سامانه‌های پردازشی و ارتباطی چندرسانه‌ای هوشمند
Intelligent Multimedia Processing and Communication Systems (IMPCS)
انجمن علمی تجارت الکترونیکی ایران
واحد زنجان

Fall 2024, 5 (3), 159-169
DOR:

Received: 9 July 2024
Accepted: 19 Aug 2024

مقاله پژوهشی

A Novel Approach to Alzheimer's Disease Diagnosis: Ensemble of Deep Learning Models for Improved Diagnostic Accuracy

Batool Nederi[1], Shahla Nemati[2*], Mohammad Ehsan Basiri[3]

1. MSc Student, Department of Computer Engineering, Shahrekord University, Shahrekord, Iran.
2. Assistant Professor, Department of Computer Engineering, Shahrekord University, Shahrekord, Iran.
**Corresponding Author*, s.nemati@sku.ac.ir
3. Associate Professor, Department of Computer Engineering, Shahrekord University, Shahrekord, Iran.

Abstract

Introduction: Alzheimer's disease is a common and complex brain disorder that gradually gets worse and is irreversible. It often develops slowly, affecting memory, thinking, and the ability to carry out everyday activities. This disease has presented significant challenges for early diagnosis and treatment. Early detection is vital for improving the quality of life for both patients and their families.

Method: In this research, an ensemble deep learning model for classifying medical images related to Alzheimer's disease is proposed, utilizing seven convolutional neural networks as a foundation. The results of the study demonstrate the high performance of the proposed model compared to other independent deep learning models and traditional ensemble methods.

Results: The proposed model effectively improves the system's accuracy in identifying and classifying different stages of Alzheimer's disease using the CatBoost algorithm in ensemble stage. The F1 score achieved by the proposed model in different classes, especially in the early stages of the disease such as EMCI and MCI, indicates significant achievements. Specifically, these scores demonstrate the model's enhanced ability to accurately diagnose Alzheimer's patients at an early stage, which can have a significant impact on preventive treatments and clinical management.

Compared to independent models, the results obtained from the proposed model indicate superior performance in overall diagnostic accuracy as well as in differentiating between different stages of the disease. For instance, while other models like EfficientNet and DenseNet performed well in specific classes, the proposed model yielded better results in every class. The use of traditional ensemble methods such as voting and maximization also produced acceptable results, but clearly fell short of the performance of the proposed model.

The results also indicate that ensemble learning models like CatBoost can enhance the overall system performance by combining features from different neural networks. This is clearly evident when compared to other ensemble learning methods like AdaBoost and XGBoost.

Another noteworthy point is the importance of data preprocessing steps. Preprocessing steps such as normalization, registration, brain tissue extraction, intensity correction, and segmentation were designed to maximize the quality of the input data, which significantly impacted the final results.

Discussion: In conclusion, this study emphasizes that utilizing advanced deep learning and ensemble learning methods can contribute to the early and accurate identification of Alzheimer's disease. These achievements promise to improve medical diagnostic processes and can pave the way for future research in the field of diagnosing and treating neurological diseases.

Keywords: Alzheimer's disease, Deep learning, Ensemble learning, Convolutional neural network.

سامانه‌های پردازشی و ارتباطی چندرسانه‌ای هوشمند
Intelligent Multimedia Processing and Communication Systems (IMPCS)
انجمن علمی تجارت الکترونیکی ایران
واحد زنجان

یک رویکرد نوین در تشخیص آلزایمر: تلفیق مدل‌های یادگیری عمیق برای بهبود عملکرد تشخیص

تاریخ دریافت: ۱۹/ ۰٤/ ۱٤۰۳ دورهٔ پنجم، پاییز ۱٤۰۳
تاریخ پذیرش: ۲۹/ ۰۵/ ۱٤۰۳ شمارهٔ سوم، صص: ۱۵۹-۱۶۹

بتول نادری[۱]، شهلا نعمتی[۲*]، محمداحسان بصیری[۳]

۱- کارشناسی‌ارشد مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد، ایران. bnaderi104@gmail.com
۲- استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد، ایران. (نویسندهٔ مسئول) s.nemati@sku.ac.ir
۳- دانشیار، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد، ایران. basiri@sku.ac.ir

چکیده: بیماری آلزایمر به‌عنوان یکی از شایع‌ترین و پیچیده‌ترین اختلالات عصبی پیش‌رونده و غیرقابل‌برگشت در سنین بالا، تاکنون چالش‌های قابل‌توجهی برای تشخیص و درمان به همراه داشته‌است. این بیماری معمولاً به‌تدریج و در طول زمان بروزمی‌کند و به‌تدریج بر حافظه، تفکر و توانایی‌های شناختی فرد تأثیرمی‌گذارد؛ به‌طوری‌که تشخیص زودهنگام آن در بهبود کیفیت زندگی بیماران و خانواده‌های آن‌ها به‌شدّت حیاتی است. در این مقاله یک روش یادگیری عمیق جمعی برای دسته‌بندی تصاویر پزشکی بیماری آلزایمر پیشنهاد شده‌است. در این مدل پیشنهادی از هفت مدل شبکه عصبی کانولوشنی شامل Inception v3، AlexNet، MobileNet، EfficientNet، DenseNet، ResNet و NASNet به عنوان مدل‌های پایه استفاده‌شده‌است و سپس این ویژگی‌های استخراجی از این مدل‌ها با استفاده از الگوریتم CatBoost با هم تلفیق‌شده‌اند. نتایج این مدل پیشنهادی با روش‌های یادگیری جمعی دیگر مانند XGBoost، AdaBoost، QSVM و همچنین با تکنیک‌های تجمیع نظیر رأی‌گیری و ماکزیمم‌گیری مقایسه‌شده‌است. نتایج مدل پیشنهادی بر روی مجموعه داده ADNI که شامل تصاویر MRI اسکن‌های مغزی افراد هستند، نشان‌می‌دهد که مدل پیشنهادی عملکرد بهتری در دسته‌بندی تصاویر پزشکی بیماری آلزایمر دارد. عملکرد مدل پیشنهادی، چه در هریک از کلاس‌ها و چه درکل، از تمامی مدل‌های یادگیری عمیق مستقل نیز بهتر بوده‌است.

واژه‌های کلیدی: بیماری آلزایمر، یادگیری عمیق، یادگیری جمعی، شبکه عصبی کانولوشنی.

۱. مقدمه

زوال عقل یک اصطلاح کلی برای ازدست‌دادن حافظه و سایر توانایی‌های ذهنی ناشی از تغییرات فیزیکی در مغز است و به حدی شدید است که سبب بروز مشکل در زندگی روزمره می‌شود. زوال عقل سندرمی است که حافظه، تفکر، رفتار و توانایی انجام فعالیت‌های عادی روزمره را ضعیف می‌کند؛ اگرچه زوال عقل عمدتاً افراد مسن را تحت‌تأثیر قرارمی‌دهد، اما بخشی از پیری نیست [۱].

بیماری آلزایمر، شایع‌ترین نوع زوال عقل است که ۶۰ تا ۸۰ درصد موارد را تشکیل‌می‌دهد. زوال عقل عروقی که پس از سکته مغزی رخ‌می‌دهد، دومین نوع شایع زوال عقل است. اما بسیاری از شرایط دیگر وجوددارند که می‌توانند علائم زوال عقل را ایجادکنند، ازجمله برخی از آن‌ها مانند مشکلات تیروئید و کمبود ویتامین که برگشت‌پذیر نیز هستند [۲].

بیماری آلزایمر، یک بیماری مزمن و غیرقابل‌برگشت است که به سلول‌های مغز حمله‌می‌کند و منجر به اختلال در عملکرد ذهنی می‌شود. آلزایمر یا زوال عقل مراحل متفاوتی دارد. یکی از این مراحل، مرحله پیش‌بالینی[۱] (NC) است که در آن بیمار تغییر خاصی در روزمرگی خود احساس‌نمی‌کند، اما این مرحله ابتدایی آلزایمر است که در آن مغز به‌تدریج کوچکتر می‌شود و می‌توان آن را کنترل‌کرد. پس از مرحله پیش‌بالینی، مرحله بعدی زوال عقل خفیف یا اختلال شناختی خفیف[۲] (MCI) است. در این مرحله، تغییرات جزئی در مغز به‌وجودمی‌آید، هرچند که تأثیر قابل‌توجهی بر فعالیت‌های روزمره بیمار ندارد. مرحله بعدی مربوط به آلزایمر خفیف[۳] (EMCI) است، که در آن مغز بیشتر کوچک می‌شود و علائم آلزایمر خفیف شروع به بروز می‌کنند و مقداری بر فعالیت‌های روزمره تأثیر می‌گذارند. سپس مرحله‌ای وجوددارد که شامل زوال عقل ناشی از آلزایمر متوسط[۴] (LMCI) است. در این مرحله، علائم شروع به تأثیرگذاری بیشتر می‌کنند و بخش قابل‌توجهی از فعالیت‌های روزانه فرد را تحت شعاع قرارمی‌دهند. مرحله نهایی شامل زوال عقل مرتبط با آلزایمر شدید[۵] (SMC) است. در این مرحله بحرانی، بیماران با چالش‌های متعددی مواجه‌می‌شوند. این چالش‌ها شامل ازدست-دادن عمیق حافظه، سردرگمی مداوم، ناتوانی در فهم اطلاعات جدید، تغییرات در شخصیت، مشکلات در گفتار منسجم و دشواری در ابراز مناسب عواطف هستند. اینها مراحل مختلف آلزایمر هستند و طیف آلزایمر نشان‌دهنده زمان لازم برای بروز علائم آن است؛ انتقال از اختلال شناختی خفیف به آلزایمر ممکن است حدود ۲۰ سال طول بکشد. در این مدت، ساختار مغز تغییراتی پیدامی‌کند، که به دلیل تجمع پروتئین آمیلوئید در سلول‌های مغزی و بزرگ شدن بطن‌های مغزی رخ‌می‌دهد [۳].

تشخیص زودهنگام نه‌تنها می‌تواند به پزشکان کمک‌کند تا تصمیمات دقیقی درباره درمان بگیرند بلکه می‌تواند در پیشگیری از عوارض نیز مؤثر باشد. شکل ۱ تفاوت بین مغز طبیعی و مغز آلزایمری را نشان‌می‌دهد [۴]. توجه شود که مغز بیمار آلزایمری نه‌تنها به‌طور قابل‌توجهی کوچک‌تر از مغز فرد عادی است، بلکه به‌طرز شدیدی تحت‌تأثیر اختلال عصبی و عوارض عملکردی قرارمی‌گیرد. بنابراین ایجاد سیستمی هوشمند که بتواند به تشخیص زودهنگام بیماری آلزایمر کمک‌کند، هم در بالا بردن کیفیت زندگی افراد و هم در کاهش هزینه‌های درمان این بیماری مؤثر است. بنابراین هدف این پژوهش این است که سیستمی هوشمند برای تشخیص این بیماری پیشنهاددهد.

عملاً تا به امروز هیچ درمان مؤثری برای بیماری آلزایمر وجودندارد. بااین‌حال، راه‌هایی وجود دارد که می‌تواند به‌طور موقت روند علائم آلزایمر را کند کرده و کیفیت زندگی بیمار را بهبود بخشد. در این راستا، پژوهش‌های زیادی برای یافتن روش‌های مؤثر تشخیص و درمان بیماری آلزایمر با تمرکز بر پیشگیری از پیشرفت بیماری در طول زمان انجام‌شده‌است [۲].

به‌واسطه رشد روزافزون فن‌آوری و کاهش محدودیت سخت‌افزارهای رایانشی، روش یادگیری عمیق نیز روزبه‌روز پتانسیل گسترده خود را جهت استفاده در زمینه‌های کاربردی گوناگون نشان-می‌دهد. ازجمله کاربردهای این روش در حوزه پزشکی، دسته‌بندی تصاویر گوناگون اعم از تصاویر MRI، ماموگرافی، scan CT جهت تشخیص انواع بیماری‌ها، با دقّت و سرعتی هرچه بیشتر است [۵].

در این پژوهش، به بررسی دسته‌بندی تصاویر مربوط به بیماری آلزایمر به‌عنوان نمونه‌ای از یادگیری ماشین نظارتی پرداخته می‌شود. این فرایند شامل ارزیابی مدل با مقایسه نتایج آن با برچسب‌های واقعی است. چالش‌های اصلی در یادگیری ماشین سنتی شامل شناسایی و استخراج ویژگی‌های اثرگذار بر نتایج است؛ درحالی‌که روش‌های نوآورانه سعی‌دارند این کار را خودکار انجام‌دهند [۶]. یادگیری عمیق، سعی‌دارد ویژگی‌های سطح بالا را از داده‌های خام استخراج‌کند و از آن‌ها برای انجام وظایف مختلف مانند خوشه‌بندی و رده‌بندی استفاده‌کند. در زمینه تصاویر، خودکارسازی مرحله مهندسی ویژگی‌ها به معنای تشخیص جزئیات مهم در تصویر ورودی است، ولی چالش هزینه‌بر بودن اجرای این فرآیند توسط شبکه‌های عصبی کاملاً متصل وجوددارد. به‌دلیل اینکه هر پیکسل باید به‌عنوان ورودی عمل‌کند و شبکه‌های کاملاً متصل پارامترهای بسیار بالایی دارند، کارایی آن محدودمی‌شود. یکی از بهترین روش‌ها برای استخراج ویژگی در داده‌های تصویری،شبکه‌های عصبی کانولوشن[۶] (CNN) است [۷].

شکل ۱: تفاوت بین مغز سالم و مغز آلزایمر شدید [۴].

این شبکه‌ها با استفاده از لایه‌های مختلف ویژگی‌ها را استخراج و ابعاد داده‌ها را کاهش می‌دهند تا نقشه‌ای کوچکتر از ویژگی‌های

اصلی ایجادکنند که به‌عنوان ورودی برای شبکه عصبی دیگر استفاده‌می‌شود.

چالش دیگر در پردازش تصاویر، دقت و اطمینان شبکه‌های عصبی عمیق است. یکی از رویکردها در یادگیری ماشین، یادگیری جمعی است که سعی در ترکیب چندین مدل یادگیرنده دارد تا نتیجه نهایی بهتری به‌دست‌آید [۷]. یادگیری جمعی عمیق، ترکیبی از مزایای یادگیری جمعی و یادگیری عمیق را ارائه‌می‌دهد و موجب افزایش تعمیم‌پذیری و بهبود نتایج می‌شود [۷].

در این پژوهش، یک روش نوین برای طبقه‌بندی تصاویر پزشکی مرتبط با بیماری آلزایمر ارائه‌می‌شود که برپایه یادگیری عمیق جمعی طراحی‌شده‌است. با توجه به ویژگی‌های شگرف مدل‌های شبکه‌های عصبی کانولوشن در استخراج ویژگی‌ها، در اینجا یک مدل ترکیبی شامل هفت نوع شبکه کانولوشنی معرفی‌می‌گردد. علاوه بر این، برای بهره‌برداری همزمان از مزایای یادگیری جمعی و یادگیری عمیق، از رویکرد یادگیری جمعی عمیق استفاده‌شده‌است.

در مدل پیشنهادی، یادگیری عمیق در قالب یک ترکیب مبتنی بر هفت مدل کانولوشنی پیاده‌سازی‌می‌شود، و برای ترکیب این مدل‌ها از الگوریتم CatBoost بهره‌برداری‌می‌شود.

۲. پیشینه پژوهش

تلفیق روش‌های یادگیری عمیق برای تشخیص بیماری آلزایمر تاکنون کم‌تر مورداستفاده بوده‌است بااین‌حال انتظار می‌رود که استفاده از تلفیق بتوان از بروزترین مدل‌های پیشنهادشده در آخرین پژوهش‌ها به‌صورت هم‌زمان استفاده‌کرده و به نتایج بهتری دست پیداکرد.

نویسندگان در [۳] به بررسی کارایی مدل‌های مختلف یادگیری عمیق و ماشین در تشخیص بیماری آلزایمر پرداخته و نشان‌داده‌اند که استفاده از مدل‌های شبکه عصبی کانولوشنی می‌تواند به بهبود دقت تشخیص مراحل مختلف بیماری آلزایمر کمک‌کند. آن‌ها در این تحقیقات به شناسایی دقیق مراحل مختلف شامل کنترل عادی (NC)، نگرانی‌های قابل‌توجه حافظه (SMC)، اختلال شناختی خفیف اولیه (EMCI)، اختلال شناختی خفیف پیشرفته (LMCI) و آلزایمر (AD) پرداخته و دقت‌های مدل‌ها را اعلام‌کرده‌اند.

در [۸] یک روش ترکیبی تصویر چندوجهی برای ادغام دو تکنیک تصویربرداری PET و MRI برای تشخیص بیماری آلزایمر پیشنهادشده‌است. همچنین، از ویژگی‌های استخراج‌شده از نشانگرهای زیستی تلفیقی و غیرتلفیقی با استفاده از یک استراتژی انتخاب ویژگی مبتنی بر جنگل تصادفی استفاده‌شده و سپس این ویژگی‌ها به یک دسته‌بندی‌کننده منتقل‌شده‌است.

در مطالعه [۹]، یک مدل تجمیعی شامل جنگل تصادفی، پرسپترون چندلایه و SVM برای بهبود دسته‌بندی بیماری آلزایمر طراحی‌شده‌است که موفق به دستیابی به دقت ۹۶٪ در دسته‌بندی پنج مرحله بیماری می‌شود. این مدل برای استفاده از تصاویر MRI بیماران مبتلا به آلزایمر طراحی‌شده و نشان‌دهنده عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های قبلی است.

نویسندگان در [۱۰] تحلیل جامعی از شناسایی بیماری آلزایمر با استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین ارائه‌داده‌اند. با پیش‌پردازش داده‌ها و استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)، پنج مدل تجمیعی شامل جنگل تصادفی، آدابوست، گرادیان بوستینگ، درختان اضافی و باگینگ ارزیابی‌شده‌اند. عملکرد مدل‌ها با معیارهایی مانند دقت و امتیاز F1 تحلیل شده‌است.

در [۱۱] یک معماری CNN جدید با استفاده از تصاویر MRI برای تشخیص بیماری آلزایمر با پارامترهای نسبتاً کمی پیشنهادشده‌است و راه‌حل پیشنهادی برای آموزش مجموعه داده‌های کوچک‌تر ایده‌آل است. این مدل پیشنهادی با موفقیت مراحل اولیه بیماری آلزایمر را تشخیص و نقشه‌های فعال‌سازی کلاس را به‌عنوان یک نقشه حرارتی روی مغز نشان‌می‌دهد.

در کار [۱۲] از روش‌های مختلف یادگیری انتقال مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنی، برای دسته‌بندی باینری و چندطبقه‌ای بیماری آلزایمر با استفاده از تصاویر MRI مغز استفاده‌شده‌است.

نویسندگان در [۱۳] یک دسته‌بندی عملی بیماری آلزایمر از طریق تصویربرداری مغز مبتنی‌بر یادگیری عمیق بر روی ۸۵۷۲۱ نمونه انجام‌داده‌اند.

در کار [۱۴] استفاده از یک مدل یادگیری عمیق ترکیبی بر اساس طبقه‌بندهای یادگیری ماشین کوانتومی[۷] برای تشخیص بیماری آلزایمر می‌پردازد. داده‌ها از دو مجموعه داده ADNI1 و ADNI2 ترکیب‌شده‌اند و ویژگی‌های مهم با استفاده از مدل‌های VGG16 و ResNet50 استخراج‌شده‌است. در نهایت، ویژگی‌های استخراج‌شده به QSVM برای طبقه‌بندی چهار مرحله آلزایمر (غیردمانس، دمانس خفیف، دمانس متوسط و دمانس شدید) داده‌شده‌است. در جدول ۱ خلاصه پژوهش‌های مشابه سال‌های اخیر آورده‌شده‌است.

۳. مجموعه داده

در این پژوهش، برای تشخیص هوشمند بیماری آلزایمر از مجموعه داده‌های ADNI استفاده‌شده‌است [۱۵]. این تصاویر MRI شامل اسکن‌های مغزی افرادی هستند که در مراحل مختلف بیماری آلزایمر قراردارند. تمامی این افراد در گروه سنی میانسال و بالای ۶۰ سال قرارداشته و به‌واسطه نمرات آزمون (MMSE) به دسته‌های مختلف تقسیم‌شده‌اند. این دسته‌ها شامل گروه‌های NC، SMC، EMCI، MCI، LMCI و آلزایمر (AD) می‌باشند. در مجموع، مجموعه داده مورد استفاده در این پژوهش شامل ۵۰۸ تصویر MRI است که از این تعداد، ۲۰۰ تصویر مربوط به افراد سالم و باقی‌مانده مربوط به بیماران مبتلا به مراحل مختلف بیماری آلزایمر می‌باشد [۳].

۱،۳. پیش‌پردازش داده

برای تحلیل تصاویر MRI بیماران مبتلا به آلزایمر، مراحل پیش‌پردازش زیر با استفاده از نرم‌افزار MIPAV [۱۶] انجام‌شده است:

۱. بازآرایی[۸]: در این مرحله، ساختارهای آناتومیک مغز مورد بررسی قرارمی‌گیرند و بافت رابط قدامی (AC) و بافت رابط خلفی (PC) شناسایی‌می‌شوند. این فرآیند برای تعیین خط مرجع دقیق بسیار حیاتی است و اجازه‌می‌دهد تا تصاویر را در فضایی استاندارد منظم کنیم [۳].

۲. ثبت[۹]: تصاویر MRI حاصل از اسکن‌های مختلف بیماران به‌گونه‌ای هم‌راستا شدند که خصوصیات فضایی مغز حفظ‌شود. در این مرحله، از روش ثبت B-spline استفاده‌شده‌است که با توزیع یکنواخت و پیوسته‌ای از نقاط کنترل، فرآیند ثبت را دقیق‌تر و بهتر انجام‌می‌دهد [۳].

۳. استخراج بافت مغز: برای تفکیک بافت مغز از پس‌زمینه در تصاویر MRI، الگوریتم تقسیم‌بندی و استخراج مغز[۱۰] (BSE) به‌کار گرفته‌شده‌است. این الگوریتم شامل مراحل مختلفی چون فیلتر کردن، شناسایی لبه‌ها و اعمال فرایندهای مورفولوژیکی است که به تمایز بهتر مغز از پس‌زمینه کمک‌می‌کند [۳].

۴. تصحیح سایه[۱۱]: به‌منظور بهبود کیفیت تصاویر و حذف ناهنجاری‌های ناشی از سایه و نویز، از الگوریتم تصحیح N3 استفاده‌شده‌است. این مرحله به افزایش وضوح و کیفیت تصاویر کمک‌کرده و داده‌ها را برای تحلیل‌های بعدی آماده‌می‌سازد [۳].

۵. بخش‌بندی: در نهایت، تصاویر مغز به قسمت‌هایی شامل ماده خاکستری، ماده سفید و مایع مغزی-نخاعی تقسیم‌شده‌اند. در این مرحله، از الگوریتم خوشه‌بندی Fuzzy C-Means استفاده‌شده‌است که امکان انجام بخش‌بندی نرم و دقیقی را فراهم‌می‌آورد [۳].

این مراحل پیش‌پردازش برای اطمینان از کیفیت و دقت داده‌های ورودی به مدل‌های یادگیری عمیق ضروری بوده و به ما کمک‌می‌کند تا دقت و کارایی سیستم تشخیص بیماری آلزایمر را افزایش دهیم. پس از تکمیل مراحل پیش‌پردازش، از بین مجموعه‌ای وسیع از فایل‌های با فرمت NIfTI-1، که هریک شامل ۲۵۵ برش تصویری بودند، تصاویری انتخاب‌شدند. معیار اصلی برای انتخاب، وضوح و نمایان بودن ساختارهای مغزی و عناصر مرتبط در تصاویر بود.

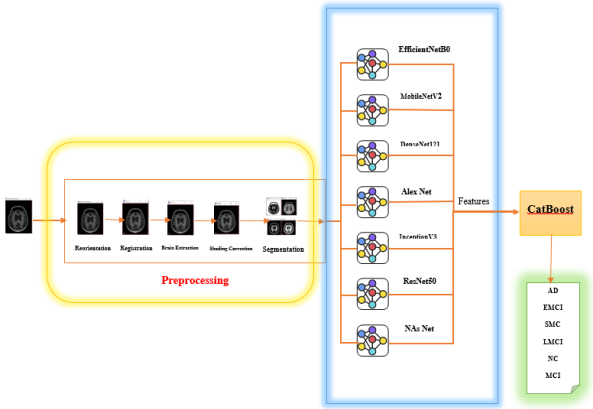
با دقت، مجموعه‌ای شامل ۶۰ تصویر با این ویژگی‌ها برگزیده‌شد تا تحلیل‌ها بر روی داده‌های اصلی و مفید متمرکز شود. این تصاویر منتخب سپس به فرمت JPG تبدیل‌شدند. در نهایت، از میان ۴۵۲۱ تصویر انتخاب‌شده، ۳۶۱۵ تصویر به‌عنوان داده‌های آموزشی، ۵۴۳ تصویر برای ارزیابی و ۳۶۳ تصویر برای آزمایش در نظرگرفته‌شده‌است.

جدول ۱: خلاصه پیشینه پژوهش

ردیف	سال	روش	توضیحات	مجموعه داده	مرجع
۱	۲۰۲۴	یادگیری عمیق با استفاده از مدل‌های CNN	تشخیص مراحل مختلف بیماری آلزایمر با استفاده از مدل‌های پیش‌آموزش دیده	ADNI	[۳]
۲	۲۰۲۳	روش ترکیبی برای ادغام تصاویر PET و MRI	استخراج ویژگی‌ها از نشانگرهای زیستی تلفیق‌شده و غیرتلفیق‌شده با استفاده از استراتژی مبتنی بر جنگل تصادفی	ADNI	[۸]
۳	۲۰۲۳	مدل‌های یادگیری ماشین (جنگل تصادفی، پرسپترون چندلایه، SVM)	طبقه‌بندی بیماران به ۵ مرحله بیماری آلزایمر با دقت ۹۶٪	اسکن‌های MRI از بیماران مبتلا به آلزایمر	[۹]
۴	۲۰۲۳	پیش‌پردازش داده‌ها و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) ارزیابی مدل‌های تجمیعی	مدل تجمیعی: جنگل تصادفی، آدا بوست، گرادیان بوستینگ، درختان اضافی و دسته‌بندی	داده‌های استخراج شده از بیماران با ویژگی‌های متنوع	[۱۰]
۵	۲۰۲۲	شبکه تشخیص بیماری آلزایمر (ADD-Net)	طراحی یک مدل CNN برای تشخیص مراحل بیماری آلزایمر با کاهش پارامترها و هزینه‌های محاسباتی. تشکیل نقشه‌های حرارتی برای نمایش فعال‌سازی‌ها بر روی تصاویر MRI.	مجموعه داده تصاویر MRI کگل[۱۲]	[۱۱]
۶	۲۰۲۲	یادگیری انتقال با استفاده از مدل‌های CNN (ResNet101، Xception و InceptionV3)	ارزیابی قدرت یادگیری انتقال و تقسیم‌بندی تصاویر MRI به اجزای GM، WM و CSF. آموزش و تست بر روی طبقه‌بندی دوگانه و چهارکلاسه	OASIS ADNI AIBL	[۱۲]
۷	۲۰۲۲	یادگیری عمیق و یادگیری انتقالی	ساخت طبقه‌بند MRI بر اساس یادگیری عمیق برای شناسایی بیماری آلزایمر با استفاده از یک مجموعه داده بزرگ و متنوع از MRI.	MIRIAD OASIS AIBL	[۱۳]
۸	۲۰۲۴	یادگیری عمیق و دسته‌بند QSVM	استفاده از یک مدل یادگیری عمیق ترکیبی بر اساس طبقه‌بندهای یادگیری ماشین کوانتومی برای تشخیص بیماری آلزایمر	ADNI1 ADNI2	[۱۴]

۴. معماری مدل پیشنهادی

در این پژوهش، برای طبقه‌بندی تصاویر پزشکی مرتبط با بیماری آلزایمر، یک معماری یادگیری عمیق ترکیبی طراحی‌شده‌است که از هفت مدل شبکه عصبی کانولوشنی به‌عنوان مدل‌های پایه برای دسته‌بندی تصاویر آلزایمر استفاده‌می‌کند. این مدل‌ها شامل InceptionV3 [۱۷]، AlexNet [۱۸]، MobileNetV2 [۱۹]، EfficientNet [۲۰]، DenseNet [۲۱]، ResNet [۲۲] و NASNetLarge [۲۳] هستند. سپس این مدل‌ها در فاز تلفیق با استفاده از روش‌های مختلف ترکیب‌شده و خروجی آن یکی از کلاس‌های مختلف بیماری آلزایمر خواهدبود. معماری مدل پیشنهادی در شکل ۲ نشان‌داده‌شده‌است. هدف از این تلفیق، بهره‌برداری از ویژگی‌های منحصربه‌فرد هر مدل برای بهبود دقت و کارایی سیستم طبقه‌بندی است. در ادامه، هریک از این مدل‌ها معرفی و ویژگی‌های کلیدی آن‌ها توضیح‌داده‌می‌شود و سپس روش‌های مختلف برای تلفیق بیان‌خواهدشد.



شکل ۲: معماری مدل پیشنهادی

۱،۴. مدل‌های پایهٔ استفاده‌شده در معماری پیشنهادی

۱،۱،۴. مدل الکس‌نت

مدل الکس‌نت یک شبکه عصبی عمیق است که در سال ۲۰۱۲ طراحی و معرفی شد. این شبکه به‌عنوان یکی از نقاط عطف در یادگیری عمیق و بینایی کامپیوتری شناخته‌می‌شود و نقش مهمی در پیشرفت‌های بعدی در این حوزه ایفاکرده‌است. الکس‌نت برنده مسابقه ImageNet در سال ۲۰۱۲ شد و توانست خطای بسیار کمتری نسبت به دیگر روش‌ها در شناسایی تصاویر ارائه‌دهد [۱۸].

معماری این شبکه عمدتاً از مراحل متوالی تشکیل‌شده‌است که شامل لایه‌های کانولوشن، لایه‌های پولینگ[۱۳]، لایه‌های ReLU و لایه‌های کاملاً متصل[۱۴] می‌باشد. علت موفقیت الکس‌نت را می‌توان به برخی از استراتژی‌ها مانند لایه غیرخطی و استفاده از دراپ‌اوت[۱۵] نسبت‌داد.

۲،۱،۴. مدل InceptionV3

سال ۲۰۱۴ در مطالعه‌ای با عنوان «رفتار عمیق‌تر با کانولوشن‌ها» [۲۴]، میکرو-معماری Inception معرفی‌شد. هدف اصلی ماژول Inception این است که به‌عنوان یک «استخراج‌کننده ویژگی چندسطحی» عمل‌کند. این امر با گنجاندن کانولوشن‌های ۱×۱، ۳×۳ و ۵×۵ درون یک عنصر شبکه انجام‌می‌شود. نتایج این کانولوشن‌ها در راستای ابعاد کانال ترکیب‌شده و سپس به لایه بعدی شبکه منتقل-می‌شوند. مدلInceptionV3 در سال ۲۰۱۶ معرفی‌شد که از یازده ماژول تشکیل‌شده‌است که هرکدام شامل لایه‌های ادغام و لایه‌های می‌باشند [۱۷].

۳،۱،۴. مدل ResNet

یک معماری شبکه عصبی عمیق است که توسط محققان مایکروسافت در سال ۲۰۱۵ معرفی‌شد [۲۲]. هدف اصلی این معماری حل مشکل کاهش دقت در شبکه‌های عصبی عمیق است که با افزایش تعداد لایه‌ها به‌وجودمی‌آید. این مشکل به دلیل دشواری در آموزش شبکه‌های بسیار عمیق و ناپایداری در گرادیان‌ها ایجادمی‌شود. اصلی‌ترین ویژگی ResNet استفاده از بلاک‌های ماندگار است. این بلاک‌ها به شبکه اجازه‌می‌دهند تا اطلاعات را از لایه‌های قبلی به لایه‌های بعدی منتقل‌کند و به این ترتیب، مشکل ناپایداری در یادگیری کاهش می‌یابد.

این انتقال اطلاعات به‌صورت اضافه‌کردن skip connection انجام-می‌شود، به‌طوری‌که ورودی بلاک به خروجی آن اضافه می‌شود. این روش باعث‌می‌شود که شبکه بتواند یادگیری‌های عمیق‌تری داشته-باشد و درعین‌حال از ناپایداری‌های موجود جلوگیری‌کند [۲۲].

۴،۱،۴. مدل DenseNet

مدل DenseNet یک معماری شبکه عصبی عمیق است که برای مسائل بینایی کامپیوتری طراحی‌شده‌است. این معماری برای اولین بار در سال ۲۰۱۷ معرفی‌شد و به‌خاطر ساختار منحصربه‌فرد خود در اتصال لایه‌ها، شهرت بسیار یافت [۱۲]. هر لایه با همه لایه‌های قبل از خود ارتباط مستقیم دارد. این به این معنی است که هر لایه ورودی نه‌تنها از لایه قبلی خود، بلکه از تمام لایه‌های قبل از آن نیز ویژگی‌ها را دریافت‌می‌کند. این امر منجر به کاهش مشکلاتی مانند فراموشی اطلاعات و بهبود جریان گرادیان می‌شود.

۵،۱،۴. مدل MobilenetV2

MobileNetV2 یک مدل شبکه عصبی عمیق است که به‌طور خاص برای استفاده در دستگاه‌های موبایل و کم‌قدرت طراحی‌شده‌است. این مدل در سال ۲۰۱۸ توسط گوگل معرفی‌شد. MobileNetV2 از معماری شبکه‌های عصبی کانولوشنی استفاده‌می‌کند و بر روی بهینه‌سازی مصرف منابع و سرعت پردازش تمرکز دارد [۱۹]. این

مدل از ساختاری به نام برش معکوس استفاده‌می‌کند که شامل لایه‌های کانولوشنی عمیق و توده‌ای است. این ساختار به مدل کمک‌می‌کند تا ویژگی‌های بیشتری را با تعداد پارامترهای کمتر استخراج‌کند [۱۹].

۶،۱،۴. مدل NASNetLarge

این مدل در سال ۲۰۱۸ توسط Google Brain معرفی‌شد [۲۳]. این مدل با استفاده از تکنیکی به نام «جستجوی معماری عصبی» توسعه‌یافته‌است. به عبارت ساده‌تر، به جای اینکه یک انسان ساختار شبکه عصبی را طراحی‌کند، یک الگوریتم هوشمند این کار را انجام‌داده‌است. این سیستم می‌تواند تعداد پارامترها را کاهش دهد درحالی‌که دقت را حفظ‌می‌کند. همچنین، معماری NasNet شامل طراحی سلول‌های نرمال و کاهش‌دهنده است و این فرایند همچنین برای افزایش دقت از یادگیری تقویتی استفاده‌می‌کند [۲۳].

۷،۱،۴. مدل EfficientNetB0

EfficientNetB0 یکی از مدل‌های پیشرفته شبکه‌های عصبی عمیق است که توسط گوگل در سال ۲۰۱۹ معرفی‌شد [۲۰].

این مدل بخشی از خانواده EfficientNet است که به‌طورکلی بر روی بهینه‌سازی عملکرد، دقت و کارایی مصرف منابع تمرکز دارد. EfficientNetB0 به‌عنوان پایه‌گذار این خانواده طراحی‌شده و به‌عنوان یک مدل مقیاس‌پذیر برای یادگیری عمیق در وظایف بینایی ماشین شناخته‌می‌شود. تمام لایه‌ها با یک نرمال‌سازی دسته‌ای و فعال‌سازی غیرخطی همراه هستند، به‌جز لایه نهایی کاملاً متصل که فاقد غیرخطی است و به یک لایه سافت‌ماکس برای طبقه‌بندی متصل‌می‌شود.

۲،۴. ترکیب مدل‌ها در معماری پیشنهادی

پس از پیاده‌سازی هریک از مدل‌های کانولوشنی، مرحله بعدی تلفیق نتایج به‌دست‌آمده از این مدل‌ها است. برای این منظور، انواع روش‌های یادگیری جمعی شامل CatBoost، XGBoos ، AdaBoost و روش رأی‌گیری اکثریت و ماکزیمم‌گیری و همچنین روش پیشنهادی در [۱۴] بررسی‌شده‌است.

۱،۲،۴. الگوریتم CatBoost

الگوریتم CatBoost یک الگوریتم یادگیری جمعی است که به صورت خاص برای مدیریت داده‌های دسته‌ای طراحی‌شده و از تکنیک‌های گرادیانی برای بهبود دقت پیش‌بینی استفاده‌می‌کند. این الگوریتم توسط یاندکس توسعه‌داده‌شده و از ویژگی‌های خاصی برخوردار است که آن را از سایر الگوریتم‌های گرادیان بوستینگ متمایز می‌سازد [۲۵]. ویژگی‌های خاص الگوریتم CatBoost شامل پشتیبانی از ویژگی‌های دسته‌ای، ترتیب تصادفی، نمایش داده‌های دسته‌ای به روش‌های خاص است. CatBoost با استفاده از ساختار درختی، به آنالیز و پیش‌بینی داده‌ها می‌پردازد. بهترین درخت برای پیش‌بینی خروجی انتخاب‌می‌شود و سپس درخت‌های جدید برای تصحیح خطاهای درخت‌های قبلی اضافه می‌گردند. این فرایند به صورت رابطه (۱) نمایش داده‌می‌شود:

$$F(x) = F_\{m-1\}(x) + \eta \cdot h_m(x) \quad (۱)$$

که در آن $F(x)$ مدل نهایی پیش‌بینی، $F_\{m-1\}(x)$ پیش‌بینی مرحله قبل، η نرخ یادگیری و $h_m(x)$ مدل درختی جدید است.

۲،۲،۴. الگوریتم XGBoost

الگوریتم XGBoost بر اساس تقویت گرادیان عمل‌می‌کند که در آن مدل‌های ضعیف (معمولاً درختان تصمیم) به‌تدریج به یکدیگر اضافه می‌شوند تا یک مدل قوی‌تر بسازند. در این الگوریتم از K درخت تجمعی برای تقریب‌سازی خروجی $\hat{y}_i$ به‌صورت رابطه (۲) استفاده‌می‌کند [۲۶]:

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^{K} w_k f_k(X_i) \quad (۲)$$

که در آن، f_k یک درخت طبقه‌بندی و رگرسیون مستقل در هر یک از مراحل k است؛ w_k وزن درخت k ام است که نشان‌می‌دهد که هر درخت چقدر در پیش‌بینی نهایی تأثیرگذار است. $\hat{y}_i$ خروجی پیش‌بینی‌شده برای نمونه i است.

۳،۲،۴. الگوریتم AdaBoost

الگوریتم AdaBoost برای ایجاد یک طبقه‌بند قوی از مجموعه‌ای از طبقه‌بندهای ضعیف پیشنهادشد. الگوریتم AdaBoost مجموعه‌ای از چند مدل ضعیف را ایجادکرده و در در ابتدا، به هر نمونه آموزشی یک وزن اولیه یکسان اختصاص‌می‌دهد. سپس یک مدل ضعیف (مانند یک درخت تصمیم ساده) روی مجموعه داده آموزشی با توزیع وزن‌های فعلی آموزش داده‌می‌شود. در ادامه خطای مدل ضعیف محاسبه‌شده که این خطا نشان‌می‌دهد که مدل چقدر در طبقه‌بندی نمونه‌ها اشتباه‌کرده‌است. وزن‌های نمونه‌های آموزشی که به‌طور نادرست طبقه‌بندی‌شده‌اند، افزایش یافته و در عوض وزن‌های نمونه‌هایی که به‌طور صحیح طبقه‌بندی‌شده‌اند، کاهش می‌یابد [۲۷].

۴،۲،۴. الگوریتم QSVM

الگوریتم QSVM یک تکنیک جدید در یادگیری ماشین است که از اصول محاسبات کوانتومی برای بهبود فرآیند دسته‌بندی استفاده‌می‌کند. این الگوریتم برپایه روش‌های کلاسیک SVM بناشده و با بهره‌گیری از توانایی‌های محاسبات کوانتومی، می‌تواند داده‌های پیچیده‌تر و غیرخطی را به شیوه‌ای کارآمدتر پردازش‌کند. QSVM با استفاده از ویژگی‌هایی مانند سوپرپوزیشن و تداخل کوانتومی، فضای ویژگی‌ها را به‌طور مؤثرتری تحلیل‌کرده و مرزهای تصمیم‌گیری دقیق‌تری ایجادمی‌کند. این امر منجر به افزایش دقت در دسته‌بندی

داده‌ها شده و زمان محاسباتی را نسبت به الگوریتم‌های کلاسیک کاهش می‌دهد. در نتیجه، QSVM پتانسیل بالایی برای کاربردهای مختلف یادگیری ماشین، به‌ویژه در زمینه‌هایی مانند تشخیص الگوها و تحلیل تصویر دارد [۱۴].

۵. روش مقایسه

برای بررسی و ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی حالت‌های زیر درنظر گرفته‌شده‌است:

۱- هفت مدلCNN مستقل بر روی مجموعه داده‌های پژوهش آموزش داده‌می‌شوند تا اساساً عملکرد روش پیشنهادی در برابر عملکرد مدل‌های مستقل سنجیده‌شود.

۲- یک مدل تلفیقی شامل هفت مدل CNN تشکیل‌شده و پیش‌بینی هریک از این مدل‌ها به‌عنوان ورودی برای یک مدل XGBoost درنظرگرفته‌می‌شود.

۳- یک مدل تلفیقی شامل هفت مدل CNN تشکیل‌شده و پیش‌بینی هریک از این مدل‌ها به‌عنوان ورودی یک مدل AdaBoost درنظرگرفته‌می‌شود.

۴- یک مدل تلفیقی شامل هفت مدل CNN تشکیل‌شده و پیش‌بینی هریک از این مدل‌ها به‌عنوان ورودی یک مدل CatBoost درنظرگرفته‌می‌شود.

۵- یک مدل تلفیقی شامل هفت مدل CNN تشکیل‌شده و ویژگی‌های هر ۷ مدل با هم ترکیب‌شده و به‌عنوان ورودی یک مدل CatBoost درنظرگرفته‌می‌شود.

۶- یک مدل تلفیقی شامل هفت مدل CNN تشکیل‌شده و ویژگی‌های هر ۷ مدل با هم ترکیب‌شده و به‌عنوان ورودی یک دسته‌بند QSVM درنظرگرفته‌می‌شود.

۷- علاوه بر مقایسه با روش‌های یادگیری جمعی بالا عملکرد مدل پیشنهادی با روش‌های تجمیع ساده‌ای مانند ماکزیمم‌گیری و رأی‌گیری اکثریت نیز مقایسه می‌شود.

در این پژوهش از تابع اتلاف categorical_crossentropy، بهینه-ساز آدام و تابع فعال‌ساز سافت‌ماکس به عنوان پارامترهای مدل‌های CNN استفاده شده است. برای ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی در این پژوهش، از معیارهای صحت[۱۶]، دقت[۱۷]، یادآوری[۱۸] و امتیاز F1 برای ارزیابی مدل پیشنهادی استفاده‌شده‌است که به‌صورت روابط (۳)-(۶) آمده‌است [۳].

$$accuracy = \frac{tp + tn}{(tp + fp + tn + fn)} \quad (۳)$$

$$precision = \frac{tp}{(tp + fp)} \quad (۴)$$

$$recall = \frac{tp}{(tp + fn)} \quad (۵)$$

$$F1 = \frac{2 \times precision \times recall}{(precision + recall)} \quad (۶)$$

که در آن *tp*، *tn*، *fp* و *fn* به‌ترتیب مثبت درست، منفی درست، مثبت کاذب و منفی کاذب است.

۶. نتایج ارزیابی

برای ارزیابی عملکرد مدل پیشنهادی، از مجموعه‌ای از ۳۶۳ تصویر که در طی فرایند یادگیری به مدل‌ها نشان داده‌نشده‌بودند، استفادشد. این تصاویر شامل نمونه‌هایی از مراحل مختلف بیماری آلزایمر بودند. پیکربندی سخت‌افزاری و نرم‌افزاری استفاده‌شده برای پیاده‌سازی در جدول ۲ آورده‌شده‌است. همچنین زمان لازم برای آموزش و استنتاج مدل تجمیعی پیشنهادی در جدول ۳ نشان‌داده‌شده‌است.

جدول۲: پیکربندی سخت‌افزاری و نرم‌افزاری استفاده‌شده برای پیاده‌سازی مدل پیشنهادی

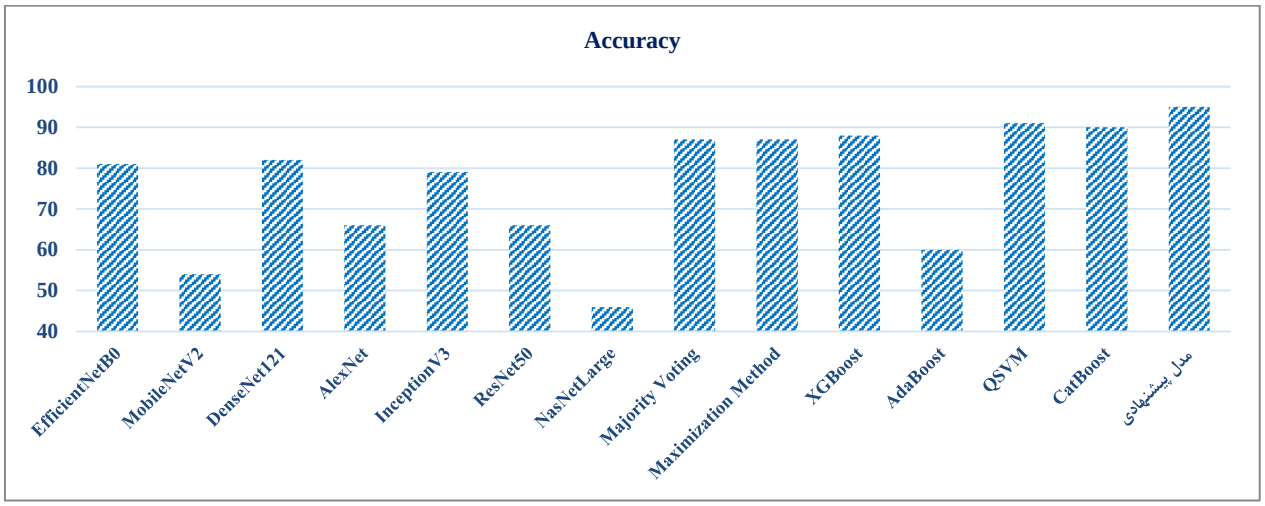
نرم‌افزار مورد نیاز	مشخصات سخت‌افزاری		
	GPU	RAM	CPU
Jupyter notebook	۱۲گیگ	۱۲گیگ	Intel(R)Xeon(R)

جدول۳: زمان لازم برای آموزش و استنتاج مدل تجمیعی پیشنهادی

نام مدل	زمان لازم برای آموزش و استنتاج
EfficientNetB0	۱۲ ساعت
MobileNetV2	۷ ساعت
DenseNet121	۱۱ ساعت
AlexNet	۱۰ ساعت
InceptionV3	۱۰ ساعت
ResNet50	۸ ساعت
NasNetLarge	۷ساعت
Majority Voting	۲۰ دقیقه
Maximization Method	۲۰ دقیقه
XGBoost	۱۵ دقیقه
AdaBoost	۱۵ دقیقه
QSVM	۱۵ دقیقه
CatBoost	۱۵ دقیقه
مدل پیشنهادی	۱۵ دقیقه

جدول۴: نتایج نهایی بر اساس امتیاز F1.

نام مدل	امتیاز F1 AD	امتیاز F1 EMCI	امتیاز F1 LMCI	امتیاز F1 MCI	امتیاز F1 NC	امتیاز F1 SMC	امتیاز F1 کل
EfficientNetB0	۶۷	۸۲	۸۸	۷۵	۸۲	۸۸	۸۰,۳۳
MobileNetV2	۳۸	۴۴	۵۶	۲۵	۶۲	۷۰	۴۹,۱۶
DenseNet121	۷۷	۷۹	۸۸	۶۳	۸۵	۹۳	۸۰,۸۳
AlexNet	۵۶	۵۶	۶۲	۴۲	۶۷	۹۲	۶۲,۵
InceptionV3	۷۸	۷۳	۶۴	۵۷	۸۳	۹۲	۷۴,۵
ResNet50	۵۳	۵۵	۶۵	۸۲	۶۸	۸۶	۶۸,۱۶
NasNetLarge	۳۴	۲۸	۴۵	۱۸	۵۶	۷۰	۴۱,۸۳
Majority Voting	۸۳	۸۲	۹۰	۸۲	۸۷	۹۵	۸۶,۵
Maximization Method	۸۰	۸۲	۹۰	۸۲	۸۷	۹۵	۸۶
XGBoost	۸۰	۸۴	۸۶	۱۰۰	۸۸	۹۸	۸۹,۳۳
AdaBoost	۱۵	۲۷	۳۶	۷۸	۸۹	۹۸	۵۷,۱۶
QSVM	۸۲	۸۶	۹۶	۹۵	۹۳	۹۸	۹۱,۶۶
CatBoos	۸۲	۸۷	۹۰	۱۰۰	۹۰	۹۷	۹۱
مدل پیشنهادی	۹۳	۹۳	۹۷	۹۵	۹۴	۹۸	**۹۵**



شکل۳: مقایسه مدل پیشنهادی با سایر مدل‌ها بر اساس معیار صحت

به‌منظور تحلیل دقیق سیستم، امتیاز F1 برای هر مدل و در هر کلاس محاسبه‌شد و نتایج به‌دست‌آمده به تفکیک هر مدل نشان‌داده‌شده‌است. جدول ۴ امتیازF1 برای هریک از مدل‌ها در کلاس‌های مختلف (AD، EMCI، LMCI، MCI، NC، SMC) و همچنین امتیاز F1 کل را نشان‌می‌دهد. مقایسه مدل پیشنهادی با سایر مدل‌ها بر اساس معیار صحت نیز در شکل ۳ نشان‌داده‌شده‌است.

نتایج حاصل نشان‌می‌دهد که عملکرد مدل پیشنهادی نسبت به سایر مدل‌ها به‌ویژه در تشخیص مراحل ابتدایی بیماران (مانند EMCI و LMCI) بهبود معناداری داشته‌است. به‌طور خاص، امتیازF1 مدل پیشنهادی در کلاس AD معادل ۹۳، در EMCI معادل ۹۳ و در LMCI معادل ۹۷ بوده‌است که بالاترین امتیازهای کسب‌شده توسط سایر مدل‌ها را به‌نمایش‌می‌گذارد.

در مقایسه با مدل‌های مستقل، همچون EfficientNet، DenseNet و دیگر مدل‌های CNN، مدل پیشنهادی به‌وضوح عملکرد بهتری در تمامی کلاس‌ها از خود نشان‌داده‌است. به‌علاوه، نتایج به‌دست‌آمده از روش‌های تجمیع سنتی نظیر رأی‌گیری و ماکزیمم‌گیری نیز نشان‌دهنده برتری چشم‌گیر مدل پیشنهادی است.

در نهایت، نتایج مربوط به مدل AdaBoost که به‌ترتیب در کلاس‌های مختلف امتیازF1 نسبتاً پایینی ارائه داد (حداکثر ۵۷,۱۶) نشان‌دهنده ضعف این مدل در مقایسه با مدل‌های دیگر و به‌ویژه مدل پیشنهادی می‌باشد.

این یافته‌ها، اثربخشی و توانایی بالای مدل پیشنهادی در شناسایی و طبقه‌بندی مراحل مختلف بیماری آلزایمر را تأییدمی‌کند و بر اهمیت به‌کارگیری روش‌های یادگیری عمیق جمعی در تشخیص‌های پزشکی تأکیدمی‌نماید. به‌ویژه، این نتایج می‌توانند به بهبود فرآیندهای تشخیصی زودهنگام و مدیریت بالینی بیماری آلزایمر کمک‌کنند.

۷. نتیجه‌گیری و بحث

بیماری آلزایمر امروزه یکی از چالش‌برانگیزترین اختلالات عصبی است و نیاز به تشخیص زودهنگام آن برای بهبود کیفیت زندگی بیماران و خانواده‌های آنان به‌شدت احساس‌می‌شود. در این پژوهش، یک مدل یادگیری عمیق جمعی برای طبقه‌بندی تصاویر پزشکی مربوط به بیماری آلزایمر ارائه‌داده‌شده‌است که از هفت مدل شبکه عصبی کانولوشنی به‌عنوان پایه استفاده‌می‌کند. نتایج تحقیق نشانگر عملکرد بالای مدل پیشنهادی در مقایسه با سایر مدل‌های یادگیری عمیق مستقل و روش‌های تجمیع سنتی است.

مدل پیشنهادی با استفاده از الگوریتم CatBoost به‌طور مؤثری دقت سیستم را در شناسایی و طبقه‌بندی مراحل مختلف بیماری آلزایمر بهبودمی‌بخشد. امتیاز F1 به‌دست‌آمده از مدل پیشنهادی در کلاس‌های مختلف، به‌ویژه در مراحل ابتدایی بیماری نظیر EMCI و MCI نشان‌دهنده دستاوردهای قابل‌توجهی است. به‌طورخاص، این امتیازات نشان‌دهنده توانایی ارتقایافته مدل در تشخیص زودهنگام و دقیق بیماران مبتلا به بیماری آلزایمر است که می‌تواند در درمان‌های پیشگیرانه و مدیریت بالینی تاثیرگذار باشد.

در مقایسه با مدل‌های مستقل، نتایجی که از مدل پیشنهادی به‌دست‌آمد، نشان‌دهنده برتری در دقت تشخیص کلی و همچنین در تفکیک مراحل مختلف بیماری است. به‌عنوان مثال، درحالی‌که مدل‌های دیگری مانند EfficientNet و DenseNet در کلاس‌های خاص عملکرد خوبی داشتند، مدل پیشنهادی در هر کلاس نتایج بهتری ارائه‌داد. استفاده از روش‌های تجمیع سنتی مانند رأی‌گیری و ماکزیمم‌گیری نیز نتایج قابل‌قبولی به‌دست‌داد، اما به‌وضوح کمتر از کارایی مدل پیشنهادی است.

نتایج همچنین حاکی از این است که مدل‌های یادگیری جمعی مثل CatBoost می‌توانند با ترکیب ویژگی‌های مختلف شبکه‌های عصبی، عملکرد کلی سیستم را افزایش دهند. این موضوع به‌وضوح در مقایسه با AdaBoost و XGBoost به‌عنوان روش‌های دیگر یادگیری جمعی نمایان است.

از دیگر نکات قابل‌توجه می‌توان به اهمیت مراحل پیش‌پردازش داده‌ها اشاره‌کرد. مراحل پیش‌پردازش مانند بازآرایی، ثبت، استخراج بافت مغز، تصحیح سایه و بخش‌بندی به‌نحوی طراحی‌شده‌بودند که کیفیت داده‌های ورودی را به حداکثر برسانند و این خود بر نتایج نهایی تأثیر قابل‌توجهی گذاشت.

در نهایت، این مطالعه تأکیدمی‌کند که بهره‌گیری از روش‌های پیشرفته یادگیری عمیق و یادگیری جمعی می‌تواند به شناسایی زودهنگام و دقیق بیماری آلزایمر کمک‌کند. این دستاوردها بهبود فرآیندهای تشخیصی پزشکی را نویدمی‌دهد و می‌تواند راهگشای تحقیقات آتی در حوزه تشخیص و درمان بیماری‌های عصبی باشد. پژوهش‌های آینده می‌توانند بر روی بهینه‌سازی بیشتر مدل‌ها، ادغام دیگر تکنیک‌ها، و همچنین بررسی تأثیر تغییرات در داده‌های ورودی متمرکز باشند تا بدین‌وسیله دقت و کارایی سیستم‌های تشخیصی بهبودیابد.

منابع

[1] Rawat, R. M., Akram, M., & Pradeep, S. S. (2020, June). Dementia detection using machine learning by stacking models. In 2020 5th International Conference on Communication and Electronics Systems (ICCES) (pp. 849-854). IEEE.

[2] Dashtipour, K., Taylor, W., Ansari, S., Zahid, A., Gogate, M., Ahmad, J., ... & Abbasi, Q. (2021, December). Detecting Alzheimer's disease using machine learning methods. In *EAI International Conference on Body Area Networks* (pp. 89-100).

[3] Singh, A., & Kumar, R. (2024). Brain MRI Image Analysis for Alzheimer's Disease (AD) Prediction Using Deep Learning Approaches. *SN Computer Science*, *5*(1), 160.

[4] Taylor, K. (2020). Dementia: A very short introduction. Oxford University Press.

[5] LeCun, Y. (2019, February). 1.1 deep learning hardware: Past, present, and future. In *2019 IEEE International Solid-State Circuits Conference-(ISSCC)* (pp. 12-19). IEEE.

[6] Garg, A., & Mago, V. (2021). Role of machine learning in medical research: A survey. Computer science review, 40, 100370.

[7] Dong, X., Yu, Z., Cao, W., Shi, Y., & Ma, Q. (2020). A survey on ensemble learning. Frontiers of Computer Science, 14, 241-258.

[8] Shukla, A., Tiwari, R., & Tiwari, S. (2023). Alzheimer's disease detection from fused PET and MRI modalities using an ensemble classifier. Machine Learning and Knowledge Extraction, 5(2), 512-538.

[9] Nykoniuka, M., Melnykovab, N., Paterehac, Y., Salad, D., & Cichońe, D. (2023). Classification of Patients with the Development of Alzheimer's Disease using an Ensemble of Machine Learning Models. Proceedings http://ceur-ws. org ISSN, 1613, 0073.

[10] Chandralekha, E., Gokila, E., & Vasudevan, I. (2023, November). Exploratory Investigation and Alzheimer's Disease Classification Utilizing Ensemble Models in Machine Learning. In *2023 International Conference on Ambient Intelligence, Knowledge Informatics and Industrial Electronics (AIKIIE)* (pp. 1-7). IEEE.

[11] Fareed, M. M. S., Zikria, S., Ahmed, G., Mahmood, S., Aslam, M., Jillani, S. F., ... & Asad, M. (2022). ADD-Net: an effective deep learning model for early detection of Alzheimer disease in MRI scans. IEEE Access, 10, 96930-96951.

[12] Ghaffari, H., Tavakoli, H., &Pirzad Jahromi, G. (2022). Deep transfer learning–based fully automated detection and classification of Alzheimer's disease on brain MRI. The British journal of radiology, 95(1136), 20211253.

[13] Lu, B., Li, H. X., Chang, Z. K., Li, L., Chen, N. X., Zhu, Z. C., ... & Yan, C. G. (2022). A practical Alzheimer's disease classifier via brain imaging-based deep learning on 85,721 samples. Journal of Big Data, 9(1), 101.

[14] Jenber Belay, A., Walle, Y. M., & Haile, M. B. (2024). Deep Ensemble learning and quantum machine learning approach for Alzheimer's disease detection. *Scientific Reports*, *14*(1), 14196.

[15] ADNI Dataset. https://ida.loni.usc.edu/login.jsp?project=ADNI&page=HOME. Accessed 10 Mar 2022.

[16] MIPAV. https://mipav.cit.nih.gov/
[17] Szegedy, C., Liu, W., Jia, Y., Sermanet, P., Reed, S., Anguelov, D. & Rabinovich, A. (2015). Going deeper with convolutions. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 1-9).
[18] X. Han, Y. Zhong, L. Cao, and L. Zhang, "Pre-trained alexnet architecture with pyramid pooling and supervision for high spatial resolution remote sensing image scene classification," *Remote Sensing*, vol. 9, no. 8, p. 848, 2017 .
[19] Sandler, M., Howard, A., Zhu, M., Zhmoginov, A., & Chen, L. C. (2018). Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 4510-4520).
[20] M. Tan and Q. Le, "Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks," in *International conference on machine learning*, 2019: PMLR, pp. 6105-6114 .
[21] Huang, G., Liu, Z., Van Der Maaten, L., & Weinberger, K. Q. (2017). Densely connected convolutional networks. In Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition (pp. 4700-4708).
[22] Q. Ji, J. Huang, W. He, and Y. Sun, "Optimized deep convolutional neural networks for identification of macular diseases from optical coherence tomography images," *Algorithms*, vol. 12, no. 3, p. 51, 2019 .
[23] Saber, H. A., Younes, A., Osman, M., & Elkabani, I. (2024). Quran reciter identification using NASNetLarge. *Neural Computing and Applications*, *36*(12), 6559-6573.
[24] C. Szegedy et al., "Going deeper with convolutions," in Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2015, pp. 1-9 .
[25] Dorogush, A. V., Ershov, V., & Gulin, A. (2018). CatBoost: gradient boosting with categorical features support. arXiv preprint arXiv:1810.11363.
[26] Chen, T., & Guestrin, C. (2016, August). Xgboost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining* (pp. 785-794).
[27] Li, X., Wang, L., & Sung, E. (2005, July). A study of AdaBoost with SVM based weak learners. In *Proceedings. 2005 IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2005.* (Vol. 1, pp. 196-201). IEEE.

پی‌نوشت

1 Normal Control (NC)
2 Mild Cognitive Impairment (MCI)
3 Early Mild Cognitive Impairment (EMCI)
4 Late Mild Cognitive Impairment (LMCI)
5 Significant Memory Concern (SMC)
6 Convolutional Neural Network (CNN)
7 Quantum Support Vector Machine (QSVM)
8 Restoration
9 Registration
10 Brain Segmentation and Extraction (BSE)
11 Shading Correction
12 Kaggle
13 Pooling
14 Fully Connected (FC)
15 Dropout
16 Accuracy
17 Precision
18 Recall