Journal of Health and Biomedical Informatics 2024; 11(1): 60-71
doi:10.34172/jhbmi.2024.13
Medical Informatics Research Center, Kerman University of Medical Sciences

Original article

Alzheimer's Prediction Using Deep Neural Network and Particle Swarm Optimization

Mahlagha Afrasiabi[1]*, Ahmad Movahedi[2]

1. Assistant Professor, PhD in Computer Engineering, Department of Computer Engineering, Hamedan University of Technology, Hamedan, Iran
2. M.Sc. Student in Computer Engineering, Department of Computer Engineering, Hamedan University of Technology, Hamedan, Iran

ARTICLE INFO:

Article History:

Received: 20 Feb 2024

Accepted: 29 May 2024

Published 20 Jun 2024

Corresponding Author:

Mahlagha Afrasiabi

Email:
m.afrasiabi@hut.ac.ir

Citation: Afrasiabi M, Movahedi A. Alzheimer's Prediction Using Deep Neural Network and Particle Swarm Optimization. Journal of Health and Biomedical Informatics 2024; 11(1): 60-71. [In Persian]

Introduction: Alzheimer's disease is an irreversible neurological condition characterized by cognitive, behavioral, and memory impairments. Early prediction before the transition from mild cognitive impairment to Alzheimer's disease is still a challenging issue. This study aimed to identify factors associated with Alzheimer's disease.

Method: This study proposes a framework for predicting Alzheimer's disease using data collected from the OASIS project, made available by the Washington University Research Center. In this study, a deep neural network was used for prediction. A particle swarm optimization (PSO) algorithm was employed for selecting appropriate features. The combination of these two methods increases the accuracy of the proposed prediction method.

Results: The results indicate that the proposed method achieves higher accuracy with fewer features. Among the 11 features in this dataset, six features (age, socioeconomic status, Mini-mental state examination score, clinical dementia rating scale, estimated total intracranial volume, and normalized whole-brain volume) have a significant impact on predicting the disease. Among these six features, the clinical dementia rating scale is of great importance.

Conclusion: This study investigated the influential factors and prediction of Alzheimer's disease. Early diagnosis of Alzheimer's disease allows for the provision of appropriate diagnostic and therapeutic services, as well as an improvement in patients' quality of life. The proposed method in this study is compared with various machine learning algorithms that have shown good accuracy in predicting Alzheimer's disease. The results indicate that the accuracy of the proposed method is higher with fewer features.

Keywords: Alzheimer's disease, deep neural network, machine learning, particle swarm optimization

© 2024 The Author(s); Published by Kerman University of Medical Sciences. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cite

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.13]

مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی یازدهم، شماره اول، سال ۱۴۰۳، ص ۷۱-۶۰
doi: 10.34172/jhbmi.2024.13
مرکز تحقیقات انفورماتیک پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی کرمان

مقاله پژوهشی

پیش‌بینی بیماری آلزایمر با استفاده از شبکه عصبی عمیق و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

مه لقا افراسیابی [۱*]، احمد موحدی [۲]

۱. استادیار، گروه کامپیوتر، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی همدان، همدان، ایران

۲. دانشجوی ارشد مهندسی کامپیوتر، گروه کامپیوتر، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی همدان، همدان، ایران

اطلاعات مقاله

سابقه مقاله

دریافت: ۱۴۰۲/۱۲/۱

پذیرش: ۱۴۰۳/۳/۹

انتشار برخط: ۱۴۰۳/۳/۳۱

نویسنده مسئول:

مه لقا افراسیابی

ایمیل:

m.afrasiabi@hut.ac.ir

ارجاع: افراسیابی مه لقا، موحدی احمد. پیش‌بینی بیماری آلزایمر با استفاده از شبکه عصبی عمیق و الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات. مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی ۱۴۰۳؛ ۱۱(۱): ۷۱-۶۰.

چکیده

مقدمه: بیماری آلزایمر یک بیماری برگشت‌ناپذیر عصبی است که با اختلالات فکری، رفتاری و حافظه مشخص می‌شود. پیش‌بینی اولیه آن یک امر چالش برانگیز است. هدف از این مطالعه تعیین عوامل مرتبط مبتلا به بیماری آلزایمر است.

روش کار: این مطالعه با استفاده از داده‌های جمع‌آوری شده از پروژه OASIS که توسط مرکز تحقیقات دانشگاه واشنگتن در دسترس قرار گرفته، چارچوبی برای پیش‌بینی آلزایمر پیشنهاد می‌کند. در این مطالعه از شبکه عصبی عمیق برای پیش‌بینی استفاده می‌شود. برای انتخاب ویژگی‌های مناسب، الگوریتم بهینه‌ساز ازدحام ذرات به کار رفته است. ترکیب این دو روش باعث افزایش دقت روش پیش‌بینی شده است. این روش با الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین که دقت خوبی در پیش‌بینی بیماری آلزایمر داشته‌اند، مقایسه شده است.

یافته ها: نتایج نشان می‌دهد دقت روش پیشنهادی با ویژگی کمتر، بالاتر است. از بین ۱۱ ویژگی در این مجموعه داده، شش ویژگی سن، وضعیت اقتصادی-اجتماعی، نمره ارزیابی صحت آزمون کوتاه وضعیت ذهنی، رتبه‌بندی سطح کارکرد حافظه، حجم برآورد شده داخل جمجمه و حجم نرمال شده کل مغز تأثیر زیادی در پیش‌بینی بیماری را دارد که در بین این شش ویژگی، رتبه‌بندی سطح کارکرد حافظه اهمیت بیشتری دارد.

نتیجه‌گیری: مطالعه حاضر به بررسی عوامل مؤثر و پیش‌بینی بیماری آلزایمر پرداخته است. تشخیص زودهنگام بیماری آلزایمر، باعث ارائه خدمات تشخیصی و درمانی مناسب و همچنین بهبود کیفیت زندگی بیماران می‌شود. روش ارائه شده در این مطالعه با الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین که دقت خوبی در پیش‌بینی بیماری آلزایمر داشته‌اند، مقایسه شده است. نتایج نشان می‌دهد دقت روش پیشنهادی با ویژگی کمتر، بالاتر است.

کلیدواژه‌ها: بیماری آلزایمر، شبکه عصبی عمیق، یادگیری عمیق، الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.13]

مقدمه

آلزایمر، یک بیماری زوال عقل است که با اختلال خفیف حافظه در مراحل اولیه شروع می‌شود و تا از دست دادن کامل توانایی‌های ذهنی و جسمی پیشرفت می‌کند [۱]. علائم بالینی اولیه بیماری آلزایمر AD(Alzheimer's disease) به سختی قابل تعریف است، زیرا تنوع زیادی بین ناهنجاری‌های شناختی وجود دارد، اما می‌توان آن را با انحطاط در برخی از مناطق خاص مغز مرتبط دانست. در ابتدا، آلزایمر معمولاً از دست دادن حافظه و قضاوت ضعیف را نشان می‌دهد. سپس بیمار را بیش از پیش وابسته می‌کند و در مراحل بعدی نیاز به نظارت مستمر دارد. اگرچه در حال حاضر هیچ درمانی برای آلزایمر وجود ندارد، اما دارویی وجود دارد که می‌تواند به طور موقت علائم را کاهش دهد، پیشرفت بیماری را کند کرده و در نتیجه مرحله وابستگی کامل بیمار را به تأخیر می‌اندازد [۱]. آزمون کوتاه وضعیت ذهنی(Mini-Mental Examination) MMSE که در سال ۱۹۷۵ معرفی شد، پرکاربردترین پرسشنامه‌ای است که شش روش مختلف توانایی شناختی بیمار را بررسی می‌کند [۲]. این آزمایش به طور گسترده مورد استفاده قرار می‌گیرد، زیرا به آموزش یا تجهیزات خاصی نیاز ندارد و می‌تواند به طور قابل اعتماد برای نظارت طولی پیشرفت آلزایمر مورد استفاده قرار گیرد. متأسفانه مشکل آن این است که تحت تأثیر عوامل جمعیتی، سنی و تحصیلی قرار می‌گیرد و برای اندازه گیری پیشرفت در صورت آلزایمر شدید، حساسیت ندارد. با حداکثر ۳۰ امتیاز، نتایج را می‌توان به عنوان شناختی طبیعی، مراحل خفیف، متوسط و شدید بیماری ارزیابی کرد. دامنه‌های امتیازی متفاوتی برای هر دسته‌بندی در طول سال‌ها در ادبیات تعریف و مورد بحث قرار گرفته است و بر این اساس به شکل فعلی آن گسترش یافته است [۳]. اختلال شناختی خفیف MCI(Mild cognitive impairment)، مرحله پیش شروع بیماری آلزایمر است. شناسایی افراد MCI که در معرض خطر بالای تبدیل به بیماری آلزایمر هستند، برای درمان‌های مؤثر بسیار مهم است [۳]. تلاش زیادی برای توسعه راهبردهایی برای تشخیص زودهنگام، به ویژه در مراحل قبل از علامت‌گذاری به منظور کاهش یا جلوگیری از پیشرفت بیماری انجام شده است. به طور خاص، تکنیک‌های تصویربرداری عصبی پیشرفته، مانند تصویربرداری رزونانس مغناطیسی (Magnetic Resonance Imaging) MRI و توموگرافی گسیل پوزیترون PET(Positron Emission Tomography)، توسعه یافته و برای شناسایی نشانگرهای زیستی ساختاری و مولکولی مرتبط با آلزایمر استفاده شده است [۴]. پیشرفت سریع در تکنیک‌های تصویربرداری عصبی، ادغام داده‌های تصویربرداری عصبی چندوجهی در مقیاس بزرگ و با ابعاد بالا را چالش برانگیز کرده است، بنابراین علاقه به رویکردهای یادگیری ماشین به کمک رایانه برای تجزیه و تحلیل یکپارچه به سرعت افزایش یافته است. روش‌های شناخته شده تجزیه و تحلیل الگو، مانند تجزیه و تحلیل تشخیص خطی، روش تقویت برنامه خطی، رگرسیون لجستیک، ماشین برداری پشتیبانی و پشتیبانی از حذف ویژگی بازگشتی ماشین بردار، برای تشخیص زودهنگام آلزایمر و پیش‌بینی پیشرفت آلزایمر مورد استفاده قرار گرفته‌اند [۵]. برای استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین معمولاً به چهار مرحله، استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی، کاهش ابعاد و انتخاب الگوریتم طبقه‌بندی مبتنی بر ویژگی نیاز است. این روش‌ها نیازمند دانش تخصصی و مراحل متعدد بهینه‌سازی هستند که ممکن است زمان بر باشند. در این مطالعه از روش شبکه عصبی عمیق برای تشخیص آلزایمر استفاده شده است. برای ارزیابی روش مجموعه داده OASIS2 [۶] مورد بررسی قرار گرفته است. این مجموعه دارای ۱۱ ویژگی است، برای پیدا کردن ویژگی‌هایی که تأثیر مهمی در تشخیص بیماری آلزایمر دارند، از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات استفاده شده است. الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات یکی از تکنیک‌های مهم محاسبات تکاملی با قابلیت‌های اکتشافی برای حل مسائل انتخاب ویژگی است. این الگوریتم به دنبال پیدا کردن یک زیرمجموعه ویژگی به عنوان ویژگی‌های مهم است. الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات تلاش می‌کند یک راه‌حل بهینه براساس یک فرآیند جستجوی تکراری پیدا کند [۷،۸].

یادگیری ماشین شامل مجموعه‌ای از مفاهیم حوزه علوم کامپیوتر و علم آمار است که از آن برای طراحی الگوریتم‌های مختلفی استفاده می‌شود. این الگوریتم‌ها می‌توانند به‌طور خودکار به شناسایی الگوهای موجود در داده‌های آموزشی بپردازند تا با استفاده از این الگوها، مقادیر هدف را برای داده‌های جدید پیش‌بینی کنند. یادگیری عمیق زیرشاخه‌ای از یادگیری ماشین است که از لحاظ ریاضی مدل آن پیچیده‌تر از یادگیری ماشین است و نیاز به داده بیشتر برای آموزش دارد. در حال حاضر کارهای زیادی در حوزه یادگیری ماشین برای تشخیص آلزایمر ارائه شده است. در بین روش‌های پیشین روش ماشین بردار پشتیبان و یادگیری عمیق دقت خوبی در تشخیص بیماری داشته‌اند. بیشتر

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.13]

مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی یازدهم، شماره اول، سال ۱۴۰۳، ص ۷۱-۶۰
doi: 10.34172/jhbmi.2024.13
مرکز تحقیقات انفورماتیک پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی کرمان

کارهای انجام شده بر روی تصاویر MRI بوده است. کارهای انجام شده به دو دسته تقسیم می‌شود، دسته اول کارهایی که بر روی تصاویر انجام شده و دسته دوم کارهایی که بر روی ویژگی‌های استخراجی از تصاویر و وضعیت بالینی بیمار به دست آمده است.

پژوهش‌هایی که بر روی تصاویر کار می‌کنند، بیشتر از روش‌های یادگیری عمیق برای تشخیص بیماری استفاده می‌کنند. شبکه عصبی کانولوشن دقت خوبی در طبقه‌بندی تصاویر دارد.

در مطالعه Salehi و همکاران و تقی زاده و همکاران از شبکه عصبی کانولوشن [۹،۱۰] برای طبقه‌بندی تصاویر MRI بیماران آلزایمر استفاده شده و نتایج قابل قبولی به دست آمده است. در مطالعه‌ای دیگر [۱۱] از شبکه عصبی کانولوشن AlexNet، VGG16 و یک شبکه کانولوشن پیشنهادی برای تشخیص آلزایمر استفاده شده است. در این مطالعه ورودی تصاویر MRI بیماران است.

از شبکه عصبی عمیق بازگشتی [۱۲] نیز برای پیش‌بینی معیار آزمون کوتاه وضعیت ذهنی استفاده شده است. ورودی این شبکه تصاویر MRI است که در فواصل مختلف زمانی از افراد گرفته شده است.

روش‌های دیگری نیز برای پیش‌بینی استفاده می‌شوند که در این روش‌ها ابتدا تصاویر MRI سگمنت می‌شود، سپس بر اساس حجم ناحیه سفید مغز بیماری پیش‌بینی می‌گردد [۱۳]. در این مدل‌ها از شبکه‌های عصبی عمیق مانند UNet استفاده شده است.

اگرچه بررسی تصاویر MRI نتایج خوبی در پیش‌بینی بیماری دارد؛ اما روش‌های مبتنی بر شبکه‌های کانولوشن نیازمند داده زیاد و سخت‌افزار خوب کامپیوتر است. از طرفی یادگیری این مدل‌ها زمان‌بر است. دسته دوم روش‌ها کارهایی است که از روش‌های سنتی یادگیری ماشین استفاده می‌کنند. این روش‌ها از ویژگی‌های استخراجی که از اطلاعات بالینی و یا توسط فرد خبره استخراج شده، استفاده می‌کنند.

در مطالعه Aruna و Chitra [۱۴] ویژگی‌ها با استفاده از فیلتر گابور از مجموعه داده‌های تصاویر MRI استخراج شده سپس از تکنیک ماشین بردار پشتیبان SVM(Support vector machine) با کرنل‌های مختلف برای تشخیص استفاده شده است. SVM با کرنل RBF(Radial Basis Function) دقت بالایی داشته است. در پژوهش Ramírez و همکاران [۱۵] نیز برای شناسایی زودهنگام بیماری آلزایمر یک سیستم تشخیصی کاملاً خودکار به کمک رایانه بر اساس مدل SVM با کرنل RBF ارائه شده است.

کارهایی نیز بر روی داده‌های OASIS2 انجام شده است. این مجموعه داده شامل ویژگی‌های بالینی بیمار و ویژگی‌های استخراجی از تصاویر MRI است. به طور نمونه در مطالعه Arora و همکاران [۱۶] روش‌های مختلف یادگیری ماشین مانند گرادیان لجستیک، درخت تصمیم، SVM و جنگل تصادفی مورد بررسی قرار گرفته است. در بین روش‌ها الگوریتم تقویت گرادیان (Gradient boosting) دقت بالاتری داشته است.

در مطالعه Battineni و همکاران [۱۷] نیز بر روی مجموعه داده OASIS2 کار شده، که از روش SVM برای پیش‌بینی آلزایمر استفاده شده است.

در مطالعه Dhakal و همکاران [۱۸] نیز بر روی مجموعه داده OASIS2 بررسی انجام شده، در این مطالعه آن‌ها ابتدا با روش آزمون خی دو انتخاب ویژگی صورت گرفته، سپس الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین مانند آدابوست، SVM، جنگل تصادفی، رگرسیون، درخت تصمیم و KNN مورد بررسی قرار گرفته‌اند، در بین روش‌ها SVM دقت خوبی داشته است.

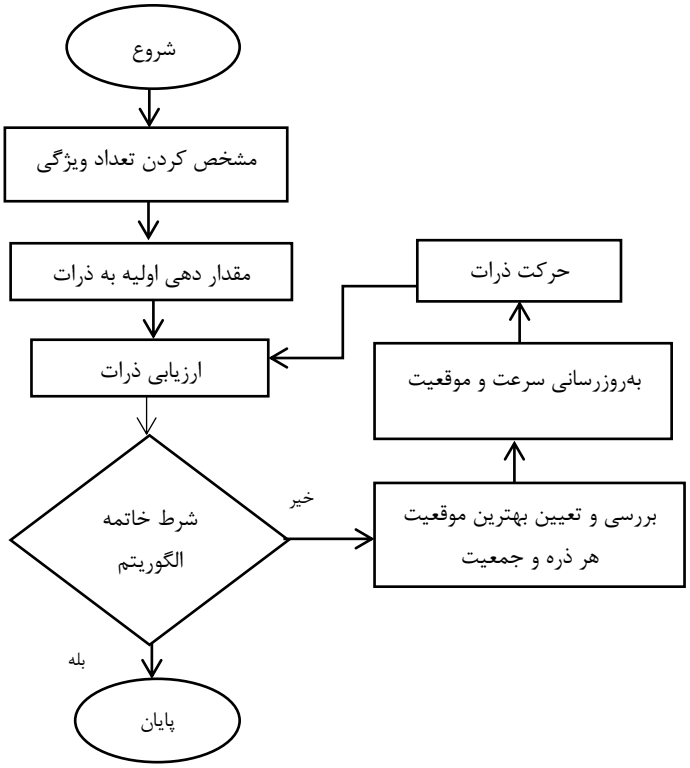
هنوز هم از این ویژگی‌ها برای پیش‌بینی استفاده می‌شود، در این مطالعه نیز هدف پیش‌بینی بیماری آلزایمر با استفاده از ویژگی‌هایی است که در مجموعه داده OASIS2 موجود است.

روش کار

در این مطالعه از ترکیب الگوریتم شبکه عصبی عمیق و الگوریتم بهینه‌ساز ازدحام ذرات (Particle Swarm Optimization Algorithm) PSO برای انتخاب ویژگی مؤثر در تشخیص بیماری استفاده شده است. در این روش تابع ارزیابی الگوریتم PSO، میزان دقت شبکه عصبی عمیق است. در شکل ۱ فلوچارت روش پیشنهادی نشان داده شده است.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.13]

در مرحله آموزش از ترکیب این دو روش استفاده می‌شود تا ویژگی‌های مناسب با دقت بالای شبکه عصبی به دست آید، اما در مرحله آزمایش ویژگی‌های استخراجی مشخص شده است و این ویژگی‌ها از داده‌های آزمون انتخاب می‌شوند و به شبکه عصبی عمیق داده می‌شوند.



شکل ۱: فلوچارت روش پیشنهادی

روش یادگیری عمیق

یادگیری عمیق شاخه‌ای نوین از الگوریتم‌های یادگیری ماشین است که مفاهیم سطح بالا را به کمک یادگیری روابط ریاضیاتی (خطی/غیرخطی) موجود بین لایه‌های ورودی و خروجی، در سطوح و لایه‌های مختلف مدل می‌کند. در واقع این لایه‌ها سلسله‌ای از مفاهیمی را شکل می‌دهند که شبکه عصبی عمیق وظیفه یادگیری این مفاهیم را دارد [۱۹]. ساختار مدل‌های یادگیری عمیق شامل چندین لایه است که لایه ابتدایی و انتهایی، لایه‌های ورودی و خروجی مدل‌های عمیق محسوب می‌شوند که مسئولیت دریافت داده‌های ورودی و ارائه خروجی نهایی مدل را برعهده دارند؛ وظیفه لایه‌های میانی مدل‌های عمیق نیز که در بین لایه‌های ورودی و خروجی قرار دارند، شناسایی الگوهای داده‌ها است. به منظور آموزش مدل‌های یادگیری عمیق، می‌توان از هر چهار رویکرد آموزش یادگیری ماشین یعنی یادگیری نظارت شده، یادگیری بدون نظارت، یادگیری نیمه نظارت شده و یادگیری تقویتی استفاده کرد.

شبکه عصبی عمیق به شبکه‌هایی گفته می‌شود که بیش از یک لایه میانی داشته باشند. هر چه تعداد لایه‌های میانی بیشتر باشد، عمق شبکه بیشتر می‌شود. همان‌طور که گفته شد، شبکه‌های عصبی عمیق با هدف کشف الگوهای پیچیده از داده‌ها به وجود آمده‌اند. از شبکه عصبی عمیق برای کاربردهایی چون دسته‌بندی و خوشه‌بندی استفاده می‌شود و به دلیل ساختاری که دارد، یادگیری تقویتی را نیز شامل می‌شود. از رایج‌ترین الگوریتم‌های یادگیری عمیق می‌توان مدل پرسپترون چندلایه (Multilayer Perceptrons)، شبکه عصبی کانولوشن (Convolutional Neural Networks)، شبکه عصبی بازگشتی (Recurrent Neural Networks) و شبکه‌های باور عمیق (Deep Belief Networks) [۲۰] نام برد. از شبکه‌های عصبی کانولوشن برای تشخیص الگو و توصیف تصاویر استفاده می‌شود، معماری‌های گوناگونی برای شبکه‌های عصبی کانولوشن ارائه شده که می‌توان شبکه‌های AlexNet، VGGNet، GoogLeNet، ResNet، MobileNet ، YOLO و UNET [۲۱] را نام برد.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.13]

مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی یازدهم، شماره اول، سال ۱۴۰۳، ص ۷۱-۶۰
doi: 10.34172/jhbmi.2024.13
مرکز تحقیقات انفورماتیک پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی کرمان

از شبکه عصبی بازگشتی نیز برای داده‌های سری زمانی و از شبکه‌های باور عمیق نیز برای تشخیص تصویر، تشخیص ویدئو و ضبط حرکت داده‌ها استفاده می‌شود. ورودی شبکه‌های پرسپیترون ویژگی‌های استخراج شده از تصاویر یا داده‌های آماری [۲۲] است. به همین دلیل در مطالعه حاضر برای دستیابی به نتایج دلخواه از شبکه چندلایه بهره گرفته شده است.

معماری مدل شبکه ارائه شده در این روش

شبکه معماری عمیق از ۴ لایه مخفی تشکیل شده است. لایه اول دارای ۳۲ نورون و ۱۱ ورودی به تعداد ویژگی‌ها است. در لایه دوم ۱۶ نورون ، لایه سوم ۸ نورون و لایه چهارم ۴ نورون دارند و لایه آخر خروجی نهایی شبکه را نشان می‌دهد. بعد از هر لایه اصلی یک لایه، Batchnormalization به منظور تسریع و پایداری شبکه عصبی عمیق قرار داده شده است. این لایه عملیات استانداردسازی و نرمال‌سازی ورودی هر لایه را انجام می‌دهد. همچنین از لایه‌های Dropout برای جلوگیری از مشکل بیش‌برازش بعد از هر لایه استفاده شده است. تابع ضرر شبکه MSE (Mean Squared Error) و بهینه‌ساز مدل SGD (Stochastic gradient descent) در نظر گرفته شده است. آموزش و آزمون داده‌ها در ۱۰۰ ایپاک تنظیم شده است.

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

الگوریتم بهینه‌ساز ازدحام ذرات [۲۳]، یک الگوریتم جستجوی جمعی است که اولین بار در سال ۱۹۹۵ ارائه شده است. این الگوریتم بر مبنای رفتار اجتماعی پرندگان مدل شده است. گروهی از پرندگان به صورت تصادفی در فضایی به دنبال غذا هستند و غذا در فضای جستجو محدود است. هر راه حل در این فضا را ذره گویند. در الگوریتم بهینه‌ساز ازدحام ذرات هر ذره یک مقدار شایستگی دارد که توسط تابع شایستگی مقدار آن محاسبه می‌شود. هر چه به هدف نزدیک‌تر شود، مقدار تابع بیشتر خواهد شد. هر ذره یک سرعت دارد که حرکت ذره را هدایت می‌کند. در هر مرحله ذرات بهینه، برای ادامه حرکت در فضای مسئله دنبال می‌شوند.

در الگوریتم ابتدا موقعیت ذرات (X_i) و سرعت آنان (V_i) تصادفی انتخاب می‌شوند، سپس در هر گام بهترین موقعیتی که ذرات به آن رسیده‌اند (pbest)، ذخیره می‌شود. علاوه بر آن بهترین موقعیتی که تاکنون از اولین نسل تا مرحله مورد بررسی به دست آمده (gbest) نیز ذخیره می‌شود.

مقدار ذرات با استفاده از معادله ۱ و ۲ به روز رسانی می‌شوند.

$$X^i(t+1) = X^i(t) + V^i(t+1) \quad (۱)$$

$$V^i(t+1) = wV^i(t) + c_1 r_1 \left(pbest^i - X^i(t)\right) + c_2 r_2 (gbest - X^i(t)) \quad (۲)$$

مقدار r_1 و r_2 عدد تصادفی بین صفر و یک، w ، c_1 و c_2 مقدار ثابت هستند.

در شکل ۲ فلوچارت الگوریتم PSO نشان داده شده است.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.13]

۱. مقدار دهی اولیه
- مقدار دهی اولیه X_i تصادفی
- مقدار دهی اولیه V_i تصادفی
- محاسبه تابع شایستگی $f(X_i)$
- مقدار دهی $pbest_i = X_i$
- مقدار دهی gbest با بهترین مقدار X_i

۲. مراحل زیر تا زمان شرط توقف تکرار شود:
- به روز رسانی V_i^t و X_i^t با استفاده از معادله (۱)و (۲)
- ارزیابی تابع شایستگی $f(X_i^t)$
- اگر $f(pbest_i) < f(X_i^t)$ انگاه $pbest_i = X_i^t$
- اگر $f(gbest) < f(X_i^t)$ انگاه $gbest = X_i^t$

شکل ۲: فلوچارت الگوریتم PSO

در این مطالعه تعداد جمعیت ۵۰ و ۲۰ نسل بررسی شده است. مقدار پارامترهای الگوریتم PSO در این مطالعه w=۰/۷۲۹۸ و $c_1 = c_2$ =۱/۴۹۶۲ منظور شده است.

مجموعه داده

در این پژوهش از مجموعه داده‌های OASIS2 [۶] استفاده شده است. این مجموعه داده شامل داده‌های تصویربرداری عصبی و اطلاعات بالینی از افراد مبتلا و سالم است. این مجموعه شامل داده‌های استخراج شده از اطلاعات بالینی و تصاویر مغزی افراد در طول زمان است. در این مجموعه داده، افراد به سه گروه سالم، بیمار و فرد بیمارشده تقسیم می‌شوند. منظور از فرد بیمار شده، فردی است که در ابتدای بررسی آلزایمر نداشته؛ اما در طی چندماه بعد دچار شده است. این افراد دارای محدوده سنی از ۶۰ تا ۹۶ سال و راست دست(R) هستند. مجموعه داده شامل ۱۵۰ نفر، زن و مرد، که بیش از دو بار در جلسات اسکن شرکت کرده‌اند. در مجموعه با تعداد بررسی‌های مختلف ۳۷۳ نمونه جمع‌آوری شد. هر سطر در مجموعه داده شامل ۱۲ ویژگی و ۱ خروجی است. ویژگی‌های ورودی شامل تعداد بررسی بیمار، فاصله از MR قبلی، جنسیت، دست راست یا چپ بودن، سن، سال جمع‌آوری داده، وضعیت اقتصادی –اجتماعی، حجم برآورد شده داخل جمجمه، حجم نرمال شده کل مغز، ضریب مقیاس‌پذیری اطلس، نمره ارزیابی صحت آزمون کوتاه وضعیت ذهنی، رتبه‌بندی سطح کارکرد حافظه (مقدار بین ۰ تا ۳ است که پزشک بر اساس سابقه و آزمایش‌ها نسبت می‌دهد. هرچه به ۳ نزدیک‌تر می‌شود شدت بیماری بیشتر است). در جدول ۱ اطلاعات آماری ویژگی‌های مجموعه داده OASIS2 تشریح شده است.

پیش پردازش داده‌ها

گاهی یک الگوریتم یادگیری ماشین برای آموزش با مشکل توزیع نامتعادل داده‌ها روبه‌رو است، این اتفاق زمانی رخ می‌دهد که تعداد نمونه‌ها در یکی از کلاس‌ها بسیار کمتر یا بیشتر از سایر کلاس‌ها باشد. در تکنیک‌های یادگیری ماشین، مانند درخت تصمیم کلاس‌های اقلیت نادیده گرفته می‌شود. برای جلوگیری از این اتفاق، تکنیک‌های متعددی از جمله بیش‌نمونه‌گیری (oversampling) استفاده می‌شود.

یکی از روش‌های رایج نمونه‌برداری تکنیک بیش‌نمونه‌گیری اقلیت ترکیبی (Synthetic Minority Oversampling Technique) SMOTE [۲۴] است. این الگوریتم برای کلاس اقلیت، نمونه‌های جدیدی در همسایگی نمونه‌های موجود در این کلاس تولید می‌کند. از آنجایی که در این مطالعه تعداد نمونه‌های موجود در کلاس‌ها به علت محدود بودن نمونه‌ها نامتعادل است، به منظور متعادل‌سازی داده‌ها

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.13]

مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی یازدهم، شماره اول، سال ۱۴۰۳، ص ۷۱-۶۰
doi: 10.34172/jhbmi.2024.13
مرکز تحقیقات انفورماتیک پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی کرمان

در کلاس از روش SMOTE برای نمونه‌گیری استفاده شده است با در نظر گرفتن تعداد نمونه‌های گروهی که بیشینه اعضا را دارد، شروع به ساخت نمونه‌هایی مشابه نمونه‌های موجود در سایر کلاس‌ها می‌کند. پس از اجرای تابع تعداد اعضای سایر گروه‌ها به اندازه گروه بیشینه می‌شود.

جدول ۱: اطلاعات ویژگی‌های مجموعه داده OASIS2

نام ویژگی	توضیحات	میانگین	انحراف معیار
تعداد بررسی بیمار	Visit	۲	۱
فاصله از MR قبلی	MR Delay	۵۹۵ روز	۶۳۵
جنسیت	Gender	-	-
راست یا چپ بودن دست	Hand	-	-
سن	Age	۷۷/۱۰	۷/۸
سال جمع آوری داده	Years of education (EDUC)	۱۴/۵	۲/۸
وضعیت اقتصادی-اجتماعی که توسط شاخص موقعیت اجتماعی هالینگزهد ارزیابی شده	Socio Economic Status (SES)	۲/۳	۱/۰۷
امتیاز آزمون کوتاه وضعیت ذهنی	Mini Mental State Examination (MMSE)	۲۷/۵۴۳۶	۳/۵۲
ضریب مقیاس پذیری اطلس	Factor Scaling Atlas (ASF)	۱/۲۰	۰/۱۳
حجم کل داخل جمجمه تخمین زده شده	Estimated Total Intracranial Volume (eTIV)	۱/۴۵	۰/۱۷۶
حجم کل مغز نرمال شده	Normalize Whole Brain Volume (nWBV)	۰/۷۳	۰/۰۳
رتبه‌بندی سطح کارکرد حافظه	Clinical Dementia Rating (CDR)	-	-

نتایج

مدل‌های مختلف شبکه عصبی در این مطالعه مورد بررسی قرار گرفت. نتایج با روش‌های یادگیری ماشین نیز مقایسه شده است. برای ارزیابی دقت روش، چند معیار مورد بررسی قرار گرفت.

$$\text{Accuracy}=\frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (۳)$$

$$\text{precision}=\frac{TP}{TP+FP} \quad (۴)$$

$$\text{Recall}=\frac{TP}{TP+FN} \quad (۵)$$

$$\text{F1 score}=\frac{2*TP}{2TP+FP+FN} \quad (۶)$$

در معادله‌ها TP (True Positives) مواردی است که درست شناسایی شده، FP (False Positives) اشتباه شناسایی شده، (True Negatives) TN به درستی رد شده و FN (False Negatives) اشتباه رد شده است.

برای استفاده از شبکه عمیق داده افزایی با روش SMOTE انجام شده است. ویژگی دست راست یا چپ بودن حذف شد، چون تمام افراد مورد بررسی دست راست هستند. برای ارزیابی روش ترکیبی از یک تا ۱۱ ویژگی هر بار به مدل pso-deep داده شده است، به طور مثال

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.13]

وقتی تعداد ویژگی برابر ۵ است، الگوریتم PSO، از بین ۱۱ ویژگی ۵ ویژگی که دقت بالایی دارند را به دست می‌آورد. در نهایت بهترین تعداد ویژگی که بیشترین دقت را داشته در جدول ۲ نشان داده شده است.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.13]

مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی یازدهم، شماره اول، سال ۱۴۰۳، ص ۷۱-۶۰
doi: 10.34172/jhbmi.2024.13
مرکز تحقیقات انفورماتیک پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی کرمان

ویژگی‌ها شامل ۱- تعداد بررسی بیمار، ۲- فاصله از MR قبلی، ۳- جنسیت، ۴-سن، ۵- سال جمع آوری داده، ۶- وضعیت اقتصادی-اجتماعی، ۷-نمره ارزیابی صحت آزمون کوتاه وضعیت ذهنی، ۸-رتبه‌بندی سطح کارکرد حافظه، ۹- حجم برآورد شده داخل جمجمه، ۱۰- حجم نرمال شده کل مغز، ۱۱- ضریب مقیاس پذیری اطلس است.

مدل‌های مختلف شبکه عمیق نیز مورد بررسی قرار گرفته‌اند. ۷۵ نمونه به صورت تصادفی برای آزمایش انتخاب شده است. در جدول ۲ ساختارهای مختلف، تعداد ویژگی‌های استخراجی برای هر مدل با استفاده از الگوریتم PSO نشان داده شده است. بهترین حالت شبکه عصبی با ۴ لایه مخفی است.

جدول ۲: مقایسه دقت مدل ارائه با ساختارهای مختلف شبکه‌های عصبی

دقت (Accuracy)	تعداد ویژگی استخراجی	روش
۹۳/۳۳	۹	شبکه عصبی با یک لایه
۹۳/۳۳	۸	شبکه عصبی با دو لایه مخفی
۹۲	۳	شبکه عصبی با سه لایه مخفی
۹۷/۳۳	۶	شبکه عصبی با چهار لایه مخفی
۹۶	۷	شبکه عصبی با پنج لایه مخفی

نتایج ویژگی‌های استخراجی در جدول ۳ نشان داده است. به طور مثال با یک ویژگی رتبه‌بندی سطح کارکرد حافظه الگوریتم دقت ۸۴ درصد را به دست آورد. این ویژگی در تمام حالات انتخاب شده است.

در بهترین حالت نیز ۶ ویژگی سن، وضعیت اقتصادی-اجتماعی، نمره ارزیابی صحت آزمون کوتاه وضعیت ذهنی، رتبه‌بندی سطح کارکرد حافظه، حجم برآورد شده داخل جمجمه و حجم نرمال شده کل مغز انتخاب شده‌اند.

جدول ۳: ویژگی‌های استخراجی با مدل ارائه شده

دقت	شماره ویژگی‌های انتخابی	تعداد ویژگی
۸۴	۸	۱
۸۴	۸،۹	۲
۸۶	۷،۸،۹	۲
۸۸	۶،۸،۱۰،۱۱	۴
۹۰	۴،۵،۷،۸،۱۱	۵
۹۷	۴،۶،۷،۸،۹،۱۰	۶
۹۳	۲،۳،۴،۶،۷،۸،۹	۷
۹۶	۲،۳،۴،۶،۷،۸،۹،۱۰	۸
۹۴	۲،۳،۴،۶،۷،۸،۹،۱۰،۱۱	۹
۹۴	۱،۲،۳،۴،۵،۶،۷،۸،۹،۱۰	۱۰

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.13]

بحث و نتیجه‌گیری

آلزایمر یکی از بیماری‌های جدی است که تشخیص سریع و کاهش سرعت روند بیماری بسیار مورد توجه بهداشت جهانی قرار گرفته است. با افزایش سن جمعیت سالمندان، این بیماری در جامعه بیشتر خواهد شد. در این مطالعه از شبکه عصبی عمیق و الگوریتم بهینه‌ساز ازدحام ذرات برای طبقه‌بندی به سه دسته فرد سالم، بیمار و فرد بیمارشده استفاده شده است. الگوریتم بهینه‌ساز ازدحام ذرات برای انتخاب ویژگی به کار رفته و تابع شایستگی این الگوریتم دقت شبکه عصبی عمیق در طبقه‌بندی است. نتایج نشان داد، شش ویژگی سن، وضعیت اقتصادی–اجتماعی، نمره ارزیابی صحت آزمون کوتاه وضعیت ذهنی، رتبه–بندی سطح کارکرد حافظه، حجم برآورد شده داخل جمجمه و حجم نرمال شده کل مغز در تشخیص بیماری مؤثر است. بهترین حالت برای این ساختار با الگوریتم‌های دیگر یادگیری ماشین در جدول ۴ مقایسه شده است.

همان‌طور که در مطالعه Arora و همکاران [۱۶] بیان شده، علت پایین بوده مدل SVM حساسیت این روش به داده افزایی است؛ اما مدل شبکه عمیق هر چه تعداد نمونه‌ها بیشتر باشد، دقت نیز بالاتر است. در مطالعه Dhakal و همکاران [۱۸] نیز از SVM بدون داده افزایی استفاده شده، که دقت ۰/۹۶ درصد بوده است. روش ارائه شده در این پژوهش علاوه بر بهبود دقت، ویژگی‌های مؤثر در تشخیص بیماری را نیز شناسایی کرده است.

جدول ٤: مقایسه روش ارائه شده با سایر الگوریتم‌های یادگیری ماشین

روش	دقت (Accuracy)	پوشش (Recall)	صحت (Precision)	معیار F (F1 score)
SVM [۱۶]	۰/۳۶	۰/۴۰	۰/۱۹	۰/۲۶
Logistic Regression [۱۶]	۰/۵۴	۰/۶۳	۰/۵۷	۰/۷۰
Light GBM [۱۶]	۰/۹۰	۰/۸۰	۰/۸۱	۰/۸۱
Decision Tree [۱۶]	۰/۹۳	۰/۸۵	۰/۸۷	۰/۸۶
Gradient Boost [۱۶]	۰/۹۶	۰/۹۰	۰/۹۳	۰/۹۲
DEEP	۰/۹۳	۰/۸۵	۰/۸۷	۰/۸۶
DEEP-PSO	۰/۹۷	۰/۹۲	۰/۹۴	۰/۹۵

مدل پیشنهادی نتایج خوبی برای تفسیر داده‌های بالینی و اهمیت داده‌ها نشان می‌دهد. استفاده از داده‌افزایی سبب شد تا بتوان با استفاده از شبکه عصبی عمیق که نیاز به داده بیشتر دارد، نتایج خوبی حاصل شود. ترکیب تمام حالات ویژگی کار زمان‌گیر و ناممکن خواهد بود، الگوریتم‌های تکاملی باعث حل بهینه مسئله خواهند بود. استفاده از روش‌های تکاملی مانند روش PSO باعث انتخاب ویژگی‌های مناسب در این مدل شد. الگوریتم PSO به علت همگرایی سریع و تعداد پارامتر کم یک الگوریتم خوب در انتخاب ویژگی است. به عنوان کارهای آتی پیشنهاد می‌گردد خروجی این روش با روش‌هایی که مستقیم با تصویر کار می‌کند ترکیب گردد. از طرفی بزرگ‌ترین مشکل روش شبکه عصبی عمیق حجم داده است چون با داده کم نتایج خوبی نخواهند داشت. برای کار و توسعه مدل‌های جدیدتر نیاز است مجموعه داده بیشتری جمع‌آوری شود.

تعارض منافع

هیچ گونه تعارض منافعی گزارش نشده است.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.13]

مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی یازدهم، شماره اول، سال ۱۴۰۳، ص ۷۱-۶۰
doi: 10.34172/jhbmi.2024.13
مرکز تحقیقات انفورماتیک پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی کرمان

کد اخلاق

این مقاله برگرفته از پایان‌نامه آقای موحدی است که با کد اخلاق IR.SJAU.REC.1403.004 در تاریخ ۱۴۰۳/۰۳/۰۶ در کمیته اخلاق دانشگاه سید جمال اسدآبادی همدان به تصویب رسیده است.

سهم مشارکت نویسندگان

نویسنده اول(پژوهشگر اصلی): مطرح کردن ایده، مشارکت در طراحی مدل، مشارکت در نگارش مقاله(۷۰ درصد)، نویسنده دوم (پژوهشگر همکار) مشارکت در کدنویسی و آماده‌سازی داده (۳۰ درصد).

References

[1]. Castellani RJ, Rolston RK, Smith MA. Alzheimer disease. Dis Mon 2010; 56(9): 484–46. doi: 10.1016/j.disamonth.2010.06.001

[2]. Babacan Yildiz G, Ur Özçelik E, Kolukisa M, Turan Işik A, Gürsoy E, et al. Validity and Reliability Studies of Modified Mini Mental State Examination (MMSE-I) for Turkish Illiterate Patients with Diagnosis of Alzheimer Disease Turkish Journal of Psychiatry 2016 ;27(1): 1-8.

[3]. Mitchell AJ. The Mini-Mental State Examination (MMSE): An Update on Its Diagnostic Validity for Cognitive Disorders. Cognitive Screening Instruments: A Practical Approach. 2013. p. 15-46.

[4]. Veitch DP, Weiner MW, Aisen PS, Beckett LA, Cairns NJ, Green RC, et al. Understanding disease progression and improving Alzheimer's disease clinical trials: Recent highlights from the Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative Alzheimer's & Dementia 2019;15(1):106-52. https://doi.org/10.1016/j.jalz.2018.08.005

[5]. Rathore S, Habes M, Iftikhar MA, Shacklett A, Davatzikos C. A review on neuroimaging-based classification studies and associated feature extraction methods for Alzheimer's disease and its prodromal stages. NeuroImage 2017;155:530-48. https://doi.org/10.1016/j.neuroimage.2017.03.057

[6]. Marcus DS, Fotenos AF, Csernansky JG, Morris JC, Buckner RL. Open access series of imaging studies: longitudinal MRI data in nondemented and demented older adults. Journal of Cognitive Neuroscience 2010;22(12):2677-84.

[7]. Sowan B, Eshtay M, Dahal K, Qattous H, Zhang L. Hybrid PSO feature selection-based association classification approach for breast cancer detection. Neural Computing and Applications 2023;35(7):5291-317. https://doi.org/10.1007/s00521-022-07950-7

[8]. Yun F, Dong H, Liang C, Weimin T, Chao T. Feature selection of XLPE cable condition diagnosis based on PSO-SVM. Arabian Journal for Science and Engineering 2023;48(5):5953-63. doi: 10.1007/s13369-022-07175-9

[9]. Salehi AW, Baglat P, Sharma BB, Gupta G, Upadhya A. A CNN model: earlier diagnosis and classification of Alzheimer disease using MRI. International Conference on Smart Electronics and Communication (ICOSEC) 2020 Sep 10; Trichy, India: IEEE; 2020. pp. 156-61. doi: 10.1109/ICOSEC49089.2020.9215402

[10]. Taghavizadeh M, Nooshyar M, Akbarimajd A, Shahalinejad S. Automatic and Accurate Diagnosis of Alzheimer's Disease from MRI Images Improved by Deep Convolutional Neural Network. Journal of Health and Biomedical Informatics 2024; 10(4): 32663. [In Persian] doi:10.34172/jhbmi.2024.01

[11]. Nawaz A, Anwar SM, Liaqat R, Iqbal J, Bagci U, Majid M. Deep convolutional neural network based classification of Alzheimer's disease using MRI data. 23rd International Multitopic Conference (INMIC); 2020 Nov 5; Bahawalpur, Pakistan: IEEE; 2020. p. 1-6. doi: 10.1109/INMIC50486.2020.9318172

[12]. Lei B, Liang E, Yang M, Yang P, Zhou F, Tan EL, et al. Predicting clinical scores for Alzheimer's disease based on joint and deep learning. Expert Systems with Applications 2022;187:115966. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2021.115966

[13]. Pious AE, Sridevi UK. A Novel Segment White Matter Hyperintensities Approach for Detecting Alzheimer. Computer Systems Science and Engineering 2023; 44(3): 2715-26. https://doi.org/10.32604/csse.2023.026582

[14]. Aruna SK, Chitra S. Machine learning approach for identifying dementia from MRI images. International Journal of Computer and Information Engineering 2016;9(3):881-8.

[15]. Ramírez J, Górriz JM, Salas-Gonzalez D, Romero A, López M, Álvarez I, et al. Computer-aided diagnosis of Alzheimer's type dementia combining support vector machines and discriminant set of features. Information Sciences 2013;237:59-72. https://doi.org/10.1016/j.ins.2009.05.012

[16]. Arora A, Gourisaria MK, Chatterjee R. Classification and Analysis of Dementia using Machine Learning Algorithms. In2022 IEEE International Conference on Electronics, Computing and Communication Technologies; 2022 Jul 8-10; Bangalore, India: IEEE; 2022. p. 1-6. doi: 10.1109/CONECCT55679.2022.9865789

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.13]

[17]. Battineni G, Chintalapudi N, Amenta F. Machine learning in medicine: Performance calculation of dementia prediction by support vector machines (SVM). Informatics in Medicine Unlocked 2019;16:100200. https://doi.org/10.1016/j.imu.2019.100200
[18]. Dhakal S, Azam S, Hasib KM, Karim A, Jonkman M, Al Haque AF. Dementia prediction using machine learning. Procedia Computer Science 2023;219:1297-308. https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.01.414
[19]. Buduma N, Buduma N, Papa J. Fundamentals of deep learning. O'Reilly Media, Inc; 2022.
[20]. Naskath J, Sivakamasundari G, Begum AA. A study on different deep learning algorithms used in deep neural nets: MLP SOM and DBN. Wireless Personal Communications 2023;128(4):2913-36.
[21]. Patel S. A comprehensive analysis of Convolutional Neural Network models. International Journal of Advanced Science and Technology 2020;29(4):771-7.
[22]. Popescu MC, Balas VE, Perescu-Popescu L, Mastorakis N. Multilayer perceptron and neural networks. WSEAS Transactions on Circuits and Systems 2009; 8: 579-88.
[23]. Jain M, Saihjpal V, Singh N, Singh SB. An overview of variants and advancements of PSO algorithm. Appl Sci 2022; 12(17): 8392. https://doi.org/10.3390/app12178392
[24]. Blagus R, Lusa L. SMOTE for high-dimensional class-imbalanced data. BMC Bioinformatics 2013;14:1-6.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]

[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.13]