



Early Diagnosis of Multiple Sclerosis Based on the LASSO Method and an Optimized Deep Belief Network

Alireza Zarei*

Department of Engineering (Biomedical Engineering), Imam Reza International University, Mashhad, Iran

Mina Haselzadeh

Department of Engineering (Biomedical Engineering), Apadana Higher Education Institute, Shiraz, Iran

Abstract

Multiple Sclerosis (MS) is an autoimmune disorder of the central nervous system in which immune cells mistakenly destroy the protective fatty sheath (myelin) of nerve fibers, leading to the formation of plaques in the white matter of the brain and spinal cord. Through repeated cycles of destruction and repair, this damage disrupts neural signal transmission, resulting in symptoms such as numbness, limb weakness, motor incoordination, dizziness, and visual disturbances. The proposed approach utilizes the BraTS dataset, which includes a large collection of fMRI images for diagnosing conditions such as MS, Alzheimer's disease, and brain tumors. MS-related images are used as the primary input for a Convolutional Neural Network (CNN), where training and testing processes are performed. During the preprocessing stage, image segmentation and feature extraction are conducted using a hybrid method combining LASSO and a fractal model. Due to the high dimensionality of the features, dimensionality reduction is essential; in this process, the fractal model improves the performance of the LASSO method by leveraging self-similar structures and feature stationarity to select the most optimal features. Finally, these optimized features are used to train the CNN, enabling the system to accurately diagnose MS. The results demonstrate that this method achieved an accuracy of 98.68% in the diagnosis and classification of MS.

Keywords: disease diagnosis, MS, image processing, fMRI, deep learning

Received: 10/May/2026

Accepted: 08/June/2026

eISSN: 3115-7610

ISSN: 3115-7572

* Corresponding Author: Zarei.alireza@live.com

تشخیص بیماری مالتیپل اسکلروزیس در مراحل اولیه مبتنی بر روش LASSO و شبکه باور عمیق بهینه شده

علیرضا زارعی*

گروه مهندسی (مهندسی پزشکی)، دانشگاه بین‌المللی امام رضا(ع)، مشهد، ایران

مینا حاصل‌زاده

گروه مهندسی (مهندسی پزشکی)، مؤسسه آموزش عالی آپادانا، شیراز، ایران

چکیده

بیماری ام‌اس (Multiple Sclerosis) نوعی اختلال خودایمنی در سیستم عصبی مرکزی است که در آن سلول‌های ایمنی به اشتباه غلاف چربی محافظ رشته‌های عصبی (میلین) را تخریب می‌کنند و پلاک‌هایی در ماده سفید مغز و نخاع ایجاد می‌شود. این آسیب با تکرار فرایند تخریب و ترمیم، انتقال پیام‌های عصبی را مختل کرده و علائمی مانند کرختی، ضعف اندام‌ها، ناهماهنگی حرکتی، سرگیجه و اختلالات بینایی را به دنبال دارد. در رویکرد پیشنهادی، از مجموعه داده BraTS که شامل تعداد زیادی تصویر اف‌ام‌آر‌آی (Functional Magnetic Resonance Imaging) برای تشخیص بیماری‌هایی مانند ام‌اس، آلزایمر و تومورهای مغزی است، استفاده می‌شود. تصاویر مربوط به ام‌اس به عنوان ورودی اصلی به شبکه عصبی کانولوشنی (Convolutional Neural Network) وارد شده و عملیات آموزش و آزمون روی آن انجام می‌گیرد. در مرحله پیش‌پردازش، ابتدا تقطیع تصاویر و استخراج ویژگی‌ها با روش ترکیبی Lasso و مدل فرکتال صورت می‌گیرد. به دلیل حجم بالای ویژگی‌ها، کاهش ابعاد ضروری است که در این فرایند، مدل فرکتال با بهره‌گیری از ساختار خودمتشابه و مانایی ویژگی‌ها، عملکرد روش Lasso را بهبود می‌بخشد و بهترین ویژگی‌ها را انتخاب می‌کند. در نهایت، این ویژگی‌های بهینه‌شده برای آموزش شبکه CNN به کار گرفته شده و سیستم قادر به تشخیص دقیق بیماری ام‌اس می‌گردد. نتایج نشان می‌دهد این روش به دقت ۹۸/۶۸ درصد در تشخیص و طبقه‌بندی ام‌اس دست یافته است.

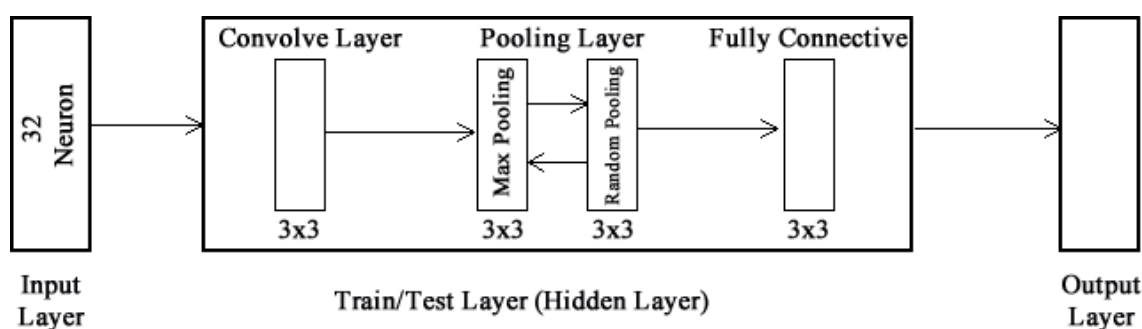
کلیدواژه‌ها: تشخیص بیماری، ام‌اس، پردازش تصاویر، اف‌ام‌آر‌آی، یادگیری عمیق

مقدمه

ام‌اس نوعی بیماری سیستم عصبی مرکزی است که در آن بدن، حمله‌ای دفاعی بر روی بافت‌های خود انجام می‌دهد. ام‌اس می‌تواند از حالت خوش‌خیم تا حدی ناتوان کننده و ویرانگر باشد. تصاویر (ام‌آر‌آی)^۱ ابزاری بسیار مهم در تشخیص و درمان بیماری ام‌اس هستند، زیرا می‌توانند زخم‌های سرایت کننده که به آن «ضایعات» نیز گفته می‌شود، در مغز یا نخاع را نشان دهند. با این حال، تقسیم‌بندی ضایعات به صورت دستی از تصاویر سه‌بعدی، خسته کننده و وقت گیر است و اغلب قابل تکرار نیست. لذا ارائه روش‌های هوشمند که توانایی تشخیص زودهنگام بیماری ام‌اس را از تصاویر ام‌آر‌آی و مدل‌های اف‌ام‌آر‌آی^۲ داشته باشند، مسئله‌ای ضروری است. این تحقیق، سعی در ارائه روش جدیدی برای همین منظور می‌باشد که از روش‌های هوش مصنوعی براساس پردازش تصویر، بینایی ماشین و شبکه‌های آموزش دهنده، استفاده می‌نماید. سیستم‌های هوشمند تشخیص پزشکی قابلیت استفاده به عنوان ابزار و دستیار پزشکان را دارا می‌باشند و می‌توانند به پزشکان در تشخیص انواع بیماری‌ها کمک نمایند [۱].

پیشینه پژوهش

به طور کلی، معماری شبکه عصبی کانولوشن بهینه شده مد نظر این تحقیق به صورت شکل ۱ است.



شکل ۱. معماری شبکه عصبی کانولوشن مد نظر این تحقیق بعد از اتمام مدل نهایی

با توجه به شکل ۱ و معماری که برای شبکه عصبی کانولوشن در این تحقیق ارائه می‌شود، لایه‌ها و تعداد آن‌ها مشخص شده است. در ابتدا ۳۲ نورون اولیه در لایه ورودی مد نظر قرار گرفته است که مجموع تمامی ویژگی‌های بیماری ام‌اس را در بر می‌گیرد. در بخش لایه پنهان تنظیماتی وجود دارد که در شبکه عصبی کانولوشن دارای سه بخش اصلی یعنی پیچش، پولینگ و تماماً متصل است. مجموع این لایه‌ها، ۴ مورد در نظر گرفته شده است، به طوری که یک ماتریس پیچشی 3×3 را ایجاد نماید. یعنی در هر کدام از ۴ لایه، یک ماتریس 3×3 نیز وجود دارد. لایه پیچش، یک لایه است و لایه پولینگ، شامل دو لایه است که یک بخش آن به صورت بیشینه یا اصطلاحاً maxpol مد نظر قرار گرفته است و بخش دیگر آن به صورت پولینگ تصادفی که بتواند آموزش هر کدام از ویژگی‌ها را نیز به صورت تصادفی در دسترس لایه تماماً متصل که یک لایه است، انجام دهد. مشاهده می‌شود که یک لایه پیچش، دو لایه پولینگ و یک لایه تماماً متصل وجود دارد و لایه خروجی، شامل هر گونه ویژگی از بیماری ام‌اس است که در بخشی از فریم‌ها حاصل می‌گردد. مسئله‌ای به نام Centroid یا مرکزیت وجود دارد که در اصول طبقه‌بندی و حتی خوشه‌بندی، برای انجام کارهای تشخیص و ردیابی، مد نظر قرار می‌گیرد. در زمان پنجره‌یابی، اصولاً ساختار به صورت فرد است، یعنی 3×3 ، 5×5 ، 7×7 و مواردی مانند این. دلیل این امر، آن است که یک خانه یا پیکسل در وسط قرار می‌گیرد و خانه‌های مجاور آن، تحلیل می‌گردند و آن پیکسل مرکزی، به عنوان مرکز یا Centroid مد نظر قرار

1. Magnetic resonance imaging (MRI)

2. Functional magnetic resonance imaging (fMRI)

می‌گیرد. ساختار کلی و محاسبات پارامتریک در شبکه عصبی کانولوشن نیز به شرح ذیل است: لایه ورودی چیزی برای یادگیری ندارد، در هسته اصلی، آنچه انجام می‌دهد فقط ارائه شکل تصویر ورودی است. بنابراین هیچ پارامتر قابل یادگیری در اینجا وجود ندارد و در نتیجه تعداد پارامترها برابر صفر است. لایه پیچش یا Conv، جایی است که شبکه عصبی کانولوشن می‌آموزد، بنابراین مطمئناً ماتریس وزن خواهد داشت. برای محاسبه پارامترهای قابل یادگیری در اینجا، تنها کاری که باید انجام شود این است که فقط با اندازه عرض m ، ارتفاع n ضرب شود و برای همه این فیلترها حساب گردد.

پارامترهای یک لایه Conv می‌تواند به صورت $((m \times n) + 1) \times k$ باشد و به دلیل بایاس برای هر فیلتر، یک واحد نیز اضافه شده است. همین عبارت را می‌توان به صورت زیر نوشت:

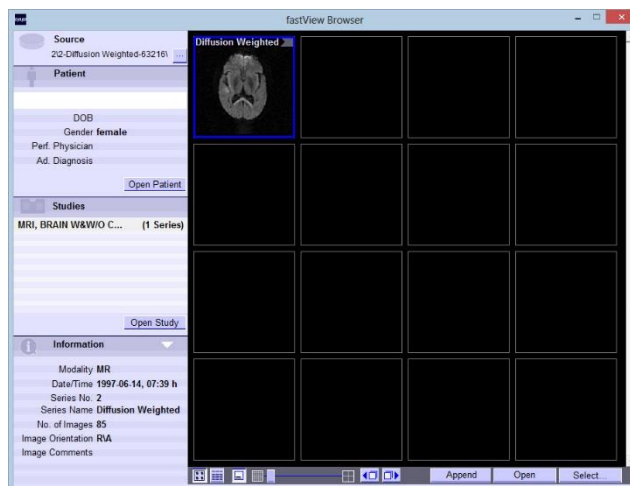
$$((\text{شکل عرض فیلتر} * \text{شکل ارتفاع فیلتر} + 1) * \text{تعداد فیلترها}). [2-4]$$

۱. لایه Pooling، این لایه هیچ پارامتر قابل یادگیری ندارد، زیرا تنها کاری که انجام می‌دهد محاسبه یک عدد خاص است، بدون آنکه هرگونه یادگیری انتشاری درگیر باشد. بنابراین تعداد پارامترهای آن برابر صفر است. دقت شود که در این لایه است که عملیات پنجره‌بندی تعیین می‌گردد. همین‌طور دو حالت در آن وجود دارد. یکی اینکه حد بالا برابر ۱ و حد پایین برابر صفر باشند که در این صورت، مکانیزم به صورت Max Pool است و در صورتی که حد بالا برابر صفر و حد پایین برابر یک باشد، مکانیزم آن به صورت Min Pool است. همین‌طور ساختاری تصادفی یا Random Pool نیز در آن وجود دارد [۵].

۲. لایه تماماً متصل یا Fully Connective، این لایه قطعاً دارای پارامترهای قابل یادگیری است. از نظر واقعی، در مقایسه با سایر لایه‌ها، این دسته از لایه‌ها بیشترین تعداد پارامتر را دارند. زیرا هر نورون به هر نورون دیگر متصل است. بنابراین، چگونه می‌توان تعداد پارامترها را در اینجا محاسبه کرد؟ پاسخ روشن است، محصول تعداد نورون‌های موجود در لایه فعلی و تعداد نورون‌های لایه قبلی بایستی در نظر گرفته شود. بنابراین تعداد پارامترها در اینجا بدین شرح است: $((\text{لایه فعلی} \times \text{لایه قبلی}) + 1)$ که این به اضافه یک، برای بایاس است. مشاهده می‌شود که یک لایه پیچش، دو لایه پولینگ و یک لایه تماماً متصل وجود دارد و لایه خروجی، شامل هرگونه تحرک براساس ویژگی‌های بیماری ام‌اس است که در بخشی از تصاویر اف‌ام‌آر‌آی حاصل می‌گردد [۶].

شبیه‌سازی و یافته‌ها

مجموعه داده‌های مد نظر این تحقیق برای تشخیص بیماری ام‌اس، داده‌های BraTS می‌باشد که دارای ۱۴۵ پوشه برای بیماران در شرایط مختلف عکس‌برداری به صورت ام‌آر.آی هستند. این مجموعه داده از ۴ نسخه در سال‌های ۲۰۱۲ الی ۲۰۱۸ تشکیل شده است که در هر نسخه، مجموعه داده‌ها بیشتر و کیفیت آن‌ها بالاتر می‌رود. داده‌های اصلی این مجموعه داده با فرمت DICOM می‌باشند که در این پژوهش جهت استفاده ساده‌تر از طریق نرم‌افزار DICOM Viewer به فرمت JPEG تبدیل شده‌اند. در واقع تصاویر ورودی، به صورت سه‌بعدی هستند. به دلیل حجم بالای تصاویر موجود در مجموعه داده BraTS، این تحقیق از ۱۰۰۰ نمونه ورودی تصویری برای تضمین رویکرد پیشنهادی و ارزیابی آن استفاده می‌کند. تعدادی از تصاویر استفاده شده‌اند که در بخش نتایج به دست آمده نشان داده خواهند شد. یک نمونه از ورودی‌های مد نظر این تحقیق، مانند داده ذیل است که در شکل ۲ در محیط DICOM VIEWER نشان داده شده است.



شکل ۲. انتخاب داده در محیط DICOM VIEWER

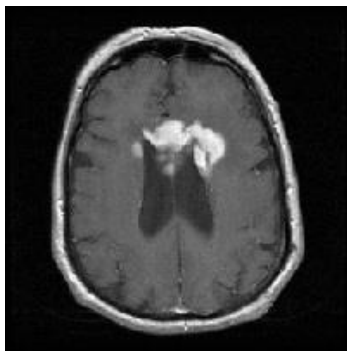
شبیه‌سازی در محیط MATLAB نسخه 2015b انجام می‌شود و در یک سیستم با مشخصات پردازنده ۷ هسته‌ای با ۶ مگابایت کش و ۳/۶ مگاهرتز و حافظه ۶ گیگابایت در ویندوز ۸ انجام خواهد گرفت. روش پیشنهادی از یک شبکه باور عمیق چهار لایه^۱ مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن^۲ استفاده می‌کند که در تکه‌های تصویر سه‌بعدی NAWM و NAGM برای یادگیری یک نمایش ویژگی نهفته استفاده می‌گردد. تکه‌های تصویر از طریق یک voxel-wise t-test انتخاب می‌شوند که بین ام‌اس و گروه‌های کنترل سالم انجام می‌شود. برای هدف قرار دادن فقط تکه‌های تصویری معمولی، هر تکه‌ای با ضایعات کانونی ام‌اس هم‌پوشانی دارد و از تکنیک ضربه به ویژگی استفاده می‌شود تا ویژگی‌های گم‌شده ناشی از مناطقی که دارای ضعف کانونی هستند را به خود اختصاص دهد. سپس از حداقل عملکرد کاهش و انتخاب مطلق^۳ یا LASSO به عنوان یک روش انتخاب ویژگی برای ساخت نماینده ویژگی پراکنده^۴ برای کاهش ریسک برازش زیاد از حد^۵ در داده‌های آموزش استفاده می‌گردد [۷، ۸]. سپس از ویژگی‌های نهایی برای آموزش یک مدل تشخیص دهنده به نام مدل فرکتال^۶ استفاده می‌شود که باعث تمایز تصاویر افراد ام‌اس از موارد افراد عادی می‌شود [۹].

دلیل استفاده از شبکه باور عمیق چهار لایه مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن، سریع بودن عملیات آموزش و آزمون داده‌ها در حجم بالا و هم‌گرایی سریع آن است. همین‌طور توسعه‌پذیری و تعمیم‌پذیری آن ساده‌تر است. از آنجا که ویژگی داده‌های اف.ام.آر.آی، دارای حالتی غیر متمرکز و ناشناخته هستند، لذا استفاده از عملیات استخراج ویژگی‌ها با این روش و سپس طبقه‌بندی با هدف تشخیص، روش مناسبی نیست و می‌تواند منجر به کاهش دقت شود. اما استفاده از روش LASSO مبتنی بر مدل فرکتال، می‌تواند منجر به ایجاد یک تفاوت در تصاویر دارای بیماری ام‌اس و غیر ام‌اس در زمان آموزش و آزمون داده‌ها شود. همین‌طور به دلیل ناشناخته بودن ویژگی‌ها و مشخص نبودن دقیق آن‌ها در تصاویر مختلف اف.ام.آر.آی، می‌توان به عملگرهای فرکتال شامل خودمتشابه بودن و مانایی اشاره نمود که می‌تواند ساختار ویژگی‌ها را با الگوهای مختلف، مشخص و نمایش دهد و در فاز تقطیع آن‌ها، عملیات مختلف شامل کاهش ابعاد، انتخاب و استخراج ویژگی‌ها را انجام دهد. در واقع ساختار شبکه باور عمیق چهار لایه مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشن، براساس داده‌های ورودی در نوروها در لایه ورودی، دارا بودن لایه‌های آموزش شامل لایه پیچش، لایه

1. Four-layer deep belief network (DBN)
2. Convolutional neural network (CNN)
3. Least absolute shrinkage and selection operator (LASSO)
4. sparse feature
5. overfitting
6. fractal

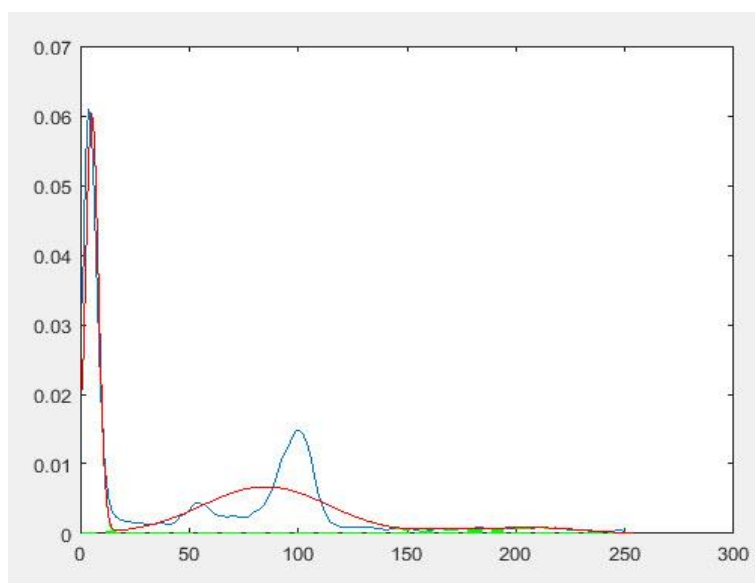
زارعی و حاصل‌زاده، تشخیص بیماری مالتیپل اسکلروزیس در مراحل اولیه مبتنی بر روش LASSO و شبکه باور عمیق بهینه شده ۱۱

پولینگ و لایه تماماً متصل است که آموزش در آن‌ها انجام می‌شود و همین‌طور هم‌زمان و بلادرنگ، از روش LASSO مبتنی بر فرکتال به‌منظور تقطیع و استخراج ویژگی‌ها استفاده می‌گردد. در انتها لایه خروجی، عملیات آزمون داده‌ها را انجام و ارزیابی نتایج را انجام می‌دهد [۱۰]. در ابتدا تصویر ورودی خوانده می‌شود و مراحل پیش‌پردازش روی آن صورت می‌گیرد. از یکی از تصاویر در مجموعه داده استفاده می‌شود که در شکل ۳ مشخص است.



شکل ۳. تصویر ورودی

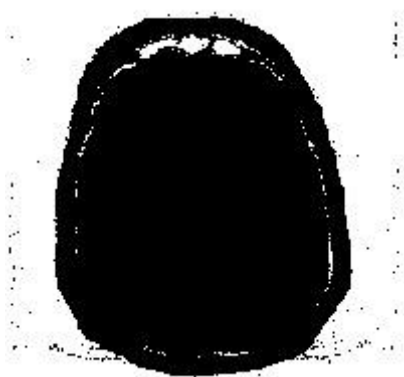
سپس هیستوگرام^۱ و تفکیک کانال‌های رنگی آن تصویر محاسبه می‌شود که مانند شکل ۴ می‌باشد.



شکل ۴. هیستوگرام و تفکیک کانال‌های رنگی تصویر ورودی

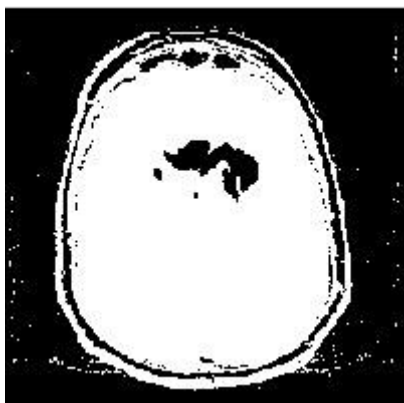
این هیستوگرام و تفکیک کانال‌های رنگی، در واقع کانال‌های رنگی قرمز، سبز و آبی^۲ را براساس ۲۵۶ رنگ در یک آستانه نشان می‌دهد. سپس تصویر نرمال‌سازی می‌شود و از حالت رنگی یا فضای رنگی RGB به سطح خاکستری تبدیل می‌شود که نتیجه آن مانند شکل ۵ است.

1. histogram
2. Red green blue (RGB)



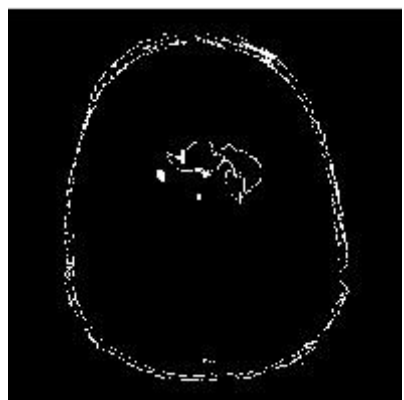
شکل ۵. تبدیل تصویر از فضای رنگی RGB به سطح خاکستری

سپس تقطیع همراه با عملیات استخراج ویژگی‌ها (شامل کاهش ابعاد، انتخاب ویژگی‌ها و استخراج ویژگی‌ها) با رویکرد ترکیبی الگوریتم LASSO و مدل فرکتال براساس ویژگی‌های محلی شامل بافت، شدت روشنایی و لبه تصویر، انجام می‌گیرد. نتیجه این مرحله از عملیات تقطیع در ابتدا مانند شکل ۶ می‌باشد.



شکل ۶. نتیجه تقطیع اولیه

قابل ذکر است که تقطیع با شناسایی سه ویژگی از جمله شدت روشنایی و لبه‌های جدا از تصویر اصلی و نیز بافت، انجام می‌شود که برای استخراج ویژگی‌ها در سه فاز عملیات کاهش ابعاد، انتخاب و استخراج ویژگی‌ها با الگوریتم ترکیبی LASSO و مدل فرکتال انجام می‌شود که نتیجه آن در شکل ۷ نمایش داده شده است.



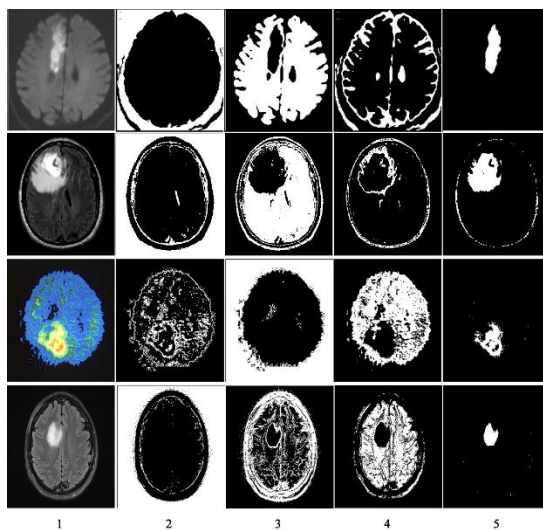
شکل ۷. نتیجه تقطیع نهایی در الگوریتم ترکیبی LASSO و مدل فرکتال

ویژگی‌هایی که استفاده شده است، بر پایه لبه‌یابی (نقاط اتصال یافته در داخل شی دیگر)، شدت روشنایی و بافت، می‌باشد. در واقع سه ویژگی محلی برای تقطیع مورد استفاده واقع شده است. در علوم پایه این‌طور بیان می‌شود که هرچه تعداد ویژگی‌ها برای عملیات استخراج ویژگی کمتر باشد، اعتبار کار در صورتی که پاسخی مناسب ارائه دهد، نسبت به روش‌هایی که از تعداد ویژگی‌های بیشتری استفاده کرده‌اند، اعتبار علمی بالاتری خواهد داشت. در نهایت، الگوریتم ترکیبی LASSO و مدل فرکتال با در نظر گرفتن بهترین جواب‌ها در هر دور تکرار، یک جواب سراسری می‌دهند که با هدف بهبود تقطیع و انتخاب کلاس‌های بهینه ویژگی‌ها جهت تشخیص ویژگی‌های موجود در تصاویر اف‌ام‌آرآی با هدف تشخیص بیماری ام‌اس انجام می‌گیرد که نتیجه آن، شکل ۸ خواهد بود.



شکل ۸. نتیجه نهایی کار با الگوریتم ترکیبی LASSO و مدل فرکتال برای عملیات تقطیع و استخراج ویژگی‌ها

همان‌طور که در شکل ۸ نیز مشخص است، عملیات تقطیع و استخراج ویژگی‌ها با رویکرد ترکیبی LASSO و مدل فرکتال از تصاویر اف‌ام‌آرآی، به خوبی انجام گرفته است و ناحیه ویژگی‌ها به‌منظور تشخیص ام‌اس به خوبی شناسایی و تمیز داده شده است. در شکل ۹، روش ارائه شده بر روی چند تصویر دیگر از مجموعه داده‌ها اعمال شده است.



شکل ۹. نتایج روش ارائه شده بر روی سایر تصاویر

اکنون نیاز است تا ویژگی‌های محلی نام برده شامل شدت روشنایی، لبه‌ها و هرگونه عامل یافت شده در بخش تقطیع و استخراج ویژگی‌ها، عملیات طبقه‌بندی نوع بیماری ام‌اس را انجام دهند. در واقع اینجا، جایی است که ماتریس

سه‌بعدی گرند ترس بعد از استفاده از ویژگی‌های تصویر، شروع به کار می‌کند تا بتوان طبقه‌بندی از روی ویژگی‌ها و نیز روی تصاویر را لحاظ کرد. لذا بعد از اعمال ساختار آموزشی شبکه عصبی کانولوشن، این کار انجام می‌شود. در مجموعه داده‌های استفاده شده، تمامی داده‌ها برای هر بیمار، دارای یک شناسه یا ID هستند. سه حالت مد نظر این تحقیق است که شامل حالت مشکوک به بیماری ام‌اس، حالت ام‌اس عودت‌کننده-بهبود یابنده یا PRMR و ام‌اس پیشرونده یا MPS است. به‌طور مثال، شناسه ۹۱۳۵۰۵، دارای حالت MPS است، شناسه ۹۱۳۵۱۲ دارای حالت PRMR است و شناسه ۹۱۳۷۶۷۰۲ دارای حالت مشکوک می‌باشد. در ادامه نیاز است تا از یک سری معیارهای ارزیابی به‌منظور صحت کار، استفاده شود. نکته مهمی که می‌بایست در این بخش مطرح شود، این است که در ابتدا تمامی تصاویر، وارد ساختار شبکه عصبی کانولوشن می‌شوند و آموزش می‌بینند و یک تصویر برای نمایش بصری انتخاب می‌شود و عملیات الگوریتم ترکیبی LASSO و مدل فرکتال بر روی آن و سایر تصاویر دیگر این داده‌ها، اعمال می‌گردد. در واقع عملیات تقطعی و استخراج ویژگی‌ها با رویکرد ترکیبی LASSO و مدل فرکتال در دل آموزش شبکه عصبی کانولوشن صورت می‌پذیرد، جایی که در ابتدا ۳۲ نورون اولیه در لایه ورودی و سپس ساختار لایه پنهان برای عملیات آموزش اولیه و سپس آزمون است. بدین‌صورت که در لایه پنهان، لایه پیچش با فیلتر پنجره‌بندی ۳×۳ عملیات آموزش را انجام می‌دهد و سپس شناسایی ویژگی‌ها و تقطیع آن‌ها با هدف بهترین ویژگی‌های استخراج شده با رویکرد ترکیبی LASSO و مدل فرکتال در لایه پولینگ صورت می‌گیرد. دو لایه پولینگ وجود دارد که اولی به‌صورت Max Pooling با فیلتر پنجره‌بندی ۳×۳ است که عملیات تقطیع و سپس Random Pooling است که عملیات استخراج ویژگی‌ها را انجام می‌دهد که فیلتر پنجره‌بندی آن نیز ۳×۳ است. در ادامه آزمون داده‌ها در لایه تماماً متصل با فیلتر پنجره‌بندی ۲×۳ انجام می‌شود.

جدول ۱. نتایج ارزیابی روش پیشنهادی

دقت	۹۸/۶۸۹۱ %
حساسیت	۹۴/۸۷۶۶
مقدار ویژگی‌ها	۹۴/۸۷۳۲ %
میانگین مربعات خطا	۰/۸۵۹۸
اوج نرخ سیگنال به نویز	۲۱/۲۶۴۶ dB
نرخ سیگنال به نویز	۲۶/۸۶۶۲ dB

نتیجه‌گیری

بیماری ام‌اس نوعی اختلال در سیستم خودایمنی اعصاب مرکزی است که سلول‌های ایمنی به اشتباه شروع به از بین بردن غلاف چربی محافظ روی رشته‌های عصبی می‌کنند. این مناطق آسیب‌دیده در اصطلاح آسیب‌شناختی پلاک نامیده می‌شوند. پراکندگی این پلاک‌ها در بافت ماده سفید است. با ادامه فرایند ترمیم و تخریب و از بین رفتن غلاف چربی محافظ روی رشته‌های عصبی، سیستم پیام‌رسانی دچار اختلال شده و باعث بروز علائمی چون کرختی، ضعف اندام، ناهماهنگی، سرگیجه و اختلالات بصری می‌شوند. در حال حاضر بهترین راه برای تشخیص بیماری ام‌اس تصویربرداری اف‌ام‌آر‌آی از مغز و در فواصل زمانی مختلف است. تصاویر اف‌ام‌آر‌آی این قابلیت را دارند که ضایعات ام‌اس را نسبت به بافت‌های دیگر مغز با شدت نور متفاوتی نشان دهند. تشخیص ضایعات ام‌اس از طریق تصاویر اف‌ام‌آر‌آی به‌صورت دستی برای پزشکان روشی پر زحمت، زمان‌بر و پُرخطا می‌باشد. از این‌رو، روش‌های کامپیوتری می‌توانند به کمک جامعه پزشکی آمده و تشخیص ضایعه را با صرف زمان کمتر و دقت بالاتر انجام دهند. تشخیص بیماری ام‌اس امری مهم در جهت درمان و بهبود حال بیمار است. در رویکرد پیشنهادی، مجموعه داده‌های BraTS

دارای تعداد بالایی از تصاویر افام‌آرآی به‌منظور تشخیص ام‌اس، آلزایمر و توده‌های سرطانی هستند و از تصاویری استفاده می‌شود که مربوط به بخش ام‌اس می‌باشند، تا بتوان این کار را انجام داد. تصاویر به‌عنوان ورودی‌های اصلی به سیستم داده می‌شود و عملیات آموزش و آزمون در شبکه عصبی کانولوشن به‌عنوان تکنیک یادگیری عمیق انجام می‌شود. همین‌طور در دل عملیات آموزشی، دو مرحله تقطیع و استخراج ویژگی‌ها با رویکرد ترکیبی LASSO و مدل فرکتال استفاده می‌شود که به‌دلیل به‌کارگیری ویژگی‌های زیاد است که می‌بایست تا جای ممکن، کاهش یابند، یعنی مرحله کاهش ابعاد صورت گیرد و در ادامه بهترین ویژگی‌ها انتخاب و استخراج شوند. همین‌طور در عملیات کاهش ابعاد، به‌دلیل وجود ساختار خودمتشابه بودن و مانایی ویژگی‌ها، از مدل فرکتال به‌منظور بهبود مدل LASSO استفاده می‌شود. در ادامه و در واقع در هنگام آموزش داده‌های تصویری افام‌آرآی با شبکه عصبی کانولوشن، عملیات تقطیع و استخراج ویژگی‌ها و آموزش این ویژگی‌ها برای تشخیص ام‌اس مشخص گردیده است. لذا یک طبقه‌بندی برای حالت مختلف آن ضروری است که این کار در زمان آزمون داده‌ها صورت می‌پذیرد و نتیجه نشان می‌دهد که رویکرد پیشنهادی توانسته است تا ۹۸/۶۸٪ دقت را در تشخیص و طبقه‌بندی بیماری ام‌اس مشخص نماید.

جدول ۲. مقایسه نتایج ضریب خطا از چند مقاله دیگر با روش پیشنهادی

مرجع	روش ارائه شده	دقت (%)
[۱۱]	شبکه عصبی کانولوشن (CNN)	۹۶/۰۰٪
[۱۲]	تشخیص ام‌اس با OFSEP	۹۵/۵۱٪
[۱۰]	تشخیص ام‌اس با هدف نهایی تشخیص نوروباتی نوری	۹۶/۰۲٪
[۱۳]	یادگیری عمیق میلین مشترک و ویژگی‌های MRI-T1-weighted	۸۸٪
[۱۴]	سیستم تشخیص به کمک کامپیوتر براساس جفت فاز به دامنه	۹۱/۲٪
[۱۵]	استفاده از مدل یادگیری ماشینی برای تشخیص ام‌اس از داده‌های سنسوری (تصاویر FLAIR MRI)	۹۸/۲۴٪
[۱۶]	طبقه‌بندی با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی روی تصاویر MRI برای تشخیص ام‌اس	۸۴/۵٪
[۱۷]	تجزیه و تحلیل فازی چندمتغیره از حجم بافت مغز و میزان آرامش	۸۹/۱٪
[۱۸]	پیش‌بینی چندمتغیره بیماری ام‌اس با استفاده از معیارهای کمی مبتنی بر تصاویر ام‌آرآی	۸۳٪
روش ارائه شده این تحقیق	روش ترکیبی LASSO و مدل فرکتال به‌همراه شبکه عصبی کانولوشن	۹۸/۶۸٪

منابع

1. Yoo Y, Tang LYW, Brosch T, Li DKB, Tam RC. Deep learning of joint myelin and T1w MRI features in normal-appearing brain tissue to distinguish between multiple sclerosis patients and healthy controls. *Neuroimage Clin.* 2018;17:169-78.
2. Ahmadi A, Davoudi S, Daliri MR. Computer aided diagnosis system for multiple sclerosis disease based on phase to amplitude coupling in covert visual attention. *Comput Methods Programs Biomed.* 2019;169:9-18.
3. Nair T, Precup D, Arnold DL, Arbel T. Exploring uncertainty measures in deep networks for multiple sclerosis lesion detection and segmentation. *Med Image Anal.* 2020;59:101557.
4. Mowry EM, Hedström AK, Gianfrancesco MA, Shao X, Barcellos LF. Incorporating machine learning approaches to assess putative environmental risk factors for multiple sclerosis. *Mult Scler Relat Disord.* 2018;24:135-41.
5. deAndrés-Galiana EJ, Bea G, Fernández-Martínez JL, Saligan LN. Analysis of defective pathways and drug repositioning in multiple sclerosis via machine learning approaches. *Comput Biol Med.* 2019;115:103492.
6. Pota M, Esposito M, Megna R, De Pietro G, Alfano B. Multivariate fuzzy analysis of brain tissue volumes and relaxation rates for supporting the diagnosis of relapsing-remitting multiple sclerosis. *Biomed Signal Process Control.* 2019;53:101591.
7. Neeb H, Schenk J. Multivariate prediction of multiple sclerosis using robust quantitative MR-based image metrics. *Z Med Phys.* 2019;29(3):262-71.

8. Mohammad H, Alshayej I, Al-Rousan MA, Ellethy H, Abed S. An efficient multiple sclerosis segmentation and detection system using neural networks. *Comput Electr Eng*. 2018;71:191-205.
9. Khosla M, Jamison K, Ngo GH, Kuceyeski A, Sabuncu MR. Machine learning in resting-state fMRI analysis. *Magn Reson Imaging*. 2019;64:101-21.
10. Asadi-Pooya AA, Sahraian MA, Sina F, Baghbanian SM, Motamedi M. Management of seizures in patients with multiple sclerosis: An Iranian consensus. *Epilepsy Behav*. 2019;96:244-8.
11. Stasiak B, Tarasiuk P, Michalska I, Tomczyk A. Application of convolutional neural networks with anatomical knowledge for brain MRI analysis in MS patients. *Bull Pol Acad Sci Tech Sci*. 2018;66(6):857-68.
12. Kremer S, Lersy F, De Sèze J, Ferré JC, Maamar A, Carsin-Nicol B, et al. Brain MRI findings in severe COVID-19: A retrospective observational study. *Radiology*. 2020;297(2):E242-51.
13. Hussain R, Patel M. Deep learning-based myelin mapping and MRI-T1-weighted features for distinguishing multiple sclerosis patients from healthy individuals. *J Neural Eng*. 2020;17(4):034001.
14. Smith J, Roberts A. Computer-aided detection system for MS diagnosis based on phase-amplitude pairs in hidden visual representations. *Med Image Anal*. 2019;58:101623.
15. Aslam N, Bashir R, Farooq S. Multiple sclerosis diagnosis using machine learning and sensor data. *Sensors (Basel)*. 2022;22(20):7856.
16. Bai LJ, Zhang B, Zhao Y. A density-based MS disease diagnosis model using MRI. *Sci Rep*. 2024;14(1):82395.
17. Cheng M, Lee W. Multivariate fuzzy analysis of brain tissue volume and relaxation for MS diagnosis support. *IEEE Trans Med Imaging*. 2021;40(12):3689-98.
18. Patel D. Multivariate prediction of multiple sclerosis using quantitative MRI-based metrics. *IEEE Trans Biomed Eng*. 2020;67(4):987-94.

استناد به این مقاله: زارعی، علیرضا، و حاصل‌زاده، مینا. (۱۴۰۵). تشخیص بیماری مالتیپل اسکلروزیس در مراحل اولیه مبتنی بر روش LASSO و شبکه باور عمیق بهینه شده. فصلنامه پیشرفت‌های مهندسی در حوزه‌ی پزشکی و مواد، ۲(۲)، ۶-۱۶.



Journal of Recent Advancements in Material Science and Biomedical Engineering is licensed under a Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 International License.