Journal of North Khorasan University of Medical Sciences
No 66, Volume 17, Issue 2

Check for updates

Review Article

Artificial Intelligence Algorithms for Predicting Survival Duration in Kidney Transplant Patients: A Systematic Review

Ahmad Mousavi Nasab[1], Amin Golabpour[2,*], Kamal Mirzaie[3], Ahmad Khosravi[4], Mahin Ghorban Sabbagh[5]

[1] PhD Student in Computer Engineering, Department of Computer Engineering, Maybod Branch, Islamic Azad University, Maybod, Iran
[2] Assistant Professor of Medical Informatics, Department of Health Information Technology, School of Allied Medical Sciences, Shahroud University of Medical Sciences, Shahroud, Iran
[3] Assistant Professor of Computer Engineering, Department of Computer Engineering, Maybod Branch, Islamic Azad University, Maybod, Iran
[4] Associate Professor of Epidemiology, Department of Epidemiology School of Public Health, Shahroud University of Medical Sciences, Shahroud, Iran
[5] Associate Professor of Nephrology, Department of Internal Medicine, School of Medicine, Mashhad University of Medical Sciences, Mashhad, Iran

***Corresponding author:** Amin Golabpour, Department of Health Information Technology, School of Allied Medical Sciences, Shahroud University of Medical Sciences, Shahroud, Iran. Email: a.golabpour@shmu.ac.ir

DOI: 10.32592/nkums.17.2.1

How to Cite this Article:
Mousavi Nasab A, Golabpour A, Mirzaie K, Khosravi A, Ghorban Sabbagh M. Artificial Intelligence Algorithms for Predicting Survival Duration in Kidney Transplant Patients: A Systematic Review. J North Khorasan Univ Med Sci. 2025;17(2): 1-12. DOI: 10.32592/nkums.17.2.1

Received: 12 Jul 2024
Accepted: 12 Nov 2024

Keywords:
Artificial intelligence
Kidney transplant
Machine learning, Prediction
Survival duration

Abstract

Introduction: Kidney transplant survival duration is one of the most crucial factors in deciding whether to proceed with a kidney transplant. Given its capabilities, artificial intelligence (AI) could be a suitable method for the prediction of kidney transplant survival duration. The present review aimed to evaluate the performance and effectiveness of AI in this field.

Method: In a systematic review study, all articles related to AI in the prediction of survival duration for kidney patients were extracted from PubMed, Scopus, and Web of Science (WOS) databases using a combination of relevant keywords. These articles were analyzed based on sample size, type of algorithm, and evaluation parameters. Then, the evaluation parameters of the articles were compared, and the number of articles using white-box algorithms was identified to determine AI's effectiveness in predicting kidney transplant survival.

Results: A total of 21 articles were included in this systematic review. Approximately 45% of these articles addressed the issue using artificial neural networks and ensemble classification algorithms, while around 35% designed prediction models using regression methods. Regression methods demonstrated lower accuracy than other methods, while ensemble classification algorithms performed better, achieving sensitivity and specificity above 90%. In addition, approximately 20% of the articles used white-box methods.

Conclusion: The present study indicated that the application of AI in kidney transplants is growing and has significantly better performance compared to statistical methods. However, further studies are needed, particularly with an emphasis on white-box algorithms and optimizing algorithm parameters in this field.

[Downloaded from journal.nkums.ac.ir on 2026-02-25]

Copyright *© 2025 The Author(s); Published by Journal of North Khorasan University of Medical Sciences. This is an open access article, distributed under the terms of the Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License (http://creativecommons.org/licenses /by-nc/4.0/) which permits others to copy and redistribute material just in noncommercial usages, provided the original work is properly cited.*

مجله دانشگاه علوم پزشکی خراسان شمالی
دوره ۱۷، شماره ۲، تابستان ۱۴۰۴

مقاله مروری

بررسی الگوریتم‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی مدت بقای بیماران پیوند کلیه: مطالعه مروری نظام‌مند

سید احمد موسوی نسب[۱]، امین گلاب پور[۲*]، کمال میرزایی[۳]، احمد خسروی[۴]، مهین قربان صباغ[۵]

[۱] دانشجوی دکتری تخصصی مهندسی کامپیوتر، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی میبد، میبد، ایران
[۲] استادیار انفورماتیک پزشکی، گروه فناوری اطلاعات سلامت، دانشکده پیراپزشکی، دانشگاه علوم پزشکی شاهرود، شاهرود، ایران
[۳] استادیار مهندسی کامپیوتر، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی میبد، میبد، ایران
[۴] دانشیار اپیدمیولوژی، گروه اپیدمیولوژی، دانشکده بهداشت، دانشگاه علوم پزشکی شاهرود، شاهرود، ایران
[۵] دانشیار نفرولوژی، گروه داخلی دانشکده پزشکی دانشگاه علوم پزشکی مشهد، مشهد، ایران

[*] **نویسنده مسئول:** امین گلاب‌پور، گروه فناوری اطلاعات سلامت، دانشکده پیراپزشکی، دانشگاه علوم پزشکی شاهرود، شاهرود، ایران. ایمیل: a.golabpour@shmu.ac.ir

DOI: 10.32592/nkums.17.2.1

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۴/۲۲
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۸/۲۲

واژگان کلیدی:
شیوع کووید ۱۹
تجربیات والدین
دانش‌آموزان دبیرستانی
آموزش مجازی، مطالعه کیفی

چکیده

مقدمه: مدت بقای پیوند کلیه یکی از مهم‌ترین عوامل در تصمیم‌گیری برای انجام یا عدم انجام عمل پیوند کلیه است. هوش مصنوعی با توجه به توانمندی‌هایش می‌تواند یکی از روش‌های مناسب برای پیش‌بینی مدت بقای پیوند کلیه باشد. این مطالعه مروری با هدف بررسی عملکرد هوش مصنوعی در این حوزه طراحی شده است.

مواد و روش‌ها: در یک مطالعه مروری نظام‌مند با استفاده از ترکیب کلیدواژه‌های مسئله، تمام مقالات مرتبط با هوش مصنوعی در پیش‌بینی مدت بقای بیماران کلیوی از پایگاه‌های داده پابمد، اسکوپوس و WOS استخراج شدند. این مقالات ازنظر حجم نمونه، نوع الگوریتم و پارامترهای ارزیابی بررسی گردیدند. سپس، پارامترهای ارزیابی مقالات با یکدیگر مقایسه شدند و تعداد مقالاتی که از الگوریتم‌های جعبه سفید استفاده کرده‌اند، مشخص شدند و تعیین گردید که تا چه میزان هوش مصنوعی در مدت بقای پیوند کلیه مؤثر بوده است.

نتایج: در این مطالعه، ۲۱ مقاله وارد بررسی شدند. حدود ۴۵ درصد از این مقالات با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های دسته‌بندی تجمّعی مسئله را حل و حدود ۳۵ درصد از مقالات با استفاده از روش‌های رگرسیون، مدل پیش‌بینی را طراحی کرده‌اند. روش‌های رگرسیونی دقت کمتری نسبت به سایر روش‌ها داشته و الگوریتم‌های دسته‌بندی تجمّعی عملکرد بهتری نشان داده و به حسّاسیت و ویژگی بالای ۹۰ درصد رسیده‌اند. همچنین، حدود ۲۰ درصد از مقالات از روش‌های جعبه سفید استفاده کرده‌اند.

نتیجه‌گیری: این مطالعه نشان داد که کاربرد هوش مصنوعی در حوزه پیوند کلیه در حال رشد است و عملکرد بسیار مناسبی نسبت به روش‌های آماری دارد. بااین‌حال، نیاز به انجام مطالعات بیشتری با رویکرد استفاده از الگوریتم‌های جعبه سفید و بهینه‌سازی پارامترهای الگوریتم در این حوزه وجود دارد.

مقدمه

پیوند عضو یکی از برجسته‌ترین دستاوردهای پزشکی مدرن است. امروزه، استفاده از پیوند اعضا امکان درمان بسیاری از بیمارانی را فراهم می‌کند که تا پیش از آن، در بهترین حالت تنها می‌توانستند مدت بقای بیماری خود را افزایش دهند. با انجام پیوند، امکان درمان بیماری به وجود آمده است [۱, ۲].

اگرچه بسیاری از مراکز پیوند اعضا درحال‌حاضر فعالیت می‌کنند، نیازها برای پیوند تنها حدود ۲٪ برآورده شده است. علاوه‌بر کمبود اندام برای پیوند، یکی از مشکلات اساسی پیوند اعضا، انتخاب یک جفت اهداکننده و گیرنده مناسب است که بتواند از دفع حاد و مزمن اندام پیوندی توسط سیستم ایمنی گیرنده جلوگیری کند [۳، ۴].

یکی از انواع پیوند اعضای بدن، پیوند کلیه است که به‌دلیل نارسایی کلیه انجام می‌شود. نارسایی کلیه یکی از بیماری‌های شایع در جهان

[Downloaded from journal.nkums.ac.ir on 2026-02-25]

است و به‌طورکلی با افزایش طول عمر ارتباط مستقیمی دارد و عمدتاً در کشورهای توسعه‌یافته بیشتر رخ می‌دهد و شیوعی حدود ۱۵ درصد دارد. پیوند کلیه باعث افزایش کیفیت زندگی می‌شود، اما مشکل اساسی در پیوند کلیه، پاسخ ایمنی میزبان نسبت به کلیه دریافتی است که ممکن است باعث پس‌زدگی کلیه و فوت میزبان شود. احتمال پس‌زدگی حدود ۱۵ درصد است [۵، ۶].

پیوند عضو می‌تواند به‌طور قابل‌توجهی کیفیت زندگی بیماران را بهبود بخشد و اغلب یک راه‌حل واحد برای بقای آن‌ها ارائه دهد. بااین‌حال، در پیوند کلیه به‌دلیل شدت بیماری‌های همراه و پیچیدگی عملیات بالینی، مجموعه‌داده‌های زیادی از بیماران ایجاد نمی‌شود. این محدودیت، استفاده گسترده از تکنیک‌های مدل‌سازی آماری برای پیش‌بینی نتایج پیوند را دشوار می‌کند. بنابراین، نیاز به استفاده از هوش مصنوعی در این حوزه وجود دارد [۷، ۸].

استفاده از هوش مصنوعی در مطالعات مختلف روزبه‌روز در حال افزایش است. این روند در حوزه پزشکی نیز به وقوع پیوسته و پژوهش‌های متعددی در این زمینه انجام شده است. این پژوهش‌ها شامل ارائه مدل‌های تشخیصی هوشمند تا مدل‌های درمانی هوشمند بوده‌اند. روش‌های هوش مصنوعی با استفاده از تحلیل‌های خطّی و غیرخطّی بین داده‌ها می‌توانند مدل‌هایی استخراج کنند که روش‌های آماری قادر به استخراج آن‌ها نیستند [۹-۱۱].

اصولاً الگوریتم‌های هوش مصنوعی با استفاده از سعی و خطا و استنتاج داده‌ها می‌توانند مدل‌های تشخیصی یا درمانی با عملکرد مناسب استخراج کنند. عملکرد این مدل‌ها توسط داده‌هایی ارزیابی می‌شود که قبلاً توسط الگوریتم‌های هوش مصنوعی مشاهده نشده‌اند. این الگوریتم‌ها قدرت این را دارند که متناسب با نیاز مسئله، عملکرد و خروجی خود را تغییر دهند. به‌عنوان‌مثال، در مسئله تشخیص بیماری، به مدلی نیاز داریم که بتواند بیماران را بهتر تشخیص دهد. در این حالت، الگوریتم خروجی خود را به‌گونه‌ای تغییر می‌دهد که بتواند افراد بیمار را بهتر شناسایی کند. به‌همین‌ترتیب، اگر قرار است مدلی طراحی شود که افراد غیربیمار را بهتر تشخیص دهد، الگوریتم خروجی خود را به‌گونه‌ای تغییر می‌دهد تا افراد غیربیمار بهتر شناسایی شوند [۱۰-۱۲].

مدل‌های خروجی الگوریتم‌های هوش مصنوعی از سه دیدگاه بررسی می‌شوند. دیدگاه اوّل مبتنی‌بر نحوه خروجی الگوریتم است که می‌تواند به‌صورت جعبه سیاه یا جعبه سفید باشد [۱۳، ۱۴]. در الگوریتم جعبه سیاه، مدل خروجی قابل‌مشاهده نیست، درحالی‌که در الگوریتم جعبه سفید، مدل خروجی قابل‌مشاهده است. از دیدگاه دوم، الگوریتم‌های هوش مصنوعی می‌توانند به‌صورت تک‌الگوریتم عمل کنند یا ترکیبی از چند الگوریتم باشند [۱۵]. دیدگاه سوم به بهینه‌سازی پارامترهای الگوریتم‌های هوش مصنوعی اشاره دارد [۱۶]. با بهینه‌سازی این پارامترها، می‌توان عملکرد الگوریتم را براساس نیاز مسئله تغییر داد.

این مطالعه مروری با هدف بررسی عملکرد هوش مصنوعی در پیش‌بینی مدت بقا بیماران پیوند کلیوی طراحی شده است.

روش کار

ابتدا با استفاده از یک استراتژی جست‌وجو، تمام مقالات مرتبط با هوش مصنوعی درزمینه مدت بقای بیماران کلیوی استخراج شدند. سپس اطلاعات مقالات دسته‌بندی و ترکیب گردیدند تا مشخص شود از چه الگوریتم‌هایی بیشتر استفاده شده است و کدام الگوریتم‌ها عملکرد بهتری دارند. درنهایت، پیشنهاد می‌شود که برای پیش‌بینی مدت بقای بیماران پیوند کلیوی، از کدام الگوریتم استفاده شود.

الف. تدوین استراتژی جست‌وجو: این مرحله از چهار بخش تشکیل شده است که هریک بیان می‌شود.

۱- در این مرحله، کلمات کلیدی (keywords) مطالعه مشخص شدند و با استفاده از مش ترم ((Medical Subject Headings (MeSH) و دانش اعضای تیم پژوهش، کلمات مترادف استخراج گردیدند. سه کلمه «پیوند کلیه» (Kidney Transplantation) ، «هوش مصنوعی» (Artificial Intelligence) و «مدت بقا» (Survival) به‌عنوان کلمات کلیدی انتخاب شدند و سپس کلمات مترادف هریک از این کلمات استخراج گردید.

۲- در این مرحله، متن پرس‌وجو با توجه به کلمات کلیدی طراحی شد. این متن در چهار پایگاه داده اسکوپوس (Scopus)، پابمد (Pubmed)، ساینس دایرکت (ScienceDirect) و WOS طراحی شد. هر کلمه کلیدی با مترادف‌های خود با استفاده از عملگر OR ترکیب شد و نتایج با هم با استفاده از عملگر AND ترکیب گردیدند و محدودیت زمانی وجود ندارد. متن پرس‌وجو برای هریک از چهار پایگاه داده به‌صورت زیر طراحی شده است:

("Kidney Transplantation" OR "Renal Transplantation" OR "Kidney Grafting") AND ("decision tree" OR "neural network" OR "Support vector machine" OR "Artificial intelligence" OR "Fuzzy" OR "machine learning" OR "Data mining" OR "Prediction models" OR "Multivariate regression" OR "logistic regression") AND (Survival)

۳- در این مرحله، پرس‌وجو در چهار پایگاه داده اجرا شد و تمامی مقالات باید تجمیع شوند. مقالات تکراری نیز حذف خواهند شد.

۴- در این مرحله، شرایط ورود و خروج از مطالعه مشخص شد. جزئیات این شروط در ادامه بیان شده است. سپس مقالات با توجه به این شرایط ورود و خروج از مطالعه فیلتر شدند.

شرایط ورود به مطالعه:

+ مقاله به زبان انگیسی باشد.

+ مقاله درزمینه هوش مصنوعی باشد.

+ مقاله مدت بقای پیوند کلیه باشد.

+ مقاله پیش‌بینی مدت بقای پیوند کلیه با استفاده از هوش مصنوعی باشد.

شرایط خروج از مطالعه:

– مقاله کنفراسی باشد.

– مقاله مروری یا متا باشد.

– مقاله نامه به ادیتور باشد.

– مقاله پُروتُکل باشد.

– مقاله پیوند کلیه، ولی فقط شامل آمار توصیفی باشد.

[Downloaded from journal.nkums.ac.ir on 2026-02-25]

ب. استخراج ویژگی مقالات هوش مصنوعی در پیوند کلیه

مقالات استخراج‌شده از مرحله اوّل در این مرحله موردمطالعه قرار گرفتند و از شش جنبه بررسی و برمبنای این شش جنبه آنالیز شدند.

۱- چه الگوریتم‌هایی در این مقالات وجود دارد؟

۲- آیا الگوریتم جعبه سفید استفاده شده است؟

۳- آیا با استفاده از هوش مصنوعی متغیّرهای تأثیرگذار استخراج شده‌اند؟

۴- مدل هوش مصنوعی از چند الگوریتم تشکیل شده است؟

۵- آیا الگوریتم هوش مصنوعی پارامترهای پارامترهای خود را بهینه کرده است؟

۶- آیا پارامترهای ارزیابی در مقالات گزارش شده است؟

در ادامه چند الگوریتم مهم هوش مصنوعی بیان می‌شود.

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial neural network) یک مدل دسته‌بندی است که از شبکه‌های عصبی بیولوژیکی الهام گرفته شده است. ساختار شبکه عصبی از گره‌ها، لایه‌ها و سیناپس‌ها تشکیل شده است. یک گره یا نورون عنصر اساسی این ساختار محاسباتی است که داده‌های ورودی را از یک منبع داده خارجی یا گره دیگری دریافت می‌کند. هر ورودی دارای یک وزن سیناپسی مرتبط است که ازطریق فرایند یادگیری اصلاح می‌شود.

یک نورون از مجموعه‌ای از ورودی‌ها، یک قانون انتشار (که نتیجه بالقوّه تعامل نورون با گره‌های همسایه‌اش را تعیین می‌کند)، یک تابع فعال‌سازی (که وضعیت فعال‌سازی جریان نورون را تعیین می‌کند) و یک تابع خروج (که خروجی نورون را ایجاد می‌کند) تشکیل شده است. مقدار این توابع به شبکه عصبیِ مورداستفاده بستگی دارد.

لایه‌ها واحدهای ساختاری هستند که گره‌ها را گروه‌بندی می‌کنند. گره‌ها توسط سیناپس‌هایی با وزن مرتبط (وزن سیناپسی) به هم متصل می‌شوند. رفتار شبکه توسط ساختار اتصالات سیناپسی تعیین می‌شود. این ساختار شبکه مصنوعی است که می‌تواند به کمک شبکه مصنوعی یک مدل دسته‌بندی ارائه دهد [۱۷، ۱۸].

دسته‌بندی تجمّعی

ایده دسته‌بندی تجمّعی (Ensemble Classifier) این است که به‌جای استفاده از یک دسته‌بندی‌کننده، از مجموعه‌ای از دسته‌بندی‌ها به‌صورت هم‌زمان استفاده شود. مدل یاد می‌گیرد و سپس پیش‌بینی‌های این دسته‌بندی‌کننده‌ها را برای دسته‌بندی نمونه‌های دیده‌نشده با استفاده از نوعی رأی‌گیری ترکیب می‌کند. هدف این است که این مجموعه درمجموع دارای سطح بالاتری از دقت پیش‌بینی نسبت به هریک از دسته‌بندی‌کننده‌های فردی باشد، اگرچه این امر تضمین نمی‌شود [۱۲، ۱۹].

درخت تصمیم

درخت تصمیم (Decision Tree) (DTs) یک روش یادگیری غیرپارامتریک با نظارت است که برای دسته‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. هدف آن ایجاد مدلی است که ارزش متغیّر هدف را با یادگیری قوانین تصمیم‌گیری ساده و استنتاج‌شده از ویژگی‌های داده پیش‌بینی کند. یک درخت تصمیم مبتنی‌بر الگوریتم حریصانه است و هرچه درخت عمیق‌تر باشد، قوانین تصمیم‌گیری پیچیده‌تر و مدل مناسب‌تر خواهد بود. درخت تصمیم یک الگوریتم مبتنی‌بر استخراج قوانین است که با زبان ساده می‌تواند دسته‌بندی داده‌ها را انجام دهد [۲۰، ۲۱].

رگرسیون چندمتغیّره

رگرسیون خطی چندگانه (Multiple Linear Regression) (MLR) که به رگرسیون چندگانه نیز شناخته می‌شود، یک تکنیک آماری است که از چندین متغیّر توضیحی برای پیش‌بینی نتیجه یک متغیّر پاسخ استفاده می‌کند. هدف از رگرسیون خطّی چندگانه مدل‌سازی رابطه خطّی بین متغیّرهای مستقل و متغیّر وابسته است. در اصل، رگرسیون چندگانه گسترش رگرسیون حداقل مربعات خطاست؛ زیرا شامل بیش از یک متغیّر مستقل است. معادله آن در رابطه ۱ بیان شده است [۱۱، ۲۲].

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \cdots + + \beta_n X_n \quad (۱)$$

Y = متغیّر وابسته X_i = متغیّر مستقل β_0 = ضرایب رگرسیون

رگرسیون لجستیک

رگرسیون لجستیک (Logistic Regression) در اوایل قرن بیستم در علوم‌زیستی مورداستفاده قرار گرفت و سپس در بسیاری از کاربردهای علوم اجتماعی به کار گرفته شد. رگرسیون لجستیک تحلیل رگرسیونی مناسبی است که زمانی‌که متغیّر وابسته دودویی است، انجام می‌شود. مانند تمام تحلیل‌های رگرسیون، رگرسیون لجستیک یک تحلیل پیش‌بینی‌کننده است [۲۳]. این روش برای توصیف داده‌ها و توضیح رابطه بین یک متغیّر باینری وابسته و یک یا چند متغیّر مستقل اسمی، ترتیبی، بازه‌ای یا نسبتی استفاده می‌شود و از رابطه ۲ محاسبه می‌گردد [۱۷].

$$p = \frac{1}{1 + e^{-(b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \cdots + b_n x_n)}}$$
$$y = \begin{cases} 0 & p < 0.5 \\ 1 & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (۲)$$

منطق فازی

منطق فازی (Fuzzy Logic) یک رویکرد محاسباتی است که برای مدل‌سازی و تحلیل سیستم‌هایی استفاده می‌شود که با عدم قطعیت و ابهام مواجه هستند. برخلاف منطق کلاسیک که هر گزاره یا درست (۱) است یا غلط (۰)، منطق فازی امکان می‌دهد که یک گزاره با درجات مختلفی از درستی و نادرستی بیان شود. این ویژگی، منطق فازی را برای مدل‌سازی سیستم‌هایی که مفاهیمی نظیر «تقریباً درست» یا «کم‌وبیش غلط» در آن‌ها وجود دارد، ایدئال می‌سازد. منطق فازی به‌ویژه در حوزه‌هایی نظیر هوش مصنوعی، کنترل خودکار و پردازش زبان طبیعی کاربرد دارد و به کمک آن می‌توان مسائلی را حل کرد که در آن‌ها مرزهای دقیقی میان حالت‌ها وجود ندارد [۲۴].

جنگل تصادفی

جنگل تصادفی (Random Forest) یک الگوریتم یادگیری ماشین مبتنی‌بر روش بگینگ (Bagging) است که برای دسته‌بندی و

[Downloaded from journal.nkums.ac.ir on 2026-02-25]

رگرسیون استفاده می‌شود. این الگوریتم از ترکیب چندین درخت تصمیم‌گیری استفاده می‌کند و برای هر درخت یک نمونه تصادفی از داده‌ها و ویژگی‌ها را انتخاب می‌کند. سپس، نتایج هر درخت به‌طور مستقل محاسبه و در نهایت از رأی‌گیری اکثریت (در دسته‌بندی) یا میانگین‌گیری (در رگرسیون) برای تصمیم‌گیری نهایی استفاده می‌شود. جنگل تصادفی به‌دلیل کاهش خطر بیش‌برازش (Overfitting) در مقایسه با تک‌درخت‌های تصمیم‌گیری و توانایی بالای آن در پردازش داده‌های پیچیده و بزرگ در حوزه یادگیری ماشین است [۲۵].

ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) (SVM) یک الگوریتم یادگیری ماشین نظارت‌شده است که برای دسته‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. هدف این الگوریتم، یافتن یک فراصفحه است که بتواند داده‌ها را به‌صورت بهینه از هم جدا کند و بیشترین حاشیه را بین دسته‌های مختلف ایجاد نماید. این حاشیه باعث بهبود قابلیت تعمیم مدل می‌شود. درصورتی‌که داده‌ها به‌طور خطّی قابل‌تفکیک نباشند، SVM از توابع کرنل مانند کرنل گاوسی (kernels Gaussian) یا چندجمله‌ای (polynomial kernels) برای انتقال داده‌ها به فضای با ابعاد بالاتر استفاده می‌کند. این الگوریتم به‌دلیل کارایی بالا و مقاومت در برابر بیش‌برازش، به‌ویژه در داده‌های کوچک و پیچیده، بسیار محبوب است.

پ. ارزیابی وضعیت هوش مصنوعی در پیوند کلیه

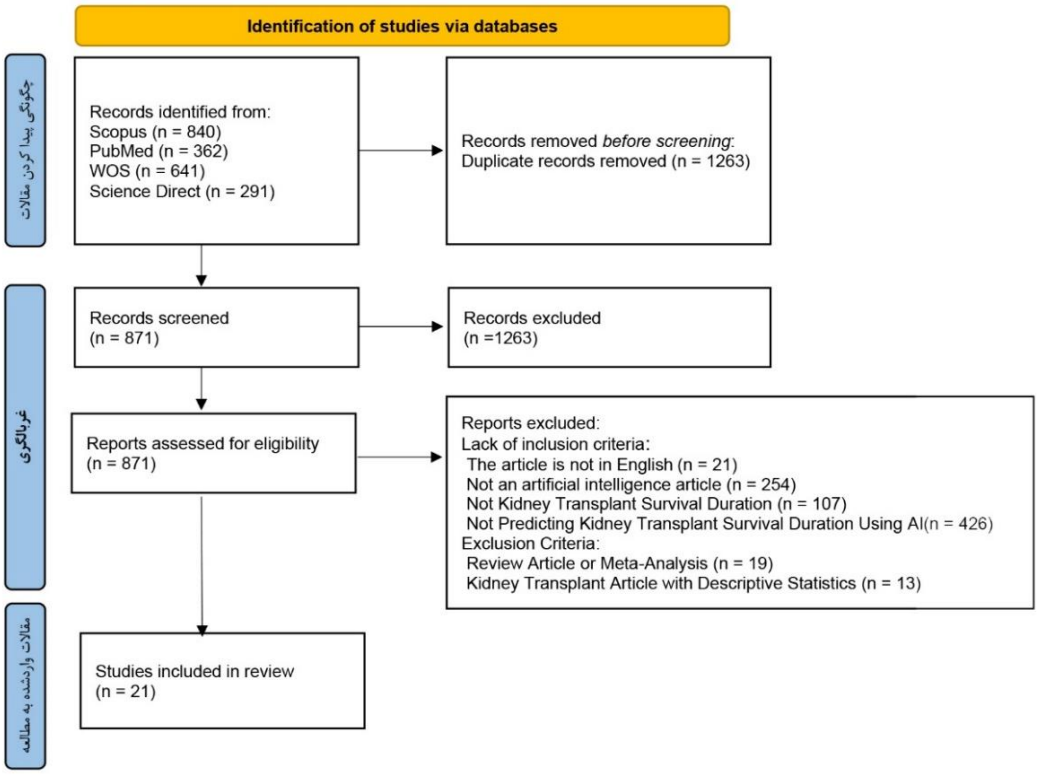
در این مرحله، برمبنای خروجی مرحله دوم، گزارش توصیفی ارائه و پیشنهاد می‌شود که از چه الگوریتم یا الگوریتم‌هایی برای پیش‌بینی پیوند کلیه استفاده شود. همچنین، مشخص می‌شود که آیا استفاده از الگوریتم جعبه سیاه بهتر است یا جعبه سفید. علت بررسی جعبه سفید و جعبه سیاه بودن، قابل‌تفسیر بودن عملکرد الگوریتم است که باعث عملیاتی شدن الگوریتم در بالین خواهد شد. علاوه‌براین، پیشنهاد می‌شود که چه پارامترهای ارزیابی برای گزارش مناسب‌تر هستند.

یافته‌ها

پرس‌وجوی طراحی‌شده در بخش متد در تاریخ ۲۰۲۳/۰۹/۰۳ در هر چهار پایگاه داده استنادی اسکوپوس، پابمد و WOS اجرا شد. برای پایگاه داده اسکوپوس، ۸۴۰ مقاله، پابمد ۳۶۲ مقاله و WOS 642 مقاله استخراج شدند. پس از حذف مقالات تکراری و مقالات غیرمرتبط، تعداد مقالات به ۲۱ مقاله کاهش یافت. جزئیات انتخاب این مقالات در شکل ۱ مشاهده می‌شود.

در ادامه، جزئیات مقالات برحسب مرحله دوم متد در جدول ۱ بیان شده است. در این جدول، خلاصه‌ای از هر مقاله به همراه الگوریتم استفاده‌شده، داده‌های مطالعه، سال انتشار و همچنین پارامترهای ارزیابی ارائه شده است.

در این مرحله، ویژگی اوّل جدول ۱ بررسی می‌شود. در این مقالات، چهار الگوریتم شامل شبکه عصبی، دسته‌بندی تجمّعی، درخت تصمیم و رگرسیون بیشترین استفاده را دارند. الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی با حدود ۲۵ درصد، بیشترین کاربرد را دارد. همچنین، مقالات مرتبط با هوش مصنوعی در پیش‌بینی مدت بقای پیوند کلیه در سال ۲۰۲۱ بیشترین تعداد مقاله را داشته‌اند.



شکل ۱. فرایند انجام استراتژی جست‌وجو و انتخاب مقالات مطالعه

[Downloaded from journal.nkums.ac.ir on 2026-02-25]

جدول ۱. ویژگی‌های مقالات واردشده به مطالعه مروری

منبع	بهترین الگوریتم انتخاب‌شده	خلاصه مقالات	داده‌های استفاده‌شده	سال	پارامترهای ارزیابی
[۲۶]	شبکه عصبی مصنوعی	از شبکه عصبی مصنوعی پیش‌رو برای پیش‌بینی مدت بقای پیوند کلیه استفاده شده است که دارای ۱۲ ورودی و ۵ نرون در لایه میانی است.	اطلاعات ۳۵ بیمار کلیوی جمع‌آوری شده است. این اطلاعات شامل ۱۲ متغیّر مستقل پیوسته است.	۱۹۹۷	Accuracy=88%
[۲۷]	منطق فازی	در این پژوهش، یک منطق فازی برای تشخیص احتمال موفقیت پیوند کلیه ارائه شد. این سیستم قوانین فازی ارائه می‌کند که می‌تواند تشخیص دهد آیا پیوند کلیه برای یک فرد موفقیت‌آمیز خواهد بود یا خیر. قوانین فازی توسط متخصّصان استخراج شده‌اند.	در این پژوهش، اطلاعات ۱۸۹ بیمار برای پیوند کلیه انتخاب شد.	۲۰۰۵	Accuracy=89%
[۲۸]	شبکه عصبی مصنوعی	در این پژوهش، یک مدل برای پیش‌بینی مدت بقای بیماران پیوند کلیوی ارائه می‌شود. پیش‌بینی مدت بقا یک‌بار با الگوریتم رگرسیون لجستیک و یک‌بار با شبکه عصبی مصنوعی انجام شد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی عملکرد بهتری داشته است.	تعداد بیماران در این پژوهش ۱۴۸ بیمار کلیوی است و این بیماران دارای ۲۰ ویژگی هستند. تقسیم داده‌ها به روش ۳۰-۷۰ انجام شده است.	۲۰۰۷	Accuracy=76.92% Sensitivity=80% Specificity=75.9%, PPV=53.3% NPV=91.7% ROC=0.7
[۲۹]	شبکه عصبی مصنوعی	یک مدل پیش‌بینی برای مدت بقای پیوند کلیه توسعه داده شده است که از شبکه عصبی مصنوعی پیش‌رو استفاده می‌کند. این شبکه عصبی دارای ۴۰ نورون در لایه میانی است.	اطلاعات ۱۹۰۰ بیمار جمع‌آوری شده است که شامل ۱۱ متغیّر مستقل است. از این داده‌ها، ۱۵۸۱ رکورد برای داده‌های آموزشی و ۳۱۹ رکورد برای داده‌های تست استفاده می‌شود.	۲۰۰۸	Sensitivity= 61.84% Specificity= 74.9% Accuracy= 72%
[۳۰]	رگرسیون لجستیک	یک مدل برای بقای بیماران پیوند کلیه ارائه می‌شود که با دو الگوریتم رگرسیون چندگانه و رگرسیون لجستیک اجرا می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم رگرسیون لجستیک عملکرد بهتری دارد.	اطلاعات ۴۱ بیمار جمع‌آوری شده است. این اطلاعات شامل وضعیت بیماران بعد از پیوند کلیه است که ثبت شده‌اند.	۲۰۱۲	AUC=0.807
[۳۱]	ماشین بردار پشتیبان	یک مدل پیش‌بینی برای مدت بقای پیوند کلیه ارائه شده است. سپس الگوریتم رگرسیون لجستیک با هشت الگوریتم دیگر شامل درخت تصمیم، جنگل تصادفی، دسته‌بندی چندگانه، الگوریتم خطّی جداکننده، الگوریتم غیرخطّی جداکننده، ماشین بردار پشتیبان خطّی، ماشین بردار پایه شعاعی و ماشین بردار پشتیبان چندجمله‌ای مقایسه شده است. نتایج نشان داد که الگوریتم ماشین بردار پشتیبان خطّی نسبت به سایر الگوریتم‌ها عملکرد بهتری داشته است.	در این مقاله، اطلاعات ۴۹۷ بیمار کلیوی جمع‌آوری شده است. این اطلاعات شامل ۲۴ ویژگی است که به ۲۰ ویژگی کاهش یافته است.	۲۰۱۵	Sensitivity= 72±6.29 PPV= 96.9±1.34 AUC= 84.3±4.11
[۳۲]	دسته‌بندی تجمّعی	در این پژوهش، هشت الگوریتم برای پیش‌بینی مدت بقای بیماران کلیوی ارائه و با یکدیگر مقایسه شده‌اند. نتایج نشان داد که الگوریتم دسته‌بندی تجمّعی عملکرد بهتری دارد.	تعداد نمونه‌های این پژوهش ۱۲۱۱ رکورد است که داده‌ها به دو مجموعه آموزشی و تست به نسبت ۷۰ درصد و ۳۰ درصد تقسیم شده‌اند.	۲۰۱۸	Accuracy=84% AUC=0.90
[۳۳]	رگرسیون لجستیک	یک مدل برای تشخیص انجام پیوند کلیه ارائه می‌گردد که در آن از الگوریتم رگرسیون لجستیک برای پیش‌بینی موفقیت پیوند کلیه استفاده می‌شود.	اطلاعات ۳۴۳ بیمار کلیوی جمع‌آوری شد و همه داده‌ها در طراحی مدل استفاده شدند.	۲۰۱۹	AUC=0.77
[۲۰]	جنگل تصادفی	در این پژوهش با استفاده از دو الگوریتم درخت تصمیم و جنگل تصادفی برای پیش‌بینی مدت بقای بیماران پیوند کلیوی مدل‌سازی شده است. نتایج نشان داد که الگوریتم جنگل تصادفی عملکرد بهتری داشته است.	تعداد نمونه‌های این پژوهش ۸۰ رکورد است که داده‌ها به دو مجموعه آموزشی و تست به نسبت ۷۵ درصد و ۲۵ درصد تقسیم شده‌اند.	۲۰۱۹	Sensitivity=92.3% Specificity=71.4% Accuracy=85% PPV=85.7% NPV=83.3% ROC=0.819
[۳۴]	رگرسیون لجستیک دودویی	برای این مقاله، از الگوریتم رگرسیون لجستیک استفاده شده و پنج ورودی مختلف ارائه گردیده است: ورودی اوّل شامل سن و توده بدنی است؛ ورودی دوم غلظت تاکرولیموس؛ ورودی سوم هیپرگلیسمی گذرای پس از پیوند؛ ورودی چهارم عملکرد تأخیری پیوند و ورودی پنجم رد حاد کلیه است.	اطلاعات ۴۹۵ بیماری که پیوند کلیه انجام داده‌اند، جمع‌آوری شده است.	۲۰۲۰	ROC= 91.6
[۳۵]	درخت تصمیم	در این پژوهش، چهار الگوریتم درخت تصمیم، جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و رگرسیون برای پیش‌بینی مدت بقای بیماران پیوند کلیوی ارائه شده است. نتایج نشان می‌دهد که این چهار الگوریتم با یکدیگر مقایسه شده‌اند و درنهایت مشخص شد که درخت تصمیم عملکرد بهتری دارد. همچین با کمک ضریب هم‌بستگی، انتخاب ویژگی‌ها انجام شد که درخت تصمیم بهینه‌تر عمل کند.	تعداد بیماران در این پژوهش ۷۳۶۵ بیمار کلیوی است که دارای ۸۳ ویژگی هستند. داده‌ها به روش ۳۰-۷۰ تقسیم می‌شوند.	۲۰۲۰	AUC=0.73
[۳۶]	رگرسیون	در این پژوهش، یک مدل برای پیش‌بینی مدت بقای بیماران پیوند کلیوی ارائه شده و مدت بقا با استفاده از الگوریتم رگرسیون پیش‌بینی شده است.	تعداد نمونه‌های این پژوهش ۶۶۶۲ رکورد است که داده‌ها به دو مجموعه آموزشی و تست به نسبت ۶۰ درصد و ۴۰ درصد تقسیم شده‌اند.	۲۰۲۰	AUC=0.64
[۳۷]	دسته‌بندی تجمّعی	یک مدل پیش‌بینی برای مدت بقای پیوند کلیه ارائه شده است. این مدل ابتدا به کمک ترکیب سه الگوریتم جنگل تصادفی، درخت تصمیم و رگرسیون، پارامترهای تأثیرگذار، استخراج می‌شود. سپس	اطلاعات ۴۰۷ بیمار جمع‌آوری شده است که شامل ۲۰۲ ویژگی است و این ویژگی‌ها به ۳۵ ویژگی کاهش یافته‌اند. داده‌های بیماران به دو	۲۰۲۱	Sensitivity = 91.9% Specificity= 87.5% Accuracy= 91.5%

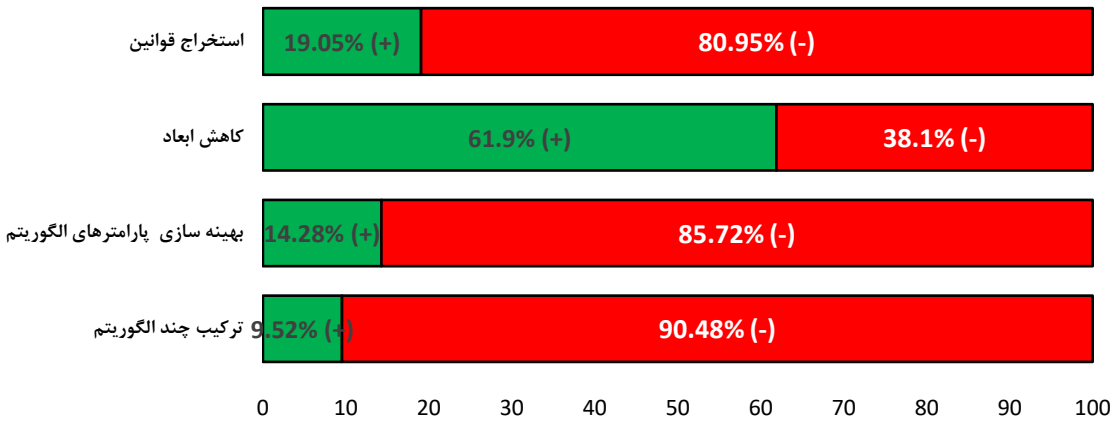
[Downloaded from journal.nkums.ac.ir on 2026-02-25]

		پنج الگوریتم شبکه عصبی با یکدیگر مقایسه می‌شوند تا مدت بقا پیش‌بینی شود. نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم دسته‌بندی بهترین عملکرد را دارد.XGBoostتجمّعی			F1-Score = 89.6% AUC= 0.897
[۳۸]	درخت تصمیم	یک مدل پیش‌بینی برای مدت بقای پیوند کلیه برمبنای ساختار ژنتیکی ارائه شده است. در این پژوهش، ۱۴ الگوریتم با یکدیگر مقایسه گردیده و درخت تصمیم به‌عنوان بهترین الگوریتم انتخاب شده است.	اطلاعات ۶۳ بیماری کلیوی استخراج گردید و به دو 5-Foldسپس داده‌ها با استفاده از روش مجموعه آموزشی و تست تقسیم شدند.	۲۰۲۱	Sensitivity= 75.00% Specificity= 87.5%, Accuracy= 82.14% PPV= 81.82% NPV= 82.35%
[۳۹]	رگرسیون	در این پژوهش، یک مدل برای پیوند کلیه کودکان ارائه شده است. با استفاده از ضریب هم‌بستگی، احتمال پیوند محاسبه‌شده و نتایج نشان می‌دهد که از بین سه روش، رگرسیون بهتر عمل کرده است.	اطلاعات ۷۹۳ بیمار جمع‌آوری شد و داده‌ها به روش ۷۰-۳۰ به دو مجموعه آموزشی و تست تقسیم شدند.	۲۰۲۱	AUC=0.91
[۴۰]	رگرسیون لجستیک	یک مدل برای تشخیص انجام پیوند کلیه ارائه می‌شود. در این مدل از الگوریتم رگرسیون لجستیک استفاده می‌گردد.	اطلاعات ۲۲ بیمار کلیوی جمع‌آوری شده است که شامل ۳۰ ویژگی می‌باشد و داده‌ها به روش ارزیابی می‌شوند.10-Fold	۲۰۲۱	AUC=0.691
[۱۲]	دسته‌بندی تجمّعی	در این پژوهش، یک مدل برای پیش‌بینی مدت بقای بیماران پیوند کلیه ارائه شده است. الگوریتم پیشنهادی با ۱۲ الگوریتم دیگر مقایسه و مشخص شد که روش پیشنهادی بهتر عمل می‌کند.	تعداد نمونه‌های این پژوهش ۱۶۴ رکورد است و تعداد ویژگی‌های این داده‌ها ۲۰ مورد در نظر گرفته شده است.	۲۰۲۱	Sensitivity=90% Specificity =90% Accuracy=91.9%
[۴۱]	درخت تصمیم	در این پژوهش، یک مدل برای پیش‌بینی مدت بقای بیماران پیوند کلیوی با استفاده از درخت تصمیم ارائه شده است و نتایج نشان می‌دهد که الگوریتم درخت تصمیم خروجی قابل‌قبولی دارد.	تعداد نمونه‌های این پژوهش ۱۶۳ رکورد است که داده‌ها به دو مجموعه آموزشی و تست به صورت ۷۰ درصد و ۳۰ درصد تقسیم شده‌اند.	۲۰۲۱	AUC=0.755
[۴۲]	دسته‌بندی تجمّعی	در این پژوهش، پنج الگوریتم برای پیش‌بینی مدت بقای بیماران کلیوی ارائه و با یکدیگر مقایسه شدند. نتایج نشان داد که الگوریتم دسته‌بندی تجمّعی عملکرد بهتری دارد.	تعداد نمونه‌های این پژوهش ۸۹۴ رکورد است که داده‌ها به دو مجموعه آموزشی و تست به صورت ۷۰ درصد و ۳۰ درصد تقسیم شده‌اند.	۲۰۲۱	Sensitivity=84% Specificity=59% Accuracy=70% F1-Score=73% AUC=0.75
[۴۳]	شبکه عصبی مصنوعی	یک مدل برای بقای بیماران پیوند کلیه ارائه شده است که در آن چهار الگوریتم بر روی داده‌های بیماران اجرا شدند. نتایج نشان داد که الگوریتم شبکه عصبی بهترین عملکرد را داشته است.	اطلاعات شامل ۱۸۱،۱۴۱ بیمار پیوند کلیوی است که این داده‌ها شامل ۳۵ ویژگی می‌باشد.	۲۰۲۲	AUC=0.659
[۱۷]	مصنوعی شبکه عصبی	در این پژوهش، یک مدل برای پیش‌بینی مدت بقای بیماران پیوند کلیوی ارائه شده است. سپس دو الگوریتم رگرسیون لجستیک و شبکه عصبی مصنوعی اجرا شدند و نتایج نشان داد که الگوریتم شبکه عصبی خروجی بهتری دارد.	تعداد نمونه‌های این پژوهش ۱۴۵ رکورد است که داده‌ها به دو مجموعه آموزشی و تست به‌صورت تقسیم شده‌اند.K-fold	۲۰۲۲	Accuracy=68% AUC=0.81

سپس، چهار ویژگی شامل جعبه سفید یا جعبه سیاه بودن، کاهش ابعاد [۴۴]، بهینه‌سازی پارامترها و استفاده از چندین الگوریتم مطابق جدول ۱ بررسی می‌شود. خروجی این چهار ویژگی در شکل ۲ بیان شده است. حدود ۲۰ درصد مقالات از الگوریتم‌های استخراج قوانین یا جعبه سفید استفاده کرده‌اند. بیش از ۶۰ درصد مقالات دارای انتخاب ویژگی و کاهش ابعاد بودند. کمتر از ۱۵ درصد مقالات پارامترهای الگوریتم‌های خود را تنظیم و بهینه کرده‌اند و همچنین کمتر از ۱۰ درصد مقالات از ترکیب بهینه چند الگوریتم برای پیش‌بینی مدت بقا بیماران کلیوی بهره برده‌اند.

چهار پارامتر که در ۲۱ مقاله بیشتر بررسی شده‌اند، شامل حسّاسیت، ویژگی، صحت و AUC هستند. گزارش هرکدام از این چهار پارامتر در شکل ۳ ارائه شده است.

بهترین مقدار حسّاسیت گزارش‌شده در مقالات ۹۲.۳٪ و بهترین ویژگی ۹۰٪ به دست آمده است. همچنین، بهترین صحّت نیز ۹۱.۹٪ بوده که توسط الگوریتم دسته‌بندی تجمّعی حاصل شده است.



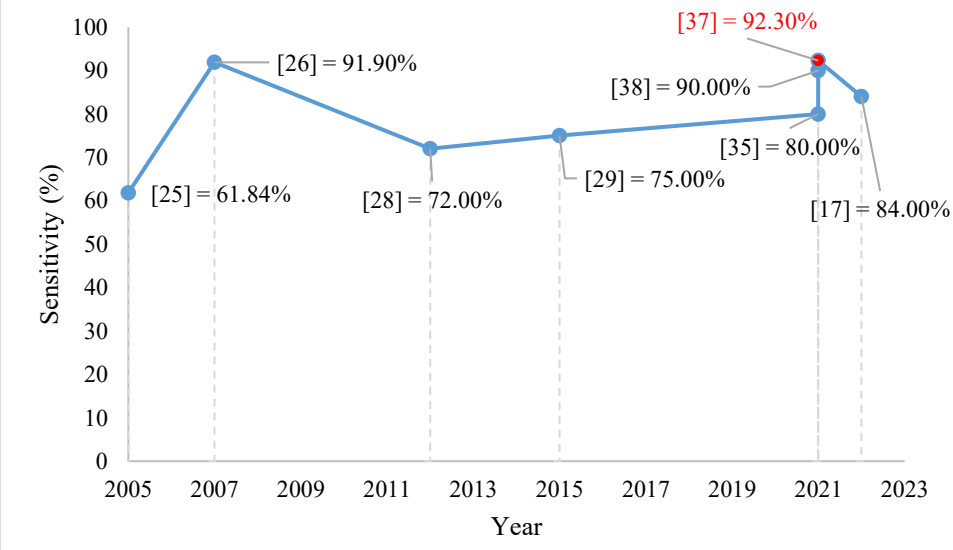
شکل ۲. عملکرد مقالات چهار پارامتر استخراج قوانین، کاهش ابعاد، بهینه‌سازی و ترکیب الگوریتم‌های مقالات هوش مصنوعی

[Downloaded from journal.nkums.ac.ir on 2026-02-25]

ادامه شکل ۲.

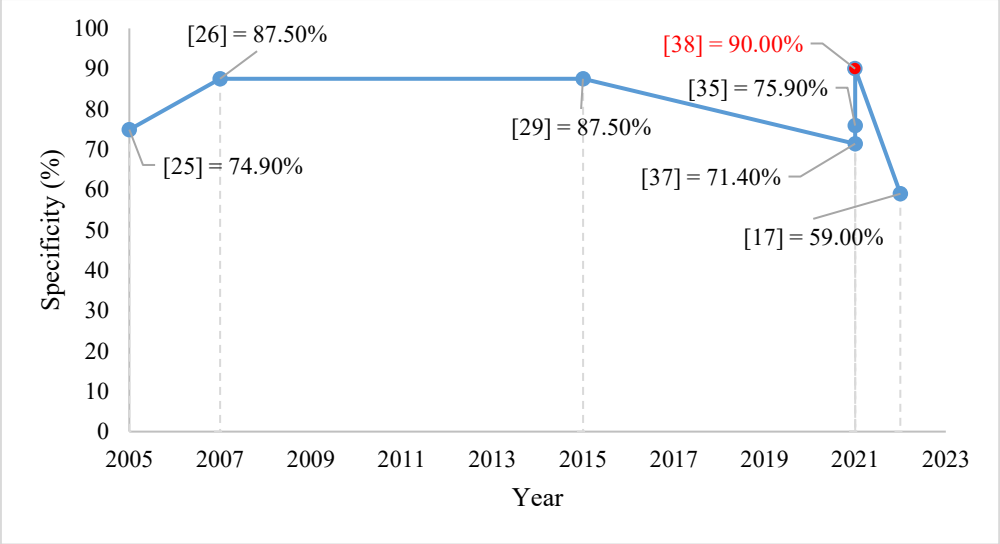
مقاله	استخراج قوانین (جعبه سفید/سیاه)	کاهش ابعاد	پارامترهای الگوریتم بهینه‌سازی	برای تولید ترکیب چند الگوریتم خروجی بهتر
[۲۶]	✗	✗	✗	✗
[۲۷]	✓	✓	✗	✗
[۲۸]	✗	✗	✗	✗
[۲۹]	✗	✓	✗	✗
[۳۰]	✗	✗	✗	✗
[۳۱]	✗	✓	✗	✗
[۳۲]	✓	✓	✗	✗
[۳۳]	✗	✗	✗	✗
[۲۰]	✗	✓	✗	✗
[۳۴]	✓	✓	✗	✗
[۳۵]	✗	✓	✓	✗
[۳۶]	✗	✗	✗	✗
[۳۷]	✗	✓	✗	✗
[۳۸]	✗	✗	✗	✗
[۳۹]	✗	✗	✗	✗
[۴۰]	✗	✓	✗	✗
[۱۲]	✗	✓	✓	✓
[۴۱]	✓	✓	✗	✗
[۴۲]	✗	✓	✓	✓
[۴۳]	✗	✗	✗	✗
[۱۷]	✗	✓	✗	✗

انجام ✓ عدم انجام ✗

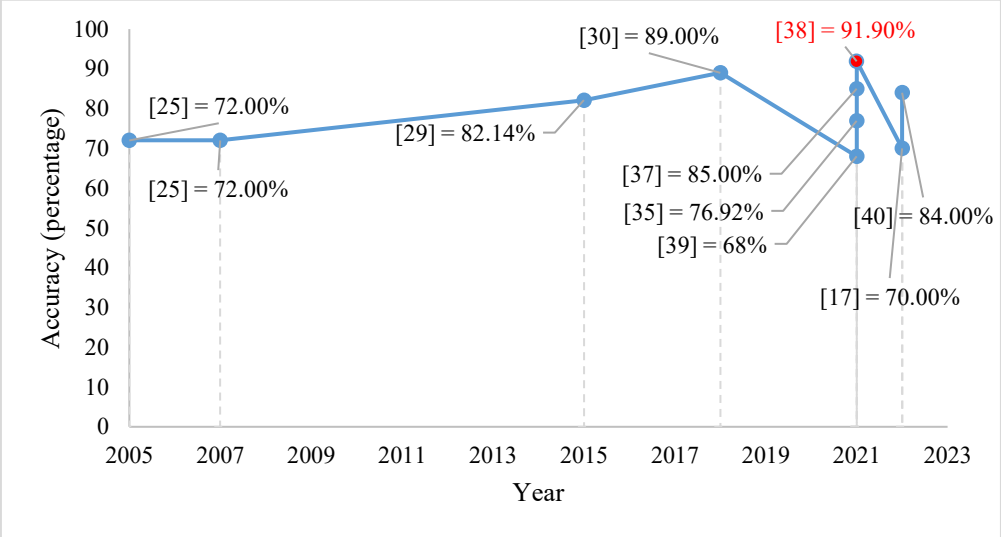


(الف. محاسبه حسّاسیت مقالات مطالعه برحسب سال)

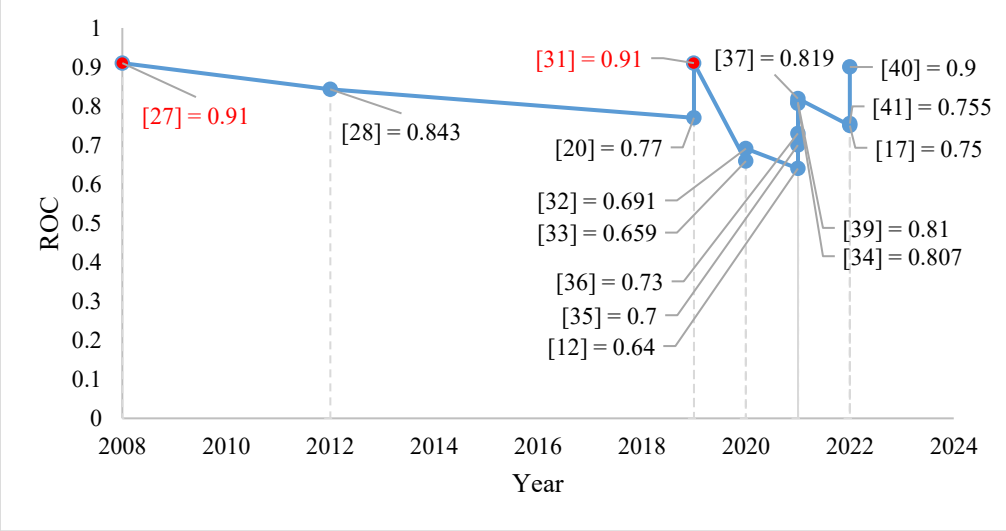
[Downloaded from journal.nkums.ac.ir on 2026-02-25]



(ب. محاسبه ویژگی مقالات مطالعه برحسب سال)



(پ. محاسبه صحّت مقالات مطالعه برحسب سال)



(ت. محاسبه AUC مقالات مطالعه برحسب سال)

شکل ۳. نمایش چهار پارامتر حسّاسیت، ویژگی، صحت و AUC برحسب سال در مدت بقای بیماران پیوند کلیه

[Downloaded from journal.nkums.ac.ir on 2026-02-25]

بحث

در سال‌های اخیر، استفاده از هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در کاربردهای بالینی توجه فراوانی را به خود جلب کرده است [۴۵، ۴۶]. دسترسی به محاسبات با کارایی بالا ازجمله دلایل امیدبخش برای استفاده از هوش مصنوعی به‌شمار می‌رود. این پژوهش به بررسی عملکرد الگوریتم‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی بقای پیوند کلیه پرداخته و با تحلیل ۲۱ مقاله در این حوزه، مشخص شد که روش‌های هوش مصنوعی نسبت به روش‌های مشابه عملکرد بهتری دارند [۱۲، ۱۷، ۲۸]. شبکه عصبی مصنوعی با حدود ۲۵ درصد، بیشترین استفاده را داشته است و بیش از ۶۰ درصد مطالعات به انتخاب ویژگی و کاهش ابعاد پرداخته‌اند. بهترین مقادیر حسّاسیت، ویژگی و صحّت در مطالعات به‌ترتیب ۹۲.۳٪، ۹۰٪ و ۹۱.۹٪ بوده که توسط الگوریتم دسته‌بندی تجمّعی به دست آمده است.

ازنظر عملکردی، مشخص شد که الگوریتم دسته‌بندی تجمّعی بهترین عملکرد را نسبت به سایر روش‌ها دارد. بااین‌حال، نکته حائز اهمیت این است که داده‌های مطالعه‌ای که این الگوریتم را به کار برده‌اند، یکسان نبوده‌اند [۳۷، ۴۷]. بنابراین، این احتمال وجود دارد که اجرای شبکه عصبی مصنوعی (رایج‌ترین روش در بین مطالعات بررسی‌شده) بر روی این داده‌ها بتواند عملکرد بهتری از خود نشان دهد.

بااین‌حال، یکی از چالش‌های عمده در استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی در کاربردهای بالینی، عدم توجه به جنبه‌های بالینی و بالینی‌سازی نتایج است. بسیاری از مطالعات بر تمرکز صرف بر روی دقّت و عملکرد الگوریتم‌ها متمرکز شده‌اند و به بیان علّتِ تشخیص نپرداخته‌اند. این موضوع باعث می‌شود که متخصّصان بالینی نسبت به نتایج ارائه‌شده تردید کنند؛ زیرا بدون درک واضح از چگونگی و چرایی تصمیم‌گیری الگوریتم، نمی‌توانند به نتایج اعتماد کنند. درنهایت، این عدم شفّافیت در بیان علّت تشخیص می‌تواند به عدم پذیرش الگوریتم‌ها در عمل منجر شود.

علاوه‌براین، یکی دیگر از مشکلات جدّی در ادبیات فعلی، عدم امکان تکرارپذیری نتایج است. در بسیاری از موارد، داده‌های استفاده‌شده در مطالعات مختلف با هم متفاوت بوده‌اند و استانداردسازی روش‌ها و معیارهای ارزیابی به‌درستی انجام نشده است. این وضعیت نه‌تنها به اعتبار و قابلیت اعتماد نتایج آسیب می‌زند، بلکه توانایی محقّقان برای تأیید و بازتولید یافته‌ها را نیز محدود می‌کند. به‌این‌ترتیب، لازم است که در آینده، بر روی ارائه توضیحات شفّاف‌تر درمورد علّت تشخیص و همچنین استانداردسازی پُروتُکل‌های تحقیقاتی تأکید شود تا اعتماد به الگوریتم‌های هوش مصنوعی در حوزه بالینی افزایش یابد.

نتیجه‌گیری

در سال‌های اخیر، پیشرفت‌های محاسباتی باعث شده‌اند تا هوش مصنوعی و یادگیری ماشین به ابزارهای جذابی در کاربردهای بالینی تبدیل شوند. این پژوهش با بررسی مطالعات متعدّد نشان می‌دهد که روش‌های هوش مصنوعی، به‌ویژه شبکه‌های عصبی مصنوعی، در پیش‌بینی بقای پیوند کلیه نسبت به روش‌های سنّتی عملکرد بهتری دارند. بااین‌حال، چالش‌هایی همچنان مانع پذیرش گسترده این الگوریتم‌ها در عمل می‌شوند؛ ازجمله عدم شفّافیت در توضیح دلایل تشخیص که باعث تردید متخصّصان بالینی در اعتماد به نتایج می‌شود؛ چراکه بدون درک دقیق از نحوه تصمیم‌گیری الگوریتم‌ها، این نتایج کمتر قابل‌قبول خواهند بود. علاوه‌براین، نبودِ استانداردسازی در داده‌ها و معیارهای ارزیابی باعث ایجاد مشکلاتی در تکرارپذیری و بازتولید یافته‌ها شده است که اعتبار مطالعات را زیرسؤال می‌برد. درنتیجه، برای افزایش اعتماد به کاربردهای هوش مصنوعی در پزشکی، باید در آینده بر شفّاف‌سازیِ دلایل تشخیص و استانداردسازی پُروتُکل‌های تحقیقاتی تأکید شود تا این الگوریتم‌ها بیشتر در عمل مورداستفاده قرار گیرند.

سپاسگزاری

بدینوسیله نویسندگان از معاونت پژوهشی دانشگاه علوم پزشکی شاهرود جهت حمایتهای خود در امر پژوهش صمیمانه تشکر می کنند.

ملاحظات اخلاقی

مطالعه حاضر مروری بوده و به کد اخلاق نیاز ندارد.

تضاد منافع

هیچگونه تعارض منافع وجود ندارد.

References

1. Moghbeli F, Jangi M, Ebnehoseini Z. Scoring systems of kidney donation from deceased donors: A systematic review. J Educ Health Promot. 2021;10:456.https://doi.org/10.4103/jehp.jehp_1657_20
2. Dharnidharka VR. Comprehensive review of post–organ transplant hematologic cancers. American Journal of Transplantation. 2018;18(3):537-49.https://doi.org/10.1111/ajt.14603
3. Jangi M, Ebnehoseini Z, Sabbagh MG, Khaleghi E, Tara M. Prediction models to measure transplant readiness of patients with renal failure: A systematic review. Saudi J Kidney Dis Transpl. 2019;30(1):1-14.https://doi.org/10.4103/1319-2442.252899
4. Caruso V, Daniele P. A network model for minimizing the total organ transplant costs. European Journal of Operational Research. 2018;266(2):652-62.https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.09.040
5. Hoseini B, Bagheri N, Kiani B, Azizi A, Tabesh H, Tara M. Access to dialysis services: A systematic mapping review based on geographical information systems. Geospat Health. 2018;13(1):577.https://doi.org/10.4081/gh.2018.577
6. Hariharan S, Israni AK, Danovitch G. Long-term survival after kidney transplantation. New England Journal of Medicine. 2021;385(8):729-43.https://doi.org/10.1056/nejmra2014530
7. Kiani B, Bagheri N, Tara A, Hoseini B, Hashtarkhani S, Tara M. Comparing potential spatial access with self-reported travel times and cost analysis to haemodialysis facilities in North-eastern Iran. Geospat Health. 2018;13(2).https://doi.org/10.4081/gh.2018.703
8. Kiani B, Bagheri N, Tara A, Hoseini B, Tabesh H, Tara M. Revealed access to haemodialysis facilities in northeastern Iran: Factors that matter in rural and urban areas. Geospat Health.

[Downloaded from journal.nkums.ac.ir on 2026-02-25]

2017;12(2):584.https://doi.org/10.4081/gh.2017.584
9. Kiani B, Bagheri N, Tara A, Hoseini B, Tara M. Haemodialysis services in the northeastern region of Iran. Geospat Health. 2017;12(1):561.https://doi.org/10.4081/gh.2017.561
10. Goshayeshi L, Hoseini B, Yousefli Z, Khooie A, Etminani K, Esmaeilzadeh A, et al. Predictive model for survival in patients with gastric cancer. Electron Physician. 2017;9(12):6035-42.https://doi.org/10.19082/6035
11. Sabetian G, Azimi A, Kazemi A, Hoseini B, Asmarian N, Khaloo V, et al. Prediction of Patients with COVID-19 Requiring Intensive Care: A Cross-sectional Study Based on Machine-learning Approach from Iran. Indian J Crit Care Med. 2022;26(6):688-95.https://doi.org/10.5005/jp-journals-10071-24226
12. Tolstyak Y, Zhuk R, Yakovlev I, Shakhovska N, Gregus Ml M, Chopyak V, et al. The ensembles of machine learning methods for survival predicting after kidney transplantation. Applied Sciences (Switzerland). 2021;11(21).https://doi.org/10.3390/app112110380
13. Watson DS, Krutzinna J, Bruce IN, Griffiths CE, McInnes IB, Barnes MR, et al. Clinical applications of machine learning algorithms: beyond the black box. Bmj. 2019;364.https://doi.org/10.1136/bmj.l886
14. Springer A, Hollis V, Whittaker S, editors. Dice in the black box: User experiences with an inscrutable algorithm. 2017 AAAI Spring Symposium Series; 2017.
15. Costa VS, Farias ADS, Bedregal B, Santiago RH, Canuto AMdP. Combining multiple algorithms in classifier ensembles using generalized mixture functions. Neurocomputing. 2018;313:402-14.https://doi.org/10.1016/j.neucom.2018.06.021
16. AbouEisha H, Amin T, Chikalov I, Hussain S, Moshkov M. Extensions of Dynamic Programming for Combinatorial Optimization and Data Mining: Springer; 2019.
17. Bredt LC, Peres LAB, Risso M, Barros L. Risk factors and prediction of acute kidney injury after liver transplantation: Logistic regression and artificial neural network approaches. World Journal of Hepatology. 2022;14(3):570-82.https://doi.org/10.4254/wjh.v14.i3.570
18. Ahouz F, Golabpour A. Predicting the incidence of COVID-19 using data mining. BMC Public Health. 2021;21(1):1087.https://doi.org/10.1186/s12889-021-11058-3
19. Yu Z, Li L, Liu J, Han G. Hybrid adaptive classifier ensemble. IEEE transactions on cybernetics. 2014;45(2):177-90.https://doi.org/10.1109/TCYB.2014.2322195
20. Shaikhina T, Lowe D, Daga S, Briggs D, Higgins R, Khovanova N. Decision tree and random forest models for outcome prediction in antibody incompatible kidney transplantation. Biomedical Signal Processing and Control. 2019;52:456-62.https://doi.org/10.1016/j.bspc.2017.01.012
21. Hajimirzaie SS, Tehranian N, Mousavi SA, Golabpour A, Mirzaii M, Keramat A, et al. Predicting the Relation between Biopsychosocial Factors and Type of Childbirth using the Decision Tree Method: A Cohort Study. Iran J Med Sci. 2021;46(6):437-43.https://doi.org/10.30476/ijms.2021.88777.1951
22. Almasinejad P, Golabpour A, Mollakhalili Meybodi MR, Mirzaie K, Khosravi A. A Dynamic Model for Imputing Missing Medical Data: A Multiobjective Particle Swarm Optimization Algorithm. J Healthc Eng. 2021;2021:1203726.https://doi.org/10.1155/2021/1203726
23. Schober P, Vetter TR. Logistic regression in medical research. Anesthesia and analgesia. 2021;132(2):365.https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000005247
24. Trillas E, Eciolaza L. Fuzzy Logic: An Introductory Course for Engineering Students: Springer International Publishing; 2015.9783319142036
25. Pavlov YL. Random Forests. Germany, VSP; 2000.9789067643146
26. Abdolmaleki P, Movhead M, Taniguchi RI, Masuda K, Buadu LD. Evaluation of complications of kidney transplantation using artificial neural networks. Nuclear Medicine Communications. 1997;18(7):623-30.https://doi.org/10.1097/00006231-199707000-00005
27. Gundogar E, Duran FM, Canbolat YB, Turkmen A. Fuzzy organ allocation system for cadaveric kidney transplantation. Transplantation. 2005;80(12):1648-53.https://doi.org/10.1097/01.tp.0000183287.04630.05
28. Santori G, Fontana I, Valente U. Application of an artificial neural network model to predict delayed decrease of serum creatinine in pediatric patients after kidney transplantation. Transplant Proc. 2007;39(6):1813-9.https://doi.org/10.1016/j.transproceed.2007.05.026
29. Akl A, Ismail AM, Ghoneim M. Prediction of Graft Survival of Living-Donor Kidney Transplantation: Nomograms or Artificial Neural Networks? Transplantation. 2008;86(10):1401-6.https://doi.org/10.1097/tp.0b013e31818b221f
30. Rodrigo E, Santos L, Piñera C, San Millán JCR, Quintela ME, Toyos C, et al. Prediction at first year of incident new-onset diabetes after kidney transplantation by risk prediction models. Diabetes Care. 2012;35(3):471-3.https://doi.org/10.2337/dc11-2071
31. Decruyenaere A, Decruyenaere P, Peeters P, Vermassen F, Dhaene T, Couckuyt I. Prediction of delayed graft function after kidney transplantation: Comparison between logistic regression and machine learning methods Standards, technology, and modeling. BMC Medical Informatics and Decision Making. 2015;15(1).https://doi.org/10.1186/s12911-015-0206-y
32. Lee HC, Yoon SB, Yang SM, Kim WH, Ryu HG, Jung CW, et al. Prediction of Acute Kidney Injury after Liver Transplantation: Machine Learning Approaches vs. Logistic Regression Model. Journal of Clinical Medicine. 2018;7(11).https://doi.org/10.3390/jcm7110428
33. Matsukuma Y, Masutani K, Tanaka S, Tsuchimoto A, Nakano T, Okabe Y, et al. Development and validation of a new prediction model for graft function using preoperative marginal factors in living-donor kidney transplantation. Clinical and Experimental Nephrology. 2019;23(11):1331-40.https://doi.org/10.1007/s10157-019-01774-x
34. Cheng F, Li Q, Wang J, Wang Z, Zeng F, Zhang Y. Analysis of risk factors and establishment of a risk prediction model for post-transplant diabetes mellitus after kidney transplantation. Saudi Pharmaceutical Journal. 2022.https://doi.org/10.1016/j.jsps.2022.05.013
35. Senanayake S, Barnett A, Graves N, Healy H, Baboolal K, Kularatna S. Using machine learning techniques to develop risk prediction models to predict graft failure following kidney transplantation: Protocol for a retrospective cohort study. F1000Research. 2020;8.https://doi.org/10.12688/f1000research.20661.2
36. Udomkarnjananun S, Townamchai N, Kerr SJ, Tasanarong A, Noppakun K, Lumpaopong A, et al. The First Asian Kidney Transplantation Prediction Models for Long-term Patient and Allograft Survival. Transplantation. 2020;104(5):1048-57.https://doi.org/10.1097/tp.0000000000002918
37. Badrouchi S, Ahmed A, Mongi Bacha M, Abderrahim E, Ben Abdallah T. A machine learning framework for predicting long-term graft survival after kidney transplantation. Expert Systems with Applications. 2021;182.https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115235
38. Fu Q, Agarwal D, Deng K, Matheson R, Yang H, Wei L, et al. An Unbiased Machine Learning Exploration Reveals Gene Sets Predictive of Allograft Tolerance After Kidney Transplantation. Frontiers in Immunology. 2021;12.https://doi.org/10.3389/fimmu.2021.695806
39. Kaboré R, Ferrer L, Couchoud C, Hogan J, Cochat P, Dehoux L, et al. Dynamic prediction models for graft failure in paediatric

[Downloaded from journal.nkums.ac.ir on 2026-02-25]

kidney transplantation. Nephrology, dialysis, transplantation: official publication of the European Dialysis and Transplant Association - European Renal Association. 2021;36(5):927-35.https://doi.org/10.1093/ndt/gfaa180

40. Pan JS, Chen YD, Ding HD, Lan TC, Zhang F, Zhong JB, et al. A statistical prediction model for survival after kidney transplantation from deceased donors. Medical Science Monitor. 2021;27.https://doi.org/10.12659/MSM.933559
41. Wang X, Wang Y, Hui L, Liu HX, Lin DD, Ma YM, et al. Early prediction of acute kidney injury after liver transplantation by scoring system and decision tree. Renal Failure. 2021;43(1):1137-45.https://doi.org/10.1080/0886022X.2021.1945462
42. Zhang YH, Yang D, Liu ZF, Chen CJ, Ge M, Li X, et al. An explainable supervised machine learning predictor of acute kidney injury after adult deceased donor liver transplantation. Journal of Translational Medicine. 2021;19(1).https://doi.org/10.1186/s12967-021-02990-4
43. Paquette FX, Ghassemi A, Bukhtiyarova O, Cisse M, Gagnon N, Vecchia AD, et al. Machine Learning Support for Decision-Making in Kidney Transplantation: Step-by-step Development of a Technological Solution. JMIR Medical Informatics. 2022;10(6).https://doi.org/10.2196/34554
44. Ma Y, Zhu L. A review on dimension reduction. International Statistical Review. 2013;81(1):134-50.https://doi.org/10.1111/j.1751-5823.2012.00182.x
45. Datta A, Matlock MK, Le Dang N, Moulin T, Woeltje KF, Yanik EL, et al. 'Black Box' to 'Conversational' Machine Learning: Ondansetron Reduces Risk of Hospital-Acquired Venous Thromboembolism. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics. 2021;25(6):2204-14.https://doi.org/10.1109/jbhi.2020.3033405
46. Shaikh MH, Ho KJ, Mustafa F, editors. K-Nearest Neighbor Based Association Data Mining in Healthcare Correlated Data Systems. 2022 13th International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC); 2022: IEEE.
47. Yang Y, Lv H, Chen N. A survey on ensemble learning under the era of deep learning. Artificial Intelligence Review. 2022:1-45.https://doi.org/10.1007/s10462-022-10283-5

[Downloaded from journal.nkums.ac.ir on 2026-02-25]