Ind. Manag. Persp. 2026, 16(1), 77-102; doi: 10.48308/JIMP.16.1.77

Industrial Management Perspective

Journal hompage: https://jimp.sbu.ac.ir/?lang=en

Original Article

Evaluating Reliability Metrics of Artificial Intelligence Systems in Healthcare: An SEM_FCM Approach

Morteza Hemmati Asiabaraki*
Nasser Safaie**

Extended Abstract

Introduction: As the field of computer science evolves, and with the emergence of concepts such as artificial intelligence (AI), machine learning (ML), and deep learning (DL), significant opportunities for achieving smart urban systems have been created. These transformative technologies are reshaping numerous industries, particularly healthcare, where their impact has been profound. AI-powered tools are now employed to manage patient medical histories, conduct digital consultations, and optimize drug administration. However, despite their vast potential, these tools are not without limitations. A significant challenge faced by these systems is the low accuracy of decision-making outputs, which hinders their effective implementation in critical areas. To address these issues, the present study evaluates reliability metrics specific to AI systems in healthcare. By focusing on these metrics, the research identifies key factors that improve trustworthiness, using the Fuzzy Cognitive Mapping (FCM) approach.

Methods: The study begins with the extraction of reliability metrics through a detailed literature review and interviews with healthcare professionals, ensuring that the metrics are both comprehensive and grounded in real-world applications. Subsequently, using the Delphi method, the critical criteria for evaluating the reliability of artificial intelligence systems in the targeted domain were identified. In the next step, a causal model was developed based on a review of the relevant literature. This model was then validated using the Structural Equation Modeling (SEM) approach. Following that, causal relationships were derived using the validated SEM model and expert opinions, and the interactions among the identified criteria were analyzed through the application of the Fuzzy Cognitive Mapping (FCM) method. This advanced method provided a clear understanding of which factors were most influential and which were most impacted, offering deeper insights into AI system reliability. For data collection, a range of questionnaires, including Likert scale, AHP, and FCM-based tools, were distributed to participants. The data collected was then analyzed using SmartPLS software, a powerful tool for path analysis and structural equation modeling.

Received: Jan. 12, 2025; Revised: May. 11, 2025; Accepted: Feb. 01, 2026; Published Online: Feb. 23, 2026.

*Ph.D. student, Department of Industrial Engineering, Faculty of Industrial Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran.

**Assistant Professor, Department of Industrial Engineering, Faculty of Industrial Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran.
Corresponding Author: nsafaie@kntu.ac.ir

Ind. Manag. Persp. 2026, 16(1), 77-102; doi: 10.48308/JIMP.16.1.77

Industrial Management Perspective

Journal hompage: https://jimp.sbu.ac.ir/?lang=en

Original Article

Findings: The findings reveal that "continuous monitoring of generated outcomes and system reconfiguration" is the most effective metric for evaluating AI system reliability in healthcare. This underscores the importance of ongoing oversight and adaptability to maintain system accuracy and relevance. Another crucial finding identifies the "use of non-deterministic algorithms" as the most impacted metric, highlighting the need for flexible and probabilistic methods in AI systems. In total, six primary metrics were identified and evaluated:

1. Trusted and homogeneous data to ensure consistent results.
2. Data security and privacy to protect sensitive medical information.
3. Weekly updates to improve system performance.
4. Use of non-deterministic algorithms to enhance adaptability.
5. Stakeholder evaluation structures for transparency and accountability.
6. Continuous monitoring of results to identify and address emerging issues.

These metrics collectively form a comprehensive framework for enhancing AI system reliability in healthcare.

Conclusion: This study provides a detailed examination of AI system reliability in healthcare, emphasizing the critical role of continuous monitoring and regular updates in improving accuracy and trustworthiness. Moreover, ensuring data security and privacy is highlighted as essential for building confidence in these systems. The findings serve as a practical guide for AI developers in healthcare, helping them design reliable and efficient tools. Additionally, the study underscores the broader benefits of these improvements, such as enhanced medical service quality and increased patient trust in AI systems. Ultimately, adopting innovative approaches and focusing on the identified key components will drive significant advancements and transformations in healthcare delivery.

Keywords: Artificial intelligence, reliability, healthcare, precision medicine, fuzzy cognitive mapping.

How to Cite: Hemmati Asiabaraki, Morteza; Safaie, Nasser (2026). Evaluating Reliability Metrics of Artificial Intelligence Systems in Healthcare: An SEM_FCM Approach. *Ind. Manag. Persp.*, 16(1), 77-102 *(In Persian)*.

Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

چشم‌انداز مدیریت صنعتی، ۱۴۰۵، دوره ۱۶، شماره ۱، صص ۷۷ - ۱۰۲، doi: 10.48308/JIMP.16.1.77

چشم‌انداز مدیریت صنعتی

Journal hompage: https://jimp.sbu.ac.ir/?lang=en

نوع مقاله: پژوهشی

ارزیابی معیارهای قابلیت اطمینان سیستم‌های هوش مصنوعی در حوزه سلامت: یک رویکرد SEM_FCM

مرتضی همتی آسیابرکی*

ناصر صفایی**

چکیده گسترده

مقدمه و اهداف: با پیشرفت فناوری در زمینه‌های علوم کامپیوتری و ظهور مفاهیمی همچون هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق، فرصت‌های شگرفی برای تحقق آرمان‌شهری هوشمند فراهم شده است. یکی از کاربردهای حساس و مهم این فناوری‌ها، استفاده از آن‌ها در بخش سلامت است که از کنترل پیشینه پزشکی بیماران تا مشاوره دیجیتال و مدیریت دارو را شامل می‌شود. بااین‌حال، این ابزارهای پیشرفته به چالش‌هایی همچون دقت پایین در خروجی‌های فرآیند تصمیم‌گیری مبتلا هستند. پژوهش حاضر به بررسی معیارهای ارزیابی‌کننده قابلیت اطمینان سیستم‌های هوش مصنوعی در حوزه سلامت می‌پردازد و با استفاده از روش نقشه شناختی فازی (FCM)، مؤثرترین معیارها را شناسایی می‌کند.

روش‌ها: در این پژوهش، ابتدا معیارهای مرتبط با قابلیت اطمینان سیستم‌های هوش مصنوعی از طریق مرور ادبیات و انجام مصاحبه با متخصصین حوزه سلامت استخراج و شناسایی شدند. سپس با استفاده از روش دلفی معیارهای حیاتی ارزیابی قابلیت اطمینان سیستم‌های هوش مصنوعی در حوزه موردنظر حاصل گردید. در گام بعد مدلی علت و معلولی با توجه به‌مرور ادبیات حوزه موردنظر ایجاد گردید. آنگاه برای اعتبارسنجی این مدل از روش معادلات ساختاری (SEM) استفاده گردید. در ادامه، روابط علت و معلولی با استفاده از ورودی مدل اعتبارسنجی شده از روش SEM و نظر خبرگان حوزه موردنظر به دست آمد و تأثیرات معیارهای شناسایی‌شده بر یکدیگر با به‌کارگیری روش FCM موردبررسی قرار گرفت. این روش به شناسایی روابط نهایی علت و معلولی میان معیارها و تعیین مؤثرترین و تأثیرپذیرترین معیارها کمک کرده و امکان تحلیل دقیق‌تری از قابلیت اطمینان سیستم‌های هوش مصنوعی در حوزه سلامت را فراهم می‌آورد. به‌منظور جمع‌آوری داده‌ها، پرسشنامه‌های مختلفی (عبارتند از پرسشنامه طیف لیکرت (روش‌های دلفی و SEM)، پرسشنامه AHP و پرسشنامه FCM طراحی و توزیع شد و نتایج به‌دست‌آمده با نرم‌افزار SmartPLS مورد تحلیل قرار گرفتند.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۱۰/۲۳، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۲/۲۱، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۱/۱۲، تاریخ اولین انتشار: ۱۴۰۴/۱۲/۰۴.

*دانشجوی دکتری، گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران.

**استادیار، گروه مهندسی صنایع، دانشکده مهندسی صنایع، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران، ایران.

نویسنده مسئول: nsafaie@kntu.ac.ir

چشم‌انداز مدیریت صنعتی، ۱۴۰۵، دوره ۱۶، شماره ۱، صص ۷۷ - ۱۰۲، doi: 10.48308/JIMP.16.1.77

چشم‌انداز مدیریت صنعتی

Journal hompage: https://jimp.sbu.ac.ir/?lang=en

نوع مقاله: پژوهشی

یافته‌ها: یافته‌های پژوهش نشان می‌دهند که معیار "نظارت مستمر بر نتایج تولیدشده و تنظیم مجدد سیستم" به‌عنوان مؤثرترین معیار در ارزیابی قابلیت اطمینان سیستم‌های هوش مصنوعی در حوزه سلامت شناسایی شده است. علاوه بر این، معیار "استفاده از الگوریتم‌های غیرقطعی" به‌عنوان تأثیرپذیرترین معیار معرفی گردید. این نتایج تأکید می‌کنند که نظارت مداوم بر عملکرد سیستم‌های هوش مصنوعی و نیاز به به‌روزرسانی‌های مستمر ازجمله اصول کلیدی در افزایش دقت و قابلیت اطمینان این سیستم‌ها هستند. درمجموع، شش معیار حیاتی برای ارزیابی قابلیت اطمینان استخراج و ارزیابی شدند که شامل داده‌های قابل‌اعتماد و همگن، رعایت امنیت و حریم خصوصی داده‌ها، به‌روزرسانی‌های هفتگی، استفاده از الگوریتم‌های غیرقطعی، ایجاد ساختاری جهت ارزیابی تصمیمات از سوی ذی‌نفعان و نظارت مستمر بر نتایج تولید شده بود.

نتیجه‌گیری: پژوهش حاضر به‌طور جامع به بررسی قابلیت اطمینان سیستم‌های هوش مصنوعی در حوزه سلامت پرداخته و نشان می‌دهد که برای بهبود دقت و قابلیت اطمینان این سیستم‌ها، نیاز به نظارت مستمر و به‌روزرسانی‌های منظم وجود دارد. همچنین، توجه به امنیت و حریم خصوصی داده‌ها در طراحی و پیاده‌سازی این سیستم‌ها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. با توجه به چالش‌های موجود، این پژوهش می‌تواند به‌عنوان یک راهنما برای توسعه‌دهندگان سیستم‌های هوش مصنوعی در حوزه سلامت عمل کند و به آن‌ها کمک کند تا با در نظر گرفتن معیارهای شناسایی‌شده، سیستم‌های مطمئن‌تری طراحی کنند. این تحقیق همچنین می‌تواند به بهبود کیفیت خدمات پزشکی و افزایش اعتماد بیماران به سیستم‌های هوش مصنوعی کمک کند. درنهایت، استفاده از روش‌های نوین و توجه به مؤلفه‌های کلیدی در طراحی و توسعه این سیستم‌ها، می‌تواند به پیشرفت و تحول در ارائه خدمات بهداشتی و درمانی منجر شود.

کلمات کلیدی: هوش مصنوعی، قابلیت اطمینان، حوزه سلامت، پزشکی دقیق، نقشه شناختی فازی.

استناددهی: همتی آسیابرکی، مرتضی؛ صفایی، ناصر (۱۴۰۵). ارزیابی معیارهای قابلیت اطمینان سیستم‌های هوش مصنوعی در حوزه سلامت: یک رویکرد SEM_FCM. چشم‌انداز مدیریت صنعتی، ۱۶(۱)، ۷۷-۱۰۲.

Copyright: © 2026 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/).

۱. مقدمه

گسترش سریع کاربردهای هوش مصنوعی در سلامت از پشتیبانی تصمیم بالینی گرفته تا پایش و مدیریت درمان، باعث شده ارزش بالینی این فناوری عمیقاً به «قابلیت اتکا در عمل» گره بخورد [۴،۱۷]. مسئله اصلی آن است که بسیاری از سامانه‌ها در مرحله استقرار واقعی، صرفاً با گزارش دقت، حساسیت و ویژگی قابل ارزیابی نیستند؛ زیرا پایداری عملکرد در طول زمان، تغییرپذیری داده‌های جهان واقعی، الزامات امنیت و حریم خصوصی، و نحوه کنترل و نظارت پس از استقرار تعیین می‌کند که آیا خروجی سامانه واقعاً قابل اتکا و قابل استفاده در تصمیم‌گیری درمانی هست یا خیر [۱۰،۱۱].

در سال‌های اخیر، ادبیات «هوش مصنوعی قابل اعتماد و مسئولانه» چارچوب‌های مفهومی متعددی برای ابعاد کلیدی اعتمادپذیری ارائه کرده است؛ از جمله این موارد می توان به دستورالعمل‌های اجماع بین‌المللی برای هوش مصنوعی قابل اعتماد در سلامت و چارچوب‌های مسئولانه برای سامانه‌های خودران بالینی اشاره کرد [۳،۱۴]. با این حال، این چارچوب‌ها غالباً در سطح اصول و راهنما باقی می‌مانند و کمتر نشان می‌دهند که در یک حوزه حساس مانند سلامت، کدام معیارها در عمل «محرک‌های اصلی» شبکه اعتمادپذیری هستند و چگونه به‌صورت علّی و پویا بر یکدیگر اثر می‌گذارند [۳،۱۴،۱۷].

در نتیجه، یک شکاف پژوهشی مهم شکل می‌گیرد: نخست، فقدان یک مدل علّیِ تجربی که روابط بین معیارهای قابلیت اطمینان را در بافت سلامت آزمون کند؛ و دوم، محدود بودن مطالعاتی که بتوانند پویایی اثرگذاری و اثرپذیری معیارها را با وجود عدم‌قطعیت، بازخوردهای سیستمی و تغییرات تدریجی محیط بالینی کمی‌سازی و رتبه‌بندی کنند [۱۰،۱۱]. بخش عمده‌ای از مطالعات یا صرفاً بر سنجه‌های عملکردی محدود در محیط‌های آزمایشگاهی تمرکز دارند، یا در سطح مفهومی و نظری باقی می‌مانند و به ابزارهای تحلیلی برای وزن‌دهی و اولویت‌بندی علّیِ معیارها وارد نمی‌شوند.

پژوهش حاضر برای پر کردن این شکاف، یک رویکرد ترکیبی مبتنی بر مدلسازی معادلات ساختاری (SEM) و نقشه شناختی فازی (FCM) را به‌کار می‌گیرد. در گام نخست، معیارهای مرتبط با قابلیت اطمینان سامانه‌های هوش مصنوعی در حوزه سلامت از طریق مرور نظام‌مند ادبیات و مصاحبه با متخصصان استخراج شد؛ سپس با استفاده از روش دلفی، معیارهای حیاتی غربال گردید. در گام دوم، روابط علّی پیشنهادی میان این معیارها به کمک SEM-PLS اعتبارسنجی شد و تنها مسیرهای معنادار از نظر آماری حفظ گردید. در نهایت، این روابط تأییدشده به‌عنوان ورودی نقشه شناختی فازی استفاده شد تا اثرگذاری و اثرپذیری معیارها در قالب یک شبکه علّیِ پویا تحلیل و رتبه‌بندی شود.

علی‌رغم اینکه هدف پژوهش کشف مدل یا متغیر جدید نبوده، بلکه بر اساس ادبیات موجود، اقدام به اعتبارسنجی و تأیید مدل پیشنهادی شده است اما یافته‌های این پژوهش می‌تواند به سیاست‌گذاران سلامت، توسعه‌دهندگان سیستم‌های هوشمند، و مدیران بیمارستان‌ها در ارزیابی و ارتقای طراحی و پیاده‌سازی فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی کمک شایانی نماید.

یافته‌های مطالعه نشان می‌دهد «نظارت مستمر بر نتایج تولیدشده و تنظیم مجدد سیستم» اثرگذارترین معیار و «استفاده از الگوریتم‌های غیرقطعی» اثرپذیرترین معیار در شبکه قابلیت اطمینان سامانه‌های هوش مصنوعی سلامت است. این نتیجه پیام روشنی برای راهبری چرخه‌عمر سامانه‌ها دارد: اعتمادپذیری نه یک ویژگی ایستا، بلکه محصول پایش و کنترل مستمر پس از استقرار، به همراه به‌روزرسانی‌های برنامه‌ریزی‌شده و سازوکارهای حکمرانی داده و امنیت است [۱۰،۱۱،۱۶].

۲. مبانی و چارچوب نظری تحقیق

در سال‌های اخیر، استفاده از سیستم‌های هوش مصنوعی در حوزه سلامت با رشد قابل‌توجهی همراه بوده است. از تشخیص خودکار تصاویر پزشکی گرفته تا پیش‌بینی روند درمان و شخصی‌سازی خدمات بالینی، الگوریتم‌های هوشمند به‌تدریج جایگاه خود را در جریان تصمیم‌گیری بالینی تثبیت نموده‌اند [۲۷]. بااین‌حال، بسط و تعمیق این فناوری‌ها بدون پاسخ‌گویی روشن به دغدغه‌هایی همچون قابلیت اطمینان، تعمیم‌پذیری و پذیرش انسانی، نه‌تنها موفقیت نهایی آن‌ها را تهدید می‌کند بلکه می‌تواند اعتماد عمومی به آن‌ها را نیز تضعیف نماید [۲۸].

قابلیت اطمینان، در ساده‌ترین تعریف، به توانایی یک سیستم در ارائه خروجی‌های درست، پایدار و قابل پیش‌بینی در شرایط مشابه اطلاق می‌شود. در حوزه سلامت، این مفهوم ابعاد گسترده‌تری می‌یابد: آیا الگوریتم هوش مصنوعی در داده‌های واقعی بالینی به همان دقت داده‌های آزمایشگاهی عمل می‌کند؟ آیا پزشک می‌تواند بر پایه توصیه‌های سیستم تصمیم‌گیری کند؟ آیا سیستم در طول زمان، عملکرد خود را حفظ می‌کند؟ این پرسش‌ها، همگی در دل مفهوم گسترده «اعتمادپذیری و قابلیت اطمینان» جای می‌گیرند [۱۰]. مطالعات متعدد نشان می‌دهند که قابلیت اطمینان پیش‌نیاز حیاتی برای پذیرش عملی سیستم‌های AI در سلامت است؛ درواقع حتی عملکرد فوق‌العاده الگوریتم در آزمایشگاه، بدون اطمینان به ثبات، شفافیت و کنترل‌پذیری آن، از دید کاربران نهایی (پزشکان و بیماران) ارزشی نخواهد داشت [۱۵].

۲-۱. جریان‌های اصلی پژوهش در قابلیت اطمینان AI سلامت

مرور مطالعات پنج سال اخیر نشان می‌دهد که پژوهش‌ها اغلب به‌صورت پراکنده و از زاویه‌های متفاوت به برخی ابعاد قابلیت اطمینان پرداخته‌اند. یک جریان اصلی، مطالعات «کارکرد/عملکردمحور» است که بر توسعه و آزمون تجربی الگوریتم‌ها با تکیه بر سنجه‌هایی مانند دقت، حساسیت و ویژگی تمرکز دارد [۱۷،۹]. این مطالعات شواهد مهمی درباره امکان‌پذیری فنی ارائه می‌کنند، اما معمولاً به پایداری عملکرد در طول زمان، رفتار سیستم در داده‌های جهان واقعی و اثر تعامل انسان-ماشین کمتر می‌پردازند [۱۷،۲۱].

جریان دوم، مطالعات «تعامل و پذیرش» است که بر نقش همکاری انسان-هوش مصنوعی و سازوکارهای اعتمادسازی تمرکز دارد. برای مثال، برخی پژوهش‌ها نشان داده‌اند که AI می‌تواند به‌عنوان مکمل تصمیم‌گیری بالینی عمل کند، اما میزان پذیرش آن به عواملی مانند شفافیت، طراحی کاربرمحور و سازگاری فرهنگی بستگی دارد [۵،۲۳،۳۱]. چنین رویکردهایی بر این نکته تأکید دارند که اعتماد کاربران به AI صرفاً تابع عملکرد فنی نیست، بلکه به تجربه ادراک‌شده و کیفیت تعامل نیز وابسته است [۳،۱۹،۲۰،۲۲].

جریان سوم، مطالعات «حکمرانی، امنیت و مسئولیت‌پذیری» است که بر ابعاد امنیت داده، حریم خصوصی، انصاف و پیامدهای حقوقی/اجتماعی استفاده از AI در سلامت تمرکز دارند [۱۰،۱۱،۲۹]. این ادبیات نشان می‌دهد بدون زیرساخت‌های مناسب حکمرانی داده و چارچوب‌های اعتبارسنجی و نظارت، حتی سامانه‌های دقیق نیز ممکن است به دلیل ریسک‌های امنیتی، تبعیض‌آمیز بودن یا نبود پاسخ‌گویی، از سوی ذی‌نفعان پذیرفته نشوند [۲۹،۲۶،۱۸].

با وجود ارزش هر سه جریان، یک ضعف مشترک مشاهده می‌شود: اغلب این مطالعات، معیارهای مرتبط با قابلیت اطمینان را به‌طور جداگانه و ایستا بررسی کرده‌اند و کمتر به این پرسش پرداخته‌اند که این معیارها چگونه در یک شبکه علّی-پویا بر یکدیگر اثر می‌گذارند و کدام‌یک نقش اهرمی در شکل‌گیری اعتمادپذیری دارند [۲۸،۵].

۲-۲. شکاف روش‌شناختی در تحلیل قابلیت اطمینان

از منظر روش‌شناسی، بخش مهمی از ادبیات برای تحلیل و سنجش تأثیر عوامل بر عملکرد یا پذیرش، به روش‌هایی مانند آزمون همبستگی، رگرسیون یا تحلیل عاملی تکیه کرده است. این در حالی است که روابط میان مؤلفه‌های مربوط به قابلیت اطمینان معمولاً چندوجهی، غیرخطی و متقابل هستند و نیازمند تحلیل‌های ساختاریافته‌تر مانند مدلسازی معادلات ساختاری (SEM) می‌باشند [۶،۲۸]. SEM این امکان را فراهم می‌کند که روابط علّی بین سازه‌ها بر اساس داده‌های تجربی و در قالب یک مدل مفهومی یکپارچه آزمون شود.

از سوی دیگر، کاربرد روش‌های مبتنی بر منطق فازی و سیستم‌های شناختی مانند FCM در این حوزه هنوز محدود است و بیشتر در مطالعات غیرپزشکی یا تصمیم‌گیری‌های سطح بالا استفاده شده‌اند [۹]. این در حالی است که FCM قابلیت آن را دارد که روابط علّی و وزن تأثیر متغیرها را تحت عدم‌قطعیت و با لحاظ‌کردن بازخوردها مدل‌سازی کند، و به این ترتیب پویایی شبکه‌ای میان معیارهای قابلیت اطمینان را نشان دهد [۲،۹].

به‌طور کلی، ترکیب روش‌های آماری تأییدی مانند SEM با ابزارهای فازی تطبیقی مانند FCM در ادبیات مربوط به قابلیت اطمینان سیستم‌های هوشمند سلامت هنوز جایگاه شایسته‌ای نیافته است. خلأ اصلی این است که کمتر مطالعه‌ای به‌صورت هم‌زمان (الف) مجموعه‌ای

نسبتاً جامع از معیارهای مطرح در ادبیات را به‌صورت نظام‌مند استخراج کرده و (ب) روابط علّی و پویای میان آن‌ها را با رویکردی ترکیبی و مبتنی بر داده تحلیل کرده باشد [۲،۲۸].

۲-۳. معیارهای اولیه مبتنی بر ادبیات

مرور نظام‌مند منابع، در کنار تحلیل مفهومی، نشان می‌دهد که قابلیت اطمینان سیستم‌های هوش مصنوعی در سلامت می‌تواند در ادبیات از زوایای مختلفی عملیاتی شود. بر این اساس، مجموعه‌ای از معیارهای پرتکرار به‌عنوان «معیارهای اولیه» برای ارزیابی قابلیت اطمینان شناسایی شده‌اند که در این پژوهش، مبنای طراحی ابزارها و مدل مفهومی اولیه قرار گرفته‌اند. این معیارهای اولیه عبارت‌اند از: قابلیت تکرار و بازتولید، استحکام و تعمیم‌پذیری، قابلیت توضیح‌پذیری، رعایت امنیت و حریم خصوصی داده‌ها، پایداری در طول زمان، کیفیت داده‌ها، نظارت مستمر بر نتایج تولیدشده و تنظیم مجدد سیستم، داده‌های قابل‌اعتماد و همگن، ارزیابی اقتصادی، قابلیت تعامل انسان و ماشین، مدیریت ریسک، به‌روزرسانی‌های هفتگی/یک هفته در میان، استفاده از الگوریتم‌های غیرقطعی و ایجاد ساختاری جهت ارزیابی تصمیمات از سوی ذی‌نفعان [۲،۵،۱۸،۲۷،۲۸].

جدول (۱) این معیارهای اولیه را همراه با تعریف فشرده و استنادات منتخب ادبیات نشان می‌دهد.

جدول ۱. معیارهای کاندید استخراج‌شده از ادبیات برای قابلیت اطمینان *AI* در سلامت

معیار اولیه	تعریف مختصر معیار	منابع
قابلیت تکرار و بازتولید	توانایی تولید خروجی‌های یکسان در شرایط و داده‌های مشابه.	[۴؛۱۴؛۲۸؛۱۸]
استحکام و تعمیم‌پذیری	حفظ عملکرد صحیح در مواجهه با داده‌های جدید، متنوع یا ناقص.	[۴؛۱۴؛۲۸؛۲]
قابلیت توضیح‌پذیری	امکان درک منطق/دلایل تصمیم‌های AI توسط کاربران انسانی.	[۳۱؛۳؛۱۴؛۵]
رعایت امنیت و حریم خصوصی داده‌ها	محافظت از اطلاعات بیماران و جلوگیری از افشای ناخواسته/نقض داده.	[۲۸؛۲۷؛۱۸؛۲]
پایداری در طول زمان	حفظ عملکرد سیستم در گذر زمان و در برابر تغییرات داده و محیط بالینی.	[۱۸؛۱۴؛۲۸؛۴]
کیفیت داده‌ها	صحت، کامل‌بودن، تنوع و بی‌طرفی داده‌های مورد استفاده در آموزش/استقرار.	[۱۴؛۱۰؛۲۸؛۲]
نظارت مستمر و تنظیم مجدد سیستم	پایش دوره‌ای خروجی‌ها و بازتنظیم/اصلاح مدل بر اساس عملکرد واقعی.	[۲۸؛۲۷؛۱۸؛۲]
داده‌های قابل‌اعتماد و همگن	اتکا به داده‌های معتبر و همگن به‌عنوان ورودی برای کاهش سوگیری و ناپایداری.	[۲۸؛۲۷؛۱۸؛۲]
ارزیابی اقتصادی	سنجش هزینه-فایده و توجیه اقتصادی نسبت به روش‌های جایگزین.	[۱۷؛۱۵؛۶]
تعامل انسان و ماشین	کیفیت تعامل کاربر (پزشک/بیمار/اپراتور) با سامانه و اثر آن بر استفاده صحیح.	[۳۱؛۲۳؛۱۹؛۵]
مدیریت ریسک و ایمنی	توانایی پیشگیری از خطرات و مدیریت خطاهای بالقوه در کاربردهای بالینی.	[۲۹؛۱۴؛۱۳؛۴؛۳]
به‌روزرسانی‌های دوره‌ای (هفتگی/ کوتاه‌دوره)	سازوکارهای به‌روزرسانی برای حفظ دقت در برابر تغییرات داده/شرایط.	[۲۸؛۲۷؛۱۸؛۲]
استفاده از الگوریتم‌های غیرقطعی	به‌کارگیری الگوریتم‌هایی با خروجی متغیر و نیازمند کنترل/نظارت دقیق در سلامت.	[۲۸؛۲۷؛۱۸؛۲]
ارزیابی تصمیمات توسط ذی‌نفعان	امکان بازبینی و داوری تصمیمات AI توسط پزشکان/بیماران/ذی‌نفعان کلیدی.	[۲۸؛۲۷؛۱۸؛۲]

۲-٤. منطق چارچوب تحلیلی (SEM و FCM)

با توجه به ماهیت شبکه‌ای و بازخوردی روابط میان معیارهای فوق، این پژوهش از یک رویکرد ترکیبی بهره می‌گیرد. در گام نخست، مدلسازی معادلات ساختاری بر پایه رویکرد SEM برای آزمون تجربی روابط علّی میان معیارهای کاندید و غربال‌گری مسیرهای معنادار به‌کار می‌رود [۶،۱۱]. این رویکرد امکان کار با نمونه‌های تخصصی و تمرکز بر قدرت پیش‌بینی سازه‌های درون‌زا را فراهم می‌کند.

در گام دوم، نتایج تأییدشده‌ی SEM به‌عنوان ورودی برای ساخت نقشه شناختی فازی استفاده می‌شود؛ به این معنا که تنها روابط علّی معنادار در ساختار شبکه فازی لحاظ شده و وزن‌دهی اولیه روی آن‌ها اعمال می‌گردد [۲،۹]. سپس FCM برای تحلیل پویایی شبکه، محاسبه اثرگذاری و اثرپذیری هر معیار و انجام تحلیل حساسیت به‌کار می‌رود. بدین‌ترتیب، مدل نهایی قابلیت اطمینان نه‌تنها بر پایه شواهد آماری استوار است، بلکه رفتار سیستمی و بازخوردی معیارها را نیز بازنمایی می‌کند.

بر این مبنا، مبانی نظری و چارچوب مفهومی پژوهش حاضر، از یک‌سو جایگاه قابلیت اطمینان AI در سلامت و معیارهای کاندید آن را در ادبیات روشن می‌سازد و از سوی دیگر، منطق استفاده از رویکرد ترکیبی SEM و FCM را برای تحلیل علّی-پویا و اولویت‌بندی اهرمی معیارها توجیه می‌کند. در بخش بعد، روش‌شناسی پژوهش و چگونگی کاهش معیارهای اولیه به معیارهای حیاتی، با تکیه بر روش دلفی و داده‌های میدانی متخصصان، تشریح خواهد شد.

در جدول (۲) می‌توان شکاف پژوهشی، بررسی حاضر را مشاهده نمود.

جدول ۲. شکاف ادبیات پژوهش

نویسنده‌ها	روش استفاده‌شده	نوع ابزار هوش مصنوعی	فازی/ قطعی	نوآوری پژوهش	محدودیت‌ها	حوزه موردبررسی	نتایج
[۹]	تحلیل تجربی تصویرCT	یادگیری ماشین	قطعی	سیستم CAD مبتنی بر AIبرای تشخیص COVID	داده آزمایشگاهی؛ نبود داده بالینی	تصویربرداری پزشکی	دقت بالای تشخیص با ترکیب AI و تحلیل تصاویر
[۷]	مرور سیستماتیک + تحلیل	AIدر COVID	قطعی	مرور ۱۸ الگوریتم مختلف AI	تمرکز بر مرور نه داده میدانی	پاتولوژی پزشکی	نبود تعمیم‌پذیری یکنواخت بین مدل‌ها
[۱۹]	طراحی آزمایشی	هوش مصنوعیICU	قطعی	بررسی تعامل انسان–ماشین	محدود به شرایط آزمایشگاهی	مراقبت ویژه	تعامل بالای انسانی در پذیرش سیستم
[۲]	مرور انتقادی	مدل‌سازی پیش‌بینی پزشکی	قطعی	تحلیل محدودیت‌های یادگیری ماشین در پزشکی	نبود متد ارزیابی قابلیت اطمینان	سلامت عمومی	تأکید بر انتخاب داده و الگوریتم مناسب
[۲۷]	تحلیل راهبردی	تلفیق انسان و AI	قطعی	بررسی هم‌گرایی پزشکی و هوش مصنوعی	بدون سنجش میدانی	پزشکی دقیق	AIموجب تحول در تشخیص و درمان می‌شود
[۲۸]	مدل‌سازی چارچوب اعتبارسنجی	الگوریتم‌های پزشکی	قطعی	چارچوب جامع برای اعتبار AI	تمرکز بر اعتبار، نه اثرگذاری	پزشکی شخصی‌سازی‌شده	نیاز به رویکرد چندبعدی در ارزیابی
[۱۰]	معرفی رویکردهای کاربردی	تصویر، ژنوم، NLP	قطعی	خلاصه حوزه‌های اصلی AI در سلامت	بدون مدل ارزیابی ساختاری	تحقیقات پزشکی	AIدر قلب سه حوزه پژوهش پزشکی
[۱۸]	مدل‌سازی ایمنیAI	سیستم‌های متاکاگنیشن	قطعی	چارچوب رفتاری امن برای AI	بدون آزمون بالینی	ایمنی سیستم‌ها	شناخت خود (Metacognition) کلید ایمنی است
[۲۶]	تحلیل نظری حقوقی	AIغیرقطعی	فازی	تعامل قانون و خروجی‌های غیرقطعی	بدون شبیه‌سازی عملی	قانون فناوری	AIغیرقطعی نیازمند چارچوب حقوقی جدید است
[۲۹]	آزمون عملکرد	شبکه عصبی عمیق	فازی	تحلیل پایداری سیستم با داده نامتوازن	محدودیت داده	غربالگری بیماری	افزایش پایداری تشخیص با AI فازی

به‌صورت کلی قابلیت اطمینان، حلقه مفقوده میان توسعه الگوریتم‌های هوشمند و پذیرش واقعی آن‌ها در محیط‌های بالینی است. اگرچه مطالعات متعددی به این موضوع پرداخته‌اند، اما نبود چارچوب‌های جامع برای شناسایی و تحلیل مؤلفه‌های اثرگذار و نیز کاستی در رویکردهای تحلیلی جامع، مسیر پیشرفت این حوزه را کند کرده است.

با وجود رشد سریع کاربردهای هوش مصنوعی در سلامت، چالش اصلی صرفاً «دقت مدل» نیست، بلکه «قابلیت اتکا در شرایط واقعی» است؛ یعنی اینکه سیستم در طول زمان، تحت تغییر داده‌ها، محدودیت‌های محیط بالینی، و تعامل انسان-ماشین همچنان عملکردی قابل اعتماد ارائه دهد. بسیاری از مطالعات، معیارها را به‌صورت پراکنده و عمدتاً ایستا بررسی کرده‌اند و کمتر به روابط علّی و بازخوردی بین معیارها پرداخته‌اند. بنابراین شکاف اصلی، فقدان یک رویکرد یکپارچه است که هم (الف) معیارهای کلیدی قابلیت اطمینان را با اجماع خبرگان استخراج کند و هم (ب) روابط بین آنها را هم «آماری» و هم «پویایی‌محور» تحلیل نماید. هدف پژوهش حاضر دقیقاً پاسخ به همین شکاف است.

پژوهش حاضر با اتخاذ رویکردی نظام‌مند و تلفیقی، درصدد پر کردن این خلأ است و می‌تواند نه‌تنها به توسعه ادبیات علمی بلکه به تصمیم‌گیری عملی مبتنی بر شواهد در پیاده‌سازی فناوری‌های هوشمند در حوزه سلامت کمک شایانی نماید.

به عبارت دیگر این پژوهش سعی دارد معیارهای حیاتی قابلیت اطمینان هوش مصنوعی در سلامت را تعیین نماید، معناداری و قوت روابط میان معیارها را بررسی نموده و در نهایت با درنظرگرفتن بازخوردها و عدم‌قطعیت موجود، معیارهای با بیشترین اثرگذاری و نقش اهرمی در پایداری/اتکاپذیری سیستم را شناسایی نماید.

۳. روش‌شناسی پژوهش

در این پژوهش، قابلیت اطمینان عملکرد سیستم‌های هوش مصنوعی در سلامت از طریق شناسایی معیارهای کلیدی و تحلیل روابط بین آنها ارزیابی می‌شود. ابتدا معیارها با مرور ادبیات و مصاحبه با خبرگان استخراج می‌گردند. سپس با روش دلفی، معیارهای حیاتی نهایی می‌شوند. در ادامه، روابط علّی بین معیارها با PLS-SEM آزمون می‌شود و نهایتاً برای تحلیل پویایی شبکه و اثرات بازخوردی تحت عدم‌قطعیت، مدل FCM توسعه می‌یابد.

۳-۱. منطق رویکرد تلفیقی PLS-SEM وFCM

PLS-SEM در این پژوهش نقش «اعتبارسنجی آماری روابط» را بر عهده دارد؛ یعنی مشخص می‌کند کدام روابط بین معیارها از نظر داده‌های گردآوری‌شده معنادارند و شدت اثر هر رابطه چقدر است. با این حال، SEM ذاتاً یک چارچوب عمدتاً ایستا است و برای تحلیل بازخوردها، حلقه‌های علّی و سناریوهای «چه می‌شود اگر» محدودیت دارد. در مقابل، FCM یک مدل شبکه‌ای است که روابط علّی را به‌صورت پویایی و تحت عدم‌قطعیت نمایش می‌دهد و امکان تحلیل اثرگذاری/اثرپذیری، شبیه‌سازی تغییرات و تحلیل حساسیت را فراهم می‌کند.

در این مطالعه، خروجی‌های SEM (ضرایب مسیرِ معنادار و جهت روابط) به‌عنوان قیود/ورودی برای ساخت ماتریس مجاورت FCM استفاده شد. به این صورت که روابط معنادار SEM در شبکه FCM تثبیت و وزن‌دهی اولیه شدند و سپس شبکه برای تحلیل پویایی، بازخوردها و تعیین معیارهای اهرمی اجرا گردید. این ادغام باعث می‌شود شبکه فازی صرفاً مبتنی بر قضاوت ذهنی نباشد و هم‌زمان از شواهد آماری پشتیبانی شود. رویکردهای ترکیبی SEM-FCM در ادبیات برای پیوند اعتبارسنجی آماری با تحلیل پویایی و سناریوپردازی پیشنهاد شده‌اند.

با توجه به اینکه هدف پژوهش کشف مدل یا متغیر جدید نبوده، بلکه بر اساس ادبیات موجود، اقدام به اعتبارسنجی و تأیید مدل پیشنهادی شده است استفاده از یك روش ترکیبی می‌تواند مزایایی برای پژوهش حاضر ایجاد نماید و آن را از سایر پژوهش‌های حوزه موردنظر متمایز کند. همچنین نظر به اینکه پژوهش موردنظر بر اساس داده‌های متخصصین حوزه هوش مصنوعی بنا شده است، استفاده از روش مکمل SEM می‌تواند تا حد مطلوبی خطاهای انسانی را در برآوردها کاسته و به استواری بیشتر پژوهش کمك کند. همچنین روش FCM نیز قادر است با ایجاد روابط علت و معلولی ابهام میان معیارها را از بین برده و نقش آنان در ایجاد قابلیت اطمینان در سیستم‌های هوش مصنوعی در حوزه سلامت را روشن سازد. ازجمله مزایای این روش می‌توان به موارد زیر اشاره نمود:

۱. یافتن روش جهت دستیابی به هدف با ایجاد ساختاری میان معیارها
۲. شناسایی مؤثرترین و تأثیرپذیرترین معیار
۳. برطرف نمودن ابهام‌ها و عدم قطعیت‌های موجود در دنیای واقعی
٤. تشخیص سریع و راحت کوچك‌ترین تغییرات در جنبه‌های سازمانی (افزایش و یا کاهش در متغیری خاص) و...

در پژوهش حاضر چهار نوع پرسشنامه مورد استفاده قرار گرفته است. نخستین پرسشنامه، پرسشنامه روش دلفی است. با استفاده از این پرسشنامه از میان ١٤ معیار اولیه ٦ معیار حیاتی شناسایی شدند. پرسشنامه میان ۱۸ نفر از متخصصین حوزه هوش مصنوعی توزیع گردید که از این میان ۱۵ نفر به پرسشنامه مربوطه پاسخ دادند.

پرسشنامه بعدی پرسشنامه SEM است. در این پرسشنامه با کمك ۲۵ متخصص حوزه هوش مصنوعی در حوزه سلامت اعتبار معیارها مورد ارزیابی قرار گرفته است. سپس به کمك نرم‌افزار SmartPLS نمودار معادلات ساختاری ترسیم و درنهایت روایی و پایایی موردنظر حاصل شد. سپس با طراحی پرسشنامه AHP وزن معیارها به دست آمد که این وزن به همراه روابط علت و معلولی حاصل از پرسشنامه FCM به‌عنوان ورودی روش FCM مورد استفاده قرار گرفت. لازم به ذکر است که با توجه به ماهیت تخصصی پرسشنامه‌ها حجم نمونه‌های لازم برای هر پرسشنامه با کمك [۱] به دست آمد.

همان‌طور که در فوق نیز اشاره شد، به کمك مرور ادبیات و نظرات متخصصان حوزه هوش مصنوعی ٦ معیار مهم در ارزیابی قابلیت اطمینان عملکرد یك سیستم هوش مصنوعی یك سیستم سلامت شناسایی شد. جدول زیر معیارهای حیاتی ارزیابی قابلیت اطمینان سیستم‌های هوش مصنوعی در حوزه سلامت در جدول (۳) آورده شده است.

جدول ۳. معیارهای ارزیابی کننده قابلیت اطمینان یک سیستم هوش مصنوعی

معیار	توضیحات	منابع
داده‌های قابل‌اعتماد و همگن (THD)	منظور از این معیار استفاده از داده‌هایی با منابع معتبر جهت استفاده به‌عنوان ورودی در یك سیستم هوش مصنوعی ست	[۲۸:۲۷:۱۸:۲]
رعایت امنیت و حریم خصوصی داده‌ها (SPD)	با توجه به اینکه سیستم‌های هوش مصنوعی حوزه سلامت جهت دستیابی به تشخیص درست و به‌دوراز بایاس، از اطلاعات و داده‌های واقعی بیماران نیز استفاده خواهد کرد، حفظ حریم خصوصی بیمارانی که داده‌های بیماری آن‌ها مورد استفاده قرار خواهد گرفت، امری اجتناب‌ناپذیر خواهد بود.	[۲۸:۲۷:۱۸:۲]
به‌روزرسانی‌های هفتگی/یك هفته در میان (DWU)	ازجمله مواردی که می‌تواند از جانب‌داری‌های احتمالی در فرآیند تشخیص جلوگیری نماید به‌روزرسانی‌های کوتاه‌مدت است که این فرآیند در سیستم‌های یادگیری تقویتی به‌صورت خودکار صورت خواهد گرفت.	[۲۸:۲۷:۱۸:۲]
استفاده از الگوریتم‌های غیرقطعی (UNA)	الگوریتم‌های مورد استفاده در سیستم‌های هوش مصنوعی به دو گروه الگوریتم‌های قطعی و غیرقطعی تقسیم می‌شوند. هرکدام ازاین‌دست الگوریتم‌ها ویژگی‌هایی دارند که با توجه به ماهیت حوزه موردنظر می‌توان از آن‌ها بهره برد.	[۲۸:۲۷:۱۸:۲]
ایجاد ساختاری جهت ارزیابی تصمیمات از سوی ذی‌نفعان (DEP)	در همین راستا استفاده از بازخورد بیماران می‌تواند بسیار مؤثر و کمک‌کننده باشد. همچنین نظرات کادر درمان، مانند مورد اشاره‌شده در مرور ادبیات در رابطه با سیستم IBM Watson	[۲۸:۲۷:۱۸:۲]
نظارت مستمر بر نتایج تولید شده و تنظیم مجدد سیستم (CMR)	نظارت مستمر نیز ازجمله عوامل مهمی ست که می‌تواند نرخ دقت پردازش را در سیستم‌های هوش مصنوعی ارتقا دهد	[۲۸:۲۷:۱۸:۲]

با توجه به بررسی‌های انجام‌شده پنج رابطه اصلی میان معیارهای فوق شناسایی شده است که مفروضات معادلات ساختاری این پژوهش را تشکیل می‌دهند. این مفروضات در زیر آورده شده است.

H1: عامل "داده‌های قابل‌اعتماد و همگن" بر "نظارت مستمر و نتایج تولید شده و تنظیم مجدد سیستم" به‌صورت مستقیم تأثیر می‌گذارد.

دو عامل معرفی‌شده به ترتیب از عوامل ورودی و میانی مدل اولیه معادلات ساختاری است. در بررسی مرور ادبیات نیز می‌توان به رابطه این دو عامل نیز پی برد. تاگده و همکاران[1] (۲۰۲۱) در پژوهش خود با عنوان "فناوری‌های بلاکچین و هوش مصنوعی در حوزه سلامت الکترونیک" به این مسئله اشاره‌کرده‌اند. آن‌ها آشکار نمودند که سیستم‌های هوش مصنوعی قادرند که عناصر ساختاری داده‌های قابل‌اعتماد و پیچیده را در حجم وسیع جهت ایجاد یک مدل پیش‌بینی کننده تحلیل نمایند که این مدل میزان نظارت بر نتایج و تشخیص بیماری‌ها را برای بهبود خروجی-های سلامت افراد توسعه می‌دهد [۲۵].

H2: عامل "نظارت مستمر و نتایج تولید شده و تنظیم مجدد سیستم" بر "ایجاد ساختاری جهت ارزیابی تصمیمات از سوی ذی‌نفعان" به‌صورت مستقیم تأثیر می‌گذارد.

عامل فوق به ترتیب به‌عنوان یک عامل میانی و یک عامل خروجی در بررسی قابلیت اطمینان یک سیستم هوش مصنوعی مورد استفاده قرار می‌گیرند. در راستای تأیید این رابطه علت و معلولی و همچنین نقش مهم و غیرقابل‌انکار بازخوردها از سوی ذی‌نفعان وینوزا و همکاران[2] (۲۰۲۰) بیان می‌کنند که با توجه به اینکه نیازهای جامعه دائماً در حال تغییر است (به دلیل عواملی ازجمله پیشرفت‌های فناورانه غیر مبتنی بر هوش مصنوعی)، الزامات تنظیم‌شده و در نظر گرفته‌شده برای سیستم‌های هوش مصنوعی نیز در حال تغییر است و درنتیجه یک حلقه بازخوردی میان تعاملات جامعه و این سیستم‌ها ایجاد می‌شود [۳۰].

H3: عامل "استفاده از الگوریتم‌های غیرقطعی" بر "رعایت امنیت و حریم خصوصی داده‌ها" به‌صورت مستقیم تأثیر می‌گذارد.

با توجه به ساختار اولیه معادلات ساختاری می‌توان پی برد که عامل نخست، یک عامل ورودی و عامل دوم یک عامل خروجی ست. با مرور ادبیات حوزه موردنظر درخواهیم یافت که با توجه به این‌که اکثر سیستم‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین رفتاری غیرقطعی از خود نشان می‌دهند، این موضوع می‌تواند منجر به افزایش خطرات مرتبط با امنیت این سیستم‌ها گردد [۱۳].

H4: عامل "استفاده از الگوریتم‌های غیرقطعی" بر "نظارت مستمر و نتایج تولید شده و تنظیم مجدد سیستم" به‌صورت مستقیم تأثیر می‌گذارد.

با در نظر گرفتن مدل اولیه می‌توان به‌راحتی دریافت که عامل اول یک ورودی و عامل دوم یک عامل میانی است. طبق بررسی‌ها انجام‌شده، تان[3] (۲۰۲۲) اشاره می‌کند که این یک پیش‌فرض است که توسعه‌دهنده یک سیستم هوش مصنوعی غیرقطعی خروجی‌های سیستم موردنظر را پس از استقرار نظارت و تنظیم نماید [۲۶]. در همین راستا امتیاز نسبی (RS) به‌عنوان درجه‌ای از ارتباط میان خروجی واقعی و پیش‌بینی‌شده می‌تواند مورد استفاده قرار بگیرد. شوسترمن و همکاران[4] (۲۰۲۵) بیان کرده‌اند خروجی مدل های زبانی بزرگ در حوزه سلامت ذاتا غیر قطعی ست و حتی با یک سوال یکسان می‌تواند پاسخ‌های متفاوت بدهد، بنابراین «نیازمند مدیریت دقیق» است. راهکار پیشنهادی او در پژوهش یک سازوکار نظارت و اصلاح مداوم خروجی‌ها است [۲۴].

H5: عامل "به‌روزرسانی‌های هفتگی/یك هفته در میان" بر "رعایت امنیت و حریم خصوصی داده‌ها" به‌صورت مستقیم تأثیر می‌گذارد.

در این فرض نیز عامل اول یک ورودی و عامل دم یک خروجی در مدل اولیه محسوب می‌شود. در جهت تأیید این رابطه محققان دریافتند که هوش مصنوعی امن خطر ادغام داده‌ها و نقض ایمنی را تنها با استفاده از تبادل و به‌روزرسانی‌های کوتاه‌مدت و دوره‌ای مدل‌های داده‌ای بر اساس داده‌های خام کاهش می‌دهد [۱۱].

سپس برای ارزیابی قابلیت اطمینان معیارهای شناسایی شده از یك پرسشنامه طیف لیکرت استفاده گردید. در گام بعد به کمك روایی همگرا/ افتراقی و روش پایایی ترکیبی، روایی و پایایی پژوهش مورد ارزیابی قرار گرفت. پرسشنامه طیف لیکرت این مطالعه شامل ٦ حوزه تعریف‌شده (معیارها) و ۱۷ پرسش کمی ساز است که در جدول ٤ آورده شده است.

1. Tagde et al.
2. Vinuesa et al.
3. Tan
4. Shusterman et al.

جدول ۴. پرسش‌های طیف لیکرت

معیار	پرسش
داده‌های قابل‌اعتماد و همگن (THD)	داده‌های حاصل از آزمایش‌های بالینی یا مراقبت‌های بهداشتی معمولی(داده‌های حاصل از جهان واقعی) می‌توانند داده‌هایی قابل‌اعتماد برای یك سیستم AI باشند.
	استفاده از مخازن داده‌ای همچون KR-TBZMED می‌تواند داده‌هایی قابل‌اعتماد برای یك سیستم AI فراهم نماید.
	یك سیستم AI در حوزه سلامت با استفاده ازاین‌دست داده‌ها نمی‌تواند خروجی درست و معتبری تولید نماید.
	انتخاب مجموعه داده‌های قابل‌اعتماد و همگن می‌تواند منجر به تأمین رضایت بیماران از فرآیند تشخیص گردد.
رعایت امنیت و حریم خصوصی داده‌ها (SPD)	رعایت امنیت و حریم خصوصی داده‌ها نقش مؤثری در بهبود قابلیت اطمینان سیستم‌های سلامت دارد.
	رعایت امنیت و حریم خصوصی داده‌ها رابطه‌ای با میزبانی و مدیریت داده‌ها بر روی یك پلتفرم امن ندارد.
به‌روزرسانی‌های هفتگی/یك هفته در میان (DWU)	این کار دقت پردازش یك سیستم AI را ارتقاء می‌دهد.
	به‌روزرسانی‌های کوتاه‌مدت به‌تنهایی می‌تواند منجر به بهبود قابلیت اطمینان یك سیستم AI گردد.
استفاده از الگوریتم‌های غیرقطعی (UNA)	الگوریتم‌های غیرقطعی در شرایط واقعی عملکرد ضعیفی از خود نشان می‌دهند.
	استفاده از الگوریتم‌های غیرقطعی تأثیر مثبتی بر روی اعتبار خروجی‌های یك سیستم AI خواهد گذاشت.
	استفاده از الگوریتم‌های غیرقطعی منجر به کاهش زمان انجام تحلیل‌های یك سیستم AI در حوزه سلامت خواهد شد.
ایجاد ساختاری جهت ارزیابی تصمیمات از سوی ذی‌نفعان (DEP)	ایجاد این سازوکار اعتماد بیماران به خروجی‌های سیستم را افزایش می‌دهد.
	ایجاد چنین سازوکاری میزان شفافیت نتایج به‌دست‌آمده را کاهش می‌دهد
نظارت مستمر بر نتایج تولید شده و تنظیم مجدد سیستم (CMR)	این فرآیند می‌تواند بایاس‌های احتمالی فرآیند تشخیص را کاهش دهد.
	این فرآیند نرخ دقت خروجی‌های سیستم را کاهش می‌دهد.
	این فرآیند منجر به افزایش اعتماد بیماران به تصمیمات سیستم AI می‌شود.

با توجه به موارد اشاره‌شده در بالا پرسشنامه فوق میان ۵۰ نفر از متخصصان حوزه هوش مصنوعی توزیع شد که هر یك از متخصصان شناسایی شده جهت این بررسی، سابقه بیش از ۷ سال فعالیت در حوزه فناوری اطلاعات و به‌صورت تخصصی حوزه هوش مصنوعی دارند و با الگوریتم‌هایی چون الگوریتم ژنتیك و شبکه عصبی و همچنین تکنیک‌هایی همچون یادگیری عمیق و یادگیری ماشین آشنایی کامل دارند. از این میان ۲۵ پرسشنامه توسط ایشان تکمیل گردید که نشان‌دهنده نرخ پاسخگویی ۵۰٪ است. مشخصات تمامی این پاسخ‌دهندگان در جدول ۵ آورده شده است. همچنین متغیرهای زبانی طیف لیکرت در جدول (٦) آورده شده است.

جدول ۵. مشخصات متخصصان

مشخصات	طبقه‌بندی‌ها	درصد مشارکت
نقش متخصص	مدیرعامل	۳
	محقق حوزه هوش مصنوعی	۱۳
	دانشمند داده	۹
جنسیت	مرد	۲۰
	زن	۵
سن	۲۸-۱۸	۱۱
	۳۸-۲۸	۱۲
	۳۸ به بالا	۲
میزان تجربه	۱۰-۷	۱٦
	۱۳-۱۰	٦
	۱۳ به بالا	۳

جدول ۶. متغیرهای زبانی طیف لیکرت

مقادیر	متغیرهای زبانی
۱	کاملاً مخالفم
۲	مخالفم
۳	نظری ندارم
٤	موافقم
٥	کاملاً موافقم

پس از عبور از گام‌های مرتبط با روش SEM و تأیید اعتبار معیارهای شناسایی شده، نوبت به طی مراحل روش FCM خواهد رسید. در حقیقت از خروجی روش SEM در روش FCM استفاده خواهد شد. بدین‌صورت که آن دسته از روابطی که صحت آن توسط روش SEM رد شده است، میزان تأثیرگذاری و یا تأثیرپذیری آن‌ها در روش FCM علی رغم نظر متخصصان صفر در نظر گرفته می‌شود. به‌عبارت‌دیگر این پژوهش از یک رویکرد ترکیبی تأییدی-تحلیلی بهره گرفته است که در آن، مدل‌سازی معادلات ساختاری (SEM) و نقشه‌های شناختی فازی (FCM) به‌صورت مکمل مورد استفاده قرار گرفتند. در گام نخست، با استفاده از روش PLS-SEM، روابط علّی میان متغیرهای پژوهش بر اساس مدل مفهومی اولیه مورد آزمون قرار گرفت و مسیرهایی که از نظر آماری معنادار نبودند، شناسایی شدند. در گام دوم، نتایج حاصل از تحلیل SEM به‌عنوان مبنای طراحی مدل شناختی فازی به کار رفت، به‌گونه‌ای که تنها روابط معنادار تأییدشده در SEM در ساختار علّی و ماتریس مجاورت فازی لحاظ شدند و مسیرهای رد شده از مدل حذف گردیدند. بدین ترتیب، مدل FCM بازنمایی پویایی سیستم بر پایه‌ی روابط تأییدشده تجربی را ارائه می‌دهد و امکان تحلیل رفتار شبکه و بررسی حساسیت مدل نسبت به تغییرات ساختاری را فراهم می‌سازد. این رویکرد ترکیبی، ضمن حفظ اعتبار آماری مدل، امکان درک عمیق‌تری از الگوهای علّی و پویایی درونی سیستم‌های هوش مصنوعی را فراهم کرده است. در ادامه به توضیح روش FCM پرداخته خواهد شد.

۲-۳. روش نقشه شناختی فازی (FCM)

در این روش تأثیرات ٦ معیار شناسایی شده با استفاده از پرسشنامه استخراج گردید. این روابط با استفاده از خروجی‌های روش SEM مورد ارزیابی مجدد قرار گرفت و آن دسته از روابطی که صحت وجود آن ها توسط SEM رد گردید از ساختار علی و معلولی روش FCM نیز حذف گردید.

تعیین تأثیرات نهایی میان معیارها مستلزم محاسبه وزن اهمیت هریک از آن هاست که این اوزان با استفاده از پرسشنامه AHP و با استفاده از روش مقادیر ویژه محاسبه گردید.

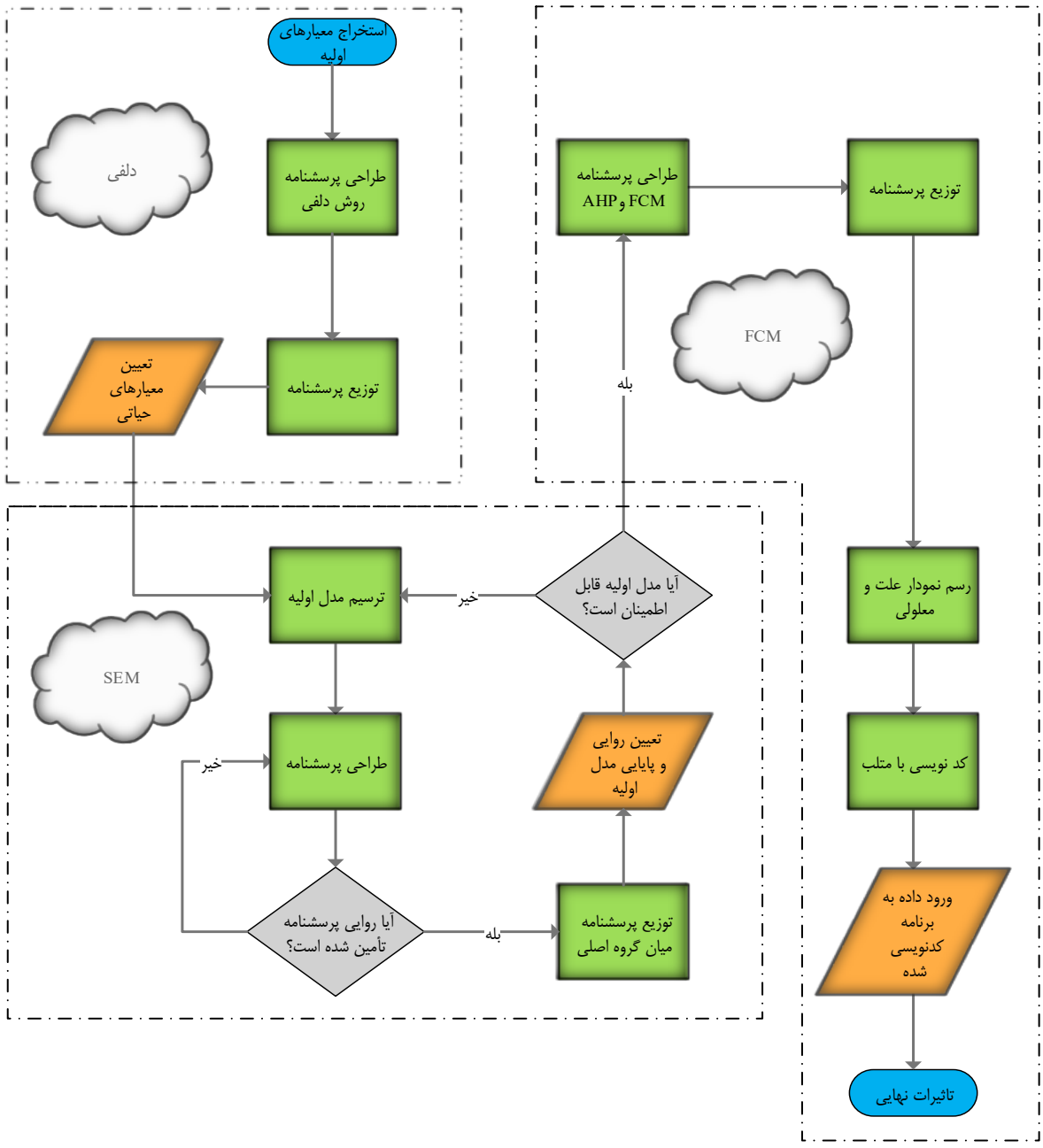
درنهایت و پس از به دست آوردن خروجی‌های روش FCM مؤثرترین و تأثیرپذیرترین معیار از میان سایر معیارهای تضمین دهنده قابلیت اطمینان سیستم‌های هوش مصنوعی حوزه سلامت به دست خواهند آمد.

به‌صورت کلی فرآیندهایی که در این پژوهش طی خواهند شد در جدول ۷ و تصویر شماتیک این مراحل در شکل ۱ نشان داده شده است.

جدول ۷. مراحل طی شده پژوهش

گام	توضیحات
۱	شناسایی و استخراج معیارهای تعریف‌کننده قابلیت اطمینان عملکرد سیستم‌های هوش مصنوعی در حوزه سلامت
۲	طراحی پرسشنامه روش دلفی
۳	توزیع پرسشنامه بین ۱۸ نفر از متخصصان حوزه هوش مصنوعی و پاسخگویی ۱۵ نفر از ایشان (۸۳٪)
٤	تعیین معیارهای حیاتی ارزیابی قابلیت اطمینان سیستم‌های هوش مصنوعی در حوزه سلامت با استفاده از روش دلفی
٥	ترسیم روابط میان معیارها با استفاده از مرور ادبیات
٦	طراحی پرسشنامه روش معادلات ساختاری
۷	توزیع پرسشنامه بین ۵۰ نفر از متخصصان حوزه هوش مصنوعی و پاسخگویی ۲۵ نفر از ایشان (۵۰٪)

گام	توضیحات
۸	ورود داده‌های به‌دست‌آمده در نرم‌افزار SmartPLS و تعیین روایی پرسشنامه‌ها و پایایی معیارهای شناسایی شده
۹	طراحی پرسشنامه‌های AHP و FCM
۱۰	توزیع پرسشنامه‌ها میان ۱۰ نفر از متخصصان حوزه هوش مصنوعی
۱۱	رسم نمودار علت و معلولی با استفاده از ماتریس مجاورت
۱۲	کد نویسی روش FCM با استفاده از نرم‌افزار MATLAB
۱۳	ورود داده‌های حاصل از نظرات متخصصان به برنامه کد نویسی شده
۱٤	مشخص شدن تاثیرات میان معیارها و درنهایت مؤثرترین و تأثیرپذیرترین معیار



شکل ۱. مسیر طی شده

٤. تحلیل داده‌ها و یافته‌های پژوهش

همان‌گونه که در بخش قبل توضیح داده شد، از سه روش در پژوهش حاضر استفاده شده است. در گام نخست از روش دلفی برای شناسایی معیارهای حیاتی ارزیابی قابلیت اطمینان سیستم‌های هوش مصنوعی در حوزه سلامت از میان ١٤ معیار اولیه استخراج شده از طریق مرور ادبیات استفاده شده است. در همین راستا محاسبات موردنظر در سه دور انجام‌شده است. میانگین نظرات دور اول در جدول (۸) آورده شده است.

جدول ۸. نتایج دور اول دلفی

معیار	میانگین	انحراف معیار
قابلیت تکرار و بازتولید	۳.۲۰	۰.۹۴
استحکام و تعمیم‌پذیری	۲.۸۷	۰.۹۲
به‌روزرسانی‌های هفتگی/یك هفته در میان	۴.۶۰	۰.۵۱
قابلیت توضیح‌پذیر	۳.۲۰	۰.۷۷
ایجاد ساختاری جهت ارزیابی تصمیمات از سوی ذی‌نفعان	۴.۴۷	۰.۵۲
پایداری در طول زمان	۳.۰۷	۰.۸۰
کیفیت داده‌ها	۲.۹۳	۰.۸۰
داده‌های قابل‌اعتماد و همگن	۴.۴۰	۰.۵۱
ارزیابی اقتصادی	۳.۲۰	۰.۸۶
قابلیت تعامل انسان و ماشین	۳.۱۳	۰.۷۴
استفاده از الگوریتم‌های غیرقطعی	۴.۴۷	۰.۵۲
مدیریت ریسک	۳.۰۰	۰.۸۵
رعایت امنیت و حریم خصوصی داده‌ها	۴.۶۰	۰.۵۱
نظارت مستمر بر نتایج تولید شده و تنظیم مجدد سیستم	۴.۶۰	۰.۵۱

ضریب هماهنگی کندال برای دوره نخست برابر ۰.۵۷۷ است که نشان‌دهنده هماهنگی متوسط نظرات خبرگان می‌باشد. از همین رو دور دوم نظرات خبرگان جمع‌آوری گردید. جدول (۹) نتایج دور دوم را نشان می‌دهد.

جدول ۹. نتایج دور دوم دلفی

معیار	میانگین	انحراف معیار
قابلیت تکرار و بازتولید	۲.۶۰۰	۰.۵۰۷۱
استحکام و تعمیم‌پذیری	۲.۶۰۰	۰.۵۰۷۱
به‌روزرسانی‌های هفتگی/یك هفته در میان	۴.۴۰۰	۰.۵۰۷۱
قابلیت توضیح‌پذیر	۲.۶۰۰	۰.۵۰۷۱
ایجاد ساختاری جهت ارزیابی تصمیمات از سوی ذی‌نفعان	۴.۴۰۰	۰.۵۰۷۱
پایداری در طول زمان	۲.۶۰۰	۰.۵۰۷۱
کیفیت داده‌ها	۲.۷۳۳	۰.۴۵۷۷
داده‌های قابل‌اعتماد و همگن	۴.۶۰۰	۰.۵۰۷۱
ارزیابی اقتصادی	۲.۳۳۳	۰.۴۸۸۰
قابلیت تعامل انسان و ماشین	۲.۶۶۷	۰.۴۸۸۰
استفاده از الگوریتم‌های غیرقطعی	۴.۵۳۳	۰.۵۱۶۴
مدیریت ریسک	۲.۲۰۰	۰.۴۱۴۰
رعایت امنیت و حریم خصوصی داده‌ها	۴.۶۰۰	۰.۵۰۷۱
نظارت مستمر بر نتایج تولید شده و تنظیم مجدد سیستم	۴.۶۰۰	۰.۵۰۷۱

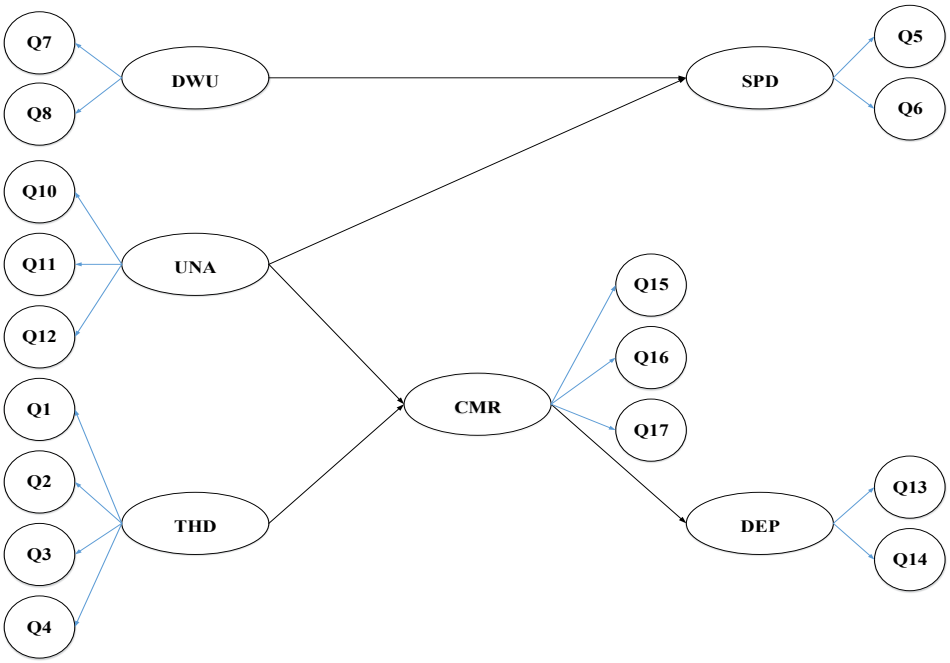
ضریب هماهنگی کندال در دور دوم برابر ۰.۸۲۱ گردید که نشان‌دهنده هماهنگی قوی میان نظرات خبرگان است. اکنون با توجه به اختلاف قابل توجه در میزان ضریب هماهنگی نسبت دور پیشین و جهت اطمینان از پایداری نظرات خبرگان دور سوم نظرات جمع‌آوری می‌گردد. میانگین نظرات دور سوم در جدول (۱۰) نشان داده شده است.

جدول ۱۰. نتایج دور سوم دلفی

معیار	میانگین	انحراف معیار
قابلیت تکرار و بازتولید	۲.۶۷	۰.۴۸۸
استحکام و تعمیم‌پذیری	۲.۶۷	۰.۴۸۸
به‌روزرسانی‌های هفتگی/یك هفته در میان	۵.۰۰	۰.۰۰۰
قابلیت توضیح‌پذیر	۲.۶۷	۰.۴۸۸
ایجاد ساختاری جهت ارزیابی تصمیمات از سوی ذی‌نفعان	۵.۰۰	۰.۰۰۰
پایداری در طول زمان	۲.۵۳	۰.۵۱۶
کیفیت داده‌ها	۲.۲۷	۰.۴۵۸
داده‌های قابل‌اعتماد و همگن	۵.۰۰	۰.۰۰۰
ارزیابی اقتصادی	۲.۴۰	۰.۵۰۷
قابلیت تعامل انسان و ماشین	۲.۵۳	۰.۵۱۶
استفاده از الگوریتم‌های غیرقطعی	۵.۰۰	۰.۰۰۰
مدیریت ریسک	۲.۴۰	۰.۵۰۷
رعایت امنیت و حریم خصوصی داده‌ها	۵.۰۰	۰.۰۰۰
نظارت مستمر بر نتایج تولید شده و تنظیم مجدد سیستم	۵.۰۰	۰.۰۰۰

ضریب هماهنگی کندال در دور سوم برابر با ۰.۸۶۶ خواهد بود که نشان‌دهنده هماهنگی قوی و پایداری نظرات خبرگان است.

در ادامه مطالعه حاضر جهت تعیین روایی و پایایی مدل اولیه از یک پرسشنامه ۵ حالته طیف لیکرت تهیه شده و میان ۵۰ متخصص حوزه هوش مصنوعی توزیع شده است. از این تعداد ۲۵ پرسشنامه تکمیل گردید که از حیث نرخ پاسخ‌دهی با نرخ ۵۰٪ داده‌ها حاصل گردید. پس از تعیین مدل اولیه حاصل از مرور ادبیات و نظرات متخصصان (شکل ۲)، نتایج به‌دست‌آمده از خروجی نرم‌افزار Smart PLS (جدول ۱۱) مؤید آن است که معیارهای شناسایی شده از پایایی مناسبی بهره‌مند هستند. همان‌طور که در جدول ۱۱ مشاهده می‌شود معیارهای آلفای کرونباخ و پایایی ترکیبی مقادیر بزرگ‌تر از ۰.۷ را نشان می‌دهد که این مقادیر، پایایی معیارهای شناسایی شده است را ثابت می‌کند. همچنین مقادیر مطلوب AVE و همچنین خروجی جدول فرنل- لارکر (جدول۱۲) نشان از روایی همگرای مطلوب پرسشنامه دارد.



شکل ۲. مدل اولیه

جدول ۱۱. پایایی معیارها

معیارها و عامل‌ها	بار عاملی	آلفای کرونباخ	AVE	پایایی ترکیبی	Roh_A
THD		۰.۷۲۱	۰.۵۱۷	۰.۸۰۶	۰.۷۶۵
Q1	۰.۷۴۸				
Q2	۰.۸۲				
Q3	۰.۶۷۴				
Q4	۰.۵۷۴				
SPD		۰.۷۹۴	۰.۸۲۳	۰.۹۰۳	۰.۹۰۲
Q5	۰.۹۴۶				
Q6	۰.۸۶۶				
DWU		۰.۷۷۱	۰.۸۱	۰.۸۹۵	۰.۸۲۹
Q7	۰.۸۶۶				
Q8	۰.۹۳۳				
UNA		۰.۸۰۹	۰.۶۹۹	۰.۸۷۴	۱.۰۰۱
Q10	۰.۸۳۲				
Q11	۰.۷۷۵				
Q12	۰.۸۹۸				
DEP		۰.۷۰۹	۰.۷۴۵	۰.۸۵۲	۱.۱۸۹
Q13	۰.۹۶۶				
Q14	۰.۷۴۶				
CMR		۰.۷۵۸	۰.۶۷۹	۰.۸۶۲	۰.۷۹۳
Q15	۰.۸۷۷				
Q16	۰.۶۸۸				
Q17	۰.۸۹۱				

ماتریس فرنل- لارکر جهت تأیید روایی پرسشنامه در جدول زیر آورده شده است.

جدول ۱۲. ماتریس فرنل لارکر

	CMR	DEP	DWU	SPD	THD	UNA
CMR	۰.۸۲۴					
DEP	۰.۴۳۳	۰.۸۶۳				
DWU	۰.۴۶۳	۰.۱۱۳	۰.۹۰۰			
SPD	۰.۱۸۴	۰.۲۱۳	۰.۲۱۲	۰.۹۰۷		
THD	۰.۳۱۱	۰.۵۴۱	۰.۱۷۰	−۰.۰۱۶	۰.۷۱۱	
UNA	۰.۵۱۴	۰.۳۲۰	۰.۲۸۳	−۰.۰۹۷	۰.۳۸۰	۰.۸۳۶

همچنین گزارش حاصله از ماتریس HTMT (جدول ۱۳) نیز روایی پرسشنامه را تأیید می‌کند.

جدول ۱۳. ماتریس *HTMT*

	CMR	DEP	DWU	SPD	THD	UNA
CMR						
DEP	۰.۴۸۱					
DWU	۰.۵۹۸	۰.۱۷۷				
SPD	۰.۳۲۴	۰.۲۶۷	۰.۲۳۸			
THD	۰.۳۵۵	۰.۷۳۲	۰.۲۹۳	۰.۳۰۶		
UNA	۰.۵۶۶	۰.۳۵۹	۰.۴۲۴	۰.۱۹۳	۰.۴۹۵	

با توجه به اینکه مقادیر ماتریس HTMT کوچک‌تر از ۰.۸۵ است روایی افتراقی به‌خوبی برقرار است و سازه‌ها کاملاً متمایز در نظر گرفته می‌شوند.

لازم به ذکر است همان‌طور که از جدول ۱۴ مشخص است این پژوهش با تکیه بر رویکرد پیش‌بینی محور PLS-SEM و جامعه تخصصی محدود، از بسته ارزیابی پیش‌بینی شامل PLSpredict و Q^2predict بهره گرفته است. از طرفی در چنین شرایطی اولویت برازش مدل در PLS-SEM با سنجه‌های پیش‌بینی است. به‌عبارت‌دیگر این سنجه‌ها نشان می‌دهند که مدل در برون‌نمونه واقعاً بهتر از مبنا پیش‌بینی می‌کند. نتایج نشان می‌دهد خطاهای پیش‌بینی مدل از مبنا کمتر و Q^2predict برای سازه‌های درون‌زا مثبت است که از کفایت پیش‌بینی حمایت می‌کند. افزون بر این، معیارهای روایی و پایایی (AVE، CR/rho_A، HTMT) در سطوح پذیرفتنی قرار دارند. بر اساس دستورالعمل‌های به‌روز PLS-SEM، این شواهد روش‌شناختی استفاده از نمونه تخصصی ۲۵ نفری را از منظر هدف مطالعه (پیش‌بینی) توجیه می‌کند و اعتبار نتایج را تضمین می‌نماید.

جدول ۱۴. گزارش پیش‌بینی *PLS*

پیش‌بینی شاخص‌ها	RMSE	MAE	MAPE	Q^2_predict
Q15	0.٧٤١	0.٥٩٥	١٥.٣٢٨	0.١١٤
Q17	0.٦٨٨	0.٥٦٢	١٣.٦٩١	0.٠٤٤
Q16	١.٠٣٧	0.٧٩٥	٣٢.٧٧٨	0.٠٥١
Q13	0.٤٨٨	0.٣٤٨	٨.٣	0.٠٤٢
Q14	0.٦٠٦	0.٥٦١	١٦.١٠٣	0.٠٢٦
Q5	0.٧٣١	0.٦٢	١٥.٠٩٣	0.١٩٤
Q6	0.٨٣٧	0.٦٧	١٧.٤٤١	0.٢٠٢

حال با توجه ماتریس ضرایب به‌دست‌آمده از مدل اولیه‌ای که حاصل از مرور ادبیات بود، می‌توان درباره روابط این معیارها به نتایج قابل‌توجهی رسید. این ماتریس ضرایب در جدول ۱۵ به نمایش درآمده است.

جدول ۱۵. ماتریس ضرایب روابط

روابط	نمونه اصلی	میانگین نمونه	انحراف معیار	آماره T	P-values
CMR → DEP	۰.۴۳۳	۰.۴۵۳	۰.۲۰۶	۰.۱۰۱	۰.۰۳۶*
DWU → SPD	۰.۲۶	۰.۲۴۵	۰.۳۴۴	۰.۷۵۷	۰.۴۴۹
THD → CMR	۰.۱۳۶	۰.۱۵۲	۰.۳۴۳	۰.۳۹۵	۰.۶۹۳
UNA → CMR	۰.۴۶۲	۰.۴۵۸	۰.۱۵۹	۰.۹۱۶	۰.۰۰۴**
UNA → SPD	−۰.۱۷۱	−۰.۱۹۳	۰.۲۵	۰.۶۸۴	۰.۴۹۴

همان‌طور که در جدول فوق مشاهده می‌شود فروض اول، چهارم پژوهش حاضر موردپذیرش قرار می‌گیرد. چراکه مقدار p-value مربوط به روابط آن فروض کمتر از ۰.۰۵ شده که این موضوع نشان‌دهنده تأیید فرض مسئله در نظر گرفته شده است. از طرفی فروض دوم، سوم و پنجم رد خواهند شد. این بدان معناست که میان نظارت مستمر بر نتایج تولید شده و ایجاد ساختاری جهت ارزیابی تصمیمات از سوی ذی‌نفعان رابطه‌ای برقرار است همچنین میان استفاده از الگوریتم‌های غیرقطعی و نظارت مستمر بر نتایج تولید شده نیز یک رابطه قوی وجود دارد.

پس از تعیین روایی و پایایی مدل اولیه، میزان تأثیرگذاری و تأثیرپذیری آن‌ها با استفاده از روش FCM به دست می‌آید. لازم به ذکر است مدل اولیه روش SEM به‌عنوان ورودی نمودار علت و معلولی روش FCM مورد استفاده قرار خواهد گرفت. در همین راستا، ماتریس مجاورت فازی در جدول ۱۵ و نمودار علت و معلولی حاصل از نظر متخصصان در شکل ۳ نشان داده شده است. این ماتریس حاصل نظر ۱۰ متخصص حوزه هوش مصنوعی ست که از طریق تکمیل دو پرسشنامه AHP و FCM حاصل گردیده است. لازم به ذکر است آن دسته از روابطی که وجود آن‌ها در روش معادلات ساختاری رد شده است، در ماتریس مجاورت صفر در نظر گرفته می‌شوند. در پژوهش حاضر تنها رابطه‌ای که مشمول این شرایط می‌گردد رابطه معیار THD به CMR است که در روش SEM این رابطه رد شده درحالی‌که در روش FCM این دو معیار تأثیری معادل ۰.۲۳۹۳ بر یکدیگر داشتند. تحلیل حساسیت حاصل از این تغییر در بخش‌های آتی نشان داده شده است. اما نتایج چهار رابطه دیگر حاصله از روش SEM با روش FCM مطابقت کامل دارد. همانگونه که در جدول ۱۶ مشخص است، روابطی میان DWU و SPD و همچنین بین UNA و SPD وجود ندارد که این موضوع به تایید روش FCM نیز رسیده است. از طرفی وجود دو رابطه CMR به DEP و همچنین UNA به CMR به تایید FCM رسیده است.

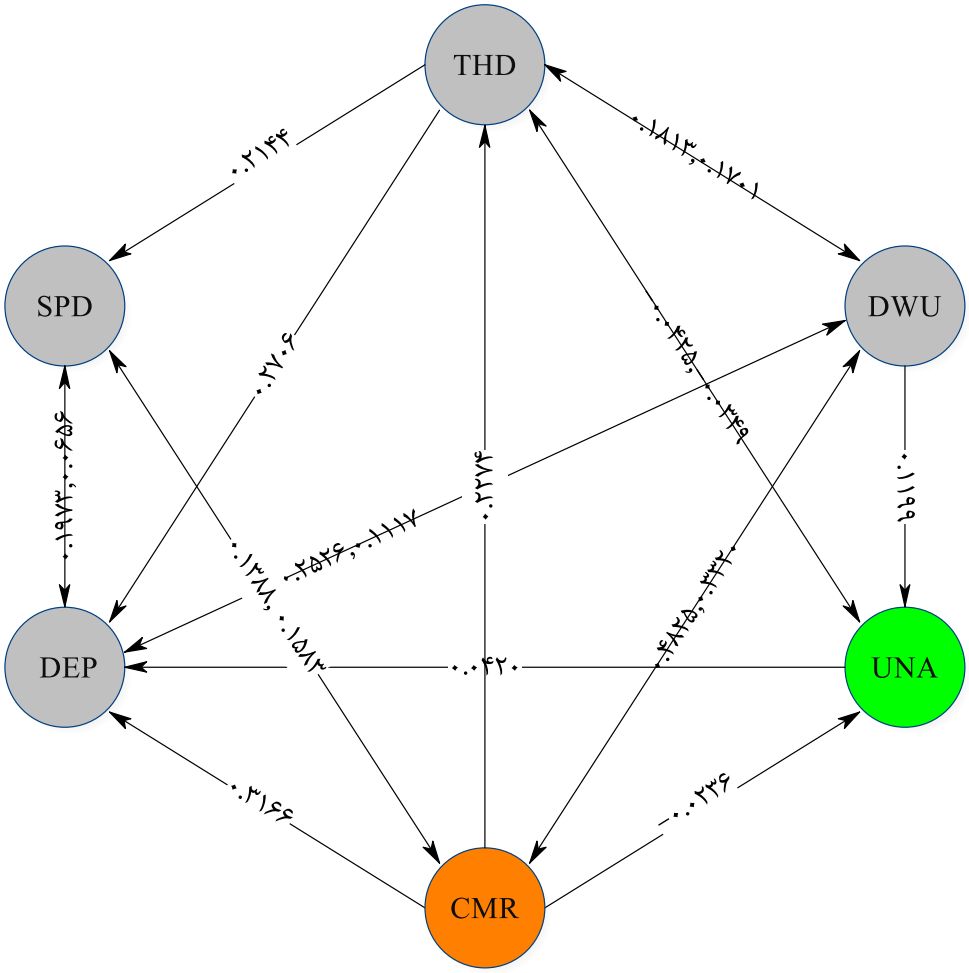
جدول ۱۶. ماتریس مجاورت فازی

معیار	THD	SPD	DWU
THD	(۰,۰,۰)	(۰,۰.۱۷۳۶,۰.۱۶۳۱)	(۰.۱۵۰۹,۰.۱۶۵۳,۰.۱۷۰۲)
SPD	(۰,۰,۰)	(۰,۰,۰)	(۰,۰,۰)
DWU	(۰.۱۷۹۲,۰.۱۸۱۸,۰.۱۷۷۳)	(۰,۰,۰)	(۰,۰,۰)
UNA	(−۰.۰۳۷۷,−۰.۰۴۱۳,−۰.۰۴۲۶)	(۰,۰,۰)	(۰,۰,۰)
DEP	(۰,۰,۰)	(۰.۰۶۶,۰.۰۶۶۱,۰.۰۶۳۸)	(۰.۱۶۹۸,۰.۱۸۱۸,۰.۱۸۴۴)
CMR	(۰.۲۳۵۸,۰.۲۳۱۴,۰.۲۱۹۹)	(۰.۱۴۱۵,۰.۱۴۰۵,۰.۱۳۴۸)	(۰.۳۲۰۸,۰.۳۳۰۶,۰.۳۲۶۲)
معیار	**UNA**	**DEP**	**CMR**
THD	(−۰.۰۲۸۳,−۰.۰۳۳۱,−۰.۰۳۵۵)	(۰.۲۴۵۳,۰.۲۶۴۵,۰.۲۶۹۵)	(۰,۰,۰)
SPD	(۰,۰,۰)	(۰.۱۶۹۸,۰.۱۹۰۱,۰.۱۹۸۶)	(۰.۱۵۰۹,۰.۱۵۷,۰.۱۵۶)
DWU	(۰.۱۰۳۸,۰.۱۱۵۷,۰.۱۲۰۶)	(۰.۱۸۸۷,۰.۱۹۰۱,۰.۱۸۴۴)	(۰.۴۶۲۳,۰.۴۷۹۳,۰.۴۷۵۲)
UNA	(۰,۰,۰)	(۰,۰.۰۳۳۱,۰.۰۳۵۵)	(۰,۰,۰)
DEP	(۰,۰,۰)	(۰,۰,۰)	(۰.۰۳۷۷,۰.۰۴۹۶,۰.۰۵۶۷)
CMR	(۰,−۰.۰۱۶۵,−۰.۰۲۸۴)	۰	(۰,۰,۰)

در گام بعد ماتریس مجاورت فازی با استفاده از روش فازی زدایی مینکوفسکی، به اعداد قطعی تبدیل خواهد شد که در جدول ۱۷ نشان داده شده است.

جدول ۱۷. ماتریس مجاورت

معیار	THD	SPD	DWU	UNA	DEP	CMR
THD	۰	۰.۲۱۴۴	۰.۱۷۰۱	−۰.۰۳۴۹	۰.۲۷۰۶	۰
SPD	۰	۰	۰	۰	۰.۱۹۷۳	۰.۱۵۸۳
DWU	۰.۱۸۱۳	۰	۰	۰.۱۱۹۹	۰.۱۸۹	۰.۴۸۲۵
UNA	−۰.۰۴۲۵	۰	۰	۰	۰.۰۴۲	۰
DEP	۰	۰.۰۶۵۶	۰.۱۸۵۵	۰	۰	۰.۰۵۴۴
CMR	۰.۲۲۷۴	۰.۱۳۸۸	۰.۳۳۲	−۰.۰۲۳۶	۰.۳۱۶۶	۰



شکل ۳. نمودار علت و معلولی

در ادامه روش FCM ماتریس حالت پایدار با استفاده از تابع آستانه لجستیکی و با هفت بار تکرار توسط نرم‌افزار متلب به‌دست‌آمده که در جدول ۱۸ نشان داده شده است.

جدول ۱۸. ماتریس حالت پایدار

معیار	THD	SPD	DWU
THD	(۰.۷۳۵۰,۰.۷۳۸۲,۰.۷۳۸۴)	(۰.۷۳۳۶,۰.۷۳۷۱,۰.۷۰۴۶)	(۰.۷۹۰۲,۰.۷۸۹۸,۰.۷۸۳۲)
SPD	(۰.۷۳۵۰,۰.۷۳۸۲,۰.۷۳۸۴)	(۰.۷۳۳۶,۰.۷۳۷۱,۰.۷۰۴۶)	(۰.۷۹۰۲,۰.۷۸۹۸,۰.۷۸۳۲)
DWU	(۰.۷۳۵۰,۰.۷۳۸۲,۰.۷۳۸۴)	(۰.۷۳۳۶,۰.۷۳۷۱,۰.۷۰۴۶)	(۰.۷۹۰۲,۰.۷۸۹۸,۰.۷۸۳۲)
UNA	(۰.۷۳۵۰,۰.۷۳۸۲,۰.۷۳۸۴)	(۰.۷۳۳۶,۰.۷۳۷۱,۰.۷۰۴۶)	(۰.۷۹۰۲,۰.۷۸۹۸,۰.۷۸۳۲)
DEP	(۰.۷۳۵۰,۰.۷۳۸۲,۰.۷۳۸۴)	(۰.۷۳۳۶,۰.۷۳۷۱,۰.۷۰۴۶)	(۰.۷۹۰۲,۰.۷۸۹۸,۰.۷۸۳۲)
CMR	(۰.۷۳۵۰,۰.۷۳۸۲,۰.۷۳۸۴)	(۰.۷۳۳۶,۰.۷۳۷۱,۰.۷۰۴۶)	(۰.۷۹۰۲,۰.۷۸۹۸,۰.۷۸۳۲)

معیار	UNA	DEP	CMR
THD	(۰.۶۷۲۴,۰.۶۷۴۴,۰.۶۷۶۳)	(۰.۸۳۰۷,۰.۸۳۰۰,۰.۸۱۸۰)	(۰.۷۹۰۴,۰.۷۹۰۱,۰.۷۸۲۸)
SPD	(۰.۶۷۲۴,۰.۶۷۴۴,۰.۶۷۶۳)	(۰.۸۳۰۷,۰.۸۳۰۰,۰.۸۱۸۰)	(۰.۷۹۰۴,۰.۷۹۰۱,۰.۷۸۲۸)
DWU	(۰.۶۷۲۴,۰.۶۷۴۴,۰.۶۷۶۳)	(۰.۸۳۰۷,۰.۸۳۰۰,۰.۸۱۸۰)	(۰.۷۹۰۴,۰.۷۹۰۱,۰.۷۸۲۸)
UNA	(۰.۶۷۲۴,۰.۶۷۴۴,۰.۶۷۶۳)	(۰.۸۳۰۷,۰.۸۳۰۰,۰.۸۱۸۰)	(۰.۷۹۰۴,۰.۷۹۰۱,۰.۷۸۲۸)
DEP	(۰.۶۷۲۴,۰.۶۷۴۴,۰.۶۷۶۳)	(۰.۸۳۰۷,۰.۸۳۰۰,۰.۸۱۸۰)	(۰.۷۹۰۴,۰.۷۹۰۱,۰.۷۸۲۸)
CMR	(۰.۶۷۲۴,۰.۶۷۴۴,۰.۶۷۶۳)	(۰.۸۳۰۷,۰.۸۳۰۰,۰.۸۱۸۰)	(۰.۷۹۰۴,۰.۷۹۰۱,۰.۷۸۲۸)

همچنین ماتریس حالت پایدار نرمال شده در جدول ۱۹ به نمایش درآمده است.

جدول ۱۹. ماتریس حالت پایدار نرمال شده

معیار	THD	SPD	DWU
THD	(۰.۱۶۱۵,۰.۱۶۱۹,۰.۱۶۴۰)	(۰.۱۶۱۱,۰.۱۶۱۷,۰.۱۵۶۵)	(۰.۱۷۳۶,۰.۱۷۳۲,۰.۱۷۳۹)
SPD	(۰.۱۶۱۵,۰.۱۶۱۹,۰.۱۶۴۰)	(۰.۱۶۱۱,۰.۱۶۱۷,۰.۱۵۶۵)	(۰.۱۷۳۶,۰.۱۷۳۲,۰.۱۷۳۹)
DWU	(۰.۱۶۱۵,۰.۱۶۱۹,۰.۱۶۴۰)	(۰.۱۶۱۱,۰.۱۶۱۷,۰.۱۵۶۵)	(۰.۱۷۳۶,۰.۱۷۳۲,۰.۱۷۳۹)
UNA	(۰.۱۶۱۵,۰.۱۶۱۹,۰.۱۶۴۰)	(۰.۱۶۱۱,۰.۱۶۱۷,۰.۱۵۶۵)	(۰.۱۷۳۶,۰.۱۷۳۲,۰.۱۷۳۹)
DEP	(۰.۱۶۱۵,۰.۱۶۱۹,۰.۱۶۴۰)	(۰.۱۶۱۱,۰.۱۶۱۷,۰.۱۵۶۵)	(۰.۱۷۳۶,۰.۱۷۳۲,۰.۱۷۳۹)
CMR	(۰.۱۶۱۵,۰.۱۶۱۹,۰.۱۶۴۰)	(۰.۱۶۱۱,۰.۱۶۱۷,۰.۱۵۶۵)	(۰.۱۷۳۶,۰.۱۷۳۲,۰.۱۷۳۹)

معیار	UNA	DEP	CMR
THD	(۰.۱۴۷۷,۰.۱۴۷۹,۰.۱۵۰۲)	(۰.۱۸۲۵,۰.۱۸۲۰,۰.۱۸۱۶)	(۰.۱۷۳۶,۰.۱۷۳۳,۰.۱۷۳۸)
SPD	(۰.۱۴۷۷,۰.۱۴۷۹,۰.۱۵۰۲)	(۰.۱۸۲۵,۰.۱۸۲۰,۰.۱۸۱۶)	(۰.۱۷۳۶,۰.۱۷۳۳,۰.۱۷۳۸)
DWU	(۰.۱۴۷۷,۰.۱۴۷۹,۰.۱۵۰۲)	(۰.۱۸۲۵,۰.۱۸۲۰,۰.۱۸۱۶)	(۰.۱۷۳۶,۰.۱۷۳۳,۰.۱۷۳۸)
UNA	(۰.۱۴۷۷,۰.۱۴۷۹,۰.۱۵۰۲)	(۰.۱۸۲۵,۰.۱۸۲۰,۰.۱۸۱۶)	(۰.۱۷۳۶,۰.۱۷۳۳,۰.۱۷۳۸)
DEP	(۰.۱۴۷۷,۰.۱۴۷۹,۰.۱۵۰۲)	(۰.۱۸۲۵,۰.۱۸۲۰,۰.۱۸۱۶)	(۰.۱۷۳۶,۰.۱۷۳۳,۰.۱۷۳۸)
CMR	(۰.۱۴۷۷,۰.۱۴۷۹,۰.۱۵۰۲)	(۰.۱۸۲۵,۰.۱۸۲۰,۰.۱۸۱۶)	(۰.۱۷۳۶,۰.۱۷۳۳,۰.۱۷۳۸)

جهت محاسبه میزان تأثیرات نهایی هر یک از معیارها نیاز به در دست داشتن اوزان این معیارهاست که این مقادیر از طریق روش مقادیر ویژه بر روی داده‌های حاصل از مقایسات زوجی انجام خواهد شد. مقادیر به‌دست‌آمده از این فرآیند عبارتند از:

$(W_1, W_2, W_3, W_4, W_5, W_6) = (۰.۱۵۶۰,۰.۲۴۲۵,۰.۱۲۴۲,۰.۰۹۹۲,۰.۱۱۵۵,۰.۲۶۲۶)$

در نهایت میزان تاثیرات حاصل از هر یک از معیارها در جدول ۲۰ آورده شده است.

جدول ۲۰. رتبه نهایی معیارها بر اساس میزان تأثیرات

معیار	مقادیر فازی تاثیرات	مقادیر قطعی تاثیرات	رتبه نهایی
THD	(۰.۳۲۲۶,۰.۳۲۳۲,۰.۳۲۳۱)	۰/۳۲۳۳	۳
SPD	(۰.۴۰۹۱,۰.۴۰۹۷,۰.۴۰۹۶)	۰/۴۰۹۸	۲
DWU	(۰.۲۹۰۸,۰.۲۹۱۴,۰.۲۹۱۳)	۰/۲۹۱۵	۴
UNA	(۰.۲۶۵۸,۰.۲۶۶۴,۰.۲۶۶۳)	۰/۲۶۶۵	۶
DEP	(۰.۲۸۲۱,۰.۲۸۲۷,۰.۲۸۲۶)	۰/۲۸۲۸	۵
CMR	(۰.۴۲۹۲,۰.۴۲۹۸,۰.۴۲۹۷)	۰/۴۲۹۹	۱

۱-۴. تحلیل حساسیت

به‌منظور ارزیابی پایداری و اعتبار نتایج حاصل از مدل شناختی فازی، تحلیل حساسیت (Sensitivity Analysis) بر روی ساختار روابط علت‌ومعلولی بین معیارها انجام شد. در این تحلیل، دو حالت از مدل فازی مورد مقایسه قرار گرفتند:

۱. مدل پس از اعمال نتایج SEM: در این نسخه، روابطی که در بخش مدل‌سازی معادلات ساختاری (SEM) از نظر آماری معنادار تشخیص داده نشده بودند، از نقشه فازی حذف شدند.

۲. مدل پیش از اعمال نتایج SEM: در این نسخه، تمامی روابط شناسایی‌شده توسط FCM حفظ شدند؛ ازجمله رابطه‌ی مستقیم بین متغیرهای اعتماد و وابستگی انسانی (THD) و بازنمایی ذهنی مصرف‌کننده (CMR) که در تحلیلSEM تأیید نشده بود.

مقایسه دو ماتریس مجاورت فازی دو مدل ذکرشده نشان داد که تنها تفاوت ساختاری میان این دو مدل، وجود یا حذف مسیر THD → CMR با وزن ۰.۲۳۹۳ است. بر این اساس، اثرگذاری و اثرپذیری هر یک از معیارها در هر دو حالت محاسبه و تغییرات آن‌ها به‌عنوان شاخص حساسیت مدل بررسی شد (جدول ۲۱).

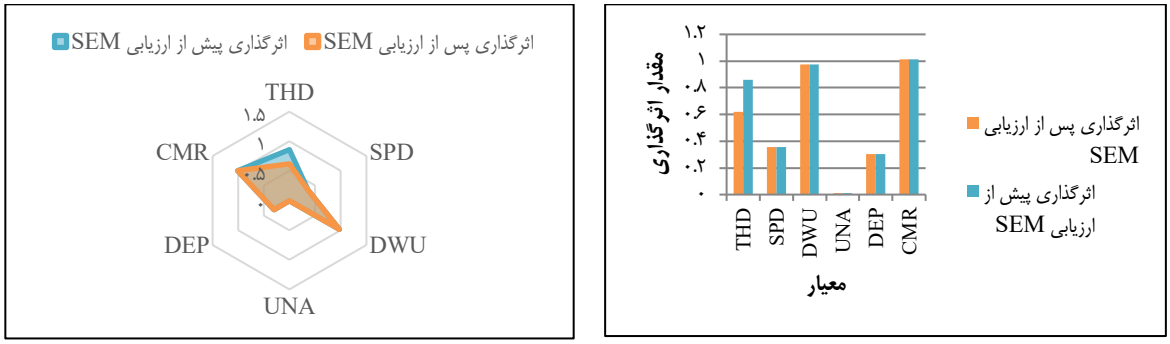
جدول ۲۱. تحلیل حساسیت در دو حالت پیش و پس از اعمال نتایج *SEM*

معیار	اثرگذاری پس از ارزیابی SEM	اثرگذاری پیش از ارزیابی SEM	تغییر اثرگذاری	اثرپذیری مدل اصلاح‌شده	اثرپذیری مدل نهایی	تغییر اثرپذیری
THD	۰.۶۲۰۲	۰.۸۵۹۵	۰.۲۳۹۳	۰.۳۶۶۲	۰.۳۶۶۲	۰
SPD	۰.۳۵۵۶	۰.۳۵۵۶	۰	۰.۴۱۸۸	۰.۴۱۸۸	۰
DWU	۰.۹۷۲۷	۰.۹۷۲۷	۰	۰.۸۶۷۶	۰.۸۶۷۶	۰
UNA	۰.۰۱	۰.۰۱	۰	۰.۰۶۱۴	۰.۰۶۱۴	۰
DEP	۰.۳۰۵۵	۰.۳۰۵۵	۰	۱.۰۸۴	۱.۰۸۴	۰
CMR	۱.۰۱۱۲	۱.۰۱۱۲	۰	۰.۶۹۵۲	۰.۹۳۴۵	۰.۲۳۹۳

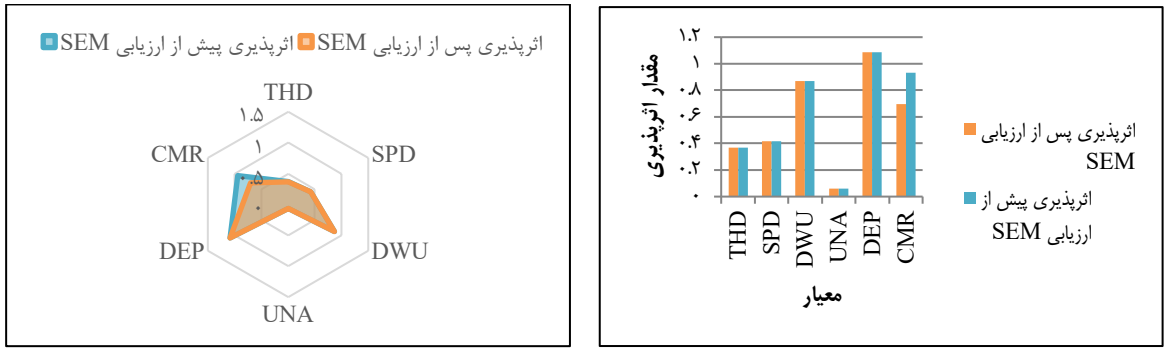
نتایج عددی نشان داد که در حالت نهایی، میزان اثرگذاری متغیر THD از ۰.۶۲۰۲ به ۰.۸۵۹۵ افزایش یافته و به همان میزان، اثرپذیری متغیر CMR از ۰.۶۹۵۲ به ۰.۹۳۴۵ رشد داشته است. سایر معیارها تغییری نشان ندادند که بیانگر پایداری کلی ساختار مدل فازی است. این یافته نشان می‌دهد که ارتباط مستقیم میان «THD» و «CMR» بیشترین سهم را در پویایی سیستم دارد و حذف یا اضافه کردن آن می‌تواند بر شدت روابط در شبکه فازی تأثیرگذار باشد.

این تغییرات را در قالب نمودارهای زیر (شکل ۴ و ۵) نیز برای دو حالت تأثیرگذاری و تأثیرپذیری معیارها بر یکدیگر می‌توان مشاهده کرد.

شکل ۴. مقایسه اثرگذاری معیارها در دو حالت پیش و پس از اعمال روش *SEM*



شکل ۵. مقایسه اثرپذیری معیارها در دو حالت پیش و پس از اعمال روش *SEM*



نتایج تحلیل حساسیت بیانگر آن است که مدل شناختی فازی طراحی‌شده از پایداری ساختاری بالایی برخوردار است؛ چراکه تغییر در یک رابطه‌ی منفرد، صرفاً بر دو گره از شبکه (THD و CMR) تأثیر می‌گذارد و سایر روابط بدون تغییر باقی می‌مانند.

۵. نتیجه‌گیری و پیشنهادها

نتایج مرور ادبیات و اجماع خبرگان نشان داد که معیارهای حیاتی قابلیت اطمینان هوش مصنوعی در سلامت، صرفاً به شاخص‌های کلاسیک عملکرد محدود نیست و باید ابعادی مانند "استفاده از داده‌های قابل‌اعتماد و همگن"، "به‌روزرسانی‌های هفته‌ای/یک روز درمیان"، "استفاده از الگوریتم‌های غیرقطعی"، "نظارت مستمر بر نتایج تولید شده و تنظیم مجدد سیستم"، "ایجاد ساختاری جهت ارزیابی تصمیمات از سوی ذی‌نفعان" و "رعایت امنیت و حریم خصوصی داده‌ها" را نیز پوشش دهد. نتایج PLS-SEM روابط علّی معنادار بین معیارها را مشخص کرد و نشان داد برخی معیارها نقش «محرک‌های بالادستی» دارند و برخی دیگر بیشتر پیامد/نتیجه‌اند. تحلیل FCM با در نظر گرفتن بازخوردها و عدم‌قطعیت، معیارهای اهرمی شبکه را آشکار ساخت و نشان داد تغییر در برخی روابط کلیدی می‌تواند پویایی کل سیستم را به‌طور محسوس تحت تأثیر قرار دهد. در مجموع، چارچوب تلفیقی پژوهش حاضر یک مسیر تصمیم‌پذیر برای طراحی و استقرار سامانه‌های هوش مصنوعی قابل اتکا در محیط‌های واقعی سلامت ارائه می‌کند. در مدل ترکیبی SEM-FCM، «نظارت مستمر بر نتایج تولیدشده و تنظیم مجدد سیستم (CMR)» به‌عنوان اثرگذارترین معیار و «استفاده از الگوریتم‌های غیرقطعی (UNA)» به‌عنوان اثرپذیرترین معیار شناسایی شد؛ بنابراین اعتمادپذیری در عمل بیش از هر چیز به ظرفیت پایش مداوم، کشف افت عملکرد و بازپیکربندی مسئولانه سامانه وابسته است.

نتایج این پژوهش نشان داد که ترکیب دو روش SEM و FCM می‌تواند تصویری جامع‌تر و عمیق‌تر از پویایی روابط میان سازه‌های مؤثر بر قابلیت اعتماد سامانه‌های هوش مصنوعی فراهم آورد. روش SEM با رویکرد تأییدی خود، امکان آزمون تجربی روابط نظری و شناسایی مسیرهای معنادار را فراهم کرد، در حالی‌که مدل FCM با بازنمایی فازی این روابط، توانست پویایی و تعامل متقابل متغیرها را در سطح سیستمی به تصویر بکشد. به بیان دیگر، یافته‌های کمی حاصل از SEM به‌عنوان ورودی مدل فازی مورد استفاده قرار گرفتند و در نتیجه، تحلیل FCM توانست اثرات

غیرخطی و بازخوردی میان سازه‌ها را آشکار سازد. این هم‌افزایی میان دو روش سبب شد تا درک جامع‌تری از سازوکارهای شکل‌دهنده به اعتماد کاربران نسبت به سیستم‌های هوش مصنوعی حاصل گردد. درکی که نه‌تنها از شواهد آماری پشتیبانی می‌کند، بلکه پویایی درونی سیستم را نیز در قالبی مفهومی و تبیینی نشان می‌دهد. به عبارت دیگر این روش ترکیبی را می توان از دو منظر مورد بررسی قرار داد.

از منظر روش‌شناختی، هم‌افزایی SEM-PLS و FCM دو مزیت ایجاد کرد: نخست، حفظ اعتبار تجربی روابط از طریق آزمون معناداری مسیرها درSEM ؛ دوم، امکان تحلیل پویایی شبکه و رتبه‌بندی معیارها تحت عدم‌قطعیت با استفاده از نقشه شناختی فازی. این چارچوب می‌تواند به‌عنوان الگویی قابل تکرار برای حوزه‌های سلامت‌محور دیگر نیز به‌کار رود؛ به‌ویژه در مواردی که روابط بین معیارهای اعتمادپذیری غیرخطی، بازخوردی و وابسته به زمینه هستند.

از منظر اجرایی، نتایج پژوهش نشان می‌دهد سازمان‌های سلامت، در کنار انتخاب داده‌های قابل اعتماد و طراحی سیاست‌های امنیت و حریم خصوصی، باید یک سازوکار رسمی برای پایش پس از استقرار، گزارش‌گیری دوره‌ای از افت عملکرد و تصمیم‌گیری درباره بازآموزی، به‌روزرسانی یا توقف سامانه ایجاد کنند. همچنین وجود یک ساختار منسجم برای ارزیابی تصمیمات توسط ذی‌نفعان مانند پزشکان، تیم‌های ایمنی بیمار و حتی نمایندگان بیماران می‌تواند حلقه مسئولیت‌پذیری را تکمیل کند و شکاف بین خروجی الگوریتم و پذیرش بالینی را کاهش دهد.

برای تحقیقات آتی پیشنهاد می‌شود پژوهش حاضر با حجم نمونه بسیار بزرگتر (n>100) و ترجیحاً با حضور متخصصان بین‌المللی صورت پذیرد. این کار می‌تواند به تأیید قطعی‌تر روابط علی مدل SEM و افزایش قابلیت تعمیم‌پذیری یافته‌ها کمک کند.

۵,۱. محدودیت‌های پژوهش

با وجود تلاش برای انجام یک پژوهش جامع، این مطالعه نیز دارای محدودیت‌هایی بوده است که باید در تفسیر نتایج موردتوجه قرار گیرد: یکی از چالش‌های پژوهش، تعداد نسبتاً محدود پاسخ‌دهندگان (۲۵ نفر) در پرسشنامه معادلات ساختاری (SEM) بوده است. اگرچه برخی منابع استفاده از حجم نمونه پایین را در مطالعات تخصصی توجیه‌پذیر می‌دانند و از سوی دیگر مستنداتی قوی در پژوهش‌های چامنی[1] (۲۰۱۳) و جهانتاسانا[2] (۲۰۲۳) وجود دارد که به‌اتفاق از مناسب بودن استفاده از روش PLS- SEM (استفاده شده در این پژوهش) برای جوامع هدف محدود اطلاع داده‌اند، اما همچنان این موضوع می‌تواند بر دقت تعمیم‌پذیری مدل تأثیر بگذارد [۸،۱۲]. محدودیت در دسترسی به متخصصان باتجربه بالا در حوزه هوش مصنوعی سلامت و پیچیدگی ابزارهای تحلیل یکی از دلایل اصلی این حجم پایین بوده است. از همین رو باید در تفسیر نتایج رد شده فرضیه‌هایH1 ، H3 و H5 احتیاط کرد، زیرا این نتیجه ممکن است ناشی از خطای نوع دوم به دلیل قدرت آماری پایین آزمون باشد. همچنین اکثر مشارکت‌کنندگان از جامعه متخصصان داخل کشور بوده‌اند. این موضوع ممکن است باعث شود برخی از دیدگاه‌ها یا ملاحظات فرهنگی/ساختاری خاص کشورهای دیگر در پژوهش لحاظ نشود.

۵,۲. پیامدهای مدیریتی

نتایج پژوهش حاضر می‌تواند پیامدهای ارزشمندی برای مدیران ارشد حوزه سلامت، توسعه‌دهندگان سیستم‌های هوشمند و سیاست‌گذاران داشته باشد. نتایج نشان داد THD نقش محوری در شکل‌گیری CMR دارد. بنابراین مدیران فناوری باید در طراحی محصولات سلامت محور هوش مصنوعی، شفافیت عملکرد، توضیح‌پذیری تصمیمات و قابلیت پیش‌بینی خروجی‌ها را در اولویت قرار دهند تا ادراک اعتماد کاربران تقویت شود. از طرفی با توجه به انتخاب معیار CMR به عنوان مؤثرترین معیار، اجرای سیاست‌هایی برای پایش مستمر خروجی‌ها و تنظیم مجدد سیستم‌ها در صورت افت دقت یا ظهور خطاهای سیستمی، از الزامات پیاده‌سازی موفق هوش مصنوعی در حوزه سلامت است.

۵,۳. پیامدهای اجرایی

از منظر عملیاتی، نتایج پژوهش می‌تواند راهنمایی برای طراحی، پیاده‌سازی و نگهداری سیستم‌های هوش مصنوعی در محیط‌های واقعی باشد. استفاده از داده‌های همگن، قابل‌اعتماد و معتبر ازجمله ضرورت‌های موفقیت سیستم‌های AI در سلامت است. مراکز درمانی باید نسبت به به‌کارگیری مخازن داده‌ای ساختاریافته و ایمن اقدام کنند.

1. Chumney
2. Jhantasana

همچنین گرچه الگوریتم‌های غیرقطعی ممکن است خروجی‌های متغیر داشته باشند، اما قابلیت انطباق و انعطاف بالای آن‌ها در شرایط واقعی سلامت، ارزشمند است. طراحان سیستم باید نحوه عملکرد این الگوریتم‌ها را برای کاربران انسانی به‌خوبی تبیین نمایند.

درنهایت راه‌اندازی پنل‌هایی متشکل از متخصصان بالینی و کارشناسان فناوری اطلاعات برای تحلیل مشترک تصمیمات AI می‌تواند به ارتقای کیفیت تصمیم‌گیری و پذیرش بیشتر کمک کند.

تعارض منافع. برای ارائه مطالب و نگارش این مقاله هیچ‌گونه کمک مالی از هیچ فرد، نهاد و سازمانی دریافت نشده است و نتایج و دستاوردهای این مقاله به نفع یا ضرر سازمان یا فردی خاص نخواهد بود. حضور نویسندگان در این پژوهش به‌عنوان شاهدی بی‌طرف ولی متخصص بوده است و نویسندگان هیچ‌گونه تعارض منافعی ندارند.

منابع

1. Ã, J. K. W. W., & Li, H. (2008). *Application of the analytic hierarchy process (AHP) in multi-criteria analysis of the selection of intelligent building systems*. *43*, 108–125. https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2006.11.019
2. Alanazi, H. O., Abdullah, A. H., & Qureshi, K. N. (2017). A critical review for developing accurate and dynamic predictive models using machine learning methods in medicine and health care. *Journal of Medical Systems*, *41*(4), 1–10.
3. Alelyani T. A validated framework for responsible AI in healthcare autonomous systems. Sci Rep 2025;15:1–12. https://doi.org/https://doi.org/10.1038/s41598-025-25266-z.
4. Ansari S, Baur B, Singh K, Admon AJ. Challenges in the Postmarket Surveillance of Clinical Prediction Models. Natl Libr Med 2025;2:1–4. https://doi.org/DOI: 10.1056/AIp2401116 PERSPECTIVE.
5. Asan, O., Bayrak, A. E., & Choudhury, A. (2020). Artificial Intelligence and Human Trust in Healthcare: Focus on Clinicians. In *Journal of Medical Internet Research* (Vol. 22, Issue 6). https://doi.org/10.2196/15154
6. Bajwa, J., Usman Munir, Nori, A., & Williams, B. (2021). Artificial intelligence in healthcare: transforming the practice of medicine. *Future Healthcare Journal*, *8*(9), 188–194.
7. Chang, Z., Zhiqing Zhan, Zhao, Z., You, Z., Liu, Y., Yan, Z., Fu, Y., Liang, W., & Zhao, L. (2021). Application of artificial intelligence in COVID-19 medical area: a systematic review. *Journal of Thoracic Disease*, *13*(12), 7034–7053. https://doi.org/10.21037/jtd-21-747
8. Chumney, F. L. (2013). *Structural Equation Models With Small Samples : A Comparative Study of Four Approaches*. 146.
9. Gerogiannis, D., Arsenos, A., Kollias, D., Nikitopoulos, D., & Kollias, S. (2024). Covid-19 Computer-Aided Diagnosis through AI-Assisted CT Imaging Analysis: Deploying a Medical AI System. *Proceedings - International Symposium on Biomedical Imaging*. https://doi.org/10.1109/ISBI56570.2024.10635484
10. Hamamoto, R. (2021). *Application of Artificial Intelligence for Medical Research*. 10–13.
11. Hlávka, J. P. (2020). Security, privacy, and information-sharing aspects of healthcare artificial intelligence. In *Artificial Intelligence in Healthcare* (pp. 235–270). Elsevier.
12. Jhantasana, C. (2023). Should A Rule of Thumb be used to Calculate PLS-SEM Sample Size. *Asia Social Issues*, *16*(5), 1–23. https://doi.org/10.48048/asi.2023.254658
13. Johnson, B. (2022). Metacognition for artificial intelligence system safety–An approach to safe and desired behavior. *Safety Science*, *151*, 105743.
14. Lekadir K, Frangi AF, Porras AR, Glocker B, Cintas C, Langlotz CP, et al. FUTURE-AI: international consensus guideline for trustworthy and deployable artificial intelligence in healthcare Karim. Res METHODS Report Futur 2025;388:1–22.
15. Miyashita, M., & Brady, M. (2019). The Health Care Benefits of Combining Wearables and AI. *Harv. Bus. Rev*.
16. Moose A, Horner B. Earning Trust for AI in Health: A Collaborative Path Forward 2025:1–20.
17. Okwor, I. A., Hitch, G., Hakkim, S., Akbar, S., Sookhoo, D., & Kainesie, J. (2024). *Digital Technologies Impact on Healthcare Delivery : A Systematic Review of AI and ML Adoption , Challenges , and Opportunities Digital Technologies Impact on Healthcare Delivery : A Systematic Review of AI and ML Adoption , Challenges , and Opportunities*. *5*(4), 1918–1941.
18. Patrick, J. (2019). How to Check the Reliability of Artificial Intelligence Solutions—Ensuring Client Expectations are Met. *Applied Clinical Informatics*, *10*(02), 269–271.

19. Pinsky, M. R., Bedoya, A., Bihorac, A., Celi, L., Churpek, M., Economou-Zavlanos, N. J., Elbers, P., Saria, S., Liu, V., Lyons, P. G., Shickel, B., Toral, P., Tscholl, D., & Clermont, G. (2024). Use of artificial intelligence in critical care: opportunities and obstacles. *Critical Care*, *28*(1). https://doi.org/10.1186/s13054-024-04860-z
20. Rahimi Kolour, H., & Nikkhah, Y. (2024). Explaining the Effect of Customer Knowledge Management on Innovation Quality through Strategic Agility with the Moderating Role of Competition Intensity: A Study in Medical Equipment Manufacturing Firms. *Industrial Management Perspective*, *14*(2), 66–84. https://doi.org/10.48308/JIMP.14.2.66 (in persian)
21. Rokneddini, S. A., & Ardakani, D. A. (2024). Analysis of Organizational Factors Affecting the Adoption of Industry 4.0 Technologies in Small and Medium-Sized Companies. *Industrial Management Perspective*, *14*(2), 84–112. https://doi.org/10.48308/JIMP.14.2.85 (in persian)
22. Shafaghsorkh, O., Ayough, A., & Alem-Tabriz, A. (2024). Identifying the Problems Facing the Development of Patient Telemonitoring Systems and Providing Solutions from Users' Perspectives: Application of Soft Systems Methodology. *Industrial Management Perspective*, *14*(2), 9–33. https://doi.org/10.48308/JIMP.14.2.9 Industrial (in persian)
23. Sharma, A., Lin, I. W., Miner, A. S., Atkins, D. C., & Althoff, T. (2023). Human–AI collaboration enables more empathic conversations in text-based peer-to-peer mental health support. *Nature Machine Intelligence*, *5*(1), 46–57. https://doi.org/10.1038/s42256-022-00593-2
24. Shusterman, R., Tucker, D. M., Waters, A. C., Neill, S. O., Bangs, M., & Luu, P. (2025). An active inference strategy for prompting reliable responses from large language models in medical practice. *Npj Digital Medicine*. https://doi.org/10.1038/s41746-025-01516-2
25. Tagde, P., Tagde, S., Bhattacharya, T., Tagde, P., Chopra, H., Akter, R., Kaushik, D., & Rahman, M. (2021). Blockchain and artificial intelligence technology in e-Health. *Environmental Science and Pollution Research*, *28*(38), 52810–52831.
26. Tan Ming En, J. (2022). Non-Deterministic Artificial Intelligence Systems and the Future of the Law on Unilateral Mistakes in Singapore. *SAcLJ*, *34*, 91.
27. Topol, E. J. (2019). High-performance medicine: the convergence of human and artificial intelligence. *Nature Medicine*, *25*(1), 44–56.
28. Tsopra, R., Fernandez, X., Luchinat, C., Alberghina, L., Lehrach, H., Vanoni, M., Dreher, F., Sezerman, O. U., Cuggia, M., & de Tayrac, M. (2021). A framework for validating AI in precision medicine: considerations from the European ITFoC consortium. *BMC Medical Informatics and Decision Making*, *21*(1), 1–14.
29. Ueda, D., Kakinuma, T., Fujita, S., Kamagata, K., Fushimi, Y., Ito, R., Matsui, Y., Nozaki, T., Nakaura, T., Fujima, N., Tatsugami, F., Yanagawa, M., Hirata, K., Yamada, A., Tsuboyama, T., Kawamura, M., Fujioka, T., & Naganawa, S. (2024). Fairness of artificial intelligence in healthcare: review and recommendations. In *Japanese Journal of Radiology* (Vol. 42, Issue 1, pp. 3–15). https://doi.org/10.1007/s11604-023-01474-3
30. Vinuesa, R., Azizpour, H., Leite, I., Balaam, M., Dignum, V., Domisch, S., Felländer, A., Langhans, S. D., Tegmark, M., & Fuso Nerini, F. (2020). The role of artificial intelligence in achieving the Sustainable Development Goals. *Nature Communications*, *11*(1), 1–10.
31. Zezza, M. (2025). The promise of AI in healthcare: transforming communication and decision-making for patients. *Journal of Communication in Healthcare*, *18*(1), 6–9. https://doi.org/10.1080/17538068.2025.2452100