

# Analysis of the Knowledge Structure, Thematic Evolution, and Emerging and Future Research Directions in User Interface Design for Explainable Artificial Intelligence (XAI) in Decision-Making Dashboards: A Scientometric Study

## Abstract

**Purpose:** The rapid diffusion of artificial intelligence (AI) in organizational decision environments has intensified concerns about transparency, interpretability, and user trust. As complex machine learning models increasingly support managerial and policy decisions, the need for Explainable Artificial Intelligence (XAI) has become essential to ensure that decision-makers understand and appropriately use algorithmic outputs. Decision dashboards have emerged as key interfaces through which AI-driven insights are delivered to managers and analysts. Despite this growing importance, the intellectual structure and thematic evolution of XAI within decision dashboard design have not yet been systematically examined. The purpose of this study is therefore to analyze the knowledge structure, conceptual foundations, and thematic development of research on Explainable Artificial Intelligence in decision dashboards. Using scientometric techniques, the study identifies core research themes, emerging trends, and structural relationships shaping this rapidly developing field. It also highlights how technical developments in AI intersect with human-centered design, decision support systems, and visualization approaches in explainable decision dashboards.

**Methodology:** This study adopts a scientometric and bibliometric approach to map the intellectual landscape of XAI research in decision dashboards. Data were collected from the Scopus and Web of Science databases to ensure comprehensive coverage of peer-reviewed literature. Following the PRISMA protocol for systematic screening and refinement, an initial dataset of 942 records was identified. After applying inclusion criteria and restricting the corpus to original research articles, 201 records from Scopus and 112 from Web of Science were retained. Duplicate and irrelevant records were removed, resulting in a final dataset of 269 articles. Data standardization and descriptive bibliometric analyses were conducted using the Bibliometrix package and the Biblioshiny interface. These tools enabled the examination of publication trends, leading journals, and author productivity patterns, including Bradford's and Lotka's laws. To explore the conceptual structure of the field, keyword co-occurrence network analysis was performed using VOSviewer. Network, density, and overlay visualizations were generated to identify thematic clusters, intellectual linkages, and temporal changes in research topics. Additionally, thematic evolution mapping and logistic growth modeling were applied to examine the developmental trajectory of the field.

**Findings:** The findings show that research on Explainable Artificial Intelligence in decision dashboards is evolving from a purely technical and algorithm-centered domain toward a multidimensional and interdisciplinary knowledge structure. Co-occurrence analysis reveals that the intellectual core of the field is organized around three central concepts: Explainable AI, decision making, and deep learning. These themes form the primary hub of the conceptual network, indicating that explainability is increasingly recognized as a fundamental component of intelligent decision support systems rather than a supplementary feature of machine learning models. The results also reveal several interconnected thematic clusters, including human-ethical considerations, technical-methodological development, applied operational contexts, cognitive-autonomous systems, and emerging specialized topics. This structure reflects the convergence of two complementary research logics: algorithmic performance and engineering efficiency on the one hand, and human understanding, trust, and accountability on the other. Density visualization confirms that the highest concentration of research lies at the intersection of Explainable AI, decision making, and deep learning, highlighting the central role of deep learning technologies in the field. However, these technologies require integration with interpretability mechanisms and user interface design to be effective in decision dashboards. Overlay visualization further indicates a thematic transition over time. Earlier research focused on classical machine learning techniques such as neural networks and support vector machines, whereas recent studies increasingly emphasize visual deep learning, visualization techniques, trust, and intelligent decision support systems. Another key finding is that concepts such as trust and visualization have moved from peripheral topics to integral components of XAI systems, emphasizing the growing importance of user comprehension and interaction in AI-supported decision processes. Logistic growth modeling also indicates that the field remains in a rapid expansion phase and has not yet reached scientific saturation.

**Conclusion:** The results demonstrate that the research landscape of Explainable Artificial Intelligence in decision dashboards is shifting from a technology-centered paradigm toward a human- and decision-centered paradigm. Explainability is increasingly understood not only as a technical capability that clarifies algorithmic outputs but also as a cognitive bridge between complex AI systems and human decision-makers. The findings highlight that the effectiveness of AI-enabled decision dashboards depends not only on predictive accuracy but also on the ability of systems to communicate reasoning processes in an interpretable and trustworthy manner. Consistent with previous studies, the practical value of explainable AI emerges when explanations enhance transparency, foster user trust, and support informed decision-making in complex environments. By mapping the intellectual structure and thematic evolution of this interdisciplinary domain, the study provides insights into its conceptual foundations and future research directions. In particular, it emphasizes the importance of integrating deep learning technologies with explainability mechanisms, visualization techniques, and human-centered interface design to develop effective decision dashboards.

**Keywords:** Explainable Artificial Intelligence (XAI), Decision dashboards, Decision support systems, Scientometric analysis, Deep learning, Human-centered AI, Visualization, Decision making, Research fronts, Future research directions, Emerging trends

Receive:

.././....

Acceptance:

.././....

# تحلیل ساختار دانشی، تکامل موضوعی و جهت‌گیری‌های آینده و نوظهور در پژوهش‌های طراحی رابط کاربری برای هوش مصنوعی توضیح‌پذیر (XAI) در داشبوردهای تصمیم‌گیری: مطالعه‌ای علم‌سنجی

## چکیده

**هدف:** گسترش کاربردهای هوش مصنوعی در محیط‌های تصمیم‌گیری سازمانی، ضرورت توجه به شفافیت، تفسیرپذیری و اعتماد کاربران به خروجی‌های الگوریتمی را افزایش داده است. در این میان، هوش مصنوعی توضیح‌پذیر به‌عنوان رویکردی برای قابل‌فهم ساختن منطق تصمیم‌گیری مدل‌های پیچیده مطرح شده و داشبوردهای تصمیم‌گیری به یکی از مهم‌ترین بسترهای ارائه این توضیحات تبدیل شده‌اند. با وجود اهمیت و نوظهور بودن این حوزه، ساختار دانشی و روندهای موضوعی پژوهش‌های مرتبط با هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری به‌صورت نظام‌مند بررسی نشده است. از این‌رو، هدف این پژوهش تحلیل ساختار فکری و تکامل موضوعی این حوزه علمی است.

**روش‌شناسی:** این پژوهش با بهره‌گیری از رویکرد علم‌سنجی انجام شده است. داده‌های پژوهش از پایگاه‌های اسکوپوس و وب‌آو‌ساینس گردآوری شد. پس از اجرای فرایند غربالگری نظام‌مند بر اساس دستورالعمل پریما، مجموعه نهایی شامل ۲۶۹ مقاله پژوهشی به‌دست آمده، با استفاده از بسته Bibliometrix در محیط Biblioshiny مورد تحلیل‌های علم‌سنجی قرار گرفت. همچنین، ضمن بکارگیری نقشه تکامل موضوعی برای بررسی روند تحول پژوهش‌ها، برای تحلیل هم‌رخدادی واژگان و ترسیم نقشه‌های شبکه‌ای، چگالی و همپوشانی زمانی از نرم‌افزار VOSviewer استفاده شد.

**یافته‌ها:** نتایج نشان داد که هسته مفهومی این حوزه در پیوند میان سه مفهوم «هوش مصنوعی توضیح‌پذیر»، «تصمیم‌گیری» و «یادگیری عمیق» شکل گرفته است. تحلیل خوشه‌بندی مفهومی وجود چند خوشه اصلی شامل ابعاد انسانی-اخلاقی، فنی-روش‌شناسانه و کاربردی را نشان داد. همچنین نتایج حاکی از آن است که مسیر تحول پژوهش‌ها از روش‌های کلاسیک یادگیری ماشین به سمت موضوعاتی مانند بصری‌سازی، اعتماد و سیستم‌های تصمیم‌یار هوشمند حرکت کرده است.

**نتیجه‌گیری:** یافته‌ها نشان می‌دهد که این حوزه در حال گذار از پارادایم «فناوری محور» به پارادایم «انسان محور و تصمیم‌محور» است. در این چارچوب، توضیح‌پذیری پلی میان مدل‌های هوش مصنوعی و فهم کاربران محسوب می‌شود و توسعه آینده داشبوردهای تصمیم‌گیری مستلزم تلفیق یادگیری عمیق، سازوکارهای توضیح‌پذیری و طراحی رابط کاربر انسان محور خواهد بود.

**واژگان کلیدی:** هوش مصنوعی توضیح‌پذیر، داشبوردهای تصمیم‌گیری، سیستم‌های پشتیبان تصمیم، تحلیل علم‌سنجی، یادگیری عمیق، بصری‌سازی، تصمیم‌گیری، جبهه‌های پژوهشی، روندهای نوظهور، جهت‌گیری‌های آینده پژوهش

سپهر نوروزی چاکلی<sup>۱\*</sup>  
احسان موسوی خانقاه<sup>۲</sup>

۱. دانشجوی کارشناسی مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه گیلان، رشت، ایران؛ و

دانشجوی کارشناسی مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شاهد، تهران، ایران.

[Noroozi.sepehr@gmail.com](mailto:Noroozi.sepehr@gmail.com) <https://orcid.org/0009-0008-8784-1210>

۲. دانشیار، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شاهد، تهران، ایران، (نویسنده مسئول).  
[emousavi@shahed.ac.ir](mailto:emousavi@shahed.ac.ir) <https://orcid.org/0000-0002-4192-8010>

## مقدمه و بیان مسئله

هوش مصنوعی در سال‌های اخیر به یکی از اثرگذارترین فناوری‌های عمومی منفعت‌محور تبدیل شده و در حوزه‌هایی مانند سلامت، آموزش، صنعت، مدیریت و تصمیم‌گیری سازمانی نقش فزاینده‌ای یافته است (Tveita & Hustad, ۲۰۲۵). گزارش‌های معتبر بین‌المللی نیز نشان می‌دهند که اثرگذاری این فناوری بر بهره‌وری، کیفیت کار و شیوه تصمیم‌سازی انسان‌ها روزبه‌روز پررنگ‌تر می‌شود. با این حال، گسترش کاربردهای هوش مصنوعی، به طور هم‌زمان با افزایش نگرانی‌ها درباره شفافیت، اعتماد، سوگیری، و قابلیت فهم خروجی مدل‌ها همراه بوده است؛ به همین دلیل، ضرورت حرکت به سوی هوش مصنوعی توضیح‌پذیر<sup>۱</sup> بیش از پیش مورد توجه قرار گرفته است (Barredo et al., ۲۰۲۰).

در این میان، طراحی رابط کاربری برای هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری، به‌عنوان یکی از مهم‌ترین مسیری‌های تبدیل خروجی‌های پیچیده مدل‌های هوش مصنوعی به اطلاعات قابل‌استفاده برای انسان مطرح شده است. این حوزه بر آن است که توضیحات مدل، نه صرفاً از نظر فنی، بلکه از منظر کاربر، زمینه کاربرد، سطح دانش مخاطب و نیاز تصمیم‌گیرنده طراحی شوند. در واقع، یک داشبورد تصمیم‌گیری مبتنی بر هوش مصنوعی توضیح‌پذیر باید بتواند میان «دقت الگوریتمی» و «فهم انسانی» پیوند برقرار کند؛ به این معنا که توضیحات ارائه‌شده نه تنها معتبر باشند، بلکه برای کاربر نیز قابل‌درک، عملی و متناسب با وظیفه تصمیم‌گیری باشند (Miller, ۲۰۱۹). پژوهش‌های اخیر نیز نشان می‌دهند که موفقیت هوش مصنوعی توضیح‌پذیر به‌شدت به طراحی انسان‌محور، ارزیابی تجربه کاربر، و یکپارچگی توضیحات با جریان واقعی کار وابسته است (Kim et al., ۲۰۲۴).

این حوزه را می‌توان یک حوزه نوظهور و در حال تثبیت دانست. شواهد کتاب‌سنجی نشان می‌دهد که ادبیات XAI رشد بسیار سریعی داشته و بخش عمده این رشد از سال‌های پایانی دهه ۲۰۱۰ به بعد شکل گرفته است؛ به طوری که برخی مطالعات کتاب‌سنجی با بررسی هزاران مقاله هوش مصنوعی توضیح‌پذیر، جهش کمی این حوزه و شکل‌گیری خوشه‌های پژوهشی جدید را گزارش کرده‌اند (Alonso et al., ۲۰۱۸; Ammar et al., ۲۰۲۴; Chen et al., ۲۰۲۳; Rejeb et al., ۲۰۲۴; Russo & Vistocco, ۲۰۲۶). در کنار آن، مطالعات مروری دیگر نیز نشان می‌دهند که هنوز اجماع روشنی درباره استانداردهای طراحی، شیوه‌های ارزیابی و الگوهای مؤثر برای توضیح‌پذیری وجود ندارد (Ali et al., ۲۰۲۳)؛ برای مثال، در یک مرور نظام‌مند از مطالعات کاربرمحور هوش مصنوعی توضیح‌پذیر، تنها بخش محدودی از پژوهش‌ها از چارچوب‌های ارزیابی مشترک استفاده کرده‌اند که خود نشان‌دهنده پراکندگی و ناپختگی نسبی این حوزه است (Kim et al., ۲۰۲۴). همچنین پژوهش‌های جدید در زمینه تصمیم‌یارهای بالینی<sup>۲</sup> و داشبوردهای مبتنی بر هوش مصنوعی نشان داده‌اند که کاربران، به‌ویژه متخصصان، توضیحات کوتاه، بصری، ساده و متناسب با زمینه کار را ترجیح می‌دهند و در عین حال، بسیاری از نمایش‌های رایج مانند برخی نمودارهای تبیینی پیچیده را به راحتی قابل‌فهم نمی‌دانند (Fouad et al., ۲۰۲۶; Hunsicker et al., ۲۰۲۶).

در حوزه‌های مرتبط نیز ابعاد مطالعاتی متنوعی دیده می‌شود که نشان می‌دهد طراحی رابط کاربری برای هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری صرفاً یک مسئله فنی نیست، بلکه یک موضوع میان‌رشته‌ای است که به تعامل انسان و کامپیوتر، بصری‌سازی داده، بار شناختی، تجربه کاربری، و زمینه کاربرد وابسته است. برای نمونه، مطالعات اخیر درباره هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در سیستم‌های پشتیبان تصمیم‌گیری بالینی بر نیاز به توضیحات عملی، قابل‌هضم و ادغام‌شده با روند کاری تأکید کرده‌اند (Rezaeian et al., ۲۰۲۶; Shiddik, ۲۰۲۶). در همین راستا، پژوهش‌های دیگر نیز به نقش عناصر بصری، تعامل‌پذیری، دسترس‌پذیری، و ارزیابی کاربر در طراحی داشبوردهای تصمیم‌گیری مبتنی بر هوش مصنوعی پرداخته‌اند (Mahanta et al., ۲۰۲۶; Prasad et al., ۲۰۲۶). این تنوع موضوعی نشان

<sup>۱</sup> Explainable Artificial Intelligence (XAI)

<sup>۲</sup> Clinical decision aids

می‌دهد که حوزه مورد نظر شما در حال شکل‌گیری به‌عنوان یک قلمرو دانشی مستقل است، اما هنوز نقشه روشن و منسجمی از ساختار درونی آن ارائه نشده است.

در چنین شرایطی، علم‌سنجی می‌تواند ابزار مناسبی برای آشکارسازی ساختار دانشی این حوزه باشد. علم‌سنجی با تحلیل تولیدات علمی، استنادها، هم‌رخدادی کلیدواژه‌ها، شبکه نویسندگان، کشورها، دانشگاه‌ها و مجلات، امکان ترسیم نقشه‌ای از رشد، تمرکزهای موضوعی، ساختارهای راهبردی دانش و روندهای تحول یک حوزه پژوهشی را فراهم می‌کند. به بیان دیگر، مطالعه ساختار دانشی می‌تواند به پژوهشگران نشان دهد که مرزهای دانشی حوزه تا به کجا پیش رفته است، کدام جریان‌های فکری و موضوعی در حال شکل‌دادن به آن هستند، بازیگران اصلی چه کسانی‌اند، و شکاف‌های پژوهشی در کجا قرار دارند (۲۰۰۶، Van Leeuwen؛ ۲۰۰۸، Ivancheva؛ ۲۰۲۳، Haghani). مطالعات علم‌سنجی نشان داده است که این حوزه می‌تواند برای شناسایی خوشه‌های پژوهشی، موضوعات داغ، کشورها و نویسندگان اثرگذار، و نیز جهت‌گیری‌های آینده حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر نیز بسیار مفید و ضروری باشد. حتی تحلیل شناسایی نویسندگان و نشریات برجسته که از مهم‌ترین قوانین کلاسیک حوزه علم‌سنجی محسوب می‌شود، با ظهور ابزارهای نوین بیش از پیش در صدر توجهات پژوهشگران برای ارزیابی ساختار دانش قرار گرفته است (۱۹۲۶، Lotka؛ ۱۹۸۵، Bradford) (۲۰۱۳، Torbati & Noroozi Chakoli؛ ۱۹۲۶، Lotka & Bradford).

بر این اساس، مسئله اصلی این پژوهش آن است که با توجه به اهمیت روزافزون هوش مصنوعی و جایگاه طراحی رابط کاربری برای حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری، ساختار دانشی این حوزه چگونه شکل گرفته است؟ این که چه زیرشاخه‌ها و حوزه‌های مرتبط و راهبردی در این قلمرو وجود دارد، این حوزه نوظهور تاکنون بر چه زمینه‌های موضوعی و پژوهشی تمرکز داشته است و قوانین لوتکا و بردفورد چگونه بر روابط نویسندگان و مجلات این حوزه حاکم است، از مسائل اساسی مطرح در این پژوهش به شمار می‌رود. بی‌تردید، پاسخ به این پرسش‌ها می‌تواند تصویری روشن از وضعیت فعلی و مسیرهای آتی پژوهش در این حوزه ارائه دهد و به پژوهشگران کمک کند تا با شناخت بهتر از جبهه‌های پژوهش، تصمیم‌های دقیق‌تری برای ادامه پژوهش، همکاری علمی و انتخاب مسیرهای آینده اتخاذ کنند.

## پرسش‌های پژوهش

با توجه به مسائل مطرح شده در بخش پیشین، این پژوهش در پی پاسخگویی به پرسش‌های زیر است:

۱. الگوی رشد و توزیع زمانی تولیدات علمی در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری در سطح بین‌المللی چگونه است؟
۲. الگوی توزیع انتشارات در مجلات حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری، چگونه از قانون برادفورد پیروی می‌کند و چه نوع ساختاری را در تمرکز و پراکندگی مجلات نشان می‌دهد؟
۳. الگوی بهره‌وری نویسندگان حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری، چگونه سازمان یافته است و بر اساس قانون لوتکا، رهبران علمی تا چه میزان جهت‌گیری و تمرکز بدنه دانش این حوزه را شکل می‌دهند؟
۴. ساختار فکری و راهبردی خوشه‌های اصلی دانش در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری از چه الگویی تبعیت می‌کند و مؤلفه‌های متمایز و کلیدی هر خوشه کدام‌اند؟
۵. با رویکرد آینده‌پژوهانه، موضوعات هسته اصلی و نوظهور پژوهش در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری، کدام‌اند و روند تکامل ساختار دانشی آن‌ها در طول زمان چگونه قابل تفسیر است؟

## چارچوب نظری

هوش مصنوعی توضیح‌پذیر (XAI) به‌عنوان یک حوزه پژوهشی مهم و راهبردی با هدف افزایش شفافیت، قابلیت اعتماد و تفسیرپذیری سیستم‌های هوشمند ظهور کرده است. در این زمینه، گراف‌های دانش<sup>۱</sup> با فراهم کردن یک چارچوب ساختاریافته برای نمایش و سازمان‌دهی روابط پیچیده میان موجودیت‌های داده، نقشی اساسی در بهبود درک مفهومی داده‌ها ایفا می‌کنند. از سال ۲۰۲۰ به بعد، قابلیت توضیح‌پذیری<sup>۲</sup> به‌عنوان یکی از عوامل کلیدی برای پذیرش سیستم‌های هوش مصنوعی، کاربرد گسترده‌ای یافت. دلایل مجهز کردن سیستم‌های هوشمند به قابلیت توضیح‌پذیری فقط به حقوق کاربران یا پذیرش فناوری محدود نمی‌شود؛ بلکه بهره‌گیری از این قابلیت برای طراحان و توسعه‌دهندگان نیز ضروری است تا بتوانند استحکام سیستم را افزایش دهند و امکان عیب‌یابی برای جلوگیری از سوگیری، بی‌عدالتی و تبعیض را فراهم کنند. همچنین این ویژگی می‌تواند اعتماد کاربران را نسبت به اینکه چرا و چگونه تصمیم‌ها گرفته می‌شوند افزایش دهد (Confalonieri et al., ۲۰۲۱).

با وجود این، هنوز توافق روشنی درباره اینکه «توضیح» دقیقاً چیست یا یک «توضیح خوب» چه ویژگی‌هایی دارد وجود ندارد؛ بطوری که برداشت‌های مختلفی از توضیح در گونه‌های متفاوت سیستم‌های هوش مصنوعی و رشته‌های گوناگون بررسی شده‌اند. نخستین مفاهیم توضیح‌پذیری در هوش مصنوعی همراه با سیستم‌های خبره پس از اواسط دهه ۱۹۸۰ کم‌رنگ شدند (Buchanan & Shortliffe, ۱۹۸۴)، اما با موفقیت‌های اخیر در فناوری یادگیری ماشین دوباره مورد توجه قرار گرفتند (Guidotti et al., ۲۰۱۸).

آنجلوف (Angelov et al., ۲۰۲۱) در سال ۲۰۲۱ بر این باور بود که پژوهش‌های حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر هنوز عمدتاً به تحلیل حساسیت، انتشار لایه‌به‌لایه اهمیت ویژگی‌ها و انتساب، توضیح‌های شبه‌محلی به‌وسیله LIME، توضیح‌های افزایشی شیلی مبتنی بر نظریه بازی (SHAP)، مکان‌یابی مبتنی بر گرادیان و Grad-CAM، یا مدل‌های جانشین محدود است. اما واقعیت این است که پژوهش‌های این حوزه از سال ۲۰۲۲ به بعد به کلی دگرگون و متحول شده و به عرصه‌های گوناگونی وارد شده و بویژه در مسیر تاثیرگذاری بر داشبوردهای تصمیم‌گیری ورود پیدا کرده است (Akkem et al., ۲۰۲۶; Bornmann & Leydesdorff, ۲۰۱۴; Buñay-Guisñan et al., ۲۰۲۶; Nalela et al., ۲۰۲۶; Pereira & Maciel, ۲۰۲۶).

در چنین شرایطی است که علم سنجی می‌تواند برای شناسایی زمینه‌های پژوهشی گذشته و حال و پیش‌بینی‌کننده مسیرهای پژوهشی آینده به کمک بیاید. علم سنجی با برخورداری از روشها، فنون و ابزارهای گوناگون قادر است مسیری که حوزه‌های علمی پیموده‌اند و به تکامل رسیده‌اند را رصد کند، حوزه‌های نوظهور آنها را شناسایی کند و راهی روشن پیش روی پژوهشگران و علاقمندان قرار دهد (Bornmann & Leydesdorff, ۲۰۱۴). در صورت تکیه بر نتایج علم سنجی در مسیر سیاست‌گذاری و برنامه‌ریزی پژوهشی، برنامه‌ها و نقشه‌راه آینده در حوزه‌های موضوعی، از جمله در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری، از پشتوانه علمی و عملی قابل اتکا برخوردار خواهد شد و احتمال خطا در تدوین راهبردهای عملیاتی، به شدت کاهش می‌یابد.

## پیشینه پژوهش

تاکنون پژوهشی از نوع علم سنجی در خصوص هوش مصنوعی توضیح‌پذیر (XAI) در داشبوردهای تصمیم‌گیری، یافت نشد. با وجود این، پژوهش‌های متعددی وجود دارد که در آنها با تکیه بر فنون و روشهای علم سنجی و کتابسنجی، روندهای موضوعی حوزه‌های علمی گوناگون مورد مطالعه قرار گرفته است که می‌توان از آنها به‌عنوان پیشینه این پژوهش، الهام گرفت.

<sup>1</sup> Knowledge Graphs

<sup>2</sup> Explainability

کوتسوپپاس و نوسیوس (Koutsoupas & Nosios, ۲۰۲۶) در پژوهشی، یک تحلیل کتاب‌سنجی نظام‌مند از مقالات مجلات علمی داوری‌شده که بین سال‌های ۱۹۷۵ تا ۲۰۲۶ در پایگاه Scopus در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر چگونه در پژوهش‌های علوم اجتماعی و علوم انسانی پرداختند. آنها با استفاده از بسته bibliometrix در زبان R و با بررسی روند انتشار مقاله، الگوهای واژگانی، ساختارهای موضوعی و الگوهای استنادی، تلاش کردند نشان دهند ساختاربندی و ادغام هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در پژوهش‌های علوم اجتماعی و انسانی چگونه بوده است و در نهایت نشان دادند که پژوهش‌های هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در علوم اجتماعی و علوم انسانی از جایگاه مستحکمی در زیرساخت‌های گسترده‌تر یادگیری ماشین برخوردارند. در عین حال، ثابت کردند که الگوهای متمایزی در پذیرش روش‌ها و تمرکزهای موضوعی از خود نشان می‌دهند.

در پژوهشی دیگر، روسو و ویستوکو (Russo & Vistocco, ۲۰۲۶; Talmoudi & Choukir, ۲۰۲۶) با انجام پژوهش کتاب‌سنجی جامع در خصوص روند توسعه تحقیقات هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در بازه زمانی ۱۹۹۳ تا ۲۰۲۴، با استفاده از روش تحلیل شبکه، تحلیل تطابق چندگانه<sup>۱</sup> و تکنیک‌های هم‌استنادی<sup>۲</sup>، به شناسایی مشارکت‌کنندگان کلیدی، خوشه‌های اصلی پژوهشی، روندهای موضوعی و تکامل روش‌شناسی‌ها در این حوزه پرداختند. آنها نشان دادند که پژوهش‌های XAI بر دو محور اصلی «توسعه روش‌های فنی برای بهبود تفسیرپذیری مدل‌ها» و «کاربرد این روش‌ها در حوزه‌های متنوعی مانند سلامت، مدیریت ریسک، علم اقلیم» استوار بوده است. همچنین، آنها شبکه تاریخ‌نگارانه<sup>۳</sup> روند تحول XAI را از مفاهیم بنیادی تا کاربردهای تخصصی به تصویر کشیده و بر رشد میان‌رشته‌ای این حوزه تأکید می‌کند و در نهایت با هدف هدایت پیشرفت‌های آینده و تقویت همکاری بیشتر در این حوزه مهم، بینش‌های ارزشمندی درباره مسیر تحول پژوهش‌های XAI ارائه دادند.

تلمود و چوکیا (Talmoudi & Choukir, ۲۰۲۶) در یک تحلیل کتاب‌سنجی مبتنی بر پروتکل پریزما از نرم‌افزار R و بسته bibliometrix و با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی لووین<sup>۴</sup>، به تحلیل هم‌رخدادی واژگان و ترسیم نقشه ساختار مفهومی مقالات منتشرشده در حوزه سیستم‌های هشدار زودهنگام پرداختند و نشان دادند، موضوع‌های هوش مصنوعی مولد<sup>۵</sup> و سازه‌های روان‌شناختی از جمله موضوعات محرک، و موضوع هوش مصنوعی توضیح‌پذیر به عنوان موضوع نوظهور محسوب می‌شوند. آنها همچنین پیشنهاد دادند که مدیران آموزش عالی باید در حین رسیدگی به حکمرانی اخلاقی هوش مصنوعی، XAI را نیز با سیستم‌های خود ادغام کنند.

دائوویسون (Daovisan, ۲۰۲۶) در مطالعه‌ای به بررسی هوش مصنوعی توضیح‌پذیر ۵.۰ (XAI 5.0) در چارچوب فناوری‌های نوظهور برای نوآوری مسئولانه<sup>۶</sup> پرداخت. این مدل‌سازی آینده‌نگری فناوری نشان داد که مدل چندجمله‌ای درجه سوم<sup>۷</sup> بهترین برازش را با داده‌ها دارد و با ضرایب تعیین بالا همراه است.

مارچیانو و همکاران (Marciano et al., ۲۰۲۶) در پژوهشی در خصوص هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در حوزه سلامت، به مطالعه روند سالانه انتشار مقالات، نویسندگان اثرگذار، مؤسسات برجسته، توزیع جغرافیایی و الگوهای کلیدواژه‌ها پرداختند و سه خوشه مفهومی اصلی «کاربردهای بالینی و تصویربرداری تشخیصی»، «مبانی فنی شامل XAI و یادگیری عمیق»، و «حکمرانی الگوریتمی»<sup>۸</sup> را شناسایی کردند. آنها این پژوهش را به عنوان نخستین تحلیل کتاب‌سنجی معرفی می‌کنند که به‌طور صریح به تلاقی توضیح‌پذیری، اخلاق و مقررات‌گذاری در زمینه هوش مصنوعی پزشکی می‌پردازد و

<sup>1</sup> Multiple Correspondence Analysis

<sup>2</sup> Co-citation

<sup>3</sup> historiographic network

<sup>4</sup> Louvain

<sup>5</sup> Generative AI

<sup>6</sup> Responsible Innovation

<sup>7</sup> cubic polynomial

<sup>8</sup> Algorithmic Governance

علاوه بر ارائه یک نمای کلی کمی و یک ترکیب کیفی از این حوزه میان‌رشته‌ای در حال تحول فراهم می‌کند. با استناد به پیشینه مرور شده، می‌توان دریافت که هوش مصنوعی توضیح‌پذیر از یک مفهوم انتزاعی در علوم رایانه به یک ضرورت راهبردی در حوزه‌های میان‌رشته‌ای همچون سلامت، علوم اجتماعی و حکمرانی اخلاقی بدل شده است. در حالی که مطالعات پیشین بر شناسایی خوشه‌های فنی و روند انتشار در حوزه‌های کلی تمرکز داشته‌اند، اما خلأ یک تحلیل جامع علم‌سنجی که به‌طور اختصاصی بر «دانشوردهای تصمیم‌گیری» به عنوان نقطه تلاقی تحلیل بصری و هوش مصنوعی متمرکز باشد، کاملاً مشهود است. پژوهش حاضر با بهره‌گیری از متدولوژی‌های پیشرفته علم‌سنجی و مدل‌سازی آینده‌پژوهانه که در مطالعاتی همچون دائوویسون (Daovisan, ۲۰۲۶) و مارچیانو و همکاران (Marciano et al., ۲۰۲۶) مورد تأکید قرار گرفته، درصدد است تا این شکاف پژوهشی را پوشش داده و نقشه راهی برای ادغام نظام‌مند توضیح‌پذیری در اکوسیستم‌های تصمیم‌گیری ترسیم نماید.

## روش‌شناسی پژوهش

این پژوهش با رویکردی کمی و با استفاده از فنون پیشرفته علم‌سنجی و تحلیل شبکه هم‌رخدادی واژگان، به بررسی ساختار دانشی و الگوی حاکم بر پژوهش‌های حوزه «هوش مصنوعی توضیح‌پذیر (XAI) در دانشوردهای تصمیم‌گیری» می‌پردازد. با توجه به پراکندگی داده‌ها در پایگاه‌های مختلف، فرآیند اجرای پژوهش در چهار گام اصلی عملیاتی شد:

### ۱) شناسایی و استخراج داده‌ها<sup>۱</sup>

جهت بازیابی رکوردهای مرتبط با کلیدواژه‌های اصلی و مترادف‌های حوزه «هوش مصنوعی توضیح‌پذیر» و «دانشوردهای تصمیم‌گیری»<sup>۲</sup>، رشته‌جستجوهای<sup>۳</sup> تخصصی و جامعی مطابق فرمول‌های ۱ و ۲ و با استفاده از عملگرهای منطقی (AND/OR) در تاریخ ۱۸ تا ۲۰ خرداد ۱۴۰۵ در دو پایگاه استنادی اسکوپوس<sup>۴</sup> و وب آو ساینس<sup>۵</sup> صورت پذیرفت:

### فرمول (۱). فرمول جستجو در Scopus

```
(( TITLE-ABS-KEY ( "decision support" ) ) OR ( TITLE-ABS-KEY ( "decision-making" ) ) OR ( TITLE-ABS-KEY ( "expert dashboard*" ) ) OR ( TITLE-ABS-KEY ( "decision aid*" ) ) ) AND ( ( ( TITLE-ABS-KEY ( "user interface" ) ) OR ( TITLE-ABS-KEY ( "interface design" ) ) OR ( TITLE-ABS-KEY ( "ui" ) ) OR ( TITLE-ABS-KEY ( "dashboard*" ) ) OR ( TITLE-ABS-KEY ( "visual analytics" ) ) OR ( TITLE-ABS-KEY ( "human-computer interaction" ) ) OR ( TITLE-ABS-KEY ( "hci" ) ) OR ( TITLE-ABS-KEY ( "interaction design" ) ) OR ( TITLE-ABS-KEY ( "explainable ui" ) ) ) AND ( ( TITLE-ABS-KEY ( "explainable machine learning" ) ) OR ( TITLE-ABS-KEY ( interpretable machine learning ) ) OR ( TITLE-ABS-KEY ( xai ) ) OR ( TITLE-ABS-KEY ( explainable artificial intelligence ) ) OR ( TITLE-ABS-KEY ( explainable ai ) ) ) ) )
```

### فرمول (۲). فرمول جستجو در WoS

```
TS=(("explainable AI" OR "explainable artificial intelligence" OR "XAI" OR "interpretable machine learning" OR "explainable machine learning") AND ("user interface" OR "interface design" OR "UI" OR
```

<sup>1</sup> Data Collection

<sup>2</sup> Decision Dashboard

<sup>3</sup> Search Strings

<sup>4</sup> Scopus

<sup>5</sup> Web of Science (WoS)

"dashboard\*" OR "visual analytics" OR "human-computer interaction" OR "HCI" OR "interaction design" OR "explainable UI") AND ("decision support" OR "decision-making" OR "decision dashboard\*" OR "expert system\*" OR "decision aid\*"))

در این مرحله، در مجموع تعداد ۹۴۲ رکورد اولیه، شامل ۷۳۲ رکورد از Scopus و ۲۱۰ رکورد از WoS بازیابی شد. خروجی داده‌های Scopus در قالب های CSV و RIS و خروجی داده‌های WoS در قالب های BibTex و RIS ذخیره شد تا در مراحل بعد، امکان استفاده در نرم‌افزارهای تحلیل علم‌سنجی فراهم شود:

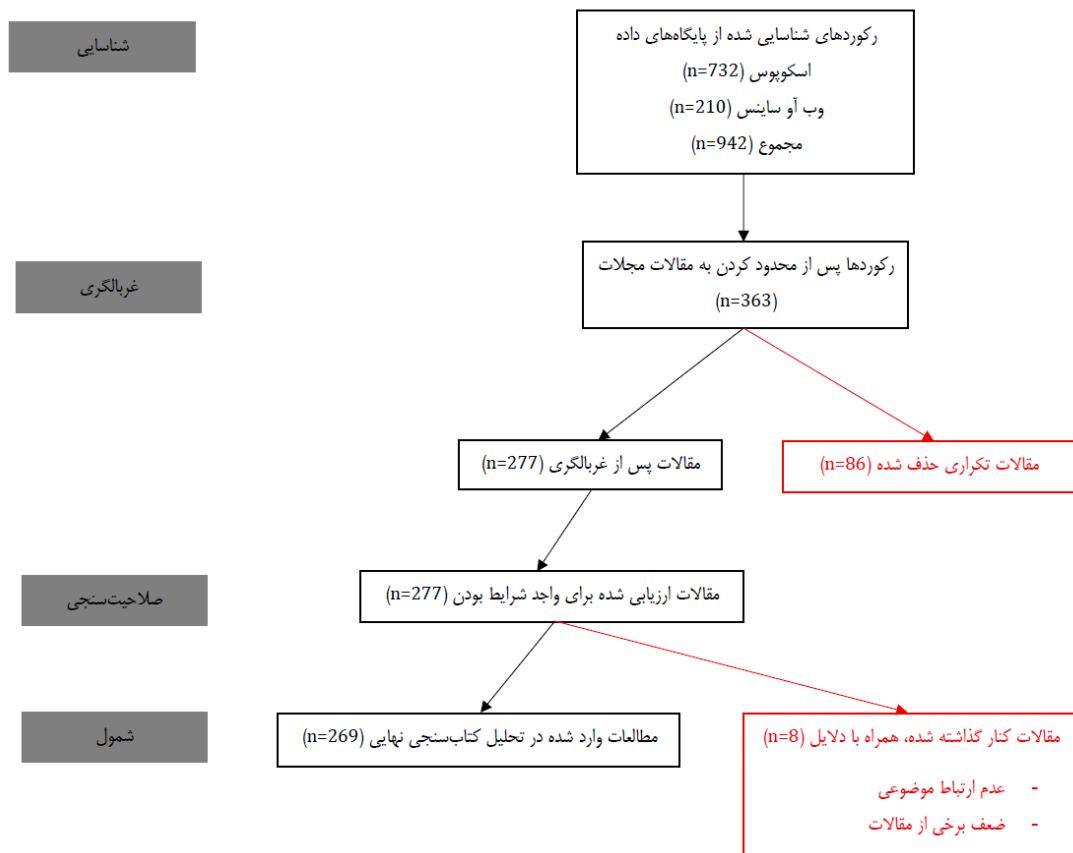
## 2) پالایش و استانداردسازی<sup>۱</sup>

با توجه به تفاوت در ساختار متادیتا و قالب‌های استخراجی پایگاه‌های Scopus و WoS، فرآیند غربالگری<sup>۲</sup> و استانداردسازی داده‌ها با هدف دستیابی به یک بانک اطلاعاتی واحد و معتبر طی سه گام اصلی و بر اساس پروتکل پریزما<sup>۳</sup> مطابق تصویر (۱) در چند مرحله انجام شد. ابتدا، جهت ارتقای روایی نتایج، جامعه پژوهش تنها به «مقالات اصیل پژوهشی منتشر شده در مجلات بین‌المللی معتبر» محدود گردید که منجر به شناسایی ۲۵۱ رکورد از Scopus و ۱۱۲ رکورد از WoS شد. در گام دوم، فرآیند ادغام و همسان‌سازی فیلدها در محیط Bibliometrix انجام گرفت که طی آن ۸۶ مورد هم‌پوشانی و رکورد تکراری شناسایی و حذف شدند. در نهایت، با انجام غربالگری کیفی بر اساس چکیده و محتوای تخصصی، ۸ مورد دیگر به دلیل عدم انطباق دقیق با اهداف موضوعی پژوهش کنار گذاشته شدند. بدین ترتیب، مجموعه داده‌ی نهایی مشتمل بر ۲۶۹ مقاله منتخب برای انجام تحلیل‌های علم‌سنجی و ترسیم نقشه‌های دانش در نرم‌افزارهای Biblioshiny و VOSviewer آماده‌سازی شد.

<sup>1</sup> Data Pre-processing

<sup>2</sup> Screening

<sup>3</sup> PRISMA



تصویر (۱). مراحل پژوهش مطابق پروتکل پریزما

### 3) کنترل واژگان و تدوین اصطلاحنامه<sup>۱</sup>

یکی از چالش‌های اصلی در تحلیل‌های واژگانی، وجود مترادف‌ها یا املای متفاوت واژگان بود که می‌توانست نتایج تحلیل خوشه‌بندی را با خطا مواجه کند. برای رفع این چالش پیش از ورود داده‌ها به بیبلیوشاینی، نسبت به یکدست‌سازی واژگان اقدام شد و همزمان با ورود داده‌ها به VOSviewer، یک اصطلاحنامه اختصاصی در قالب فایل اکسل تدوین شد. در این فایل:

- مفاهیم مشابه (مانند "XAI" و "Explainable Artificial Intelligence" یا "User Interface" و "UI") تحت یک برچسب واحد استانداردسازی شدند.
- واژگان عمومی و بی‌ارتباط<sup>۲</sup> با اهداف پژوهش شناسایی و از فرآیند تحلیل شبکه حذف شدند تا دقت خوشه‌بندی‌ها افزایش یابد.

### 4) تحلیل‌های علم‌سنجی و تجسم داده‌ها

پس از پالایش و آماده‌سازی داده‌ها، مجموعه نهایی شامل ۲۶۹ مقاله برای انجام تحلیل‌های علم‌سنجی وارد محیط تحلیل شد. در این مرحله از بسته Bibliometrix در محیط Biblioshiny و همچنین نرم‌افزار VOSviewer برای تحلیل شبکه‌ها و تجسم ساختار دانشی استفاده شد. ابتدا داده‌های نهایی در محیط Biblioshiny مورد تحلیل‌های توصیفی و ساختاری قرار گرفت. این تحلیل‌ها شامل بررسی روند رشد سالانه تولیدات علمی، شناسایی نویسندگان و مجلات پربازده، و تحلیل توزیع انتشارات علمی بود. در این راستا برای ارزیابی الگوهای بهره‌وری علمی از قانون لوتکا جهت بررسی

<sup>1</sup> Thesaurus construction

<sup>2</sup> Stop words

توزیع تولیدات علمی نویسندگان و از قانون برادفورد برای شناسایی سهم مجلات هسته در حوزه پژوهش استفاده شد. این تحلیل‌ها امکان درک ساختار انتشار دانش و تمرکز مجلات علمی در حوزه «هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری» را فراهم می‌کند.

در گام بعد، برای تحلیل ساختار مفهومی و روابط میان مفاهیم پژوهشی، داده‌ها به نرم‌افزار VOSviewer منتقل شدند. در این نرم‌افزار، با استفاده از روش هم‌رخدادی واژگان<sup>۱</sup>، شبکه ارتباطی میان کلیدواژه‌های پژوهش استخراج شد. به منظور افزایش دقت خوشه‌بندی مفاهیم و جلوگیری از پراکندگی اصطلاحات مشابه، فایل اصطلاحنامه (Thesaurus) که در مرحله قبل تهیه شده بود در فرآیند تحلیل اعمال شد تا واژگان مترادف یا معادل‌های مختلف مفاهیم (مانند XAI، Explainable AI و Explainable Artificial Intelligence) یکپارچه‌سازی شوند.

خروجی‌های حاصل از VOSviewer در قالب سه نوع نقشه تحلیلی ارائه شدند:

- نقشه شبکه‌ای (Network Visualization) برای نمایش خوشه‌های مفهومی و روابط میان کلیدواژه‌ها؛
  - نقشه چگالی (Density Visualization) برای شناسایی حوزه‌های پرتراکم و مطالعه در ادبیات پژوهش؛
  - نقشه پوششی (Overlay Visualization) برای تحلیل روند زمانی شکل‌گیری و تحول موضوعات پژوهشی.
- این نقشه‌ها به شناسایی ساختار فکری حوزه پژوهش، خوشه‌های دانشی غالب، و مسیرهای پژوهشی نوظهور کمک می‌کنند.

## 5) تحلیل ساختار مفهومی و شناسایی روندهای پژوهشی

به منظور درک عمیق‌تر ساختار مفهومی حوزه مورد مطالعه، از روش‌های تحلیل شبکه واژگان برای شناسایی خوشه‌های موضوعی استفاده شد. خوشه‌های استخراج‌شده نمایانگر جریان‌های اصلی پژوهشی در حوزه «هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در سیستم‌ها و داشبوردهای تصمیم‌یار» هستند. تحلیل این خوشه‌ها امکان شناسایی موضوعات مرکزی، پیوندهای میان حوزه‌های پژوهشی، و روندهای در حال ظهور را فراهم می‌کند. علاوه بر این، با استفاده از نقشه‌های هم‌رخدادی، تحلیل تراکم و بلوغ<sup>۲</sup>، تحلیل همپوشانی زمانی<sup>۳</sup> و تحلیل روند زمانی<sup>۴</sup> کلیدواژه‌ها، موضوعات نوظهور و مسیرهای آینده پژوهش در این حوزه شناسایی شدند. این تحلیل‌ها مبنایی برای ارائه چارچوبی از تحولات دانشی و جهت‌گیری‌های آینده پژوهش فراهم می‌سازد.

## یافته‌های پژوهش

پاسخ به پرسش اول پژوهش. الگوی رشد و توزیع زمانی ظهور حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری در سطح بین‌المللی چگونه است؟

مجموعه اطلاعات ارائه شده در تصویر (۲) و جدول (۱)، به خوبی بر نوظهور بودن حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری صحنه می‌گذارد. تصویر (۲) به روشنی نشان می‌دهد با وجود این که نخستین مقاله بین‌المللی مرتبط با این حوزه در مجلات پایگاه‌های WoS و Scopus، در سال ۲۰۱۱ منتشر شده است؛ باید سال واقعی آغاز رشد مقاله‌های این حوزه را از ۲۰۱۸ در نظر گرفت؛ زیرا

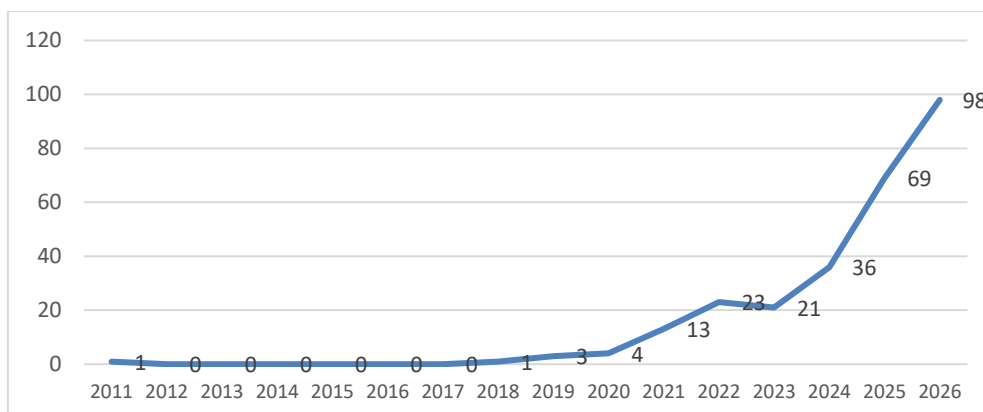
<sup>1</sup> Co-occurrence Analysis

<sup>2</sup> Density Visualization

<sup>3</sup> Overlay Visualization

<sup>4</sup> Temporal Analysis

رشد مستمر انتشار مقالات این حوزه در مجلات بین‌المللی از آن سال آغاز شده و با رشدی سریع و روزافزون، تاکنون ادامه یافته است. علاوه بر این، جدول ۱ به روشنی حاکی از آن است که این ۲۶۹ مقاله منتشر شده در مجلات بین‌المللی که تنها دارای ۱۲۹۲ نویسنده بوده، با نرخ رشد سالانه قریب به ۳۶ درصدی، به طور متوسط به ازای هر مقاله، تعداد ۲۱ استناد دریافت کرده است.



تصویر (۲). توزیع زمانی رشد مقالات حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری در مجلات بین‌المللی

جدول (۱). توصیف اجمالی وضعیت مقالات منتشر شده حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری در مجلات بین‌المللی

نتایج	توصیف
۲۰۱۱:۲۰۲۶	بازه زمانی
۱۸۹	تعداد مجلات
۲۶۹	مقالات
۳۵.۷۵	نرخ رشد سالانه (%)
۱.۵۹	سن متوسط هر مقاله
۲۱.۱۷	میانگین استناد به هر مقاله
۱۹۹۲	مجموع تعداد کلیدواژه‌ها <sup>۱</sup>
۱۱۴۰	کلیدواژه‌های نویسندگان <sup>۲</sup>
۱۲۹۲	تعداد نویسندگان
۹	تعداد نویسندگان مقالات تک نویسنده
۵.۳	تعداد هم‌نویسندگی به ازای هر مقاله
۲۰.۴۵	سهم همکاری بین‌المللی (%)

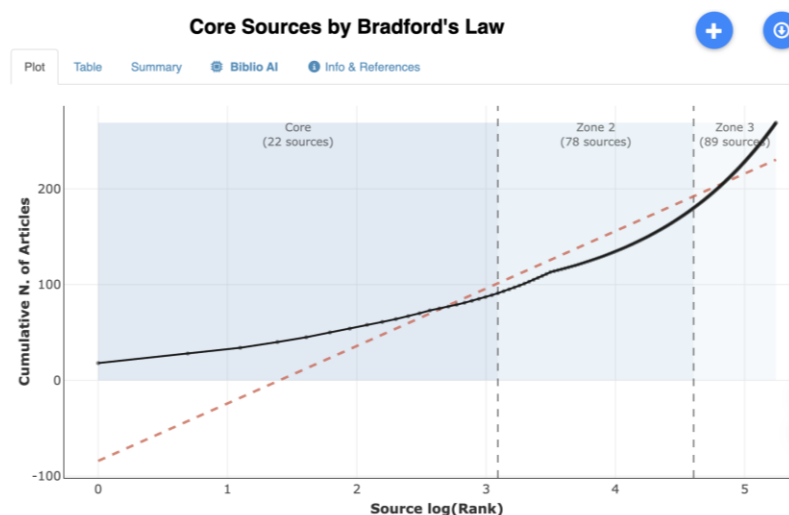
پاسخ به پرسش دوم پژوهش. الگوی توزیع انتشارات در مجلات حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری، چگونه از قانون برادفورد پیروی می‌کند و چه نوع ساختاری را در تمرکز و

<sup>۱</sup> Keywords Plus (ID)

<sup>۲</sup> Author's Keywords (DE)

## پراکندگی مجلات نشان می‌دهد؟

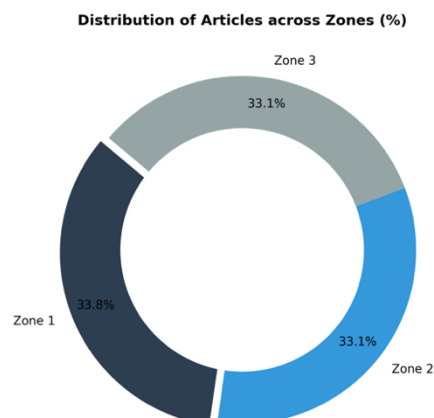
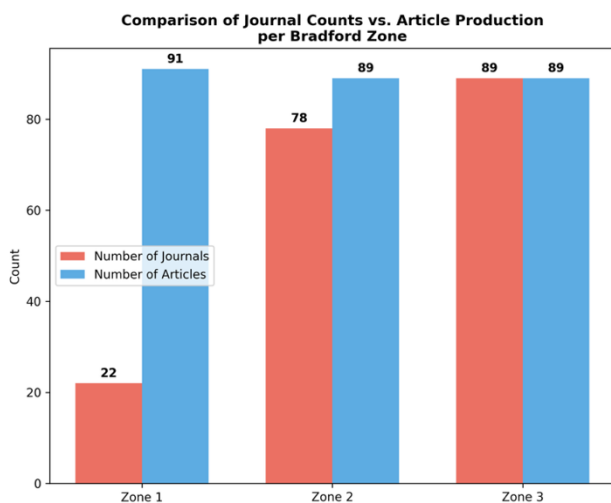
به منظور شناسایی مجلات هسته و تحلیل ساختار انتشارات در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری، از قانون برادفورد<sup>1</sup> استفاده شد. این قانون با تقسیم مجلات فعال در هر حوزه موضوعی به سه منطقه<sup>2</sup>، ساختار تمرکز و پراکندگی دانش در یک حوزه را مشخص می‌کند و نشان می‌دهد چگونه در حالی که تعداد مقالات در هر منطقه تقریباً برابر است، اما تعداد مجلات به صورت تصاعدی افزایش می‌یابد (Bradford, ۱۹۸۵). مطابق با منحنی توزیع تجمعی مقالات در برابر لگاریتم رتبه مجلات تصویر (۳)، مدل کلاسیک برادفورد (S-Curve) را تأیید می‌کند. در این پژوهش، تعداد ۲۲ مجله در منطقه هسته (Zone ۱) قرار گرفته‌اند که ۳۳.۸٪ از کل حجم انتشارات (۹۱ مقاله) را به خود اختصاص داده‌اند. این امر نشان‌دهنده تمرکز بالای موضوعی در یک هسته کوچک و تخصصی از مجلات است.



تصویر (۳). منحنی توزیع تجمعی مقالات در برابر لگاریتم رتبه مجلات بین‌المللی حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری

<sup>1</sup> Bradford's Law

<sup>2</sup> Zone



تصویر (۴). مقایسه قانون برادفورد در مجلات بین‌المللی حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری

در مقابل، همان‌طور که در تصویر (۴) مشاهده می‌شود، برای دستیابی به یک‌سوم پایانی مقالات (منطقه حاشیه یا Zone ۳)، تعداد مجلات به شدت افزایش یافته و به ۸۹ مجله می‌رسد. در این منطقه، نسبت مجله به مقاله تقریباً ۱ به ۱ است که نشان‌دهنده پراکندگی بسیار زیاد موضوع هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری در مجلات عمومی‌تر و حوزه‌های میان‌رشته‌ای است. به این ترتیب، ساختار توزیع در این حوزه نشان‌دهنده یک «هسته بالغ» است. وجود ۲۲ مجله کلیدی به عنوان هسته علمی، بیانگر آن است که با وجود نوظهور بودن مفاهیمی مانند هوش مصنوعی توضیح‌پذیر (XAI)، این حوزه توانسته است جایگاه تخصصی خود را در مجلات معتبر تثبیت کند. ضریب پراکندگی در منطقه سوم نیز حاکی از پتانسیل بالای این موضوع برای جذب مخاطب در گرایش‌های مختلف علمی (از علوم کامپیوتر تا مدیریت و پزشکی) است و پژوهشگران این حوزه می‌توانند با تمرکز بر مجلات منطقه هسته، به معتبرترین و مرتبط‌ترین جریان‌های دانش دسترسی پیدا کنند. تحلیل ساختار توزیع مقالات در سه منطقه به شرح زیر است:

- منطقه ۱ (هسته): شامل تنها ۸ مجله است که مجموعاً ۵۸ مقاله (حدود ۲۲٪ از کل دانش موضوعی) را منتشر کرده‌اند. این تمرکز بالا در تعداد اندکی از مجلات، نشان‌دهنده شکل‌گیری یک هسته تخصصی و بلوغ نسبی در این حوزه پژوهشی است.
- منطقه ۲ (مرتبط): شامل ۴۴ مجله است که ۸۹ مقاله را پوشش داده‌اند.
- منطقه ۳ (حاشیه‌ای): شامل ۱۳۷ مجله تک‌مقاله‌ای یا با تعداد مقالات بسیار اندک است که نشان‌دهنده ماهیت بین‌رشته‌ای موضوع و نفوذ مفاهیم هوش مصنوعی توضیح‌پذیر به حوزه‌های متنوع علمی (از پزشکی تا مدیریت) است.

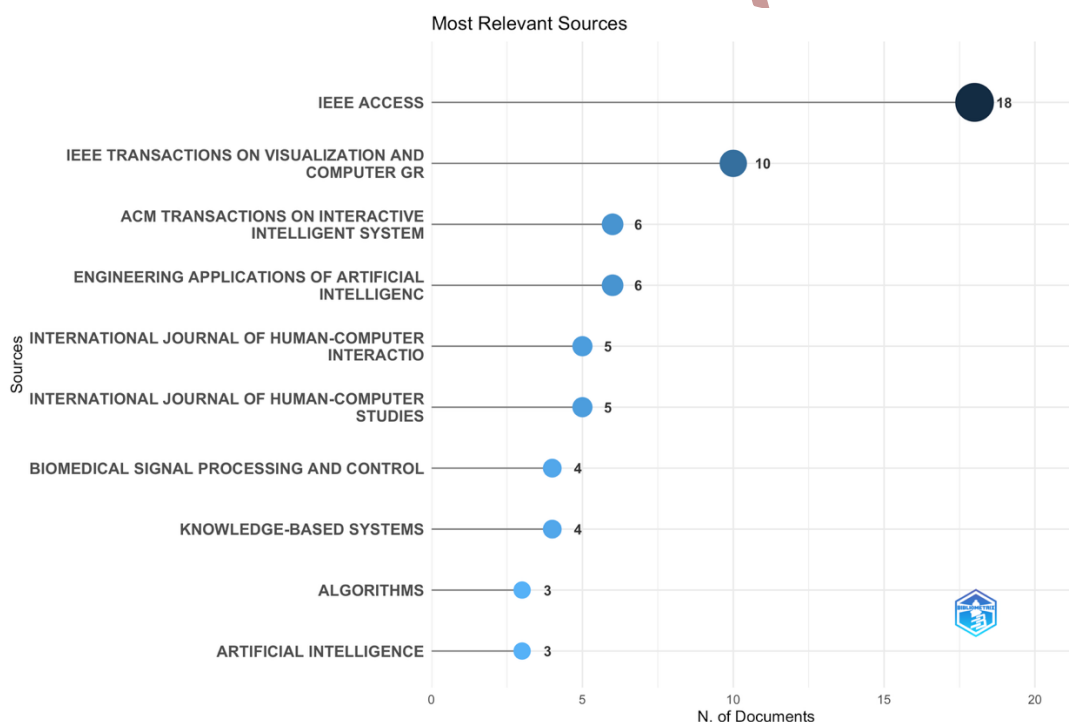
با توجه به تصویر (۵)، مجلات هسته<sup>۱</sup> (Zone ۱) که بیشترین نقش را در تولید دانش این حوزه داشته‌اند به شرح زیر تحلیل می‌شوند:

۱. مجله IEEE Access (رتبه ۱- انتشار ۱۸ مقاله): به عنوان پیشروترین مجله، نشان‌دهنده تمایل پژوهشگران به انتشار در مجلات با دسترسی آزاد<sup>۲</sup> و تمرکز بر جنبه‌های فنی و مهندسی سیستم‌های توضیح‌پذیر است.

<sup>1</sup> Core Journals

<sup>2</sup> Open Access

۲. مجله IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics (رتبه ۲- انتشار ۱۰ مقاله): حضور این مجله در رده دوم بسیار حائز اهمیت است؛ زیرا تایید می کند که «تصویرسازی داده‌ها»<sup>۱</sup> رکن اصلی در طراحی رابط‌های کاربری هوش مصنوعی توضیح‌پذیر برای داشبوردهاست.
۳. مجلات ACM Transactions on Interactive Intelligent Systems و International Journal of Human Computer Interaction: قرارگیری این مجلات در رده‌های برتر (با ۶ و ۵ مقاله) نشان‌دهنده غلبه رویکرد «تعامل انسان و کامپیوتر» (HCI) در این حوزه است. این موضوع ثابت می‌کند که داشبوردهای هوش مصنوعی توضیح‌پذیر صرفاً یک ابزار محاسباتی نیستند، بلکه بر بهبود تجربه کاربری<sup>۲</sup> و تعامل هوشمند تمرکز دارند.
۴. علاوه بر این، حضور مجله‌ای مانند Biomedical Signal Processing and Control در میان ۸ مجله هسته اصلی، نشان‌دهنده این است که داشبوردهای تصمیم‌گیری مبتنی بر هوش مصنوعی توضیح‌پذیر به طور ویژه‌ای در حوزه پزشکی و سلامت کاربرد عملیاتی پیدا کرده‌اند؛ چرا که در این حوزه، توضیح‌پذیری مدل‌ها با جان انسان‌ها در ارتباط است.



تصویر (۵). مجلات هسته و تأثیرگذار در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری

از طرفی، این الگو بیانگر آن است که پژوهش‌های مربوط به طراحی رابط کاربری برای هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری، دارای یک هسته انتشاراتی مشخص و در عین حال ماهیت بین‌رشته‌ای گسترده‌ای هستند.

پاسخ به پرسش سوم پژوهش. الگوی بهره‌وری نویسندگان حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای

<sup>1</sup> Data Visualization

<sup>2</sup> UX

## تصمیم‌گیری، چگونه سازمان یافته است و بر اساس قانون لوتکا، رهبران علمی تا چه میزان جهت‌گیری و تمرکز بدنه دانش این حوزه را شکل می‌دهند؟

به زبان ساده، قانون لوتکا می‌گوید در هر حوزه علمی، تعداد کمی از نویسندگان بسیار پرکار هستند و اکثریت نویسندگان تنها یک یا دو مقاله منتشر کرده‌اند (Bradford, ۱۹۸۵). اطلاعات مندرج در جدول (۲) حکایت از غلبه نویسندگان تک‌مقاله‌ای (نویسندگان گذرا)<sup>۱</sup> در این حوزه دارد؛ چرا که بیش از ۹۲.۳٪ از نویسندگان (۱۱۹۲ نفر) تنها یک مقاله در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری منتشر کرده‌اند. این عدد بسیار بالاست و نشان می‌دهد که این موضوع یک حوزه «جذاب و نوظهور» است که پژوهشگران زیادی از رشته‌های مختلف برای یک بار وارد آن شده‌اند، اما هنوز به تخصص اصلی و مستمر اکثر آن‌ها تبدیل نشده است.

جدول (۲). توزیع نویسندگان مقالات منتشر شده حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری در مجلات بین‌المللی

تعداد مقالات نوشته شده	تعداد نویسندگان	نسبت نویسندگان
۱	۱۱۹۲	۰.۹۲
۲	۷۸	۰.۰۶
۳	۱۲	۰.۰۰۹
۴	۹	۰.۰۰۷
۶	۱	۰.۰۰۰۸

در خصوص حضور تاثیرگذارترین نویسندگان، نخبگان حوزه<sup>۲</sup> و نویسندگان پرکار<sup>۳</sup> در این حوزه باید ادعان داشت که تنها ۱ نویسنده (Zhang Y.) وجود دارد که به عنوان فعال‌ترین پژوهشگر این حوزه، ۶ مقاله منتشر کرده است (۰.۱٪ از کل) و تمرکز پژوهش‌های وی، عمدتاً بر «شفافیت در سیستم‌های هوشمند» و «تعامل انسان و کامپیوتر»<sup>۴</sup> است که هسته اصلی موضوع هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری را شکل می‌دهد. همچنین تنها ۹ نویسنده دارای ۴ مقاله هستند. این افراد معمولاً چارچوب‌های اولیه<sup>۵</sup> برای توضیح‌پذیری در رابط‌های کاربری را تدوین کرده‌اند و همان «قطب‌های علمی» یا رهبران فکری این حوزه هستند که احتمالاً در خوشه‌هایی که در ادامه مقاله ارائه خواهد شد، نقش کلیدی دارند.

به لحاظ نرخ مشارکت نویسندگان، کاهش شدید سهم از ۹۲٪ (برای ۱ مقاله) به ۶٪ (برای ۲ مقاله) در تصویر (۶) نشان‌دهنده این است که وفاداری نویسندگان به موضوع خاص رابط کاربری برای هوش مصنوعی توضیح‌پذیر، هنوز در حال شکل‌گیری است و با یک حوزه کلاسیک و قدیمی تفاوت دارد و همین نشان‌دهنده نوظهور بودن این گرایش تخصصی است. مقایسه این سهم با قانون لوتکا می‌تواند قابل توجه باشد. در حالی که طبق قانون لوتکا در علم‌سنجی، انتظار می‌رود حدود ۶۰٪ نویسندگان تک‌مقاله‌ای باشند، در داده‌های این پژوهش این میزان ۹۲٪ است. این تفاوت معنادار نشان می‌دهد که موضوع رابط کاربری برای هوش مصنوعی توضیح‌پذیر، یک حوزه به شدت توزیع‌شده، میان‌رشته‌ای و جذاب است؛ به این معنا که متخصصان علوم کامپیوتر، روان‌شناسی، علوم شناختی، پزشکی و مدیریت هر کدام از زاویه دید خود یک بار به این موضوع پرداخته‌اند. به بیانی دیگر، اگرچه بدنه دانش این حوزه توسط تعداد محدودی از متخصصان تعامل انسان و کامپیوتر رهبری می‌شود، اما نفوذ این موضوع در سایر علوم بسیار گسترده است. این موضوع برای داشبوردهای تصمیم‌گیری یک مزیت محسوب می‌شود، زیرا نشان‌دهنده پتانسیل بالای این ابزار برای پذیرش در

<sup>1</sup> Transient Authors

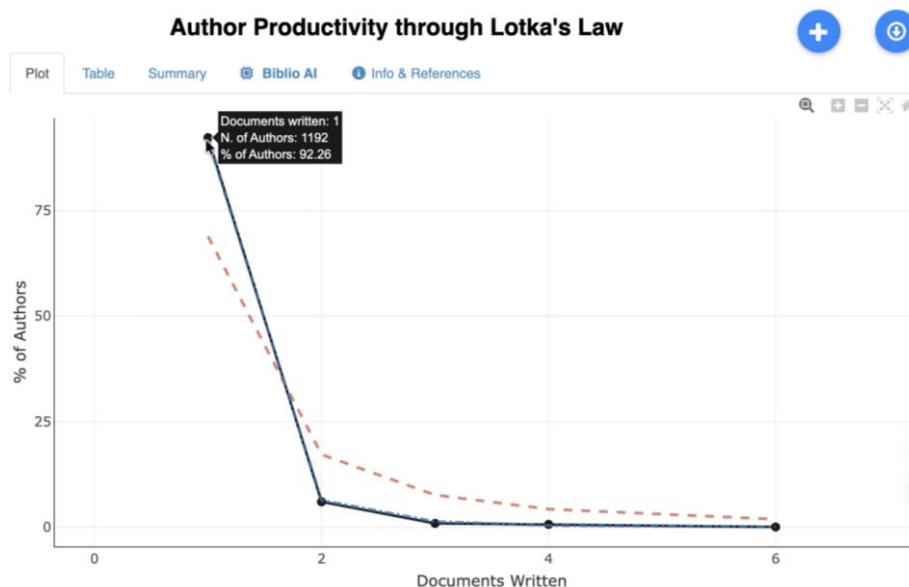
<sup>2</sup> Most Productive Authors

<sup>3</sup> Core Authors

<sup>4</sup> HCI

<sup>5</sup> Frameworks

جوامع علمی گوناگون است.



تصویر (۶). الگوی مقایسه ای بهره‌وری نویسندگان در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری با توزیع نظری لوتکا

پاسخ به پرسش چهارم پژوهش. ساختار فکری و راهبردی خوشه‌های اصلی دانش در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری از چه الگویی تبعیت می‌کند و مؤلفه‌های متمایز و کلیدی هر خوشه کدام‌اند؟

واکاوی ساختار فکری حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری با استفاده از تحلیل شبکه هم‌رخدادی واژگان (تصویر ۷) و نقشه‌های چگالی و زمانی، نشان می‌دهد که این حوزه بر یک اکوسیستم دانش چندبعدی و به هم پیوسته استوار است. این ساختار بر پایه ۱۰ خوشه متمایز استوار است که طیف وسیعی از مباحث، از زیرساخت‌های ریاضی تا ملاحظات اخلاقی و کاربردهای بالینی را در بر می‌گیرند.



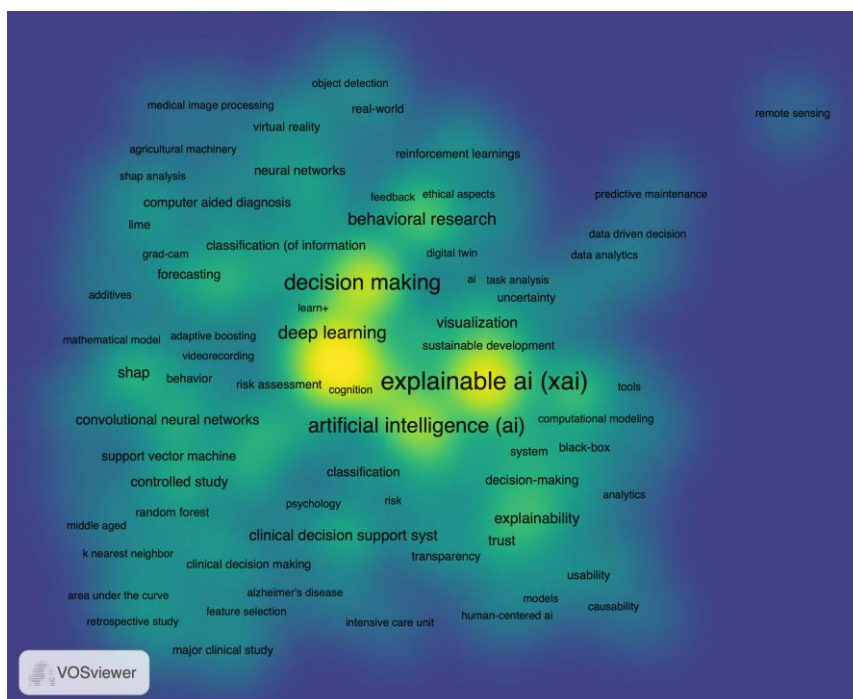
مدل‌های یادگیری ماشین در مسائل پیش‌بینی و امنیت است.					
این خوشه نشان می‌دهد رشد مدل‌های یادگیری عمیق موجب افزایش نیاز به روش‌های توضیح‌پذیری شده است تا رفتار مدل‌های پیچیده قابل درک باشد.	Deep Learning, Neural Networks, Pattern Recognition, Representation Learning	Neural Networks, Deep Learning	۲۷	مدل‌سازی پیش‌بینی‌کننده و یادگیری عمیق (DL)	۴
این خوشه بیانگر ابزارها و روش‌های اصلی تولید توضیح در مدل‌های هوش مصنوعی است و SHAP به‌عنوان یکی از رایج‌ترین روش‌ها در ادبیات معرفی می‌شود.	SHAP, Model Evaluation, Calibration, Local Explanation, Global Explanation	Feature Attribution, Sensitivity Analysis	۲۷	متدولوژی‌های ارزیابی و تحلیل اهمیت ویژگی‌ها (SHAP)	۵
این خوشه پیوند میان رویکردهای کلاسیک سیستم‌های خبره و رویکردهای جدید XAI را نشان می‌دهد و ابعاد انسانی و اجتماعی هوش مصنوعی را برجسته می‌کند.	Expert Systems, Natural Language Processing, Social Effects, Decision Support	Expert Systems, NLP, Human Factors	۲۳	سیستم‌های خبره و پردازش زبان طبیعی (NLP)	۶
این خوشه کاربرد XAI در محیط‌های سازمانی و صنعتی را نشان می‌دهد که در آن تحلیل داده‌های بزرگ برای پشتیبانی از تصمیم‌گیری استفاده می‌شود.	Big Data, Data-Driven Decision Making, Industrial Analytics, DSS	Big Data, Data Analytics, DSS	۱۷	تحلیل کلان‌داده‌ها و تصمیم‌گیری داده‌محور صنعتی	۷
این خوشه نشان‌دهنده ارتباط میان XAI و داده‌های حسگری در محیط‌های سلامت دیجیتال و سیستم‌های هوشمند است.	IoT, Digital Health, Remote Monitoring, Smart Systems	Wearables, Monitoring, Telemedicine	۱۵	سلامت دیجیتال و اینترنت اشیاء (IoT)	۸
این خوشه بر نقش توضیح‌پذیری در سیستم‌های خودمختار تمرکز دارد تا کاربران بتوانند رفتار سیستم را در شرایط مختلف درک کنند.	Autonomous Systems, Human Cognition, Risk Assessment, Task Analysis	Autonomous Vehicles, Cognition, Risk	۹	سیستم‌های خودمختار و تحلیل وظایف شناختی	۹
این خوشه نشان‌دهنده کاربردهای پراکنده و تخصصی XAI در حوزه‌هایی مانند سنجش از دور است که هنوز تراکم پژوهشی کمتری دارند.	Remote Sensing	Remote Sensing	۱	سنجش از دور و حوزه‌های جانبی	۱۰

دسته بندی خوشه‌ها در جدول (۳) نشان می‌دهد که پژوهش در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری، فقط به توسعه مدل‌های پیش‌بینی محدود نیست، بلکه به‌طور فزاینده‌ای بر فهم‌پذیری مدل، تعامل انسان و کامپیوتر، و اعتبار تصمیمات تولیدشده توسط سامانه‌ها تمرکز دارد. در مجموع، ساختار فکری این حوزه نشان می‌دهد که هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری از یک موضوع صرفاً الگوریتمی به یک حوزه انسان‌محور، کاربردی و مبتنی بر اعتماد تبدیل شده است. مطابق جدول (۳)، بدنه اصلی خوشه‌های دانش دهگانه در این حوزه را می‌توان به پنج کلان‌دسته طبقه‌بندی کرد:

- هسته انسانی-اخلاقی (خوشه ۱): این خوشه با تمرکز بر مفاهیمی همچون Trust و Ethics، نشان می‌دهد که حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری از یک ابزار فنی صرف به یک واسط «اعتمادساز» تبدیل شده است که هدف آن نهادینه کردن اعتماد کاربر و رعایت اصول اخلاقی در هوش مصنوعی انسان‌محور است.
  - هسته فنی-روش‌شناسانه (خوشه‌های ۳، ۴، ۵ و ۶): این بخش، موتور محرک و زیربنای محاسباتی حوزه است. در اینجا تقابل میان پیچیدگی مدل‌های Deep Learning و متدهای تبیین‌گر نظیر SHAP و LIME جریان دارد. همچنین پیوند میان سیستم‌های خبره کلاسیک و پردازش زبان طبیعی (NLP) در این هسته، نشان‌دهنده تلاش برای ایجاد زبان مشترک میان ماشین و انسان است.
  - هسته کاربردی-عملیاتی (خوشه‌های ۲، ۷ و ۸): این هسته بر پیاده‌سازی در دنیای واقعی تمرکز دارد. حوزه‌های سلامت (Clinical DSS)، صنعت و اینترنت اشیاء (IoT)، به عنوان اصلی‌ترین بسترهای عملیاتی شناسایی شده‌اند که در آن‌ها توضیح‌پذیری عاملی حیاتی برای پذیرش سیستم‌های پشتیبان تصمیم محسوب می‌شود.
  - هسته شناختی و سیستم‌های خودمختار (خوشه ۹): این بخش از شبکه که بر مفاهیمی چون Cognition و Task Analysis تمرکز دارد، نشان‌دهنده لایه عمیق‌تری از تحلیل است. در این لایه، پژوهشگران به دنبال درک فرآیندهای ذهنی کاربر در مواجهه با سیستم‌های خودمختار هستند تا توضیحاتی ارائه دهند که با مدل‌های شناختی انسان همخوانی داشته باشد.
  - هسته موضوعات نوظهور و حوزه‌های حاشیه‌ای (خوشه ۱۰): حضور موضوعاتی مانند Remote Sensing، سنسجش از دور) در این بخش، گویای نفوذ تدریجی مفاهیم توضیح‌پذیری به حوزه‌های تخصصی و جدید است. اگرچه این خوشه در حال حاضر تراکم کمتری دارد، اما پتانسیل رشد و تبدیل شدن به خوشه‌های کاربردی در آینده را داراست.
- در کنار نقشه شبکه ارائه شده در تصویر (۷)، نقشه چگالی واژگان (تصویر ۸) نشان می‌دهد که بیشترین تراکم پژوهشی و «نقطه داغ» حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری، در مثلث میان Decision Making، Explainable AI و Deep Learning قرار دارد. شدت رنگ در این نواحی تایید می‌کند که دغدغه اصلی پژوهشگران، «توضیح‌پذیر کردن مدل‌های یادگیری عمیق برای ارتقای کیفیت تصمیم‌گیری» است. سایر مفاهیم مانند Clinical DSS در رده دوم چگالی قرار دارند که نشان‌دهنده بلوغ نسبی کاربرد XAI در پزشکی نسبت به سایر صنایع است.

<sup>1</sup> Hotspot





تصویر (۹). نقشه تحلیل بلوغ روند و تکامل زمانی ساختار فکری و خوشه های اصلی حوزه هوش مصنوعی توضیح پذیر در داشبوردهای تصمیم گیری

به این ترتیب، با توجه به تصاویر (۷ تا ۹) و ویوور و جدول (۳) مرتبط با آنها، در مجموع ساختار فکری هوش مصنوعی توضیح پذیر در داشبوردهای تصمیم گیری نشان دهنده الگوی "تکامل از مدل محوری به انسان محوری" است. وجود خوشه های تخصصی مانند خوشه ۵ (ارزیابی با SHAP) در کنار خوشه ۹ (شناخت انسانی)، گویای این واقعیت است که داشبوردهای تصمیم گیری مدرن، محصول تلفیق الگوریتم های پیچیده ریاضی با مدل های ذهنی کاربران هستند. این ساختار نه تنها به دنبال "چگونگی" کارکرد مدل، بلکه به دنبال "چگونگی پذیرش" آن توسط تصمیم گیرندگان است.

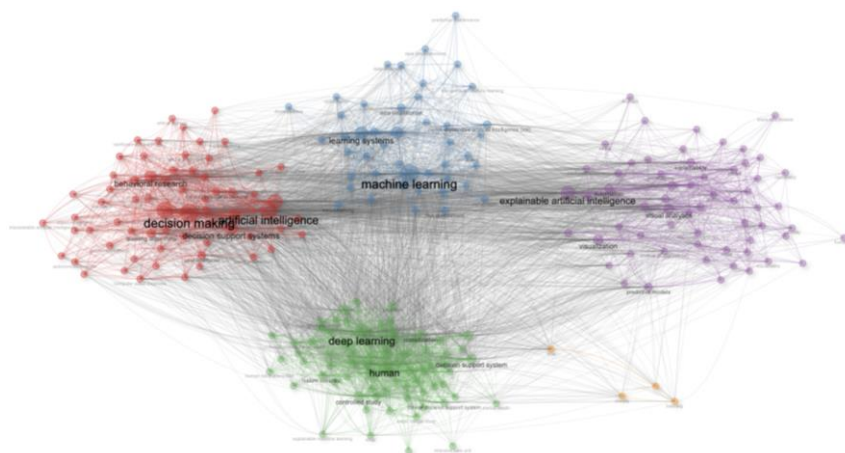
با وجود این، برای تنوع بخشی و عمق بخشی تحلیل ساختار مفهومی و راهبردی موضوعات، تدوین نقشه تماتیک<sup>۲</sup> (تصویر ۱۰) و تحلیل عاملی<sup>۳</sup> ببلیوشاینی (تصویر ۱۱) می تواند مفید و ضروری باشد؛ چرا که این دو نوع تحلیل به خوبی نشان می دهند که مفاهیم اصلی این حوزه در چه موقعیتی از نظر مرکزیت و توسعه قرار دارند و چه موضوعاتی به عنوان موتورهای دانشی آن عمل می کنند. در نقشه تماتیک ببلیوشاینی (تصویر ۱۰) چهار خوشه اصلی قابل مشاهده است که یکی بر مفاهیم فنی مانند Machine learning، Deep learning و Human متمرکز است که نشان می دهد مبانی فنی و انسانی به صورت هم زمان در پیش رانش حوزه نقش دارند. در این بخش، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق همچنان از نظر مرکزیت و پویایی در سطح بالایی قرار دارند، اما به تنهایی کافی نیستند و در پیوند با عامل انسانی معنا پیدا می کنند. خوشه دیگر با تمرکز بر موضوعاتی نظیر Explainable AI، Artificial intelligence، Decision making و Behavioral research، در موقعیتی قرار گرفته اند که بیانگر اهمیت راهبردی آنها در ساختار پژوهش است. این خوشه نشان می دهد که پژوهش این حوزه به سمت طراحی تعامل مؤثر انسان و کامپیوتر و

<sup>1</sup> Overlay Visualization

<sup>2</sup> Biblioshiny Thematic Map/ Network View

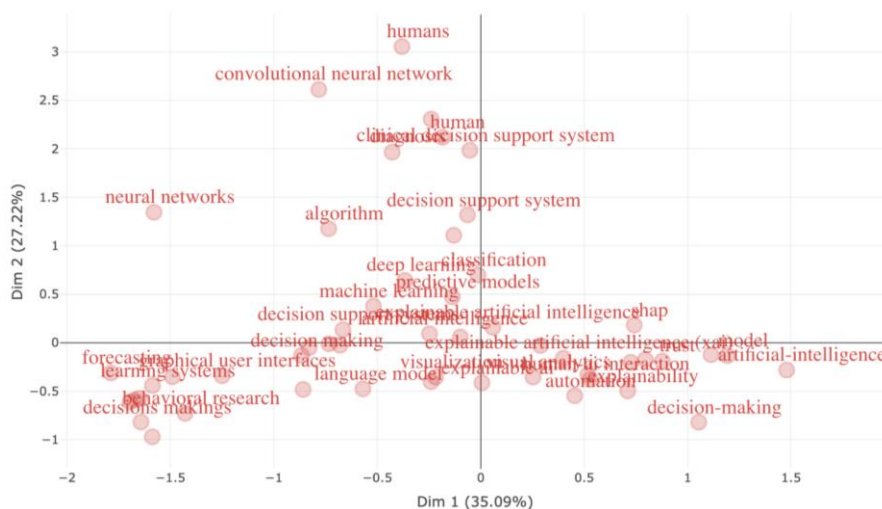
<sup>3</sup> Factorial Analysis

استفاده از هوش مصنوعی توضیح‌پذیر برای تقویت تصمیم‌گیری انسانی حرکت کرده است. خوشه‌ای دیگر که می‌توان از آن با عنوان خوشه موضوعات نوظهور یا رو به افول یاد کرد، بر موضوعاتی همچون **Visualization, Explainability** و **Visual analytics** تمرکز دارد. حضور این موضوعات در این خوشه بیانگر آن است که ابزارهای بصری و روش‌های تبیینی هنوز در حال تثبیت و بلوغ هستند و با وجود اهمیت زیاد، در مقایسه با هسته‌های مرکزی، هنوز در مرحله توسعه روش‌شناختی و کاربردی قرار دارند. علاوه بر این، خوشه کوچک‌تری نیز بر **Forecasting** و **Machine-learning** تمرکز دارد. در مجموع، این الگو نشان می‌دهد که ساختار مفهومی هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری به صورت یک شبکه چندلایه سازمان یافته است: لایه نخست شامل مبانی مدل‌سازی و یادگیری ماشین، لایه دوم شامل توضیح‌پذیری و تبیین تصمیم، و لایه سوم شامل کاربردهای تصمیم‌یار و انسانی.



تصویر (۱۰). نقشه تماتیک ساختار فکری و خوشه‌های اصلی حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری

از سوی دیگر، نقشه تحلیل عاملی بیلبوشاینی (تصویر ۱۱) نیز همین الگو را تأیید می‌کند. در این تحلیل، واژگانی مانند **Artificial-intelligence**، **Explainability**، **Explainable AI**، **Decision-making**، **Trust** و **Decision support system** در نزدیکی هم قرار گرفته‌اند و نشان می‌دهند که پیوند میان توضیح‌پذیری، اعتماد، و پشتیبانی تصمیم از مهم‌ترین بنیان‌های مفهومی حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری است. در مقابل، واژگانی مانند **Convolutional neural network**، **Neural networks**، **Forecasting**، **User interfaces**، **Clinical decision support systems** و **Natural language processing** در پیرامون این هسته قرار گرفته‌اند و نقش حوزه‌های پشتیبان یا کاربردی را ایفا می‌کنند.



تصویر (۱۱). نقشه تحلیل عاملی ساختار فکری و خوشه های اصلی حوزه هوش مصنوعی توضیح پذیر در داشبوردهای تصمیم گیری

بنابراین، ساختار مفهومی حوزه نشان می دهد که توضیح پذیری، اعتماد، تعامل انسان و کامپیوتر و تصمیم گیری محورهای راهبردی دانش در این زمینه هستند و ابزارهای بصری و تحلیلی، در حال گذار از موضوعات نوظهور به مؤلفه های تثبیت شده پژوهش محسوب می شوند.

پاسخ به پرسش پنجم پژوهش. با رویکرد آینده پژوهانه، موضوعات هسته اصلی و نوظهور پژوهش در حوزه هوش مصنوعی توضیح پذیر در داشبوردهای تصمیم گیری، کدامند و روند تکامل ساختار دانشی آنها در طول زمان چگونه قابل تفسیر است؟

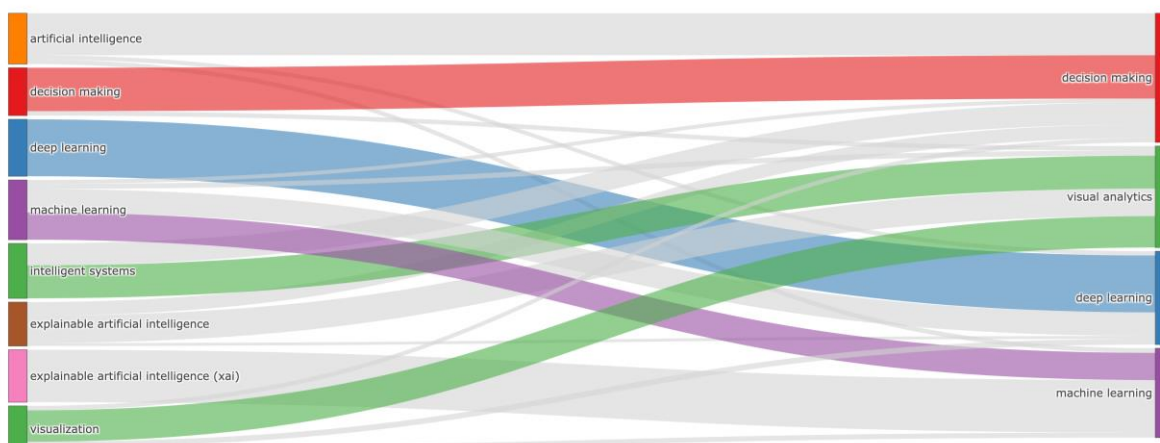
برای شناسایی موضوعات هسته اصلی و بررسی روند تکامل موضوعی<sup>۱</sup> و آینده پژوهی حوزه، مقالات در دو دوره زمانی ۲۰۱۱-۲۰۲۲ و ۲۰۲۳-۲۰۲۶ تقسیم شد و با استفاده از تحلیل تراکم و تحلیل همپوشانی زمانی، روند تکامل موضوعی مورد مقایسه قرار گرفت و نتایج در تصاویر (۱۲)، (۱۳) و (۱۴) ارائه شد. این تحلیل امکان تشخیص موضوعات پرتکرار، خوشه های داغ پژوهشی و نیز مسیر تحول ادبیات در طول زمان را فراهم می کنند. تحلیل روند تکامل موضوعی مندرج در تصویر (۱۲)، نمایانگر یک گذار ساختاری و پارادایمیک در بدنه دانش این حوزه است. یافته های حاصل از این نمودار حاکی از آن است که مفهوم Decision making در هر دو دوره (۲۰۱۱-۲۰۲۲) و (۲۰۲۳-۲۰۲۶) به عنوان قدرتمندترین و پایدارترین جریان (ستون فقرات پژوهش) باقی مانده است. ثبات این جریان نشان دهنده آن است که هدف غایی تمامی نوآوری های فنی در حوزه هوش مصنوعی توضیح پذیر، همواره پشتیبانی مستمر از فرآیند تصمیم گیری بوده و این اصالت موضوعی در طول زمان حفظ شده است. با این حال، جذاب ترین یافته در این نقشه تکاملی (تصویر ۱۰)، نحوه جابه جایی و بازآرایی سایر خوشه هاست؛ به طوری که بخش های بزرگی از جریان های Artificial Intelligence و Intelligent Systems در دوره اول، در دوره دوم به خوشه های Visual analytics و Decision making ریخته شده اند. این تغییر به معنای عبور از «هوش مصنوعی انتزاعی» به سمت «هوش کاربردی و بصری» است؛ جایی که هوش مصنوعی نه به عنوان یک جعبه سیاه، بلکه در قالب ابزارهای تحلیل بصری برای انسان معنا می یابد. علاوه بر این، برخلاف تصورات اولیه، جریان Deep Learning که در دوره اول نیز حضور داشت، در دوره دوم با جذب بخشی از بدنه Machine Learning و سایر سیستم های هوشمند، ضخامت و اهمیت بیشتری یافته است. این واقعیت نشان دهنده آن است که یادگیری عمیق از یک رویکرد فرعی، به زیربنای فنی

<sup>۱</sup> Thematic Evolution

غیرقابل انکار در سیستم‌های توضیح‌پذیر مدرن تبدیل شده است. نکته حائز اهمیت دیگر، نحوه اتصال خوشه‌های **Explainable Artificial Intelligence** از دوره اول به خوشه‌های **Visual Machine Learning** و **Analytics** در دوره دوم است. این پیوند تأیید می‌کند که «توضیح‌پذیری» دیگر یک لایه الحاقی نیست، بلکه در تار و پود روش‌های یادگیری ماشین و ابزارهای تحلیل بصری ادغام شده است. بنابراین، مطالعه روند تکامل موضوعی حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری، نشان‌دهنده یک چرخش راهبردی<sup>۱</sup> از «ساخت سیستم‌های هوشمند کلاسیک» به سمت «توسعه اکوسیستم‌های یادگیری عمیق بصری» است که مستقیماً در خدمت ارتقای کیفیت تصمیم‌گیری انسانی قرار دارند.

2011-2022

2023-2026



تصویر (۱۲). تکامل ساختار دانش در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری، در دو بازه قبل و بعد از ۲۰۲۲

برش اختصاصی دوره زمانی ۲۰۱۱-۲۰۲۲ در تصویر (۱۳) نیز همین موارد را تأیید می‌کند. در این دوره، موضوعات تحلیل بصری و مصورسازی<sup>۲</sup> به همراه موضوع مدل‌های پیش‌بینی‌گر<sup>۳</sup> در ربع موضوعات محرک و توسعه‌یافته<sup>۴</sup> محسوب می‌شوند. این نشان می‌دهد که در این دوره، «تحلیل بصری» و «مدل‌های پیش‌بینی‌گر» با توسعه یافتگی بالا و همچنین مرکزیت بالا، هسته مرکزی و توسعه‌یافته‌ترین بخش حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری بوده‌اند. علاوه بر این، **Explainable AI** همراه با مفاهیم **Trust** (اعتماد) و **Framework** در لبه ربع موضوعات محرک و پایه قرار گرفته است. این نشان‌دهنده تلاش پژوهشگران برای ایجاد «چارچوب‌های نظام‌مند» جهت جلب اعتماد کاربر به هوش مصنوعی است. در عین حال، خوشه **Human Machine Learning** و **Clinical Decision Making** با ویژگی توسعه یافتگی بالا و مرکزیت پائین، در ناحیه موضوعات تخصصی و حاشیه‌ای<sup>۵</sup> قرار دارد که نشان می‌دهد پیش از سال ۲۰۲۲، کاربرد هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در «تصمیم‌گیری‌های بالینی و پزشکی» یک حوزه بسیار تخصصی (**Niche**) بوده که روابط درونی قوی داشته، اما هنوز به کل بدنه دانش متصل نشده بود. علاوه بر این، خوشه پایه و اساسی با ویژگی توسعه یافتگی پائین و همچنین مرکزیت پائین، شامل **Artificial Intelligence**، **Decision Support Systems** و **Interpretability** است که در این ربع قرار دارد. موضوع‌ها الفبای حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری محسوب می‌شوند؛ ضمن این

<sup>1</sup> Strategic Shift

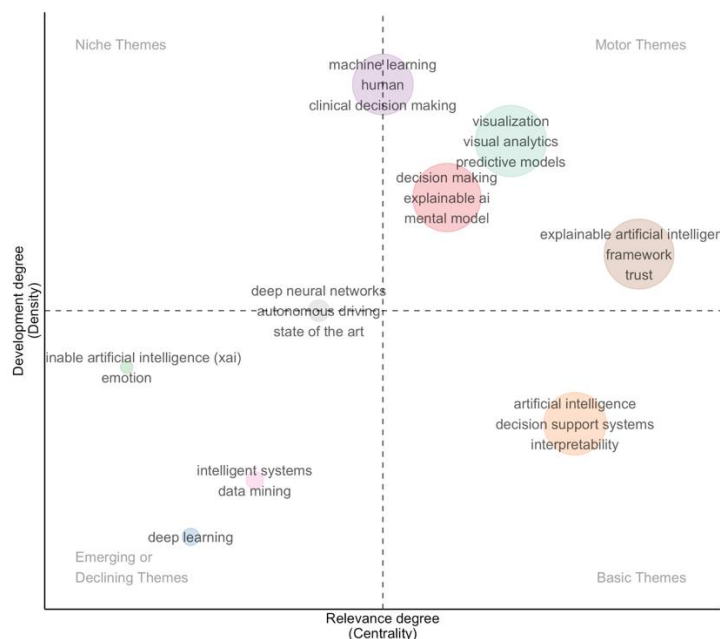
<sup>2</sup> Visualization

<sup>3</sup> Predictive Models

<sup>4</sup> Motor Themes

<sup>5</sup> Niche Themes

که **Interpretability** (تفسیرپذیری) برخلاف **Explainability**، به عنوان یک مفهوم پایه<sup>۱</sup> و بنیادین شناخته شده است. نکته بسیار مهم دیگر، موضوع **Deep Learning** است که در این بازه (تا ۲۰۲۲) در دورترین نقطه ربع نوظهور قرار دارد. این تأیید می‌کند که در این دوره، یادگیری عمیق هنوز جایگاه تثبیت‌شده‌ای در داشبوردهای کاربرد هوش مصنوعی توضیح‌پذیر نداشته و به عنوان یک رویکرد جدید در حال ورود به صحنه بوده است. از همین رو، در بازه پیش از سال ۲۰۲۲ موضوع **Deep learning** در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری هنوز دارای توسعه یافتگی پائین و مرکزیت پائین بوده و به همین دلیل، در ناحیه موضوعات نوظهور قرار گرفته بود.



تصویر (۱۳). روند راهبردی تکامل ساختار دانش در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری، در دوره زمانی ۲۰۲۲-۲۰۱۱ (دوران شکل‌گیری و تمرکز بصری)

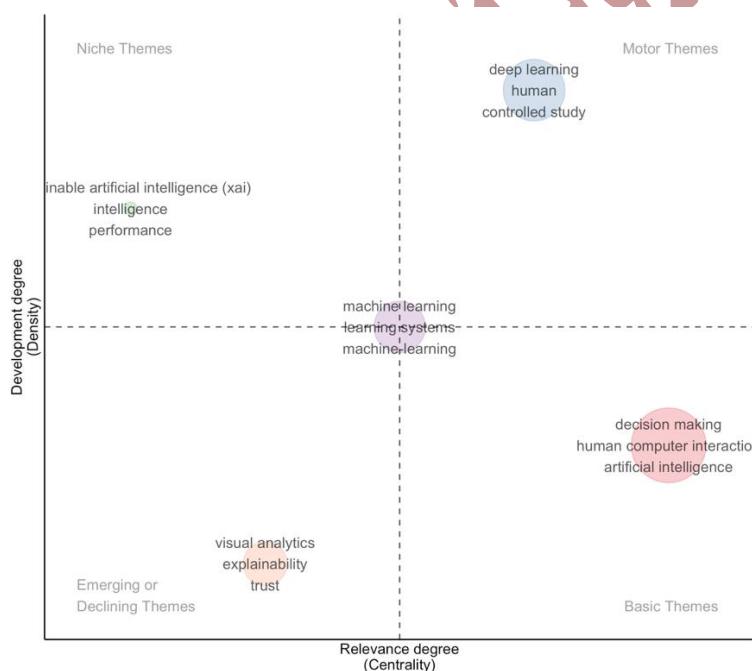
این در حالی است که مطابق جزئیات مندرج در تصویر (۱۴)، در دوره دوم (۲۰۲۳-۲۰۲۶) یک جابه‌جایی قدرت<sup>۲</sup> در مفاهیم مشاهده می‌شود. مهم‌ترین تغییر این دوره نسبت به دوره قبل، صعود خیره‌کننده **Deep Learning** به ناحیه موضوعات محرک و توسعه‌یافته و به عبارتی، ظهور یک قدرت جدید در این حوزه است. به این ترتیب، در سال‌های اخیر، یادگیری عمیق دیگر یک موضوع حاشیه‌ای نیست، بلکه به موتور اصلی پیش‌برنده هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردها تبدیل شده است؛ به طوری که پژوهش‌ها اکنون بر لایه‌های عمیق مدل‌ها تمرکز دارند. همچنین، علاوه بر **Deep Learning**، شامل موضوعات **Human** و **Controlled Study** نیز در خوشه محرک و توسعه‌یافته دیده می‌شود. این می‌تواند یکی از مهم‌ترین یافته‌های این پژوهش قلمداد شود؛ چرا که یادگیری عمیق که در دوره قبل «نوظهور» بود، اکنون به محرک اصلی (**Motor Theme**) تبدیل شده است. حضور عبارت **Controlled Study** در کنار آن نشان می‌دهد که پژوهش‌ها از مباحث تئوریک فراتر رفته و به سمت «مطالعات کنترل‌شده تجربی» برای سنجش تأثیر این مدل‌ها بر انسان حرکت کرده‌اند. بعلاوه، در ناحیه موضوعاتی پایه‌ای، جایگاه خوشه بزرگی شامل **Artificial** و **Human Computer Interaction (HCI)**. **Decision Making**. **Intelligence** تثبیت شده است. این نشان می‌دهد که تعامل انسان و کامپیوتر اکنون به «ستون فقرات» و دانش پایه این حوزه تبدیل شده است؛ به طوری که هر پژوهشی در این دوره، الزماً باید به جنبه‌های انسانی نیز توجه کند. علاوه بر

<sup>۱</sup> Basic Themes

<sup>۲</sup> Power Shift

این، قرارگیری خوشه موضوعی (XAI) Explainable Artificial Intelligence، Performance و در ربع موضوعات تخصصی (Niche) نشان می‌دهد که مباحث مربوط به «سنجش عملکرد» و جنبه‌های فنی خود «هوش توضیح‌پذیر»، به یک حوزه کاملاً تخصصی و آکادمیک تبدیل شده است. این موضوع نشان‌دهنده آن است که پژوهشگران در حال کار بر روی لبه‌های فنی سیستم (مانند دقت توضیحات و معیارهای ارزیابی هوشمندی) هستند، که اگرچه بسیار توسعه‌یافته است، اما هنوز به صورت یک استاندارد عمومی در تمامی داشبوردهای تصمیم‌گیری (که در سمت راست تصویر ۱۴ هستند) فراگیر نشده است. در ناحیه موضوعهای نوظهور یا رو به افول، موضوعاتی همچون Trust، Visual Analytics و Explainability به چشم می‌خورد. باید توجه داشت که حضور این موضوعات در این ناحیه به معنای فراموش شدن آن‌ها نیست؛ بلکه نشان‌دهنده این است که این مفاهیم از حالت «موضوعات مستقل» خارج شده و در دل سیستم‌های یادگیری عمیق حل شده‌اند. به عبارتی، توضیح‌پذیری بصری اکنون یک «پیش‌فرض» است، نه یک موضوع مستقل.

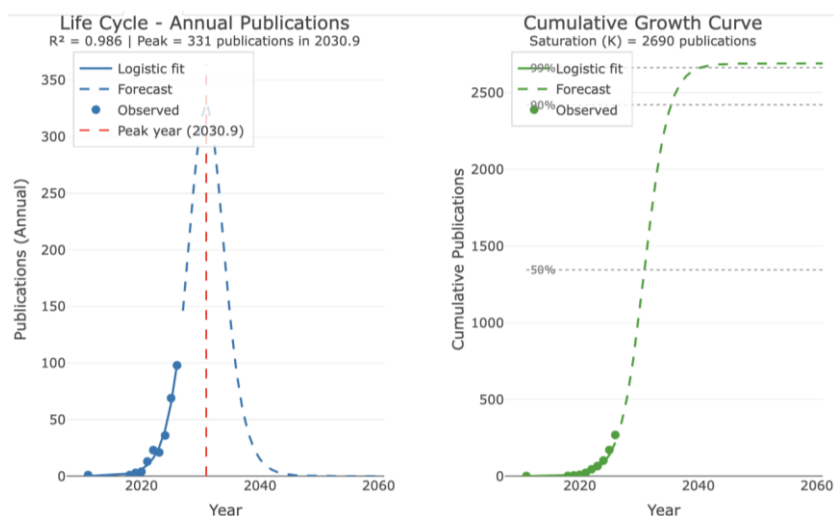
به این ترتیب، در مجموع باید اذعان داشت که در دوره اول (تصویر ۱۳)، تمرکز بر «چگونه نمایش دادن» (Visual Analytics) بود و یادگیری عمیق هنوز ضعیف بود. اما در دوره دوم (تصویر ۱۴)، تمرکز بر «هوشمندسازی عمیق» (Deep Learning) است و تعامل انسان و کامپیوتر (HCI) به زیربنای اصلی کار تبدیل شده است.



تصویر (۱۴). روند راهبردی تکامل ساختار دانش در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری، در دوره زمانی ۲۰۲۶-۲۰۱۳ (دوران شکل‌گیری و تمرکز بصری)

جمع‌بندی مجموع موضوعات مورد بحث در تصاویر ۱۰ تا ۱۲، در تصویر (۱۵) به نمایش درآمده است. چنان‌که ملاحظه می‌شود، موضوعهای Human computer interaction، Machine learning، Decision making، Artificial intelligence در کانون توجهات و نقش‌آفرینی در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری قرار دارند.





تصویر (۱۵). مدل سازی پیش‌بینی چرخه حیات و منحنی رشد تولیدات علمی<sup>۱</sup> در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری

## بحث و نتیجه‌گیری

یافته‌های پژوهش نشان داد که حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری از یک قلمرو صرفاً فنی و الگوریتم‌محور، به یک ساختار فکری چندلایه و میان‌رشته‌ای در حال گذار است؛ ساختاری که در آن، مفاهیمی چون اعتماد، شفافیت، تفسیرپذیری، تعامل انسان-کامپیوتر، و کاربردپذیری در کنار روش‌های یادگیری عمیق و مدل‌های پیش‌بینی‌گر قرار گرفته‌اند. تحلیل هم‌رخدادی واژگان و خوشه‌بندی مفاهیم نشان داد که هسته اصلی دانش این حوزه در پیوند میان «تصمیم‌گیری»، «هوش مصنوعی توضیح‌پذیر» و «یادگیری عمیق» شکل گرفته است؛ به‌گونه‌ای که این سه‌گانه مفهومی، مهم‌ترین کانون تولید دانش در نقشه ساختاری پژوهش محسوب می‌شوند. این نتیجه نشان می‌دهد که حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری، دیگر صرفاً یک افزونه تبیینی برای مدل‌های یادگیری ماشین نیست، بلکه به‌عنوان یک مؤلفه بنیادین در طراحی سامانه‌های تصمیم‌یار هوشمند تثبیت شده است.

در تبیین این یافته می‌توان اذعان داشت که تمرکز پرنرگ بر «تصمیم‌گیری» بیانگر آن است که مسئله اصلی پژوهش‌های این حوزه، نه فقط افزایش دقت مدل‌ها، بلکه ارتقای کیفیت تصمیم در شرایط پیچیده و پرخطر است. این امر با نتایج مطالعات پیشین، از جمله پژوهش‌های کوتسوپاس و نوسیوس (Koutsoupas & Nosios, ۲۰۲۶) و مارچیانو و همکاران (Marciano et al., ۲۰۲۶) هم‌راستا است؛ زیرا آن مطالعات نیز نشان داده‌اند که ارزش هوش مصنوعی توضیح‌پذیر زمانی به‌طور واقعی آشکار می‌شود که تبیین‌ها در خدمت اعتماد، پذیرش کاربر، و تصمیم‌گیری عملی قرار گیرند. بنابراین، یافته‌های پژوهش حاضر تأیید می‌کند که مسیر تحول حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری از سطح «فناوری توضیح» به سطح «زیرساخت تصمیم‌سازی» در حال تکامل است.

از سوی دیگر، نتایج تحلیل ساختار فکری نشان داد که حوزه مورد بررسی تنها بر مسائل فنی استوار نیست، بلکه در چند خوشه محتوایی متمایز- از جمله خوشه‌های انسانی- اخلاقی، فنی- روش‌شناسانه، کاربردی- عملیاتی، شناختی- خودمختار و موضوعات تخصصی و حاشیه‌ای- قابل طبقه‌بندی است. این الگو نشان می‌دهد که پژوهش‌های حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری به‌طور هم‌زمان به دو منطق پاسخ می‌دهد: نخست، منطق مهندسی

<sup>۱</sup> Life Cycle of Scientific Production

و کارایی الگوریتمی؛ و دوم، منطق انسانی و اخلاقی فهم، اعتماد و مسئولیت پذیری. این دو وجه کشف شده در پژوهش های حوزه هوش مصنوعی توضیح پذیر در داشبوردهای تصمیم گیری، با یافته‌های پیشینه نیز همسو است؛ زیرا بسیاری از پژوهش‌های این حوزه تأکید کرده‌اند که هرچه نقش سیستم‌های هوشمند در تصمیم‌سازی بیشتر می‌شود، نیاز به تبیین پذیری، پاسخ‌گویی و کنترل انسانی نیز افزایش می‌یابد. در نتیجه، حوزه هوش مصنوعی توضیح پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری را باید نه فقط یک راهکار فنی، بلکه یک سازوکار نهادی برای کاهش شکاف میان عملکرد مدل و ادراک کاربر دانست.

تحلیل نقشه چگالی و خوشه‌های پرتراکم نیز نشان داد که بیشترین تمرکز دانش در مجاورت مفاهیم «Explainable AI» و «Decision Making» قرار دارد. این الگو بیانگر آن است که یادگیری عمیق به موتور اصلی پیشرفت این حوزه تبدیل شده، اما به‌تنهایی کافی نیست و باید با سازوکارهای توضیح‌پذیری و طراحی رابط کاربر ادغام شود. در همین راستا، مطالعات پیشین نیز نشان داده‌اند که با پیچیده‌تر شدن مدل‌های یادگیری عمیق، مسئله توضیح‌پذیری از یک نیاز جانبی به یک ضرورت مرکزی تبدیل شده است. بنابراین، یافته‌های پژوهش حاضر این ادعا را تقویت می‌کند که آینده داشبوردهای تصمیم‌گیری نه در جایگزینی کامل مدل‌های پیچیده، بلکه در تلفیق دقت تحلیلی با شفافیت ادراکی رقم خواهد خورد.

از منظر تحول موضوعی نیز نتایج حاکی از آن بود که حوزه از موضوعات کلاسیک مانند «شبکه‌های عصبی» و «ماشین بردار پشتیبان» به تدریج به سمت موضوعات جدیدتر و کاربردی‌تر همچون «یادگیری عمیق بصری»، «بصری‌سازی»، «اعتماد» و «سیستم‌های تصمیم‌یار هوشمند» حرکت کرده است. این جابه‌جایی نشان می‌دهد که تمرکز پژوهش‌ها از بهبود صرف عملکرد مدل‌ها به سمت طراحی اکوسیستم‌هایی رفته است که در آن کاربر، زمینه تصمیم و تجربه تعاملی نقش تعیین‌کننده دارند. این تحول با پژوهش‌های پیشین نیز قابل تطبیق است؛ زیرا پژوهش‌های انجام شده در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر همواره بر این نکته تأکید داشته‌اند که موفقیت سامانه‌های توضیح‌پذیر تنها در صورتی تحقق می‌یابد که تبیین‌ها متناسب با نیاز کاربر، بافت کاربرد، و سطح دانش تصمیم‌گیرنده طراحی شوند.

یافته مهم دیگر پژوهش حاضر آن است که «اعتماد» و «بصری‌سازی» از مفاهیم پیرامونی به عناصر درونی سیستم‌های هوش مصنوعی توضیح‌پذیر تبدیل شده‌اند. این موضوع نشان می‌دهد که مطالعات اخیر دیگر صرفاً به پرسش «مدل چه می‌گوید؟» محدود نیستند، بلکه به پرسش «کاربر چگونه می‌فهمد، می‌پذیرد و بر اساس آن اقدام می‌کند؟» نیز پاسخ می‌دهند. از این منظر، نتایج پژوهش حاضر با مسیر نظری مطالعات پیشین همخوان است که توضیح‌پذیری را پلی میان هوش مصنوعی و فهم انسانی می‌دانند. به بیان دیگر، تبیین در داشبوردهای تصمیم‌گیری نه یک خروجی جانبی، بلکه بخشی از فرآیند شناختی تصمیم‌سازی است.

همچنین برآورد مدل رشد لجستیک نشان داد که این حوزه هنوز در مرحله رشد سریع قرار دارد و با وجود افزایش شتاب انتشار، به سقف اشباع علمی خود نرسیده است. پیش‌بینی سال اوج انتشار و ظرفیت نهایی نیز بیانگر آن است که ادبیات این حوزه در سال‌های پیش رو همچنان ظرفیت توسعه قابل توجهی دارد. این نتیجه از حیث سیاست‌گذاری پژوهشی اهمیت دارد، زیرا نشان می‌دهد که هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری نه یک موضوع تثبیت‌شده و اشباع‌شده، بلکه یک حوزه پویا و در حال بلوغ است که هنوز امکان شکل‌گیری مباحث نظری و کاربردی جدید در آن وجود دارد.

در مجموع، این پژوهش نشان داد که دانش مربوط به هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری در حال حرکت از یک پارادایم «فناوری-محور» به یک پارادایم «انسان-محور و تصمیم-محور» است. بنابراین، مهم‌ترین دستاورد

این مطالعه آن است که ساختار فکری و موضوعی این حوزه را نه به صورت خطی، بلکه به صورت شبکه‌ای و چندلایه ترسیم کرده و نشان داده است که آینده آن در گرو تلفیق دقت الگوریتمی، شفافیت تبیینی، و تناسب با نیاز کاربر خواهد بود. بر این اساس، پژوهش حاضر ضمن تأیید و امتداد یافته‌های مطالعات پیشین، شکاف میان توسعه فنی مدل‌ها و نیازهای واقعی تصمیم‌گیرندگان را برجسته می‌سازد و نشان می‌دهد که مسیر آتی حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری، باید بیش از پیش به سمت طراحی توضیح‌های قابل فهم، زمینه‌مند و کاربردی در داشبوردهای تصمیم‌گیری هدایت شود.

## پیشنهاد‌های اجرایی پژوهش

مبتنی بر یافته‌های این پژوهش، پیشنهاد‌های اجرایی زیر برای سیاستگذاران، برنامه ریزان و مدیران پژوهشی کشور قابل ارائه است:

- توسعه رویکردهای انسان‌محور در طراحی داشبوردهای مبتنی بر هوش مصنوعی توضیح‌پذیر: با توجه به اینکه یافته‌های پژوهش نشان دادند مفاهیمی مانند اعتماد، شفافیت و تعامل انسان-ماشین به عناصر مرکزی این حوزه تبدیل شده‌اند، مدیران و طراحان سیستم‌های تصمیم‌یار لازم است در طراحی داشبوردها رویکرد انسان‌محور را تقویت کرده و توضیحات مدل‌های هوش مصنوعی را به گونه‌ای ارائه کنند که برای کاربران غیرمتخصص نیز قابل درک و قابل استفاده در فرآیند تصمیم‌گیری باشد.
- ادغام سازوکارهای بصری‌سازی توضیح‌پذیر در سامانه‌های تصمیم‌یار: نتایج تحلیل شبکه مفهومی نشان داد که پیوند میان «تصمیم‌گیری»، «یادگیری عمیق» و «بصری‌سازی» از کانون‌های اصلی پژوهش است. بر این اساس، پیشنهاد می‌شود سازمان‌ها در توسعه داشبوردهای مدیریتی از ابزارهای بصری‌سازی پیشرفته برای نمایش منطق تصمیم‌گیری مدل‌ها استفاده کنند تا امکان تفسیر بهتر نتایج برای تصمیم‌گیران فراهم شود.
- حمایت از پژوهش‌های میان‌رشته‌ای در حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری و طراحی رابط کاربر: ساختار فکری حوزه نشان داد که این حوزه در مرز میان علوم داده، تعامل انسان-کامپیوتر و علوم تصمیم قرار دارد. بنابراین سیاست‌گذاران پژوهشی می‌توانند با ایجاد برنامه‌های پژوهشی میان‌رشته‌ای و حمایت از همکاری میان متخصصان هوش مصنوعی، طراحی رابط کاربر و علوم مدیریت، به توسعه کاربردهای مؤثرتر هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری کمک کنند.
- تدوین چارچوب‌های استاندارد برای ارزیابی اعتماد و شفافیت در سیستم‌های تصمیم‌یار: با توجه به برجسته بودن مفاهیمی مانند اعتماد و توضیح‌پذیری در خوشه‌های اصلی پژوهش، پیشنهاد می‌شود نهادهای سیاست‌گذار و سازمان‌های توسعه‌دهنده سیستم‌های هوشمند، شاخص‌ها و استانداردهایی برای ارزیابی میزان شفافیت، قابلیت تفسیر و قابلیت اعتماد در داشبوردهای تصمیم‌گیری مبتنی بر هوش مصنوعی تدوین کنند.
- سرمایه‌گذاری هدفمند در حوزه‌های نوظهور و تخصصی پژوهش: نتایج نقشه ساختار مفهومی نشان داد که برخی موضوعات در قالب «موضوعات تخصصی و حاشیه‌ای» در حال شکل‌گیری هستند. برنامه‌ریزان پژوهشی می‌توانند با حمایت هدفمند از این حوزه‌های نوظهور، زمینه توسعه کاربردهای جدید حوزه هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در داشبوردهای تصمیم‌گیری در حوزه‌هایی مانند سیستم‌های تصمیم‌یار تخصصی و کاربردهای داده‌محور را فراهم کنند.

## پیشنهاد برای پژوهش‌های آتی

با توجه به یافته‌های این پژوهش، پیشنهاد‌های زیر برای پژوهش‌های آتی ارائه می‌شود:

- طراحی و اعتبارسنجی چارچوب‌های ارزیابی تجربه کاربر در داشبوردهای هوش مصنوعی توضیح‌پذیر؛
- ارزیابی تأثیر انواع روش‌های توضیح‌پذیری یادگیری عمیق بر کیفیت تصمیم‌گیری مدیران؛
- مطالعه تطبیقی تحول موضوعی هوش مصنوعی توضیح‌پذیر در حوزه‌های کاربردی مختلف (مانند سلامت، مالی، مدیریت شهری)؛
- تحلیل عمیق خوشه‌های تخصصی و حاشیه‌ای برای شناسایی روندهای نوظهور؛
- توسعه مدل‌های یکپارچه برای تلفیق بصری‌سازی، تبیین‌پذیری و تعامل کاربر در داشبوردهای هوشمند.

### تقدیر و تشکر (Acknowledgement)

این مقاله برگرفته از پروژه کارشناسی نویسنده اول با عنوان بررسی مکانیزم‌های پایه‌ای هوش مصنوعی در سیستم‌های داشبوردهای تجاری است. نویسندگان لازم می‌دانند نهایت تشکر و قدردانی خود را از داوران محترم که نظراتشان سهم بسزایی در بهبود بخشیدن کیفیت داشت، به عمل آورند.

### تعارض منافع (Conflict of Interest)

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

- Akkem, Y., Biswas, S. K., & Aruna, V. (۲۰۲۶). Deciphering the black box: interactive crop recommendation system using Explainable AI with visualisation dashboards. *Journal of Experimental & Theoretical Artificial Intelligence*, 38(۲), ۲۱۹-۲۵۹. <https://doi.org/10.1080/0952113X.2025.2595024>
- Ali, S., Abuhmed, T., El-Sappagh, S., Muhammad, K., Alonso-Moral, J. M., Confalonieri, R., Guidotti, R., Del Ser, J., Díaz-Rodríguez, N., & Herrera, F. (۲۰۲۳). Explainable Artificial Intelligence (XAI): What we know and what is left to attain Trustworthy Artificial Intelligence. *INFORMATION FUSION*, 99. <https://doi.org/10.1016/j.inffus.2023.101805>
- Alonso, J. M., Castiello, C., & Mencar, C. (۲۰۱۸). A bibliometric analysis of the explainable artificial intelligence research field. *International Conference on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-Based Systems*, ۳-۱۵.
- Ammar, O. H., Rejeb, A., & Rejeb, K. (۲۰۲۶). Explainable Artificial Intelligence in Finance: A Bibliometric Review. *Finance Research Open*, ۱۰۰۱۳۱.
- Angelov, P. P., Soares, E. A., Jiang, R., Arnold, N. I., & Atkinson, P. M. (۲۰۲۱). Explainable artificial intelligence: an analytical review. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 11(۵), e۱۴۲۴. <https://doi.org/10.1002/widm.۱۴۲۴>
- Barredo, A. A., Del Ser, J., Gil-Lopez, S., Díaz-Rodríguez, N., Bennetot, A., Chatila, R., Tabik, S., Garcia, S., Molina, D., & Herrera, F. (۲۰۲۰). Explainable Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information Fusion*, 58, ۸۲-۱۱۵.
- Bornmann, L., & Leydesdorff, L. (۲۰۱۴). Scientometrics in a changing research landscape. *EMBO Reports*, 15(۱۲), ۱۲۲۸-۱۲۳۲. <https://doi.org/10.1038/embr.201439608>

- Bradford, S. C. (1935). Sources of information on specific subjects. *Journal of Information Science*, 10(1), 133-138.
- Buchanan, B. G., & Shortliffe, E. H. (1984). *Rule based expert systems: the mycin experiments of the stanford heuristic programming project (the Addison-Wesley series in artificial intelligence)*. Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc. [https://wires.onlinelibrary.wiley.com/action/getFTRLinkout?url=http%3A%2F%2Fscholar.google.com%2Fscholar\\_lookup%3Fhl%3Den%26publication\\_year%3D1984%26author%3DB.%26BG.%26BBuchanan%26author%3DE.%26BH.%26BShortliffe%26title%3DRule%26based%26Bexpert%26Bsystems%203](https://wires.onlinelibrary.wiley.com/action/getFTRLinkout?url=http%3A%2F%2Fscholar.google.com%2Fscholar_lookup%3Fhl%3Den%26publication_year%3D1984%26author%3DB.%26BG.%26BBuchanan%26author%3DE.%26BH.%26BShortliffe%26title%3DRule%26based%26Bexpert%26Bsystems%203)
- Buñay-Guisñan, P., Lara, J. A., Cano, A., Cerezo, R., & Romero, C. (2021). Towards accessible AI for addressing students' academic dropout: an auto machine learning and explainable artificial intelligence approach. *Universal Access in the Information Society*, 20(1). <https://doi.org/10.1007/s10209-020-1278-4> WE - Science Citation Index Expanded (SCI-EXPANDED) WE - Social Science Citation Index (SSCI)
- Chen, X.-Q., Ma, C.-Q., Ren, Y.-S., Lei, Y.-T., Huynh, N. Q. A., & Narayan, S. (2023). Explainable artificial intelligence in finance: A bibliometric review. *Finance Research Letters*, 56, 104140.
- Confalonieri, R., Coba, L., Wagner, B., & Besold, T. R. (2021). A historical perspective of explainable artificial intelligence. *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 11(1), e1391. <https://doi.org/10.1002/widm.1424>
- Daovisan, H. (2021). Explainable artificial intelligence for emerging technologies of responsible innovation. *Discover Artificial Intelligence*. <https://doi.org/10.1007/s44163-021-0120-y>
- Fouad, S., Hakobyan, L., Ihongbe, I. E., Kavakli-Thorne, M., Atkins, S., & Bhatia, B. (2021). Human-Centered User Interface Design for Explainable AI in Chest Radiology: A Multi-Phase Co-Design Approach. *IEEE Access*.
- Guidotti, R., Monreale, A., Ruggieri, S., Turini, F., Giannotti, F., & Pedreschi, D. (2018). A survey of methods for explaining black box models. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 51(5), 1-42.
- Haghani, M. (2023). What makes an informative and publication-worthy scientometric analysis of literature: a guide for authors, reviewers and editors. *Transportation Research Interdisciplinary Perspectives*, 22, 100906.
- Hunsicker, T., Schulz, A., Leist, R. A., Kiefer, S., Boden, K. T., Rothaus, K., König, C. J., & Langer, M. (2021). Efficiency Pitfalls of Explainable AI in Clinical Diagnostic and Treatment Human-AI Workflows. *Human Factors*, 001872082110443764.
- Ivancheva, L. (2008). Scientometrics today: A methodological overview. *Collnet Journal of Scientometrics and Information Management*, 2(2), 47-56.
- Kim, M., Kim, S., Kim, J., Song, T. J., & Kim, Y. (2024). Do stakeholder needs differ? - Designing stakeholder-tailored Explainable Artificial Intelligence (XAI) interfaces. *International Journal of Human-Computer Studies*, 181. <https://doi.org/10.1016/j.ijhcs.2023.103160>
- Koutsoupas, N., & Nosios, M. (2021). Explainable Artificial Intelligence for Social Sciences and Humanities: A Systematic Bibliometric Analysis. *Engineering Proceedings*, 124(1), 113. <https://doi.org/10.3390/engproc202102113>
- Lotka, A. J. (1926). The frequency distribution of scientific productivity. *Journal of the Washington Academy of Sciences*, 16(12), 317-323. <https://www.jstor.org/stable/24529203>
- Lotka, A. J., & Bradford, S. C. (1926). The frequency distribution of scientific productivity. *Journal of Information Science*, 10(1), 317-323. <https://www.jstor.org/stable/24529203>

- Mahanta, P., Bhattacharya, M., & Habermeier, J. (2026). Balancing AI complexity with usability: a study of AI-based UX patterns in business applications. *Information Technology & People*. <https://doi.org/10.1108/ITP-07-2020-1110>
- Marciano, J. M. V., Machado, V. P., & de Araújo, A. H. M. (2026). *Bibliometric Review of the Ethical and Legal Perspectives of Explainable Artificial Intelligence in Health*.
- Miller, T. (2019). "But why?" Understanding explainable artificial intelligence. *XRDS: Crossroads, The ACM Magazine for Students*, 25(3), 20–25.
- Nalela, P., Rao, D. P., & Rao, P. V. (2026). Explainable AI for Predicting Mortality Risk in Metastatic Cancer: Retrospective Cohort Study Using the Memorial Sloan Kettering-Metastatic Dataset. *JMIR Cancer*, 12. <https://doi.org/10.2196/19674> WE - Emerging Sources Citation Index (ESCI)
- Pereira, A., & Maciel, A. M. A. (2026). Integration of an Explainable Dashboard to Enhance AutoML Transparency. In A. Rocha, F. G. Penalvo, C. J. Costa, & R. Goncalves (Eds.), *Proceedings Of 20th Iberian Conference on Information Systems and Technologies, CISTI 2025, Vol 2* (Vol. 1111, Numbers 20th Iberian Conference on Information Systems and Technologies-CISTI, pp. 720–736). [https://doi.org/10.1007/978-3-032-10721-3\\_72](https://doi.org/10.1007/978-3-032-10721-3_72) WE - Conference Proceedings Citation Index - Science (CPCI-S)
- Prasad, P. W. C., Sayeed, M. S., Nguyen, D.-M., Hutabarat, D. P., & Mohiuddin, G. M. (2026). Explainable AI: enhancing decision-making in the detection of cyber threats. *Frontiers in Computer Science*, 8, 1762332.
- Rejeb, A., Rejeb, K., & Treiblmaier, H. (2026). Explainable artificial intelligence in finance: a bibliometric and topic modeling analysis using BERTopic. *Quality & Quantity*, 1–20.
- Rezaeian, O., Bayrak, A. E., & Asan, O. (2026). Explainability and AI confidence in clinical decision support systems: Effects on trust, diagnostic performance, and cognitive load in breast cancer care. *International Journal of Human-Computer Interaction*, 42(6), 4477–4497.
- Russo, M., & Vistocco, D. (2026). Explainable Artificial Intelligence Through the Lens of Bibliometric Citation Analysis. *Applied Stochastic Models in Business and Industry*, 42(3), e70091.
- Shiddik, M. A. B. (2026). Explainable Artificial Intelligence in Healthcare: Current Landscape, Challenges, and Future Directions. *Health Science Reports*, 9(3), e72172.
- Talmoudi, R., & Choukir, J. (2026). From Predictive Analytics to Explainable AI in Higher Education: A Bibliometric Mapping. *Qubahan Academic Journal*, 6(2), 437–461. <https://doi.org/10.48161/qaj.v6n2a2009>
- Torbati, A. S., & Noroozi Chakoli, A. (2013). Empirical examination of Lotka's law for applied mathematics. *Life Science Journal*, 10(SUPPL. 0). [https://doi.org/10.4137/life1005s\\_6.1\\_6.7-libre.pdf?160407934=&response-content-disposition=inline%B+filename%DEmpirical\\_examination\\_of\\_Lotka\\_s\\_Law\\_for.pdf&Expires=1781290017&Signature=FQUFXtp1oZ3vIw2d4MYEHGkuM-JAKDDfZ](https://doi.org/10.4137/life1005s_6.1_6.7-libre.pdf?160407934=&response-content-disposition=inline%B+filename%DEmpirical_examination_of_Lotka_s_Law_for.pdf&Expires=1781290017&Signature=FQUFXtp1oZ3vIw2d4MYEHGkuM-JAKDDfZ)
- Tveita, L. J., & Hustad, E. (2020). Benefits and Challenges of Artificial Intelligence in Public sector: A Literature Review. *Procedia Computer Science*, 256, 222–229. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.02.110>
- Van Leeuwen, T. (2006). The application of bibliometric analyses in the evaluation of social science research. Who benefits from it, and why it is still feasible. *Scientometrics*, 66(1), 133–104.

زود آید و در این نشانه