Advances in Cognitive Sciences
Vol 24, No. 3, Autumn 2022
Research Article
Pages 73-87

Early diagnosis of Alzheimer's disease using magnetic resonance imaging based on convolutional neural network and fuzzy logic

Hossein Porgholi[1], **Elham Askari**[2*]

1. Master Student of Computer Engineering, Department of Computer Engineering, Fouman and Shaft Branch, Islamic Azad University, Fouman, Iran
2. Assistant Professor of Computer Engineering, Department of Computer Engineering, Fouman and Shaft Branch, Islamic Azad University, Fouman, Iran

Recieved: 27 Jan. 2022
Revised: 31 May. 2021
Accepted: 8 Jun. 2021

Keywords
Alzheimer
Convolutional neural network
Fuzzy classification
MRI

Corresponding author
Elham Askari, Assistant Professor of Computer Engineering, Department of Computer Engineering, Fouman and Shaft Branch, Islamic Azad University, Fouman, Iran

Email: Askary.elham@gmail.com

doi.org/10.30514/icss.24.3.73

Abstract

Introduction: Alzheimer's disease is a progressive and irreversible brain disease, slowly destroying memory and thinking power, and even depriving a person of the ability to do simple things. Early detection of Alzheimer's can help patients with the disease to slow the progress of the disease by changing their lifestyle. Magnetic resonance imaging (MRI) scans can help diagnose Alzheimer's disease.

Methods: In this study, early diagnosis of Alzheimer's disease using MRI images with the help of a convolutional neural network (CNN) and fuzzy logic was discussed. In this regard, after extracting the appropriate features from MRI images, the convolutional neural network was used. A fuzzy layer was used to improve the accuracy of the proposed method between the merged layer and the fully bonded layer to make an accurate diagnosis of healthy people with Alzheimer's disease using the degree of data belonging to each of the two categories.

Results: The experimental results revealed that the proposed method is more efficient than other methods with accuracy, precision, calling, and F-scores of 99.61, 96.51, 95.32, and 95.61, respectively.

Conclusion: In conclusion, the proposed model using CNN has high accuracy in diagnosing Alzheimer's disease. In addition, using fuzzy classification has significantly increased the model's accuracy.

Citation: Porgholi H, Askari E. Early diagnosis of alzheimer's disease using magnetic resonance imaging based on convolutional neural network and fuzzy logic. Advances in Cognitive Sciences. 2022;24(3):73-87.

Extended Abstract

Introduction

The brain is one of the most complex and active organs of the body, constantly working and analyzing information and data of the body. Besides, it is responsible for monitoring and regulating the voluntary and involuntary function of other organs of the body. Nevertheless, with aging, people become less mentally active, and the brain gradually gets smaller and smaller, to the point where diseases like Alzheimer's, Parkinson's, and stroke occur.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License.

Alzheimer's disease is a progressive and irreversible brain disease, slowly destroying memory and thinking power, and even depriving a person of the ability to do simple things. It mainly affects those parts of the brain that control memory and language, and over time, it damages more parts of the brain. When this condition happens, more symptoms are seen and the disease worsens. Alzheimer's disease is known as one of the most common diseases of old age, which has a significant impact on people's everyday lives, causing disability and eventually death. Early detection of Alzheimer's disease can help patients with the disease to slow the progress of the disease by changing their lifestyle. Undoubtedly, if Alzheimer's disease is diagnosed a decade earlier than normal, it will simply be as easy to control. Doctors diagnose Alzheimer's disease with the help of brain MRI, and the use of these images with the help of machine learning methods has become one of the practical solutions for early diagnosing of Alzheimer's disease in recent years.

Although machine learning methods have achieved remarkable accuracy in this area, they still face challenges. Thus, in recent years, to overcome the challenges of machine learning methods, deep learning networks have become a steady foot for medical image classification research. Furthermore, in many studies, it has been used for various applications. The goal of deep learning is to learn the features of high-level hierarchical learning from the features of the lower level, that is, in the elementary layers of simple features such as edges and lines, and in the middle layers the corners, edges, and then higher level features.

Methods

In the present study, the convolutional neural network is used, which consists of three layers: convolutional, integration, and fully connective. Correspondingly, a fuzzy layer was used to improve the accuracy of the extracted features between the integration and fully connective layers. In the first step, the image of the brain was given as input to the convolution layer. Then, the fuzzy layer performed the initial distribution of input data in the form of fuzzy clusters. Finally, the last fully connected layers perform the classification and assign the result class label to the corresponding group of clusters. Indeed, given that it is still difficult to distinguish boundaries between classes in the classification of images of complex objects or complex real-world scenes, these classifications are still uncertain or inaccurate, so using a fuzzy layer was expected to improve classification accuracy. Because, unlike classical classification, fuzzy classification means that adjacent classes have a continuous boundary with overlapping regions, and the classified object was determined by the degree to which it belongs to different classes. The purpose of combining CNN and fuzzy logic is for the system to be able to deal with more human-like cognitive uncertainties and to process vague and inaccurate information. In this research, the cross-validationwas based on the k-fold method, where k=10 was considered.

Results

In this study, the experiments use the standard ADNI dataset, which is the most authoritative medical imaging dataset to design and test automatic methods for diagnosing Alzheimer's disease. The MRI dataset included images of 302 people under the age of 75. This group included 211 patients with Alzheimer's disease and 91 healthy individuals. Certain subjects were scanned at different time points and their imaging data were considered separately in the experiments. Evaluating criteria of accuracy, precision, and recall were used to evaluate the proposed model.

The results of the proposed model using the criteria of accuracy, call and F score are reported in table 1.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License.

Table 1. Evaluate the performance of the proposed method

Model	F-measure	Recall	Precision	Accuracy
No use of fuzzy classification	85.43	86.65	87.23	88.35
Proposed method	95.61	95.32	96.51	99.61

As shown Table 1, the proposed method was compared with and without using fuzzy logic. Accordingly, the results showed that the use of fuzzy logic in all criteria of accuracy, precision, recall, and F-measure, obtained the values of 99.61, 96.51, 95.32, and 95.61, respectively, improved the diagnosis of both groups.

The results of comparing the proposed method were obtained using several other methods such as deep learning, a combination of genetics and support vector machine, a combination of the traditional neural network, perceptron statistical method, unsupervised deep learning, support vector machine, and a combination of shallow networks. As can be seen, the proposed CNN model and fuzzy classification for Alzheimer's diagnosis has achieved 99.61% more satisfaction diagnosis than other related studies to classify Alzheimer's disease and healthy patients.

Conclusion

In conclusion, this study aimed to present an intelligent method of combining CNN and a fuzzy classifier for the early detection of Alzheimer's disease using MRI images. The experimental results were performed on the standard ADNI dataset. The proposed model based on the criteria of accuracy, precision, recall, and F-score, with values of 99.61, 96.51, 95.32, and 95.61, respectively, improved the diagnosis of healthy groups with Alzheimer's disease. It was also observed that the proposed model has higher accuracy than other methods of diagnosing Alzheimer's disease. Therefore, it can be concluded that the use of a fuzzy classifier has significantly increased the model's accuracy.

Ethical Considerations

Compliance with ethical guidelines

The manner of reporting or announcing the research's results ensures the observance of the material and intellectual rights of the relevant elements (testable, researcher, research, and relevant organization).

Authors' contributions

Hossein Porgholi: This article was extracted from the master's thesis of the first author who was responsible for project implementation, sample collection, holding analysis sessions, review of the results, and initial writing of the article. Elham Askari: She was the coressponding author and mentor of the implementation stages of the research, and she was also in charge of revising the article.

Funding

The first author funded this study.

Acknowledgments

The authors are grateful to the Islamic Azad University, Fouman, Shaft Branch, Guilan, for supporting and approving this research with code 162416439.

Conflict of interest

The author declares no conflict of interest.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License.

مجله تازه‌های علوم شناختی
دوره ۲۴، شماره ۳، پاییز ۱۴۰۱
صفحات ۸۷-۷۳
مقاله پژوهشی

تشخیص زودهنگام بیماری آلزایمر با استفاده از تصویرسازی تشدید مغناطیسی مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنی و منطق فازی

حسین پورقلی[۱]، الهام عسکری[۲*]

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد گروه کامپیوتر، واحد فومن و شفت، دانشگاه آزاد اسلامی، فومن، ایران
۲. استادیار گروه کامپیوتر، واحد فومن و شفت، دانشگاه آزاد اسلامی، فومن، ایران

دریافت: ۱۴۰۰/۱۱/۰۷
اصلاح نهایی: ۱۴۰۱/۰۳/۱۰
پذیرش: ۱۴۰۱/۰۳/۱۸

واژه‌های کلیدی
آلزایمر
شبکه عصبی کانولوشنی
دسته‌بندی فازی
تصویرسازی تشدید مغناطیسی

نویسنده مسئول
الهام عسکری، استادیار گروه کامپیوتر، واحد فومن و شفت، دانشگاه آزاد اسلامی، فومن، ایران
ایمیل: Askary.elham@gmail.com

doi.org/10.30514/icss.24.3.73

چکیده

مقدمه: بیماری آلزایمر یک بیماری مغزی پیش‌رونده و غیرقابل برگشت است که به آرامی حافظه و قدرت تفکر را از بین برده و حتی توانایی انجام کارهای ساده را از فرد می‌گیرد. تشخیص زودهنگام آلزایمر می‌تواند به بیماران مبتلا به این بیماری کمک کند تا با تغییر سبک زندگی خود روند پیشرفت این بیماری را کاهش دهند. بررسی تصاویر MRI، به تشخیص بیماری آلزایمر کمک شایانی می‌کند.

روش کار: در این مقاله به تشخیص زودهنگام بیماری آلزایمر با استفاده از تصاویر MRI به کمک شبکه عصبی کانولوشنی و منطق فازی پرداخته می‌شود. در این راستا، پس از استخراج ویژگی‌های مناسب از تصاویر MRI، از شبکه عصبی کانولوشنی استفاده خواهد شد. به منظور بهبود دقت روش پیشنهادی، از یک لایه فازی بین لایه ادغام و لایه کاملا همبند استفاده می‌شود تا با بهره گرفتن از درجه تعلق داده‌ها به هر کدام از دو دسته، باعث تشخیص دقیق افراد سالم و مبتلا به آلزایمر شود.

یافته‌ها: نتایج آزمایشات نشان می‌دهد که روش پیشنهادی به ترتیب با دقت، صحت، فراخوانی و آماره F، ۹۹/۶۱، ۹۶/۵۱، ۹۵/۳۲ و ۹۵/۶۱ نسبت به دیگر روش‌ها از کارایی بهتری برخوردار است.

نتیجه‌گیری: نتیجه‌گیری می‌شود که مدل پیشنهادی با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی از دقت بالایی در تشخیص بیماری آلزایمر برخوردار است به علاوه استفاده از دسته‌بندی فازی دقت مدل را به طور قابل توجهی افزایش داده است.

مقدمه

مغز یکی از پیچیده‌ترین و فعال‌ترین اعضای بدن است که همواره در حال فعالیت و تجزیه و تحلیل اطلاعات و داده‌های بدن است و نظارت و تنظیم عملکرد ارادی و غیر ارادی سایر اعضای بدن را به عهده دارد. اما با افزایش سن، افراد دچار کاهش فعالیت ذهنی می‌شوند و مغز به تدریج کوچک و کوچک‌تر می‌شود تا جایی که بیماری‌هایی مانند آلزایمر، پارکینسون و سکته‌های مغزی رخ می‌دهد (۱).

بیماری آلزایمر یک بیماری مغزی پیش‌رونده و غیرقابل برگشت است که به آرامی حافظه و قدرت تفکر را از بین برده و حتی توانایی انجام کارهای ساده را از فرد می‌گیرد. این بیماری در وهله اول قسمت‌هایی از مغز که کنترل حافظه و زبان را به عهده دارند در برمی‌گیرد و به مرور زمان به قسمت‌های بیشتری از مغز آسیب می‌رساند. زمانی که این اتفاق می‌افتد، علائم بیشتری دیده شده و بیماری تشدید می‌شود. آلزایمر به

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License.

عنوان یکی از شایع‌ترین بیماری‌های سن پیری شناخته می‌شود که در روند زندگی روزانه افراد تأثیر زیادی می‌گذارد و باعث از کار افتادن افراد و نهایتاً مرگ آنها می‌شود (۲، ۳).

تشخیص زودهنگام آلزایمر می‌تواند به بیماران مبتلا به این بیماری کمک کند تا با تغییر شیوه و سبک زندگی خود روند پیشرفت این بیماری را کاهش دهند. به طور حتم اگر تشخیص آلزایمر یک دهه زودتر از حالت عادی صورت گیرد، کنترل کردن به همان نسبت راحت‌تر خواهد بود. پزشکان به کمک تصاویر تشدید مغناطیسی (Magnetic Resonance Imaging (MRI) مغزی به تشخیص بیماری آلزایمر می‌پردازند و استفاده از این تصاویر به کمک روش‌های یادگیری ماشین نیز به یکی ار راهکارهای موثر برای تشخیص زودهنگام بیماری آلزایمر در سال‌های اخیر تبدیل شده است. با این که روش‌های یادگیری ماشین به دقت بالایی در این حوزه دست یافتند، هنوز با چالش‌های مواجه می‌باشند بنابراین در سال‌های اخیر، برای غلبه بر چالش‌های روش‌های یادگیری ماشین، شبکه‌های یادگیری عمیق به یک پای ثابت برای پژوهش‌های دسته‌بندی تصاویر پزشکی تبدیل شده‌اند و در مطالعات بسیاری برای کاربردهای مختلف از آن استفاده شده است. هدف یادگیری عمیق این است که ویژگی‌های یادگیری سلسله‌مراتبی سطح بالا را از ویژگی‌های سطح پایین یاد بگیرد یعنی در لایه‌های ابتدایی ویژگی‌های ساده مثلا لبه‌ها و خطها و در ویژگی‌های میانی گوشه‌ها، لبه‌ها و سپس به ترتیب ویژگی‌های سطح بالاتر یادگرفته شود (۴، ۵). در دهه‌های اخیر مطالعات مختلفی به منظور تشخیص و پیش‌بینی آلزایمر صورت گرفته است که در ادامه به بررسی کارهای انجام شده در این حوزه پرداخته می‌شود.

زرگرزاده و همکاران برای بالا بردن دقت تشخیص بیماری آلزایمر از ویژگی‌های استخراج شده از نشانگرهای زیستی PET، MRI و CSF استفاده کردند. آنها همچنین روشی مبتنی بر استفاده از کدگذاری تُنُک در انتخاب ویژگی‌های مفید از نشانگرهای زیستی مختلف مغز انسان جهت بهبود دقت تشخیص بیماری آلزایمر پیشنهاد دادند (۶).

مشگینی و همکاران مدلی مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنی برای تشخیص بیماری آلزایمر از طریق تحلیل سیگنال‌های (Electroencephalography (EEG) معرفی کردند. در این مطالعه، ابتدا به روش‌های نمایش و آشکارسازی سیگنال‌های EEG و در ادامه اقدام به اندازه‌گیری پیچیدگی‌های این سیگنال‌ها جهت پیش‌بینی بیماری آلزایمر پرداخته شد (۷). در ادامه موسوی‌نژاد و اشجاری به کمک سیستم خبره فازی مبتنی بر الگوریتم مورچگان به تشخیص بیماری آلزایمر پرداختند. برای اجرای این پژوهش ابتدا قوانین منطق فازی با توجه به علائم و نشانه‌های بیماری با کمک پزشکان استخراج شده و سپس برای تشخیص بیماری و یافتن نتیجه با سریع‌ترین زمان و بهینه‌ترین وکوتاه‌ترین مسیر از الگوریتم مورچگان کمک گرفته شد (۸).

دهقان و همکاران در پژوهشی به کمک هیستوگرام محلی شدت وکسل‌ها و ماتریس هم رخداد نواحی مختلف تصاویر عملکردی توموگرافی انتشار پوزیترون (Positron emission tomography (PET)) مغز، ویژگی‌های موثرتر جهت تفکیک بهتر بیماران آلزایمر و افراد سالم مشخص کردند. علاوه بر این، در این پژوهش ویژگی جدیدی ارائه می‌گردد که می‌تواند با درصد تشخیص بالاتری نسبت به ویژگی‌های آماری و بافتی استخراج شده از هیستوگرام محلی شدت وکسل‌ها، افراد سالم را از بیماران آلزایمر تفکیک نماید. همچنین در این مطالعه نشان داده شد که در تصاویر PET، اطلس هاروارد_آکسفورد اطلاعات مفیدی در اختیار سیستم‌های تشخیص بیماری آلزایمر قرار می‌دهد (۹).

ناصر و همکاران آثار میدان‌های مغناطیسی کم شدت (کمتر از ۵۰۰ میکروتسلا) در فرکانس‌های پایین بر فعالیت مغز انسان را مورد بررسی قرار دادند. در این پژوهش، القای اثر تشدیدی را برای امواج مغناطیسی ضعیف و کم فرکانس بر مبنای پردازش سیگنال‌های الکتریکی مغز، در یک قسمت مشخص و متمرکز در روی مغز بیماران آلزایمری بررسی شد. تابش دقیق و متمرکز و هدفدار میدانی که هم فرکانس با ریتم مغزی است، می‌تواند سبب تغییر EEG و بازگشت سیگنال‌ها به شکل طبیعی در همان فرکانسِ تحریک شود. همچنین دامنه هایپرپلاریزاسیون متعاقب و طول مدت پتانسیل عمل پس از اعمال میدان به قسمت هیپوکامپ مغز، به طور معناداری افزایش می‌یابد. تابش میدان‌های مغناطیسی پالسی موجب کاهش دامنه و فرکانس پتانسیل‌های عمل سلول عصبی می‌شود. این تغییرات بر روی کانال‌های یونی مشخص گردید و با مدل‌سازی نتایج و سلول عصبی تحت تاثیر میدان‌های مغناطیسی و اصلاح امواج مغزی تضعیف شده در بیمار، روش درمان جدید ارائه گردید (۱۰).

رضوی و همکاران مطالعه‌ای جهت پیش‌بینی بیماری آلزایمر بر روی ۲۰۰ نمونه تصاویر مغزی جانبازان انجام دادند. در مدل پیشنهادی این پژوهش ۷۰ درصد از تصاویر پایگاه داده برای آموزش و ۳۰ درصد تصاویر پایگاه داده برای آزمون انتخاب شدند. در مرحله اول آموزش از یادگیری عمیق با شبکه کانولوشن برای استخراج ویژگی سپس در مرحله دوم به منظور طبقه‌بندی وضعیت سلامت بر پایه ویژگی‌های یاد گرفته شده می‌باشد. نتایج حاصل از خروجی تجزیه و تحلیل شده و با روش‌های ارائه شده در مطالعات قبلی مقایسه شده است. روش پیشنهادی، دقت تشخیص بالاتری دارد که نسبت به روش‌های موجود باعث افزایش بیش از ۱۰ درصد در دقت تشخیص در بسیاری از موارد گردیده است (۱۱).

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License.

رضایی و همکاران از مدل ماشین‌بردار پشتیبان با سه کرنل خطی، دوجمله‌ای و گوسین برای تفکیک بیماران از افراد سالم استفاده شد. با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان با کرنل گوسین بیماران آلزایمری و افراد سالم با صحتی برابر ۸۸/۳۴ درصد به تفکیک افراد سالم و مبتلا به آلزایمر پرداختند (۱۲).

رضایی بهتر و همکاران با استفاده از الگوریتم‌های داده‌کاوی به پیش‌بینی بیماری آلزایمر پرداختند. هدف این مقاله، استخراج ویژگی‌های ژن افراد و طبقه‌بندی آنها جهت تشخیص بیماری آلزایمر بود. در این روش پیشنهادی مجموع ۱۹ ویژگی توسط ماتریس اغتشاش از مجموعه داده‌ها استخراج شده و آزمایش‌ها برای یک مجموعه داده ژن ۳۱۵ تایی از افراد مختلف در زمینه آلزایمر، تست و اجرا شده است. بالاترین دقت با استفاده از روش SVM حدود ۹۳ درصد بوده است (۱۳).

Benyoussef بر پایه سه الگوریتم طبقه‌بندی و پیش‌بینی شامل "درخت تصمیم"، "تحلیل متمایز" و "رگرسیون لجستیک" به پیش‌بینی بیماری آلزایمر پرداخت. این مدل در وهله اول می‌تواند بیماران گرفتار به آلزایمر را از بیماران با اختلال شناختی خفیف دیگر و افراد سالم جداسازی کند و ثانیاً برخی از قوانین تأثیرگذار را برای افراد جدید مبتلا به آلزایمر ارائه می‌دهد تا بتوان آنها را در دسته‌بندی مناسب قرار داد و پیش‌بینی نمود (۱۴).

Ertek و همکاران، عوامل خطر و نشانه‌های بیماری آلزایمر با یک تجزیه و تحلیل داده‌کاوی مشخص کردند. روش‌های کاربردی در این مقاله شامل درخت تصمیم، تجزیه خوشه‌ای و تجسم داده‌ها بود. این مطالعه نه تنها با بینش جدید، بلکه همچنین با نشان دادن چارچوبی برای تجزیه و تحلیل چنین داده‌هایی، به مبانی نظری و ادبی پژوهش کمک می‌کند (۱۵). در پژوهشی دیگر ارتک با هدف تجزیه و تحلیل عوامل خطر و شناسایی آزمایش‌هایی که می‌توانند به تشخیص آلزایمر کمک کنند را مورد بررسی قرار دادند. در حالی که مطالعات متعددی وجود دارد که فاکتورهایی را برای کمک به تشخیص یا پیش‌بینی آلزایمر تجزیه و تحلیل می‌کند، این اولین مطالعه بود که فقط داده‌های غیر تصویری را در نظر می‌گرفت. روش‌های کاربردی شامل تجزیه و تحلیل درخت تصمیم، تحلیل خوشه‌ای و تجسم داده‌ها در این مطالعه مورد بررسی قرار گرفت. تجزیه و تحلیل‌های انجام شده منجر به ارائه بینش‌هایی در راستای ساخت جدول خطر برای آلزایمر شد (۱۵).

Rochoy و همکاران از مدلی چهار مرحله‌ای متشکل از چهار ماژول‌های مختلف برای تشخیص زوال عقل معرفی کردند. مدل چهار مرحله‌ای داده‌کاوی پیشنهادی او شامل ماژول پیشنهاد دهنده، پیش‌بینی‌کننده، توصیف‌کننده و تجسم‌کننده بود (۱۶).

Balamurugan و همکاران از الگوریتم‌های داده‌کاوی برای پیش‌بینی آلزایمر بهره بردند. در این مقاله الگوریتم طبقه‌بندی KNN بر اساس کاهش ابعاد جدید برای تجزیه و تحلیل و طبقه‌بندی بیماری آلزایمر و اختلالات شناختی خفیف در مجموعه داده‌های پزشکی ارائه شده است (۱۷).

Spedding نیز از الگوریتم ژنتیک برای استخراج زیرمجموعه ای از اندازه‌گیری‌های مغز استفاده کرد که در مقایسه با بقیه اندازه‌گیری‌ها دارای بالاترین قدرت پیش‌بینی بودند. وی همچنین از مدل رگرسیون برای پیش‌بینی سن یک فرد سالم و استفاده از این مورد در افراد بیماری آلزایمر مثبت برای ایجاد سن آشکار مغز استفاده کرد (۱۸).

Labib و همکاران، یک مدل داده‌کاوی برای عوامل مرتبط با بیماری آلزایمر پیشنهاد دادند. در این مطالعه آنها از دو تکنیک Naive Bayes و درخت تصمیم برای کشف عوامل مرتبط با بیماری آلزایمر که یک اختلال پیش‌رونده مغز است استفاده کردند. بر اساس نتایج حاصل از آزمایشات مشخص شد که دقیق‌ترین طبقه‌بندی از طریق روش درخت تصمیم به دنبال Naive Bayes به دست آمده است. سپس از روش قوانین گروهی برای شناسایی ارتباط بین ویژگی‌های مختلف و تعیین قدرت هر یک استفاده شد. برخی از مهمترین عوامل مرتبط کشف شده شامل جنسیت، گروه سنی، سطح هوشیاری، سطح تحصیلات و شغل بوده است (۱۹).

Li یک مدل پیش‌آگهی مبتنی بر مارکرهای طولی چند متغیره برای پیش‌بینی بقای پیشرفت بدون درد در بیماران مبتلا به اختلال شناختی خفیف معرفی کردند. در مدل پیشنهادی آنها اطلاعات موجود در نشانگرهای طولی چندگانه با استفاده از تجزیه و تحلیل مولفه‌های عملکردی چند متغیری استخراج شد و به عنوان پیش‌بینی‌کننده در مدل‌های رگرسیون کوکس مورد استفاده قرار گرفت. تجزیه و تحلیل نتایج شواهد جامعی از سودمندی مدل برای پیش‌بینی پیشرفت بیماری آلزایمر ارائه داد (۲۰).

Bang و همکاران روشی مبتنی بر منطق فازی و یادگیری عمیق جهت شناسایی آلزایمر ارائه دادند که در این روش تصویر به لایه‌هایی تقسیم می‌شود سپس ویژگی‌های مستخرج از شبکه عصبی عمیق با استفاده از RVFL دسته‌بندی می‌شود. این پژوهشگران به دقت ۸۶/۶ درصد دست یافتند (۲۱). پژوهشگران بسیاری نیز با استفاده از منطق فازی برای درمان آلزایمر مانند تولید درمان تحریک شناختی سازگار فازی برای مبتلایان به آلزایمر به طوری که یک پلت فرم نظارت فراگیر مراقبت از زوال عقل ارائه شد پرداختند (۲۲، ۲۳).

علی‌رغم عملکرد مناسب روش‌های داده‌کاوی جهت تشخیص آلزایمر و پردازش تصاویر MRI، هنوز هم نیاز به روش‌های بیشتری برای تشخیص

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License.

این بیماری به صورت دقیق‌تر احساس می‌شود. اخیرا از یادگیری عمیق جهت پردازش دقیق پردازش تصاویر به خصوص تشخیص آلزایمر از روی تصاویر MRI، استفاده شده است. شبکه عصبی کانولوشنی بهترین ایده در یادگیری عمیق است که در کاهش خطا بسیار موثر است همچنین در پردازش سیگنال‌های پزشکی نیز از دقت خوبی برخوردار است بنابراین استفاده از این شبکه در این مقاله برگزیده شد. جهت افزایش بهره‌وری و شناسایی الگو و روابط پیچیده‌ای که بین داده‌ها وجود دارد به شبکه عصبی مذکور، یک لایه فازی نیز اضافه شده است. در این راستا، در این مقاله یک مدل دسته‌بندی برای پیش‌بینی بیماری آلزایمر حاصل از ترکیب شبکه عصبی کانولوشنی و منطق فازی معرفی شده است. در واقع، با توجه به این واقعیت که تشخیص مرزهای بین کلاس‌ها در طبقه‌بندی تصاویر اجسام پیچیده یا صحنه‌های پیچیده دنیای واقعی هنوز مشکل است و این طبقه‌بندی‌ها هنوز با عدم قطعیت یا دقت ناکافی مواجه هستند، در مدل پیشنهادی از یک لایه فازی به منظور بهبود دقت ویژگی‌های استخراج شده بین لایه ادغام و لایه کاملا همبند استفاده شده است. استفاده از لایه فازی باعث بهبود دقت دسته‌بندی خواهد شد زیرا برخلاف طبقه‌بندی کلاسیک، طبقه‌بندی فازی می‌تواند کلاس‌های همجوار دارای مرز پیوسته با مناطق همپوشان را مشخص کند. هدف از ترکیب شبکه عصبی کانولوشنی و منطق فازی این است که سیستم بتواند با عدم قطعیت‌های شناختی بیشتر شبیه به انسان برخورد کند و امکان پردازش اطلاعات نامشخص و نادرست را داشته باشد (۲۴، ۲۵).

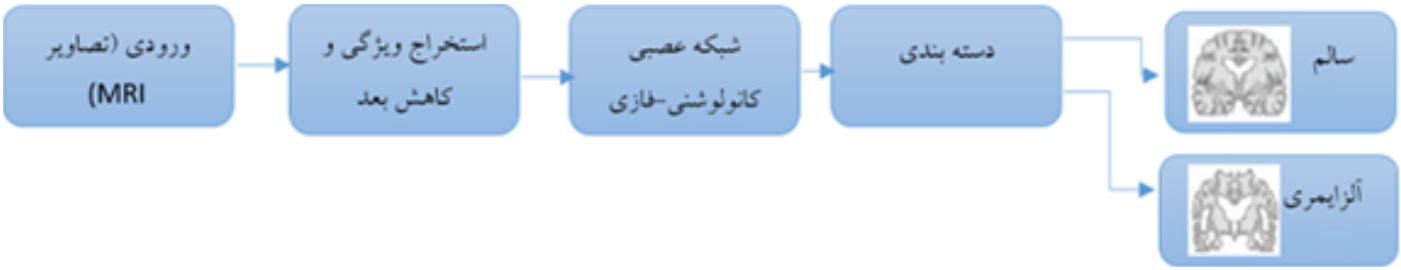
این مقاله به صورت زیر سازمان‌دهی شده است. ابتدا روش پیشنهادی تشریح می‌گردد. در قسمت بعد نتایج آزمایش‌ها بررسی و گزارش داده می‌شود و سپس بحث و نتیجه‌گیری بیان خواهد شد.

روش کار

ابتلا به بیماری آلزایمر به تدریج باعث مرگ سلول‌های عصبی و از بین رفتن بافت مغزی می‌شود. زمان و دقت تشخیص این بیماری عامل مهمی در جلوگیری از پیشرفت بیماری است و در حال حاضر هیچ درمان قطعی برای آن وجود ندارد. از آن‌جایی که آلزایمر باعث تخریب سلول‌های مغزی می‌شود، با استفاده از روش‌های تصویربرداری رایانه‌ای و تصاویر MRI می‌توان تغییرات رخداده در ساختار مغز را بررسی کرد. در این مقاله یک روش بهینه و دقیق جهت تشخیص بیماری آلزایمر حاصل از ترکیب شبکه عصبی کانولوشنی و منطق فازی معرفی می‌شود که در زیر به صورت کامل توضیح داده می‌شود.

روش پیشنهادی

در این مقاله، از شبکه عصبی کانولوشنی که از سه بخش لایه کانولوشنی، لایه ادغام و لایه کاملا همبند تشکیل شده است استفاده شد. استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی باعث کاهش خطا در پردازش سیگنال‌های پزشکی خواهد شد. در این شبکه یک لایه فازی به منظور بهبود دقت ویژگی‌های استخراج شده بین لایه ادغام و لایه کاملا همبند استفاده می‌شود. در واقع، با توجه به این واقعیت که تشخیص مرزهای بین کلاس‌ها در طبقه‌بندی تصاویر اجسام پیچیده یا صحنه‌های پیچیده دنیای واقعی هنوز مشکل است و این طبقه‌بندی‌ها هنوز با عدم قطعیت یا دقت ناکافی مواجه هستند، انتظار می‌رود استفاده از لایه فازی باعث بهبود دقت دسته‌بندی شود زیرا برخلاف طبقه‌بندی کلاسیک، طبقه‌بندی فازی بدین معناست که کلاس‌های همجوار دارای مرز پیوسته با مناطق همپوشان هستند و شی طبقه‌بندی شده با درجه تعلق آن به طبقات مختلف مشخص می‌شود. هدف از ترکیب شبکه عصبی کانولوشنی و منطق فازی این است که سیستم بتواند با عدم قطعیت‌های شناختی بیشتر شبیه به انسان برخورد کند و امکان پردازش اطلاعات نامشخص و نادرست را داشته باشد. شکل ۱ فرآیند کلی مدل پیشنهادی در تشخیص آلزایمر را نشان می‌دهد.



شکل ۱. فرآیند کلی مدل پیشنهادی در تشخیص آلزایمر

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License.

ابتدا تصاویر MRI، به عنوان ورودی انتخاب شده و ویژگی‌های موثر از آنها استخراج می‌شود. شبکه عصبی کانولوشنی با استفاده از لایه‌های متعدد، خود سبب کاهش ویژگی و انتخاب ویژگی خواهد شد با این وجود در اینجا ویژگی‌های کاهش‌یافته به عنوان ورودی، به شبکه عصبی کانولوشنی_فازی داده می‌شود که عمل دسته‌بندی افراد که جداسازی افراد سالم و بیمار است به صورت بهینه انجام شود. توضیحات مربوط به شکل ۱ و روش پیشنهادی به طور کامل در ادامه آمده است.

استخراج ویژگی با استفاده از تبدیل موجک گسسته سه بعدی

در این مقاله از موجک سه بعدی Daubechies استفاده شده است و فرایند تجزیه تصویر با DWT-3D تا مرحله سوم گسترش داده شده است. در واقع تبدیل گسسته ویولت کدینگ زیرباند است. با عبور سیگنال از فیلترهای بالاگذر و پایین گذر، فرکانس‌های مختلف آن تحلیل می‌شود. در حالت گسسته سیگنال از طریق Down Sampling و Up Sampling تغییر می‌کند. خروجی اولین مرحله از اعمال تبدیل ویولت، دو نسخه بالاگذر و پایین‌گذر با طول کاهش‌یافته از سیگنال اولیه به فرم زیر به دست می‌آید.

$$y_{high}[k] = \sum_{n} x[n].g[2k-n] \quad (۱)$$

$$y_{low}[k] = \sum_{n} x[n].g[2k-n] \quad (۲)$$

با اعمال رابطه (۱)، رزولوشن زمانی نصف شده و در مقابل رزولوشن فرکانس دو برابر می‌شود. با استفاده از تبدیلات ویولت، تصویر به زیرباند تقسیم می‌شود که باعث به دست آوردن اطلاعات دقیق‌تری نسبت به سیگنال اصلی می‌شود. رابطه تبدیل موجک گسسته به صورت رابطه زیر است.

$$CWT(a,b) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi(\frac{t-b}{a}) dt \quad (۳)$$

که ψ، تابع موجک با پارامترهای جابه‌جایی b و مقیاس a متفاوت است. در مرحله اول، تصویر به ۸ زیرتصویر تجزیه خواهد شد و زیر تصویر اول جهت اجرای مرحله دوم DWT-3D انتخاب شده و به ۸ زیر تصویر تبدیل می‌گردد و به همین ترتیب برای مرحله سوم نیز انجام می‌شود و در نهایت هر کدام از تصاویر MRI، به ۲۲ زیرتصویر تجزیه می‌شوند (۲۶). در این مقاله تبدیل موجک گسسته برای تصویر x، به صورت زیر به دست آورده می‌شود.

$$DWT(x) = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_k W_\varphi(j_0,k)\varphi_{j_{0,k}}(x) + \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_{jj0}^{\infty} \sum_k W_\psi(j,k)\psi_{j,k}(x) \quad (۴)$$

$$a = a_0^j \quad (۵)$$

$$b = kb_0a_0^j \quad (۶)$$

$$\psi_{j,k} = 2^{-\frac{j}{2}}\psi(2^{-j}\,x - k) \quad (۷)$$

$$W_\varphi(j_0,k) = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_{x=0}^{M-1} f(x)\varphi_{j0,k}(x) \quad (۸)$$

$$W_\psi(j,k) = \frac{1}{\sqrt{M}} \sum_{x=0}^{M-1} f(x)\psi_{j,k}(x) \quad (۹)$$

پارامتر j بر روی مقیاس تبدیل ویولت تاثیرگذار است و k پارامتر انتقال تابع ویولت است.

کاهش ویژگی

کاهش ویژگی باعث کم کردن پیچیدگی حل مساله چه در داده‌های

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License.

آموزش و چه در داده‌های آزمایش می‌شود. داده‌های کاهش‌یافته برای طبقه‌بندی بهتر و دارای پایداری بیشتری است. همچنین حذف اطلاعات غیرمفید می‌تواند در کاهش خطای طبقه‌بندی تاثیر به سزایی داشته باشد. در این مقاله از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی ((PCA) Principal Component Analysis) جهت کاهش ویژگی استفاده شده است. PCA، یک روش کاهش ابعادی است که همبستگی‌ها و الگوهای موجود در یک مجموعه داده را مشخص کرده تا بتوان بدون از بین رفتن هرگونه اطلاعات مهم به مجموعه‌ای از داده‌ها با ابعاد کمتری دست پیدا کرد (۲۷).

شبکه عصبی کانولوشنی

شبکه عصبی کانولوشن نوع خاصی از شبکه عصبی با چندین لایه است. داده‌هایی را که دارای آرایش شبکه‌ای هستند پردازش می‌کند و سپس ویژگی‌های مهم را استخراج می‌کند. یک مزیت بزرگ استفاده از شبکه کانولوشنی این است که نیازی به انجام بسیاری از مراحل پردازش روی تصاویر نیست. در این لایه، برای فیلتر کردن تصویر کرنل را بر روی تصویر حرکت کرده و عمل ضرب و جمع تمام پیکسل‌های ناحیه مشترک انجام می‌شود.

لایه ادغام

قرار دادن یک لایه ادغام بین چندین لایه کانولوشنی پشت سر هم در یک معماری کانولوشن امری مهم است. کارکرد این لایه کاهش اندازه مکانی (عرض و ارتفاع) تصویر (ورودی) به جهت کاهش تعداد پارامترها و محاسبات در داخل شبکه و بنابراین کنترل بیش برازش است. لایه ادغام به صورت مستقل بر روی هر برش عمقی از توده ورودی عمل کرده و آن را با استفاده از عملیات بیشینه‌گیری از لحاظ مکانی تغییر اندازه می‌دهد.

لایه فازی و دسته‌بندی

برخلاف عموم شبکه‌های کانولوشنی که در آن ویژگی‌های استخراج شده از لایه کانولوشنی و ادغام به لایه کاملا همبند به منظور دسته‌بندی داده می‌شوند، در مدل پیشنهادی بین لایه ادغام و لایه کاملا همبند یک لایه فازی وجود دارد که می‌توان آن را به عنوان یک پیش‌پردازنده در نظر گرفت. در اینجا شبکه عصبی کانولوشنی تصاویر پزشکی را به عنوان ورودی دریافت کرده و یکسری عملیات روی آن انجام داده و ویژگی‌های میانی را استخراج می‌کند. ویژگی‌های استخراج شده به یک لایه فازی داده می‌شوند. لایه فازی یک توزیع داده ورودی اولیه را در تعداد خوشه‌های از پیش تعیین‌شده دسته‌بندی می‌کند.

خروجی لایه فازی نشان‌دهنده ارزش‌های توابع عضویت برای خوشه‌های فازی داده‌های ورودی است. این نمرات عضویت میزان متعلق بودن نقاط داده به هر خوشه را نشان می‌دهد. این مقادیر به عنوان ورودی به دسته‌بند داده شده و کلاس خروجی مشخص می‌شود. شکل ۲ جزئیات مربوط به این لایه را نشان می‌دهد.

شکل ۲. ساختار کلی مدل پیشنهادی

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License.

فرض می‌شود که تعداد سلول‌های عصبی لایه فازی (تعداد خوشه‌ها) باشد. نورون‌های توابع فعال‌سازی، لایه فازی، توابع پایه شعاعی (معمولاً در قالب یک تابع گوسی) هستند که عضویت بردار ورودی x را در هر یک از خوشه‌های L مدل می‌کنند. رابطه (۱۰)، تابع عضویت فازی را نشان می‌دهد.

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}} \quad (۱۰)$$

در اینجا پارامتر m مرکز یک خوشه است ، پارامتر σ، سطح مرزهای خوشه را نشان می‌دهد که هر دو مقادیر حقیقی هستند. در واقع اگر بردار X=[x1, x2, x3,…,xn] به عنوان ورودی به یک شبکه داده شود، لایه فازی یک بردار که نشان‌دهنده میزان تعلق X به یک خوشه مشخص است را ایجاد می‌کند [μ1(x), μ2(x), μ3(x),… μn(x)]. در اینجا μ(X) به کمک رابطه (۱۱) محاسبه می‌شود تا شرایط نرمال‌سازی را بر اساس رابطه (۱۲) برای هر نمونه آموزشی برآورده سازد.

$$\mu l\left(X^{(k)}\right) = f(s) = f\left(\sum_{j=1}^{n} x_j^{(k)}\right) \quad (۱۱)$$

$$\sum_{l=1}^{L} \mu l\left(X^{(k)}\right) = 1 \quad (۱۲)$$

در اینجا k نشان دهنده تعداد بردارهای نمونه آموزشی است و خروجی لایه فازی به عنوان ورودی لایه کاملا همبند که دسته‌بندی را انجام می‌دهد، مورد استفاده قرار می‌گیرد.

همان‌طور که مشخص است، فرآیند مدل پیشنهادی در سه مرحله انجام می‌شود. در مرحله اول، تصویر مربوط به مغز به عنوان ورودی مختلف روی ماتریس ورودی ویژگی‌های از تصویر به دست می‌آید. در ادامه لایه فازی توزیع اولیه داده‌های ورودی را به صورت خوشه‌های فازی انجام می‌دهد. آخرین لایه‌های کاملاً متصل شده طبقه‌بندی را انجام می‌دهند و برچسب کلاس نتیجه را به هر گروه از خوشه‌ها اختصاص می‌دهند.

یافته‌ها

در آزمایش‌های این مقاله از مجموعه داده استاندارد ADNI که از معتبرترین مجموعه داده تصاویر پزشکی برای طراحی و آزمون روش‌های خودکار تشخیص بیماری آلزایمر می‌باشد استفاده شد. مجموعه داده MRI، شامل تصاویر مربوط به ۳۰۲ نفر است که گروه سنی آنها کمتر از ۷۵ می‌باشد. این گروه شامل ۲۱۱ بیمار مبتلا به آلزایمر و ۹۱ فرد سالم است. موضوعات خاصی در مقاطع زمانی مختلف اسکن شدند که داده‌های تصویربرداری آنها به طور جداگانه در آزمایش‌ها مورد توجه قرار گرفت (۲۲). اطلاعات جمعیت‌شناختی هر دو زیر مجموعه در جدول ۲ نشان داده شده است.

جدول ۲. اطلاعات جمعیت‌شناختی مجموعه تصاویر

تصاویر MRI						
دسته	تعداد کل	تعداد زنان	تعداد مردان	میانگین سنی زنان	میانگین سنی مردان	تصاویر
آلزایمر	۲۱۱	۸۵	۱۲۶	۸۰/۹۸	۸۱/۲۷	۳۰۲
سالم	۹۱	۴۳	۴۸	۷۹/۳۷	۸۰/۸۱	

معیار ارزیابی

به منظور ارزیابی مدل پیشنهادی از معیار ارزیابی دقت، صحت و فراخوانی استفاده می‌شود و به ترتیب مطابق رابطه (۱۳)، (۱۴) و (۱۵) محاسبه می‌شوند:

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License.

$$Accuracy = (TP+TN) / N \quad (۱۳)$$

$$precision = TP/(TP+FP) \quad (۱۴)$$

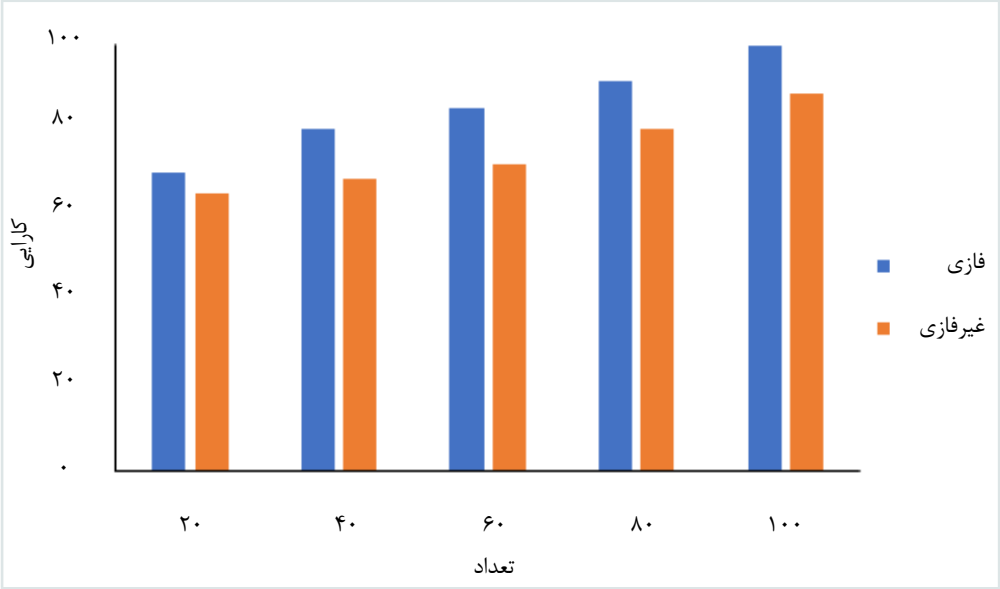
$$recall = TP/(TP+FN) \quad (۱۵)$$

در روابط فوق TP و TN به ترتیب نمونه‌های مثبت و منفی هستند که درست طبقه‌بندی شده‌اند. FP و FN به ترتیب نمونه‌های مثبت و منفی هستند که نادرست طبقه‌بندی شده‌اند و N نیز برابر تعداد کل نمونه‌ها است. برای اعتبارسنجی مدل پیشنهادی از k-fold و k=10 استفاده شده است. در این نوع تقسیم، داده‌ها به k-1 دسته آموزش و ۱ دسته آزمایش تقسیم می‌شوند. در این نوع اعتبارسنجی داده‌ها به K زیرمجموعه افراز می‌شوند. از این K زیرمجموعه، هر بار یکی برای اعتبارسنجی و k-1 تای دیگر برای آموزش به کار می‌روند. این روال K بار تکرار می‌شود و همه داده‌ها دقیقا یکبار برای آموزش و یکبار برای اعتبارسنجی به کار می‌روند. نتایج حاصل از مدل پیشنهادی با استفاده از معیارهای صحت، فراخوانی و امتیاز F نیز در جدول ۳ گزارش شده است.

جدول ۳. بررسی عملکرد روش پیشنهادی

مدل	دقت	صحت	فراخوانی	F
بدون استفاده از دسته‌بندی فازی	۸۸/۳۵	۸۷/۲۳	۸۶/۶۵	۸۵/۴۳
با استفاده از دسته‌بندی فازی	۹۹/۶۱	۹۶/۵۱	۹۵/۳۲	۹۵/۶۱

همان‌طور که مشاهده می‌شود، روش پیشنهادی با استفاده و بدون استفاده از منطق فازی مقایسه شد و نتایج حاکی از آن است که استفاده از منطق فازی در تمامی معیارهای دقت، صحت، فراخوانی و امتیاز اف، به ترتیب با مقادیر ۹۹/۶۱، ۹۶/۵۱، ۹۵/۳۲ و ۹۵/۶۱ باعث بهبود تشخیص دو گروه شده است. تاکنون روش‌های زیادی برای تشخیص زودهنگام بیماری آلزایمر پیشنهاد شده و دقتی بین ۵۵ الی ۸۲ درصد برای دسته‌بندی بیماران مبتلا به آلزایمر و افراد سالم ارائه شده است. یکی از مزایای روش پیشنهادی این است که قابل اجرا بر روی انواع تصاویر و انواع داده‌ها می‌باشد. پژوهشگران گذشته با روش‌هایی مشابه که البته از دقت کمتری برخوردار است بر روی انواع داده‌ها آزمایش‌هایی انجام داده اند. در نمودار ۱ تاثیر تعداد داده‌های مختلف در مدل پیشنهادی با استفاده از منطق فازی و غیرفازی نشان داده شده است.



نمودار ۱. مقایسه تعداد داده‌ها در دقت روش پیشنهادی

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License.

همان‌طور که مشاهده می‌شود تعداد داده‌های بیشتر تا جایی که سبب بیش‌برازش نشود باعث بهبود دقت می‌شود.

نتایج حاصل از مقایسه روش پیشنهادی با چند روش دیگر در جدول ۴ گزارش شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، مدل پیشنهادی که از ترکیب شبکه عصبی کانولوشنی و دسته‌بندی فازی برای تشخیص آلزایمر است، با دقت ۹۹/۶۱ درصد تشخیص رضایت‌بخشی نسبت به دیگر پژوهش‌های مرتبط برای طبقه‌بندی بیماران آلزایمر و سالم کسب کرده است. همچنین همان‌طور که مشخص است، استفاده از دسته‌بندی فازی در لایه آخر مدل پیشنهادی بر دقت دسته‌بندی به طور قابل توجهی افزوده است. در جدول بالا مشاهده می‌شود که استفاده از داده‌های MRI، باعث بهبود کارایی در تشخیص بیماری آلزایمر شده است به طوری که حتی داشتن داده‌های ترکیبی از MRI و PET نیز به بهبود تشخیص بیماری کمک کرده است.

جدول ۴. مقایسه نتایج مدل پیشنهادی با سایر روشهای مرتبط

ماهیت	روش	نمونه داده	دقت دسته‌بندی	پژوهش
MRI-PET	یادگیری عمیق	ADNI	۹۸/۴	Basaia و همکاران (۲۸)
PET	یادگیری عمیق	ADNI	۹۹/۱	Liu و همکاران (۲۹)
MRI	ترکیب ژنتیک و ماشین بردار پشتیبان	ADNI	۹۷/۵	Zeng و همکاران (۳۰)
MRI-PET	یادگیری عمیق	ADNI	۹۸/۷	Shi و همکاران (۳۱)
PET	ترکیب روش آماری شبکه عصبی سنتی و پرسپترون	ADNI	۸۹/۲	Singh و همکاران (۳۲)
MRI	یادگیری عمیق بی ناظر	ADNI	۹۸/۷	رضوی و همکاران (۳۳)
PET	ماشین بردار پشتیبان	ADNI	۸۸/۵۶	فیوضی و همکاران (۳۴)
MRI-PET+CSF	شبکه‌های عمیق	ADNI	۹۴/۳	توراندار و همکاران (۵)
MRI	ترکیب شبکه عصبی کانولوشنی و منطق فازی	ADNI	۹۹/۶۱	مدل پیشنهادی

بحث

ابتلا به بیماری آلزایمر به تدریج باعث مرگ سلول‌های عصبی و از بین رفتن بافت مغزی می‌شود. با گذشت زمان حجم مغز به طور چشم‌گیری کاهش یافته و تمام عملکردهای آن تحت تاثیر قرار می‌گیرد. زمان تشخیص این بیماری عامل مهمی در روند جلوگیری از پیشرفت بیماری است. به همین منظور، روشی هوشمند حاصل از ترکیب شبکه عصبی کانولوشنی و دسته‌بندی فازی برای تشخیص زودهنگام آلزایمر از روی تصاویر MRI معرفی شد. فرآیند مدل پیشنهادی در سه مرحله انجام شد. در مرحله اول، تصویر مربوط به مغز به عنوان ورودی به لایه کانولوشنی داده شد در ادامه لایه فازی توزیع اولیه داده‌های ورودی را به صورت خوشه‌های فازی انجام داد. در نهایت آخرین لایه‌های کاملاً همبند، طبقه‌بندی را انجام داد و برچسب کلاس نتیجه را به گروه مربوطه از خوشه‌ها اختصاص داد. نتایج آزمایشات بر اساس مدل پیشنهادی روی مجموعه داده استاندارد ADNI انجام شد. بر اساس نتایج حاصل از آزمایش‌های، مدل پیشنهادی بر اساس معیارهای دقت، صحت، فراخوانی و امتیاز F، به ترتیب با مقادیر ۹۹/۶۱، ۹۶/۵۱، ۹۵/۳۲ و ۹۵/۶۱ باعث بهبود تشخیص گروه‌های سالم و مبتلا به آلزایمر شد. همچنین مشاهده شد که مدل پیشنهادی از دقت بالاتری نسبت به دیگر روش‌ها در تشخیص بیماری آلزایمر برخوردار است.

نتیجه‌گیری

می‌توان نتیجه گرفت که مدل پیشنهادی با استفاده از شبکه عصبی کانولوشنی از دقت بالایی در تشخیص بیماری آلزایمر برخوردار است به علاوه استفاده از دسته‌بندی فازی دقت مدل را به طور قابل توجهی افزایش داده است. در آینده نیز می‌توان این موضوع را بررسی کرد که آیا قسمت‌های مختلف مغزی افراد مبتلا به آلزایمر در زن‌ها و مردها با یکدیگر متفاوت است یا خیر و مدل پیشنهادی را بر این اساس نیز به کار برد.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License.

ملاحظات اخلاقی

پیروی از اصول اخلاق در پژوهش

این مقاله برگرفته از پایان‌نامه کارشناسی ارشد نویسنده اول می‌باشد. نحوه ارائه گزارش یا اعلام نتیجه پژوهش‌ها متضمن رعایت حقوق مادی و معنوی عناصر ذیربط (آزمودنی، پژوهشگر، پژوهش و سازمان مربوطه) می‌باشد. پژوهش انجام شده بر روی پایگاه داده تصاویر استانداردی که از قبل ثبت شده انجام گرفته است بنابراین انجام آن هیچ‌گونه آسیب جسمی و روانی برای آزمودنی‌ها نداشته است.

مشارکت نویسندگان

حسین پورقلی: این مقاله مستخرج از پایان‌نامه کارشناسی ارشد نویسنده اول بوده که وظیفه اجرای پروژه، جمع‌آوری نمونه، برگزاری جلسات تحلیل و بررسی نتایج و نگارش اولیه مقاله را بر عهده داشته است. الهام عسکری: نویسنده مسئول و استاد راهنمای مراحل اجرایی پژوهش بوده و اصلاح مقاله را نیز بر عهده داشته است.

منابع مالی

کلیه هزینه‌های انجام این پژوهش توسط نویسنده اول صورت گرفته است.

تشکر و قدردانی

بدینوسیله از حمایت مادی و معنوی دانشگاه آزاد اسلامی واحد فومن و شفت در انجام این پژوهش با کد ۱۶۲۴۱۶۴۳۹ کمال تشکر و قدردانی را داریم.

تعارض منافع

نویسندگان مقاله حاضر هیچ‌گونه تعارض منافعی را گزارش نکرده‌اند.

References

1. Abate G, Vezzoli M, Polito L, Guaita A, Albani D, Marizzoni M, et al. A conformation variant of p53 combined with machine learning identifies Alzheimer disease in preclinical and prodromal stages. *Journal of Personalized Medicine*. 2021;11(1):14.

2. Goenka N, Tiwari S. Deep learning for Alzheimer prediction using brain biomarkers. *Artificial Intelligence Review*. 2021;54(7):4827-4871.

3. Madar IH, Sultan G, Tayubi IA, Hasan A, Pahi B, Rai A, et al. Identification of marker genes in Alzheimer's disease using a machine-learning model. *Bioinformation*. 2021;17(2):363-368.

4. Salehi A. W, Baglat P, Sharma BB, Gupta G, Upadhya A. A CNN Model: Earlier Diagnosis and Classification of Alzheimer Disease using MRI. Proceeding of IEEE International Conference on Smart Electronics and Communication (ICOSEC); 2020 September 10-12; Trichy, India; IEEE;2020. pp. 156-161.

5. Turandaz Kenari M. Provide a new way to diagnose Alzheimer's disease based on data feature selection using thin coding. Proceeding of 2th National Conference on Computer Engineering Research (Ekbatan Research Group); 2016 February 4-5; Tehran, Iran;2016. (Persian)

6. Zargarzade B, Mazroii Rad E, Azarnosh M, Khalilzade M. Early diagnosis of Alzheimer's disease using time analysis, EEG frequency and ERP. Proceeding of 10th International Congress on Civil Engineering; 2015 May 5; Tabriz, Iran;2015. (Persian)

7. Meshgini S. Detection of Alzheimer's disease using EEG signals and convolutional neural network. Proceeding of 10th International Congress on Civil Engineering; 2015 May 5; Tabriz, Iran;2015. (Persian)

8. Mosavi Nejad N, Ashjari M. Diagnosis of Alzheimer's disease with the help of a fuzzy expert system based on the ant algorithm. Proceeding of 4th Natinal Conference on Application of Novel Technologies in Engineering Science; 2017 February 23-24; Torbat Heidariye, Iran;2017. (Persian)

9. Dehghan H, Poyan A, Hasanpor H, Dolati P. Diagnosis of Alzheimer's disease based on brain signal processing [MS The-

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License.

sis]. Shahroud, Iran:Shahroud University of Technology;2021. (Persian)

10. Naser S. Design and implementation of Alzheimer's disease prevention circuit [MS Thesis]. Mehriz, Iran:Islamic Azad University, Mehriz Branch;2015. (Persian)

11. Razavi F, Tarokh MJ, Alborzi M. An intelligent method of alzheimer's disease using deep learning. *Journal of Research in Behavioural Sciences*. 2020;18(2):260-269. (Persian)

12. Rezaei M, Zereshki E, Sharini H, Gharib Salehi M, Naleini F. Detection of Alzheimer's disease based on magnetic resonance imaging of the brain using support vector machine model. *Tehran University Medical Journal*. 2018;76(6):410-416. (Persian)

13. Rezaii Behtar F, Sadeghi Bigham B, Kamali K. Prediction of Alzheimer's disease using data mining algorithms. Proceeding of National Conference on Computer Engineering and Information Technology; 2015 February 25; Shooshtar, Iran;2015. (Persian)

14. Benyoussef EM, Elbyed A, Hadiri HE. Data mining approaches for Alzheimer's disease diagnosis. Proceeding of International Symposium on Ubiquitous Networking. Vol 10542. Springer, Cham;2017. pp. 619-631.

15. Ertek G, Tokdil B, Günaydın I. Risk factors and identifiers for Alzheimer's disease: A data mining analysis. Proceeding of 14th Industrial Conference on Data Mining; 2014 July 16-20; Saint Petersburg, Russia;2014.

16. Rochoy M, Bordet R, Gautier S, Chazard E. Factors associated with the onset of Alzheimer's disease: Data mining in the French nationwide discharge summary database between 2008 and 2014. *PloS One*. 2019;14(7):e0220174.

17. Balamurugan M, Nancy A, Vijaykumar S. Alzheimer's disease diagnosis by using dimensionality reduction based on knn classifier. *Biomedical and Pharmacology Journal*. 2017;10(4):1823-1830.

18. Spedding AL. A data mining approach for automated classification of Alzheimer's disease [PhD Dissertation]. Reading, England:University of Reading;2018.

19. Labib NM, Badawy MS. A proposed data mining model for the associated factors of Alzheimer's disease. Proceeding of International Conference on Data Science (ICDATA); 2014 October 30- Nonember 2; Shanghai, China;2014.

20. Li R. Data mining and machine learning methods for dementia research. In: Perneczky R. editor. Biomarkers for Alzheimer's disease drug development. Methods in molecular biology. Vol 1750. New York:Humana Press;2018.

21. Bang S, Son S, Roh H, Lee J, Bae S, Lee K, et al. Quad-phased data mining modeling for dementia diagnosis. *BMC Medical Informatics and Decision Making*. 2017;17:60.

22. Bhagyashree S. Review on the method of diagnosing Alzheimer's disease using data mining. *International Journal of Engineering Research & Technology*. 2014;3(3):2417-2420.

23. Li K, O'Brien R, Lutz M, Luo S. A prognostic model of Alzheimer's disease relying on multiple longitudinal measures and time-to-event data. *Alzheimer's & Dementia*. 2018;14(5):644-651.

24. Napoles G, Grau I, Concepcion L, Koumeri L, Papa J. Modeling implicit bias with fuzzy cognitive maps. *Neurocomputing*. 2022;481:33-45.

25. Concepcion L, Napoles G, Falcon R, Vanhoof K, Bello R. Unveiling the dynamic behavior of fuzzy cognitive maps. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*. 2020;29(5):1252-1261.

26. Askari E, Setarehdan SK, Sheikhani A, Mohammadi MR, Teshnehlab M. Modeling the connections of brain regions in children with autism using cellular neural networks and electroencephalography analysis. *Artificial Intelligence in Medicine*. 2018;89.40-50.

27. El-Dahshan ES, Hosny T, Salem AB. Hybrid intelligent techniques for MRI brain images classification. *Digital Signal Processing*. 2010;20(2):433-441.

28. Basaia S, Agosta F, Wagner L, Canu E, Magnani G, Santangelo R, et al. Automated classification of Alzheimer's disease and mild cognitive impairment using a single MRI and deep neural networks. *NeuroImage: Clinical*. 2019;21:101645.

29. Liu M, Cheng D, Yan W. Classification of Alzheimer's disease by combination of convolutional and recurrent neural networks using FDG-PET images. *Frontiers in Neuroinformatics*. 2018;12:35.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License.

30. Zeng N, Qiu H, Wang Z, Liu W, Zhang H, Li Y. A new switching-delayed-PSO-based optimized SVM algorithm for diagnosis of Alzheimer's disease. *Neurocomputing*. 2018;320:195-202.

31. Shi J, Zheng X, Li Y, Zhang Q, Ying S. Multimodal neuroimaging feature learning with multimodal stacked deep polynomial networks for diagnosis of Alzheimer's disease. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*. 2017;22(1):173-183.

32. Singh S, Srivastava A, Mi L, Caselli RJ, Chen K, Goradia D. Deep-learning-based classification of FDG-PET data for Alzheimer's disease categories. Proceeding of 13th International Conference on Medical Information Processing and Analysis; 2017 October 5-7; San Andres Island, Colombia; Bellingham, Washington, United States:International Society for Optics and Photonics;2017.

33. Razavi F, Tarokh MJ, Alborzi M. An intelligent Alzheimer's disease diagnosis method using unsupervised feature learning. *Journal of Big Data*. 2019;6(1):32.

34. Fuuzy M, Saba V, Dadashi A. Automatic detection of alzheimer disease based on the area analysis of white and gray matter regions in brain images. *Paramedical Sciences and Military Health*. 2018;13(3):27-39.

This work is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial-NoDerivatives 4.0 International License.