

Выявление лидеров мнений для анализа сферы искусственного интеллекта с использованием графовой модели*

Шутько О. А.^{1,*}, Попцов А. В.², Олисеенко В. Д.²

¹ ПАО «Сбербанк России», Санкт-Петербург, Российская Федерация; *olegshutko54@gmail.com

² Санкт-Петербургский Федеральный исследовательский центр Российской академии наук, Санкт-Петербург, Российская Федерация

РЕФЕРАТ

В статье рассматривается проблема ориентирования в активно развивающейся области искусственного интеллекта (ИИ). В качестве примера этой области взяты большие языковые модели. В данной работе в качестве инструмента анализа предлагается графовое представление научного сообщества, позволяющее описать структуру взаимосвязей между авторами и выделить исследовательские группы. Также предлагается инструмент выделения ключевых фигур и лидеров мнений. Предполагается, что последующее изучение публикаций таких групп позволит своевременно фиксировать тенденции и принимать на этой основе решения по выбору и внедрению соответствующих технологий. На основе этого подхода построена модель, для чего использовались открытые данные из наукометрических баз: исследователи представлены вершинами графа с дополнительными атрибутами, а их связи — ребрами. Влияние отдельных персон измерялось метрикой центральности PageRank, а скрытые исследовательские группы идентифицировались с помощью алгоритма Louvain. Полученные результаты подтверждают исходные гипотезы: ученые с высоким значением PageRank действительно являются признанными лидерами индустрии, а алгоритм устойчиво выделяет пять кластеров, соотносящихся с реальными исследовательскими и корпоративными структурами. В совокупности предложенная графовая модель может рассматриваться как вспомогательный инструмент для аналитического описания актуального научного ландшафта ИИ и мониторинга исследовательских тенденций.

Ключевые слова: лидеры мнений, искусственный интеллект, большие языковые модели, графы, выявление трендов.

Для цитирования: Шутько О. А., Попцов А. В., Олисеенко В. Д. Выявление лидеров мнений для анализа сферы искусственного интеллекта с использованием графовой модели // Управленческое консультирование. 2025. № 6. С. 111–120. EDN PLSPIC

Opinion Leader Identification for Artificial Intelligence Domain Analysis Using a Graph-Based Model

Oleg A. Shutko^{1,*}, Alexander V. Poptsov², Valerii D. Oliseenko²

¹ PJSC «Sberbank of Russia», Saint Petersburg, Russian Federation; *olegshutko54@gmail.com

² Saint-Petersburg Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences, Saint-Petersburg, Russian Federation

ABSTRACT

This paper addresses the challenge of navigating the rapidly evolving field of artificial intelligence (AI), using large language models as a representative example. It proposes a graph-based representation of the scientific community as an analytical tool for describing the structure of relationships between researchers and identifying research groups. The study also introduces an approach for detecting key figures and opinion leaders within the field. The underlying assumption is that analyzing the publications of such groups can help capture emerging trends

* Статья выполнена в рамках научно-исследовательской работы по государственному заданию СПб ФИЦ РАН Mol_Lab (молодежная_лаб) № FFZF-2024-0003.

in a timely manner and support informed decisions regarding the adoption and implementation of relevant technologies. Using this approach, a graph model was constructed based on open scientometric data: researchers are represented as nodes with additional attributes, while their relationships are encoded as edges. The influence of individual authors was quantified using PageRank centrality, and latent research groups were identified through the Louvain clustering algorithm. The results support the initial hypotheses: scholars with high PageRank scores are indeed recognized industry leaders, and the algorithm consistently identifies five clusters corresponding to real research and corporate structures. Overall, the proposed graph model can be considered a supporting tool for analytical characterization of the current AI research landscape and for monitoring emerging scientific trends.

Keywords: opinion leaders, artificial intelligence, large language models, graphs, trend detection.

For citation: Shutko O. A., Poptsov A. V., Oliseenko V. D. Opinion Leader Identification for Artificial Intelligence Domain Analysis Using a Graph-Based Model // Administrative Consulting. 2025. N 6. P. 111–120. EDN PLSPIC

Введение

Стремительное развитие технологий искусственного интеллекта (ИИ), в частности, больших языковых моделей (Large Language Models, LLM) [19], порождает значительную неопределенность и риски [25] для систем управления как в бизнесе, так и в государственных структурах. Параллельно с этим ИИ открывает широкий простор для автоматизации и улучшения процессов [3]. Под неопределенностью в данном контексте понимается отсутствие четкого разделения процессов, в которые могут быть внедрены решения на основе ИИ, а также выбор и инвестиции в сами решения. Под рисками понимается кибербезопасность (утечка данных, промт-инъекция, социальная инженерия и т. д.) и излишнее доверие к результатам работы ИИ.

Вопрос снижения неопределенности для выбора технологии ИИ и внедрения становится ключевым, когда связанные с кибербезопасностью и излишним доверием к ИИ риски могут повлиять на компании, в которых он уже внедрен [13]. Так, согласно исследованию [11], видно, что большинство компаний сталкивается с трудностями при масштабировании проектов ИИ: хотя пилотные внедрения повсеместны, лишь небольшой процент организаций нацелены на извлечение ценности и переход к системному внедрению.

Вопрос внедрения также осложнен стремительным ростом самих моделей ИИ. Например, согласно исследованиям [18], видно, что модели за последние 5 лет выросли по количеству параметров с сотен миллионов (MT5, 300 миллионов параметров) до триллионов (GPT-4, 1,76 триллионов), по объему обучающих данных — с сотен миллиардов (T5, 156 миллиардов токенов для обучения) до десятков триллионов (GPT-4, 13 триллионов). И хотя не для всех моделей опубликованы прямые значения прироста качества, работа [16] демонстрирует применение LLM в бизнес-финансовом контексте: бенчмарк охватывает 6781 аннотированный запрос в финансовой области (численные расчеты, рассуждения, извлечение информации, распознавание прогнозов, ответы на вопросы) и показывает значительную разницу в результатах между крупными и малыми моделями (например, в задаче численных расчетов крупные модели набирают ~63 балла, а меньшие ~16 баллов) [16]. Исходя из этого, можно предположить, что неопределенность в выборе технологий, моделей и процессов, которые имеет экономический смысл автоматизировать, можно снизить за счет выработки понимания трендов развития сферы ИИ.

Подобное понимание можно сформировать на основе двух аспектов — за счет глубокого анализа профильной литературы и доступных инсайтов из социальных медиа, а также знания административных и бизнес-процессов [1]. Если вторая часть

требует реального опыта ведения бизнеса или работы в государственных структурах, то первая может быть автоматизирована относительно доступно через построение графа лиц (лидеров мнения), которые вносят наибольший вклад в развитие сферы ИИ, и последующего точечного анализа их научной литературы и социальных медиа [14]. Таким образом, целью данной работы является разработка подхода к созданию графовой модели научного сообщества в области LLM и ее первичная оценка на данных о соавторстве. Предполагается, что такая модель может служить вспомогательным инструментом для аналитического описания актуального научного ландшафта и мониторинга исследовательских трендов, который в перспективе может быть использован для более осмысленного обсуждения задач внедрения ИИ в рабочие процессы бизнеса и государственных структур.

Обзор литературы

Понятие лидера мнений (ЛМ) возникло в социологии (теория «двухступенчатого потока информации» [15]) и сегодня остается актуальным в анализе сетей влияния [14]. В классической трактовке ЛМ описывает акторов, формирующих массовое общественное мнение. Однако в контексте научных экосистем под близким функциональным понятием могут рассматриваться ведущие исследователи и организации, играющие ключевую роль в формировании исследовательской повестки и направлений развития технологий. Анализ соавторства в научных публикациях активно используется для оценки структур сотрудничества и выявления наиболее влиятельных ученых [9]. В частности, сетевой подход позволяет вскрыть социальную структуру науки, выявляя ключевые узлы, которые могут являться учеными или инженерами, и кластеры сотрудничества. Таким образом, графы научного взаимодействия служат инструментом обнаружения неявных исследовательских сообществ и структурных лидеров в академической среде.

Лидеры мнений в сетевых структурах

Проблема выявления ЛМ в сетевых структурах, включая социальные медиа и научные сообщества, остается открытой, несмотря на значительный прогресс в анализе социальных графов. На сегодняшний день можно выделить несколько основных классов методов: структурные (графовые) методы, методы на основе взаимодействий, методы контент-анализа и гибридные (комбинированные) алгоритмы [4].

Структурные методы. Методы, основанные на сетевой структуре, используют графовое представление данных, где вершины — пользователи и исследователи, а ребра — связи взаимодействия (например, соавторство или социальные связи). Наиболее простые метрики влияния оцениваются через центральности (degree [27], betweenness [6], eigenvector [29], PageRank [6]), которые позволяют ранжировать узлы по топологическому значению. Однако такие метрики игнорируют факторы контекста и динамику сети, и в результате выявляют скорее «популярных», чем по-настоящему влиятельных акторов. Среди них PageRank выделяется своей способностью учитывать не только число, но и качество входящих связей. Например, этот алгоритм был успешно адаптирован для анализа сетей научного сотрудничества [7], где показал более глубокое соответствие экспертной оценке влияния по сравнению с простыми счетчиками цитирований или количеством публикаций. Однако, несмотря на свою универсальность, PageRank все же игнорирует содержательный контекст взаимодействия — он оценивает структурное влияние, оставаясь приближением в реальном семантическом пространстве деятельности ученого [23].

Методы на основе взаимодействий. Эти методы используют данные о динамике сетевого поведения — количество и характер взаимодействий (репосты, комментарии, обсуждения), временные паттерны и траектории влияния [31]. Например,

имитационные модели распространения информации помогают понять, какие узлы реально вовлекают аудиторию [12]. Тем не менее такие подходы требуют глубоких данных о временных паттернах пользователя, и поэтому сложно применимы за пределами открытых социальных платформ [4].

Методы, основанные на анализе контента. Здесь влияние ЛМ оценивается на основании текстов, публикуемых пользователями, включая тематическую релевантность, тональность, лексические особенности [22]. Такой подход полезен для тематических сообществ, но он абстрагируется от структурных особенностей сети и редко исследует сетевое влияние напрямую.

Гибридные методы. В современной литературе наибольшее распространение получили гибридные подходы, совмещающие графовую структуру и дополнительные признаки: взаимодействия, атрибуты пользователей, семантику контента. Однако эти методы характеризуются высокой вычислительной сложностью и часто разрабатываются под конкретные прикладные задачи. Например, в [4] рассматривается комбинация PageRank, центральности и генетических алгоритмов для повышения точности выявления ЛМ, включая их атрибуты и сетевую активность, — но авторы отмечают, что масштабируемость таких систем остается ограниченной [4].

Обзоры существующей научной литературы показывают, что:

- Большинство методов ориентировано на маркетинг и социальные сети, а не на технологические сообщества, что затрудняет их прямое применение для анализа влияния в сфере развития ИИ [23].

- Методы недостаточно учитывают институциональные связи, многослойные сети (соавторство, цитирование, аффилиации), а также ценностный контекст влияния (например, влияние на траектории развития исследований) [10].

В результате остается актуальной разработка инструментов для выявления ЛМ в сфере ИИ, в том числе с использованием многослойных сетей.

Графовые модели и метрики влияния

Для построения сетей научного сотрудничества часто используются графы соавторства, где вершины — ученые, а связи — совместные публикации или цитирование. Метрики центральности из теории графов применяются для оценки влияния узлов, что может быть переложено далее на сети влияния. Например, рассмотрим подробнее упоминаемый выше алгоритм PageRank, который изначально был разработан для ранжирования веб-страниц: он присваивает узлу (странице) значение, которое зависит не только от количества входящих ссылок, но и от качества источников этих ссылок [17]. Этот алгоритм доказал свою эффективность для ранжирования авторов в сетях научного сотрудничества: он учитывает не только количество связей, но и вес связей с уже влиятельными узлами [8]. В частности, PageRank дает больше веса авторам, которые тесно связаны с множеством разнородных коллег, а также сотрудничают с несколькими очень известными авторами. Кроме того, классические метрики центральности (степень узла, межцентральность, близость и собственная центральность) неоднократно использовались для идентификации ЛМ: так, в эмпирических исследованиях показано, что наиболее центральные узлы действительно имеют больше информации и большую роль в коммуникативных потоках [29].

Для выявления структурных сообществ в графах часто применяют алгоритм Louvain [2], который оптимизирует меру кластеризации графа и разбивает сеть на тесно связанные кластеры. Метод работает эффективно даже на больших сетях: в оригинальной работе авторы указывали, что на сети с миллионом узлов/связей алгоритм сработал быстро. Он используется в исследовании структур сообществ в различных областях: соцсети, научные сети (соавторство, цитирование), технологические сети и др. Поскольку для приведенного решения графовая модель

взаимодействий разработана для работы и анализа взаимодействий между исследователями, то метод Louvain может подходить для выявления сообществ в этой научно-исследовательской сети. Этот метод позволяет автоматизированно выделять смысловые группы исследователей в заданной области.

В совокупности графовые методы служат мощными инструментами для анализа научных сфер и выявления ключевых фигур и групп в динамично развивающейся области ИИ.

Вывод

Таким образом, существующие методы выявления ЛМ в их классическом понимании не полностью подходят для научно-технологического контекста ИИ. В настоящей работе термин «лидер мнений» трактуется в рамках структурного влияния в научной сети, а анализ опирается на графовые модели соавторства. Это позволяет формировать аналитическую карту исследовательского пространства, что и составляет основу предлагаемого подхода.

Подход к созданию графовой модели

Для проверки предположения о применении графа для решения поставленных задач определения влияния отдельных персон в области ИИ и анализа существования скрытых исследовательских сообществ была разработана графовая модель взаимодействий между мэтрами индустрии. Опишем далее рассматриваемый подход.

Структура графа. Структура определяется вершинами и ребрами, их взаимоотношениями и характеристиками объектов. В текущей реализации вершины графа соответствовали отдельным исследователям, работающим в области ИИ, преимущественно в домене LLM в период 2024–2025 гг. Данные для формирования вершин и ребер собирались из открытых источников, при помощи парсинга arXiv (в т. ч. с популярными для этого инструментами от OpenAlex [20]) с последующей обработкой и сохранением в простой для проведения экспериментов реляционной базе данных SQLite. ArXiv был выбран как одна из ведущих платформ, содержащая препринты статей и дающая доступ к наиболее актуальным исследованиям, что особенно важно в активно развивающейся области ИИ. Каждая вершина содержала дополнительные атрибуты, такие как имя, организация и страна. Ребра графа описывали различные типы взаимодействия между исследователями:

- Связь соавторства — ребро есть, если две персоны совместно опубликовали статью;
- Связь цитирования — ребро есть, если одна статья ссылалась на другую;
- Связь принадлежности к одной организации в пределах одного года — ребро есть, если оба автора были аффилированы с одним учреждением.

Эти типы ребер описывают потенциальную многослойную структуру графа. Однако в рамках настоящей работы для первичного анализа использовалась однослойная проекция, включающая только связи соавторства. Это позволяет сфокусироваться на наиболее доступном и интерпретируемом типе научных взаимодействий.

Метрики для анализа графа. Для оценки влияния и статуса исследователей в графе предлагается использование центральности PageRank. Эта метрика особенно показательна для сетей, при которых влияние распространяется не только через количество внешних связей, но и через принадлежность к более широким иерархиям взаимодействия. Полученные результаты сопоставлены с составленным вручную набором признанных ЛМ в области ИИ, используемым в качестве эталона. Для создания списка были проработаны различные источники, такие как TIME100 AI [26; 27], Constellation Research [5] и Process Excellence Network [20]. Анализ структурных связей внутри научного сообщества проводился с использованием

алгоритма Louvain [2], предназначенного для поиска сообществ в графах с высокой модулярностью (мера кластеризации графа). Этот алгоритм позволяет разложить граф на несколько разделяющихся кластеров, что создает основу для анализа гипотезы о наличии устойчивых исследовательских групп.

Проверка подхода. Сравнение PageRank с внешними эталонами. Значения PageRank сравнивались с отобранным вручную списком структурно значимых исследователей, составленным на основе авторитетных источников в области ИИ.

Baseline-проверка с использованием простых метрик. Чтобы формально оценить, дает ли PageRank дополнительную информацию по сравнению с тривиальными показателями, были рассчитаны baseline-метрики: прежде всего произведено ранжирование по комбинированной метрике $\text{score} = \ln(1 + w) + \ln(1 + c)$, где w — число публикаций, c — общее число цитирований автора.

В ходе исследования были выдвинуты следующие гипотезы относительно рассматриваемого подхода:

- **Гипотеза о влиянии.** Исследователи с высокими значениями PageRank занимают центральное положение в сети соавторства и пересекаются с фигурантами внешних авторитетных списков.

- **Гипотеза о сообществах.** Применение алгоритма Louvain к графу соавторства позволит выявить группы, соответствующие реальным организационным и исследовательским структурам.

Далее опишем эксперимент по использованию предложенного подхода и оценим степень эмпирической поддержки гипотезы.

Эксперимент

В ходе реализации и применения графа влияния рассматривалась сфера разработки LLM за период с 2024 по 2025 г., чтобы максимально сохранить актуальность и текущие тенденции в области ИИ. Рассмотрим полученные результаты в разрезе обозначенных выше гипотез.

Гипотеза о влиянии. Эмпирические результаты подтверждают, что метрика PageRank отражает центральное положение исследователей в сети соавторства. Анализ однослойной проекции графа позволил идентифицировать авторов фундаментальных работ и исследователей, связанных с крупными исследовательскими и корпоративными группами. На выборке порядка 600 человек были рассчитаны значения PageRank и проведена их валидация путем сопоставления с внешними источниками — списками TIME100 AI 2024–2025 и другими авторитетными рейтингами.

Среди 100 авторов с наивысшими значениями PageRank порядка 63 % пересекаются с фигурантами отобранного вручную списка. Для формальной проверки значимости этого результата были рассчитаны baseline-метрики. В частности, ранжирование авторов по комбинированному показателю $\text{score} = \ln(1 + w) + \ln(1 + c)$, (где w — число публикаций, c — общее число цитирований автора) дает лишь 11 сопадений среди 100 людей с наивысшим рейтингом в том же списке. Мотивация для выбора метрики для сравнения с PageRank такова: количество работ и цитирований у автора имеет высокую дисперсию и широкие хвосты. Использование логарифма снизило долю крупных выбросов, и переводит степенные распределения в более управляемый диапазон, делая метрику менее чувствительной к крайним значениям. Таким образом, PageRank демонстрирует существенно более сильное соответствие внешним оценкам, чем простые публикационные показатели бейзлайна (baseline). Это подтверждает, что структурная информация графа добавляет аналитическую ценность по сравнению с тривиальными метриками.

Гипотеза о сообществах. Применение алгоритма поиска сообществ Louvain к графу соавторства позволило выделить пять крупных кластеров, каждый из которых

демонстрирует общую тематическую и организационную близость входящих в него исследователей. Однако важно отметить, что в реальных сетях исследовательских взаимодействий границы таких групп часто размыты и отдельные ученые могут работать на стыке нескольких направлений или принадлежать к междисциплинарным проектам. Тем не менее, даже с учетом этой специфики, выявленные сообщества дают достаточно ясное представление о ключевых полюсах влияния в области LLM. Ниже приводится краткая характеристика этих кластеров:

1. В первую группу, численностью 72 человека, попали ведущие исследователи и сооснователи OpenAI, авторы крупных и влиятельных архитектур, основатели DeepMind и инженеры AlfaGo, AlphaFold и т. п. Из чего можно сделать вывод, что алгоритм распознал центр ИИ-исследований в текущих тенденциях.

2. Во вторую группу, численностью 88 человек, были собраны ЛМ в языковом моделировании. Авторы основополагающих и продвинутых архитектур в NLP (Natural Language Processing), создатели фреймворков и ключевых моделей в сфере обработки языка, управленцы компаний, специализирующихся в той же сфере. По итогу можно сказать, что алгоритм выявил исследовательско-прикладное сообщество LLM-групп.

3. Следующая группа, состоящая из 91 человека, содержит наибольшее количество наиболее значимых руководителей и корпоративных ЛМ, людей, H-index которых значительно выше, чем у остальных, но с меньшим количеством статей.

Последующие группы равноправно делят между собой исследователей, которые специализируются в области теоретического машинного обучения, и ведущих разработчиков инструментов в сфере ИИ. Для дополнительной интерпретации полученных сообществ был проведен качественный анализ публичной активности исследователей в открытых источниках (например, блогах, GitHub-репозиториях и профилях в профессиональных социальных сетях). Такой анализ не использовался в качестве входных данных модели, но служил внешним подтверждающим слоем. Он показал, что состав выделенных Louvain-кластеров согласуется с наблюдаемыми линиями коммуникации: участники одного сообщества, как правило, обсуждают сходные темы, участвуют в одинаковых исследовательских инициативах, публикуют материалы о близких направлениях (архитектура LLM, теоретические аспекты ML, прикладные NLP-разработки и т. д.). Это дополнительное наблюдение поддерживает интерпретируемость найденных кластеров и подтверждает их связь с реальными исследовательскими экосистемами.

Эксперимент показал, что предложенный подход позволяет как достаточно успешно выявлять и ранжировать влиятельные фигуры в заданной области, так и автоматически реконструировать структуру исследовательских сообществ. Таким образом, графовая модель служит инструментом аналитического описания исследовательского ландшафта и может применяться для мониторинга научных тенденций в динамично развивающейся сфере ИИ.

Заключение

В рамках исследования предложен подход, на основе которого была разработана и протестирована графовая модель, отражающая структуру научного сообщества в области LLM. Главной задачей было создание инструмента, позволяющего систематизировать данные о взаимодействиях исследователей и выявлять центральные фигуры и устойчивые исследовательские группы. Такой инструмент может служить опорой для ориентирования в быстро развивающейся сфере ИИ и для анализа текущих научных тенденций.

Проведенный эксперимент по созданию модели, расчет метрик подтвердили первоначальные гипотезы, что показало практическую ценность подхода. Говоря

относительно первой гипотезы, был построен граф на основе данных о совместных публикациях ученых (порядка 600 человек) и к нему применен алгоритм PageRank. Полученные результаты во многом совпали с оценками независимых экспертов и существующими рейтингами, что проверялось вручную. Это позволяет заключить, что высокие значения PageRank действительно отражают центральное положение автора в структуре сообщества.

Затем, используя алгоритм Louvain, граф был разделен на кластеры и были обнаружены пять устойчивых сообществ. Это послужило подтверждением второй гипотезы: анализ графов действительно позволяет увидеть скрытую социальную структуру конкретной узкой научной сферы и выявить ее ключевые исследовательские узлы.

Таким образом, разработанный подход и полученная на его основе модель могут рассматриваться как эффективный инструмент аналитического описания исследовательского ландшафта в области LLM. Модель позволяет выявлять центральных исследователей, реконструировать структуру научных сообществ и отслеживать распределение исследовательских направлений. Эти результаты могут быть полезны при анализе динамики научно-технологического развития и мониторинге ключевых трендов в сфере ИИ.

В дальнейшем модель может быть расширена за счет включения дополнительных типов связей, таких как цитирование, академические аффилиации и карьерные переходы. Интеграция этих слоев позволит приблизиться к созданию многомерного инструмента, отражающего как формальные, так и институциональные аспекты научной деятельности. Такая модель может обеспечить более глубокое понимание структуры исследовательских экосистем и повысит применимость подхода при анализе развития ИИ и формировании научно-технологической политики.

Литература / References

1. Baba V. V., HakemZadeh F. Toward a theory of evidence based decision making // *Management Decision*. 2012. Vol. 50. N 5. P. 832–867.
2. Blondel V. D., Guillaume J.-L., Lambiotte R., Lefebvre E. Fast unfolding of communities in large networks // *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*. 2008. Article N P10008.
3. Brynjolfsson E., Li D., Raymond L. Generative AI at Work // *The Quarterly Journal of Economics*. 2025. Vol. 140. N 2. P. 889–942.
4. Choudhary S., Sharma K., Bajaj M. A Review on Opinion Leader Detection and Its Applications // *Proceedings of the 4th International Conference on Communication & Information Processing (ICCIPI)*. 2022. 11 p.
5. Constellation Research Inc. Artificial Intelligence 150 2024-2025 // Constellation Research Inc. URL: <https://www.constellationr.com/artificial-intelligence-150/2024-2025>.
6. Dudkina E., Bin M., Breen J., Crisostomi E., Ferraro P., Kirkland S., Mareček J., Murray-Smith R., Parisini T., Stone L., Yilmaz S., Shorten R. A comparison of centrality measures and their role in controlling the spread in epidemic networks // *International Journal of Control*. 2024. Vol. 97, N 6. P. 1325–1340.
7. Ding Y., Yan E., Frazho A., Caverlee J. PageRank for ranking authors in co-citation networks // *Journal of the American Society for Information Science and Technology*. 2009. Vol. 60, N 11. P. 2229–2243.
8. Ding Y., Yan E., Frazho A., Caverlee J. Discovering author impact: a PageRank perspective // *Information Processing & Management*. 2011. Vol. 47, N 1. P. 125–134.
9. Fonseca B. P. F., Sampaio R. B., Fonseca M. V. de A., Zicker F. Co-authorship network analysis in health research: method and potential use // *Health Research Policy and Systems*. 2016. Vol. 14. Article N 34. DOI 10.1186/s12961-016-0104-5.
10. Fortunato S., Bergstrom C. T., Börner K., Evans J. A., Helbing D., Milojević S., Petersen A. M., Radicchi F., Sinatra R., Uzzi B., Vespignani A. Science of science // *Science*. 2018. Vol. 359, N 6379. Article N eaao0185. DOI 10.1126/science.aao0185.
11. Grebe M., Franke M. R., Heinzl A. Artificial intelligence: how leading companies define use cases, scale-up utilization, and realize value // *Informatik Spektrum*. 2023. Vol. 46. P. 197–209.

12. Jaouadi M., Ben Romdhane L. A survey on influence maximization models // *Expert Systems with Applications*. 2024. Article N 123429. DOI 10.1016/j.eswa.2024.123429.
13. Jada I., Mayayise T. O. The impact of artificial intelligence on organisational cyber security: An outcome of a systematic literature review // *Data and Information Management*. 2024. Vol. 8, N 2. Article N 100063.
14. Jin B., Zou M., Wei Z., Guo W. How to find opinion leader on the online social network? // *Applied Intelligence*. 2025. Vol. 55. Article N 624.
15. Katz E. The two-step flow of communication: An up-to-date report on an hypothesis // *Public Opinion Quarterly*. 1957. Vol. 21, N 1. P. 61–78.
16. Lu G., Guo X., Zhang R., Zhu W., Liu J. BizFinBench: A Business-Driven Real-World Financial Benchmark for Evaluating LLMs. 2025. Manuscript.
17. Maslov S., Redner S. Promise and pitfalls of extending Google's PageRank algorithm to citation networks // *Journal of Neuroscience (J Neurosci)*. 2008. Vol. 28, N 44. P. 11103–11105.
18. Minaee Sh., Mikolov T., Nikzad N., Chenaghlu M., Socher R., Amatriain X., Gao J. Large Language Models: A Survey. 2024. Preprint.
19. Naveed H., Khan A. U., Qiu S., Saqib M., Anwar S., Usman M., Akhtar N., Barnes N., Mian A. A comprehensive overview of large language models // *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*. 2025. Vol. 16, N 5. P. 1–72.
20. OpenAlex. (n.d.). Bibliographic catalog of scientific articles. Retrieved from <https://openalex.org/> Priem J., Piwowar H., Orr R. (2022). OpenAlex: A fully-open index of scholarly works, authors, venues, institutions, and concepts.
21. Process Excellence Network. The Top 30 AI Leaders in PEX to Follow in 2025 // *Process Excellence Network*. URL: <https://www.processexcellencenetwork.com/ai/articles/the-top-30-ai-leaders-in-pex-to-follow-in-2025>.
22. Razis G., Anagnostopoulos I., Zeadally S. Modeling influence with semantics in social networks: a survey. Manuscript. University of Thessaly; University of Kentucky.
23. Sharma K., Bajaj M. A review on opinion leader detection and its applications // *Proceedings of the 2022 International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES)*. 2022. P. 1645–1651. IEEE.
24. Sugimoto C. R., Work S., Larivière V., Haustein S. Scholarly use of social media and altmetrics: a review of the literature // *Journal of the Association for Information Science and Technology*. 2017. Vol. 68, N 9. P. 2037–2062. DOI 10.1002/asi.23833.
25. Weidinger L., Mellor J., Rauh M., Griffin C., Uesato J., Huang P.-S., Cheng M., Glaese M., Balle B., Kasirzadeh A., Kenton Z., Brown S., Hawkins W., Stepleton T., Biles C., Birhane A., Haas J., Rimell L., Hendricks L. A., Isaac W., Legassick S., Irving G., Gabriel I. Ethical and social risks of harm from Language Models // *arXiv.org*. 2021. Preprint, arXiv:2112.04359.
26. TIME. The 100 Most Influential People in AI 2024 // *TIME*. 2024. URL: <https://time.com/collection/time100-ai-2024/> (accessed: 07.11.2025).
27. TIME. The 100 Most Influential People in AI 2025 // *TIME*. 2025. URL: <https://time.com/collection/time100-ai-2025/> (accessed: 07.11.2025).
28. Xiao Y., Chen Y., Zhang H., Zhu X., Yang Y., Zhu X. A new semi-local centrality for identifying influential nodes based on local average shortest path with extended neighborhood // *Artificial Intelligence Review*. 2024. Vol. 57. Article N 115.
29. Xie Y., Meisel J. D., Meisel C. A., Betancourt J. J., Yan J., Bugiolacchi R. Spotting leaders in organizations with graph convolutional networks, explainable artificial intelligence, and automated machine learning // *Applied Sciences*. 2024. Vol. 14, N 20. Article N 9461. DOI 10.3390/app14209461.
30. Xu Q., Sun L., Bu C. The two-steps eigenvector centrality in complex networks // *Chaos, Solitons & Fractals*. 2023. Vol. 173. Article N 113753.
31. Yanchenko E., Murata T., Holme P. Influence maximization on temporal networks: a review // *Applied Network Science*. 2024. Vol. 9. Article N 16.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Об авторах:

Шутько Олег Александрович, стажер-специалист по обработке и анализу данных (Data scientist), ПАО «Сбербанк России» (Санкт-Петербург, Российская Федерация); olegshutko54@gmail.com

Попцов Александр Владимирович, стажер-исследователь Санкт-Петербургского Федерального исследовательского центра Российской академии наук (Санкт-Петербург, Российская Федерация); poptsov.alex@gmail.com

Олисеенко Валерий Дмитриевич, научный сотрудник Санкт-Петербургского Федерального исследовательского центра Российской академии наук (Санкт-Петербург, Российская Федерация); vdo@dscs.pro

Conflict of interests

The authors declare no relevant conflict of interests.

About the authors:

Oleg A. Shutko, Data Scientist Intern of the PJSC "Sberbank of Russia" (Saint Petersburg, Russian Federation); olegshutko54@gmail.com

Alexander V. Poptsov, Research Intern at the Saint Petersburg Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences (Saint Petersburg, Russian Federation); poptsov.alex@gmail.com

Valerii D. Oliseenko, Researcher at the Saint Petersburg Federal Research Center of the Russian Academy of Sciences (Saint Petersburg, Russian Federation); vdo@dscs.pro

Поступила в редакцию: 07.10.2025

Поступила после рецензирования: 08.11.2025

Принята к публикации: 28.11.2025

The article was submitted: 07.10.2025

Approved after reviewing: 08.11.2025

Accepted for publication: 28.11.2025