

НОВЫЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНЫЕ ТЕХНОЛОГИИ NEW EDUCATIONAL TECHNOLOGIES

Научная статья
УДК 656.61
<https://doi.org/10.24143/2073-1574-2024-2-123-130>
EDN HSGNGL

Кластеризация научных публикаций по морскому автономному надводному судовождению для выявления кластеров ключевых слов

*Нелли Алексеевна Седова[✉], Наталья Георгиевна Левченко,
Виктор Александрович Седов*

*Морской государственный университет имени адмирала Г. И. Невельского,
Владивосток, Россия, nellyfish81@mail.ru[✉]*

Аннотация. Предложен подход к структурированию научных публикаций на примере научных работ по морскому автономному надводному судовождению, позволяющий провести интеллектуальный анализ данных с кластеризацией и визуализацией основных ключевых слов и словосочетаний, связанных с обозначенной тематикой. В качестве источника для получения данных использовался ресурс российской научной электронной библиотеки eLIBRARY.RU. Собраны сведения по 534 релевантным научным публикациям за период с 2013 до начала 2024 года издания, содержащие название работы, год издания, список авторов и их аффилиацию, ключевые слова и словосочетания и т. д. Сформирована база данных для интеллектуального анализа, содержащая 1304 ключевых слова или словосочетания, указанных авторами научных публикаций как относящихся к выбранной тематике. Интеллектуальный анализ данных проведен с использованием пакета программного обеспечения с открытым исходным кодом для визуализации и анализа связанных данных Gephi, результаты обработки представлены в виде неориентированных графов. Приведены полученные неориентированные графы, а также указаны характеристики определенных графов при различных параметрах ядра. Выявлены кластеры ключевых слов или словосочетаний и связи между ними, демонстрирующие актуальные тенденции развития выбранного научного направления. С появлением новых научных публикаций по морскому автономному надводному судовождению графы будут изменяться, фиксируя новые связи между указываемыми авторами научных публикаций, ключевыми словами и словосочетаниями. Подобный подход к обработке данных может оказаться полезным студентам, аспирантам и научным работникам для выявления пула ключевых слов и словосочетаний, на которые необходимо обратить свое внимание при изучении указанной тематики.

Ключевые слова: интеллектуальный анализ, морское автономное надводное судно, неориентированный граф, кластер, автономное судовождение

Для цитирования: Седова Н. А., Левченко Н. Г., Седов В. А. Кластеризация научных публикаций по морскому автономному надводному судовождению для выявления кластеров ключевых слов // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Морская техника и технология. 2024. № 2. С. 123–130. <https://doi.org/10.24143/2073-1574-2024-2-123-130>. EDN HSGNGL.

Original article

Clustering of scientific publications on marine autonomous surface navigation to identify clusters of keywords

Nelly A. Sedova[✉], Natalya G. Levchenko, Viktor A. Sedov

*Maritime State University named after admiral G. I. Nevelskoy,
Vladivostok, Russia, nellyfish81@mail.ru[✉]*

Abstract. An approach to structuring scientific publications is proposed using the example of scientific works on marine autonomous surface navigation, which allows for data mining with clustering and visualization of the main keywords and phrases related to the designated topic. The resource of the Russian scientific electronic library was used as a source for obtaining data eLIBRARY.RU. Information has been collected on 534 relevant scientific publications for the period from 2013 to the beginning of 2024, containing the title of the work, the year of publication, the list of authors and their affiliation, keywords and phrases, etc. A database for intellectual analysis has been formed, containing 1304 keywords or phrases indicated by the authors of scientific publications related to the selected topic. Data mining was performed using an open source software package for visualization and analysis of related data Gephi. The processing results are presented in the form of undirected graphs. The undirected graphs obtained are presented, and the characteristics of certain graphs for various kernel parameters are indicated. Clusters of keywords or phrases and connections between them have been identified, demonstrating current trends in the development of the chosen scientific field. With the advent of new scientific publications on marine autonomous surface navigation, the graphs will change, fixing new connections between the authors of scientific publications, key words and phrases. Such an approach to data processing may be useful for students, graduate students and researchers to identify a pool of keywords and phrases that need to be paid attention to when studying this topic.

Keywords: intelligent data analysis, maritime autonomous vessel, undirected graph, cluster, autonomous navigation

For citation: Sedova N. A., Levchenko N. G., Sedov V. A. Clustering of scientific publications on marine autonomous surface navigation to identify clusters of keywords. *Vestnik of Astrakhan State Technical University. Series: Marine engineering and technologies.* 2024;2:123-130. (In Russ.). <https://doi.org/10.24143/2073-1574-2024-2-123-130>. EDN HSGNGL.

Введение

Задачи разработки и применения автономных объектов в логистике, в сфере услуг, на транспорте, во многих производственных процессах в различных отраслях промышленности становятся все более популярными и востребованными, в том числе и в направлении создания морских автономных надводных судов (МАНС), в частности морских автономных и безэкипажных надводных судов. Данное направление в последние годы стало одним из стремительно развивающихся и перспективных, этой тематике посвящено значительное число научных исследований. К ним можно отнести и концепции создания и тестирования как МАНС, так и их элементов, и нормативно-правовые проблемы, которые возникают в процессе эксплуатации МАНС, причины возникновения такого рода проблем и ряд других. Большое внимание уделяется формированию международно-правовой системы регулирования деятельности и эксплуатации МАНС, которую разрабатывает Международная морская организация, проводится анализ отечественного и зарубежного опыта подготовки операторов МАНС. Таким образом, растет круг тематик и число научных публикаций, посвященных МАНС. Ориентироваться в тематиках научных публикаций по автономному и безэкипажному судоводению с ростом их числа и разнообразия становится все сложнее. Соответственно, возникла насущная необходимость в использовании инструмента, который способен структурировать имеющиеся научные публикации, отражающие результаты научных исследований в областях, тесно связанных с тематиками по созданию, эксплуатации и тестированию автономных (в том числе безэкипажных) морских судов и других плавательных средств.

Для анализа связанных данных в настоящее время

направлений Data Science – графовые методы анализа. Такие методы анализа направлены на изучение взаимосвязей между различными объектами, в них исследуется структура графа и выявляются неочевидные зависимости. Эти методы не привязаны к широкому набору отраслей. Так, в работе [1] предлагается граф знаний по поиску библиотек ML/DL, оптимальных для пользовательских задач по выбранным критериям. В работе [2] описана сетевая графовая модель, способная прогнозировать тенденции фондового рынка, а в [3] – новый подход на основе графового анализа для классификации изображений с несколькими метками.

Наиболее популярными в настоящее время инструментами для графового анализа являются компонент GIGRAPH для Excel2016 и пакет программного обеспечения с открытым исходным кодом для визуализации и анализа связанных данных Gephi. Но если первый имеет серьезные ограничения по объему анализируемых данных и его можно рассматривать как инструмент оперативного анализа малого объема данных или репрезентативной выборки, то Gephi предоставляет более широкие возможности для анализа. Gephi является самым известным инструментом для визуализации графов и сетевого анализа и успешно используется для анализа больших данных, выгруженных из социальных сетей, мессенджеров, веб-сайтов [4–10]. При этом подход, связанный с анализом научных публикаций в Gephi, пока исследован недостаточно; например, одним из немногих исследований можно отметить работу автора [11], использующего данные из научной электронной библиотеки eLIBRARY.RU для анализа цитирований. Более подробно с возможностями Gephi можно ознакомиться по результатам работ [12, 13]. Дополнительно хотелось бы отме-

титель, что сетевой метод исследования изучаемой предметной области при помощи визуализации связей между изучаемыми элементами помогает определить, в частности, скрытые и неочевидные связи. Выбранный пакет программного обеспечения имеет широкий набор инструментов и по методам исследования и визуализации анализа.

Формирование множества данных для проведения кластеризации

В качестве источника для получения данных использовался ресурс российской научной электронной библиотеки eLIBRARY.RU. Так, анализируя аннотации и, если возможно, открытые тексты научных публикаций, сформировано множество, содержащее данные по 534 научным публикациям,

отобранным по тематике, связанной с автономными судами, автономным судоходством, в частности безэкипажными объектами водного транспорта. По каждой научной публикации зафиксированы название, год издания научной публикации, список авторов и их аффилиация, ключевые слова и словосочетания, указанные авторами к этой публикации, и ряд другой информации. Научные публикации рассматривались в период с 2013 до начала 2024 года издания (на рис. 1 указано распределение научных публикаций по годам издания). Таким образом, сформирована база данных для интеллектуального анализа, содержащая 1 304 ключевых слова или словосочетания, указанных авторами научных публикаций, относящихся к выбранной тематике.

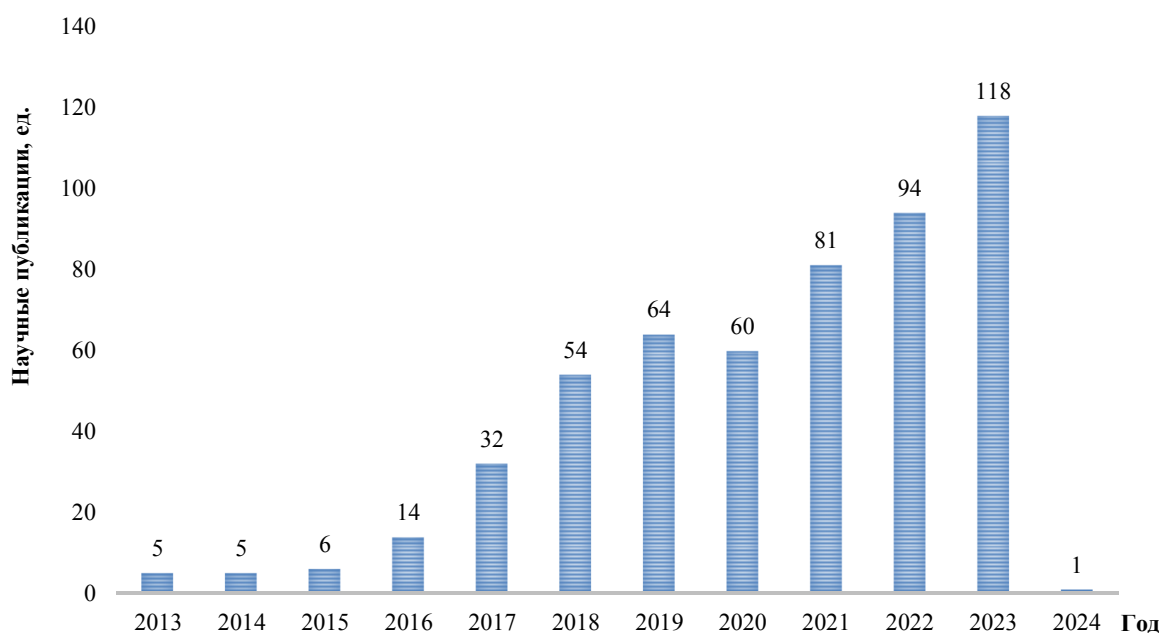


Рис. 1. Распределение научных публикаций по исследуемой тематике по годам

Fig. 1. Distribution of scientific publications by year

Сформированная таким образом база данных обрабатывалась средствами пакета программного обеспечения для сетевого анализа и визуализации с открытым исходным кодом под названием Gephi, способных графически визуализировать связи между объектами в анализируемой выборке.

Построение и анализ неориентированного графа по выделению кластеров ключевых слов и словосочетаний

Алгоритм построения неориентированного графа по выделению кластеров ключевых слов и словосочетаний подразумевает проведение сле-

дующих этапов. На первом этапе каждому из 1 304 ключевых слов или словосочетаний присваивается индивидуальный идентификационный номер от 1 до 1 304, т. е. таким образом формируется 1 304 узла неориентированного графа. На втором этапе для каждой научной публикации из множества в 534 научных публикаций фиксируются ребра, устанавливающие связь между ключевыми словами или словосочетаниями, которые были указаны авторами соответствующих научных публикаций. Таких неориентированных ребер образовалось 3 503. Отметим также, что в единственной публикации было указано одно ключевое словосочетание, поэтому

Седова Н. А., Левченко Н. Г., Седов В. А. Кластеризация научных публикаций по морскому автономному надводному судоводению для выявления кластеров ключевых слов

получившиеся неориентированные графы содержат единственную петлю, т. е. неориентированное ребро из вершины в нее же саму. На третьем этапе осуществлялся выбор алгоритма формирования неориентированного графа и получения характеристик результатов работы алгоритмов. На четвертом этапе средствами пакета Gephi осуществляется кластерный анализ для выявления кластеров ключевых слов или словосочетаний, которые связаны между собой чаще всего.

Для анализа использовался метод укладки графов ForceAtlas 2 (отметим, что для этого примера алгоритмы ForceAtlas, Fruchterman Reingold, Nover-

lap и OpenOrd выдают аналогичные по характеристикам результаты) и параметр K -core (этот параметр указывает, сколько вершин неориентированного графа связано не менее чем с K вершинами графа), равный 8, чтобы исключить ключевые слова или словосочетания, которые реже всего встречаются в научных публикациях. Характеристики полученного неориентированного графа представлены в табл. 1. На основании коэффициента модулярности были определены кластеры в полученном графе, визуальное отображение которых иллюстрирует рис. 2.

Таблица 1

Table 1

Таблица характеристик полученного неориентированного графа при K -core, равном 8

The resulting undirected graph characteristics of with K -core equal to 8

№ характеристики	Разновидность характеристики	Характеристика	Значение в полученном неориентированном графе
1	Средняя степень	Среднее число связей одного ключевого слова или словосочетания	15,038
2	Средняя взвешенная степень	Среднее число связей узла, разделенное на общее число связей в графе	30,615
3	Диаметр графа	Параметр удаленности друг от друга двух максимально удаленных узлов неориентированного графа	3
4	Плотность графа	Отношение числа ребер к максимально возможному	0,295
5	Модулярность	Процент присутствия кластеров ключевого слова или словосочетания внутри графа	0,225
6	Средний коэффициент кластеризации	Степень взаимодействия между собой ближайших соседей узла, т. е. вероятность того, что ближайшие соседи узла будут связаны не только с ним, но и между собой	0,578
7	Средняя длина пути	Определяет среднее число ребер, которые можно пройти в связанных компонентах	1,715

Каждый кластер объединяет те ключевые слова или словосочетания, которые встречаются чаще всего в научных публикациях по заданной тематике. Каждому кластеру был присвоен определенный цвет. Каждой вершине был присвоен размер, зависящий от ее показателя PageRank – чем выше значение этого коэффициента, тем большим размером отображается данная вершина в визуализации. Самой крупной вершиной является вершина, соответствующая ключевому слову «безэкипажное судно» (здесь этот термин включает ключевое словосочетание как в единственном числе, так и во множественном).

Для упрощения восприятия информации на рис. 2 для каждого узла неориентированного графа выведены ключевые слова и словосочетания, расположенные таким образом, чтобы соседние узлы не мешали друг другу.

Приведем также распределение кластеров ключевых слов или словосочетаний, полученное методом Fruchterman Reingold, при этом также используем K -core, равный 8, чтобы исключить ключевые слова или словосочетания с низкой степенью повторяемости (рис. 3).

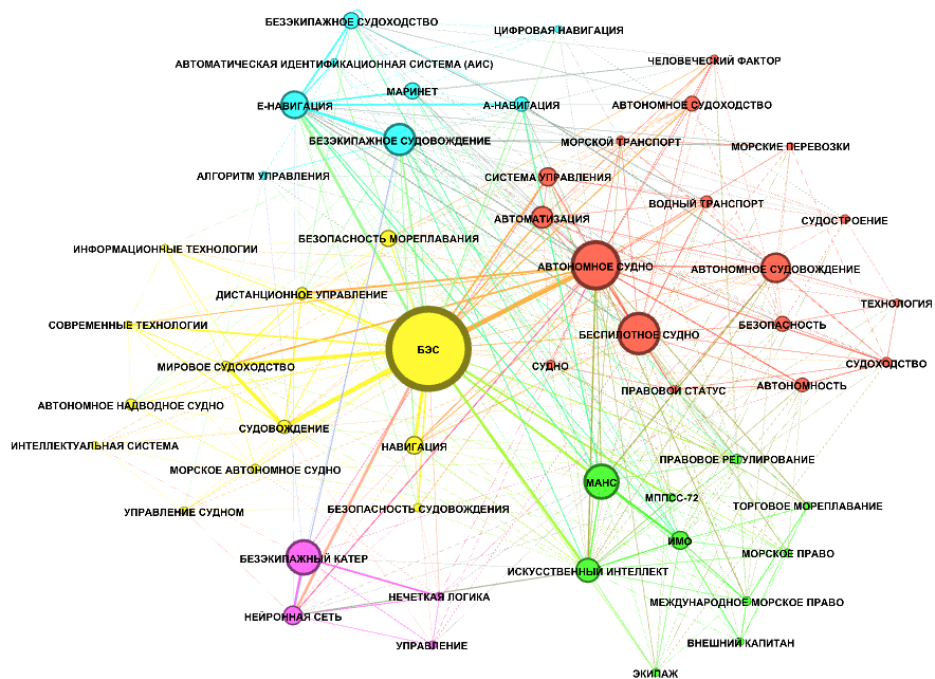


Рис. 2. Визуальное отображение полученных методом ForceAtlas 2 кластеров ключевых слов или словосочетаний, встречающихся чаще всего в научных публикациях по заданной тематике (5 кластеров)

Fig. 2. Visual display of 2 clusters of keywords or phrases obtained by the ForceAtlas method, found most often in scientific publications on a given topic (5 clusters)

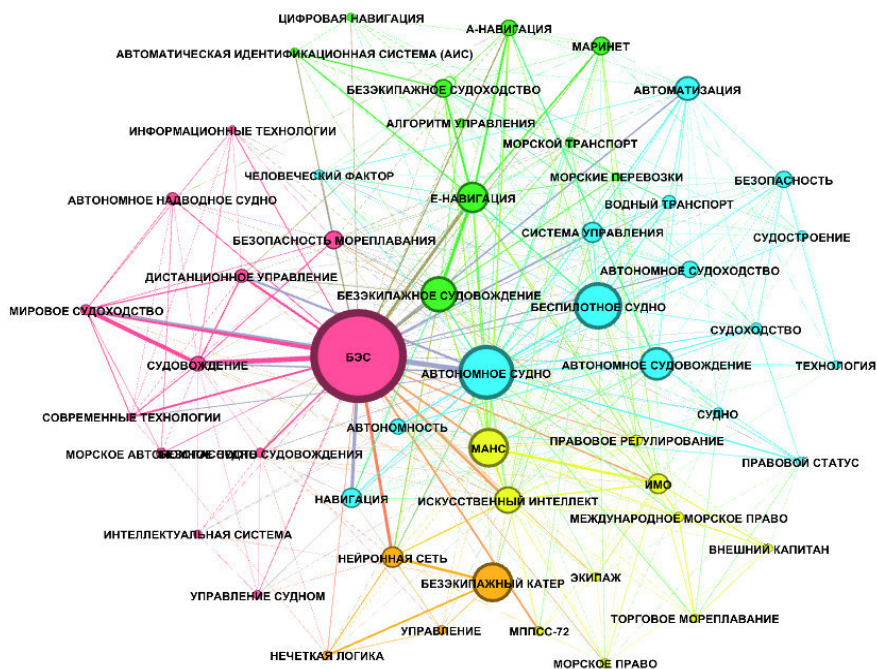


Рис. 3. Визуальное отображение полученных методом Fruchterman Reingold (при K -core, равном 8) кластеров ключевых слов или словосочетаний

Fig. 3. Visual display of clusters of keywords or phrases obtained by the Fruchterman Reingold method (with K -core equal to 8)

Седова Н. А., Левченко Н. Г., Седов В. А. Кластеризация научных публикаций по морскому автономному надводному судовождению для выявления кластеров ключевых слов

Согласно приведенным визуальным представлениям выделяются следующие кластеры. Первый кластер объединяет ключевые слова и словосочетания вокруг ключевого словосочетания «безэкипажное судно», сюда входят понятия, связанные с современными информационными технологиями, используемыми для управления безэкипажным судном. Второй кластер включает в себя ключевые слова и словосочетания, связанные с автономным судоходством («автономное судно», «автономное судовождение», «автономное судоходство», «автономность»), сюда входят публикации, которые освещают вопросы, связанные с обеспечением безопасности движения автономных судов. Третий кластер содержит такие ключевые слова и словосочетания, как «безэкипажное судовождение», «безэкипажное судоходство», а также «А-навигация» и «Е-навигация», соответствующие научные публикации направлены на описание различных программных средств обеспечения цифровой навигации. Четвертый кластер в качестве основного ядра содержит понятие безэкипажного катера, в этом кластере активно используются термины, связанные с применением систем искусственного интеллекта для управления безэкипажными катерами («нейронные сети», «нечеткая логика»). Пятый кластер развернулся вокруг ключевого словосоче-

тания «МАНС», в этот кластер вошли такие ключевые слова и словосочетания, которые описывают нормативно-правовые особенности, определяющие возможности создания, тестирования и эксплуатации морских автономных надводных объектов («правовое регулирование», «международное морское право», «международная морская организация», «морское право»).

Данные по полученным неориентированным графам, соответствующим кластерам ключевых слов и словосочетаний научных публикаций по морскому автономному надводному судоходству, сведены в табл. 2. Диаметр графа (параметр, определяющий число вершин, которые необходимо миновать, чтобы пройти кратчайшим путем между двумя наиболее удаленными вершинами), равный трем, а также значения среднего коэффициента кластеризации (характеризующегося действительным числом, которое принимает нулевое значение, когда вообще отсутствуют кластеры, и единицей, когда граф целиком состоит из не связанных между собой вершин), располагающегося в отрезке [0,5; 0,6], позволяет сделать вывод о том, что наилучшими значениями параметра *K-core*, используемого для построения кластеров неориентированных графов, являются параметры с 6 по 8.

Таблица 2

Table 2

Таблица характеристик неориентированных графов, полученных методом ForceAtlas 2 при различных *K-core*

The undirected graphs characteristics obtained by the ForceAtlas 2 method with different *K-cores*

№ характеристики	Разновидность характеристики	<i>K-core</i> = 1	<i>K-core</i> = 2	<i>K-core</i> = 3	<i>K-core</i> = 4	<i>K-core</i> = 5	<i>K-core</i> = 6	<i>K-core</i> = 7	<i>K-core</i> = 8
1	Средняя степень	4,281	6,836	9,575	11,284	12,63	13,743	14,532	15,038
2	Средняя взвешенная степень	5,6	9,489	14,319	17,686	20,767	23,339	26,38	30,615
3	Диаметр графа	6	4	4	4	4	3	3	3
4	Плотность графа	0,003	0,012	0,032	0,056	0,087	0,127	0,186	0,295
5	Модулярность	0,484	0,401	0,378	0,348	0,291	0,289	0,237	0,225
6	Средний коэффициент кластеризации	0,782	0,8	0,703	0,629	0,552	0,526	0,546	0,578
7	Средняя длина пути	3,067	2,625	2,354	2,232	2,152	2,004	1,877	1,715

Заклучение

Таким образом, осуществлен поиск научных публикаций, относящихся к вопросам, связанным с разработкой и управлением автономными или безэкипажными морскими судами. Проведен интеллектуальный анализ полученных данных, результаты визуализированы в виде неориентированных графов, отображающих кластеры ключевых слов или словосочетаний, наиболее часто встречающихся совместно в научных публикациях, представляющих результаты по созданию, управ-

лению, нормативно-правовому обеспечению автономного и безэкипажного судоходства.

Подобный подход к обработке публикаций позволяет наглядно и доступно визуализировать и кластеризовать взаимосвязи в научных публикациях, отмечая основные тенденции, и может оказаться полезным студентам, аспирантам и научным работникам для выявления основополагающих терминов и понятий, имеющих важнейшее значение в публикациях по выбранной тематике.

Список источников

1. Liu Mingwei, Zhao Chengyuan, Peng Xin, Yu Siming, Wang Haofen, Sha Chaofeng. Task-Oriented ML/DL Library Recommendation based on a Knowledge Graph. *IEEE Transactions on Software Engineering*. 2023. P. 1–16.
2. Huang Kun, Li Xiaoming, Liu Fangyuan, Yang Xiaoping, Yu Wei. ML-GAT: A Multilevel Graph Attention Model for Stock Prediction // *IEEE Access*. 2022. V. 10. P. 86408–86422.
3. Singh Inder, Ghorbel Enjie, Oyedotun Oyebade, Aouada Djamila. Multi Label Image Classification using Adaptive Graph Convolutional Networks (ML-AGCN). 2022. URL: <https://orbilu.uni.lu/handle/10993/51776> (дата обращения: 01.03.2024).
4. Zhansultan A., Sanzhar A., Trigo P. Parallel implementation of force algorithms for graph visualization // *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*. 2021. V. 99. N. 2. P. 503–515.
5. Ammar Kh. A., Kheir A. M. S., Manikas I. Agricultural big data and methods and models for food security analysis – a mini-review // *PeerJ*. 2022. V. 10. P. e13674. DOI: 10.7717/peerj.13674.
6. Marqués-Sánchez P., Pinto-Carral A., Fernández-Villa T., Vázquez-Casares A., Liébana-Presa C., Benítez-Andrades J. A. Identification of cohesive subgroups in a university hall of residence during the COVID-19 pandemic using a social network analysis approach // *Scientific Reports*. 2021. V. 11. N. 1. P. 1–10. DOI: 10.1038/s41598-021-01390-4.
7. Woolley T., Stubbs Ja. R., Sprague E., Suiter A. M., Sarli C. C., Stranden G., Spinella P. C. The publication

impact of the first 100 THOR Network publications by bibliometric and social network analyses // *Transfusion*. 2022. V. 62. P. 1–11. DOI: 10.1111/trf.16956.

8. Bykov I. A., Martyanov D. S. Studying political communities in vk.com with network analysis // *Galactica Media: Journal of Media Studies*. 2021. V. 3. N. 1. P. 64–78. DOI: 10.46539/gmd.v3i1.144.

9. Вронский К. А., Шеленок Е. А. Программный модуль построения социальных графов сообществ сети «ВКонтакте» // *Вестн. Тихоокеан. гос. ун-та*. 2021. № 2 (61). С. 71–80.

10. Улизко М. С., Артамонов А. А., Тукумбетова Р. Р., Антонов Е. В., Васильев М. И. Критические пути распространения информации в сетях // *Науч. визуализация*. 2022. Т. 14. № 2. С. 98–107. DOI: 10.26583/sv.14.2.09.

11. Павлов К. В. Виртуальные реконструкции объектов историко-культурного наследия как научное направление (1996–2020): структура научной коммуникации в контексте анализа цитирований // *Истор. информатика*. 2021. № 3 (37). С. 162–178. DOI: 10.7256/2585-7797.2021.3.36513.

12. Goldmeier J. *Data Smart: Using Data Science to Transform Information into Insight*. John Wiley and Sons, 2023. 448 p.

13. Bastian M., Heymann S., Jacomy M. *Gephi: An Open Source Software for Exploring and Manipulating Networks*. International AAAI Conference on Weblogs and Social Media, North America, 2009. URL: <http://www.aaai.org/ocs/index.php/ICWSM/09/paper/view/154> (дата обращения: 05.02.2023).

References

1. Liu Mingwei, Zhao Chengyuan, Peng Xin, Yu Siming, Wang Haofen, Sha Chaofeng. Task-Oriented ML/DL Library Recommendation based on a Knowledge Graph. *IEEE Transactions on Software Engineering*. 2023. Pp. 1-16.
2. Huang Kun, Li Xiaoming, Liu Fangyuan, Yang Xiaoping, Yu Wei. ML-GAT: A Multilevel Graph Attention Model for Stock Prediction. *IEEE Access*, 2022, vol. 10, pp. 86408-86422.
3. Singh Inder, Ghorbel Enjie, Oyedotun Oyebade, Aouada Djamila. *Multi Label Image Classification using Adaptive Graph Convolutional Networks (ML-AGCN)*. 2022. Available at: <https://orbilu.uni.lu/handle/10993/51776> (accessed: 01.03.2024).

4. Zhansultan A., Sanzhar A., Trigo P. Parallel implementation of force algorithms for graph visualization. *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 2021, vol. 99, no. 2, pp. 503-515.

5. Ammar Kh. A., Kheir A. M. S., Manikas I. Agricultural big data and methods and models for food security analysis – a mini-review. *PeerJ*, 2022, vol. 10, p. e13674. DOI: 10.7717/peerj.13674.

6. Marqués-Sánchez P., Pinto-Carral A., Fernández-Villa T., Vázquez-Casares A., Liébana-Presa C., Benítez-Andrades J. A. Identification of cohesive sub-groups in a university hall of residence during the COVID-19 pandemic using a social network analysis approach. *Scientific Re-*

ports, 2021, vol. 11, no. 1, pp. 1-10. DOI: 10.1038/s41598-021-01390-4.

7. Woolley T., Stubbs Ja. R., Sprague E., Suiter A. M., Sarli C. C., Strandenes G., Spinella P. C. The publication impact of the first 100 THOR Network publications by bibliometric and social network analyses. *Transfusion*, 2022, vol. 62, pp. 1-11. DOI: 10.1111/trf.16956.

8. Bykov I. A., Martyanov D. S. Studying political communities in vk.com with network analysis. *Galactica Media: Journal of Media Studies*, 2021, vol. 3, no. 1, pp. 64-78. DOI: 10.46539/gmd.v3i1.144.

9. Vronskii K. A., Shelenok E. A. Programmnyi modul' postroeniia sotsial'nykh grafov soobshchestv seti «Vkontakte» [The software module for building social graphs of Vkontakte network communities]. *Vestnik Tikhookeanskogo gosudarstvennogo universiteta*, 2021, no. 2 (61), pp. 71-80.

10. Ulizko M. S., Artamonov A. A., Tukumbetova R. R., Antonov E. V., Vasil'ev M. I. Kriticheskie puti rasprostraneniia informatsii v setiakh [Critical ways of information dis-

semination in networks]. *Nauchnaia vizualizatsiia*, 2022, vol. 14, no. 2, pp. 98-107. DOI: 10.26583/sv.14.2.09.

11. Pavlov K. V. Virtual'nye rekonstruktsii ob'ektov istoriko-kul'turnogo nasledii kak nauchnoe napravlenie (1996–2020): struktura nauchnoi kommunikatsii v kontekste analiza tsitirovaniia [Virtual reconstructions of historical and cultural Heritage sites as a scientific direction (1996-2020): the structure of scientific communication in the context of citation analysis]. *Istoricheskaia informatika*, 2021, no. 3 (37), pp. 162-178. DOI: 10.7256/2585-7797.2021.3.36513.

12. Goldmeier J. Data Smart: Using Data Science to Transform Information into Insight. *John Wiley and Sons*, 2023. 448 p.

13. Bastian M., Heymann S., Jacomy M. Gephi: An Open Source Software for Exploring and Manipulating Networks. *International AAAI Conference on Weblogs and Social Media, North America, 2009*. Available at: <http://www.aaai.org/ocs/index.php/ICWSM/09/paper/view/154> (accessed: 05.02.2023).

Статья поступила в редакцию 21.03.2024; одобрена после рецензирования 17.04.2024; принята к публикации 24.04.2024
The article was submitted 21.03.2024; approved after reviewing 17.04.2024; accepted for publication 24.04.2024

Информация об авторах / Information about the authors

Нелли Алексеевна Седова – кандидат технических наук, доцент; доцент кафедры автоматических и информационных систем; Морской государственной университет имени адмирала Г. И. Невельского; nellyfish81@mail.ru

Nelly A. Sedova – Candidate of Technical Sciences, Assistant Professor; Assistant Professor of the Department of Automatic and Information Systems; Maritime State University named after admiral G. I. Nevelskoy; nellyfish81@mail.ru

Наталья Георгиевна Левченко – кандидат технических наук, доцент; доцент кафедры автоматических и информационных систем; Морской государственной университет имени адмирала Г. И. Невельского; levchenko@msun.ru

Natalya G. Levchenko – Candidate of Technical Sciences, Assistant Professor; Assistant Professor of the Department of Automatic and Information Systems; Maritime State University named after admiral G. I. Nevelskoy; levchenko@msun.ru

Виктор Александрович Седов – кандидат физико-математических наук, доцент; заведующий кафедрой теоретических основ электротехники; Морской государственной университет имени адмирала Г. И. Невельского; sedov@msun.ru

Viktor A. Sedov – Candidate of Physico-Mathematical Science, Assistant Professor; Head of the Department of Electrotechnic Theoretical Bases; Maritime State University named after admiral G. I. Nevelskoy; sedov@msun.ru

