую устойчивость их экономической системы, рентабельность производства продукции, а также деловую активность в отношении оборачиваемости запасов и задолженности (кредиторской и дебиторской). Динамика данных показателей отслеживалась за временной период в 8 кварталов.

Выполнение кластеризации в пространстве новых признаков (1), согласно предложенной методике, позволило выявить предприятия с высокой

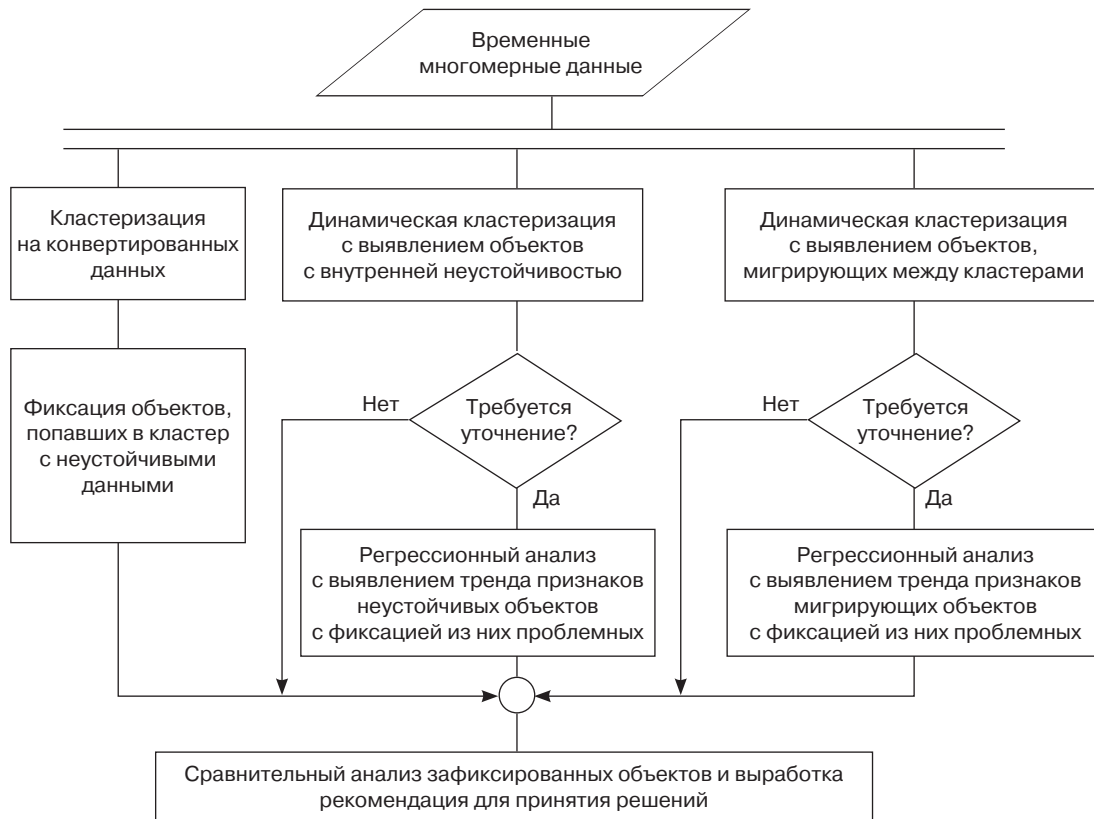


Рис. 3. Алгоритм реализации методики

неустойчивостью значений исходных данных (предприятия с условными номерами 4 и 12). По результатам кластеризации они оказались изолированы в своих кластерах.

Реализация анализа по выявлению внутри кластерной нестабильности по величине дисперсий (2) свелась к построению диаграммы (рис. 4). Картина поведения графиков на диаграмме позволила выявить критичные предприятия с нестабильностью данных, приведших к аномальному поведению графиков, соответствующих этим предприятиям. В группу проверяемых предприятий на данном

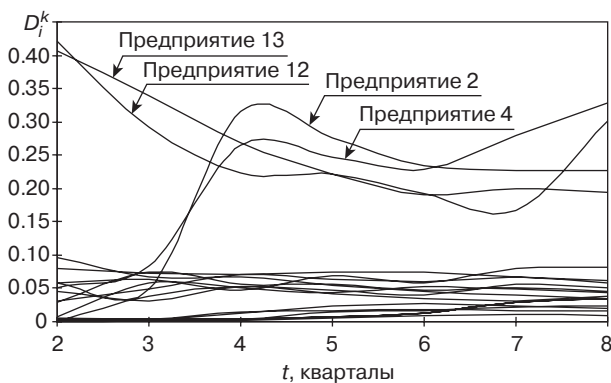


Рис. 4. Динамика дисперсий (2) при анализе предприятий

этапе попали отмеченные ранее предприятия 4 и 12, а также предприятия 2 и 13.

Миграции между кластерами (третий инструмент методики анализа) оказались подвержены предприятия 2, 4 и 12, уже отмеченные на предыдущих этапах анализа. Графическая иллюстрация в отношении предприятия 4 показана на рис. 5.

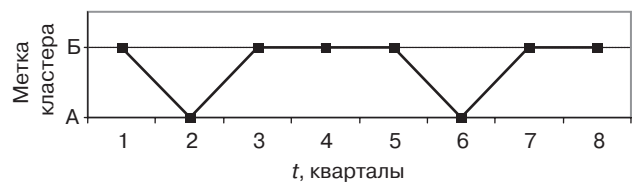


Рис. 5. Миграция предприятия 4 между кластерами

Таким образом, по результатам выполненного анализа были рекомендованы выездные налоговые проверки в отношении предприятий 2, 4 и 12, а также, по возможности, и для предприятия 13.

ВЫЯВЛЕНИЕ НЕСТАБИЛЬНОСТИ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ СИСТЕМ

Применение предлагаемого анализа для выявления аномального функционирования систем продемонстрировано на примере принятия решений в рамках

управления социально-экономическим развитием регионов Российской Федерации. В анализе использовались основные показатели, характеризующие состояние региональной социально-экономической системы³ за временной интервал с 2014 г. по 2020 г. (период равномерного поступательного развития). Что касается объемных показателей, то они были приведены к относительному виду делением на численность занятого населения региона. Из рассмотрения были исключены Республика Крым и г. Севастополь, социально-экономические системы которых в данном переходном для них периоде времени находились на пути к стабилизации. Не рассматривались г. Москва, Московская область и г. Санкт-Петербург, а также региональные структуры, входящие в состав областей (например, Ямало-Ненецкий автономный округ в составе Тюменской области).

В отличие от выше рассмотренного случая выявления умышленного искажения данных при динамическом кластерном анализе функционирования систем дисперсионные оценки необходимо использовать с учетом возможного тренда соответствующих показателей (характеристик системы), являющегося причиной высоких значений дисперсий.

В рамках рассматриваемого примера при кластеризации в пространстве дисперсий признаков (1) в кластер неустойчивости функционирования систем (больших значений дисперсий) попал регион 69 (Тверская область). Для выявления наличия тренда проведен регрессионный анализ с выявлением эмпирической зависимости от времени показателя $v = v(t)$, определяемого отношением валового регионального продукта (млрд руб.) к величине среднегодовой численности занятого населения (тыс. чел.) (рис. 6). Высокое значение коэффициента детерминации R^2 говорит об устойчивой положительной динамике данной характеристики, что позволяет исключить данный регион из кластера неустойчивых. Что касается других признаков, то проверка наличия у них тренда по данному региону дала положительный результат. Так для характеристики относительного объема отгруженных товаров собственного обрабатывающего производства подтверждено наличие устойчивого тренда $s = s(t)$ с коэффициентом детерминации $R^2 = 0.77$.

Следует отметить, что для конкретного объекта кластеризации возможен случай, когда одни показатели имеют устойчивый тренд, а другие – стохастический разброс значений. В этом случае потребуются эвристическая оценка для принятия решения.

³ Россия в цифрах: краткий статистический сборник. М.: Росстат; 2020, 550 с. ISBN 978-5-89476-488-7. [Russia in numbers: a short statistical collection]. Moscow: Rosstat; 2020, 550 p. (In Russ.). ISBN 978-5-89476-488-7]

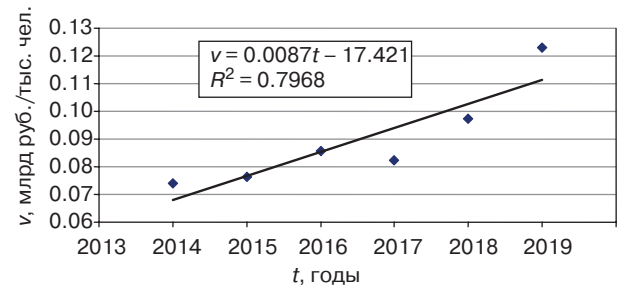


Рис. 6. Тренд показателя v для региона 69

Для других регионов, попавших в кластер неустойчивого функционирования (46 – Курская область, 23 – Красноярский край, 51 – Мурманская область, 76 – Ярославская область) отмечена высокая стохастичность характеризующих их признаков, что делает их кандидатами на повышенное внимание в части государственного социально-экономического регулирования.

Диаграмма, иллюстрирующая внутрикластерную нестабильность по величине дисперсий (2) (рис. 7) показала аномальное поведение графиков для уже отмеченных ранее регионов, к которым добавились регионы 2 (Республика Башкортостан) и 11 (Республика Коми).

На этапе выявления миграции регионов между кластерами (рис. 8) к рассмотрению были подключены регионы 65 (Сахалинская область) и 68 (Тамбовская область).

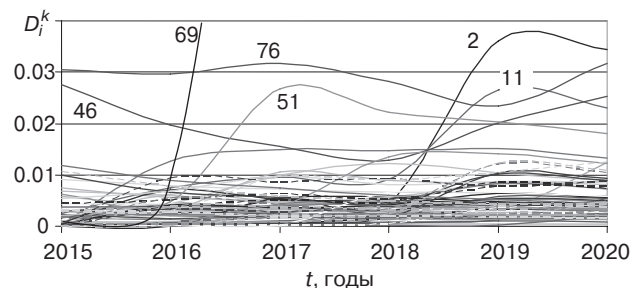


Рис. 7. Динамика дисперсий (2) при анализе регионов

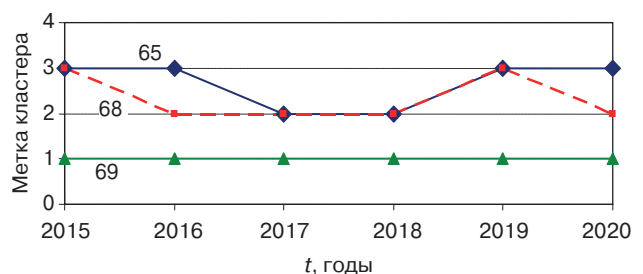


Рис. 8. Миграция регионов 65, 68 и 69 между кластерами

Отсутствие миграции региона 69 между кластерами лишней раз подтвердило хороший уровень его социально-экономического развития.

Регрессионный анализ добавленных регионов показал, что увеличение дисперсии (2) для регионов 2 и 11 во многом объясняется положительной динамикой их показателей (см. пример для региона 2 на рис. 9 с приемлемым значением R^2). Что касается регионов 65 и 68, то их миграция между кластерами определяется высокой стохастичностью экономических показателей (см. пример для региона 65 на рис. 9 с низким значением R^2), что требует принятия мер в рамках государственного регулирования.

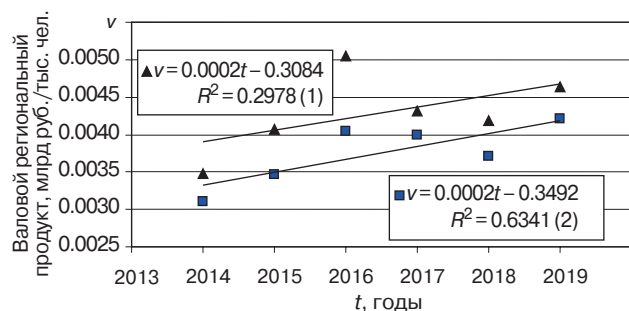


Рис. 9. Тренды показателя относительного объема валового регионального продукта:
(1) для региона 65 (черные треугольники),
(2) для региона 2 (синие квадраты)

Таким образом по результатам выполненного анализа даны рекомендации по выработке мер в рамках государственного регулирования по улучшению и стабилизации функционирования социально-экономической системы в регионах 46, 23, 51, 76, 65 и 68.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В статье представлен подход к информационной поддержке принимаемых управленческих решений в условиях неопределенности, основанный на косвенной оценке влияния факторов на управляемую систему с использованием методики, базирующейся на кластерном анализе временных данных. Предлагаемая технология ориентирована на два класса задач: принятие решений в условиях возможного умышленного искажения данных и при выявлении нестабильного функционирования анализируемой системы.

Предложенные теоретические положения прошли практическую проверку на реальных данных при решении задач налогового администрирования и государственного регулирования функционирования региональных социально-экономических систем.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Анфёров М.А. Генетический алгоритм кластеризации. *Russian Technological Journal*. 2019;7(6):134–150. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2019-7-6-134-150>
2. Замятина Е.Э. Кластеризация субъектов Российской Федерации по уровню развития креативных индустрий. *Прогрессивная экономика*. 2024;9:113–128. https://doi.org/10.54861/27131211_2024_9_113
3. Протасов Ю.М., Юров В.М. Кластеризация регионов РФ по уровню их социально-экономического развития. *Вестник Московского государственного областного университета. Серия Экономика*. 2022;2:95–103. <https://doi.org/10.18384/2310-6646-2022-2-95-103>
4. Анфёров М.А., Рашитова О.Б. SADT-моделирование системы налогообложения в Российской Федерации. *Экономика и управление: научно-практический журнал*. 2015;124(2):94–101. <https://www.elibrary.ru/tqjqfj>
5. Вылкова Е.С., Викторова Н.Г., Наумов В.Н., Покровская Н.В. Кластерный анализ регионов РФ для выявления территорий – драйверов устойчивого развития: налоговая компонента. *Вестник Томского государственного университета. Экономика*. 2021;53:138–157. <https://doi.org/10.17223/19988648/53/11>
6. Гринберг Г.М., Николаева Ю.С., Хегай Л.Б. Кластерный подход к разработке электронных образовательных ресурсов для студентов технического университета. В сб.: *Решетневские чтения: Материалы XXV Международной научно-практической конференции*. Красноярск, 10–12 ноября 2021 г. Красноярск: Сибирский государственный университет науки и технологий; 2021. С. 685–687. <https://elibrary.ru/yjchna>
7. Носова С.А., Турлапов В.Е. Детектирование клеток мозга в оптической микроскопии на основе текстурных характеристик методами машинного обучения. *Программирование*. 2019;4:36–45. <https://doi.org/10.1134/S0132347419040058>
8. Хамад Ю.А., Зотин А.Г., Симонов К.В., Медиевский А.В., Чижова Т.Г. Обнаружение и оценка патологии молочной железы на основе нечеткой кластеризации и дискретного вейвлет преобразования. *Медицина и высокие технологии*. 2023;2:5–13. <https://www.elibrary.ru/ujqlwd>
9. Raja R., Ganeshkumar P. QoSTRP: надежный протокол маршрутизации на основе кластеризации для мобильных самоорганизующихся сетей. *Программирование*. 2018;6:28–41. <https://doi.org/10.31857/S013234740002763-4>
10. Кучуганов А.В., Кучуганов В.Н., Осколков П.П., Касимов Д.Р. Аппроксимация цветных изображений на основе кластеризации цветовой палитры и сглаживания границ сплайнами и дугами. *Программирование*. 2018;5:3–11. <https://doi.org/10.31857/S013234740001211-7>
11. Берешповлов И.С., Кравченко Ю.А., Слепцов А.Г. Алгоритм кластеризации данных для защиты конфиденциальной информации в сети интернет. *Известия ЮФУ. Технические науки*. 2023;3(233):74–85. <https://doi.org/10.18522/2311-3103-2023-3-74-85>

12. Харахинов В.А., Сосинская С.С. Исследование способов кластеризации деталей машиностроения на основе нейронных сетей. *Программная инженерия*. 2017;8(4):170–176. <https://doi.org/10.17587/prin.8.170-176>
13. Кучуганов В.Н., Кучуганов А.В., Касимов Д.Р. Алгоритм кластеризации множества деталей по чертежам. *Программирование*. 2020;46(1):29–38. <https://doi.org/10.31857/S0132347420010045>
14. Матвеева И.Ю. Кластеризация розничных инвесторов и структура портфеля по классам активов. *Известия Санкт-Петербургского государственного экономического университета*. 2023;4(142):180–184. <https://www.elibrary.ru/fnmsql>
15. Батрасова А.Д., Коновалова Т.В., Комаров П.И. Кластеризация как метод исследования финансовой устойчивости IT-компаний. *Управленческий учет*. 2022;(1-2):177–182. <https://www.elibrary.ru/xaufce>
16. Анфёров М.А. Формализация поиска структурных решений в САПР ТП. В сб.: *Информатика: проблемы, методы, технологии: Материалы XXII Международной научно-практической конференции*. Воронеж, Воронежский государственный университет, 10–12 февраля 2022 г. Воронеж: ВЭЛБОРН. 2022. С. 881–886. <https://elibrary.ru/dsdxhp>
17. Яковлев Д.Д., Петров Д.Ю. Применение разведочного анализа данных для кластеризации структур робототехнических сборочных комплексов. *Автоматизированное проектирование в машиностроении*. 2024;17:71–75. <https://doi.org/10.26160/2309-8864-2024-17-71-75>
18. Степанов М.А. Методика выявления структурных трансформаций временных рядов с использованием принципов нечеткой кластеризации. *Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета*. 2019;69:149–159. <https://doi.org/10.21667/1995-4565-2019-69-149-159>
19. Кладов Д.Е., Бериков В.Б., Климонтов В.В. Алгоритм кластеризации временных рядов и его применение для анализа гликемических кривых. В сб.: *ЗНАНИЯ – ОНТОЛОГИИ – ТЕОРИИ: Материалы IX Международной конференции*. Новосибирск, 02–06 октября 2023 г. Новосибирск: Институт математики им. С.Л. Соболева СО РАН; 2023. С. 154–161. <https://elibrary.ru/qzzzvz>
20. Тищенко А.К., Плисс И.П. Сегментация многомерных нестационарных временных рядов с помощью метода нечеткой кластеризации. *Восточно-европейский журнал передовых технологий*. 2012;4(58):24–26. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/segmentatsiya-mnogomernyh-nestatsionarnyh-vremennyh-ryadov-s-pomoschyu-metoda-nechetkoj-klasterizatsii>. Дата обращения 02.02.2025. / Accessed February 02, 2025.
21. Дуля И.С. Применение методов глубокого обучения к задаче кластеризации временных рядов. *Аллея науки*. 2021;1(5):974–978. <https://elibrary.ru/nokchy>
22. Hurley C., Mclean J. *Wavelet Analysis and Methods*. Waltham Abbey: ED-Tech Press; 2021, 366 p.
23. Спирина П.В., Семенова А.Р. Кластерный анализ динамики инновационной деятельности субъектов Российской Федерации. *Экономические исследования и разработки*. 2021;8:42–53. <https://elibrary.ru/oiqybo>
24. Жихалкина Н.Ф. Динамический подход к задаче кластеризации. *Математические структуры и моделирование*. 2000;5:133–139. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/dinamicheskij-podhod-k-zadache-klasterizatsii>. Дата обращения 02.02.2025. / Accessed February 02, 2025.
25. Рыжков Д.В. О методах кластеризации динамических временных рядов. В сб.: *Наука. технологии. Инновации: Сборник научных трудов XVII Всероссийской научной конференции молодых ученых*. Новосибирск, 04–08 декабря 2023 г. Новосибирск: НГТУ; 2024. С. 178–182. <https://elibrary.ru/hykvdt>
26. Зайцев Р.Д. Исследование эффективности многомерной кластеризации временных рядов для анализа динамики научно-технического развития. *Перспективы развития информационных технологий*. 2015;25:7–13. <https://www.elibrary.ru/uhrwjt>
27. Ten Holt G.A., Reinders M.J.T., Hendriks E.A. Multi-dimensional dynamic time warping for gesture recognition. In: *Thirteenth Annual Conference on the Advanced School for Computing and Imaging*. Netherlands: V. 300. 2007, 8 p. URL: <https://www.researchgate.net/publication/228740947>. Дата обращения 02.02.2025. / Accessed February 02, 2025.
28. Кочетугов А.А., Бацын М.В., Пардалос П.М. Динамика кластерных структур в сетях фондовых рынков. *Журнал новой экономической ассоциации*. 2015;4(28):12–30. <https://www.elibrary.ru/vdzrqn>
29. Kohonen T. *Self-Organizing Maps*. 3rd ed. Berlin – New York: Springer-Verlag; 2001, 521 p.
30. Анфёров М.А. Кластеризация в принятии решений. *Информационные технологии. Проблемы и решения*. 2020;2(11):97–102. <https://www.elibrary.ru/rwddvo>
31. Давыдова Г.В., Беликов А.Ю. Методика количественной оценки риска банкротства предприятий. *Управление риском*. 1999;3:13–20. <https://www.elibrary.ru/tdgdrb>

REFERENCES

1. Anfyorov M.A. Genetic clustering algorithm. *Russian Technological Journal*. 2019;7(6):134–150 (in Russ.). <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2019-7-6-134-150>
2. Zamyatina E.E. Clustering of constituent entities of the Russian Federation by the level of development of creative industries. *Progressivnaya ehkonomika = Progressive Economy*. 2024;9:113–128 (in Russ.). https://doi.org/10.54861/27131211_2024_9_113
3. Protasov Yu.M., Yurov V.M. Clusterization of the Regions of the Russian Federation by their Level Socio-Economic Development. *Vestnik Moskovskogo gosudarstvennogo oblastnogo universiteta. Seriya Ehkonomika = Bulletin of Moscow Region State University. Series: Economics*. 2022;2:95–103 (in Russ.). <https://doi.org/10.18384/2310-6646-2022-2-95-103>
4. Anfyorov M.A., Rashitova O.B. SADT modeling of the taxation system in the Russian Federation. *Ehkonomika i upravlenie: nauchno-prakticheskii zhurnal = Economics and Management: Research and Practice Journal*. 2015;124(2):94–101 (in Russ.). <https://www.elibrary.ru/tqjqfj>

5. Vylkova E.S., Viktorova N.G., Naumov V.N., Pokrovskaya N.V. Tax clusterization of regions of the Russian Federation to identify territories-drivers of sustainable development. *Vestnik Tomskogo gosudarstvennogo universiteta. Ehkonomika = Tomsk State University Journal of Economics*. 2021;53:138–157 (in Russ.). <https://doi.org/10.17223/19988648/53/11>
6. Greenberg G.M., Nikolaeva Y.S., Hegay L.B. Cluster approach to development of electronic educational resources for students of the technical university. In: *Reshetnev Readings: Proceedings of the 25th International Scientific and Practical Conference*. Krasnoyarsk, November 10–12, 2021. Krasnoyarsk: Siberian State University of Science and Technology; 2021. P. 685–687 (in Russ.). <https://elibrary.ru/yjchna>
7. Nosova S.A., Turlapov V.E. Detection of brain cells in optical microscopy based on textural features with machine learning methods. *Program. Comput. Soft.* 2019;45(4):171–179. <https://doi.org/10.1134/S0361768819040054>
[Original Russian Text: Nosova S.A., Turlapov V.E. Detection of brain cells in optical microscopy based on textural features with machine learning methods. *Programmirovaniye*. 2019;4:36–45 (in Russ.). <https://doi.org/10.1134/S0132347419040058>]
8. Hamad Y.A., Zotin A.G., Simonov K.V., Medievsky A.V., Chizhova I.G. Detection and evaluation of breast pathology based on fuzzy clustering and discrete wavelet transform. *Medsitsina i vysokie tekhnologii = Medicine and High Technology*. 2023;2:5–13 (in Russ.). <https://www.elibrary.ru/ujqlwd>
9. Raja R., Ganeshkumar P. QOSTRP: a trusted clustering based routing protocol for mobile ad-hoc networks. *Program. Comput. Soft.* 2018;44(6):407–416. <https://doi.org/10.1134/S0361768818060099>
[Original Russian Text: Raja R., Ganeshkumar P. QOSTRP: a trusted clustering based routing protocol for mobile ad-hoc networks. *Programmirovaniye*. 2018;6:28–41 (in Russ.). <https://doi.org/10.31857/S013234740002763-4>]
10. Kasimov D.R., Kuchuganov A.V., Kuchuganov V.N., Oskolkov P.P. Approximation of color images based on the clusterization of the color palette and smoothing boundaries by splines and arcs. *Program. Comput. Soft.* 2018;44(5):295–302. <https://doi.org/10.1134/S0361768818050043>
[Original Russian Text: Kasimov D.R., Kuchuganov A.V., Kuchuganov V.N., Oskolkov P.P. Approximation of color images based on the clusterization of the color palette and smoothing boundaries by splines and arcs. *Programmirovaniye*. 2018;5:3–11 (in Russ.). <https://doi.org/10.31857/S013234740001211-7>]
11. Bereshpolov I.S., Kravchenko Yu.A., Sleptsov A.G. Data clustering algorithm for protecting confidential information on the internet. *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki = Izvestiya SFedU. Engineering Sciences*. 2023;3(233):74–85 (in Russ.). <https://doi.org/10.18522/2311-3103-2023-3-74-85>
12. Kharakhinov V.A., Sosinskaya S.S. The visualization methods for cluster analysis results of mechanical engineering components based on neural network. *Programmnyaya inzheneriya = Software Engineering*. 2017;8(4):170–176 (in Russ.). <https://doi.org/10.17587/prin.8.170-176>
13. Kuchuganov V.N., Kuchuganov A.V., Kasimov D.R. Clustering algorithm for a set of machine parts on the basis of engineering drawings. *Program. Comput. Soft.* 2020;46(1):25–34. <https://doi.org/10.1134/S0361768820010041>
[Original Russian Text: Kuchuganov V.N., Kuchuganov A.V., Kasimov D.R. Clustering algorithm for a set of machine parts on the basis of engineering drawings. *Programmirovaniye*. 2020;46(1):29–38 (in Russ.). <https://doi.org/10.31857/S0132347420010045>
14. Matveeva I.Yu. Clustering of retail investors and portfolio structure by asset class. *Izvestiya Sankt-Peterburgskogo gosudarstvennogo ekonomicheskogo universiteta*. 2023;4(142):180–184 (in Russ.). <https://www.elibrary.ru/fnmsql>
15. Batrasova A.D., Konovalova T.V., Komarov P.I. Clustering as a method of studying the financial stability of IT companies. *Upravlencheskii uchet = Management Accounting*. 2022;(1-2):177–182 (in Russ.). <https://www.elibrary.ru/xaufce>
16. Anforyov M.A. Formalization of the structural solutions search for CAD/CAM System. In: *Computer Science: Problems, Methods, Technologies: Proceedings of the 22nd International Scientific and Practical Conference*. Voronezh, Voronezh State University, February 10–12, 2022. Voronezh: VELBORN; 2022. P. 881–886 (in Russ.). <https://elibrary.ru/dsdxhp>
17. Yakovlev D.D., Petrov D.Yu. Application of exploratory data analysis for clusterization of robotic assembly complexes structures. *Avtomatizirovannoe proektirovaniye v mashinostroenii*. 2024;17:71–75 (in Russ.). <https://doi.org/10.26160/2309-8864-2024-17-71-75>
18. Stepanov M.A. Method to identify structural transformations of time series using fuzzy clustering principles. *Vestnik Ryazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta = Vestnik of Ryazan state Radioengineering University*. 2019;69:149–159 (in Russ.). <https://doi.org/10.21667/1995-4565-2019-69-149-159>
19. Klavov D.E., Berikov V.B., Klimontov V.V. Time Series Clustering Algorithm and Its Application for Glycemic Curve Analysis. In: *KNOWLEDGE – ONTOLOGY – THEORY: Proceedings of the 9th International Conference*. Novosibirsk, October 2–6, 2023. Novosibirsk: Sobolev Institute of Mathematics, SB RAS; 2023. P. 154–161 (in Russ.). <https://elibrary.ru/qqzzvw>
20. Tishhenko A.K., Pliss I.P. Segmentation of Multidimensional Nonstationary Time Series Using the Fuzzy Clustering Method. *Vostochno-Evropeskii Zhurnal Peredovykh Tekhnologii*. 2012;4(58):24–26 (in Russ.). Available from URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/segmentatsiya-mnogomernyh-nestatsionarnyh-vremennyh-ryadov-s-pomoschyu-metodanechetkoy-klasterizatsii>. Accessed February 02, 2025.
21. Dulya I.S. Applying deep learning techniques to the time series clustering problem. *Alleya nauki*. 2021;1(5):974–978 (in Russ.). <https://elibrary.ru/nokchy>
22. Hurley C., Mclean J. *Wavelet Analysis and Methods*. Waltham Abbey: ED-Tech Press; 2021, 366 p.
23. Spirina P.V., Semenova A.R. Cluster analysis of the dynamics of innovation activities of the constituent entities of the Russian Federation. *Ehkonomicheskie issledovaniya i razrabotki = Economic Development Research Journal*. 2021;8:42–53 (in Russ.). <https://elibrary.ru/oiqybo>

24. Zhikhalkina N.F. Dynamic approach to clustering problem. *Matematicheskie struktury i modelirovanie = Mathematical Structures and Modeling*. 2000;5:133–139 (in Russ.). Available from URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/dinamicheskiy-podhod-k-zadache-klasterizatsii>. Accessed February 02, 2025.
25. Ryzhkov D.V. About Dynamic Time Series Clustering Methods. In: *Science. Technologies. Innovations: Collection of Scientific Papers of the 17th All-Russian Scientific Conference of Young Scientists*. Novosibirsk, December 04–08, 2023. Novosibirsk: NSTU; 2024. P. 178–182 (in Russ.). <https://elibrary.ru/xykvdt>
26. Zaitsev R.D. Study of the Effectiveness of Multivariate Clustering of Time Series for the Analysis of the Dynamics of Scientific and Technological Development. *Perspektivy razvitiya informatsionnykh tekhnologii*. 2015;25:7–13 (in Russ.). <https://www.elibrary.ru/uhrwjt>
27. Ten Holt G.A., Reinders M.J.T., Hendriks E.A. Multi-dimensional dynamic time warping for gesture recognition. In: *Thirteenth Annual Conference on the Advanced School for Computing and Imaging*. Netherlands: V. 300. 2007, 8 p. Available from URL: <https://www.researchgate.net/publication/228740947>. Accessed February 02, 2025.
28. Kocheturov A.A., Batsyn M.V., Pardalos P.M. Dynamics of cluster structures in stock market networks. *Zhurnal novoi ehkonomicheskoi assotsiatsii = The Journal of the New Economic Association*. 2015;4(28):12–30 (in Russ.). <https://www.elibrary.ru/vdzrqn>
29. Kohonen T. *Self-Organizing Maps*. 3rd ed. Berlin – New York: Springer-Verlag; 2001, 521 p.
30. Anfyorov M.A. Clustering in decision-making. *Informatsionnye tekhnologii. Problemy i resheniya*. 2020;2(11):97–102 (in Russ.). <https://www.elibrary.ru/rwddvo>
31. Davydova G.V., Belikov A.Yu. Methodology for Quantitative Assessment of Enterprise Bankruptcy Risk. *Upravlenie riskom*. 1999;3:13–20 (in Russ.). <https://www.elibrary.ru/tdgdrb>

Об авторе

Анфёров Михаил Анисимович, д.т.н., профессор, кафедра «Предметно-ориентированные информационные системы», Институт кибербезопасности и цифровых технологий, ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78). E-mail: anfyorov@inbox.ru. SPIN-код РИНЦ 4829-2523, <https://orcid.org/0000-0003-2853-6184>

About the Author

Mikhail A. Anfyorov, Dr. Sci. (Eng.), Professor, Department of Domain-Specific Information Systems, Institute for Cybersecurity and Digital Technologies, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo pr., Moscow, 119454 Russia). E-mail: anfyorov@inbox.ru. RSCI SPIN-code 4829-2523, <https://orcid.org/0000-0003-2853-6184>