ЭКОЛОГИЧЕСКАЯ БЕЗОПАСНОСТЬ

Научная статья
УДК 004.032.26, 504.4.054; DOI: 10.61260/1998-8990-2026-3-160-170

АЛГОРИТМ РАННЕГО ОБНАРУЖЕНИЯ ОТКЛОНЕНИЙ ДАННЫХ МОНИТОРИНГА, ВОЗНИКАЮЩИХ ВСЛЕДСТВИЕ ЧРЕЗВЫЧАЙНЫХ СИТУАЦИЙ ПРИРОДНОГО ИЛИ ТЕХНОГЕННОГО ХАРАКТЕРА

✉**Патрикеев Денис Николаевич;**
Таранцева Клара Рустемовна.
Пензенский государственный технологический университет, г. Пенза, Россия
✉***patrikeevdn@list.ru***

Аннотация. Разработан алгоритм раннего обнаружения внештатных изменений в многомерных данных экологического мониторинга, возникающих вследствие чрезвычайных ситуаций природного или техногенного характера, на основе совместного использования самоорганизующихся карт Кохонена (SOM) и метода k-ближайших соседей. Основная цель алгоритма – повышение интерпретируемости изменений данных экологического мониторинга, сигнализирующих о наступлении внештатной ситуации. Алгоритм определяет внештатные изменения данных в два этапа, чтобы минимизировать количество ложных срабатываний: вначале определяются потенциальные отклонения от типичных значений на уровне отдельных узлов на карте SOM, затем – на уровне всей выборки. Внештатным считается наблюдение, определённое как отклоняющееся на обоих этапах.

Верификация предложенного алгоритма проведена на наборе данных экологического мониторинга. Алгоритм выявил наблюдения, соответствующие документально подтверждённым аварийным сбросам и чрезвычайным ситуациям, что подтверждает его практическую значимость.

Алгоритм является воспроизводимым, масштабируемым, допускает работу с данными различной природы и может быть интегрирован в системы экологического мониторинга для анализа данных. Представленная реализация демонстрирует эффективность подхода на примере задачи экологического мониторинга, что подтверждает его применимость для решения практических задач.

Ключевые слова: чрезвычайные ситуации, экологический мониторинг, выявление отклонений, самоорганизующиеся карты Кохонена, метод k-ближайших соседей, многомерные данные, кластерный анализ

Для цитирования: Патрикеев Д.Н., Таранцева К.Р. Алгоритм раннего обнаружения отклонений данных мониторинга, возникающих вследствие чрезвычайных ситуаций природного или техногенного характера // Проблемы управления рисками в техносфере. 2026. № 3 (79). С. 160–170. DOI: 10.61260/1998-8990-2026-3-160-170

© Санкт-Петербургский университет ГПС МЧС России, 2026

Scientific article

AN ALGORITHM FOR EARLY DETECTION OF MONITORING DATA DEVIATIONS ARISING OUT OF NATURAL OR MAN-MADE EMERGENCIES

✉**Patrikeev Denis N.;**
Tarantseva Klara R.
Penza state technological university, Penza, Russia
✉***patrikeevdn@list.ru***

Abstract. An algorithm for early detection of extraneous changes in multidimensional environmental monitoring data resulting from natural or man-made emergencies has been developed based on the combined use of self-organizing Kohonen maps (SOM) and the k-nearest neighbors method. The main purpose of the algorithm is to increase the interpretability of changes in environmental monitoring data that signal the occurrence of an emergency situation. The algorithm determines the spontaneous data changes in two stages in order to minimize the number of false positives: first, potential deviations from typical values are determined at the level of individual nodes on the SOM map, then at the level of the entire sample. A freelance observation is defined as deviating at both stages.

Verification of the proposed algorithm was carried out on a set of environmental monitoring data. The algorithm revealed observations corresponding to documented emergency discharges and emergencies, which confirms its practical significance.

The algorithm is reproducible, scalable, allows working with data of various nature and can be integrated into environmental monitoring systems for data analysis. The presented implementation demonstrates the effectiveness of the approach using the example of an environmental monitoring task, which confirms its applicability to solving practical problems.

Keywords: emergency situations, environmental monitoring, detection of deviations, Kohonen self-organizing maps, k nearest neighbors method, multidimensional data, cluster analysis

For citation: Patrikeev D.N., Tarantseva K.R. An algorithm for early detection of monitoring data deviations arising out of natural or man-made emergencies // Problemy upravleniya riskami v tekhnosfere = Problems of risk management in the technosphere. 2026. № 3 (79). P. 160–170. DOI: 10.61260/1998-8990-2026-3-160-170

Введение

Задача раннего выявления отклонений данных мониторинга, возникающих вследствие техногенных и природных чрезвычайных ситуаций (ЧС), приводящих к нарушению экологической безопасности водных объектов и формированию рисков экологического ущерба, является одной из ключевых для обеспечения безопасности жизнедеятельности человека и актуальна для систем, направленных на контроль состояния водных объектов и предотвращения негативного воздействия на окружающую среду. Традиционные методы обработки гидрохимических данных, например, пороговый, корреляционный анализ, регрессия, из-за роста объёма и сложности данных показывают меньшую эффективность [1–3].

Для решения задач оперативного экологического мониторинга и предупреждения ЧС техногенного и природного характера активно развиваются методы машинного обучения, характеризующиеся, в том числе, ограниченной интерпретируемостью [3, 4]. В частности, метод опорных векторов для одноклассовой классификации требует тщательного подбора гиперпараметров, например, типа ядра и ширины радиальной базисной функции, что существенно влияет на форму разделяющей поверхности, а также характеризуется высокой вычислительной сложностью, что ограничивает его применимость к выборкам большого

объёма [5]. Применение методов на основе оценки плотности распределения, например, DBSCAN и LOF, при анализе неоднородных экологических данных также ограничено из-за необходимости подбора гиперпараметров [6].

Нейросетевой метод самоорганизующихся карт Кохонена (SOM) предназначен для нелинейного снижения размерности и визуализации с сохранением топологических свойств исходных многомерных данных [7], однако визуальное выявление отклонений данных является субъективным процессом без строгого количественного критерия [8]. Одним из способов решения проблемы интерпретации результатов моделирования SOM является комбинирование модели с метрическими методами, в частности, k-ближайших соседей (KNN), основанным на анализе векторных расстояний в многомерном пространстве [9]. Устойчивость такой гибридной модели в существующих реализациях при анализе данных с неоднородной плотностью ограничиваются либо одноэтапным анализом, при котором рассматриваются отклонения данных на уровне отдельных кластеров или на уровне всего набора данных, либо сложной настройкой порогов [10–13].

Целью данного исследования является разработка и программная реализация алгоритма раннего обнаружения отклонений в данных экологического мониторинга от типичных, возникающих вследствие ЧС природного или техногенного характера. Алгоритм ориентирован на повышение уровня экологической безопасности, снижение риска возникновения экологического ущерба и поддержку принятия управленческих решений в системах природоохранного контроля.

Задачи исследования:

1. Разработка архитектуры алгоритма выявления внештатных результатов наблюдений в многомерных данных экологического мониторинга.

2. Реализация двухэтапной процедуры выявления наблюдений, отклоняющихся от типичных: (а) анализ локальных векторных расстояний в пределах узлов SOM для обнаружения внештатных данных внутри кластеров; (б) анализ векторных расстояний по всему набору данных для идентификации наблюдений, удалённых от основной плотности распределения.

3. Разработка механизма выявления внештатных результатов наблюдений.

4. Демонстрация работы алгоритма на реальных многомерных данных экологического мониторинга и оценка его практической применимости с точки зрения выявления экологически значимых отклонений и устойчивости к неоднородной плотности данных.

Материалы и методы исследования

Разработанный алгоритм обнаружения внештатных результатов наблюдений в многомерных данных экологического мониторинга состоит из последовательных этапов: предварительная обработка данных, создание и обучение самоорганизующейся карты Кохонена, двухэтапный (в пределах кластеров, а также по всему набору данных) анализ методом KNN (рис. 1).

Для обучения и тестирования разработанного алгоритма использовались реальные данные экологического мониторинга, позволяющие оценить работу алгоритма по выявлению внештатных изменений в условиях реального распределения значений. Исходные данные мониторинга поверхностных вод, взятые из официальных открытых источников для Верхневолжского бассейнового округа за период с 2011 до 2023 гг. [14], представляют собой матрицу X размером количество наблюдений (n_samples) на количество показателей (n_features), где каждая строка представляет собой вектор наблюдения в пространстве признаков. Для корректной работы алгоритмов, основанных на векторных расстояниях, выполняется стандартизация, то есть приведение значений показателей к нулевому среднему и единичной дисперсии.

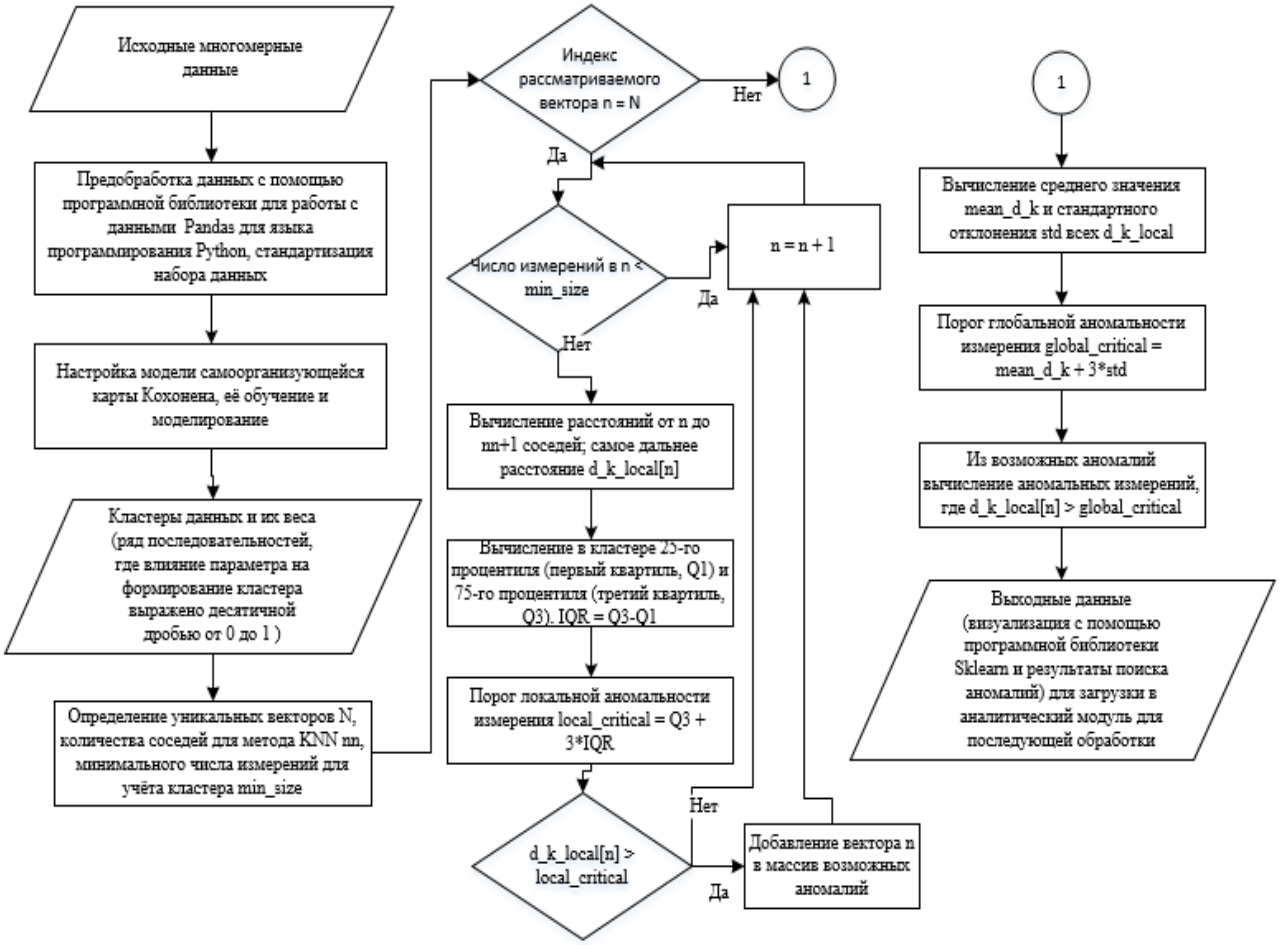


Рис. 1. **Схема алгоритма выявления внештатных измерений в данных экологического мониторинга**

Карта SOM представляет собой решётку, размерностью (X, Y) нейронов, каждому из которых присвоен весовой вектор w_i такой же размерности, что и входные данные. В ходе обучения для каждого входного вектора находится нейрон-активатор (BMU) с наименьшим евклидовым расстоянием до весового вектора нейрона, после чего вес BMU и соседних нейронов итеративно корректируются в направлении входного вектора. В результате наблюдения со схожими характеристиками проецируются в близкие или тот же узел карты, сохраняя топологию исходного пространства [8, 9]. Все наблюдения, попавшие в один узел карты, образуют кластер.

Для интерпретации результатов по завершению работы алгоритма генерируются цветовые карты: количества наблюдений в кластерах, плотности внештатных наблюдений; выходные данные сохраняются в заданном формате документа (например, .xlsx) вместе с их исходными признаками и метаданными (идентификатор пробы, координаты, дата) для последующего анализа.

Используемые параметры алгоритма: размер карты SOM (6x6), количество стандартных отклонений для определения порога (3) [15], количество соседей k (5), минимальный размер кластера для локального анализа (1), коэффициенты строгости для локального (3) и глобального (3) анализа были подобраны итеративно в ходе серии вычислительных экспериментов на основе плотности данных, количества ложно положительных и ложно отрицательных срабатываний алгоритма.

Результаты исследования и их обсуждение

Экспериментальная проверка разработанного алгоритма проводилась на реальном наборе многомерных данных экологического мониторинга. Исходные данные были получены из ежегодных государственных докладов о состоянии и охране окружающей среды Российской Федерации, а также из открытых баз данных гидрохимического мониторинга поверхностных водных объектов [14]. Входной массив данных содержал значения концентраций широкого спектра загрязняющих веществ (сульфаты, хлориды, фтор, железо, нитраты, тяжелые металлы и др.). После предварительной обработки данных в анализ было включено 40 364 наблюдения, описывающих гидрохимические показатели водных объектов городов России в период с 2011 по 2023 год.

На рис. 2 представлена цветовая карта, отображающая количество проб, попавших в каждый узел (нейрон) карты. Распределение плотности оказалось неравномерным: большинство наблюдений сконцентрировалась в нескольких узлах, формируя области, соответствующие наиболее часто встречающимся, «фоновым» состояниям. Одновременно с этим были выявлены узлы с малым количеством присвоенных им проб, что указывает на существование в данных редких, нетипичных комбинаций значений показателей.

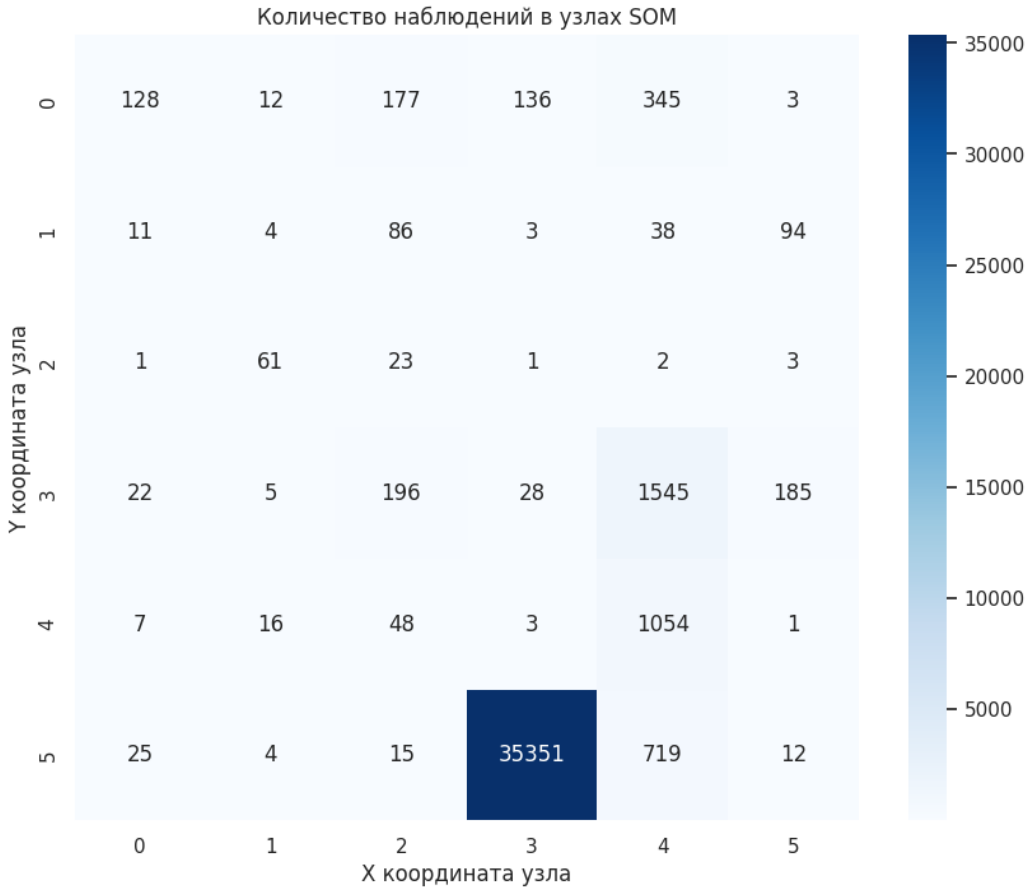


Рис. 2. **Цветовая карта распределения наблюдений на карте SOM**

К данным, сгруппированным по узлам SOM, был применён двухэтапный алгоритм анализа на основе k-ближайших соседей (k=5). В результате работы алгоритма было обнаружено 404 внештатных результатов наблюдений, что составило около 1,0 % от общего числа наблюдений (рис. 3).

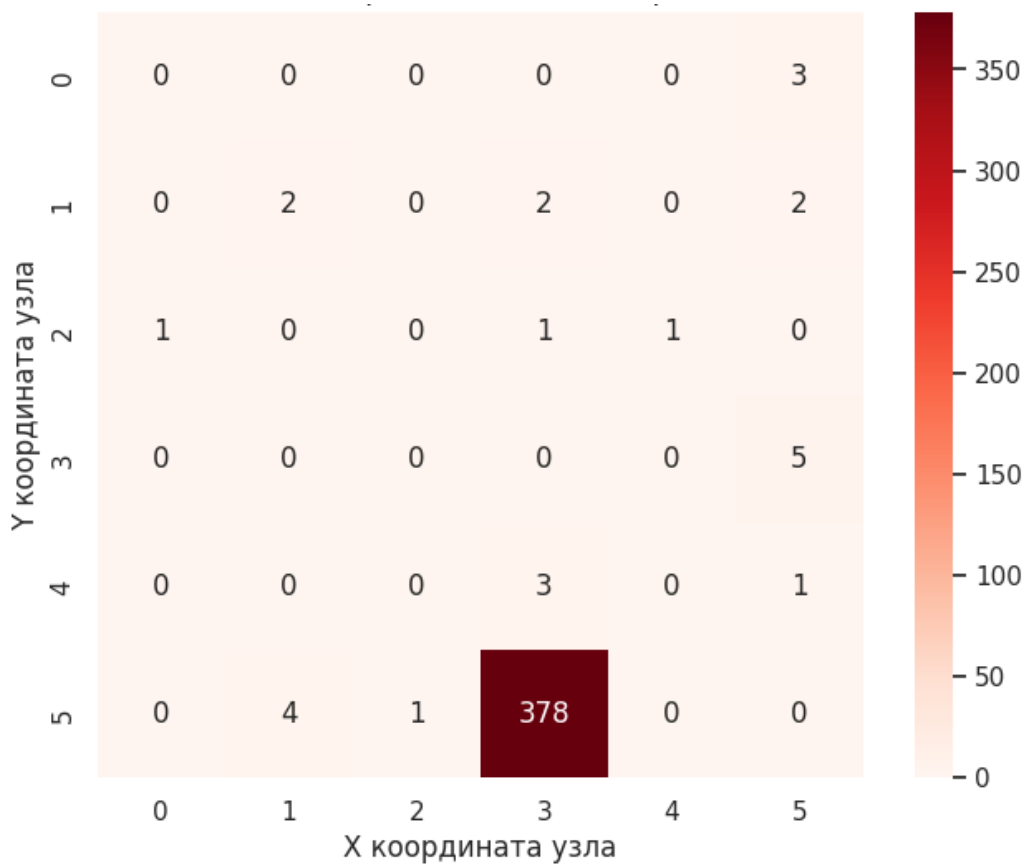


Рис. 3. **Цветовая карта распределения внештатных результатов наблюдений**

Один из узлов содержит 35351 результат наблюдений, из которых 378 классифицировано как внештатные; некоторые узлы содержат только наблюдения, классифицированные как внештатные. Дальнейшие исследования состава кластеров, вклада каждого включенного в кластер показателя в формирование кластерной решётки и выявление наиболее влияющих на классификацию измерений как внештатных, позволит использовать данные для планирования полевых замеров, оценки локальных источников загрязнения и разработки аналитических модулей для систем оперативного мониторинга для обнаружения ЧС и предотвращение экологического ущерба.

Обнаружено, что внештатные изменения преимущественно сосредоточены в двух типах областей. Первый тип – узлы карты с малым числом включённых в них наблюдений, что соответствует представлению об отклонениях данных как об объектах, значительно удалённых от основных кластеров. Второй тип – удалённые от центра области хорошо выраженных кластеров, сохраняющие сходство с типичными пробами, отнесёнными к кластеру, однако отклоняющимися от них.

Среди выявленных внештатных результатов наблюдений встречаются пробы с сильным превышением предельно допустимых концентраций (ПДК) по одному или нескольким показателям, например, по сульфатам (2191,68 мг/дм^3), марганцу (57,96 мг/дм^3) или свинцу (1,001 мг/дм^3); с нетипичным сочетанием концентраций показателей, например, одновременное присутствие в пробе бария, кадмия и меди даже при незначительных превышениях ПДК [16, 17].

Полученные результаты также согласуются с исследованием В.Н. Орешкина и В.Р. Хрисанова, в котором отмечается большая роль кадмия и свинца при оценке загрязнённости участков рек антропогенными сточными водами. Совместное присутствие этих элементов в пробах воды свидетельствует о комплексном загрязнении, характерном для промышленных и коммунально-бытовых стоков [18]. Авторы также указывают, что оценка уровня техногенного влияния на участках рек, удалённых от источников загрязнения,

где концентрации загрязнителей снижаются до минимальных уровней, близких к фоновым, затруднена [18].

Предложенный в настоящей работе алгоритм может помочь преодолеть это ограничение.

Алгоритм успешно определил пробы, связанные с документально подтверждёнными внештатными ситуациями, например, пробу из Чувашской Республики (2019 г.)[1] с чрезмерно высокой концентрацией ртути (3 мг/дм³), что соответствует сообщениям об утечке; серию проб из Вологодской обл. (2023 г.)[2] с повышенным содержанием марганца, фторидов, свинца и хлоридов, что согласуется с данными официального доклада о несанкционированных сбросах сточных вод.

Алгоритм также позволил определить как «внештатные» результаты проб из р. Кашинка (2022–2023 гг.) [19], демонстрирующие резкий скачок концентраций нефтепродуктов (суммарно) (12 мг/дм^3), цинка, кадмия и меди по сравнению с фоновыми значениями 2016 г. Такие изменения указывают на появление нового локального источника загрязнений: утечки или аварийные выбросы из автозаправочных станций, транспортных магистралей или других объектов инфраструктуры.

Количество выявленных отклонений и узлов, не содержащих отклонений (64 %), было постоянным на протяжении нескольких экспериментов, что говорит об устойчивости метода и низком уровне ложных срабатываний при работе с реальными экологическими данными, что критически важно для внедрения в системы оперативного мониторинга.

Результаты обработки алгоритмом могут служить основой для оптимизации перечня приоритетных проб и расположения точек отбора проб. Для водных объектов, где наблюдения помечаются как «внештатные», может требоваться увеличить частоту и количество точек отбора проб, а для водных объектов с минимальной долей внештатных изменений – сократить периодичность контроля.

Алгоритм может быть адаптирован для контроля технологических процессов на производственных предприятиях, например, для анализа данных с датчиков оборудования с целью выявления предаварийных состояний [20, 21].

Дальнейшие исследования необходимо направить на включение временной динамики и сезонных компонент в вектор анализируемых признаков, чтобы снизить уровень ложных срабатываний. Перспективным направлением является переход к прогнозированию концентраций и раннему предупреждению ЧС техногенного и природного характера на основе анализа динамики показателей.

Заключение

1. Разработан и реализован алгоритм раннего выявления отклонений в многомерных данных, возникающих вследствие техногенных и природных ЧС.

2. Предложенный алгоритм верифицирован на реальных гидрохимических данных и может быть интегрирован в системы экологического мониторинга для анализа данных.

3. Результативность алгоритма проверена на данных, полученных из официальных государственных отчётов [14] и сопоставлена с результатами исследований других авторов. Подтверждена достоверность полученных результатов [18][3,4].

[1] Новостной портал «Про Город». Чебоксары, 2019. URL: https://pg21.ru/news/59704 (дата обращения: 04.12.2025)

[2] Правительство Вологодской области. Департамент природных ресурсов, лесного и охотничьего хозяйства: доклад о состоянии и охране окружающей среды Вологодской области в 2023 г. Вологда, 2024. 218 с.

[3] Новостной портал «Про Город». Чебоксары, 2019. URL: https://pg21.ru/news/59704 (дата обращения: 04.12.2025)

[4] Правительство Вологодской области. Департамент природных ресурсов, лесного и охотничьего хозяйства: доклад о состоянии и охране окружающей среды Вологодской области в 2023 г. Вологда, 2024.

4. Обоснована применимость алгоритма в системах экологического мониторинга для автоматизированного выявления внештатных наблюдениях, сигнализирующих о возникновении или угрозе ЧС природного и техногенного характера. Алгоритм может быть использован для оптимизации сети точек отбора проб и адаптирован для систем контроля технологических процессов оборудования [19, 20].

5. Показаны основные направления дальнейших исследований в области совместного использования самоорганизующихся карт Кохонена и метода k-ближайших соседей в системах экологического мониторинга.

Список источников

1. Патрикеев Д.Н., Таранцева К.Р. Анализ загрязнителей водных экосистем в текстильной промышленности и мер их мониторинга // Экологические проблемы природных и урбанизированных территорий: материалы XIV Междунар. науч.-практ. конф. Астрахань: Астраханский государственный университет им. В.Н. Татищева, 2025. С. 385–390. EDN: LNUSAI.

2. A critical review on textile wastewater treatments: possible approaches / C.R. Holkar [et al.] // Journal of environmental management. 2016. Vol. 182. P. 351–366. DOI: 10.1016/j.jenvman.2016.07.090

3. Современные научные и методические подходы к мониторингу водных объектов и сточных вод: научный обзор / О.В. Киёк [и др.] // Экология человека. 2025. № 9. С. 616–627. DOI: 10.17816/humeco690078

4. Yaseen D.A., Scholz M. Textile dye wastewater characteristics and constituents of synthetic effluents: a critical review // International journal of environmental science and technology. 2019. Vol. 16. № 2. P. 1193–1226. DOI: 10.1007/s13762-018-2130-z

5. Licen S., Astel A., Tsakovski S. Self-organizing map algorithm for assessing spatial and temporal patterns of pollutants in environmental compartments: A review // Science of The Total Environment. 2023. Vol. 878. P. 163084. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2023.163084

6. Tian J., Azarian M.H., Pecht M. Anomaly detection using self-organizing maps-based k-nearest neighbor algorithm // PHM Society European Conference. 2014. Vol. 2. № 1. DOI: 10.36001/phme.2014.v2i1.1554

7. Assafo M., Langendoerfer P. Self-Organizing Map Applications for Predictive Maintenance: A Review // Authorea Preprints. 2024. DOI: 10.1109/ICPS65515.2025.11087894

8. Anomaly Detection on Abrupt Climate Change Using AI Techniques / M.H. Jawad [et al.] // International Conference on Emerging Trends in AI and Computational Technologies. Cham: Springer Nature Switzerland. 2024. P. 61–71. DOI: 10.1007/978-3-031-89960-7_5

9. Liu Z.L. Anomaly detection // Artificial Intelligence for Engineers: Basics and Implementations. Cham: Springer Nature Switzerland. 2025. P. 293–316. DOI: 10.1007/978-3-031-75953-6_12

10. Pawar P.P., Phadke A.C. A survey on different techniques for anomaly detection // International Conference on Computational Intelligence. Singapore: Springer Nature Singapore, 2022. P. 365–380. DOI: 10.1007/978-981-99-2854-5_31

11. Yasir Abdullah R., Mary Posonia A., Barakkath Nisha U. An Enhanced Anomaly Forecasting in Distributed Wireless Sensor Network Using Fuzzy Model // International Journal of Fuzzy Systems. 2022. Vol. 24. № 7. P. 3327–3347. DOI: 10.1007/s40815-022-01349-1

12. Statistical approaches for establishing appropriate immunogenicity assay cut points: impact of sample distribution, sample size, and outlier removal / J. Garlits [et al.] // The AAPS Journal. 2023. Vol. 25. № 3. P. 37. DOI: 10.1208/s12248-023-00806-5

218 с.

13. Bhuvana R., Maheshwari S., Sasikala S. Outliers-Detection & Implementation Using Machine Learning Algorithm // 13th International Conference on System Modeling & Advancement in Research Trends (SMART). IEEE. 2024. P. 235–238. DOI: 10.1109/SMART63812.2024.10882474

14. Комплект данных для прогнозирования загрязнения водных объектов на основе использования нейросетевых моделей: свидетельство о регистрации базы данных № 2025623540 Рос. Федерация / Патрикеев Д.Н.; заявитель Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Пензенский государственный технологический университет». № 2025623144; заявл. 15.07.2025; опубл. 28.08.2025.

15. Игнатьев Н.А., Турсунмуротов Д.Х. Об эффективности метрических алгоритмов распознавания на базе k ближайщих соседей // Проблемы вычислительной и прикладной математики. 2024. № 4 (58). С. 117–125.

16. Ayejoto D.A., Egbueri J.C. Human health risk assessment of nitrate and heavy metals in urban groundwater in Southeast Nigeria // Ecological Frontiers. 2024. Vol. 44. № 1. P. 60–72. DOI: 10.1016/j.chnaes.2023.06.008

17. Significantly enhanced effects of heavy metals on the toxicity, bioconcentration and biomagnification under combined exposure / Q. Cheng [et al.] // Comparative Biochemistry and Physiology Part C: Toxicology & Pharmacology. 2025. P. 110346. DOI: 10.1016/j.cbpc.2025.110346

18. Орешкин В.Н., Хрисанов В.Р. О распространённости фоновых и техногенно-зависимых концентраций тяжёлых металлов в речных водах // Жизнь Земли. 2024. Т. 46. № 4. С. 406–417. DOI: 10.29003/m4330.0514-7468.2020_46_4/406-417

19. Миронова К.В., Савватеева О.А., Денисова Е.А. Воздействие на поверхностные воды территории г. Кашин и оценка их состояния // Международный студенческий научный вестник. 2016. № 3-4. С. 25. EDN: WXAXRT.

20. Плетенкова А.Д., Соколов А.Н. Применение двухэтапного метода кластеризации на основе самоорганизующейся карты Кохонена для обнаружения аномалий в синтетических наборах данных // Вестник УрФО. Безопасность в информационной сфере. 2024. Т. 4. № 54. С. 49–60. DOI: 10.14529/secur240406

21. Cybersecurity analysis of an electric vehicle based on its performance using hybrid KNN-SOM-DT model / R. Gomathi [et al.] // Hybrid and Advanced Technologies. CRC Press. 2025. P. 155–160. DOI: 10.1201/9781003559115-27

References

1. Patrikeev D.N., Taranceva K.R. Analiz zagryaznitelej vodnyh ekosistem v tekstil'noj promyshlennosti i mer ih monitoringa // Ekologicheskie problemy prirodnyh i urbanizirovannyh territorij: materialy XIV Mezhdunar. nauch.-prakt. konf. Astrahan': Astrahanskij gosudarstvennyj universitet im. V.N. Tatishcheva, 2025. S. 385–390. EDN: LNUSAI.

2. A critical review on textile wastewater treatments: possible approaches / C.R. Holkar [et al.] // Journal of environmental management. 2016. Vol. 182. P. 351–366. DOI: 10.1016/j.jenvman.2016.07.090

3. Sovremennye nauchnye i metodicheskie podhody k monitoringu vodnyh ob"ektov i stochnyh vod: nauchnyj obzor / O.V. Kiyok [i dr.] // Ekologiya cheloveka. 2025. № 9. S. 616–627. DOI: 10.17816/humeco690078

4. Yaseen D.A., Scholz M. Textile dye wastewater characteristics and constituents of synthetic effluents: a critical review // International journal of environmental science and technology. 2019. Vol. 16. № 2. P. 1193–1226. DOI: 10.1007/s13762-018-2130-z

5. Licen S., Astel A., Tsakovski S. Self-organizing map algorithm for assessing spatial and temporal patterns of pollutants in environmental compartments: A review // Science of The Total Environment. 2023. Vol. 878. P. 163084. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2023.163084

6. Tian J., Azarian M.H., Pecht M. Anomaly detection using self-organizing maps-based k-nearest neighbor algorithm // PHM Society European Conference. 2014. Vol. 2. № 1. DOI: 10.36001/phme.2014.v2i1.1554

7. Assafo M., Langendoerfer P. Self-Organizing Map Applications for Predictive Maintenance: A Review // Authorea Preprints. 2024. DOI: 10.1109/ICPS65515.2025.11087894

8. Anomaly Detection on Abrupt Climate Change Using AI Techniques / M.H. Jawad [et al.] // International Conference on Emerging Trends in AI and Computational Technologies. Cham: Springer Nature Switzerland. 2024. P. 61–71. DOI: 10.1007/978-3-031-89960-7_5

9. Liu Z.L. Anomaly detection // Artificial Intelligence for Engineers: Basics and Implementations. Cham: Springer Nature Switzerland. 2025. P. 293–316. DOI: 10.1007/978-3-031-75953-6_12

10. Pawar P.P., Phadke A.C. A survey on different techniques for anomaly detection // International Conference on Computational Intelligence. Singapore: Springer Nature Singapore, 2022. P. 365–380. DOI: 10.1007/978-981-99-2854-5_31

11. Yasir Abdullah R., Mary Posonia A., Barakkath Nisha U. An Enhanced Anomaly Forecasting in Distributed Wireless Sensor Network Using Fuzzy Model // International Journal of Fuzzy Systems. 2022. Vol. 24. № 7. P. 3327–3347. DOI: 10.1007/s40815-022-01349-1

12. Statistical approaches for establishing appropriate immunogenicity assay cut points: impact of sample distribution, sample size, and outlier removal / J. Garlits [et al.] // The AAPS Journal. 2023. Vol. 25. № 3. P. 37. DOI: 10.1208/s12248-023-00806-5

13. Bhuvana R., Maheshwari S., Sasikala S. Outliers-Detection & Implementation Using Machine Learning Algorithm // 13th International Conference on System Modeling & Advancement in Research Trends (SMART). IEEE. 2024. P. 235–238. DOI: 10.1109/SMART63812.2024.10882474

14. Komplekt dannyh dlya prognozirovaniya zagryazneniya vodnyh ob"ektov na osnove ispol'zovaniya nejrosetevyh modelej: svidetel'stvo o registracii bazy dannyh № 2025623540 Ros. Federaciya / Patrikeev D.N.; zayavitel' Federal'noe gosudarstvennoe byudzhetnoe obrazovatel'noe uchrezhdenie vysshego obrazovaniya «Penzenskij gosudarstvennyj tekhnologicheskij universitet». № 2025623144; zayavl. 15.07.2025; opubl. 28.08.2025.

15. Ignat'ev N.A., Tursunmurotov D.H. Ob effektivnosti metricheskih algoritmov raspoznavaniya na baze k blizhajshchih sosedej // Problemy vychislitel'noj i prikladnoj matematiki. 2024. № 4 (58). S. 117–125.

16. Ayejoto D.A., Egbueri J.C. Human health risk assessment of nitrate and heavy metals in urban groundwater in Southeast Nigeria // Ecological Frontiers. 2024. Vol. 44. № 1. P. 60–72. DOI: 10.1016/j.chnaes.2023.06.008

17. Significantly enhanced effects of heavy metals on the toxicity, bioconcentration and biomagnification under combined exposure / Q. Cheng [et al.] // Comparative Biochemistry and Physiology Part C: Toxicology & Pharmacology. 2025. P. 110346. DOI: 10.1016/j.cbpc.2025.110346

18. Oreshkin V.N., Hrisanov V.R. O rasprostranyonnosti fonovyh i tekhnogenno-zavisimyh koncentracij tyazhyolyh metallov v rechnyh vodah // Zhizn' Zemli. 2024. T. 46. № 4. S. 406–417. DOI: 10.29003/m4330.0514-7468.2020_46_4/406-417

19. Mironova K.V., Savvateeva O.A., Denisova E.A. Vozdejstvie na poverhnostnye vody territorii g. Kashin i ocenka ih sostoyaniya // Mezhdunarodnyj studencheskij nauchnyj vestnik. 2016. № 3-4. S. 25. EDN: WXAXRT.

20. Pletenkova A.D., Sokolov A.N. Primenenie dvuhetapnogo metoda klasterizacii na osnove samoorganizuyushchejsya karty Kohonena dlya obnaruzheniya anomalij v sinteticheskih naborah dannyh // Vestnik UrFO. Bezopasnost' v informacionnoj sfere. 2024. T. 4. № 54. S. 49–60. DOI: 10.14529/secur240406

21. Cybersecurity analysis of an electric vehicle based on its performance using hybrid KNN-SOM-DT model / R. Gomathi [et al.] // Hybrid and Advanced Technologies. CRC Press. 2025. P. 155–160. DOI: 10.1201/9781003559115-27

Информация о статье:
Статья поступила в редакцию: 20.04.2026; одобрена после рецензирования: 11.06.2026;
принята к публикации: 13.07.2026

The information about article:
The article was submitted to the editorial office: 20.04.2026; approved after review: 11.06.2026;
accepted for publication: 13.07.2026

Информация об авторах:
Патрикеев Денис Николаевич, ассистент кафедры «Прикладная информатика» Пензенского государственного технологического университета (440039, Пензенская обл., г. Пенза, ул. Байдукова проезд/Гагарина, д. 1а/11), e-mail: patrikeevdn@list.ru, https://orcid.org/0009-0009-2883-7359, SPIN-код: 4039-4139
Таранцева Клара Рустемовна, заведующая кафедрой биотехнологий и техносферной безопасности Пензенского государственного технологического университета (440039, Пензенская обл., г. Пенза, ул. Байдукова проезд/Гагарина, д. 1а/11), доктор технических наук, профессор, e-mail: krtar2018@bk.ru, https://orcid.org/0000-0002-1313-6826, SPIN-код: 6169-8590

Information about authors:
Patrikeev Denis N., assistant professor of the department of applied informatics of Penza state technological university (440039, Penza region, Penza city, Baidukova proezd/Gagarina st, 1a/11), e-mail: patrikeevdn@list.ru, https://orcid.org/0009-0009-2883-7359, SPIN: 4039-4139
Tarantseva Klara R., head of the department of biotechnology and technosphere safety of Penza state technological university (440039, Penza region, Penza city, Baidukova proezd/Gagarina st., 1a/11), doctor of technical sciences, professor, e-mail: krtar2018@bk.ru, https://orcid.org/0000-0002-1313-6826, SPIN: 6169-8590