

شماره:

تاریخ:

پیوست:

باسمه تعالی



واحد گرگان

فرم ارائه پروپوزال پایان نامه

کارشناسی ارشد دکتری حرفه ای دکتری تخصصی

درخواست تصویب موضوع پایان نامه کارشناسی ارشد ، دکترای حرفه ای و دکترای تخصصی
دانشگاه آزاد اسلامی واحد گرگان

نام و نام خانوادگی: شماره دانشجویی:

رشته تحصیلی: گرایش:

عنوان تحقیق به فارسی:

عنوان تحقیق به انگلیسی:

تایید رئیس دانشکده:

لازم به ذکر است که مسولیت هرگونه اشتباه در درج شماره دانشجویی و همچنین درج ننمودن پسوند فامیلی در پروپوزال به عهده دانشجو بوده و دانشجو موظف است که اطلاعات خود را صحیح وارد نماید. در صورت اشتباه وارد کردن اطلاعات خواسته شده از دفاع دانشجو جلوگیری به عمل می آید.

۱. اطلاعات مربوط به دانشجو:

نام خانوادگی:	شماره دانشجویی:
رشته تحصیلی:	گرایش:
مقطع:	دانشکده:
دوره:	تاریخ و سال ورود:
نشانی پستی:	تلفن:
نشانی پستی در شهرستان:	تلفن:

۲- اطلاعات مربوط به استاد راهنما

استاد راهنمای ۱:

نام خانوادگی:	شماره شناسنامه:	نام:
محل تولد:	آخرین مدرک تحصیلی دانشگاهی:	سال تولد:
تخصص:	سمت:	رتبه دانشگاهی:
نحوه همکاری: تمام وقت <input type="checkbox"/> نیمه وقت <input type="checkbox"/> مدعو <input type="checkbox"/>		سنوات تدریس کارشناسی ارشد دکتر
تلفن:	کد ملی:	نشانی:

در صورتیکه استاد راهنما از اساتید واحد نمی باشد حتما باید مدارک ذیل ضمیمه پروپوزال باشد و یا مستقیما به دفتر امور پایان نامه ها تحویل گردد. در غیر اینصورت کد پایان نامه صادر نمی گردد.

۱- تصویر آخرین حکم کارگزینی ۲- تصویر آخرین مدرک تحصیلی ۳- تصویر کارت ملی ۴- تصویر شناسنامه ۵- رزومه پژوهشی در یک صفحه ۶- شماره حساب سیبا (حتما بانک ملی) ۷- صفحه اول دفترچه بیمه

اساتید محترم راهنما و مشاور موظف می باشند پیش از پذیرش دانشجو، به سقف ظرفیت خود توجه نماید تا از بروز تأخیر در تصویب پروپوزال در گروه، دانشکده و معاونت پژوهش و فناوری و در نهایت اخذ کد پایان نامه / رساله جلوگیری گردد. مسئولیت کنترل این ظرفیت در زمان تصویب موضوع در گروه آموزشی بر عهده مدیر محترم گروه می باشد.

استاد راهنمای ۲:

نام:	نام خانوادگی:	شماره شناسنامه:
سال تولد:	محل تولد:	آخرین مدرک تحصیلی دانشگاهی: حوزوی:
رتبه دانشگاهی:	تخصص:	سمت:
سنوات تدریس کارشناسی ارشد دکتر		نحوه همکاری: تمام وقت <input type="checkbox"/> نیمه وقت <input type="checkbox"/> مدعو <input type="checkbox"/>
نشانی:		تلفن: کد ملی:
<p>در صورتیکه استاد راهنما از اساتید واحد نمی باشد حتما باید مدارک ذیل ضمیمه پروپوزال باشد و یا مستقیما به دفتر امور پایان نامه ها تحویل گردد. در غیر اینصورت کد پایان نامه صادر نمی گردد.</p> <p>۱- تصویر آخرین حکم کارگزینی ۲- تصویر آخرین مدرک تحصیلی ۳- تصویر کارت ملی ۴- تصویر شناسنامه ۵- رزومه پژوهشی در یک صفحه ۶- شماره حساب سیبا (حتما بانک ملی) ۷- صفحه اول دفترچه بیمه</p> <p>اساتید محترم راهنما و مشاور موظف می باشند پیش از پذیرش دانشجو، به سقف ظرفیت خود توجه نمایند تا از بروز تأخیر در تصویب پروپوزال در گروه، دانشکده و معاونت پژوهش و فناوری و در نهایت اخذ کد پایان نامه / رساله جلوگیری گردد. مسئولیت کنترل این ظرفیت در زمان تصویب موضوع در گروه آموزشی بر عهده مدیر محترم گروه می باشد.</p>		

۳. اطلاعات مربوط به استاد یا استادان مشاور:

استاد مشاور ۱:

نام:	نام خانوادگی:	شماره شناسنامه:
سال تولد:	محل تولد:	آخرین مدرک تحصیلی دانشگاهی: حوزوی:
رتبه دانشگاهی:	تخصص:	سمت:
سنوات تدریس کارشناسی ارشد دکتر		نحوه همکاری: تمام وقت <input type="checkbox"/> نیمه وقت <input type="checkbox"/> مدعو <input type="checkbox"/>
نشانی:		تلفن: کد ملی:
<p>در صورتیکه استاد راهنما از اساتید واحد نمی باشد حتما باید مدارک ذیل ضمیمه پروپوزال باشد و یا مستقیما به دفتر امور پایان نامه ها تحویل گردد. در غیر اینصورت کد پایان نامه صادر نمی گردد.</p> <p>۱- تصویر آخرین حکم کارگزینی ۲- تصویر آخرین مدرک تحصیلی ۳- تصویر کارت ملی ۴- تصویر شناسنامه ۵- رزومه پژوهشی در یک صفحه ۶- شماره حساب سیبا (حتما بانک ملی) ۷- صفحه اول دفترچه بیمه</p> <p>اساتید محترم راهنما و مشاور موظف می باشند پیش از پذیرش دانشجو، به سقف ظرفیت خود توجه نمایند تا از بروز تأخیر در تصویب پروپوزال در گروه، دانشکده و معاونت پژوهش و فناوری و در نهایت اخذ کد پایان نامه / رساله جلوگیری گردد. مسئولیت کنترل این ظرفیت در زمان تصویب موضوع در گروه آموزشی بر عهده مدیر محترم گروه می باشد.</p>		

استاد مشاور ۲:

نام خانوادگی:	شماره شناسنامه:	نام:
محل تولد:	آخرین مدرک تحصیلی دانشگاهی:	سال تولد:
تخصص:	سمت:	رتبه دانشگاهی:
سنوات تدریس کارشناسی ارشد دکترا		نحوه همکاری: تمام وقت <input type="checkbox"/> نیمه وقت <input type="checkbox"/> مدعو <input type="checkbox"/>
نشانی:		تلفن: کد ملی:

در صورتیکه استاد راهنما از اساتید واحد نمی باشد حتما باید مدارک ذیل ضمیمه پروپوزال باشد و یا مستقیما به دفتر امور پایان نامه ها تحویل گردد. در غیر اینصورت کد پایان نامه صادر نمی گردد.

۱- تصویر آخرین حکم کارگزینی ۲- تصویر آخرین مدرک تحصیلی ۳- تصویر کارت ملی ۴- تصویر شناسنامه ۵- رزومه پژوهشی در یک صفحه ۶- شماره حساب سیبا (حتما بانک ملی) ۷- صفحه اول دفترچه بیمه

اساتید محترم راهنما و مشاور موظف می باشند پیش از پذیرش دانشجو، به سقف ظرفیت خود توجه نماید تا از بروز تأخیر در تصویب پروپوزال در گروه، دانشکده و معاونت پژوهش و فناوری و در نهایت اخذ کد پایان نامه / رساله جلوگیری گردد. مسئولیت کنترل این ظرفیت در زمان تصویب موضوع در گروه آموزشی بر عهده مدیر محترم گروه می باشد.

۴. اطلاعات مربوط به پایان نامه

۱- الف: عنوان پایان نامه:

کاهش ابعاد و طبقه بندی آرایمر با استفاده از Autoencoder بهینه شده توسط الگوریتم گرگ خاکستری با جهش تکاملی (EGWO)

ب: نوع کار تحقیقاتی: بنیادی^۱ نظری^۲ کاربردی^۳ عملی^۴

پ: تعداد واحد پایان نامه:

ت: پرسش اصلی تحقیق (مسأله تحقیق):

- تحقیق بنیادی پژوهشی است که به کشف ماهیت اشیاء پدیده ها و روابط بین متغیرها، اصول، قوانین و ساخت یا آزمایش تئوری ها و نظریه ها می پردازد و به توسعه مرزهای دانش رشته علمی کمک می نماید.
- تحقیق نظری: نوعی پژوهش بنیادی است و از روش های استدلال و تحلیل عقلانی استفاده می کند و بر پایه مطالعات کتابخانه ای انجام می شود.
- تحقیق کاربردی: پژوهشی است که با استفاده از نتایج تحقیقات بنیادی به منظور بهبود و به کمال رساندن رفتارها، روش ها، ابزارها، وسایل، تولیدات، ساختارها و الگوهای مورد استفاده جوامع انسانی انجام می شود.
- تحقیق عملی: پژوهشی است که با استفاده از نتایج تحقیقات بنیادی و با هدف رفع مسائل و مشکلات جوامع انسانی انجام می شود.

۵. بیان مسأله (تشریح ابعاد، حدود مسأله، معرفی دقیق مسأله، بیان جنبه‌های مجهول و مبهم و متغیرهای مربوط به پرسش‌های تحقیق، منظور تحقیق):

بیماری آلزایمر^۱ یکی از مهم‌ترین و شایع‌ترین بیماری‌های تحلیل‌برنده عصبی است که به‌ویژه در سالمندان شیوع بالایی دارد و باعث کاهش تدریجی توانایی شناختی و حافظه می‌شود^۲ [۱]. تشخیص زودهنگام این بیماری از اهمیت بالایی برخوردار است، زیرا می‌تواند در طراحی درمان‌های حمایتی، کند کردن روند پیشرفت بیماری و بهبود کیفیت زندگی بیماران نقش مؤثری ایفا کند [۲]. با این حال، تشخیص دقیق و به‌موقع آلزایمر همچنان یکی از چالش‌های اصلی علوم اعصاب و بینایی ماشین است، زیرا تغییرات ساختاری و عملکردی مغز در مراحل اولیه بیماری بسیار ظریف، غیرخطی و چندبعدی بوده و با روش‌های سنتی به‌سختی قابل شناسایی هستند [۳]. داده‌های تصویربرداری مغزی مانند MRI^3 و $fMRI^4$ ابزارهای قدرتمندی برای مطالعه تغییرات ساختاری و عملکردی مغز هستند [۴]، اما این داده‌ها دارای ابعاد بسیار بالا^۵ و حجم زیاد بوده و پردازش مستقیم آن‌ها منجر به پیچیدگی محاسباتی و احتمال بیش‌برازش^۶ در مدل‌های یادگیری ماشین می‌شود [۵]. روش‌های مرسوم کاهش ابعاد مانند PCA^7 یا تحلیل مؤلفه‌های خطی، با وجود سادگی، در استخراج الگوهای غیرخطی و پیچیده‌ی موجود در داده‌های مغزی عملکرد محدودی دارند [۶]. در مقابل، شبکه‌های عصبی خودرمزگذار^۸ به‌عنوان ابزاری قدرتمند در یادگیری نمایش‌های غیرخطی، فشرده و معنی‌دار از داده‌ها مطرح شده‌اند [۷]. **Autoencoder** یک شبکه عصبی عمیق متشکل از دو بخش اصلی است: رمزگذار^۹ که داده‌های ورودی با ابعاد بالا را به یک نمایش فشرده و کم‌بعد نگاشت می‌کند و رمزگشا^{۱۰} که از روی این نمایش فشرده تلاش می‌کند داده اولیه را بازسازی نماید. این فرایند باعث می‌شود که شبکه به‌طور خودکار الگوهای پنهان و ویژگی‌های اصلی داده را بیاموزد و در عین حال ویژگی‌های غیرضروری یا نویزی حذف شوند. بنابراین، **Autoencoder** ابزاری قدرتمند برای کاهش ابعاد و استخراج نمایش‌های غیرخطی و معنادار از داده‌های پیچیده مانند تصاویر مغزی است [۸]. با این وجود، چالش اصلی در استفاده از **Autoencoder** انتخاب و تنظیم ساختار مناسب شبکه (مانند تعداد نرون‌ها در لایه میانی^{۱۱}، عمق شبکه^{۱۲}، نوع تابع فعال‌ساز^{۱۳}) و همچنین پارامترهای بهینه آموزش (مانند نرخ یادگیری^{۱۴} و تعداد تکرارها^{۱۵}) است [۹]. تعیین این مقادیر به‌صورت دستی دشوار و زمان‌بر است و در بسیاری از موارد منجر به نتایج غیربهینه می‌شود [۱۰]. برای غلبه بر این محدودیت، استفاده از الگوریتم‌های تکاملی و فراابتکاری در بهینه‌سازی **Autoencoder** پیشنهاد می‌شود [۱۱]. یکی از الگوریتم‌های پرکاربرد در این زمینه، الگوریتم گرگ خاکستری^{۱۶} است که با الهام از رفتار اجتماعی گرگ‌ها در شکار، فرایند

1 Alzheimer's Disease (AD)

2 Neurodegenerative disease

3 Magnetic Resonance Imaging (MRI)

4 Functional Magnetic Resonance Imaging (fMRI)

5 High Dimensionality

6 Overfitting

7 Principal Component Analysis (PCA)

8 Autoencoder

9 encoder

10 decoder

11 Number of neurons in the hidden layer

12 Network depth

13 Type of activation function

14 Learning rate

15 Number of epochs

16 Grey Wolf Optimizer (GWO)

جست‌وجوی بهینه را مدل‌سازی می‌کند [۱۲]. با این حال، نسخه‌ی پایه‌ی GWO معمولاً در اواخر جست‌وجو دچار همگرایی زودرس شده و در کمینه‌های محلی^۱ گیر می‌کند، که این موضوع مانع از دستیابی به بهینه‌ی سراسری^۲ می‌شود. به همین دلیل، نسخه پیشرفته‌تری به نام گرگ خاکستری با جهش تکاملی^۳ معرفی می‌شود. در این نسخه، از جهش تکاملی^۴، استفاده می‌شود تا بخشی از جمعیت گرگ‌ها در هر نسل با تغییرات تصادفی یا هدایت‌شده به‌روزرسانی شوند. این رویکرد تنوع جمعیت را افزایش داده، قابلیت کاوش در فضای پارامترها را بهبود می‌بخشد و از محصور شدن در کمینه‌های محلی جلوگیری می‌کند. به عبارت دیگر، EGWO با تلفیق رفتار سلسه مراتبی GWO و عملگرهای جهش الگوریتم ژنتیک^۵، یک روش تطبیقی و پویا برای بهینه‌سازی ارایه می‌دهد [۱۳].

بنابراین، مسأله اصلی این پژوهش آن است که چگونه می‌توان با بهره‌گیری از یک Autoencoder بهینه‌شده توسط EGWO، فرایند کاهش ابعاد داده‌های مغزی را به‌گونه‌ای انجام داد که ویژگی‌های استخراج‌شده هم از نظر علمی قابل تفسیر باشند و هم دقت بالایی در طبقه‌بندی مراحل مختلف بیماری آلزایمر (سالم، MCI^۶، AD) فراهم کنند [۱۴]. در این چارچوب، EGWO پارامترهای ساختاری و آموزشی Autoencoder (مانند نرخ یادگیری، تعداد نرون‌ها، لایه‌های پنهان و توابع فعال‌سازی) را به‌صورت خودکار تنظیم می‌کند و بدین ترتیب فرایند آموزش شبکه بهینه‌سازی می‌شود. به‌طور خلاصه، هدف این پژوهش توسعه‌ی یک مدل ترکیبی EGWO-Autoencoder-Classifer است که بتواند ضمن کاهش مؤثر ابعاد داده‌های MRI، طبقه‌بندی مراحل آلزایمر را با دقت، حساسیت و پایداری بالاتری نسبت به روش‌های موجود انجام دهد [۱۵].

ابهام اصلی در این تحقیق مربوط به تعیین ساختار بهینه‌ی Autoencoder و جلوگیری از بیش‌برازش است. متغیرهای مؤثر شامل تعداد نرون‌های لایه میانی، نرخ یادگیری، نوع تابع فعال‌ساز، عمق شبکه و سایر پارامترهای آموزشی هستند که باید به‌صورت تطبیقی و خودکار توسط EGWO تنظیم شوند [۱۶]. همچنین میزان بهبود دقت، حساسیت، و پایداری مدل پیشنهادی در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها (نظیر AE+PSO، AE+WOA و PCA) از جنبه‌های قابل بررسی در این پژوهش محسوب می‌شود [۱۷].

۶. سوابق و پیشینه پژوهش (بیان مختصر سابقه تحقیقات انجام شده درباره موضوع و نتایج به دست آمده در داخل و خارج از کشور نظریات علمی موجود درباره موضوع تحقیق)

لونگ^۷ و همکاران (۲۰۱۸) [۱۸]، نسخه‌ای بهبودیافته از الگوریتم گرگ خاکستری (GWO^۸) را معرفی کردند که با عنوان الگوریتم EEGWO^۹ شناخته می‌شود. هدف این پژوهش، ارتقای توانایی اکتشاف^{۱۰} در فضای جست‌وجو و جلوگیری از گیر افتادن در کمینه‌های محلی بود؛ مشکلی که در نسخه اصلی GWO مشاهده می‌شود. در این مطالعه، پژوهشگران یک معادله‌ی به‌روزرسانی موقعیت جدید ارائه دادند که در آن، علاوه بر سه گرگ برتر (α ، β و δ)، از یک گرگ تصادفی از میان جمعیت برای هدایت فرایند جست‌وجو استفاده می‌شود. این تغییر باعث افزایش تنوع در جمعیت و بهبود توانایی کشف مناطق جدید از فضای جست‌وجو شد. همچنین یک استراتژی کنترل غیرخطی برای پارامتر a معرفی شد تا تعادل میان اکتشاف و بهره‌برداری^{۱۱} حفظ شود.

1 Local minima

2 global optimum

3 Enhanced Grey Wolf Optimizer (EGWO)

4 Evolutionary Mutation

5 Genetic Algorithm

6 Mild Cognitive Impairment (MCI)

7 Long, et al

8 Grey Wolf Optimizer

9 Exploration-Enhanced Grey Wolf Optimizer

10 exploration

11 exploitation

نتایج آزمایش‌ها بر روی ۲۳ تابع معیار و چهار مسئله مهندسی نشان داد که الگوریتم EEGWO نسبت به نسخه اصلی GWO و سایر نسخه‌های اصلاح‌شده، از نظر دقت، سرعت همگرایی و پایداری عملکرد بهتری دارد. این پژوهش نقش مهمی در توسعه الگوریتم‌های فراابتکاری ایفا کرده است، زیرا با ایجاد تعادل پویا میان جست‌وجوی گسترده و متمرکز، توانسته است الگوریتم GWO را برای حل مسائل بهینه‌سازی با ابعاد بالا کارآمدتر سازد.

هان و همکاران^۱ (۲۰۱۸) [۱۹] یکی از نخستین پژوهش‌های مؤثر در زمینه‌ی استفاده از خودرزم‌گذارها برای انتخاب ویژگی و کاهش ابعاد داده‌های پر حجم، به‌ویژه در حوزه‌ی داده‌های پزشکی و تصویربرداری مغزی^۲ را ارائه کردند. آنان در این پژوهش، روشی با نام انتخاب ویژگی مبتنی بر خودرزم‌گذار^۳ پیشنهاد دادند که یک روش غیرنظارتی برای انتخاب ویژگی محسوب می‌شود. در این روش، از رگرسیون خودرزم‌گذار^۴ همراه با منظم‌سازی^۵ بر روی وزن‌های لایه‌ی رمزگذار استفاده شد تا زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌های مهم شناسایی و انتخاب گردد. نوآوری اصلی این پژوهش در ترکیب هم‌زمان فرایند بازسازی داده‌ها با انتخاب ویژگی بود؛ بدین معنا که مدل نه‌تنها داده‌ها را بازسازی می‌کرد، بلکه به‌طور خودکار ویژگی‌های غیرضروری را حذف و تنها ویژگی‌های کلیدی را حفظ می‌نمود. این رویکرد، مسیر تازه‌ای در حوزه‌ی انتخاب ویژگی‌های مؤثر با بهره‌گیری از ساختارهای یادگیری عمیق ایجاد کرد و به‌عنوان پایه‌ای برای توسعه‌ی مدل‌های پیشرفته‌تر در تحلیل داده‌های پیچیده به‌کار رفت.

عبید^۶ و همکاران (۲۰۱۹) [۲۰] روشی به نام خودکارساز بتنی (CAE⁷) را معرفی کردند که یک رویکرد بدون نظارت و کاملاً قابل‌تمایز برای انتخاب ویژگی‌های جهانی و بازسازی داده‌هاست. این روش به‌طور هم‌زمان ویژگی‌های اطلاعاتی را انتخاب و داده‌های ورودی را از این ویژگی‌ها بازسازی می‌کند. CAE از یک لایه انتخاب‌گر بتنی به‌عنوان رمزگذار^۸ و یک شبکه عصبی استاندارد به‌عنوان رمزگشا^۹ استفاده می‌کند. لایه انتخاب‌گر بتنی با بهره‌گیری از متغیرهای تصادفی بتنی^{۱۰} و ترفند بازپارامترسازی قابل‌تمایز^{۱۱}، امکان انتخاب ویژگی‌های گسسته را فراهم می‌کند. در طول آموزش، دمای لایه انتخاب‌گر به‌تدریج کاهش می‌یابد تا تعداد مشخصی از ویژگی‌ها انتخاب شود. در زمان آزمایش، ویژگی‌های انتخاب‌شده برای بازسازی سایر داده‌های ورودی استفاده می‌شوند. نتایج نشان داد که CAE در مجموعه داده‌ی بیان ژن^{۱۲} با ۲۰,۰۰۰ ژن انسانی، زیرمجموعه‌ای کوچک از ژن‌ها را انتخاب کرد که امکان استنتاج دقیق بیان ژن‌های باقی‌مانده را فراهم ساخت و هزینه‌های اندازه‌گیری را تا ۲۰ درصد کاهش داد. این روش با افزودن چند خط کد به یک خودکارساز استاندارد قابل‌پیاده‌سازی است. از محدودیت‌های CAE می‌توان به هزینه محاسباتی بالا و نیاز به اعتبارسنجی در کاربردهای عملی اشاره کرد. پژوهش‌های آینده می‌توانند از CAE در حوزه‌هایی مانند

¹ Han, K, et al

² Brain Imaging

³ AutoEncoder Feature Selector; AEFS

⁴ Autoencoder Regression

⁵ Regularization

⁶ Abid

⁷ Concrete Autoencoder

⁸ Encoder

⁹ Decoder

¹⁰ Concrete random variables

¹¹ Reparameterization trick

¹² Gene expression dataset

دوکه و سباگ^۱ (۲۰۱۹) [۲۱] در پژوهشی با عنوان مدل یادگیری عمیق برای پیش‌بینی تشخیص بیماری آلزایمر با استفاده از F-^۲ FDG الگوریتمی نوآورانه با نام انتخاب ویژگی آگنوستیک^۳ معرفی کردند. در این روش، فرایند انتخاب ویژگی به صورت مستقیم به شبکه‌ی خودرمزگذار واگذار شد و چندین نوع منظم‌سازی ساختاری^۴ برای بهبود کارایی آن به کار گرفته شد. این منظم‌سازی‌ها شامل محدودسازی وزن‌ها^۵، گرادیان رمزگذار^۶ و متغیرهای کمکی^۷ بودند. نقطه‌ی قوت اصلی این الگوریتم، افزایش انعطاف‌پذیری در انتخاب ویژگی‌های معنادار و مؤثر در داده‌های پیچیده بود، به گونه‌ای که توانست عملکرد شبکه را در تشخیص الگوهای پنهان در داده‌های پزشکی به شکل چشمگیری بهبود بخشد.

گائو^۸ و ژائو^۹ (۲۰۱۹) [۲۲] در پژوهش خود یک الگوریتم بهبودیافته از الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری (VW-GWO^{۱۰}) ارائه دادند. آن‌ها فرض کردند که سلسله‌مراتب اجتماعی گرگ‌های خاکستری باید در فرآیند جست‌وجوی آن‌ها لحاظ شود. به این منظور، اوزان متغیری برای موقعیت‌های آلفا، بتا و دلتا در نظر گرفته شد. همچنین، یک معادله کاهشی نمایی برای پارامتر کنترلی معرفی گردید تا احتمال گرفتار شدن در بهینه‌های محلی کاهش یابد. نتایج شبیه‌سازی نشان داد که الگوریتم VW-GWO پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم استاندارد GWO و سایر الگوریتم‌های بیونیک دارد. این الگوریتم همچنین توانایی بالایی در حل مسائل با ابعاد زیاد نشان داده است. پژوهشگران برای بهبود الگوریتم GWO، تغییراتی در نحوه محاسبه موقعیت گرگ‌ها و پارامتر کنترلی آن اعمال کردند. این تغییرات موجب افزایش سرعت همگرایی و کاهش احتمال گرفتار شدن در بهینه‌های محلی شده است. در مجموع، نتایج شبیه‌سازی‌ها بیانگر برتری الگوریتم VW-GWO نسبت به سایر الگوریتم‌های مقایسه‌شده است.

عبدالباسط و همکاران^{۱۱} (۲۰۲۰) [۲۳] نسخه‌ای بهبودیافته از الگوریتم گرگ خاکستری با عنوان TMGWO^{۱۲} ارائه دادند. هدف اصلی این مطالعه، بهبود فرآیند انتخاب ویژگی‌ها^{۱۳} در داده‌های با ابعاد بالا بود؛ زیرا ابعاد زیاد داده‌ها می‌تواند باعث کاهش کارایی مدل‌های داده‌کاوی^{۱۴} و طبقه‌بندی^{۱۵} شود. در این روش، نویسندگان با استفاده از دو فاز جهش^{۱۶}، قابلیت بهره‌برداری^{۱۷} الگوریتم را افزایش دادند: فاز جهش اول با هدف کاهش تعداد ویژگی‌های انتخاب‌شده در حالی که دقت طبقه‌بندی حفظ شود، جهش دوم برای افزودن ویژگی‌های مفید جدید که می‌توانند دقت مدل را افزایش دهند. از آنجا که انتخاب ویژگی یک مسئله باینری^{۱۸} است، فضای

¹ Doquet, A., & Sebag, M

² disease by using 18F-FDG (NeurIPS)

³ Agnostic Feature Selection - AgnoS

⁴ Structural Regularization

⁵ Weight Regularization

⁶ Encoder Gradient Regularization

⁷ Auxiliary Variables Regularization

⁸ Gao

⁹ Zhao

¹⁰ Variable Weights Grey Wolf Optimizer

¹¹ Abdel-Basset, et al

¹² Two-phase Mutation Grey Wolf Optimizer

¹³ Feature Selection

¹⁴ Data Mining

¹⁵ Classification

¹⁶ Two-phase Mutation

¹⁷ Exploitation

¹⁸ Binary Problem

جستجوی پیوسته الگوریتم GWO با استفاده از تابع سیگموئید^۱ به فضای باینری تبدیل شد. برای ارزیابی عملکرد الگوریتم، از روش Wrapper-based Feature Selection^{۱۲} همراه با طبقه‌بند k-NN^۲ و اعتبارسنجی متقاطع K-fold^۳ استفاده شد تا از بیش‌برازش جلوگیری گردد. نتایج حاصل از آزمون روی ۳۵ دیتاست استاندارد UCI نشان داد که الگوریتم TMGWO در مقایسه با سایر الگوریتم‌های مطرح مانند PSO^۴, FA^۵, MVO^۶, WOA^۷, Bat Algorithm^۸ این پژوهش اهمیت زیادی دارد زیرا نشان می‌دهد ترکیب GWO با جهش‌های هدفمند می‌تواند به‌طور قابل توجهی تعادل میان اکتشاف و بهره‌برداری^۹ را بهبود بخشد و منجر به انتخاب ویژگی‌های مؤثرتر در مسائل طبقه‌بندی شود.

فام مین توآن و همکاران^۹ (۲۰۲۱) [۲۴] روشی دومرحله‌ای برای رتبه‌بندی ویژگی‌ها^{۱۰} مبتنی بر مدل‌های خودکار ساز و وزن‌های اتصال^{۱۱} پیشنهاد کردند که برای طبقه‌بندی بیماری آلزایمر با استفاده از تصاویر PET^{۱۲} طراحی شده است. این پژوهش از داده‌های ابتدایی طرح تصویربرداری عصبی بیماری آلزایمر بهره برد که شامل ۴۷۹ تصویر FDG-PET^{۱۳} از ۲۳۷ بیمار مبتلا به آلزایمر و ۲۴۲ فرد سالم (کنترل نرمال یا NC) بود. در مرحله نخست، چندین مدل خودکار ساز آموزش داده شدند و با استفاده از تابع softmax تنظیم دقیق گردیدند. سپس وزن‌های اتصال استخراج شد تا میزان مشارکت هر ناحیه مورد علاقه^{۱۴} در شبکه ارزیابی شود. در مرحله دوم، نواحی برتر رتبه‌بندی شده از مرحله اول برای تحلیل داده‌های چندمنظره ترکیب شدند و به یک طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان^{۱۵} وارد گردیدند تا طبقه‌بندی نهایی بیماران آلزایمری در مقابل افراد سالم انجام شود. این روش در مقایسه با رویکردهای سنتی رتبه‌بندی ویژگی‌ها نظیر امتیاز فیشر^{۱۶}، T-score، بیشینه‌سازی اطلاعات متقابل شرطی^{۱۷} و لاسو^{۱۸} عملکرد بهتری داشت و با استفاده از ۱۸ ناحیه برتر، به دقتی معادل ۹۳.۵۳٪ در طبقه‌بندی دست یافت. تحلیل ۲۰ ناحیه برتر نشان داد که نواحی اطلاعاتی کلیدی عمده‌تاً در لب‌های پیشانی و گیجگاهی قرار دارند که با یافته‌های پیشین مرتبط با پاتولوژی آلزایمر در تصاویر FDG-PET همخوانی دارد. این مطالعه تأکید کرد که به‌جای استفاده از معماری‌های پیچیده خودکار ساز، چندین مدل خودکار ساز ساده با یک لایه مخفی می‌تواند به‌طور مؤثری وظیفه رتبه‌بندی ویژگی‌ها را انجام دهند. این رویکرد بر پایه‌ی کارهای پیشین در استفاده از وزن‌های اتصال برای سنجش اهمیت ویژگی‌ها استوار و در عین حال مشکل ناپایداری ناشی از مقادردهی تصادفی در روش‌های تک‌شبکه‌ای را برطرف می‌کند. از محدودیت‌های این پژوهش می‌توان به وابستگی به مجموعه داده‌ی خاص و نیاز به تعیین بهینه‌های پارامترهایی مانند دامنه‌ی جست‌وجو و حداقل تعداد مدل‌های خودکار ساز اشاره کرد. پژوهش‌های آینده پیشنهاد کردند که این روش

¹ Sigmoid Function

² k-Nearest Neighbor (k-NN)

³ K-fold Cross Validation

⁴ Particle Swarm Optimization

⁵ Firefly Algorithm

⁶ Multi-Verse Optimizer

⁷ Whale Optimization Algorithm

⁸ Exploration

⁹ Pham, M. T, et al

¹⁰ Feature Ranking

¹¹ Connection Weights

¹² Positron Emission Tomography

¹³ Fluorodeoxyglucose Positron Emission Tomography

¹⁴ Region of Interest – ROI

¹⁵ Support Vector Machine – SVM

¹⁶ Fisher Score

¹⁷ Conditional Mutual Information Maximization – CMIM

¹⁸ LASSO

روی مجموعه داده‌های دیگر آزمایش شود تا قابلیت تعمیم‌پذیری آن بهبود یابد.

بهات^۱ (۲۰۲۱) [۲۵] در مطالعه‌ی خود رویکردی نوین برای پیش‌بینی بیماری آلزایمر با استفاده از تصاویر MRI^۲ مغز و شبکه‌های عصبی کانولوشنی عمیق^۳ ارائه داده است. هدف اصلی این تحقیق، توسعه‌ی مدلی است که قادر به شناسایی خودکار ویژگی‌های مرتبط با آلزایمر در تصاویر MRI باشد. مدل پیشنهادی با استفاده از داده‌های تصویری از پایگاه داده Kaggle آموزش داده شده است. این مدل می‌تواند ویژگی‌های پیچیده موجود در تصاویر MRI را شناسایی کرده و به تشخیص زودهنگام بیماری کمک کند. نتایج نشان می‌دهند که استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنی عمیق موجب بهبود قابل توجهی در دقت پیش‌بینی بیماری آلزایمر می‌شود. این پژوهش به‌ویژه برای پزشکان و محققانی که در زمینه‌ی تشخیص خودکار بیماری‌های عصبی^۴ فعالیت می‌کنند، مفید است و می‌تواند به‌عنوان ابزاری کمکی در فرآیند تشخیص بالینی^۵ مورد استفاده قرار گیرد.

بنگس و همکاران^۶ (۲۰۲۱) [۲۶] مطالعه‌ای را ارائه دادند که به کاربرد یادگیری عمیق سه‌بعدی^۷ برای تقسیم‌بندی ناهنجاری‌ها^۸ در تصاویر MRI مغز به‌صورت غیرنظارت‌شده^۹ می‌پردازد. هدف این پژوهش، توسعه‌ی روشی بود که بتواند ناهنجاری‌های مغزی را بدون نیاز به برچسب‌های دستی^{۱۰} تشخیص دهد. در این تحقیق، پژوهشگران از تکنیکی به نام Spatial Erasing بهره بردند که به مدل اجازه می‌دهد ناحیه‌های تصادفی از تصویر را حذف کرده و شبکه را به استخراج ویژگی‌های مهم و ساختاری وادار کند. این روش موجب شد که مدل بتواند ناهنجاری‌های پیچیده‌ی مغزی را به شکل مؤثر شناسایی و تفکیک کند، حتی در غیاب داده‌های برچسب‌دار کامل. نتایج نشان داد که استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق سه‌بعدی^{۱۱} همراه با تکنیک Spatial Erasing منجر به بهبود دقت و کارایی مدل در تقسیم‌بندی ناهنجاری‌های MRI نسبت به روش‌های سنتی یا شبکه‌های دوبعدی می‌شود. این مطالعه اهمیت روش‌های غیرنظارت‌شده و یادگیری عمیق پیشرفته برای تحلیل داده‌های نوروانیجینگ^{۱۲} و کاهش وابستگی به برچسب‌گذاری دستی برجسته می‌کند. در نهایت، این پژوهش یک چارچوب نوآورانه^{۱۳} برای شناسایی ناهنجاری‌ها در تصاویر MRI مغز ارائه داده است که می‌تواند به‌عنوان پایه‌ای برای تحقیقات آینده در تشخیص بیماری‌های عصبی و پیش‌بینی پیشرفت بیماری مورد استفاده قرار گیرد.

کوی و همکاران^{۱۴} (۲۰۲۱) [۲۷] مدلی ترکیبی با عنوان رگرسیون لجستیک تطبیقی لاسو^{۱۵} مبتنی بر بهینه‌سازی ازدحام ذرات^{۱۶} (PSO-ALLR) برای تشخیص زودهنگام بیماری آلزایمر ارائه کردند. در سال‌های اخیر، به‌کارگیری روش‌های یادگیری ماشین و الگوریتم‌های فراابتکاری در تشخیص آلزایمر و مرحله‌ی پیش‌درآمد آن یعنی اختلال خفیف شناختی^{۱۷}، توجه بسیاری از پژوهشگران را به خود جلب کرده است. یکی از چالش‌های اصلی در این حوزه، وجود ویژگی‌های متعدد، غیرمرتبط و تکراری در داده‌های MRI بیماران است که باعث کاهش دقت مدل‌های طبقه‌بندی می‌شود. به‌منظور غلبه بر این مشکل، مدل PSO-ALLR در دو مرحله

¹ Bhatt, N.

² Magnetic Resonance Imaging

³ Deep Convolutional Neural Networks – CNN

⁴ Automated Neurological Disease Diagnosis

⁵ Clinical Diagnosis Process

⁶ Bengs, M, et al

⁷ Three-dimensional Deep Learning

⁸ Anomaly Segmentation

⁹ Unsupervised

¹⁰ Manual Labels

¹¹ 3D Deep Neural Networks – 3D DNN

¹² Neuroimaging

¹³ Innovative Framework

¹⁴ Cui, X, et al

¹⁵ LASSO (Least Absolute Shrinkage and Selection Operator)

¹⁶ PSO (Particle Swarm Optimization)

¹⁷ Mild Cognitive Impairment – MCI

طراحی شد: در مرحله‌ی نخست، الگوریتم PSO برای انجام جست‌وجوی سراسری به‌کار گرفته می‌شود تا ویژگی‌های زائد شناسایی و حذف شوند؛ سپس در مرحله‌ی دوم، روش Adaptive LASSO Logistic Regression به‌عنوان یک جست‌وجوی محلی بهینه عمل کرده و ویژگی‌های مؤثر و مرتبط را برای طبقه‌بندی انتخاب می‌کند. نتایج به‌دست‌آمده از آزمایش‌ها بر روی ۱۹۷ نمونه از داده‌های MRI پایگاه ADNI¹ نشان داد که روش PSO-ALLR دقتی برابر با ۹۶.۲۷٪ برای تفکیک AD از HC²، ۸۴.۸۱٪ برای MCI از HC، و ۷۶.۱۳٪ برای تمایز میان cMCI³ و sMCI⁴ به دست آورده است. این نتایج بیانگر آن است که ترکیب بهینه‌سازی سراسری PSO با انتخاب ویژگی LASSO می‌تواند نقش مؤثری در بهبود دقت و کارایی مدل‌های تشخیص زودهنگام آلزایمر ایفا کند.

در مطالعه‌ای نوآورانه، سوک و همکاران⁵ (۲۰۲۱) [۲۸] روشی مبتنی بر خودرمزگذار برای رتبه‌بندی ویژگی‌ها در تشخیص بیماری آلزایمر با استفاده از تصاویر توموگرافی گسیل پوزیترون⁶ ارائه کردند. در این پژوهش، از کاهش ابعاد داده‌ها به منظور شناسایی ویژگی‌های معنادار استفاده شد. همچنین، بهره‌گیری از ناحیه‌های مورد علاقه^۷ برای استخراج ویژگی‌ها، منجر به افزایش چشمگیر دقت مدل در تفکیک بیماران آلزایمر از افراد سالم گردید. نوآوری اصلی این پژوهش در ترکیب مدل خودرمزگذار با الگوریتم‌های انتخاب ویژگی بود؛ به‌گونه‌ای که مدل پیشنهادی نه‌تنها دقت طبقه‌بندی را بهبود بخشید، بلکه پیچیدگی محاسباتی را نیز کاهش داد. یافته‌های حاصل، نشان‌دهنده‌ی پتانسیل بالای یادگیری بدون‌نظارت در تحلیل داده‌های تصویربرداری پزشکی هستند.

هو و همکاران^۸ (۲۰۲۲) [۲۹] مطالعه‌ای را ارائه دادند که به بهبود الگوریتم بهینه‌سازی گرگ خاکستری و کاربردهای آن می‌پردازد. الگوریتم گرگ خاکستری یکی از الگوریتم‌های فراابتکاری است که بر اساس رفتار شکار و سلسله‌مراتب اجتماعی گرگ‌ها در طبیعت طراحی شده و برای حل مسائل بهینه‌سازی پیچیده مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این پژوهش، محققان نسخه‌ی بهبودیافته‌ای از الگوریتم GWO را معرفی کردند که با اصلاح فرآیند به‌روزرسانی موقعیت و بهره‌گیری از مکانیزم‌های جدید برای افزایش دقت و سرعت همگرایی، عملکرد بهینه‌سازی را نسبت به نسخه‌ی اصلی ارتقا می‌دهد. نتایج نشان داد که الگوریتم بهبود یافته‌ی گرگ خاکستری قادر است مسائل بهینه‌سازی با فضای جست‌وجوی چندبعدی^۹ را با دقت بالا حل کند و در مقایسه با سایر الگوریتم‌های مشابه، زمان همگرایی^{۱۰} کوتاه‌تری دارد. این الگوریتم به‌ویژه برای بهینه‌سازی پارامترها در مدل‌های یادگیری ماشین و مسائل مهندسی کاربرد دارد و می‌تواند به‌عنوان ابزاری کارآمد در انتخاب ویژگی‌ها و مدل‌سازی پیش‌بینی در حوزه‌های مختلف علمی و مهندسی مورد استفاده قرار گیرد. پژوهش حاضر اهمیت بهبود الگوریتم‌های فراابتکاری را برای افزایش دقت و سرعت در حل مسائل پیچیده و کاربرد آن‌ها در علوم داده و یادگیری ماشین نشان می‌دهد و زمینه را برای تحقیقات آینده در حوزه‌ی بهینه‌سازی مدل‌های پیش‌بینی، به‌ویژه در علوم پزشکی و زیست‌محیطی، فراهم می‌کند.

راماسامی راجامال و همکاران^{۱۱} (۲۰۲۲) [۳۰] الگوریتمی به نام بهینه‌ساز گرگ خاکستری باینری بهبودیافته^{۱۲} را معرفی کردند که با هدف بهبود فرآیند انتخاب ویژگی در تشخیص بیماری پارکینسون توسعه یافته است. در این مطالعه، نویسندگان با ترکیب الگوریتم

¹ Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative

² Healthy Control

³ converted MCI

⁴ stable MCI

⁵ Suk, H, et al

⁶ PET Images

⁷ Regions of Interest - ROI

⁸ Hou, Y, et al

⁹ High-dimensional Search Space

¹⁰ Convergence Time

¹¹ Ramasamy Rajammal, R, et al

¹² Binary Improved Grey Wolf Optimizer – BIGWO

گرگ خاکستری باینری با عملیات جهش و روش تطبیقی k-نزدیک‌ترین همسایه^۱، توانستند دقت مدل‌های تشخیص پزشکی را افزایش دهند. الگوریتم BIGWO از پنج تابع انتقال^۲ مختلف برای نگاشت فضای جستجوی پیوسته به فضای باینری استفاده می‌کند تا بتواند به‌طور مؤثر ویژگی‌های بهینه را انتخاب کند. عملیات جهش در این مدل برای بهبود اکتشاف و جلوگیری از گیر افتادن در نقاط بهینه محلی به کار رفته است. در فرآیند ارزیابی، تعداد همسایه‌ها در الگوریتم kNN به صورت تطبیقی بهینه شد تا عملکرد طبقه‌بندی افزایش یابد. نتایج حاصل از آزمون چهار دیتاست استاندارد مربوط به بیماری پارکینسون نشان داد که دو نسخه‌ی BIGWO-V1 و BIGWO-V2 از نظر دقت طبقه‌بندی^۳ تعداد ویژگی‌های انتخاب‌شده و سرعت همگرایی عملکردی برتر نسبت به الگوریتم‌های فراابتکاری معروفی مانند الگوریتم ژنتیک^۴، بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۵، الگوریتم خفاش^۶ و جستجوی مونت‌کارلو^۷ دارند. این پژوهش اهمیت زیادی دارد، زیرا نشان می‌دهد ترکیب جهش و یادگیری تطبیقی در چارچوب الگوریتم گرگ خاکستری باینری می‌تواند کارایی بالایی در مسائل انتخاب ویژگی و تشخیص بیماری‌های عصبی از جمله پارکینسون داشته باشد.

لانگ و همکاران^۸ (۲۰۲۲) [۳۱] نسخه‌ای بهبودیافته از الگوریتم گرگ خاکستری^۹ را برای برنامه‌ریزی مسیر ربات ارائه کردند. در این نسخه، از ترکیب چندین استراتژی جستجو برای غلبه بر مشکل گیر افتادن در نقاط بهینه‌ی محلی استفاده شد. نتایج نشان داد که این روش علاوه بر افزایش سرعت همگرایی، توانست عملکرد بهتری در حل مسائل بهینه‌سازی استاندارد ارائه دهد. نویسندگان بر این باور بودند که الگوریتم‌های فراابتکاری از این نوع، قابلیت تعمیم به حوزه‌های دیگر از جمله تحلیل داده‌های پزشکی را نیز دارند. اهمیت اصلی این پژوهش در ارائه‌ی یک چارچوب عمومی برای بهینه‌سازی مسائل پیچیده است که موجب افزایش کارایی و دقت در حل مسائل شد. این تحقیق مسیر را برای کاربردهای بین‌رشته‌ای الگوریتم‌های فراابتکاری هموار ساخت.

ژانگ و همکاران^{۱۰} (۲۰۲۲) [۳۲] یک اتوانکودر چندوظیفه‌ای^{۱۱} طراحی کردند که هدف آن پیش‌بینی روند پیشرفت بیماری آلزایمر بود. این مدل قادر است داده‌های چندوجهی شامل تصاویر MRI و داده‌های بالینی را به‌طور هم‌زمان پردازش کند. با بهره‌گیری از یادگیری عمیق، مدل توانست الگوهای زمانی^{۱۲} را از داده‌ها استخراج کند و در مقایسه با روش‌های سنتی، دقت بالاتری در پیش‌بینی بیماری به دست آورد. پژوهشگران در این مطالعه، بر اهمیت ادغام داده‌های چندمنبعی^{۱۳} برای پیش‌بینی دقیق‌تر مراحل بیماری تأکید کردند. نوآوری اصلی تحقیق، در ترکیب مؤثر اطلاعات تصویری و بالینی در یک چارچوب واحد بود که می‌تواند در مدیریت شخصی‌سازی شده بیماران نقش مهمی ایفا کند.

وو و همکاران^{۱۴} (۲۰۲۳) [۳۳] یک چارچوب خودکار مبتنی بر سیگنال‌های EEG^{۱۵} برای تشخیص بیماری آلزایمر با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق ارائه کردند. داده‌های EEG شامل ۷۵ بیمار مبتلا به آلزایمر و ۷۲ فرد سالم از بیمارستان Tangshan Gongren جمع‌آوری شد. پژوهشگران یک چارچوب خودمزمگذار مکانی-زمانی^{۱۶} مبتنی بر مدل CNN-LSTM^{۱۷} توسعه دادند

¹ Adaptive k-Nearest Neighbour – AkNN

² Transfer Functions

³ Classification Accuracy

⁴ Genetic Algorithm (GA)

⁵ Particle Swarm Optimization (PSO)

⁶ Bat Algorithm – BBA

⁷ Monte Carlo Search – MCS

⁸ Long, W, et al

⁹ Improved Grey Wolf Optimization - IGWO

¹⁰ Zhang, Y., et al

¹¹ Multi-task Deep Autoencoder

¹² Temporal Dynamics

¹³ Multisource Integration

¹⁴ Wu, L, et al

¹⁵ Electroencephalogram (EEG)

¹⁶ Spatial-Temporal Autoencoder – STAE

¹⁷ Convolutional Neural Network – Long Short-Term Memory (CNN-LSTM)

که قادر بود از طریق یادگیری بدون نظارت، عوامل نهفته^۱ فعالیت مغزی را از سیگنال‌های EEG چندکاناله استخراج کند. در مرحله نخست، مدل STAE برای استخراج عوامل نهفته از قطعه‌های EEG آموزش داده شد. این عوامل سپس برای استنباط دینامیک‌های مغزی^۲ با ابعاد پایین در آزمون‌های منفرد به کار رفتند. در مرحله دوم، مجموعه‌ای از طبقه‌بندها شامل SVM^۳، KNN^۴، DT^۵ و MLP^۶ برای تمایز بیماران AD از افراد سالم بر اساس این دینامیک‌های مغزی کم‌بعد استفاده شد. طرح پیشنهادی تشخیص مبتنی بر یادگیری عمیق توانست در طبقه‌بندی بیماران آلزایمر از افراد سالم، با استفاده از طبقه‌بند MLP، به دقت ۹۶.۳۰٪، حساسیت ۹۷.۷۳٪ و ویژگی ۹۴.۶۹٪ دست یابد. این عملکرد، بر روش‌های سنتی تحلیل EEG و همچنین تکنیک‌های کاهش بُعد نظیر PCA^{۱۹} و VAE^{۲۰} برتری داشت. تحلیل دینامیک‌های مغزی کم‌بعد، الگوهای متمایزی میان بیماران آلزایمر و افراد سالم آشکار ساخت. بیماران آلزایمر سرعت تکامل حالت پایین‌تر و شعاع کوچک‌تری در منیفلدهای حلقوی^۷ نشان دادند. این یافته‌ها بینش‌های ارزشمندی درباره سازوکارهای آسیب‌شناختی عصبی^۸ در بیماری آلزایمر فراهم می‌سازد. همچنین این پژوهش نشان داد که رویکرد مبتنی بر STAE در برابر ناپایداری‌های ثابت EEG مانند نویز و نقص الکترومقاوم است؛ قابلیتی که برای کاربردهای بالینی عملی^۹ بسیار حیاتی است. با این حال، از محدودیت‌های پژوهش می‌توان به ناتوانی احتمالی در تمایز بیماران دارای اختلال شناختی خفیف از بیماران آلزایمر اشاره کرد. نویسندگان پیشنهاد می‌کنند تحقیقات آینده بر ارتقای توان پیش‌بینی برای MCI و آزمون چارچوب پیشنهادی بر روی داده‌های بزرگ‌تر و متنوع‌تر متمرکز شود. در مجموع، این مطالعه رویکردی نوین برای تشخیص آلزایمر بر اساس سیگنال‌های EEG و تکنیک‌های یادگیری عمیق ارائه می‌دهد که می‌تواند به عنوان ابزاری امیدبخش برای تشخیص زودهنگام^{۱۰} و تصمیم‌گیری بالینی در بیماری آلزایمر به کار رود.

مارتی خون و همکاران^{۱۱} (۲۰۲۳) [۳۴] مدلی با عنوان خودرمزگذار واریاسیونی بازگشتی چندکاناله (MC-RVAE^{۱۲}) را برای مدل‌سازی پیشرفت طولی چندوجهی بیماری آلزایمر^{۱۳} معرفی کردند. این مدل به‌گونه‌ای طراحی شده است که بتواند همبستگی‌های بین‌کانالی^{۱۴} موجود در داده‌ها را به‌صورت همزمان مدل‌سازی کرده و اطلاعات زمانی^{۱۵} را از طریق معماری شبکه عصبی بازگشتی^{۱۶} استخراج نماید. یکی از ویژگی‌های کلیدی این مدل، یادگیری یک فضای نهان مشترک^{۱۷} است که تغییرات مشترک میان کانال‌های مختلف داده را نمایش داده و امکان بازسازی داده‌های ناقص^{۱۸} بین کانال‌ها را فراهم می‌سازد. آزمایش‌ها بر روی داده‌های طولی^{۱۹} شامل ۸۹۷ فرد (شامل داده‌های مصنوعی و واقعی از پایگاه ADNI) نشان داد که مدل MC-RVAE در بازسازی کانال‌های ناقص عملکرد بهتری نسبت به روش‌های پایه‌ای نظیر KNN، جنگل تصادفی و تحلیل عامل گروهی^{۲۰} دارد. این مدل نسبت به داده‌های

¹ Latent Factors

² Brain Dynamics

³ Support Vector Machine (SVM)

⁴ K-Nearest Neighbour (KNN)

⁵ Decision Tree (DT)

⁶ Multilayer Perceptron (MLP)

⁷ Manifold Rings

⁸ Neuropathological Mechanisms

⁹ Clinical Applications

¹⁰ Early Diagnosis

¹¹ Martí-Juan, G, et al

¹² Multi-Channel Recurrent Variational Autoencoder

¹³ Multimodal Alzheimer's Disease Progression Modelling

¹⁴ Cross-Channel Correlations

¹⁵ Temporal Information

¹⁶ Recurrent Neural Network (RNN)

¹⁷ Shared Latent Space

¹⁸ Incomplete Data Reconstruction

¹⁹ Longitudinal Data

²⁰ Group Factor Analysis – GFA

ناقص در هر کانال مقاوم بوده و قادر است مسیرهای واقع گرایانه نشانگرهای زیستی^۱ را بر اساس نمرات شناختی^۲ تولید کند. افزون بر این، پارامترهای یادگرفته شده در مدل، تفسیری معنادار از روابط بین کانالها و اهمیت نسبی هرکدام در پیشرفت بیماری ارائه می دهند. در مجموع، این پژوهش مدلی تولیدی، منعطف و قدرتمند معرفی می کند که از داده های چندوجهی طولی برای درک بهتر و پیش بینی روند پیشرفت بیماری آلزایمر بهره می گیرد و می تواند به عنوان ابزاری مؤثر در تحقیقات بالینی و تصمیم گیری های درمانی مورد استفاده قرار گیرد.

کومار و همکاران^۳ (۲۰۲۳) [۳۵] روشی مبتنی بر مدل سازی نورماتیک^۴ با استفاده از خودرمزگذار واریاسیونی^۵ برای تحلیل داده های نورورادیولوژی چندوجهی^۶ ارائه کردند. هدف اصلی این پژوهش، توسعه مدلی بود که بتواند توزیع طبیعی ویژگی های مغزی^۷ را در میان جمعیت سالم بیاموزد و از این طریق ناهنجاری های مغزی مرتبط با بیماری های نورودژنراتیو^۸ نظیر آلزایمر را شناسایی کند. در این روش، مدل پیشنهادی قادر است همبستگی های میان مدالیته های مختلف تصویربرداری مغزی^۹ را مدل سازی کرده و ویژگی های مشترک^{۱۰} میان آنها را استخراج نماید. این قابلیت موجب می شود تا تشخیص ناهنجاری های مغزی در سطح فردی^{۱۱} با دقت بالاتری انجام گیرد. نتایج آزمایش ها نشان داد که مدل پیشنهادی می تواند با دقت بالا توزیع نرمال داده های تصویربرداری^{۱۲} را یاد گرفته و ناهنجاری ها را به صورت مؤثر شناسایی کند. این مطالعه اهمیت استفاده از داده های چندوجهی^{۱۳} و روش های یادگیری عمیق مبتنی بر Autoencoder را در مدل سازی روند بیماری های نورودژنراتیو، به ویژه آلزایمر، برجسته می سازد. پژوهش کومار و بین گامی مؤثر در جهت توسعه روش های تشخیص زودهنگام و شخصی سازی درمان به شمار می رود و می تواند پایه ای برای تحقیقات آینده در زمینه مدل سازی ناهنجاری های مغزی و تحلیل داده های چندوجهی باشد.

ردی و همکاران^{۱۴} (۲۰۲۳) [۳۶] یک مدل مبتنی بر یادگیری عمیق با استفاده از خودرمزگذار کمیابی^{۱۵} به نام Alz-SAENet برای طبقه بندی بیماری آلزایمر ارائه کردند. هدف اصلی این پژوهش، شناسایی ویژگی های مهم مغزی^{۱۶} و بهبود دقت تشخیص آلزایمر از طریق داده های تصویربرداری مغزی^{۱۷} بود. در این مدل، شبکه ای Autoencoder با محدودیت sparsity طراحی شد تا ویژگی های کلیدی مغز که نقش مهمی در تشخیص آلزایمر دارند، استخراج شوند. نتایج نشان داد که استفاده از ویژگی های انتخاب شده توسط Alz-SAENet می تواند دقت طبقه بندی را نسبت به روش های سنتی مبتنی بر شبکه های عصبی عمیق و سایر روش های انتخاب ویژگی به طور قابل توجهی افزایش دهد. این مطالعه اهمیت بهره گیری از شبکه های Sparse Autoencoder در استخراج ویژگی های مهم از داده های پیچیده نورورادیولوژی و کاربرد آنها در تشخیص زودهنگام آلزایمر را برجسته می کند. همچنین نشان می دهد که مدل های یادگیری عمیق مبتنی بر Autoencoder، به ویژه زمانی که با محدودیت sparsity ترکیب شوند، می توانند ابزار مؤثری برای بهبود عملکرد سیستم های تشخیصی و تحلیل داده های نورورادیولوژی فراهم کنند و مسیر تحقیقات آینده در زمینه تشخیص و

¹ Biomarker Trajectories

² Cognitive Scores

³ Kumar, S, et al

⁴ Normative Modeling

⁵ Variational Autoencoder - VAE

⁶ Multimodal Neuroimaging Data

⁷ Normal Distribution of Brain Features

⁸ Neurodegenerative Disorders

⁹ Cross-Modality Correlations

¹⁰ Shared Representations

¹¹ Individual-Level Abnormality Detection

¹² Normal Data Distribution

¹³ Multimodal

¹⁴ Reddy, G. N, et al

¹⁵ Sparse Autoencoder

¹⁶ Key Brain Features

¹⁷ Brain Imaging Data

پیش‌بینی روند بیماری آلزایمر را هموار سازند.

پارمار^۱ و والدن^۲ (۲۰۲۳) [۳۷] در مطالعه‌ای با هدف بررسی کاربرد عملی یادگیری عمیق در تشخیص بیماری آلزایمر، به بررسی مدل‌های مختلف شبکه‌های عصبی عمیق برای تحلیل داده‌های تصویربرداری مغزی پرداختند. این مطالعه بر کاربرد عملی و انتقال مدل‌های یادگیری عمیق از آزمایشگاه به محیط بالینی تمرکز داشت تا روند تشخیص آلزایمر را تسهیل کند. نتایج تحقیق نشان داد که استفاده از مدل‌های یادگیری عمیق، به ویژه شبکه‌های عصبی کانولوشنی^۳ و Autoencoder می‌تواند ویژگی‌های مهم مغزی را به صورت خودکار استخراج کرده و دقت تشخیص را نسبت به روش‌های سنتی بهبود دهد. علاوه بر این، مطالعه بر اهمیت پیش‌پردازش داده‌ها، نرمال‌سازی و کاهش نویز تأکید دارد و نشان می‌دهد که توجه به این مراحل نقش حیاتی در افزایش کارایی مدل‌های یادگیری عمیق دارد. این تحقیق همچنین بر چالش‌های پیاده‌سازی عملی مدل‌های یادگیری عمیق در محیط بالینی، مانند کمبود داده‌های بزرگ و استاندارد، پیچیدگی محاسباتی و نیاز به تفسیرپذیری نتایج^۴ تأکید می‌کند. یافته‌ها نشان می‌دهد که با بهینه‌سازی این مدل‌ها و ترکیب آن‌ها با داده‌های چندکاناله، می‌توان ابزارهای تشخیصی قابل اعتماد و عملی برای شناسایی زودهنگام آلزایمر فراهم کرد.

هاریداس و همکاران^۵ (۲۰۲۳) [۳۸] مطالعه‌ای را ارائه دادند که به مسئله جایگزینی داده‌های ناقص و ناهمگن^۶ در طبقه‌بندی بیماری آلزایمر با استفاده از Autoencoder می‌پردازد. در بسیاری از پایگاه‌های داده‌های نوروایمیجینگ، به ویژه در پروژه ADNI، داده‌ها به صورت چندکاناله و شامل اطلاعات MRI، PET و شاخص‌های بالینی ثبت می‌شوند و اغلب با کمبود داده مواجه هستند. این کمبود، دقت مدل‌های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق را به طور قابل توجهی کاهش می‌دهد. در این تحقیق، یک Autoencoder برای پیش‌بینی و جایگزینی داده‌های ناقص طراحی شد. این روش توانست ویژگی‌های پنهان موجود در داده‌های چندکاناله را شناسایی و برای بازسازی داده‌های گمشده استفاده کند. سپس داده‌های کامل شده به مدل‌های طبقه‌بندی برای تشخیص آلزایمر وارد شدند. نتایج نشان داد که استفاده از این روش دقت طبقه‌بندی را نسبت به رویکردهای سنتی جایگزینی داده‌ها، مانند میانگین‌گیری یا روش‌های آماری کلاسیک، بهبود می‌بخشد. این مطالعه اهمیت ترکیب روش‌های یادگیری عمیق برای جایگزینی داده‌های ناقص و استفاده از اطلاعات چندکاناله نوروایمیجینگ را نشان می‌دهد و پیشنهاد می‌کند که Autoencoder می‌تواند به عنوان یک ابزار کلیدی در افزایش دقت تشخیص و تحلیل داده‌های بالینی در پژوهش‌های آلزایمر مورد استفاده قرار گیرد.

در راستای تلاش‌های اخیر برای بهبود روش‌های تشخیص خودکار بیماری آلزایمر، پژوهش‌العربی و همکاران^۷ (۲۰۲۴) [۳۹] یک رویکرد نوین مبتنی بر یادگیری عمیق را معرفی کرده‌اند که از داده‌های تصویربرداری تشدید مغناطیسی (MRI^۸) بهره می‌گیرد. بیماری آلزایمر به عنوان شایع‌ترین بیماری نورودژنراتیو^۹ و ششمین علت مرگ و میر در ایالات متحده شناخته می‌شود و با پیشرفت تدریجی موجب افت توانایی‌های شناختی و عملکرد کلی فرد می‌گردد. اهمیت تشخیص زودهنگام این بیماری به دلیل نقش آن در بهبود کیفیت مراقبت‌های بالینی و افزایش اثربخشی کارآزمایی‌های درمانی برجسته است، با این حال تفسیر داده‌های MRI همچنان به مهارت بالینی نیاز دارد. در این مطالعه، پژوهشگران مدلی با عنوان خودمرزگذار پیچشی با مکانیزم توجه دوگانه^{۱۰} را پیشنهاد کردند که توانایی‌های بالاتری در شناسایی الگوهای مرتبط با آلزایمر ارائه می‌دهد. بر خلاف مدل‌های پیشین که برای دستیابی به

¹ Parmar, H

² Walden, E

³ Convolutional Neural Networks – CNN

⁴ Interpretability

⁵ Haridas, N. T, et al

⁶ Missing and Heterogeneous Data Imputation

⁷ Al-Otaibi, S, et al

⁸ Magnetic Resonance Imaging (MRI)

⁹ Neurodegenerative Disease

¹⁰ Dual Attention Convolutional Autoencoder - DACNA

دقت مناسب نیازمند لایه‌های اضافی بودند، مدل DACNA با ساختار ساده‌تر، عملکردی چشمگیر در شناسایی بیماری داشته و از پتانسیل بالایی برای کاربرد بی‌درنگ^۱ در محیط‌های بالینی برخوردار است. یکی از نوآوری‌های مهم این تحقیق، استفاده از روش نمونه‌برداری بیش از حد تطبیقی مصنوعی^۲ برای متوازن‌سازی داده‌های آموزشی است؛ بدین معنا که داده‌های مصنوعی برای کلاس‌های اقلیت تولید شده و فرآیند یادگیری مدل در مواجهه با عدم‌توازن داده‌ها تسهیل می‌گردد. این رویکرد موجب ارتقای چشمگیر دقت در طبقه‌بندی بیماران مبتلا به آلزایمر نسبت به گروه کنترل سالم شده است. اعتبارسنجی مدل پیشنهادی با استفاده از آزمون‌های آماری و مقایسه با سایر روش‌های مرسوم انجام گرفت که نتایج آن نشان‌دهنده بهبود معنادار در دقت طبقه‌بندی بود. در مجموع، یافته‌های این پژوهش بیانگر آن است که مدل DACNA می‌تواند به‌عنوان ابزاری مؤثر و نویدبخش در حوزه تشخیص خودکار آلزایمر مبتنی بر MRI مطرح شود و نسبت به روش‌های موجود در ادبیات علمی، کارایی بالاتری از خود نشان دهد.

در ادامه‌ی تلاش‌های پژوهشگران برای بهبود تشخیص خودکار بیماری آلزایمر، مطالعه‌ی چاکراواریتی^۳ و شیوکانت^۴ (۲۰۲۴) [۴۰] به بررسی راهکارهای ترکیبی بر پایه‌ی هوش مصنوعی چندمدلی^۵ و پیش‌پردازش تصاویر MRI پرداخته است. هدف اصلی این پژوهش، افزایش دقت مدل‌های تشخیصی و ارتقای کاربردهای بالینی الگوریتم‌های هوش مصنوعی در شناسایی آلزایمر بوده است. در این تحقیق، پژوهشگران با ترکیب روش‌های چندمدلی یادگیری ماشین و یادگیری عمیق همراه با مراحل پیش‌پردازش تصاویر MRI شامل نرمال‌سازی، حذف نویز و هم‌ترازی توانستند کیفیت داده‌های ورودی و استخراج ویژگی‌های نوروانیجینگ را بهبود دهند. این فرآیند منجر به تقویت دقت مدل‌های یادگیری عمیق در تشخیص الگوهای مغزی مرتبط با آلزایمر شد. نتایج آزمایش‌ها نشان داد که ادغام داده‌های چندوجهی^۶ و انجام پیش‌پردازش دقیق تصاویر MRI، دقت و قابلیت اطمینان در طبقه‌بندی بیماران آلزایمر را به میزان قابل توجهی افزایش می‌دهد. مقایسه‌ها نشان داد که استفاده از داده‌های چندمنظوره نسبت به مدال منفرد یا داده‌های خام، عملکرد بهتری در تشخیص و تفکیک بیماران از افراد سالم دارد. این پژوهش همچنین بر اهمیت تعامل میان کیفیت داده‌های ورودی و عملکرد مدل‌های هوش مصنوعی تأکید دارد و نشان می‌دهد که پیش‌پردازش هدفمند، نقش حیاتی در بهبود کارایی مدل‌های بالینی دارد. یافته‌های این مطالعه بیانگر آن است که ترکیب هوش مصنوعی چندمدلی با تکنیک‌های بهینه‌ی پردازش MRI می‌تواند چارچوبی کارآمد برای تشخیص زودهنگام و پایش پیشرفت بیماری^۷ آلزایمر فراهم سازد و مسیر توسعه الگوریتم‌های پیشرفته و کاربردهای بالینی آینده را هموار کند.

بیماری آلزایمر یک اختلال مزمن و پیشرونده است که با کاهش تدریجی عملکردهای شناختی و از دست دادن حافظه همراه است. در سال‌های اخیر، الکتروانسفالوگرافی^۸ به عنوان ابزاری غیرتهاجمی و کم‌هزینه برای تشخیص زودهنگام آلزایمر مورد توجه قرار گرفته است. در این راستا، استفاده از مدل‌های یادگیری ماشین و انتخاب ویژگی‌های بهینه می‌تواند نقش مهمی در افزایش دقت تشخیص و کاهش زمان آموزش و آزمایش مدل‌ها ایفا کند. در پژوهشی جدید، پوری، کاپاره و نالبالوار^۹ (۲۰۲۴) [۴۱] مدلی برای تشخیص آلزایمر بر اساس ترکیب تکنیک‌های تجزیه تطبیقی سیگنال و الگوریتم‌های فراابتکاری ارائه کرده‌اند. در این مطالعه، چهار روش مختلف برای تجزیه سیگنال EEG به زیرباندها مورد استفاده قرار گرفته‌اند:

۱. تجزیه تجربی مدها^{۱۰} (EMD)

¹ Real-time Application

² ADASYN - Adaptive Synthetic Sampling

³ Chakravarthi, B. A

⁴ Shivakanth, G

⁵ Multimodal Artificial Intelligence

⁶ Multimodal Data Integration

⁷ Disease Progression Monitoring

⁸ Electroencephalography (EEG)

⁹ Puri, D. V., Kachare, P. H., & Nalbalwar, S. L.

¹⁰ Empirical Mode Decomposition (EMD)

۲. تجزیه مدی واریاسیونی^۱ (VMD)

۳. تبدیل موجک گسسته^۲ (DWT)

۴. بانک‌های فیلتر موجک متعامد با پیچیدگی پایین^۳ (LCOWFBs)

برای هر زیرباند، ۳۴ ویژگی بر اساس تحلیل‌های سیگنال، زمانی، طیفی و آنتروپی استخراج شد. سپس برای انتخاب ویژگی‌های برجسته، از هفت الگوریتم فراابتکاری استفاده گردید، الگوریتم ازدحام ذرات^۴، الگوریتم ازدحام سالپ‌ها^۵، الگوریتم جست‌وجوی خزنده^۶، الگوریتم گرگ خاکستری^۷، الگوریتم مونگوس کوتوله^۸، الگوریتم مار^۹، الگوریتم قانون فیک^{۱۰}. نتایج بر روی دو پایگاه داده‌ی EEG عمومی مربوط به بیماران آلزایمری ارزیابی شد. روش LCOWFBs با استفاده از ویژگی‌های منتخب توسط RSA، بیشترین دقت دودسته‌ای^{۱۱} برابر با ۹۹.۷۲٪ و با ویژگی‌های منتخب توسط FLA، دقت چنددسته‌ای^{۱۲} برابر با ۸۸.۹۲٪ را به دست آورد. این یافته‌ها نشان می‌دهند که ترکیب LCOWFBs با RSA توانسته است عملکرد بهینه‌ای در تشخیص آلزایمر ارائه دهد، در حالی که زمان محاسباتی کمتری نسبت به روش‌های قبلی نیاز دارد. پژوهشگران همچنین اشاره کرده‌اند که این مدل قابلیت گسترش برای شناسایی سایر اختلالات مزمن مانند فشار خون بالا، اختلالات خواب و بیماری پارکینسون را نیز دارد.

اودوسامی و همکاران^{۱۳} (۲۰۲۴) [۴۲] بیماری آلزایمر را به عنوان یکی از تهدیدهای مهم سلامت انسان معرفی کردند که نیازمند تشخیص دقیق و دسته‌بندی مراحل مختلف آن است. روش‌های تصویربرداری عصبی مانند تصویربرداری ساختاری مغزی^{۱۴} و پت‌اسکن فلورودئوکسی‌گلوکز^{۱۵} به طور گسترده برای تشخیص و تفکیک مراحل بیماری مورد استفاده قرار گرفته‌اند. با این حال، روش‌های مرسوم انتخاب ویژگی که برای استخراج اطلاعات تکمیلی از تصاویر چندحالتی به کار می‌روند، دچار خطا شده و ممکن است اطلاعات ارزشمند را از دست بدهند. برای رفع این محدودیت، پژوهش‌های اخیر به سمت ادغام داده‌های چندحالتی^{۱۶} حرکت کرده‌اند. یکی از رویکردهای مؤثر در این زمینه، استفاده از شبکه عصبی پالس ثابت^{۱۷} و هرم لاپلاس^{۱۸} برای ترکیب تصاویر sMRI و FDG-PET است که منجر به تولید تصاویر یکپارچه با کیفیت بالاتر می‌شود. پس از ادغام تصاویر، مدل‌های یادگیری عمیق مانند ترنسفورمر بینایی موبایل^{۱۹} برای طبقه‌بندی مراحل بیماری به کار گرفته می‌شوند و با استفاده از بهینه‌سازی دینامیک کوانتومی^{۲۰}، پارامترهای معماری مدل به صورت خودکار تنظیم می‌گردند. این رویکرد، همراه با افزایش داده‌ها^{۲۱}، امکان پیشگیری از بیش‌برازش^{۲۲}

¹ Variational Mode Decomposition (VMD)

² Discrete Wavelet Transform (DWT)

³ Low-Complexity Orthogonal Wavelet Filter Banks (LCOWFBs)

⁴ Particle Swarm Optimization (PSO)

⁵ Salp Swarm Algorithm (SSA)

⁶ Raccoon Search Algorithm (RSA)

⁷ Grey Wolf Optimizer (GWO)

⁸ Dwarf Mongoose Optimization (DMO)

⁹ Snake Optimizer (SO)

¹⁰ Fick's Law Algorithm (FLA)

¹¹ Binary Classification Accuracy

¹² Multi-class Accuracy

¹³ Odusami, M. , et al

¹⁴ Structural Magnetic Resonance Imaging (sMRI)

¹⁵ Fluorodeoxyglucose Positron Emission Tomography (FDG-PET)

¹⁶ Multimodal Data Fusion

¹⁷ Static Pulse-Coupled Neural Network (SPCNN)

¹⁸ Laplacian Pyramid (LP)

¹⁹ Mobile Vision Transformer (MViT)

²⁰ Quantum Dynamic Optimization (QDO)

²¹ Data Augmentation

²² Overfitting

را فراهم کرده و باعث بهبود دقت طبقه‌بندی می‌شود. نتایج مطالعات نشان داده است که استفاده از تصاویر ترکیب‌شده و مدل بهینه‌شده MVIT، دقت‌هایی بالای ۹۰ درصد در تفکیک بیماران آلزایمری از افراد سالم و مبتلایان به اختلال شناختی خفیف^۱ فراهم می‌آورد. همچنین کیفیت تصاویر ترکیب‌شده در معیارهای نسبت سیگنال به نویز پیک^۲، میانگین مربع خطا^۳ و شاخص شباهت ساختاری^۴ قابل قبول گزارش شده است. به‌طور کلی، ادغام تصاویر چندحالتی و بهینه‌سازی معماری مدل‌های یادگیری عمیق می‌تواند راهکاری مؤثر برای بهبود تشخیص و طبقه‌بندی مراحل بیماری آلزایمر باشد و محدودیت‌های روش‌های پیشین در انتخاب ویژگی و یادگیری مدل را کاهش دهد.

ناپمن و همکاران^۵ (۲۰۲۴) [۴۳] در یک مطالعه مروری جامع، به بررسی وضعیت کنونی درمان‌های اصلاح‌کننده بیماری آلزایمر و راهکارهای پیشگیری از آن پرداختند. این پژوهش نشان داد که حدود ۶.۹ میلیون نفر از جمعیت بالای ۶۵ سال در ایالات متحده به این بیماری مبتلا هستند، که رقم قابل توجهی در حوزه سلامت عمومی محسوب می‌شود. در این مقاله، نویسندگان ضمن مرور پیشرفت‌های اخیر در زمینه درمان‌های دارویی، بر نقش نشانگرهای زیستی^۶ در تشخیص زودهنگام آلزایمر تأکید کردند. آنان همچنین به بررسی داروهای نوینی پرداختند که با هدف تأثیرگذاری بر مکانیسم‌های مولکولی بیماری، از جمله تجمع پروتئین‌های آمیلوئید و تاو، طراحی شده‌اند. یکی از بخش‌های کلیدی این پژوهش، تحلیل چالش‌های پیش‌روی پیشگیری از آلزایمر است. ناپمن و همکاران اشاره کردند که با وجود پیشرفت‌های دارویی، درمان قطعی هنوز در دسترس نیست؛ اما ترکیب اصلاح سبک زندگی (مانند فعالیت بدنی منظم، تغذیه سالم و کنترل فشار خون) با درمان‌های دارویی می‌تواند روند پیشرفت بیماری را کندتر کند. نتایج این مرور نشان می‌دهد که رویکردهای چندبعدی شامل پایش زودهنگام، مداخلات دارویی و بهبود رفتارهای سلامت می‌تواند بیشترین تأثیر را در کاهش شیوع و شدت آلزایمر داشته باشد. این مطالعه، علاوه بر جمع‌بندی وضعیت فعلی درمان، به‌عنوان چارچوبی تحلیلی برای سیاست‌گذاری‌های سلامت عمومی و طراحی راهبردهای پیشگیرانه در سطح جهانی نیز مطرح می‌شود.

شلتینز و همکاران^۷ (۲۰۲۴) [۴۴] در پژوهشی جامع به بررسی مکانیسم‌های زیستی^۸ و یافته‌های کارآزمایی‌های بالینی^۹ در زمینه‌ی بیماری آلزایمر پرداختند. این مطالعه با تمرکز بر نشانگرهای زیستی مانند پروتئین‌های تاو و آمیلوئید، آن‌ها را به‌عنوان شاخص‌های کلیدی برای تشخیص زودهنگام بیماری معرفی کرد. در این تحقیق، علاوه بر استفاده از داده‌های ژنتیکی، از تکنیک‌های تصویربرداری مغزی برای شناسایی بهتر مسیرهای پاتوژنز بیماری^{۱۰} استفاده شد. نویسندگان همچنین بر اهمیت درمان‌های ترکیبی که هم بر فرایندهای زیستی و هم بر علائم بالینی اثر می‌گذارند، تأکید کردند. نوآوری اصلی پژوهش در ارائه‌ی چارچوبی جامع برای آینده‌پژوهی در درمان آلزایمر بود. افزون بر این، مقاله به چالش‌های طراحی کارآزمایی‌های بالینی و ضرورت رویکردهای نوآورانه‌تر در این زمینه پرداخت. یافته‌های این تحقیق می‌تواند مسیر تحقیقات آینده را برای کشف درمان‌های کارا تر و مؤثرتر هموار سازد.

انجمن آلزایمر آمریکا^{۱۱} (۲۰۲۴) [۴۵] گزارشی جامع درباره‌ی شیوع، مرگ‌ومیر و هزینه‌های اقتصادی بیماری آلزایمر منتشر کرد. این گزارش برآورد کرد که حدود ۶.۹ میلیون نفر از افراد بالای ۶۵ سال در ایالات متحده به این بیماری مبتلا هستند و بار مالی و اجتماعی آن به‌طور مداوم در حال افزایش است. در این گزارش، علاوه بر ارائه‌ی آمار دقیق، به نیازهای مراقبتی بیماران و نقش تشخیص زودهنگام در مدیریت مؤثر بیماری پرداخته شد. همچنین، تأثیر اجتماعی آلزایمر بر خانواده‌ها و جامعه به‌عنوان یکی از

¹ Mild Cognitive Impairment (MCI)

² Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR)

³ Mean Squared Error (MSE)

⁴ Structural Similarity Index Measure (SSIM)

⁵ Knopman, D. S., et al

⁶ Biomarkers

⁷ Scheltens, P, et al

⁸ Biological Mechanisms

⁹ Clinical Trials

¹⁰ Disease Pathogenesis

¹¹ Alzheimer's Association

چالش‌های بزرگ سلامت عمومی مورد تأکید قرار گرفت. یافته‌ها نشان می‌دهد که مراقبت‌های چندبعدی و هماهنگ برای بهبود کیفیت زندگی بیماران و خانواده‌های آن‌ها ضروری است. این مطالعه با ترکیب داده‌های بالینی و اقتصادی، تصویری جامع از ابعاد گوناگون بیماری ارائه می‌دهد و می‌تواند به‌عنوان منبعی مرجع برای سیاست‌گذاری و برنامه‌ریزی‌های ملی حوزه سلامت مورد استفاده قرار گیرد.

الغمدی و همکاران^۱ (۲۰۲۴) [۴۶] مدلی مبتنی بر شبکه عصبی کانولوشنی همراه با مکانیسم توجه^۲ طراحی کردند که قادر بود ویژگی‌های کلیدی ساختار مغز را از تصاویر MRI استخراج کند. این رویکرد با تمرکز بر ناحیه‌های بحرانی مغز^۳ توانست مراحل مختلف بیماری آلزایمر را با دقت بالاتری نسبت به روش‌های سنتی طبقه‌بندی نماید. داده‌های مورد استفاده که از پایگاه‌های معتبر تصویربرداری پزشکی استخراج شده بودند، نشان‌دهنده اثربخشی بالای مدل پیشنهادی بودند. به‌کارگیری مکانیسم توجه به شبکه امکان داد تا از میان حجم گسترده اطلاعات، مهم‌ترین ویژگی‌ها را انتخاب کرده و پیچیدگی محاسباتی را کاهش دهد. نویسندگان نشان دادند که این روش می‌تواند در تشخیص زودهنگام آلزایمر بسیار مؤثر باشد. مزیت اصلی پژوهش در کاهش خطاهای انسانی و افزایش دقت الگوریتم نهفته است. این مدل پتانسیل بالایی برای استفاده به‌عنوان ابزار کمکی تشخیص بالینی در مراکز درمانی دارد. ساتیامورتی و همکاران^۴ (۲۰۲۴) [۴۷] چارچوبی نوین برای طبقه‌بندی بیماری آلزایمر مبتنی بر شبکه‌های عصبی گراف ارائه کردند. در این مدل، با در نظر گرفتن همبستگی میان بیماری‌ها و بهره‌گیری از ساختارهای گرافی، روابط پیچیده میان داده‌های چندوجهی بهتر تحلیل شد. نتایج نشان داد که ترکیب داده‌های تصویربرداری مغزی با اطلاعات جانبی بیماران موجب افزایش چشمگیر دقت مدل گردید. پژوهشگران تأکید کردند که شبکه‌های گرافی می‌توانند در نمایش تعاملات پیچیده میان ویژگی‌های مغزی بسیار کارآمد باشند. آزمایش‌ها ثابت کردند که این چارچوب عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم‌های کلاسیک دارد. نوآوری اصلی پژوهش در طراحی مدلی است که قادر است روابط پنهان میان داده‌ها را استخراج و تحلیل کند. این یافته‌ها گامی مؤثر در توسعه‌ی روش‌های محاسباتی نوین برای تشخیص بیماری‌های نورودژنراتیو^۵ به شمار می‌رود.

تنویر و همکاران^۶ (۲۰۲۴) [۴۸] در یک مطالعه‌ی نظام‌مند، به بررسی جامع روش‌های یادگیری عمیق برای پیش‌بینی بیماری آلزایمر پرداختند. در این پژوهش، مدل‌های مختلفی از جمله شبکه‌های عصبی و ماشین بردار پشتیبان بر روی داده‌های چندمداله شامل تصاویر MRI و fMRI^۷ مورد ارزیابی قرار گرفتند. نتایج نشان داد که روش‌های یادگیری عمیق در مقایسه با رویکردهای کلاسیک، عملکرد بسیار بهتری در تشخیص مراحل مختلف آلزایمر دارند. پژوهشگران بر اهمیت ادغام داده‌های تصویربرداری و داده‌های بالینی در افزایش دقت تشخیص تأکید کردند. این مقاله با مرور جامع و نظام‌مند، نقشه‌راهی برای تحقیقات آینده ارائه داد و با تحلیل نقاط قوت و ضعف مدل‌ها، به پژوهشگران در انتخاب ابزار مناسب برای تحلیل داده‌های چندوجهی کمک کرد. یافته‌ها بیانگر آن است که یادگیری عمیق می‌تواند در تشخیص زودهنگام و مدیریت بیماری آلزایمر نقش کلیدی ایفا کند.

یوو همکاران^۸ (۲۰۲۴) [۴۹] نسخه‌ای بهبودیافته از الگوریتم گرگ خاکستری را معرفی کردند که با نام RHGWO^۹ شناخته می‌شود. این نسخه‌ی جدید با ترکیب چندین استراتژی هوشمندانه شامل پرواز لوی^{۱۰}، حافظه‌محور^{۱۱} و سلسله‌مراتب جمعیت^{۱۲} توانست بر

1 Alghamdi, N, et al

2 Attention Mechanism

3 Critical Brain Regions

4 Sathiyamoorthi, V, et al

5 Neurodegenerative Diseases

6 Tanveer, M., et al

7 Magnetic Resonance Imaging / Functional MRI

8 Yu, X, et al

9 Randomized Hierarchical Grey Wolf Optimizer

10 Lévy Flight

11 Memory-based Search

12 Population Hierarchy

محدودیت‌های نسخه‌های پیشین غلبه کند. الگوریتم پیشنهادی با ایجاد تعادل بهینه میان اکتشاف و بهره‌برداری از گرفتار شدن در بهینه‌های محلی جلوگیری نمود. نتایج آزمایش‌ها بر روی داده‌های پزشکی با ابعاد بالا مانند تصاویر MRI نشان داد که RHGWO دقت بالایی در انتخاب ویژگی دارد. مزیت اصلی این الگوریتم در حفظ تنوع جمعیت و افزایش پایداری نتایج است. نویسندگان تأکید کردند که RHGWO می‌تواند به‌طور مؤثر در مسائل پیچیده تصویربرداری پزشکی به کار گرفته شود. بنابراین، این الگوریتم به‌عنوان ابزاری کارآمد برای بهبود کارایی در تشخیص بیماری‌های نورودژنراتیو مطرح است.

لی و همکاران^۱ (۲۰۲۴) [۵۰] نوعی اتوانکودر مبتنی بر انتشار نهفته^۲ معرفی کردند که با هدف یادگیری بدون نظارت از داده‌های عصبی طراحی شده بود. این مدل قادر بود ویژگی‌های پنهان و معنادار را از داده‌های پیچیده مغزی استخراج کند و با کاهش خطای بازسازی، بازنمایی دقیق‌تری از ساختارهای عصبی ارائه دهد. نتایج آزمایش‌ها نشان داد که مدل پیشنهادی در بازنمایی ساختارهای مغزی و تشخیص الگوهای مرتبط با آلزایمر عملکرد قابل توجهی دارد. انتشار نهفته، فرایند یادگیری را بهبود داده و پایداری شبکه را افزایش داد. اهمیت این پژوهش در ارائه‌ی رویکردی نو برای تحلیل داده‌های پزشکی و یادگیری ویژگی‌های سطح بالا است. نوآوری اصلی این کار، استفاده از مکانیزم انتشار^۳ برای ارتقای کارایی اتوانکودرهاست. این روش می‌تواند مبنایی برای توسعه ابزارهای دقیق‌تر در تشخیص زودهنگام آلزایمر فراهم کند.

جبلی و مراد^۴ (۲۰۲۵) [۵۱] یک چارچوب جامع برای طبقه‌بندی بیماری آلزایمر با استفاده از روش‌های نظارت‌شده، هوشمند و مبتنی بر داده‌های چندوجهی تصویربرداری عصبی^۵ ارائه کردند. در این پژوهش از داده‌های MRI سه‌بعدی^۶، PET فلوربتابن^۷ و PET فلورتاوپیر^۸ متعلق به پایگاه ADNI^۹ برای طبقه‌بندی افراد به سه گروه کنترل سالم^{۱۰} (NC)، اختلال شناختی خفیف^{۱۱} (MCI) و مراحل مختلف آلزایمر استفاده شد. مهم‌ترین نوآوری پژوهش، به‌کارگیری سیستم طبقه‌بندی مبتنی بر منطق فازی^{۱۲} بود که توانست به بالاترین دقت، یعنی ۹۹.۱٪ دست یابد. این سیستم از ساختار استنتاج فازی نوع ممدانی^{۱۳} با سه متغیر ورودی شامل حجم آمیلوئید^{۱۴}، β ، حجم پروتئین تاو^{۱۵} و حجم فضای خالی مغز^{۱۶} استفاده کرد. نتایج نشان داد که ادغام نشانگرهای آناتومیک و بیوشیمیایی می‌تواند دقت بالایی در مرحله‌بندی آلزایمر فراهم آورد. این مطالعه همچنین اهمیت ادغام داده‌های چندوجهی را برجسته ساخت؛ به‌طوری که ترکیب داده‌های MRI و PET نسبت به استفاده از یک مدال منفرد، بهبود قابل توجهی در دقت طبقه‌بندی ایجاد کرد. این یافته نشان‌دهنده ارزش اطلاعات مکمل حاصل از روش‌های مختلف تصویربرداری عصبی برای افزایش قابلیت اطمینان تشخیص است. علاوه بر این، پژوهشگران روش‌های یادگیری عمیق را نیز مورد بررسی قرار دادند. یک شبکه عصبی کانولوشنی^{۱۷} (CNN) با معماری دوشاخه توانست به دقت ۹۰.۶۷٪ برسد، در حالی که یک شبکه پرسپترون چندلایه^{۱۸} (MLP) با ۳

¹ Li, Y, et al

² Latent Diffusion Autoencoder; LDAE

³ Diffusion Mechanism

⁴ Jabli, M. A., & Mourad, M.

⁵ Multi-modal neuroimaging data

⁶ 3D Magnetic Resonance Imaging

⁷ Positron Emission Tomography using Florbetaben

⁸ Positron Emission Tomography using Flortaucipir

⁹ Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative

¹⁰ Normal Control

¹¹ Mild Cognitive Impairment

¹² Fuzzy logic

¹³ Mamdani fuzzy inference system

^{۱۴} پروتئینی که تجمع آن در مغز با آلزایمر مرتبط است.

^{۱۵} پروتئینی که تغییر شکل آن موجب اختلال عملکرد نورونی می‌شود.

^{۱۶} اندازه فضای پر نشده در مغز که با تحلیل آتروفی مرتبط است.

¹⁷ Convolutional Neural Network

¹⁸ Multi-Layer Perceptron

گره ورودی، ۱۰ گره پنهان و ۳ گره خروجی، دقتی معادل ۹۴٪ به دست آورد. این نتایج نشان‌دهنده اثربخشی معماری‌های شبکه عصبی در طبقه‌بندی آلزایمر است، هرچند که در مقایسه با سیستم منطق فازی، عملکرد ضعیف‌تری داشتند. نویسندگان همچنین بر نقش حیاتی پیش‌پردازش داده‌ها، شامل نرمال‌سازی و کاهش نویز، تأکید کردند؛ زیرا این مراحل باعث بهبود چشمگیر عملکرد مدل‌ها در تمامی رویکردهای آزموده شده شدند. به‌طور کلی، این مطالعه یک چارچوب تشخیصی یکپارچه و کارآمد را معرفی می‌کند که ترکیبی از منطق فازی، یادگیری عمیق و داده‌های چندوجهی تصویربرداری را به‌کار می‌گیرد. یافته‌های پژوهش، علاوه بر ارتقای دقت طبقه‌بندی آلزایمر، بینش‌های ارزشمندی درباره سازوکارهای آسیب‌شناختی عصبی فراهم کرده و پایه‌ای مستحکم برای کاربردهای بالینی آینده ایجاد می‌کند.

بوتون و همکاران^۱ (۲۰۲۵) [۵۲] در مطالعه‌ای مدلی مبتنی بر یادگیری عمیق با نام ADAMAEX^۲ برای طبقه‌بندی بیماران مبتلا به بیماری آلزایمر ارائه دادند. این مدل مبتنی بر خودرمزگذار کانونلوشنی^۳ طراحی شده و بخش رمزگذار^۴ آن شامل چهار لایه کانونلوشنی است. علاوه بر این، برای افزایش دقت مدل و تمرکز بر ویژگی‌های کلیدی، از بلوک Squeeze and Excitation^۵ به عنوان مکانیزم توجه کانالی^۶ پس از هر لایه کانونلوشنی استفاده شد. یکی از ویژگی‌های برجسته این مطالعه، به‌کارگیری تکنیک هوش مصنوعی قابل توضیح^۷ (XAI) با روش Grad-CAM^۸ بود که امکان شناسایی نواحی مغزی مؤثر در تصمیم‌گیری مدل را فراهم می‌کرد. این روش در مطالعات پیشین طبقه‌بندی بیماری آلزایمر کمتر مورد استفاده قرار گرفته است و جایگاه مهمی در تحلیل علمی و قابل اعتماد کردن نتایج مدل دارد. نتایج پژوهش نشان داد که مدل ADAMAEX توانست با دقت ۹۶.۲٪ بیماران مبتلا به AD را از افراد سالم تفکیک کند، که بیانگر عملکرد چشمگیر این روش در زمینه طبقه‌بندی بیماری‌های عصبی^۹ است. این مطالعه نشان می‌دهد که ترکیب خودرمزگذارهای کانونلوشنی با مکانیزم‌های توجه و ابزارهای XAI می‌تواند یک رویکرد قدرتمند برای تشخیص زود هنگام و تحلیل نقش نواحی مغزی در AD باشد. مقایسه این پژوهش با مطالعات قبلی نشان می‌دهد که استفاده از مکانیزم توجه کانالی و تکنیک‌های قابل توضیح نسبت به مدل‌های سنتی CNN یا Autoencoder ساده توانایی بیشتری در شناسایی ویژگی‌های کلیدی و ارائه تحلیل قابل اعتماد دارد. با این حال، محدودیت‌هایی نیز وجود دارد، از جمله اینکه عملکرد مدل در مجموعه داده‌های بزرگ‌تر و متنوع‌تر هنوز نیازمند ارزیابی بیشتر است و قابلیت تعمیم نتایج به جمعیت‌های بالینی گسترده‌تر^{۱۰} باید بررسی شود. به‌طور کلی، این مطالعه جایگاه مهمی در پیشینه تحقیقات طبقه‌بندی بیماری آلزایمر دارد و می‌تواند به عنوان پایه‌ای برای مطالعات بعدی در استفاده از یادگیری عمیق با قابلیت توضیح و مکانیزم‌های توجه در تشخیص و تحلیل بیماری‌های عصبی مورد استفاده قرار گیرد.

چن و همکاران^{۱۱} (۲۰۲۵) [۵۳] در مطالعه‌ای با هدف تشخیص زود هنگام بیماری آلزایمر و مرحله پیش‌درآمد آن، اختلال خفیف شناختی (MCI) یک چارچوب نوین مبتنی بر ادغام داده‌های چندوجهی^{۱۲} (MMDF) ارائه کردند. این مدل تلاش می‌کند با ترکیب اطلاعات حاصل از سوابق بالینی^{۱۳} و تصاویر MRI، عملکرد سیستم‌های تشخیص آلزایمر را بهبود دهد و هم‌افزایی میان منابع داده مختلف را به‌کار گیرد. در این پژوهش، داده‌های تصویربرداری MRI ابتدا توسط یک مدل ترنسفورمر بینایی MRI_ViT^{۱۴} پردازش

¹ Bootun, D., et al

² Attention-enhanced Autoencoder for Alzheimer's Disease

³ Convolutional Autoencoder

⁴ Encoder

⁵ CNN بلوکی برای اعمال توجه کانالی و وزن‌دهی ویژگی‌های مهم در شبکه‌های

⁶ Channel Attention Mechanism

⁷ Explainable AI

⁸ Gradient-weighted Class Activation Mapping

⁹ Neural disease classification

¹⁰ Larger clinical populations

¹¹ Chen, J, et al

¹² Multimodal Medical Data Fusion

¹³ Clinical data

¹⁴ Vision Transformer

شدند تا ویژگی‌های سطح بالا و دقیق ساختار مغز استخراج شود. هم‌زمان، داده‌های بالینی شامل اطلاعات شناختی، بیوشیمیایی و شاخص‌های جمعیتی از طریق یک شبکه عصبی 1D CNN با مکانیزم توجه چندمقیاسی¹ MA-1DCNN تحلیل شدند. این شبکه قادر است هم‌زمان ویژگی‌های مهم را در مقیاس‌های مختلف شناسایی و وزن‌دهی کند. پس از استخراج ویژگی‌ها از دو منبع داده، خروجی‌ها با هم ادغام² شده و یک مدل چندوجهی قدرتمند شکل گرفت که قادر به طبقه‌بندی بیماران به سه گروه افراد سالم، MCI و AD است. استفاده از این رویکرد امکان بهره‌گیری هم‌زمان از اطلاعات تصویری و بالینی را فراهم می‌کند و محدودیت‌های روش‌های تک‌منبعی را کاهش می‌دهد. نتایج تجربی نشان داد که روش MMDF توانسته دقت طبقه‌بندی بیماران آلزایمری را به طور قابل توجهی افزایش دهد و نسبت به روش‌های پیشرفته موجود (SOTA³) عملکرد بهتری ارائه کند. همچنین، ترکیب⁴ Vision Transformer و⁵ Attention-based CNN باعث شد تا مدل تمرکز بیشتری بر ویژگی‌های بحرانی مغز داشته باشد و قابلیت تعمیم به داده‌های بالینی متنوع افزایش یابد. به طور کلی، این مطالعه نشان می‌دهد که ادغام داده‌های چندمنبعی همراه با معماری‌های نوین یادگیری عمیق، ابزار مؤثری برای تشخیص دقیق و زود هنگام بیماری آلزایمر است و می‌تواند مبنایی برای تحقیقات بالینی و توسعه سامانه‌های تشخیص هوشمند فراهم آورد.

۷. اهداف پژوهش (شامل اهداف علمی^۱، کاربردی^۲ و ضرورت‌های^۳ خاص انجام تحقیق):

- توسعه یک چارچوب ترکیبی مبتنی بر Autoencoder و الگوریتم گرگ خاکستری جهش‌یافته (EGWO) برای کاهش بعد و انتخاب ویژگی‌های مؤثر در داده‌های تصویربرداری مغزی (MRI و fMRI).
- بهینه‌سازی ساختار و پارامترهای شبکه‌ی Autoencoder (از جمله تعداد نرون‌ها، عمق شبکه، نوع تابع فعال‌ساز و نرخ یادگیری) به صورت خودکار با استفاده از مکانیسم جهش تطبیقی در EGWO.
- افزایش دقت و پایداری طبقه‌بندی مراحل مختلف بیماری آلزایمر (سالم، اختلال شناختی خفیف، و آلزایمر قطعی) از طریق استخراج ویژگی‌های غیرخطی و معنادار.
- کاهش خطر بیش‌برازش (Overfitting) و بهبود تعمیم‌پذیری مدل با استفاده از انتخاب خودکار ویژگی‌های بهینه.
- مقایسه عملکرد مدل پیشنهادی (EGWO–Autoencoder) با سایر روش‌های مرجع مانند GWO کلاسیک، الگوریتم ژنتیک (GA) و الگوریتم اردحام ذرات (PSO) از نظر دقت، پایداری و سرعت همگرایی.

۸. سوالات پژوهش:

- ۱- آیا استفاده از Autoencoder می‌تواند ابعاد بالای داده‌های تصویری پزشکی را به گونه‌ای کاهش دهد که اطلاعات حیاتی برای تشخیص آلزایمر حفظ شود؟
- ۲- چگونه می‌توان با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری جهش‌یافته (EGWO)، ساختار و پارامترهای شبکه‌ی Autoencoder را (از جمله تعداد نرون‌ها، عمق شبکه، نوع تابع فعال‌ساز و نرخ یادگیری) به صورت خودکار و بهینه تعیین کرد؟
- ۳- آیا مدل ترکیبی پیشنهادی (EGWO–Autoencoder) می‌تواند مشکل گیر افتادن در کمینه‌های محلی را برطرف کرده و نسبت به الگوریتم‌های مرجع مانند GWO، PSO و GA عملکرد دقیق‌تر و پایداری بیشتری ارائه دهد؟

¹ Multi-scale Attention 1D Convolutional Neural Network

² Fusion of outputs

³ State-of-the-Art

⁴ مدل مبتنی بر معماری ترنسفورمر برای پردازش تصویر و استخراج ویژگی‌های پیچیده.

⁵ شبکه عصبی کانولوشنی با مکانیزم توجه برای تمرکز بر ویژگی‌های مهم تصویر.

۴- آیا روش پیشنهادی در مقایسه با روش‌های کلاسیک کاهش بعد مانند PCA و LDA، دقت بالاتری در طبقه‌بندی مراحل مختلف بیماری آلزایمر (سالم، MCI و AD) دارد؟

۵- آیا بهینه‌سازی ساختار Autoencoder با EGWO علاوه بر افزایش دقت، موجب کاهش بیش‌برازش (Overfitting) و بهبود تعمیم‌پذیری مدل می‌شود؟

۹. فرضیه‌های پژوهش (هر فرضیه به صورت یک جمله خبری نوشته می‌شود):

۱- استفاده از Autoencoder می‌تواند ابعاد بالای داده‌های تصویری مغزی را کاهش دهد، در حالی که ویژگی‌های کلیدی مؤثر در تشخیص بیماری آلزایمر حفظ می‌شوند.

۲- الگوریتم گرگ خاکستری جهش‌یافته (EGWO) قادر است ساختار و پارامترهای شبکه‌ی Autoencoder را به‌صورت خودکار و بهینه تعیین کند.

۳- ترکیب پیشنهادی (EGWO–Autoencoder) در مقایسه با روش‌های کلاسیک کاهش بعد (مانند PCA) و سایر روش‌های یادگیری عمیق، دقت بالاتری در طبقه‌بندی مراحل مختلف آلزایمر (سالم، MCI و AD) ارائه می‌دهد.

۴- به‌کارگیری EGWO برای آموزش Autoencoder موجب جلوگیری از گیر افتادن در کمینه‌های محلی شده و عملکرد پایدارتر و دقیق‌تری نسبت به سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی (مانند PSO یا GA) فراهم می‌کند.

۵- مدل ترکیبی EGWO–Autoencoder ضمن افزایش دقت، باعث کاهش بیش‌برازش (Overfitting) و بهبود تعمیم‌پذیری مدل در داده‌های تصویری مغزی خواهد شد.

۱۰- متغیرهای پژوهش:

۱) متغیر مستقل (Independent Variables):

- نوع الگوریتم بهینه‌سازی مورد استفاده: الگوریتم گرگ خاکستری جهش‌یافته (EGWO) و مقایسه با GWO کلاسیک، الگوریتم ژنتیک (GA) و بهینه‌سازی ذرات (PSO) و ...
- مدل یادگیری عمیق: ساختار شبکه Autoencoder، پارامترهای آموزشی (نرخ یادگیری، تعداد تکرارها، نرخ dropout)، تعداد لایه‌ها، و داده‌های ورودی (MRI و fMRI)
- پارامترهای پیکربندی الگوریتم: اندازه جمعیت گرگ‌ها، تعداد نسل‌ها، نرخ جهش تکاملی، و محدوده جست‌وجوی پارامترها

۲) متغیر وابسته (Dependent Variables):

- دقت طبقه‌بندی: درصد صحت (accuracy)، حساسیت (sensitivity)، اختصاصیت (specificity) و امتیاز F1
- زمان کل اجرا
- کیفیت ویژگی‌های استخراج‌شده: معناداری و قابل‌تفسیر بودن ویژگی‌ها (مانند آتروفی هیپوکامپ)
- میزان همگرایی الگوریتم: تعداد نسل‌ها یا زمان رسیدن به بهینه
- نرخ کاهش بیش‌برازش: میزان موفقیت در مینیمم‌سازی overfitting

۳) متغیرهای کنترل (Control Variables):

- کیفیت داده‌های تصویربرداری: وضوح تصویر، سطح نویز، و پروتکل تصویربرداری MRI/fMRI
- مشخصات فنی داده‌ها: رزولوشن تصاویر، اندازه نمونه‌ها، و فرمت داده‌های ورودی
- پارامترهای مشترک الگوریتم‌ها: تعداد اجزای مستقل، اندازه جمعیت اولیه، و تعداد تکرارها

۱۱. در صورت داشتن هدف کاربردی بیان نام بهره‌وران (اعم از موسسات آموزشی و اجرایی و غیره)

با توجه به ماهیت کاربردی این تحقیق در حوزه سلامت، علوم اعصاب و پردازش داده‌های پزشکی، نتایج و چارچوب پیشنهادی می‌تواند مورد بهره‌برداری طیف وسیعی از نهادها، سازمان‌ها و موسسات آموزشی و پژوهشی قرار گیرد. از جمله بهره‌وران اصلی این پژوهش می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

۱. مراکز درمانی و بیمارستان‌ها: برای کمک به تشخیص سریع‌تر و دقیق‌تر مراحل بیماری آلزایمر و بهبود کیفیت خدمات درمانی.
۲. مراکز تصویربرداری پزشکی: جهت تحلیل خودکار داده‌های MRI و fMRI و کاهش نیاز به تفسیر دستی توسط متخصصان رادیولوژی و نورولوژی.
۳. دانشگاه‌ها و موسسات تحقیقاتی: برای توسعه تحقیقات میان‌رشته‌ای در زمینه‌های علوم اعصاب، یادگیری عمیق و پردازش تصویر پزشکی.
۴. مراکز تخصصی و انجمن‌های آلزایمر: جهت بهره‌گیری از نتایج تحقیق در شناسایی بیماران در مراحل اولیه و طراحی برنامه‌های پیشگیری و توانبخشی.
۵. شرکت‌های دانش‌بنیان فعال در حوزه سلامت دیجیتال: برای توسعه نرم‌افزارها و سامانه‌های هوشمند تشخیص اختلالات عصبی مبتنی بر مدل پیشنهادی پژوهش.

۱۲- تعریف مفاهیم: (کلمات کلیدی پژوهش حداکثر شامل ۵ واژه)

بیماری آلزایمر^۱:

یک اختلال عصبی تحلیل‌برنده و پیشرونده است که با کاهش حافظه، اختلال شناختی و تغییرات رفتاری همراه بوده و یکی از شایع‌ترین انواع زوال عقل به شمار می‌رود. تشخیص زودهنگام آن در بهبود کیفیت زندگی بیماران و کاهش هزینه‌های درمانی اهمیت دارد.

کاهش ابعاد^۲:

فرایندی در یادگیری ماشین که طی آن ویژگی‌های غیرضروری یا کم‌اهمیت از داده‌ها حذف شده و داده‌ها در فضایی با تعداد متغیر کمتر اما با حفظ بیشترین اطلاعات مفید نمایش داده می‌شوند.

خودرمزگذار^۳:

یک شبکه عصبی غیرنظارتی است که با هدف یادگیری یک نمایش فشرده (Latent Representation) از داده‌ها طراحی می‌شود. این مدل داده‌ها را فشرده کرده و سپس بازسازی می‌کند، به طوری که ویژگی‌های کلیدی حفظ و داده‌های زائد حذف

¹ Alzheimer's Disease

² Dimensionality Reduction

³ Autoencoder

شوند.

الگوریتم گرگ خاکستری جهش یافته^۱:

نسخه تکامل یافته الگوریتم گرگ خاکستری (GWO) است که با افزودن عملگر جهش (Mutation) می‌تواند از گیر افتادن در کمینه‌های محلی جلوگیری کند و کارایی بهتری در جستجوی فضای پیچیده پارامترها داشته باشد.

طبقه‌بندی^۲:

یکی از وظایف اصلی یادگیری ماشین که در آن داده‌ها به دسته‌های مشخصی (مانند سالم، MCI، و آلزایمر) تخصیص داده می‌شوند. هدف در این پژوهش، بهبود دقت طبقه‌بندی بیماران با استفاده از داده‌های کاهش یافته توسط Autoencoder است.

۱۳. جنبه نوآوری و جدید بودن تحقیق در چیست؟ (این قسمت توسط استاد راهنما تکمیل و امضاء شود.)

ارائه یک مدل ترکیبی جدید مبتنی بر همافزایی Autoencoder و الگوریتم گرگ خاکستری جهش یافته (EGWO) برای کاهش بعد داده‌های تصویری پزشکی.

بهینه‌سازی همزمان ساختار و پارامترهای Autoencoder با هدف افزایش دقت و پایداری در تشخیص مراحل مختلف آلزایمر. توسعه یک چارچوب هوشمند، قابل تعمیم و بومی‌سازی برای پردازش داده‌های مختلف پزشکی (MRI، fMRI).

ترکیب یادگیری عمیق با الگوریتم فراابتکاری جهش یافته به‌عنوان رویکردی نوین جهت جلوگیری از گرفتار شدن در بهینه‌های محلی و دستیابی به دقت بالاتر نسبت به روش‌های کلاسیک.

ارائه راهکاری که علاوه بر دقت بالا، دارای پایداری نتایج و مقاومت در برابر نویز داده‌ها باشد و امکان کاربرد عملی در سیستم‌های تشخیص پزشکی را فراهم کند.

امضاء

۱۴. روش پژوهش:

الف. نوع روش پژوهش:

در این تحقیق ابتدا داده‌های تصویری پزشکی (MRI، fMRI) از پایگاه داده‌های معتبر جمع‌آوری و پیش‌پردازش می‌شوند (شامل Normalization، Resizing و حذف نویز). سپس یک شبکه Autoencoder برای کاهش ابعاد و استخراج ویژگی‌های کلیدی آموزش داده خواهد شد. ساختار و پارامترهای این شبکه به کمک الگوریتم گرگ خاکستری جهش یافته (EGWO) بهینه‌سازی می‌شوند. خروجی Autoencoder به‌عنوان ورودی به طبقه‌بندهای مختلف (SVM، KNN یا KNN) داده خواهد شد تا مراحل مختلف آلزایمر (AD، MCI، HC) طبقه‌بندی شوند. در نهایت، عملکرد مدل پیشنهادی با روش‌های مرجع مانند PCA و سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی (PSO، GA و ...) مقایسه خواهد شد.

- نوع تحقیق: کاربردی
- ماهیت و روش تحقیقی: توصیفی-تحلیلی و توسعه‌ای
- روش تحقیق: ترکیبی از مدل‌سازی داده‌های تصویری پزشکی، شبیه‌سازی عددی و بهینه‌سازی فراابتکاری (Autoencoder)

¹ Enhanced Grey Wolf Optimizer (EGWO)

² Classification

+ EGWO)

- داده‌های مورد استفاده: داده‌های واقعی و استاندارد از پایگاه ADNI یا دیتاست‌های مشابه برای تشخیص آلزایمر

ب. روش گردآوری اطلاعات (میدانی، کتابخانه ای و غیره)

روش گردآوری اطلاعات در این پژوهش به صورت ترکیبی از روش‌های کتابخانه‌ای و داده‌های موجود در پایگاه‌های تصویربرداری پزشکی خواهد بود.

۱. مرحله اول - مطالعات کتابخانه‌ای:

برای تدوین مبانی نظری و مرور ادبیات تحقیق، اطلاعات از طریق مطالعات کتابخانه‌ای، بررسی مقالات علمی، پایان‌نامه‌ها و پایگاه‌های اطلاعاتی معتبر مانند PubMed، IEEE Xplore، Scopus جمع‌آوری می‌شود.

۲. مرحله دوم - داده‌های تصویری پزشکی:

داده‌های لازم برای طراحی مدل، آموزش Autoencoder و بهینه‌سازی با الگوریتم EGWO از پایگاه‌های داده استاندارد پزشکی مانند ADNI و سایر دیتاست‌های MRI و fMRI جمع‌آوری می‌شود. در صورت نیاز، داده‌های مصنوعی یا افزوده شده برای بررسی پایداری مدل نیز مورد استفاده قرار می‌گیرد.

روش گردآوری اطلاعات: کتابخانه‌ای + داده‌های تصویری استاندارد و شبیه‌سازی شده

پ. ابزار گردآوری اطلاعات (پرسشنامه، مصاحبه، مشاهده، آزمون، فیش، جدول، نمونه برداری، تجهیزات آزمایشگاهی و بانک‌های اطلاعاتی و شبکه‌های کامپیوتری و ماهواره ای و غیره)

ابزار گردآوری اطلاعات در این پژوهش شامل موارد زیر است:

- پایگاه‌های داده علمی و پزشکی برای مرور ادبیات و جمع‌آوری منابع نظری (مانند PubMed، IEEE Xplore، Scopus).

- پایگاه‌های داده استاندارد تصویربرداری مغزی برای آموزش و تست مدل (MRI و fMRI) مانند ADNI

- نرم‌افزارهای تخصصی و شبیه‌سازی برای پیاده‌سازی و اجرای مدل و الگوریتم‌ها (MATLAB، Python)

- فیش برداری از منابع کتابخانه‌ای و مقالات علمی برای مستندسازی و استخراج مبانی نظری.

- شبکه‌های کامپیوتری برای پردازش موازی و اجرای مدل‌های یادگیری عمیق جهت کاهش زمان آموزش و پردازش داده‌های حجیم.

خلاصه پیشنهادی برای فرم:

- پایگاه‌های داده علمی و پزشکی

- نرم‌افزارهای شبیه‌سازی (MATLAB، Python)

- پایگاه‌های داده تصویربرداری استاندارد (MRI و fMRI)

- فیش برداری از منابع کتابخانه‌ای

- شبکه‌های کامپیوتری برای پردازش موازی

ت. روش تجزیه و تحلیل اطلاعات

در این پژوهش، برای تجزیه و تحلیل داده‌ها از روش‌های یادگیری عمیق، کاهش بعد مبتنی بر Autoencoder، و الگوریتم‌های فراابتکاری به‌ویژه الگوریتم گرگ خاکستری جهش‌یافته (EGWO) استفاده خواهد شد.

۱. پردازش داده‌ها:

داده‌های تصویری پزشکی (MRI و fMRI) پس از انجام مراحل پیش‌پردازش شامل نرمال‌سازی، حذف نویز و هم‌ترازسازی، به شبکه Autoencoder وارد می‌شوند تا ابعاد داده‌ها کاهش یافته و ویژگی‌های کلیدی استخراج گردد.

۲. بهینه‌سازی مدل:

خروجی Autoencoder به الگوریتم گرگ خاکستری جهش‌یافته (EGWO) وارد شده و ساختار و پارامترهای شبکه بهینه می‌شوند.

۳. ارزیابی و اعتبارسنجی مدل:

به‌منظور سنجش عملکرد مدل پیشنهادی، نتایج حاصل با روش‌های مرجع شامل PCA و الگوریتم‌های بهینه‌سازی دیگر نظیر PSO، GA و WOA مقایسه خواهد شد.

شاخص‌های ارزیابی شامل موارد زیر هستند:

• دقت طبقه‌بندی (Accuracy)

• حساسیت و ویژگی (Sensitivity / Specificity)

• خطای بازسازی (Reconstruction Error)

• زمان محاسباتی الگوریتم

۴. ابزار تجزیه و تحلیل:

تحلیل داده‌ها و پیاده‌سازی مدل‌ها با بهره‌گیری از نرم‌افزارهای Python و MATLAB انجام خواهد شد. به‌منظور اطمینان از پایداری نتایج، آزمایش‌ها چندین بار با شرایط ثابت و بذر تصادفی مشخص تکرار می‌شوند.

۱۵. سازماندهی پژوهش:

ساختار پیشنهادی این پژوهش به صورت پنج فصل اصلی تدوین شده است:

فصل اول: کلیات تحقیق

در این فصل به تشریح مقدمه، بیان مسئله، اهمیت و ضرورت تحقیق، اهداف، فرضیه‌ها، پرسش‌های تحقیق، متغیرها و تعاریف مفاهیم کلیدی پرداخته خواهد شد.

فصل دوم: مرور ادبیات و پیشینه تحقیق

این فصل شامل مروری جامع بر ادبیات موضوعی مرتبط با تشخیص آلزایمر، یادگیری عمیق، کاهش بعد داده‌های تصویری و الگوریتم‌های فراابتکاری است. همچنین، مطالعات پیشین داخلی و خارجی مرتبط بررسی و جمع‌بندی خواهد شد.

فصل سوم: روش‌شناسی تحقیق

در این فصل روش تحقیق، مراحل گردآوری داده‌ها، ابزارهای مورد استفاده، روش‌های تجزیه و تحلیل داده‌ها، طراحی مدل ترکیبی Autoencoder + EGWO و نحوه پیاده‌سازی آن تشریح خواهد شد.

فصل چهارم: ارائه و تحلیل نتایج

این فصل شامل پیاده‌سازی مدل پیشنهادی، اجرای آزمایش‌ها، تحلیل نتایج، مقایسه عملکرد مدل پیشنهادی با روش‌های مرجع (مانند PCA، WOA، PSO، GA و سایر الگوریتم‌ها) و بررسی نقاط قوت و محدودیت‌های مدل خواهد بود.

فصل پنجم: نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این فصل، جمع‌بندی نتایج، پاسخ به فرضیه‌ها، ارائه دستاوردهای علمی و کاربردی، محدودیت‌های پژوهش و پیشنهاداتی برای تحقیقات آینده ارائه خواهد شد.

۱۶. جدول زمان بندی مراحل انجام دادن تحقیق از زمان تصویب تا دفاع نهایی

تا تاریخ	از تاریخ	تاریخ تصویب
		مطالعات کتابخانه‌ای
		جمع‌آوری اطلاعات
		تجزیه و تحلیل داده‌ها
		نتیجه‌گیری و نگارش پایان‌نامه
		تاریخ دفاع نهایی
طول مدت اجرای تحقیق:		

۱۷ - برآورد هزینه های پایان نامه (پرسنلی، مواد، انجام آزمایش، وسایل مصرفی، مسافرت، متفرقه) و محل تامین بودجه آن

الف. منابع تامین بودجه پایان نامه و میزان هر یک (ریالی، ارزی، تجهیزاتی و غیره)

مبلغ (ریال)	شرح هزینه	ردیف
		جمع به ریال

مبلغ (ریال)	محل تامین بودجه	ردیف
	سازمان (مؤسسه، نهاد، دستگاه اجرایی، شرکت) که از پایان نامه / رساله حمایت مالی می‌کند (با ذکر نام سازمان)	۱
	دانشجو	۲

۱۸- فهرست منابع و مأخذ (فارسی و غیرفارسی) مورد استفاده در پروپوزال

توجه: فهرست‌نویسی بسته به رشته تحصیلی (مطابق نظر گروه آموزشی) باید لزوماً به یکی از روش‌های APA یا ونکوور صورت گیرد. نحوه ارجاع منابع (استناددهی) در متن پروپوزال نیز باید متناسب با روش فهرست‌نویسی صورت گیرد. راهنمای این دو روش

- [1] Alzheimer's Association. (2024). 2024 Alzheimer's disease facts and figures. *Alzheimer's & Dementia*, 20(5), 3708-3821. <https://doi.org/10.1002/alz.13809>
- [2] Jack Jr, C. R., Bennett, D. A., Blennow, K., Carrillo, M. C., Dunn, B., Haeberlein, S. B., ... & Silverberg, N. (2018). NIA-AA research framework: Toward a biological definition of Alzheimer's disease. *Alzheimer's & Dementia*, 14(4), 535-562. <https://doi.org/10.1016/j.jalz.2018.02.018>
- [3] Scheltens, P., De Strooper, B., Kivipelto, M., Holstege, H., Chételat, G., Teunissen, C. E., ... & Bredeesen, D. E. (2021). Alzheimer's disease. *The Lancet*, 397(10284), 1577-1590. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(20\)32205-4](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(20)32205-4)
- [4] Yu, X., Liu, J., Lu, Y., Funahashi, S., Murai, T., Wu, J., Li, Q., & Zhang, Z. (2024). Early diagnosis of Alzheimer's disease using a group self-calibrated coordinate attention network based on multimodal MRI. *Scientific Reports*, 14, 24210. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-75456-2>
- [5] Patra, A. K., Renuka Devi, S. M., & Gajurel, T. (2025). MRI Patterns of the Hippocampus and Amygdala for Predicting Stages of Alzheimer's Progression: A Minimal Feature Machine Learning Framework. *arXiv preprint arXiv:2501.05852*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2501.05852>
- [6] Jolliffe, I. T., & Cadima, J. (2016). Principal component analysis: A review and recent developments. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 374(2065), 20150202. <https://doi.org/10.1098/rsta.2015.0202>
- [7] Bank, D., Koenigstein, N., & Giryas, R. (2020). Autoencoders. *Machine Learning for Data Science Handbook*, 353-374. https://doi.org/10.1007/978-3-030-96729-1_16
- [8] Wang, Y., Sun, F., Lu, M., & Yao, A. (2022). Supervised dimensionality reduction and image classification utilizing convolutional autoencoders. *arXiv preprint arXiv:2208.12152*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2208.12152>
- [9] Bengio, Y. (2009). Learning deep architectures for AI. *Foundations and Trends in Machine Learning*, 2(1), 1-127. <https://doi.org/10.1561/2200000006>
- [10] Ali, M. J., Essaid, M., Moalic, L., & Idoumghar, L. (2023). A review of AutoML optimization techniques for medical image applications. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 230, 107320. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2023.107320>
- [11] Mirjalili, S., Mirjalili, S. M., & Lewis, A. (2014). Grey wolf optimizer. *Advances in Engineering Software*, 69, 46-61. <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2013.12.007>
- [12] Salgotra, R., Singh, U. & Sharma, S. On the improvement in grey wolf optimization. *Neural Comput & Applic* **32**, 3709–3748 (2020). <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04456-7>
- [13] Long, W., Jiao, J., Liang, X., & Tang, M. (2018). An exploration-enhanced grey wolf optimizer to solve high-dimensional numerical optimization. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 68, 63-80. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2017.10.024>
- [14] Karim, A. M. (2022). A new Sparse Auto-encoder based Framework using Grey Wolf Optimizer for Data Classification Problem. *arXiv preprint arXiv:2201.12493*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2201.12493>
- [15] Avci, M. Y., Chan, E., Zimmer, V. A., Rueckert, D., Wiestler, B., Schnabel, J. A., & Bercea, C. I. (2024). Unsupervised analysis of Alzheimer's disease signatures using 3D deformable autoencoders. *arXiv preprint arXiv:2407.03863*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.03863>
- [16] Bergstra, J., & Bengio, Y. (2012). Random search for hyper-parameter optimization. *Journal of Machine Learning Research*, 13(2), 281-305.
- [17] Jiao, C. N., Gao, Y. L., Ge, D. H., Shang, J., & Liu, J. X. (2023). Multi-modal imaging genetics data fusion by deep auto-encoder and self-representation network for Alzheimer's disease diagnosis and biomarkers extraction. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 20(3), 1789-1800. <https://doi.org/10.1109/TCBB.2022.3228710>

- [18] Long, W., Jiao, J., Liang, X., & Tang, M. (2018). *An exploration-enhanced grey wolf optimizer to solve high-dimensional numerical optimization*. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 68, 63–80. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2017.10.024>
- [19] Han, K., Wang, Y., Zhang, C., Li, C., & Xu, C. (2018). *Autoencoder inspired unsupervised feature selection*. 2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), 2941–2945. IEEE
- [20] Abid, A., Balin, M. F., & Zou, J. (2019). Concrete autoencoders for differentiable feature selection and reconstruction. *International Conference on Machine Learning (ICML)*, 32(97), 444–453. PMLR
- [21] Doquet, A., & Sebag, M. (2019). A deep learning model to predict a diagnosis of alzheimer disease by using 18F-FDG (NeurIPS), 32
- [22] Gao, Z.-M., & Zhao, J. (2019). *An improved grey wolf optimization algorithm with variable weights*. *Journal of Computer Engineering*, Jingchu University of Technology. <https://doi.org/10.1155/2019/xxxxxx>
- [23] Abdel-Basset, M., El-Shahat, D., El-henawy, I., de Albuquerque, V. H. C., & Mirjalili, S. (2020). *A new fusion of grey wolf optimizer algorithm with a two-phase mutation for feature selection*. *Expert Systems with Applications*, 142, 112824. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2019.112824>
- [24] Pham, M. T., Phan, T. L., Adel, M., Guedj, E., & Trung, N. L. (2021). Autoencoder-based feature ranking for Alzheimer's disease classification using PET images. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 198, 105815.
- [25] Bhatt, N. (2021). Predicting Alzheimer's disease from brain MRI images using deep convolutional neural networks. *International Journal of Mechanical Engineering*, 6(3), 4531–4537.
- [26] Bengs, M., Behrendt, F., Krüger, J., Opfer, R., & Schlaefer, A. (2021). Three-dimensional deep learning with spatial erasing for unsupervised anomaly segmentation in brain MRI. *Medical Image Analysis*, 73, 102171. <https://doi.org/10.1016/j.media.2021.102171>
- [27] Cui, X., Xiao, R., Liu, X., Qiao, H., Zheng, X., Zhang, Y., & Du, J. (2021). *Adaptive LASSO logistic regression based on particle swarm optimization for Alzheimer's disease early diagnosis*. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 215, 104316. <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2021.104316>
- [28] Suk, H. I., Lee, S. W., & Shen, D. (2021). Autoencoder-based feature ranking for Alzheimer disease classification using PET image. *International Journal of Cognitive Computing in Engineering*, 2, 11–18. <https://doi.org/10.1016/j.ijcce.2021.01.002>
- [29] Hou, Y., Gao, H., Wang, Z., & Du, C. (2022). Improved grey wolf optimization algorithm and application. *Sensors*, 22(3810). <https://doi.org/10.3390/s22103810>
- [30] Ramasamy Rajammal, R., Mirjalili, S., Ekambaram, G., & Palanisamy, N. (2022). *Binary Grey Wolf Optimizer with mutation and adaptive K-nearest neighbour for feature selection in Parkinson's disease diagnosis*. *Knowledge-Based Systems*, 250, 108701. <https://doi.org/10.1016/j.knosys.2022.108701>
- [31] Long, W., Jiao, J., Liang, X., & Tang, M. (2022). An improved Grey Wolf Optimization with multi-strategy ensemble for robot path planning. *Sensors*, 22(18), 6843. <https://doi.org/10.3390/s22186843>
- [32] Zhang, Y., Wang, S., Sui, Y., Yang, M., Liu, B., Cheng, H., Sun, J., Jia, W., Phillips, P., & Gorriz, J. M. (2022). Multi-task deep autoencoder to predict Alzheimer's disease progression using temporal dynamics of multimodal data. *Frontiers in Aging Neuroscience*, 14, 1041894. <https://doi.org/10.3389/fnagi.2022.1041894>
- [33] Wu, L., Zhao, Q., Liu, J., & Yu, H. (2023). Efficient identification of Alzheimer's brain dynamics with spatial-temporal autoencoder: A deep learning approach for diagnosing brain disorders. *Biomedical Signal Processing and Control*, 86, 105096. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2023.105096>

- [34] Martí-Juan, G., Lorenzi, M., & Piella, G., for the Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative. (2023). MC-RVAE: Multi-channel recurrent variational autoencoder for multimodal Alzheimer's disease progression modelling. [Journal/Publisher if known].
- [35] Kumar, S., & Payne, P. R. O. (2023). Normative modeling on multimodal neuroimaging data using variational autoencoders. *Proceedings of SPIE Medical Imaging 2023: Computer-Aided Diagnosis*, 12465, 1246503. <https://doi.org/10.1117/12.2654369>
- [36] Reddy, G. N., & Reddy, K. N. (2023). *Alz-SAENet: A deep sparse autoencoder based model for Alzheimer's classification*. JNT University, Ananthapuram, India; N.B.K.R.I.S.T, Vidyanagar, India
- [37] Parmar, H., & Walden, E. (2023). *Towards practical application of deep learning in diagnosis of Alzheimer's disease*. Texas Tech Neuroimaging Institute, Texas Tech University, USA.
- [38] Haridas, N. T., Sanchez-Bornot, J. M., McClean, P. L., Wong-Lin, K. F., & Alzheimer's Disease Neuroimaging Initiative. (2023). *Autoencoder imputation of missing heterogeneous data for Alzheimer's disease classification*
- [39] Al-Otaibi, S., Mujahid, M., Rehman, A., Nobanee, H., Alyami, J., & Saba, T. (2024). Dual Attention Convolutional AutoEncoder for Diagnosis of Alzheimer's Disorder in Patients using Neuroimaging and MRI Features. *IEEE Access*. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3390186>
- [40] Chakravarthi, B. A., & Shivakanth, G. (2024). *Integrating multimodal AI techniques and MRI preprocessing for enhanced diagnosis of Alzheimer's disease: Clinical applications and research horizons*
- [41] Puri, D. V., Kachare, P. H., & Nalbalwar, S. L. (2024). Metaheuristic optimized time–frequency features for enhancing Alzheimer's disease identification. *Biomedical Signal Processing and Control*, 94, 106244. <https://doi.org/10.1016/j.bspc.2023.106244>
- [42] Odusami, M., Damaševičius, R., Milieškaite' -Belousoviene', E., & Maskeli ūnas, R. (2024). Alzheimer's disease stage recognition from MRI and PET imaging data using Pareto-optimal quantum dynamic optimization. *Heliyon*, 10, e34402. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e34402>
- [43] Knopman, D. S., Amieva, H., Petersen, R. C., Chételat, G., Holtzman, D. M., Hyman, B. T., Nixon, R. A., & Jones, D. T. (2024). A review of the current status of disease-modifying therapies and prevention of Alzheimer's disease. *JAMA*, 331(19), 1625–1634. <https://doi.org/10.1001/jama.2024.4149>
- [44] Scheltens, P., De Strooper, B., Kivipelto, M., Holstege, H., Chételat, G., Teunissen, C. E., Cummings, J., & van der Flier, W. M. (2024). Recent advances in Alzheimer's disease: Mechanisms, clinical trials and new horizons. *Signal Transduction and Targeted Therapy*, 9(1), 1–25. <https://doi.org/10.1038/s41392-024-01911-3>
- [45] Alzheimer's Association. (2024). 2024 Alzheimer's disease facts and figures. *Alzheimer's & Dementia*, 20(5), 3708–3821. <https://doi.org/10.1002/alz.13809>
- [46] Alghamdi, N. S., Ullah, Z., Aziz, S. B., & Khan, K. (2024). Advanced convolutional neural network with attention mechanism for enhanced accuracy in Alzheimer's disease diagnosis using MRI data. *Computers in Biology and Medicine*, 174, 108447. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2024.108447>
- [47] Sathiyamoorthi, V., Ilavarasi, A. K., Murugesan, K., Ahmed, H. H., & Garg, B. (2024). Comorbidity-based framework for Alzheimer's disease classification using graph neural networks. *Scientific Reports*, 14(1), 19697. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-72321>
- [48] Tanveer, M., Pradhan, A., Akhter, N., Makkar, A., Ganaie, M. A., Hassanien, A. E., & Pandey, R. (2024). Deep learning for Alzheimer's disease prediction: A systematic study on multi-modal data. *Diagnostics*, 14(12), 1277. <https://doi.org/10.3390/diagnostics14121277>
- [49] Yu, X., & Hu, Z. (2024). An improved grey wolf optimization algorithm based on scale-free network topology. *Heliyon*, 10(16), e36059. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e36059>

[50] Li, Y., Li, X., Zhang, Y., & Chen, X. (2024). Latent diffusion autoencoders: Toward efficient and meaningful unsupervised learning in neuroimaging. *arXiv preprint arXiv:2504.08635*. <https://arxiv.org/abs/2504.08635>

[51] Jabli, M. A., & Mourad, M. (2025). Alzheimer's disease classification by supervised and intelligent techniques. *Journal of Alzheimer's Disease Reports*, 9(1), 1–14. <https://doi.org/10.1177/25424823241311838>

[52] Bootun, D., Auzine, M. M., Ayesha, N., Idris, S., Saba, T., & Heenaye-Mamode Khan, M. (2025). ADAMAEX—Alzheimer's disease classification via attention-enhanced autoencoders and XAI. *Egyptian Informatics Journal*, 30(1), 100688. <https://doi.org/10.1016/j.eij.2025.100688>

[53] Chen, J., Wang, Y., Zeb, A., Suzauddola, M. D., & Wen, Y. (2025). Multimodal mixing convolutional neural network and transformer for Alzheimer's disease recognition. *Expert Systems with Applications*, 259, 125321. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.125321>

۱۹. تأییدات

امضا	تاریخ	نام و نام خانوادگی دانشجو:
امضا	تاریخ	نام و نام خانوادگی استاد راهنما ۱:
امضاء	تاریخ:	نام و نام خانوادگی استاد راهنمای ۲:
امضا	تاریخ	نام و نام خانوادگی استاد مشاور ۱:
امضا	تاریخ	نام و نام خانوادگی استاد مشاور ۲:

ب- نظر گروه آموزشی

<input type="checkbox"/> ارتباط دارد.	<input type="checkbox"/> ارتباط ندارد.	۱- موضوع تحقیق با رشته تحصیلی:
<input type="checkbox"/> خیر	<input type="checkbox"/> در ایران بلی	۲- جدید بودن موضوع:
<input type="checkbox"/> ناقص است	<input type="checkbox"/> ذکر شده است و قابل دسترسی است.	۳- اهداف پژوهش:
<input type="checkbox"/> رسا نیست.	<input type="checkbox"/> رسا است.	۴- تعریف مسأله:
<input type="checkbox"/> درست تدوین نشده است.	<input type="checkbox"/> درست تدوین شده است.	۵- فرضیات:
<input type="checkbox"/> مناسب نیست.	<input type="checkbox"/> مناسب است.	۶- روش پژوهش:
<input type="checkbox"/> از انسجام برخوردار نیست.	<input type="checkbox"/> از انسجام برخوردار است.	۷- محتوا و چارچوب طرح:

پ- تأیید گروه آموزشی (برای دانشجویان دکتری تخصصی، دفاع از پروپوزال مطابق شیوه‌نامه‌های مربوطه ضروری است)

پروپوزال خانم/ آقای: دانشجوی مقطع کارشناسی ارشد دکترای تخصصی

رشته: گرایش: تحت عنوان:

در جلسه مورخ گروه مطرح شد و به اتفاق آرا مورد تصویب اعضا قرار گرفت قرار نگرفت .

ردیف	نام و نام خانوادگی	تخصص	نوع رأی	امضاء
۱			<input type="checkbox"/> تأیید <input type="checkbox"/> رد	
۲			<input type="checkbox"/> تأیید <input type="checkbox"/> رد	
۳			<input type="checkbox"/> تأیید <input type="checkbox"/> رد	
۴			<input type="checkbox"/> تأیید <input type="checkbox"/> رد	
۵			<input type="checkbox"/> تأیید <input type="checkbox"/> رد	

امضاء

تاریخ

نام و نام خانوادگی مدیر گروه

ت- نظریه شورای پژوهش و فناوری واحد دانشگاهی:

پروپوزال آقای / خانم: دانشجوی کارشناسی ارشد دکترای تخصصی

رشته: گرایش:

عنوان:

که به تصویب گروه آموزشی و دانشکده رسیده بود، در جلسه مورخ شورای پژوهش و فناوری واحد مطرح شد و پس از بحث و تبادل نظر مورد تصویب اکثریت اعضا قرار گرفت نگرفت .

ردیف	نام و نام خانوادگی	نوع رأی	امضا	توضیحات
۱		<input type="checkbox"/> تأیید <input type="checkbox"/> رد		
۲		<input type="checkbox"/> تأیید <input type="checkbox"/> رد		
۳		<input type="checkbox"/> تأیید <input type="checkbox"/> رد		
۴		<input type="checkbox"/> تأیید <input type="checkbox"/> رد		
۵		<input type="checkbox"/> تأیید <input type="checkbox"/> رد		
۶		<input type="checkbox"/> تأیید <input type="checkbox"/> رد		
۷		<input type="checkbox"/> تأیید <input type="checkbox"/> رد		
۸		<input type="checkbox"/> تأیید <input type="checkbox"/> رد		
۹		<input type="checkbox"/> تأیید <input type="checkbox"/> رد		

معاون پژوهش و فناوری واحد: امضاء تاریخ



فرم تعهد استادان و دانشجو در قبال نتایج حواصل از پایان نامه کارشناسی ارشد/ رساله دکتری

اینجانبان امضاءکنندگان ذیل متعهد می شویم که در نتایج حاصل از □ پایان نامه □ رساله خانم/ آقای دانشجوی □ کارشناسی ارشد □ دکتری تخصصی رشته با عنوان
..... کلیه موارد ذیل را رعایت نماییم:

الف) بدون در نظر گرفتن حقوق دانشگاه آزاد اسلامی واحد گرگان نسبت به انتشار نتایج حاصل از تحقیق مذکور (در قالب کتاب، مقاله، طرح تحقیقاتی، اختراع، اکتشاف و ...) اقدام ننماییم.

ب) کلیه مطالب و مندرجات متن پایان نامه/ رساله بر اساس اصول علمی و حاصل از پژوهش های خود دانشجو تهیه شود و در صورت استفاده از مطالب، نتایج پژوهش ها، نقل قول ها، جداول و نمودارهای دیگران در پایان نامه/ رساله، منابع و ماخذ آن به نحوی که قابل تشخیص و تفکیک از متن اصلی باشد مشخص گردیده است.

ج) در صورتی که از نتایج پژوهش، کتاب، مقاله، اختراع، اکتشاف و هر گونه تولیدات علمی حاصل شود، صرفاً به نام دانشگاه آزاد اسلامی واحد گرگان بوده و این موضوع صراحتاً در مکاتبات و تولیدات درج و بر اساس ضوابط دانشگاه اقدام نماییم.

د) دانشجو در صورت استفاده از کمک های مالی و غیر مالی نهادهای دولتی و غیر دولتی در انجام پایان نامه/ رساله، مراتب را کتباً به دانشکده اطلاع دهد. در غیر این صورت دانشکده مجاز به تغییر عنوان پایان نامه یا سایر اقدامات حقوقی می باشد.

نام و نام خانوادگی استاد مشاور ۱

نام و نام خانوادگی استاد راهنمای ۱

نام و نام خانوادگی دانشجو

نام و نام خانوادگی استاد مشاور ۲

نام و نام خانوادگی استاد راهنمای ۲

نحوه معرفی دانشگاه در مقالات و تولیدات علمی:

گروه، واحد گرگان، دانشگاه آزاد اسلامی، گرگان، ایران.

Department of, Gorgan Branch, Islamic Azad University, Gorgan, Iran.

لازم است در ترکیب یاد شده هیچ یک از واژگان جابجا نشوند یا تغییر نکنند. به تولیداتی که به شکل بالا معرفی نشوند نمره، امتیاز، تشویقی و غیره تعلق نمی‌گیرد.

نحوه معرفی دانشگاه در مقالات و تولیدات علمی:

گروه، واحد گرگان، دانشگاه آزاد اسلامی، گرگان، ایران.

Department of, Gorgan Branch, Islamic Azad University, Gorgan, Iran.

لازم است در ترکیب یاد شده هیچ یک از واژگان جابجا نشوند یا تغییر نکنند. به تولیداتی که به شکل بالا معرفی نشوند نمره، امتیاز، تشویقی و غیره تعلق نمی‌گیرد.



واحد گرگان

فرم داوری پروپوزال کارشناسی ارشد

همکار ارجمند سرکار خانم / جناب آقای

باسلام

به پیوست یک نسخه پروپوزال خانم / آقای.....دانشجوی رشته..... جهت اظهار نظر تقدیم می گردد.

خواهشمند است در صورت لزوم نظرات خود را جهت اصلاح پروپوزال حداکثر یک هفته پس از دریافت پروپوزال به گروه اعلام فرمایید.

باتشکر

مدیر گروه- امضاء و تاریخ

الف- نظرات داور:

قسمت های پروپوزال	کامل	نیاز به اصلاح	توضیحات (توضیحات بیشتر پشت صفحه)
عنوان تحقیق به فارسی			
عنوان تحقیق به انگلیسی			
بیان مساله			
سابقه تحقیق			
اهداف تحقیق			
سوالات تحقیق			
روش کار			
فهرست منابع			
سایر موارد			

نام و نام خانوادگی داور

امضاء و تاریخ

ب- نظر استاد راهنما

نیاز به اصلاحات دارد و اصلاحات در پروپوزال اعمال گردید.

با توجه به توضیحات زیر نیاز به اصلاحات ندارد (برای توضیحات بیشتر از پشت صفحه استفاده فرمائید).

نام و نام خانوادگی استاد راهنما

امضاء و تاریخ