Check for updates

Original Article

Journal of Health and Biomedical Informatics
Medical Informatics Research Center
2024; 10(4): 326-336
10.34172/jhbmi.2024.01

Automatic and Accurate Diagnosis of Alzheimer's Disease from MRI Images Improved by Deep Convolutional Neural Network

Taghavizadeh Mahsa[1], Nooshyar Mehdi[2], Akbarimajd Adel[3], Shahalinejad Sahand[4*]

• **Received:** 10 Sep 2023 • **Accepted:** 16 Dec 2023

Introduction: Identifying and diagnosing Alzheimer's disease in brain tissue is one of the serious challenges of identification in the field of medical image processing. Currently, MRI is the most common way to diagnose Alzheimer's among the imaging methods. Failure to correctly identify the involved tissue can lead to misdiagnosis as healthy brain tissue. Deep learning algorithm extracts useful information as a process of detecting relevant features. In this research, we decided to use convolutional neural network in processing medical images so that we can perform diagnosis with better accuracy compared to previous works.

Method: Using the designed convolutional neural network, the features of MRI T_1 images have been extracted. Alzheimer's images have been analyzed using Matlab2023a software and the intended outputs have been obtained.

Results: Brain Alzheimer's T_1 images have been analyzed after pre-processing and entering the designed deep neural network, and in the output of the proposed algorithm, the identification accuracy and identification speed of the algorithm with the improvement of super parameters were higher compared to other common methods, which accuracy was 96% and 100% sensitivity in identification.

Conclusion: The purpose of the deep learning model is to make image data with large dimensions and a large number in an understandable form for machines. It is expected that in the future feature extraction will be done more accurately and more details will be available to machine vision systems to recognize objects in the image.

Keywords: Alzheimer's disease, convolutional neural network, deep learning, MRI images

• **Citation:** 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): 326-63. [In Persian] doi: 10.34172/jhbmi.2024.01

1. M.S.c in Mecatronic Engineering, Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran
2. Ph.D in Communication Science, Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran
3. Ph.D in Control Engineering, Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran
4. M.S.c in Biomedical Engineering, Faculty of Electrical and Computer Engineering, Urmia Graduate Institute of Electrical Engineering, Urmia, Iran

***Corresponding Author:** Sahand Shahalinejad
Address: Faculty of Electrical and Computer Engineering, Vice-Chancellor of Education, Mohaghegh Ardabili University, University Street, Ardabil
• **Tel:** 09147081855 • **Email:** m.s.shahalinejad@urumi.ac.ir

© 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.2024.01]

مقاله پژوهشی

مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی
مرکز تحقیقات انفورماتیک پزشکی
دوره دهم شماره چهارم. ص ۳۳۶-۳۲۶. ۱۴۰۲
10.34172/jhbmi.2024.01

تشخیص خودکار و دقیق بیماری آلزایمر از روی تصاویر MRI به وسیله شبکه عصبی کانولوشنی عمیق بهبود یافته

مهسا تقوی‌زاده[۱]، مهدی نوشیار[۲]، عادل اکبری مجد[۳]، سهند شاهعلی‌نژاد[۴*]

• دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۶/۱۹ • پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۹/۲۵

مقدمه: شناسایی و تشخیص بیماری آلزایمر موجود در بافت مغز از چالش‌های جدی شناسایی در حوزه پردازش تصاویر پزشکی است. در حال حاضر MRI، متداول‌ترین راه تشخیص آلزایمر در بین روش‌های تصویربرداری می‌باشد. عدم شناسایی صحیح بافت درگیر می‌تواند منجر به تشخیص نادرست به عنوان بافت سالم مغزی شود. الگوریتم یادگیری عمیق به عنوان فرآیند تشخیص ویژگی‌های مرتبط، اطلاعات مفید را استخراج می‌کند؛ لذا این پژوهش سعی دارد با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنال در پردازش تصاویر پزشکی با دقت بهتری، نسبت به کارهای گذشته در تشخیص، انجام دهد.

روش: با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی طراحی شده استخراج ویژگی‌های تصاویر T_1 MRI صورت گرفته است. تصاویر آلزایمر با استفاده از نرم افزار Matlab2023a تحلیل شده‌اند و خروجی‌های مد نظر حاصل شده‌اند.

نتایج: تصاویر آلزایمر مغزی T_1 پس از پیش پردازش و ورود به شبکه عصبی عمیق طراحی شده، مورد بررسی قرار گرفته‌اند که در خروجی حاصل از الگوریتم پیشنهادی، دقت شناسایی و سرعت شناسایی الگوریتم با بهبود ابر پارامترها در مقایسه با سایر روش‌های معمول بالاتر بود که دقت ۹۶٪ و حساسیت ۱۰۰٪ در شناسایی ارائه کرده است.

نتیجه‌گیری: هدف از الگوی یادگیری عمیق این است که داده‌های تصویری با ابعاد بزرگ و تعداد زیاد به شکل قابل فهم برای ماشین‌ها درآیند. انتظار می‌رود در آینده استخراج ویژگی با دقت بیشتری انجام شود و جزئیات بیشتری جهت بازشناسی اشیاء در تصویر، در اختیار سیستم‌های بینایی ماشین قرار گیرد.

کلید واژه‌ها: بیماری آلزایمر، شبکه عصبی کانولوشن، یادگیری عمیق، تصاویر MRI

•ارجاع: تقوی زاده مهسا، نوشیار مهدی، اکبری مجد عادل، شاهعلی نژاد سهند. تشخیص خودکار و دقیق بیماری آلزایمر از روی تصاویر MRI به وسیله شبکه عصبی کانولوشنی عمیق بهبود یافته. مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی. ۱۴۰۲؛ ۱۰(۴): ۳۶-۳۲۶. doi: 10.34172/jhbmi.2024.01

۱. کارشناسی ارشد مکاترونیک، گروه مهندسی برق و کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران
۲. دکترا مخابرات سیستم، گروه مهندسی برق و کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران
۳. دکترا رباتیک، گروه مهندسی برق و کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران
۴. کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی، گروه مهندسی پزشکی، مؤسسه آموزش عالی ارومیه، ارومیه، ایران

*** نویسنده مسئول:** سهند شاهعلی نژاد
آدرس: اردبیل، خیابان دانشگاه، دانشگاه محقق اردبیلی، معاونت آموزشی، دانشکده فنی و مهندسی
•شماره تماس: ۰۹۱۴۷۰۸۱۸۱۸۵۵ • **Email:** m.s.shahalinejad@urumi.ac.ir

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.01]

مقدمه

آلزایمر یک بیماری عصبی است که بر مغز تأثیر می‌گذارد و موجب مرگ سلول‌های مغزی می‌شود که از دست رفتن حافظه و نیروی شناخت را به دنبال خواهد داشت [۱]. علائم این بیماری ابتدا خفیف است؛ اما به مرور شدیدتر می‌شود. اصلی‌ترین ویژگی این بیماری این است که، ارتباط بین نورون‌های عصبی از بین می‌رود و اطلاعات نمی‌توانند به‌راحتی بین مناطق مختلف مغز و همچنین بین عضلات و اندام‌ها عبور کنند [۲]. برای همین است که علاوه بر مشکلات مغزی، مثل کاهش حافظه، سایر مشکلات رفتاری و حرکتی هم به وجود خواهند آمد. آلزایمر شایع‌ترین علت زوال عقل در افراد ۶۵ ساله و بالاتر است، هر چند آلزایمر زود هنگام با شیوع کمتر می‌تواند بسیار زودتر از این سن رخ دهد [۳].

در سال ۲۰۰۶ میلادی، ۲۶ میلیون نفر در جهان به این بیماری مبتلا بودند و پیش‌بینی می‌شود که تا سال ۲۰۵۰ میلادی از هر ۸۵ نفر یک نفر مبتلا به آلزایمر وجود داشته باشد. بیماری آلزایمر یک بیماری پیشرونده، تحلیل برنده مغز بوده که باعث مختل شدن شدید فکر و حافظه می‌شود. علائم این بیماری با از دست دادن قدرت حفظ اطلاعات به خصوص حافظه موقت در دوران پیری آغاز شده و به تدریج با از دست دادن قدرت تشخیص زمان، افسردگی، از دست دادن قدرت تکلم، گوشه‌گیری و سرانجام مرگ به پایان می‌رسد. مرگ پس از پنج تا ده سال از بروز علائم اتفاق می‌افتد؛ اما بیماری حدود بیست سال قبل از ظهور علائم آغاز شده است. باید توجه کرد که در مواردی این بیماری قابل پیشگیری است [۴]. بین سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۴، مرگ ناشی از سکته مغزی، بیماری قلب و سرطان پروستات به ترتیب ۲۱٪، ۱۴٪ و ۹٪ کاهش یافت، در حالی که مرگ و میر ناشی از آلزایمر ۸۹٪ افزایش یافته است [۷-۵].

برای تشخیص بیماری آلزایمر و افتراق آن از بیماری‌های دیگر، پزشکان نیاز به بررسی کامل وضعیت سلامت جسمی و روانی بیمار دارند. این بررسی شامل گرفتن شرح‌حال کامل و دقیق از بیمار، تهیه یک لیست از داروهای مصرفی او و معاینه دقیق قلب، ریه و سیستم عصبی است [۸،۹]. برای این که آلزایمر قطعاً تشخیص داده شود از راهکارهای مختلفی استفاده می‌شود. انجام دادن یک آزمایش اولیهٔ خون و در صورت نیاز آزمایش‌های تکمیلی خون الزامی است [۱۰]. از سویی دیگر نقش هوش مصنوعی در تشخیص آلزایمر را می‌توان بیان کرد که امروزه بیشترین استفاده را در تشخیص بیماری‌های مختلف از جمله آلزایمر دارند، هوش مصنوعی می‌تواند با استفاده از روش‌های مختلف، نظیر تحلیل تصاویر مغز، بررسی الگوهای گفتار و زبان و ارزیابی علائم رفتاری، نشانه‌های اولیه آلزایمر را شناسایی کند. هوش مصنوعی در تشخیص آلزایمر می‌تواند پزشکان را در تعیین درجه شدت بیماری و انتخاب روش درمان مناسب راهنمایی کند. همچنین پتانسیل بالایی در تشخیص زودهنگام آلزایمر دارد و می‌تواند به پیشگیری و کنترل این بیماری چالش‌برانگیز کمک شایانی نماید.

در روش‌های سنتی معمولاً سه مرحله جمع‌آوری داده‌ها، پیش پردازش و تجزیه و تحلیل داده‌ها به چشم می‌خورند. به طور خاص مطالعات اغلب بر روی داده‌های MRI متمرکز شده‌اند، که با استفاده از پایگاه‌های داده‌ای با دسترسی آزاد هستند اتفاق می‌افتند، سپس داده‌های MRI با استفاده از تکنیک‌های آماری مانند آنالیز فوریه و رگرسیون، تمیز و پیش پردازش می‌شوند. این مراحل پیش پردازش عمدتاً توسط بسته‌های نرم‌افزاری مانند SPM12، FSL، انجام می‌شوند. به عنوان مثال، مطالعه ای توسط Koch و همکاران به منظور کنترل‌های بهنجار شناختی مغزی در شناسایی بیماری آلزایمر انجام شد دارای دقت ۹۵/۲٪ طبقه‌بندی برای دو کلاس بود [۱۱].

در مطالعه‌ای دیگر برای طبقه‌بندی مغزهای دارای آلزایمر و مغزهای سالم یک رویکرد مبتنی بر یادگیری عمیق (Deep Learning) توسط Zhang و Wang ارائه شد، استراتژی پیشنهادی آن‌ها برای تشخیص آلزایمر و مراحل اولیه آن، شامل یک رمزگذار خودکار، یک لایه بهبود یافته از ساختار شبکه و حداقل نمونه‌های یادگیری برچسب‌گذاری شده بود که با دقت ۸۸/۵۸٪ اقدام به طبقه‌بندی نمودند [۱۲]. یک روش ترکیبی یادگیری عمیق چند کلاسه برای تشخیص آلزایمر توسط Bhatkoti Pushkar ارائه شد. آن‌ها برای یافتن نواحی تخریب غیرفعال مغز، از طبقه‌بندی خودکار رمزگذار K-Sparse(KSA) بهبود یافته استفاده کردند. آزمایش‌ها با استفاده از ۱۵۰ تصویر MRI و همچنین تصاویر هسته‌ای مغزی انجام شد. نتایج گزارش‌شده نشان داد طبقه‌بندی با دقت ۸۳/۱۴۳٪ صورت گرفته است [۱۳].

یک چارچوب مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنال (Convolutional Neural Network) برای تشخیص آلزایمر که از تصاویر MRI و (Positron Emission PET(Tomography استفاده می‌کرد، توسط Chiyu و همکاران ارائه شد که در این تحقیق، برای بهبود نتایج روش پیشنهاد شده، برای بررسی کامل اطلاعات تصاویر مغزی بر روی

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.01]

اطلاعات مکانی حاصل از الگوهای استخراج شده توسط شبکه تمرکز شده است. این رویکرد با استفاده از تکنیک تصویربرداری عصبی آلزایمر آزمایش شد. طبقه‌بندی آلزایمر در سه کلاس با دقت تشخیص ۹۴/۸۲٪، ۸۶/۳۶٪ و ۶۵/۳۵٪ بود [۱۴].

Islam و همکاران یک شبکه عمیق مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنال را در تلاش برای شناسایی آلزایمر و طبقه‌بندی مراحل آن پیشنهاد نمودند. تکنیک آن‌ها از سه لایه کانولوشن عمیق تشکیل شده است که هر کدام ساختار کمی متفاوت دارند. دقت بررسی آن‌ها، به ۹۳/۱۸٪ بود [۱۵]. در مطالعه دیگری، یک چارچوب چند مدله عمیق شبکه کانولوشنال برای تقسیم‌بندی خودکار هیپوکامپ و طبقه‌بندی آلزایمر توسط Liu و همکاران پیشنهاد شده است. در این روش ابتدا یک مدل عمیق عصبی برای تقسیم بندی هیپوکامپ استفاده سپس، با استفاده از ناحیه تقسیم شده هیپوکامپ به عنوان نقطه شروع، یک شبکه سه بعدی متراکم برای یادگیری ویژگی‌های تصویر متمایز طبقه‌بندی بیماری‌ها ایجاد شد و به دقت ۸۸/۹٪، رسید [۱۶].

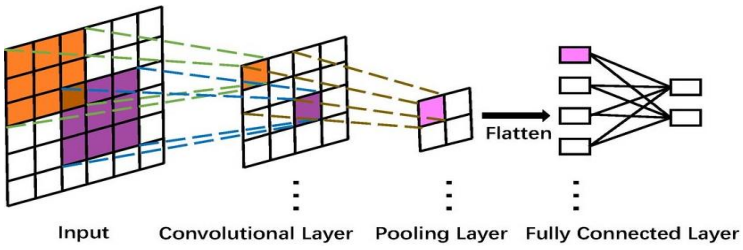
در مطالعه حاضر، تکنیک پیشنهادی استفاده از شبکه عصبی کانولوشنال در تجزیه و تحلیل تصاویر پزشکی است که در سال‌های اخیر به یک روند در تحقیقات پزشکی تبدیل شده است که با تشخیص دقیق و زود هنگام باعث پیشبرد دقیق روش‌های هوشمند برای مطالعه بیشتر بیماری آلزایمر می‌شود.

روش

مهم‌ترین لایه‌های شبکه عصبی کانولوشنال طراحی شده در تشخیص آلزایمر

معماری شبکه عصبی کانولوشن طراحی شده از چندین نوع لایه اصلی تشکیل شده است:

- لایه کانولوشن
- لایه Pooling
- لایه تماماً متصل



شکل ۱: لایه‌های اصلی شبکه عصبی کانولوشنال

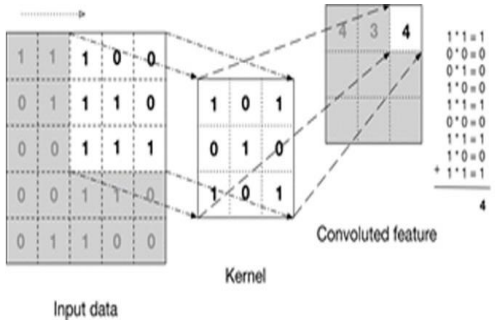
لایه کانولوشن

هر لایه در ساختار شبکه کانولوشن یک جزء اساسی است و کاری مجزا از دیگر لایه‌ها را انجام می‌دهد که این عملیات ترکیبی از عملیات خطی و غیر خطی می‌باشد که این عملیات‌ها شامل کانولوشن و تابع فعالسازی است که منجر به استخراج ویژگی می‌شود [۱۷]. لایه کانولوشن منجر به یافتن الگوهای خاص در تصویر باتوجه به فیلتر تعیین شده می‌شود. در شبکه عصبی استفاده شده، با استفاده از رابطه (۱):

$$X_{ij} = \sum_{a=0}^{m-1} \sum_{b=0}^{m-1} w_{ab}\, y^{l-1}(i+a)(j+b) \qquad (۱)$$

که در رابطه فوق، (m) سایز فیلتر (w) وزن بین نورون‌های i,j در نظر گرفته شده است. جستجو در تصویر برای یافتن تنها یک الگو منجر به نتایج خوبی نمی‌شود و باعث می‌شود شبکه از لحاظ کارایی محدود باشد. برای حل این مشکل، نیاز است که لایه کانولوشنی چندین فیلتر داشته باشد. هریک از فیلترها به تنهایی یک الگوی خاص داشته باشند و خروجی لایه کانولوشنی مجموعه‌ای از الگوهای مختلف باشد [۱۸].

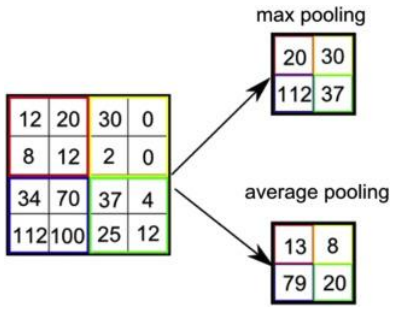
[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.01]



شکل ۲: نحوه نگاشت ویژگی در لایه کانولوشن

لایه Pooling

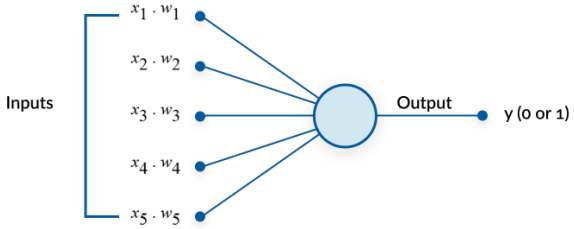
همانند لایه کانولوشـــنال، لایه Pooling وظیفه کاهش اندازه فضایی ویژگی را دارد. این کار بـرای کاهـش تـوان محـاسباتی مورد نیاز برای پردازش داده‌ها با کاهش ابعاد است [۱۹].



شکل ۳: عملکرد لایه Pooling

لایه تماماً متصل

در لایه کاملاً متصـل، هر گره در لایه خروجی مستقیماً به یک گره در لایه قبلی متصل می‌شود. این لایه وظیفه طبقه‌بندی را بر اســـاس ویژگی‌های اســـتخراج شـــده از لایه‌های قبلی و فیلترهای مختلف آن‌ها انجام می‌دهد [۲۰].



شکل ٤: شماتیک سلول عصبی برای تولید بردار نتیجه نهایی

بهبود ابر پارامترها

برای بهبود ابر پارامترها در یادگیری شبکه، ویژگی‌ها از لایه‌های اولیه شبکه آموزش دیده (وزن لایه منتقل شده) حفظ می‌شود. برای افزایش سرعت یادگیری در لایه‌های ابتدایی شده، میزان یادگیری اولیه روی مقدار کمی تنظیم شد. در مرحله اول، برای افزایش سرعت یادگیری در لایه‌های واپسین، عوامل سرعت یادگیری برای لایه کاملاً متصل افزایش داده شد. این ترکیب از تنظیمات نرخ یادگیری منجر به یادگیری سریع فقط در لایه‌های

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.01]

جدید و کندتر یادگیری در لایه‌های دیگر می‌شود. هنگام انجام یادگیری، دیگر نیازی به آموزش دوره‌های دیگر نیست. دوره یک چرخه کامل آموزش در کل مجموعه داده‌های آموزشی است. اندازه و داده‌های اعتبارسنجی شخص می‌شود. دوره هر تکرار Validation Frequency در طول آموزش، شبکه را تأیید می‌کند. پس از آموزش شبکه با روش ذکر شده و آزمون داده‌ها، دقت طبقه‌بندی در مجموعه اعتبارسنجی، محاسبه شد.

بیان ریاضی الگوریتم طراحی شده در پروسه یادگیری عمیق

یادگیـری ماشیـنی با نـظارت (Supervised Learning) به دنبال تابعی از میان یک سری توابع است که تابع هزینه (Loss function) داده‌ها را بهینه سازد. یکی از روش‌های متداول حل مسئله بهینه‌سازی در شبکه‌های عصبی بازگشت به عقب (Back Propagation) است. روش بازگشت به عقب گرادیانِ تابع هزینه را برای تمام وزن‌های شبکه عصبی محاسبه می‌کند و بعد از روش‌های گرادیان کاهشی برای پیدا کردن مجموعه وزن‌های بهینه استفاده می‌کند. روش‌های گرادیان کاهشی سعی می‌کنند به صورت متناوب در خلاف جهت گرادیان حرکت کنند و با این کار تابع هزینه را به حداقل برسانند [۲۱].

$$Z_{in} = Voj \sum_{i=1}^{n} x_i \quad v_{ij} \qquad (۲)$$

$$Zj = f(\ z - inj) \qquad (۳)$$

$$yk = f(y - ink) \qquad (٤)$$

*** ورودی به تمام واحدها در لایه بعدی (واحدهای مخفی xi ارسال سیگنال)**

بعد از این که شبکه متوجه خطا با توجه به وزن‌ها و بایاس شد وارد قسمت دوم این مرحله می‌شود. در این قسمت شبکه به عقب بر می‌گردد و به طور مجدد وزن‌ها و بایاس را محاسبه می‌کند. این تغییر به سمتی پیش می‌رود که میزان خطا کاهش یابد و مقدار پیش‌بینی شده با مقدار واقعی تفاوت کمتری داشته باشد [۲۲].

$$\delta_{\mathrm{k}} = (t_k - y_k) \qquad (۵)$$

$$\Delta \mathrm{w_{jk}} = \alpha \delta_k \mathrm{Z_j} \qquad (٦)$$

$$\Delta \mathrm{W_{0k}} = \alpha \delta_{\mathrm{k}} \qquad (۷)$$

$$\delta - in_j = \sum_{k=1}^{m} \delta_k \quad w_{jk} \qquad (۸)$$

$$\delta_{j=} \delta - in_j \, \mathrm{f}'(z - in_j) \qquad (۹)$$

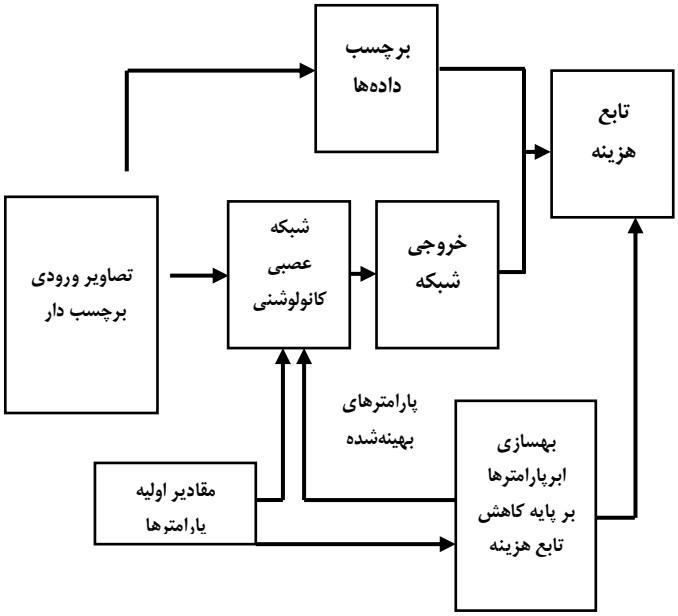
$$j = -in_j \mathrm{f}'(z - in_j)$$

$$\Delta_{ij=} \alpha \delta j_{xi}$$

لازم به ذکر است در ساختار پیشنهادی در این پژوهش از یک الگوی نوین برای بهینـه‌سازی ابرپارامترهای شبکه بهره گـرفته شده است که در در شکل ۵ قابل مشاهده است.

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

[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.01]



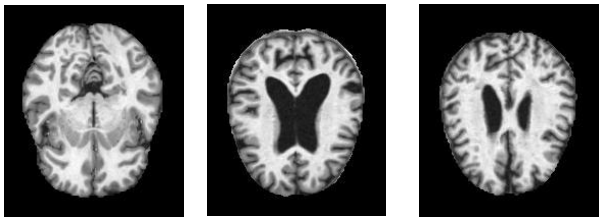
شکل ۵: بلوک دیاگرام پیشنهادی

در توضیح فرآیند صورت گرفته که در شکل ۵ بلوک دیاگرام آن به تصویر کشیده شده می‌توان گفت در فرآیند بهینه‌سازی ابر پارامترها، ابتدا مقادیری تصادفی در محدوده‌ای مشخص برای حالت اولیه ابر پارامترها تعیین می‌گردد و با بهره‌گیری از آن‌ها شبکه عصبی کانولوشنی اولیه شکل می‌گیرد. در گام بعد با این مقادیر روی مجموعه دادگان اعتبارسنجی، شبکه فوق اجرا شده و با توجه به این که برچسب داده‌های مذکور مشخص است تابع هزینه محاسبه می‌گردد. با بهره‌گیری از الگوریتم بهینه‌سازی وال و بهبود مقادیر ابر پارامترها در هر تکرار توسط آن، انتظار می‌رود شبکه عصبی کانولوشنی مورداستفاده برای دسته‌بندی نهایی، همواره به سمت ساختار مناسب و قابل‌اطمینان‌تری پیش برود.

نتایج

پایگاه داده

داده‌های حاصل از MRI مغز، به چهار گروه بدون زوال عقل، زوال عقل متوسط، شدید و بسیار شدید به کار گرفته شد. در این تحقیق با استفاده از روش‌های هوشمند به ویژه شبکه عصبی کانولوشن به کار تشخیص و طبقه‌بندی پرداخته شد. بخشی از تصاویر مورد بررسی در این مطالعه از سایت www.TCIA.com به صورت دسترسی آزاد برداشته شده‌اند که شامل ۱۰۰۰۰ تصویر T_1 مبتلا به آلزایمر مغزی در چهار کلاس است [۲۳]. بعد از انجام شبیه سازی، در نرم افزار Matlab2023a با GPU 2 گیگابایتی، و CPU cori5 نتایج به شرح زیر آماده ارائه شدند.



شکل ٦: نمونه تصاویر پایگاه داده و تصاویر مورد بررسی برای شناسایی بیماری آلزایمر

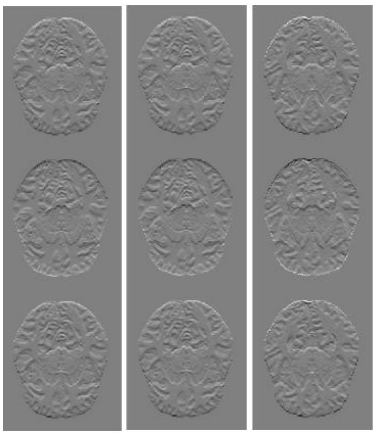
در مرحله اول آموزش شبکه کانولوشن پیشنهادی برای استخراج ویژگی، تمام ویژگی‌های بافت ناسالم مغزی را شناسایی می‌کند، سپس با تجزیه و تحلیل داده‌های تصویر در چهار کلاس طبق جدول ۱ در تنظیمات شبکه روش پیشنهادی با استفاده از گرادیان کاهشی حداکثر تعداد دوره‌ها بر روی ۱۲ تکرار قرار گرفت و آموزش با نرخ یادگیری اولیه ۰/۰۰۱ شروع

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-17]
[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.01]

شـد. میزان کاهش نشـان داده شـده در قسـمت تابع هزینه الگوریتم طراحی شـده، عملکرد با دقت بالای روش پیشـنهادی برای تشـخیص آلزایمر را نشـان می‌دهد که این مقدار در طول زمان آموزش به کمترین مقدار از زمان شروع آموزش می‌رسد.

جدول ۱: پارامترهای شبکه عصبی در تشخیص آلزایمر

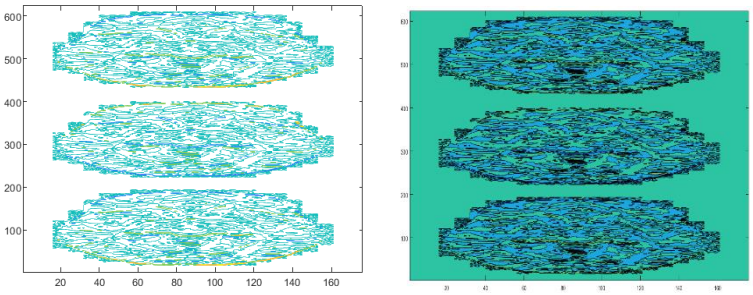
مقیاس	پارامتر
۱۷۶×۲۰۸×۳	تصویر ورودی
۱۰ ،۲	لایه کانولوشن
تابع فعال‌سازی	لایه Relu
۱، گام، ۱	لایه MaxPooling
بردار اعداد واقعی را به توزیع احتمالی از نتایج ممکن تبدیل می‌کند	لایه SoftMax
۱۰ ،۲	لایه کانولوشن
تابع فعال‌سازی	لایه Relu
بردار اعداد واقعی را به توزیع احتمالی از نتایج ممکن تبدیل می‌کند	لایه SoftMax
۱۰،۲	لایه کانولوشن
تابع فعال‌سازی	لایه Relu
۱، گام، ۱	لایه MaxPooling
بردار اعداد واقعی را به توزیع احتمالی از نتایج ممکن تبدیل می‌کند	SoftMax
۴	لایه تماماً متصل



شکل ۷: استخراج ویژگی تصاویر آلزایمر مغزی شدید شناسایی شده توسط لایه‌های کانولوشن

شکل ۷ استخراج ویژگی تصاویر آلزایمر مغزی شدید شناسایی شده توسط لایه‌های کانولوشن الگوریتم پیشنهادی را نشان می‌دهد نتایج به دست آمده از خروجی باعث می شوند تا یادگیری الگوی دقیق و بینش عمیق از داده‌های ارائه شده آلزایمر را شبکه تجربه کند و همچنین ارتباط محلی بین پیکسل‌های همسایه را شبکه با این کار یاد می‌گیرد.

لایه اول در شـبکه ویژگی‌های اسـاسـی مانند لبه‌های افقی یا مورب را اسـتخراج می‌کند. این خروجی به لایه بعدی منتقل می‌شـود که ویژگی‌های پیچیده‌تری مانند گوشـه‌ها یا لبه‌های ترکیبی را تشـخیص می‌دهد همان‌طور که در شـکل ۸ نشـان داده شده است.



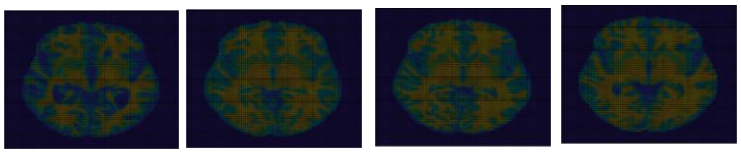
شکل ۸: تصاویر آلزایمر پس از اعمال عملکرد لایه‌های مختلف شبکه

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

[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.01]

در شکل ۹ میزان تخریب در بافت مغز که توسط شبکه کانولوشن شناسایی شده را نمایش می‌دهد، مشاهده می‌شود که بافت آسیب دیده به میزان زیادی از حجم مغز را پر می‌کند و بدین ترتیب شبکه با توجه به یادگیری انجام شده تصمیم به اختصاص دادن این تصویر به کلاس آلزایمر با شدت زیاد می‌گیرد. پس از آموزش و اتمام یادگیری توسط شبکه، تمام اطلاعات موجود در تصاویر آلزایمر مغزی در هر چهار کلاس آماده بررسی می‌شود با گرفتن خروجی از لایه‌های شبکه به طور کامل می‌توان دریافت که چه نواحی مغزی دچار آسیب دیدگی شده‌اند.

پس از استخراج بردار ویژگی برای طبقه‌بندی بیماری آلزایمر در دو حالت آموزش لایه آخرکانولوشن و آموزش کل ساختار به ترتیب حساسیت ۱۰۰٪، دقت ۹۶٪ را به دست آورد.



شکل ۹: نواحی تخریب شده بافت مغزی در داده‌های استفاده شده در هر چهارکلاس

بحث و نتیجه‌گیری

روش پیشنهادی در این تحقیق که بر پایه شبکه‌های عصبی عمیق بهبود یافته است با توجه به استخراج ویژگی‌های مؤثرتر و دقیق‌تر، دقت تشخیص ۹۶٪ در بیماری آلزایمر شدید مغزی را فراهم می‌آورد که نسبت به روش‌های موجود باعث افزایش بیش از ۵٪ در دقت تشخیص گردیده است، همچنین ساختار یادگیری عمیق استفاده شده در این مطالعه، قادر به پاسخگویی داده‌های متنوع با قدرت پردازش بالا است با توجه به این مهم که ساختار طراحی شده دارای ۲۳ لایه اصلی و ۱۱/۸۲۰ نورون ورودی در ابتدای ساختار است همگام با لبه تکنولوژی روز دنیا و برخلاف الگوریتم‌های گذشته یادگیری عمیق یا تکنیک‌های تقسیم‌بندی، درخت تصمیم‌گیری، مارکوف و نیو بایاس دارای حساسیت ۱۰۰٪ است. مزایای اصلی در تشخیص آلزایمر به صورت زیر بیان شده است:

• شبکه طراحی شده به سه قسمت تقسیم می‌شود که قسمت اول تغذیه تصاویر به شبکه، قسمت دوم استخراج ویژگی‌های تصاویر آلزایمر با اطلاعات فرکانس بالای تصویر و قسمت سوم تشخیص و طبقه‌بندی آلزایمر می‌باشد.

• این تحقیق با تأکید بر کاهش اندازه هسته‌های لایه کانولوشن و مراحل ادغام و کاهش تعداد نورون‌ها برای تغذیه تصویر به شبکه عصبی نگارش شده است که باعث کاهش لایه‌های شبکه عصبی پیشنهادی می‌شود که این کار مانع پیچیدگی شبکه عصبی کانولوشنال خواهد شد.

• شبکه پیشنهادی این مطالعه از یک مجموعه داده کوچک در مقایسه با کارهای قبلی استفاده می‌کند که به عنوان مدلی برای درک حداکثر ویژگی‌ها در یک پایگاه داده عمل می‌کند.

• با استفاده از شبکه پیشنهادی به نتایجی با دقت بالاتر و طبقه‌بندی بهتر تصاویر آلزایمر نسبت به کارهای قبلی که در آن‌ها از یادگیری عمیق استفاده شده بود، خواهیم رسید.

• شبکه طراحی شده می‌تواند در تشخیص سایر بیماری‌های مغزی برای حل سایر مشکلات تصویربرداری عصبی با استفاده از یادگیری عمیق استفاده شود.

• مدل ارائه شده توانسته پایایی نتایج و کمترین اختلاف اطلاعات مفید را در تصاویر مغز آلزایمر داشته باشد.

• این مدل را می‌توان به طور مؤثر با استفاده از عملیات استاندارد در هر پردازش تصویر پزشکی مدرن با یادگیری نظارت شده پیاده‌سازی کرد.

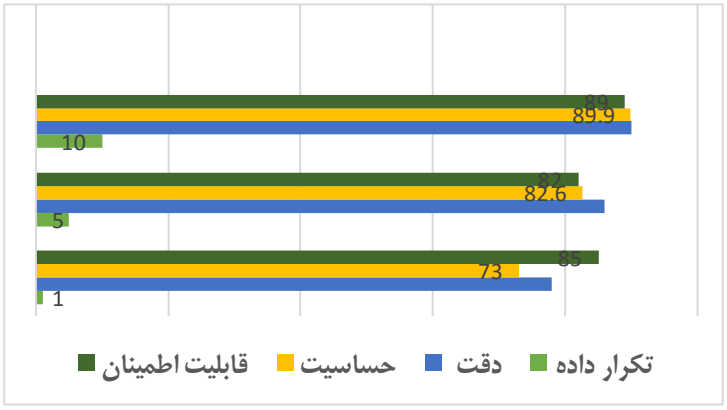
• زوال عقل ناشی از آلزایمر. هنگامی که تغییرات ظاهری در حافظه بیمار مشاهده می‌شود، از این مدل در تشخیص چهار طیف مختلف آلزایمر (قبل از علامت بیماری آشکار (مغز طبیعی)، متوسط، خفیف و بسیار شدید) با بررسی‌های مختلف بیمار استفاده می‌شود.

باتوجه به این که یکی از چالش‌های موجود در تکنیک‌های تشخیص تصاویر آلزایمر مشکل در تجزیه و تحلیل بافت‌های متراکم است. با توجه به این که تشخیص توسط انسان زمان‌بر و دارای احتمال خطای بیشتری است. محققان در تلاش بوده‌اند تا با الگوریتم‌های مختلف تشخیص را به صورت خودکار انجام دهند و از سویی دیگر تشخیص آلزایمر توسط متخصصین رادیولوژی مسئله‌ای چالش برانگیز بوده؛ زیرا پیشرفت آلزایمر در مراحل اولیه بسیار حائز اهمیت است؛ زیرا به‌واسطه تشخیص زود

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

[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.01]

هنگام نیز می‌توان از پیشرفت بیماری جلوگیری شود. تشخیص دقیق آلزایمر مغزی از داده اجازه می‌دهد تا شاخص‌های کلیدی مفیدی از پیشرفت بیماری به دست آید از این رو با مقایسه روش پیشنهادی با روش تقسیم‌بندی آلزایمر مغزی در شکل‌های ۱۰ و ۱۱ و رسیدن به میزان دقت بالاتر از روش قبلی، که بتوان تشخیص به‌جا و مناسب در این حوزه امکان‌پذیر شود. الگوریتم طراحی شده علاوه بر این‌که زمان تجزیه و تحلیل را کاهش می‌دهد، قابلیت اطمینان بیشتری نیز دارد.



شکل ۱۰: گزارش حساسیت، دقت، قابلیت اطمینان روش پیشنهادی



شکل ۱۱: مقایسه پارامترهای اصلی در پردازش تصاویر آلزایمر توسط الگوریتم پیشنهادی و سایر روش‌های سنتی

با توجه به این موضوع که داده‌های تصویربرداری پزشکی سه بعدی هستند و همیشه در دسترس نیستند و همواره چالش طراحی الگوریتم‌ها با کلاس داده‌هایی با توزیع یکسان وجود دارد، برای عملکرد نه چندان مطلوب شبکه در مواجهه با مجموعه داده‌های غیر بالانس در کلاس‌ها با داده‌های کمتر استفاده از یک fine tuning پارامترها و یا استفاده از یک شبکه از قبل آموزش دیده است. که این روش در واقع ایجاد خطای توزیع نرمال داده را برطرف می‌کند.

تعارض منافع

هیچ گونه تعارض منافع توسط نویسندگان بیان نشده است.

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

[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.01]

References

1. Leinonen V, Alafuzoff I, Aalto S, Suotunen T, Savolainen S, Någren K, et al. Assessment of β-amyloid in a frontal cortical brain biopsy specimen and by positron emission tomography with carbon 11–labeled Pittsburgh Compound B. Arch Neurol 2008;65(10):1304-9. doi:10.1001/archneur.65.10.noc80013

2. Petersen RC. Mild cognitive impairment as a diagnostic entity. J Intern Med 2004;256(3):183-94. doi: 10.1111/j.1365-2796.2004.01388.x.

3. Braak H, Rüb U, Schultz C, Tredici KD. Vulnerability of cortical neurons to Alzheimer's and Parkinson's diseases. J Alzheimers Dis 2006;9(3 Suppl):35-44. doi: 10.3233/jad-2006-9s305.

4. Walsh DM, Selkoe DJ. Aβ oligomers–a decade of discovery. J Neurochem 2007;101(5):1172-84. doi: 10.1111/j.1471-4159.2006.04426.x.

5. Prasher VP, Farrer MJ, Kessling AM, Fisher EM, West RJ, Barber PC, et al. Molecular mapping of Alzheimer-type dementia in Down's syndrome. Ann Neurol 1998;43(3):380-3. doi: 10.1002/ana.410430316.

6. Brooks WS, Kwok JB, Kril JJ, Broe GA, Blumbergs PC, Tannenberg AE, et al. Alzheimer's disease with spastic paraparesis and 'cotton wool'plaques: two pedigrees with PS-1 exon 9 deletions. Brain 2003;126(4):783-91. doi: 10.1093/brain/awg084.

7. Brayne C, Richardson K, Matthews FE, Fleming J, Hunter S, Xuereb JH, et al. Neuropathological correlates of dementia in over-80-year-old brain donors from the population-based Cambridge city over-75s cohort (CC75C) study. J Alzheimers Dis 2009;18(3):645-58. doi: 10.3233/JAD-2009-1182.

8. Nelson PT, Braak H, Markesbery WR. Neuropathology and cognitive impairment in Alzheimer disease: a complex but coherent relationship. J Neuropathol Exp Neurol 2009;68(1):1-14. doi: 10.1097/NEN.0b013e3181919a48.

9. Castellani RJ, Lee HG, Zhu X, Perry G, Smith MA. Alzheimer disease pathology as a host response. J Neuropathol Exp Neurol 2008;67(6):523-31.

10. Janssen JC, Lantos PL, Fox NC, Harvey RJ, Beck J, Dickinson A, et al. Autopsy-confirmed familial early-onset Alzheimer disease caused by the l153V presenilin 1 mutation. Arch Neurol 2001;58(6):953-8. doi: 10.1001/archneur.58.6.953.

11. Koch W, Teipel S, Mueller S, Benninghoff J, Wagner M, Bokde AL, et al. Diagnostic power of default mode network resting state fMRI in the detection of Alzheimer's disease. Neurobiology of Aging 2012;33(3):466-78. https://doi.org/10.1016/j.neurobiolaging.2010.04.013

12. Zhang Y, Wang S. Detection of Alzheimer's disease by displacement field and machine learning. Peer J 2015;3:e1251.

13. Bhatkoti Pushkar MP. Early Diagnosis of Alzheimer's Disease: A Multi-class Deep Learning Framework with Modified k-sparse Autoencoder Classification.

14. Feng C, Elazab A, Yang P, Wang T, Zhou F, Hu H, et al. Deep learning framework for Alzheimer's disease diagnosis via 3D-CNN and FSBi-LSTM. IEEE Access 2019;7:63605-18. doi: 10.1109/ACCESS.2019.2913847

15. Islam J, Zhang Y. Brain MRI analysis for Alzheimer's disease diagnosis using an ensemble system of deep convolutional neural networks. Brain Informatics 2018;5:1-4.

16. Liu M, Li F, Yan H, Wang K, Ma Y, Shen L, et al. Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative. A multi-model deep convolutional neural network for automatic hippocampus segmentation and classification in Alzheimer's disease. Neuroimage 2020;208:116459.

17. Mikolov T, Sutskever I, Chen K, Corrado GS, Dean J. Distributed representations of words and phrases and their compositionality. Advances in Neural Information Processing Systems 2013;26.

18. Ren J, Xu L. On Vectorization of Deep Convolutional Neural Networks for Vision Tasks. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence 2015; 29(1). https://doi.org/10.1609/aaai.v29i1.9488

19. Deng L. A tutorial survey of architectures, algorithms, and applications for deep learning. APSIPA Transactions on Signal and Information Processing 2014;3:e2.

20. Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview. Neural Networks 2015;61:85-117.

21. Bengio Y. Deep learning of representations: Looking forward. InInternational conference on statistical language and speech processing. Berlin, Heidelberg: Springer; 2013. p. 1-37.

22. Bengio Y. Learning deep architectures for AI. Foundations and trends® in Machine Learning 2009;2(1):1-27.

23. The Cancer Imaging Archive (TCIA). https://www.cancerimagingarchive.net/

24. Al-Jumeily D, Iram S, Vialatte FB, Fergus P, Hussain A. A novel method of early diagnosis of Alzheimer's disease based on EEG signals. The Scientific World Journal 2015;2015.

25. Elgandelwar SM, Bairagi VK. Analysis of eeg signals for diagnosis of alzheimer disease. International Journal of Scientific and Engineering Research 2016;7(1):529-32.

26. Rodriguez-Herrejon J, Camarena-Ibarrola A, Figueroa K. Automatic Diagnosis of Alzheimer Disease from Electroencephalograms. IEEE International Autumn Meeting on Power, Electronics and Computing (ROPEC); 2019 Nov 13; Ixtapa, Mexico: IEEE; 2019. p. 1-6.

27. Chakladar DD, Chakraborty S. EEG based emotion classification using "correlation based subset selection". Biologically Inspired Cognitive Architectures 2018;24:98-106.

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

[DOI: 10.34172/jhbmi.2024.01]