

ارزیابی سیستم کنترل پاسچر نرمال و غیر نرمال ناشی از سکته مغزی در شرایط حسی تغییر یافته برای بررسی اختلالات حسی بر اساس رویکردهای یادگیری عمیق

چکیده:

توانایی ایستادن برای انجام انواع فعالیت‌های روزمره بسیار مهم است و این توانایی که انسان آن را از دوران کودکی به‌طور خودکار یاد می‌گیرد، در سال‌های اخیر به‌طور گسترده مورد توجه محققان قرار گرفته است و درهایی را برای مطالعه و بررسی توانایی حفظ تعادل و کنترل وضعیت باز می‌گشاید. برخلاف سهولت ظاهری، کنترل تعادل ایستاده و ماهیت مکانیسم کنترلی که باعث پایداری نوسانات وضعیتی می‌شود، از دیدگاه‌های مختلف مورد بحث و بررسی قرار گرفته است و مطالعات متعدد نشان داده‌اند که مکانیسم‌ها و سیستم‌های حسی متعدد به‌طور سیستماتیک در حفظ و کنترل وضعیت بدن نقش دارند. هدف از این مطالعه ارزیابی سیستم کنترل وضعیت افراد سالم و بیماران سکته مغزی در شرایط حسی تحریک‌شده برای تشخیص اختلال عملکرد حسی با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق است. بر این اساس، پس از جمع‌آوری پایگاه داده‌ها، از ترکیب شبکه‌های کانولوشنال عمیق و شبکه‌های فازی نوع ۲ استفاده شده است. تشخیص و طبقه‌بندی مبتلایان به سکته مغزی در شرایط حسی تحریک‌شده از طریق ارزیابی اختلال عملکرد حسی بر اساس مدل پیشنهادی به ترتیب دارای صحت، دقت، حساسیت و اختصاصیت ۹۷، ۹۶، ۹۷ و ۹۶ درصد بود. بر همین اساس، تشخیص و طبقه‌بندی مبتلایان به سکته مغزی در شرایط حسی تحریک‌شده از طریق ارزیابی اختلال عملکرد حسی با استفاده از شبکه عمیق پیشنهادی با صحت بالاتر از ۹۸٪ انجام پذیرفته است که نشان می‌دهد مدل پیشنهادی در تفکیک کلاس‌ها بسیار مؤثر و امیدوارکننده ظاهر شده است.

واژه‌های کلیدی: سیستم کنترل پاسچر، اختلالات حسی، سکته مغزی، یادگیری ماشین، تعادل.

مقدمه

سکته مغزی^۱ شایع‌ترین و ناتوان‌کننده‌ترین ضایعه نورولوژیکی^۲ در بزرگسالان و سومین علت مرگ‌ومیر در جهان شناخته می‌شود. تقریباً ۵۰٪ بیماران پس از سکته مغزی، دچار ناتوانی طولانی مدت می‌شوند (آریتی و همکاران، ۲۰۱۹). سکته اختلال موقتی یا دائمی مغز در اثر ایسکمی^۳ یا خونریزی می‌باشد که اختلال نورولوژیکی موضعی ناشی از آن حداقل ۲۴ ساعت طول می‌کشد و در یک دوره زمانی بیشتر از ۳ هفته بهبود می‌یابد (گد، ۲۰۲۲). به‌طورکلی می‌توان آن را به دو دسته عمده سکته

¹ Stroke

² Neurological

³ Ischemia

ایسکمیک و سکتة هموراژیک^۴ (ناشی از خونریزی) تقسیم‌بندی نمود. تقریباً ۷۰٪ سکتة‌ها از نوع ایسکمیک، ۲۰٪ از نوع هموراژیک و ۱۰٪ بدون منشاء اختصاصی می‌باشند (بلاژیکی و همکاران، ۲۰۰۰).

شیوع سکتة با افزایش سن افزایش پیدا می‌کند. احتمال بروز سکتة در گروه‌های سنی بالاتر از ۵۰ سال بیشتر است. میزان شیوع در آقایان بیشتر از خانم‌ها و در سیاه‌پوستان دو برابر سفیدپوستان می‌باشد (غنمات و همکاران، ۲۰۲۳). احتمال بهبودی بعد از سکتة برحسب ماهیت و شدت ضایعه اولیه متفاوت است. تقریباً ۳۵٪ از بیمارانی که فلج اولیه دارند عملکرد مفید خود را مجدداً به دست نمی‌آورند و ۲۵٪ از این بیماران بدون کمک فیزیکی قادر به راه رفتن نیستند (سلطان‌پور و همکاران، ۲۰۱۹).

هدف اصلی اکثر برنامه‌های توان‌بخشی بعد از سکتة مغزی به حداکثر رساندن کنترل حرکتی و عملکرد بیمار و به حداقل رساندن میزان ناتوانی و اختلالات در او می‌باشد. بهبود تعادل^۵ یکی از اهداف اصلی و مهم توان‌بخشی است چراکه تعادل، پایه و اساس انجام فعالیت‌های فیزیکی است. یک فرد برای انجام کارهای روزمره باید قادر به حفظ وضعیت‌های مختلف استاتیک، واکنش در برابر آشفتگی‌های خارجی و انجام پاسخ‌های پوسچرال^۶ خودکار حین انجام حرکات ارادی باشد (صدورا و همکاران، ۲۰۲۳). لذا در ابتدا باید مشخص گردد که در اثر آسیب‌های ناشی از سکتة مغزی کدام‌یک از این سیستم‌های حسی مؤثر در کنترل وضعیت و حفظ پوسچر بیشتر تحت تأثیر قرار گرفته و مختل شده‌اند (تالیس و همکاران، ۲۰۱۹).

تعادل را می‌توان توانایی فرد برای حفظ موقعیت بدن یا به‌طور خاص، حفظ مرکز جرم در یک منطقه فضایی خاص در نظر گرفت. تعادل یکی از مهم‌ترین مهارت‌های اساسی برای انجام وظایف، اقدامات و مهارت‌ها است (آرینتی و همکاران، ۲۰۱۹). محققان بر این باور هستند که تعادل تقریباً هر شکلی از فعالیت‌ها را شامل می‌شود (گد، ۲۰۲۲). حفظ تعادل ممکن است ایستا یا پویا (در حال حرکت) باشد. تعادل با ادغام پیچیده بین سیستم‌های حسی و اسکلتی عضلانی به دست می‌آید. کنترل تعادل از سه جنبه عصبی فیزیولوژیکی، زیست‌محیطی و عملکردی مورد بررسی قرار می‌گیرد. هیچ تعریف واحد و هیچ معیار استاندارد وجود ندارد که بتوان از آن برای بیان تعادل استفاده نمود (بلاژیکی و همکاران، ۲۰۰۰). بنابراین، بر اساس تعریف تعادل با توجه به نوع اطلاعات و پیشینه علمی مورد استفاده محققین، متغیر بوده و اندازه‌گیری آن بسته به اینکه چه اطلاعات و داده‌هایی مورد نیاز است، متفاوت می‌باشد (آرینتی و همکاران، ۲۰۱۹). از دیدگاه نوروفیزیولوژیک، تعادل سطوح مختلف مکانیسم‌های کنترل بوده و از دیدگاه بیومکانیکی، تعادل به‌عنوان توانایی حفظ یا بازگرداندن مرکز ثقل در محدوده پایداری تعریف می‌شود. (صدورا و همکاران، ۲۰۲۳). به‌عنوان یک تعریف فیزیکی، نیروهای اینرسی که به بدن وارد می‌شود تعادل نامیده می‌شود و محدوده پایداری را می‌توان محدوده‌ای در نظر گرفت که بدن می‌تواند موقعیت خود را بدون تغییر در سطح حفظ کند (وریوت و همکاران، ۲۰۰۴).

اندازه‌گیری‌های کنترل تعادل ایستا سطح توانایی عملکردی یک فرد را محدود می‌کند. با این حال، اندازه‌گیری‌های پویا این‌گونه نمی‌باشند. بر این اساس در مطالعات اخیر، آزمون‌های عملکردی دسترسی پویا پیشنهاد شده است. نمونه‌ای از آزمون عملکرد پویا، آزمون تعادل چرخش ستاره است که توسط گری (۱۹۹۵) برای ارزیابی سیستم کنترل تعادل پویا معرفی شد (کیم و مون، ۲۰۲۲). در این آزمون، سوژه ضمن انجام کاری با یک پا با کسب حداکثر فاصله در هشت جهت، باید تعادل خود را روی پای

⁴ Hemorrhagic

⁵ Balance

⁶ Postural

دیگر بدون از دست دادن تعادل حفظ کند. هدف از انجام عمل رسیدن در آزمون تعادل چرخش ستاره حفظ تعادل در هنگام حداکثر اختلال در تعادل بدن و توانایی بازگشت به حالت تعادل (حرکت فعال مرکز فشار) است (چمبرلین و همکاران، ۲۰۲۱). حفظ تعادل تحت تأثیر هماهنگی و یکپارچگی چندین سیستم بدن از جمله دهلیز، بینایی، شنوایی و حسی است. اطلاعات به دست آمده از اندام‌های انتهایی مختلف در سیستم عصبی مرکزی ادغام می‌شود و سیستم اسکلتی عضلانی برای انجام حرکات سر، تنه، چشم‌ها و اندام‌ها برای حفظ تعادل و کنترل وضعیت بدن هدایت می‌شود (نیکولز، ۱۹۹۷).

با گسترش یادگیری ماشین، در سال‌های اخیر پژوهش‌های بسیاری به منظور طبقه‌بندی وضعیت افراد سالم و بیماران مبتلا به سکته مغزی انجام شده است. همان‌طور که پیش‌تر نیز به آن اشاره شد، استفاده از الگوریتم‌های هوشمند می‌تواند در شناسایی آسیب‌های ناشی از سکته مغزی بسیار مؤثر و مفید واقع شود. شناسایی دقیق می‌تواند در ارائه و طراحی برنامه‌های توان‌بخشی در بهبود کنترل وضعیت و حفظ پوسچر بیماران مورد استفاده قرار گیرد. تکنیک‌های یادگیری ماشین، کاربران را قادر می‌سازد تا ساختارهای اساسی را کشف کرده و از طریق مجموعه‌های داده بزرگ پیش‌بینی نمایند. یادگیری ماشین در تکنیک‌های یادگیری کارآمد بوده و با داده‌های غنی در محیط‌های محاسباتی قوی رشد می‌کند. بنابراین، یادگیری ماشین پتانسیل زیادی برای تجزیه و تحلیل داده‌های بزرگ در بسیاری از زمینه‌های علمی دارد (تالیس و همکاران، ۲۰۱۹). بر این اساس، با توجه به مطالب فوق و اهمیت موضوع، در این مقاله به طراحی یک مدل تشخیص خودکار اختلال عملکرد حسی با بررسی سیستم کنترل وضعیت افراد سالم و بیماران سکته مغزی در شرایط حسی تحریک‌شده بر اساس روش‌های یادگیری ماشینی متمرکز است. نوآوری‌های این مقاله را می‌توان در موارد زیر خلاصه نمود:

الف: طراحی یک مدل تشخیص هوشمند به منظور طبقه‌بندی افراد سالم و بیماران مبتلا به سکته مغزی در شرایط حسی تحریک‌شده

ب: استفاده از روش‌های یادگیری عمیق به منظور طبقه‌بندی داده‌ها با پیش‌شرط صحت و سرعت بالا

ج: برتری روش‌های یادگیری ماشین نسبت به روش‌های متداول آماری

د: حذف بلوک دیاگرام انتخاب/استخراج ویژگی و حذف ویژگی‌های دستی

ه: ارزیابی روش پیشنهادی در حضور عدم قطعیت‌های مختلف از جمله نویزهای محیطی

ز: ترکیب شبکه‌های کانولوشنال عمیق با شبکه‌های فازی نوع ۲ به منظور پایداری الگوریتم در طبقه‌بندی داده‌ها

ادامه ساختار مقاله به شرح زیر است: در قسمت دوم به بررسی ادبیات قبلی پرداخته شده است. بخش سوم مربوط به روش تحقیق است. در بخش چهارم نتایج پیاده‌سازی مدل‌های یادگیری عمیق ارائه خواهد شد. در نهایت، بخش پنجم مربوط به نتیجه‌گیری است.

مروری بر ادبیات پیشین

مطالعات زیادی بر روی شاخص‌هایی انجام شده است که سه جزء تعادل بدن (ثبات، پایداری پویا، تحمل وزن) انسان را در حالت ایستاده کامل و در شرایط و بیماری‌های مختلف بررسی می‌کند. شاخص‌های استابيومتریک^۷ در گروهی از این مطالعات، با فرض خطی بودن نوسانات بدن با ارزیابی مسیر مرکز فشار، به‌عنوان بخشی از پایداری سیستم تعادل بدن انسان در حالت ایستاده

⁷ Stabiometric

مورد بررسی قرار گرفته است. کیاری و همکاران (۲۰۰۲) با مطالعه شاخص‌های دینامیکی کنترل پوسچر، مرجع کاملی از ۵۵ شاخص در دو جهت قدامی-خلفی و جانبی به صورت صفحه و در سه حوزه زمانی ارائه داده‌اند. آن‌ها همچنین ارتباط هر یک از ۲۹ فرکانس و پارامترهای تصادفی نشانگرها را با ویژگی‌هایی مانند سن، قد، وزن، محل قرارگیری و نحوه قرارگیری پاها و نوع سطح تکیه‌گاه بررسی کرده‌اند. نوریس و همکاران (۲۰۰۴) سه گروه سالم از افراد جوان، مسن و سالمندان ناپایدار را با استفاده از شاخص‌های پوسچروگرافی^۸ به منظور بررسی خطر زمین خوردن ارزیابی کردند. آن‌ها به این نتیجه رسیدند که شاخص‌های دینامیکی خطی سنتی اطلاعات محدودی در مورد ویژگی‌های گذرا سیستم ارائه می‌دهد. لی و همکاران (۲۰۱۹) کنترل وضعیتی را با استفاده از نقش آوران‌های حسی^۹ کوچک و بزرگ در کنترل وضعیت بیماران مبتلا به نوروپاتی محیطی بررسی کردند. هدف از این مطالعه توصیف نقش بازخورد حسی در کنترل وضعیت و بحث در مورد اینکه چگونه این رابطه به طور معمول توسط شایع‌ترین انواع نوروپاتی محیطی^{۱۰} (PN) تحت تأثیر قرار می‌گیرد. یک بررسی جامع از ادبیات علمی با استفاده از MEDLINE انجام شد و اطلاعات مربوطه سنتز شد. شواهد نشان می‌دهد که بازخورد حس عمقی که عمدتاً توسط آوران‌های نوع اول بزرگ‌تر انجام می‌شود، برای کنترل وضعیتی مهم است. با این حال، شواهد نشان می‌دهد که بازخورد لمسی از طریق آوران‌های کوچک‌تر نوع II برای حفظ تعادل دارای اهمیت می‌باشد. بسیاری از اشکال PN اغلب منجر به حساسیت‌زدایی مزمن لمسی در کف پا می‌شود. در نهایت، در این مطالعه مدلی برای کمک به توضیح رابطه بین ثبات و بازخورد آوران نوع II کوچک‌تر و بازخورد آوران نوع I بزرگ‌تر که ممکن است توسط PN مختل شود و به توسعه مداخلات توان‌بخشی مرتبط کمک کند، پیشنهاد شده است. کیوانارا و همکاران (۲۰۲۱) مدلی برای کنترل وضعیت بدن انسان با الهام از سیستم‌های حسی جدا شده ارائه نموده‌اند. نتایج این مطالعه به درک بهتر اینکه چرا سالمندان احساس سرگیجه می‌کنند و چرا از استراتژی‌های دیگری در مقایسه با استراتژی مچ پا استفاده می‌کنند، کمک می‌کند. ریچموند و همکاران (۲۰۲۱) توصیف پیشرفته‌ای از اختلال در کنترل وضعیتی در افراد مبتلا به مولتیپل اسکلروزیس^{۱۱} و مکانیسم‌های عصبی مرتبط ارائه کرد. در این مقاله، عملکرد کنترل پاسچر با هر دو معیار کلی و جهت‌دار زمان تا مرز در چهار وضعیت حسی دستکاری‌شده (چشم باز/بسته، حالت محکم/فوم) در بیست‌ونه نوروتیپیک^{۱۲} و بیست‌وهفت PwMS ارزیابی شد. این پیامدهای وضعیتی با یک تحلیل واریانس در دو گروه MS و کنترل ارزیابی شدند. عملکرد وضعیتی نیز با اندازه‌گیری‌های تانسور انتشار تصویربرداری رزونانس مغناطیسی یکپارچگی ریزساختاری CSP در ارتباط بود. PwMS در مقایسه با همتایان غیرعصبی خود در شرایط حسی و یکپارچگی ریزساختاری ضعیف‌تر در مقایسه با بزرگسالان غیرعصبی، وضعیت قدامی-خلفی بدتری را نشان داد. داوولیورا و همکاران (۲۰۲۱) اثر حاد تمرینات ثبات مرکزی و حسی حرکتی را بر کنترل وضعیتی در نشستن و ایستادن در بزرگسالان جوان ارزیابی کرد. در این مقاله در مجموع ۳۹ شرکت‌کننده با میانگین سنی ۲۳ سال به طور تصادفی به دو گروه (الف) تمرینات ثبات مرکزی (ب) تمرینات حسی حرکتی تقسیم شدند. وضعیت شرکت‌کنندگان قبل و بعد از تمرین در وضعیت نشسته و یک پا ایستاده با استفاده از سکوی نیرو مورد ارزیابی قرار گرفت. تفاوت معنی‌داری برای هیچ‌یک از متغیرهای نوسانات وضعیتی در بین دو گروه مورد مطالعه مشاهده نشد.

⁸ Posturegraphy

⁹ Sensory afferents

¹⁰ Peripheral neuropathy

¹¹ Multiple sclerosis

¹² Neurotypical

اندازه اثر مداخلات عموماً یک اثر کوچک تا متوسط بود. یافته‌ها نشان می‌دهد که مداخله حاد با ثبات مرکزی و تمرینات حسی-حرکتی هیچ اثر معنی‌داری بر روی شرکت‌کننده در وضعیت‌های نشسته و ایستاده در بزرگسالان جوان نداشت. پلریتی و همکاران (۲۰۲۲) با استفاده از یک رویکرد مرور سیستماتیک، کاربردهای یادگیری ماشین بدون نظارت را در تحقیقات اختلال طیف اوتیسم^{۱۳} (ASD) به‌منظور پیش‌بینی این اختلال ارزیابی کرد. در این تحقیق، ۴۳ الگوریتم یادگیری ماشین بدون نظارت در ASD شامل خوشه‌بندی k-نزدیکترین همسایه، خوشه‌بندی سلسله مراتبی، خوشه‌بندی مبتنی بر مدل و نقشه‌های خودسازمان‌دهی بررسی شده‌اند. هدف از این بررسی ارائه نظرسنجی از کاربردهای فعلی یادگیری ماشین بدون نظارت در تحقیقات ASD و ارائه بینشی در مورد انواع سؤالاتی است که می‌توان با این روش‌ها به آن‌ها پاسخ داد. دنیز تونسر و همکاران (۲۰۲۲) کنترل وضعیتی در کودکان مبتلا به افزایش انحراف استخوان ران را برای کنترل وضعیت آن‌ها بررسی کرد. در این تحقیق، شانزده کودک مبتلا به IFA^{۱۴} در رده سنی ۱۰-۱۵ سال و یک گروه کنترل همسان سنی شامل ۱۶ کودک که در حال رشد طبیعی بودند، مورد بررسی قرار گرفت. ثبات وضعیتی^{۱۵} (PS)، محدودیت‌های ثبات^{۱۶} (LoS) و آزمون بالینی اصلاح‌شده یکپارچگی حسی تعادل^{۱۷} (mCTSIB) برای ارزیابی کنترل وضعیتی توسط سیستم تعادلی^{۱۸} (BBS) و سیستم امتیازدهی خطای تعادل^{۱۹} (BESS) مورد استفاده قرار گرفت. همچنین، مشاهده بصری ناپایداری در سه وضعیت ایستاده در شش وضعیت مختلف برای همه موارد انجام شد. از آزمون t مستقل در نرم‌افزار SPSS v.20 برای مقایسه بین گروه‌ها بسته به ویژگی‌های توزیع داده‌ها استفاده شد. نتایج نشان‌دهنده تفاوت معنی‌دار بین گروه‌ها برای شاخص پایداری کلی و قدامی/خلفی در PS، همه پارامترهای LoS و mCTSIB است. نتایج در این مطالعه نشان داد که ثبات و تعادل وضعیتی در کودکان سالم مبتلا به IFA مختل است. خو و همکاران (۲۰۲۲) وضعیت پاسچر را بر اساس حسگرهای حرکت ارزیابی کرد. راه‌حل پیشنهادی متشکل از حسگرهای انعطاف‌پذیر است که تمام حرکات انجام شده توسط ستون فقرات را ثبت می‌کند و قادر به شناسایی انحرافات وضعیتی و کمک به آموزش مجدد وضعیت است. با استفاده از فتوگرامتری^{۲۰}، اعضای بدن شناسایی شده و عدم تقارن آن‌ها محاسبه می‌شود. در این پژوهش، دوازده کار آزمایی برای تجزیه و تحلیل تکرارپذیری سیستم و ارزیابی عدم تقارن اندام انتخاب شده، انجام شد. در نتیجه حاصل شده ۹ دانش‌آموز مورد ارزیابی، تمام تغییرات بین ۰ تا ۱ سانتی‌متر بود که نشان‌دهنده روش پیشنهادی کارآمد در این مطالعه است. نتایج به‌دست‌آمده از روش‌های سنتی نشان داد که هر دو روش نتایج امیدوارکننده‌ای را برای تشخیص و درمان بیماری‌های ناشی از وضعیت نامناسب قرارگیری نشان می‌دهند.

همان‌طور که بر اساس تحقیقات بررسی شد، مطالعات بسیاری در زمینه شاخص‌های تعادلی بدن انجام شده است. با این حال، این مطالعات دارای محدودیت‌هایی می‌باشند. چالش اول در تحقیقات پیشین، استفاده از روش‌های آماری و شاخص‌های معنادار و غیر معنادار است. این روش‌ها بر خود اظهاری افراد وابسته بوده و صحت نهایی تشخیص را با خطا مواجه می‌سازد. چالش دوم در مطالعات استفاده از روش‌های انتخاب/استخراج ویژگی دستی (سنتی) می‌باشد. استفاده از این روش‌ها، علیرغم دقیق بودن،

13 Autism spectrum disorder (ASD)

14 Immunofluorescence (IFA)

15 Postural Stability (PS)

16 Limits of Stability (LoS)

17 Modified Clinical Test of Sensory Integration of Balance (mCTSIB)

18 Biodex Balance System (BBS)

19 Balance Error Scoring System (BESS)

20 Photogrammetry

بهینه نیست. زیرا این روش‌ها بهینه بودن بردار ویژگی را برای طبقه بند، تضمین نخواهد نمود. همچنین، می‌تواند بازدهی محاسباتی الگوریتم را افزایش دهد. روش پیشنهادی که بر اساس ترکیب روش‌های یادگیری عمیق و شبکه‌های فازی نوع ۲ می‌باشد، بر چالش‌های یادشده غلبه می‌کند و می‌تواند پیش‌بینی دقیقی از وضعیت افراد سالم و بیماران مبتلا بر سکنه مغزی در شرایط حسی تحریک‌شده ارائه دهد.

مواد و روش‌ها

این بخش به تشریح روش تحقیق می‌پردازد و موضوعاتی از قبیل جامعه، نحوه جمع‌آوری اطلاعات، ابزار اندازه‌گیری، روش اندازه‌گیری متغیر و پیش‌زمینه ریاضی الگوریتم‌های مورد استفاده در این بخش مورد بحث قرار می‌گیرد.

روش‌شناسی

روش این تحقیق کاربردی است زیرا مدل ارائه‌شده در کلینیک‌های آنالیز حرکتی، کلینیک‌های فیزیوتراپی و متخصصان مغز و اعصاب قابل استفاده است. علاوه بر این، این پژوهش از نوع توصیفی همبستگی است. توصیفی از این نظر است که تصویری از وضعیت موجود ارائه می‌دهد و از این جهت همبستگی است که ارزیابی سیستم کنترل وضعیت افراد سالم و بیماران سکنه مغزی را در شرایط حسی تحریک‌شده در مدل مورد نظر بررسی می‌کند. روش این تحقیق از نظر داده‌ها کمی و اکتشافی است، به دنبال به دست آوردن اطلاعاتی است که به کمک آن‌ها بتوان موضوع تحقیق را به‌خوبی شناسایی کرد. بدین منظور افراد سالم و بیماران سکنه مغزی به صورت تصادفی انتخاب شدند. سپس با الگوریتم‌های داده‌کاوی پیشنهادی، طراحی یک مدل ترکیبی برای پیش‌بینی اختلال حسی با در نظر گرفتن عدم قطعیت با منطق فازی مورد بحث قرار گرفت. در این مطالعه، سیستم کنترل پوسچر شرکت‌کنندگان طی ۶ مرحله آزمون سازمان‌دهی حسی توسط سکوها‌های نیروی دوگانه پویا و کابین پویا (دستگاه EquiTest) مورد ارزیابی قرار گرفت. شاخص‌های خطی نوسانات حالت و همچنین سایر ویژگی‌های مناسب برای تشکیل بردار ویژگی الگوریتم‌های یادگیری ماشین محاسبه می‌شوند.

پایگاه داده

جمع‌آوری دادگان آموزشی در آزمایشگاه پردازش سیگنال‌های فیزیولوژیکی دانشکده برق دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکز انجام شده است. قبل از آزمایش از کلیه شرکت‌کنندگان خواسته‌شده تا فرم رضایت آگاهانه حضور در آزمایش را تأیید و امضاء نمایند. همچنین، ثبت دادگان این آزمایش توسط کمیته اخلاق دانشگاه با کد IR.1401.6 تأیید شده است. اطلاعات زمینه‌ای شامل نام، نام خانوادگی، سن، شغل، قد و وزن از افراد شرکت‌کننده اخذ گردیده است. همچنین، از بیماران با ضایعه سکنه مغزی، اطلاعاتی نظیر سمت درگیر، محل ضایعه، مدت‌زمان بروز ضایعه، نوع سکنه گرفته شده است. در این مطالعه سیستم کنترل وضعیت شرکت‌کننده‌ها توسط سکوها‌های نیروی دوگانه دینامیک و کابین دینامیک با دستگاه EquiTest طی ۶ مرحله آزمون سازمان‌دهی حسی مورد ارزیابی قرار گرفته است. شاخص‌های خطی نوسانات حالت و همچنین سایر ویژگی‌های پرکاربرد برای تشکیل بردار ویژگی محاسبه شده‌اند. برای انجام این تحقیق اطلاعات موجود از طریق پرسشنامه ارزیابی سیستم کنترل وضعیت بیماران مبتلا به سکنه مغزی و همچنین مطالعه آزمایشگاهی با استفاده از ابزار دستگاه EquiTest و ثبت سری‌های زمانی نوسانات وضعیتی در حالت‌های مختلف آزمون سازمان‌دهی حسی جمع‌آوری گردید.

الگوریتم‌های مورد استفاده در روش پیشنهادی

در این زیربخش، پیش‌زمینه ریاضی الگوریتم‌های مورد استفاده در معماری پیشنهادی که شامل شبکه‌های کانولوشنال عمیق و توابع فازی نوع ۲ است، مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

شبکه‌های یادگیری عمیق

شبکه‌های یادگیری عمیق شاخه‌ای از یادگیری ماشین می‌باشد. این شبکه‌ها با پیشرفت سخت‌افزارهای گرافیکی، اخیراً بسیار مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته‌اند. از شبکه‌های یادگیری عمیق در کاربردهای مختلفی همچون پزشکی، کشاورزی و مهندسی می‌توان با پیش‌شرط صحت بالا استفاده کرد. شبکه‌های یادگیری عمیق را می‌توان به زیر شبکه‌های مختلفی همچون شبکه‌های کانولوشنال، شبکه‌های عصبی بازگشتی، شبکه‌های مولد تخصصی و غیره تقسیم‌بندی نمود. با توجه به اینکه در این پژوهش از شبکه‌های کانولوشنال عمیق استفاده شده است، در ادامه پیشینه ریاضی مربوط به این شبکه‌ها مورد بررسی قرار خواهد گرفت (گودفلو و همکاران، ۲۰۱۶).

شبکه‌های عصبی کانولوشن^{۲۱} (CNN)

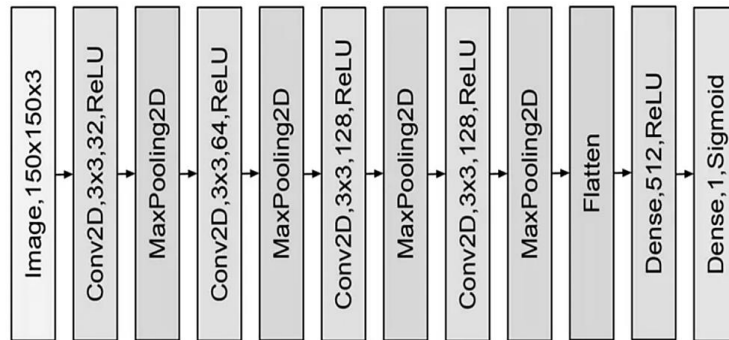
از جمله مهم‌ترین شبکه‌های یادگیری عمیق، شبکه‌های عصبی کانولوشنال است. این شبکه توسط آقای هابل و وایسل با الهام از قشر بینایی انسان در سال ۱۹۹۰ شکل گرفته است. کاربرد اولیه این شبکه‌ها به منظور شناسایی ارقام دست‌نویس بوده است و نتایج امیدوارکننده‌ای از خود برای این کاربرد گرفته شده حاصل شده است. این شبکه‌ها در آن سال‌ها به دلیل نبود سخت‌افزارهای گرافیکی، از نظر محاسباتی مقرون‌به‌صرفه نبوده و کنار گذاشته شده است. در سال‌های اخیر با گسترش و پیشرفت واحدهای گرافیکی، شبکه‌های کانولوشنال عمیق دوباره محبوب شده و در حوزه‌های کاربردی مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرند. رشد دوباره این شبکه‌ها را می‌توان بعد از سال ۲۰۱۲ در نظر گرفت. کاربرد اصلی شبکه‌های عصبی کانولوشنال در تشخیص اشیاء، پردازش گفتار و پردازش چهره است. شبکه‌های کانولوشنی نیز همانند شبکه‌های عصبی بر اساس لایه‌های نورونی به‌واسطه وزن و بایاس ساخته شده و قابل یادگیری هستند. این شبکه‌ها از بلوک‌های مختلفی ساخته شده‌اند که در شکل (۱) نشان داده شده است. بلوک آبی در شکل نشان‌دهنده لایه کانولوشن^{۲۲} همراه با تابع غیرخطی، است. همچنین، بلوک قرمز یک لایه ادغام^{۲۳} و بلوک سبز یک لایه تمام متصل^{۲۴} را نشان می‌دهد. لایه کانولوشن هسته اصلی CNN می‌باشد. این لایه که از فیلترهای مختلفی تشکیل شده است می‌تواند بر روی سیگنال ورودی بچرخد و فیچر کمپ خروجی را تولید نماید. تعداد این فیلترها به‌صورت توانی از ۲ (۳۲ تا ۴۰۹۶) استفاده می‌شود. افزایش تعداد فیلترها، قدرت شبکه را افزایش می‌دهد؛ با این حال، در این صورت می‌تواند رخداد بیش برآزش در شبکه اتفاق بی افتد. اندازه فیلترها نیز 3×3 ، 5×5 و 7×7 در نظر گرفته شده و به‌صورت مربعی نمایش داده می‌شود. پارامترهای قابل یادگیری نیز با انتخاب فیلترهای کوچک می‌توان کاهش می‌یابد (لیکان و همکاران، ۲۰۱۵).

²¹ Convolutional Neural Network (CNN)

²² Convolution

²³ Pooling

²⁴ Fully connected



شکل ۱- نمونه‌ای ساده از یک شبکه کانولوشنال.

گام نیز پارامتر دیگری در لایه کانولوشنال می‌باشد. این پارامتر برای تعیین ادامه فیلترینگ در حین محاسبات شبکه استفاده می‌شود. معمولاً در شبکه‌های کانولوشنی ابعاد این پارامتر ۲ در نظر گرفته می‌شود. به همین ترتیب، رابطه لایه کانولوشنال به شکل زیر قابل ارائه است:

$$y_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n h_{k-n} \quad (1)$$

در رابطه فوق، متغیرهای x ، h ، N به ترتیب، نمایش‌دهنده ورودی، فیلتر و تعداد عناصر در y بردار خروجی می‌باشد. توابع فعال‌سازی پس از لایه کانولوشنال در شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرد. این توابع سبب حالت غیرخطی شدن در شبکه می‌شود. از جمله توابع محبوب فعال‌سازی در شبکه‌های کانولوشنال، رلو^{۲۵} و لیکی-رلو^{۲۶} است. تابع رلو مقادیر منفی را در شبکه صفر می‌کند و مقادیر بزرگ‌تر از صفر را به خروجی منتقل می‌نماید. این تابع به دلیل عدم پیچیدگی این تابع و افزایش سرعت الگوریتم و همگرایی شبکه، به صورت پیش‌فرض در شبکه‌های کانولوشنال مورد استفاده قرار می‌گیرد (لیکان و همکاران، ۲۰۱۵).

بلوک دیگر در شبکه‌های کانولوشنال که به‌منظور کاهش اندازه مکانی فیچر مپ‌ها استفاده می‌شود، لایه ادغام نام دارد. این بلوک، پارامتر آموزشی نداشته و به مشابه انجام یک نمونه‌برداری است؛ به‌طوری‌که، به صورت یک فیلتر در لایه کانولوشنالی حرکت می‌کند. لایه‌های ادغام بیشینه^{۲۷} و ادغام میانگین^{۲۸} را می‌توان از محبوب‌ترین این فیلترها در نظر گرفت. یک پنجره آماده با ابعاد (3×3) برای ادغام بیشینه در نظر گرفته‌شده که بر روی تصویر لغزیده و مقدار بیشینه را انتخاب نموده و بقیه مقادیر را صفر جایگذاری می‌نماید. ابعاد ویژگی به‌واسطه این لایه به $\frac{1}{2}$ کاهش می‌یابد.

لایه نهایی شبکه کانولوشنال، لایه تماماً متصل بوده که به‌واسطه آن طبقه‌بندی ویژگی‌های انتخاب/استخراج شده، انجام می‌پذیرد. این لایه در تمامی شبکه‌های عصبی کلاسیک نیز مورد استفاده می‌شود. این لایه ماتریس ویژگی انتخاب/استخراج شده را به یک

²⁵ Relu

²⁶ Leaky-Relu

²⁷ Max-Pooling

²⁸ Mean-Pooling

بردار تبدیل می‌کند و به کلاس‌های مختلف تعیین شده طبقه‌بندی می‌نماید. در بیان ریاضی می‌توان گفت توزیع احتمالی طبقه‌های خروجی توسط این لایه محاسبه شده و رابطه آن به شکل زیر بیان می‌شود:

$$p_i = \frac{e^{x_j}}{\sum_1^k e^{x_k}} \quad \text{for } j=1, \dots, k \quad (2)$$

در رابطه فوق متغیرهای x و p به ترتیب ورودی شبکه و مقدار خروجی را بین صفر و یک بیان می‌کنند که مجموع در آن‌ها مساوی با یک است.

لایه‌های بیان شده به‌عنوان لایه‌های اصلی در شبکه‌های کانولوشنال شناخته می‌شوند. البته لایه‌های دیگری در این شبکه‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند که در ادامه توضیح داده خواهند شد. از جمله لایه‌های پرکاربرد دیگر، می‌توان به لایه حذف تصادفی و لایه نرمال ساز دسته‌ای اشاره نمود. لایه حذف تصادفی به‌منظور نادیده گرفتن عملکرد برخی نورون‌ها در شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرد. این لایه از فرآیند بیش برآزش در شبکه جلوگیری می‌کند. همچنین، از لایه نرمال ساز دسته‌ای برای نرمال‌سازی دادگان در شبکه استفاده می‌شود. این لایه کوواریانس داخلی را کاهش داده و به‌واسطه آن سرعت آموزش در شبکه افزایش می‌یابد. رابطه زیر مربوط به عملکرد لایه نرمال ساز دسته‌ای می‌باشد:

$$\begin{aligned} \mu_B &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i^{(l-1)} \\ \sigma_B^2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i^{(l-1)} - \mu_B)^2 \\ \hat{y}^{(l-1)} &= \frac{y^{(l-1)} - \mu_B}{\sqrt{(\sigma_B^2 + \varepsilon)}} \\ z^{(l)} &= \gamma^{(l)} \hat{y}^{(l-1)} + \beta^{(l)} \end{aligned} \quad (3)$$

در رابطه فوق، μ_B میانگین و σ_B^2 واریانس دسته می‌باشند. همچنین مطابق با این رابطه، ε ثابت عددی کوچک، l شماره هر لایه، $y^{(l-1)}$ بردار ورودی برای لایه نرمال‌ساز، $z^{(l)}$ بردار خروجی برای یک نورون، $\gamma^{(l)}$ مقیاس مربوطه و $\beta^{(l)}$ تغییر نرخ یادگیری در شبکه می‌باشند (گودفلو و همکاران، ۲۰۱۶).

مجموعه‌های فازی نوع ۲

پروفسور زاده برای اولین بار مفهوم مجموعه‌های فازی نوع ۲ را برای بهبود نسخه نوع ۱ ارائه داده و معرفی نمود. این توابع ک دارای درجه عضویت می‌باشند می‌توانند توانایی سیستم‌ها را در حضور عدم قطعیت‌های مختلف از جمله نویز اندازه‌گیری به حداقل برسانند. این توانایی می‌تواند در مجموعه‌های فازی نوع ۲، سبب بهبود دز طراحی سیستم‌های کنترلی، توالی اعداد و کلمات شود.

همان‌طور که در بخش شبکه‌های کانولوشنال توضیح داده شد، توابع فعال‌سازی از مهم‌ترین اجزای این شبکه‌ها می‌باشند. این توابع نقش مهمی را در فرآیند یادگیری ایفا کرده و سبب بهبود عملکرد شبکه‌های یادگیری عمیق می‌شوند. علیرغم محبوبیت این توابع، ضعف اصلی آن‌ها را می‌توان غیرخطی بودن عملکرد بین ورودی و خروجی در نظر گرفت. این موضوع می‌تواند پایداری شبکه را با مشکل مواجه سازد. در مقابل، با توجه به درجات آزادی مجموعه‌های فازی نوع ۲، می‌توان شبکه‌های کانولوشنال را پایدارتر نمود. بر همین اساس، می‌توان این مجموعه‌های فازی نوع ۲ را به‌جای توابع فعال‌سازی رلو و لیکي رلو در نظر گرفت. بر همین اساس، می‌توان رابطه زیر را برای این مجموعه‌ها در نظر گرفت:

$$f(\sigma; \gamma) = \begin{cases} P\sigma k(\sigma), & \text{if } \sigma > 0 \\ N\sigma(-\sigma), & \text{if } \sigma \leq 0 \end{cases} \quad (4)$$

در این رابطه تابع k به شکل زیر بیان می‌شود:

$$k(\sigma) = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{\alpha + \sigma - \alpha\sigma} + \frac{-1 + \alpha}{-1 + \alpha\sigma} \right) \quad (5)$$

مشتملات ریاضی بیان‌کننده پارامترهای یادگیری می‌باشند. بر همین اساس، پارامترهای به‌روزرسانی نیز بر اساس رابطه زیر مشخص می‌شود:

$$\frac{\partial L}{\partial \gamma_c} = \sum_j \frac{\partial L}{\partial f_c(\sigma_{cj})} \frac{\partial f_c(\sigma_{cj})}{\partial \gamma_c} \quad (6)$$

در این رابطه، c ، j و L به ترتیب لایه‌ها، المان مشاهدات و تابع هدف شبکه‌های یادگیری عمیق را مشخص می‌کنند. پارامتر نیز نمایش‌دهنده شیب انتشاریافته از لایه‌های عمیق‌تر پس از لایه فعال‌سازی است و شیب آن به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$\frac{\partial f_c(\sigma_c)}{\partial a_c} = \begin{cases} \frac{p_c \sigma_c}{2} \left(\frac{1}{\alpha_c \sigma_c - 1} + \frac{\sigma_c - 1}{(a_c + \sigma_c - \alpha_c \sigma_c)^2} + \frac{\sigma_c(1 - a_c)}{(a_c \sigma_c - 1)^2} \right) & \text{if } \sigma_c > 0 \\ -\frac{N_c \sigma_c}{2} \left(\frac{1}{\alpha_c \sigma_c + 1} + \frac{\sigma_c + 1}{(a_c - \sigma_c + \alpha_c \sigma_c)^2} + \frac{\sigma_c(1 - a_c)}{(a_c \sigma_c + 1)^2} \right) & \text{if } \sigma_c \leq 0 \end{cases} \quad (7)$$

و به این ترتیب:

$$\frac{\partial f_c(\sigma_c)}{\partial P_c} = \begin{cases} \sigma_c k_c(\sigma_c), & \text{if } \sigma_c > 0 \\ 0, & \text{if } \sigma_c \leq 0 \end{cases} \quad (8)$$

$$\frac{\partial f_c(\sigma_c)}{\partial N_c} = \begin{cases} 0, & \text{if } \sigma_c > 0 \\ \sigma_c k_c(-\sigma_c), & \text{if } \sigma_c \leq 0 \end{cases}$$

پارامتر $k_c(\cdot)$ نیز به صورت زیر نمایش داده می‌شود:

$$\Delta \gamma = \rho \Delta \gamma + \xi \frac{\partial L}{\partial \gamma} \quad (9)$$

پارامترهای ρ و ξ نیز مقدار حرکت و نرخ آموزش را مشخص می‌کنند [۵۰].

نکته اساسی که در مجموعه‌های فازی نوع ۲ وجود دارد، تعداد پارامترهای یادگیری در این مجموعه‌ها فقط ۳C (تعداد واحدهای پنهان) می‌باشد. این میزان در مقایسه با تعداد وزن‌های شبکه‌های یادگیری عمیق بسیار کمتر بوده و سبب همگرایی سریع‌تر شبکه عمیق به مقدار مورد نظر می‌شود. مزیت‌های ذکر شده از مجموعه‌های فازی نوع ۲ باعث شده است تا در این مطالعه نیز از این توابع در ترکیب با شبکه‌های یادگیری عمیق به منظور طبقه‌بندی وضعیت افراد سالم و بیماران مبتلا به سکنه مغزی در شرایط حسی تحریک شده استفاده شود (تی و همکاران، ۲۰۲۰).

روش پیشنهادی

روش پیشنهادی شامل چندین مرحله می‌باشد که در ادامه به صورت کامل توضیح داده خواهد شد. در گام اول، تعیین ویژگی‌های مورد استفاده برای مسئله پیش‌بینی اختلال عملکرد حسی انجام می‌پذیرد. طبق اطلاعات و ارزیابی سیستم کنترل وضعیت افراد سالم و بیماران مبتلا به سکنه مغزی در شرایط حسی تحریک شده با توجه به تحقیقاتی که در رابطه با اختلال عملکرد حسی انجام شده است متغیرهای متفاوتی بکار گرفته شده است.

در گام دوم، استخراج و جمع‌آوری داده‌های قابل‌دستیابی برای تعیین وضعیت بیماران مبتلا به سکتة مغزی انجام شده است. بدین منظور، اطلاعات موجود از طریق پرسشنامه ارزیابی سیستم کنترل وضعیت بیماران مبتلا به سکتة مغزی و همچنین مطالعه آزمایشگاهی با استفاده از ابزار دستگاه EquiTest و ثبت سری‌های زمانی نوسان‌های وضعیتی در حالت‌های مختلف آزمون سازمان‌دهی حسی جمع‌آوری گردید.

در گام سوم، نرمال‌سازی در داده‌های اخذشده انجام شد. با این کار داده‌ها برای مراحل بعد یعنی یادگیری مدل، پالایش و آماده می‌شوند. نرمال‌سازی باعث می‌شود که داده‌های با مقیاس بزرگ نتیجه را به سمت خویش منحرف نکنند و میدان کار با آن‌ها به گونه‌ای باشد که هر داده در برابر دیگر داده از بازه اختلاف کمی بهره برده و به راحتی بتوان با داده‌ها کار کرد. از این‌رو برای جلوگیری از اشباع زودهنگام نورون‌ها و یکسان‌سازی ارزش داده‌ها برای شبکه، بایستی ورودی خالص آن‌ها در محدوده تابع سیگموئید (بین ۰ و ۱) قرار گیرد. این کار مانع از کوچک شدن بیش‌ازحد وزن‌ها شده و از اشباع زودهنگام نورون‌ها جلوگیری می‌کند. بر همین اساس در مدل پیشنهادی نیز استانداردسازی داده‌ها بین دو عدد ۰ و ۱ صورت گرفته است. در مدل پیشنهادی، نرمال‌سازی داده‌ها به فرم رابطه زیر انجام شده است.

$$x = \left(\frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \right) \quad (10)$$

که در این رابطه، x_i مقدار استاندارد شده، x مقدار واقعی، x_{\min} حداقل و x_{\max} حداکثر داده‌ها هستند.

در گام چهارم، معماری شبکه پیشنهادی که بر اساس ترکیب شبکه‌های کانولوشنال و مجموعه‌های فازی نوع ۲ است، ارائه می‌شود. معماری پیشنهادی شامل ۱۰ لایه کانولوشنالی می‌باشد. ترتیب قرارگیری لایه‌های به شرح زیر می‌باشد:

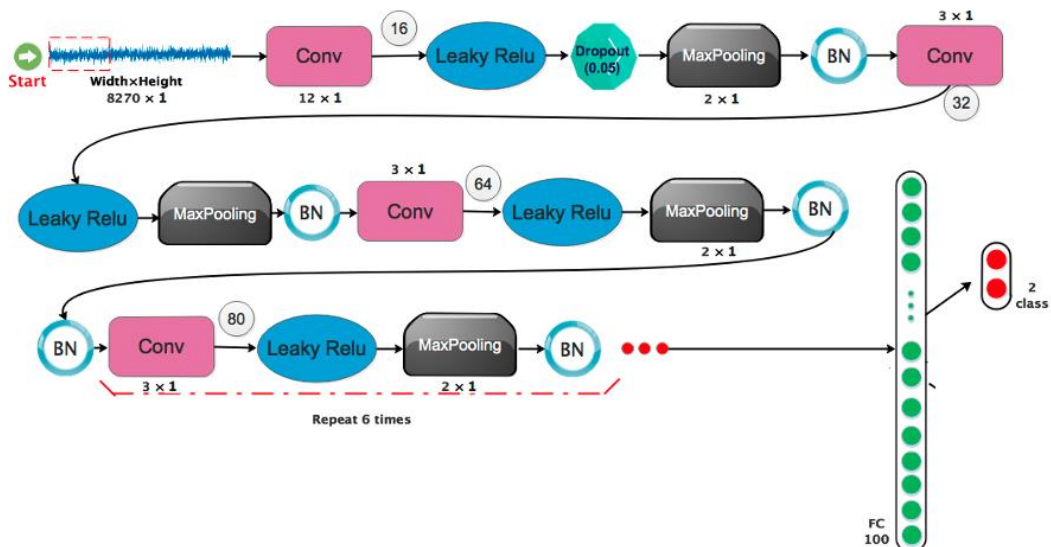
(الف) لایه کانولوشنال همراه تابع لیکی-رلو و یک لایه حذف تصادفی، یک ادغام بیشینه و یک لایه نرمال ساز دسته‌ای.

(ب) معماری در مرحله قبلی ۹ مرتبه دیگر تکرار می‌شود.

(ج) نتایج تکرار نهایی به دو ماتریس دوبعدی متصل می‌گردد.

(د) دو لایه تماماً متصل به منظور طبقه‌بندی و مشخص نمودن امتیاز برای هر خروجی مورد استفاده قرار می‌گیرد.

معماری شبکه مذکور به صورت گرافیکی در شکل (۲) مشخص شده است. به منظور مشخص شدن تأثیرات مثبت مجموعه‌های فازی نوع ۲، سناریو دومی در معماری پیشنهادی در نظر گرفته شده است این توابع فازی نوع ۲ در معماری پیشنهادشده، جایگزین توابع لیکی-رلو شده‌اند. اندازه فیلترها، گام‌ها و غیره در معماری مذکور در جدول (۱) نمایش داده شده است.

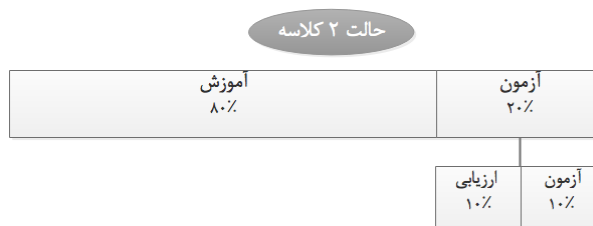


شکل ۲- معماری پیشنهادی ارائه شده به منظور تشخیص سکتة مغزی.

جدول ۱- مشخصات لایه‌ها و فیلترهای استفاده شده در مدل پیشنهادی.

Layer number	Layer type	Size and filter steps	Number of filters	Output value	Padding
1	Convolution1	12×1/8×1	16	1034×16	yes
2	Pooling1	2×1/2×1	16	517×16	no
3	Convolution2	3×1/2×1	32	517×32	yes
4	Pooling2	2×1/2×1	32	258×32	no
5	Convolution3	3×1/1×1	64	258×64	yes
6	Pooling3	2×1/2×1	64	129×64	no
7	Convolution4	3×1/1×1	80	129×80	yes
8	Pooling4	2×1/2×1	80	64×80	no
9	Convolution5	3×1/1×1	80	64×80	yes
10	Pooling5	2×1/2×1	80	32×80	no
11	Convolution6	3×1/1×1	80	32×80	yes
12	Pooling6	2×1/2×1	80	16×80	no
13	Convolution7	3×1/1×1	80	16×80	yes
14	Pooling7	2×1/2×1	80	8×80	no
15	Convolution8	3×1/1×1	80	8×80	yes
16	Pooling8	2×1/2×1	80	4×80	no
17	Convolution9	3×1/1×1	80	4×80	yes
18	Pooling9	2×1/2×1	80	2×80	no
19	Convolution10	3×1/1×1	80	2×80	yes
20	Pooling10	2×1/2×1	80	1×80	no
21	Fully-connected	100		100	
22	Softmax	2	1	2	

در گام پنجم روش پیشنهادی، مجموعه‌های آموزش و آزمون از دادگان تعیین می‌شوند. بر اساس مطالعات پیشین، ۸۰ درصد از نمونه‌ها به صورت تصادفی برای آموزش شبکه و ۲۰ درصد باقی‌مانده برای آزمون در شبکه بکار گرفته می‌شود. شکل (۳) نحوه تخصیص دادگان را نمایش می‌دهد.



شکل ۳- تخصیص مجموعه‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون.

در گام ششم و نهای روش پیشنهادی، بهینه‌سازی پارامترهای انتخابی در شبکه معین می‌شود. کلیه این پارامترهای انتخابی به دقت و بر اساس روش آزمون و خطا تعیین شده‌اند تا شبکه کمترین خطا را داشته باشد و به مقدار مطلوب با سرعت بالایی همگرا شود. بدین ترتیب، از بهینه‌ساز آدم برای بهینه‌سازی پارامترها، الگوریتم کراس آنروپی برای تابع خطا با نرخ آموزشی ۰/۰۰۱ برای شبکه عمیق پیشنهادی استفاده شده است. جدول (۲) پارامترهای بهینه‌شده را در شبکه پیشنهادی نمایش می‌دهد.

جدول ۲- پارامترهای بهینه انتخاب شده در مدل پیشنهادی.

Parameters	Search space	Optimal value
Optimizer	RMSProp, Adam, Sgd, Adamax, Adadelata	Adam
Cost function	MSE, Cross-entropy	Cross-Entropy
Convolution layers	3, 5, 6, 10, 15	10
Filters in the first convolution layer	16, 32, 64, 128	16
Number of Filters in the second convolution layer	16, 32, 64, 128	32
Filters in another convolution layers	16, 32, 64, 128	32
Size of filter in the first convolution layer	3, 16, 32, 64, 128	128
another convolution layers	3, 16, 32, 64, 128	16
before the first convolution layer	0, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5	0.2
Dropout rate after the first convolution layer	0, 0.2, 0.3, 0.4, 0.5	0.4
Batch size	4, 8, 10, 16, 32, 64	16
Learning rate	0.01, 0.001, 0.0001	0.001

نتایج

در این بخش، یافته‌های تحقیق به صورت توصیفی و تحلیلی مورد تجزیه و تحلیل قرار می‌گیرد. نتایج شبیه‌سازی بر اساس سیستمی با مشخصات Corei7 و RAM=16 تحت زبان برنامه‌نویسی پایتون و کتابخانه کراس ساخته شده است. بدین ترتیب، نتایج حاصل شده شامل نمودار خطا و صحت برای مجموعه آموزش و اعتبار سنجی، صحت طبقه‌بندی برای مجموعه آموزش و اعتبار سنجی برای مدل پیشنهادی دوم بر اساس مجموعه‌های فازی، نمودار T-SNE برای نمونه‌های دو کلاس در لایه‌های مختلف شبکه، نمودار تجزیه و تحلیل ROC و ارائه پیچیدگی محاسباتی الگوریتم پیشنهادی است.

جزئیات مربوط به شاخص‌های ارزیابی مختلف به منظور تشخیص سکنه مغزی در این بخش ارائه می‌شود. سپس، نتایج شبیه‌سازی حاصل شده از مدل پیشنهادی مورد بحث قرار خواهد گرفت. در این پژوهش از شاخص‌های استاندارد همچون حساسیت^{۲۹}، صحت^{۳۰}، اختصاصیت^{۳۱}، نرخ مثبت کاذب^{۳۲}، نرخ منفی کاذب^{۳۳}، نرخ منفی واقعی^{۳۴}، نرخ مثبت واقعی^{۳۵} و نمودار ROC^{۳۶} به منظور ارزیابی مدل پیشنهادی استفاده شده است. بر همین اساس نحوه محاسبه هر یک از این شاخص‌ها در ادامه مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

²⁹ Sensitivity

³⁰ Accuracy

³¹ Specificity

³² False Positive

³³ False Negative

³⁴ True Positive

³⁵ True Negative

³⁶ Receiver Operating Characteristic

حساسیت یک شاخص استاندارد به منظور ارزیابی یک آزمایش طبقه‌بندی است. حساسیت در بیان ریاضی با تقسیم اعداد مثبت واقعی به جمع اعداد مثبت واقعی و اعداد منفی کاذب برابری می‌کند اختصاصیت نیز برابر است با تقسیم اعداد منفی واقعی با جمع اعداد منفی واقعی و مثبت کاذب. صحت را می‌توان نزدیکی عدد اندازه‌گیری شده به عدد واقعی در نظر گرفت. دقت نیز نمایشگر دامنه پراکندگی آماری می‌باشد. حساسیت، صحت، اختصاصیت و دقت به صورت روابط زیر تعریف می‌شوند:

$$\text{Sensitivity} = \text{Recall} = \frac{TP}{(FN+TP)} \quad (11)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{(TP+TN)}{(TP+TN+FP+FN)} \quad (12)$$

$$\text{Specificity} = \text{Recall} = \frac{TN}{(TN+FP)} \quad (13)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{(FP+TP)} \quad (14)$$

مطابق با روابط بالا، TP نمایش‌دهنده تعداد نمونه‌های مثبت صحیح، TN نمایش‌دهنده تعداد نمونه‌های منفی صحیح، FN نمایش‌دهنده تعداد نمونه‌های منفی اشتباه و FP نشان‌دهنده نمونه‌های مثبت اشتباه است.

در ادامه نتایج شبیه‌سازی مربوط به مدل پیشنهادی بر اساس شاخص‌های ارزیابی مورد بررسی ارائه خواهد شد. خطا و صحت مدل پیشنهادی به منظور طبقه‌بندی وضعیت افراد سالم و بیماران مبتلا به سکنه مغزی در شرایط حسی تحریک‌شده در شکل (۴) ارائه شده است. مقدار خطا در این شکل در تکرار ۱۸۰ به حالت تعادل و ثبات رسیده است. خطای شبکه نیز از حدود ۰/۳۵ به کمترین مقدار خود میل نموده است. صحت نهایی مطابق با همین شکل به ۹۸ درصد می‌رسد.

همان‌طور که در بخش معماری روش پیشنهادی گفته شد، سناریو دومی برای مدل پیشنهادی ارائه شده است که در آن از مجموعه‌های فازی نوع ۲ به‌عنوان جایگزین توابع رلو و لیکو رلو استفاده شده است. بر همین اساس، نتایج صحت مربوط به سناریو دوم در شکل (۵) برای ۶۰ تکرار برای آموزش و اعتبارسنجی شبکه ارائه شده است. همان‌طور که مشهود است روش دوم پیشنهادی نیز در طبقه‌بندی دو کلاس افراد سالم و بیماران مبتلا به سکنه مغزی در شرایط حسی تحریک‌شده بسیار کارآمد است؛ به طوری که، صحت به ۹۹ درصد میل نموده است. خطای شبکه نیز بر اساس سناریو دوم در ۶۰ تکرار در شکل (۶) نمایش داده شده است با افزایش تعداد تکرارهای شبکه، همان‌طور که مشهود است مقدار خطا به کمترین میزان رسیده است. نمودار T-SEN برای داده‌های خام و لایه آخر شبکه پیشنهادی به منظور طبقه‌بندی وضعیت افراد سالم و بیماران مبتلا به سکنه مغزی در شرایط حسی تحریک‌شده در شکل (۷) ارائه شده است. همان‌طور که واضح است، در لایه نهایی تقریباً تمامی نمونه‌ها در دو کلاس مختلف از یکدیگر تفکیک شده‌اند. این تمایز قابل توجه را می‌توان در معماری کارآمد پیشنهادی جست‌وجو نمود. تجزیه و تحلیل آماری منحنی ROC به منظور ارزیابی کارآمد بودن معماری پیشنهادی در شکل (۸) نمایش داده شده است. همان‌طور که مشخص است، هر دو منحنی برای هر دو کلاس در نیم‌ساز سمت چپ قرار داشته و در محدوده اعداد ۰/۹ تا ۱ می‌باشند. ماتریس درهم‌ریختگی نیز در شکل (۹) نمایش داده شده است که در آن از ۷۴۷ نمونه برای کلاس سکنه مغزی، فقط ۹ نمونه اشتباه طبقه‌بندی شده است. نتایج مربوط به شاخص‌های ارزیابی از جمله صحت، دقت، اختصاصیت و حساسیت در جدول (۳) ارائه شده است. همان‌طور که از این جدول مشاهده می‌شود، کلیه نتایج حاصل‌شده بر اساس شاخص‌های ارزیابی مختلف دو کلاس وضعیت افراد سالم و بیماران مبتلا به سکنه مغزی در شرایط حسی تحریک‌شده بالای ۹۵ درصد می‌باشند که نشان‌دهنده کارایی بالای مدل پیشنهادی است.

مقایسه

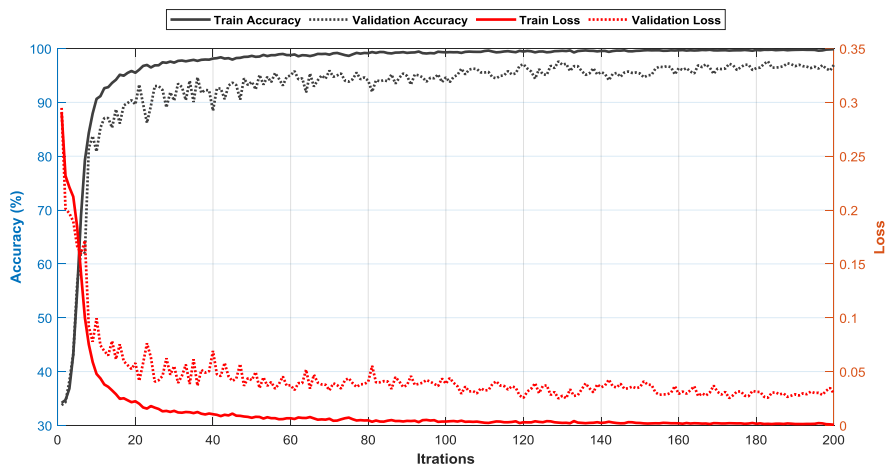
در این بخش، مدل پیشنهادی با سایر الگوریتم‌ها و مطالعات مورد مقایسه قرار خواهد گرفت. عملکرد دو سناریو مختلف در نظر گرفته شده بر اساس توابع رلو، لیکی رلو و مجموعه فازی نوع ۲ در شکل (۱۰) نمایش داده شده است. همان‌طور که مشخص است؛ عملکرد امیدوارکننده مجموعه‌های فازی نوع ۲ کاملاً مشهود است. همچنین، مطابق با این شکل می‌توان نتیجه گرفت عملکرد هر دو سناریو در نظر گرفته شده صحت بالای ۹۵ درصد را برای طبقه‌بندی وضعیت افراد سالم و بیماران مبتلا به سکنه مغزی ارائه می‌دهد. همچنین، همان‌طور که مشهود است، در سناریو دوم در حضور مجموعه‌های فازی نوع ۲، شبکه نوسان کمتر و همگرایی بهتری نسبت به سناریو اول در حضور توابع فعال‌سازی رلو و لیکی رلو دارد. بازدهی محاسباتی مربوط به هر دو سناریو پیشنهادی نیز در جدول (۴) ارائه شده است. مطابق با این جدول، بازدهی محاسباتی مربوط به سناریو دوم بالاتر است. با این حال، صحت نهایی مربوط به سناریو دوم برای طبقه‌بندی دو کلاس مختلف بیشتر است. مطابق با این جدول، بازدهی محاسباتی برای سناریو اول در حضور توابع فعال‌سازی رلو و لیکی رلو کمتر می‌باشد. نتایج این جدول نشان می‌دهد که سناریو اول می‌تواند برای کاربردهای بلادرننگ مناسب باشد.

کارایی مدل پیشنهادی با سایر شبکه‌های از پیش آموزش دیده از جمله Xception، VGG19 و ResNet50 در ۱۵۰ تکرار در شکل (۱۱) ارائه شده است. مطابق با این شکل، همان‌طور که مشهود است، مدل پیشنهادی از نظر صحت و همگرایی بهترین نتیجه را برای طبقه‌بندی دو کلاس مختلف ارائه می‌دهد. کارایی توابع فازی نوع ۲ در این شکل مشهود است که سبب شده مدل پیشنهادی دارای کمترین نوسان و سریع‌ترین همگرایی باشد. علاوه بر این، مدل پیشنهادی با سایر الگوریتم‌های کلاسیک از جمله ماشین بردار پشتیبان^{۳۷}، پرسپترون چند لایه^{۳۸} و CNN پایه که دو مورد اول بر اساس انتخاب/استخراج ویژگی و طبقه‌بندی دستی می‌باشند، مورد مقایسه قرار گرفته است. بر این اساس، ۲۹ ویژگی عملکردی افراد از داده‌ها استخراج شده و توسط طبقه‌بندهای مورد مقایسه، طبقه‌بندی شده است. نتایج شبیه‌سازی در شکل (۱۲) در ۱۰۰ تکرار شبکه ارائه شده است. همان‌طور که مشهود است، سناریو دوم دارای بهترین عملکرد و همگرایی بوده است و با صحت بالایی توانسته است در کمترین تکرار میان دو کلاس تمایز ایجاد کند. استفاده از روش‌های کلاسیک علیرغم بازدهی محاسباتی پایین، بهینه بودن بردار ویژگی را برای طبقه‌بند تضمین نمی‌کند.

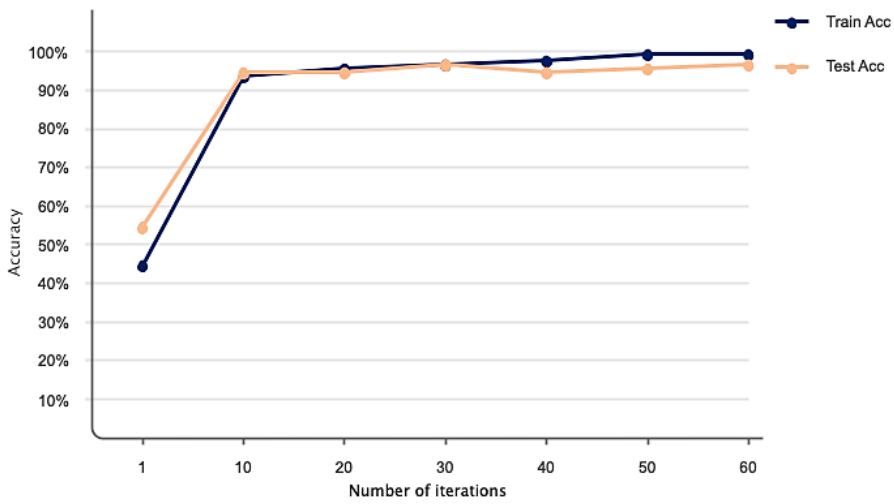
به منظور مشخص شدن کارایی مدل‌های پیشنهادی در محیط‌های نویزی، به داده‌ها به صورت مصنوعی نویز سفید گوسی در بازه‌ای وسیعی از SNRهای مختلف اضافه شده است. عملکرد سناریوهای در نظر گرفته شده در شکل (۱۳) ارائه شده است. مطابق با این شکل، می‌توان نتیجه گرفت که استفاده از توابع فازی نوع ۲ در حضور عدم قطعیت‌های مختلف همچون نویز اندازه‌گیری بسیار کارآمد است؛ به طوری که، صحت طبقه‌بندی در ۱ دسی‌بل هنوز هم ۹۰ درصد است.

³⁷ Support Vector Machine

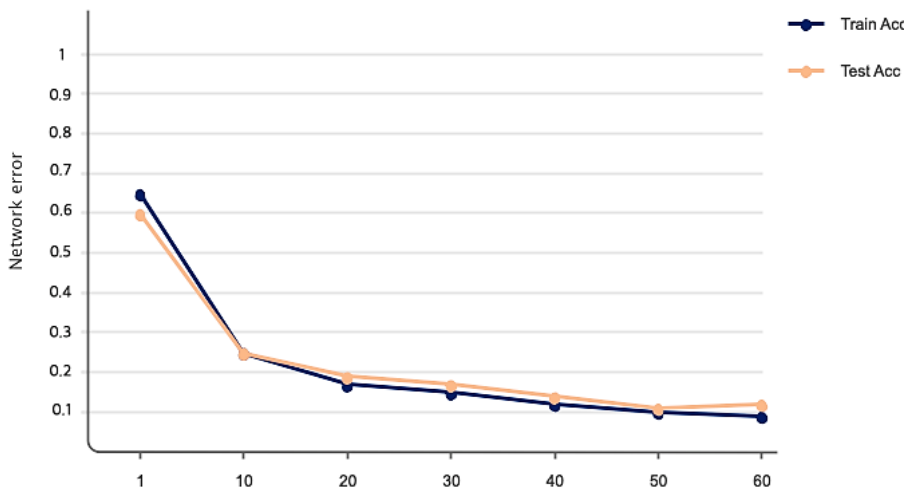
³⁸ Multy Layer Perceptron



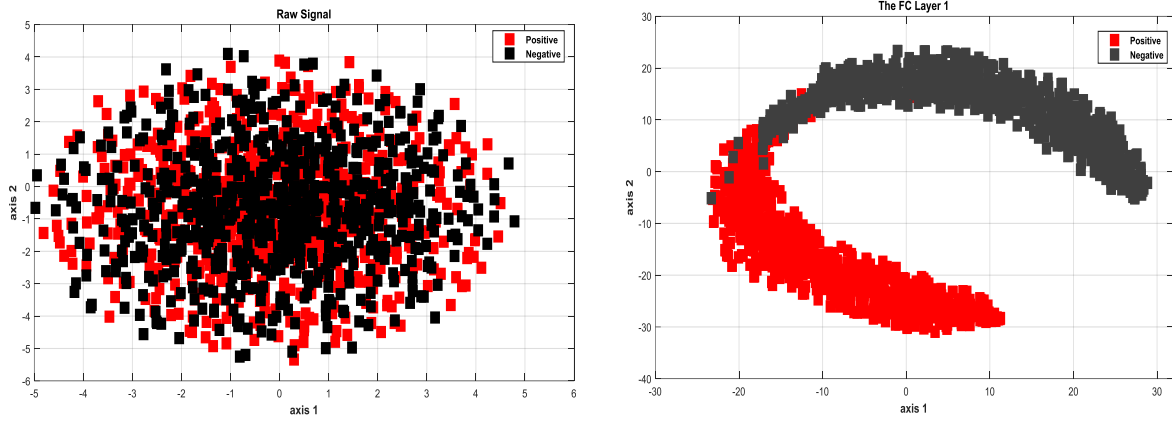
شکل ۴- عملکرد مدل پیشنهادی از نظر معیار صحت و خطا در ۲۰۰ تکرار شبکه.



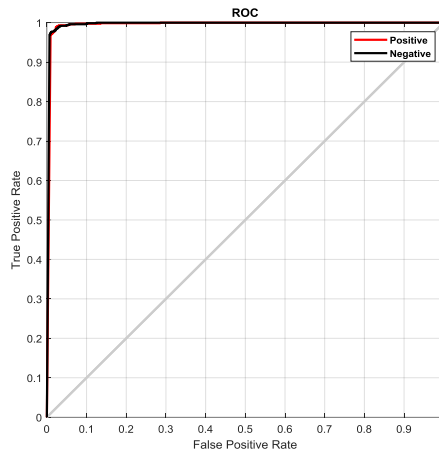
شکل ۵- عملکرد مدل پیشنهادی از نظر معیار صحت در سناریو دوم برای ۶۰ تکرار.



شکل ۶- عملکرد مدل پیشنهادی از نظر معیار خطای شبکه در سناریو دوم برای ۶۰ تکرار.



شکل ۷- نمودار T-SNE برای نمونه‌های خام و لایه نهایی شبکه پیشنهادی.

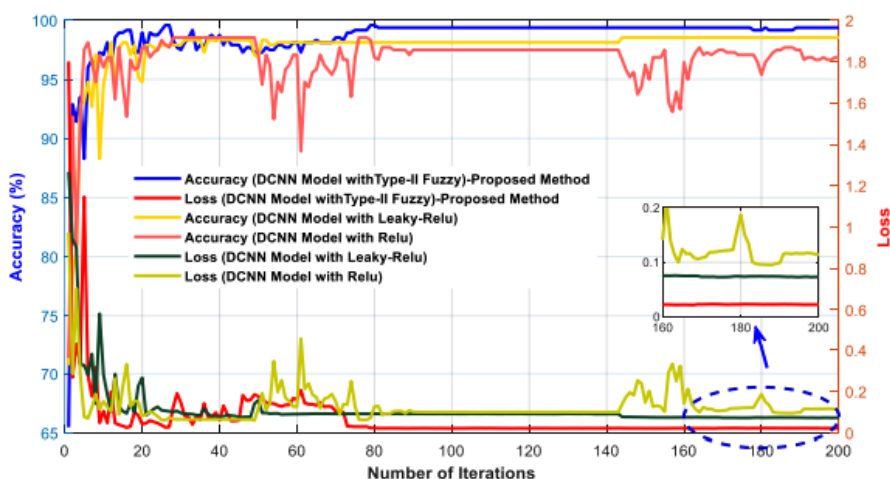


شکل ۸- تجزیه و تحلیل آماری منحنی ROC برای دو کلاس مختلف در مدل پیشنهادی.

Confusion Matrix

		Target Class	
		1	2
Output Class	1	747 49.4%	18 1.2%
	2	9 0.6%	738 48.8%
		98.8% 1.2%	97.6% 2.4%
		98.2% 1.8%	98.8% 1.2%

شکل ۹- ماتریس درهم‌ریختگی به منظور طبقه‌بندی دو کلاس مختلف.



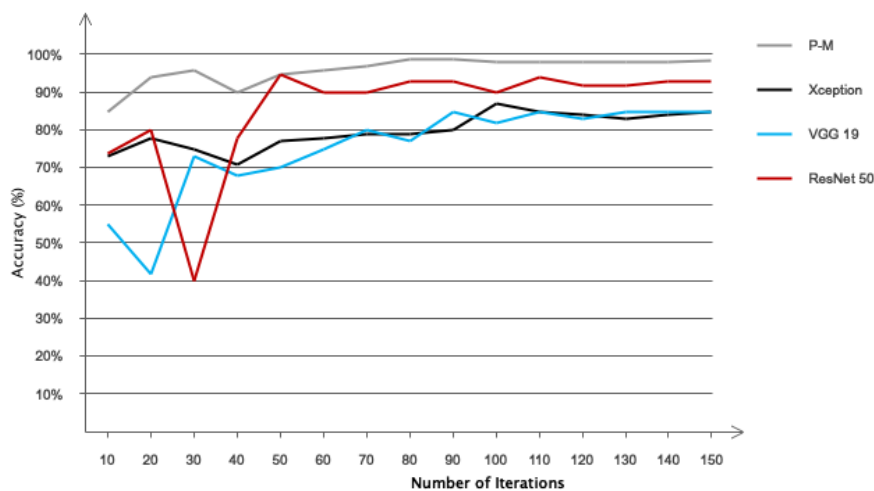
شکل ۱۰- مقایسه صحت و خطای برای دو سناریو مختلف بر اساس توابع رلو، لیکری رلو و فازی نوع ۲.

جدول ۳- عملکرد مدل پیشنهادی از نظر حساسیت، صحت، اختصاصیت و دقت.

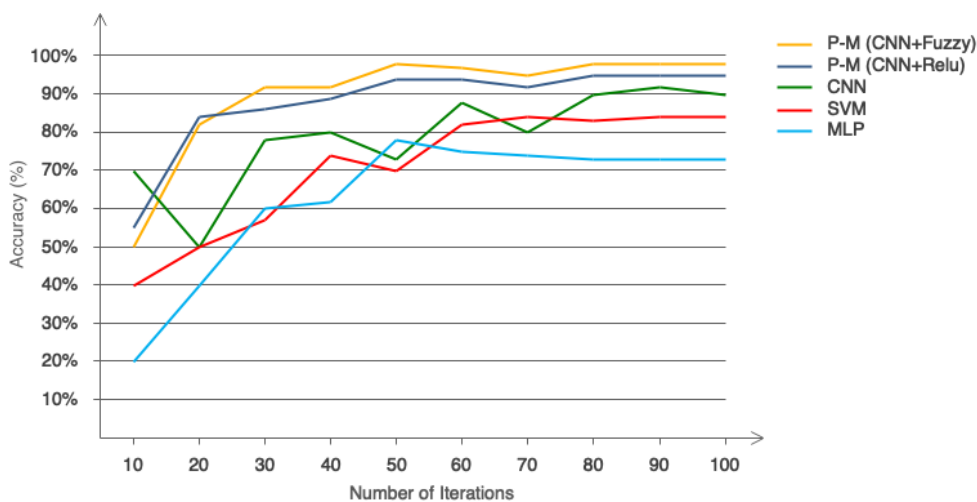
سکته مغزی	سالم	
۹۷/۴	۹۷/۲۲	حساسیت
۹۶/۳	۹۷/۸۱	صحت
۹۷/۷	۹۶/۶۶	اختصاصیت
۹۷/۷	۹۶/۶۵	دقت

جدول ۴- مقایسه بازدهی محاسباتی مدل پیشنهادی در دو سناریو مختلف.

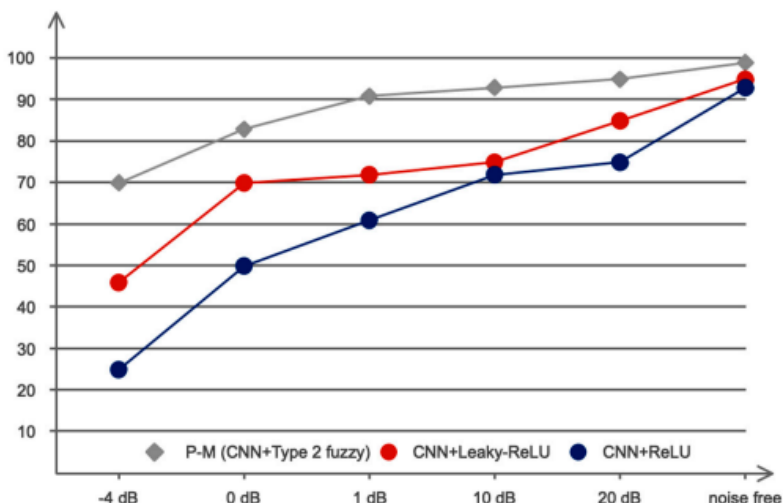
تابع مورد استفاده	زمان آموزش	زمان آزمون
رلو	۱۰۱۰۰	۳۳۳
لیکری-رلو	۱۱۵۴۲	۴۲۱
فازی نوع ۲	۱۲۱۰۱	۹۰۰



شکل ۱۱- مقایسه مدل پیشنهادی با مدل‌های VGG19، Xception و ResNet50.



شکل ۱۲- مقایسه مدل پیشنهادی با طبقه‌بندهای کلاسیک.



شکل ۱۳- مقاومت شبکه پیشنهادی در محیط‌های نویزی در دو سناریو مختلف.

نتیجه‌گیری

با توجه به اهمیت سکنه مغزی در سراسر جهان به‌ویژه در ایران، در این مطالعه سعی شد تا با استفاده از تکنیک‌های هوش مصنوعی، سیستمی خودکار به‌منظور شناسایی و تشخیص وضعیت افراد سالم و بیماران سکنه مغزی در شرایط حسی تحریک‌شده ارائه شود. بر این اساس، پس از آماده‌سازی داده‌ها، از شبکه‌های کانولوشنال عمیق در ترکیب با مجموعه‌های فازی نوع ۲ استفاده شد. نتایج نشان داد که استفاده از رویکردهای یادگیری عمیق به دلیل قابلیت اطمینان بالا در انتخاب و استخراج ویژگی‌های خودکار، می‌توانند وضعیت افراد سالم و بیمار را با صحت بالایی شناسایی کنند. تشخیص و طبقه‌بندی مبتلایان به سکنه مغزی در شرایط حسی تحریک‌شده از طریق ارزیابی اختلال عملکرد حسی بر اساس مدل پیشنهادی به ترتیب دارای صحت، دقت، حساسیت و اختصاصیت ۹۷، ۹۶، ۹۷ و ۹۶ درصد بود. مدل پیشنهادی در محیط‌های نویزی نیز ارزیابی شد و عملکرد امیدوارکننده را ارائه نمود. با توجه به عملکرد بسیار خوب مدل پیشنهادی، می‌توان از آن در کاربردهای آنلاین نیز بهره گرفت.

- Arienti, C., Lazzarini, S. G., Pollock, A., & Negrini, S. (2019). Rehabilitation interventions for improving balance following stroke: An overview of systematic reviews. *PloS one*, 14(7), e021978.
- Blaszczyk, J. W., Prince, F., Raiche, M., & Hébert, R. (2000). Effect of ageing and vision on limb load asymmetry during quiet stance. *Journal of biomechanics*, 33(10), 1243-1248
- Chamberlin, C., Marmelat, V., Rosen, A. B., & Burcal, C. J. (2021). The effects of visual biofeedback and visual biofeedback scale size on single limb balance. *Journal of Bodywork and Movement Therapies*, 26, 268-272 .
- Chiari, L., Rocchi, L., & Cappello, A. (2002). Stabilometric parameters are affected by anthropometry and foot placement. *Clinical biomechanics*, 17(9-10), 666-677 .
- de Oliveira, M. R., Fabrin, L. F., de Oliveira Gil, A. W., Benassi, G. H., Camargo, M. Z., da Silva, R. A., & de Lima, R. R. (2021). Acute effect of core stability and sensory-motor exercises on postural control during sitting and standing positions in young adults. *Journal of Bodywork and Movement Therapies*, 28, 98-103 .
- Gad, A. G. (2022). Particle swarm optimization algorithm and its applications: a systematic review. *Archives of computational methods in engineering*, 29(5), 2531-2561 .
- Ghnemat, R., Khalil, A., & Abu Al-Haija, Q. (2023). Ischemic stroke lesion segmentation using mutation model and generative adversarial network. *Electronics*, 12(3), 590 .
- Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*: MIT press.
- Keyvanara, M., Sadigh, M. J., Meijer, K., & Esfahanian, M. (2021). A model of human postural control inspired by separated human sensory systems. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 41(1), 255-264 .
- Kim, S., & Moon, J. (2022). The effect of visual biofeedback balance training on time to stabilization and kinetic variables in patients with chronic ankle instability. *Korean Journal of Sport Science*, 33(3), 359-368 .
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). *Deep learning*. *nature*, 521(7553), 436-444 .
- Li, L., Zhang, S., & Dobson, J. (2019). The contribution of small and large sensory afferents to postural control in patients with peripheral neuropathy. *Journal of sport and health science*, 8(3), 218-227 .
- Murugeswari, P., & Vijayalakshmi, S. (2021). A New Method of Interval Type-2 Fuzzy-Based CNN for Image Classification. Paper presented at the *Computational Vision and Bio-Inspired Computing: ICCVBIC 2020* .
- Nichols, D. S. (1997). Balance retraining after stroke using force platform biofeedback. *Physical therapy*, 77(5), 553-558 .
- Norris, J. A., Marsh, A. P., Smith, I. J., Kohut, R. I., & Miller, M. E. (2005). Ability of static and statistical mechanics posturographic measures to distinguish between age and fall risk. *Journal of biomechanics*, 38(6), 1263-1272 .
- Richmond, S. B., Whittier, T. T., Peterson, D. S., & Fling, B. W. (2021). Advanced characterization of static postural control dysfunction in persons with multiple sclerosis and associated neural mechanisms. *Gait & posture*, 83, 114-120 .

Sadura-Sieklucka, T., Czerwosz, L. T., Kądalska, E., Kożuchowski, M., Księżopolska-Orłowska, K., & Targowski, T. (2023). Is balance training using biofeedback effective in the prophylaxis of falls in women over the age of 65? *Brain sciences*, 13(4), 629 .

Shen, T., Wang, J., Gou, C., & Wang, F.-Y. (2020). Hierarchical fused model with deep learning and type-2 fuzzy learning for breast cancer diagnosis. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 28(12), 3204-3218 .

Soltanpour, M., Greiner, R., Boulanger, P., & Buck, B. (2021). Improvement of automatic ischemic stroke lesion segmentation in CT perfusion maps using a learned deep neural network. *Computers in biology and medicine*, 137, 104849 .

Talis, V., & Kazennikov, O. (2019). Effects of body turn on postural sway during symmetrical and asymmetrical standing. *Experimental brain research*, 237, 2231-2237 .

Tuncer, D., Gurses, H. N., Senaran, H., Uzer, G., & Tuncay, I. (2022). Evaluation of postural control in children with increased femoral anteversion. *Gait & posture*, 95, 109-114 .

Vouriot, A., Gauchard, G. C., Chau, N., Benamghar, L., Lepori, M.-L., Mur, J.-M., & Perrin, P. P. (2004). Sensorial organisation favouring higher visual contribution is a risk factor of falls in an occupational setting. *Neuroscience research*, 48(3), 239-247 .

Xu, Y., Zeng, Z., Oliveria, C., Munoz, R., de Almeida, R., Quezada, A., . . . de Albuquerque, V. H. C. (2022). Postural evaluation based on body movement and mapping sensors. *Measurement*, 190, 110538.

Evaluation of normal postural control system and deteriorated postural control system due to brain stroke in altered sensory conditions to investigate sensory dysfunctions using deep learning approaches

Abstract:

The ability to stand is very important to perform a variety of daily activities. This ability, which humans learn automatically from childhood, has received widespread attention from researchers in recent years, opening doors to study and investigate the ability to maintain. The situation becomes more balanced and controllable. Despite its apparent simplicity, the control of standing balance and the nature of the control mechanism that stabilizes postural fluctuations have been studied from various angles, and numerous studies have shown that multiple mechanisms and sensory systems are systematically involved in maintaining and controlling body posture. The purpose of this study is to assess the posture control system of healthy subjects and stroke patients in stimulated sensory conditions in order to detect sensory dysfunction using deep learning methods. After collecting the database, a combination of deep convolutional networks and type 2 fuzzy networks was used. The results demonstrated that deep learning network approaches, due to their high capability in selecting/extracting automatic features, can accurately classify collected data to diagnose the condition of healthy and sick people. Based on this, stroke patients were diagnosed and classified in stimulated sensory conditions using the proposed deep network with an accuracy greater than 98%, demonstrating that the proposed model is very effective at class separation, and it has looked promising.

Keyword: Postural control system, sensory disorders, stroke, machine learning, balance.