

Early Detection of Multiple Sclerosis Using Combining Descriptors and Feature Subset Selection Based on Differential Evolutionary Algorithm

F. Zamani Boroujeni^{*,1,2}, F. Davami³, P. Derakhshan-Barjoei^{1,4}, F. Changani⁵

¹ Artificial Intelligence and Data Analysis Research Center, SR.C, Islamic Azad University, Tehran, Iran

² Department of Computer Engineering, SR.C, Islamic Azad University, Tehran, Iran

³ Department of Computer Engineering, Firoozabad Branch, Islamic Azad University, Firoozabad, Iran

⁴ Department of Electrical Engineering, SR.C, Islamic Azad University, Tehran, Iran

⁵ MSc student, Department of Electrical and Computer Engineering, Isfahan (Khorasgan) Branch, Islamic Azad University, Isfahan, Iran

ABSTRACT

RESEARCH PAPER


Received: 24 December 2024

Accepted: 20 April 2025

KEYWORDS:

MS disease,
MRI images,
Feature extraction,
Evolutionary-differential
algorithm,
Cohesion in learning

¹ Corresponding author:

 farsad.zamani@iau.ac.ir

Background and Objectives: Multiple sclerosis is a brain disease where early diagnosis is crucial for treatment. One of the ways to diagnose this disease is by observing lesions caused by it in MRI scans. Most previous approaches have issues such as low diagnostic accuracy, a high number of features, time-consuming analysis, and a lack of certainty in achieving optimal answers.

Methods: In this article, for the first time, a feature vector set is formed by aggregating results from image MRI texture descriptors such as wavelet transform, chaotic features (fractal), and local binary patterns. The presentation of a selected feature set using a differential evolutionary algorithm has not been utilized in this area of identification before, so our proposed technique is based on this approach. Additionally, the proposed classifier will be an improved model combining three types of neural networks. Moreover, improvements in accuracy, sensitivity, and the ability to verify the correctness of the classification results are also considered innovative aspects.

Findings: The data used in this article was obtained from two datasets. After K-fold cross-validation, the experimental accuracy for both image datasets were found to be 95% and 97%, respectively, which represents a 2% improvement over a method that used wavelet transform along with principal component analysis and support vector machines, while also addressing the uncertainty issue.

Conclusion: Our integrated algorithm introduced greater diagnostic accuracy compared to previous methods and takes into account the accuracy factor that was not considered in past approaches. This algorithm not only reduces processing time but also enables simultaneous processing from different channels, aligning better with the opinions of specialized doctors. Despite the lack of a simultaneous separation-processing technique, the rates of false positives and negatives in identifying MS disease are very low. For future work, recommendations include noise removal in the preprocessing stage, combining feature selection techniques to increase accuracy, and using parallel processing as the primary tool in separation software.

نشریه تخصصی آرمان پردازش، دوره ۶، شماره ۱، بهار ۱۴۰۴



فصلنامه تخصصی آرمان پردازش (APJ)

Homepage: www.armanprocessjournal.ir



تشخیص زودهنگام بیماری MS در تصاویر MRI با استفاده از تجمیع توصیفگرها و انتخاب ویژگی به کمک الگوریتم تکاملی - تفاضلی

فرساده زمانی بروجنی*^{۱،۲}، فاطمه دوامی^۳، پویا درخشان بروجنی^{۴،۱}، فهیمه چنگانی^۵

^۱ مرکز تحقیقات هوش مصنوعی و تحلیل داده، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

^۲ گروه مهندسی کامپیوتر، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

^۳ گروه مهندسی کامپیوتر، واحد فیروزآباد، دانشگاه آزاد اسلامی، فیروزآباد، ایران

^۴ گروه مهندسی برق، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

^۵ دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، واحد اصفهان (خوراسگان)، دانشگاه آزاد اسلامی، اصفهان، ایران

چکیده

در این مقاله، برای اولین بار مجموعه بردار ویژگی‌ها از تجمیع نتایج حاصل از توصیفگرهای بافت تصویر MRI نظیر تبدیل موجک، ویژگی‌های آشوب (فراکتال)، الگوی باینری محلی شکل می‌گیرد. ارائه یک مجموعه ویژگی انتخاب شده با استفاده از الگوریتم تکاملی-تفاضلی تاکنون برای این مقوله از شناسایی مورد استفاده قرار نگرفته و از این رو تکنیک پیشنهادی برای اولین بار در انتخاب ویژگی بیماری MS پیشنهاد شده است. همچنین دسته‌بند پیشنهادی، مدلی بهبود یافته از در کنار هم قرار دادن سه نوع شبکه عصبی خواهد بود. مضاف بر این موارد، بهبود دقت، بهبود حساسیت و امکان بررسی صحت پاسخ‌های حاصل از طبقه‌بندی به عنوان موارد دیگر نوآوری تلقی می‌گردد. داده‌های دریافتی در این مقاله، از دو مجموعه داده گرفته شده است. پس از اعتبارسنجی متقاطع K-fold، دقت آزمایشی در هر دو مجموعه تصویر به کار گرفته شده، به ترتیب معادل با ۹۵٪ و ۹۷٪ حاصل آمده‌اند که نسبت به روشی که در آن از تبدیل موجک به همراه آنالیز اجزای اصلی و ماشین بردار پشتیبان استفاده شده به میزان ۲٪ بهبود داشته و همچنین مشکل عدم قطعیت نیز برطرف شده است. الگوریتم یکپارچه معرفی شده در این مقاله، فاکتور دقت را که در روش‌های گذشته مورد توجه قرار نگرفته بود لحاظ کرده و نسبت به روش‌های قبلی دقت تشخیصی بیشتری دارد. این الگوریتم نه تنها زمان پردازش را کاهش می‌دهد، بلکه امکان پردازش همزمان از کانال‌های مختلف را نیز فراهم می‌کند و با نظرات پزشکان متخصص همخوانی بیشتری دارد. با وجود عدم استفاده از تکنیک جداسازی-پردازش همزمان، میزان خطاهای مثبت و منفی در شناسایی بیماری MS بسیار کم است. برای کارهای آینده، پیشنهادهای شامل حذف نویز در مرحله پیش‌پردازش، ترکیب تکنیک‌های انتخاب ویژگی برای افزایش دقت استفاده از پردازش موازی به عنوان ابزار اصلی در نرم‌افزارهای جداساز مطرح شده است.

مقاله پژوهشی

واژگان کلیدی:

بیماری MS،

تصاویر MRI،

استخراج ویژگی،

الگوریتم تکاملی-تفاضلی،

هم‌جوشی در یادگیری

۱- مقدمه

فلج چندگانه که با نام اختصاری MS نیز شناخته می‌شود، یک بیماری التهابی است که در آن غلاف‌های میلیون سلول‌های عصبی در مغز و ستون فقرات آسیب می‌بینند. این آسیب دیدگی در توانایی بخش‌هایی از سیستم عصبی که مسئول ارتباط هستند، اختلال ایجاد می‌کند و سبب به وجود آمدن علائم و نشانه‌های زیادی، از جمله مشکلات فیزیکی، روانی و در برخی موارد مشکلات روانپزشکی می‌شود. گرچه علت بیماری مشخص نیست، لیکن مکانیزم اصلی آن تخریب سیستم ایمنی بدن و یا اختلال در سلول‌های تولید کننده میلین است [۱]. پیش‌بینی و تشخیص بیماری در مراحل اولیه می‌تواند امکان تجویز درمان‌های زودهنگام را فراهم کرده و اثرات مخرب آن را کاهش دهد [۲-۴]. تصویر برداری به روش MRI به سبب ذات حاکم بر این نوع تصویربرداری، یک روش غیر مداخله‌ای برای تشخیص زود هنگام اختلالات ناشی از MS است. با این حال، ماهیت تصویربرداری MRI گاهی امکان تفکیک ضایعات ناشی از MS و سایر بیماری‌های مشابه را محدود می‌سازد. روش‌های موجود برای شناسایی بیماری MS، علی‌رغم دستیابی به دقت نسبتاً مناسب، دارای چالش‌هایی مانند زمان‌بر بودن فرآیند تشخیص، عدم ارائه راهکارهایی برای بررسی میزان قطعیت الگوریتم‌ها، و استفاده از ویژگی‌های غیرمفید هستند که دقت و کارایی فرآیند تشخیص را تحت تأثیر قرار می‌دهد [۵].

هدف اصلی این تحقیق ارائه یک الگوریتم یکپارچه و کارآمد برای شناسایی دقیق ضایعات ناشی از بیماری MS در تصاویر MRI است که با ترکیب تکنیک‌های پیش‌پردازش، استخراج ویژگی‌های بهینه و طبقه‌بندی هوشمند، بهبود دقت، کاهش زمان پردازش و افزایش قابلیت اعتماد الگوریتم را فراهم می‌کند.

برای دستیابی به این هدف، الگوریتم پیشنهادی شامل مراحل پیش‌پردازش تصاویر، ترکیب توصیفگرهای ویژگی (الگوی باینری محلی، فراکتال، و موجک)، انتخاب ویژگی‌های بهینه با استفاده از الگوریتم تکاملی-تفاضلی اصلاح‌شده، و طبقه‌بندی با استفاده از شبکه‌های عصبی است. این مقاله همچنین به مقایسه عملکرد الگوریتم پیشنهادی با روش‌های پیشین می‌پردازد تا نشان دهد که چگونه روش ارائه شده می‌تواند دقت و کارایی فرآیند تشخیص را بهبود دهد.

ساختار مقاله به این صورت خواهد بود: در بخش ۲، به بررسی کارهای پیشین و مرتبط با موضوع تحقیق پرداخته خواهد شد. در بخش ۳، روش پیشنهادی به طور کامل مورد بررسی قرار خواهد گرفت. سپس در بخش ۴، مراحل پیاده‌سازی روش‌ها توضیح داده می‌شود. بخش ۵ به ارزیابی و بحث در مورد معیارهای مربوطه اختصاص یافته است. در نهایت، بخش ۶ به نتیجه‌گیری و طرح کارهای آینده می‌پردازد.

۲- کارهای پیشین

رورا^۱ و همکارانش [۶]، به شناسایی بیماری MS در تصاویر MRI اکتفاء نموده‌اند، در حالی که اثر جداسازی دقیق را در نظر نگرفته‌اند که می‌تواند با استفاده از تکنیک پردازش همزمان (یک تکنیک جداسازی) مؤثر واقع گردد. آنها از روش تخمین ضایعه MS استفاده کرده‌اند و قطعاً دقت در این روش نیز به دقت بالا منجر نخواهد شد.

کارپت^۲ در سال ۲۰۱۵ به اتفاق همکارانش [۷]، پیشنهاد داد که از طریق آموزش دسته‌بند پیشنهادی در تشخیص وکسل‌های مربوط به ضایعات مغزی ناشی از بیماری MS، طبقه‌بندی انجام شود. به عبارت دیگر، تنها یک کلاس بررسی گردد. آنها از روش چند مرحله‌ای آستانه گذاری اوتسو، ضایعات را تفکیک نمودند و سپس به امتیازدهی احتمالی تجمعی پرداختند و در نهایت طبقه‌بندی را به صورت رتبه‌ای پیاده سازی نمودند. بروش^۳ و همکارانش در سال ۲۰۱۶ [۸]، نتایج کار خود را به همراه همکارانش در مجله آی تری پلی چاپ نمود که شبکه‌های عصبی کد شده کانولوشنی سه بعدی عمیق را برای تشخیص ضایعات ناشی از بیماری MS پیشنهاد دادند.

فالکو [۹] از روش ارزیابی K-fold استفاده نمود که مقدار K برابر ۱۷ اختیار شده بود. در نتیجه به ترتیب دقت‌های ۸۹/۱۱٪ و ۹۳/۴۳٪ برای مراحل آموزش و آزمایش حاصل شده بود. دقت‌های مراحل آموزش و آزمایش ذکر نشده بودند؛ با این اوصاف، امکان یادگیری و دسترسی به دقت نسبتاً مناسب فراهم شده بود. تنها مسئله‌ای که می‌تواند در قیاس با روش پیشنهادی به عنوان یک عیب ذکر گردد، آن است که روش فازی می‌بایست دارای برخی مقداردهی‌های اولیه خاص در تعریف آستانه‌های بیماری باشد که سبب وابستگی پاسخ‌ها به این شرایط خواهد شد.

در [۱۰] یک رویکرد هیبریدی شامل استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی و یادگیری بهینه‌شده برای تشخیص بیماری MS ارائه می‌دهد که می‌تواند ضایعات ناشی از پلاک‌های MS در مغز را با استفاده از تحلیل تصاویر MRI شناسایی کند. در این تحقیق، پس از پیش‌پردازش تصویر، ویژگی‌ها با استفاده از توصیفگرهای فراکتال و لحظه‌های کاذب-زرنیک استخراج می‌شوند. انتخاب ویژگی با استفاده از الگوریتم تکاملی تفاوتی، تعداد ورودی‌های ماشین یادگیری اکستریم (ELM) را کاهش می‌دهد. همچنین، پارامترهای هسته موجک ELM با الگوریتم قورباغه پرشی تنظیم می‌شوند. با به‌کارگیری این مدل بر روی تصاویر MR مغز از افراد سالم و بیماران MS، دقت متوسط ۹۷٪ به‌دست آمد. نتایج نشان‌دهنده خروجی‌های مطلوب این مدل نسبت به روش‌های مشابه است.

مقاله [۱۱] از یک ترکیب وزنی از شبکه‌های عصبی عمیق و تکنیک‌های بهینه‌سازی برای تشخیص بیماری MS استفاده می‌کند. در این روش، برش‌های تصاویر MRI به عنوان ورودی مورد استفاده قرار می‌گیرند و پس از پیش‌پردازش، ناحیه مورد نظر با استفاده از الگوریتم‌های

³ Brosch¹ Roura² Karpate

۳-۱ پیش پردازش

تفکیک یا جداسازی در پردازش تصویر، راهکاری است که از آن بصورت مفهومی در فرآیند بخش بندی تصویر مورد استفاده قرار می گیرد. نتایج حاصل از شبیه سازی بخش پیش پردازش (جداسازی ناحیه مورد علاقه تصویر) با شعاع همسایگی هشت گانه فرض گردید و بخش های زائد از مجموعه تصاویر جداسازی شدند.

۳-۲ ترکیب توصیفگرهای ویژگی

تصاویر ورودی بعد از پیش پردازش به ترتیب وارد توصیفگرها شده و ویژگی های آنها استخراج می شود. اولین توصیفگر مورد استفاده، توصیفگر الگوی محلی باینری می باشد. در این توصیفگر، انتخاب همسایگی به صورت دایره ای و محاسبه شدت روشنایی نقاط با استفاده از درون یابی بسیار وقت گیر است. در این مقاله، برای الگوی باینری محلی، همسایگی به صورت مربعی در نظر گرفته می شود. به این صورت که ۸ همسایگی از پیکسل مرکزی با پیکسل مرکزی مقایسه می شوند. همچنین الگوهای یکنواخت اعداد ۰ تا ۲^۸ نیز مورد استفاده قرار می گیرند. توصیفگر بعدی، توصیفگر فراکتال است. مقادیر محاسبه شده از ۶ مرحله ی توصیفگر فراکتال، یک منحنی را تشکیل می دهد که این منحنی به یک خط راست نزدیک می شود. برای اینکه این خط به صورت تقریبی به دست آید از الگوریتم حداقل مربعات^۱ استفاده می شود که در نهایت شیب آن معادل بعد فراکتال شیء می باشد. تنها پارامتری که برای تنظیم الگوریتم و به عنوان ورودی الگوریتم فراکتال مد نظر قرار گرفته شده، تعداد آستانه های مورد نظر معادل ۴ آستانه مقرر شده که به عنوان ورودی به الگوریتم داده می شود و تعداد تصاویر باینری به دست آمده معادل ۸ تصویر می باشد. در این الگوریتم به مقدار دو برابر آستانه ها تصویر باینری ایجاد می شود و برای هر تصویر باینری سه ویژگی بعد فراکتال، تعداد پیکسل های اشیاء و میانگین سطح خاکستری استخراج می شود. بنابراین خروجی الگوریتم مورد نظر یک بردار ویژگی با ۲۴ ویژگی برای هر تصویر است.

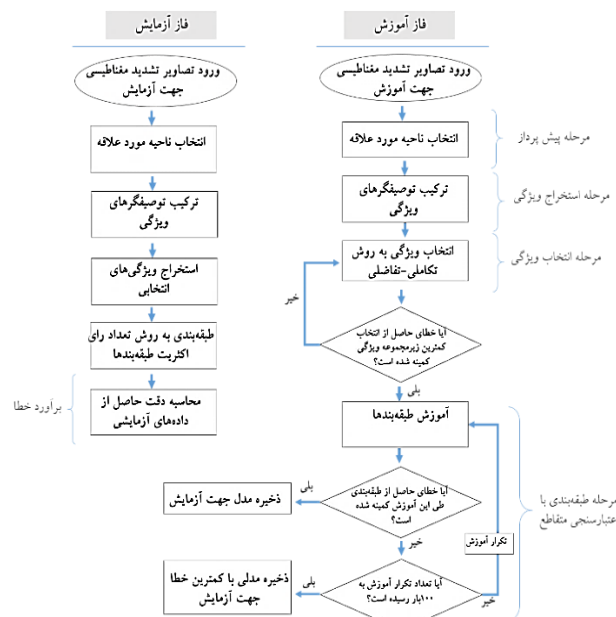
توصیفگر سوم به روش موجک پیاده سازی شده است. در تبدیل موجک برای هر تصویر مغزی می توان آن را در طی چند سطح مقیاس بندی کرد. در اینجا تجزیه در یک سطح انجام می شود و طی آن چهار ماتریس ضرایب بدست می آید که شامل ماتریس ضرایب تقریبی، ماتریس های ضرایب جزئی که شامل ضرایب جزئیات افقی، ماتریس ضرایب جزئیات عمودی و ماتریس ضرایب جزئیات قطری می باشند. پس از آن، از هیستوگرام هریک از ماتریس های ضرایب یک سری اطلاعات آماری مربوط به بافت تصویر استخراج می شود از قبیل میانگین سطح خاکستری، انحراف معیار، میزان همواری، گشتاور سوم، میزان یکنواختی و آنتروپی. بنابراین بردار ویژگی حاصل از اعمال تبدیل موجک گسسته دارای ۲۴ ویژگی برای هر تصویر است.

در نهایت با در کنار هم قرار گرفتن بردارهای ویژگی به دست آمده از هر توصیفگر، بردار نهایی استخراج شده از هر تصویر به ابعاد ۱ در

خوشه بندی فازی و جستجوی کاپوچین (CAPSA) شناسایی می شود. ویژگی های هر ناحیه با سه تکنیک استخراج می شوند: الگوی باینری محلی (LBP)، تحلیل مؤلفه های اصلی چندخطی (MPCA) و ماتریس هم پوشانی سطح خاکستری (GLCM). سپس این ویژگی ها توسط شبکه های عصبی عمیق پردازش شده و الگوریتم CapSA برای تعیین ساختار بهینه و تنظیم وزن ها به کار می رود. در نهایت، ترکیب وزنی خروجی های مدل های مختلف برای تشخیص استفاده می شود. نتایج نشان داد که این روش به دقت ۱۰۰٪ و دقت متوسط ۹۹٫۵۱٪ دست یافته است که نشان دهنده عملکرد بالا در تشخیص بیماران ام اس است. مقاله [۱۲] یک رویکرد خودکار برای تشخیص بیماری با استفاده از معماری Detecron-2 ارائه می دهد که از شبکه عصبی کانولوشنی اصلاح شده بر روی تصاویر MRI با وزن گذاری FLAIR سه بعدی استفاده می کند. این روش بر روی ۳۰۰۰ تصویر از دستگاه MRI سیمنز ۳ تسلا در مؤسسه ملی نورولوژی تونس آموزش و اعتبارسنجی شده است و نتایج امیدوارکننده ای را نشان می دهد. مدل پیشنهادی توانسته است دقت تشخیص متوسط ۸۷٪، ویژگی ۸۰٫۱۹٪، دقت ۸۰٪، حساسیت ۷۶٫۱٪ و هم پوشانی ۸۷٫۹٪ را در ارزیابی تصاویر سالم و پاتولوژیک به دست آورد. همچنین، این تحقیق اهمیت بخش بندی ضایعات برای تحلیل کمی پیشرفت بیماری را تأکید می کند. هدف دیگر پژوهش، توسعه بخش بندی خودکار برای بهبود دقت و کارایی شناسایی ضایعات و کاهش ناهماهنگی ها بین ناظران مختلف است.

۳- روش تحقیق

شکل ۱ مراحل الگوریتم پیشنهادی برای تشخیص بیماری MS در تصاویر MRI مغزی در دو فاز آموزش و آزمایش را نشان می دهد.



شکل ۱: روش پیشنهادی برای تشخیص بیماری MS در تصاویر MRI

¹ Least Square

موجک، ۶ ویژگی آماری استخراج شده است. بنابراین بردار ویژگی نهایی این بخش نیز دارای ۲۴ بعد برای هر تصویر است.

۳-۳ انتخاب ویژگی با الگوریتم تکاملی-تفاضلی اصلاح شده

در این الگوریتم هر سه مرحله جهش^۳، تقاطع^۴ و انتخاب^۵ همانند الگوریتم تکاملی تفاضلی پایه انجام می‌گیرد و تفاوت آن در این است که بعد از مرحله تقاطع و قبل از مرحله انتخاب از یک Roulette Wheel که بر مبنای احتمال توزیع ویژگی‌ها می‌باشد استفاده شده است.

الگوریتم تکاملی-تفاضلی اصلاح شده، برای محاسبه تابع هزینه ناشی از طبقه‌بندی، از شبکه عصبی به دلیل هزینه کمتری که ایجاد می‌نمود، استفاده شد. همچنین برای بازدهی بهتر و پیدا کردن زیر مجموعه بهینه تر، از اعتبارسنجی متقاطع K-fold با مقدار K برابر ۱۰ استفاده شده است. به این صورت که طی هر یک از ۱۰ فولد به صورت مجزا الگوریتم تکاملی تفاضلی بر روی ویژگی‌ها اعمال می‌شود و ویژگی‌ها کاهش داده می‌شود. پارامترهای این الگوریتم بصورت زیر تنظیم شده اند:

نخستین پارامتر مهم، اندازه جمعیت^۶ است که تعیین می‌کند چند راه حل کاندید (بردار ویژگی انتخاب شده) در هر نسل مورد بررسی قرار گیرد. برای بردارهایی با طول متوسط مثل ۱۰۷، اندازه جمعیت بین ۲۰ تا ۵۰ در نظر گرفته شد. چون مقدار ۳۰ می‌تواند توازن خوبی بین دقت و سرعت اجرا برقرار کند، اندازه جمعیت برابر ۳۰ در نظر گرفته شد. پارامتر دوم، تعداد نسل‌ها^۷ یا به عبارتی تعداد تکرارهای الگوریتم است. این مقدار باید به اندازه‌ای باشد که جمعیت فرصت کافی برای تکامل و همگرایی به سمت جواب‌های بهینه را داشته باشد. بر اساس آزمایشات مختلف مقدار این پارامتر برابر ۱۰۰ نسل انتخاب شد. سومین پارامتر، فاکتور مقیاس^۸ یا F است که در بازه ۰ تا ۱ قرار می‌گیرد و شدت جهش^۹ را کنترل می‌کند. مقادیر برای این پارامتر ۰.۵ تا ۰.۹ انتخاب شد. بهترین مقدار اولیه ۰.۶ انتخاب شد تا تغییرات نه خیلی کم و نه خیلی شدید باشند. پارامتر چهارم، احتمال کراس اور (CR^۹) است که مشخص می‌کند چه مقدار از ترکیب دو راه حل (بردار) مختلف در تولید فرزندان استفاده شود. مقدار این پارامتر نیز بین ۰ و ۱ تنظیم می‌شود و به صورت معمول ۰.۷ یا ۰.۹ در نظر گرفته می‌شود. مقدار پیشنهادی در اینجا ۰.۹ است تا تنوع بیشتری در نسل‌ها ایجاد شود. در نهایت، تابع برازندگی به صورت ترکیب وزن‌داری از دقت طبقه‌بندی و نرخ کاهش ویژگی تعریف کرد، تا هم ویژگی‌های غیر مؤثر حذف شوند و هم دقت بالا حفظ شود.

۳-۴ طبقه بندی به روش تعداد رای اکثریت طبقه‌بندها

در این مقاله از طبقه‌بند شبکه عصبی به دلیل اجتناب از پاسخ‌های پراکنده در مدل‌های غیر متجانس و توانایی مطلوب آن در تفکیک داده‌های حال حاضر در بیماری MS استفاده شده است. همچنین دلیل

۱۰۷ به دست می‌آید. مدل در کنار هم قرار گرفتن ویژگی‌ها اغلب با نام تجمیع ویژگی‌ها شناخته می‌شود و اثر همه ویژگی‌ها در کنار هم در نظر گرفته می‌شود. به این ترتیب که اگر بردار استخراج شده توسط تکنیک الگوی باینری از تصویر الف را با F_{LBP} بردار استخراج شده از همان تصویر توسط توصیفگر فراکتال $F_{Fractal}$ و در نهایت بردار استخراج شده از همان تصویر، $F_{Wavelet}$ فرض شود، بردار نهایی (F_{Final}) به صورت رابطه (۱) قابل بیان است:

$$F_{Final} = [F_{LBP}, F_{Fractal}, F_{Wavelet}] \quad (1)$$

انتخاب مقادیر پارامترهای توصیفگرهای الگوی باینری محلی، فراکتال و موجک بصورت زیر است:

برای توصیفگر الگوی باینری محلی نوع همسایگی به صورت مربعی ۳ در ۳ در نظر گرفته شد. از ۸ پیکسل همسایه در اطراف پیکسل مرکزی استفاده شده است. همچنین مقدار شعاع ۱ در نظر گرفته شد. فقط الگوهای یکنواخت بین ۰ تا ۲^۸ بررسی شدند که به استفاده از مدل LBPu2 اشاره دارد. نحوه‌ی ساخت هیستوگرام با توجه به بردار ویژگی نهایی، global یا ترکیبی از بلاک‌ها است. نهایتاً یک بردار با تعداد ۵۹ ویژگی برای هر تصویر بدست می‌آید. در توصیفگر فراکتال، تصویر خاکستری ورودی با استفاده از چندین آستانه‌گذاری به تصاویر باینری تبدیل می‌شود. یکی از پارامترهای مهم، تعداد آستانه‌ها است که مشخص می‌کند چند سطح خاکستری برای باینری‌سازی در نظر گرفته می‌شود. مقدار متداول برای این پارامتر، ۴ یا ۵ یا ۸ آستانه است که در روش پیشنهادی از ۴ آستانه استفاده می‌شود. به ازای هر آستانه، دو تصویر باینری ساخته می‌شود (یکی با مقادیر بیشتر و یکی کمتر از آستانه). سپس از هر تصویر باینری، ۳ ویژگی استخراج می‌شود که در روش پیشنهادی شامل بعد فراکتال شیء، تعداد پیکسل‌های اشیاء، و میانگین سطح خاکستری است. بنابراین بردار ویژگی این توصیفگر برای هر تصویر دارای ۲۴ بعد است.

در توصیفگر موجک، تصویر با استفاده از یک تابع موجک^۱ به مؤلفه‌های فرکانسی مختلف تجزیه می‌شود. پارامتر اول قابل تنظیم، نوع موجک است. موجک‌های متداول شامل Haar، Daubechies مثل db1، db2 و Coiflet هستند. پارامتر دیگر، تعداد سطوح تجزیه است که معمولاً در سطوح ۱، ۲، ۳ انجام می‌گیرد. در هر سطح، تصویر به چهار زیرماتریس تقسیم می‌شود: ضرایب تقریبی (LL) و ضرایب جزئیات در جهت‌های افقی (LH)، عمودی (HL) و قطری (HH). پس از هر ماتریس، ویژگی‌های آماری متعددی مانند میانگین سطح خاکستری، انحراف معیار، یکنواختی، گشتاور سوم، آنتروپی و همواری استخراج می‌شود. در این تحقیق تجزیه فقط در یک سطح انجام می‌شود. نوع موجک از موجک‌های پایه Haar استفاده شده است و از هر یک از چهار زیرماتریس

⁶ Number of Generations

⁷ Scaling Factor

⁸ mutation

⁹ Crossover Rate

¹ Wavelet Function

² Mutation

³ Crossover

⁴ Selecting

⁵ Population Size

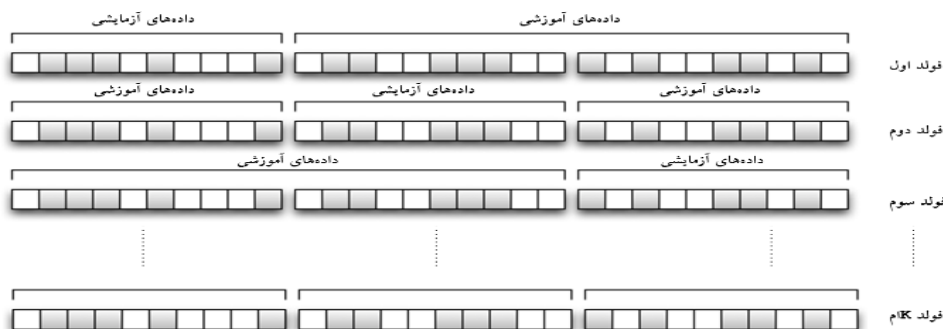
آموزش مقدار خطای مربعات میانگین (MSE) برای آنها محاسبه می‌شود. در صورتی که MSE از یک مقدار مشخص (0/1) در خطای برآوردگر کمتر شد، ساختار شبکه متناظر به عنوان شبکه پایه انتخاب می‌شود، در غیر این صورت ساختار شبکه‌ای که کمترین MSE را دارد جهت بررسی داده‌های آزمایشی انتخاب می‌شود.

۳-۶ محاسبه دقت حاصل از ورود داده‌های آزمایش

بعد از انتخاب ساختار هر سه مدل شبکه عصبی و آموزش با داده‌های آموزشی، هر شبکه عصبی به صورت جدا برچسب‌هایی را برای داده‌های آزمایشی بدست می‌آورد. سپس برای برچسب‌هایی هر یک از داده‌های آزمایشی، رأی‌گیری بین سه شبکه عصبی صورت می‌گیرد. در انتخاب و مقایسه برچسب‌های نهایی، برای هر داده آزمایشی، سه جواب متشکل از سه پاسخ (a,b,c) داریم که عناصر آنها می‌تواند ۱ یا ۲ باشد. کل حالت‌هایی که ممکن است در خروجی دیده شود ۲۳ است، چون ۳ طبقه‌بند داریم که هر طبقه‌بند دو کلاس یک یا دو را در خروجی خود ایجاد می‌کند. از میان این ۸ حالت، ۴ حالت مشابه وجود دارد. بعد از رأی‌گیری و انتخاب برچسب هر داده آزمایشی، جهت بررسی میزان موفقیت و کارایی طبقه‌بندها از Confusion matrix استفاده می‌شود و سه فاکتور دقت، حساسیت و ویژگی برای آنها مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

۳-۷ اعتبارسنجی

یکی از بهترین مدل‌های اعتبارسنجی، مدل K-fold است. در روش اعتبارسنجی K-fold مجموعه داده‌ها به K بخش مجزا تقسیم می‌شود. مدل‌سازی برای K مرتبه تکرار می‌شود و در هر مرتبه K-1 بخش از داده‌ها برای فرآیند آموزش استفاده می‌شود و یک بخش از داده‌ها که در فرآیند آموزش، شرکت داده نشده، برای آزمایش و اعتبارسنجی مدل پیش‌بینی کننده، مورد استفاده قرار می‌گیرد (شکل ۲).



شکل ۲: مدل استفاده شده در جهت اعتبارسنجی در تحقیق کنونی

مشهد گردآوری شده است. تصاویر دیگری مشابه با تصاویر اولیه از پایگاه داده تصاویر بنیاد توسعه تحقیقات در یکی از دانشگاه‌های کشور قبرس [۱۳، ۱۴] که با عنوان تحقیق تجزیه و تحلیل کمی و کیفی ضایعات ماده مغزی در افراد مبتلا به MS شهرت دارد و از سال ۲۰۰۸ تا ژانویه ۲۰۱۱ از سطح بیمارستان‌های این کشور گردآوری شده است. تعداد کل

اصلی استفاده از این روش‌ها چه در مرحله انتخاب ویژگی و چه در مرحله طبقه‌بندی بیش از هر چیز، دستیابی به دقت مطلوب است.

سه طبقه‌بند شبکه عصبی به کار رفته به شرح زیر است:

(الف) شبکه عصبی تغذیه شونده رو به جلو: تعداد نورون‌های لایه ورودی به تعداد ویژگی‌های بدست آمده از مرحله انتخاب ویژگی است و لایه خروجی دارای یک نورون می‌باشد. ۲ لایه مخفی برای ساختار شبکه در نظر گرفته شده که تعداد نورون‌های آنها به صورت تصادفی انتخاب و تابع فعال‌ساز برای هر دو لایه تانژانت سیگموئید می‌باشد.

(ب) شبکه عصبی آبشاری: در اولین قدم مانند شبکه‌های کلاسیک تنها با نورون‌های ورودی و نورون‌های خروجی، آموزش می‌بیند. در صورتی که خطا پس از طی کردن تعداد Epoch مشخصی مناسب بود فرآیند آموزش متوقف می‌شود. در غیر اینصورت از این پس در هر مرحله با افزودن یک نورون جدید و آموزش شبکه به شکل مناسب، دوباره این آزمایش صورت می‌گیرد تا بتواند خطای باقیمانده را کاهش دهد. کار تا جایی ادامه می‌یابد که بالاخره شبکه به میزان قابل قبولی از خطا برسد. تعداد نورون‌های لایه مخفی متفاوت است و در هر مرحله با افزودن یک نورون در لایه مخفی جدید شبکه گسترش می‌یابد. شروع نورون‌های نمونه از ۲ نورون به بالا ادامه می‌یابد که در نهایت ساختاری با ۹ گره بهینه‌ترین حالت بود.

(ج) مدل شبکه عصبی احتمالاتی: این نوع شبکه عصبی دارای چهار لایه ورودی و سه لایه پردازش اطلاعات شامل لایه الگو، لایه جمع‌بندی و لایه خروجی می‌باشد. تعداد نورون‌های لایه الگو با تعداد کل نمونه‌های آموزشی برابر است (در اینجا ۷۵۷ نورون) و تعداد نورون‌های لایه جمع‌بندی به تعداد برچسب‌ها می‌باشد.

۳-۵ ذخیره مدل جهت آزمایش

در مرحله طبقه‌بندی جهت پیدا کردن ساختار مناسبی از شبکه، هر یک از طبقه‌بندها، ماکزیمم به تعداد ۱۰۰ بار آموزش می‌بینند و طی هر بار

۴- پیاده سازی

در این مقاله، داده‌های دریافتی از دو مجموعه داده استفاده شده است. یک دسته تصاویری از انواع افراد مبتلا به سطوح مختلف بیماری فلج چندگانه است که در طول سه سال از سطح بیمارستان قائم شهر

$$Sensitivity = \left(\frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \right) \quad (۳)$$

- ویژگی (Specificity): ویژگی یا نرخ منفی واقعی، نشان‌دهنده نسبت موارد منفی واقعی که به درستی شناسایی شده‌اند.

$$Specificity = \left(\frac{N_{TN}}{N_{TN} + N_{FP}} \right) \quad (۴)$$

- خطا (Error Rate): نرخ خطا نشان‌دهنده نسبت پیش‌بینی‌های نادرست به کل نمونه‌ها است.

$$ER = \frac{N_{FN} + N_{FP}}{N_{FN} + N_{TN} + N_{FP} + N_{TP}} \quad (۵)$$

- معیار فیشر (F1 Score): یک معیار ترکیبی از دقت و حساسیت است که به ویژه در کلاس‌های نامتعادل مفید است.

$$F1 - Score = \frac{2N_{TP}}{(2N_{TP} + N_{FP} + N_{FN})} \quad (۶)$$

که در این معادلات، N_{TP} تعداد مثبت واقعی، N_{TN} تعداد منفی واقعی، N_{FP} تعداد مثبت کاذب و N_{FN} تعداد منفی کاذب در تشخیص ضایعه ناشی از وجود بیماری MS است [۱۵، ۱۶].

۵- نتایج ارزیابی

با توجه به معیارهایی که برای ارزیابی در نظر گرفته شده‌اند، جدول ۱ مقایسه‌ای از درصد معیارها در کارهای پیشین و کار پیشنهادی را ارائه می‌دهد. روش پیشنهادی با استفاده از تکنیک‌های ترکیبی و پردازش تصاویر با ابعاد بالا، عملکردی نزدیک به بهترین روش‌های موجود در تحقیقات دارد و می‌تواند به‌عنوان یک راهکار دقیق و قابل اطمینان در تشخیص ضایعات MS پیشنهاد شود.

تصاویر برابر ۷۱۷ تصویر MRI با قالب PNG ضبط شده و دارای ابعاد اولیه ۱۰۰ پیکسل در ۱۰۰ پیکسل هستند. تعداد ۲۵۰ تصویر MRI مربوط به افراد سالم و مابقی تصاویر مربوط به اشخاصی هستند که با ضایعه ناشی از بیماری MS دست و پنجه نرم می‌کنند.

۴-۱ معیارهای ارزیابی

چهار عبارت به صورت زیر بیان می‌گردند:

(الف) مثبت واقعی (TP): تعداد تصاویر MRI مغزی است که ضایعه ناشی از وجود MS در آن وجود دارد و نرم‌افزار شبیه‌سازی شده به درستی توانسته بیماری را بازشناسی نماید.

(ب) منفی واقعی (TN): تعداد تصاویر MRI مغزی است که ضایعه ناشی از وجود MS در آن وجود ندارد و نرم‌افزار شبیه‌سازی شده به درستی توانسته عدم وجود بیماری را بازشناسی کند.

(ج) مثبت کاذب (FP): تعداد تصاویر MRI مغزی است که ضایعه ناشی از وجود MS در آن وجود ندارد، اما نرم‌افزار شبیه‌سازی شده به اشتباه وجود بیماری را بازشناسی نموده است.

(د) منفی کاذب (FN): تعداد تصاویر MRI مغزی است که ضایعه ناشی از وجود MS در آن وجود دارد، اما نرم‌افزار شبیه‌سازی شده به اشتباه عدم وجود بیماری را بازشناسی نموده است.

پنج فاکتور دقت، حساسیت، ویژگی، خطا و F1-score که برای سنجش میزان صحت در تشخیص عملکرد سیستم پیشنهادی معرفی شده‌اند، مطابق روابط (۲) الی (۶) محاسبه می‌شوند و برای ارزیابی سیستم به کار گرفته شده‌اند:

- دقت (Accuracy): دقت نشان‌دهنده نسبت کل پیش‌بینی‌های صحیح (درستی مثبت و درستی منفی) به کل نمونه‌ها است.

$$Accuracy = \left(\frac{N_{TP} + N_{TN}}{N_{TP} + N_{FN} + N_{TN} + N_{FP}} \right) \quad (۲)$$

- حساسیت (Sensitivity): حساسیت، نشان‌دهنده نسبت موارد مثبت واقعی که به درستی شناسایی شده‌اند است.

جدول ۱: مقایسه معیارهای ارزیابی در کارهای پیشین و کار پیشنهادی

مرجع	دقت	حساسیت	ویژگی	F1-score	ابعاد تصاویر
مقاله [۶]	٪۸۵	٪۸۲	٪۸۰	٪۸۳	۲۵۶*۲۵۶
مقاله [۷]	٪۸۸	٪۸۶	٪۸۴	٪۸۷	۵۱۲*۵۱۲
مقاله [۸]	٪۹۰	٪۸۸	٪۸۵	٪۸۹	۱۲۸*۱۲۸*۱۲۸
مقاله [۹]	۹۸،۱۱٪	٪۸۷	٪۸۵	٪۸۸	۲۵۶*۲۵۶
مقاله [۱۰]	٪۹۷	٪۹۵	٪۹۴	٪۹۶	۵۱۲*۵۱۲
مقاله [۱۱]	۹۹،۵۱٪	٪۹۸	٪۹۷	۹۸،۵۱٪	۵۱۲*۵۱۲*۵۱۲
مقاله [۱۲]	٪۸۷	۷۶،۱٪	۸۰،۱۹٪	٪۸۱،۵	۵۱۲*۵۱۲
کار پیشنهادی	۹۷٪-۹۹٪	٪۹۶	٪۹۵	٪۹۷	۵۱۲*۵۱۲

که هر دو معادله، درصد همپوشانی پیکسلی را برای ناحیه مورد علاقه نسبت به مجموعه و مجموعه نسبت به پیش زمینه تصویر بیان می‌کنند. برای مجموعه تصاویر مطابق جدول ۲ این روابط محاسبه شدند و نتایج به نمایش درآمده‌اند.

با ترکیب و یکپارچه‌سازی راهکارهای معرفی شده در بخش‌های فصل پیش، در محیط برنامه نویسی متلب به پیاده‌سازی الگوریتم پیشنهادی می‌پردازیم که در سه گام انجام می‌پذیرد؛ پیش از آن هر یک از تصاویر MRI دریافت شده از اندام مغز فرد در یک حلقه قرار می‌گیرند تا به تصاویر همراه با بیماری فلج چندگانه شده و تصاویر سالم تقسیم شوند و به نوبت فراخوانی خواهند شد.

در بخش پیش پردازش، انتخاب همسایگی ۸ گانه به سبب آنالیز کل تصویر رخ داد و در همه تصاویر صدق می‌کند. چون هدف، جداسازی ناحیه اسکلتی و استخوانی مغز از سایر بخش‌های با اهمیت تصویر بود، لذا روابط (۷) و (۸) را خواهیم داشت:

$$OL_{ROI-Skull} = \frac{2|ROI \cap Skull|}{|ROI| + |Skull|} \quad (7)$$

9

$$OL_{Skull-BackGr} = \frac{2|Skull \cap BackGr|}{|Skull| + |BackGr|} \quad (8)$$

جدول ۲: نتایج حاصل از خطای همپوشانی پیکسلی در جداسازی ناحیه مورد علاقه تصویر MRI

میزان خطای ناشی از مرحله جداسازی ناحیه مورد علاقه	OL _{ROI-Skull}	OL _{Skull-BackGr}	میانگین
همسایگی ۴ گانه	~۶ < سطح	~۲ < سطح	~۴ < سطح
همسایگی ۸ گانه	~۳ < سطح	~۱ < سطح	~۲ < سطح
همسایگی ۱۶ گانه	~۳/۵ < سطح	~۲ < سطح	~۲/۷۵ < سطح

در مرحله انتخاب، آزمایش‌هایی به منظور یافتن مقدار کمینه زیر مجموعه از ویژگی‌ها برای شناسایی ضایعات بیماری MS که منجر به بهبود دقت می‌شوند، انجام شد. این آزمایشات بر مبنای میزان انتخاب زیرمجموعه مناسب از ویژگی‌ها صورت پذیرفت که در آنها به صورت تجربی و بر اساس اصول یادگیری ماشینی، انتخاب از زیرمجموعه‌ای شامل ۱۰٪، ۲۰٪، ۳۰٪، ۴۰٪، ۵۰٪، ۷۰٪، ۸۰٪، ۹۰٪ از کل ویژگی‌ها و در نهایت همه ویژگی‌ها در محاسبات وارد شدند. نتایج برای هر دو پایگاه داده در مدل پیشنهادی تنها با تغییر تعداد ویژگی‌ها از طریق انتخاب توسط الگوریتم تکاملی-تفاضلی اصلاح شده صورت پذیرفت که در جدول ۳. به نمایش درآمده است. لازم به ذکر است بالاترین دقت طبقه‌بندی مرحله آزمایش تشخیص به واسطه بکارگیری ۵۰٪ از کل ویژگی‌ها صورت پذیرفته است.

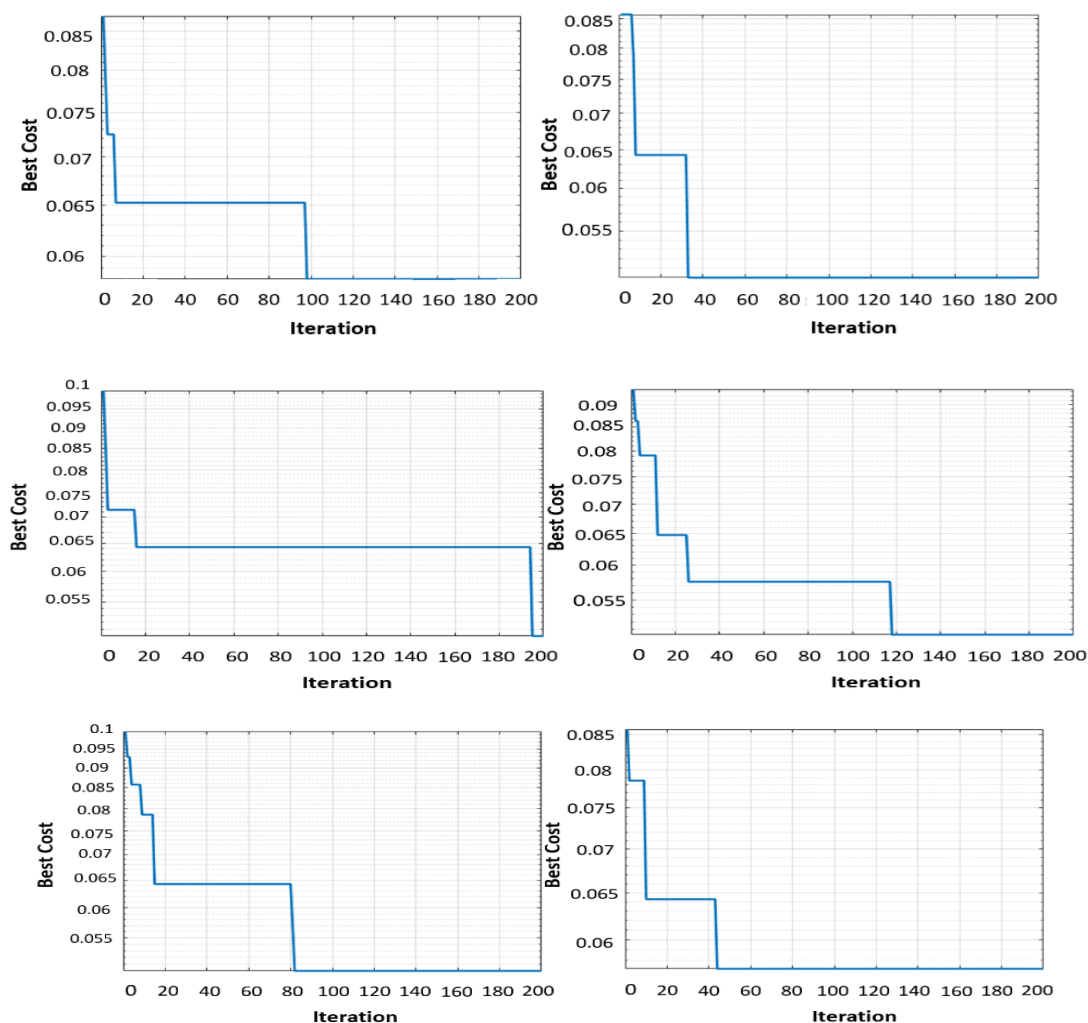
جدول ۳: اثر کاهش بعد در دقت‌های محاسبه شده برای مراحل آموزش و آزمایش

درصد انتخاب تعداد ویژگی‌ها	۱۰٪	۲۰٪	۳۰٪	۴۰٪	۵۰٪	۷۰٪	۸۰٪	۹۰٪	۱۰۰٪
دقت محاسبه شده آزمایش پایگاه داده اول	۰/۹۲۲۵	۰/۹۲۱۸	۰/۹۴۳۲	۰/۹۵۲۱	۰/۹۶۹۶	۰/۹۵۲۱	۰/۹۵۱۴	۰/۹۴۸۲	۰/۹۳۸۹
دقت محاسبه شده آزمایش پایگاه داده دوم	۰/۹۲۶۴	۰/۹۶۹۴	۰/۹۹۱۴	۱/۰۰	۱/۰۰	۱/۰۰	۱/۰۰	۱/۰۰	۱/۰۰

هزینه صفر است و نشان از آن دارد که عملکرد انتخاب ویژگی در یافتن بهترین زیر مجموعه از ویژگی‌ها موثر واقع گردیده است.

جهت ارزیابی عملکرد ساختار پیشنهادی، از تعداد نقشه‌های ویژگی‌های متنوعی (کم و زیاد کردن تعداد ویژگی‌های انتخاب شده) در لایه‌های مختلف مجموعه طبقه‌بندها بهره بردیم. به سبب آنکه ممکن است تعداد نواحی مشکوک به وجود ضایعه ناشی از بیماری MS در مرحله پیش پردازش متغیر باشد، آزمایش ۱۰ بار تکرار می‌شود به این ترتیب که همه تصاویر با ابعاد اولیه پس از پیش پردازش به عنوان ورودی به شبکه تصمیم گیرنده مبتنی بر تعداد رأی اکثریت وارد می‌گردند. در نتیجه در هر فولد آموزشی، هر بار ۷۵۷ تصویر در آموزش و در مرحله آزمایش ۸۵ تصویر آنالیز می‌شوند. نکته دیگر آنکه در ابتدا نمونه‌های سالم، به عنوان نمونه‌هایی با برچسب ۱ و نمونه‌های همراه با ضایعه به عنوان نمونه‌هایی با برچسب ۲ در محاسبات وارد شدند.

شکل ۳ نیز تابع هزینه برای چند بار تکرار تصادفی الگوریتم تکاملی تفاضلی اصلاح شده به نمایش درآمده است که در برخی از آنها، تابع



شکل ۳: تابع هزینه در انتخاب ویژگی‌های حاصل از مرحله انتخاب ویژگی توسط الگوریتم تکاملی-تفاضلی برای چند تکرار تصادفی

بررسی تغییر دقت به ازای تغییر اندازه تصویر نیز انجام شد که در تحقیق کنونی تلاش بر آن بود که سه مدل مختلف از تغییر اندازه تصویر لحاظ گردد. محک‌های مرحله نخست با روش اعتبارسنجی K-fold در جداول ۴ تا ۶ به ازای تغییر ابعاد نمایش داده شده است.

جدول ۴: ارزیابی الگوریتم در گام تشخیص MS نخست وقتی ابعاد تصویر ورودی ۳۲×۳۲ است

اعمال تصویر با ابعاد ۳۲×۳۲ (آزمایش)				اعمال تصویر با ابعاد ۳۲×۳۲ (آموزش)				مراحل یادگیری	K-fold مرحله آموزش
فیشر	ویژگی	حساسیت	دقت	فیشر	ویژگی	حساسیت	دقت	K	
۰/۹۷۴۲	۰/۹۰۹۱	۰/۹۰۰۰	۰/۹۵۶۵	۰/۹۷۵۲	۰/۹۱۰۴	۰/۹۰۰۳	۰/۹۵۷۴	۱	
۰/۹۷۸۴	۰/۹۱۴۰	۰/۹۰۳۹	۰/۹۶۰۹	۰/۹۸۲۰	۰/۹۱۸۵	۰/۹۰۶۰	۰/۹۶۴۳	۲	
۰/۹۷۰۱	۰/۹۰۳۰	۰/۹۰۲۰	۰/۹۵۳۹	۰/۹۷۳۸	۰/۹۰۸۳	۰/۹۰۱۰	۰/۹۵۶۵	۳	
۰/۹۶۸۵	۰/۹۰۳۳	۰/۹۹۱۴	۰/۹۴۹۶	۰/۹۶۸۶	۰/۹۰۲۲	۰/۹۹۷۰	۰/۹۵۱۳	۴	
۰/۹۶۴۱	۰/۹۹۷۵	۰/۹۹۱۰	۰/۹۴۶۱	۰/۹۶۳۰	۰/۹۹۵۳	۰/۹۹۳۹	۰/۹۴۶۱	۵	
۰/۹۶۴۱	۰/۹۹۴۶	۰/۹۹۴۹	۰/۹۴۶۱	۰/۹۶۴۴	۰/۹۹۹۳	۰/۹۹۳۳	۰/۹۴۷۰	۶	
۰/۹۶۲۶	۰/۹۹۶۶	۰/۹۹۴۳	۰/۹۴۷۰	۰/۹۶۶۷	۰/۹۰۰۵	۰/۹۹۳۰	۰/۹۴۸۷	۷	
۰/۹۷۵۵	۰/۹۱۱۲	۰/۹۹۹۳	۰/۹۵۷۴	۰/۹۷۹۲	۰/۹۱۶۷	۰/۹۹۸۴	۰/۹۶۰۰	۸	
۰/۹۶۵۶	۰/۹۹۸۴	۰/۹۹۶۰	۰/۹۴۸۷	۰/۹۶۸۷	۰/۹۰۳۱	۰/۹۹۳۷	۰/۹۵۰۴	۹	
۰/۹۵۴۵	۰/۹۸۴۹	۰/۹۹۲۱	۰/۹۳۹۱	۰/۹۵۵۱	۰/۹۸۷۲	۰/۹۸۲۲	۰/۹۳۶۵	۱۰	
۰/۹۶۷۸	۰/۹۵۱۳	۰/۹۹۶۵	۰/۹۵۰۵	۰/۹۶۹۷	۰/۹۳۳۹	۰/۹۶۵۹	۰/۹۵۱۸	-	

میانگین

جدول ۵: ارزیابی الگوریتم در گام تشخیص دوم MS وقتی ابعاد تصویر ورودی ۶۴×۶۴ است

اعمال تصویر با ابعاد ۶۴×۶۴ (آزمایش)				اعمال تصویر با ابعاد ۶۴×۶۴ (آموزش)				مراحل یادگیری
فیشر	ویژگی	حساسیت	دقت	فیشر	ویژگی	حساسیت	دقت	K
۰/۹۸۷۹	۰/۹۶۷۶	۰/۹۸۴۶	۰/۹۶۸۷	۰/۹۹۰۴	۰/۹۴۰۸	۰/۹۷۶۵	۰/۹۷۱۳	۱
۰/۹۸۸۸	۰/۹۶۷۸	۰/۹۸۸۲	۰/۹۷۰۴	۰/۹۹۴۲	۰/۹۴۳۸	۰/۹۱۴۴	۰/۹۷۶۵	۲
۰/۹۹۴۲	۰/۹۷۲۶	۰/۹۸۷۹	۰/۹۷۷۴	۰/۹۹۹۷	۰/۹۵۹۹	۰/۹۲۰۷	۰/۹۸۲۶	۳
۰/۹۹۰۷	۰/۹۶۹۳	۰/۹۶۲۲	۰/۹۷۳۰	۰/۹۹۰۵	۰/۹۶۸۴	۰/۹۱۳۲	۰/۹۷۳۰	۴
۰/۹۸۳۹	۰/۹۷۱۱	۰/۹۸۶۶	۰/۹۶۶۱	۰/۹۸۳۳	۰/۹۴۰۶	۰/۹۶۵۳	۰/۹۶۵۲	۵
۰/۹۶۶۴	۰/۹۶۹۳	۰/۹۵۴۰	۰/۹۴۸۷	۰/۹۷۱۶	۰/۹۵۶۰	۰/۹۹۸۰	۰/۹۵۳۹	۶
۰/۹۸۰۴	۰/۹۴۶۶	۰/۹۸۴۳	۰/۹۶۲۶	۰/۹۸۳۹	۰/۹۶۱۱	۰/۹۶۶۶	۰/۹۶۶۱	۷
۰/۹۷۵۹	۰/۹۵۵۴	۰/۹۸۶۵	۰/۹۵۳۹	۰/۹۷۷۵	۰/۹۶۷۳	۰/۹۸۸۱	۰/۹۵۵۷	۸
۰/۹۸۶۲	۰/۹۶۴۶	۰/۹۸۶۲	۰/۹۶۷۸	۰/۹۸۸۸	۰/۹۷۷۸	۰/۹۶۸۲	۰/۹۷۰۴	۹
۰/۹۹۶۲	۰/۹۶۷۸	۰/۹۸۱۷	۰/۹۷۷۴	۰/۹۹۸۴	۰/۹۷۰۲	۰/۹۱۴۶	۰/۹۸۰۰	۱۰
۰/۹۸۵۱	۰/۹۶۳۳	۰/۹۸۰۲	۰/۹۶۶۶	۰/۹۸۷۸	۰/۹۵۸۶	۰/۹۵۲۵	۰/۹۶۹۵	-

K-fold
مرحله
آموزش

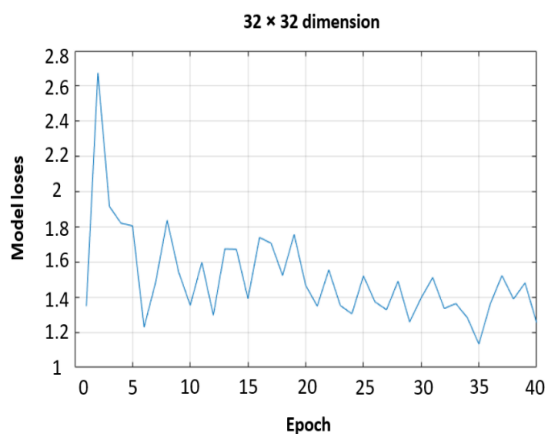
میانگین

جدول ۶: ارزیابی الگوریتم در گام تشخیص سوم MS وقتی ابعاد تصویر ورودی ۱۲۸×۱۲۸ است

اعمال تصویر با ابعاد ۱۲۸×۱۲۸ (آزمایش)				اعمال تصویر با ابعاد ۱۲۸×۱۲۸ (آموزش)				مراحل یادگیری
فیشر	ویژگی	حساسیت	دقت	فیشر	ویژگی	حساسیت	دقت	K
۰/۹۹۳۳	۰/۹۶۶۹	۰/۹۵۵۰	۰/۹۴۳۵	۰/۹۶۴۵	۰/۹۷۲۱	۰/۹۹۷۴	۰/۹۶۷۸	۱
۰/۹۹۲۶	۰/۹۵۷۴	۰/۹۷۸۳	۰/۹۴۰۰	۰/۹۶۶۸	۰/۹۷۲۸	۰/۹۹۸۴	۰/۹۴۱۳	۲
۰/۹۹۲۶	۰/۹۶۳۸	۰/۹۷۲۱	۰/۹۳۵۲	۰/۹۶۳۰	۰/۹۶۸۷	۰/۹۹۸۶	۰/۹۵۱۷	۳
۰/۹۹۲۶	۰/۹۶۳۱	۰/۹۸۵۵	۰/۹۵۱۷	۰/۹۶۵۶	۰/۹۷۰۴	۰/۹۹۷۹	۰/۹۶۰۴	۴
۰/۹۹۴۷	۰/۹۷۰۴	۰/۹۶۵۹	۰/۹۴۰۴	۰/۹۶۳۲	۰/۹۸۰۳	۰/۹۹۸۶	۰/۹۵۸۳	۵
۰/۹۹۲۸	۰/۹۴۲۸	۰/۹۶۲۸	۰/۹۴۹۶	۰/۹۶۶۸	۰/۹۴۵۰	۰/۹۹۶۳	۰/۹۶۲۲	۶
۰/۹۹۲۶	۰/۹۵۲۸	۰/۹۷۲۲	۰/۹۴۴۶	۰/۹۶۹۰	۰/۹۶۶۰	۰/۹۹۸۵	۰/۹۷۱۷	۷
۰/۹۹۲۷	۰/۹۴۸۲	۰/۹۶۷۸	۰/۹۴۴۸	۰/۹۶۷۶	۰/۹۶۱۱	۰/۹۹۸۶	۰/۹۷۱۷	۸
۰/۹۹۴۴	۰/۹۵۸۰	۰/۹۸۸۲	۰/۹۴۵۷	۰/۹۶۰۵	۰/۹۶۳۸	۰/۹۹۸۰	۰/۹۸۵۲	۹
۰/۹۹۲۷	۰/۹۶۷۸	۰/۹۷۷۷	۰/۹۴۵۲	۰/۹۶۵۸	۰/۹۷۳۰	۰/۹۹۷۵	۰/۹۶۹۶	۱۰
۰/۹۹۳۳	۰/۹۵۹۱	۰/۹۷۲۵	۰/۹۴۴۰	۰/۹۶۵۳	۰/۹۶۷۳	۰/۹۹۷۹	۰/۹۶۳۹	-

K-fold
مرحله
آموزش

میانگین



هر جدول شامل مرحله آموزش و آزمایش است و دقتها در میان ۹۰٪ تا ۹۸٪ و به ازای تغییر در ابعاد، تغییرات دارد. شکل ۴ تا شکل ۶ نیز معرف کاهش خطا در اثر انتخاب ویژگی از کل ویژگی‌ها به میزان یک سوم کل ویژگی‌های مدل به نمایش درآمده است.

شکل ۴: میزان خطا در مدل همبند پس از ۴۰ تکرار برای تصویر با ابعاد

۳۲×۳۲

است. در حالت کلی به سبب آنکه ابعاد تصاویر در دو پایگاه داده یکسان نبوده، تغییر اندازه و هم‌بعد سازی صورت پذیرفته که نوعاً سبب بهبود دقت شده است. ممکن است در اثر تغییر اندازه به صورت گسسته در فاصله میان ۶۴ در ۶۴ پیکسل تا ۱۲۸ در ۱۲۸ پیکسل، دقت‌های دیگری یافت شود، اما کیفیت تصاویر پایگاه داده دوم با عمل تغییر اندازه در این فاصله با دقت کمتری همراه می‌شدند که بر عملکرد مجموع اثر داشت و دقت کل را کاهش می‌داد.

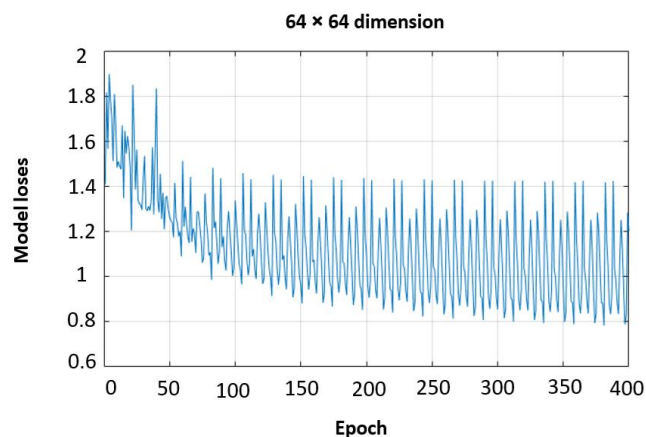
۵-۱ بررسی میزان قطعیت

بررسی تکرارپذیری یکی از گام‌های اولیه در تحلیل یک روش آزمایشگاهی بوده و به منظور تخمین میزان عدم دقت یا خطای تصادفی آزمایش بکار می‌رود. به طور معمول، تکرارپذیری با ۱۰ تا ۲۰ بار آزمایش کمیت در یک نمونه و محاسبه میانگین و انحراف معیار بدست می‌آید. مدت آنالیز باید به اندازه‌ای باشد که باعث گردد با تأثیر متغیرهایی که به طور معمول در آزمایشگاه وجود دارند، نتایج واقعی‌تری بدست آید. در جدول ۷، مقادیر انحراف از معیار، میانگین و واریانس حکایت از آن دارد که پراکندگی میان جواب‌ها ناچیز است. در این جدول، دقت‌ها ۱۰ بار برای هر دو پایگاه داده تکرار شده و شامل مراحل آزمایش و آموزش به تفکیک است که در نهایت، در مرحله آموزش و مرحله آزمایش به ترتیب دقت‌هایی معادل ۰/۹۶۴۵ و ۰/۹۵۷۴ در پایگاه داده اول و ۰/۹۷۲۷ و ۰/۹۷۴۲ برای پایگاه داده دوم حاصل آمده‌اند که نسبت به مقادیر، دارای انحراف معیار ناچیزی است و حکایت از آن دارد که تکرار پذیری به خوبی پیاده سازی شده و نشان می‌دهد جواب‌ها دارای کمترین پراکندگی است.

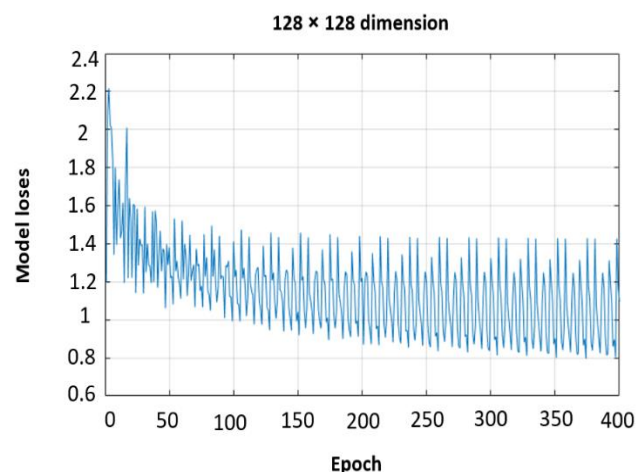
واریانس و انحراف معیار در هر دو مرحله آموزش و آزمایش حاکی از آن است که اختلاف و پراکندگی میان نتایج کم است، یعنی الگوریتم پاسخ‌های تقریباً منحصر به فرد و صحیحی را ارائه می‌دهد.

جدول ۷: تکرار پذیری الگوریتم و محاسبه مقادیر واریانس، انحراف معیار و میانگین در تشخیص بیماری MS برای بحث در مورد عدم قطعیت مدل نشده

پایگاه داده دوم			پایگاه داده اول		
مرحله آموزش	مرحله آموزش	تکرار	مرحله آموزش	مرحله آموزش	تکرار
۰/۹۶۲۴	۰/۹۶۷۳	تکرار ۱	۰/۹۶۱۱	۰/۹۷۸۳	تکرار ۱
۱/۰۰	۱/۰۰	تکرار ۲	۰/۹۶۸۳	۰/۹۸۹۱	تکرار ۲
۰/۹۶۱۴	۰/۹۶۳۷	تکرار ۳	۰/۹۵۶۹	۰/۹۶۱۰	تکرار ۳
۰/۹۵۸۹	۰/۹۵۴۳	تکرار ۴	۰/۹۴۷۰	۰/۹۶۰۸	تکرار ۴
۰/۹۶۱۶	۰/۹۶۳۹	تکرار ۵	۰/۹۵۹۱	۰/۹۶۳۸	تکرار ۵
۱/۰۰	۱/۰۰	تکرار ۶	۰/۹۵۵۶	۰/۹۵۹۶	تکرار ۶
۰/۹۵۲۳	۰/۹۵۸۸	تکرار ۷	۰/۹۵۱۲	۰/۹۵۳۹	تکرار ۷
۰/۹۶۹۱	۰/۹۷۲۲	تکرار ۸	۰/۹۶۱۱	۰/۹۶۴۷	تکرار ۸
۱/۰۰	۱/۰۰	تکرار ۹	۰/۹۵۵۶	۰/۹۶۵۴	تکرار ۹



شکل ۵: میزان خطا در مدل هم‌بند پس از ۴۰۰ تکرار برای تصویر با ابعاد ۶۴×۶۴



شکل ۶: میزان خطا در مدل هم‌بند پس از ۴۰۰ تکرار برای تصویر با ابعاد ۱۲۸×۱۲۸

به ازای تصاویر با ابعاد ۶۴ در ۶۴ بالاترین نرخ دقت آزمایشی حاصل آمده است. مشخص است که تعداد ویژگی‌ها نیز در این فرایند اثرگذار

تکرار ۱۰	۰/۹۶۹۱	۰/۹۵۸۹	تکرار ۱۰	۰/۹۶۲۳	۰/۹۶۱۹
میانگین	۰/۹۶۴۵	۰/۹۵۷۴	میانگین	۰/۹۷۴۲	۰/۹۷۲۷
واریانس	$۱/۳۲ \times ۱۰^{-۵}$	$۳/۳۸ \times ۱۰^{-۵}$	واریانس	$۳/۳۷ \times ۱۰^{-۵}$	$۳/۶۹ \times ۱۰^{-۵}$
انحراف معیار	۰/۰۰۱۱	۰/۰۰۵۸	انحراف معیار	۰/۰۰۱۸	۰/۰۰۱۹

چند پیشنهاد برای کارهای آینده:

- حذف نویز: نویزها کیفیت تصاویر را کاهش می‌دهند و ویژگی‌های مهم را پوشانده می‌کنند. لذا، استفاده از راهکارهایی در مرحله پیش‌پردازش برای حذف نویز، مانند فیلترهای حذف نویز یا تبدیل موجک گسسته، پیشنهاد می‌شود. این روش‌ها ممکن است اطلاعات و جزئیات تصویر را کاهش دهند، بنابراین باید روشی اتخاذ شود که حذف نویز را با حداقل اتلاف اطلاعات انجام دهد.
- ترکیب تکنیک‌های انتخاب ویژگی: ترکیب تکنیک انتخاب ویژگی با روش‌های دیگر می‌تواند ابعاد ویژگی‌ها را کاهش دهد و دقت تشخیص را افزایش دهد. این امر می‌تواند باعث شود که حداقل اطلاعات به سیستم تصمیم‌گیرنده وارد شود و در نتیجه قابلیت اطمینان افزایش یابد.
- پردازش موازی: پیشنهاد می‌شود که تکنیک پردازش موازی به عنوان ابزار اصلی در نرم‌افزارهای جداساز استفاده شود و اثر آن در کنار روش‌های بازشناسی مورد بررسی قرار گیرد. پردازش موازی می‌تواند به کاهش زمان ارزیابی فرآیند جداسازی کمک کند و امکان سه‌بعدی‌سازی را نیز فراهم آورد.

۶- نتیجه گیری

الگوریتم یکپارچه ارائه شده در این مقاله نسبت به روش‌های قبلی، دقت تشخیصی بیشتری دارد و فاکتور دقت را که در روش‌های سابق مورد بررسی قرار نگرفته بود، مدنظر قرار می‌دهد. همچنین الگوریتم فعلی زمان پردازش را کاهش داده و امکان پردازش همزمان از کانال‌های دیگر را فراهم می‌کند، بدون اینکه دقت کاهش یابد.

راهکار پیشنهاد شده با نظرات پزشکان متخصص همخوانی بیشتری دارد و می‌تواند بیماری را با دقت بالاتر و در زمان کمتری شناسایی کند. اگرچه از تکنیک جداسازی-پردازش همزمان استفاده نشده، اما میزان خطاهای مثبت و منفی در شناسایی بسیار کم است. پیشنهاد شده که پس از شناسایی بیماری MS، جداسازی مبتنی بر پردازش همزمان انجام شود.

دقت تشخیص ضایعات MS در این مقاله بین ۹۵٪ تا ۹۷٪ متغیر است، که این تغییرات به دلیل تفاوت در پایگاه‌های داده تصاویر مغزی و برخی اطلاعات نامناسب در مرحله پیش‌پردازش است. روش پیشنهادی می‌تواند به عنوان یک بخش یکپارچه مستقل عمل کند و در مقایسه با سایر روش‌ها در تشخیص بیماری و ضایعه MS در تصاویر MRI مؤثر باشد.

منابع:

- Available:
https://www.armanprocessjournal.ir/article_712_664_0a3582cfe3711dea4a4f495519fce56.pdf
- [۵] B. K. Tsang and R. Macdonell, "Multiple sclerosis: diagnosis, management and prognosis," *Australian family physician*, vol. 40, no. 12, pp. 948-955, 2011.
- [۶] E. Roura *et al.*, "A toolbox for multiple sclerosis lesion segmentation," *Neuroradiology*, vol. 57, pp. 1031-1043, 2010.
- [۷] Y. Karpate, O. Commowick, and C. Barillot, "Probabilistic one class learning for automatic detection of multiple sclerosis lesions," in *2015 IEEE 12th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI)*, 2015: IEEE, pp. 486-489.
- [۸] T. Brosch, L. Y. Tang, Y. Yoo, D. K. Li, A. Traboulsee, and R. Tam, "Deep 3D convolutional encoder networks with shortcuts for multiscale feature integration applied to multiple sclerosis lesion segmentation," *IEEE transactions on medical imaging*, vol. 35, no. 5, pp. 1229-1239, 2016.
- [۱] R. E. Boeschoten *et al.*, "Prevalence of depression and anxiety in multiple sclerosis: a systematic review and meta-analysis," *Journal of the neurological sciences*, vol. 372, pp. 331-341, 2017.
- [۲] T. Olsson, L. F. Barcellos, and L. Alfredsson, "Interactions between genetic, lifestyle and environmental risk factors for multiple sclerosis," *Nature Reviews Neurology*, vol. 13, no. 1, pp. 25-36, 2017.
- [۳] ا. خوانچه سپهرالدین، "مروری بر and و امینی‌آذر، ر. فرحی، روش‌های هوشمند در تشخیص و پیش‌بینی بیمارهای کبد با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین و الگوریتم‌های فراابتکاری"، فصلنامه تخصصی آرمان پردازش، vol. 4, no. 2, pp. -, 2023. [Online]. Available: https://www.armanprocessjournal.ir/article_708841_cf94c99c44ee36fa708b221107724893.pdf.
- [۴] م. دهقانی محمودآبادی، "بررسی کارایی سیستم دسته‌بند یادگیر برای شناسایی بیماران قلبی"، فصلنامه تخصصی آرمان پردازش، vol. 4, no. 4, pp. 19-29, 2024. [Online].

- [۱۳] C. P. Loizou *et al.*, "Brain white matter lesion classification in multiple sclerosis subjects for the prognosis of future disability," *Intelligent Decision Technologies*, vol. 7, no. 1, pp. 3-10, 2013.
- [۱۴] C. P. Loizou, V. Murray, M. S. Pattichis, I. Seimenis, M. Pantziaris, and C. S. Pattichis, "Multiscale amplitude-modulation frequency-modulation (AM-FM) texture analysis of multiple sclerosis in brain MRI images," *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 15, no. 1, pp. ۱۱۹-۱۲۰, ۲۰۱۰.
- [۱۵] P. DerakhshanBarjoei, M. Bahadorzadeh, and A. Arabzadeh, "Early Detection of Diabetic Foot Ulcers by Thermal Images of Foot Soles Using Nearest Neighbor Algorithm," *Medical Journal of Mashhad University of Medical Sciences*, vol. 66, no. 2, pp. 150-156, 2023.
- [۱۶] E. Foroozandeh, P. Derakhshan-Barjoei, and M. Bahadorzadeh, "Investigation the effect of emotional control and extroversion on severity of central serous retinopathy in patients using fuzzy logic algorithm," *Journal of Health and Biomedical Informatics*, vol. 5, no. 3, pp. 337-347, 2018.
- [۹] I. De Falco, "Classification of Potential Multiple Sclerosis Lesions Through Automatic Knowledge Extraction by Means of Differential Evolution," in *Applications of Evolutionary Computation: 17th European Conference, EvoApplications 2014, Granada, Spain, April 23-25, 2014, Revised Selected Papers 17*, 2014: Springer, pp. 538-549.
- [۱۰] A. Rezaee, K. Rezaee, J. Haddadnia, and H. T. Gorji, "Supervised meta-heuristic extreme learning machine for multiple sclerosis detection based on multiple feature descriptors in MR images," *SN Applied Sciences*, vol. 2, no. 5, p. 866, 2020.
- [۱۱] L. Bai, J. Wu, L. Chen, X. Jiang, and Z. Song, "A density-based MS disease diagnosis model using the capuchin search algorithm and an ensemble of deep neural networks," *Scientific Reports*, vol. 14, no. 1, p. 31721, 2024.
- [۱۲] C. Dachraoui *et al.*, "A machine learning approach for multiple sclerosis diagnosis through Detecron Architecture," *Multimedia Tools and Applications*, vol. 83, no. 14, pp. 42837-42859, ۲۰۲۴.

معرفی نویسندگان

AUTHOR(S) BIOSKETCHES

فرساد زمانی بروجنی، مدرک دکترای خود را در رشته کامپیوتر از دانشگاه پوترا مالزی در سال ۲۰۱۳ دریافت کرد. ایشان در حال حاضر به عنوان استادیار در دپارتمان کامپیوتر واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران مشغول به کار است. ایشان چندین سمت اداری و مدیریتی از جمله رئیس مرکز نوآوری فناوری اطلاعات و ارتباطات استان اصفهان (۲۰۱۹-۲۰۲۱)، مدیر انفورماتیک (۱۳۹۸-۱۳۹۸) داشته است. مدیر آموزش (۱۳۹۵-۱۳۹۵) و رئیس برنامه تحصیلات تکمیلی علوم کامپیوتر (۱۳۹۴-۹۵) دانشگاه آزاد اسلامی واحد اصفهان را بر عهده داشته است. زمینه های مورد علاقه: بینایی کامپیوتر، پردازش تصویر، داده کاوی، یادگیری ماشینی و تجزیه و تحلیل داده های بزرگ است.



Zamani Boroujeni, F, Machine Learning, Artificial Intelligence and Data Analysis Research Center, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

✉ farsad.zamani@iau.ac.ir

فاطمه دوامی دکترای تخصصی کامپیوتر سیستم های نرم افزاری از دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران شمال و عضو هیأت علمی دانشگاه آزاد اسلامی واحد فیروزآباد. ایشان تاکنون موفق به چاپ بیش از ۱۵ جلد کتاب در زمینه تخصصی کامپیوتر در انتشارات برتر و دانشگاهی و چاپ چندین مقاله در ژورنال های معتبر داخلی و خارجی شده است. زمینه های مورد علاقه: آزمون نرم افزار، سیستم های توزیع شده و اینترنت اشیا.



Davami, F, Distributed systems, Meymand Center, Firoozabad Branch Islamic Azad University, Firoozabad, Iran

✉ Fatemeh.Davami@iau.ac.ir

پویا درخشان بروجئی، دکترای تخصصی مهندسی برق مخابرات و شبکه های هوشمند از دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران. ایشان عضو هیأت علمی دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات و رئیس مرکز تحقیقات هوش مصنوعی و تحلیل داده دانشگاه، عضو هیئت تحریریه در مجلات معتبر مهندسی برق و کامپیوتر و عضو کمیته علمی در کنفرانس های داخلی و خارجی بیش از ۴۰ مجله و کنفرانس هستند. زمینه اصلی تحقیقاتی: شبکه های رادیو شناختی مخابراتی و طیف سنجی و فعالیت در زمینه های: هوش مصنوعی، سیستم های انتقال داده و مخابراتی هوشمند، شبکه های حسگر کوانتومی، الگوریتم های فراابتکاری.



Derakhshan-Barjoei, P, Intelligent data transmission and telecommunication systems, Artificial Intelligence and Data Analysis Research Center, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

✉ Dr.Derakhshan@iaua.ac.ir

فهیمة چنگانی، دانشجوی رشته کامپیوتر در دانشگاه آزاد اسلامی واحد اصفهان (خوراسگان) که در سال ۱۹۷ فارغ التحصیل شده اند.

Changani, F, Dept. of Electrical and Computer Engineering, Isfahan (Khorasgan) Branch, Islamic Azad University, Isfahan, Iran

✉ fahimeh127changani@gmail.com

COPYRIGHTS

©2025 by the authors. Published by the **Islamic Azad University, Khodabandeh Branch, Zanjan**. This article is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0) <https://creativecommons.org/licenses/by/4.0>

