

УДК 004.652
<https://doi.org/10.32362/2500-316X-2023-11-2-33-49>



ОБЗОР

Модели и методы анализа сложных сетей и социальных сетевых структур

Ю.П. Перова[@], В.Р. Григорьев, Д.О. Жуков

МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, 119454 Россия

[@] Автор для переписки, e-mail: perova_yu@mirea.ru

Резюме

Цели. Целью статьи является исследование современных моделей и методов анализа сложных социальных сетевых структур и применяемых для этого инструментов, как на основе готовых решений в виде сервисов и программного обеспечения, так и средств разработки собственных приложений с использованием языка программирования Python. Такие исследования позволяют прогнозировать не только динамику общественных процессов (изменение социальных настроений), но и тенденции социально-экономического развития за счет мониторинга мнений пользователей по важным экономическим и социальным вопросам на уровне отдельных территориальных образований (районов, поселений небольших городов и т.д.) и регионов.

Методы. Рассмотрены и подробно описаны динамические модели и методы анализа стохастической динамики изменения состояний, учитывающие процессы самоорганизации и наличие памяти; методы деанонимизации пользователей; рекомендательные системы; статистические исследования, использующие методы анализа профилей в социальных сетях; методы численного моделирования для анализа сложных сетей и протекающих в них процессов. Особое внимание уделено обработке данных в сложных сетевых структурах средствами языка Python и применению его библиотек.

Результаты. Описана специфика решаемых задач при исследовании сложных сетевых структур и их междисциплинарность, связанная с использованием методов системного анализа, теории сложных сетей, текстовой аналитики и компьютерной лингвистики. В частности, исследованы динамические модели процессов, наблюдаемых в сложных социальных сетевых системах, структурные характеристики таких сетей и их взаимосвязь с наблюдаемыми динамическими процессами, в т.ч., с использованием теории построения динамических графов. Исследовано применение нейронных сетей для прогнозирования эволюции динамических процессов, наблюдаемых в сложных социальных системах, и их структуры. Значительное внимание уделено применению методов компьютерной лингвистики, что необходимо для извлечения знаний из текстовых сообщений пользователей социальных сетей при создании моделей, описывающих наблюдаемые процессы.

Выводы. Сетевой анализ помогает структурировать модели взаимодействия между социальными единицами: людьми, коллективами, организациями и т.д. По сравнению с другими методами сетевой подход имеет одно неоспоримое преимущество: он позволяет оперировать данными на разных уровнях исследования – от микро- до макроуровня, обеспечивает преемственность этих данных. Установлено, что практически все исследования используют методы работы с текстом, т.к. общение в социальных сетях почти полностью состоит из текстовых сообщений и публикаций. В большинстве исследований используются технологии машинного обучения и искусственного интеллекта. Лучший результат показали сверточные нейронные сети. Из используемых методов также следует выделить метод опорных векторов и дерево решений, т.к. именно они показывали самую высокую точность. Для составления выборки данных и правильного анализа полученных результатов применялись статистические методы.

Ключевые слова: социальные сети, моделирование социальных процессов, ориентированные графы, многослойная сверточная нейронная сеть, компьютерная лингвистика, кластеризация

• Поступила: 07.12.2021 • Доработана: 23.12.2022 • Принята к опубликованию: 09.02.2023

Для цитирования: Перова Ю.П., Григорьев В.Р., Жуков Д.О. Модели и методы анализа сложных сетей и социальных сетевых структур. *Russ. Technol. J.* 2023;11(2):33–49. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2023-11-2-33-49>

Прозрачность финансовой деятельности: Авторы не имеют финансовой заинтересованности в представленных материалах или методах.

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

REVIEW ARTICLE

Models and methods for analyzing complex networks and social network structures

Julia P. Perova[@], Vitaly R. Grigoriev, Dmitry O. Zhukov

MIREA – Russian Technological University, Moscow, 119454 Russia

[@] Corresponding author, e-mail: perova_yu@mirea.ru

Abstract

Objectives. The study aimed to investigate contemporary models, methods, and tools used for analyzing complex social network structures, both on the basis of ready-made solutions in the form of services and software, as well as proprietary applications developed using the Python programming language. Such studies make it possible not only to predict the dynamics of social processes (changes in social attitudes), but also to identify trends in socioeconomic development by monitoring users' opinions on important economic and social issues, both at the level of individual territorial entities (for example, districts, settlements of small towns, etc.) and wider regions.

Methods. Dynamic models and stochastic dynamics analysis methods, which take into account the possibility of self-organization and the presence of memory, are used along with user deanonymization methods and recommendation systems, as well as statistical methods for analyzing profiles in social networks. Numerical modeling methods for analyzing complex networks and processes occurring in them are considered and described in detail. Special attention is paid to data processing in complex network structures using the Python language and its various available libraries.

Results. The specifics of the tasks to be solved in the study of complex network structures and their interdisciplinarity associated with the use of methods of system analysis are described in terms of the theory of complex networks, text analytics, and computational linguistics. In particular, the dynamic models of processes observed in complex social network systems, as well as the structural characteristics of such networks and their relationship with the observed dynamic processes including using the theory of constructing dynamic graphs are studied. The use of neural networks to predict the evolution of dynamic processes and structure of complex social systems is investigated. When creating models describing the observed processes, attention is focused on the use of computational linguistics methods to extract knowledge from text messages of users of social networks.

Conclusions. Network analysis can be used to structure models of interaction between social units: people, collectives, organizations, etc. Compared with other methods, the network approach has the undeniable advantage of operating with data at different levels of research to ensure its continuity. Since communication in social networks almost entirely consists of text messages and various publications, almost all relevant studies use textual analysis methods in conjunction with machine learning and artificial intelligence technologies. Of these, convolutional neural networks demonstrated the best results. However, the use of support vector and decision tree methods should also be mentioned, since these contributed considerably to accuracy. In addition, statistical methods are used to compile data samples and analyze obtained results.

Keywords: social networks, modeling of social processes, oriented graphs, multilayer convolutional neural network, computational linguistics, clustering

• Submitted: 07.12.2021 • Revised: 23.12.2022 • Accepted: 09.02.2023

For citation: Perova J.P., Grigoriev V.R., Zhukov D.O. Models and methods for analyzing complex networks and social network structures. *Russ. Technol. J.* 2023;11(2):33–49. <https://doi.org/10.32362/2500-316X-2023-11-2-33-49>

Financial disclosure: The authors have no a financial or property interest in any material or method mentioned.

The authors declare no conflicts of interest.

ВВЕДЕНИЕ

Исследование социальных сетей и моделирование наблюдаемых в них процессов является важной научной и практической задачей, поскольку позволяет прогнозировать динамику изменения настроений их пользователей и тем самым обеспечивать управление общественными процессами в интересах стабильного экономического развития.

Цель данного обзора – охарактеризовать специфику этой области исследований, сформулировать ее основные задачи, указать связи с другими науками, дать краткий обзор основных подходов и используемых ресурсов. В статье рассмотрены динамические модели сложных социальных систем и сетевых структур, характеристики сложных сетей и наблюдаемых в них процессов, в т.ч., на основе построения графов и анализа данных с использованием языка программирования Python, а также исследованы вопросы применения нейронных сетей для составления необходимых прогнозов эволюции наблюдаемых в сложных социальных системах и сетевых структурах процессов. Значительное внимание в обзоре уделено методам компьютерной лингвистики, что необходимо для извлечения знаний из текстовых сообщений пользователей социальных сетей при создании моделей, описывающих наблюдаемые процессы.

СОЦИАЛЬНЫЕ СЕТИ И ИХ ОБЩИЕ СВОЙСТВА

Социальная сеть представляет собой структуру, состоящую из множества объектов и определенно на нем множества отношений. К крупнейшим по числу пользователей социальным сетям относятся Facebook¹ (запрещена в Российской Федерации), ВКонтакте², Одноклассники.ru³, YouTube⁴ и др. Термин «социальная сеть» обозначает сосредоточение социальных объектов, которые можно

рассматривать как сеть (или граф), узлы которой – объекты, а связи – социальные отношения [1]. Сегодня термин «социальная сеть» обозначает понятие, оказавшееся шире своего социального аспекта, оно включает, например, многие информационные сети, в т.ч. и WWW⁵. Формально любая сложная социальная сетевая структура – это граф $G = (V, E)$, где V – множество вершин, E – множество ребер графа. В графе социальной сети вершинами являются участники (или акторы), а ребра означают наличие отношений между ними. Отношения могут быть как направленными (ориентированный граф), так и ненаправленными. В теории сложных сетей выделяют три основных направления: исследование статистических свойств, которые характеризуют сети; создание моделей сетей; прогнозирование поведения сетей и наблюдаемых в них процессов при изменении их структурных свойств, в т.ч. в результате деструктивных воздействий на них.

Анализ социальных (social network analysis, SNA) сетей широко используется в ряде приложений и дисциплин. Некоторые распространенные приложения сетевого анализа включают в себя сбор и накопление данных, моделирование распространения сети, моделирование сети и выборки, анализ характерных признаков и поведения пользователя, ресурсную поддержку, обеспечиваемую сообществом, анализ взаимодействия на основе местоположения, социальный обмен и отбор, развитие систем рекомендаций, а также прогнозирование связей и анализ объектов. В частном секторе фирмы используют анализ социальных сетей для поддержки взаимодействия и анализа клиентов, маркетинга и бизнес-аналитики. Использование SNA государственным сектором включает в себя развитие стратегий участия руководства, анализ индивидуального и группового участия, использование средств массовой информации и основанное на сообществах решение проблем.

SNA представляет собой эффективную систему для обнаружения и интерпретации общественных онлайн-связей. Они исследуются с помощью ряда аналитических техник, в пределах от простых показателей центральности до многоуровневого моделирования. Если раньше сбор данных был задачей, требующей больших усилий и временных затрат,

¹ <https://www.facebook.com/>. Дата обращения 07.12.2021. / Accessed December 07, 2021.

² <https://vk.com/>. Дата обращения 20.09.2022. / Accessed September 20, 2022 (in Russ.).

³ <https://ok.ru/>. Дата обращения 20.09.2022. / Accessed September 20, 2022 (in Russ.).

⁴ <https://www.youtube.com/>. Дата обращения 20.09.2022. / Accessed September 20, 2022.

⁵ WWW – World Wide Web.

то сегодня электронные сети эту задачу несколько упростили. Это произошло за счет использования пассивных данных (таких как веб-страницы и данные почтовых хранилищ). Но увеличение эффективности привело к ограничению сбора данных, поэтому возникла необходимость определения критериев значимости отношений. Решение этих проблем требует технических навыков высокого уровня, в частности владения языками программирования или соответствующими программами.

Учитывая эти проблемы и ограничения, исследования предполагают более эффективные и надежные методы сбора данных в таких сетях. Кроме того, необходимо изучить такие проблемы как подмена узлов, наличие поддельных узлов и связей.

Для решения многих прикладных задач в настоящее время на практике наиболее часто применяют наборы готовых инструментов SNA, но необходимо отметить, что они имеют некоторые ограничения, например, не позволяют разрабатывать новые подходы и модели для изучения наблюдаемых процессов. Подробное описание используемых в SNA инструментов и методов можно найти в обзоре [2].

При анализе структуры сложных сетей, как и в теории графов, исследуются параметры отдельных узлов, параметры сети в целом, сетевые подструктуры. Вместе с тем, некоторые вопросы (например, планарность графа для теории сложных сетей) не представляют практического интереса. Существует несколько актуальных задач исследования сложных сетей, среди которых можно выделить следующие: определение клик в сети (клики – это подгруппы или кластеры, в которых узлы связаны между собой сильнее, чем с членами других клик); выделение компонент (частей сети), не связанных между собой, но узлы которых связаны внутри этих компонент; нахождение блоков и перемычек (узел называется перемычкой, если при его изъятии сеть распадается на несвязанные части); выделение группировок – групп эквивалентных узлов (имеющих максимально похожие профили связей).

ОСНОВНЫЕ НАПРАВЛЕНИЯ ИССЛЕДОВАНИЙ В ОБЛАСТИ СЛОЖНЫХ СЕТЕЙ И ПРИМЕНЯЕМЫЕ ИНСТРУМЕНТЫ

Теория сложных сетей – это комплексное научное направление, находящееся на стыке дискретной математики, теории графов, теории алгоритмов, нелинейной динамики, теории фазовых переходов, теории перколяции и многих других направлений. Для анализа и моделирования сложных сетей необходимы базовые сведения из всех этих областей. Существует большое количество работ, например,

учебные пособия⁶, в которых рассматриваются вопросы теории сложных сетей: характеристики, алгоритмы, модели, задачи поиска, ранжирования, приводятся сведения, необходимые для математического и компьютерного моделирования и анализа сложных сетей.

Теория сложных сетей занимается следующими проблемами:

- 1) исследование стандартных характеристик графов сложных сетей разной природы – случайных графов, безмасштабных сетей, сетей малого мира и т.п.;
- 2) определение и изучение новых характеристик сложных сетей (например, эластичности и живучести при разрушающих воздействиях);
- 3) изучение различных «физических» процессов на сложных сетях – диффузия, эпидемические процессы в обществе, распространение различных потоков (например, трафика в вычислительных сетях или потоков транспортных средств в транспортных сетях);
- 4) методы восстановления, защиты и уничтожения сетей и решение вопросов их оптимизации (направление, важное для решения прикладных задач);
- 5) поиск неявных или латентных связей между участниками (может быть очень полезным для выявления членов преступных сообществ).

Следует отметить, что для исследования сложных сетей и установления основных закономерностей протекающих в них процессов используются методы, впервые созданные для исследования естественнонаучных задач, в частности методы теоретической физики.

Теория сложных сетей как область дискретной математики изучает характеристики сетей, учитывая не только их топологию, но и статистические феномены, распределение весов отдельных узлов и ребер, эффекты протекания, перколяции, проводимости в таких сетях тока, жидкости, информации и т.д. Оказалось, что свойства многих реальных сетей существенно отличаются от свойств классических случайных графов.

Изучения таких параметров сложных сетей, как кластерность, посредничество или уязвимость напрямую относятся к теории живучести, т.к. именно от этих свойств зависит способность сетей сохранять свою работоспособность при деструктивном воздействии на их отдельные узлы или ребра (связи). Несмотря на то, что в рассмотрение теории сложных сетей попадают различные сети – электрические,

⁶ Снарский А.А., Ландэ Д.В. *Моделирование сложных сетей: учебное пособие*. К.: НТУУ КПИ; 2015. 212 с. [Snarsky A.A., Lande D.V. *Modeling of complex networks. Textbook*. Kyiv: NTUU KPI; 2015. 212 p. (in Russ.).]

транспортные, информационные, наибольший вклад в развитие этой теории внесли исследования социальных сетей.

В связи со значительным ростом объема текстовой информации, генерируемой пользователями сети Интернет, и необходимостью автоматической обработки текстов на естественном языке с целью определения состояния узлов сложных социальных сетей (например, оппозиционности или лояльности) в настоящее время существенный импульс к своему развитию получила компьютерная лингвистика.

Задача компьютерной лингвистики может быть сформулирована как разработка компьютерных программ для автоматической обработки текстов на естественных языках с целью извлечения знаний, кластеризации текстов по смысловым группам, аннотированию и др.

Исходным материалом для извлечения необходимой лингвистической информации могут быть коллекции и корпуса текстов. Корпус текстов – это коллекция текстов, собранная по определенному принципу представительности (по жанру, авторской принадлежности и т.п.), в которой все тексты размечены, т.е. снабжены некоторой лингвистической разметкой (аннотациями) – морфологической, акцентной, синтаксической и т.п.⁷ В настоящее время существует не менее сотни различных корпусов – для разных естественных языков и с различной разметкой. В России наиболее известным является Национальный корпус русского языка⁸. Размеченные корпуса создаются лингвистами и используются для лингвистических исследований и настройки (обучения) используемых в компьютерной лингвистике моделей и процессоров с помощью известных математических методов машинного обучения.

Компьютерная лингвистика демонстрирует вполне осязаемые результаты в различных приложениях по автоматической обработке текстов на естественных языках. Дальнейшее ее развитие зависит как от появления новых приложений, так и от независимой разработки различных моделей языка, в которых пока не решены многие проблемы. Наиболее проработанными являются модели морфологического анализа и синтеза. Модели синтаксиса еще не доведены до уровня устойчиво и эффективно работающих модулей, несмотря на большое число предложенных формализмов и методов. Еще менее изучены и формализованы модели уровня семантики и прагматики, хотя автоматическая обработка дискурса уже

требуется в ряде приложений. Несмотря на это, уже существующие инструменты самой компьютерной лингвистики, использование машинного обучения и корпусов текстов могут существенно продвинуть решение этих проблем.

Следует отметить, что компьютерная лингвистика не только используется для анализа информации в сложных социальных системах с целью определения состояния узлов, но и сама использует достижения теории сложных сетей. Первым шагом при применении теории сложных сетей к анализу текста является представление этого текста в виде совокупности узлов и связей, построение сети языка (language network). Существуют различные способы интерпретации узлов и связей, что приводит к различным представлениям сети языка. Узлы могут быть соединены между собой, если соответствующие им слова стоят рядом в тексте, принадлежат одному предложению, соединены синтаксически или семантически. Сохранение синтаксических связей между словами приводит к изображению текста в виде направленной сети (directed network), где направление связи соответствует подчинению слова.

Изучение свойств графов сложных сетей становится все более популярным в связи с растущей доступностью научных и социальных данных, представленных в графовой форме. Из-за этого многие исследователи сосредоточились на разработке улучшенных графовых нейросетевых моделей. Одним из основных компонентов графовой нейронной сети является оператор агрегации, необходимый для генерации представления уровня графа из набора вложений уровня узла. Оператор агрегации имеет решающее значение, т.к. он должен, в принципе, обеспечивать представление графа инвариантное к изоморфизму, т.е. представление графа должно быть функцией узлов графа, рассматриваемых как некоторое множество.

В работе [3] рассмотрен оператор агрегации DeepSets, основанный на самоорганизующихся картах (self-organizing maps, SOM), для преобразования набора представлений узлового уровня в один граф-уровень. Принятие SOM позволяет вычислять представления узлов, которые встраивают информацию об их взаимном сходстве. Экспериментальные результаты на нескольких реальных наборах данных показывают, что предложенный подход обеспечивает улучшенную прогностическую производительность по сравнению с общепринятой суммирующей агрегацией и многими современными графовыми нейронными сетевыми архитектурами, представленными в литературе.

В рамках работы [4] рассмотрена архитектура сверточных нейронных сетей, включая типы используемых слоев и принципы их работы, настройки

⁷ Боярский К.К. *Введение в компьютерную лингвистику*: учебное пособие. СПб.: НИУ ИТМО; 2013. 72 с. [Boyarsky K.K. *Introduction to computational linguistics*. Textbook. St. Petersburg: NIU ITMO; 2013. 72 p. (in Russ.).]

⁸ <https://ruscorpora.ru/>. Дата обращения 20.09.2022. / Accessed September 20, 2022 (in Russ.).

и особенности обучения. Описана возможность поиска и предотвращения утечек информации из корпоративных информационных систем в Интернете. Предложена архитектура сверточных нейронных сетей для первичной обработки информации на интернет-страницах: описаны типы слоев, составляющих сеть, их назначение и математическое представление, а также используемые гиперпараметры. В работе [4] представлена архитектура сети и модель ее обучения. Описана возможность использования сетей такого типа для решения задач по обнаружению утечек конфиденциальных данных, проанализированы существующие решения и подходы. Рассмотрены подходы, позволяющие применять сверточные нейронные сети для решения задач классификации веб-страниц, содержащих источники новостей и информации, навигационные и информационные источники на основе их текстового содержимого.

В качестве примера готовой системы можно привести BERT (Bidirectional Encoder Representation Transformers, двунаправленная нейронная сеть-кодировщик) [5] – модель представления языка, которая предназначена для предварительного обучения глубоких двунаправленных представлений на простых немаркированных текстах путем совмещения левого и правого контекстов во всех слоях. Это позволяет настраивать предварительно обученную модель BERT с помощью лишь одного дополнительного выходного слоя и получать наиболее актуальные результаты для широкого спектра задач.

Стандартные модели представления языка, существовавшие до BERT, например, OpenAI GPT⁹ (Generative Pre-trained Transformer, генеративный предварительно обученный трансформатор), были однонаправленными. Это ограничивало выбор архитектур, которые можно использовать для предварительного обучения. Например, в OpenAI GPT каждый токен мог обслуживать только предыдущий токен (слева направо) в слое внутреннего внимания модели. Токены предназначены для электронного удостоверения личности, которые выдаются пользователю после успешной авторизации. В некотором смысле токен – это электронный ключ для доступа к чему-либо.

Такой подход создает ряд ограничений, поэтому для предварительного обучения BERT используют маскированную языковую модель (masked language model), в которой случайным образом маскируется некоторое количество токенов во входных данных. Затем модель должна предсказать исходное значение замаскированных слов, исходя из контекста. Это предоставляет возможность совмещать левый и правый контексты, что в свою очередь позволяет

предварительно обучить двунаправленную модель представлений.

В использовании BERT есть два этапа.

1. Предварительное обучение – модель обучается на немаркированных данных, выполняя различные задачи.
2. Точная настройка – модель загружается с предварительно обученными параметрами и обучается на помеченных данных из последующих задач.

Помимо теоретических методов для анализа сложных сетей и протекающих в них процессов часто используется численное моделирование. Кроме того, одним из наиболее мощных и широко распространенных инструментов анализа сложных сетей является обработка данных средствами языка программирования Python и его библиотек [7–12]. Для Python разработан специальный пакет (Python-networkX) – инструментарий для создания, манипулирования и изучения сложных сетей, позволяющий определить многие их характеристики. Здесь также можно упомянуть и инструменты NATASHA¹⁰ – открытой библиотеки для языка программирования Python, которая позволяет извлекать структурированную информацию из текстов на русском языке. NATASHA отличается лаконичным интерфейсом и включает экстракторы для имен, адресов, сумм денег, дат и некоторых других сущностей.

Язык Python и написанные для него библиотеки можно использовать для эффективного решения широкого круга задач анализа разнообразных данных:

- многомерные списки (матрицы);
- табличные данные, когда данные в разных столбцах могут иметь разный тип (строки, числа, даты и т.п.). Эти данные обычно хранятся в реляционных базах или в файлах с запятой в качестве разделителя;
- данные, представленные в виде нескольких таблиц, связанных между собой по ключевым столбцам (то, что в SQL называется первичными и внешними ключами);
- равноотстоящие и не равноотстоящие временные ряды.

Этот список далеко не полный. Значительную часть наборов данных можно преобразовать к структурированному виду, более подходящему для анализа и моделирования. В тех случаях, когда это не удастся, есть возможность извлечь из набора данных структурированное множество признаков. Например, подборку новостных статей можно преобразовать в таблицу частот слов, к которой затем применить анализ эмоциональной окраски.

⁹ <https://openai.com/api/>. Дата обращения 20.09.2022. / Accessed September 20, 2022.

¹⁰ <https://pypi.org/project/natasha/>. Дата обращения 20.09.2022. / Accessed September 20, 2022.

АНАЛИЗ СЕТЕВЫХ СТРУКТУР И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ДИНАМИКИ ОБЩЕСТВЕННЫХ ПРОЦЕССОВ

Обзор опубликованных статей показывает, что методы SNA являются полезным инструментарием для создания полноценной картины общественного настроения. Данные методы дешевле в реализации, чем методы опросов населения и предоставляют больше данных, т.к. при опросах не все люди высказывают свою реальную точку зрения. На основе этого можно изучать особенности поведения современного общества в эпоху распространения социальных сетей.

Рассматривая динамический подход, а именно направление в изучении социальных сетей, в котором объектами исследований являются изменения в сетевой структуре с течением времени, можно отметить, что структурный анализ и анализ поведения связей в социальных сетях необходимы для того, чтобы определить наиболее важные вершины, связи, сообщества и развивающиеся регионы сети. Такой анализ позволяет осуществлять обзор глобального эволюционного поведения сети.

Обнаружение сообществ в динамических сетях уже не требует сложной математической эвристики. Используя простое сопоставление временных срезов, можно определить динамически изменяющиеся временные сообщества пользователей социальных сетевых структур. Исследование этих динамических сообществ позволяет существенно упростить анализ динамики сложной системы социальных взаимодействий по мере ее развития с течением времени.

Рассмотрим работу [13], в которой представлены фундаментальные структуры динамических социальных сетей, основанные на наборе данных, полученных с высоким разрешением, описывающем плотно связанную популяцию из 1000 студентов-первокурсников в крупном европейском университете. Авторами этой статьи рассматриваются физически короткие взаимодействия, измеряемые с помощью Bluetooth, дополненные информацией из телекоммуникационных сетей (телефонные звонки и текстовые сообщения), онлайн-социальных сетей, а также геолокационными и демографическими данными.

Человеческие социальные сообщества пересекаются за счет отдельных людей, участвующих в нескольких сообществах (в теории сложных сетей такие узлы называются перемычками). В течение недели проходят встречи субъектов созданной структуры (такие структуры называются ядрами). Это может быть как собрание друзей вне вуза, так и собрание всех студентов. В сети коротких физических взаимодействий собрания требуют чтобы все

участники присутствовали одновременно и находились в физическом контакте.

Местоположение членов ядер также можно спрогнозировать. Объектом, помогающим это сделать, являются сами ядра. Наблюдая за обычными маршрутами людей, составляющих ядро, их поведенческими привычками, можно спрогнозировать географическое местоположение человека в следующем временном интервале с высокой точностью (в среднем в 93% случаев). Такая высокая точность доказывает, что модели мобильности человека являются регулярными. Стоит также отметить, что члены ядра имеют меньше состояний местоположения, чем отдельные люди, что приводит в среднем к меньшим значениям информационной энтропии.

Тот факт, что геопространственное исследование происходит как часть социальной группы, но ограничено определенными временными рамками, показывает сложное взаимодействие между временем, местоположением и социальным контекстом и подтверждает гипотезу о том, что иногда, когда люди наиболее непредсказуемы в геопространственной области, они демонстрируют предсказуемое социальное поведение.

Связывая результаты работы [13] с литературой по динамическому обнаружению сообществ, можно отметить, что в литературе существует множество методов, которые позволили бы обнаруживать собрания в повседневной жизни, но в [13] использовали простое сопоставление компонентов графа, чтобы подчеркнуть, что возникающие социальные структуры настолько очевидны, что эти сложные методы не нужны.

Таким образом, работа [13] дает количественную оценку долгосрочных закономерностей, закодированных в микродинамике большой системы взаимодействующих индивидов, характеризующейся высокой степенью упорядоченности и предсказуемости.

Рассмотрим еще одну работу, посвященную динамическим моделям [14]. Последние разработки в области социальных сетей сместили акцент со статических представлений на динамические. Для этого необходимы новые методы их анализа и моделирования. Были установлены два конкретных механизма, которые играют центральную роль в возникновении и эволюции процессов, формирующих социальные сети. Первый – это стратегия активации социальных связей, т.е. процесс отбора, приводящий к созданию новой связи или активации старой. Очевидно, что активация социальных связей неслучайна. Эмпирические наблюдения показывают, что люди, как правило, распределяют большую часть своих социальных действий в направлении уже существующих сильных связей, в то время как выделяют меньшее количество взаимодействий для

создания новых социальных отношений или для поддержания слабых связей. Другими словами, со временем некоторые связи часто используются в повторяющихся взаимодействиях, в то время как другие – нет. Второй механизм – всплеск активности. Активность отдельных индивидов развивается через гетерогенные распределения времени между событиями. Кроме того, склонность индивидов участвовать в социальном акте в единицу времени также неоднородна. Фактически, эмпирические измерения на реальных наборах данных, фиксирующих различные типы социальной динамики, показывают, что активность неоднородно распределена среди людей. Другими словами, не только индивиды проявляют гетерогенные склонности к социальной активности, но и их активация носит взрывной характер, и эта взрывная активность может существенно повлиять на эволюцию сетей. Хотя изучение этих механизмов было в центре внимания целого ряда работ, общая структура моделирования все еще отсутствует. Такая структура позволила бы дать аналитическую характеристику того, как взаимодействие гетерогенных паттернов активности и механизмы отбора связей формируют эволюцию социальных сетей и происходящие в них процессы. Для этого авторы вводят модель изменяющихся во времени сетей, которая позволяет одновременно регулировать относительную силу всплеска активности и стратегию активации связи. Аналитически решают асимптотическое поведение модели и находят нетривиальную фазовую диаграмму, управляющую взаимодействием двух процессов. В частности, наблюдают режим, в котором всплеск управляет эволюцией сети, и другую область, где динамика полностью определяется процессом отбора связей. Если повторное использование ранее активированных связей достаточно сильно и люди склонны предпочтительно контактировать с одним и тем же социальным кругом, всплеск приводит к механизму усиления даже при наличии расходящихся временных интервалов между событиями, не оказывая никакого влияния на эволюцию сети. Таким образом, предлагаемая авторами структура может быть использована для классификации временных особенностей реальных сетей и может дать новое представление о влиянии социальных механизмов на процессы распространения в социальных сетях.

В работе [15] говорится о рекомендательных системах. Существуют ситуации принятия решений в условиях информационной перегрузки в Интернет, когда у людей есть подавляющее количество доступных вариантов выбора, например, продукты для покупки на сайте электронной коммерции или рестораны для посещения в большом городе. Рекомендательные системы (reciprocal

recommender systems, RRS) возникли как управляемый данными персонализированный инструмент поддержки принятия решений. Они способны обрабатывать связанные с пользователем данные, фильтровать и рекомендовать элементы на основе предпочтений, потребностей и/или поведения пользователя. В отличие от большинства традиционных рекомендательных подходов, где предметами являются неодушевленные объекты, рекомендованные пользователям, и успех определяется исключительно реакцией конечного пользователя на полученную рекомендацию, в RRS пользователи становятся объектами, рекомендованными другим пользователям. Следовательно, как конечный пользователь, так и рекомендуемый пользователь должны принять рекомендацию «соответствия», чтобы обеспечить успешную производительность RRS. Работа RRS позволяет не только прогнозировать точные оценки предпочтений на основе данных взаимодействия пользователей, но и дает возможность вычислять взаимную совместимость между парами пользователей путем применения процессов объединения односторонней информации о предпочтениях каждого пользователя.

В работе [16] оценка общественного мнения и общественных настроений осуществляется с помощью метода, основанного на лексиконе, унаследованном от классического подхода к анализу настроений в обществе. Нейронная сеть определяет ключевые слова, которые позже проверяются экспертами в предметной области. Программа сначала анализирует статьи и документирует, насколько часто различные слова встречаются в статьях. После этого программа выделяет наиболее часто встречающиеся слова и делает их ключевыми. На их основе программа строит лексикон, характерный для общественного настроения на основе новостных статей.

Описанная в работе [17] программа использует метод анализа тем из социальной сети, который кроме сбора, обработки и сортировки информации, также измеряет время, прошедшее между публикациями, чтобы потом на основании этих данных составить шкалу времени. Таким образом, в результате работы программы получается граф, по которому можно проследить рост и падение популярности определенных тем, обсуждаемых в социальных сетях. Также можно проследить, какими при этом настроениями в обществе сопровождаются эти события и каков период активного обсуждения определенных тем.

В статье [18] говорится о методе изучения политических настроений в обществе, использующем SNA. Исследование проводилось с использованием поиска в тексте заранее вводимых в базу данных программы ключевых слов. Главная цель создания

данной программы – проследить, благодаря чему определенные политические партии стали популярны и какие темы обсуждаются больше всего. Также с помощью программы можно узнать, сколько человек поддерживает определенную политическую партию.

Методика SNA с помощью нейронных сетей представлена в статье [19]. Она использовалась во время президентских компаний с целью проследить настроения в обществе. Данная методика может быть использована в качестве замены традиционных методов анализа общественных настроений, потому что у нее есть способность находить и анализировать радикальные мнения, что невозможно сделать традиционными методами.

Работа [20] использует метод сбора и обработки данных аккаунтов в социальной сети Twitter¹¹ (запрещена в Российской Федерации) для определения пола, возраста, политических предпочтений и приблизительного места проживания. Для обработки данных используется машинное обучение, с помощью которого авторы статьи смогли собрать информацию пользователей социальной сети Twitter (запрещена в РФ) на основе их записей, подписок и информации аккаунта.

В статье [21] говорится о методе определения политических предпочтений пользователя путем анализа записей пользователей, относящихся к разным политическим группам. Путем добровольных опросов людей, принадлежащих к разным политическим группам, программа анализирует язык, который присущ каждой из групп, и выделяет для каждой из групп свои ключевые слова. На основе этих слов позже программа будет анализировать профиль пользователя в социальной сети Twitter (запрещена в РФ) и на этой основе определять, к какой из политических групп относится пользователь. На основе опроса определяются пол и возраст человека, чтобы составить статистику, сопоставив эти данные и политические предпочтения пользователей. После опроса анализируются аккаунты, оставленные пользователями, чтобы удалить аккаунты, принадлежащие другим людям, не принимавшим участие в опросе. После этого со страницы пользователей анализируются последние 3200 записей. На основе данных записей составляются базы данных ключевых слов, характерных для определенной политической группы. На основе этих баз данных составляются диаграммы, которые показывают, с какой частотой они встречаются в записях людей, принадлежащих к данной группе. Также при анализе программой записей людей выявляется их настроение.

Статья [22] является комплексным анализом следа, который человек оставляет в интернете.

Совершение покупок, общение, многие повседневные дела происходят в режиме онлайн. Каждое действие, которое совершается в социальных сетях, не проходит бесследно. У каждого пользователя Интернет существует так называемый цифровой след – те действия, которые он совершает в интернете, и информация о которых там остается. Это может быть как публичная информация, которую пользователи оставляют на своих страницах в социальных сетях, так и непубличные действия, информация о которых все равно остается в сети и может быть оттуда извлечена. Авторы утверждают, что по этому цифровому следу можно многое сказать о пользователе. Всего они выделяют 14 различных демографических признаков, которые удастся установить по этому социальному следу.

Данные легко собирать и использовать, когда пользователь сам размещает их в своем профиле, но, даже если он предпочитает скрывать информацию о себе, есть много способов ее узнать. Авторы приводят некоторые способы – анализ лог-файлов смартфона, лайков в социальной сети, истории поиска браузера, частоты использования хештегов и т.д.

Приведены ссылки на исследования, подтверждающие, что пользователи более склонны общаться с теми, с кем находятся в одной социальной группе. Большая часть участников одной группы имеет схожие черты поведения и манеру общения. Это открывает гигантский простор для дальнейшего изучения.

Социальные сети и иные сервисы, которыми мы пользуемся, собирают нашу личную информацию. В большинстве случаев мы сами на это соглашаемся, но может ли социальная сеть собрать какую-либо информацию о пользователе, который в ней не зарегистрирован? В статье [23] рассмотрена гипотеза теневого профиля (shadow profile), согласно которой социальная сеть может собирать на основе публичной информации пользователей этой сети и данных из их телефонных книг (если, например, пользователь сам предоставляет социальной сети доступ) информацию о тех людях, которые в данной социальной сети не зарегистрированы. В статье доказывается факт того, что теновый профиль как структуру можно создать, и чем крупнее социальная сеть, тем точнее будут данные теневого профиля.

В исследовании [24] авторами используется большое количество информации об аккаунте пользователя: время публикации каждой из записей и частота их публикации; количество публикаций, содержащих геоданные; репосты записей других пользователей; число понравившихся публикаций; число ответов на публикации других пользователей; количество упоминаний других пользователей; число публикаций, содержащих медиа-данные и среднее количество медиа-данных на одну публикацию;

¹¹ <https://twitter.com/>. Дата обращения 07.12.2021. / Accessed December 07, 2021.

дата создания аккаунта; количество подписок и подписчиков и много других данных и соотношений, связанных с информацией об аккаунте. Это пример комплексного и полного исследования профиля в социальной сети, который не включает анализ самих медиа-данных и анализ друзей/подписчиков пользователя. Такое исследование дает возможность наиболее точно определить возраст пользователя, основываясь на большом количестве информации. В данной статье также более подробно описаны алгоритмы создания выборки, обучения нейросети и непосредственно анализа профилей пользователей.

Поскольку с ростом сети поиск сходства между узлами в сети является трудоемким для оптимизации процессом, исследователи в работе [25] для решения проблем прогнозирования связей и обнаружения сообществ используют роевые алгоритмы. Методы оптимизации на основе роя, используемые в SNA, сравниваются в этой статье с анализом сообщества и анализом соединений. В качестве будущей области применения методы оптимизации на основе роя могут быть распространены на области использования нейронных сетей глубокого обучения, особенно для обновления градиентов при создании моделей таких сетей.

Социальная сеть – это социальная структура с набором социальных субъектов и социальными взаимодействиями между ними. Изучение динамики этих структур может быть использовано для объяснения локальных и глобальных экономических закономерностей, которые важны для развития. В статье [26] описаны разработка и анализ автоматических систем управления для принятия решений об инвестициях в нефтяные проекты. Принятию решения предшествует описание инженерами этого проекта с предоставлением необходимых экономических данных. На основе этого может быть принято решение о проведении профессионального анализа для определения, является ли проект осуществимым. Для автоматизации ручного процесса и преодоления недостатков традиционных методов оценки (например, экспертная оценка зависит от качества выбора самих экспертов) при экономической оценке нефтяных проектов применяется нейронная сеть обратного распространения (back propagation).

Огромное количество работ проводилось с использованием анализа из социальной сети Twitter (запрещена в РФ). В работе [27] рассмотрен анализ сообщества с экстремистскими взглядами с использованием SNA и нейронных сетей. По результатам исследования доказано, что возможно проанализировать сообщество и найти людей, связанных с ним, а также возможно предугадать планы данного сообщества с целью предотвращения террористической деятельности.

В статье [28] говорится об определении личных качеств пользователей социальной сети Twitter (запрещена в РФ) на основе сделанных ими записей, а также на основе их подписок. Программа учитывает пол, возраст, образование и политические предпочтения для получения более точного результата анализа. Таким образом, на основе записей и подписок пользователей возможно определить область его интересов, после чего можно составить схему зависимости пола, возраста и т.п. от области интересов и проследить, какие группы пользователей преобладают в определенной группе интересов.

В исследовании [29] снова используется сбор данных пользователей около 1500 сайтов и сопоставление этих данных с данными их аккаунтов в Twitter (запрещена в РФ). На основе этих данных строится более точная демографическая модель пользователей. Программа анализирует интересы пользователей, используя не только данные их социальных сетей, но и данные сервиса Quantcast¹², что позволяет собрать более точную информацию. В результате составляется таблица демографических данных пользователей и сообществ по интересам, к которым они принадлежат.

Авторы работы [30] сопоставляют демографические данные пользователей социальной сети Twitter (запрещена в РФ) и их политические предпочтения. Полученная статистика показывает, какие партии поддерживают различные группы населения. Судить об этом можно по совокупности таких переменных как пол, возраст, доход, раса и т.д.

В работах [31–34] SNA проводится с целью отследить политическое настроение населения. Таким образом, благодаря SNA можно составить карту поддержки различных политических партий, проследить настроения в обществе и узнать рейтинг политических партий в разные периоды до и после выборов, сопоставив при этом эти уровни поддержки с событиями, происходящими вокруг партии.

Авторы статей [35, 36] проводят анализ с использованием машинного обучения и тональности текста, которые являются одним из основных инструментов SNA, особенно для восстановления демографических признаков, для чего необходимы знания в области машинного обучения и компьютерной лингвистики. Изучая компьютерную лингвистику, можно найти множество различных методов анализа письменного текста помимо анализа тональности. Многие из них, возможно, позволят расширить инструментарий для SNA или улучшить уже имеющиеся алгоритмы. С помощью методов машинного обучения удастся автоматизировать процесс анализа и сделать его гораздо удобнее.

¹² <https://www.quantcast.com/>. Дата обращения 20.09.2022. / Accessed September 20, 2022.

Исследования в статьях [37–41] направлены на анализ профилей в социальных сетях с использованием гендерной классификации, которая решала проблему распознавания лиц с помощью нейронных сетей, алгоритмов, работающих с использованием смайликов-эмоджи в исходном тексте и определения возраста и пола по фотографии.

В статье [42] описан метод анализа СМС-сообщений с целью классификации отправителей по половому и возрастному признаку. Для исследования авторы использовали алгоритмы с различными структурами нейронных сетей, а также различные методы работы с естественным языком. В конечном итоге, наилучший результат по определению возраста показал метод опорных векторов – точность около 71%. Лучший результат точности определения пола – почти 80%, показало дерево решений J48. Стоит отметить, что различные методы и способы и фильтры обработки естественного языка влияли на результаты только незначительно, практически не улучшая ни точность, ни быстроту работы алгоритмов.

Предметом исследования [43] являются микроблоги. Авторы использовали метод анализа ключевых слов. Это хорошо сочетается со средой, в которой проводится анализ, ведь люди в микроблогах часто обсуждают какие-то события, новости или дискутируют на определенную тему. С помощью такого метода и методов машинного обучения удалось разделить первоначальную выборку на шесть возрастных групп и обозначить тему, которую участники каждой возрастной группы чаще всего обсуждают и на которую чаще всего высказывают свои мысли. Выяснилось, что подростки до 18 лет чаще всего обсуждают спорт; молодые люди 18–25 лет больше всего говорят о развлечениях; люди в возрасте от 25 до 30 лет обсуждают, в основном, семью и бизнес; людей постарше (31–36 лет) больше всего интересуют технологии; пользователи 26–40 лет начинают беспокоиться о своем здоровье и чаще высказываются об этом, а те, кто старше 40, больше всего любят обсуждать политику. Таким образом, каждой возрастной группе была определена самая частая тема для обсуждения. Это не значит, что каждый член группы обязательно обсуждает эту тему, но с большей вероятностью человек, обсуждающий эту тему, относится к этой возрастной группе.

Можно рассмотреть несколько статистических исследований [44–46], которые широко использовали метод анализа профилей в социальных сетях. Цель этих исследований – выявить социальную мобильность людей, основываясь на их публикациях, сопровождаемых геоданными. Авторами было найдено большое количество таких публикаций, по ним было составлена примерная карта перемещений

пользователя, выявлены основные центры активности и установлено место жительства человека. По данным о месте жительства были выяснены имена людей. Далее, используя базу данных имен, распределенных по полу, удалось установить пол более половины все исследованных аккаунтов, по данным о фамилии исследователи попытались установить информацию о расе и возрасте пользователей – успешно в 38% и 14% случаев соответственно. Данное исследование показало, что возможно установить некоторые демографические признаки, зная только о передвижениях человека или зная его имя и фамилию.

В статье [47] описывается способ определения пола и возраста с использованием функции голосовых сообщений. Приведены результаты, согласно которым авторам удалось достичь точности в 80% при определении пола и возраста говорящего. Такую технологию можно вполне успешно использовать для анализа голосовых сообщений в социальных сетях, если возникает такая необходимость, но в современных реалиях такой алгоритм вряд ли найдет в этой сфере широкое применение, т.к. голосовые сообщения посылаются лично адресату, а анализ социальных сетей обычно проводится по публично доступной информации. В других отраслях значение такой технологии сложно переоценить, она должна быть полезна в криминалистике, биометрии, для проектирования систем распознавания или воссоздания речи.

Помимо обычного текста и рассмотренных ранее дополнений к нему – репостов, картинок, смайликов и подписок на других пользователей, в социальных сетях также часто используются ссылки и хештеги. Ссылки используются для того, чтобы поделиться каким-то контентом, будь то картинка или новость, а хештеги – для обозначения темы публикации и упрощения нахождения этой публикации в поиске другими пользователями. Авторы статьи [48] предполагают, что контент, находящийся по ссылкам, которыми делятся пользователи, и используемые хештеги могут многое сказать о возрасте этих пользователей. Исследователи решили проанализировать публикации различных пользователей для определения их возрастной группы. В отличие от многих похожих исследований они использовали не только сами публикации, но и контент, находящийся по ссылкам, которыми делятся пользователи, а также недавние публикации по хештегу, который указывает пользователь.

В статье [49] предлагается новый метод прогнозирования изменений в сложных социальных сетях, основанный на применении теории перколяции и подходов, принятых в стохастической динамике. Обсуждаются новые результаты

компьютерного моделирования влияния плотности социальной сети на порог ее проникновения. Пороги перколяции рассчитываются для различных плотностей сети и могут использоваться в моделях, описывающих стохастическую динамику перехода системы из одного состояния в другое. Представленная в статье стохастическая модель предоставляет возможность скачкообразного перехода настроений (состояний) людей в социальной сети в течение очень короткого промежутка времени без каких-либо внешних воздействий, что определяется особенностями самоорганизации системы и памятью ее узлов о предыдущих состояниях.

Разработанная модель позволяет создать алгоритм мониторинга социальных состояний, основанный на теории перколяции и стохастической динамике, который может быть легко применен на практике. Суть этого алгоритма заключается в следующем.

1. С помощью социологического мониторинга определяется среднее количество подключений на человека в данной социальной сети; затем определяется доля негативно настроенных людей в данный момент времени ($t = 0$). Средняя плотность позволяет рассчитать порог перколяции сетевой структуры, т.е. долю участников сети, имеющих определенные взгляды, которые позволяют этим взглядам свободно распространяться в сети.
2. После фиксированной единицы времени (день, неделя и т.д.) определяется доля участников с определенными взглядами, которые в данный момент исследуются. Изменение этой доли по сравнению с предыдущей долей позволяет определить значение восходящей и нисходящей тенденций.
3. Далее возможно использовать полученную информацию о тенденциях, пороге перколяции и начальной доле участников сети с определенными представлениями для отслеживания и управления участниками сети.

Полученные результаты могут быть применены для управления социальными процессами. В одном из подходов сначала анализируются настроения в социальной сети. Далее современные методы психолингвистического анализа, основанные на технологиях искусственных сетей, позволяют отнести каждого пользователя к определенной целевой группе в соответствии с его настроениями и взглядами. Сетевые узлы, которые могут быть идентифицированы как пользователи, нарушающие некоторые законы, например, распространяющие экстремистские взгляды и настроения, блокируются. Однако существуют группы узлов, которые не нарушают никаких законов, но потенциально могут перейти в группу с экстремистскими взглядами. Поскольку они не нарушают законы, их нельзя заблокировать, но все

же можно ограничить их коммуникативные способности, используя технические подходы, например, путем снижения скорости передачи данных и уменьшения количества других узлов или соединений, доступных для них. При этом порог проникновения для информации, которая может свободно передаваться по сети, увеличивается.

Авторы^{13, 14} [50–52] предлагают метод оценки средств массовой информации в нескольких модальностях (темы, критерии оценки/свойства, классы), сочетающий тематическое моделирование корпусов текстов и принятие многокритериальных решений. Оценка основана на анализе корпусов следующим образом: условное распределение вероятностей носителей по темам, свойствам и классам рассчитывается после формирования тематической модели корпусов. Для получения весов, описывающих, как каждая тема соотносится с каждым критерием оценки и с каждым классом, описанным в документе, используется несколько подходов, в т.ч. ручная маркировка, многокорпоративный подход и автоматический подход. Предлагаемый многокорпоративный подход предполагает оценку тематической асимметрии корпусов для получения весов, описывающих отношение каждой темы к определенному критерию. Эти веса в сочетании с тематической моделью могут быть применены для оценки каждого документа в корпусах в соответствии с каждым из рассмотренных критериев и классов. Предложенный метод был применен к корпусу из 804829 новостных публикаций из 40 казахстанских источников, опубликованных с 1 января 2018 г. по 31 декабря 2019 г. Была получена модель BigARTM (200 тем). Эксперименты подтверждают общую возможность оценки носителей с использованием тематической модели текстовых корпусов, поскольку в задаче классификации была достигнута оценка области под кривой рабочих характеристик приемника (ROC AUC) 0.81, что сопоставимо с результатами, полученными для той же задачи с применением модели BERT.

Разработанная система, в которую интегрирована предлагаемая модель, позволяет решать классические задачи, такие как простые отчеты или анализ настроений. Кроме того, она также имеет ряд уникальных вариантов использования, которые отличают ее от существующих решений: автоматический анализ по теме, значимому событию и объекту без необходимости формировать запросы на основе

¹³ Bushman B., Whitaker J. Media influence on behavior. Reference module. In: *Neuroscience and Biobehavioral Psychology*. 2017. <http://scitechconnect.elsevier.com/neurorefmod/>. Дата обращения 24.11.2020. / Accessed November 24, 2020.

¹⁴ Bandari R., Asur S., Huberman B.A. *The pulse of news in social media: forecasting popularity*. <https://arxiv.org/pdf/1202.0332.pdf>. Дата обращения 20.09.2020. / Accessed September 20, 2020.

ключевых слов; анализ по произвольному списку критериев, не ограниченному настройками, но также включающему социальную значимость, популярность, манипулятивность, пропагандистский контент, отношение к определенной стране, отношение к определенной области и т.д.; анализ динамического поведения тем; прогностический анализ на уровне темы.

В работах [53–55] предложена методика KroMFac, с помощью которой проводится обнаружение сообщества методом регуляризованной неотрицательной матричной факторизации (non-negative matrix factorization) на основе графовой модели Кронекера. KroMFac сочетает в себе методы анализа сети и обнаружения сообщества в единой унифицированной структуре.

Работа [56] посвящена SNA и разработке методов деанонимизации их пользователей. Под деанонимизацией понимается установление личности пользователя в сети либо подлинного места выхода в сеть. После сравнительного анализа существующих методов и моделей деанонимизации пользователей [57–59] авторы предлагают модифицированный метод на основе алгоритма объединения выделенных вершин для дефрагментации постановочной задачи деанонимизации на меньшие подзадачи, решение которых возможно с помощью уже существующих методов. Основной результат данной работы заключается в разработке нового подхода к оптимизации методов идентификации пользователей социальных сетей на основе алгоритма попарных разбиений. Предложенный алгоритм позволяет улучшить характеристики существующих технологий деанонимизации, а также представляет теоретическую и практическую значимость для разработки систем моделирования информационных акций в социальных сетях.

В работах [60, 61] представлены разработанные авторами модели описания стохастической динамики изменения состояний в сложных социальных системах, учитывающие процессы самоорганизации и наличие памяти. Для создания модели рассмотрены графические схемы вероятностей переходов между возможными состояниями описываемых систем с учетом предыдущих состояний, что позволяет учитывать память и описывать не только марковские, но и немарковские процессы. На основании этого подхода выведено нелинейное дифференциальное уравнение второго порядка, позволяющее сформулировать и решать граничные задачи для определения функции плотности вероятности амплитуды отклонений параметров, описывающих наблюдаемые процессы нестационарных временных рядов в зависимости от величин интервала времени ее определения и глубины учета памяти. Полученное дифференциальное уравнение содержит не только члены,

отвечающие за случайное изменение (диффузию) и упорядоченное изменение (снос), но и содержит член, отвечающий за возможность самоорганизации.

ВЫВОДЫ

Сетевой анализ помогает структурировать модели взаимодействия между социальными единицами: людьми, коллективами, организациями и т.д. По сравнению с другими методами сетевой подход имеет одно неоспоримое преимущество: он позволяет оперировать данными на разных уровнях исследования – от микро- до макроуровня, обеспечивает преемственность этих данных. Также сетевые методы помогают лучше понять и описать процессы теоретически и количественно. Актуальность сетевого анализа растет, поскольку в настоящий момент происходит глобализация общемировых процессов, и, прежде всего, в форме сетевизации.

Практически все исследования используют различные методы работы с текстом, т.к. общение в социальных сетях почти полностью состоит из текстовых сообщений и публикаций. Для применения этих методов необходимы знания в области компьютерной лингвистики. Используется анализ тональности, лексический анализ, выделение ключевых слов.

Изучив результаты исследований в этой области, можно сказать, что практически во всех исследованиях используются технологии машинного обучения и искусственного интеллекта. Существует множество архитектур и методов работы нейронных сетей, но лучший результат показали сверточные нейронные сети. Из используемых методов следует выделить метод опорных векторов и дерево решений, т.к. в большей части исследований именно они показали самую высокую точность.

Для правильной работы с нейронными сетями, нужно уметь правильно составлять выборку. Для этого необходимо иметь четкое представление о том, по каким признакам и каким исходным данным необходимо классифицировать пользователей. На основе статистических данных, которые использовали многие исследователи, также можно прогнозировать результаты. Знание статистики необходимо как для составления выборки, так и для правильного анализа полученных результатов.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Целью данного обзора является знакомство широкого круга читателей с современными моделями и методами анализа сложных социальных сетевых структур и применяемыми для этого инструментами, основанными как на готовых решениях в виде сервисов и программного обеспечения, так и на

собственных приложениях для проведения исследований с использованием языка программирования Python. Рассмотрение достоинств и недостатков существующих моделей и методов является очень важным для постановки и проведения дальнейших исследований. Результатом проделанной работы является вывод о том, что методы SNA служат полезным инструментарием для создания полноценной картины общественного настроения.

В обзоре описана специфика решаемых при исследовании сложных сетевых структур основных задач и их междисциплинарность, связанная с использованием методов системного анализа, теории сложных сетей, текстовой аналитики и компьютерной лингвистики, нейронных сетей и т.д. В частности, исследованы динамические модели процессов, наблюдаемых в сложных социальных сетевых системах, структурные характеристики таких сетей и их взаимосвязь с наблюдаемыми динамическими процессами, в т.ч. с использованием теории построения динамических графов. Кроме того, в обзоре проанализировано применение нейронных сетей для прогнозирования эволюции динамических процессов, наблюдаемых в сложных социальных системах, и их структуры (например, как изменяется активность, число пользователей и структура их связей в социальных сетевых сообществах). Значительное внимание в обзоре уделено применению методов компьютерной лингвистики, что необходимо для извлечения знаний из текстовых сообщений пользователей социальных сетей при создании моделей, описывающих наблюдаемые процессы.

Такие исследования позволяют прогнозировать не только динамику общественных процессов (изменение социальных настроений), но и тенденции социально-экономического развития за счет мониторинга мнений пользователей по важным экономическим и социальным вопросам, как на уровне отдельных территориальных образований, так и на уровне регионов.

БЛАГОДАРНОСТИ

Исследование выполнено при поддержке Российского научного фонда, грант № 22-21-00109 «Разработка моделей прогнозирования динамики социальных настроений на основе анализа временных рядов текстового контента социальных сетей с использованием уравнений Фоккера – Планка и нелинейной диффузии».

ACKNOWLEDGMENTS

This research was supported by the Russian Science Foundation, grant No. 22-21-00109 “Development of the dynamics forecasting models of social moods

based on the analysis of text content time series of social networks using the Fokker–Planck and nonlinear diffusion equations.”

Вклад авторов

Ю.П. Перова – сбор и анализ информации для обзора.

В.Р. Григорьев – обработка материалов для обзора.

Д.О. Жуков – концептуальная идея и обсуждение полученных результатов.

Authors' contributions

J.P. Perova – collection and analysis of information for the review.

V.R. Grigoriev – processing of materials for the review.

D.O. Zhukov – conceptual idea and discussion of the obtained results.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ / REFERENCES

1. Губанов Д.А., Новиков Д.А., Чхартишвили А.Г. *Социальные сети: модели информационного влияния, управления и противоборства*. М.: Изд-во МЦНМО; 2018. 223 с. ISBN 978-5-4439-1302-5 [Gubanov D.A., Novikov D.A., Chkhartishvili A.G. *Sotsial'nye seti: modeli informatsionnogo vliyaniya, upravleniya i protivoborstva* (Social networks: models of informational influence, management and confrontation). Moscow: MTsNMO; 2018. 223 p. ISBN 978-5-4439-1302-5 (in Russ.).]
2. Батура Т.В. Методы анализа компьютерных сетей. *Вестник НГУ. Серия: Информационные технологии*. 2012;10(4):13–28. URL: <https://lib.nsu.ru/xmlui/handle/nsu/250> [Batura T.V. Methods of social networks analysis. *Vestnik NGU. Seriya: Informatsionnye tekhnologii* = *Vestnik NSU. Series: Information Technologies*. 2012;10(4):13–28 (in Russ.). Available from URL: <https://lib.nsu.ru/xmlui/handle/nsu/250>]
3. Pasa L., Navarin N., Sperdut A. SOM-based aggregation for graph convolutional neural networks. *Neural Comput. & Applic.* 2022;34(1):5–24. <https://doi.org/10.1007/s00521-020-05484-4>
4. Zhukov D.O., Akimov D.A., Red'kin O.K., Los' V.P. Application of convolutional neural networks for preventing information leakage in open internet resources. *Aut. Control Sci.* 2017;51(8):888–893. <https://doi.org/10.3103/S0146411617080314>
5. Zhang Z., Wu S., Jiang D., Chen G. BERT-JAM: Maximizing the utilization of BERT for neural machine translation. *Neurocomputing*. 2021;460:84–94. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.07.002>
6. Маккинли У. *Python и анализ данных*: пер. с англ. М.: ДМК Пресс; 2020. 540 с. ISBN 978-5-94074-590-5 [McKinney W. *Python i analiz dannykh* (Python and Data Analysis): transl. from Eng. Moscow: DMK Press; 2020. 540 p. (in Russ.). ISBN 978-5-94074-590-5] [McKinney W. *Python for Data Analysis*: 2nd ed. US: O'Reilly Media, Inc.; 2017. 541 p. ISBN 978-1-491-95766-0. Available from URL: <https://www.programmer-books.com/wp-content/uploads/2019/04/Python-for-Data-Analysis-2nd-Edition.pdf>]

7. Николенко С., Кадури А., Архангельская Е. *Глубокое обучение. Погружение в мир нейронных сетей*. СПб.: Питер; 2021. 476 с. ISBN 978-5-4461-1537-2.
[Nikolenko S., Kadurin A., Arkhangel'skaya E. *Glubokoe obuchenie. Pogruzhenie v mir neuronnykh setei (Deep Learning. Immersion in the World of Neural Networks)*. St. Petersburg: Piter; 2021. 476 p. (in Russ.). ISBN 978-5-4461-1537-2]
8. Кан К. *Нейронные сети. Эволюция*. ЛитРес; 2018. 380 с.
[Kan K. *Neironnye seti. Evolyutsiya (Neural Networks. Evolution)*. LitRes; 2018. 380 p. (in Russ.).]
9. Рашид Т. *Создаем нейронную сеть*: пер. с англ. СПб.: ООО «Альфа-книга»; 2017. 272 с. ISBN 978-5-9909445-7-2
[Rashid T. *Sozdaem neironnyuyu set' (Make Your Own Neural Network)*: transl. from Eng. St. Petersburg: Al'fa-kniga; 2017. 272 p. (in Russ.). ISBN 978-5-9909445-7-2]
[Rashid T. *Make Your Own Neural Network*. 1st ed. CreateSpace Independent Publishing Platform; 2016. 222 p. ISBN-13 [978-1530826605]
10. Галушкин А.И. *Нейронные сети: основы теории*. М.: Горячая линия-Телеком; 2012. 496 с. ISBN 978-5-9912-0082-0
[Galushkin A.I. *Neironnye seti: osnovy teorii (Neural Networks: Fundamentals of Theory)*. Moscow: Goryachaya liniya-Telekom; 2012. 496 p. (in Russ.).]
11. Савельев А.В. Философия методологии нейромоделирования: смысл и перспективы. *Философия науки*. 2003;1(16):46–59.
[Savel'ev A.V. The philosophy of methodology of neuro-modeling: Sense and prospects. *Filosofiya nauki = Philosophy of Sciences*. 2003;1(16):46–59 (in Russ.).]
12. Алексеев А.Ю., Кузнецов В.Г., Петрунин Ю.Ю., Савельев А.В., Янковская Е.А. Нейрофилософия как концептуальная основа нейрокомпьютинга. *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*. 2015;5:69–77.
[Alekseev A.Yu., Kuznetsov V.G., Petrunin Yu.Yu., Savel'ev A.V., Yankovskaya E.A. Neurophilosophy as a conceptual basis for neurocomputing. *Neirokomp'yutery: razrabotka, primeneniye = Neurocomputers: Development, Application*. 2015;5:69–77 (in Russ.).]
13. Sekara V., Stopczynski A., Lehmann S. Fundamental structures of dynamic social networks. *Proc. Natl Acad. Sci. USA*. 2016;113(36):9977–9982. <https://doi.org/10.1073/pnas.1602803113>
14. Ubaldi E., Vezzani A., Karsai M., Perra N., Burioni R. Burstiness and tie activation strategies in time-varying social networks. *Sci. Rep.* 2017;7:46225. <https://doi.org/10.1038/srep46225>
15. Palomares I., Porcel C., Pizzato L., Guy I., Herrera-Viedma E. Reciprocal recommender systems: analysis of state-of-art literature, challenges and opportunities towards social recommendation. *Information Fusion*. 2021;69(16): 103–127. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2020.12.001>
16. Yatim Md.A.F., Wardhana Y., Kamal A., Soroina A.A.R., Rachim F., Wonggo M.I. A corpus-based lexicon building in Indonesian political context through Indonesian online news media. In: *2016 International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/ICACSIS.2016.7872794>
17. Kim S.L., Hinders M.K. Dynamic wavelet fingerprint for differentiation of tweet storm types. *Soc. Netw. Anal. Min.* 2020;10(1):4. <https://doi.org/10.1007/s13278-019-0617-3>
18. Karami A., Elkouri A. Political Popularity Analysis in Social Media. In: Taylor N., Christian-Lamb C., Martin M., Nardi B. (Eds.). *Information in Contemporary Society*. Part of: *Lecture Notes in Computer Science* (including subseries *Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics*). 2019. V. 11420. P. 456–465. https://doi.org/10.1007/978-3-030-15742-5_44
19. Belcastro L., Cantini R., Marozzo F., Talia D., Trunfi P. Learning political polarization on social media using neural networks. *IEEE Access*. 2020;8:47177–47187. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2978950>
20. Vijayaraghavan P., Vosoughi S., Roy D. Twitter demographic classification using deep multi-modal multi-task learning. In: *Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. 2017;2(Short Papers):478–483. <https://doi.org/10.18653/v1/P17-2076>
21. Preoțiu-Pietro D., Liu Y., Hopkins D., Ungar L. Beyond binary labels: political ideology prediction of Twitter users. In: *Proceedings of the 55th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. 2017;1(Long Papers):729–740. <https://doi.org/10.18653/v1/P17-1068>
22. Hinds J., Joinson A.N. What demographic attributes do our digital footprints reveal? A systematic review. *PLoS One*. 2018;13(11):e0207112. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0207112>
23. Garcia D. Leaking privacy and shadow profiles in online social networks. *Sci. Adv.* 2017;3(8):e1701172. <https://doi.org/10.1126/sciadv.1701172>
24. Pandya A., Oussalah M., Monachesi P., Kostakos P. On the use of distributed semantics of tweet metadata for user age prediction. *Future Generation Computer Systems*. 2020;102(5915): 437–452. <https://doi.org/10.1016/j.future.2019.08.018>
25. Pulipati S., Somula R., Parvathala B.R. Nature inspired link prediction and community detection algorithms for social networks: a survey. *Int. J. Syst. Assur. Eng. Manag.* 2021. <https://doi.org/10.1007/s13198-021-01125-8>
26. Li H., Mao X., Wu C., Yang F. Design and analysis of a general data evaluation system based on social networks. *EURASIP J. Wireless Com. Network*. 2018;1:109. <https://doi.org/10.1186/s13638-018-1095-4>
27. Xu F., Sun D., Li Z., Li B. Research on online supporting community of extreme organization by AI-SNA based method. In: *Proceedings of the 8th IEEE International Conference on Software Engineering and Service Sciences (ICSESS)*. 2018. V. 2017. P. 546–551. <https://doi.org/10.1109/ICSESS.2017.8342974>
28. Volkova S., Bachrach Y., Van Durme B. Mining user interests to predict perceived psycho-demographic traits on Twitter. In: *2016 IEEE Second International Conference on Big Data Computing Service and Applications (BigDataService)*. IEEE. 2016. P. 36–43. <https://doi.org/10.1109/BigDataService.2016.28>
29. Culotta A., Ravi N.K., Cutler J. Predicting Twitter user demographics using distant supervision from website traffic data. *J. Artif. Intell. Res.* 2016;55:389–408. <https://doi.org/10.1613/jair.4935>

30. Barberá P. Less is more? How demographic sample weights can improve public opinion estimates based on Twitter data. *Working Paper*. Available from URL: <http://pablobarbera.com/static/less-is-more.pdf>
31. Ardehaly E.M., Culotta A. Learning from noisy label proportions for classifying online social data. *Soc. Netw. Anal. Min.* 2018;8:2. <https://doi.org/10.1007/s13278-017-0478-6>
32. Franco-Riquelme J.N., Bello-Garcia A., Ordieres-Meré J. Indicator proposal for measuring regional political support for the electoral process on Twitter: The case of Spain's 2015 and 2016 general elections. *IEEE Access*. 2019;7:62545–62560. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2917398>
33. Jungherr A., Schoen H., Posegga O., Jürgens P. Digital trace data in the study of public opinion: an indicator of attention toward politics rather than political support. *Soc. Sci. Comput. Rev.* 2016;35(3):336–356. <https://doi.org/10.1177/0894439316631043>
34. Mwanza S., Suleman H. Measuring network structure metrics as a proxy for socio-political activity in social media. In: *IEEE International Conference on Data Mining Workshops (ICDMW)*. IEEE. 2017. P. 878–883. <https://doi.org/10.1109/ICDMW.2017.120>
35. Al-Agha I., Abu-Dahrooj O. Multi-level analysis of political sentiments using Twitter data: A case study of the Palestinian-Israeli conflict. *Jordanian Journal of Computers and Information Technology*. 2019;5(3): 195–215. <https://doi.org/10.5455/jcit.71-1562700251>
36. Basil M., Gaikwad S., Salim A.S. Deep learning approach based dominant age group based classification for social network. In: Khalaf M., Al-Jumeily D., Lisitsa A. (Eds.). *Applied Computing to Support Industry: Innovation and Technology. ACRIT 2019. Communications in Computer and Information Science*. 2020;1174:148–156. https://doi.org/10.1007/978-3-030-38752-5_12
37. Guimaraes R., Renata R., De Gaetano D., Rodriguez D.Z., Bressan G. Age groups classification in social network using deep learning. *IEEE Access*. 2017;5:10805–10816. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2706674>
38. Bhat S.F., Lone A.W., Dar T.A. Gender prediction from images using deep learning techniques. In: *2019 International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP)*. IEEE. 2019. <https://doi.org/10.1109/IDAP.2019.8875934>
39. Bulut İ., Erdoğan M., Gönülal B., Baş R., Kılıç Ö. Using short texts and emojis to predict the gender of a texter in Turkish. In: *2019 4th International Conference on Computer Science and Engineering (UBMK)*. IEEE. 2019. P. 435–438. <https://doi.org/10.1109/UBMK.2019.8907198>
40. Dileep M.R., Danti A. Multiple hierarchical decision on neural network to predict human age and gender. In: *2016 International Conference on Emerging Trends in Engineering, Technology and Science (ICETETS)*. IEEE. 2016. <https://doi.org/10.1109/ICETETS.2016.7603026>
41. Gupta R., Kumar S., Yadav P., Shrivastava S. Identification of age, gender, & race SMT (scare, marks, tattoos) from unconstrained facial images using statistical techniques. In: *2018 International Conference on Smart Computing and Electronic Enterprise (ICSCEE)*. IEEE. 2018. <https://doi.org/10.1109/ICSCEE.2018.8538423>
42. Khdr J., Varol C. Age and gender identification by SMS text messages. In: *2018 International Conference on Artificial Intelligence and Data Processing (IDAP)*. IEEE. 2018. <https://doi.org/10.1109/IDAP.2018.8620780>
43. Koti P., Pothula S., Dhavachelvan P. Age forecasting analysis – over microblogs. In: *2017 Second International Conference on Recent Trends and Challenges in Computational Models (ICRTCCM)*. IEEE. 2017. P. 83–86. <https://doi.org/10.1109/ICRTCCM.2017.38>
44. López-Santamaría L.-M., Almanza-Ojeda D.-L., Gomez J.C., Ibarra-Manzano M. Age and gender identification in unbalanced social media. In: *2019 International Conference on Electronics, Communications and Computers (CONIELECOMP)*. IEEE. 2019. <https://doi.org/10.1109/CONIELECOMP.2019.8673125>
45. Luo F., Cao G., Mulligan K., Li X. Explore spatiotemporal and demographic characteristics of human mobility via Twitter: A case study of Chicago. *Applied Geography*. 2015;70(3):11–25. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2016.03.001>
46. Sánchez-Hevia H.A., Gil-Pita R., Utrilla-Manso M., Rosa-Zurera M. Convolutional-recurrent neural network for age and gender prediction from speech. In: *2019 Signal Processing Symposium (SPSymposium)*. IEEE. 2019. P. 242–245. <https://doi.org/10.1109/SPS.2019.8881961>
47. Wang Y., Song W., Liu L. Age prediction based on feature selection. In: *2017 2nd IEEE International Conference on Computational Intelligence and Applications (ICCI)*. IEEE. 2017. P. 359–363. <https://doi.org/10.1109/CIAPP.2017.8167239>
48. Pandya A., Oussalah M., Monachesi P., Kostakos P., Lovén L. On the use of URLs and hashtags in age prediction of Twitter users. In: *2018 IEEE International Conference on Information Reuse and Integration (IRI)*. IEEE. 2018. P. 62–69. <https://doi.org/10.1109/IRI.2018.00017>
49. Zhukov D.O., Zaltzman A.D., Khvatova T.Yu. Forecasting changes in states in social networks and sentiment security using the principles of percolation theory and stochastic dynamics. In: *Proceedings of the 2019 IEEE International Conference "Quality Management, Transport and Information Security, Information Technologies" (IT&QM&IS)*. IEEE. 2019. Article number 8928295. P. 149–153. <https://doi.org/10.1109/ITQMIS.2019.8928295>
50. Mukhamediev R.I., Yakunin K., Mussabayev R., Buldybayev T., Kuchin Y., Murzakhmetov S., Yelis M. Classification of negative information on socially significant topics in mass media. *Symmetry*. 2020;12(12):1945. <https://doi.org/10.3390/sym12121945>
51. Ko H., Jong Y., Sangheon K., Libor M. Human-machine interaction: A case study on fake news detection using a backtracking based on a cognitive system. *Cogn. Syst. Res.* 2019;55:77–81. <https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2018.12.018>
52. Willaert T., Van Eecke P., Beuls K., Steels L. Building social media observatories for monitoring online opinion dynamics. *Soc. Media Soc.* 2020;6(2):205630511989877.
53. Tran C., Shin W.-Y., Spitz A. Community detection in partially observable social networks. *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*. 2022;16(2):1–24. <https://doi.org/10.1145/3461339>

54. Chen Z., Li L., Bruna J. Supervised community detection with line graph neural networks. In *Proceedings of the 7th International Conference on Learning Representations (ICLR)*. ACM. 2019. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1705.08415>
55. Hoffmann T., Peel L., Lambiotte R., Jones N.S. Community detection in networks without observing edges. *Sci. Adv.* 2020;6(4):eaav1478. <https://doi.org/10.1126/sciadv.aav1478>
56. Башуев Я.П., Григорьев В.Р. Методы деанонимизации в социальных сетях. *Вестник РГГУ. Серия: Документоведение и архивоведение. Информатика. Защита информации и информационная безопасность*. 2016;3(5):125–146. URL: [https://www.rsuh.ru/upload/main/vestnik/pmorv/Vestnik_daizi3\(5\)-16.pdf#page=125](https://www.rsuh.ru/upload/main/vestnik/pmorv/Vestnik_daizi3(5)-16.pdf#page=125) [Bashuev Ya., Grigorjev V. Social nets deanonymization methods. *Vestnik RGGU. Seriya Dokumentovedenie i arkhivovedenie. Informatika. Zashchita informatsii i informatsionnaya bezopasnost' = RGGU BULLETIN. Series: Records Management and Archival Studies. Computer Science. Data Protection and Information Security*. 2016;3(5):125–146 (in Russ.). Available from URL: [https://www.rsuh.ru/upload/main/vestnik/pmorv/Vestnik_daizi3\(5\)-16.pdf#page=125](https://www.rsuh.ru/upload/main/vestnik/pmorv/Vestnik_daizi3(5)-16.pdf#page=125)]
57. Wondracek G., Holz T., Kirda E., Kruegel C. A practical attack to de-anonymize social network users. *Technical Report TR-iSecLab-0110-001*. 2013. Available from URL: <https://anonymous-proxy-servers.net/paper/sonda-tr.pdf>
58. Simon B., Gulyás G., Imre S. Analysis of grasshopper, a novel social network de-anonymization algorithm. *Periodica Polytechnica: Electrical Engineering and Computer Science*. 2014;58(4):161–173. <https://doi.org/10.3311/PPee.7878>
59. Peng W., Li F., Zou X., Wu J. A two-stage deanonymization attack against anonymized social networks. *IEEE Trans. Comp.* 2014;63(2):290–303. <https://doi.org/10.1109/TC.2012.202>
60. Khvatova T., Zaltsman A., Zhukov D. Information processes in social networks: Percolation and stochastic dynamics. In: *CEUR Workshop. Proceedings 2nd International Scientific Conference "Convergent Cognitive Information Technologies."* 2017;1–2064: 277–288.
61. Zhukov D., Khvatova T., Zaltsman A. Stochastic dynamics of influence expansion in social networks and managing users' transitions from one state to another. In: *Proceedings of the 11th European Conference on Information Systems Management (ECISM)*. 2017. P. 322–329. Available from URL: <http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-85039839600&partnerID=MN8TOARS>

Об авторах

Перова Юлия Петровна, старший преподаватель кафедры телекоммуникаций Института радиоэлектроники и информатики ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78). E-mail: perova_yu@mirea.ru. Scopus Author ID 57431908700, <https://orcid.org/0000-0003-4028-2842>

Григорьев Виталий Робертович, к.т.н., доцент, заведующий кафедрой «Информационное противоборство» Института кибербезопасности и цифровых технологий ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78). E-mail: grigorev@mirea.ru. SPIN-код РИНЦ 4088-0403.

Жуков Дмитрий Олегович, д.т.н., профессор, профессор кафедры «Информационное противоборство» Института кибербезопасности и цифровых технологий ФГБОУ ВО «МИРЭА – Российский технологический университет» (119454, Россия, Москва, пр-т Вернадского, д. 78). E-mail: zhukov_do@mirea.ru. Scopus Author ID 57189660218, SPIN-код РИНЦ 1798-8891.

About the authors

Julia P. Perova, Senior Lecturer, Department of Telecommunications, Institute of Radio Electronics and Informatics, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo pr., Moscow, 119454 Russia). E-mail: perova_yu@mirea.ru. Scopus Author ID 57431908700, <https://orcid.org/0000-0003-4028-2842>

Vitaly P. Grigoriev, Cand. Sci. (Eng.), Associate Professor, Head of the Department of Information Warfare, Institute for Cybersecurity and Digital Technologies, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo pr., Moscow, 119454 Russia). E-mail: grigorev@mirea.ru. RSCI SPIN-code 4088-0403

Dmitry O. Zhukov, Dr. Sci. (Eng.), Professor, Department of Information Warfare, Institute for Cybersecurity and Digital Technologies, MIREA – Russian Technological University (78, Vernadskogo pr., Moscow, 119454 Russia). E-mail: zhukov_do@mirea.ru. Scopus Author ID 57189660218, RSCI SPIN-code 1798-8891