مجله علم سنجی کاسپین
Caspian Journal of Scientometrics
p-ISSN: 2423-4710 e-ISSN: 2383-157X

A Scientometric Study of Machine Learning and Deep Learning Methods for Non-Alcoholic Fatty Liver Disease Detection in Medical Imaging

A'adel Sayyahi (MSc student)[1], Seyed Enayatallah Alavi (PhD)[1]*, Morteza Jaderian (PhD)[1]

1. Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran.

Article Type:
Research Paper

Received:
6 Nov. 2025
Revised:
12 Mar. 2026
Accepted:
30 Mar. 2026
Pub. Online:
15 Apr. 2026

ABSTRACT

Background and aim: This study aims to map the landscape of research related to the detection of non-alcoholic fatty liver disease (NAFLD) using various medical imaging techniques, including ultrasound, MRI, and CT scan, through machine learning and deep learning.

Materials and methods: The scientometric analysis for scientific publications indexed in databases like WoSCC, IEEE Xplore, Scopus and PubMed was done in this descriptive study. The combination of keywords was utilized to identify articles on machine learning, deep learning, and NAFLD detection in medical imaging. The focus in this analysis was on identifying publication trends, geographic distribution, and major sources of research.

Findings: The findings indicated a remarkable increase in the use of machine learning and deep learning techniques for NAFLD detection, especially in the last decade. The United States, China, and India emerged as the biggest contributors in this field. Another interesting finding is related to the importance of international collaboration for the advancement of this field. The collaboration between top universities and international research groups played a very important role in the advancement of research in this field.

Conclusion: According to this scientometric analysis, artificial intelligence is revolutionizing NAFLD diagnosis. Although recent research has reached a noteworthy diagnostic accuracy, especially regarding deep learning, the real-world clinical impact is limited by factors beyond just numerical performance. Research is now shifting focus from mere accuracy to developing interpretable, trustworthy, and clinically applicable models. These results indicate that future AI-driven diagnosis of NAFLD must align technological innovation with practical clinical needs to achieve faster and fairer diagnoses.

Keywords: Machine Learning (ML), Deep Learning (DL), Non-Alcoholic Fatty Liver Disease (NAFLD), Medical imaging

Cite this article: Sayyahi A, Alavi SE, Jaderian M. A Scientometric Study of Machine Learning and Deep Learning Methods for Non-Alcoholic Fatty Liver Disease Detection in Medical Imaging. *Caspian Journal of Scientometrics*. 2026; 13(1): 12-25.

© The Author(s).
Publisher: Babol University of Medical Sciences

*Corresponding Author: Seyed Enayatallah Alavi
Address: Department of Computer Engineering, Faculty of Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Golestan Blv., Ahvaz, Iran.
E-mail: se.alavi@scu.ac.ir

[Downloaded from cjs.mubabol.ac.ir on 2026-06-04]

مجله علم‌سنجی کاسپین
Caspian Journal of Scientometrics
p-ISSN: 2423-4710 e-ISSN: 2383-157X

مطالعه علم‌سنجی روش‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق برای تشخیص بیماری کبد چرب غیرالکلی در تصویربرداری پزشکی

عادل سیاحی (MSc student)[۱]، سید عنایت الله علوی (PhD)[۱*]، مرتضی جادریان (PhD)[۱]

۱. گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده مهندسی، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران.

چکیده

نوع مقاله: مقاله پژوهشی

سابقه و هدف: این پژوهش با هدف ترسیم چشم‌انداز تحقیقات مرتبط با تشخیص کبد چرب غیرالکلی (NAFLD) با استفاده از روش‌های تصویربرداری پزشکی مانند سونوگرافی، تصویربرداری تشدید مغناطیسی (MRI) و توموگرافی کامپیوتری (CT) از طریق رویکردهای یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق انجام شده است.

مواد و روش‌ها: در این مطالعه توصیفی، تحلیل علم‌سنجی بر روی انتشارات نمایه‌شده در پایگاه‌های اطلاعاتی Web of Science، IEEE Xplore، Scopus و PubMed انجام گرفت. از ترکیب کلمات کلیدی مرتبط با یادگیری ماشینی، یادگیری عمیق و تشخیص کبد چرب غیرالکلی در تصویربرداری پزشکی برای شناسایی مقالات استفاده شد. تمرکز این تحلیل بر شناسایی روندهای انتشار، توزیع جغرافیایی و منابع اصلی تحقیق بود.

یافته‌ها: نتایج نشان‌دهنده افزایش چشمگیر کاربرد تکنیک‌های یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق در تشخیص کبد چرب غیرالکلی، به‌ویژه در دهه اخیر است. ایالات متحده، چین و هند به‌عنوان بزرگترین مشارکت‌کنندگان در این حوزه شناخته شدند. همچنین، اهمیت همکاری‌های بین‌المللی در پیشبرد این زمینه تحقیقاتی، از یافته‌های برجسته این مطالعه است. همکاری بین دانشگاه‌های برتر و گروه‌های تحقیقاتی بین‌المللی نقش کلیدی در پیشرفت این پژوهش‌ها ایفا کرده است.

نتیجه‌گیری: این تحلیل علم‌سنجی نشان می‌دهد که هوش مصنوعی به‌سرعت در حال تغییر چشم‌انداز تشخیص بیماری NAFLD است. اگرچه پژوهش‌های اخیر به دقت‌های تشخیصی چشمگیری، به‌ویژه در مدل‌های یادگیری عمیق، دست یافته‌اند، اثرگذاری واقعی این فناوری در عمل بالینی به عواملی فراتر از عملکرد عددی وابسته است. روندهای پژوهشی حاکی از حرکت تدریجی از مدل‌های صرفاً دقیق به سوی سامانه‌های قابل‌تفسیر، قابل‌اعتماد و قابل‌پیاده‌سازی در بالین هستند. این نتایج بیانگر آن است که آینده تشخیص مبتنی بر هوش مصنوعی در NAFLD، در هم‌راستاسازی نوآوری فناورانه با نیازهای واقعی بالینی نهفته است؛ مسیری که می‌تواند به تشخیص‌های عادلانه‌تر و کارآمدتر منجر شود.

دریافت: ۱۴۰۴/۸/۱۵
ویرایش: ۱۴۰۴/۱۲/۲۱
پذیرش: ۱۴۰۵/۱/۱۰
انتشار: ۱۴۰۵/۱/۲۶

واژگان کلیدی: یادگیری ماشین، یادگیری عمیق، بیماری کبد چرب غیرالکلی، تصویربرداری پزشکی

استناد: عادل سیاحی، سید عنایت الله علوی، مرتضی جادریان. مطالعه علم‌سنجی روش‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق برای تشخیص بیماری کبد چرب غیرالکلی در تصویربرداری پزشکی. مجله علم‌سنجی کاسپین. ۱۴۰۵؛ ۱۳(۱): ۲۵-۱۲.

© The Author(s)
Publisher: Babol University of Medical Sciences

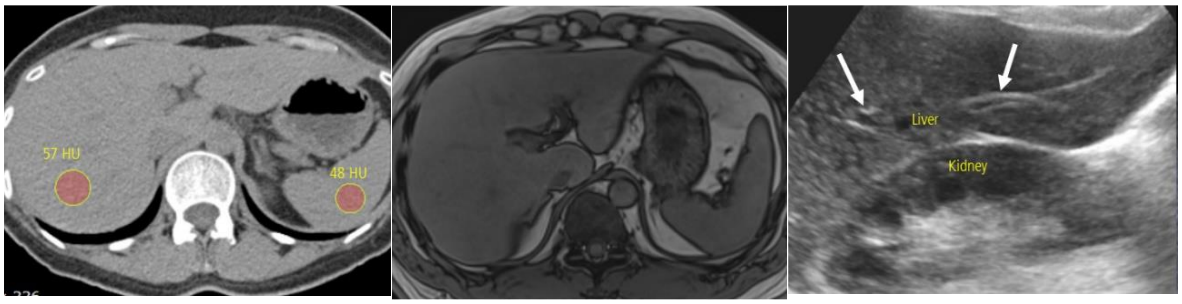
* **مسئول مقاله:** سید عنایت الله علوی
آدرس: اهواز، بلوار گلستان، دانشگاه شهید چمران اهواز، دانشکده مهندسی، گروه مهندسی کامپیوتر.
رایانامه: se.alavi@scu.ac.ir

[Downloaded from cjs.mubabol.ac.ir on 2026-06-04]

مقدمه

علم‌سنجی (Scientometrics) حوزه‌ای است که داده‌های علمی را با روش‌های کمی و کیفی اندازه‌گیری، ارزیابی و تحلیل می‌کند. این علم معمولاً برای ارزیابی پیشرفت علمی در یک کشور و یک حوزه خاص به‌کار می‌رود (۱). علم‌سنجی با بررسی مقالات علمی، محصولات و اختراعات ثبت‌شده در یک حوزه، میزان مشارکت کشورها در تولید علم جهانی را می‌سنجد (۲).

یادگیری ماشین (Machine Learning) و یادگیری عمیق (Deep Learning) در سال‌های اخیر به تصویربرداری پزشکی وارد شده و نقش مهمی در تشخیص و شناسایی بیماری کبد چرب غیرالکلی (Non-Alcoholic Fatty Liver) ایفا کرده‌اند. این بیماری در حدود ۲۵٪ از جمعیت جهان دیده می‌شود و یکی از علل اصلی بیماری‌های مزمن کبدی است (۳). کبد چرب غیرالکلی شامل تجمع چربی در کبد است که می‌تواند به سیروز و سرطان کبد منجر شود (۴). روش‌های سنتی تشخیص کبد چرب غیرالکلی مانند نمونه‌برداری کبدی تهاجمی، پرهزینه و همراه با عوارضی همچون خونریزی و عفونت هستند (۵). از این رو روش‌های غیرتهاجمی مانند سونوگرافی، تصویربرداری تشدید مغناطیسی (MRI) و توموگرافی کامپیوتری (CT scan) کاربرد گسترده‌ای یافته‌اند. شکل ۱ تصاویری که ابزارهای تشخیصی غیرتهاجمی را نشان می‌دهند. سونوگرافی به دلیل دسترسی آسان، رایج‌ترین روش تشخیصی است، اما در موارد خفیف دقت پایین‌تری دارد (۶). الگوریتم‌های پیشرفته ML و DL توانسته‌اند این محدودیت‌ها را کاهش و دقت تشخیص را افزایش دهند (۷ و ۸).



(ج) (ب) (الف)

شکل ۱. تصاویر ابزارهای تشخیصی غیرتهاجمی NAFLD: الف) سونوگرافی، ب) MRI، ج) سی‌تی‌اسکن (۹)

مطالعات اخیر نشان می‌دهد که ادغام یادگیری ماشین مدل‌هایی با روش‌های تصویربرداری، تشخیص را تسریع می‌کنند و نتیجه دقیق‌تری را برای نتایج بهتر بیمار و بهبود در تصمیم‌گیری‌های بالینی ارائه می‌دهند (۱۰ و ۱۱). رویکردهای مبتنی بر یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق در تشخیص NAFLD از مدل‌های هوش مصنوعی استفاده می‌کنند که داده‌های تصویری مرتبط با این بیماری را تحلیل کرده و الگوهایی را شناسایی می‌کنند که ممکن است از دید متخصصان انسانی پنهان بماند.

مدل‌های یادگیری عمیق، مانند شبکه‌های عصبی پیچشی (Convolutional Neural Networks)، در وظایف مختلف طبقه‌بندی و قطعه‌بندی تصاویر پزشکی با موفقیت چشمگیری به کار گرفته شده‌اند و دقت بالایی در تشخیص استئاتوز و فیبروز کبدی نشان داده‌اند (۱۲). این روش‌ها با کاهش خطای انسانی و تغییرات در تفسیر، نتایجی قابل‌اعتمادتر و تکرارپذیر ارائه می‌دهند (۱۳). همچنین، الگوریتم‌های دیگر یادگیری ماشینی مانند ماشین‌های بردار پشتیبان (Support Vector Machine) و جنگل‌های تصادفی (Random forest) برای ترکیب داده‌های بالینی ساختاریافته با داده‌های تصویری غیرساختاریافته استفاده شده‌اند که این ترکیب دقت پیش‌بینی پیشرفت کبد چرب غیرالکلی را بهبود بخشیده است (۱۴). با افزایش شیوع کبد چرب غیرالکلی، علاقه به تشخیص‌های مبتنی بر هوش مصنوعی نیز رو به رشد است. این روند با افزایش تعداد مقالات علمی در زمینه کاربرد یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق در تشخیص بیماری‌های کبدی منعکس شده است. تحلیل‌های علم‌سنجی امکان ترسیم چشم‌انداز پژوهشی این حوزه را فراهم کرده و اطلاعاتی درباره روند انتشارات، شبکه‌های همکاری و تأثیر مطالعات کلیدی ارائه می‌دهند (۱۱). این تحلیل‌ها مشارکت‌کنندگان اصلی و زمینه‌های نوظهور تحقیقاتی را مشخص کرده و مسیرهایی برای پیشرفت‌های استراتژیک در استفاده از هوش مصنوعی در تشخیص بالینی بیماری‌های کبدی پیشنهاد می‌کنند.

تحلیل علم‌سنجی ابزاری مؤثر برای بررسی چشم‌انداز پژوهشی کاربرد مدل‌های هوش مصنوعی در تشخیص کبد چرب غیرالکلی است. این تحلیل‌ها به محققان امکان می‌دهد روند انتشارات، شبکه‌های همکاری و الگوهای استناد را ردیابی کنند تا افراد و مطالعات تأثیرگذار در این حوزه پویا را شناسایی کنند. برای مثال، مدل‌های یادگیری ماشینی که بر داده‌های متنوعی مانند تصاویر سونوگرافی و پارامترهای بالینی آموزش دیده‌اند، دقت تشخیصی بین ۸۰٪ تا بیش از ۹۷٪ را در پیش‌بینی کبد چرب غیرالکلی نشان داده‌اند (۱۷–۱۵). این پیشرفت‌ها به‌ویژه با توجه به محدودیت‌های نمونه‌برداری کبد، اهمیت زیادی دارند و روش‌های غیرتهاجمی را به‌طور قابل‌توجهی بهبود بخشیده‌اند (۱۸). علاوه بر این، مطالعات نشان می‌دهند که روش‌های هوش مصنوعی

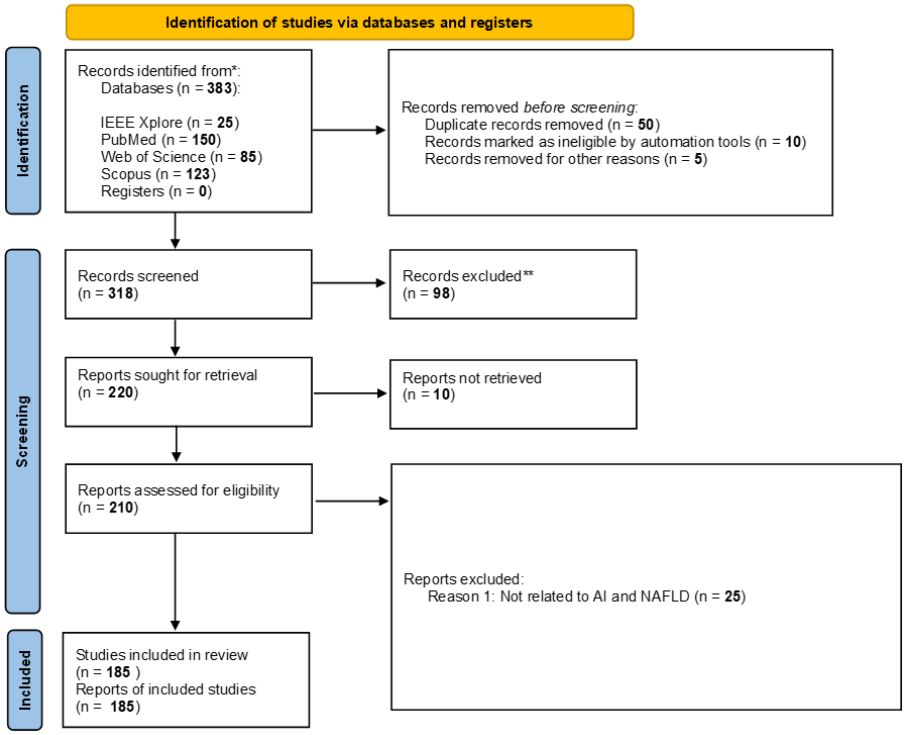
[Downloaded from cjs.mubabol.ac.ir on 2026-06-04]

نه‌تنها دقت تشخیص را افزایش می‌دهند، بلکه امکان شناسایی نشانگرهای زیستی مرتبط با پیشرفت کبد چرب غیرالکلی را نیز فراهم می‌کنند (۱۹ و ۲۰). برای نمونه، پژوهش‌های اخیر با استفاده از یادگیری ماشینی در داده‌های لیپیدومیک و گلیکومیک، یافته‌های مهمی درباره علل بیماری و طبقه‌بندی شدت آن ارائه کرده‌اند (۲۱). همچنین، همکاری‌های بین‌رشته‌ای میان محققان، نوآوری‌هایی را در کاربردهای هوش مصنوعی به ارمغان آورده و منجر به توسعه سیستم‌های خودکار تشخیص و ارزیابی شدت کبد چرب غیرالکلی با حداقل دخالت انسانی شده است (۲۲).

با توجه به اهمیت بالای این موضوع، هدف اصلی پژوهش حاضر بررسی ویژگی‌ها و چشم‌انداز روندهای پژوهشی، روش‌شناسی‌های غالب و شبکه‌های همکاری در حوزه استفاده از هوش مصنوعی در تشخیص کبد چرب غیرالکلی از طریق تصویربرداری پزشکی طی سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴ و ترسیم آینده این حوزه است.

مواد و روش‌ها

این مطالعه علم‌سنجی به تحلیل روندهای پژوهشی بین‌المللی و شبکه‌های همکاری در استفاده از یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق برای تشخیص کبد چرب غیرالکلی از طریق روش‌های تصویربرداری پزشکی مانند سونوگرافی، MRI و سی‌تی‌اسکن می‌پردازد. بازه زمانی تحلیل، انتشارات علمی از سال ۲۰۱۰ تا ژوئن ۲۰۲۴ را در بر می‌گیرد. داده‌ها از چهار پایگاه اصلی؛ Web of Science (WoS)، Scopus، PubMed و IEEE Xplore استخراج شدند. دلیل انتخاب این پایگاه‌ها پوشش کامل انتشارات داوری‌شده در حوزه‌های پزشکی، زیست‌شناسی و مهندسی است. شناسایی و انتخاب مقالات بر اساس دستورالعمل‌های PRISMA انجام شد. شکل ۲، جریان شناسایی تا ورود مقالات به مطالعه را مطابق با دستورالعمل PRISMA نشان می‌دهد.



شکل ۲. نمودار جریانی PRISMA برای جستجوی علمی تحقیق (نسخه رسمی PRISMA سال ۲۰۲۰ میلادی)

راهبرد جستجو شامل کلیدواژه‌های مرتبط با تشخیص NAFLD، هوش مصنوعی، یادگیری ماشین، یادگیری عمیق و تصویربرداری پزشکی بود. هر پایگاه داده با پرسش‌های مشخص جستجو شد تا همه مطالعات مرتبط منتشرشده بین ۱ ژانویه ۲۰۱۰ تا ۱ ژوئن ۲۰۲۴ را پوشش دهد. کوئری‌های دقیق و تمرکز هر پایگاه در جدول ۱ خلاصه شده است.

سوابق انتشارات استخراج‌شده از این پایگاه‌ها در قالب استاندارد (CSV) صادر شدند تا تحلیل بیشتر روی آن‌ها انجام شود. نتایج جستجو برای حذف مقالات تکراری غربال شدند. همچنین مقالاتی که معیار ورود را نداشتند (مانند موارد غیرمرتبط با NAFLD، عدم تمرکز بر روش‌های مبتنی بر هوش

[Downloaded from cjs.mubabol.ac.ir on 2026-06-04]

مصنوعی در تصویربرداری یا انتشار خارج از بازه زمانی مشخص‌شده) حذف شدند. در نهایت مجموعه نهایی شامل مقالاتی بود که به کاربرد روش‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه یادگیری ماشینی و یادگیری عمیق، در تشخیص NAFLD در تصویربرداری پزشکی می‌پرداختند.

جدول ۱. پایگاه‌های داده کلیدی و عبارات جستجو

پایگاه داده	عبارت جستجو	تمرکز
Web of Science	TS=(“Artificial Intelligence” OR “Machine Learning” OR “Deep Learning”) AND TS=(“Non-Alcoholic Fatty Liver Disease” OR “NAFLD”) AND TS=(“Ultrasound” OR “MRI” OR “CT” OR “Medical Imaging”)	نمایه‌سازی استنادی چندرشته‌ای
Scopus	TITLE-ABS-KEY(“Artificial Intelligence” OR “Machine Learning” OR “Deep Learning”) AND TITLE-ABS-KEY(“Non-Alcoholic Fatty Liver Disease” OR “NAFLD”) AND TITLE-ABS-KEY(“Ultrasound” OR “MRI” OR “CT” OR “Medical Imaging”)	تحقیق در حوزه‌های دانشگاهی
PubMed	(“Artificial Intelligence” OR “Machine Learning” OR “Deep Learning”) AND (“Non-Alcoholic Fatty Liver Disease” OR “NAFLD”) AND (“Ultrasound” OR “MRI” OR “CT” OR “Medical Imaging”)	مطالعات زیست‌پزشکی و بالینی
IEEE Xplore	("Artificial Intelligence" OR "Machine Learning" OR "Deep Learning") AND ("Non-Alcoholic Fatty Liver Disease" OR "NAFLD") AND ("Ultrasound" OR "MRI" OR "CT" OR "Medical Imaging")	مهندسی و فناوری‌های مبتنی بر هوش مصنوعی

یافته‌ها

این بخش صرفاً بر اساس مرور ادبیات منتشرشده در پلتفرم‌های علمی درباره کاربرد روش‌های ML و DL در تشخیص NAFLD از طریق تکنیک‌های مختلف پردازش تصویر پزشکی مانند سونوگرافی، MRI و سی‌تی‌اسکن ارائه شده است. با به‌کارگیری روش‌های علم‌سنجی، روندهای پژوهشی در طول زمان، نویسندگان برجسته، توزیع جغرافیایی، شبکه‌های همکاری و موضوعات نوظهور مورد بررسی قرار گرفتند. یافته‌های اصلی در ادامه بیان می‌شوند. نتایج نشان می‌دهد روند انتشار مقالات مرتبط با تشخیص NAFLD به کمک هوش مصنوعی الگویی صعودی داشته و با گذر زمان افزایش یافته است. تحلیل بیشتر توزیع سالانه انتشارات بین سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۴ چشم‌انداز روشنی از تکامل فعالیت‌های پژوهشی ارائه می‌دهد. همچنین بررسی رشته‌های علمی محل انتشار این مقالات اهمیت دارد. همان‌طور که در جدول ۲ مشاهده می‌شود، بیشترین مقالات در حوزه تصویربرداری پزشکی و رادیولوژی منتشر شده‌اند.

جدول ۲. توزیع انتشارات بر اساس رشته تحصیلی

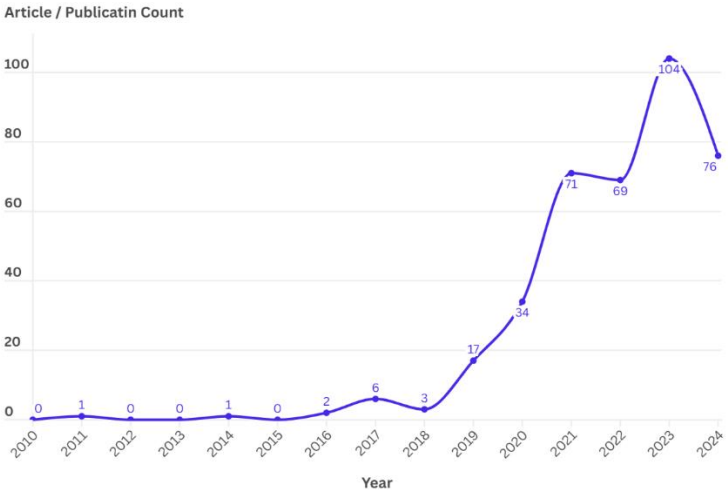
رشته	تعداد نشریات
تصویربرداری پزشکی	۳۲
سلامت/ پزشکی	۹
علوم و مهندسی کامپیوتر	۲۳

این توزیع نشان‌دهنده ماهیت میان‌رشته‌ای پژوهش‌هاست و بیانگر همکاری میان علوم پزشکی و علوم فنی برای توسعه روش‌ها و کاربردهای نوآورانه است. شکل ۳، منحنی رشد نمایی انتشارات را نشان می‌دهد که با مفاهیم به‌دست‌آمده از حوزه‌های مختلف علمی تکمیل می‌شود و نرخ انتشارات سالانه و گسترش موضوعی را نمایان می‌سازد.

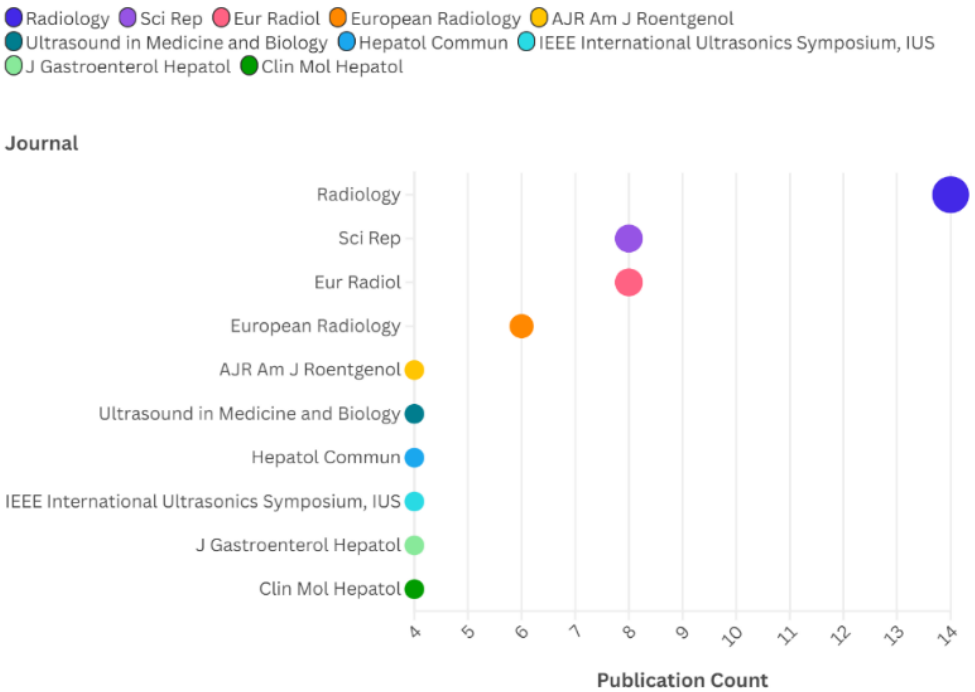
شناسایی مجلات علمی پیشرو، یکی از گام‌های اساسی در تحلیل ساختار انتشار دانش در حوزه کاربرد روش‌های هوش مصنوعی در تشخیص NAFLD محسوب می‌شود. نقشه‌برداری از مجلات پربازده امکان شناسایی مجلاتی را فراهم می‌کند که به‌عنوان هسته اصلی انتشار پژوهش‌ها در این حوزه عمل می‌کنند و نقش تعیین‌کننده‌ای در جهت‌دهی به جریان علمی دارند. مطابق نتایج ارائه‌شده در شکل ۴، مجله Radiology با بیشترین تعداد مقالات منتشرشده، در جایگاه نخست قرار دارد. این موضوع نشان‌دهنده نقش محوری این مجله در انتشار پژوهش‌های مرتبط با تصویربرداری پزشکی و کاربرد الگوریتم‌های هوش مصنوعی در تشخیص NAFLD است. پس از آن، مجلات Scientific Reports و European Radiology سهم قابل‌توجهی از تولیدات علمی را به خود اختصاص داده‌اند که بیانگر ماهیت بین‌رشته‌ای این حوزه و پیوند میان علوم داده، تصویربرداری پزشکی و بالینی است. در سطوح بعدی، مجلاتی نظیر AJR American Journal of Roentgenology و Ultrasound in Medicine and Biology مشاهده

[Downloaded from cjs.mubabol.ac.ir on 2026-06-04]

می‌شوند که تمرکز آن‌ها بر روش‌های تصویربرداری تشخیصی، به‌ویژه سونوگرافی، نقش مهمی در توسعه مدل‌های هوش مصنوعی برای تشخیص غیرتهاجمی NAFLD ایفا کرده‌اند. همچنین حضور مجلات تخصصی حوزه کبد و گوارش از جمله Journal of Gastroenterology and Hepatology و Clinical and Molecular Hepatology نشان می‌دهد که نتایج این پژوهش‌ها به‌طور مستقیم مورد توجه جامعه بالینی نیز قرار گرفته است. به‌طور کلی، الگوی مشاهده‌شده در شکل ۴ حاکی از تمرکز انتشار مقالات در تعداد محدودی از مجلات با نفوذ بالا است که با اصول علم‌سنجی و قانون برادفورد همخوانی دارد. این یافته می‌تواند به‌عنوان راهنمایی عملی برای پژوهشگران جهت انتخاب مجلات هدف برای انتشار نتایج پژوهش‌های آتی مورد استفاده قرار گیرد.



شکل ۳. روند سالانه انتشار مقالات علمی مرتبط با تشخیص NAFLD از سال ۲۰۱۰ تا اول ژوئن ۲۰۲۴



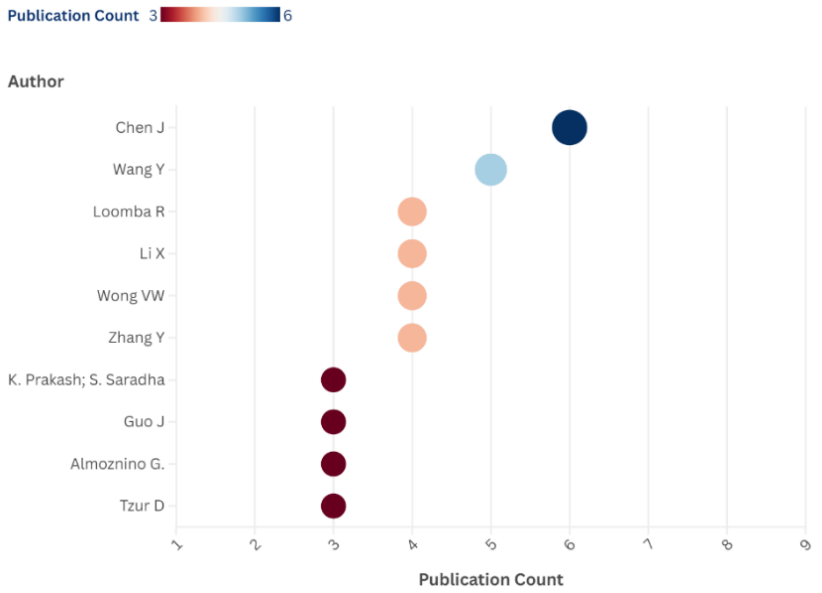
شکل ٤. مجلات علمی پیشرو در انتشار تحقیقات مرتبط با کاربرد روش‌های هوش مصنوعی در تشخیص NAFLD با استفاده از تصویربرداری پزشکی

علاوه بر مجلات، شناسایی نویسندگان پیشرو و پرکار، نقش مهمی در درک ساختار تولید دانش و شناسایی رهبران علمی این حوزه دارد. تحلیل نویسندگان امکان شناسایی پژوهشگرانی را فراهم می‌کند که بیشترین سهم را در توسعه و پیشبرد کاربرد روش‌های هوش مصنوعی در تشخیص NAFLD

[Downloaded from cjs.mubabol.ac.ir on 2026-06-04]

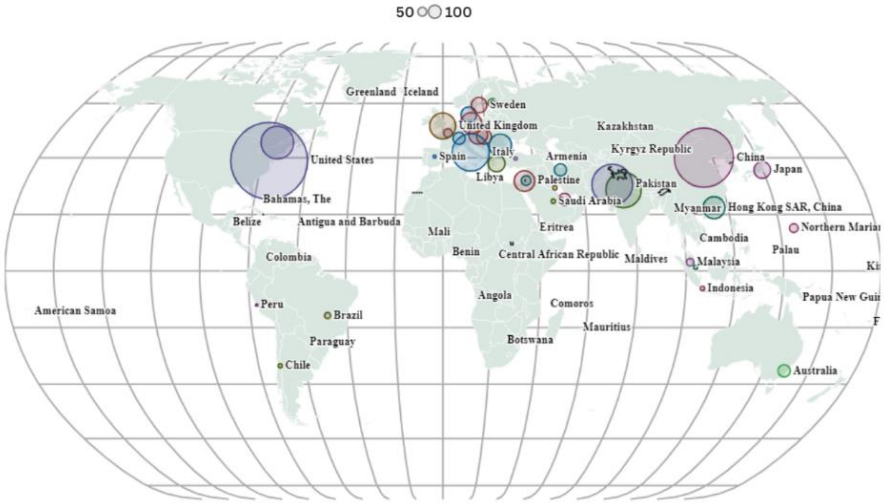
داشته‌اند. مطابق شکل ۵، نویسندگانی نظیر Chen J و Wang Y با بالاترین تعداد مقالات، در صدر فهرست نویسندگان فعال قرار دارند. این موضوع نشان می‌دهد که این پژوهشگران نقش محوری در تولید دانش و توسعه روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین و یادگیری عمیق برای تحلیل تصاویر پزشکی مرتبط با NAFLD ایفا کرده‌اند.

در رتبه‌های بعدی، نویسندگانی مانند Loomba R، Li X، Wong VW و Zhang Y مشاهده می‌شوند که عمدتاً دارای پیشینه بالینی در حوزه بیماری‌های کبدی هستند. این ترکیب از نویسندگان با تخصص‌های فنی و بالینی، بیانگر ماهیت بین‌رشته‌ای پژوهش‌ها و اهمیت همکاری میان متخصصان علوم داده و علوم پزشکی است. همچنین حضور نویسندگانی با تعداد مقالات کمتر اما مستمر، مانند Guo J، Tzur D و Almoznino G نشان‌دهنده شکل‌گیری شبکه‌ای از پژوهشگران فعال است که به‌صورت پیوسته در توسعه این حوزه مشارکت دارند. این شبکه‌ها نقش مهمی در تثبیت و گسترش مسیرهای پژوهشی آینده ایفا می‌کنند.



شکل ۵. نویسندگان برجسته فعال در حوزه پژوهش‌های هوش مصنوعی برای تشخیص NAFLD

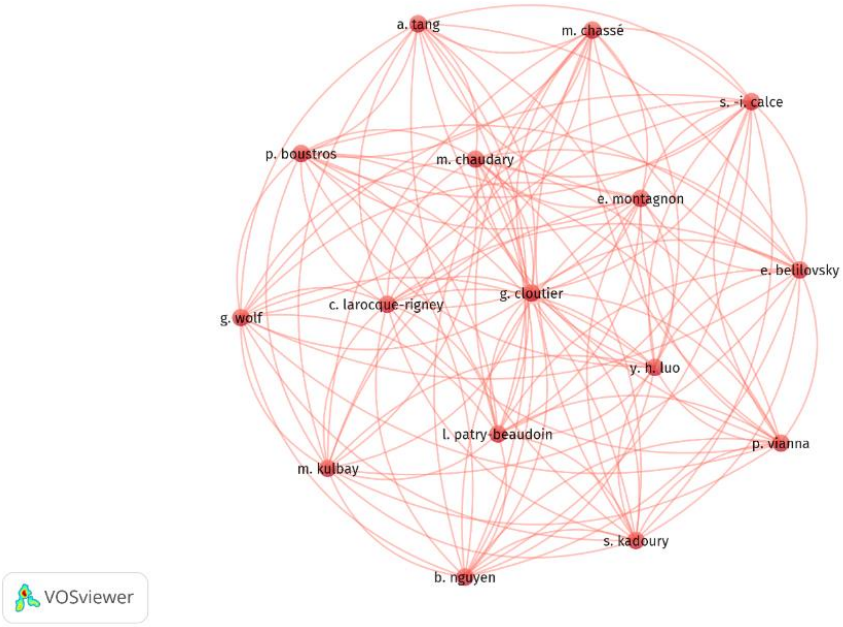
از نظر جغرافیایی، توزیع فعالیت‌های پژوهشی نیز شایان توجه است. همان‌طور که در شکل ۶ دیده می‌شود، ایالات متحده (۳۱۳ مقاله)، چین (۱۸۶ مقاله) و هند (۶۷ مقاله) بیشترین سهم را در این حوزه داشته‌اند. همچنین کشورهایی مانند کانادا (۵۷ مقاله)، ایتالیا (۷۴ مقاله) و آلمان (۲۴ مقاله) نیز مشارکت قابل‌توجهی داشته‌اند.



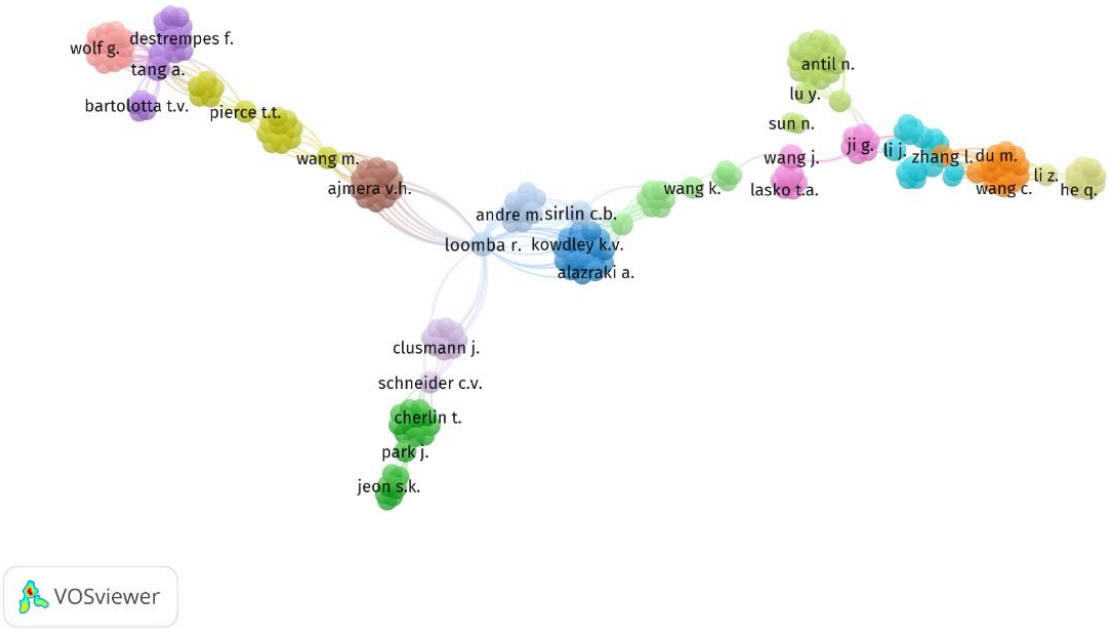
شکل ٦. توزیع جهانی انتشارات در مورد کاربردهای هوش مصنوعی در تشخیص NAFLD در کشورهای مختلف

[Downloaded from cjs.mubabol.ac.ir on 2026-06-04]

شبکه‌های همکاری نیز اهمیت زیادی دارند، چرا که نشان می‌دهند پژوهشگران، مؤسسات و کشورها چگونه با یکدیگر همکاری می‌کنند. شکل‌های ۷ تا ۹ نمودار شبکه همکاری را در پایگاه‌های IEEE Xplore، Scopus و Web of Science نمایش می‌دهند.

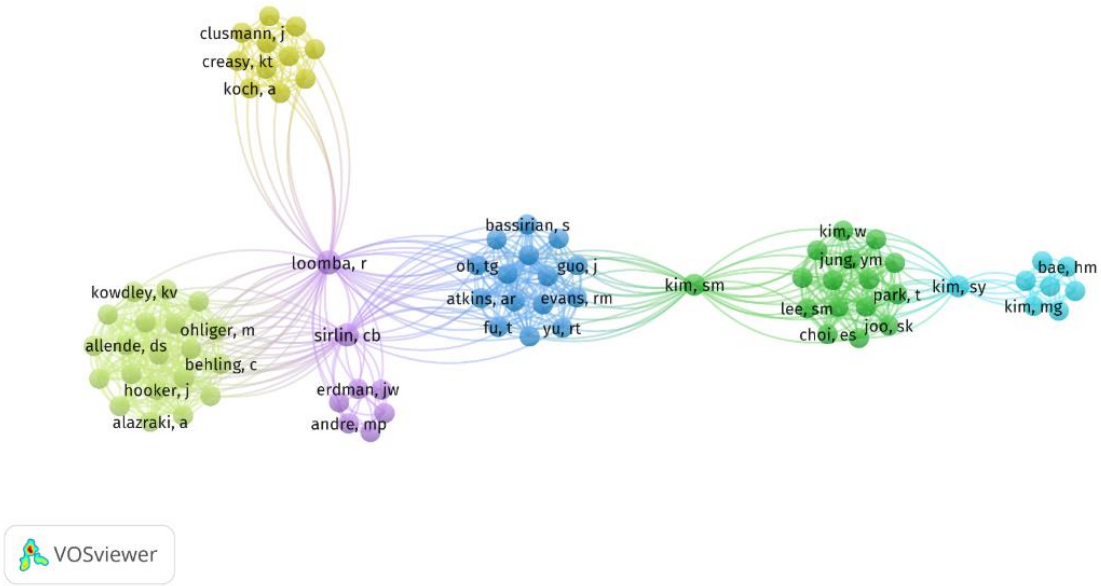


شکل ۷. همکاری علمی محققان شرکت‌کننده در تحقیقات هوش مصنوعی برای تشخیص NAFLD در پایگاه داده IEEE Xplore



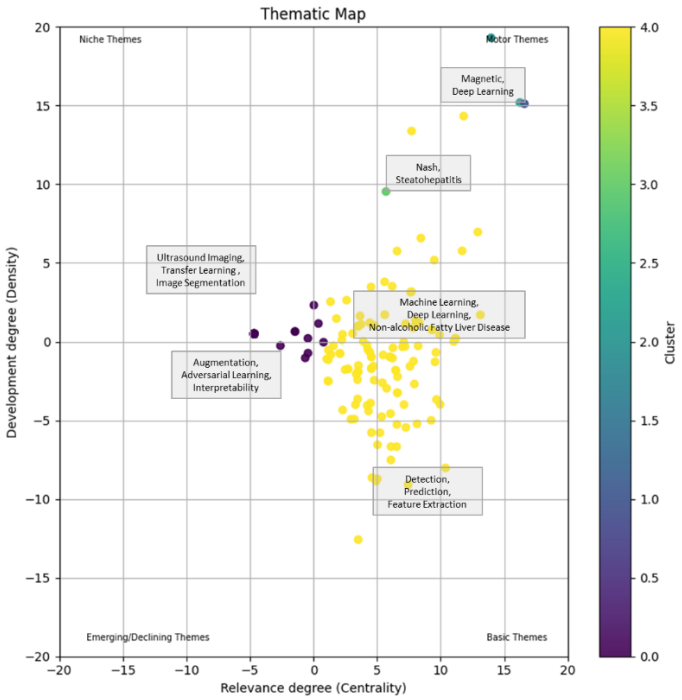
شکل ۸. همکاری علمی محققان شرکت‌کننده در تحقیقات هوش مصنوعی برای تشخیص NAFLD در پایگاه داده Scopus

[Downloaded from cjs.mubabol.ac.ir on 2026-06-04]



شکل ۹. همکاری علمی محققان شرکت‌کننده در تحقیقات هوش مصنوعی برای تشخیص NAFLD در پایگاه داده WOS

علاوه بر این، نقشه موضوعی ارائه‌شده در شکل ۱۰ حوزه‌ها را بر اساس دو بعد اهمیت و فعالیت دسته‌بندی می‌کند. نقشه موضوعی فوق با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) بر روی داده‌های مقالات پژوهشی ایجاد شده است. این ابزار با بهره‌گیری از کلمات کلیدی و داده‌های چکیده، خوشه‌های موضوعی کلیدی را شناسایی می‌کند. با اعمال روش خوشه‌بندی K-Means، موضوعات به چهار دسته اصلی تقسیم شده‌اند: موضوعات محرک، موضوعات خاص، موضوعات پایه و موضوعات نوظهور یا رو به زوال. این ابعاد از طریق خوشه‌بندی کلیدواژه‌ها و تحلیل چکیده‌ها تعیین شده‌اند. خلاصه این دسته‌بندی در جدول ۳ آمده است.



شکل ۱۰. نقشه موضوعی خوشه‌ها و مضامین تحقیقاتی، استخراج‌شده با تحلیل PCA و خوشه‌بندی K-Means از داده‌های مقالات پژوهشی

[Downloaded from cjs.mubabol.ac.ir on 2026-06-04]

جدول ۳. خلاصه نقشه موضوعی

ربع دایره	توضیحات	موضوعات کلیدی
بالا راست (مضامین موتور)	مباحث محوری و بسیار فعال و اساسی در این حوزه	یادگیری ماشین، یادگیری عمیق، NAFLD
بالا چپ (مضامین خاص)	مباحث تخصصی برای چالش‌های خاص	چالش‌های منحصر به فرد یا بینش‌های خاص
پایین چپ (مضامین نوظهور/رو به زوال)	موضوعات جدید و نوآورانه یا در حال محو شدن	داده‌افزایی، یادگیری تخاصمی
پایین راست (مضامین پایه)	مفاهیم بنیادی که از پیشرفت‌ها در این زمینه پشتیبانی می‌کنند	تشخیص، پیش‌بینی، استخراج ویژگی

به‌طور خلاصه، نقشه موضوعی وضعیت کنونی پژوهش در این حوزه را نشان می‌دهد؛ این‌که کدام بخش‌ها فعال‌ترند، کدام تخصصی‌ترند و چه موضوعاتی در حال ظهور یا پایه‌ای هستند، همچنین تحلیل استنادات برای شناسایی روش‌ها و نویسندگان تأثیرگذار بسیار مهم است. شمارش استنادها بر اساس روش‌شناسی‌ها و نویسندگان، تأثیرگذارترین رویکردها و افراد کلیدی این حوزه را معرفی می‌کند. همان‌طور که در جدول ۴ نشان داده شده است، شبکه های CNN در میان روش‌های یادگیری عمیق بیشترین استناد را داشته‌اند:

جدول ٤. برترین روش‌شناسی‌ها بر اساس استنادات

روش‌شناسی	الگوریتم	نویسنده‌ها	استنادها
DL	شبکه‌ی عصبی پیچشی	Graffy PM, Sandfort V, Summers RM, Pickhardt PJ	۹۹
DL	شبکه‌ی عصبی پیچشی	Han A, Byra M, Heba E, Andre MP, Erdman JW, et al.	۸۸
ML	جنگل تصادفی	Atabaki-Pasdar N, Ohlsson M, Viñuela A, Franks PW	۵۲
ML	ماشین‌های بردار پشتیبان	Acharya UR, Fujita H, Sudarshan VK, Mookiah MRK	۴۶
ML	درخت تصمیم (Decision Tree)	Acharya UR, Fujita H, Sudarshan VK, Mookiah MRK	۴۶
DL	شبکه‌ی عصبی پیچشی	Pickhardt PJ, Blake GM, Graffy PM, Sandfort V	۳۵
ML	جنگل تصادفی	Tang A, Destrempes F, Kazemirad S, Garcia-Duitama J	۳۵
ML	رگرسیون لجستیک (Logistic Regression)	Liu Y-X, Liu X, Cen C, Li X, Liu J-M	۳۵
ML	XGBoost	Liu Y-X, Liu X, Cen C, Li X, Liu J-M	۳۵
ML	ماشین‌های تقویت‌کننده گرادیان (Gradient Boosting Machines)	Bashir MR, Wolfson T, Gamst AC, Fowler K	۳۱
DL	شبکه‌ی عصبی پیچشی	Byra M, Han A, Boehringer AS, Zhang YN	۲۹
DL	شبکه‌ی عصبی پیچشی	Constantinescu EC, Udriștoiu A-L, Udriștoiu CD	۲۴
ML	جنگل تصادفی	Destrempes F, Gesnik M, Chayer B, Roy-Cardinal M-H	۲۳

بحث و نتیجه‌گیری

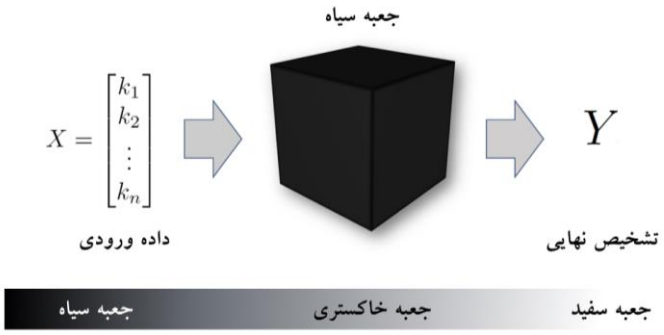
تحلیل چشم‌انداز پژوهشی در زمینه روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی برای تشخیص NAFLD بینش‌های مهمی درباره توسعه، چالش‌ها و روندهای آینده این حوزه میان‌رشته‌ای فراهم می‌کند. روش‌های ML و DL بیشترین استنادها را در ادبیات به خود اختصاص داده‌اند، به‌ویژه در زمینه تصویربرداری پزشکی برای NAFLD که طی دهه اخیر با افزایش انتشارات، همکاری‌های جهانی و پیشرفت‌های فناورانه همراه بوده است. یافته‌های کلیدی این مطالعه در جدول ۵ خلاصه شده‌اند.

[Downloaded from cjs.mubabol.ac.ir on 2026-06-04]

جدول ۵. یافته‌های کلیدی از تحلیل

جنبه	مشاهده
روندهای انتشار	افزایش قابل‌توجه تعداد مقالات منتشرشده از سال ۲۰۱۶، به‌ویژه از سال ۲۰۱۸ به بعد، نشان‌دهنده افزایش علاقه به کاربردهای هوش مصنوعی برای بیماری کبد چرب غیرالکلی است.
توزیع جغرافیایی	ایالات متحده، چین و هند مشارکت‌کنندگان اصلی هستند و کشورهای اروپایی مانند ایتالیا و آلمان نیز سهم قابل‌توجهی در این امر دارند.
روش‌شناسی	رویکردهای یادگیری عمیق، به‌ویژه شبکه‌های عصبی پیچشی (CNNها)، به دلیل دقت برترشان در تشخیص مبتنی بر تصویر، غالب هستند.
شبکه‌های همکاری	همکاری‌های قوی بین‌المللی، به‌ویژه بین موسسات برتر در ایالات متحده، چین و هند، نوآوری در این زمینه را هدایت می‌کند.
مجلات و نویسندگان	مجلات بین‌رشته‌ای غالب هستند و نویسندگان برتر از هر دو زمینه پزشکی و مهندسی در آنها مشارکت دارند.
بینش‌های موضوعی	مضامین اصلی شامل تشخیص NAFLD، مدل‌های پیش‌بینی و استخراج ویژگی است، در حالی که مباحث نوظهور بر افزایش داده و یادگیری خصمانه تمرکز دارند.

چشم‌انداز جهانی پژوهش در زمینه کاربرد AI برای تشخیص NAFLD در حال حاضر تحت سلطه ایالات متحده و چین است. این دو کشور از چندین مزیت به‌هم‌پیوسته بهره‌مند هستند که آن‌ها را به پیشگامان این حوزه تبدیل کرده است. هر دو کشور منابع مالی قابل‌توجهی را به تحقیق و توسعه، به‌ویژه در کاربردهای هوش مصنوعی در حوزه سلامت، اختصاص داده‌اند. نهادهایی مانند مؤسسه ملی سلامت (National Institutes of Health) در ایالات متحده و برنامه‌های ملی تأمین مالی علم در چین، از پروژه‌های بزرگ‌مقیاس در زمینه یادگیری عمیق و تصویربرداری پزشکی به‌طور قابل‌توجهی حمایت کرده‌اند. وجود زیرساخت‌های پیشرفته بالینی و پژوهشی، از جمله دسترسی به منابع محاسباتی با کارایی بالا و مجموعه داده‌های بزرگ و حاشیه‌نویسی‌شده تصاویر پزشکی، پژوهشگران را قادر ساخته تا مدل‌های پیچیده هوش مصنوعی را توسعه داده و آموزش دهند (۲۳ و ۲۴). حمایت‌های سیاستی در سطح ملی برای تحول دیجیتال در حوزه سلامت در هر دو کشور، محیطی مناسب برای ادغام سیستم‌های هوشمند در جریان‌های کاری بالینی فراهم کرده است. علاوه بر این، جمعیت عظیم این کشورها نیاز عملی به ابزارهای تشخیصی خودکار و مقیاس‌پذیر را ایجاد کرده که می‌توانند تشخیص زودهنگام و پایش NAFLD را بهبود بخشند. در نهایت، اکوسیستم‌های همکاری قوی بین دانشگاه‌ها، بیمارستان‌ها و شرکت‌های فناوری، نوآوری و پیاده‌سازی در دنیای واقعی را تسریع کرده‌اند (۲۵). با وجود این پیشرفت‌ها، چالش‌های مهمی همچنان مانع پذیرش بالینی ابزارهای مبتنی بر هوش مصنوعی برای تشخیص NAFLD هستند. یکی از موانع اصلی، دسترسی محدود به مجموعه داده‌های بزرگ، استاندارد و چندمرکزی است. کمبود چنین داده‌هایی نه‌تنها آموزش مدل‌های قوی را محدود می‌کند، بلکه قابلیت تعمیم‌پذیری سیستم‌های هوش مصنوعی به جمعیت‌های متنوع را نیز کاهش می‌دهد. علاوه بر این، عدم تعادل در مجموعه داده‌ها، به‌ویژه کمبود داده‌های مربوط به مراحل پیشرفته NAFLD، منجر به ایجاد مدل‌های مغرضانه با دقت تشخیصی پایین‌تر در موارد شدید می‌شود (۲۶). مسئله دیگر، قابلیت تفسیر محدود مدل‌های یادگیری عمیق است. این مدل‌ها اغلب به‌عنوان جعبه‌های سیاه (Black box) در نظر گرفته می‌شوند که درک یا اعتماد به فرآیند تصمیم‌گیری آن‌ها برای پزشکان دشوار است.



شکل ۱۱. تکنیک‌های تفسیرپذیری و توضیح‌پذیری

مقاومت متخصصان مراقبت‌های بهداشتی، که اغلب ناشی از آشنایی محدود با ابزارهای هوش مصنوعی یا نگرانی در مورد قابلیت اطمینان آن‌هاست، مانع دیگری ایجاد می‌کند. همچنین، هزینه‌های بالای مرتبط با استقرار و نگهداری زیرساخت‌های هوش مصنوعی در محیط‌های بالینی می‌تواند به‌ویژه در

[Downloaded from cjs.mubabol.ac.ir on 2026-06-04]

محیط‌های با منابع محدود، بازدارنده باشد. تکنیک‌های تفسیرپذیری می‌توانند به مدل‌های جعبه خاکستری اعمال شوند، در حالی که برای مدل‌های جعبه سیاه معمولاً از تکنیک‌های توضیح‌پذیری استفاده می‌شود.

برای غلبه بر این چالش‌ها، پژوهش‌های آینده باید بر چند جهت استراتژیک تمرکز کنند. توسعه مجموعه داده‌های بزرگ و حاشیه‌نویسی‌شده از طریق همکاری‌های بین‌المللی و چندمرکزی ضروری است. چنین مجموعه داده‌هایی استحکام و قابلیت تعمیم‌پذیری مدل‌های هوش مصنوعی را بهبود می‌بخشند. علاوه بر این، ادغام تکنیک‌های هوش مصنوعی قابل توضیح (Explainable Artificial Intelligence) مانند Grad-CAM و LIME، می‌تواند شفافیت را افزایش داده و شکاف بین خروجی‌های الگوریتمی و استدلال بالینی را پر کند (۲۳). مطالعات اعتبارسنجی واقعی و آینده‌نگر در محیط‌های بالینی نیز حیاتی هستند، زیرا بینش‌هایی در مورد قابلیت اطمینان، ایمنی و کاربردپذیری ابزارهای هوش مصنوعی در شرایط عملی ارائه می‌دهند. ایجاد چارچوب‌های گزارش‌دهی استاندارد برای ارزیابی مدل‌های هوش مصنوعی، مقایسه معنادار بین مطالعات را ممکن ساخته و فرآیندهای تأیید نظارتی را تسهیل می‌کند. در نهایت، استفاده از یادگیری انتقالی (Transfer Learning)، که امکان تنظیم دقیق مدل‌های از پیش آموزش‌دیده روی مجموعه داده‌های بزرگ را بر مجموعه داده‌های کوچکتر و خاص حوزه فراهم می‌کند، می‌تواند مشکلات کمبود داده را کاهش داده و توسعه مدل در پژوهش‌های NAFLD را تسریع کند (۲۵).

ارزیابی انتقادی مدل‌های مختلف هوش مصنوعی که برای تشخیص NAFLD استفاده می‌شوند، تفاوت‌های مهمی را در عملکرد، قابلیت تفسیر و کاربرد بالینی نشان می‌دهد. برای مثال، مدل‌های یادگیری عمیق مانند EfficientNet، به‌ویژه هنگامی که با ابزارهای تفسیری مانند Grad-CAM ترکیب شوند، دقت تشخیصی بالایی دارند که اغلب بیش از ۹۵٪ است (۲۴). با این حال، این مدل‌ها به منابع محاسباتی قابل‌توجه و دسترسی به مجموعه داده‌های متعادل و باکیفیت نیاز دارند. در مقابل، الگوریتم‌های یادگیری ماشینی کلاسیک مانند SVM و XGBoost، اگرچه دقت خام کمتری دارند، قابلیت تفسیر بهتری ارائه می‌دهند و نیازهای کمتری به داده و زیرساخت دارند. مطالعاتی که از XGBoost استفاده کرده‌اند، به‌ویژه زمانی که با ویژگی‌های بالینی و تصویربرداری ترکیب شوند، نتایج قابل‌اعتمادی با شفافیت بهبودیافته از طریق تفسیرهای مبتنی بر SHAP (SHapley Additive exPlanations) نشان داده‌اند (۲۶). علاوه بر این، استفاده از تکنیک‌هایی مانند SMOTE برای رفع عدم تعادل داده‌ها، حساسیت مدل به کلاس‌های کمتر نمایندگی‌شده را بهبود بخشیده است. در نهایت، موفقیت در انتقال این فناوری‌ها از پژوهش به عمل بالینی نه‌تنها به معیارهای عملکرد، بلکه به قابلیت توضیح، پذیرش توسط پزشکان و توانایی ادغام یکپارچه در جریان‌های کاری تشخیصی موجود وابسته است.

با وجود پیشرفت‌های چشمگیر در حوزه هوش مصنوعی و DL برای تشخیص بیماری‌ها، همچنان چالش‌های متعددی وجود دارد که مانع پذیرش گسترده این فناوری‌ها در محیط‌های بالینی می‌شود. مسائلی مانند بیش‌برازش (Overfitting)، عدم قابلیت تعمیم و سوگیری مدل‌ها همچنان بر استحکام و کاربردپذیری بالینی آن‌ها تأثیر می‌گذارند. غلبه بر این چالش‌ها مستلزم توسعه روش‌شناسی‌های نوآورانه، آزمون‌های دقیق و اصلاح مداوم است تا مدل‌های هوش مصنوعی نه تنها دقیق، بلکه قابل اعتماد و قابل استفاده برای جمعیت‌های گوناگون باشند.

با این حال، افق آینده بسیار امیدوارکننده است. مدل‌های پیشرفته‌ای همچون ViT (Vision Transformer) همراه با تکنیک‌های بهبود داده مانند شبکه‌های مولد تخاصمی (GANs) برای تولید تصاویر پزشکی مصنوعی، ظرفیت بالایی برای رفع مشکلات موجود دارند. این ابزارها می‌توانند با افزایش انعطاف‌پذیری مدل‌ها و ایجاد داده‌های متنوع‌تر، تعمیم‌پذیری را بهبود دهند و از بیش‌برازش جلوگیری کنند. حوزه هوش مصنوعی در تصویربرداری پزشکی به‌سرعت در حال تحول است. ادغام این تکنیک‌های نوین می‌تواند دقت تشخیص‌ها را افزایش داده و سوگیری‌ها را کاهش دهد و در نهایت راه را برای نقش پررنگ‌تر AI در نظام سلامت هموار کند. آینده هوش مصنوعی در تصویربرداری پزشکی، به‌ویژه در بیماری‌های کبدی مانند NAFLD و دیگر اختلالاتی که از طریق سونوگرافی، MRI و سی‌تی‌اسکن تشخیص داده می‌شوند، بسیار روشن است.

چشم‌انداز خوش‌بینانه این است که با غلبه بر چالش‌های موجود، فرصت‌های جدیدی برای افزایش دقت تشخیص، کاهش نابرابری‌های بهداشتی و در نهایت بهبود پیامدهای بیماران ایجاد خواهد شد. با تلاش و نوآوری مستمر، آینده تشخیص‌های پزشکی مبتنی بر AI بسیار امیدوارکننده خواهد بود و این فناوری می‌تواند به‌طور یکپارچه وارد عمل بالینی شود و تحولی اساسی در نظام سلامت جهانی ایجاد کند.

ملاحظات اخلاقی: این مطالعه علم‌سنجی هیچ‌گونه آزمایش بر روی انسان یا حیوان را شامل نمی‌شود؛ بنابراین نیازی به دریافت تأییدیه اخلاقی نبود. تمام داده‌های تحلیل‌شده در این پژوهش از مطالعات منتشرشده پیشین و منابع در دسترس عموم استخراج شده‌اند.

تضاد منافع: نویسندگان هیچ‌گونه تعارض منافع مرتبط با انتشار این مقاله اعلام نمی‌کنند.

تقدیر و تشکر

این مقاله مستخرج از پایان‌نامه کارشناسی ارشد دانشگاه شهید چمران اهواز است. این پژوهش با پشتیبانی مالی دانشگاه شهید چمران اهواز و با شناسه گرنت SCU.EC1403.450 انجام شده است. بدین وسیله از دانشگاه شهید چمران اهواز تشکر و قدردانی به‌عمل می‌آید.

[Downloaded from cjs.mubabol.ac.ir on 2026-06-04]

References

1. Rohra DK, Azam SI. Quantitative and qualitative analysis of PubMed-indexed biomedical publications in Oman from years 2005-2009. Oman Med J. 2011; 26(3): 160-5.
2. Sharifi V, Rahimi-Movaghar A, Mohammadi MR, Goodarzi RR, Izadian ES, Farhoudian A, et al. Analysis of mental health research in the Islamic Republic of Iran over 3 decades: a scientometric study. Eastern Mediterranean Health Journal. 2008; 14(5): 1060-9.
3. Younossi ZM, Koenig AB, Abdelatif D, Fazel Y, Henry L, Wymer M. Global epidemiology of nonalcoholic fatty liver disease—meta-analytic assessment of prevalence, incidence, and outcomes. Hepatology. 2016; 64(1): 73-84.
4. Chalasani N, Younossi Z, Lavine JE, Charlton M, Cusi K, Rinella M, et al. The diagnosis and management of nonalcoholic fatty liver disease: practice guidance from the American Association for the Study of Liver Diseases. Hepatology. 2018; 67(1): 328-57.
5. Rinella ME. Nonalcoholic fatty liver disease: a systematic review. JAMA. 2015; 313(22): 2263-73.
6. Petzold G. Role of Ultrasound Methods for the Assessment of NAFLD. Journal of Clinical Medicine. 2022; 11(15): 4581.
7. Liu J, Tian Y, Fu X, Mu C, Yao M, Ni Y, et al. Estimating global prevalence, incidence, and outcomes of non-alcoholic fatty liver disease from 2000 to 2021: systematic review and meta-analysis. Chinese Medical Journal. 2022; 135(14): 1682-91.
8. Khan Z, Ain HU, Faryal S, Inayat H, Ahmed F, Aijaz W. Frequency of NAFLD among Patients of Coronary Artery Disease. Pakistan Journal of Medical & Health Sciences. 2023; 17(02): 626.
9. Lee DH. Imaging evaluation of non-alcoholic fatty liver disease: focused on quantification. Clin Mol Hepatol. 2017; 23(4): 290-301.
10. Mantovani A, Byrne CD, Targher G. Efficacy of peroxisome proliferator-activated receptor agonists, glucagon-like peptide-1 receptor agonists, or sodium-glucose cotransporter-2 inhibitors for treatment of non-alcoholic fatty liver disease: a systematic review. The Lancet Gastroenterology & Hepatology. 2022; 7(4): 367-78.
11. Byra M, Szmigielski C, Kalinowski P, Paluszkiewicz R, Ziarkiewicz-Wróblewska B, Zieniewicz K, et al. Ultrasound-and biomarker-based assessment of hepatic steatosis in patients with severe obesity. Pol Arch Intern Med. 2023; 133(1).
12. Litjens G, Kooi T, Bejnordi BE, Setio AAA, Ciompi F, Ghafoorian M, et al. A survey on deep learning in medical image analysis. Medical Image Analysis. 2017; 42: 60-88.
13. Gulshan V, Peng L, Coram M, Stumpe MC, Wu D, Narayanaswamy A, et al. Development and validation of a deep learning algorithm for detection of diabetic retinopathy in retinal fundus photographs. JAMA. 2016; 316(22): 2402-10.
14. Choi SJ, Kim SM, Kim YS, Kwon OS, Shin SK, Kim KK, et al. Magnetic resonance-based assessments better capture pathophysiologic profiles and progression in nonalcoholic fatty liver disease. Diabetes & Metabolism Journal. 2021; 45(5): 739-52.
15. Gummadi S, Patel N, Naringrekar H, Needleman L, Lyshchik A, O'Kane P, et al. Automated machine learning in the sonographic diagnosis of non-alcoholic fatty liver disease. Advanced Ultrasound in Diagnosis and Therapy. 2020; 4(3): 176-82.

[Downloaded from cjs.mubabol.ac.ir on 2026-06-04]

16. Okanoue T, Shima T, Mitsumoto Y, Umemura A, Yamaguchi K, Itoh Y, et al. Artificial intelligence/neural network system for the screening of nonalcoholic fatty liver disease and nonalcoholic steatohepatitis. Hepatology Research. 2021; 51(5): 554-69.
17. Atsawarungruangkit A, Laoveeravat P, Promrat K. Machine learning models for predicting non-alcoholic fatty liver disease in the general United States population: NHANES database. World Journal of Hepatology. 2021; 13(10): 1417.
18. Wang C, Yan J, Zhang S, Xie Y, Nie Y, Chen Z, et al. Screening new blood indicators for Non-alcoholic Fatty Liver Disease (NAFLD) diagnosis of Chinese based on machine learning. Frontiers in Medicine. 2022; 9: 771219.
19. Popa SL, Ismaiel A, Cristina P, Cristina M, Chiarioni G, David L, et al. Non-alcoholic fatty liver disease: implementing complete automated diagnosis and staging. a systematic review. Diagnostics. 2021; 11(6): 1078.
20. Zhang F, Zhang Z, Li Y, Sun Y, Zhou X, Chen X, et al. Integrated bioinformatics analysis identifies robust biomarkers and its correlation with immune microenvironment in nonalcoholic fatty liver disease. Frontiers in Genetics. 2022; 13: 942153.
21. Atabaki-Pasdar N, Ohlsson M, Viñuela A, Frau F, Pomares-Millan H, Haid M, et al. Predicting and elucidating the etiology of fatty liver disease: a machine learning modeling and validation study in the IMI DIRECT cohorts. PLoS Medicine. 2020; 17(6): e1003149.
22. Nduma BN, Al-Ajlouni YA, Njei B. The application of artificial intelligence (AI)-based ultrasound for the diagnosis of fatty liver disease: A systematic review. Cureus. 2023; 15(12): e50601.
23. Byra M, Styczynski G, Szmigielski C, Kalinowski P, Michałowski Ł, Paluszkiewicz R, et al. Transfer learning with deep convolutional neural network for liver steatosis assessment in ultrasound images. Int J CARS. 2018; 13(12): 1895-903.
24. Hu Q, Chen Y, Xiao J, Sun S, Chen J, Yuille AL, et al., editors. Label-free liver tumor segmentation. Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition; 2023. Available at: https://doi.org/10.48550/arXiv.2303.14869
25. Li X, Lan L, Lahza H, Yang S, Wang S, Yang W, et al. EAFP-Med: An efficient adaptive feature processing module based on prompts for medical image detection. Expert Systems with Applications. 2024; 247: 123334.
26. Dunn W, Alkhouri N, Yip TC, Castera L, Wong VW, Wong GL, et al. Su1537 machine learning advanced fibrosis and at-risk mash (aladdin) with a web-based calculator for probability prediction. Gastroenterology. 2024; 166(5): S–1629.

[Downloaded from cjs.mubabol.ac.ir on 2026-06-04]