Applied Scientometric Studies
Volume 2, Issue 1, 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

Ali Mirarab

Assistant Professor, Islamic Sciences and Culture Academy (ISCA), Qom, Iran. Email alimirarab@isca.ac.ir

Article Info

Article type:
Research

Article history:
Received: 2025/03/04
Accepted: 2025/03/30
Available online: 2025/05/31

Keywords:
Knowledge Graph, Artificial Intelligence, Explainable AI, Visualization, Scientometrics, VOSviewer, Ucinet.

ABSTRACT

Background and Objective: In the information era, artificial intelligence (AI) is recognized as a pivotal technology of the 21st century, with widespread applications across various domains, including industry, education, medicine, and judiciary. However, the deployment of AI in sensitive fields such as medicine and judiciary, where decisions can profoundly impact human lives, presents significant challenges. One of the foremost challenges is the lack of transparency and explainability in the decision-making processes of AI systems. Explainable Artificial Intelligence (XAI) has emerged as a critical and strategic research area aimed at enhancing the transparency, trustworthiness, and interpretability of intelligent systems. In this context, knowledge graphs, by providing a structured framework for representing and organizing complex relationships among data entities, play a vital role in improving conceptual understanding of data. The convergence of XAI and knowledge graphs has the potential to enhance the qualitative performance and explainability of AI-based systems, particularly in critical applications such as aerospace, nuclear technology, and medicine, where operational precision and high trustworthiness are paramount. Despite the significant potential of this integrative approach, few studies have systematically and comprehensively explored it. The objective of this study is to analyze the trends and scientific structure of research in the domains of explainable AI and knowledge graphs using scientometric methods.

Materials and Methods: This applied research was conducted using scientometric tools, including VOSviewer and UCINET. The study encompasses all indexed records related to knowledge graphs and explainable AI from 2020 to 2024, totaling 13,818 records, including articles, books, abstracts, and other documents. These records were analyzed to identify global research trends, prominent authors, institutions, and research clusters. The Web of Science citation database served as the primary data source. Following data extraction, the records were processed using Microsoft Excel and imported into VOSviewer for visualization and network clustering, which facilitated the identification of the overall cluster map and their interconnections. Subsequently, the data obtained from VOSviewer were analyzed using UCINET to map clusters, relationships, and co-occurrence of keywords.

Findings: The analysis of scientific data indicates that China leads global research in this field, with 6,027 registered research outputs, accounting for a significant share of the scientific production. The United States and Germany follow, indicating a primary concentration of global research efforts in these three countries. From a thematic perspective, the keywords "knowledge graph," "explainable artificial intelligence," and "machine learning" were the most frequently cited in the literature, underscoring their significance in recent research. Cluster analysis reveals that research in this domain has primarily developed in four key directions: (1) graph-based modeling, which focuses on examining the structural relationships of data; (2) semantic applications, emphasizing practical implementations; (3) explainability in machine learning, related to model transparency; and (4) feature extraction and predictive modeling, aimed at improving system performance. These findings demonstrate that the scientific community has systematically addressed both theoretical and practical aspects of this domain.

Conclusion: As the capabilities and complexity of AI systems continue to advance, the need for explainable approaches becomes increasingly critical. The integration of knowledge graphs with explainable intelligent systems offers a promising avenue to address this need. This convergence enables the utilization of semantically rich structured representations alongside transparency mechanisms in learning models. The data analysis indicates that the fields of knowledge graphs and explainable AI have garnered significant

attention in countries leading AI research, resulting in an increased volume of scientific output in these domains. This study provides a comprehensive overview of the research landscape in knowledge graphs and explainable AI, offering valuable insights for researchers and policymakers to address existing gaps in transparency and explainability in AI systems.

Cite this article: Mirarab, Ali (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), 58 - 81. https://doi.org/10.22091/apss.2025.13227.1044

© Author(s) retain the copyright and full publishing rights.
Publisher: University of Qom.
DOI: http//doi.org/10.22091/apss.2025.13227.1044

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

مطالعات کاربردی علم‌سنجی
دوره ۲، شماره ۱، ۱۴۰۴

تحلیل و مصورسازی تولیدات علمی حوزهٔ هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش در پایگاه استنادی وب‌آوساینس در بازهٔ زمانی ۲۰۲۴–۲۰۲۰

علی میرعرب[۱]

۱. علی میرعرب، استادیار، پژوهشگاه علوم وفرهنگ اسلامی، قم، ایران. رایانامه: alimirarab@isca.ac.ir

اطلاعات مقاله

نوع مقاله:
مقاله پژوهشی.

تاریخچه مقاله:
تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۲/۱۴
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۱/۱۰
تاریخ انتشار: ۱۴۰۴/۰۳/۳۰

کلیدواژه‌ها:
گراف دانش، هوش مصنوعی، هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر، مصورسازی، علم‌سنجی، ووس–ویور و یوسینت.

چکیده

هدف: در عصر اطلاعات، هوش‌مصنوعی یکی از فناوری‌های کلیدی قرن بیست‌ویکم به‌شمار می‌رود و کاربردهای گسترده‌ای در حوزه‌های مختلف از جمله صنعت، آموزش، پزشکی، و قضایی پیدا کرده است، با این حال، استفاده از هوش‌مصنوعی در حوزه‌های حساس نظیر پزشکی و قضایی که تصمیمات آن می‌توانند تأثیرات جدی بر زندگی انسان‌ها داشته باشند، چالش‌هایی را به همراه داشته است. یکی از مهم‌ترین این چالش‌ها، نبودِشفافیت و توضیح‌پذیری فرایند تصمیم‌گیری از سوی سیستم‌های هوش‌مصنوعی است. هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر[۱] به مثابه یکی از حوزه‌های نوظهور و راهبردی در پژوهش‌های مرتبط با هوش‌مصنوعی مطرح است که هدف آن افزایش شفافیت، اعتماد، و توضیح‌پذیری سامانه‌های هوشمند است. در همین راستا، گراف دانش با فراهم‌سازی چارچوبی ساختاریافته برای نمایش و سازماندهی روابط پیچیده میان موجودیت‌های داده‌ای، نقش مهمی در ارتقاء درک مفهومی از داده‌ها ایفا می‌کند. هم‌گرایی دو حوزهٔ هوش‌مصنوعی و گراف دانش می‌تواند موجب بهبود عملکرد کیفی و افزایش توضیح‌پذیری سامانه‌های مبتنی بر هوش‌مصنوعی شود؛ به‌ویژه در کاربردهای حیاتی نظیر سامانه‌های هوافضا، فناوری هسته‌ای، و پزشکی که نیازمند دقت عملیاتی و اعتماد بالا هستند. با وجود ظرفیت‌های چشمگیر این رویکرد تلفیقی، تاکنون مطالعات اندکی به بررسی نظام‌مند و جامع آن پرداخته‌اند. هدف این پژوهش، تحلیل روندها و ساختار علمی موجود در حوزه‌های هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش با بهره‌گیری از روش‌های علم‌سنجی است.

روش: پژوهش حاضر از نوع کاربردی و با استفاده از ابزارهای علم سنجی از جمله ووس–ویور[۲] و یوسینت[۳] انجام شده است. پژوهش کلیهٔ رکوردهای اطلاعاتی نمایه شده مرتبط با گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر طی سال‌های ۲۰۲۴–۲۰۲۰ به تعداد ۱۳۸۱۸ رکورد اطلاعاتی شامل مقاله، کتاب، چکیده و... را تجزیه و تحلیل می‌کند تا روندهای پژوهشی جهانی، نویسندگان برجسته، مؤسسات، و خوشه‌های پژوهشی را شناسایی کند. برای گردآوری داده‌ها، پایگاه استنادی وب‌آوساینس منبع اصلی بود. پس از استخراج، داده‌ها با نرم افزار اکسل وارد نرم‌افزار ووس–ویور برای بصری‌سازی و خوشه‌بندی شبکه شده و منجر به شناسایی نقشهٔ کلی خوشه‌ها و ارتباط میان آن‌ها شده است و سپس اطلاعات به دست آمده با ووس–ویور، وارد نرم‌افزار یوسینت شده و نقشهٔ هر خوشه، ارتباطات، و هم رخدادی واژگان ترسیم شد.

یافته‌ها: تحلیل داده‌های علمی نشان می‌دهد کشور چین با ثبت ۶۰۲۷ مدرک پژوهشی، پیشتاز پژوهش‌ها در این حوزه بوده و سهمی چشمگیر از تولیدات علمی را به خود اختصاص داده است. ایالات متحده آمریکا و آلمان به ترتیب در رده‌های بعدی قرار دارند که نشان‌دهندهٔ تمرکز اصلی پژوهش‌های جهانی در این سه کشور است. از منظر موضوعی، کلیدواژه‌های گراف دانش، هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر، و یادگیری ماشین بیشترین تکرار را در مقالات داشته‌اند که نشان‌دهندهٔ اهمیت این مفاهیم در پژوهش‌های اخیر است. نتایج تحلیل خوشه‌ای نشان می‌دهد که پژوهش‌های این حوزه عمدتاً در چهار جهت اصلی توسعه یافته‌اند: (۱) مدل‌سازی مبتنی بر گراف که به بررسی روابط ساختاری داده‌ها می‌پردازد، (۲) کاربردهای معنایی که بر جنبه‌های کاربردی تأکید دارد، (۳) توضیح‌پذیری در یادگیری ماشین که به شفاف‌سازی مدل‌ها مربوط می‌شود و نهایتاً (۴) استخراج ویژگی و مدل‌سازی پیش‌بینی که بر بهبود عملکرد سیستم‌ها

1. XAI
2. VOSviewer
3. Ucinet

متمرکز است. این یافته‌ها نشان می‌دهد که جامعهٔ علمی به صورت نظام‌مند به جنبه‌های نظری و عملی این حوزه پرداخته است.

نتیجه‌گیری: با پیشرفت مستمر قابلیت‌ها و پیچیدگی سامانه‌های هوش‌مصنوعی، نیاز به رویکردهای توضیح‌پذیر، ضرورتی فزاینده پیدا می‌کند. تلفیق گراف دانش با سامانه‌های هوشمند توضیح‌پذیر، افقی نویدبخش برای پاسخ‌گویی به این نیاز فراهم می‌سازد. این هم‌گرایی، امکان بهره‌گیری از غنای معنایی بازنمایی‌های ساختاریافته را در کنار سازوکارهای شفافیت در مدل‌های یادگیرنده فراهم می‌کند. تحلیل داده‌ها نشان می‌دهد که به حوزه‌های گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر درکشورهای پیشگام عرصهٔ هوش‌مصنوعی توجه بیشتری شده و منجر به افزایش تعداد تولیدات علمی این حوزه‌ها در این کشورها شده است. پژوهش حاضر می‌تواند یک نمای کلی جامع از چشم‌انداز پژوهش در حوزهٔ گراف دانش و هوش مصنوعی توضیح‌پذیر ارائه دهد و بینش‌های ارزشمندی را برای محققان و سیاست‌گذاران در این حوزه و در نتیجه رفع شکاف‌های موجود در شفافیت و توضیح‌پذیری در سیستم‌های هوش‌مصنوعی ارائه کند.

استناد: میرعرب، علی (۱۴۰۴). تحلیل و مصورسازی تولیدات علمی حوزهٔ هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش در پایگاه استنادی وب‌آوساینس در بازهٔ زمانی ۲۰۲۰–۲۰۲۴. *مطالعات کاربردی علم‌سنجی*، ۲ (۱)، ۸۱–۵۸. https://doi.org/10.22091/apss.2025.13227.1044

ناشر: دانشگاه قم.

© نویسندگان.

پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
پرتال جامع علوم انسانی

۱. مقدمه

در عصر اطلاعات، هوش‌مصنوعی یکی از فناوری‌های کلیدی قرن بیست‌ویکم به‌شمار می‌رود و کاربردهای گسترده‌ای در حوزه‌های مختلف از جمله صنعت، آموزش، پزشکی، و قضایی پیدا کرده است. با این حال، استفاده از هوش‌مصنوعی در حوزه‌های حساس نظیر پزشکی و قضایی که تصمیمات آن می‌توانند تأثیرات جدی بر زندگی انسان‌ها داشته باشند، چالش‌هایی را به همراه داشته است. یکی از مهم‌ترین این چالش‌ها، نبود شفافیت و توضیح‌پذیری فرایند تصمیم‌گیری از سوی سیستم‌های هوش‌مصنوعی است، این مسئله باعث شده است که مفهوم هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر به مثابه یکی از موضوعات مهم پژوهش‌های هوش‌مصنوعی مطرح شود. هدف از هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر، بهبود شفافیت و اعتماد در مدل‌های هوش‌مصنوعی با ارائهٔ توضیحاتی قابل فهم برای انسان‌ها در مورد فرایند تصمیم‌گیری آن‌ها است (آنجلو و همکاران، ۲۰۲۱). این ویژگی به‌ویژه در کاربردهای حساس، نقش مهمی در افزایش اعتماد کاربران به سیستم‌های هوشمند ایفا می‌کند (ویلون و لونگو[1]، ۲۰۲۱).

یکی از ابزارهای کلیدی که می‌تواند به بهبود توضیح‌پذیری در سیستم‌های هوش‌مصنوعی کمک کند، گراف دانش است. گراف دانش که در سال ۲۰۱۲ از سویگوگل معرفی شد، ابزاری قدرتمند برای سازماندهی، بازیابی، و تحلیل داده‌ها بر اساس روابط معنایی میان موجودیت‌ها به شمار می‌رود. این ابزار نه تنها در بهینه‌سازی موتورهای جست‌وجو بلکه در کاربردهای پیشرفته‌ای نظیر مدل‌سازی داده‌های رابطه‌ای و سیستم‌های پاسخ‌دهی به سؤالات نیز استفاده شده است (زو[2]، ۲۰۲۰). گراف دانش مجموعه‌ای از موجودیت‌ها، ویژگی‌ها، و روابط میان آن‌ها است که اطلاعات را به شکلی ساختاریافته سازماندهی می‌کند (ارلینگر و ووس[3]، ۲۰۱۶). این ابزار به دلیل توانایی آن در سازماندهی اطلاعات پیچیده و تولید روابط معنادار میان داده‌ها، می‌تواند نقشی کلیدی در بهبود توضیح‌پذیری مدل‌های هوش‌مصنوعی ایفا کند. در سال‌های اخیر، استفاده از گراف دانش برای مدل‌سازی داده‌های رابطه‌ای و کاربردهایی مانند موتورهای جست‌وجوی معنایی و سیستم‌های پاسخ‌دهی به سؤالات، محبوبیت بسیاری یافته است (مارتینز رودریگز و همکاران[4]، ۲۰۱۸؛ محمد و همکاران[5]، ۲۰۲۰). با این حال، بررسی‌ها نشان می‌دهد که استفاده از گراف دانش در حوزهٔ هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر هنوز به صورت گسترده و نظام‌مند مطالعه نشده است. عدم بهره‌گیری کافی از این ابزار در این حوزه باعث شده است که در برخی موارد، سیستم‌های هوش‌مصنوعی پاسخ‌هایی نامناسب یا نتایجی به‌دور از واقعیت ارائه دهند که قابل اتکا نیستند. این مسئله به‌ویژه در کاربردهای حسّاس نظیر پزشکی و قضایی می‌تواند پیامدهای جدی به همراه داشته باشد.

با توجه به اهمیت روزافزون هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش، شناسایی میزان توجه پژوهشگران به این حوزه و تعیین زمینه‌های پژوهشی آینده از اهمیت بالایی برخوردار است. مطالعات علم‌سنجی به مثابهیک روش کمی، امکان تحلیل و شناسایی روندهای علمی، ارتباط‌های میان حوزه‌های مختلف دانش، و تأثیرات اجتماعی و علمی آن‌ها را فراهم می‌کند (ایوانچوا[6]، ۲۰۰۸؛ لید سدورف و میلویویچ[7]، ۲۰۱۲). این روش‌ها به‌ویژه در برنامه‌ریزی سیاست‌گذاری‌های علمی و ارزیابی پژوهش‌ها کاربرد گسترده‌ای دارند (سنگوپتا[8]، ۱۹۹۳؛ آساره و همکاران[9]، ۲۰۰۹). با این وجود، تاکنون مطالعهٔ جامعی که به‌صورت هم‌زمان به بررسی تولیدات

1. Vilone and Longo
2. Zou
3. Ehrlinger and Wöß
4. Martinez-Rodriguez et al.
5. Mohamed et al.
6. Ivancheva
7. Leydesdorff and Milojević
8. Sengupta
9. Asareh et al.

علمی در حوزه‌های «گراف دانش» و «هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر» پرداخته باشد، انجام نشده است. این غفلت می‌تواند منجر به نادیده گرفتن ارتباطات مهم میان این دو حوزه و از دست رفتن فرصت‌های پژوهشی ارزشمند شود. بنابراین، این پژوهش با استفاده از روش‌های علم‌سنجی، به بررسی تولیدات علمی نمایه‌شده در پایگاه استنادی وب‌آوساینس می‌پردازد تا تصویری جامع از روندهای پژوهشی، مشارکت کشورها، دانشگاه‌ها، و نشریات پیشرو در این حوزه ارائه دهد.

با توجه به اهمیت موضوع، پژوهش حاضر با روش‌های علم‌سنجی و تحلیل داده‌های نمایه‌شده در پایگاه استنادی معتبر وب‌آوساینس، به بررسی وضعیت علمی و روندهای پژوهشی در حوزۀ «گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر» می‌پردازد. هدف این پژوهش، تحلیل توزیع جغرافیایی مقالات، شناسایی نویسندگان و مؤسسات برجسته، و بررسی کلیدواژه‌ها و خوشه‌های پژوهشی مرتبط است. این تحلیل می‌تواند به پژوهشگران و سیاست‌گذاران علمی درک بهتری از وضعیت کنونی این حوزه و زمینه‌های پژوهشی آینده ارائه دهد.

پرسش‌های اصلی که این پژوهش در پی پاسخ به آن‌ها است عبارتند از:

پراکندگی مقالات در حوزۀ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر در سال‌های مختلف چگونه است؟

کدام کشورها بیشترین سهم تولید علم را در حوزۀ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر دارند؟

میزان توزیع مقالات این حوزه بر اساس زبان چگونه است؟

کدام دانشگاه‌ها و مؤسسات علمی بیشترین سهم تولید علم را در این حوزه به خود اختصاص داده‌اند؟

روند تولیدات علمی حوزۀ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر توسط ده نویسنده برتر این حوزه چگونه است؟

کدام نشریات بیشترین سهم تولید علم را در این حوزه به خود اختصاص داده‌اند؟

پرتکرارترین کلیدواژه‌ها در حوزۀ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر در پایگاه استنادی وب‌آوساینس کدام‌اند؟

ساختار کلی شبکۀ کلیدواژه‌های پربسامد در این حوزه چگونه است؟

مهم‌ترین خوشه‌های پژوهشی مبتنی بر تحلیل هم‌واژگانی در حوزۀ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر کدام‌اند؟

۲. پیشینه پژوهش

پیشینۀ پژوهش در حوزۀ هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش نشان می‌دهد که این دو حوزه به‌طور فزاینده‌ای در حال هم‌گرایی برای بهبود شفافیت، تفسیرپذیری، و اعتمادپذیری سیستم‌های هوش‌مصنوعی هستند. مطالعات اخیر بر نقش گراف دانش در مراحل مختلف مدل‌سازی، از استخراج ویژگی‌ها تا توضیح‌پذیری نتایج، تأکید کرده‌اند. با این حال، علی‌رغم پیشرفت‌های قابل توجه، پژوهش‌های علم سنجی جامعی که به تحلیل روندهای تولیدات علمی در این حوزه بپردازد، محدود است. این بخش به مرور مطالعات پیشین و شناسایی شکاف‌های پژوهشی موجود می‌پردازد تا زمینه‌ساز توسعه‌های آینده در این حوزه باشد.

در پژوهشی رجبی و اطمینانی (رجبی و اطمینانی[1]، ۲۰۲۴) بررسی سیستماتیک مطالعات اخیر دربارۀ نحوۀ استفاده از گراف دانش در سیستم‌های هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و شناسایی کاربردهای مختلف آن‌ها در مراحل پیش، حین، و پس از مدل‌سازی پرداختند. یافته‌های پژوهش آنان نشان‌دهندۀ آن است که گراف دانش عمدتاً در مراحل پیش‌مدل سازی برای استخراج ویژگی‌ها و روابط به کار گرفته و در مرحلۀ پس‌مدل سازی، گراف دانش برای استنتاج و تفسیر نتایج مدل استفاده می‌شود. همچنین مدل‌های یادگیری عمیق

1. Rajabi and Etminani

مبتنی بر شبکه‌های عصبی، پرکاربردترین مدل‌ها برای استفاده از گراف‌های دانشی بوده‌اند و حوزهٔ سلامت بیشترین بهره را از کاربرد گراف دانش در هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر داشته است.

شارما و همکاران[1] در یک مطالعهٔ کتاب سنجی با استفاده از داده‌های پایگاه اسکوپوس و نرم‌افزار ووس‌ویور، روند پژوهش‌های انجام شده در حوزهٔ هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر تحلیل شده است (شارما و همکاران، ۲۰۲۴). نتایج این بررسی نشان می‌دهد که از سال ۲۰۱۸ به بعد، تعداد انتشارات علمی در این حوزه به‌طور چشمگیری افزایش یافته است. بر اساس یافته‌های پژوهش آن‌ها، هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر به‌منزلهٔ راهکاری مؤثر برای ارتقاء شفافیت و اعتمادپذیری در سامانه‌های هوشمند شناخته می‌شود و می‌تواند با تقویت تعامل انسان و ماشین، نقش مهمی در شناسایی سوگیری‌ها و بهبود فرایند تصمیم‌گیری ایفا کند.

در یک پژوهش مروری کنفالونیری و همکاران به بررسی نقش هستان‌نگاری‌ها و گراف دانش در توسعهٔ سامانه‌های هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر پرداخته‌اند (کنفالونیری و همکاران، ۲۰۲۴). در مطالعهٔ آن‌ها، نحوهٔ به‌کارگیری هستان‌نگاری‌ها در ارتقاء کیفیت، شفافیت، و قابلیت فهم تصمیمات الگوریتمی تحلیل شده است. یافته‌های پژوهش نشان می‌دهد که پیوند دادن توضیحات به ساختارهای معنایی همچون هستان‌نگاری‌ها و گراف دانش می‌تواند به غنی سازی محتوای توضیحی و ارائهٔ اطلاعات مفهومی مرتبط کمک کند. همچنین، بر ضرورت تلفیق رویکردهای نمادین و آماری برای دستیابی به توضیح‌پذیری مؤثر در سامانه‌های هوشمند تأکید شده است.

در یک پژوهش، صالح و همکاران روش‌های مختلف هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر، به‌ویژه روش‌های مبتنی بر تخصیص سهم ویژگی‌ها در پیش‌بینی مانند SHAP و LIME را بررسی کرده‌اند (صالح و همکاران[2]، ۲۰۲۴). در مطالعهٔ آن‌ها تبیین شده است که این روش‌ها چگونه می‌توانند به درک و تفسیر رفتار مدل‌های یادگیری ماشین کمک کنند. نویسندگان ضمن تأکید بر اهمیت شفافیت در مدل‌های هوشمند، نتیجه‌گیری می‌کنند که روش‌های یادشده ابزارهای مفیدی برای تبیین عملکرد مدل‌ها به شمار می‌آیند. با این حال، استفاده از آن‌ها مستلزم آگاهی نسبت به محدودیت‌های ذاتی این روش‌هاست؛ چرا که نتایج به‌دست‌آمده ممکن است از وابستگی‌های درونی مدل و هم‌خطی میان ویژگی‌ها تأثیر بپذیرند. بنابراین، بهره‌گیری از ابزارهای مکمل برای افزایش دقت و اطمینان در تفسیرها ضروری است.

در پژوهشی با عنوان «گراف دانش رویداد: مروری مبتنی بر تحلیل علم‌سنجی»، ژو و همکاران به بررسی شاخص‌های علم‌سنجی از جمله شناسایی نویسندگان تأثیرگذار، مجلات کلیدی، الگوهای همکاری بین‌المللی، و روندهای نوظهور در این حوزه پرداخته‌اند (ژو و همکاران[3]، ۲۰۲۳). در مطالعهٔ آن‌ها، با بهره‌گیری از داده‌های پایگاه وب‌آوساینس و استفاده از نرم‌افزار سایت‌اسپیس، تحلیل علم‌سنجی برای کمّی‌سازی و ترسیم الگوهای پژوهشی انجام گرفته است. یافته‌های پژوهش نشان می‌دهد که چین و ایالات متحده بیشترین سهم را در تولیدات علمی مرتبط با گراف دانش رویداد داشته‌اند و یادگیری ماشین و پردازش زبان طبیعی، پرکاربردترین روش‌ها در استخراج دانش رویدادی بوده‌اند. بر اساس این نتایج، می‌توان گراف دانش رویداد را حوزه‌ای میان‌رشته‌ای و در حال رشد دانست که علاوه بر کاربردهای گسترده در مدل‌سازی و استنتاج، به دلیل پیشرفت‌های اخیر در یادگیری عمیق و فناوری‌های پردازش داده، از ظرفیت بالایی برای توسعهٔ آینده برخوردار است.

1. Sharma et al.
2. Salih et al.
3. Xu et al.

پژوهشی با هدف توسعهٔ چارچوبی برای طراحی مدل‌های تبیین‌پذیر در تحلیل فرایندهای کسب‌وکار توسط فوبی و همکاران انجام شده است (فوبی و همکاران[1]، ۲۰۲۳). این چارچوب با تکیه بر گراف دانش تلاش می‌کند امکان ارائهٔ تحلیل‌ها و مشاوره‌های خودکار را در زمینهٔ فرایندهای کسب‌وکار فراهم سازد، به‌گونه‌ای که نتایج حاصل از مدل‌ها برای کاربران قابل درک، تفسیرپذیر، و تصمیم‌پذیر باشند. آن‌ها به بررسی کاربرد گراف دانش برای بهبود تبیین‌پذیری در سیستم‌های هوش‌مصنوعی پرداخته‌اند. با استفاده از الگوریتم‌های استنتاجی، یک مدل مبتنی بر گراف دانش توسعه داده شده که قادر است مشکلات و نقاط ضعف فرایندهای کسب‌وکار را شناسایی کند و پیشنهادهای بهبود ارائه دهد. یافته‌ها نشان می‌دهند که استفاده از گراف دانش برای تحلیل فرایندهای کسب‌وکار به بهبود دقت و تبیین‌پذیری سیستم‌های هوش‌مصنوعی کمک می‌کند و می‌تواند باعث بهبود اعتماد و درک کاربران شود. این سیستم قادر به تولید نتایج تبیین‌پذیر و مدل‌های تصمیم‌گیری است که با دقت بالا مشکلات را شناسایی و پیشنهادهای بهینه‌سازی ارائه می‌دهد.

در یک پژوهش تیدی و شلوباخ با هدف بررسی نحوهٔ ادغام گراف دانش در سامانه‌های یادگیری ماشین توضیح‌پذیر، تلاش کرده‌اند چارچوب‌هایی برای ارائهٔ تبیین‌های معتبر و قابل فهم ارائه کنند (تیدی و شلوباخ[2]، ۲۰۲۲). یافته‌های مطالعهٔ آن‌ها نشان می‌دهد که گراف دانش می‌تواند نقش مؤثری در ارتقاء درک کاربران و افزایش اعتماد آنان به سامانه‌های هوشمند ایفا کنند و امکان تولید تبیین‌هایی معنادار و قابل اتکا را فراهم آورد. با این حال، چالش‌هایی از جمله مدیریت نویز در داده‌ها و بهینه‌سازی کارایی در فرایند استخراج دانش همچنان باقی است. نتایج نهایی پژوهش حاکی از آن است که گراف دانش ابزاری توانمند برای بهبود دقت و تفسیرپذیری در مدل‌های هوشمند محسوب می‌شود.

در پژوهشی، بیانچی و همکاران مفهوم تعبیه‌سازی گراف دانش و کاربرد آن در بازنمایی ساختارهای دانشی را بررسی کرده‌اند (بیانچی و همکاران[3]، ۲۰۲۰). در مطالعهٔ آن‌ها، ابتدا به تبیین مبانی نظری تعبیه‌های برداری پرداخته شده و سپس مدل‌ها و رویکردهای مختلف در ساخت این تعبیه‌ها تحلیل شده‌اند. همچنین به واکاوی چالش‌های مرتبط با تبیین‌پذیری این تعبیه‌ها پرداخته و راهکارهایی برای ارتقاء تفسیرپذیری آن‌ها پیشنهاد شده است. نتایج پژوهش نشان می‌دهد که گراف دانش می‌تواند به بهبود تبیین‌پذیری در سامانه‌های هوشمند کمک کند. اما همچنان چالش‌هایی مانند دشواری در تفسیر دقیق بردارهای تعبیه شده و نیاز به مدل‌های ترکیبی مبتنی بر منطق و داده‌های معنایی وجود دارد. در این زمینه، برخی مدل‌ها نظیر ComplEx و RotatE برای افزایش دقت و ارتقاء تفسیرپذیری توسعه یافته‌اند.

در یک مطالعهٔ کتاب‌سنجی، نقش منطق فازی در توسعهٔ سامانه‌های هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و همچنین روندهای نوظهور پژوهشی در این حوزه تحلیل شده است (آلونسو و همکاران[4]، ۲۰۱۸). پژوهشگران با استخراج داده‌ها از پایگاه اسکوپوس و بهره‌گیری از نرم‌افزارهای بیبلیومتریکس و ووس-ویور، به بررسی ارتباطات میان منطق فازی و سایر شاخه‌های هوش‌مصنوعی پرداخته‌اند. نتایج نشان می‌دهد که نزدیک به یک‌سوم از تولیدات علمی مرتبط با هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر به جامعهٔ علمی منطق فازی اختصاص دارد. همچنین از سال ۲۰۰۰ تاکنون، روند انتشار مقالات در این حوزه با افزایش چشمگیری همراه بوده است که نشان‌دهندهٔ گسترش توجه پژوهشگران به ظرفیت‌های منطق فازی در تبیین‌پذیری سامانه‌های هوشمند است.

1. Fubi et al.
2. Tiddi and Schlobach
3. Bianchi et al.
4. Alonso et al.

همان‌طور که در پژوهش‌های پیشین مشاهده می‌شود، گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر به‌عنوان دو حوزهٔ کلیدی، نقش بسزایی در افزایش شفافیت، توضیح‌پذیری، و اعتمادپذیری سیستم‌های هوش‌مصنوعی ایفا کرده‌اند. ترکیب این دو حوزه نه‌تنها به بهبود کیفیت تصمیمات الگوریتمی کمک می‌کند، بلکه زمینه‌ساز توسعهٔ سیستم‌های هوش‌مصنوعی قابل اعتماد و دقیق است. با این حال، علی‌رغم پیشرفت‌های چشمگیر، مطالعات علم‌سنجی جامعی که به تحلیل روندهای تولیدات علمی و بررسی هم‌گرایی این دو حوزه در بازه‌های زمانی اخیر بپردازد، محدود بوده است. پژوهش حاضر با هدف پر کردن این شکاف پژوهشی، به تحلیل و مصورسازی تولیدات علمی در پایگاه استنادی وب‌آوساینس می‌پردازد تا تصویری جامع و نظام‌مند از وضعیت علمی این حوزه ارائه دهد. این تحلیل نه‌تنها به درک بهتر روندهای پژوهشی کمک می‌کند، بلکه زمینه‌ساز شناسایی چالش‌ها و فرصت‌های آینده برای توسعه‌های نوین در حوزهٔ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر خواهد بود.

۳. مواد و روش‌ها

علم‌سنجی، به عنوان یک روش کمّی برای تحلیل متون علمی، امکان بررسی نظام‌مند الگوهای انتشار، همکاری‌های پژوهشی، و ساختارهای موضوعی را در یک حوزه فراهم می‌آورد (لیدسدورف و میلویویچ، ۲۰۱۲). این رویکرد به‌ویژه برای ترسیم حوزه‌های بین‌رشته‌ای نوظهور و شناسایی روندهای پژوهشی، مشارکت‌کنندگان کلیدی، و ساختارهای فکری مناسب است. پژوهش حاضر از نظر ماهیت کاربردی است و رویکرد علم‌سنجی را اتخاذ کرده که به طور کمّی به تجزیه و تحلیل منابع اطلاعاتی مانند مقالات، مقالات کنفرانس، گزارش‌ها، کتاب‌ها، و غیره با استفاده از روش‌هایی نظیر تحلیل هم‌واژگانی، تحلیل زمانی، و موارد دیگر می‌پردازد (آساره و همکاران، ۲۰۰۹).

جامعهٔ آماری این پژوهش شامل کلیهٔ کشورهایی است که در فاصلهٔ زمانی سال‌های ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴ در زمینه‌های «گراف دانش» و «هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر» فعالیت پژوهشی داشته‌اند. بازهٔ زمانی ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴ با هدف پوشش دوره‌ای انتخاب شده است که از یک سو، بازتاب‌دهندهٔ رشد چشمگیر و فزایندهٔ علاقه‌مندی جامعهٔ پژوهشی به حوزه‌های گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و نمایانگر روندهای نوظهور و تحوّلات معاصر در این عرصه‌هاست و از سوی دیگر، با فراهم آوردن حجم کافی از انتشارات علمی، زمینه را برای تحلیل‌های آماری و محتوایی معنادار فراهم می‌سازد و در عین حال تمرکز بر مسیرهای پژوهشی اخیر را نیز حفظ می‌کند.

برای گردآوری داده‌ها، پایگاه استنادی وب‌آوساینس منبع اصلی بود. این پایگاه به دلیل پوشش جامع از نشریات علمی معتبر، بهره‌مندی از استانداردهای سخت‌گیرانهٔ نمایه‌سازی، و در اختیار داشتن فراداده‌های ساختاریافته و غنی، انتخاب مناسبی برای تحلیل‌های علم‌سنجی به شمار می‌رود. در مجموع، تعداد ۱۳۸۱۸ رکورد اطلاعاتی مرتبط با دو حوزهٔ یاد شده در این پایگاه شناسایی و استخراج شده است.

استخراج داده‌ها از پایگاه استنادی وب‌آوساینس بخش جست‌وجوی پیوسته با عبارات زیر انجام شده است:

«TS= "knowledge graph" OR TS= "Explainable artificial intelligence" AND PY=2020-2024 »

پس از استخراج، داده‌ها با استفاده از نرم افزار اکسل وارد نرم‌افزار ووس-ویور برای بصری‌سازی و خوشه‌بندی شبکه شده و منجر به شناسایی نقشهٔ کلی خوشه‌ها و ارتباط میان آن‌ها شده است و سپس اطلاعات به دست آمده با ووس-ویور، وارد نرم‌افزار یوسینت شده و نقشهٔ هر خوشه، ارتباطات، و هم رخدادی واژگان ترسیم می‌شود.

۴. یافته‌ها

برای پا سخگویی به سؤال‌های پژوهش، نتایج به‌د ست‌آمده از تجزیه‌وتحلیل ۱۳۸۱۸عنوان مدرک بدون محدودیت منطقه‌ای در حوزۀ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر از پایگاه استنادی وب‌آوساینس استخراج شده‌اند این نتایج در ادامه بررسی می‌شوند:

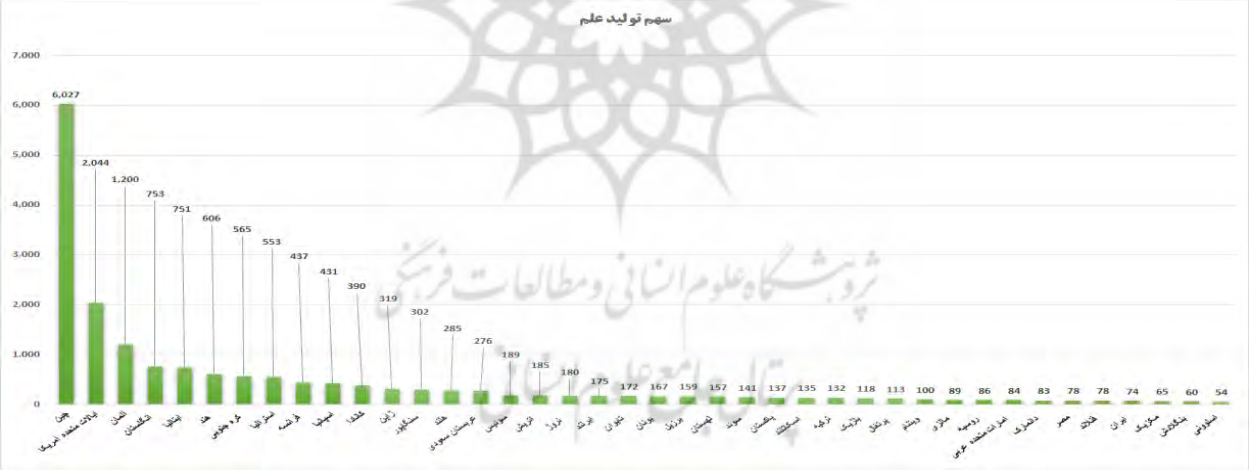
سؤال اول: پراکندگی مقالات حوزۀ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر در سال‌های مختلف چگونه است؟

جدول۱: فراوانی سال‌های انتشار

ردیف	سال انتشار	فراوانی	درصد فراوانی
۱	2024	4,033	29.19%
۲	2023	3,409	24.67%
۳	2022	2,994	21.67%
۴	2021	2,076	15.02%
۵	2020	1,306	9.45%

در جدول۱ فراوانی سال‌های انتشار بررسی شده است. طبق بررسی‌ها بالاترین نرخ انتشار با تعداد۴۰۳۳ رکورد اطلاعاتی مربوط به سال ۲۰۲۴ است درحالی که پایین‌ترین نرخ انتشار با تعداد ۱۳۰۶ رکورد مربوط به سال ۲۰۲۰ است. تعداد رکوردهای منتشر شده طی بازۀ زمانی ۴ ساله صعودی بوده که نشان دهندۀ پر رنگ شدن و اهمیت روزافزون این موضوعات در سال‌های اخیر است.

سوال دوم: کدام یک از کشورها بیشترین سهم تولید علم را در حوزۀ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر به خود اختصاص داده‌اند؟



نمودار۱. سهم تولیدعلم در حوزۀ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر

برای پاسخ به سؤال دوم پژوهش، رکوردهای علمی مربوط به ۴۰ کشوری که در بازۀ زمانی بررسی‌شده در حوزه‌های گراف دانش و هوش‌مصنوعی تو ضیح‌پذیر فعالیت پژوهشی دا شته‌اند، ا ستخراج و در قالب نمودار تر سیم شده ا ست. بر ا ساس نتایج به‌د ست‌آمده، کشـور چین با ثبت ۶۰۲۷ رکورد اطلاعاتی در جایگاه نخسـت قرار دارد، در حالی که ایالات متحده آمریکا با ۲۰۴۴ رکورد و آلمان با ۱۲۰۰ رکورد به ترتیب در رتبه‌های دوم و سـوم قرار گرفته‌اند. همچنین، در میان کشـورهای بررسـی‌شـده، کشـور ایران با ۷۴ رکورد اطلاعاتی جایگاه سی‌وهفتم را به خود اختصاص داده است.

سوال سوم: میزان توزیع مقالات حوزۀ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر بر اساس زبان چگونه است؟

نمودار۲. زبان‌های نوشته شده در حوز گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر

مطابق با نمودار شماره۲ رکوردهای اطلاعاتی موجود در بازهٔ زمانی چهارساله در هشت زبان مختلف منتشر شده‌اند که اکثریت رکوردها متعلق به زبان انگلیسی است. بخش کمّی را هفت زبان دیگر تشکیل می‌دهند که شامل آلمانی، چینی، پرتغالی، کره‌ای، ترکی، اسپانیایی، و روسی است که تعداد آنها به ترتیب: ۱۰، ۹، ۷، ۶، ۶، ۵، ۳ رکورد است.

سوال چهارم: کدام یک از دانشگاه‌ها و مؤسسات علمی بیشترین سهم تولید علم را در این حوزه به خود اختصاص داده‌اند؟

جدول۲. پژوهش‌های دانشگاه‌ها و مؤسسات در زمینهٔ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر

ردیف	عنوان دانشگاه‌ها و مؤسسات علمی	عنوان دانشگاه‌ها و مؤسسات علمی به فارسی	فراوانی	درصد فراوانی
۱	CHINESE ACADEMY OF SCIENCES	آکادمی علوم چین	531	3.84%
۲	UNIVERSITY OF CHINESE ACADEMY OF SCIENCES CAS	دانشگاه آکادمی علوم چین	279	2.02%
۳	TSINGHUA UNIVERSITY	دانشگاه تسینگ‌هوا	213	1.54%
۴	ZHEJIANG UNIVERSITY	دانشگاه ژجیانگ	212	1.53%
۵	UNIVERSITY OF CALIFORNIA SYSTEM	سیستم دانشگاه کالیفرنیا	165	1.19%
۶	CENTRE NATIONAL DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE CNRS	مرکز ملی تحقیقات علمی فرانسه	159	1.15%
۷	NANYANG TECHNOLOGICAL UNIVERSITY	دانشگاه فناوری نانیانگ	152	1.10%
۸	NATIONAL UNIVERSITY OF DEFENSE TECHNOLOGY CHINA	دانشگاه ملی فناوری دفاعی چین	141	1.02%
۹	SOUTHEAST UNIVERSITY CHINA	دانشگاه جنوب شرقی چین	133	0.96%
۱۰	WUHAN UNIVERSITY	دانشگاه ووهان	133	0.96%

در پاسخ به پرسش چهارم پژوهش، ۱۰ دانشگاه اول در جدول شمارهٔ ۲ ارائه شده‌اند. یافته‌های حاصل از جدول شمارهٔ۲ نشان می‌دهد که دانشگاه‌های کشور چین بیشترین رکورد را به خود اختصاص داده‌اند که جایگاه نخست برای آکادمی علوم چین با تعداد ۵۳۱ پژوهش و دانشگاه ووهان با تعداد ۱۳۳پژوهش در جایگاه دهم قرار دارد.

سوال پنجم: روند تولیدات علمی حوزهٔ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر توسط ده نویسنده برتر این حوزه در پایگاه وب‌آو ساینس از نظر کمّی چگونه است؟

جدول۳. ده نویسندهٔ پرکار در حوزهٔ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر

ردیف	نام نویسنده	تعداد مقالات	درصد فراوانی مقالات
۱	Liu Y	127	0.92%
۲	Zhang Y	126	0.91%
۳	Wang Y	109	0.79%
۴	Wang X	107	0.77%
۵	Li Y	98	0.71%
۶	Li J	94	0.68%
۷	Liu J	89	0.64%
۸	Wang J	78	0.56%
۹	Zhang J	78	0.56%
۱۰	Li X	66	0.48%

جدول شمارهٔ ۳ فهرست ده نویسندهٔ پرکار و برتر را از نظر تعداد انتشارات شامل مقالات، کتاب‌ها، و سایر آثار علمی مرتبط با حوزهٔ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر، بر پایهٔ داده‌های پایگاه استنادی وب‌آوساینس و به ترتیب فراوانی انتشار نشان می‌دهد. همان‌طور که اطلاعات جدول نشان می‌دهد Liu Y با انتشار ۱۲۷ مقاله و سهم انتشار ۰/۹۲% درصد در رتبهٔ اول قرار دارد. همچنین Zhang Y و Wang Y با تعداد ۱۲۶ و ۱۰۹ به ترتیب در رتبه های دوم و سوم قرار دارند.

سوال ششم: کدام یک از نشریات بیشترین سهم تولید علم را در این حوزه به خود اختصاص داده‌اند؟

جدول شمارهٔ ۴، ده نشریهٔ برتر مشارکت‌کننده در حوزهٔ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر را فهرست کرده و اطلاعات مربوط به فراوانی انتشار و درصد سهم هر یک از آن‌ها را ارائه می‌دهد.

جدول۴. ده نشریهٔ برتر در حوزهٔ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر

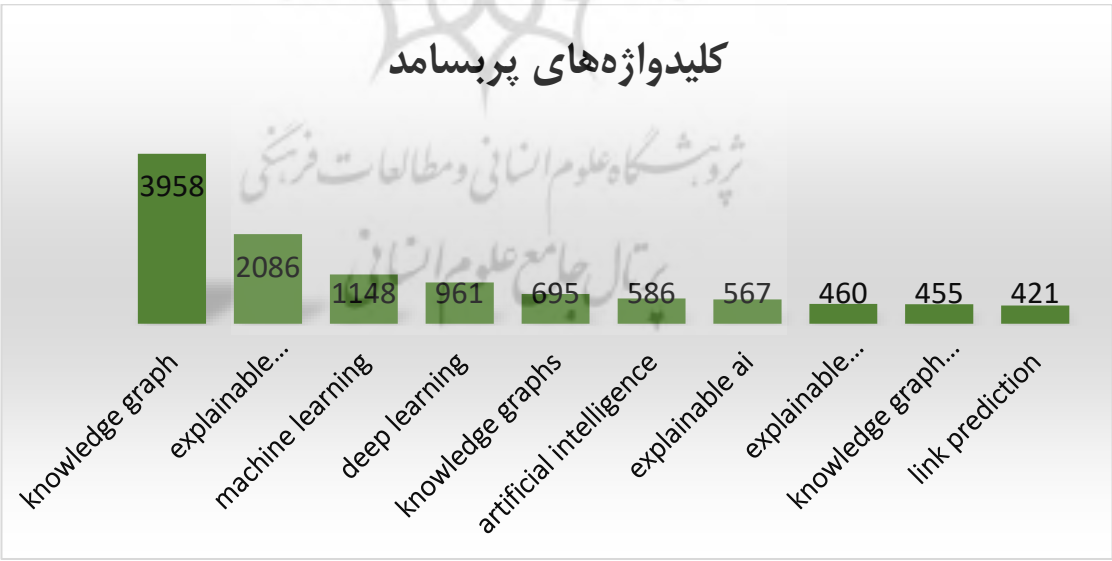
ردیف	عنوان نشریات	فراوانی	درصد فراوانی
۱	LECTURE NOTES IN COMPUTER SCIENCE	748	5.41%
۲	IEEE ACCESS	399	2.89%
۳	LECTURE NOTES IN ARTIFICIAL INTELLIGENCE	362	2.62%
۴	APPLIED SCIENCES BASEL	286	2.07%
۵	COMMUNICATIONS IN COMPUTER AND INFORMATION SCIENCE	280	2.03%
۶	KNOWLEDGE BASED SYSTEMS	210	1.52%
۷	EXPERT SYSTEMS WITH APPLICATIONS	189	1.37%

۸	ELECTRONICS	160	1.16%
۹	AAAI CONFERENCE ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE	146	1.06%
۱۰	SCIENTIFIC REPORTS	119	0.86%

باتوجه به جدول شمارهٔ ۴ ده نشریه‌ای که سهم مهمی در انتشار مقالات مرتبط با گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر داشته‌اند، مجموعه مقالات کنفرانس‌ها در علوم کامپیوتر (Lecture Notes in Computer Science) با ۷۴۸ رکورد، معادل ۵٫۴۱% از کل انتشارات در جایگاه نخست قرار دارد. جایگاه‌های دوم و سوم به ترتیب به نشریهٔ دسترسی IEEE (IEEE Access) با ۳۹۹ رکورد (۲٫۸۹%) و مجموعه مقالات کنفرانس‌ها در هوش‌مصنوعی (Lecture Notes in Artificial Intelligence) با ۳۶۲ رکورد (۲٫۶۲%) اختصاص دارد.

سوال هفتم: پرتکرارترین کلیدواژه‌ها در حوزهٔ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر در پایگاه استنادی وب‌آوساینس کدام‌اند؟

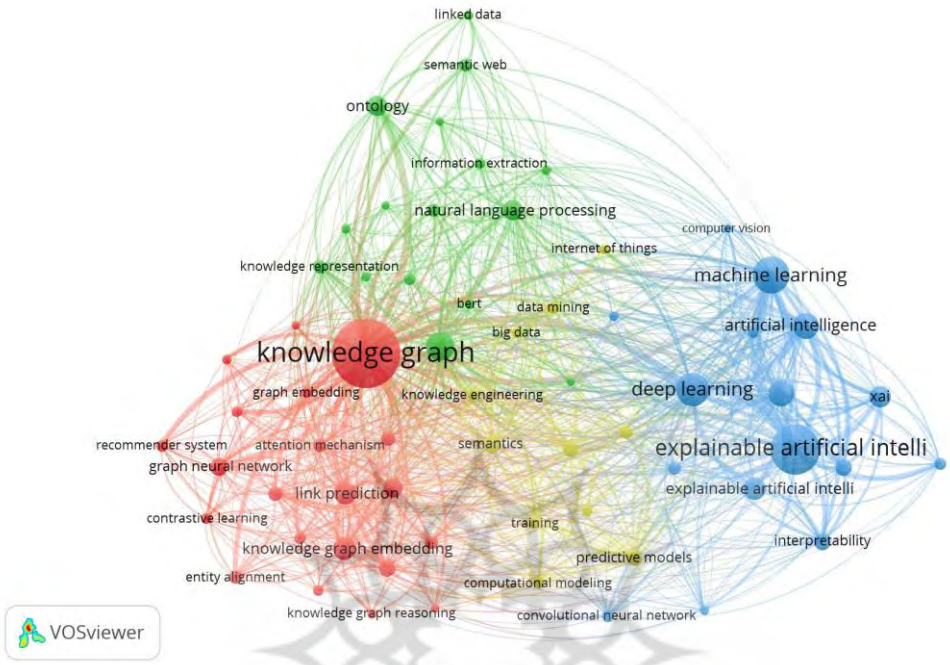
باتوجه به نمودار۳ که پرتکرارترین کلیدواژه‌ها در حوزهٔ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر را نشان می‌دهد از مجموع ۱۹۰۵۱ کلیدواژه، ده مورد از پربسامدترین کلیدواژه‌ها ارائه شده است. پرتکرارترین کلیدواژه "Knowledge Graph" (گراف دانش) با فراوانی ۳۹۵۸ دفعه تکرار در رتبهٔ اول است و پس از آن "Explainable Artificial Intelligence" (هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر) با ۲۰۸۶ دفعه تکرار در رتبه دوم قرار دارد. رتبه های سوم و چهارم به ترتیب به "Machine Learning"(یادگیری ماشین) با فراوانی ۱۱۴۸ و "Deep Learning" (یادگیری عمیق) با فراوانی ۹۶۱ تعلق دارد.



نمودار۳. کلیدواژه‌های پرتکرار در حوزهٔ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر

سوال هشتم: ساختار کلی شبکهٔ کلیدواژه‌هاي پربسامد در حوزهٔ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر چگونه است؟

تصویر شمارهٔ ۱ نقشهٔ خوشه‌بندی کلی مربوط به گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر را نشان می‌دهد. این نقشه با استفاده از نرم‌افزار ووس-ویور تولید شده است و همان‌طور که در تصویر ۱ نشان داده شده، از چهار خوشهٔ اصلی تشکیل شده است که هر کدام با رنگی منحصربه‌فرد متمایز شده‌اند: قرمز، سبز، آبی و زرد. اندازهٔ دایره‌ها نشان‌دهندهٔ فراوانی کلیدواژه‌ها است.



تصویر۱. نقشهٔ کلی خوشه ها

این تجسم برای پژوهشگران در زمینه‌های گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر بسیار مفید است، زیرا بینشی در مورد برجسته‌ترین موضوعات و ارتباطات متقابل آن‌ها در این حوزه‌ها ارائه می‌دهد. در زیر شرح مفصلی از کلیدواژه‌ها در هر خوشه آمده است:

خوشهٔ قرمز: این خوشه بر موضوعاتی مانند: گراف دانش، شبکهٔ عصبی گراف، تعبیهٔ گراف دانش، سیستم توصیه‌گر تمرکز دارد. این کلیدواژه‌ها جنبهٔ اساسی بازنمایی دانش را برجسته می‌کنند و بر اهمیت گراف دانش به‌عنوان ابزاری برای سازمان‌دهی اطلاعات تأکید می‌کند.

خوشهٔ سبز: این خوشه بر هستان‌نگاری، وب معنایی، پردازش زبان طبیعی تمرکز دارد. این کلیدواژه‌ها به پردازش و درک زبان انسانی با ماشین‌ها اشاره می‌کنند.

خوشهٔ آبی: این خوشه شامل کلیدواژه‌هایی مانند: یادگیری ماشین، یادگیری عمیق، هوش‌مصنوعی و... است. این اصطلاحات نشان‌دهندهٔ روش‌های اصلی پیشبرد برنامه‌های کاربردی هوش‌مصنوعی و گراف دانش هستند.

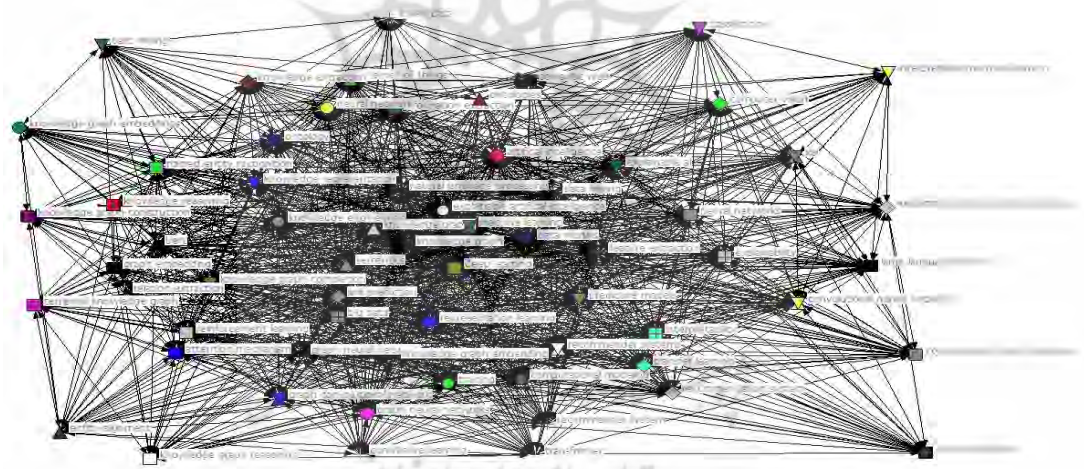
خوشهٔ زرد: این خوشه دارای کلیدواژه‌هایی مانند: آموزش، داده‌کاوی، ، شبکهٔ عصبی کانولوشنال است. این کلیدواژه‌ها نشان‌دهندهٔ تحلیل داده‌ها و استفاده از آن‌ها برای مدل‌سازی است.

تحلیل تصویر شمارهٔ ۱، پژوهشگران را قادر می سازد تا حوزه‌های پژوهشی پرتکرار و پیوندهای مفهومی میان آن‌ها را شناسایی کنند. این مهم جهت‌گیری دقیق‌تری برای پژوهش‌های آتی در زمینهٔ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر فراهم می‌کند.

جدول۵: کلیدواژه‌های تشکیل دهندهٔ هر خوشه

خوشه ها	کلیدواژه‌ها
خوشهٔ ۱	attention mechanism, contrastive learning, entity alignment, graph convolutional network, graph embedding, graph neural network, graph neural networks, knowledge graph, knowledge graph completion, knowledge graph embedding, knowledge graph reasoning, knowledge reasoning, link prediction, recommendation, recommendation system, recommender system, recommender systems, reinforcement learning, representation learning, temporal knowledge graph,transformer
خوشهٔ ۲	Bert, information extraction, knowledge extraction, knowledge graph construction, knowledge graph embeddings, knowledge graphs, knowledge representation, large language models, linked data, named entity recognition, natural language processing, ontologies, ontology, relation extraction, semantic web, text mining
خوشهٔ ۳	artificial intelligence, classification, computer vision, convolutional neural network, convolutional neural networks, deep learning, explainability, explainable ai, explainable artificial intelligence, explainable artificial intelligence (xai), interpretability, interpretable machine learning, machine learning, neural network, neural networks, xai
خوشهٔ ۴	big data, computational modeling, data mining, data models, feature extraction, internet of things, knowledge engineering, predictive models, semantics, training, transfer learning

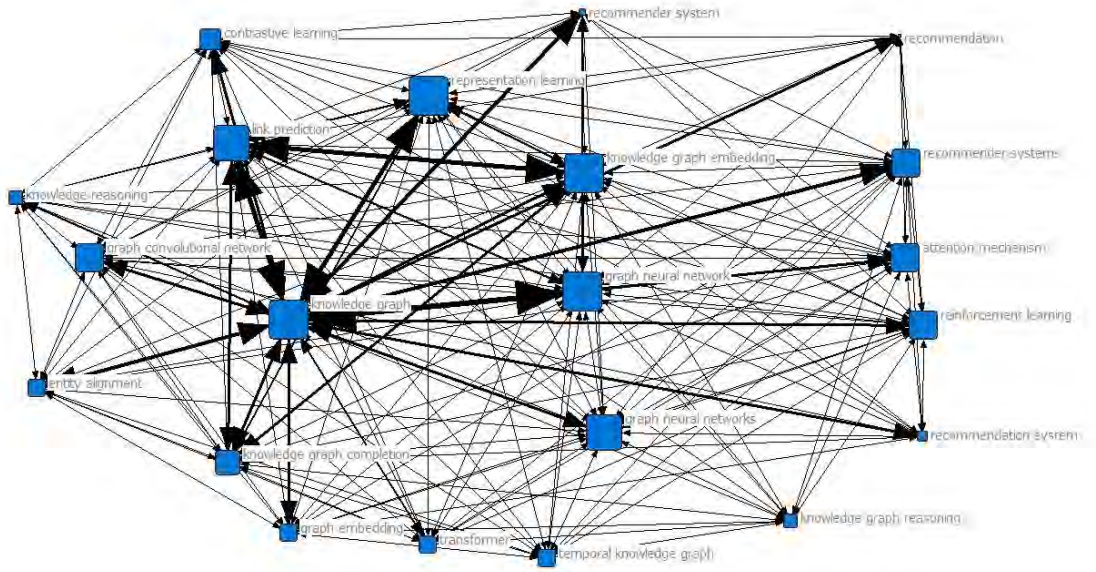
سوال نهم: مهم‌ترین خوشه‌هاي مبتنی بر تحلیل هم واژگانی در حوزهٔ گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر کدام‌اند؟



تصویر۲: نقشهٔ کلی کلیدواژه‌ها

تصویر۲ نقشهٔ کلی کلیدواژه‌های استفاده‌شده در مدارک مربوط به گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر را نشان می‌دهد. مرکزیت کلیدواژه‌ها در نقشه نشان‌دهندهٔ ارتباطات و نزدیکی آن‌ها به یکدیگر است. در ادامه، کلیدواژه‌های هر خوشه به‌طور جداگانه بررسی شده است.

همان‌طور که در تصویر ۳ نشان داده شده است، خوشهٔ اول شامل چندین کلمهٔ کلیدی با فراوانی بالا است که برجسته‌ترین آن‌ها عبارتند از گراف دانش، شبکهٔ عصبی گراف، تعبیهٔ گراف دانش، شبکه‌های عصبی گراف و یادگیری بازنمایی. اندازهٔ مربع‌ها در تصویر نشان‌دهنده فراوانی هر کلمهٔ کلیدی است؛ مربع‌های بزرگتر نشان‌دهندهٔ فراوانی بالاتر و مربع‌های کوچکتر نشان‌دهندهٔ فراوانی پایین‌تر هستند. برای مثال، کلمات کلیدی مانند: سیستم توصیه‌گر و توصیه کمترین فراوانی را در این خوشه دارند.



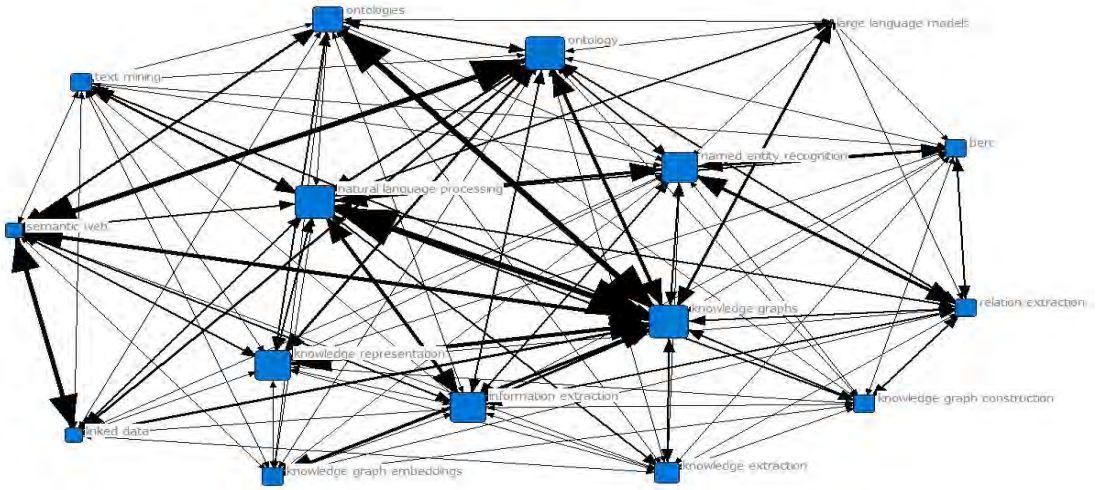
تصویر۳. نقشهٔ خوشه اول

اتصالات بین کلمات کلیدی با فلش‌هایی نشان داده شده‌اند که ضخامت فلش‌ها نشان‌دهندهٔ قدرت هم‌رخدادی است. فلش‌های ضخیم‌تر نشان‌دهندهٔ هم‌رخدادی بیشتر و فراوانی بیشتر هم‌رخدادی هستند، در حالی که فلش‌های نازک‌تر نشان‌دهندهٔ هم‌رخدادی ضعیف‌تر هستند. بر این اساس، مشاهدات زیر قابل انجام است:

- کلمهٔ کلیدی گراف دانش قوی‌ترین هم‌رخدادی را با کلمات کلیدی مانند: شبکهٔ عصبی گراف، تعبیهٔ گراف دانش، یادگیری بازنمایی، پیش‌بینی پیوند، سیستم‌های توصیه‌گر، تکمیل گراف دانش و شبکهٔ عصبی کانولوشنال گراف دارد.
- کلمهٔ کلیدی پیش‌بینی پیوند هم‌رخدادی قوی با کلمات کلیدی مانند: تعبیهٔ گراف دانش، گراف دانش، یادگیری بازنمایی، و یادگیری متضاد نشان می‌دهد.

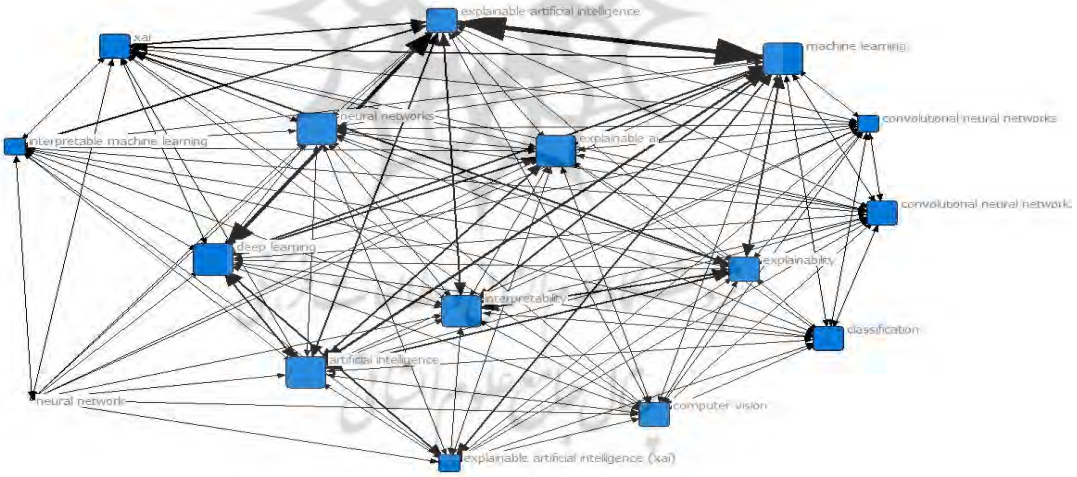
این تحلیل نقش محوری گراف دانش و ارتباط نزدیک آن با سایر مفاهیم کلیدی در این خوشه، مانند شبکهٔ عصبی گراف و تعبیه گراف دانش را برجسته می‌کند. این روابط منعکس‌کنندهٔ موضوعات و روش‌های پژوهش غالب در زمینهٔ گراف دانش و کاربرد آن‌ها در هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر است.

در تصویر ۴، خوشهٔ دوم به تصویر کشیده شده است که پرتکرارترین کلمات کلیدی آن شامل هستان‌نگاری، پردازش زبان طبیعی، گراف دانش، و تشخیص موجودیت نامدار است. در مقابل، کلمهٔ کلیدی مدل‌های زبانی بزرگ، فراوانی کمتری دارد. کلمهٔ کلیدی گراف دانش قوی‌ترین هم‌رخدادی را با اصطلاحاتی مانند استخراج اطلاعات، بازنمایی دانش، وب معنایی، پردازش زبان طبیعی، هستان‌نگاری، داده‌های پیوندی، و تعبیه‌های گراف دانش نشان می‌دهد. علاوه‌بر این، کلمهٔ کلیدی وب معنایی بالاترین هم‌رخدادی را با داده‌های پیوندی، گراف دانش، و هستان‌نگاری دارد.



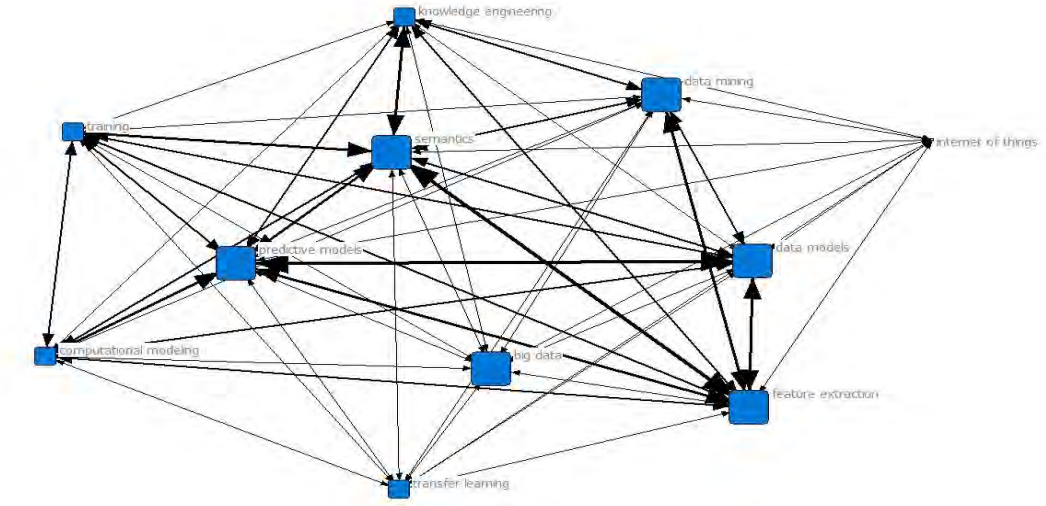
تصویر۴. نقشهٔ خوشه دوم

در خوشهٔ سوم، همان‌طور که در تصویر۵ مشاهده می‌شود کلمات کلیدی پرتکراری مانند: هوش‌مصنوعی، یادگیری عمیق، تفسیرپذیری، هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر، شبکه‌های عصبی، و یادگیری ماشین وجود دارد. کلمهٔ کلیدی هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر بیش‌ترین هم‌رخدادی را با کلمات کلیدی یادگیری ماشین و یادگیری عمیق دارد، همچنین این کلیدواژه با یادگیری ماشین قابل تفسیر، هوش‌مصنوعی، و تفسیرپذیری نیز هم‌رخدادی قابل توجهی دارد.



تصویر۵. نقشهٔ خوشه سوم

تصویر۶ نشان می‌دهد که خوشهٔ چهارم عمدتاً به کلیدواژهٔ استخراج ویژگی اختصاص دارد که از نظر فراوانی در صدر قرار گرفته است، در حالی کلیدواژهٔ اینترنت اشیاء کمترین فراوانی را دارد. کلمهٔ کلیدی استخراج ویژگی قوی‌ترین هم‌رخدادی را با مدل‌های داده، مدل‌های پیش‌بینی‌کننده، معناشناسی، و داده‌کاوی نشان می‌دهد. به‌طور مشابه، کلمهٔ کلیدی معناشناسی بیشترین هم‌رخدادی را با مهندسی دانش، آموزش، مدل‌های پیش‌بینی‌کننده، مدل‌سازی محاسباتی، استخراج ویژگی، مدل‌های داده، و داده‌کاوی دارد.



تصویر۶. نقشهٔ خوشه چهارم

۵. بحث و بررسی

تحلیل علم‌سنجی انجام‌شده، الگوهای پیچیده و در حال تحوّلی را در پیوند میان هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش نشان می‌دهد. این پیوند به‌جای یک ادغام ساده میان دو حوزهٔ مستقل، نشان‌دهندهٔ شکل‌گیری مسیرهای متنوعی از هم‌افزایی است. هر یک از این مسیرها به جنبه‌ای متفاوت از توضیح‌پذیری در سامانه‌های هوشمند توجه دارد.

- نخستین الگوی غالب که در خوشهٔ نخست نمایان است به تلاش برای افزایش توضیح‌پذیری در مدل‌های مبتنی بر گراف اختصاص دارد. استفاده از شبکه‌های عصبی گراف و تعبیه‌های گراف دانش، به‌دلیل توانایی آن‌ها در بازنمایی روابط پیچیده با استقبال فزاینده‌ای مواجه شده است. همین موضوع باعث شده است توجه پژوهشگران به نیاز به توضیح‌پذیر ساختن این مدل‌ها معطوف شود. در پاسخ به این نیاز، روش‌هایی مانند شبکه‌های عصبی گراف مبتنی بر توجه طراحی شده‌اند. این روش‌ها گره‌ها و یال‌های کلیدی را در فرایند استدلال برجسته می‌کنند. همچنین رویکردهای مبتنی بر مسیر توسعه یافته‌اند که گام‌های استنتاج را در گراف دانش ردیابی می‌کنند.
- الگوی دوم که در خوشهٔ دوم قابل مشاهده است از گراف دانش به‌عنوان زیرساختی معنایی برای تولید توضیحات زبان طبیعی بهره می‌گیرد. این رویکرد با هدف افزایش انسجام، سازگاری معنایی، و ارتباط با زمینه‌های مفهومی طراحی شده است. در مطالعات اخیر، مدل‌های زبانی بزرگ با گراف دانش ترکیب شده‌اند تا توضیحاتی تولید شوند که از نظر زبانی روان و از نظر محتوایی مبتنی بر واقعیت باشند.
- الگوی سوم که در خوشه‌های سوم و چهارم شناسایی شده است بر استفاده از گراف دانش برای ایجاد زمینهٔ تخصصی در تحلیل خروجی‌های مدل‌های یادگیری ماشین تمرکز دارد. رمزگذاری دانش حوزه‌ای در ساختارهای گراف، امکان ارائهٔ توضیحاتی معنادار و منطبق با نیازهای حوزه‌های تخصصی مانند سلامت، اقتصاد، و علوم طبیعی را فراهم می‌کند. این رویکرد محدودیت روش‌های عمومی توضیح را که معمولاً فاقد درک بافت زمینه‌ای هستند، برطرف می‌سازد.

این سه الگوی هم‌گرایی نشان می‌دهند که دستیابی به توضیح‌پذیری مؤثر، تنها با استفاده از روش‌های فنی محقق نمی‌شود. چارچوب‌های معنایی نیز برای زمینه‌سازی این توضیحات و تبدیل آن‌ها به شکل قابل‌فهم انسانی ضروری هستند. گراف دانش، به‌واسطهٔ ساختار بازنمایی سازمان‌یافته خود، ابزاری توانمند برای پر کردن شکاف میان الگوهای آماری و مفاهیم قابل‌درک انسانی فراهم می‌کند.

یکی از یافته‌های چشمگیر این مطالعه، تسلط چین در تولید علمی پژوهش‌های مرتبط با هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش است. چین با داشتن ۶۰۲۷ رکورد، تولیداتش به طور قابل توجهی از سایر کشورها پیشی گرفته است و ایالات متحده و آلمان به ترتیب در رتبه‌های دوم و سوم قرار دارند. این تسلط را می‌توان به دلایل متعددی نسبت داد، از جمله اولویت دادن به پژوهش‌های هوش‌مصنوعی در اولویت‌های ملی علم و فناوری چین، تأمین مالی قابل توجه از سوی دولت و حضور مؤسسات مشهور جهانی مانند آکادمی علوم چین و دانشگاه تسینگ‌هوا، این مؤسسات نقش پیشرویی در پیشبرد توسعه در این زمینه‌ها ایفا کرده‌اند، همان‌طور که در حجم بالای انتشارات آن‌ها منعکس شده است. جهت‌گیری تلاش‌های پژوهشی در چین نیز منعکس‌کنندهٔ هدف استراتژیک این کشور برای قرار گرفتن در جایگاه یک رهبر جهانی در نوآوری هوش‌مصنوعی، به‌ویژه در زمینه‌هایی است که پتانسیل تحوّل‌آفرینی در صنایع مختلف مانند مراقبت‌های بهداشتی، مالی، و آموزش را دارند.

رشد نمایی بدنهٔ ادبیات در مورد پژوهش‌های هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش در طول دورهٔ مطالعه (۲۰۲۰-۲۰۲۴) نشان‌دهندهٔ افزایش اهمیت این زمینه‌ها است. روند صعودی انتشارات، با ۴۰۳۳ رکورد تنها در سال ۲۰۲۴، نیاز به مقابله با مسائل ناشی از مدل‌های جعبه سیاه هوش‌مصنوعی را نشان می‌دهد. با نفوذ روزافزون هوش‌مصنوعی در فرایندهای تصمیم‌گیری اصلی، مدل‌های توضیح‌پذیر و قابل تبیین به‌عنوان نشانهٔ توسعهٔ اخلاقی و مسئولانه هوش‌مصنوعی ظاهر شده‌اند. یافته‌ها نشان می‌دهد که جامعهٔ پژوهشی جهانی از این ضرورت آگاه است، همان‌طور که افزایش مداوم تعداد انتشارات و آغاز کنفرانس‌های تخصصی، مجلات، و انجمن‌های شبکه‌سازی پژوهشی اختصاص داده شده به هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش نشان می‌دهد.

یکی دیگر از نتایج مهم این پژوهش، تقسیم مطالعات به خوشه‌های موضوعی واضح، آشکارشده با تحلیل هم‌واژگانی، است. این خوشه‌ها نشان‌دهندهٔ ماهیت بین‌رشته‌ای پژوهش‌های هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش است که روش‌ها و مفاهیم را از حوزه‌هایی مانند یادگیری ماشین، پردازش زبان طبیعی، فناوری‌های وب معنایی، و داده‌کاوی گرد هم می‌آورد. یافته‌های حاصل از تحلیل علم‌سنجی در ترکیب هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر با گراف دانش، حاوی مفاهیم نظری ارزشمندی برای درک مسیر تکامل توضیح‌پذیری در سامانه‌های هوشمند و تحوّل در شیوه‌های بازنمایی دانش است.

- نخست، شناسایی خوشه‌های پژوهشی متمایز نشان می‌دهد که توضیح‌پذیری در هوش‌مصنوعی مفهومی یکپارچه و همگون نیست. این مفهوم ابعاد گوناگون و رویکردهای متنوعی را در بر می‌گیرد. تنوع مضامین پژوهشی نشان‌دهندهٔ آن است که تحقق توضیح‌پذیری مؤثر نیازمند به‌کارگیری مجموعه‌ای از روش‌های مکمل است. این روش‌ها باید وجوه مختلفی از شفافیت، بررسی‌پذیری، و اعتمادپذیری را پوشش دهند. چنین رویکرد چندوجهی، دیدگاه‌های ساده‌انگارانه را دربارهٔ چیستی و چگونگی توضیح در سامانه‌های هوشمند به چالش می‌کشد و لزوم توسعهٔ چارچوب‌های نظری دقیق‌تر را برجسته می‌سازد. گروه اول که به روش‌های مبتنی بر گراف دانش می‌پردازد، موقعیت محوری گراف دانش را در سازماندهی و بیان اطلاعات در قالبی که هم برای انسان و هم برای ماشین قابل خواندن است، برجسته می‌کند. این با جهت‌گیری کلی پذیرش گراف دانش برای قابل فهم‌تر کردن سیستم‌های هوش‌مصنوعی با ارائهٔ توضیحات زمینه‌ای و

معنایی غنی از پیش‌بینی‌های مدل هم‌سو است. برای مثال، در پزشکی، گراف دانش می‌تواند برای رمزگذاری روابط بین علائم، تشخیص‌ها، و درمان‌ها استفاده شود و از این راه پزشکان را قادر سازد تا منطق پیشنهادات مبتنی بر هوش‌مصنوعی را درک کنند.

- دوم، غلبهٔ رویکردهای مدل‌سازی مبتنی بر گراف در خوشهٔ نخست، نشانه‌ای از تغییر رویکرد مفهومی از توضیح‌های مبتنی بر ویژگی به توضیح‌های مبتنی بر رابطه است. در حالی‌که رویکردهای سنتی عمدتاً بر شناسایی ویژگی‌های مهم یا متغیرهای ورودی تمرکز دارند، رویکردهای گراف‌محور به برجسته‌سازی روابط و وابستگی‌های میان موجودیت‌ها می‌پردازند. این تغییر جهت با شواهد برگرفته از علوم شناختی هم‌سو است که تأکید دارند انسان‌ها غالباً برای درک پدیده‌ها به ساختارهای علّی و رابطه‌ای تکیه می‌کنند، نه صرفاً به مجموعه‌ای از ویژگی‌های منفرد. گروه دوم بر جنبه‌های زبانی و معنایی گراف دانش، مانند پردازش زبان طبیعی، توسعهٔ هستان‌نگاری، و بازیابی اطلاعات تأکید دارد. این خوشه نشان‌دهندهٔ اهمیت روزافزون تعبیهٔ دانش زبانی و معنایی در سیستم‌های هوش‌مصنوعی برای افزایش توانایی آن‌ها در پردازش و درک داده‌های بدون ساختار است. تکنیک‌های پردازش زبان طبیعی که گراف دانش از آن‌ها پشتیبانی می‌کنند، می‌توانند به‌طور قابل‌توجهی توضیح‌پذیری مدل‌های هوش‌مصنوعی را با پیوند دادن پیش‌بینی‌های انتزاعی مدل به مفاهیم ملموس و قابل فهم برای انسان افزایش دهند. این امر کاربرد خاصی در موارد استفاده‌ای مانند انطباق قانونی و مقرراتی دارد، جایی که توانایی ردیابی تصمیم به قوانین یا رویه‌های مربوطه ضروری است.
- سوم، ادغام فناوری‌های معنایی و پردازش زبان طبیعی، که در خوشهٔ دوم برجسته است، بر توجه فزاینده به جنبه‌های زبانی و ارتباطی توضیح در هوش‌مصنوعی دلالت دارد. کارآمدی یک توضیح نه‌تنها به دقت فنی آن بستگی دارد بلکه به میزان سازگاری آن با توان شناختی مخاطب، پیش‌زمینهٔ دانش او و نیازهای اطلاعاتی‌اش نیز وابسته است. این رویکرد از چارچوب‌های صرفاً فنی فراتر می‌رود و از حوزه‌هایی چون زبان شناسی، علوم شناختی، و تعامل انسان و رایانه بهره می‌گیرد تا ابعاد ارتباطی توضیح را تقویت کند. گروه سوم، شامل تکنیک‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، نشان‌دهندهٔ تسلط این تکنیک‌ها در انجام پژوهش‌های هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش است. الگوریتم‌های یادگیری ماشین، به‌ویژه شبکه‌های عصبی، پیشگام توسعهٔ هوش‌مصنوعی بوده‌اند، اما پیچیدگی ذاتی آن‌ها مانعی برای توضیح‌پذیری بوده است. ادغام گراف دانش در این مدل‌ها روشی امیدوارکننده را با ارائهٔ ساختاری سازمان‌یافته در توضیح اصول زیربنایی آن‌ها نشان می‌دهد. برای مثال، شبکه‌های عصبی گراف به‌طور گسترده‌ای برای پیوند دادن قدرت بازنمایی گراف دانش با قابلیت‌های پیش‌بینی یادگیری عمیق استفاده شده‌اند و به‌نوبهٔ خود راه را برای سیستم‌های هوش‌مصنوعی شفاف‌تر و قابل اعتمادتر باز می‌کنند.
- چهارم، تحلیل سیر زمانی پژوهش‌ها نشان می‌دهد که رویکردهای توضیح‌پذیری در گذر زمان پیچیده‌تر و جامع‌تر شده‌اند. تمرکز از روش‌های پس‌پردازش به‌سوی الگوهای تلفیقی‌تری سوق یافته است که ملاحظات مربوط به توضیح را در طول چرخهٔ عمر سامانه‌های هوشمند مدنظر قرار می‌دهند. این تحول، دوگانگی رایج میان عملکرد و توضیح‌پذیری را به چالش می‌کشد. در نتیجه، این دو هدف را می‌توان به‌جای آن‌که در تعارض با یکدیگر تصور کرد، با طراحی مناسب و رویکردهای روش‌شناختی هم‌راستا، به‌صورت مکمل در نظر گرفت. دستهٔ چهارم که شامل موضوعاتی مانند استخراج ویژگی، مدل سازی پیش‌بینی‌کننده، و داده‌کاوی است، بر کاربردهای عملی هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش

تمرکز دارد. این تکنیک‌ها مهم‌ترین کاربرد خود را در زمینه‌هایی دارند که در آن‌ها نیاز به اطمینان از اطمینان‌پذیری و کیفیت پیش‌بینی‌های هوش‌مصنوعی وجود دارد. برای مثال، در تخمین ریسک مالی، گراف دانش می‌تواند برای انتزاع روابط پیچیده بین موجودیت‌ها استفاده شود و تکنیک‌های گراف دانش می‌توانند علل نمرات ریسک را آشکار کنند. در صنعت، برنامه‌های کاربردی نگهداری پیش‌بینی‌کننده می‌توانند از گراف دانش برای پیش‌بینی خرابی احتمالی تجهیزات و ارائهٔ توضیحات عملی برای اقدامات پیشگیرانه استفاده کنند.

این مفاهیم نظری به‌طور کلی به درک یکپارچه‌تر و چندرشته‌ای از توضیح‌پذیری هوش‌مصنوعی اشاره دارند که درک متقابل پیچیده بین ابعاد فنی، شناختی، و اجتماعی توضیح‌پذیری را به رسمیت می‌شناسد. یافته‌های این تحلیل علم‌سنجی، چندین مفهوم عملی مهم برای پژوهشگران، دست‌اندرکاران، و نهادهای تأمین مالی فعال در حوزه‌های توضیح‌پذیری هوش‌مصنوعی و بازنمایی دانش دارد:

- برای پژوهشگران، شناسایی خوشه‌های پژوهشی متمایز، نقشه‌ای از حوزه‌های پژوهشی فعلی و حوزه‌های بالقوه برای فعالیت‌های پژوهشی را فراهم می‌کند. این تحلیل، فرصت‌هایی را برای هم‌افزایی بین خوشه‌ها برجسته می‌کند، مانند ادغام رویکردهای مدل سازی مبتنی بر گراف (خوشهٔ۱) با تکنیک‌های توضیح‌پذیری یادگیری ماشین (خوشهٔ۳) برای توسعهٔ چارچوب‌های توضیح‌پذیری جامع‌تر. علاوه‌بر این، تحلیل جغرافیایی فرصت‌های بالقوه‌ای را برای همکاری بین‌المللی آشکار می‌سازد، به‌ویژه بین مناطقی با نقاط قوت پژوهشی مکمل.
- برای دست‌اندرکارانی که سیستم‌های هوش‌مصنوعی را در بسترهای واقعی پیاده سازی می‌کنند، چشم‌انداز پژوهش، رویکردهای متنوعی را برای افزایش توضیح‌پذیری با گراف دانش ارائه می‌دهد. برجستگی کلمات کلیدی کاربردمحور مانند «سیستم توصیه»، «بینایی کامپیوتر» و «اینترنت اشیاء» نشان‌دهندهٔ توجه فزاینده به پیاده‌سازی‌های عملی در حوزه‌های مختلف است. دست‌اندرکاران می‌توانند از این سازگاری‌های خاص حوزه برای افزایش توضیح‌پذیری سیستم‌های هوش‌مصنوعی خود بهره ببرند.
- برای نهادهای تأمین مالی و مؤسسات پژوهشی، تحلیل جغرافیایی و سازمانی پژوهش، مبنایی برای تصمیم‌گیری آگاهانه در تخصیص راهبردی منابع فراهم می‌سازد. تمرکز فعالیت‌های پژوهشی در برخی کشورها و مؤسسات، نشان‌دهندهٔ ظرفیت‌های بالقوه برای طراحی ابتکارات هدفمند با هدف افزایش مشارکت و تقویت تنوع در این حوزهٔ راهبردی است. همچنین، شناسایی حوزه‌های نوظهور پژوهش می‌تواند در تعیین اولویت‌های سرمایه‌گذاری نقشی مؤثر ایفا کند تا شکاف‌های اساسی پوشش داده شده و پیشرفت در حوزه‌های کمتر کاوش‌شده تسریع یابد.

علی‌رغم این پیشرفت‌ها، یافته‌ها همچنین چندین چالش و شکاف در پژوهش‌ها را نشان می‌دهند که باید به آن‌ها پرداخته شود. نخستین چالش کلیدی در ادغام جنبه‌های اخلاقی در حوزه‌های پژوهشی هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش نهفته است. اگرچه پیشرفت‌هایی در توانمندسازی سیستم‌های هوش‌مصنوعی برای شفاف‌تر و توضیح‌پذیر شدن حاصل شده است، اما نگرانی‌های مربوط به رعایت انصاف، مسئولیت‌پذیری، و تعصب همچنان تا حد زیادی حل نشده باقی مانده‌اند. برای مثال، استفاده از گراف دانش در سیستم‌های تصمیم‌گیری ممکن است ناخواسته تعصبات ذاتی موجود در داده‌ها را تداوم بخشد و منجر به نتایج ناعادلانه یا تبعیض‌آمیز شود. حل این مسائل مستلزم یک استراتژی چند رشته‌ای است که تخصص فنی را با بینش علوم اجتماعی، حقوق، و اخلاق ترکیب کند.

یافته‌ها همچنین بر نیاز به افزایش همکاری و تبادل دانش در جامعهٔ پژوهشی جهانی تأکید می‌کنند. اگرچه کشورهایی مانند چین و ایالات متحده پیشرفت‌های قابل توجهی در پژوهش‌های هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش داشته‌اند، شکاف فعلی در بهره‌وری علمی بین این کشورها و سایر کشورها ضرورت تقویت همکاری‌های بین‌المللی را برجسته می‌کند. تلاش‌های مشترک، از جمله پروژه‌های پژوهشی مشترک، برنامه‌های تبادل دانشجو، و آزمایشگاه‌های دسترسی آزاد، می‌توانند این شکاف را پر کرده و مزایای فناوری‌های هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش را در اختیار پژوهشگران در سراسر جهان قرار دهند.

علاوه‌بر تشویق همکاری، سرمایه‌گذاری در برنامه‌های آموزشی و تربیتی که محققان و متخصصان را برای کار در ادغام هوش‌مصنوعی و گراف دانش مجهز می‌کند، ضروری است. این برنامه‌ها باید هم بر ابعاد فنی و هم بر ابعاد اجتماعی این زمینه‌ها تأکید کنند تا کارآموزانی را آماده کنند که بتوانند سیستم‌های هوش‌مصنوعی را توسعه دهند که نه‌تنها از نظر فنی امکان‌پذیر باشند، بلکه از نظر اخلاقی نیز سالم و از نظر اجتماعی مسئول باشند.

در نهایت، بدون اشاره به جهت‌گیری‌های آینده برای پژوهش‌های هوش‌مصنوعی و گراف دانش بحث کامل نخواهد بود. یک جهت‌گیری، ترکیب این فناوری‌ها با حوزه‌های پژوهشی نوظهور مانند محاسبات کوانتومی، بلاک‌چین، و محاسبات لبه‌ای است. برای مثال، محاسبات کوانتومی پتانسیل انجام محاسبات پیچیده با سرعت‌های بی‌سابقه را دارد که می‌تواند به راحتی مقیاس‌پذیری مدل‌های مبتنی بر گراف دانش را افزایش دهد. به همین ترتیب، فناوری بلاک‌چین می‌تواند یک سیستم غیرمتمرکز و شفاف برای مدیریت داده‌های گراف دانش ارائه دهد و یکپارچگی و اطمینان‌پذیری آن را حفظ کند. در مقابل، محاسبات لبه‌ای می‌تواند پردازش بلادرنگ الگوریتم‌های هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش را در دستگاه تسهیل کند و فرصت‌های کاربردی جدیدی را در سناریوهای اینترنت اشیاء و شهرهای هوشمند ایجاد کند.

۶. نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با بهره‌گیری از روش علم‌سنجی و ابزارهای تصویری‌سازی مانند ووس‌ویور و یوسینت، تصویری جامع از وضعیت و روندهای پژوهشی در حوزهٔ هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش در بازهٔ زمانی ۲۰۲۰ تا ۲۰۲۴ ارائه می‌دهد. تحلیل داده‌ها نشان می‌دهد که تولیدات علمی در این تقاطع، طی این دوره رشد چشمگیر و پیوسته‌ای داشته‌اند. همان‌گونه که در جدول۱ گزارش شده است، تعداد انتشارات از ۱۳۰۶ مورد در سال ۲۰۲۰ به ۴۰۳۳ مورد در سال ۲۰۲۴ افزایش یافته است که نشان‌دهندهٔ گسترش قابل توجه این حوزه در چهار سال اخیر است.

تحلیل جغرافیایی خروجی پژوهشی، نابرابری‌های آشکاری را در مشارکت کشورها نشان می‌دهد. چین با بیشترین سهم از تولید علمی، در جایگاه نخست قرار دارد و پس از آن ایالات متحده و آلمان رتبه‌های دوم و سوم را به خود اختصاص داده‌اند. این سه کشور مجموعاً بیش از ۶۷ درصد از کل انتشارات را تولید کرده‌اند. ایران نیز با قرارگیری در رتبهٔ ۳۷، سهمی نسبتاً محدود از فعالیت‌های پژوهشی در این زمینه دارد.

در سطح سازمانی، آکادمی علوم چین با ۵۳۱ انتشار، فعال‌ترین نهاد پژوهشی در این حوزه شناخته می‌شود و ۸۴ ۳ درصد از کل تولید علمی را به خود اختصاص داده است. دانشگاه آکادمی علوم چین و دانشگاه تسینگ‌هوا نیز به ترتیب با ۲۷۹ و ۲۱۳ مقاله در جایگاه‌های بعدی قرار دارند. تمرکز قابل توجه تولیدات علمی در میان ۱۰ مؤسسهٔ برتر –که مجموعاً حدود ۳ ۱۵ درصد از کل انتشارات را منتشر کرده‌اند– نشان می‌دهد که ساختار سازمانی پژوهش در این حوزه تا حد زیادی متمرکز است. شایان توجه است که ۷ مورد از این مؤسسات در کشور چین مستقر هستند و این امر بار دیگر بر نقش برجستهٔ چین در پیشبرد پژوهش‌های این حوزه تأکید می‌کند.

تحلیل کلیدواژه‌ها، تمرکز موضوعی پژوهش را پیرامون اصطلاحاتی نظیر «گراف دانش»، «هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر»، و «یادگیری ماشین» نشان می‌دهد که بازتابی از هم‌گرایی محتوایی این حوزه‌ها است. شبکهٔ هم‌رخدادی کلیدواژه‌ها چهار خوشهٔ اصلی را آشکار می‌سازد: (۱) مدل‌سازی و استدلال مبتنی بر گراف، (۲) فناوری‌های معنایی و پردازش زبان طبیعی، (۳) سازوکارهای توضیح در یادگیری ماشین، و (۴) استخراج ویژگی و مدل‌سازی پیش‌بینی‌کننده. این ساختار خوشه‌ای، ماهیت بین‌رشته‌ای پژوهش در تقاطع هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر و گراف دانش را برجسته می‌سازد و اهمیت آن را در پاسخ به چالش‌های شفافیت در سامانه‌های هوشمند نشان می‌دهد.

بررسی سیر زمانی ظهور کلیدواژه‌ها، زمینه‌های نوظهور پژوهشی را مشخص می‌سازد که مسیرهای امیدوارکننده‌ای را برای پژوهش‌های آینده نمایان می‌کنند. این زمینه‌ها با کلیدواژه‌هایی قابل شناسایی هستند که طی سال‌های اخیر، به‌ویژه در ۲۰۲۳ و ۲۰۲۴، افزایش چشمگیری در بسامد استفاده داشته‌اند.

یافته‌های این مطالعه از منظر نظری، چارچوب‌های تقلیل‌گرایانهٔ موجود را در مورد مفهوم توضیح‌پذیری به چالش می‌کشد و بر ماهیت چندلایه و پیچیدهٔ شفافیت در سیستم‌های هوش‌مصنوعی تأکید دارد. همچنین، روند پژوهشی بیانگر تغییر رویکرد از توضیحات مبتنی بر ویژگی به توضیحات رابطه‌محور و افزایش توجه به ابعاد زبانی و تعاملی توضیح است. از منظر کاربردی، نتایج این تحلیل نقشه‌ای کارآمد برای پژوهشگران فراهم می‌سازد. علاوه‌بر آن، توصیه‌هایی راهبردی برای توسعه‌دهندگان سامانه‌های هوش‌مصنوعی و نیز بینش‌هایی عملی برای نهادهای تأمین مالی و سیاست‌گذاران ارائه می‌دهد.

در عین حال، نتایج پژوهش شکاف‌ها و فرصت‌های مغفول‌مانده‌ای را نیز نمایان می‌سازد. با وجود پیشرفت‌های چشمگیر در کشورهای توسعه‌یافته، ادغام گراف دانش و هوش‌مصنوعی توضیح‌پذیر در بسیاری از کشورهای در حال توسعه همچنان محدود است. در پژوهش‌های آتی باید به چالش‌های نوظهوری مانند مقیاس‌پذیری، پردازش در زمان واقعی، و ملاحظات اخلاقی بپردازند تا مسیر توسعهٔ سامانه‌هایی را هموار سازند که نه‌تنها قدرتمند و قابل اتکا، بلکه منصفانه و پاسخ‌گو نیز باشند.

در مجموع، با پیشرفت مستمر قابلیت‌ها و پیچیدگی سامانه‌های هوش‌مصنوعی، نیاز به رویکردهای توضیح‌پذیر، ضرورتی فزاینده پیدا می‌کند. تلفیق گراف دانش با سامانه‌های هوشمند توضیح‌پذیر، افقی نویدبخش برای پاسخ‌گویی به این نیاز فراهم می‌سازد. این هم‌گرایی، امکان بهره‌گیری از غنای معنایی بازنمایی‌های ساختاریافته را در کنار سازوکارهای شفافیت در مدل‌های یادگیرنده فراهم می‌کند.

۷. منابع

Alonso, J. M., Castiello, C., & Mencar, C. (2018, May). A bibliometric analysis of the explainable artificial intelligence research field. In *International conference on information processing and management of uncertainty in knowledge-based systems* (pp. 3-15). Cham: Springer International Publishing. http://dx.doi.org/10.1007/978-3-319-91473-2_1.

Angelov, P. P., Soares, E. A., Jiang, R., Arnold, N. I., & Atkinson, P. M. (2021). Explainable artificial intelligence: an analytical review. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 11(5), e1424. DOI: 10.1002/widm.1424.

Asareh, F., Heidari, G., Zare Farashbandi, F., & Haji Zein-al-Abedini, M. (2009). From bibliometrics to webometrics: An analysis of perspectives, rules, and indicators (1st ed., 225 pages, illustrated, tables, charts). *Tehran: Ketabdar*.

Bianchi, F., Rossiello, G., Costabello, L., Palmonari, M., & Minervini, P. (2020). Knowledge graph embeddings and explainable AI. *arXiv preprint arXiv:2004.14843*.

Confalonieri, R., Kutz, O., Calvanese, D., Alonso-Moral, J. M., & Zhou, S. M. (2024). The role of ontologies and knowledge in Explainable AI. *Semantic Web*, 15(4), 933-936. DOI 10.3233/SW-243529.

Ehrlinger, L., & Wöß, W. (2016). Towards a definition of knowledge graphs. *SEMANTiCS* (Posters, Demos, SuCCESS), 48(1-4), 2.

FUBI, A., Nissen, V., & Heringklee, S. H. (2023). Knowledge graph-based explainable artificial intelligence for business process analysis. *International Journal of Semantic Computing*, 17 (2), 173–197. https://doi.org/10.1142/S1793351X23600024.

Ivancheva, L. (2008). Scientometrics today: A methodological overview. *Collnet journal of scientometrics and information management*, 2(2), 47-56.

Leydesdorff, L., & Milojević, S. (2012). Scientometrics. *arXiv preprint arXiv*:1208.4566.

Martinez-Rodriguez, J. L., Lopez-Arevalo, I., & Rios-Alvarado, A. B. (2018). Openie-based approach for knowledge graph construction from text. *Expert Systems with Applications*, 113, 339-355.

Mohamed, S. K., Nounu, A. G., & Nováček, V. (2020). Biological applications of knowledge graph embedding models. *Briefings in Bioinformatics*,Article bbaa012. Advance online publication. https://doi.org/10.1093/bib/bbaa012.

Rajabi, E., & Etminani, K. (2024). Knowledge-graph-based explainable AI: A systematic review. *Journal of Information Science*, 50(4), 1019-1029. DOI: 10.1177/01655515221112844.

Salih, A. M., Raisi Estabragh, Z., Galazzo, I. B., Radeva, P., Petersen, S. E., Lekadir, K., & Menegaz, G. (2024). A perspective on explainable artificial intelligence methods: SHAP and LIME. *Advanced Intelligent Systems*, 2400304. DOI: 10.1002/aisy.202400304.

Sengupta, I. N. (1993). A review of bibliometrics, informetrics, scientometrics, and librametrics (Vazirpor Ashmiri (Golzari),M., Trans.*). Research Journal of Information Processing and Management*, 10(2), 38-58.

Sharma, C., Sharma, S., Sharma, K., Sethi, G. K., & Chen, H. Y. (2024). Exploring explainable AI: a bibliometric analysis. *Discover Applied Sciences*, 6(11), 1-23. https://doi.org/10.1007/s42452-024-06324-z.

Tiddi, I., & Schlobach, S. (2022). Knowledge graphs as tools for explainable machine learning: A survey. *Artificial Intelligence*, 302. https://doi.org/10.1016/j.artint.2021.103627.

Vilone, G., & Longo, L. (2021). Notions of explainability and evaluation approaches for explainable artificial intelligence. *Information Fusion*, 76, 89–106. https://doi.org/10.1016/j.inffus.2021.05.009.

Xu, S., Liu, S., Jing, C., & Li, S. (2023). Event Knowledge Graph: A Review Based on Scientometric Analysis. *Applied Sciences*, 13(22), 12338. https://doi.org/10.3390/app132212338.

Zou, X. (2020, March). A survey on application of knowledge graph. In Journal of Physics: Conference Series (Vol. 1487, No. 1, p. 012016). *IOP Publishing*. doi:10.1088/1742-6596/1487/1/012016.