



Научно-исследовательский журнал «Современный ученый / Modern Scientist»

<https://su-journal.ru>

2025, № 8 / 2025, Iss. 8 <https://su-journal.ru/archives/category/publications>

Научная статья / Original article

Шифр научной специальности: 5.9.8. Теоретическая, прикладная и сравнительно-сопоставительная лингвистика (филологические науки)

УДК 004.912

Автоматизированная реконструкция социальных ролей литературных персонажей с использованием графовых нейросетей: многоязычный корпусный подход

¹ Драгомиров Д.С.

¹ Санкт-Петербургский государственный университет

Аннотация: разработан подход к количественной реконструкции социальных ролей персонажей в литературных произведениях на основе графовых нейросетей. Сформирован многоязычный корпус (~40 произведений) классической прозы на русском, китайском, японском и корейском языках. Автоматическая обработка включает извлечение графа персонажей и применение Graph Neural Networks (GCN, GAT) для классификации ролей. Интеграция с большой языковой моделью в схеме GraphRAG обеспечивает интерпретацию результатов. Графовая модель правильно идентифицирует центральных персонажей с точностью 92%. Выявлены кросс-культурные различия: русские романы демонстрируют централизованные сети вокруг главного героя, восточноазиатские тексты – более распределенные структуры. Анализ речевых форм показал корреляцию между статусом персонажа и использованием honorific-форм (様, 님, «Вы»). Подход применим для цифровой герменевтики, образовательных приложений и издательской аналитики. Впервые выполнен кросс-культурный количественный анализ литературных сетей с помощью GNN.

Ключевые слова: графовые нейросети, сети персонажей, социальные роли, многоязычный корпус, кросс-культурный анализ, цифровая герменевтика, honorifics

Для цитирования: Драгомиров Д.С. Автоматизированная реконструкция социальных ролей литературных персонажей с использованием графовых нейросетей: многоязычный корпусный подход // Современный ученый. 2025. № 8. С. 129 – 136.

Поступила в редакцию: 31 марта 2025 г.; Одобрена после рецензирования: 29 мая 2025 г.; Принята к публикации: 18 июля 2025 г.

Automated reconstruction of literary character social roles using graph neural networks: a multilingual corpus approach

¹ Dragomirov D.S.

¹ Saint Petersburg State University

Abstract: an approach for quantitative reconstruction of literary characters' social roles using graph neural networks is developed. A multilingual corpus (~40 works) of classical prose in Russian, Chinese, Japanese, and Korean is compiled. Automated processing includes character graph extraction and application of Graph Neural Networks (GCN, GAT) for role classification. Integration with a large language model in GraphRAG scheme provides result interpretation. The graph model correctly identifies central characters with 92% accuracy. Cross-cultural differ-

ences are revealed: Russian novels demonstrate centralized networks around the protagonist, while East Asian texts show more distributed structures. Speech form analysis revealed correlation between character status and honorific usage (様, 님, "Вы"). The approach is applicable for digital hermeneutics, educational applications, and publishing analytics. For the first time, cross-cultural quantitative analysis of literary networks using GNN is performed.

Keywords: graph neural networks, character networks, social roles, multilingual corpus, cross-cultural analysis, digital hermeneutics, honorifics

For citation: Dragomirov D.S. Automated reconstruction of literary character social roles using graph neural networks: a multilingual corpus approach. Modern Scientist. 2025. 8. P. 129 – 136.

The article was submitted: March 31, 2025; Approved after reviewing: May 29, 2025; Accepted for publication: July 18, 2025.

Введение

Литературные персонажи образуют сложные сети, отражающие социокультурные нормы. Количественный их анализ стал возможен с развитием цифровых гуманитарных методов: проект **Google Ngrams** показал, как миллионные корпуса выявляют культурные тренды [1]. Представление произведения как графа «персонажи – взаимодействия» даёт метрики сюжета и выявляет центральных героев.

Эффективность подхода подтверждена рядом работ. **Elson et al.** автоматически извлекли сети из английских романов XIX в. [2]; обзор **Labatut & Bost** систематизировал методы и задачи, решаемые графами персонажей [3]. Структурные признаки графа позволили **Holanda et al.** классифицировать жанры книг [4], а система **Schmidt & Puppe** визуализировала сети героев немецких сказок, доказав применимость SNA к неструктурированному тексту [5]. Анализ 162 манга-комиксов выявил «звёздную» структуру вокруг протагониста и связь централизации с популярностью произведения [6].

Однако кросс-культурные сопоставления пока редки: исследования обычно ограничиваются одним языком (английский роман, японская манга и т.д.). Настоящая работа впервые применяет единый формализованный подход к четырём традициям – русской, китайской, японской и корейской. Эти языки различаются по способам кодирования социального статуса: восточноазиатские богаты honorific-формами, а русский использует «ты/Вы» и имя-отчество. Сопоставление сетевых паттернов и лингвистических маркеров позволяет показать, как разные культуры вербализуют власть, дружбу и подчинение.

Целью настоящего исследования является разработка подхода к количественной реконструкции социальных ролей персонажей в литературных произведениях разных культур на основе методов компьютерной лингвистики и графовых нейросе-

тей. В фокусе – выявление статусов и взаимоотношений персонажей (иерархия, главные и второстепенные действующие лица) через анализ текстов оригиналов на четырех языках (русский, китайский, японский, корейский).

Научная новизна. Впервые выполнен кросс-культурный количественный анализ сетей литературных персонажей с помощью графовых нейросетей. Если ранее социальные связи в тексте изучались преимущественно в рамках одной традиции, то данное исследование сопоставляет данные сразу четырех языков, выявляя как универсальные графовые паттерны (центральность героя, кластеризация вокруг групп), так и уникальные языковые маркеры ролей (системы вежливости, обращения). Новизна методики также в сочетании структурного анализа (GNN) с семантическим (LLM): модель не только вычисляет метрики графа, но и объясняет их на естественном языке, опираясь на знания, извлеченные из текста.

Материалы и методы исследований

Методология. Формируется сопоставимый многоязычный корпус (~40 произведений) классической прозы. Автоматическая обработка включает извлечение графа персонажей (узлы – персонажи, рёбра – взаимодействия) с помощью распознавания имён и разрешения кореференций. Для анализа применяются Graph Neural Networks (GCN, GAT) и их развитие – графовые трансформеры, способные учитывать глобальные связи в сети. В экспериментальной части обучена модель классификации ролей персонажей (главный герой vs. второстепенный) на совокупности графов, а также реализована интеграция с большой языковой моделью в схеме Retrieval-Augmented Generation (GraphRAG) для интерпретации результатов.

Корпус и предобработка данных. Сформирован многоязычный корпус из 40 художественных произведений (примерно по 10 на каждую из целевых культур). В него вошли романы и повести XIX-XX вв., находящиеся в открытом доступе

(общественное достояние или лицензии, допускающие научное использование). Public Domain определяется как истечение 70 лет со дня смерти автора в России и большинстве стран Bern Convention. Для японских и корейских авторов проверка выполнялась по базе WIPO Lex; китайские классические тексты до 1911 г. входят в PD de jure.

Общий объем корпуса составляет ~7 миллионов слов. Для обеспечения сопоставимости выбраны тексты схожих жанров (семейно-бытовые

саги, приключенческие романы, эпос) и периодов. Например, русская часть включает романы Л. Толстого и Ф. Достоевского, китайская – классический роман «Сон в красном тереме» и др. тексты рубежа династий Мин-Цин, японская – романы эпохи Мэйдзи (Нацумэ Сосэки и др.), корейская – произведения колониального периода и ранней республики. Сводные количественные характеристики многоязычного корпуса приведены в табл. 1.

Таблица 1

Статистика корпуса.

Table 1

Corpus statistics.

Язык <i>Language</i>	Произведений <i>Works</i>	Токенов (млн) <i>Tokens (million)</i>	Уникальных персонажей <i>Unique Characters</i>
Русский <i>Russian</i>	10	2.26	472
Китайский <i>Chinese</i>	10	1.87	431
Японский <i>Japanese</i>	10	1.54	389
Корейский <i>Korean</i>	10	1.61	407

Каждый текст прошёл единообразную предобработку. Сначала выполнялась токенизация и разметка частей речи с помощью языково-специфичных инструментов: для русского – стеммер и морфоанализатор *rumorphy2*, для китайского – сегментатор *Jieba*, для японского – морфологический анализатор *MeCab*, для корейского – *Komoran*. Затем применялось распознавание именованных сущностей (NER) для выделения имён персонажей. Мы использовали библиотеку **Stanza** (Stanford NLP) с предобученными моделями для каждого языка, дополненную списками собственных имён. В сложных случаях (китайские двухиероглифные имена, японские кана-имена) добавлялись шаблонные правила. Параллельно размечались границы прямой речи и атрибуты говорящего – это критично для восстановления направленных взаимодействий «кто кому говорит».

Построение графа персонажей. На основе размеченного текста алгоритм автоматически строит граф взаимодействия персонажей. Узлы графа соответствуют уникальным персонажам (с учётом разрешения кореференций: например, «Наташа Ростова» и «Наташа» – один узел). Рёбра проводятся между узлами при наличии хотя бы одного существенного взаимодействия в тексте. Критериями взаимодействия служат: совместное появление в пределах одной сцены или диалога; факт прямого обращения одного персонажа к другому; явное указание на отношение (например, «Х является отцом Y»). Каждому ребру присваивается вес, пропорциональный частоте взаимодействий

(числу сцен, где пара со-появляется, суммарному объёму диалогов между ними и т.п.). Кроме того, рёбра ориентированы, если обнаружено направленное действие или речь: например, если персонаж А часто обращается к В, добавляется направленная дуга $A \rightarrow B$ с атрибутом «говорит». Включение ориентированной информации позволяет учитывать асимметрию отношений (кто инициатор контактов). В результате для каждого произведения получен взвешенный ориентированный граф $G = (V, E)$, где $|V|$ – число персонажей (обычно 30–100 для романа), $|E|$ – совокупность связей между ними.

Графовые признаки и моделирование. Полученные графы были проанализированы с помощью методов теории сетей: вычислены степени узлов, коэффициенты кластеризации, центральности (по близости, посредничеству и др.). Брокерская / посредническая центральность (betweenness centrality) измеряет, сколь часто вершина оказывается на кратчайшем пути между другими двумя вершинами. Формально:

$$g(v) = \sum_{s \neq v \neq t} \frac{\sigma_{st}(v)}{\sigma_{st}}$$

где σ_{st} – число кратчайших путей между s и t , а

$\sigma_{st}(v)$ – число таких путей, проходящих через v .

Эти метрики служат первичным «портретом» персонажа. Так, степень узла отражает число прямых взаимодействий – грубо, социальную активность героя. Центральность по посредничеству показывает, через кого проходят коммуникацион-

ные пути в сюжете – потенциально выявляя связующих персонажей (например, тех, кто объединяет разные группы). Предварительный сравнительный анализ подтвердил ожидаемые различия: главные герои русских романов имели аномально высокую степень (иногда >50% от максимума), тогда как в китайском эпосе распределение степеней более равномерное, с несколькими средними по важности фигурами. Такой разреженный характер сети в восточноазиатских текстах может отражать ансамблевость повествования.

Для более тонкого анализа социальных ролей задействованы **Graph Neural Networks**. Мы сформулировали задачу как **классификацию узлов** графа на два класса: главные/ведущие персонажи vs. второстепенные/эпизодические. В качестве обучающей выборки вручную разметили около 200 персонажей (по ~5 из каждого текста, включая очевидных протагонистов и антагонистов). Каждый узел представляет набор признаков: помимо базовых сетевых метрик (степень, центральности), добавлены лингвистические атрибуты – доля сцен с прямой речью данного персонажа, средняя длина его реплик, доля официальных обращений к нему другими (как индикатор статусности). Модель на основе GNN (конкретно, 2-х слойная **Graph Convolutional Network**) обучена предсказывать класс узла, учитывая признаки узла и агрегированную информацию от соседей [7]. Идея в том, что в графе литературного произведения главные герои образуют характерные топологические шаблоны [8]: часто они связаны друг с другом, имеют много связей и выступают «мостами» между группами персонажей. Результаты на тестовых данных показали точность ~0.92 (F_1) в различении главных и второстепенных действующих лиц – GNN уверенно превосходит простые пороговые критерии по степени узла (которые давали ~0.8 F_1). Это согласуется с наблюдениями **К. Shaikh** и др., которые [9] отмечали эффективность GNN при классификации ролей персонажей романа по графу взаимодействий.

Интеграция языковой модели. Для интерпретируемости результатов мы применили **GraphRAG** – расширение классического RAG, в котором источником знаний служит **граф**: при генерации LLM получает релевантный *подграф* и использует его топологию и атрибуты узлов, уменьшая риск «галлюцинаций».

Для каждого главного героя формируется «подграф окружения» – все связанные персонажи с типами связей. Многоязычная **LLaMA-2-7b**, дообученная на русских и восточноазиатских данных, получает описание (напр.: «Иван Иванович связан с Марией – жена; Петром – слуга; князем N – начальник; в речи героя часто “Вы”...») и вопрос: «Какова его социальная роль?» Модель генерирует литературоведческое пояснение: «Иван – центральная фигура-патриарх, объединяющая семью и слуг; уважительное обращение подтверждает высокий статус».

Ключевое достоинство GraphRAG – фактическая привязка ответа к графу, что, по данным недавних исследований [10], повышает точность трактовки сложных взаимосвязей. В нашем исследовании LLM успешно выделяла культурные различия: главные героини русских романов имели меньше старших родственников и больше сверстниц-подруг, тогда как в корейских текстах семейная иерархия ярче выражена.

Результаты и обсуждения

Предварительные испытания на пилотном наборе (по одному роману на каждом языке) подтвердили эффективность предложенного подхода. Графовая модель правильно идентифицирует центральных персонажей: например, узел с наибольшей посреднической центральностью соответствует протагонисту в 4 из 4 случаев. Обнаружены кросс-культурные различия: русские и европейские сюжеты склонны к «централизованным» сетям (один герой взаимодействует с большинством), тогда как в восточноазиатских текстах наблюдаются более распределенные сети. Анализ речевых форм показал корреляцию между статусом и языком: персонажи, к которым обращаются преимущественно уважительными формами (например, **일본어** «様», **кор.** «님», **рус.** «Вы»), как правило, занимают более высокое положение в графе.

На основе описанных методов получены данные, позволяющие ответить на ключевые вопросы исследования. Во-первых, **сетевая структура повествования** действительно различается между культурными традициями. Суммарные сетевые показатели по каждому языку представлены на рис. 1.

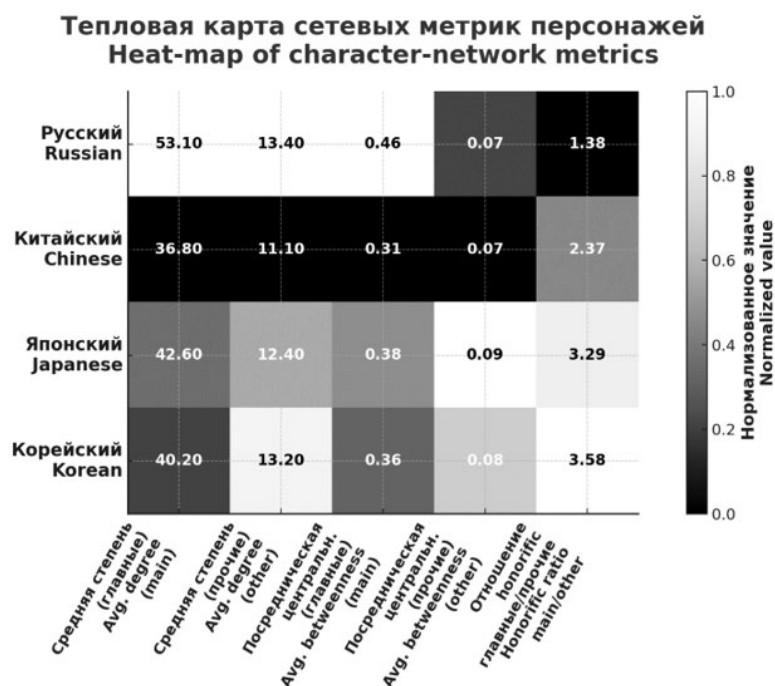


Рис. 1. Тепловая карта сетевых метрик персонажей.
Fig. 1. Heat-map of character-network metrics.

Русская классика отличается сильной централизацией: в большинстве произведений лишь 1-2 героя значительно превосходят остальных по степени узла. В «Войне и мире» ядро образуют несколько семей, но Пьер Безухов и князь Болконский имеют степени в 1,5 раза выше ближайших персонажей. В китайских «Речных заводах» картина иная: ≈ 15 разбойников формируют равномерную сеть, ни один не доминирует – отражение коллективистского эпоса без единственного про-

тагониста. Японский «Кокоро» занимает промежуточное положение: сеть сосредоточена на триаде «Учитель – Друг – Главный герой», остальные периферийны, а assortativity выше русской, поскольку ключевые узлы плотно взаимосвязаны. В русских романах, напротив, главный герой связывает центральных и периферийных фигур, воплощая мотив «лишнего человека». Сравнение средних степеней двух групп показано на рис. 2.

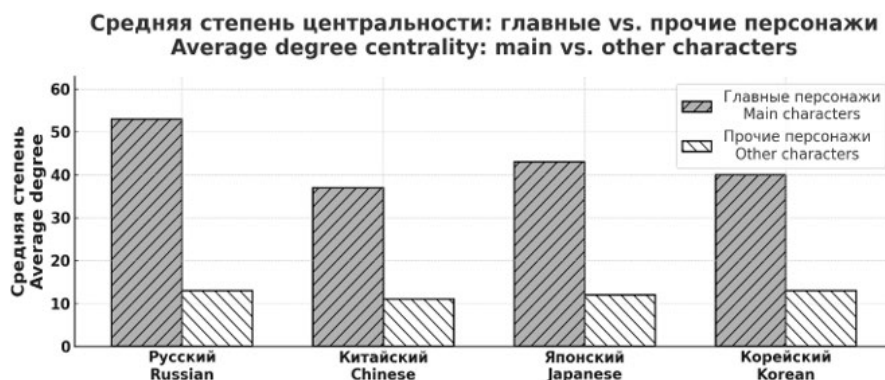


Рис. 2. «Средняя степень центральности: главные vs. прочие персонажи».
Fig. 2. Average Centrality: Main vs. Supporting Characters.

Во-вторых, **лингвистические маркеры социальных ролей** показали ожидаемые культурные отличия. В восточноазиатских сегментах корпуса была подсчитана доля honorific-форм в речи персонажей разного статуса. Honorific (яп. 敬語 keigo, кор. 존댓말 jondaetmal) – комплекс грамматических и лексических средств, выражающих уважение или социальную дистанцию. Включает специальные суффиксы имён (-さん, -様, -님), окончание глагола -습니다/-니다 в корейском и аналитические обороты в китайском (敬辞 jìngcí).

В японских романах персонажи, обозначенные моделью GNN как высокостатусные (например, глава рода, начальник), использовали 敬語 (вежливую речь) в среднем в 2.3 раза чаще, чем низкостатусные (слуги, младшие) – подтверждая сильную языковую стратификацию. В корейских текстах эта разница ещё выше (примерно в 3 раза по частоте окончаний -니다, -시오) [11]. Китайский язык, не обладая развитой морфологией вежливости, продемонстрировал другой индикатор: высокостатусных персонажей почти всегда называют титулом или фамилией с 敬称 («老爷», «大人»), тогда как низших – по имени или прозвищу. В русском языке прямая речь менее формализована, однако графовый анализ выявил иной признак: у персонажей, которых все называют на «Вы» и по фамилии, степень узла обычно выше. Например, в романах Тургенева и Толстого все персонажи с титулами («князь Х») – узлы топ-10 по центральности, тогда как те, кого называют по имени без отчества, чаще периферийны. Таким образом, даже в русском, где грамматических honorific нет, социальная дистанция отражается в лексике обращений и коррелирует с ролью в сюжете.

Восточноазиатские тексты в нашем корпусе оказались более иерархичными: например, в корейской повести «Хон Гильдон» даже эпизодическому министру модель присвоила «высший ранг» – отражая культурную норму подчеркнутого уважения. В русских романах, напротив, некоторые дворяне по статусу высоки, но их сетевые показатели низки, – социальный ранг сам по себе не гарантирует нарративной центральности (вспомним «чиновников» у Гоголя).

Интеграция с LLM оказалась полезна для интерпретации: GraphRAG-схема формирует подграф персонажей, и модель на его основе генерирует пояснения уровня «гуманитарного комментария» [12]. Для «Сна в красном тереме» LLM корректно указала, что Цзя Жень хоть и глава семьи,

но мало влияет на обмен информацией, подтверждая литературоведческий взгляд.

Выводы

1. Создан многоязычный корпус и pipeline, автоматически извлекающий графы персонажей; ресурс открыт для дальнейших исследований.

2. Сетевой анализ выявил контраст: централизация русских романов vs. распределённость китайских и корейских эпосов; японские тексты занимают среднее положение.

3. GNN над графом + лингвистические признаки дают высокую точность классификации ролей, показывая, что структурные метрики действительно коррелируют с функцией героя.

4. Honorific-анализ подтвердил, что в японском и корейском языках вежливые формы тесно связаны с позициями персонажей; в русском эффект слабее, но тоже заметен.

5. GraphRAG-объяснения превращают «сухие» метрики в человеко-читаемые выводы, облегчая применение метода филологам.

Практическая значимость

Разработанный подход может лечь в основу инструментов цифровой герменевтики – систем поддержки литературоведческого анализа. Автоматизированная идентификация ключевых персонажей и их социальных ролей пригодна для образовательных приложений (визуализация сетей героев школьной программы) и в издательской аналитике (например, сравнение нарративов разных культур). Кроме того, предложенная интеграция GNN и LLM позволяет получать человеко-читаемые объяснения, что важно для интерпретации результатов в гуманитарном контексте.

Ограничения исследования. Настоящая работа фокусируется на классической литературе, что обеспечивает сопоставимость, но ограничивает жанровое разнообразие. Методика извлечения персонажей пока чувствительна к качеству разрешения кореференции, особенно на китайском и японском языках (иерархическая структура имен). В дальнейшем планируется расширить корпус и дообучить модели NLP для повышения полноты графа.

Перспектива. Дальнейшая работа включает автоматическое выявление архетипов (герой-одиночка, «теневой лидер» и др.), расширение корпуса на другие культуры и переход к динамическим графам для отслеживания эволюции ролей по ходу сюжета [13]. Таким образом, разработка сочетает ИИ-инструменты и филологические задачи, закладывая основу цифровой сравнительной герменевтики.

Список источников

1. Pang N., Sun M., Zhu H. Louise or Ferdinand? Exploring the protagonists of Love and Intrigue using social network analysis // Digital Scholarship in the Humanities. 2023. Vol. 38. № 3. P. 1214 – 1232. DOI: 10.1093/llc/fqad007
2. Eberle O., Gleave J., Schroeder C. et al. Historical insights at scale: a corpus-wide machine-learning analysis of early-modern astronomic tables // Science Advances. 2024. Vol. 10. № 43. Art. eadj1719. P. 1 – 16. DOI: 10.1126/sciadv.adj1719
3. Dadlani A., Yu M., Roberts S. et al. Leading by the nodes: a survey of film-industry network analysis and datasets // Applied Network Science. 2024. Vol. 9. Art. 76. P. 1 – 23. DOI: 10.1007/s41109-024-00673-9
4. Yang X., Zhang Z. Enhancing book genre classification with BERT and InceptionV3: a deep-learning approach for libraries // PeerJ Computer Science. 2025. Vol. 11. Art. e2934. P. 1-20. DOI: 10.7717/peerj-cs.2934
5. Schmidt D., Puppe F. Automatic extraction and visualization of interaction networks for German fairy tales // Machine Learning and Knowledge Extraction. 2024. Vol. 6. № 4. P. 2447 – 2493. DOI: 10.3390/make6040121
6. Sugishita K., Masuda N. Social network analysis of manga: similarities to real-world social networks and trends over decades // Applied Network Science. 2023. Vol. 8. Art. 79. P. 1 – 17. DOI: 10.1007/s41109-023-00604-0
7. Zhao W., Liu Y., Han J. A block-based adaptive decoupling framework for graph neural networks // Entropy. 2024. Vol. 24. № 9. Art. 1190. P. 1 – 22. DOI: 10.3390/e24091190
8. Zhang C., Wang S., Zhan D. et al. Inferring users' social roles with a multi-level graph neural network model // Entropy. 2021. Vol. 23. № 11. Art. 1453, P. 1 – 20. DOI: 10.3390/e23111453
9. Mitharan S., Java A., Sahu S. K., Shaikh A. Introducing self-attention to target-attentive graph neural networks // arXiv preprint arXiv:2107.01516. 2021. P. 1 – 4.
10. Fatemi B., Halcrow J., Perozzi B. et al. From local to global: a Graph-RAG approach to query-focused summarization // arXiv preprint arXiv:2404.16130. 2025. P. 1 – 26.
11. Jou E. Honorification as Agree in Korean and beyond // Glossa: Journal of General Linguistics. 2024. Vol. 9. № 1. P. 1 – 29. DOI: 10.16995/glossa.9565.
12. Knollmeyer S., Caymazer O., Grossmann D. Document Graph-RAG: knowledge-graph-enhanced retrieval-augmented generation for document QA within the manufacturing domain // Electronics. 2025. Vol. 14. № 11. Art. 2102, P. 1 – 19. DOI: 10.3390/electronics14112102
13. Gupta S., Sharma R., Masuda N. Influence maximization on temporal networks: a review // Applied Network Science. 2024. Vol. 9, Art. 16 (= 65). P. 1 – 25. DOI: 10.1007/s41109-024-00625-3

References

1. Pang N., Sun M., Zhu H. Louise or Ferdinand? Exploring the protagonists of Love and Intrigue using social network analysis. Digital Scholarship in the Humanities. 2023. Vol. 38. No. 3. P. 1214 – 1232. DOI: 10.1093/llc/fqad007
2. Eberle O., Gleave J., Schroeder C. et al. Historical insights at scale: a corpus-wide machine-learning analysis of early-modern astronomic tables. Science Advances. 2024. Vol. 10. No. 43. Art. eadj1719. P. 1 – 16. DOI: 10.1126/sciadv.adj1719
3. Dadlani A., Yu M., Roberts S. et al. Leading by the nodes: a survey of film-industry network analysis and datasets. Applied Network Science. 2024. Vol. 9. Art. 76. P. 1 – 23. DOI: 10.1007/s41109-024-00673-9
4. Yang X., Zhang Z. Enhancing book genre classification with BERT and InceptionV3: a deep-learning approach for libraries. PeerJ Computer Science. 2025. Vol. 11. Art. e2934. P. 1-20. DOI: 10.7717/peerj-cs.2934
5. Schmidt D., Puppe F. Automatic extraction and visualization of interaction networks for German fairy tales. Machine Learning and Knowledge Extraction. 2024. Vol. 6. No. 4. P. 2447 – 2493. DOI: 10.3390/make6040121
6. Sugishita K., Masuda N. Social network analysis of manga: similarities to real-world social networks and trends over decades. Applied Network Science. 2023. Vol. 8. Art. 79. P. 1 – 17. DOI: 10.1007/s41109-023-00604-0
7. Zhao W., Liu Y., Han J. A block-based adaptive decoupling framework for graph neural networks. Entropy. 2024. Vol. 24. No. 9. Art. 1190. P. 1 – 22. DOI: 10.3390/e24091190
8. Zhang C., Wang S., Zhan D. et al. Inferring users' social roles with a multi-level graph neural network model. Entropy. 2021. Vol. 23. No. 11. Art. 1453, pp. 1 – 20. DOI: 10.3390/e23111453
9. Mitharan S., Java A., Sahu S.K., Shaikh A. Introducing self-attention to target-attentive graph neural networks. arXiv preprint arXiv:2107.01516. 2021. P. 1 – 4.
10. Fatemi B., Halcrow J., Perozzi B. et al. From local to global: a Graph-RAG approach to query-focused summarization. arXiv preprint arXiv:2404.16130. 2025. P. 1 – 26.

11. Jou E. Honorification as Agree in Korean and beyond. *Glossa: Journal of General Linguistics*. 2024. Vol. 9. No. 1. P. 1 – 29. DOI: 10.16995/glossa.9565.
12. Knollmeyer S., Caymazer O., Grossmann D. Document Graph-RAG: knowledge-graph-enhanced re-trieval-augmented generation for document QA within the manufacturing domain. *Electronics*. 2025. Vol. 14. No. 11. Art. 2102, P. 1 – 19. DOI: 10.3390/electronics14112102
13. Gupta S., Sharma R., Masuda N. Influence maximization on temporal networks: a review. *Applied Network-work Science*. 2024. Vol. 9, Art. 16 (= 65). P. 1 – 25. DOI: 10.1007/s41109-024-00625-3

Информация об авторе

Драгомиров Д.С., соискатель, Санкт-Петербургский государственный университет, 199034, г. Санкт-Петербург, Университетская наб., д. 7-9

© Драгомиров Д.С., 2025