

Ameneh shenavar^{1*}

Saeed Rezaei Sharifabadi²

Molouk sadat Hosseini Beheshti³

Akram Fathian Dastgerdi⁴

Receive: .././....

Acceptance:

.././....

Bibliometric Analysis and Co-word Mapping: The Field of Knowledge Graphs

 ¹ . Ph.D. student, Department of Information Science , Faculty of Educational and Psychology , Alzahra University, Tehran, Iran. (Corresponding Author). Email: she-navar87@gmail.com

 ² . Professor, Department of Information Science, Faculty of Education and Psychology, Alzahra University, Tehran, Iran. Email: srezaei@alzahra.ac.ir

 ³ . PhD in Linguistics; Associated Professor; Terminology & Ontology Research Group; Iranian Research Institute for Information Science and Technology (IranDoc); Tehran, Iran. Email: beheshti@irandoc.ac.ir

 ⁴ . Assistant Prof., Islamic World Science and Technology Monitoring and Citation Institute (ISC), Shiraz, Iran. Email: fathian@isc.ac

Abstract

Purpose: The rapid expansion of research in the field of Knowledge Graphs (KGs) over the past decade has positioned The field as a dynamic area at the intersection of computer science, artificial intelligence. Following Google's introduction of the KG in 2012, scholars and industry stakeholders have increasingly explored the conceptualization, development, and application of KGs across a wide range of disciplines. KGs, as structured representations of entities, relationships, and semantic information, enable machines to process heterogeneous data in a contextually meaningful and interpretable manner. Beyond traditional knowledge representation, new directions such as ontology modeling, semantic web integration, and graph neural networks (GNNs) are driving innovation. Despite these advances, large-scale, systematic, and global evaluations of the intellectual structure, collaboration patterns, and thematic clusters in the field of KGs remain limited. This study addresses this gap by examining the evolution of research in the field of KGs between 2013 and 2025 using bibliometric and scientometric approaches. The overarching purpose is to uncover research trends, identify leading contributors and institutions, explore co-authorship and co-word networks, and highlight conceptual clusters shaping the KG landscape.

Methodology: This applied-descriptive bibliometric research was conducted using the co-word analysis method. Data were collected from the Scopus citation database, covering outputs published between January 2013 and July 2025 with the keyword "knowledge graph" in titles, abstracts, and author keywords. Keyword normalization reduced 19141 initial keywords to 19058 unique terms. After removing duplicates, excluding irrelevant records, and normalizing author, institution, and country labels, a curated dataset of 9000 articles was obtained. Furthermore, to enhance the accuracy of the analyses, keywords and knowledge graph-related concepts were carefully categorized and standardized. Data analysis and visualization were

conducted using VOSviewer, mapping collaboration networks and co-occurrence clusters. The study examines temporal publication and citation influential authors, highly cited works, and thematic clusters, with special attention to knowledge graph embedding, recommender systems, semantic web applications, and natural language processing.

Findings: Results showed that research in the field of KGs has grown substantially, reaching a publication peak in 2024 with 2541 articles and 33701 citations. Asia contributes the majority of publications (83.7%), with China accounting for 6,889 articles (76.5% of the total). The United States ranks second with 987 publications, followed by the United Kingdom, Germany, and Australia. This reflects strong investment by Chinese funding bodies—particularly the National Natural Science Foundation of China (NSFC) and the National Key Research and Development Program. Leading publication outlets include IEEE Access (345 articles), Knowledge-Based Systems (293 articles), and Applied Sciences Switzerland (248 articles), with many top journals in the Q1 quartile of Scopus. At the author level, Markus Kraft (University of Cambridge) leads with 48 publications, while Chinese researchers dominate the top ten. Co-authorship analysis revealed seven author clusters (42 nodes, 62 links) and wide participation from 136 countries, with China, the US, and Germany serving as central hubs of international collaboration. Co-word analysis identified six major clusters, including graph neural networks, deep learning, ontology, KG embeddings, question answering, and large language models (LLMs). Highly cited works include comprehensive surveys on KGs published between 2017 and 2022 in leading computing journals, which have shaped the understanding of KG construction, refinement, and applications. Emerging contributions, such as roadmaps on unifying LLMs and KGs, along with applications in digital twin systems and scientific entity recognition, illustrate the field's ongoing shift toward integrating advanced AI paradigms.

Conclusion: The bibliometric analysis showed that research in the field of KGs has emerged as a rapidly growing interdisciplinary area, characterized by strong publication growth, high geographic concentration in Asia, and expanding international collaboration networks. Chinese institutions and scholars play a leading role, supported by significant policy and funding initiatives, while Europe and North America remain important contributors. Thematic clustering highlights both the consolidation of established domains (ontology, semantic web, knowledge representation) and the expansion into cutting-edge areas (graph neural networks, embeddings, digital twin, recommender systems, and LLM integration). The findings provide a comprehensive overview of the intellectual structure and evolving dynamics of research in the field of KGs, offering insights for future studies. Scholars can use this mapping to identify promising areas of inquiry, build international collaborations, and navigate the funding and publication landscape. Ultimately, KGs are shown to play a pivotal role in advancing intelligent systems, semantic technologies, and digital transformation across sectors such as healthcare, education, natural language processing, and recommender systems. The integration of bibliometric analysis with scientometric evaluation further emphasizes the maturity of this field and its potential for shaping next-generation knowledge-driven applications.

Keywords: knowledge graphs (KGs), Bibliometric analysis, Co-word analysis, Co-authorship network, Scopus, Scientometrics

تحلیل کتابسنجی و نگاشت هم‌رخدادی واژگان: حوزه گراف‌های دانش

۱. دانشجوی دکتری، گروه علم اطلاعات و دانش‌شناسی، دانشکده علوم تربیتی و روانشناسی، دانشگاه الزهراء، تهران، ایران. (نویسنده مسئول)

Email: shenavar87@gmail.com

۲. استاد، گروه علم اطلاعات و دانش‌شناسی، دانشکده علوم تربیتی و روانشناسی، دانشگاه الزهراء، تهران، ایران.

Email: srezaei@alzahra.ac.ir

۳. دکتری زبان‌شناسی همگانی، دانشیار، پژوهشگاه علوم و فناوری ایران. (ایرانداک). تهران، ایران.

Email: beheshti@irandoc.ac.ir

۴. استادیار، علم اطلاعات و دانش‌شناسی، مؤسسه استنادی و پایش علم و فناوری جهان اسلام (ISC)، شیراز، ایران.

Email: fathian@isc.ac

آمنه شناور^{۱*}

سعید رضایی شریف آبادی^۲

ملوک السادات حسینی

بهشتی^۳

اکرم فتحیان دستگردی^۴

چکیده

هدف: با توجه به رشد سریع پژوهش‌های مرتبط با گراف‌های دانش و کاربردهای گسترده آن در حوزه‌های نوین علمی، هدف این پژوهش، تحلیل ساختار فکری و روند تکامل حوزه گراف‌های دانش در بازه زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۵ با بهره‌گیری از رویکرد کتاب‌سنجی است. در این مطالعه تلاش شده است تا با بررسی الگوهای انتشاراتی، همکاری‌های علمی، مفاهیم کلیدی و مقالات پراستناد، تصویری جامع از وضعیت این حوزه ارائه شود.

روش‌شناسی: این پژوهش از نظر هدف نوعی مطالعه کاربردی است که با رویکرد توصیفی و روش کتاب‌سنجی و تحلیل هم‌رخدادی واژگان انجام شده است. جامعه آماری پژوهش شامل مقالات نمایه شده در پایگاه اسکوپوس با موضوع گراف دانش در فاصله سال‌های ۲۰۱۳ تا ژوئیه ۲۰۲۵ بود. پس از پالایش داده‌ها، ۹۰۰۰ مقاله برای تحلیل نهایی انتخاب شد. ابزار وی.او.اس.ویوئر برای تحلیل شبکه‌های هم‌تألفی و هم‌رخدادی کلیدواژه‌ها مورد استفاده قرار گرفت.

یافته‌ها: بررسی‌ها نشان داد که تولیدات علمی در این حوزه روندی صعودی داشته و در سال ۲۰۲۴ به اوج خود رسیده است. چین با بیش از ۷۶٪ از کل انتشارات، پیشگام اصلی بوده و مجلاتی همچون IEEE Access و Knowledge-Based Systems بیشترین سهم را در انتشار داشته‌اند. تحلیل هم‌واژگانی نیز شش خوشه اصلی را آشکار کرد که شامل موضوعاتی چون شبکه‌های عصبی گرافی و تعبیه‌سازی، گراف‌های دانش و هستی‌شناسی، یادگیری عمیق و پردازش زبان طبیعی، تحلیل کتاب‌سنجی، مدل‌های زبانی پیش آموزش دیده و کاربردهای سلامت بود.

دریافت: ۰۰۰/۰۰/۰۰

پذیرش: ۰۰۰/۰۰/۰۰

نتیجه‌گیری: تحلیل خوشه‌ها نشان داد که مسیر آینده پژوهش‌های گراف دانش در سه جهت اصلی در حال شکل‌گیری است: نخست، تقویت بنیان‌های نظری از طریق هستی‌شناسی و بازنمایی دانش؛ دوم، پیوند فزاینده با روش‌های نوین هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی گرافی، یادگیری عمیق و مدل‌های زبانی بزرگ که نویدبخش نسل تازه‌ای از سیستم‌های هوشمند است؛ و سوم، گسترش کاربردها در حوزه‌هایی چون سلامت و تحلیل کتاب‌سنجی که تنوع میان‌رشته‌ای را آشکار می‌سازد. این روندها نشان می‌دهد که آینده گراف‌های دانش نه تنها به توسعه الگوریتم‌ها و مدل‌های پیشرفته وابسته است، بلکه به ادغام آن‌ها با نیازهای واقعی جامعه علمی و صنعتی نیز گره خورده است.

واژگان کلیدی: گراف دانش، علم‌سنجی، تحلیل کتاب‌سنجی، تحلیل هم‌واژگانی، شبکه هم‌تألفی، اسکوپوس

افزاینده و دانش‌پایه

مقدمه و بیان مسئله

گراف‌های دانش یکی از روندهای کلیدی هستند که موج بعدی فناوری‌ها را هدایت می‌کنند و به شکلی نوین، دانش را نمایش می‌دهند. در واقع گراف‌های دانش به بخش مهمی از بازیابی اطلاعات معاصر و هوش مصنوعی دانش‌محور تبدیل شده‌اند؛ چرا که ساختار انتزاعی آن‌ها مفهوم‌سازی دامنه و مدیریت داده‌ها را تسهیل می‌کند و امکان بهره‌برداری مؤثر از داده‌های پیچیده را فراهم می‌آورد. با توجه به این تحولات و نیاز روزافزون به مدیریت مؤثر داده‌ها، استفاده از رویکردهای نوین برای نمایش و سازماندهی دانش بیش از پیش اهمیت یافته است (Abu-Salih, 2021).

فناوری‌های مدرن کاملاً داده‌محور هستند و در هر ثانیه حجم عظیمی از داده‌ها تولید می‌شود. با این حال، تا زمانی که این داده‌ها به دانش تبدیل نشوند، نمی‌توان به‌طور مؤثر از آن‌ها استفاده کرد. گراف دانش داده‌های خام را به اطلاعات ساختاریافته و قابل فهم برای ماشین تبدیل می‌کند که منعکس‌کننده دانش دنیای واقعی است؛ دانشی که موقعیتی، لایه‌ای و پویا است. منظور از «موقعیتی، لایه‌ای و پویا» دانشی است که بسته به شرایط، ترکیب مفاهیم و اکتشافات جدید تغییر می‌کند (Xie et al., 2020). این فناوری‌های دانش، زمینه‌ای قابل فهم برای انسان و ماشین فراهم می‌کنند، قابلیت انطباق داده‌ها را افزایش می‌دهند و پیچیدگی و هزینه پردازش داده‌ها را کاهش می‌دهند. گراف‌های دانش از بهترین راهکارها برای ساختاربندی سیستم‌های اطلاعاتی جهان و یکپارچه‌سازی داده‌ها از منابع متعدد هستند (Chaudhri et al., 2022). رویکردهای شناسایی و نمایش دانش مفید از انبوه اطلاعات، توجه چشمگیری را در مجامع دانشگاهی و صنعتی به خود جلب کرده‌اند. گراف‌های دانش که روابط ساختاری بین موجودیت‌ها را نمایش می‌دهند، به حوزه‌ای روبه رشد از پژوهش‌ها در مسیر هوش مصنوعی تبدیل شده‌اند و محبوبیت فزاینده‌ای کسب کرده‌اند (Ji et al., 2021). یک گراف دانش، پایگاه داده‌ای است که اطلاعات در آن به گونه‌ای ساختاریافته‌اند تا بتوان از آن‌ها دانش استخراج کرد (Paulheim, 2016). گراف‌های دانش به‌عنوان گراف‌هایی از داده تعریف می‌شوند که دانش مربوط به دنیای واقعی را گردآوری و منتقل می‌کنند. در این گراف‌ها، گره‌ها نمایانگر موجودیت‌های مورد نظر هستند و یال‌ها روابط میان این موجودیت‌ها را نشان می‌دهند (Hogan et al., 2021; Cheng et al., 2022). این بازنمایی‌ها از معناشناسی رسمی استفاده می‌کنند که به رایانه‌ها امکان می‌دهد آن‌ها را به‌صورت کارآمد و بدون ابهام پردازش کنند. برای مثال، موجودیت «بیل گیتس» می‌تواند به موجودیت «مایکروسافت» مرتبط شود، زیرا بیل گیتس بنیان‌گذار مایکروسافت است؛ بنابراین آن‌ها در دنیای واقعی دارای رابطه هستند (Peng et al., 2023).

با توجه به اهمیت بسیار زیاد گراف‌های دانش در پردازش داده‌های ناهمگن در قالب قابل فهم برای ماشین، در سال‌های اخیر کاربرد وسیعی در زمینه‌های مختلف پیدا کرده‌اند. این گراف‌ها مزایای خود را در کاربردهای متنوع و وظیفه‌محور مانند بازیابی معنایی، یادگیری نمایش زبان و سیستم‌های پرسش و پاسخ به خوبی نشان داده‌اند (chen et al., 2018). علاوه بر این، گراف‌های دانش در سال‌های اخیر به‌طور گسترده در سامانه‌های هوش مصنوعی مورد استفاده قرار گرفته‌اند، از جمله در سیستم‌های توصیه‌گر، پاسخ به پرسش و بازیابی اطلاعات. همچنین این گراف‌ها در حوزه‌های متنوعی همچون آموزش و

¹ Knowledge graphs

مراقبت‌های پزشکی نیز کاربرد یافته‌اند و نقشی مؤثر در بهبود کیفیت زندگی انسان و ارتقای جامعه ایفا کرده‌اند (Peng et al., 2023). اگرچه عبارت «گراف دانش» نخستین بار در سال ۱۹۷۲ مطرح شد، اما تجسم مدرن این اصطلاح با معرفی رسمی گراف دانش گوگل در سال ۲۰۱۲ شکل گرفت و متعاقب آن، شرکت‌های دیگری نظیر آمازون، فیس‌بوک و مایکروسافت نیز گراف‌های دانش خود را ارائه کردند (Fensel et al., 2020). در واقع از سال ۲۰۱۲، پدیده گراف‌های دانش در سراسر جهان شناخته شد زیرا به کاربران امکان می‌دهد به دنبال اشیاء، افراد یا مکان‌ها بگردند. علاوه بر این، با ظهور داده‌های پیوندی، پژوهش‌ها قابل توجهی در مورد گراف‌های دانش برای بررسی تفاسیر و کاربردهای آن‌ها انجام شده است. در حال حاضر، اگرچه تعاریف کاملاً مشخصی از گراف‌های دانش وجود ندارد، اما می‌توان به درک مشترک اساسی از این اصطلاح دست یافت (Rizun, 2019). گراف دانش، نمایشی ساختاریافته از حقایق است که از موجودیت‌ها، روابط و توصیفات معنایی تشکیل شده است (Ji et al., 2021). در سال ۲۰۱۶، ارلینگر و ووس (Ehrlinger & Wöss, 2016, p. 3) تعریف زیر را پیشنهاد کردند که به طور گسترده‌ای به رسمیت شناخته شده است: «گراف دانش، اطلاعات را در یک هستی‌شناسی گردآوری و یکپارچه می‌سازد و سپس از یک استدلالگر برای استخراج دانش جدید بهره می‌برد». به طور خاص، گراف‌های دانش، دانش دامنه را در مورد موجودیت‌ها، روابط و ویژگی‌ها توصیف می‌کنند. در مورد نمایش دانش مبتنی بر گراف، هر واقعیت شامل مجموعه‌ای از سه‌تایی‌ها به شکل (h, r, t) است، و موجودیت آغاز h و موجودیت پایانه t با یک رابطه خاص به نام r در ارتباط هستند (مثلاً سقراط، ملیت، یونان). در بسیاری از شرایط، مجموعه روابط را می‌توان به عنوان یک هستی‌شناسی ارائه کرد که همبستگی‌ها یا محدودیت‌های استفاده از آن‌ها را روشن می‌کند (Wang & He, 2024). گراف‌های دانش روشی نوین برای نمایش دانش هستند (Hao et al., 2021). اخیراً، رویکردهایی برای نمایش دانش علمی به روشی قابل پردازش توسط ماشین، ساختاریافته و معنایی پیشنهاد شده است. یکی از این رویکردها، گراف‌های دانش علمی است. نیاز به بازنمایی دقیق، معنایی و ماشین‌فهم دانش علمی و زیرساخت‌های مربوط به آن، برای مدیریت، انتشار و پردازش دانش، سبب شکل‌گیری گراف‌های دانش علمی شده است که ساختاریافته، به هم پیوسته و دارای غنای معنایی هستند. در واقع گراف‌های دانش علمی زیرمجموعه‌ای از گراف‌های دانش هستند که بر حوزه‌های علمی تمرکز دارند (Fadel, 2021). این گراف‌ها معمولاً حاوی فراداده‌هایی هستند که انتشارات پژوهشی مانند عنوان، چکیده، نویسندگان، محل انتشار، سازمان‌ها، موضوعات پژوهشی، استنادات و موارد دیگر را توصیف می‌کنند (Santamaria et al., 2021). در واقع این گراف‌ها به پژوهشگران کمک می‌کنند تا داده‌های خود را به روشی ساختاریافته و قابل استفاده مجدد به اشتراک بگذارند و دانشمندان را قادر می‌سازند تا داده‌های علمی را مرور و تجزیه و تحلیل کنند و از آنها بینش‌های جدیدی به دست آورند (Fadel, 2021).

با توجه به اهمیت بحث گراف‌های دانش و نقش پررنگی که در پیشبرد فناوری‌های هوش مصنوعی مبتنی بر دانش دارد،

¹ Reasoner

شناخت ساختار فکری این حوزه دانشی برای ترسیم مسیر پژوهش‌های آتی و ارائه تصویری شفاف از روند تکامل آن، امری حیاتی است؛ بر این اساس، این پژوهش در پی پاسخ به این پرسش است که ساختار فکری، خوشه‌های موضوعی و روند تکامل حوزه «گراف‌های دانش» در بازه زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۵، بر اساس روش کتابسنجی و تحلیل هم‌رخدادی واژگان، چگونه قابل تبیین است؟

پرسش‌های پژوهش

این پژوهش درصدد پاسخ دادن به پرسش‌های زیر است.

- ۱) روند توزیع تولیدات علمی و استنادی مقالات در حوزه گراف‌های دانش چگونه است؟
- ۲) پرتولیدترین کشورها، حامیان مالی، مجلات انتشار و نویسندگان در حوزه گراف‌های دانش کدامند؟
- ۳) الگوی همکاری‌های علمی میان نویسندگان و کشورهای مختلف چگونه است؟
- ۴) ساختار شبکه و خوشه‌های موضوعی تشکیل‌دهنده این حوزه براساس هم‌واژگانی، از چه مفاهیمی تشکیل شده‌اند و وضعیت آن‌ها از نظر توزیع فراوانی، تعداد پیوندها و قدرت کلی پیوند چگونه است؟
- ۵) پراستنادترین مقالات در حوزه گراف‌های دانش کدامند؟

چارچوب نظری

در سال‌های اخیر، گراف‌های دانش به‌عنوان یکی از مؤلفه‌های کلیدی سیستم‌های اطلاعاتی پیشرفته مطرح شده‌اند؛ زیرا به‌طور چشم‌گیری فرآیند کشف و بازیابی اطلاعات را متحول کرده‌اند. این گراف‌ها با بهره‌گیری از معناشناسی رسمی، امکان پردازش دقیق، ساخت‌یافته و بدون ابهام دانش دنیای واقعی را برای رایانه‌ها فراهم می‌سازند. در ساختار گراف دانش، گره‌ها نشانگر موجودیت‌ها و یال‌ها بیانگر روابط معنایی میان آن‌ها هستند (Hogan et al. 2021; Cheng et al. 2022). این معماری نه تنها توانایی استدلال مفهومی از طریق شناسایی تطبیقی مفاهیم مبهم را فراهم می‌آورد، بلکه با ارائه تصویری شبکه‌ای و بصری از اطلاعات، درک سریع و طبقه‌بندی‌شده‌ای از داده‌ها را به کاربران عرضه می‌کند. همچنین، گراف‌های دانش با حذف اطلاعات زائد و کاهش وابستگی به پالایش‌های دستی، در بهینه‌سازی دسترسی به اطلاعات در جوامع هوشمند نقشی اساسی ایفا می‌نمایند (Hao et al., 2021). در عرصه علم و پژوهش نیز، این فناوری نوین به‌طور فزاینده‌ای برای حل چالش‌هایی نظیر دشواری در بازیابی هدفمند پژوهش‌ها، نابرابری در دسترسی به منابع علمی، افت کیفیت فرآیند داوری همتا، و ضعف در پردازش ماشینی متون علمی به کار گرفته می‌شود (Guédon et al., 2019). گراف‌های دانش در مطالعات علم‌سنجی جایگاهی رو به رشد دارند و به عنوان ابزاری قدرتمند برای تحلیل و مدل‌سازی پویایی‌های علم شناخته می‌شوند. این گراف‌ها با ارائه‌ی بازنمایی معنایی و ساختاری از عناصر علمی از جمله نویسندگان، سازمان‌ها، انتشارات، استنادها و حوزه‌های پژوهشی، امکان تحلیل داده‌محور روندهای پژوهشی و شناسایی موضوعات علمی را فراهم می‌آورند. در سال‌های اخیر، گراف‌هایی مانند Microsoft Academic Graph و AIDA Knowledge Graph به‌عنوان نمونه‌های قابل دسترس و مقیاس‌پذیر برای تحلیل‌های علم‌سنجی در نظر گرفته شده‌اند. این گراف‌ها به‌ویژه در تحلیل‌های مبتنی بر داده‌محور برای شناسایی روندهای پژوهشی و پیش‌بینی تحولات آتی علم مورد استفاده قرار گرفته‌اند (Salatino et al., 2021). به‌طور

کلی، گراف‌های دانش به‌عنوان ابزارهایی برای درک بهتر ساختار علمی و پیش‌بینی تغییرات در دنیای پژوهش، به سرعت در حال گسترش هستند. گراف‌های دانش از منظر ساختار و کاربرد، به دسته‌های مختلفی تقسیم می‌شوند که مهم‌ترین آن‌ها شامل: گراف‌های دانش باز و سازمانی (Hogan et al., 2021) و همچنین گراف‌های دانش عمومی و حوزه‌ای هستند. در گراف‌های عمومی، تمرکز بر دانش عمومی و متنوع است (مانند دی بی پدیا)، در حالی که گراف‌های حوزه‌ای، به موضوعات تخصصی مانند علوم پزشکی، آموزش یا هوش مصنوعی می‌پردازند (Abu-Salih, 2021).

کتاب‌سنجی به عنوان ابزاری مؤثر، با بهره‌گیری از روش‌های ریاضی و آماری، ویژگی‌های خروجی‌های پژوهشی را در یک حوزه مشخص ارزیابی می‌کند (Chen & Xie, 2020). تحلیل کتاب‌سنجی با برجسته کردن نقاط کلیدی تحقیق و پیش‌بینی روند توسعه علوم در طول زمان، به درک بهتری از پیشرفت علمی کمک می‌کند (Sawar et al., 2025). بنابراین تصویری وسیع از روندها و فرصت‌های پژوهشی ارائه می‌دهد. برای دستیابی به اطلاعات و ترسیم نقشه‌های علمی از ابزارهای گوناگون بهره گرفته می‌شود که تحلیل هم‌واژگانی یکی از آن‌هاست (شفیعان و همکاران، ۱۴۰۰). هم‌رخدادی واژگان تکنیکی است که در آن بسامد وقوع واژه‌ها سنجیده می‌شود و فراوانی هر واژه به‌عنوان معیاری برای نشان دادن میزان اهمیت، تأکید یا برجستگی آن واژه یا اندیشه مدنظر قرار می‌گیرد (Khasseh et al., 2017). فراوانی هم‌زمان واژه‌های کلیدی نشان‌دهنده شدت ارتباط میان آن‌هاست (Feng et al., 2017). به عبارت دیگر، هرچه تکرار هم‌زمان این واژه‌ها بیشتر باشد، ارتباط مفهومی میان آن‌ها نیز نزدیک‌تر خواهد بود. تحلیل هم‌رخدادی واژگان امکان می‌دهد محقق به‌صورت کمی پیوند میان موضوعات تحقیق در یک حوزه علمی را مشخص کند (هرندی و محبی، ۱۴۰۴). تحلیل کتاب‌سنجی و روش‌های مربوط به آن، به‌ویژه تحلیل هم‌رخدادی واژگان، به عنوان ابزاری مؤثر، نه تنها درک عمیق‌تری از ساختار فکری و مسیرهای پژوهشی فراهم می‌آورد، بلکه تأثیر قابل‌توجهی در سیاست‌گذاری و برنامه‌ریزی پژوهش و فناوری ایفا می‌کند. این روش‌های تحلیلی، سیاست‌گذاران علمی و پژوهشگران را قادر می‌سازند تا با تکیه بر شواهد و تحلیل‌های دقیق مبتنی بر داده و دانش، تصمیمات آگاهانه‌تری اتخاذ نمایند (احمدی و همکاران، ۱۴۰۱). به‌ویژه با توجه به تحولات سریع و نوظهور فناوری‌هایی نظیر گراف‌های دانش که در مرز علوم کامپیوتر و هوش مصنوعی قرار دارند، تحلیل‌های علم‌سنجی می‌توانند با شناسایی روندهای کلیدی و خوشه‌های نوظهور، مسیرهای جدیدی را برای سیاست‌گذاری و برنامه‌ریزی پژوهش روشن سازند. این فرایند، در نهایت به تخصیص هدفمند منابع، هدایت تحقیقات به سمت نیازهای راهبردی، و تضمین پویایی و رقابت‌پذیری نظام علمی و نوآوری کشور منجر شده و پیشرفت‌های نوآورانه و بهبود کارایی در تحقیقات علمی را به دنبال خواهد داشت (ناصری جزه‌ای و همکاران، ۱۳۹۱).

پیشینه پژوهش

در سال‌های اخیر پژوهشگران متعددی کوشیده‌اند ابعاد مختلف حوزه گراف‌های دانش را از منظر نظری و کاربردی بررسی کنند. در همین راستا، شماری از پژوهشگران خارجی به مطالعه متغیرها پرداخته‌اند و آن‌ها را هم در سطح کلان گراف‌های دانش و هم از طریق تحلیل‌های کاربردی خرد در جنبه‌های خاص این گراف‌ها مورد بررسی قرار داده‌اند. به عنوان مثال، حسینی و همکاران (Hosseini et al., 2025) در یک مطالعه کتاب‌سنجی، تحول مفهومی و روندهای موضوعی پژوهش‌های گراف دانش را طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ بررسی کردند. داده‌ها از پایگاه‌های معتبر گردآوری و با استفاده از Bibliometrix،

Python, Excel, VOSviewer, UCINET و SPSS تحلیل شد. نتایج نشان داد چین بیشترین تولید علمی در این حوزه را دارد. تحلیل هم‌رخدادی واژگان منجر به شناسایی ۹ خوشه موضوعی شد که «کاربرد سیستم‌های دانش‌بنیان» جریان‌سازترین خوشه بود. همچنین شش موضوع اصلی شامل «گراف دانش»، «مهندسی دانش»، «کشف دانش»، «هستی‌شناسی»، «وب معنایی» و «داده‌های پیوندی» شناسایی گردید. روند تحول خوشه‌ها در بازه ۲۰۲۱ تا ۲۰۲۳ رشد موضوعاتی چون «پردازش زبان طبیعی»، «یادگیری ماشین» و «مهندسی دانش» را نشان داد. این مطالعه با تحلیل شبکه‌ای و کتاب‌سنجی، تصویری جامع از ساختار و سیر تحول پژوهش‌های گراف دانش ارائه می‌دهد. وانگ و هه (Wang & He, 2024) به تحلیل کتاب‌سنجی پژوهش‌های گراف دانش طی سال‌های ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۲ در پایگاه وب‌آوساینس پرداختند. جامعه آماری پژوهش شامل ۳۰۵۸ مقاله بود. برای تحلیل داده‌ها از نرم‌افزارهای ECharts و VOSviewer جهت ترسیم شبکه‌های هم‌نویسندگی و هم‌رخدادی کلیدواژه‌ها استفاده شد. یافته‌های پژوهش نشان داد تولیدات علمی در این حوزه از سال ۲۰۱۸ رشد چشمگیری داشته و بیشترین سهم مقالات به کشور چین تعلق دارد. همچنین، پرتکرارترین موضوعات پژوهشی شامل مدل‌سازی آنتولوژی، استخراج دانش، تعبیه گراف دانش، نمایش مبتنی بر گراف و کاربردهای آگاه از دانش گزارش شد. جی و همکاران (Ji et al., 2021) مطالعه‌ای مروری جامع با عنوان «A Survey on Knowledge Graphs» انجام دادند. در این پژوهش، گراف‌های دانش از منظر نمایش و کاربردها مورد بررسی قرار گرفت و داده‌های مطالعات پیشین دسته‌بندی و تحلیل گردید. نویسندگان طبقه‌بندی جدیدی برای روش‌های یادگیری نمایش گراف دانش شامل فضای نمایش، توابع امتیازدهی، مدل‌های رمزگذار و اطلاعات کمکی ارائه کردند. همچنین روش‌های تکمیل گراف، استدلال مسیر، قوانین منطقی و یادگیری متا‌مرور شد. یافته‌ها نشان داد که پژوهش‌های نوین به‌سوی بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی گرافی، مدل‌های ترنسفورمر و یادگیری تقویتی برای استدلال حرکت کرده‌اند. در پایان نیز پیشنهادهایی برای جهت‌گیری‌های آینده، از جمله توجه به تفسیرپذیری مدل‌ها، مقیاس‌پذیری و یکپارچه‌سازی روش‌ها مطرح گردید. چن و همکاران (Chen et al., 2021) مطالعه‌ای کتاب‌سنجی با عنوان «تحلیل موضوعی و توسعه پژوهش‌های گراف دانش» انجام دادند. آنان ۳۸۶ مقاله منتشرشده طی سال‌های ۱۹۹۱ تا ۲۰۲۰ را از پایگاه وب‌آوساینس بازایی و تحلیل کردند. نتایج نشان داد تولیدات علمی و میزان استنادها در این حوزه روندی افزایشی داشته و در سال ۲۰۱۹ به نقطه اوج خود رسیده است. از نظر سهم کشورها، چین با انتشار ۱۹۱ مقاله جایگاه نخست را به خود اختصاص داد و پس از آن ایالات متحده و آلمان قرار گرفتند. در سطح مجلات، IEEE Acces و Journal of Web Semantics بیشترین تعداد مقالات را منتشر کرده‌اند. بررسی همکاری‌های علمی حاکی از آن بود که ایالات متحده و چین بیشترین مشارکت‌های بین‌المللی را در این حوزه داشته‌اند و تعامل میان دانشگاه‌ها و مؤسسات علمی این کشورها نقش مهمی در رشد پژوهش‌های گراف دانش ایفا کرده است. همچنین در سطح سازمانی، آکادمی علوم چین و دانشگاه علوم و فناوری دفاع ملی بیشترین تولیدات علمی را به خود اختصاص دادند. این پژوهش با بهره‌گیری از مدل موضوعی ساختاریافته، یازده محور اصلی پژوهش را شناسایی کرد که مهم‌ترین آن‌ها «تعبیه گراف دانش» و «جست‌وجو و پرس‌وجو در گراف دانش» بودند. ترکی و همکاران (Turki et al., 2021) به بررسی استخراج و اعتبارسنجی گراف‌های دانش از انتشارات علمی با استفاده از فراداده‌های کتابشناختی پرداختند. جامعه پژوهش شامل منابع علمی در حوزه‌های پزشکی، علوم کتابداری و علوم انسانی دیجیتال بود که امکان تبدیل اطلاعات آن‌ها به سه‌گانه‌های

RDF وجود داشت. نتایج نشان داد استفاده از الگوریتم‌های مبتنی بر فراداده، فرآیند استخراج دانش از متون علمی را شفاف‌تر و دقیق‌تر می‌کند. پژوهش همچنین محدودیت رویکردهای مرسوم هوش مصنوعی را به دلیل ماهیت «جعبه سیاه» و ضعف در توضیح‌پذیری نشان داد و پیشنهاد کرد ترکیب داده‌کاوی با فراداده می‌تواند توسعه سریع‌تر و باکیفیت‌تر گراف‌های دانش علمی را تسهیل کند. سالاتینو و همکاران (Salatino et al., 2021) چارچوبی نوآورانه مبتنی بر گراف دانش علمی ارائه کردند که مقالات علمی را بر اساس هستی‌شناسی علوم کامپیوتر سازماندهی و تحلیل می‌کند. این مطالعه با هدف تحلیل روندهای پژوهشی و پیش‌بینی تأثیر آنها بر دانشگاه و صنعت انجام شد. نویسندگان با اشاره به محدودیت روش‌های سنتی، از جمله تحلیل‌های کیفی و مبتنی بر نظر خبرگان، و رشد فزاینده متون علمی، بر ضرورت استفاده از رویکردهای داده‌محور تأکید کردند. نتایج نشان داد که مدل‌های رسمی برای نمایش موضوعات پژوهشی می‌توانند ابزارهای موثری برای شناسایی موضوعات نوظهور، بررسی تعاملات میان حوزه‌های علمی و پیش‌بینی روندهای آینده پژوهش‌ها فراهم کنند و توسعه ابزارهای تحلیلی و سیاست‌گذاری پژوهشی را تسهیل نمایند. چن و همکاران (Chen et al., 2020) در مقاله‌ای مروری با عنوان «تکمیل گراف دانش» ۱۲۰ مقاله مرتبط را که حدود ۸۰ درصد پژوهش‌های دهه اخیر این حوزه را پوشش می‌داد، بررسی کردند. آن‌ها روش‌های سنتی (استنتاج قاعده‌محور، مدل‌های احتمالی و محاسبات گرافی) و رویکردهای نوین مبتنی بر یادگیری بازنمایی (مدل‌های انتقالی، تطابق معنایی و شبکه‌های عصبی) را معرفی کرده و ضمن بیان مزایا و محدودیت‌ها، شاخص‌های ارزیابی مانند Hits@k و MRR را توضیح دادند. نویسندگان چالش‌هایی همچون ناکارآمدی در مقیاس بزرگ و کمبود بهره‌گیری از داده‌های چندمنبعی را مطرح کرده و توسعه مدل‌های عمیق، گراف‌های پویا و کاربردهای میان‌رشته‌ای را به عنوان مسیر آینده پیشنهاد نمودند. ریزون (Rizun, 2019) پژوهشی مروری با عنوان «کاربرد گراف دانش در آموزش» انجام داد. وی در این مطالعه به تبیین مفهوم گراف دانش، تعاریف و ساختار آن پرداخت و چالش‌هایی نظیر تعبیه و کاستی‌های کاربردی این فناوری را مورد بررسی قرار داد. همچنین با ارائه نمونه‌ای از طرحواره دانش برای فرایندهای آموزشی دانشگاهی نشان داد که گراف دانش می‌تواند ابزاری کارآمد برای فردی‌سازی آموزش و انتخاب آگاهانه دروس توسط دانشجویان باشد. نویسنده نتیجه‌گیری کرد که توسعه گراف‌های دانش می‌تواند به بهبود مدیریت دانش و ارتقای فرایندهای آموزشی در دانشگاه‌ها منجر شود. در سطح خرد، کاربردهای نمونه‌وار گراف‌های دانش در محیط‌های مختلف، به ویژه محیط آموزشی، مورد بحث قرار گرفته است. وو و جیا (Wu & Jia, 2022) به بررسی ساخت و کاربرد گراف دانش ویژه رشته‌ها در حوزه آموزش با استفاده از داده‌های عظیم پرداخته‌اند. هدف اصلی این پژوهش، رفع مشکلات موجود در سیستم یادگیری، از جمله مطالعه‌ی غیرهدفمند دانشجویان و فقدان ساختار دانش پیچیده، بوده است. در این راستا، نویسندگان اقدام به مدل‌سازی گراف دانش ویژه رشته زبان انگلیسی کرده‌اند. الگوی پژوهشی ارائه شده شامل محاسبه اهمیت گره‌ها و ارائه گراف محلی شبکه‌ی دانشی دروس این رشته است. همچنین، چارچوبی برای انتخاب ویژگی‌های چندگره‌ای بر اساس زمینه‌ی گره‌ها توسعه یافته است که امکان استخراج اهمیت گره‌های برتر را از طریق فناوری استخراج ویژگی چندگره‌ای فراهم می‌کند. نتایج آزمایشی نشان‌دهنده پایداری و اتصال مناسب گره‌ها در گراف دانش ساخته‌شده بوده و بیانگر امکان بهره‌گیری از این الگوها برای بهبود کیفیت تدریس و یادگیری هدفمندتر در رشته‌های تخصصی است.

هرچند این پژوهش اطلاعات ارزشمندی درباره کاربرد فناوری گراف دانش در آموزش عالی ارائه می‌دهد، تمرکز آن بر رشته زبان انگلیسی است و تعمیم کامل یافته‌ها به سایر رشته‌ها نیازمند پژوهش‌های آتی می‌باشد. عیسی و همکاران (Issa et al., 2021) به مرور نظام‌مند ادبیات مرتبط با ارزیابی کامل بودن داده‌های گراف دانش پرداختند. جامعه پژوهش شامل ۵۶ مقاله بود که به تحلیل کیفی و کمی متدولوژی‌های ارزیابی بعد «کامل بودن» داده‌ها پرداخته‌اند. با یکسان‌سازی واژگان کلیدی، پژوهشگران هفت نوع کامل بودن را شناسایی کردند که سه مورد آن در مطالعات پیشین گزارش نشده بود. همچنین، انواع ابزارها و سنجه‌های مورد استفاده برای ارزیابی کامل بودن مشخص شد و در مجموع ۹ ابزار معرفی گردید. یافته‌ها بر اهمیت بعد کامل بودن به عنوان یکی از ابعاد کیفیت داده در گراف‌های دانش تأکید کرده و می‌تواند راهنمای پژوهشگران و تولیدکنندگان داده برای توسعه رویکردهای نوین ارزیابی باشد. ابوصالح (Abu-Salih, 2021) در یک مطالعه جامع، ۱۴۰ مقاله پژوهشی منتشرشده در سالهای ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۰ را در زمینه گراف‌های دانش خاص مورد بررسی قرار داد. هدف وی ارائه تعریفی جامع از گراف‌های دانش خاص دامنه بود. یافته‌های پژوهش نشان داد با وجود رشد علاقه به گراف‌های دانش، هنوز اجماع واحدی در خصوص تعریف گراف دانش خاص دامنه وجود ندارد. وی رویکردهای ساخت و ارزیابی گراف دانش را در هفت حوزه اصلی شامل سلامت، آموزش، فناوری اطلاعات و ارتباطات، علوم و مهندسی، مالی، جامعه و سیاست و گردشگری تحلیل کرد. نتایج نشان داد رویکردهای موجود دارای کاستی‌ها و محدودیت‌هایی هستند و پیشنهادهایی برای رفع این چالش‌ها و مسیرهای پژوهشی آتی ارائه شد. تیواری و همکاران (Tiwari et al., 2021) مطالعه‌ای مروری نظام‌مند با عنوان «روندهای اخیر در گراف‌های دانش: نظریه و عمل» انجام دادند. جست‌وجو برای مقالات مرتبط در پایگاه‌های اطلاعاتی اسکوپوس و وب آو ساینس انجام شد. هدف پژوهش، ارائه نمای کلی از گراف‌های دانش، تحلیل ویژگی‌ها، تکنیک‌ها و کاربردهای آن‌ها بود. نتایج نشان داد گراف‌های دانش به سه دسته اصلی عمومی، تخصصی و صنعتی تقسیم می‌شوند و داده‌های مورد نیاز برای ساخت آن‌ها از منابع ساختاریافته، نیمه‌ساختاریافته و غیرساختاریافته استخراج می‌گردد. همچنین تکنیک‌های استخراج دانش شامل شناسایی موجودیت‌ها و روابط بررسی شد. کوی و یو (Cui & Yu, 2019) در پژوهشی به بررسی تأثیر نمودارهای دانش در مقابل نقشه‌های مفهومی بر یادگیری عمیق‌تر در کلاس معکوس پرداختند. جامعه مورد مطالعه آنها شامل ۷۴ دانش‌آموز کلاس پنجم یک مدرسه ابتدایی در شهر شنژن چین بود که در دو گروه آزمایش (۳۶ نفر) و کنترل (۳۸ نفر) دسته‌بندی شدند. یافته‌های آن‌ها نشان داد که دانش‌آموزان در گروهی که از گراف دانش استفاده می‌کردند، عملکرد بهتری نسبت به دانش‌آموزان گروه نقشه مفهومی داشتند. همچنین نتایج تجزیه و تحلیل محصولات یادگیری آن‌ها حاکی از آن بود که دانش‌آموزان گروه آزمایش به طور معناداری تعداد مفاهیم بیشتری در سطوح مختلف و همچنین عمق شاخه‌بندی بیشتری ایجاد کرده بودند. یان و همکاران (Yan et al., 2018) در یک مقاله مروری به بررسی نمودارهای دانش پرداخته و تکنیک‌های ساخت، مدیریت و ذخیره‌سازی آن‌ها را تحلیل کرده‌اند. این پژوهش نشان می‌دهد که نمودارهای دانش ابزاری کارآمد برای یکپارچه‌سازی و سازماندهی اطلاعات پراکنده در اینترنت هستند. مقاله همچنین روش‌های استخراج موجودیت از منابع داده مختلف و استخراج رابطه را بررسی کرده است. علاوه بر این، سیستم‌های گراف دانش موجود مانند Google Knowledge Graph و Freebase نیز مورد بررسی قرار گرفته‌اند. وانگ و همکاران (Wang et al., 2017) به بررسی رویکردها و کاربردهای تعبیه گراف دانش پرداختند. آن‌ها تکنیک‌ها را بر اساس نوع

اطلاعات مورد استفاده دسته‌بندی کردند: روش‌هایی که تنها از حقایق مشاهده‌شده بهره می‌برند و روش‌هایی که اطلاعات اضافی مانند انواع موجودیت، مسیرهای رابطه، توصیفات متنی و قواعد منطقی را در نظر می‌گیرند. نتایج نشان داد که تعبیه گراف دانش با جاسازی موجودیت‌ها و روابط در فضاها برداری پیوسته، ساختار نمودار را حفظ کرده و پردازش آن را ساده می‌کند. این تکنیک‌ها در تکمیل گراف دانش، استخراج رابطه و پاسخگویی به سؤالات علمی کاربرد دارند و می‌توانند در تحلیل شبکه‌های علمی و استخراج روابط میان مقالات و مفاهیم پژوهشی نیز مفید باشند. در ایران نیز پژوهش‌هایی در زمینه گراف‌های دانش انجام شده است. میرعرب (۱۴۰۴) با بهره‌گیری از رویکرد علم‌سنجی، به تحلیل روندها و ساختار علمی حوزه‌های «هوش مصنوعی توضیح‌پذیر» و «گراف دانش» در بازه زمانی ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴ پرداخته است. نتایج این پژوهش حاکی از آن است که کشورهای چین، ایالات متحده آمریکا و آلمان پیشگام این عرصه بوده و پژوهش‌های انجام‌شده عمدتاً در چهار محور اصلی متمرکز بوده‌اند: مدل‌سازی مبتنی بر گراف، کاربردهای معنایی، قابلیت توضیح در یادگیری ماشین، و استخراج ویژگی و مدل‌سازی پیش‌بینی. وحیدی‌پور و همکاران (۱۴۰۳) در پژوهشی به بررسی گسترده گراف‌های دانش و روش‌های جاسازی آن‌ها پرداخته‌اند. در این مطالعه، عملکرد روش‌های مختلف جاسازی از جمله TDM، RGNN و BLM تحلیل و نقاط قوت و ضعف هر یک شناسایی شده است. یافته‌ها نشان داد که مدل‌های شبکه‌های عصبی با وجود قابلیت توصیفی بالا، به دلیل عدم تنظیم‌سازی مناسب، عملکرد ضعیف‌تری دارند، در حالی که روش‌های مبتنی بر BLM قوی‌ترین و کارآمدترین عملکرد را ارائه می‌کنند. همچنین، معیارهای ارزیابی مختلفی مانند MRR و Hits@K برای مقایسه روش‌ها مورد استفاده قرار گرفته و نتایج اجرای الگوریتم‌ها بر روی مجموعه داده‌هایی مانند BioKG و WikiKG2 تحلیل شده است. نصیرزاده (۱۴۰۲) در پژوهشی به طراحی گراف دانش برای بهینه‌سازی تناسب افراد و مشاغل و رتبه‌بندی مهارت‌ها پرداخته است. این مطالعه از داده‌های طبقه‌بندی‌های بین‌المللی ISCO و ESCO و همچنین داده‌های آگهی‌های شغلی استفاده کرده است. یافته‌ها نشان داد که گراف دانش ارائه‌شده سه کاربرد اصلی دارد: کمی کردن ارتباط بین مهارت‌ها و مشاغل، شناسایی کارآمدترین جاب‌جایی‌های شغلی و رتبه‌بندی مهارت‌های لازم برای هر گروه شغلی. این گراف دانش به عنوان ابزاری کارآمد برای تحلیل بازار کار و تطبیق جویندگان شغل با فرصت‌های موجود معرفی شده است. میرعرب و دارستانی‌فراهانی (۱۴۰۳) در پژوهشی به بررسی ادغام گراف دانش و مدل‌های زبانی بزرگ در حوزه علوم انسانی و اسلامی پرداختند. هدف این مطالعه ارائه چارچوبی برای تحلیل دقیق‌تر مفاهیم در این حوزه‌ها بود. روش پژوهش، مطالعه‌ای مفهومی با رویکرد تحلیلی و جمع‌آوری داده‌ها از طریق مرور نظام‌مند متون بود. یافته‌ها نشان داد که ترکیب گراف دانش و مدل‌های زبانی بزرگ امکان طراحی الگویی برای تحلیل و استنتاج مفاهیم را فراهم می‌آورد؛ به‌طوری که گراف دانش روابط میان مفاهیم را سازماندهی می‌کند و مدل‌های زبانی بزرگ قادر به پردازش زبان طبیعی و استخراج اطلاعات معنادار از متون هستند. نتایج این مطالعه حاکی از آن است که تلفیق این دو رویکرد می‌تواند به ایجاد چارچوب‌های نوین برای تحقیقات آینده و توسعه سیستم‌های هوشمند در علوم دینی منجر شود.

با توجه به آنچه بیان شد و بررسی پژوهش‌های انجام‌شده، مشخص می‌گردد که بیشترین تمرکز تحقیقات در حوزه گراف‌های دانش، بر روی ساختار، تکنیک‌ها و تکمیل گراف‌ها و همچنین تحلیل روند موضوعات پژوهشی بوده است. با این حال،

تاکنون در داخل کشور مطالعه‌ای کتابسنجی که وضعیت، روندها و موضوعات کل حوزه تحقیقاتی گراف‌های دانش را در پایگاه اسکوپوس بررسی کند، انجام نشده است. اگرچه پژوهش میرعرب (۱۴۰۴) از نظر موضوعی با پژوهش حاضر هم‌پوشانی‌هایی دارد و به تحلیل روندها و ساختار علمی حوزه‌های «هوش مصنوعی توضیح‌پذیر» و «گراف دانش» در بازه زمانی ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴ پرداخته است، اما تفاوت‌هایی از قبیل دامنه موضوعی، نوع داده‌ها و گستره زمانی بررسی شده، این دو پژوهش را از یکدیگر متمایز می‌سازد. همچنین مطالعه‌ی حسینی و همکاران (Hosseini et al., 2025) که یکی از نزدیک‌ترین پژوهش‌های بین‌المللی به موضوع حاضر است، با تمرکز بر تحول مفهومی و روندهای موضوعی پژوهش‌های گراف دانش در بازه‌ی زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۳ و بر اساس داده‌های پایگاه وب‌آوساینس انجام شده و عمدتاً به شناسایی خوشه‌های مفهومی مانند «گراف دانش»، «هستی‌شناسی»، «وب معنایی» و «داده‌های پیوندی» پرداخته است. در حالی که پژوهش حاضر با بهره‌گیری از داده‌های گسترده‌تر پایگاه اسکوپوس و پوشش بازه‌ی زمانی طولانی‌تر (۲۰۱۳ تا ۲۰۲۵)، تصویری جامع‌تر و به‌روزتر از تولیدات علمی این حوزه ارائه می‌دهد. افزون بر این، با تحلیل شبکه‌های هم‌تألفی و هم‌رخدادی واژگان، موضوعات نوظهوری همچون شبکه‌های عصبی گرافی، تعبیه سازی گراف‌های دانش و مدل‌های زبانی بزرگ نیز شناسایی گردیده که بیانگر حرکت پژوهش‌های اخیر به سوی ادغام گراف‌های دانش با فناوری‌های نوین هوش مصنوعی است. از این‌رو، پژوهش حاضر ضمن تکمیل و گسترش مطالعات پیشین، تصویری دقیق‌تر از ساختار فکری، همکاری‌های علمی و مسیرهای تحول آینده حوزه گراف‌های دانش ارائه می‌کند.

روش‌شناسی پژوهش

این پژوهش نوعی مطالعه کاربردی-توصیفی کتابسنجی است که با استفاده از روش تحلیل هم‌رخدادی واژگان انجام شده است. کتابسنجی یک حوزه علمی است که برای بررسی داده‌های علمی، ردیابی پیشرفت‌های علمی، تشخیص تأثیر پژوهش و شناسایی روندهای نوظهور به کار گرفته می‌شود (Li & Lei, 2021). در زمینه فناوری‌های نوین، از آنجایی که مطالعات مروری بسیاری با این رویکرد انجام شده است (Kalantari et al., 2017; Liu & Zhang, 2021). این حوزه به عنوان یک تحلیل عینی برای اندازه‌گیری اهمیت مقالات پژوهشی در تعمیق دانش اثبات شده است (Yang et al., 2013).

بنابراین، مطالعه حاضر یک تحلیل کتابسنجی است که جزئیات روش‌های گردآوری و پردازش داده‌ها را تشریح می‌کند.

برای پاسخ به پرسش‌های پژوهش، اطلاعات بازیابی شده از پایگاه استنادی اسکوپوس که به طور گسترده در تحلیل ادبیات مورد استفاده قرار می‌گیرد، برای جستجو و جمع‌آوری داده‌ها استفاده شد. برای افزایش اعتبار منابع داده، یک رویه دقیق برای انتخاب داده‌ها انجام شد. جهت گردآوری و تحلیل داده‌های پژوهش در پایگاه اسکوپوس، فرمول جستجویی که برای بازیابی مقالات منتشر شده در حوزه موضوعی گراف‌های دانش در بخش پیشرفته پایگاه وارد گردید به قرار زیر است:

TITLE-ABS-KEY=(knowledge graph)

سپس، اطلاعات کتابسنجی مقالات منتشر شده بین ژانویه ۲۰۱۳ تا ۲۸ جولای ۲۰۲۵ در نظر گرفته شد، زیرا هدف این پژوهش تحلیل روند موضوعی در زمینه گراف‌های دانش بود. علاوه بر این، نوع مدرک انتشارات مورد مطالعه به «مقاله» محدود شد. با استفاده از عبارت جستجوی مذکور، ۹۱۸۹ مقاله بازیابی شد. برای ۹۱۸۹ مقاله،

رویه زیر برای انتخاب مقالات مرتبط جهت تحلیل بیشتر انجام شد. ابتدا، مقالات تکراری با بررسی عنوان، منبع انتشار، نویسندگان و سال انتشار حذف شدند. دوم، مقالات باقی مانده به صورت دستی بررسی شدند تا مقالاتی که به پژوهش گراف دانش بی ربط بودند، فیلتر شوند. در نتیجه، در مجموع ۹۰۰۰ مقاله باقی ماند.

در این مطالعه، عبارت *Knowledge graph* به عنوان کلیدواژه اصلی جست و جو به کار گرفته شد. انتخاب این عبارت بر اساس بررسی نتایج اولیه جست و جو و تحلیل داده ها، و همچنین مقایسه با نتایج حاصل از به کارگیری عبارات جست و جوی گسترده تر، قابل توجه بود. به طور مشخص، در گام نخست عبارت *Knowledge graph* به دلیل بیشترین ارتباط با موضوع تحقیق انتخاب شد. سپس فهرستی گسترده تر از کلیدواژه ها شامل عباراتی مانند *Knowledge map* و *Knowledge visualization* تهیه گردید. بر اساس این دو مجموعه کلیدواژه (یعنی *Knowledge graph* و فهرست گسترده تر)، جست و جوهای جداگانه انجام شد. نتایج نشان داد که استفاده از فهرست گسترده تر حدود ۲۸۰۰۰ مقاله را بازیابی کرد. با این حال، بررسی تصادفی ۵۰۰ مقاله از این مجموعه نشان داد که داده ها به دلیل وجود نویز بالا، مناسب نبودند. در مقابل، بررسی داده های به دست آمده از جست و جوی مبتنی بر *Knowledge graph* آشکار ساخت که اغلب سوابق بازیابی شده ارتباط بالایی با موضوع اصلی پژوهش درباره گراف دانش داشتند. اگرچه این راهبرد جست و جو ممکن است برخی مقالات مرتبطی را که به طور مستقیم از عبارت *Knowledge graph* استفاده نکرده اند، کنار بگذارد، اما این عبارت به دلیل نزدیکی مفهومی، برای بازیابی پژوهش های مرتبط در حوزه گراف های دانش پذیرفته شد. در مجموع، با توجه به کارایی تحلیل و قابلیت اطمینان نتایج، در نهایت تصمیم گرفتیم تنها از عبارت *Knowledge graph* به عنوان کلیدواژه اصلی جست و جو استفاده کنیم. در این پژوهش، برای ۹۰۰۰ مقاله، اقدامات یکدست سازی و پیش پردازش داده ها در دو مرحله انجام شد:

- یکدست سازی اسامی: ابتدا، اسامی پژوهشگران، موسسات و کشورها از آدرس نویسندگان مقالات استخراج شدند. سپس، برای اطمینان از یکپارچگی، همسان سازی صورت گرفت و اصلاحات لازم انجام شد؛ به عنوان مثال، ۲۰۱۰۲ موسسه که در ابتدا شناسایی شده بودند، از نظر املائی و نگارشی بررسی و یکدست سازی شدند و در نهایت به ۱۹۶۴۸ موسسه تقلیل یافتند. این فرآیند شامل مواردی نظیر موارد زیر بود:

- «Center for Studies of Information Resources, Wuhan University, Wuhan, 430072, China; Central China Normal University, School of Computer Science, Wuhan, 430079, China» → «Wuhan University, China»
- «Arizona State University, Tempe, AZ, United States; Arizona State University, United States» → «Arizona State University, USA»

- یکدست سازی کلیدواژه ها: پس از استخراج ۱۹۱۴۱ کلیدواژه اولیه، به منظور ترسیم شبکه هم‌رخدادی واژگان، این کلیدواژه ها تحت بررسی های دقیق برای رفع تشابهات مفهومی، املائی و یکدست سازی (مانند همسان سازی مفرد و جمع) قرار گرفتند. این فرآیند منجر به کاهش نهایی کلیدواژه ها به ۱۹۰۵۸ مورد شد. تغییرات یکدست سازی شامل مواردی نظیر: Embeddings به Knowledge graphs، Knowledge graphs به Knowledge graphs، Ontologies به Ontology و موارد مشابه دیگر.

ابزارها و نرم‌افزارهای مورد استفاده: داده‌ها در ابتدا از پایگاه اسکوپوس استخراج و در قالب فایل CSV دریافت شدند. این داده‌ها سپس به نرم‌افزار وی.او.اس.ویوئر منتقل گردید. به‌منظور یکدست‌سازی اسامی پژوهشگران، موسسات و کلیدواژه‌ها، خروجی نرم‌افزار در محیط اکسل باز و اصلاحات لازم به‌صورت دستی اعمال شد. فایل یکدست‌سازی شده مجدداً به‌عنوان فایل Thesaurus در وی.او.اس.ویوئر بارگذاری گردید. در ادامه، برای تحلیل و ترسیم شبکه‌های هم‌رخدادی واژگان و ... از قابلیت‌های تحلیلی نرم‌افزار وی.او.اس.ویوئر استفاده شد.

یافته‌های پژوهش

پاسخ به پرسش اول پژوهش. روند توزیع تولیدات علمی و استنادی مقالات در حوزه گراف‌های دانش چگونه است؟

توزیع سالانه‌ی مقالات و استنادات مرتبط با گراف‌های دانش در نمودار ۱ نمایش داده شده است. نتایج حاکی از آن است که علاقه‌مندی پژوهشگران به این حوزه در طول دوره‌ی مورد مطالعه روندی افزایشی چشمگیر داشته و در سال ۲۰۲۴ به اوج خود رسیده است. به عبارت دیگر، گراف‌های دانش به تدریج به یکی از موضوعات داغ در حوزه‌ی علم اطلاعات و فناوری تبدیل شده‌اند. با این حال، کاهش ظاهری مشاهده شده در سال ۲۰۲۵ به احتمال زیاد ناشی از ناقص بودن داده‌هاست، چرا که فرآیند نمایه‌سازی مقالات در پایگاه‌های داده زمان‌بر است و از آنجایی که داده‌ها در اواسط سال جمع‌آوری شده‌اند، امکان دسترسی به تمامی انتشارات این سال فراهم نبوده است. با توجه به روند افزایشی قوی تعداد مقالات و استنادات از سال ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۴، می‌توان نتیجه گرفت که گراف‌های دانش به‌طور فزاینده‌ای مورد توجه جامعه‌ی علمی قرار گرفته‌اند و انتظار می‌رود که در آینده نیز رشد قابل توجهی را تجربه کنند.



نمودار ۱. روند سالانه تعداد مقالات منتشر شده و استنادات در بازه زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۵

پاسخ به پرسش دوم پژوهش. پرتولیدترین کشورها، حامیان مالی، مجلات انتشار و نویسندگان در حوزه گراف‌های دانش کدامند؟

در بازه زمانی مورد بررسی، ۱۰۵ کشور در انتشار مقالات مرتبط با گراف‌های دانش مشارکت داشته‌اند. از میان آن‌ها، جدول ۱، ده کشور با بیشترین تولید علمی را براساس نویسندگان اول مقالات بازبایی شده طی ۱۲ سال گذشته فهرست می‌کند. به‌طور کلی، کشورهای آسیایی با سهمی معادل ۸۳٫۷ درصد، بیشترین مشارکت را در این حوزه پژوهشی داشته‌اند. پس از آسیا، اروپا با ۱۵٫۰۳ درصد، آمریکای شمالی با ۱۰٫۹۶ درصد، و اقیانوسیه با ۳٫۴ درصد در رتبه‌های بعدی قرار گرفته‌اند. در میان کشورهای دارای بالاترین خروجی علمی، چین با انتشار ۶۸۸۹ مقاله، در جایگاه نخست قرار دارد. پس از آن، به ترتیب ایالات

متحده (۹۸۷ مقاله)، بریتانیا (۴۸۶ مقاله)، آلمان (۳۹۷ مقاله) و استرالیا (۳۰۶ مقاله) قرار گرفته‌اند. بررسی‌ها به وضوح نشان می‌دهد که چین با اختصاص بیش از ۷۶٫۵ درصد از کل تولیدات علمی مرتبط با گراف دانش، به عنوان پیشگام اصلی پژوهش در این حوزه طی دوره مطالعه شناخته می‌شود.

بر اساس داده‌های استنادی منتشر شده در سال ۲۰۲۵ توسط پایگاه اسکوپوس، شامل شاخص سایت اسکور و رتبه‌بندی چارک‌ها، جدول ۲، ۱۰ مجله اصلی انتشارات را به همراه درصد و ضریب تأثیر مربوطه نشان می‌دهد. این مجلات در مجموع ۱۹۱۸ مقاله منتشر کرده‌اند که ۲۱٫۳۱٪ از کل انتشارات در این زمینه را شامل می‌شود. در میان آن‌ها، IEEE Access با ۳۴۵ مقاله، Knowledge-Based Systems با ۲۹۳ مقاله و Applied Sciences Switzerland با ۲۴۸ مقاله به دلیل بالاتر بودن حجم انتشار در صدر مجلات برتر قرار دارند. قابل توجه است که پنج مورد از این مجلات در چارک اول (Q1) پایگاه اسکوپوس قرار گرفته‌اند. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که مجلات حوزه‌های مهندسی، علوم رایانه و هوش مصنوعی توجه قابل توجهی به موضوع گراف‌های دانش داشته‌اند.

جدول ۲: ۱۰ مجله برتر براساس تعداد انتشارات (۲۰۱۳-۲۰۲۵)

جدول ۱: ۱۰ کشور برتر براساس تعداد انتشارات (۲۰۱۳-۲۰۲۵)

رتبه	کشورها	انتشارات	درصدها	رتبه	مجلات انتشار	انتشارات درصدها ضریب چارک تأثیر
۱	China	6889	76.5	۱	IEEE Access	Q1 3.83 345 9.0
۲	USA	987	10.96	۲	Knowledge-Based Systems	Q1 3.25 293 15.0
۳	England	486	5.4	۳	Applied Sciences Switzerland	Q2 2.75 248 5.5
۴	Germany	397	4.41	۴	Expert Systems with Applications	Q1 2.36 213 15.0
۵	Australia	306	3.4	۵	IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering	Q1 2.07 187 15.7
۶	Italy	272	3.02	۶	Applied Intelligence	Q2 1.71 154 9.1
۷	India	238	2.64	۷	Electronic Switzerland	Q2 1.64 148 6.1
۸	Singapore	210	2.33	۸	Neurocomputing	Q1 1.44 130 3.6
۹	France	198	2.2	۹	Information Processing and Management	Q1 1.2 108 18.6
۱۰	Hong kong	196	2.17	۱۰	Applied Mathematics and Nonlinear Sciences	Q1 1.02 92 90

در جدول ۳، ده نویسنده برتر که هرکدام بیش از ۲۶ مقاله در حوزه گراف‌های دانش منتشر کرده‌اند، معرفی شده‌اند. Markus Kraft از دانشگاه کمبریج با ۴۸ مقاله در صدر فهرست قرار دارد و تمرکز اصلی پژوهش‌های او بر گراف‌های دانش پویا است. پس از او، Luyi Bai از دانشگاه نورث‌ایسترن چین با ۳۷ مقاله قرار دارد که در زمینه‌هایی مانند تکمیل

^۱ CiteScore

۲. از سال ۲۰۲۴، این مجله در پایگاه اسکوپوس فاقد رتبه چارکی (discontinued) شده است. به همین دلیل، برای این سال، رتبه چارکی (Q) ذکر نشده و ستون مربوطه خالی گذاشته شده است. با این حال، شایان ذکر است که در سال ۲۰۲۳، این مجله در چارک Q3 قرار داشته است.

^۳ University of Cambridge

^۴ Northwestern University

گراف زمانی^۱، استدلال چندمرحله‌ای^۲ و هم‌ترازسازی موجودیت‌ها^۳ فعالیت می‌کند. جایگاه‌های بعدی به نویسندگانی چون Jinsong Bao, Qinjun Qiu, Xiang Zhao, Jethro Akroyd, Sebastian Mosbach (هر دو از دانشگاه کمبریج)، و Guilin Qi و Xin Wang, Zhong Xie (همگی از مؤسسات مختلف چین) اختصاص دارد. در مجموع، ۷ نفر از این نویسندگان از دانشگاه‌های چینی هستند که نشان‌دهنده نقش برجسته چین در تولید علمی این حوزه است.

جدول ۴ به بررسی ده حامی مالی اصلی در حوزه پژوهش‌های گراف دانش می‌پردازد و نشان می‌دهد که چین و ایالات متحده آمریکا به‌عنوان دو منبع اصلی تأمین مالی در این زمینه شناخته می‌شوند. در این میان، نهادهای چینی سهم قابل توجهی در حمایت از این پژوهش‌ها داشته‌اند. به‌طور خاص، بنیاد ملی علوم طبیعی چین^۴ (NSFC) با ۳۰۹۶ مورد و برنامه کلیدی پژوهش و توسعه ملی چین با ۱۰۸۳ مورد، بیشترین حمایت مالی را ارائه کرده‌اند. این حجم بالای حمایت‌های مالی از سوی چین، به وضوح به افزایش بهره‌وری پژوهشی و تولید مقالات علمی در این کشور کمک شایانی کرده است. بنیاد ملی علوم طبیعی چین (NSFC) به‌عنوان نهاد پیشرو در مدیریت صندوق ملی علوم این کشور، همواره نقش حیاتی در پیشبرد پژوهش‌های پایه و تقویت بنیان‌های علمی ایفا کرده است.

جدول ۴: ۱۰ حامی برتر براساس تعداد انتشارات (۲۰۲۵-۲۰۱۳)

جدول ۳: ۱۰ نویسنده برتر با بیش از (۲۶) انتشارات (۲۰۲۵-۲۰۱۳)

رتبه	حامیان مالی	انتشارات
۱	National Natural Science Foundation of China	3096
۲	National Key Research and Development Program of China	1083
۳	Fundamental Research Funds for the Central Universities	429
۴	Horizon ۲۰۲۰ Framework Programme	201
۵	National Science Foundation	201
۶	European Commission	151
۷	Ministry of Education of the People's Republic of China	147
۸	National Institutes of Health	138
۹	China Postdoctoral Science Foundation	131
۱۰	National Office for Philosophy and Social Sciences	127

رتبه	نویسندگان	مؤسسات	انتشارات
۱	Kraft, Markus	University of Cambridge, England	48
۲	Bai, Luyi	Northeastern University, China	37
۳	Mosbach, Sebastian	University of Cambridge, England	35
۴	Zhao, Xiang	Wuhan University, China	34
۵	Akroyd, Jethro	University of Cambridge, England	31
۶	Qiu, Qinjun	University of Geosciences, China	30
۷	Bao, Jinsong	Donghua University, China	30
۸	Xie, Zhong	University of Geosciences, China	28
۹	Wang, Xin	Hohai University, Nanjing, China	27
۱۰	Qi, Guilin	Southeast University, China	26

پاسخ به پرسش سوم پژوهش. الگوی همکاری‌های علمی میان نویسندگان و کشورهای مختلف چگونه است؟

با استفاده از نرم‌افزار وی.او.اس.ویوئر، یک نقشه شبکه هم‌نویسندگی ترسیم شد که در شکل ۱ قابل مشاهده است. از میان ۲۸۵۸۴ نویسنده موجود در مجموعه داده، ۵۱ نویسنده که حداقل ۲۰ مقاله داشتند انتخاب شدند. از این تعداد، ۴۲ نویسنده

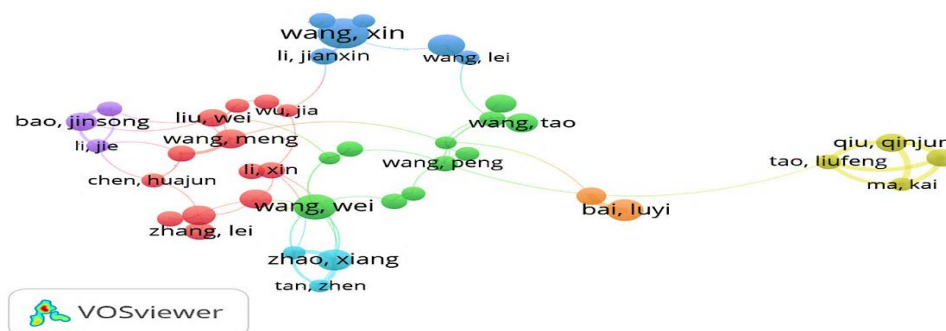
¹ Temporal Knowledge Graph Completion

² Multi-hop Reasoning

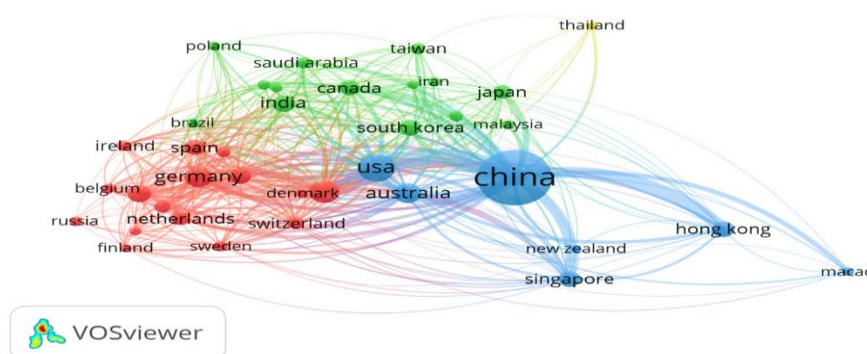
³ Entity Alignment

⁴ National Natural Science Foundation of China

دارای روابط هم‌نویسندگی بودند و وارد شبکه هم‌تألفی شدند. این شبکه شامل ۴۲ گره و ۶۲ پیوند است که در قالب هفت خوشه دسته‌بندی شده‌اند. هر گره در این نقشه نمایانگر یک نویسنده است و ارتباط میان دو گره نشان‌دهنده وجود رابطه هم‌نویسندگی میان آن‌هاست. همچنین، ضخامت پیوندها بیانگر تعداد انتشارات مشترک میان نویسندگان مرتبط است (Li et al., 2018). رنگ‌های متفاوت خوشه‌ها به تفکیک گروه‌های هم‌نویسندگی و نوع روابط آن‌ها اشاره دارند. به عنوان نمونه، خوشه زرد متشکل از چهار نویسنده است که ارتباط میان آن‌ها نسبت به سایر خوشه‌ها نزدیک‌تر و منسجم‌تر است. همچنین، خوشه سبز شامل یازده نویسنده است که در میان آن‌ها «وانگ، وی» (Wang, Wei) به عنوان فعال‌ترین نویسنده شبکه شناسایی شده است. نزدیک‌ترین هم‌نویسنده وی، «ژائو، شیانگ» (Zhao, Xiang) بوده است، چرا که قدرت پیوند میان آن‌ها برابر با ۳ بوده است. شایان ذکر است که بیشتر نویسندگان پرکار در دوره مورد بررسی در این شبکه حضور داشته‌اند، که این امر به‌خوبی نشان می‌دهد هم‌نویسندگی نقش مؤثری در افزایش خروجی علمی و تعداد انتشارات ایفا می‌کند.



شکل ۱. نقشه شبکه هم‌تألفی نویسندگان حوزه گراف‌های دانش در اسکوپوس



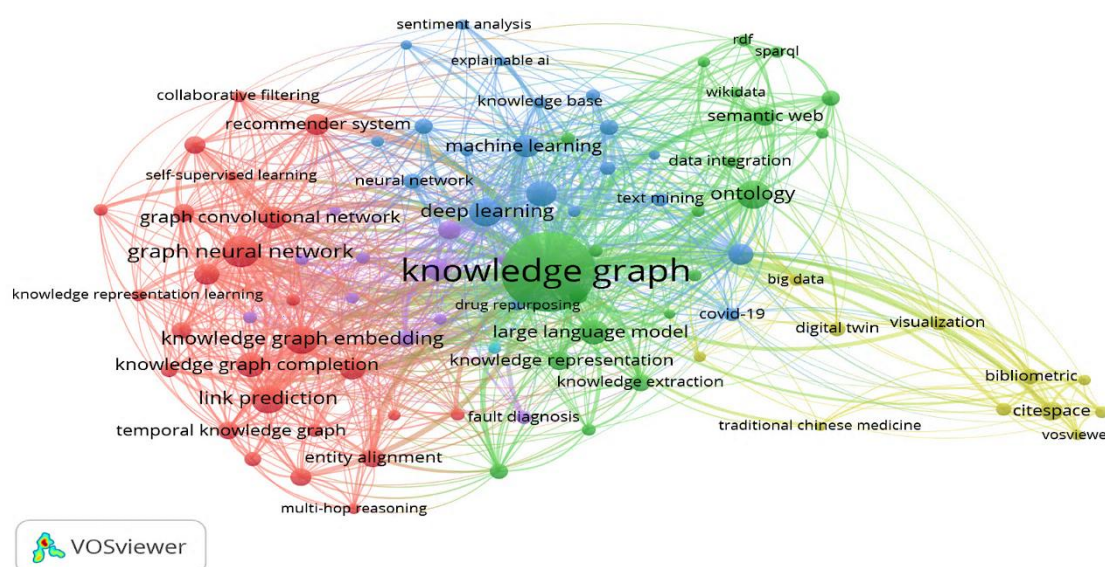
شکل ۲. نقشه شبکه هم‌تألفی کشورها در حوزه گراف‌های دانش، بر اساس داده‌های اسکوپوس

شبکه هم‌تألفی کشورها بر اساس مقالات نمایه‌شده در حوزه گراف دانش در پایگاه اسکوپوس مورد بررسی قرار گرفته است. این شبکه، که در شکل ۲ به تصویر کشیده شده است، شامل ۱۳۶ کشور و دارای ۴۳۵ پیوند با ۸۳ گره مصورسازی شده است. چین، ایالات متحده آمریکا، بریتانیا، آلمان و استرالیا به ترتیب با ۶۸۶۱، ۹۸۷، ۴۸۴، ۳۹۷ و ۳۸۸ همکاری، بیشترین تعامل را با

سایر کشورها داشته‌اند. از نظر قدرت پیوند کل (TLS)، که نشان‌دهنده تعداد مشارکت‌ها در هم‌تألفی است، چین (۱۶۶۷) (TLS=)، ایالات متحده آمریکا (۸۱۱) (TLS=) و آلمان (۶۴۱) (TLS=) به ترتیب دارای بیشترین میزان مشارکت هستند. لازم به ذکر است که تمایل به همکاری نزدیک‌تر بین کشورهای هم‌قاره‌ای در مقایسه با کشورهای قاره‌های مختلف، در این شبکه مشاهده می‌شود.

پاسخ به پرسش چهارم پژوهش. ساختار شبکه و خوشه‌های موضوعی تشکیل‌دهنده این حوزه براساس هم‌واژگانی، از چه مفاهیمی تشکیل شده‌اند و وضعیت آن‌ها از نظر توزیع فراوانی، تعداد پیوندها و قدرت کلی پیوند چگونه است؟

به عنوان یکی از شاخص‌های اساسی، کلیدواژه‌ها می‌توانند به طور مستقیم جنبه‌های کلیدی مقالات پژوهشی را آشکارکنند؛ بنابراین نقش مهمی در تحلیل محورهای اصلی و همچنین مسیرهای آینده یک حوزه علمی خاص را ایفا می‌کنند (Chen et al., 2016). براین اساس شبکه هم‌رخدادی به طور موثر دانش تجمعی یک حوزه موضوعی را از نظر مؤلفه‌های دانش و بینش‌های مهم آن نشان می‌دهد که توسط الگوها و قدرت پیوندهای بین کلیدواژه‌ها به نمایش می‌گذارد (Li et al., 2025). شکل ۳ نقشه شبکه هم‌رخدادی کلمات کلیدی نویسندگان در حوزه گراف‌های دانش را نشان می‌دهد که با استفاده از نرم‌افزار وی.او.اس.ویوئر ترسیم شده است. در این نقشه اندازه گره‌ها نشان‌دهنده فراوانی وقوع هر کلیدواژه است، به عبارت دیگر، هرچه گره بزرگ‌تر باشد تعداد دفعات بیشتری از آن کلیدواژه استفاده شده است (Chen et al., 2016).



شکل ۳. شبکه هم‌رخدادی واژگان حوزه گراف‌های دانش در اسکوپوس

¹ Total link strength

بر اساس شبکه هم‌رخدادی کلیدواژه‌های نویسنده، گره‌ها و برچسب‌های «گراف دانش»، «یادگیری عمیق»^۱، «هستی‌شناسی»، «شبکه عصبی گراف»^۲ و «تعبیه گراف دانش»^۳ برجسته‌ترین موارد هستند. به طور خاص، کلیدواژه‌هایی که بیشترین تکرار را داشته‌اند عبارتند از: «گراف دانش» (۴۸۱۷ بار)، «شبکه عصبی گراف» (۵۶۵)، «یادگیری عمیق» (۴۳۳)، «تعبیه گراف دانش» (۴۳۲)، «هستی‌شناسی» (۴۲۴). علاوه بر این، قدرت رابطه بین دو گره به معنای فراوانی هم‌رخدادی یک جفت گره است (Liao et al., 2018). به عنوان مثال، گره «گراف دانش» روابط قوی‌تری با گره‌های «هستی‌شناسی»، «مدل زبانی بزرگ»^۴ و «یادگیری عمیق»^۵ دارد، که نشان می‌دهد این مجموعه از کلیدواژه‌ها احتمالاً تمایل دارند در یک مقاله مشترک ظاهر شوند.

تحلیل خوشه‌بندی هوشمند با بهره‌گیری از نرم‌افزار وی.اواس.ویوئر منجر به شناسایی شش خوشه اصلی در حوزه گراف‌های دانش گردید. این خوشه‌ها از تحلیل ماتریس هم‌رخدادی ۸۹ مفهوم با حداقل فراوانی ۳۵ رخداد به دست آمده‌اند. انتخاب این آستانه به منظور تضمین کیفیت بالای خوشه‌ها صورت گرفت. برای درک بهتر خوشه‌ها، مشخصات هر خوشه در جدول ۵ تشریح شده است.

جدول ۵. خوشه‌های شکل گرفته حوزه گراف‌های دانش

خوشه اول: ۲۵ کلیدواژه			خوشه دوم: ۲۱ کلیدواژه		
نام خوشه: "شبکه‌های عصبی گراف، یادگیری نمایش و گراف‌های دانش"			نام خوشه: "گراف‌های دانش، هستی‌شناسی و بازنمایی دانش"		
پیوند	فراوانی	کلیدواژه	پیوند	فراوانی	کلیدواژه
60	565	Graph neural network	88	4817	Knowledge graph
60	432	Knowledge graph embedd	63	424	Ontology
61	413	Link prediction	61	296	Large language model
49	293	Knowledge graph complet	50	165	Semantic Web
54	235	Representition learning	41	161	Knowledge representatio
51	230	Graph convolutional netw	43	118	Knowledge extraction
50	216	Attention mechanism	38	110	Knowledge reasoning
48	203	Recomender system	33	106	Linked data
33	150	Temporal knowledge gra	60	93	Question answering
36	146	Reinforcement learning	36	60	Knowledge fusion
خوشه سوم: ۲۰ کلیدواژه			خوشه چهارم: ۱۱ کلیدواژه		
پیوند	فراوانی	کلیدواژه	پیوند	فراوانی	کلیدواژه
73	433	Deep learning	14	166	Citespace

¹ Deep learning

² Graph neural network

³ Knowledge graph embedding

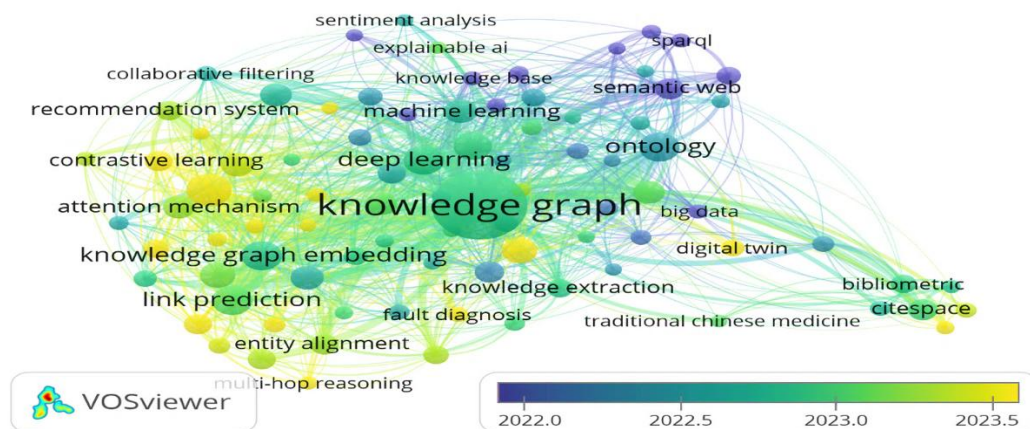
⁴ Large language model

⁵ Deep learning

Bibliometric	110	17	Natural language processi	360	69
Digital twin	84	20	Machine learning	233	64
Visualization	80	30	Artificial intelligence	210	61
Visual analysis	64	15	Information extraction	105	41
Bibliometric analysis	62	12	Graph embedding	98	43
Big data	56	31	Neural network	95	44
Internet of Things	39	24	Text mining	78	33
Vosviewer	46	10	Knowledge base	59	35
Research hotspot	44	11	Information retrieval	56	39
خوشه پنجم : ۱۱ کلیدواژه			خوشه ششم : ۱ کلیدواژه		
نام خوشه: "شناسایی موجودیت، استخراج رابطه و مدل‌های زبانی پیش آموزش دیده"			نام خوشه: "پرونده‌های الکترونیک سلامت، یکپارچه‌سازی و استدلال با گراف‌های دانش"		
پیوند	فراوانی	کلیدواژه	پیوند	فراوانی	کلیدواژه
46	209	Named entity recognitio	26	47	Electronic health recor
44	154	Relation extraction			
26	63	Fault diagnosis			
29	58	Entity recognition			
27	54	Multi-task learning			
23	53	Few-shot learning			
32	53	Pre-trained language moc			
20	41	Graph convolutional neu network			

جدول ارائه شده، اطلاعات توصیفی ۶ خوشه موضوعی مقالات در حوزه گراف‌های دانش را نشان می‌دهد. با توجه به مفاهیم شکل گرفته در خوشه‌ها، نامی متناسب با آن‌ها انتخاب شده است. خوشه اول (شبکه‌های عصبی گراف، یادگیری نمایش و گراف‌های دانش)، خوشه دوم (گراف‌های دانش، هستی‌شناسی و بازنمایی دانش) و خوشه سوم (یادگیری عمیق، پردازش زبان طبیعی و استخراج اطلاعات) به ترتیب از نظر تعداد مفهوم در رتبه یک تا سوم قرار دارند. سایر خوشه‌ها نیز به ترتیب شامل: خوشه چهارم (تحلیل کتاب‌سنجی و بصری سازی کانون‌های پژوهشی در فناوری‌های نوظهور) با ۱۱ مفهوم، خوشه پنجم (شناسایی موجودیت، استخراج رابطه و مدل‌های زبانی پیش آموزش دیده) با ۱۱ مفهوم و خوشه ششم (پرونده‌های الکترونیک سلامت، یکپارچه‌سازی و استدلال با گراف‌های دانش) با ۱ مفهوم هستند. همان‌طور که در جدول مشاهده می‌شود، خوشه اول بیشترین تعداد کلیدواژه را داراست که نشان می‌دهد پژوهشگران در تألیف مقالات خود توجه بیشتری به کلیدواژه‌های این خوشه داشته‌اند و این خوشه از مرکزیت بیشتری در بین کلیدواژه‌های مرتبط با مقالات گراف دانش برخوردار است.

برای شناسایی تغییرات و روندهای زمانی کلمات کلیدی نویسنده، شکل ۴ توزیع بصری این کلمات را بر اساس هم‌رخدادی سالانه آن‌ها نشان می‌دهد. در طول یک بازه پژوهشهای مشخص، گره‌های نقشه کلمات کلیدی در یک طیف رنگی از آبی تا زرد نمایش داده می‌شوند. رنگ‌ها در نقشه، وزن و امتیاز کلمات کلیدی در شبکه را نشان می‌دهند. هرچه رنگ از طیف آبی به سمت طیف زرد پیش می‌رود، به معنای امتیاز و اهمیت بیشتر آن کلیدواژه در شبکه است (Van & Waltman, 2023). انتشارات مشاهده شده در یک سال گذشته تمرکز بر اصطلاحات زیر بوده است: «شبکه عصبی گراف» (میانگین سال انتشار ≈ 2024 ، تعداد رخداد = ۵۶۵)، «تعبیه سازی گراف دانش» (میانگین سال انتشار ≈ 2023 ، ۴۳۲)، و «مدل زبانی بزرگ» (میانگین سال انتشار ≈ 2024 ، ۲۹۶).^۱



شکل ۴. ساختار لایه ای شبکه مفاهیم حوزه گراف های دانش

پاسخ به پرسش پنجم پژوهش. پر استنادترین مقالات در حوزه گراف های دانش کدامند؟

جدول ۶. پر استنادترین مقالات حوزه گراف دانش در اسکوپوس

Authors	Title	Journal	Document Type	Citations
Ji, Shaoxiong; Pan, Shirui; Cambria, Erik; Marttinen, Pekka; Yu, Philip S., 2022	A Survey on Knowledge graphs: Representation, Acquisition, and Applications	IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems	Review Article	1752
Aleksander, S.A., Balhoff, J., Carbon, S., ... Ruzicka, L., Westfield, M., 2023	The Gene Ontology knowledgebase in 2023	Genetics	Resource/ Database Paper	1175
Hogan, A., Blomqvist, E., Cochez, M., ... Staab, S., Zimmermann, A.	Knowledge graphs	ACM Computing Survey	Review Article	1052

^۱ «میانگین سال انتشار توسط نرم افزار به صورت اعشاری محاسبه شده است (مانند ۲۰۲۳٫۷۵). برای سهولت خوانش، این مقادیر به نزدیک ترین عدد صحیح گرد شده اند».

, 2022				
Paulheim, H., 2016	Knowledge graph refinement: A survey of approaches and evaluation methods	Semantic Web	Review Article	1045
Zhou, X., Zafarani, R., 2021	A Survey of fake news: fundamental theories, detection methods, and opportunities	ACM Computing Survey	Review Article	823
Hamilton, W.L., 2020	Graph representation learning Hamilton	Synthesis Lectures on Artificial Intelligence and Machine Learning	Tutorial/Monograph	585
Guo, Q., Zhuang, F., Qin, C., ... Xiong, H., He, Q., 2022	A survey on knowledge graph-based recommender systems	IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering	Review Article	530
Wang, X., Gao, T., Zhu, Z., ... Li, J., Tang, J., 2021	Kepler: a unified model for knowledge embedding and pre-trained language representation	Transactions of the Association for Computational Linguistics	Original Research Article	503
Liu, Q., Li, Y., Duan, H., Liu, Y., Qin, Z., 2016	Knowledge graph construction techniques	Jisuanji Yanjiu Yu Fazhan Computer Research and Development	Review Article	500
Pan, S., Luo, L., Wang, Y., ... Wang, J., Wu, X., 2024	Unifying large language models and knowledge graphs: a roadmap	IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering	Review Article	462

بررسی جدول ۶ نشان می‌دهد که پراستنادترین مقالات حوزه گراف دانش عمدتاً مقالات مروری هستند، که نقش جمع‌بندی و ارائه چارچوب‌های تحلیلی برای پژوهشگران این حوزه را نشان می‌دهد. مقاله «A Survey on Knowledge Graphs: Representation, Acquisition, and Applications» (Ji et al., 2021) با ۱۷۵۲ استناد، پراستنادترین مقاله است و جامعیت آن در پوشش بازنمایی، ساخت و کاربردهای عملی گراف‌های دانش، یکی از دلایل توجه بالای جامعه علمی به آن است. پس از آن، مقالاتی مانند «Knowledge Graphs» اثر هوگان و همکاران (Hogan et al., 2021) با ۱۰۵۲ استناد، و «Knowledge graph refinement: A survey of approaches and evaluation methods» پاولهایم (Paulheim, 2016) با ۱۰۴۵ استناد، نشان‌دهنده اهمیت مرور رویکردها و چالش‌های مختلف در این حوزه هستند. نکته قابل توجه، بازه زمانی انتشار این مقالات از ۲۰۱۶ تا ۲۰۲۴ است که بیانگر رشد سریع و پویایی پژوهش در حوزه گراف دانش در کمتر از یک دهه است. همچنین، انتشار این مقالات در مجلات معتبر بین‌المللی مانند

«ACM Computing Survey»، «IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems» و «IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering»، نقش مهم جایگاه علمی مجلات در افزایش تأثیرگذاری پژوهش‌ها را نشان می‌دهد. از سوی دیگر، مقالات جدیدتر مانند «Unifying Large Language Models and Knowledge Graphs: A Roadmap» (2024) با ۶۲۴ استناد در مدت کوتاه، بیانگر روند نوظهور ادغام مدل‌های زبانی بزرگ با گراف‌های دانش و توجه رو به رشد جامعه علمی به کاربردهای عملی این فناوری‌ها است. در مجموع، تحلیل جدول پراستنادها نشان می‌دهد که ترکیب مقالات مروری، انتشار در مجلات معتبر و رشد سریع انتشار علمی، عوامل کلیدی در شکل‌گیری تأثیرگذاری بالای پژوهش‌ها در حوزه گراف دانش هستند.

بحث و نتیجه‌گیری

یافته‌های این پژوهش تصویری جامع و کمی از وضعیت علمی، مفهومی و ساختاری حوزه گراف‌های دانش در فاصله زمانی ۲۰۱۳ تا ۲۰۲۵ ارائه می‌دهد. روند زمانی انتشارات نشان می‌دهد که توجه پژوهشگران به این حوزه طی این بازه افزایش چشمگیری داشته است؛ به طوری که تعداد مقالات و میزان استنادها در سال ۲۰۲۴ به اوج خود رسید. کاهش نسبی در سال ۲۰۲۵ می‌تواند ناشی از تأخیر در نمایه‌سازی باشد. این روند افزایشی بیانگر جایگاه روزافزون گراف‌های دانش در میان موضوعات مورد توجه جوامع علمی و صنعتی است. بررسی تولیدات علمی کشورها نشان داد که «چین» با سهم بیش از ۷۶ درصد بیشترین تولید علمی را در این حوزه داشته و به عنوان بازیگر اصلی شناخته می‌شود. این یافته، هم‌راستا با پژوهش‌های پیشین، از جمله مطالعه حسینی و همکاران (Hosseini et al., 2025)، نقش پیشگامانه و غالب چین را در تولید علم این حوزه تأیید می‌کند. سایر مطالعات نیز طی دهه اخیر رشد فزاینده فعالیت‌های چین در حوزه گراف‌های دانش را گزارش کرده‌اند (Wang & He, 2024)؛ (Ji et al., 2021) علاوه بر این، در سطح نویسندگان، افرادی مانند «Kraft» و «Bai» به عنوان نویسندگان پرکار معرفی شدند و تمرکز بالای تولیدات علمی در مؤسسات چینی و دانشگاه کمبریج، نشان‌دهنده شکل‌گیری خوشه‌های نهادی مشخص در این حوزه است. این الگو با مطالعات جی و همکاران (Ji et al., 2021) و تیواری و همکاران (Tiwari et al., 2021) درباره تمرکز تولیدات علمی در چند مؤسسه کلیدی سازگار است.

تحلیل خوشه‌های مفهومی

در تحلیل هم‌واژگانی، شش خوشه اصلی شناسایی شد که هر یک نمایانگر محورهای کلیدی پژوهش‌های این حوزه هستند و با تحلیل دقیق‌تر، ابعاد معنایی و ارتباط آن‌ها با پیشینه‌های پژوهشی مشخص می‌شود:

- **خوشه اول: شبکه‌های عصبی گرافی، تعبیه گراف دانش و تکمیل گراف‌ها** این خوشه پرچگال‌ترین بخش پژوهش‌ها را شامل می‌شود و نشان می‌دهد بخش عمده‌ای از پژوهش‌های اخیر بر توسعه مدل‌های یادگیری نمایش، شبکه‌های عصبی گرافی و روش‌های تکمیل گراف دانش متمرکز بوده است. این موضوع با مطالعات وانگ و همکاران (Wang et al., 2017) درباره تعبیه‌سازی گراف و جی و همکاران (Ji et al., 2021) درباره اهمیت یادگیری نمایش در تقویت قابلیت استنتاج گراف‌ها هم‌راستا است. پژوهش چن و همکاران (Chen et al., 2021) نیز بر «تعبیه گراف دانش» به عنوان یک

موضوع پرکاربرد تأکید کرده و ترکی و همکاران (Turki et al., 2021) نیز «تعبیه گراف دانش» و «شبکه‌های عصبی گراف» را به عنوان رویکرد و روش‌های مهمی که توجه قابل توجهی را به خود جلب کرده‌اند، برجسته می‌سازد.

- **خوشه دوم: گراف‌های دانش، هستی‌شناسی و بازنمایی دانش** این خوشه بیشتر بر بنیان‌های نظری و ساختاری حوزه تمرکز دارد. استمرار توجه به مدل‌سازی هستی‌شناسی نشان می‌دهد که گراف‌های دانش همچنان به چارچوب‌های مفهومی وابسته‌اند. مشابه (Yan et al., 2018) و (Abu-Salih, 2021)، یافته‌های این پژوهش نیز تأیید می‌کند که هستی‌شناسی نقشی محوری در انسجام و معنا بخشی به گراف‌های دانش دارد. حضور کلیدواژه‌هایی مانند «وب معنایی» در این خوشه، بر نقش گراف‌های دانش در چارچوب وب معنایی تأکید می‌کند. پژوهش حسینی و همکاران (Hosseini et al., 2025) نیز «هستی‌شناسی» و «وب معنایی» را به عنوان «موضوعات پایه» در این حوزه شناسایی می‌کند که این یافته را تقویت می‌کند.

- **خوشه سوم: یادگیری عمیق، پردازش زبان طبیعی و استخراج اطلاعات** این خوشه بازتاب‌دهنده ادغام روزافزون گراف‌های دانش با مدل‌های زبانی بزرگ و تکنیک‌های پردازش زبان طبیعی است. در سال‌های اخیر، ظهور مدل‌های زبانی و شبکه‌های عصبی عمیق، جایگاه گراف‌های دانش را در کاربردهای پردازش زبان طبیعی ارتقا داده است. این روند با یافته‌های وو و جیا (Wu & Jia, 2022) و جی و همکاران (Ji et al., 2021) درباره حرکت پژوهش‌ها به سمت کاربردهای مبتنی بر هوش مصنوعی هم‌راستا است. پژوهش چن و همکاران (Chen et al., 2021) نیز بر اهمیت «استخراج رابطه» برای ساخت گراف‌های دانش و همچنین بر نقش کلیدی «پردازش زبان طبیعی» در این فرآیند تأکید دارد.
- **خوشه چهارم: تحلیل‌های علم‌سنجی و ترسیم چشم‌انداز پژوهش‌ها** این خوشه نشان می‌دهد که بخش مهمی از تولیدات حوزه گراف‌های دانش خود بر پایش و تحلیل علم‌سنجی متمرکز بوده است. استفاده از ابزارهایی مانند وی.او.اس.ویوئر و سایت‌اسپیس برای شناسایی جریان‌های علمی و موضوعی، در پژوهش‌های متعدد از جمله حسینی و همکاران (Hosseini et al., 2025) نیز گزارش شده است. این روند نشان‌دهنده بلوغ حوزه‌ای است که به بازتاب و نقد درونی دست زده و در حال ترسیم آینده خود است.

- **خوشه پنجم: شناسایی موجودیت‌ها، استخراج روابط و مدل‌های زبانی پیش آموزش دیده** این خوشه بیانگر اهمیت روش‌های عملیاتی برای غنی‌سازی گراف‌های دانش است. روند اخیر در استفاده از مدل‌های پیش آموزش دیده (Pre-trained Language Models) برای بهبود دقت شناسایی موجودیت و استخراج روابط، یافته‌ای است که در ادبیات جدید نیز برجسته شده است (Chen et al., 2020). این موضوع نشان می‌دهد حوزه از جنبه‌های صرفاً نظری فراتر رفته و به سمت کاربردهای عملی در سیستم‌های هوشمند حرکت کرده است.

- **خوشه ششم: کاربردهای خاص در حوزه‌هایی مانند سلامت و آموزش** هرچند کوچک‌ترین خوشه است، اما اهمیت آن در نشان دادن گسترش استفاده از گراف‌های دانش در زمینه‌های تخصصی نهفته است. نمونه شاخص آن پرونده‌های

الکترونیک سلامت است که با یافته‌های ریزون (Rizun, 2019) و ابوصالح (Abu-Salih, 2021) درباره گراف‌های دانش دامنه‌ای مطابقت دارد. چنین کاربردهایی می‌تواند آینده پژوهش را به سمت گراف‌های دانش حوزه‌محور هدایت کند. همان‌گونه که مرورهای نظام‌مند اخیر نشان داده‌اند (Ji et al., 2021)؛ (Abu-Salih, 2021)؛ (Wang et al., 2017)، این محورهای موضوعی در حال رشد هستند و یافته‌های این پژوهش نیز بر این هم‌پوشانی دلالت دارد. افزون بر این، مفاهیمی چون «مدل‌های زبانی بزرگ» و «گراف‌های عصبی» به‌عنوان کلیدواژه‌های نوظهور شناسایی شدند که بیانگر تحول حوزه در تعامل با جریان‌های جدید هوش مصنوعی است. در حوزه نشریات علمی نیز مجلات IEEE Access، Knowledge-Based System و Applied Sciences (Switzerland) به‌عنوان مهم‌ترین بسترهای انتشار مقالات در این زمینه شناسایی شدند. یافته‌ی پژوهش حاضر در مورد پرنشر بودن مجلات کلیدی مانند Knowledge-Based Systems و IEEE Access با یافته‌های مطالعه حسینی و همکاران (Hosseini et al., 2025) هم‌پوشانی دارد و بر مرکزیت این منابع در حوزه گراف دانش تأکید می‌کند. بررسی شاخص‌های این مجلات در پایگاه اسکوپوس نشان می‌دهد که از نظر تعداد مقالات منتشرشده در موضوع مورد مطالعه، مجله‌ی IEEE Access بیشترین سهم را دارد. همچنین، از نظر جایگاه چارکی، دو مجله‌ی Knowledge-Based Systems و IEEE Access در چارک اول (Q1) و مجله‌ی Applied Sciences (Switzerland) در چارک دوم (Q2) قرار دارند. این امر نشان‌دهنده کیفیت بالای نشریاتی است که پژوهشگران این حوزه برای انتشار مقالات خود برگزیده‌اند. این یافته‌ها با نتایج مطالعات پیشین، از جمله پژوهش‌های تیواری و همکاران و وانگ و هه (Tiwari et al., 2021 و Wang & He 2024) که نیز بر نقش کلیدی مجلات با چارک بالا در انتشار تحقیقات مرتبط تأکید داشتند، هم‌راستا است. در واقع، تمرکز بالای انتشارات در مجلات با ضریب تأثیر و چارک بالا (Q1 و Q2)، به‌عنوان معیاری از کیفیت تحقیقات، نشان می‌دهد که حوزه گراف دانش با رشد و نهادینه شدن سریع همراه بوده و پذیرش بالایی در معتبرترین نشریات بین‌المللی کسب کرده است. در نهایت، مرور مقالات پراستناد نشان داد که مطالعات مروری نقشی کلیدی در تثبیت ادبیات علمی این حوزه ایفا کرده‌اند. برخی از این مقالات بر جنبه‌های نظری مانند بازنمایی و تعبیه گراف دانش متمرکز بوده‌اند (Wang et al., 2017)؛ (Ji et al., 2021) و برخی دیگر به کاربردهای عملی مانند سیستم‌های توصیه‌گر و مدل‌های زبانی پرداخته‌اند (Abu-Salih, 2021). به‌طور کلی، یافته‌های این پژوهش نشان می‌دهد که حوزه گراف‌های دانش طی دهه گذشته به سرعت رشد کرده و به یک زمینه علمی با ساختار مشخص و جهت‌گیری‌های موضوعی روشن تبدیل شده است. این روند نه تنها ضرورت توجه بیشتر به تحلیل‌های کتاب‌سنجی در حوزه‌های نوظهور را نمایان می‌سازد، بلکه می‌تواند مبنایی برای سیاست‌گذاری علمی و برنامه‌ریزی پژوهشی در آینده قرار گیرد.

پیشنهاد های اجرایی پژوهش

- با توجه به شناسایی خوشه‌های موضوعی کاربردی مانند «پرونده‌های الکترونیک سلامت» و «شناسایی موجودیت نام‌دار» در تحلیل هم‌واژگانی، پیشنهاد می‌شود پژوهش‌های آتی به جای تمرکز صرف بر جنبه‌های نظری، به سمت توسعه راه‌حل‌های عملی گراف‌های دانش در صنایع کلیدی مانند سلامت و سیستم‌های بازیابی اطلاعات هدایت شوند.

- یافته‌ها نشان دادند که خوشه‌های نوظهور حول محور مدل‌های زبانی بزرگ و یادگیری عمیق شکل گرفته‌اند. از این رو، پیشنهاد می‌شود پژوهش‌های آتی به سمت توسعه چارچوب‌های ترکیبی LLM-KG هدایت شوند تا قابلیت درک و استنتاج خودکار از داده‌های متنی افزایش یابد. این رویکرد می‌تواند در سیستم‌های پرسش و پاسخ هوشمند، جست‌وجوی معنایی و مدیریت دانش سازمانی کاربرد مؤثری داشته باشد.

- با توجه به سهم غالب کشور چین در تولیدات علمی و حمایت مالی گسترده نهادهایی مانند «بنیاد ملی علوم طبیعی چین»، پیشنهاد می‌شود سایر کشورهای آسیایی برای افزایش سهم خود در این حوزه، حمایت مالی از پروژه‌های مرتبط را افزایش داده و همچنین همکاری‌های علمی و پژوهشی مشترک با مؤسسات پیشرو در چین را تقویت کنند.

پیشنهاد برای پژوهش‌های آتی

- با توجه به شناسایی خوشه‌های موضوعی جدید و پرشتاب مانند شبکه‌های عصبی گراف، مدل‌های زبانی بزرگ، و گراف دانش زمانی در نقشه هم‌واژگان، پیشنهاد می‌شود که پژوهشی عمیق‌تر، ساختار شبکه هم‌تألفی را در داخل هر یک از این خوشه‌های نوظهور، به صورت جداگانه مورد تحلیل قرار دهد. این تحلیل باید شامل بررسی تفاوت‌ها در مرکزیت، تراکم و بینایی بازیگران کلیدی در هر خوشه و مقایسه آن با ساختار کلی شبکه باشد تا مشخص شود آیا ظهور این فناوری‌ها ساختارهای همکاری جدیدی را ایجاد کرده است یا خیر.
- انجام یک پژوهش ترکیبی (کمی-کیفی) برای تحلیل هدفمند سیاست‌های علم و فناوری کشورهای پیشگام (چین، ایالات متحده، آلمان) در حوزه گراف‌های دانش. این مطالعه می‌تواند مشخصاً به بررسی میزان هم‌سویی و اثربخشی برنامه‌های حمایتی (مانند NSFC) با محورهای اصلی پژوهشی بپردازد و تفاوت‌های ساختاری تأثیر این سیاست‌ها را بر قدرت پیوند و مرکزیت شبکه‌ای نهادهای اصلی (مانند دانشگاه‌های چینی) اندازه‌گیری کند.
- استفاده از تحلیل شبکه اجتماعی پیشرفته (SNA) بر روی شبکه هم‌تألفی نویسندگان یا نهادها. تحلیل نقش متغیرهای ساختاری شبکه مانند مرکزیت بینایی، تراکم و سپس همبستگی این متغیرهای ساختاری با یک شاخص عملکرد کتاب‌سنجی (مانند میانگین نرخ استناد یا مقیاس تأثیر مجله) برای تعیین اینکه کدام ساختارهای همکاری (مانند همکاری‌های بین قاره‌ای) به تأثیرگذاری بیشتری در حوزه گراف‌های دانش منجر می‌شوند.

تقدیر و تشکر

مقاله حاضر برگرفته از رساله دکتری با عنوان «طراحی الگوی هستی‌شناسی و گراف دانش منابع کتابی مبتنی بر هستی‌شناسی‌های اسپار با رویکرد داده‌های پیوندی» در دانشگاه الزهرا است

تعارض منافع

نویسندگان اعلام می‌دارند که در خصوص انتشار این مقاله تضاد منافع وجود ندارد. علاوه بر این، موضوعات اخلاقی، از جمله سرقت ادبی، رضایت آگاهانه، سوء رفتار، جعل داده‌ها، انتشار و ارسال مجدد و مکرر و همچنین، سیاست مجله در قبال استفاده از هوش مصنوعی از سوی نویسندگان رعایت شده است.

فهرست منابع

احمدی، س. م.، سلیمانپور، ج. و پورحسین گیلاکجانی، ع. (۱۴۰۱). مروری بر شاخص‌های جدید علم‌سنجی. *نشا علم*، ۱۳(۱)، ۱۸-۲۵.

https://www.sciencecultivation.ir/article_703840_f4ce22752d021e265716dbd290e4a600.pdf

شفیعیان، ا.، محمدی، ا.، قنبر، احمدپور داریانی، م.، خاندوزی، س.، و پاداش، ح. (۱۴۰۰). شاکله دانش در نظریه توانمندسازی کارآفرینانه فقرا: یک تحلیل وسیع علمسنجی. توسعه کارآفرینی، ۱۴(۱)، ۹۹-۱۱۸.

<https://doi.org/10.22059/JED.2021.315258.653536>

میرعرب، ع. و دارستانی فراهانی، ف. (۱۴۰۳). ارائه الگویی برای مدل زبانی بزرگ توضیح‌پذیر علوم اسلامی-انسانی مبتنی بر گراف دانش. علوم و فنون مدیریت اطلاعات، ۱۰(۴)، ۷-۳۸.

<https://doi.org/10.22091/stim.2024.11352.2162>

میرعرب، ع. (۱۴۰۴). تحلیل و مصورسازی تولیدات علمی حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش در پایگاه استنادی وب‌آو ساینس در بازه زمانی ۲۰۲۴-۲۰۲۰. مطالعات کاربردی علم‌سنجی، ۲(۱)، ۱-۲۰.

https://apss.gom.ac.ir/article_3619.html?lang=en

ناصری جزه، م.، طباطباییان، س. ح. ا. و فاتح راد، م. (۱۳۹۱). ترسیم نقشه دانش مدیریت فناوری در ایران با هدف کمک به سیاست‌گذاری دانش در این حوزه. سیاست علم و فناوری، ۵(۳)، ۴۵-۷۲.

https://jstp.nrisp.ac.ir/article_12864.html

نصیرزاده، الف. (۱۴۰۲). طراحی گراف دانش با الگوریتم‌های داده محور برای بهینه سازی تطبیق افراد و مشاغل و رتبه‌بندی مهارت‌ها. مطالعات منابع انسانی، ۱۳(۳)، ۱۶۶-۱۹۳.

https://www.jhrs.ir/?_action=article&au=1395045

وحیدی پور، م.، دانشمند، د. و ظریف، م. (۱۴۰۳). مرور روش‌های جاسازی گراف‌های دانش. محاسبات نرم، (۰)، -.

<https://doi.org/10.22052/scj.2024.254464.1224>

هرندی، ع. و محبی، ع. (۱۴۰۴). تحلیل کتاب‌سنجی چابکی استراتژیک با بهره‌گیری از تحلیل هم‌رخدادی واژگان. مدیریت بازرگانی، ۱۷(۱)، ۲۲-۱.

<https://doi.org/10.22059/JIBM.2024.372935.4756>

Abu-Salih, B. (2021). Domain-specific knowledge graphs: A survey. *Journal of Network and Computer Applications*, 185, 103076

<https://doi.org/10.1016/j.jnca.2021.103076>

Chaudhri, V. K., Baru, C., Chittar, N., Dong, X. L., Genesereth, M. R., Hendler, J. A., Kalyanpur, A., Lenat, D. B., Sequeda, J., Vrandečić, D., & Wang, K. (2022). Knowledge graphs: Introduction, history, and perspectives. *AI Magazine*, 43(1), 17-29. <https://doi.org/10.1002/aaai.12033>

Chen, P., Lu, Y., Zheng, V. W., Chen, X., & Yang, B. (2018). Knowedu: A system to construct knowledge graph for education. *IEEE Access*, 6, 31553-31563. <https://doi.org/10.1109/access.2018.2839607>

Chen, X., Xie, H., Li, Z., & Cheng, G. (2021). Topic analysis and development in knowledge graph research: A bibliometric review on three decades. *Neurocomputing*, 461, 497-515. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2021.02.098>

Chen, X., & Xie, H. (2020). A structural topic modeling-based bibliometric study of sentiment analysis literature. *Cognitive Computation*, 12(6), 1097-1129. <https://doi.org/10.1007/s12559-020-09745-1>

Chen, Z., Wang, Y., Zhao, B., Cheng, J., Zhao, X., & Duan, Z. (2020). Knowledge graph completion: A review. *IEEE Access*, 8, 192435-192456. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3030076>

Chen, X., Chen, J., Wu, D., Xie, Y., & Li, J. (2016). Mapping the research trends by co-word analysis based on keywords from funded project. *Procedia computer science*, 91, 547-555. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2016.07.140>

Cheng, D., Yang, F., Xiang, S., & Liu, J. (2022). Financial time series forecasting with

- multi-modality graph neural network. *Pattern Recognition*, 121, 108218. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2021.108218>
- Guédon, J.-C., Jubb, M., Kramer, B., Laakso, M., Schmidt, B., Šimukovič, E., Hansen, J., Kiley, R., Kitson, A., van der Stelt, W., Markram, K., & Patterson, M. (2019). *Future of scholarly publishing and scholarly communication: Report of the Expert Group to the European Commission*. Publications Office of the European Union. <https://doi.org/10.2777/836532>
- Cui, J., & Yu, S. (2019). Fostering deeper learning in a flipped classroom: Effects of knowledge graphs versus concept maps. *British Journal of Educational Technology*, 50(5), 2308-2328. <https://doi.org/10.1111/bjet.12841>
- Ehrlinger, L., & Wöß, W. (2016). Towards a definition of knowledge graphs. In *CEUR Workshop Proceedings* (Vol. 1695, pp. 2–8). SEMANTiCS (Posters, Demos, SuCESS). <https://ceur-ws.org/Vol-1695/paper4.pdf>
- Fadel, K. (2021). *Data science with scholarly knowledge graphs* (Master's thesis, University of Mannheim). <https://doi.org/10.15488/11535>
- Fensel, D., Şimşek, U., Angele, K., Huaman, E., Kärle, E., Panasiuk, O., Toma, I., Umbrich, J., & Wahler, A. (2020). Introduction: What is a knowledge graph?. In D. Fensel, U. Şimşek, K. Angele, E. Huaman, E. Kärle, O. Panasiuk, I. Toma, J. Umbrich, & A. Wahler (Eds.), *Knowledge graphs: Methodology, tools and selected use cases* (pp. 1–10). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-37439-6_1
- Feng, J., Zhang, Y. Q., & Zhang, H. (2017). Improving the co-word analysis method based on semantic distance. *Scientometrics*, 111(3), 1521-1531. <https://doi.org/10.1007/s11192-017-2286-1>
- Ji, S., Pan, S., Cambria, E., Marttinen, P., & Yu, P. S. (2021). A survey on knowledge graphs: Representation, acquisition, and applications. *IEEE transactions on neural networks and learning systems*, 33(2), 494-514. <https://doi.org/10.1109/tnnls.2021.3070843>
- Hao, X., Ji, Z., Li, X., Yin, L., Liu, L., Sun, M., Liu, Y., & Yang, R. (2021). Construction and application of a knowledge graph. *Remote Sensing*, 13(13), 2511. <https://doi.org/10.3390/rs13132511>
- Harandi, A., & Mohebbi, A. (2025). Bibliometric Analysis of Strategic Agility Using Word Co-occurrence Analysis. *Journal of Business Management*, 17(1), 1-22. <https://doi.org/10.22059/JIBM.2024.372935.4756> [In Persian].
- Hogan, A., Blomqvist, E., Cochez, M., d'Amato, C., de Melo, G., Gutierrez, C., Kirrane, S., Labra Gayo, J. E., Navigli, R., Neumaier, S., Ngonga Ngomo, A.-C., Polleres, A., Rashid, S. M., Rula, A., Schmelzeisen, L., Sequeda, J., Staab, S., & Zimmermann, A. (2021). Knowledge graphs. *ACM Computing Surveys*, 54(4), Article 71. <https://doi.org/10.1145/3447772>
- Hosseini, E., Shahbazi, A., & Dehbozorgi, A. (2025). Topical Evolution and Thematic Progression of Research Frontiers: The Field of Knowledge Graphs. *Knowledge Organization*, 52(1), 39497. <https://doi.org/10.31083/ko39497>
- Issa, S., Adekunle, O., Hamdi, F., Cherfi, S. S. S., Dumontier, M., & Zaveri, A. (2021). Knowledge graph completeness: A systematic literature review. *IEEE Access*, 9, 31322-31339. <https://doi.org/10.1109/access.2021.3056622>
- Kalantari, A., Kamsin, A., Kamaruddin, H. S., Ale Ebrahim, N., Gani, A., Ebrahimi, A., & Shamshirband, S. (2017). A bibliometric approach to tracking big data research trends. *Journal of Big Data*, 4(1), 30. <https://doi.org/10.1186/s40537-017-0088-1>
- Khasseh, A. A., Soheili, F., Moghaddam, H. S., & Chelak, A. M. (2017). Intellectual structure of

- knowledge in iMetrics: A co-word analysis. *Information Processing & Management*, 53(3), 705-720. <https://doi.org/10.1016/j.ipm.2017.02.001>
- Li, N., Kramer, J., Gordon, P., & Agogino, A. (2018). Co-author network analysis of human-centered design for development. *Design Science*, 4, e10. <https://doi.org/10.1017/dsj.2018.1>
- Li, X., & Lei, L. (2021). A bibliometric analysis of topic modeling studies (2000–2017). *Journal of Information Science*, 47(2), 161-175. <https://doi.org/10.1177/0165551519877049>
- Li, J., Wang, X., Guo, R., Li, Z., Lv, H., & Wang, Y. (2025). Research progress and trends of insect high-temperature stress: insights from bibliometric analysis. *Frontiers in Insect Science*, 5, 1625155. <https://doi.org/10.3389/finsc.2025.1625155>
- Liao, H., Tang, M., Luo, L., Li, C., Chiclana, F., & Zeng, X. J. (2018). A bibliometric analysis and visualization of medical big data research. *Sustainability*, 10(1), 166. <https://doi.org/10.3390/su10010166>
- Liu, S., & Zhang, S. (2021). A bibliometric analysis of computer-assisted English learning from 2001 to 2020. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 16(14), 53-67. <https://doi.org/10.3991/ijet.v16i14.24151>
- Mirarab, A. (2025). Analysis and Visualization of Scientific Studies in the Field of Explainable Artificial Intelligence and Knowledge Graph in the Web of Science Citation Database from 2020 to 2024. *Applied Scientometric Studies*, 2(1). <https://doi.org/10.22091/apss.2025.13227.1044>. [In Persian].
- Mirarab, A., & DarestaniFarahani, F. (2024). Explainable Large Language Model for Islamic and Humanities Sciences Based on Knowledge Graphs. *Sciences and Techniques of Information Management*, 10(4), 7-38. <https://doi.org/10.22091/stim.2024.11352.2162> [In Persian].
- Nasirzadeh, E. (2023). Designing a Knowledge Graph with Data-Driven Algorithms to Optimize Matching People and Jobs and Ranking Skills. *Journal of Human Resource Management*, 13(3), 166-193. <https://doi.org/10.22034/jhrs.2024.189966> [In Persian].
- Paulheim, H. (2016). Knowledge graph refinement: A survey of approaches and evaluation methods. *Semantic web*, 8(3), 489-508. <https://doi.org/10.3233/sw-160218>
- Peng, C., Xia, F., Naseriparsa, M., & Osborne, F. (2023). Knowledge graphs: Opportunities and challenges. *Artificial intelligence review*, 56(11), 13071-13102. <https://doi.org/10.1007/s10462-023-10465-9>
- Rizun, M. (2019). Knowledge graph application in education: a literature review. *Acta Universitatis Lodziensis. Folia Oeconomica*, 3(342), 7-19. <https://doi.org/10.18778/0208-6018.342.01>
- Salatino, A. A., Mannocci, A., & Osborne, F. (2021). Detection, analysis, and prediction of research topics with scientific knowledge graphs. In Y. Manolopoulos, T. Vergoulis (eds.), *Predicting the Dynamics of Research Impact* (pp. 225–252). Cham: Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-030-86668-6_11
- Santamaria, T., Tapia-Leon, M., & Chicaiza, J. (2021). Construction and leverage scientific knowledge graphs by means of semantic technologies. In M. Botto-Tobar, W. Zamora, J. Larrea Plúa, J. Bazarro Roldan, & A. Santamaría Philco (Eds.), *Systems and information sciences. ICCIS 2020* (pp. 455–466). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-59194-6_37
- Shafieian, A., Mohammadi Elyasi, G., Ahmadvpour Dariyani, M., Khandoozi, S. E., & Padash, H. (2021). Body of knowledge in theory of entrepreneurial empowerment of the poor: An extensive scientometric analysis. *Journal of Entrepreneurship Development*, 14(1), 99–118. <https://doi.org/10.22059/jed.2021.315258.653536> [In Persian].

Persian].

- Sawar, K., Mekani, L., Kallabat, A., Kato, D., & Potts, G. A. (2025). The 100 most cited articles in androgenetic alopecia: A bibliometric analysis. *Medicine*, 104(12), e41881. <https://doi.org/10.1097/md.00000000000041881>
- Tiwari, S., Al-Aswadi, F. N., & Gaurav, D. (2021). Recent trends in knowledge graphs: theory and practice. *Soft Computing*, 25(13), 8337-8355. <https://doi.org/10.1007/s00500-021-05756-8>
- Turki, H., Hadj Taieb, M. A., Ben Aouicha, M., Fraumann, G., Hauschke, C., & Heller, L. (2021). Enhancing knowledge graph extraction and validation from scholarly publications using bibliographic metadata. *Frontiers in Research Metrics and Analytics*, 6, 694307. <https://doi.org/10.3389/frma.2021.694307>
- van Eck, N. J., & Waltman, L. (2023). "Vosviewer Manual. Manual For Vosviewer Version 1.6.19", Universiteit Leiden. https://www.vosviewer.com/documentation/Manual_VOSviewer_1.6.19.pdf
- Vahidipour, S. M., Daneshmand, D., and Zarif, M. A. (2024). An Overview of Embedding Approaches for Knowledge Graphs. *Soft Computing Journal* <https://doi.org/10.22052/scj.2024.254464.1224> [In Persian].
- Yan, J., Wang, C., Cheng, W., Gao, M., & Zhou, A. (2018). A retrospective of knowledge graphs. *Frontiers of Computer Science*, 12(1), 55-74. <https://doi.org/10.1007/s11704-016-5228-9>
- Yang, L., Chen, Z., Liu, T., Gong, Z., Yu, Y., & Wang, J. (2013). Global trends of solid waste research from 1997 to 2011 by using bibliometric analysis. *Scientometrics*, 96(1), 133-146. . <https://doi.org/10.1007/s11192-012-0911-6>
- Wang, Q., Mao, Z., Wang, B., & Guo, L. (2017). Knowledge graph embedding: A survey of approaches and applications. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, 29(12), 2724-2743. <https://doi.org/10.1109/tkde.2017.2754499>
- Wang, G., & He, J. (2024). A bibliometric analysis of recent developments and trends in knowledge graph research (2013–2022). *IEEE Access*, 12, 32005-32013. <https://doi.org/10.1109/access.2024.3370409>
- Wu, Z., & Jia, F. (2022). Construction and application of a major-specific knowledge graph based on big data in education. *International Journal of Emerging Technologies in Learning (iJET)*, 17(7), 64-79. <https://doi.org/10.3991/ijet.v17i07.30405>
- Xie, K., Jia, Q., Jing, M., Yu, Q., Yang, T., & Fan, R. (2021). Data analysis based on knowledge graph. In L. Barolli, M. Takizawa, T. Enokido, H. C. Chen, & K. Matsuo (Eds.), *Advances on broad-band wireless computing, communication and applications: BWCCA 2020 (Lecture Notes in Networks and Systems*, Vol. 159, pp. 376–385). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-61108-8_37