

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

Taghavizadeh Mahsa¹, Nooshyar Mehdi², Akbarimajd Adel³, 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 T₁ images have been extracted. Alzheimer's images have been analyzed using Matlab2023a software and the intended outputs have been obtained.

Results: Brain Alzheimer's T₁ 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/jhbm.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

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

مهسا تقوی زاده^۱، مهدی نوشیار^۲، عادل اکبری مجد^۳، سهند شاهعلی نژاد^{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): ۳۲۶-۳۳۶. doi: 10.34172/jhbmi.2024.01

۱. کارشناسی ارشد مکترونیک، 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

• Email: m.s.shahalinejad@urumi.ac.ir

• شماره تماس: ۰۹۱۴۷۰۸۱۸۱۸۵۵

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 به راحتی 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 [۵-۷].

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 شرح حال 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 اولیه 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، مطالعه‌ای 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 گزارش شده 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 Tomography) PET 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

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

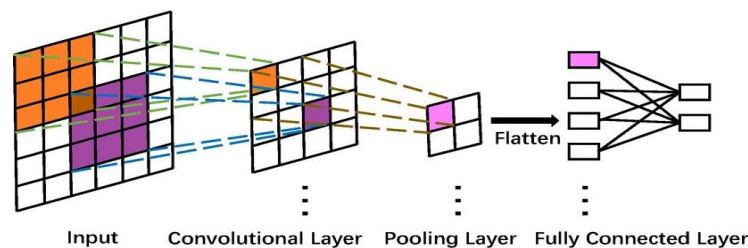
بیماری‌ها ایجاد شد و به دقت ۸۸/۹٪ رسید [۱۶]. در مطالعه حاضر، تکنیک پیشنهادی استفاده از شبکه عصبی کانولوشنال در تجزیه و تحلیل تصاویر پزشکی است که در سال‌های اخیر به یک روند در تحقیقات پزشکی تبدیل شده است که با تشخیص دقیق و زود هنگام باعث پیشبرد دقیق روش‌های هوشمند برای مطالعه بیشتر بیماری آلزایمر می‌شود.

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

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):

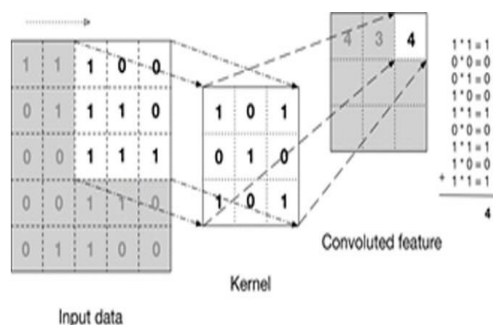
$$X_{ij} = \sum_{a=0}^{m-1} \sum_{b=0}^{m-1} w_{ab} y^{l-1}(i+a)(j+b) \quad (1)$$

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].

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

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

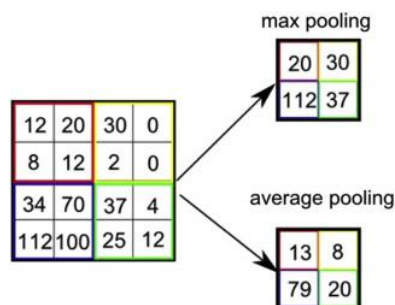


شکل ۲: نحوه نگاشت ویژگی در لایه کانولوشن

مورد نیاز برای پردازش داده‌ها با کاهش ابعاد است [۱۹].

لایه Pooling

همانند لایه کانولوشن، لایه Pooling وظیفه کاهش اندازه فضایی ویژگی را دارد. این کار برای کاهش توان محاسباتی

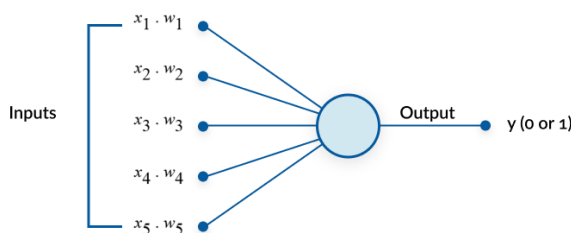


شکل ۳: عملکرد لایه Pooling

بر اساس ویژگی‌های استخراج شده از لایه‌های قبلی و فیلترهای مختلف آن‌ها انجام می‌دهد [۲۰].

لایه تماماً متصل

در لایه کاملاً متصل، هر گره در لایه خروجی مستقیماً به یک گره در لایه قبلی متصل می‌شود. این لایه وظیفه طبقه‌بندی را



شکل ۴: شماییک سلول عصبی برای تولید بردار نتیجه نهایی

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

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

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

یادگیری ماشینی با نظارت (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 گرادیان تابع هزینه را برای تمام وزن‌های شبکه عصبی محاسبه می‌کند و بعد از روش‌های گرادیان کاهش برای پیدا کردن مجموعه وزن‌های بهینه استفاده می‌کند. روش‌های گرادیان کاهش سعی می‌کنند به صورت متناوب در خلاف جهت گرادیان حرکت کنند و با این کار تابع هزینه را به حداقل برسانند [۲۱].

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

$$Z_j = f(z - in_j) \quad (۳)$$

$$y_k = f(y - ink) \quad (۴)$$

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

می‌کند. این تغییر به سمتی پیش می‌رود که میزان خطا کاهش یابد و مقدار پیش‌بینی شده با مقدار واقعی تفاوت کمتری داشته باشد [۲۲].

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

$$\delta_k = (t_k - y_k) \quad (۵)$$

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k Z_j \quad (۶)$$

$$\Delta W_{0k} = \alpha \delta_k \quad (۷)$$

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

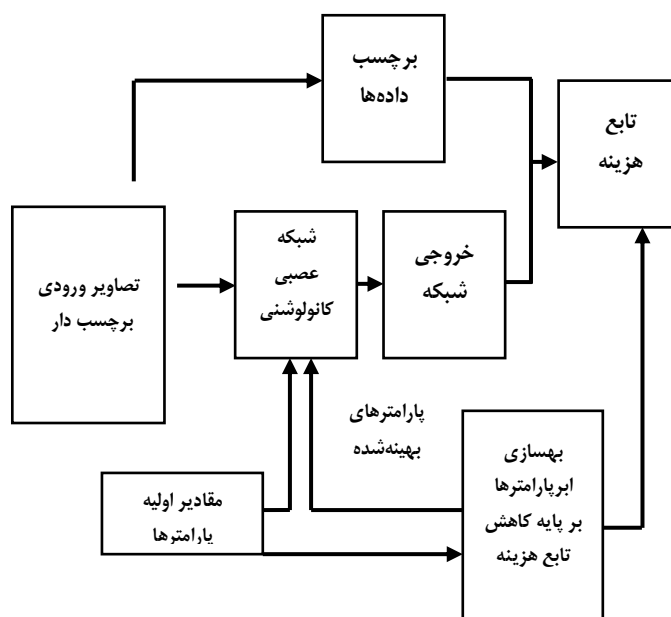
$$\delta_j = \delta - in_j f'(z - in_j) \quad (۹)$$

$$j = -in_j f'(z - in_j)$$

$$\Delta_{ij} = \alpha \delta_j x_i$$

شده است که در شکل ۵ قابل مشاهده است.

لازم به ذکر است در ساختار پیشنهادی در این پژوهش از یک الگوی نوین برای بهینه‌سازی ابرپارامترهای شبکه بهره گرفته



شکل ۵: بلوک دیاگرام پیشنهادی

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 شبیه‌سازی، در نرم افزار Matlab2023a با GPU 2 گیگابایتی، و CPU cori5 نتایج به شرح زیر آماده ارائه شدند.



شکل ۶: نمونه تصاویر پایگاه داده و تصاویر مورد بررسی برای شناسایی بیماری آلزایمر

چهار کلاس طبق جدول ۱ در تنظیمات شبکه روش پیشنهادی با استفاده از گرادینت حداکثر تعداد دوره‌ها بر روی ۱۲ تکرار قرار گرفت و آموزش با نرخ یادگیری اولیه ۰/۰۰۱ شروع

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 مورد استفاده برای دسته‌بندی نهایی، همواره به سمت ساختار مناسب و قابل اطمینان‌تری 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

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

شد. میزان کاهش نشان داده شده در قسمت تابع هزینه
الگوریتم طراحی شده، عملکرد با دقت بالای روش پیشنهادی

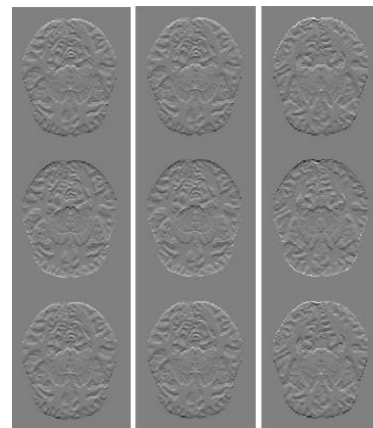
برای تشخیص آلزایمر را نشان می‌دهد که این مقدار در طول
زمان آموزش به کمترین مقدار از زمان شروع آموزش می‌رسد.

جدول ۱: پارامترهای شبکه عصبی در تشخیص آلزایمر

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

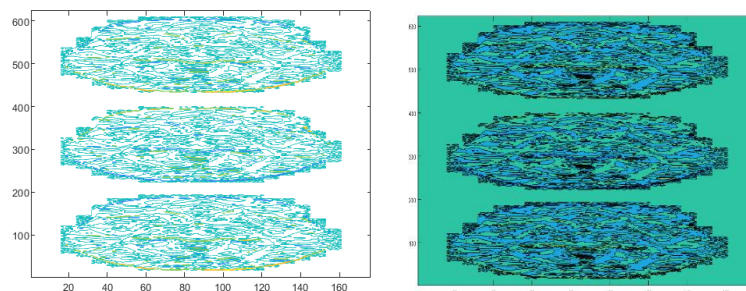
شده توسط لایه‌های کانولوشن الگوریتم پیشنهادی را نشان
می‌دهد نتایج به دست آمده از خروجی باعث می‌شوند تا یادگیری
الگوی دقیق و بینش عمیق از داده‌های ارائه شده آلزایمر را شبکه
تجربه کند و همچنین ارتباط محلی بین پیکسل‌های همسایه را
شبکه با این کار یاد می‌گیرد.

لایه اول در شبکه ویژگی‌های اساسی مانند لبه‌های افقی یا
مورب را استخراج می‌کند. این خروجی به لایه بعدی منتقل
می‌شود که ویژگی‌های پیچیده‌تری مانند گوشه‌ها یا لبه‌های
ترکیبی را تشخیص می‌دهد همان‌طور که در شکل ۸ نشان
داده شده است.



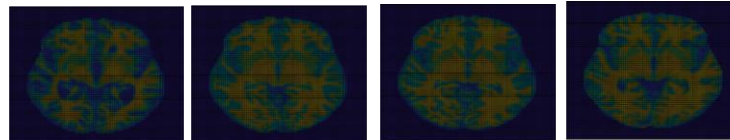
شکل ۷: استخراج ویژگی تصاویر آلزایمر مغزی شدید شناسایی
شده توسط لایه‌های کانولوشن

شکل ۷ استخراج ویژگی تصاویر آلزایمر مغزی شدید شناسایی



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

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 آخر کانولوشن 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 چهار کلاس

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 به واسطه تشخیص زود

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

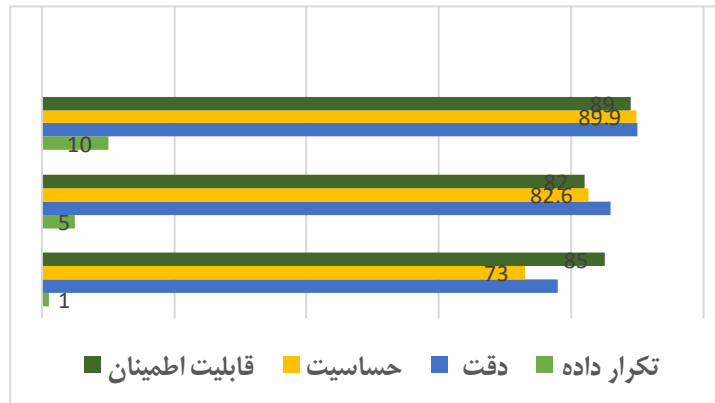
بحث و نتیجه‌گیری

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

۱۱ و رسیدن به میزان دقت بالاتر از روش قبلی، که بتوان تشخیص به جا و مناسب در این حوزه امکان پذیر شود. الگوریتم طراحی شده علاوه بر این که زمان تجزیه و تحلیل را کاهش می دهد، قابلیت اطمینان بیشتری نیز دارد.

هنگام نیز می توان از پیشرفت بیماری جلوگیری شود. تشخیص دقیق آلزایمر مغزی از داده اجازه می دهد تا شاخص های کلیدی مفیدی از پیشرفت بیماری به دست آید از این رو با مقایسه روش پیشنهادی با روش تقسیم بندی آلزایمر مغزی در شکل های ۱۰ و



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



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

شبکه از قبل آموزش دیده است. که این روش در واقع ایجاد خطای توزیع نرمال داده را برطرف می کند.

تعارض منافع

هیچ گونه تعارض منافع توسط نویسندگان بیان نشده است.

با توجه به این موضوع که داده های تصویربرداری پزشکی سه بعدی هستند و همیشه در دسترس نیستند و همواره چالش طراحی الگوریتم ها با کلاس داده هایی با توزیع یکسان وجود دارد، برای عملکرد نه چندان مطلوب شبکه در مواجهه با مجموعه داده های غیر بالانس در کلاس ها با داده های کمتر استفاده از یک fine tuning پارامترها و یا استفاده از یک

References

1. Leinonen V, Alafuzoff I, Aalto S, Suotunen T, Savolainen S, Nägren 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. A β 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 I153V 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. In *International 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.