The Use of Artificial Intelligence in the Evaluation of Multiple Sclerosis Brain Lesions Through the Processing of MRI Images

Farid Samifar[1], Soheil Samifar[2], Farzaneh Vafaee[1], Ali Gorji[1,3,4*]

[1]Neuroscience Research Center, Faculty of Medicine, Mashhad University of Medical Sciences, Mashhad, Iran
[2]Department of Computer Science, Faculty of Statistics, Mathematics and Computer Science, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran
[3]Shefa Neuroscience Research Center, Khatam Alanbia Hospital, Tehran, Iran
[4]Epilepsy Research Center, Department of Neurosurgery, Westfälische Wilhelms-Universität, Münster, Germany

Article Info:

Received: **29 July 2023** ***Revised:*** **18 Jan 2024** ***Accepted*****: 19 Feb 2024**

ABSTRACT

Introduction: In recent years, artificial intelligence (AI) techniques are rapidly becoming clinical practices such as diagnosis and prognosis processes, treatment effectiveness evaluation, and disease monitoring. Previous studies have shown interesting results regarding the diagnostic efficiency of artificial intelligence methods in differentiating patients with multiple sclerosis (MS) from healthy individuals or other demyelinating diseases. There is a lack of a comprehensive systematic review on the role of AI in MS diagnosis. Our aim was to conduct a systematic review to document the performance of artificial intelligence in MS diagnosis. In this study, we conducted a comprehensive and systematic search using the PubMed database. All original studies that focused on deep learning or artificial intelligence to analyze methods aimed at diagnosing MS using MRI images were included in our study. ***Materials and Methods:*** For this review, we searched PubMed for studies on the application of artificial intelligence in MS using MRI images published in English during the period 2010-2023. The search strategy was based on the words Mesh and their combinations. All studies were reviewed, but only the most relevant ones were used in this review. ***Results:*** Artificial intelligence, using deep learning methods, can predict the incidence of MS and its complications based on the risk factors of the disease and reduces the cost and time spent for various medical tests. Artificial intelligence makes this possible by extracting information and performing the necessary processing using methods such as CNN. ***Conclusion:*** MS diagnosis based on new markers and artificial intelligence is a growing field of research with MRI images. All these results show that with advances in artificial intelligence, the way MS patients are monitored and diagnosed can change. However, several challenges remain, including better understanding of information selected by AI algorithms, appropriate multicenter and longitudinal validation of results, and practical aspects related to hardware and software integration. In general, the critical importance of human supervision to optimize and fully utilize the potential of artificial intelligence approaches cannot be ignored.

Keywords:

1. Multiple Sclerosis
2. Artificial Intelligence
3. Deep Learning
4. Machine Learning

***Corresponding Author:** Ali Gorji

Email: *Gorjial@uni-muenster.de*

[DOI: 10.61186/shefa.12.1.67]

کاربرد هوش مصنوعی در ارزیابی ضایعات مغزی بیماری مولتیپل اسکلروزیس از طریق پردازش تصاویر ام آر آی

فرید سامی فر[۱]، سهیل سامی فر[۲]، فرزانه وفایی[۱]، علی گرجی*[۱،۳،۴]

[۱]مرکز تحقیقات علوم اعصاب، دانشکده پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی مشهد، مشهد، ایران
[۲]گروه علوم کامپیوتر، دانشکده آمار، ریاضی و علوم کامپیوتر، دانشگاه علامه طباطبایی، تهران، ایران
[۳]مرکز تحقیقات علوم اعصاب شفا، بیمارستان خاتم الانبیا، تهران، ایران
[۴]مرکز تحقیقات صرع، گروه جراحی مغز و اعصاب، دانشگاه وستفالش ویلهلمز، مونستر، آلمان

اطلاعات مقاله:
دریافت: ۷ مرداد ۱۴۰۲ اصلاحیه: ۲۸ دی ۱۴۰۲ پذیرش: ۳۰ بهمن ۱۴۰۲

چـــــکیده

مقدمه: در سال‌های اخیر، تکنیک‌های هوش مصنوعی (AI) به سرعت در حال تبدیل شدن به اقدامات بالینی مانند فرآیندهای تشخیص و پیش‌آگهی، ارزیابی اثربخشی درمان و پایش بیماری هستند. مطالعات قبلی نتایج جالبی را در مورد کارایی تشخیصی روش‌های هوش مصنوعی در افتراق بیماران مبتلا به مولتیپل اسکلروزیس (MS) از افراد سالم یا سایر بیماری‌های دمیلینه‌کننده نشان داده‌اند. یک بررسی سیستماتیک جامع در مورد نقش هوش مصنوعی در تشخیص ام اس وجود ندارد. هدف ما انجام یک بررسی سیستماتیک برای مستندسازی عملکرد هوش مصنوعی در تشخیص MS بود. در این مطالعه، ما یک جستجوی جامع و سیستماتیک با استفاده از پایگاه داده PubMed انجام دادیم. تمام مطالعات اصلی که بر یادگیری عمیق یا هوش مصنوعی برای تجزیه و تحلیل روش‌هایی با هدف تشخیص MS با استفاده از تصاویر MRI متمرکز بودند، در مطالعه ما گنجانده شدند. **مواد و روش‌ها:** برای این بررسی، PubMed را برای مطالعاتی در مورد کاربرد هوش مصنوعی در MS با استفاده از تصاویر MRI منتشر شده به زبان انگلیسی طی دوره ۲۰۱۰-۲۰۲۳ جستجو کردیم. استراتژی جستجو بر اساس کلمات Mesh و ترکیب آن ها بود. همه مطالعات مرور شدند، اما تنها مرتبط‌ترین آنها در این مرور مورد استفاده قرار گرفتند. **یافته‌ها:** هوش مصنوعی با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق می‌تواند بروز اماس و عوارض آن را بر اساس عوامل خطر بیماری پیش‌بینی کند. و هزینه و زمان صرف شده برای آزمایش های مختلف پزشکی را کاهش می دهد. هوش مصنوعی با استخراج اطلاعات و انجام پردازش های لازم با استفاده از روش هایی مانند CNN این امکان را فراهم می کند. **نتیجه‌گیری:** تشخیص بیماری ام اس بر اساس نشانگرهای جدید و هوش مصنوعی، زمینه تحقیقاتی رو به رشدی با تصاویر MRI است، همه این نتایج نشان می دهد که با پیشرفت در هوش مصنوعی، نحوه نظارت و تشخیص بیماران ام اس می تواند تغییر کند. با این حال، چالش‌های متعددی از جمله درک بهتر اطلاعات انتخاب‌شده توسط الگوریتم‌های هوش مصنوعی، اعتبارسنجی چند مرکزی و طولی مناسب نتایج، و جنبه‌های عملی مربوط به یکپارچه‌سازی سخت‌افزار و نرم‌افزار باقی مانده است. به طور کلی اهمیت حیاتی نظارت انسانی برای بهینه سازی و استفاده کامل از پتانسیل رویکردهای هوش مصنوعی را نمی توان نادیده گرفت.

واژه‌های کلیدی:
۱- مولتیپل اسکلروزیس
۲- هوش مصنوعی
۳- یادگیری عمیق
۴- یادگیری ماشینی

***نویسنده مسئول:** علی گرجی

پست الکترونیک: *Gorjial@uni-muenster.de*

[DOI: 10.61186/shefa.12.1.67]

مقدمه

مولتیپل اسکلروزیس[1] (MS) یک بیماری خودایمنی مزمن سیستم عصبی مرکزی با مکانیسم‌های پاتوفیزیولوژیک ناهمگن است که باعث تظاهرات بالینی چندکانونی می‌شود (۱,۲). ارزیابی بالینی کامل در MS شامل تاریخچه عصبی و معاینه است که به طور خاص برای MS طراحی شده است. این برای به دست آوردن یک ارزیابی استاندارد و عینی بیمار که برای مدیریت شخصی و نظارت طولانی مدت بسیار مهم است، ضروری می باشد. بسیاری از استراتژی‌های درمانی مختلف در گذشته تکامل یافته‌اند که در سطوح مختلف با سیستم ایمنی تداخل دارند (۶-۳). در MS، سیستم ایمنی بدن به میلین حمله می کند. این عمل، پروتئین عایق را از آکسون جدا میکند و اغلب خود آکسون را از بین می‌برد. بااین حال، سیستم ایمنی بدن به یکباره به همه مغز و میلین نخاع حمله نمی‌کند. به دلایل ناشناخته، به طور پراکنده به میلین حمله می‌کند. موقعیت و شدت حمله غیر قابل پیش‌بینی است و از یک شخص به شخص دیگر متفاوت است. ضایعات ایجادشده در این حملات به صورت نواحی سفیدرنگی در تصاویر MRI (Magnetic Resonance Imaging) ظاهر میشوند که اصطلاحاً پلاک MS خوانده می شوند (۷, ۸). این بیماری در زنان شایع‌تر از مردان است و به طور عمده افراد بین سنین ۴۰-۲۰ سال را تحت تأثیر قرار می‌دهد. تعداد بیماران مبتلابه MS حدود ۳/۵ میلیون نفر در سراسر جهان گزارش شده که نسبت به پنج سال پیش از آن ۰/۲ میلیون نفر افزایش یافته است، که از این تعداد کمابیش ۴۰۰ هزار نفر مربوط به ایالات متحده امریکا بوده است (۹, ۱۰). ایران از نظر شیوع بیماری MS جزو کشورهای با میزان شیوع متوسط به بالا طبقه‌بندی می‌شود (۱۱). طبقه‌بندی مختلفی برای این بیماری ذکر شده است که معمول‌ترین روش آن به شرح زیر است. MS عودکننده فروکش کننده که شایع‌ترین نوع این بیماری است که ۸۵ درصد افراد مبتلا را شامل میشود. در این نوع بیماری، علائم در دوره های زمانی خاصی برای هفته‌ها یا ماه‌ها عود کرده و سپس در دوره‌های زمانی دیگری کاهش یافته و یا کاملا از بین می‌روند. MS پیشرونده اولیه: ۱۰ درصد افراد مبتلا را شامل شده و در طی آن، علت بیماری MS و علائم بیماری به آرامی ولی به طور پیوسته پیشرفت می‌کنند (۱۲,۱۳). MS پیشرونده ثانویه: افراد مبتلا در ابتدا به نوع عودکننده فروکش کننده بیماری مبتلا بوده‌اند و در طول زمان میزان عود بیماری بیشتر از پسرفت آن بوده است. حدوداً نزدیک به ۵۰ درصد از افراد مبتلا به MS عودکننده فروکش کننده، در اولین ۱۰ سال ابتلا به بیماری خود، به این نوع MS مبتلا خواهند شد (۱۳). MS پیشرونده عودکننده: در این حالت، بیماری به طور مداوم پیشرفت کرده و هر ازگاهی عود می کند. این نوع بیماری نسبتاً نادر بوده و تنها در ۵ درصد از موارد MS دیده می‌شود. هرکدام از انواع ذکر شده میتواند عوارض ذکرشده زیر را با شدت و مدت زمان ماندگاری مختلفی برجای بگذارند که همین امر لزوم پیشگیری سریع‌تر و داشتن اطلاعات کافی از روند رشد بیماری را بیش ازپیش کرده است (۱۲).

به دلیل ناهمگونی بیماری، تعیین مشخصات بالینی و نظارت، چالش برانگیز است. ارزیابی‌های پاراکلینیکی مانند تصویربرداری رزونانس مغناطیسی (MRI) یا نشانگرهای زیستی به‌عنوان مثال زنجیره سبک نوروفیلامنت سرم (sNfL) تاکنون نمی‌تواند جایگزین مشخصات بالینی بیماران MS شود (۱۴). تشخیص سریع و صحیح بیماری مهم‌ترین دغدغه پزشکان بوده و هست، چرا که اقدام به موقع و چه بسا پیشگیرانه می‌تواند جان بیمار را نجات داده، عوارض بیماری را کمتر کرده و یا دوره نقاهت را کوتاه‌تر کند. بیماری MS نیز از این رویه مستثنی نیست، بنابراین تشخیص دقیق و سریع نوع و مرحله بیماری بسیار حائز اهمیت است. در ضمن یافتن الگویی برای پیش بینی روند بیماری می‌تواند یک پیش آگهی جامع در جهت ارائه راهکار مناسب در اختیار بگذارد. لذا لازم است انواع بیماری MS را شناخته و روش مناسبی برای تشخیص هرکدام از آن‌ها به دست آورد (۱۵،۱۶).

مهم‌ترین مرحله بیماری MS تشخیص صحیح و به موقع آن است. آزمایش مخصوصی برای تشخیص MS وجود ندارد و روش تشخیص آن به صورت رد کردن احتمال وجود عارضه های دیگر با علائم و نشانه‌های مشابه است. به این روش، تشخیص افتراقی[2] گفته می‌شود. احتمالا پزشک با سؤال در مورد سوابق پزشکی و معاینه کامل فیزیکی فرایند تشخیص را آغاز می‌کند. روش‌های مهم تشخیصی این بیماری شامل این موارد است: آزمایش خون: با توجه به شباهت علائم برخی بیماری ها به علائم بیماری MS جهت رد احتمال عارضه‌های دیگر با علائم مشابه MS، از آزمایش خون استفاده می‌شود. آزمایش‌های مخصوص برای تشخیص نشانه‌های بیماری MS، هم اکنون در دست طراحی بوده و ممکن است بتوانند در آینده به تشخیص این بیماری کمک شایانی بکنند (۱۷،۱۸). پونکسیون کمر[3] (گرفتن مایع نخاعی): که در طی آن نمونه کوچکی از مایع نخاعی از درون کانال نخاعی برداشته شده و تحت آنالیز آزمایشگاهی قرار می‌گیرد. این نمونه می‌تواند موارد غیرعادی در مورد پادتن‌های مربوط به بیماری MS را مشخص کند. گرفتن مایع نخاعی همچنین

[1] Multiple Sclerosis
[2] Differential Diagnosis
[3] Lumbar Puncture

[DOI: 10.61186/shefa.12.1.67]

می‌توانـد احتمـال وجـود عارضه‌هـای دیگـر بـا علائـم مشـابه بـه MS را رد کنـد (۱۸،۱۹). اسـکن: MRI از مغـز و نخـاع می‌توانـد ضایعه‌هـای ایجادشـده در اثـر MS را مشـخص کنـد. ممکـن اسـت نوعـی مـاده حاجـب (کنتراسـت زا) بـه منظـور مشـخص کـردن ضایعه‌هـای ایجـاد شـده در اثـر MS فعـال، بـه صـورت وریـدی تزریـق شـود (۲۰).

ازآنجایـی کـه MRI یکـی از راحت‌تریـن، مطمئن‌تریـن و کـم خطرتریـن راه‌هـای تشـخیص اسـت، علاقـه و اصـرار بیشـتری بـر روی ایـن نـوع روش تشـخیصی وجـود دارد. ولـی بـا توجـه بـه زمـان بـر بـودن و احتمـال وجـود خطـا در روش تمایـز دسـتی بیمـاری از سـایر علائـم، لـزوم اسـتفاده از فنّـاوری بیـش از پیـش بـه نظـر می‌رسـد. تاکنـون کارهـای زیـادی بـرای جداسـازی و یـا بخـش بنـدی ضایعـات بیمـاری MS از روی تصاویـر MRI انجـام شـده اسـت. روش‌هایـی ماننـد روش بـرش گـراف[4] بـه همـراه روش مکمـل بخش‌بنـدی بـر اسـاس لبـه[5]، یـا فرآینـد بـرش گـراف بـه همـراه نرم‌افزارهـای مکمـل MRIcoron و FSL و غیـره بـرای بخش‌بنـدی ضایعـات ارائـه شـده اسـت. بـا توجـه بـه غیرقابـل بازگشـت بـودن عـوارض ناشـی از ایـن بیمـاری، تشـخیص سـریع‌تر ایـن بیمـاری می‌توانـد کمـک شـایانی بـه کاهـش و تلطیـف علائـم کنـد (۲۱-۱۹). امـروزه بسـیاری از بیمارسـتان‌ها، از نوعـی سیسـتم هـای اطلاعاتـی بـرای مدیریـت بهداشـت و درمـان خـود یـا اطلاعـات بیمـار، اسـتفاده می‌کننـد. ایـن سیسـتم معمـولا مقـدار زیـادی داده کـه بـه صـورت متـن، نمودارهـا و تصاویـر اسـت را تولیـد می‌کنـد. تصمیم‌گیری‌هـای بالینـی اغلـب بـر اسـاس شـواهد و تجربـه پزشـکان صـورت گرفتـه می‌شـود و از اطلاعـات پنهـان در پایـگاه داده بدسـت نمی‌آیـد. ایـن کار منجـر بـه تعصبـات ناخواسـته و خطـا مـی شـود و هزینه‌هـای بیـش از حـد پزشـکی کـه بـر کیفیـت خدمـات ارائـه شـده بـرای بیمـاران تاثیـر می‌گـذارد. بـه همیـن دلیـل محققـان پیشـنهاد دادنـد کـه سیسـتم‌های تصمیـم گیـری بالینـی را بـا سـوابق بیمـار کـه مبتنـی بـر کامپیوتـر اسـت، ادغـام کنند تـا خطاهـای پزشـکی کاهـش یابـد، ایمنـی بیمـار افزایـش یابـد و تنـوع عمـل ناخواسـته کاهـش یابـد. ایـن پیشـنهاد بـا مدل‌سـازی تجزیـه و تحلیـل داده بـه وقـوع می‌پیونـدد. هـدف از مـرور حاضـر بررسـی کاربـرد هـوش مصنوعـی در ارزیابـی ضایعـات مغـزی بیمـاری MS از طریـق پـردازش تصاویـر MRI می‌باشـد. نتایـج حاصـل از ایـن پژوهـش می‌تواننـد بـرای مراکـز درمانـی و پزشـکان مفیـد واقـع شـوند.

مواد و روش‌ها

بـرای ایـن بررسـی مـروری، مـا سـایت PubMed را بـرای بررسـی مطالعـات در مـورد کاربـرد هـوش مصنوعـی در MS بـا اسـتفاده از تصاویـر MRI بـود کـه بـه زبـان انگلیسـی در بـازه زمانـی سـال هـای ۲۰۲۳-۲۰۱۰ منتشـر شـده بودنـد. اسـتراتژی جسـتجو بـر اسـاس واژگان Mesh و ترکیـب آن هـا عملگرهـای منطقـی OR و AND انجـام شـد. اسـتراتژی جسـتجوی خـود را بـا عبـارات جسـتجوی « artificial intelligence OR machine learning OR deep learning OR neural networks OR random forest OR nearest neighbor OR support vector machine OR k-means OR random fields » انجـام دادیـم. ابتـدا مقـالات بـر اسـاس عنـوان، چکیـده و هـدف پژوهـش غربال‌گـری و متـون آن‌هـا بازیابـی شـد. سـپس کل متـن مـورد تجزیـه و تحلیـل و بررسـی قـرار گرفـت و در نهایـت ۱۰۰ مقالـه بـر اسـاس معیارهـای ورود انتخـاب شـدند. در ایـن مطالعـه مـروری، معیارهـای ورود بـه مطالعـه شـامل: الـف) سیسـتم هوشـمند شـرح داده شـده در مقالـه بایـد حـوزه تشـخیص MS بـا اسـتفاده از تصاویـر MRI باشـد و انـواع بالینـی آن را طبقـه بنـدی کنـد، ب) روش اسـتدلالی سیسـتم تشـخیص MS. بایـد بـه طـور کامـل توضیـح داده شـود، ج) مقالاتـی کـه در آنهـا از روش هـای پـردازش تصویـر و پـردازش فرکانـس DNA اسـتفاده نشـده اسـت، و د) سیسـتم کامپیوتـری هوشـمند تشـخیص بیمـاری ارزیابـی شـده و نتایـج آن بـه صـورت عـددی یـا توصیفـی گـزارش شـده اسـت، بـود. در جسـتجوی خـود ۱۰۰ مقالـه را پیـدا کردیـم کـه از بیـن آنهـا ۸۵ مطالعـه را شناسـایی کردیـم کـه معیارهـای جسـتجو را داشـتند. همـه مطالعـات مـورد بررسـی قـرار گرفتنـد، امـا تنهـا مرتبط‌تریـن آنهـا در ایـن مطالعـه مـروری مـورد اسـتفاده قـرار گرفتنـد.

یافته‌ها

اخیـراً کارهـای زیـادی در زمینـه پـردازش تصاویـر MRI جهـت جداسـازی ضایعـات بیمـاری MS بـر روی مغـز انجـام شـده اسـت کـه مهمتریـن روشـها بـه شـرح زیـر اسـت:

۱. روش تصویربـرداری کمـی انتقـال مغناطیـس (QMTI[6]) (۲۲, ۲۳).

۲ . اسـتفاده از آسـتانه گیـری اولیـه و اسـتفاده از فرآینـد رشـد منطقـه ای در هـر اسـلاید دوبعـدی (۲۴).

۳ -مـدل مخلـوط GMM[7] بـرای جداسـازی MS در MRIهـا و بازیابـی معکـوس جـذب مایـع T2 (۲۵،۲۶).

۴. ارائـه یـک فرآینـد مبتنـی بـر مقایسـه ۵ نـوع مختلـف تصویـر MRI بـا اسـتاندارد DICOM (۲۷،۲۸).

تصویربـرداری انتقـال مغناطیسـی MTI[8] توسـط ولـف و بالابـان در سـال ۱۹۸۹ ارائـه شـده کـه یـک کنتراسـت در تصاویـر MR ایجـاد می‌کنـد و در آن برهمکنـش حوضچه‌هـای پروتونـی بسـیار حائـز اهمیـت اسـت. در ایـن تحقیـق بـا توجـه بـه نواحیـی کـه ضایعـات در آن بـروز می‌کننـد، یـک بـرش مشـخص از آن بـا تأییـد پزشـک در نظـر گرفتـه می‌شـود کـه ایـن بـرش بـه ضخامـت ٤ سـانتیمتر بالاتـر از مغـز میانـی اسـت و دارای ۱۰ بـرش متوالـی هریـک بـه ضخامـت ۴ میلیمتـر اسـت. آنالیـز پارامتـر MTR بـه صـورت پیکسـل بـه پیکسـل صـورت گرفتـه اسـت.

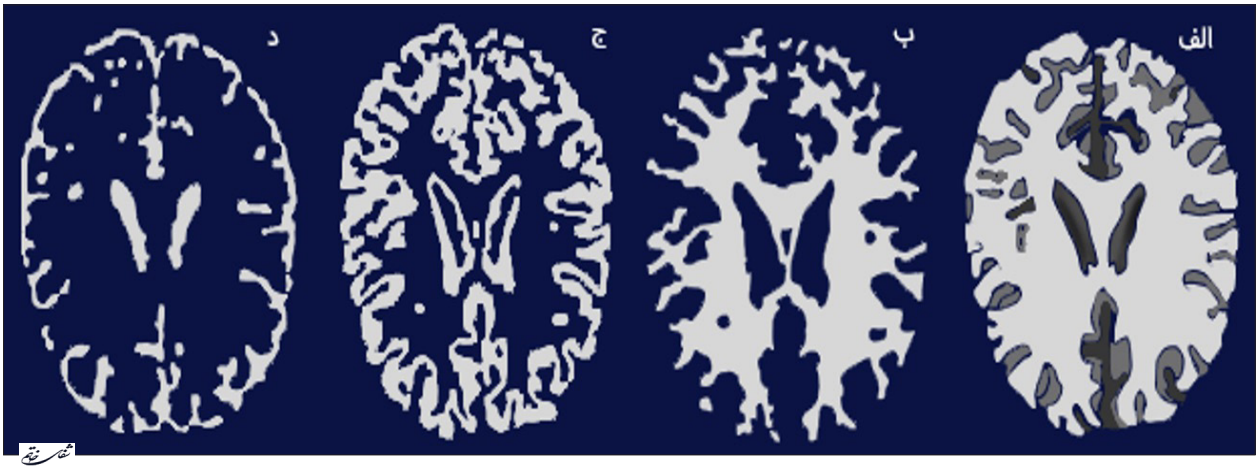
[4] Graph Cut
[5] Graph Based Segmentation
[6] Quantitative Magnetization Transfer Imaging
[7] Gaussian Mixture Model
[8] Magnetization Transfer Ratio

[DOI: 10.61186/shefa.12.1.67]

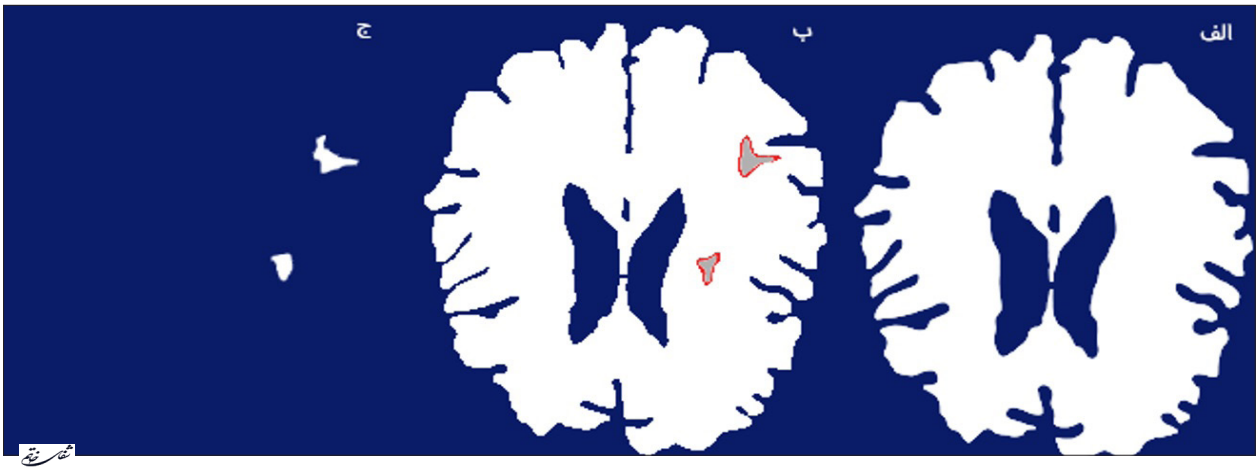
علاوه بر اندازه‌گیری پارامتر MTR ماده سفید مغز، تغییرات پارامترهای هیستوگرام MTR نظیر بلندی آستانه، موقعیت آستانه و درصدهای ۵۰،۲۵ و ۷۵ (نشان دهنده ۲۵ درصد، ۵۰ درصد و ۷۵ درصد زیر منحنی) نیز در ماده سفید ظاهراً طبیعی بیماران در مقایسه با ماده سفید افراد کنترل ارزیابی می‌گردد (۳۲-۲۹). فرآیند ارزیابی پارامتر MTR در ابتدا با محاسبه نقشه آن توسط نرم‌افزار متلب آغاز می‌شود و سپس ماسک‌های تولیدشده توسط نرم‌افزار FSL بر روی این نقشه اعمال می‌گردد. در نهایت با محاسبه میانگین پیکسل‌های ماده سفید مقطع مورد آنالیز و انواع پلاکهای MS، مقدار پارامتر MTR در آن آسیب به دست می‌آید. تصویر زیر خروجی نرم‌افزار FSL روی تصاویر SPGR-D با زاویه تکانه[9] ۳۰ درجه (تصاویر مرجع آزمایش) را نشان می‌دهد.

ابزار BET در این نرم‌افزار بافت‌های غیر مغز را از تصاویر حذف و توسط ابزار FLIRT فرآیند ثبت آن انجام می‌گیرد (۳۳،۳۴). درنهایت توسط ابزار FAST بخش بندی ماده سفید مغز صورت می‌گیرد. ماسک برای پلاک‌های MS به صورت دستی و با استفاده از ابزارهای برنامه FSL روی تصاویر FLAIR تولید و روی نتایج بخش بندی شده ماده سفید بیماران اعمال می‌شود تا تمامی پیکسل‌های پلاک MS از ماده سفید حذف گردد. با حذف این پیکسل‌ها، ماسک ماده سفید ظاهراً طبیعی به دست می آید و بر روی نقشه MTR که قبلا محاسبه شده بود، اعمال می‌گردد (۳۳،۳۵،۳۶). تصویر زیر کلیه مراحل ماسک کردن و دسته بندی پلاک‌ها را نشان می‌دهد.

در روش بعدی در ۹ مرحله ضایعات تشخیص داده و بخش بندی شده اند. مراحل یاد شده در زیر آورده شده‌اند.
مرحله اول: ورود تصاویر Flair ،T1



تصویر ۱- خروجی نرم‌افزار FSL روی‌تصاویر SPGR-D. الف.حذف بافتهای اضافی جمجمه به کمک ابزار BET از نمونه تصویر ب. ماده سفید ج. ماده خاکستری د. مایع مغزی نخاعی



تصویر ۲- مراحل ماسک‌کردن و دسته‌بندی پلاک‌ها. الف. تصویر شاخص ثبت شده بیمار مبتلا به MS ب. نحوه ماسک کردن پلاک‌های MS زیر نظر رادیولوژیست ج. نتیجه نهایی بخش‌بندی پلاک MS

[9] Flip Angle

[DOI: 10.61186/shefa.12.1.67]

مرحله دوم: پیش پردازش و اعمال پالایه اولیه حذف نویز و پالایه میانه
مرحله سوم: تعیین اولیه ضایعات از روی تصاویر Flair
مرحله چهارم: تعیین نقاط مرکز نواحی MS
مرحله پنجم: اعمال فرآیند رشد منطقه ای
مرحله ششم: حذف ضایعاتی که فاصله اقلیدسی آنها از حاشیه مغز کم است.
مرحله هفتم: حذف ضایعه های با کمتر از ۴ میلیمتر مربع
مرحله هشتم: پر کردن حفره های درون ضایعات
مرحله نهم: ارائه نهایی ضایعات بخش بندی شده (۳۷،۳۸).
در روش بعدی، یک استراتژی جدید تشخیص خودکار MS معرفی می‌شود. این روش به پایگاه داده یا آموزش نیاز ندارد و نقاط ضعف روش‌های قبل را برطرف می‌کند. این روش دارای ۴ مرحله برای جداسازی بافت‌های مغزی و ضایعات MS است. مرحله اول پیش پردازش است که شامل اصلاح شدت نامتقارن و حذف جمجمه است. در مرحله دوم که طبقه‌بندی بافت مغز نامیده می‌شود، بافت‌های مغزی به سه دسته WM[10]، GM[11] و CSF[12] تقسیم می‌شوند و بعضی از وکسل‌ها به‌عنوان داده‌های خارج از محدوده رد می‌شوند. در مرحله سوم، ضایعات منتخب از ضایعات خارج از محدوده با فاصله ماهالانوبیس[13] شناسایی می‌شوند و در مرحله چهارم وکسل MS از ضایعه منتخب جدا شده است (۳۸،۳۹).

روش CADS[14] برای تشخیص MS در روش های MRI

امروزه، CADS مبتنی بر تکنیک‌های هوش مصنوعی در کاربردهای مختلف پزشکی مورد استفاده قرار می‌گیرد (۴۰،۴۱) . CADS در پزشکی را می‌توان با استفاده از روش‌های یادگیری ماشینی مرسوم و روش‌های یادگیری علمی پیاده سازی کرد (۴۲). به‌طور کلی، ساخت

جدول ۱- مروری بر بررسی‌های متون مرتبط.

تعداد بیماران	روش	یافته اصلی	مقاله
مجموع: ۱۲ - مرد: ۴ - زن: ۸	روش مورد استفاده در این مطالعه شامل تصویربرداری با یک اسکنر MRI 1.5 تسلا، اسکن های خاص برای نقشه برداری زمان آرامش T1 و پارامترهای MTI، پردازش تصویر با استفاده از ابزارهای FSL و نرم افزار MATLAB و تجزیه و تحلیل آماری با استفاده از نرم‌افزار SPSS است.	این مطالعه اهمیت پارامترهای qMTI مکمل را در تشخیص بیماران RRMS برجسته می‌کند و اطلاعات ارزشمندی در مورد اندازه‌گیری ویژگی‌های بافتی و مکانیسم‌های تخریب عصبی در ضایعات طبقه‌بندی‌شده MS و NAWM ارائه می‌دهد - . qMTIکه بر حسب MTR، K satو زمان آرامش T1 تحت پالس MT بیان می شود، می‌تواند اطلاعات جامعی در مورد میزان فعالیت بیماری در مقایسه با روش های MRI معمولی ارائه دهد. این مطالعه بر پتانسیل تصویربرداری چند پارامتری qMT-T1 در ارائه بینش‌های ارزشمند در مورد ماهیت ناهنجاری‌های پاتوفیزیولوژیک در بیماری ام اس تاکید می‌کند.	22. Multiparametric qMTI Assessment and Monitoring of Normal Appearing White Matter and Classified T1 Hypointense Lesions in Relapsing-Remitting Multiple Sclerosis

[10] White Matter
[11] Gray Matter
[12] Cerebral Spinal Fluid
[13] Mahalanobis
[14] Computer aided diagnosis system

[DOI: 10.61186/shefa.12.1.67]

-	روش مورد استفاده در این مطالعه شامل تصویربرداری پراکندگی و چگالی جهت گیری نوریت(NODDI) ، تصویربرداری انتقال مغناطیسی کمی(qMTi) ، مدل سازی مبتنی بر رویداد (EBM)و تصویربرداری تانسور انتشار (DTI) برای استنتاج تغییرات ساختاری در مغز و نخاع است.	این یافته ها پتانسیل تکنیک های تصویربرداری عصبی پیشرفته را برای افزایش درک ALSو نیاز به همکاری در جامعه تحقیقاتی ALS برجسته می کند.	23. Emerging Magnetic Resonance Imaging Techniques and Analysis Methods in Amyotrophic Lateral Sclerosis
-	این روش شامل خلاصه کردن آخرین بینش ها در مورد استفاده از MRI در MS، ارائه توصیه های فنی برای اقدامات تشخیصی، و بحث در مورد ارتباط MRI در تشخیص اثرات نامطلوب مرتبط با گزینه های درمانی جدیدتر است.	MRI تشخیص ام اس را تسهیل کرده و فرآیند تصمیم گیری برای شروع درمان اصلاح کننده بیماری را ساده کرده است، اما نیاز به استانداردسازی روش های کسب MRI وجود دارد .MRI نقش مهمی در پیش آگهی توسعه بیماری و نظارت بر پیشرفت بیماری دارد، با تمرکز بر ارزش پیش بینی ضایعات-T2 hyperintense، ضایعات-T1 hypointense و آتروفی کلی که در MRI مشاهده می شود. - استفاده از MRI به یک ابزار	24.Kaunzner UW, Gauthier SA. MRI in the assessment and monitoring of multiple sclerosis: an update on best practice. Therapeutic advances in neurological disorders. 2017;10(6):247-61.
		شناخته شده برای اهداف تشخیصی تبدیل شده است که تشخیص زودهنگام ام اس را تسهیل می کند، اما آسیب شناسی های مختلف باید قبل از انجام درمان طولانی مدت به دقت ارزیابی و حذف شوند.	
۱۰۰ بیمار ام اس	روش در این مقاله شامل یک بررسی جامع از پیشرفته‌ترین روش‌های آماری خودکار و یادگیری عمیق تقسیم‌بندی MS، همراه با بحث در مورد کاربردهای بالینی فعلی و آینده است. بدنه بازبینی اصلی در بخش‌هایی سازماندهی شده است که جنبه‌های مختلف روش‌های تقسیم‌بندی ضایعات MS و کاربردهای آنها را پوشش می‌دهد.	تکنیک‌های یادگیری عمیق به پیشرفت‌های قابل‌توجهی در وظیفه تقسیم‌بندی ضایعات MSدست یافته‌اند. روش‌های یادگیری عمیق نتایج امیدوارکننده‌ای را هم در تقسیم‌بندی فعالیت ضایعه و هم در تطبیق دامنه چند منبعی نشان داده‌اند. روش‌های نظارت شده با ورودی‌های سه بعدی از سایر استراتژی‌ها بهتر عمل کرده‌اند.	25. Ma Y, Zhang C, Cabezas M, Song Y, Tang Z, Liu D, et al. Multiple sclerosis lesion analysis in brain magnetic resonance images: techniques and clinical applications. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics. 2022;26(6):2680-92.
۶۱ بیمار	روش در این مقاله سازماندهی یک چالش تقسیم‌بندی ضایعه طولی، از جمله ارائه داده‌های آموزشی و آزمایشی، ارسال نتایج توسط یازده تیم، و ارزیابی کمی مقایسه سازگاری ارزیاب‌های متخصص انسانی و بررسی عملکرد نتایج ارائه‌شده را توصیف می‌کند. . هدف از این چالش ارائه بستری برای همکاری، مقایسه و اصلاح معیارهای ارزیابی در زمینه تقسیم‌بندی ضایعه برای ام اس بود.	این مقاله در مورد شیوع و سن شروع مولتیپل اسکلروزیس، چالش‌های موجود در تشخیص ضایعات در طول زمان و فرصت‌های ارائه شده توسط این چالش بحث می‌کند.	26. Carass A, Roy S, Jog A, Cuzzocreo JL, Magrath E, Gherman A, et al. Longitudinal multiple sclerosis lesion segmentation: resource and challenge. NeuroImage. 2017; 148: 77-102.

[DOI: 10.61186/shefa.12.1.67]

	با استفاده از مدل VGG16 CNN، پیش پردازش مجموعه داده ها با استفاده از نقشه برداری پارامتری آماری(SPM) ، پیش آموزش الگوریتم با استفاده از مجموعه داده ADNI در دسترس عموم، تقویت داده ها، آزمایش بر روی مجموعه داده ها از دو اسکنر MRI مختلف، و ارزیابی با استفاده از طیف وسیعی از معیارها انجام شد.	بیماران مبتلا به CIS به CDMSرا با دقت ۸۸/۸ درصد پیش بینی کند - الگوریتم اصلاح شده VGG16 به طور موثر برای تصویربرداری پزشکی کار می کند. - هدف این مطالعه پیش بینی وقوع دومین رویداد بالینی مرتبط با MS بود که نشان دهنده تبدیل CIS به CDMS است.	Clinically Definite Multiple Sclerosis Using Convolutional Neural Networks. Computational and Mathematical Methods in Medicine. 2022;2022
۳۰ بیمار کنترل سالم و ۳۰ بیمار RRMS	این روش شامل طبقه بندی بیماران RRMS از افراد سالم با استفاده از داده های زمان آرامش طولی QMTI و T1، پیش پردازش تصویر، استخراج ویژگی، و تقسیم داده ها به گروه های آموزشی و آزمایشی برای شبکه های عصبی است.	نشان داده شده است که-ENN AIC به‌عنوان یک شبکه عصبی موثر کیفیت نتایج طبقه بندی را در مقایسه با MLP و RBF بهبود می بخشد. علاوه بر این، این تحقیق جهت جدیدی را برای طبقه بندی مقدار زیادی از داده های کمی MRI ارائه می دهد که می تواند به پزشک در تشخیص کمک کند.	29. Fooladi M, Sharini H, Masjoodi S, Khodamoradi E. A novel classification method using effective neural network and quantitative magnetization transfer imaging of brain white matter in relapsing remitting multiple sclerosis. Journal of biomedical physics & engineering. 2018;8(4):409.
-	این روش شامل استفاده از تکنیک‌های تصویربرداری عصبی ساختاری و عملکردی، به ویژه fMRI مبتنی بر وظیفه و اتصال عملکردی حالت استراحت، برای مطالعه اثرات توان‌بخشی شناختی در MS است. این مقاله همچنین اصطلاح نوروپلاستیسیته را در زمینه سازماندهی مجدد سیستم عصبی در پاسخ به محرک ها تعریف می کند.	نقایص شناختی در مولتیپل اسکلروزیس شایع است - نورپلاستی قابل توجهی در عملکردهای شناختی در افراد مبتلا به ام اس، از جمله نوروپلاستیسیته تطبیقی در پاسخ به توانبخشی دیده می شود.	30. Dacosta-Aguayo R, Genova H, Chiaravalloti ND, DeLuca J. Neuroimaging and rehabilitation in multiple sclerosis. Cognitive Rehabilitation and Neuroimaging: Examining the Evidence from Brain to Behavior. 2020:117-38.
۵۹ بیمار و ۱۴ فرد سالم	این روش شامل ایجاد یک روش جدید تجزیه و تحلیل تصویر کمی برای اندازه‌گیری تغییرات طولانی‌مدت MTR در ضایعات MS، استفاده از آن برای گروهی از بیماران و افراد سالم کنترل، تجزیه و تحلیل تغییرات MTR در ضایعات ماده سفید، و بررسی ارتباط با آتروفی مغز و زیرگروه‌های بیماری است.	این مطالعه با هدف بررسی تکامل طولانی مدت نسبت انتقال مغناطیسی (MTR) در ضایعات ماده سفید (WM) در بیماران مبتلا به مولتیپل اسکلروزیس (MS) و ارتباط آن با پیشرفت ناتوانی و آتروفی مغز انجام شد. - این مطالعه همبستگی متوسطی را بین برخی دسته‌های تغییر MTR و آتروفی مغز نشان داد.	31. Zheng Y, Lee JC, Rudick R, Fisher E. Long-term magnetization transfer ratio evolution in multiple sclerosis white matter lesions. Journal of Neuroimaging.
۶۰ بیمار	تکنیک‌های کمی پیشرفته MRI، تصویربرداری پس از پردازش برای ایجاد نقشه‌های احتمال	ضایعات نخاعی در MRI مربوط به نواحی دمیلیناسیون، از دست دادن نورآکسونال و گلیوز است	32. Moccia M, Ruggieri S, Ianniello A, Toosy A, Pozzilli C, Ciccarelli O. Advances in spinal cord imaging in multiple sclerosis. Therapeutic

[DOI: 10.61186/shefa.12.1.67]

	ضایعات نخاعی، روش‌های کاملاً خودکار مانند جعبه ابزار نخاع (SCT)برای پردازش MRI نخاعی استفاده شد.	که بر ساختار و عملکرد نخاع تأثیر می گذارد. - آتروفی نخاعی بیشتر از آتروفی مغز است (۱/۷۸- درصد در مقابل ۰/۵- درصد در سال)، که منعکس کننده از دست دادن نورآکسونال در یک مکان گویا از سیستم عصبی مرکزی است، و نشان می دهد که می تواند به یک معیار پیامد مهم در آزمایشات بالینی تبدیل شود. در ام اس پیشرونده - ضایعات نخاعی بیشتر از ضایعات مغزی علامت دار هستند و اختلالات عصبی باقی می ماند.	advances in neurological disorders. 2019; 12: 1756286419840593.
۵۱ بیمار ام اس	این روش شامل استفاده از یک شبکه عصبی کانولوشنال دوبعدی عمیق (CNN) برای تقسیم‌بندی داده‌های حجمی سه‌بعدی مبتنی بر برش است. CNN شامل یک مسیر نمونه برداری چند شاخه ای برای رمزگذاری اطلاعات از روش های مختلف به طور جداگانه است. بلوک‌های همجوشی ویژگی چند مقیاسی برای ترکیب نقشه‌های ویژگی از مدالیته‌های مختلف در مراحل مختلف شبکه استفاده می‌شوند. بلوک‌های نمونه‌برداری از ویژگی‌های چند مقیاسی برای بزرگ‌کردن نقشه‌های ویژگی ترکیبی برای استفاده از اطلاعات از شکل و مکان ضایعه معرفی شده‌اند. این مدل با استفاده از جهت‌گیری‌های صفحه متعامد هر مدالیته سه‌بعدی برای بهره‌برداری از اطلاعات متنی در همه جهات آموزش داده و آزمایش می‌شود.	پروسه خودکار پیشنهادی به پیشرفت‌های بالایی در تقسیم‌بندی ضایعات MS در مقایسه با سایر ابزارها دست یافت و دقت زیادی در شناسایی محل صحیح ضایعات نشان داد.	33. Aslani S, Dayan M, Storelli L ,Filippi M, Murino V, Rocca MA, et al. Multi-branch convolutional neural network for multiple sclerosis lesion segmentation. NeuroImage. 2019; 196: 1-15.
۷۳ بیمار مبتلا به ام اس و ۴۲ فرد سالم	این روش شامل آموزش یک شبکه عصبی بر روی مجموعه داده ای از تصاویر ، با استفاده از نسبت آموزش:آزمایش۴ به ۱ برای پیش بینی تصاویر DIR تولید شده مصنوعی بود. سپس از امتیازدهی کور تصادفی مجموعه آزمون برای ارزیابی قابلیت	ضایعات قشر مغز را می توان به طور قابل اعتمادی بر روی تصاویر DIR (aDIR) تولید شده مصنوعی تشخیص داد، که تطابق بالایی با تصاویر DIR (cDIR)به دست آمده معمولی نشان می دهد. - این مطالعه پتانسیل تصاویر aDIR را برای	34. Bouman PM, Strijbis VI, Jonkman LE, Hulst HE, Geurts JJ, Steenwijk MD. Artificial double inversion recovery images for (juxta) cortical lesion visualization in multiple sclerosis. Multiple Sclerosis Journal. 2022;28(4):541-9.
	اطمینان تشخیص، دقت و یادآوری استفاده شد.	بهبود نتایج کارآزمایی‌های بالینی با امکان افزودن توالی‌های DIR بر اساس توالی‌های بالینی اکتسابی و تفسیر مجدد کارآزمایی‌های نهایی با تصاویر aDIRبرجسته می‌کند. - نتایج نشان می دهد که تصاویر aDIR فرصتی امیدوارکننده برای گسترش در دسترس بودن DIR در مراقبت های بالینی برای اهداف تشخیص و نظارت بر درمان است.	

[DOI: 10.61186/shefa.12.1.67]

۱۵۸۲ بیمار	روش مورد استفاده در این مطالعه شامل ترکیبی از چندین پیش‌بینی‌کننده، از جمله یادگیری عمیق و تکنیک‌های کلاسیک یادگیری ماشین، و همچنین استراتژی‌هایی مانند تصحیح میدان سوگیری شدت، عادی‌سازی FLAIR، افزایش داده‌ها و تجمیع مجموعه مدل‌های یادگیری عمیق است. این مطالعه همچنین شامل تقسیم‌بندی شدت ماده سفید (WMH)و پیش‌بینی امتیاز EDSS دو ساله ، FLAIR MRI طبیعی شده و نقشه ضایعه بود. علاوه بر این، یک شبکه عصبی کانولوشنال (CNN) برای تقسیم‌بندی WMH و پیش‌بینی امتیاز EDSS مورد استفاده قرار گرفت، و یک 3D-CNN برای پیش‌بینی امتیاز EDSS ایجاد شد، که سن بیمار را به‌عنوان یک ویژگی مرتبط گنجانده بود.	این مطالعه الگوریتمی را توسعه داد که می‌تواند امتیاز مقیاس وضعیت ناتوانی گسترده (EDSS)بیماران مبتلا به مولتیپل اسکلروزیس را در دو سالگی بیماری، تنها بر اساس سن، جنس و داده‌های MRI بازیابی وارونگی ضعیف شده (FLAIR) پیش‌بینی کند. تجمیع مدل‌های پیش‌بینی مکمل، از طریق یک میانگین وزنی با در نظر گرفتن خطاهای پیش‌بینی برای محدوده‌های مختلف امتیاز EDSS، به الگوریتم اجازه داد تا از قدرت هر پیش‌بینی‌کننده بهره‌مند شود و پتانسیل ترکیب چندین تکنیک یادگیری ماشینی برای پیش‌بینی دقیق را نشان دهد.	35. Roca P, Attye A, Colas L, Tucholka A, Rubini P, Cackowski S, et al. Artificial intelligence to predict clinical disability in patients with multiple sclerosis using FLAIR MRI. Diagnostic and Interventional Imaging. 2020;101(12):795-802.
۲۵ نفر مبتلا به ام اس عود کننده و ده نفر با pwSVD مورد استفاده قرار گرفتند.	این روش شامل استفاده از مجموعه داده های FLAIR و T 2 * بود که در 3T برای افراد مبتلا به ام اس عودکننده و بیماری عروق کوچک به دست آمد، و سپس با استفاده از نقشه های *FLAIR برای تعیین نسبت ضایعات ماده سفید که علامت "ورید در ضایعه" را نشان می دهند. این مطالعه همچنین حساسیت و ویژگی معیارهای	*FLAIR تشخیص + VIL WMLرا در یک محیط بالینی امکان پذیر می کند و امکان تمایز MS از SVD را بر اساس MRIمغز فراهم می کند. استفاده از VIL45 یا VIL60 به اندازه معیارهای MRI مک دونالد ۲۰۱۰ عمل میکند و حتی میتواند بهتر از آن برای تشخیص ام اس عمل کند.	36. Campion T, Smith R, Altmann D, Brito G, Turner B, Evanson J, et al. FLAIR* to visualize veins in white matter lesions: a new tool for the diagnosis of multiple sclerosis? European radiology. 2017; 27: 4257-63.
	*FLAIR را برای تشخیص ام اس مورد بررسی قرار داد و آن را با معیارهای بین‌المللی پانل MRIمقایسه کرد. معیارهای ورود شرکت کنندگان بر اساس معیارهای تشخیصی و عامل خطر خاص بود.		
۳۰ بیمار ام اس	روش مورد استفاده در این مطالعه شامل توسعه و مقایسه یک مدل CNN برای شناسایی MSبا استفاده از FLAIR MRIمغز، همراه با ارزیابی عملکرد آن با استفاده از معیارهای طبقه‌بندی و مجموعه داده‌ای از ۳۰ بیمار MS بود.	یافته های اصلی این مطالعه عبارتند از: - مدل CNN پیشنهادی به دقت، حساسیت، ویژگی و دقت بالایی در شناسایی ضایعات ام اس از تصاویر MRI مغز دست یافت. - مدل CNN عملکرد بهتری را در مقایسه با روش‌های یادگیری ماشینی سنتی و پیشرفته‌ترین روش‌های یادگیری عمیق نشان داد. - مدل ارائه شده در مطالعه به طور موثر تصاویر MR را به دو دسته با و بدون ضایعات طبقه بندی می کند و استخراج ساده و کارآمدی از ویژگی های ضایعه ام اس را ارائه می دهد.	37. Acar ZY, Başçiftçi F, Ekmekci AH. A Convolutional Neural Network model for identifying Multiple Sclerosis on brain FLAIR MRI. Sustainable Computing: Informatics and Systems. 2022; 35: 100706.

[DOI: 10.61186/shefa.12.1.67]

۴۲ بیمار مبتلا به ام اس و ۱۵ داوطلب سالم	خط پروسه 3TM برای تقسیم‌بندی کاملاً خودکار اسکن‌های MRI مغز 3T در MS، با استفاده از حساسیت دوگانه، هم‌ثبت فضایی، بسته‌بندی آناتومیکی با تصحیح اکتشافی، و الگوریتم EM برای بخش‌بندی‌های نهایی ایجاد شد.	یک پروسه کاملاً خودکار برای تقسیم‌بندی WML و CSF از MRI چند کاناله با وضوح بالا بر روی گروهی از بیماران مبتلا به MS و افراد سالم ارائه شد و تأیید شد. دقت بالای اندازه‌گیری‌ها ، یک گردش کار کاملاً خودکار برای تجزیه و تحلیل مجموعه‌های بزرگ و ناهمگن داده‌های MRI در مطالعات بالینی بزرگ فراهم می‌کند.	38. Meier DS, Guttmann CR, Tummala S, Moscufo N, Cavallari M, Tauhid S, et al. Dual-sensitivity multiple sclerosis lesion and CSF segmentation for multichannel 3T brain MRI. Journal of Neuroimaging. 2018;28(1):36-47.
۱۹ بیمار ام اس و ۱۰ فرد سالم همسان با سن و جنس	این روش شامل اسکن بیماران ام اس و افراد سالم با استفاده از یک اسکنر 3T MR با وضوح های مختلف درون صفحه، مقایسه بافت مغز و حجم میلین، حجم پارانشیم مغز و حجم داخل جمجمه بین وضوح های مختلف داخل صفحه و بین بیماران ام اس و افراد سالم بود.	بافت مغز synthetic MRI و حجم میلین با استفاده از وضوح درون صفحه تا ۱.۸ میلی متر می تواند در ارزیابی آتروفی مغز و دمیلیناسیون در بیماران مبتلا به ام اس مفید باشد.	39. Saccenti L, Andica C, Hagiwara A, Yokoyama K, Takemura MY, Fujita S, et al. Brain tissue and myelin volumetric analysis in multiple sclerosis at 3T MRI with various in-plane resolutions using synthetic MRI. Neuroradiology. 2019; 61: 1219-27.

CADS شامل مجموعه داده، پیش پردازش، استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی، طبقه‌بندی و مراحل ارزیابی مدل است (۴۳) یکی از کاربردهای مهم CADS تشخیص MS با استفاده از روش‌های تصویربرداری عصبی MRI است. تاکنون، کارهای متعددی بر روی پیاده‌سازی CADS بر اساس تکنیک‌های یادگیری ماشین مرسوم و یادگیری عمیق برای تشخیص MS انجام شده است (۴۴،۴۵). تفاوت اصلی در CADS مبتنی بر یادگیری ماشین معمولی و یادگیری عمیق در مراحل استخراج ویژگی و انتخاب ویژگی است (۴۶،۴۷).CADS با استفاده از یادگیری ماشینی مرسوم شامل استخراج ویژگی و الگوریتم‌های انتخاب ویژگی با استفاده از روش‌های آزمون و خطا است که نیاز به دانش قبلی از پردازش تصویر و تکنیک‌های هوش مصنوعی دارد. عملکرد پایین با مقدار زیاد MRI یکی دیگر از محدودیت‌های CADS مبتنی بر یادگیری ماشینی معمولی است. یکی دیگر از معایب این روش‌ها در برخورد با آرتیفکت بالا و کنتراست کم تصاویر MRI است.(۴۸).

روش‌های یادگیری عمیق[15] (DL) برای تشخیص MS

امروزه از تکنیک‌های DL در زمینه های مختلف پزشکی استفاده می‌شود که توجه بسیاری از محققین را به خود جلب کرده است (۵۱-۴۹). یکی از این زمینه‌ها تشخیص بیماری‌های مغزی مانند MS با استفاده از روش‌های MRI است. محبوب‌ترین روش DL مورد استفاده برای تشخیص MS از شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNN)، رمزگذارهای خودکار (AEs)، شبکه های مول تخاصمی (GAN[16]) و مدل های CNN-RNN هستند(۵۸-۵۲). CNN. ها اولین کلاس از تکنیک های DL هستند که در دسته روش‌های یادگیری نظارت شده استفاده می‌شوند. اکثر محققان از مدل‌های مختلف D-CNN ۲ و D-CNN ۳ برای تقسیم‌بندی و طبقه‌بندی روش‌های MRI برای تشخیص MS استفاده کردند. معماری‌های GAN مدل‌های DL اخیراً توسعه‌یافته هستند که برای تشخیص MS با استفاده از روش‌های MRI استفاده می‌شوند.

شبکه مولد تخاصمی

شبکه مولد تخاصمی (GAN) رویکردی برای مدل‌سازی مولد با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق مانند شبکه‌های عصبی پیچشی[17] است. این روش در سال ۲۰۱٤ توسط ایان گودفلو، ابداع شد. مدل‌سازی مولد یک فعالیت نظارت نشده در یادگیری ماشین است که شامل اکتشاف خودکار و یادگیری قواعد یا الگوهای موجود در داده‌های ورودی می‌شود (۵۹،۶۰). این کار به صورتی انجام می‌شود که از مدل می‌توان برای تولید یا خروجی دادن نمونه‌های جدیدی که به شکل قابل باوری از مجموعه داده اصلی قابل برگرفته شدن هستند استفاده کرد. در این شبکه عصبی، از دو شبکه دشمن گونه، یعنی مولد[18] و متمایزگر[19] استفاده شده است. وظیفه مولد، ساختن داده های جعلی است. مولد در ابتدا یک داده میکند و سپس به متمایزگر میفرستد. متمایزگر این داده را با داده های واقعی مقایسه میکند. این روند آنقدر ادامه پیدا میکند که متمایزگر دیگر قادر به تشخیص میان داده های جعلی و داده های

[15] Deep Leaning
[16] Generative Adversarial Networks
[17] Convolutional Neural Networks
[18] Generator
[19] Discriminator

[DOI: 10.61186/shefa.12.1.67]

واقعی نباشد. در واقع در این شبکه، هر دو شبکه مولد و متمایزگر با هم آموزش میبینند و این آموزش دیدن، سبب قوی شدن هر دو می‌شود. در ابتدای امر، مولد یک تصویر جعلی به وسیله تابع نویز، ایجاد می‌کند. و سپس در هر مرحله، تصویر تولیدی، بروزرسانی شده و به تصاویر واقعی نزدیک و نزدیک تر می‌شود. متمایزگر، تنها وظیفه دارد تا بگوید تصویر تولید شده واقعی یا جعلی است. این دو شبکه هر دو در هر مرحله به روش پس انتشار خطا[20] بروزرسانی می‌گردند. هدف درGAN حداقل کردن تابع هزینه[21] است(۶۱, ۶۲).

U-Net

U-Net یک نوع CNN شناخته شده است که برای تقسیم‌بندی تصویر استفاده می شود که اولین بار توسط Ronneberger و همکارانش معرفی شد. این شبکه دارای دو بخش است: یک رمزگذار و یک رمزگشا که توسط آنها عملیات تقسیم‌بندی تصویر انجام می‌شود. در U-Net، بخش رمزگذار از چندین لایه و کانولوشن تشکیل شده است. بخش رمزگشا شامل تعدادی لایه نمونه برداری و کانولوشن است. در این شبکه، روابط اتصالات بین لایه‌های نمونه‌برداری مربوطه قرار می‌گیرد. مزیت مدل های U-Net این است که می‌توان آنها را با تعداد محدودی از داده‌ها بکار داد (۶۳).

رمزگذار خودکار

رمزگذارهای خودکار (AEs) نوع خاصی از مدل‌های DL هستند که با هدف دست یافتن به تصویر با داده های ورودی کم می‌باشد. رمزگذار خودکار مبتنی بر یادگیری بدون نظارت هستند. این مدل‌ها از دو قسمت رمزگذار و رمزگشا تشکیل شده اند. رمزگذار داده‌های ورودی با حجم بالا را در نمایشگرهایی با حجم پایین تر فشرده می‌کند که به‌عنوان فضای پنهان یا نمایش گلوگاه شناخته می‌شود. کار رمزگشا برگرداندن داده‌ها به ابعاد اصلی ورودی است. Sparse AE و Stacked AE مهم‌ترین انواع رمزگذار خودکار هستند (۶۴،۶۵). روش‌های دیگری نیز وجود دارد که اکثراً متمرکز بر جداسازی صحیح و خودکار ضایعات از سایر موارد هستند. آزمایش‌های بالینی نشان داده‌اند که مقادیر کمی، مانند حجم ضایعات، در پیش آگهی از بیماری MS معنی‌دار هستند. مثلا روش ماتریس MS یک روش خودکار دقیق و قابل اعتماد برای تقسیم ضایعه مبتنی بر تصاویر MRI است. این روش نیاز به اسکن تصاویر، داده‌های آموزشی و فرآیند یادگیری ندارد. در ماتریس MS از تصاویر سه بعدی وزن دار T1 و Flair دریک مدل احتمالاتی برای تشخیص ضایعات از بافت طبیعی مغز (ماده خاکستری، WM و مایع مغزی نخاعی) استفاده می‌شود. بخش‌بندی ضایعه واقعی بر اساس دانش قبلی در مورد مکان (داخل WM) و شکل ظاهری (شدت روی FLAIR) ضایعات انجام می‌شود (۶۸-۶۶).

تصویر برداری کمی، یکی از تکنیک‌هایی است که پتانسیل بالایی را برای از بین بردن تفاوت‌های مشاهده شده بین تصویربرداری و یافته‌های بالینی در بیماران مبتلا به MS از خود نشان می‌دهد. در این مدل، داده‌های تصویر به دست آمده با روش تصویربرداری کمی چندبعدی در ترکیب با یک مدل یادگیری با ناظر برای پیش‌بینی وجود یا عدم وجود MS استفاده شده است. فقط داده‌های بافت طبیعی ظاهرشده مغز برای تعریف ویژگی‌های مربوط به طبقه‌بندی استفاده شده است. با استفاده از یک پارامتر مناسب، ۱۲/۵ درصد خطای پیش‌بینی مشاهده شده است. این نشان می‌دهد که اولا بافت طبیعی ظاهرشده مغز در حال حاضر تحت تأثیر این بیماری است و دوم اینکه تصویربرداری کمی امکان ارزیابی عینی و خودکار چنین تغییراتی را که تصویربرداری معمولی هیچ یافته‌ای را نشان نمی‌دهد، فراهم می‌کند (۶۹،۷۰).

کتر واسودا و همکاران در مطالعه خود، میزان همگرایی بین FCM[22] معمولی و FCM بهبودیافته را برای بخش بندی تصاویر MRI مغزی مقایسه کردند. اشکال مهم فرآیند FCM ،بالا بودن زمان محاسباتی برای همگرایی است. آنها برای رفع این مشکل از فشرده سازی داده‌ها استفاده کردند (FCM بهبودیافته) که در آن ابعاد ورودی بسیار کاهش می‌یابد. فشرده سازی داده ها در دو ۲ مرحله انجام شده است: ۱-کوانتیزه کردن[23] ۲-تجمیع[24].

کوانتیزه کردن با ماسک کردن مقادیر m بیت کم ارزش فضای ویژگی‌ها انجام شده است. خروجی فرآیند کوانتیزه کردن منجر به مقادیر شدت روشنایی مشترک[25] برای بیش از یک بردار ویژگی می‌شود. در فرایند تجمیع، بردارهای ویژگی که مقادیر شدت روشنایی مشترک دارند، در یک گروه قرار می‌گیرند. سپس یک بردار ویژگی به‌عنوان نماینده‌ای از هر گروه انتخاب شده و به‌عنوان ورودی برای فرآیند FCM معمولی در نظر گرفته شده است. در آخر هنگامی که خوشه‌بندی کامل شد، مقادیر بردارهای نمونه به تمام اعضای کوانتیزه شده توزیع می‌شود و از آنجا که فرآیند FCM بهبودیافته از داده‌های فشرده شده استفاده می‌کند، نرخ همگرایی در مقایسه با FCM معمولی بسیار افزایش می‌یابد. در این مقاله گفته شده است که روش‌های FCM معمولی و FCM بهبودیافته می‌توانند به صورت موفقیت آمیز، تومور را با تقسیم‌بندی صحیح پارامترها شناسایی کنند و اینکه FCM بهبود یافته نرخ همگرایی بهتری دارد و در شناسایی تومور نقش موثرتری دارد (۷۳-۷۱).

تکنیک‌های مورداستفاده در بخش‌بندی تصاویر پزشکی با استفاده از FCM شامل:

۱ . تشخیص تومور مغزی با استفاده از بخش بندی بر اساس نقشه خودسازماندهی سلسله مراتبی[26]

۲ .بخش‌بندی تصاویر واضحتر در تصاویر میدان کم عمق[27]

[20] Backpropagation
[21] loss function
[22] Fuzzy C-Means
[23] Quantization
[24] Aggregation
[25] Common Intensity
[26] Hierarchical Self Organizing Map
[27] Low Depth of Field (DOF)

[DOI: 10.61186/shefa.12.1.67]

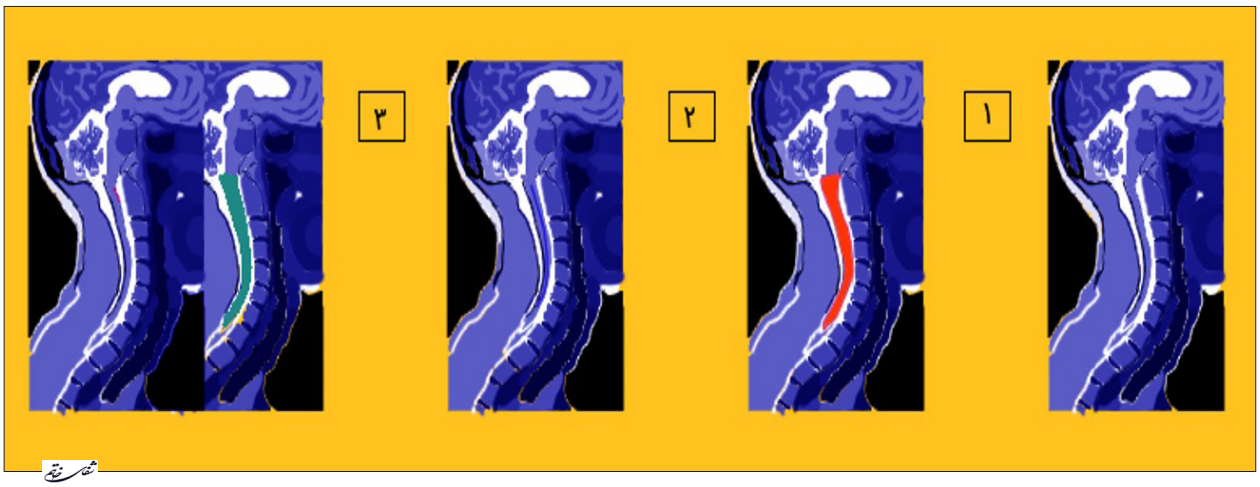
۳ .تکنیک FCM با مقداردهی اولیه مرکز ثقل[۲۸]، مبتنی بر هیستوگرام برای بخش‌بندی بافت‌های مغزی در تصاویر MRI مغزی است.

نقشه خودسازماندهی (HSOM) به دو بخش تقسیم شده است: بخش اول شامل گرفتن تصویری از بانک اطلاعاتی و بخش دوم شامل شناسایی دقیق ساختارهای اصلی بافت در این تصویر است. تصویربرداری میدان کم عمق (DOF) روشی است که برای دادن اهمیت ویژه به بخشی از تصویر که ضروری است یا باید آن را مورد توجه قرار داد، استفاده شده است. از این روش میتوان در زمینه‌هایی مانند ورزش، عکاسی و پزشکی استفاده کرد. در زمینه پزشکی، تشخیص مسئله می‌تواند با تمرکز بر روی یک منطقه مشکل دار مانند تومور مغزی، سرطان و غیره امکان پذیر باشد. فرآیند ایجاد چنین تصاویری دارای پنج بخش امتیازدهی به انحراف[۲۹]، امتیاز خوشه بندی[۳۰]، تقریب ماسک[۳۱]، بخش بندی رنگی و امتیازدهی منطقه‌ای[۳۲] است (۷۷-۷۴).

چارلی گروس و همکاران در سال ۲۰۱۸ جهت بخش‌بندی خودکار ضایعات نخاعی بیماری MS از شبکه عصبی کانولوشنی استفاده کردند. هدف این مطالعه، ایجاد یک چارچوب کاملا خودکار برای تقسیم‌بندی ضایعات نخاعی و ضایعات MS از روی مطالعات MRI بود. آنها مطالعاتشان را بر روی ۱۰۴۲ بیمار (۴۵۹ نفر سالم– ۴۷۱ بیمار MS و ۱۱۲ نفر با سایر بیماری‌ها) انجام دادند. داده‌ها با سه نوع کنتراست (T1 و T2 و T2 وزن‌دار) سنجیده شدند. روش بخش‌بندی خودکار ضایعه و نخاع مبتنی بر دو شبکه عصبی کانولوشن‌ال بوده است که یکی بعد از دیگری اجرا شده‌اند. در اولین مرحله با کانولوشنال ۲بعدی مرکز نخاع را تشخیص داده و سپس با کانولوشنال ۳بعدی نخاع را جداسازی کرده‌اند. چارچوب تقسیم‌بندی پیشنهادی در تصویر زیر نشان داده شده است. گردش کار از دو مرحله اصلی تشکیل شده است. مرحله اول خط میانی ستون فقرات را تشخیص میدهد (تصویر زیرمراحل ۱ و ۲) و مرحله دوم تقسیم نخاع و یا ضایعه را در امتداد خط میانی انجام می‌دهد (تصویر زیر مرحله ۳) (۷۷).

بحث و نتیجه‌گیری

در عرصه‌های پزشکی، همواره ابزاری برای پیش بینی وضعیت افراد در ابتلا به بیماری‌ها بر اساس عوامل خطر هر بیماری لازم است تا بتوان امکان پیشگیری به موقع و شناخت هرچه بهتر عوامل خطر را فراهم کرد. از سویی در بیشتر بیماریها، شاهد تعداد زیادی از عوامل خطر هستیم که افزون بر داشتن اثرات متقابل با یکدیگر، دارای اثرات غیرخطی نیز هستند. به منظور شناسایی، تحلیل و بررسی اینگونه اثرات و یافتن روابط غیرخطی میان آنها، باید از ابزارهایی ویژه بهره برد. ابزاری که بتواند از انبوه داده های موجود الگوهای قابل توجه را کشف و از آنها دانش استخراج کند. در بسیاری از علوم، ازجمله علم پزشکی به دلیل ماهیت داده ها که مجموعه داده‌های با بعد بالا را شامل میشوند، اغلب امکان استفاده از روشهای کلاسیک آماری در انجام تحلیل‌ها وجود ندارد. داده کاوی که همان علم اکتشاف



تصویر ۳- چارچوب بخش‌بندی خودکار. ۱. تشخیص نخاع توسط CNN۱ که ازنقشه حرارتی محل نخاع خارج میشود، ۲. محاسبه خط وسط نخاع ازنقشه حرارتی نخاعی واستخراج لکه‌ای سه بعدی در حجم مورد انتظار خط مرکزی نخاع، ۳. تقسیم نخاع توسط SC-CNN۲ ویا ضایعات وسط Lesion-CNN۲ (۷۷).

[28] Centroid Initialization
[29] Deviation Scoring
[30] Clustering Score
[31] Mask Approximation
[32] Region Scoring

[DOI: 10.61186/shefa.12.1.67]

دانش از داده است، به خوبی میتواند پاسخگوی این نیاز باشد. هوش مصنوعی و یادگیری ماشینی می‌توانند به پزشکان کمک کنند تا تصمیمات بالینی بهتری بگیرند یا حتی با قضاوت انسان جایگزین شوند(۸۰-۷۸). با توجه به پیشرفت‌های نرم‌افزار هوش مصنوعی و نیاز روزافزون به روش‌های تشخیصی وکاهش هزینه های اقتصادی، روش‌های هوش مصنوعی به سرعت در حال تبدیل شدن به الزامات اقدامات بالینی مانند فرآیندهای تشخیص و پیش‌آگهی، ارزیابی اثربخشی درمان و نظارت بر بیماری‌ها هستند(۸۱). همچنین به وسیله داده کاوی، داده های موجود مورد تحلیل قرار میگیرند تا روندهای احتمالی، ارتباطات غیر محسوس و الگوهای مخفی از بین انبوه داده ها شناسایی شوند. داده کاوی از الگوریتم های مختلفی مانند روش جنگل تصادفی، درختهای تصمیم، ماشینهای بردار پشتیبان، شبکه‌های عصبی مصنوعی و غیره بهره می‌گیرد (۸۲،۸۳). MS یک بیماری مزمن است که مستقیماً به سیستم عصبی مرکزی از جمله مغز، نخاع و اعصاب بینایی حمله می کند. تشخیص زودهنگام MS از اهمیت بالایی برخوردار است زیرا می تواند از پیشرفت بیماری جلوگیری کرده و زندگی را نجات دهد(۸۴، ۸۵). روش های تصویربرداری عصبی MRI اطلاعات مهمی در مورد بافت و ساختار مغز در اختیار پزشکان متخصص قرار می دهد. بنابراین، روش های MRI به طور گسترده برای به دست آوردن وجود ضایعات MS استفاده می شود. روش های مختلفی برای تشخیص MS با استفاده از روش های MRI و تکنیک های یادگیری ماشین پیشنهاد شده است. کارهای انجام شده بر روی تشخیص MS با استفاده از روش‌های MRI و تکنیک‌های هوش مصنوعی در این مطالعه به اختصار ارائه شده‌اند. مهم‌ترین چالش‌های تشخیص MS با روش‌های MRI و تکنیک‌های هوش مصنوعی شامل عدم دسترسی به مجموعه داده های عظیم sMRI متعلق به جمعیت های متنوع و عدم دسترسی به روش های fMRI از مهم‌ترین چالش های مرتبط با مجموعه داده است. علاوه بر این، چالش های مرتبط با هوش مصنوعی شامل عدم دسترسی محققان به منابع سخت افزاری قدرتمند برای تحقیقات تشخیص MS است. تکنیکهای هوش مصنوعی به کاررفته در حوزه ی پزشکی، نتایج جدید و سیستم‌های پشتیبانی از تصمیم نوینی را در این حوزه ارائه داده‌اند که در ارتقاء سلامت بیماران و کمک به سایر خدمات پزشکی مورد استفاده قرار گرفته اند. اما پیش بینی مشکلات و پیچیدگی های احتمالی که در رابطه با بیماریها ممکن است بروز کنند هنوز جای کار دارد. هوش مصنوعی، بروز MS و عوارض آن را بر ا ساس عوامل خطر ساز بیماری پیش بینی کرده و هزینه و مدت زمان مصرفی برای آزمایش‌های مختلف پزشکی را کاهش میدهد. هوش مصنوعی در آینده میتواند ارتقاء یافته و عملکرد تشخیصی MS را به کمک بهینه سازی هرچه بهتر الگوریتم ایجادکنندهٔ مدل، بهبود بخشد. بدین منظور باید از روش‌ها و الگوریتم‌های هوش مصنوعی بهره برد تا نتایج مفید و موثری حاصل شود. هوش مصنوعی می تواند در یافتن بیومارکری که تشخیص زودهنگام بیماری ام اس را میسر کند کمک کننده باشد.

منابع

1. Zoledziewska M. The gut microbiota perspective for interventions in MS. Autoimmunity Reviews. 2019;18(8):814-24.

2. Nguyen A-L, Eastaugh A, van der Walt A, Jokubaitis VG. Pregnancy and multiple sclerosis: Clinical effects across the lifespan. Autoimmunity Reviews. 2019;18(10):102360.

3. Hu Y, Nie H, Yu H-H, Qin C, Wu L-J, Tang Z-P, et al. Efficacy and safety of rituximab for relapsing-remitting multiple sclerosis: A systematic review and meta-analysis. Autoimmunity Reviews. 2019;18(5):542-8.

4. Merkel B, Butzkueven H, Traboulsee AL, Havrdova E, Kalincik T. Timing of high-efficacy therapy in relapsing-remitting multiple sclerosis: A systematic review. Autoimmunity Reviews. 2017;16(6):658-65.

5. Montes Diaz G, Hupperts R, Fraussen J, Somers V. Dimethyl fumarate treatment in multiple sclerosis: Recent advances in clinical and immunological studies. Autoimmunity Reviews. 2018;17(12):1240-50.

6. Ziemssen T, Medin J, Couto CA-M, Mitchell CR. Multiple sclerosis in the real world: A systematic review of fingolimod as a case study. Autoimmunity Reviews. 2017;16(4):355-76.

7. Inojosa H, Schriefer D, Ziemssen T. Clinical outcome measures in multiple sclerosis: a review. Autoimmunity reviews. 2020;19(5):102512.

8. Tremlett H, Marrie RA. The multiple sclerosis prodrome: Emerging evidence, challenges, and opportunities. Multiple Sclerosis Journal. 2021;27(1):6-12.

9. Charabati M, Wheeler MA, Weiner HL, Quintana FJ. Multiple sclerosis: Neuroimmune crosstalk and therapeutic targeting. Cell. 2023;186(7):1309-27.

10. Shah NJ, Abbas Z, Ridder D, Zimmermann M, Oros-Peusquens A-M. A novel MRI-based quantitative water content atlas of the human brain. NeuroImage. 2022;252:119014.

11. Etemadifar M, Izadi S, Nikseresht A, Sharifian M, Sahraian MA, Nasr Z. Estimated prevalence and incidence of multiple sclerosis in Iran. European neurology. 2014;72(5-6):370-4.

12. Gafson A, Craner MJ, Matthews PM. Personalised medicine for multiple sclerosis care. Multiple Sclerosis Journal. 2017;23(3):362-9.

[DOI: 10.61186/shefa.12.1.67]

13. Jelinek G. Overcoming multiple sclerosis: the evidence-based 7 step recovery program: Atlantic Books; 2017.

14. Alrabai A, Echtioui A, Hamida AB, editors. Multiple Sclerosis Segmentation using Deep Learning Models: Comparative Study. 2022 6th International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP); 2022: IEEE.

15. La Rosa F, Abdulkadir A, Fartaria MJ, Rahmanzadeh R, Lu P-J, Galbusera R, et al. Multiple sclerosis cortical and WM lesion segmentation at 3T MRI: a deep learning method based on FLAIR and MP2RAGE. NeuroImage: Clinical. 2020;27:102335.

16. Aslani S, Murino V, Dayan M, Tam R, Sona D, Hamarneh G, editors. Scanner invariant multiple sclerosis lesion segmentation from MRI. 2020 IEEE 17th International Symposium on Biomedical Imaging (ISBI); 2020: IEEE.

17. Hempel S, Graham GD, Fu N, Estrada E, Chen AY, Miake-Lye I, et al. A systematic review of modifiable risk factors in the progression of multiple sclerosis. Multiple Sclerosis Journal. 2017;23(4):525-33.

18. Soelberg Sorensen P, Giovannoni G, Montalban X, Thalheim C, Zaratin P, Comi G. The multiple sclerosis care unit. Multiple sclerosis journal. 2019;25(5):627-36.

19. Biberacher V, Schmidt P, Selter RC, Pernpeinter V, Kowarik MC, Knier B, et al. Fatigue in multiple sclerosis: associations with clinical, MRI and CSF parameters. Multiple Sclerosis Journal. 2018;24(8):1115-25.

20. Kjølhede T, Siemonsen S, Wenzel D, Stellmann J-P, Ringgaard S, Pedersen BG, et al. Can resistance training impact MRI outcomes in relapsing-remitting multiple sclerosis? Multiple Sclerosis Journal. 2018;24(10):1356-65.

21. Gärtner J, Chitnis T, Ghezzi A, Pohl D, Brück W, Häring DA, et al. Relapse rate and MRI activity in young adult patients with multiple sclerosis: a post hoc analysis of phase 3 fingolimod trials. Multiple Sclerosis Journal–Experimental, Translational and Clinical. 2018;4(2):2055217318778610.

22. Fooladi M, Alam NR, Sharini H, Firouznia K, Shakiba M, Harirchian M. Multiparametric qMTI assessment and monitoring of normal appearing white matter and classified T1 hypointense lesions in relapsing-remitting multiple sclerosis. Irbm. 2020;41(3):151-60.

23. Barritt AW, Gabel MC, Cercignani M, Leigh PN. Emerging magnetic resonance imaging techniques and analysis methods in amyotrophic lateral sclerosis. Frontiers in neurology. 2018;9:1065.

24. Kaunzner UW, Gauthier SA. MRI in the assessment and monitoring of multiple sclerosis: an update on best practice. Therapeutic advances in neurological disorders. 2017;10(6):247-61.

25. Ma Y, Zhang C, Cabezas M, Song Y, Tang Z, Liu D, et al. Multiple sclerosis lesion analysis in brain magnetic resonance images: techniques and clinical applications. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics. 2022;26(6):2680-92.

26. Carass A, Roy S, Jog A, Cuzzocreo JL, Magrath E, Gherman A, et al. Longitudinal multiple sclerosis lesion segmentation: resource and challenge. NeuroImage. 2017;148:77-102.

27. Malka D, Vegerhof A, Cohen E, Rayhshtat M, Libenson A, Aviv Shalev M, et al. Improved diagnostic process of multiple sclerosis using automated detection and selection process in magnetic resonance imaging. Applied Sciences. 2017;7(8):831.

28. Afzal H, Luo S, Ramadan S, Khari M, Chaudhary G, Lechner-Scott J. Prediction of Conversion from CIS to Clinically Definite Multiple Sclerosis Using Convolutional Neural Networks. Computational and Mathematical Methods in Medicine. 2022;2022.

29. Fooladi M, Sharini H, Masjoodi S, Khodamoradi E. A novel classification method using effective neural network and quantitative magnetization transfer imaging of brain white matter in relapsing remitting multiple sclerosis. Journal of biomedical physics & engineering. 2018;8(4):409.

30. Dacosta-Aguayo R, Genova H, Chiaravalloti ND, DeLuca J. Neuroimaging and rehabilitation in multiple sclerosis. Cognitive Rehabilitation and Neuroimaging: Examining the Evidence from Brain to Behavior. 2020:117-38.

31. Zheng Y, Lee JC, Rudick R, Fisher E. Long-term magnetization transfer ratio evolution in multiple sclerosis white matter lesions. Journal of Neuroimaging. 2018;28(2):191-198.

32. Moccia M, Ruggieri S, Ianniello A, Toosy A, Pozzilli C, Ciccarelli O. Advances in spinal cord imaging in multiple sclerosis. Therapeutic advances in neurological disorders. 2019;12:1756286419840593.

33. Aslani S, Dayan M, Storelli L, Filippi M, Murino V, Rocca MA, et al. Multi-branch convolutional neural network for multiple sclerosis lesion segmentation. NeuroImage. 2019;196:1-15.

34. Bouman PM, Strijbis VI, Jonkman LE, Hulst HE, Geurts JJ, Steenwijk MD. Artificial double inversion recovery images for (juxta) cortical lesion visualization in multiple sclerosis. Multiple Sclerosis Journal. 2022;28(4):541-9.

35. Roca P, Attye A, Colas L, Tucholka A, Rubini P, Cackowski S, et al. Artificial intelligence to predict clinical disability in patients with multiple sclerosis using FLAIR MRI. Diagnostic and

[DOI: 10.61186/shefa.12.1.67]

Interventional Imaging. 2020;101(12):795-802.

36. Campion T, Smith R, Altmann D, Brito G, Turner B, Evanson J, et al. FLAIR* to visualize veins in white matter lesions: a new tool for the diagnosis of multiple sclerosis? European radiology. 2017;27:4257-63.

37. Acar ZY, Başçiftçi F, Ekmekci AH. A Convolutional Neural Network model for identifying Multiple Sclerosis on brain FLAIR MRI. Sustainable Computing: Informatics and Systems. 2022;35:100706.

38. Meier DS, Guttmann CR, Tummala S, Moscufo N, Cavallari M, Tauhid S, et al. Dual-sensitivity multiple sclerosis lesion and CSF segmentation for multichannel 3T brain MRI. Journal of Neuroimaging. 2018;28(1):36-47.

39. Saccenti L, Andica C, Hagiwara A, Yokoyama K, Takemura MY, Fujita S, et al. Brain tissue and myelin volumetric analysis in multiple sclerosis at 3T MRI with various in-plane resolutions using synthetic MRI. Neuroradiology. 2019;61:1219-27.

40. Roca P, Attye A, Colas L, Tucholka A, Rubini P, Cackowski S, et al. Artificial intelligence to predict clinical disability in patients with multiple sclerosis using FLAIR MRI. Diagnostic and Interventional Imaging. 2020;101(12):795-802.

41. Seccia R, Gammelli D, Dominici F, Romano S, Landi AC, Salvetti M, et al. Considering patient clinical history impacts performance of machine learning models in predicting course of multiple sclerosis. PloS one. 2020;15(3):e0230219.

42. Alizadehsani R, Sharifrazi D, Izadi NH, Joloudari JH, Shoeibi A, Gorriz JM, et al. Uncertainty-Aware Semi-Supervised Method Using Large Unlabeled and Limited Labeled COVID-19 Data. ACM Trans Multimedia Comput Commun Appl. 2021;17(3s):Article 104.

43. Zurita M, Montalba C, Labbé T, Cruz JP, Dalboni da Rocha J, Tejos C, et al. Characterization of relapsing-remitting multiple sclerosis patients using support vector machine classifications of functional and diffusion MRI data. NeuroImage: Clinical. 2018;20:724-30.

44. Gros C, De Leener B, Badji A, Maranzano J, Eden D, Dupont SM, et al. Automatic segmentation of the spinal cord and intramedullary multiple sclerosis lesions with convolutional neural networks. NeuroImage. 2019;184:901-15.

45. Gessert N, Krüger J, Opfer R, Ostwaldt A-C, Manogaran P, Kitzler HH, et al. Multiple sclerosis lesion activity segmentation with attention-guided two-path CNNs. Computerized Medical Imaging and Graphics. 2020;84:101772.

46. Ebrahimighahnavieh MA, Luo S, Chiong R. Deep learning to detect Alzheimer's disease from neuroimaging: A systematic literature review. Computer Methods and Programs in Biomedicine. 2020;187:105242.

47. Vieira S, Pinaya WHL, Mechelli A. Using deep learning to investigate the neuroimaging correlates of psychiatric and neurological disorders: Methods and applications. Neuroscience & Biobehavioral Reviews. 2017;74:58-75.

48. Janssen RJ, Mourão-Miranda J, Schnack HG. Making Individual Prognoses in Psychiatry Using Neuroimaging and Machine Learning. Biological Psychiatry: Cognitive Neuroscience and Neuroimaging. 2018;3(9):798-808.

49. Martinez-Murcia FJ, Górriz JM, Ramírez J, Ortiz A. Convolutional Neural Networks for Neuroimaging in Parkinson's Disease: Is Preprocessing Needed? International journal of neural systems. 2018;28(10):1850035.

50. Lin E, Lin CH, Lane HY. Deep Learning with Neuroimaging and Genomics in Alzheimer's Disease. International journal of molecular sciences. 2021;22(15):7911

51. Zaharchuk G, Gong E, Wintermark M, Rubin D, Langlotz CP. Deep Learning in Neuroradiology. AJNR American journal of neuroradiology.2018;39(10):1776-1784.

52. Shoeibi A, Moridian P, Khodatars M, Ghassemi N, Jafari M, Alizadehsani R, et al. An overview of deep learning techniques for epileptic seizures detection and prediction based on neuroimaging modalities: Methods, challenges, and future works. Computers in biology and medicine. 2022;149:106053.

53. Sui J, Liu M, Lee JH, Zhang J, Calhoun V. Deep learning methods and applications in neuroimaging. Journal of neuroscience methods. 2020;339:108718.

54. Mohammad N, Muad AM, Ahmad R, Yusof M. Accuracy of advanced deep learning with tensorflow and keras for classifying teeth developmental stages in digital panoramic imaging. BMC medical imaging. 2022;22(1):66.

55. Li C, Xu K, Zhu J, Liu J, Zhang B. Triple Generative Adversarial Networks. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. 2022;44(12):9629-40.

56. You A, Kim JK, Ryu IH, Yoo TK. Application of generative adversarial networks (GAN) for ophthalmology image domains: a survey. Eye and vision (London, England). 2022;9(1):6.

57. Anwar SM, Majid M, Qayyum A, Awais M, Alnowami M, Khan MK. Medical Image Analysis using Convolutional Neural Networks: A Review. J Med Syst. 2018;42(11):226.

58. Cheng J, Tian S, Yu L, Lu H, Lv X. Fully convolutional attention network for biomedical image segmentation. Artificial intelligence in medicine. 2020;107:101899.

[DOI: 10.61186/shefa.12.1.67]

59. Creswell A, White T, Dumoulin V, Arulkumaran K, Sengupta B, Bharath AA. Generative adversarial networks: An overview. IEEE signal processing magazine. 2018;35(1):53-65.

60. Goodfellow I, Pouget-Abadie J, Mirza M, Xu B, Warde-Farley D, Ozair S, et al. Generative adversarial networks. Communications of the ACM. 2020;63(11):139-44.

61. Aggarwal A, Mittal M, Battineni G. Generative adversarial network: An overview of theory and applications. International Journal of Information Management Data Insights. 2021;1(1):100004.

62. Ali H, Biswas MR, Mohsen F, Shah U, Alamgir A, Mousa O, et al. The role of generative adversarial networks in brain MRI: a scoping review. Insights into imaging. 2022;13(1):98.

63. Ronneberger O, Fischer P, Brox T, editors. U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention–MICCAI 2015: 18th International Conference, Munich, Germany, October 5-9, 2015, Proceedings, Part III 18; 2015: Springer.

64. Gulli A, Pal S. Deep learning with Keras: Packt Publishing Ltd; 2017.

65. Wani MA, Bhat FA, Afzal S, Khan AI. Advances in deep learning: Springer; 2020.

66. Egger C, Opfer R, Wang C, Kepp T, Sormani MP, Spies L, et al. MRI FLAIR lesion segmentation in multiple sclerosis: Does automated segmentation hold up with manual annotation? NeuroImage: Clinical. 2017;13:264-70.

67. Tran P, Thoprakarn U, Gourieux E, Dos Santos CL, Cavedo E, Guizard N, et al. Automatic segmentation of white matter hyperintensities: validation and comparison with state-of-the-art methods on both Multiple Sclerosis and elderly subjects. NeuroImage: Clinical. 2022;33:102940.

68. Schmidt P, Pongratz V, Küster P, Meier D, Wuerfel J, Lukas C, et al. Automated segmentation of changes in FLAIR-hyperintense white matter lesions in multiple sclerosis on serial magnetic resonance imaging. NeuroImage: Clinical. 2019;23:101849.

69. Neeb H, Boer A, Gliedstein D, Raspe M, Schenk J, editors. Predicting multiple sclerosis from normal appearing brain matter-combination of quantitative MRI metrics with supervised learning. Proceedings of the World Congress on Engineering and Computer Science; 2014.

70. Neeb H, Schenk J. Multivariate prediction of multiple sclerosis using robust quantitative MR-based image metrics. Zeitschrift für Medizinische Physik. 2019;29(3):262-71.

71. Meena Prakash R, Shantha Selva Kumari R. Spatial fuzzy C means and expectation maximization algorithms with bias correction for segmentation of MR brain images. Journal of medical systems. 2017;41:1-9.

72. Chetih N, Messali Z, Serir A, Ramou N. Robust fuzzy c-means clustering algorithm using non-parametric Bayesian estimation in wavelet transform domain for noisy MR brain image segmentation. IET Image Processing. 2018;12(5):652-60.

73. Kumar NP, Sriram A, Karuna Y, Saladi S, editors. An improved type 2 fuzzy C means clustering for MR brain image segmentation based on possibilistic approach and rough set theory. 2018 International Conference on Communication and Signal Processing (ICCSP); 2018: IEEE.

74. Geng X, Mu Y, Mao S, Ye J, Zhu L. An improved K-means algorithm based on fuzzy metrics. IEEE Access. 2020;8:217416-24.

75. Lei T, Jia X, Zhang Y, Liu S, Meng H, Nandi AK. Superpixel-based fast fuzzy C-means clustering for color image segmentation. IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2018;27(9):1753-66.

76. Alam MS, Rahman MM, Hossain MA, Islam MK, Ahmed KM, Ahmed KT, et al. Automatic human brain tumor detection in MRI image using template-based K means and improved fuzzy C means clustering algorithm. Big Data and Cognitive Computing. 2019;3(2):27.

77. Gros C, De Leener B, Badji A, Maranzano J, Eden D, Dupont SM, et al. Automatic segmentation of the spinal cord and intramedullary multiple sclerosis lesions with convolutional neural networks. Neuroimage. 2019;184:901-15.

78. Esteva A, Kuprel B, Novoa RA, Ko J, Swetter SM, Blau HM, et al. Dermatologist-level classification of skin cancer with deep neural networks. nature. 2017;542(7639):115-118.

79. Haenssle HA, Fink C, Schneiderbauer R, Toberer F, Buhl T, Blum A, et al. Man against machine: diagnostic performance of a deep learning convolutional neural network for dermoscopic melanoma recognition in comparison to 58 dermatologists. Annals of oncology. 2018;29(8):1836-42.

80. Tschandl P, Rinner C, Apalla Z, Argenziano G, Codella N, Halpern A, et al. Human–computer collaboration for skin cancer recognition. Nature Medicine. 2020;26(8):1229-34.

81. Nabizadeh F, Masrouri S, Ramezannezhad E, Ghaderi A, Sharafi AM, Soraneh S, et al. Artificial intelligence in the diagnosis of multiple sclerosis: A systematic review. Multiple sclerosis and related disorders. 2022;59:103673.

82. Hashemian AH, Manochehri S, Afshari D, Manochehri

[DOI: 10.61186/shefa.12.1.67]

Z, Salari N, Shahsavari S. Prognosis of multiple sclerosis disease using data mining approaches random forest and support vector machine based on genetic algorithm. Tehran University Medical Journal. 2019;77(1):33-40.

83. Navaderi M, Rajaei S, Rahimirad S, Jafari Harandi A, Ghaleh Z, Falahati K, et al. Identification of Multiple Sclerosis key genetic factors through multi-staged data mining. Multiple sclerosis and related disorders. 2020;39:101446.

84. Leray E, Moreau T, Fromont A, Edan G. Epidemiology of multiple sclerosis. Revue Neurologique. 2016;172(1):3-13.

85. Poser S, Kurtzke JF, Poser W, Schlaf G. Survival in multiple sclerosis. Journal of Clinical Epidemiology. 1989;42(2):159-68.

[DOI: 10.61186/shefa.12.1.67]