

Научная статья
УДК 004.882
doi: 10.34822/1999-7604-2022-1-38-45

ИССЛЕДОВАНИЕ РАСПРОСТРАНЕНИЯ ИНФОРМАЦИИ В СЕТЯХ, СТРУКТУРИРОВАННЫХ ИЗ НАБОРА ПРОГНОСТИЧЕСКИХ ТЕРМИНОВ

Олег Русланович Попов^{1✉}, Сергей Олегович Крамаров²

^{1,2}Южный Федеральный университет, Ростов-на-Дону, Россия

¹cs41825@aanet.ru✉, <http://orcid.org/0000-0001-6209-3554>

²maoovo@yandex.ru, <http://orcid.org/0000-0003-3743-6513>

Аннотация. Представлена реализация алгоритма системного исследования методами картирования, визуализации и сетевого анализа сложных сетей, структурированных из набора прогностических терминов, извлеченных из библиографических баз данных. Использована авторская методика выбора терминов на основе матрицы, определяющей уровень зрелости самоорганизующихся интеллектуальных систем. Проведен визуальный кластерный анализ карт терминов, тематически относящихся к перспективным информационным технологиям, выгруженных из базы данных Scopus (глубина поиска – 5 лет). Выполнен анализ общего состояния сети и состояния связей сети по отдельным кластерам. Исследованы свойства сетей по выявлению процессов перколяции при разрыве связей между узлами с уменьшением показателя их центральности и в случайном порядке. Полученные эмпирические данные подтверждают предположение о ключевой роли центральных вершин в процессах распространения информации в терминологической сети. Показано, что в случае комбинации узлов с низкими показателями центральности (< 15), связи явно распадаются, т. е. порог перколяции преодолен при приближении к показателю ≥ 15 % активации узлов сети.

Ключевые слова: информационная система, сложные сети, визуализация, картирование, прогнозируемые технологии, сетевой анализ, библиографическая база данных, уровень зрелости системы, перколяция, термин, кластер

Для цитирования: Попов О. Р., Крамаров С. О. Исследование распространения информации в сетях, структурированных из набора прогностических терминов // Вестник кибернетики. 2022. № 1 (45). С. 38–45. DOI 10.34822/1999-7604-2022-1-38-45.

Original article

THE STUDY OF INFORMATION DISSEMINATION IN NETWORKS ARRANGED FROM A SET OF FORECASTING TERMS

Oleg R. Popov^{1✉}, Sergey O. Kramarov²

^{1,2}Southern Federal University, Rostov-on-Don, Russia

¹cs41825@aanet.ru✉, <http://orcid.org/0000-0001-6209-3554>

²maoovo@yandex.ru, <http://orcid.org/0000-0003-3743-6513>

Abstract. The study describes an implementation of an algorithm for a systematic research using methods of mapping, visualization and network analysis of complex networks arranged from a set of forecasting terms, which were extracted from bibliographic databases. The proprietary method for selecting terms based on a matrix that determines the level of maturity of self-organizing intelligent systems is used. The visual clustering analysis of the map of terms related to the advanced information technologies by the subject matter and downloaded from Scopus databases for the period of 5 years was carried out. The analysis of a general state of the network and that of the network connections by individual clusters is carried out. The study investigates properties of the networks aimed at detecting percolation processes in breaking nodes connections both in decreasing order of their centrality and in random order. The key role of central vertices

in the processes of information dissemination in the terminological network is substantiated by the obtained empirical data. The study shows that the connections evidently disintegrate if there is a combination of nodes with low centrality indicators (< 15), i.e. the percolation threshold is overcome when approaching the indicator of ≥ 15 % of network nodes activation.

Keywords: information system, complex networks, visualization, mapping, forecasted technologies, network analysis, bibliographic database, maturity level of the system, percolation, term, cluster

For citation: Popov O. R., Kramarov S. O. The Study of Information Dissemination in Networks Arranged from a Set of Forecasting Terms // *Proceedings in Cybernetics*. 2022. No. 1 (45). P. 38–45. DOI 10.34822/1999-7604-2022-1-38-45.

ВВЕДЕНИЕ

Анализ информационной проводимости сложных сетей, представляющих собой динамичное информационное пространство данных громадного объема, возможен лишь в результате агрегирования различных научных направлений.

Информационные сети, называемые также «сетями знаний», наряду с социальными, биологическими сетями, представляют отдельную категорию сложных сетей. Применительно к анализу отношений между классами слов в тезаурусе информационную сеть можно также рассматривать как концептуальную, представляющую структуру языка или, возможно, даже ментальные конструкции, используемые для его представления [1]. Классические модели информационных сетей могут быть представлены в виде графа $G = (V, E)$, где V (vertex) – это множество компонентов (например, терминов, документов) информационной системы, а E (edge) – множество отношений между их парами, например связей подобия, ссылок, цитирования.

Как отмечено в работе [2], для моделирования и анализа информационных процессов, протекающих в сетях с нерегулярной структурой, возможно применение известных в физике твердого тела методов теории перколяции (от лат. *percolare* – протекать, просачиваться), которая способна ответить на важные вопросы. Например, адекватно построенная модель позволяет количественно оценить, насколько сложная сеть близка к порогу перколяции, и тем самым управлять ее состояниями, изучая поведение с учетом условного лимита времени вероятности такого перехода.

Мощным методологическим принципом, объединяющим возможности естественно-

научного и информационного подходов к анализу больших объемов данных, является метод картирования науки и технологии.

Предполагается, что «подобные методы обладают свойствами географических карт; важнейшим из них была идентификация “белых пятен”, позволяющая “планировать” научные и технологические достижения» [3].

В связи с этим имеет смысл применить методы картирования и сетевого анализа для изучения закономерностей, влияющих на порог перколяции при распространении и кластеризации информации в сетях, структурированных из набора прогностических терминов, извлеченных из наукометрических и библиографических баз данных (БД).

В работе [4] показано, что базой, ответственной за интегративные тенденции «стыковых» (N – нано; B – био; I – инфо; C – когно) технологий NBIC-конвергенции в геоинформационном пространстве, является комплекс информационно-коммуникационных технологий, а также сфера информационных наук. Это положение предопределило выбор предметной области для данного исследования.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Действенным методологическим принципом, направленным на повышение эффективности формирования стратегий развития сложных геоинформационных систем, является подход, основанный на интеграции прогностических исследований, планирования и проектирования, в некий системный многоуровневый комплекс деятельности [5].

Предложенный алгоритм системного исследования состоит из следующих этапов:

1. Построение матрицы, определяющей уровень зрелости (System maturity level, SML)

самоорганизующихся интеллектуальных систем [6].

2. Передача базовых элементов матрицы зрелости в стационарные БД наукометрической и библиографической информации.

3. Обработка запросов, получение наукометрических индикаторов в определенной БД по специальной формуле, вывод данных в виде XML-, TXT-файлов.

4. Препроцессинг, векторизация, кластеризация текстовых наукометрических данных в программе VOSviewer.

5. Картирование и первичный визуальный кластерный анализ в VOSviewer.

6. Исследование параметров общего состояния сети и состояния связей сети по кластерам с помощью программного инструмента Pajek.

7. Исследование свойств сетей по выявлению процессов перколяции информации при разрыве связей между узлами в сетях, структурированных из набора прогностических терминов.

Согласно поставленной нами перспективной задаче реализации идеи автоматизации выявления прогнозируемых технологий (или прогнозируемых технологических кластеров) необходима разработка системы критериев количественной оценки работы данной модели. Начальный этап этого процесса заключается в формировании терминологической основы онтологии и определении семантических связей.

Важность работы на данном этапе заключается в том, что правильно сформированные кластеры терминологической сети можно рассматривать как основу для выявления перспективных (прогнозируемых) технологий.

Поскольку сложность современных социотехнических систем связана в первую очередь не с техническими, а с социальными факторами, при построении системы автоматизированного поиска прогнозируемых технологий также необходимы комбинированные критерии формирования алгоритма, интегрирующие технические риски и вопросы социально-экономической адаптации технологии на системном уровне.

В работе [5] предложена методика расчета показателя уровня зрелости самоорганизую-

щихся интеллектуальных систем System maturity level (SML), интегрирующего технологические уровни готовности – Technology probing level (TPL) – и уровни социоэкономической адаптированности – Socio-economic probing level (SPL) – прогнозируемых технологий, входящих в исследуемую социотехническую систему. Строится матрица зрелости, позволяющая осуществить переход к количественной оценке терминологии предметной области при выявлении прогнозируемых технологических кластеров.

После построения матрицы ее элементы передаются в стационарные БД наукометрической и библиографической информации.

Наукометрические индикаторы, обработанные в библиографической БД Scopus по специальной формуле, представляют собой информационную основу для формирования кластеров прогностической терминологической сети.

Задачи препроцессинга, векторизации, построения терм-документной матрицы и первоначальной кластеризации определенных текстовых данных, динамически изменяемых в контексте поставленных исследованиями задач, берет на себя программный продукт VOSviewer. Его алгоритмы обеспечивают формирование структуры исследуемой сети с узлами, терминами, рассчитанными по весу различных терминов, понятий по трем базовым критериям: степени центральности узлов, расстоянию и прочности связей между узлами [7].

Поскольку VOSviewer поддерживает файлы многих библиографических БД (WoScience, Scopus, Dimensions, Lens и PubMed), при проведении исследования следует строго ограничивать индикаторы, полученные из различных БД. Обязательным условием является указание БД, по которой ведется анализ. Любой показатель, рассчитанный с использованием одной и той же методики, но по разным библиометрическим БД, будет принимать разные значения.

Кроме того, исходные прогностические термины для исследования следует выбирать в рамках одного SML-уровня матрицы зрелости.

Для исследования динамики перколяции информации в сетях, структурированных

из набора прогностических терминов, предварительно допущены некоторые рабочие гипотезы:

- 1) в плотной сети инновации распространяются легче и быстрее, чем в разреженной сети;
- 2) в несвязанной сети распространение будет более медленным и не таким всеобъемлющим, как в связанной сети;
- 3) чем больше связей у вершины в сети, тем раньше она воспримет информацию;
- 4) распространение из центральной вершины происходит быстрее, чем из вершины в периферии сети [8].

Задачи общего сетевого анализа выполняет программный продукт *Rajek*. Данный инструмент, соответствуя своему прямому назначению, позволяет реализовать набор эффективных (субквадратичных) алгоритмов сетевого анализа [8]. Методы, предлагаемые *Rajek*, включают кластеризацию, а также позволяют исполнить несколько мощных инструментов визуализации, включая поддержку моделирования виртуальной реальности и трехмерной визуализации. С исследовательской точки зрения данный инструмент выполняет функцию «инженерного калькулятора» сети.

С целью проверки данных базовых предположений проведено исследование распространения информации в сетях, содержащих прогностические технологические кластеры, по направлениям:

- кластеры (компоненты, окрестности важных узлов, ядра и т. д.) в сети;
- узлы отдельных кластеров по показателям центральности, промежуточности, близости;
- извлечение узлов (терминов), принадлежащих одному и тому же кластеру и осмотр их отдельно (локальный вид), сжатие узлов в кластерах и осмотр отношения между кластерами (общий вид);
- состояние сети, находящейся в разной степени перехода совокупности узлов из одного состояния в другое.

Оригинальный алгоритм создания нерегулярных перколяционных структур успешно применяется для решения сложных задач физики твердого тела [9–10]. Было также показано, что его можно применить для задач

сложных объектов и систем с целью выявления в них обособленных кластеров.

В работе реализовано исследование механизма взаимосвязи перколяционного перехода и выживаемости узлов при сравнении двух базовых вероятностных ситуаций:

- узлы удаляются в порядке убывания степени центральности (промежуточности);
- случайное удаление узлов в сети, статистически пропорционально содержащих в удаляемой выборке как значимые (центральные) узлы, у которых много связей, так и узлы с малым числом связей.

В качестве показателя общего функционального состояния сети выбран параметр, выражающий квантовое распределение расстояний между всеми парами вершин. Данный параметр отображает среднее и максимальное расстояние в сети и создает вектор, содержащий распределение расстояний. Выводимые данные содержат по одной записи для каждого расстояния, а векторное значение определяет количество кратчайших путей, имеющих такую длину в сети.

Динамику перколяции информации в сетях оценивали в зависимости от степени удаления узлов при их разрыве, по уменьшению показателя их центральности и в случайном порядке по изменению показателя степени центральности всей сети.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Для картирования и первичного визуального кластерного анализа в программе *VOSviewer* выбраны данные, выгруженные из библиографической БД *Scopus* за период 2017–2021 гг.

Работа выполнялась с текстовыми данными, которые извлечены программой из разделов «название» и «аннотация» выгруженных документов.

Иллюстрация изображений, созданных мастером создания карты для группы трех прогностических терминов, тематически относящихся к информационным технологиям SML-уровня 4 «Исследования, эксперименты, первые прототипы» [5], приведена на рис. 1.

На данном ландшафте отчетливо видно кластерообразование вокруг каждого из ис-

следуемых базовых терминов. Центральную область карты занимает кластер вокруг термина Quantum computing. На данной схеме эта область обозначена одним кластером (C2), хотя фактически всю центральную область карты занимают и другие кластеры (C4–C7), тематически относящиеся к квантовой информатике. В целом данные сгруппированы в 31 кластер, половина из них – незначительные (содержат менее 100 узлов). Общее количество узлов на карте – 5 776, ссылок – 86 114, с общей силой связи – 110 015.

В ходе исследования параметров общего состояния сети и состояния связей сети по кластерам в программе Pajek эмпирически

установлено, что характерная особенность этих реальных сетей заключается в том, что они являются масштабируемыми и степень их масштабируемости асимптотически следует степенному закону. Эта функция подразумевает, что каждая из таких сетей состоит из нескольких крупных центральных узлов с тысячами связей, множества промежуточных узлов и еще большего числа очень мелких узлов с несколькими связями [2].

Результаты эмпирического исследования свойств сетей по выявлению процессов перколяции при разрыве связей между узлами (по кластеру «Holographic data storage» C3) приведены в таблице.

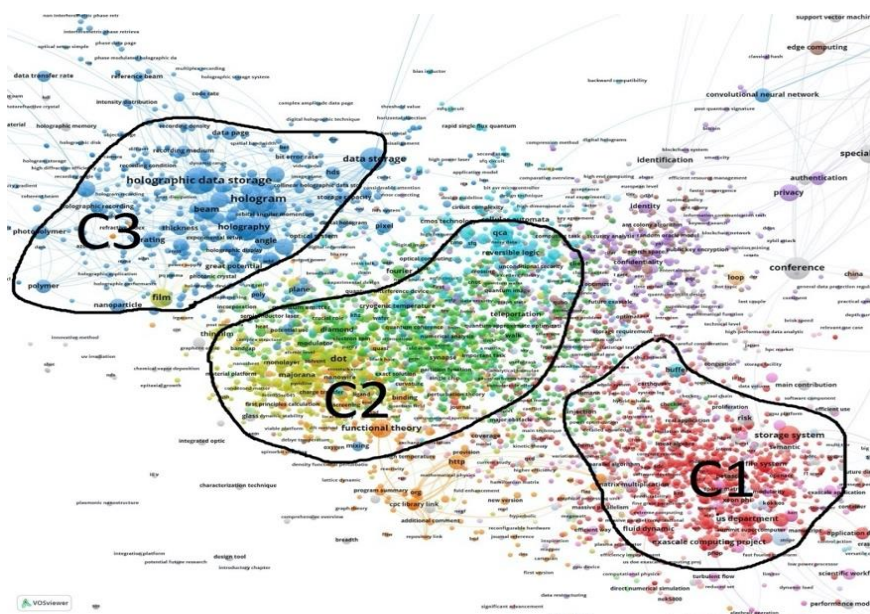


Рис. 1. Карта науки, построенная методом совместного вхождения прогностических терминов:
отмечено кластерообразование вокруг термов

Exascale computing (C1), Quantum computing (C2), Holographic data storage (C3)

Примечание: составлено авторами.

Данные сетевого анализа подтверждают наше предположение о ключевой роли центральных вершин в процессах распространения информации в терминологической сети. Согласно таблице при уменьшении доли проводящих узлов с высокими показателями центральности (> 150) на 5 % показатель степени центральности сети резко уменьшается – в 4,75 раза (на 81 %), а на 10 % – почти на порядок. Также существенно снижаются показатели плотности и промежуточной центральности сети.

В то же время при удалении проводящих узлов на 5–10 % в случайном (без влияния степени центральности узла) порядке уменьшение показателя степени центральности сети не превышает 2,5 %.

При этом установлено, что уменьшении доли высокоцентральных (с показателем центральности > 150) проводящих узлов на 5–10 % для разрушения связей в сети и осуществления перколяционного перехода недостаточно.

С другой стороны, визуально зафиксировано (рис. 2), что в случае комбинации узлов с низкими показателями центральности (< 15), связи явно распадаются, т. е. порог перколяции преодолён при приближении к показателю ≥ 15 % активации узлов сети.

На рис. 2 хорошо видна правильная геометрическая структура при комбинации 15 узлов с высокими показателями центральности (> 150), т. е. связи сохраняются даже при состоянии активации ≤ 3 % узлов сети.

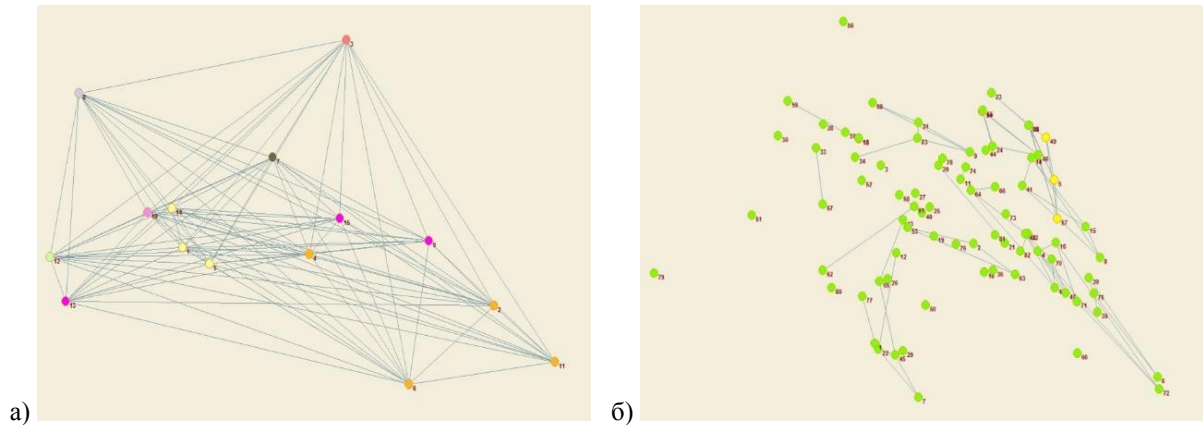


Рис. 2. Эмпирическая иллюстрация влияния состояния смысловых связей в кластере С3 на уровень перехода порога перколяции в реальной информационной сети:

а) комбинация 15 узлов с высокими показателями центральности (> 150);

б) комбинация 83 узлов с низкими показателями центральности (< 15)

Примечание: составлено авторами на основании данных, полученных в исследовании.

Таким образом, можно сделать предварительные выводы об особом значении в научном ландшафте по направлению информационно-коммуникационных технологий SML-уровня «Исследования, эксперименты, первые прототипы» центрального кластера С2 Quantum computing и близлежащих значимых (по количеству узлов и прочности связей) кластеров (С4–С7), тематически относящихся к квантовой информатике. Данное положение говорит

о большой перспективности исследовательских проектов, относящихся к квантовым вычислениям, не только на стыке классических информационных и физических исследований, но и в когнитивных науках. Потенциал разработок в области квантовой информатики при моделировании сложных естественных и искусственных явлений и процессов рассмотрен в [11].

Таблица

Результаты эмпирического исследования свойств сетей при разрыве связей между узлами (по кластеру С3)

Показатель	Исходное состояние	Удаление вершин			
		в порядке убывания центральности		в случайном порядке	
Доля проводящих узлов	1,0	0,95	0,9	0,95	0,9
Число проводящих узлов	556	528	500	528	500
Общее число связей в сети	9 703	5 739	4 142	8 739	7 918
Число линий с прочностью связей = 1	7 546	4 925	3 595	6 817	6 131
Число линий с прочностью связей > 1	2 157	814	547	1 922	1 787
Средняя степень сети (среднее число связей на один узел)	34,90287	21,73863	16,568	33,10227	31,672
Плотность сети	0,06277	0,04117	0,033136	0,06269	0,06334
Степень центральности сети	0,52820	0,11097	0,05318	0,51980	0,51574
Степень промежуточной центральности сети	0,14621	0,03901	0,03487	0,14864	0,14821

Примечание: составлено авторами на основании данных, полученных в исследовании.

Кроме того, предварительные данные сетевого анализа подтверждают наше предположение о значимости для информационной проводимости узлов (термов) с высокими показателями центральности, например по кластеру C3 Holographic data storage термы с показателем центральности 150–327 по убыванию: «голограмма», «голографическое хранилище данных», «голография», «решетка», «эффективность дифракции», «луч», «метаповерхность», «фотополимер», «запись». По сути, данные термы являются ключевыми в кластерообразовании и протекании информации в данной семантической области геоинформационного поля.

Результаты проведенного исследования коррелируют с результатами, полученными в моделях анализа структуры социальных сетей [12]. Однако остаются нерешенными задачи исследования динамики информационной проводимости в терминологических сетях.

В стадии разработки находится алгоритм мониторинга динамических состояний прогнозируемых технологических кластеров с целью моделирования выявления условного времени вероятности перехода порога перколяции в реальных сетях.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

По результатам исследования сформулированы следующие выводы:

1. Очевидная тождественность некоторых важных подходов теории сложных сетей, теории перколяции и семантического анализа дает основание шире применять сетевые методы исследования для моделирования динамических информационных систем, что выводит интегративные процессы изыскания самоорганизации интеллектуальных систем на качественно новый уровень.

2. Эмпирический метод предусматривает оптимизацию выбора эффективных алгоритмов анализа с целью более точного набора параметров, индицирующих общие сетевые характеристики и динамическое состояние сетей, применительно к объекту исследования.

3. Перспективным для предмета анализа представляется моделирование функций наблюдаемой сети (например, методами Монте-Карло, Бернулли, «маленького мира»), предлагающих некий эталон, сообщающий о вероятности нахождения сетью наблюдаемого или близкого к нему значения на случайном графике из указанной модели. Если эта вероятность велика, то случайный процесс, генерируемый моделью случайного графа, может сказать нам нечто новое о динамике формирования связей в наблюдаемой терминологической сети.

4. Весьма важным расширением исследований является проверка гипотез с помощью аналитических методов, основанных на применении математической теории перколяции к динамическим процессам распространения информации в сложных сетях. При этом мы акцентируем внимание на том, что сетевая модель наукометрической информации представляет собой сложную систему, состоящую из набора взаимосвязанных понятий (смыслов), в которой при определенных условиях может происходить фазовый (перколяционный) переход, приводящий к образованию (кластеризации) принципиально новых смыслов – кластеров, несущих определенную прогностическую информацию.

5. Используя теорию перколяции, можно не только описать этот переход, но и спрогнозировать появление отдельных смысловых блоков (кластеров) в сетевых информационных массивах. Формирование временного ряда изучаемой модели – дальнейшая цель аналитических исследований.

Список источников

1. Newman M. E. J. The Structure and Function of Complex Networks // SIAM Rev. 2003. Vol. 45, Is. 2. P. 167–256.
2. Жуков Д. О., Хватова Т. Ю., Лесько С. А., Зальцман А. Д. Моделирование стохастической динамики изменения состояний узлов и перколяционных переходов в социальных сетях с учетом само-

References

1. Newman M. E. J. The Structure and Function of Complex Networks // SIAM Rev. 2003. Vol. 45, Is. 2. P. 167–256.
2. Zhukov D. O., Khvatova T. Yu., Lesko S. A., Zaltsman A. D. Modeling of the Stochastic Dynamics of Changes in Node States and Percolation Transitions in Social Networks with Self-Organization

- организации и наличия памяти // Информатика и ее применения. 2021. Т. 15, № 1. С. 102–110.
3. Акоев М. А., Маркусова В. А., Москалева О. В., Писляков В. В. Руководство по наукометрии: индикаторы развития науки и технологии. Екатеринбург : Изд-во Урал. гос. ун-та, 2014. 250 с.
4. Бодрунов С. Д. Ноономика. М. ; СПб. ; Лондон : Культурная революция, 2018. 432 с.
5. Попов О. Р. Адаптация мировых практик к проблеме долгосрочного технологического прогнозирования состояния самоорганизующихся интеллектуальных систем // Интеллектуальные ресурсы – региональному развитию. 2021. № 2. С. 91–98.
6. Попов О. Р. Способ поиска параметров порядка самоорганизующихся систем: информационный аспект // Интеллектуальные ресурсы – региональному развитию. 2020. № 2. С. 64–70.
7. Van Eck N. J., Waltman L. Visualizing Bibliometric Networks // Measuring Scholarly Impact: Methods and Practice / Eds. Ding Y., Rousseau R., Wolfram D. Springer, 2014. P. 285–320.
8. De Nooy W., Mrvar A., Batagelj V. Exploratory Social Network Analysis with Pajek: Revised and Expanded Edition for Updated Software (3rd ed., Structural Analysis in the Social Sciences). Cambridge : Cambridge University Press, 2018. DOI 10.1017/9781108565691.
9. Dashko Yu. V., Kramarov S. O., Zhdanov A. V. Sintering of Polycrystalline Ferroelectrics and the Percolation Problem in Stochastically Packed Networks // Ferroelectrics. 1996. Vol. 186, Is. 1. P. 85–88.
10. Dashko Yu. V., Kramarov S. O. Percolation Model of the Sintering of Ferroelectric Ceramics // Ferroelectrics. 1995. Vol. 164, Is. 1. P. 329–337.
11. Сигов А. С., Андрианова Е. Г., Жуков Д. О. и др. Квантовая информатика: обзор основных достижений // Рос. технолог. журнал. 2019. Т. 7, № 1 (27). С. 5–37. DOI 10.32362/2500-316X-2019-7-1-5-37.
12. Жуков Д. О., Хватова Т. Ю., Лесько С. А., Зальцман А. Д. Влияние плотности связей на кластеризацию и порог перколяции при распространении информации в социальных сетях // Информатика и ее применения. 2018. Т. 12, №. 2. С. 90–97.
- and Memory // Informatics and Applications. 2021. Vol. 15, No. 1. P. 102–110. (In Russian).
3. Akoev M. A., Markusova V. A., Moskaleva O. V., Pisyakov V. V. Rukovodstvo po naukometrii: indikatory razvitiia nauki i tekhnologii. Yekaterinburg : Izd-vo Ural. gos. un-ta, 2014. 250 p. (In Russian).
4. Bodrunov S. D. Noonomika. Moscow ; Saint Petersburg ; London : Kulturnaia revoliutsiia, 2018. 432 p. (In Russian).
5. Popov O. R. Adaptation of World Practices to the Problem of Long-Term Technological Forecasting of the State of Self-Organizing Intelligent Systems // Intellektualnye resursy – regionalnomy razvitiu. 2021. No. 2. P. 91–98. (In Russian).
6. Popov O. R. Method of Searching for Order Parameters of Self-Organizing Systems: Information Aspect // Intellektualnye resursy – regionalnomy razvitiu. 2020. No. 2. P. 64–70. (In Russian).
7. Van Eck N. J., Waltman L. Visualizing Bibliometric Networks // Measuring Scholarly Impact: Methods and Practice / Eds. Ding Y., Rousseau R., Wolfram D. Springer, 2014. P. 285–320.
8. De Nooy W., Mrvar A., Batagelj V. Exploratory Social Network Analysis with Pajek: Revised and Expanded Edition for Updated Software (3rd ed., Structural Analysis in the Social Sciences). Cambridge : Cambridge University Press, 2018. DOI 10.1017/9781108565691.
9. Dashko Yu. V., Kramarov S. O., Zhdanov A. V. Sintering of Polycrystalline Ferroelectrics and the Percolation Problem in Stochastically Packed Networks // Ferroelectrics. 1996. Vol. 186, Is. 1. P. 85–88.
10. Dashko Yu. V., Kramarov S. O. Percolation Model of the Sintering of Ferroelectric Ceramics // Ferroelectrics. 1995. Vol. 164, Is. 1. P. 329–337.
11. Sigov A. S., Andrianova E. G., Zhukov D. O. et al. Quantum Informatics: Overview of the Main Achievements // Russian Technological Journal. 2019. Vol. 7, No. 1 (27). P. 5–37. DOI 10.32362/2500-316X-2019-7-1-5-37. (In Russian).
12. Zhukov D. O., Khvatova T. Yu., Lesko S. A., Zaltsman A. D. The Influence of the Connections' Density on Clusterization and Percolation Threshold during Information Distribution in Social Networks // Informatics and Applications. 2018. Vol. 12, No. 2. P. 90–97. (In Russian).

Информация об авторах

О. Р. Попов – кандидат технических наук, доцент.

С. О. Крамаров – доктор физико-математических наук, профессор.

Information about the authors

O. R. Popov – Candidate of Sciences (Engineering), Associate Professor.

S. O. Kramarov – Doctor of Sciences (Physics and Mathematics), Professor.