DOI: 10.48305/jims.v42.i773.0553

مجله دانشکده پزشکی اصفهان | سال چهل و دوم/شماره‌ی ۷۷۳/هفته‌ی اول شهریور ۱۴۰۳

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۲/۰۶ | تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۵/۲۷ | تاریخ چاپ: ۱۴۰۳/۰۶/۰۸

تشخیص خودکار بیماران مبتلا به اختلال شناختی خفیف از روی سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام با استفاده از تجزیه موجک بسته‌ای و الگوی فضایی مشترک

محمدعلی گنجعلی[۱]، علیرضا مهری دهنوی[۲]، وحید صادقی[۳]

مقاله پژوهشی

چکیده

مقدمه: اختلال شناختی خفیف MCI (Mild cognitive impairment)، به‌عنوان مرحله‌ی ابتدایی بیماری آلزایمر شناخته می‌شود. این بیماری علائمی خفیف‌تر از بیماری آلزایمر دارد طوری که مشکلات جدی در اعمال و کارهای روزانه ایجاد نمی‌کند. به دلیل ماهیت و علائم خفیف اختلال شناختی خفیف، تشخیص این بیماری به‌مراتب دشوارتر از تشخیص آلزایمر است. با این حال تشخیص زودهنگام این بیماری، احتمال درمان آن را افزایش می‌دهد.

روش‌ها: روش به‌کار گرفته شده، یک روش پردازشی پیشرفته با به‌کارگیری تبدیل موجک گسسته در پیش ردازش و استفاده از موجک بسته‌ای و فیلترهای فضایی- طیفی در استخراج ویژگی از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام است. در این مطالعه از سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام مربوط به ۲۹ فرد بیمار و ۳۲ فرد سالم استفاده شده است.

یافته‌ها: استفاده از ویولت بسته‌ای جهت استخراج زیر باندهای فرکانسی سیگنال الکتروانسفالوگرام موجب استخراج دقیق این زیرباندها شد به گونه‌ای که استخراج ویژگی با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده توسط بانک فیلتر الگوی فضایی مشترک موجب افزایش دقت تشخیص افراد بیمار تا ۱۰۰ درصد گردید.

نتیجه‌گیری: این مطالعه با استخراج ویژگی‌های طیفی- فضایی از زیرباندهای فرکانسی سیگنال الکتروانسفالوگرام برآمده از ویولت بسته‌ای روشی جدید جهت تشخیص اختلال شناختی خفیف ارائه نمود. نتایج این مطالعه بر نقش استفاده از موجک بسته‌ای در تفکیک زیرباندهای فرکانسی و اعمال الگوی فضایی مشترک روی زیر باندهای فرکانسی برای استخراج ویژگی‌های مؤثر در تفکیک افراد سالم از مبتلایان به اختلال شناختی خفیف تأکید دارد.

واژگان کلیدی: اختلال شناختی؛ آلزایمر؛ تحلیل موجک؛ تشخیص زودهنگام؛ الکتروانسفالوگرافی

ارجاع: گنجعلی محمدعلی، مهری دهنوی علیرضا، صادقی وحید. **تشخیص خودکار بیماران مبتلا به اختلال شناختی خفیف از روی سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام با استفاده از تجزیه موجک بسته‌ای و الگوی فضایی مشترک.** مجله دانشکده پزشکی اصفهان ۱۴۰۳؛ ۴۲ (۷۷۳): ۵۵۳-۵۵۹.

مقدمه

زوال عقلی، از جمله بیماری‌های نقص عملکرد شناختی است که با اختلال در حافظه و تفکر و فعالیت‌های عصبی و تغییرات روان شناختی همراه است. عوارض و مشکلات این بیماری موجب کاهش عملکرد شناختی مغز می‌شود (۱). بیماری آلزایمر AD (Alzheimer disease)، شایع‌ترین بیماری زوال عقل است و شیوع این بیماری در افراد مسن گسترده‌تر می‌باشد (۲). از جمله علائم این بیماری، فراموشی تدریجی و کاهش سطوح ادراکی است. بیماری آلزایمر درمان قطعی ندارد. اما تشخیص آن در مراحل اولیه و یا تشخیص اختلال شناختی خفیف MCI (Mild cognitive impairment) می‌تواند احتمال بهبود بیماران مبتلا به این بیماری را افزایش دهد (۳).

MCI، بیماری شناختی با علائمی خفیف‌تر از بیماری آلزایمر است. MCI مشکلات جدی در اعمال و کارهای روزانه ایجاد نکرده و قابل درمان است که این موضوع تلاش برای تشخیص آن را توجیه می‌کند (۴). تشخیص MCI به دلیل ماهیت و علائم خفیف آن، دشوارتر از تشخیص آلزایمر است و روش‌هایی که اغلب برای تشخیص آن به کار می‌رود شامل تست‌های فیزیولوژیکی، تست‌های شناختی و تحلیل تصاویر تصویربرداری تشدید مغناطیسی (MRI) می‌شود (۵). مطالعات برای تشخیص این بیماری با استفاده از سیگنال الکتروانسفالوگرام EEG (Electroencephalography) نیز که روشی غیرتهاجمی، غیرمستقیم و

۱- دانشجوی دکتری تخصصی، گروه مهندسی پزشکی، کمیته‌ی تحقیقات دانشجویی، دانشکده‌ی فناوری‌های نوین علوم پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

۲- استاد، گروه مهندسی پزشکی، مرکز تحقیقات پردازش تصویر و سیگنال پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

۳- دانشجوی دکتری تخصصی، گروه مهندسی پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

نویسنده‌ی مسؤول: محمدعلی گنجعلی: دانشجوی دکتری تخصصی، گروه مهندسی پزشکی، کمیته‌ی تحقیقات دانشجویی، دانشکده‌ی فناوری‌های نوین علوم پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان، اصفهان، ایران

Email: Mohammadali70ganjali@gmail.com

کم‌هزینه و سریع است، افزایش یافته است (۶، ۷).

مطالعات روی سیگنال EEG بیماران مبتلا به MCI و آلزایمر، سه رویکرد مهم دارند: مطالعات روی توان ریتم‌های فرکانسی مختلف سیگنال الکتروانسفالوگرام (۸)، بررسی نظم آماری و پیچیدگی (Complexity) در سیگنال EEG (۹)، بررسی ویژگی‌های هماهنگی (Synchrony) (۱۰) بین سیگنال‌های EEG از نواحی مختلف مغزی در بیماران آلزایمر (۱۱، ۱۲).

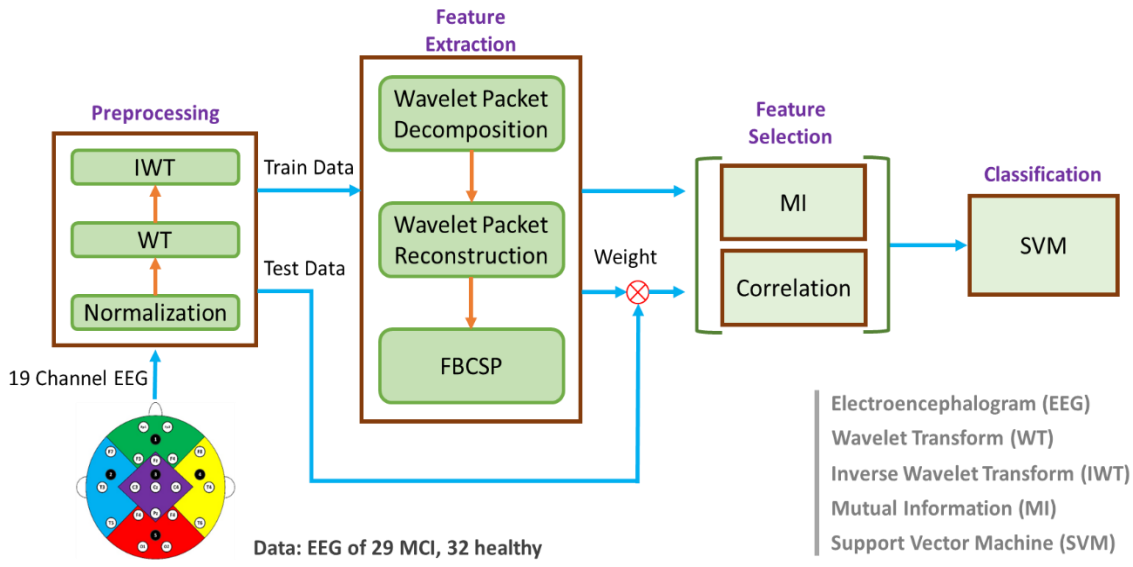
در مطالعات گذشته بر روی بیماران مبتلا به MCI روش‌هایی برای بررسی ویژگی‌های سیگنال EEG در حوزه‌های زمانی، طیفی) فرکانسی (و زمان- فرکانسی انجام شده است (۱۳). همچنین ویژگی‌های ارتباطی میان جفت کانال‌ها (۱۴) بررسی گردیده است. با این حال مطالعات محدودی به استفاده از فیلترهای فضایی (Spatial pattern) برای بهبود تشخیص بیماری آلزایمر یا MCI پرداخته‌اند (۱۵).

روش فیلتر فضایی، یک ترکیب وزن‌دار بهینه از کانال‌های EEG می‌یابد طوری که بهترین ویژگی‌های حاصل از ترکیب فضایی کانال‌ها برای تشخیص به‌دست آید (۱۶). الگوی فضایی مشترک (CSP) یکی از فیلترهای فضایی است. این روش عمدتاً و به‌طور گسترده‌ای در استخراج ویژگی از کانال‌های EEG برای کاربرد واسط‌های مغز و کامپیوتر مبتنی بر تصور حرکتی استفاده شده است (۱۷). مطالعه‌ای (۱۸) نتایج رضایت بخشی را در استفاده از CSP برای تفکیک گروه بیماران MCI از افراد سالم نشان داد. اما روش‌های CSP برای استخراج ویژگی از زیرباندهای مختلف سیگنال EEG برای تشخیص این بیماری انجام نشده است.

به این منظور در مطالعه پیش رو، از روش باتک فیلتر الگوی فضایی مشترک (FBCSP) (۱۹) به همراه روش‌های تبدیل ویولت جهت جداسازی زیرباندهای فرکانسی قبل از اعمال CSP استفاده شده است. در این مطالعه یک روش نوین جهت تشخیص خودکار بیماران مبتلا به اختلال شناختی خفیف با استفاده از تحلیل سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام ارائه شد. این مطالعه با به‌کارگیری تبدیل موجک گسسته سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام مربوط به ۳۲ فرد سالم و ۲۹ فرد مبتلا به آلزایمر را پیش‌پردازش می‌کند. همچنین برای استخراج ویژگی‌های فضایی- طیفی، ابتدا موجک بسته‌ای برای جداسازی باندهای فرکانسی مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد و سپس با اعمال بانک فیلتر الگوی فضایی مشترک فضای ویژگی‌ها به‌دست می‌آید. در نهایت با استفاده از دو روش انتخاب ویژگی همبستگی و اطلاعات متقابل ویژگی‌های برتر انتخاب می‌شوند و با استفاده از طبقه بند ماشین بردار پشتیبان عملیات طبقه‌بندی صورت می‌گیرد. نتایج طبقه‌بندی با استفاده از روش پیشنهادی عملکرد ۱۰۰ در صدی طبقه‌بند در تشخیص بیماری MCI را نشان می‌دهد که این مقدار، نشان‌دهنده‌ی قدرت تفکیک‌کنندگی ویژگی‌های استخراج شده توسط بانک فیلتر الگوی فضایی مشترک است.

روش‌ها

این روش شامل مراحل مختلف استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی بین دو گروه افراد سالم و افراد MCI است. ویژگی منحصر به‌فرد این روش استفاده از تبدیل ویولت در پیش‌پردازش سیگنال و موجک بسته‌ای در کنار الگوی فضایی مشترک در استخراج ویژگی‌ها است. در شکل ۱ بلوک دیاگرام روش پیشنهادی نشان داده شده است.



شکل ۱ بلوک دیاگرام مراحل کامل الگوریتم

دادگان

داده‌های سیگنال EEG این مطالعه از دو گروه افراد سالم و بیماران MCI است که توسط مرکز تحقیقاتی پردازش تصویر و سیگنال پزشکی دانشگاه علوم پزشکی اصفهان ثبت و در اختیار قرار گرفت (۲۰، ۲۱). داده‌های استفاده شده در این مطالعه شامل سیگنال‌های مربوط به ۳۲ فرد سالم و ۲۹ فرد بیمار MCI است. همه سیگنال‌ها در روز و زمانی که فرد در حال استراحت با چشم بسته اما هوشیار در اتاقی ساکت حضور داشت ثبت شده است. فعالیت EEG به‌صورت پیوسته و از ۱۹ الکترود که مطابق با سیستم استاندارد ثبت ۲۰-۱۰ روی جمجمه افراد قرار داشته اخذ شده است. ثبت از هر فرد به مدت ۳۰ دقیقه با نرخ نمونه‌برداری ۲۵۶ هرتز انجام شده است.

پیش‌پردازش

به منظور کاهش میزان اطلاعات اضافی سیگنال و همچنین داشتن سیگنالی متناسب جهت مقایسه روش‌ها این مرحله انجام می‌شود. در این مرحله پیش‌پردازش روی داده‌های هر فرد که شامل ۱۹ کانال سیگنال EEG با طول زمانی مختلف و نرخ نمونه‌برداری ۲۵۶ هرتز است صورت می‌گیرد. ابتدا سیگنال‌ها نرمالیزه می‌شوند. برای این کار، نمونه‌های موجود در هر کانال بر مقدار انحراف معیار آن کانال تقسیم شد. با توجه به این‌که فرکانس نمونه‌برداری برابر با ۲۵۶ هرتز است، محتوای فرکانسی سیگنال در بازه فرکانسی ۰ تا ۱۲۸ هرتز می‌باشد. پس در مرحله‌ی بعد پیش‌پردازش با توجه به این‌که اطلاعات سیگنال EEG تا فرکانس‌هایی پایین‌تر مانند ۶۰ هرتز وجود دارد از تبدیل ویولت گسسته سطح اول با استفاده از ویولت مادر داوبچیز ۷ استفاده می‌شود. DWT سیگنال را در وضوح‌های متفاوت تحلیل کرده و در فرایند تجزیه با استفاده از فیلترهای بالاگذر و پایین گذر سیگنال را به زیرباندهای متناسب تقسیم می‌کند.

استخراج ویژگی

برای تفکیک دو گروه سالم و MCI از باید استخراج ویژگی انجام شود که تمایز لازم بین دو گروه در به وجود آورد تا در مرحله‌ی طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گیرد.

تجزیه ویولت بسته‌ای

یک تجزیه چند سطح زمان فرکانس از سیگنال را ارائه می‌دهد (۲۲). تبدیل ویولت سیگنال اصلی را به دو زیرفضای مجزای V و W تبدیل می‌کند، این دو زیرفضا به صورت کامل متعامد هستند و زیرفضای V شامل اطلاعات فرکانس پایین سیگنال و زیرفضای W شامل اطلاعات فرکانس بالای سیگنال اصلی می‌باشد. در تبدیل ویولت تجزیه روی زیرفضای V ادامه تکرار می شود در تبدیل ویولت بسته‌ای علاوه بر زیرفضاهای فرکانس پایین، زیرفضاهای فرکانس بالا نیز تجزیه می‌شوند (۲۲). انتخاب ویولت مناسب و تعداد سطوح تجزیه در تحلیل سیگنال EEG مسأله مهمی است.

از تجزیه ویولت بسته‌ای جهت تفکیک و جدا سازی زیرباندهای مختلف فرکانسی سیگنال استفاده می‌شود. زیرباندهای فرکانسی مطلوب ۵ زیرباند با مشخصات و محدوده‌های فرکانسی مشخص هستند. این زیرباندها شامل دلتا (۰/۵ تا ۴ هرتز)، تتا (۴ تا ۸ هرتز)، آلفا (۸ تا ۱۲ هرتز)، بتا (۱۲ تا ۲۴ هرتز) و گاما (۲۴ تا ۴۰ هرتز) است. با توجه به باندهای فرکانسی روش تجزیه ویولت بسته‌ای سطح ۴ روی هر کانال سیگنال پیش‌پردازش شده که محتوای فرکانسی ۰ تا ۶۴ هرتز دارد، اعمال می‌شود، طی این مرحله، ضرایبی حاصل می‌شود که در صورت بازسازی سیگنال حاصل در بازه‌ی فرکانسی زیرباندهای مشخص عمل تفکیک زیرباندهای فرکانسی به درستی انجام می‌شود.

بانک فیلتر الگوی فضایی مشترک

FBCSP پیشرفته‌تر از روش CSP می‌باشد که در مطالعات واسط مغز و کامپیوتر استفاده می شود (۱۹). این روش از زیرباندهای فرکانسی EEG استفاده می‌کند تا ترکیب وزن‌دار بهینه کانال‌ها از زیرباندهای مختلف فراهم شود. در این روش از زیرباندهای مستخرج توسط روش موجک بسته‌ای استفاده شده تا برای هر زیرباند، فیلتر CSP محاسبه گردد. هر فیلتر CSP روی سیگنال‌های مربوط به زیرباند خود اعمال می‌شود و به ازای هر زیرباند ۲ سطر اول و ۲ سطر آخر هر ماتریس CSP انتخاب شده تا با اعمال واریانس به آن‌ها ۴ ویژگی به دست آید. در این مطالعه مجموعاً از ۲۰ ویژگی برای طبقه‌بندی استفاده می‌شود.

فیلتر CSP دریک فرایند روی داده‌های آموزشی، یک ترکیب خطی از ۱۹ کانال می‌یابد. وزن‌های حاصل از این فیلتر با اعمال بر داده‌های دو گروه، برای داده‌های یک گروه بیشترین واریانس و برای داده‌های گروه دیگر کمترین واریانس را ایجاد می‌کند. روابط مربوط به اعمال و پیاده‌سازی فیلترهای CSP در مطالعه‌ی (۷) قابل مشاهده است.

انتخاب ویژگی

عمل انتخاب ویژگی قبل از مرحله طبقه‌بندی به جهت کاهش تعداد ویژگی‌ها و استفاده از ویژگی‌های انجام می‌پذیرد. در این مرحله از دو روش انتخاب ویژگی استفاده شد.

ضریب همبستگی

میزان همبستگی بین دو سیگنال در حوزه‌ی زمان توسط ضریب همبستگی به دست می‌آید. مقدار این ضریب بین ۱- و ۱+ تغییر کرده و مقادیر مثبت همبستگی مثبت، و مقادیر منفی همبستگی منفی را نشان می‌دهد (۲۳). همبستگی برای همه‌ی ویژگی‌ها به دست می‌آید و ویژگی‌ها به ترتیب از حداکثر تا حداقل معیار قدرمطلق همبستگی مرتب شدند و برای ویژگی طبقه‌بندی از ویژگی‌های اول استفاده شد.

اطلاعات متقابل

اطلاعات متقابل، معیاری است که وابستگی دو سیگنال را به می‌سنجد (۲۴). برای استفاده از این معیار، اطلاعات متقابل هر ویژگی در همه‌ی داده‌های آموزش با برچسب طبقه‌ی آن داده‌ها محاسبه می‌شود. این معیار برای همه‌ی ویژگی‌ها به دست آمده و متناسب با مقدار این معیار به صورت نزولی مرتب شوند و از ویژگی های اول برای طبقه‌بندی استفاده می‌شوند.

طبقه بندی

طبقه‌بندی پس از استخراج و انتخاب ویژگی از ویژگی‌های منتخب برای طبقه‌بندی استفاده می‌شود. طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان (SVM) دوکلاسی استفاده می‌شود. این طبقه‌بند، داده‌ها را به صورت خطی طبقه‌بندی می‌کند (۲۵).

ارزیابی

برای ارزیابی و مقایسه‌ی کارآیی روش‌ها در طبقه‌بندی، از معیار دقت، حساسیت و ویژگی طبقه‌بندی برای داده‌های آزمون استفاده می شود. برای ارزیابی، تقسیم‌بندی داده‌ها به داده‌های آموزش و داده‌های آزمون از روش ارزیابی متقابل با زیرمجموعه‌ی تصادفی استفاده می شود. برای این کار از هر گروه، ۲۰ نمونه به‌عنوان داده آموزش و زیرمجموعه نمونه‌های باقیمانده به‌عنوان داده تست در نظر گرفته می شود. طبقه‌بندی با داده‌های متفاوت آموزش و تست ۵۰ مرتبه انجام می‌گیرد.

یافته‌ها

در جدول ۱ نتایج مربوط به بهترین عملکرد طبقه‌بندی با استفاده از هر یک از روش های انتخاب ویژگی در جدول تصمیم‌گیری و طبقه‌بندی نشان داده شده است. جدول ۱ نمایانگر این است که روش انتخاب ویژگی همبستگی نسبت به روش انتخاب ویژگی اطلاعات متقابل عملکرد بهتری در دقت طبقه‌بندی دارد. همچنین دقت تشخیص اختلال شناختی خفیف برای هر دو روش یکسان و برابر با ۱۰۰ درصد است.

جدول ۱. جدول تصمیم‌گیری مربوط به نتایج طبقه‌بندی با استفاده از ویژگی‌های منتخب توسط معیارهای همبستگی و اطلاعات متقابل

روش انتخاب ویژگی		خروجی صحیح	
		بیمار	سالم
همبستگی	طبقه‌بندی بیمار	۹	۰
	طبقه‌بندی سالم	۱	۱۱
اطلاعات متقابل	طبقه‌بندی بیمار	۹	۰
	طبقه‌بندی سالم	۲	۱۰

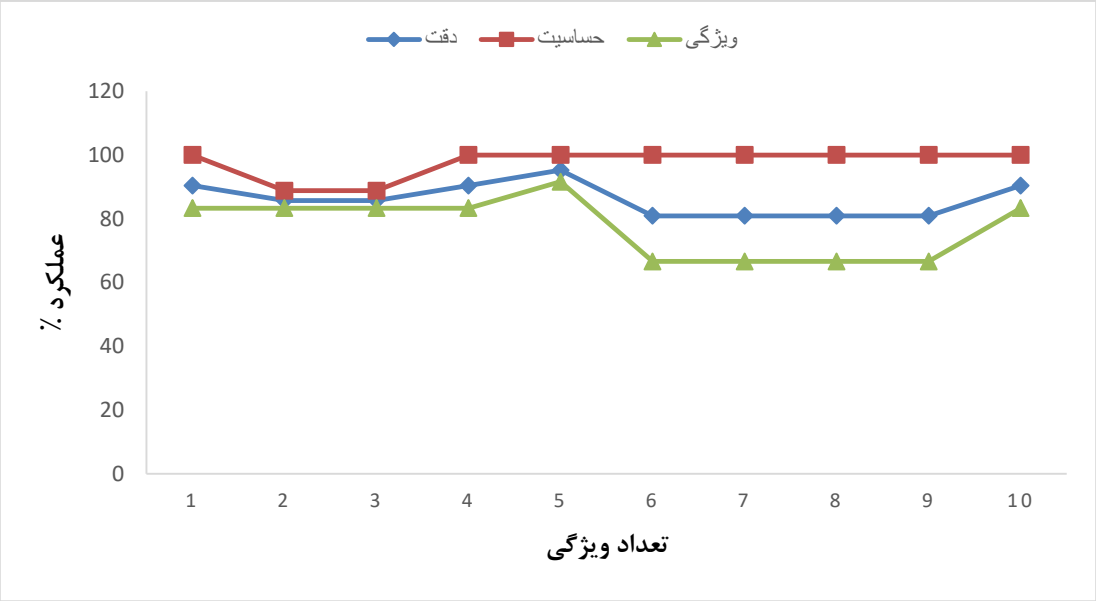
با توجه به این‌که نتایج طبقه‌بندی با استفاده از ویژگی‌های منتخب به‌وسیله‌ی معیار انتخاب ویژگی همبستگی عملکرد بهتری ارائه می‌دهد، در شکل ۲ تأثیر استفاده از تعداد متفاوت ویژگی منتخب توسط معیار همبستگی در دقت، حساسیت و ویژگی نشان داده شده است. شکل ۲ نمایانگر این است که افزایش تعداد ویژگی برای استفاده در طبقه‌بندی موجب افزایش عملکرد طبقه‌بندی می‌شود. همچنین معیار حساسیت که نشان‌دهنده‌ی تشخیص بیماران مبتلا به اختلال شناختی خفیف است، برای تعداد ویژگی‌های بالا برابر با ۱۰۰ درصد است.

با توجه به اینکه با استفاده از پنج ویژگی منتخب توسط معیار همبستگی بالاترین درصد عملکرد طبقه‌بندی حاصل می‌شود، در شکل ۳ این پنج ویژگی برتر همراه با میزان وزن‌های فیلترهای CSP برای بدست آوردن این ویژگی‌ها در نقشه‌های توپوگرافیک نشان داده شده است. این شکل نوع فیلتر اعمالی مشخص می‌کند، یعنی این فیلتر حاصل از کدام زیرباند فرکانسی است و همچنین چندمین فیلتر آن است. همچنین شکل ۳، وزن‌های اعمالی این فیلتر بر کانال‌های سیگنال آن زیرباند را مشخص می‌کند. در نقشه‌های توپوگرافیک از رنگ آبی به سمت رنگ قرمز وزن‌های کانال‌ها از منفی بیشتر به مثبت بیشتر می‌رسند.

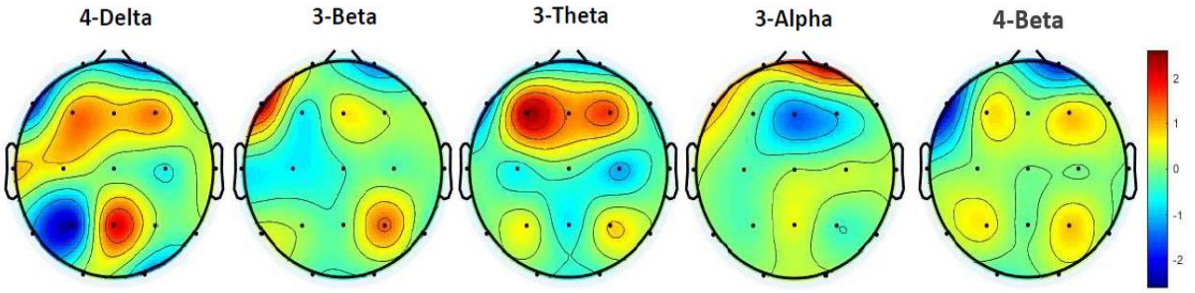
ویژگی‌ها به ترتیب شامل اعمال چهارمین فیلتر CSP حاصل از زیرباند دلتا، سومین فیلتر CSP حاصل از زیرباند بتا، سومین فیلتر CSP حاصل از زیرباند تتا، سومین فیلتر CSP حاصل از زیرباند آلفا و چهارمین فیلتر CSP حاصل از زیرباند بتا بر زیرباندهای مخصوص خود هستند. با توجه به شکل ۳ این نتیجه حاصل می‌شود که ویژگی‌های مربوط به باند بتا برای افزایش عملکرد بسیار مؤثر است. ویژگی‌های ۲ و ۵ مربوط به سومین و چهارمین فیلتر CSP باند بتا هستند اوزان مربوط به این ویژگی‌ها در کانال‌های ۲Fp و ۷P تأثیر بیشتری از اوزان سایر کانال‌ها دارند. همچنین نقشه‌های توپوگرافیک مبین این هستند که به کانال‌های مربوط به نواحی فرونتال، تمپورال چپ و سنترال وزن‌های بالاتری از فیلتر CSP اعمال می‌شود.

بحث

در این مطالعه روشی خودکار، مطمئن و قوی جهت تفکیک افراد گروه مبتلا به اختلال شناختی خفیف از افراد گروه سالم ارائه شد. مشخصه‌ی اصلی این مطالعه، استفاده از ویولت و FBCSP بود. تبدیل ویولت در مرحله‌ی پیش‌پردازش سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام مورد استفاده قرار گرفت. اما برای مرحله‌ی استخراج ویژگی، ابتدا زیرباندهای فرکانسی توسط به‌کارگیری ویولت بسته‌ای تفکیک گردید و از این زیرباندها جهت استخراج FBCSP بهره گرفته شد.



شکل ۲. نتایج طبقه‌بندی با استفاده از معیار انتخاب ویژگی همبستگی با استفاده از تعداد ویژگی مختلف



شکل ۳. نقشه‌های توپوگرافیکی از سمت چپ به راست به ترتیب وزن‌های بهینه کانال‌ها در ۵ ویژگی اول انتخابی توسط معیار همبستگی

استفاده از این تکنیک، عملکرد مناسبی جهت تفکیک دو گروه ارائه کرد، با توجه به شکل ۲، حساسیت طبقه‌بندی ۱۰۰ درصد برای معیار انتخاب ویژگی همبستگی حاصل شد. این روش به عنوان روشی مناسب جهت تشخیص اختلال شناختی خفیف است. ویژگی‌ها از زیرباندهای مختلف استخراج شد که نتایج نشان داد استفاده از ویژگی های مربوط به زیر باند های میانی مانند آلفا و بتا می‌تواند عملکرد طبقه‌بندی بهتری را ارائه کند.

همچنین بررسی وزن‌های فیلتر CSP برای ویژگی‌های منتخب نشان داد که برای به‌دست آوردن ویژگی‌هایی که به تفکیک دو گروه کمک می‌کند، کانال‌های مربوط به قسمت‌های جلویی، مرکزی و جانبی چپ وزن‌های بیشتری می‌کند.

نتیجه‌گیری

در این مطالعه یک روش تشخیصی خودکار برای شناسایی افراد مبتلا به اختلال شناختی خفیف با استفاده از تحلیل سیگنال‌های الکتروانسفالوگرام ارائه شد. استفاده از این روش که نتایج قابل قبولی ارائه داد، می‌تواند به تشخیص زودهنگام این بیماری کمک کند و در نتیجه انجام اقدامات جهت درمان و توقف آن را امکان‌پذیر می‌کند.

تشکر و قدردانی

این مطالعه توسط دانشگاه علوم پزشکی اصفهان با کد علمی طرح ۱۴۰۳۶۳ حمایت مالی شده است.

References

1. Livingston G, Huntley J, Sommerlad A, Ames D, Ballard C, Banerjee S, et al. Dementia prevention, intervention, and care: 2020 report of the Lancet Commission. Lancet 2020; 396(10248): 413-46.
2. Twarowski B, Herbet M. Inflammatory processes in alzheimer's disease—pathomechanism, diagnosis and treatment: a review. Int J Mol Sci 2023; 24(7): 6518.
3. Scheltens P, De Strooper B, Kivipelto M, Holstege H, Chételat G, Teunissen CE, et al. Alzheimer's disease. Lancet 2021; 397(10284): 1577-90.
4. Liss JL, Seleri Assunção SS, Cummings J, Atri A, Geldmacher DS, Candela SF, et al. Practical recommendations for timely, accurate diagnosis of symptomatic Alzheimer's disease (MCI and dementia) in primary care: a review and synthesis. J Intern Med 2021; 290(2): 310-34.
5. Ashtari-Majlan M, Seifi A, Dehshibi MM. A multi-stream convolutional neural network for classification of progressive MCI in Alzheimer's disease using structural MRI images. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics 2022; 26(8): 3918-26.
6. McBride JC, Zhao X, Munro NB, Smith CD, Jicha GA, Hively L, et al. Spectral and complexity analysis of scalp EEG characteristics for mild cognitive impairment and early Alzheimer's disease. Comput Methods Programs Biomed 2014; 114(2): 153-63.
7. Ganjali MA, Shalchyan V. Extracting spatial spectral patterns from EEG signals for diagnosis of mild cognitive impairment. Journal of Electrical Engineering 2019; 48(4): 1741-52.
8. Tawhid MNA, Siuly S, Kabir E, Li Y. Exploring frequency band-based biomarkers of EEG signals for mild cognitive impairment detection. IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng 2024; 32: 189-99 .
9. Sun J, Wang B, Niu Y, Tan Y, Fan C, Zhang N, et al. Complexity analysis of EEG, MEG, and fMRI in mild cognitive impairment and Alzheimer's disease: a review. Entropy (Basel) 2020; 22(2): 239.
10. Choi J, Ku B, Doan DNT, Park J, Cha W, Kim JU, Lee KH. Prefrontal EEG slowing, synchronization, and ERP peak latency in association with predementia stages of Alzheimer's disease. Front Aging Neurosci 2023; 15: 1131857.
11. Dauwels J, Vialatte F, Latchoumane C, Jeong J, Cichocki A. Loss of EEG synchrony in early-stage AD patients: a study with multiple synchrony measures and multiple EEG data sets. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc 2009; 2009: 2224-7.
12. König T, Prichep L, Dierks T, Hubl D, Wahlund LO, John ER, Jelic V. Decreased EEG synchronization in Alzheimer's disease and mild cognitive impairment. Neurobiol Aging 2005; 26(2): 165-71.
13. Babiloni C, Vecchio F, Lizio R, Ferri R, Rodriguez G, Marzano N, et al. Resting state cortical rhythms in mild cognitive impairment and Alzheimer's disease: electroencephalographic evidence. J Alzheimers Dis 2011; 26(Suppl 3): 201-14.
14. Blinowska KJ, Rakowski F, Kaminski M, Fallani FDV, Del Percio C, Lizio R, et al. Functional and effective brain connectivity for discrimination between Alzheimer's patients and healthy individuals: A study on resting state EEG rhythms. Clin Neurophysiol 2017; 128(4): 667-80.
15. Latchoumane C-FV, Vialatte F-B, Solé-Casals J, Maurice M, Wimalaratna SR, Hudson N, et al. Multiway array decomposition analysis of EEGs in Alzheimer's disease. J Neurosci Methods 2012; 207(1): 41-50.
16. Vialatte F-B, Solé-Casals J, Maurice M, Latchoumane C, Hudson N, Wimalaratna S, et al. Improving the quality of EEG data in patients with Alzheimer's disease using ICA. In: Köppen M, Kasabov N, Coghill G. editors. Advances in Neuro-Information Processing. ICONIP 2008. Lecture Notes in Computer Science. Heidelberg, Berlin: Springer; 2008.
17. Ramoser H, Muller-Gerking J, Pfurtscheller G. Optimal spatial filtering of single trial EEG during imagined hand movement. IEEE Trans Rehabil Eng 2000; 8(4): 441-6.
18. Latchoumane CFV, Vialatte F, Cichocki A, Jeong J. Multiway analysis of Alzheimer's disease: classification based on space-frequency characteristics of EEG time series. London, UK: Proceedings of the World Congress on Engineering; 2008.
19. Ang KK, Chin ZY, Wang C, Guan C, Zhang H. Filter bank common spatial pattern algorithm on BCI competition IV datasets 2a and 2b. Front Neurosci 2012; 6: 39.
20. Kashefpoor M, Rabbani H, Barekatain M. Automatic diagnosis of mild cognitive impairment using electroencephalogram spectral features. J Med Signals Sens 2016; 6(1): 25-32.
21. Kashefpoor M, Rabbani H, Barekatain M. Supervised dictionary learning of EEG signals for mild cognitive impairment diagnosis. Biomedical Signal Processing and Control 2019; 53: 101559.
22. Hu D, Li W, Chen X. Feature extraction of motor imagery EEG signals based on wavelet packet decomposition. Harbin, China: The 2011 IEEE/ICME international conference on complex medical engineering; 2011.
23. Stigler SM. Francis Galton's account of the invention of correlation. Statist Sci 1989; 4(2): 73-9.
24. Liu H, Sun J, Liu L, Zhang H. Feature selection with dynamic mutual information. Pattern Recognition 2009; 42(7): 1330-9.
25. Hearst MA, Dumais ST, Osuna E, Platt J, Scholkopf B. Support vector machines. IEEE Intelligent Systems and their applications 1998; 13(4): 18-28.

DOI: *10.48305/jims.v42.i773.0553*

Journal of Isfahan Medical School **Vol. 42, No. 773, 1st Week, September 2024**

Received: 25.04.2024 Accepted: 17.08.2024 Published: 29.08.2024

Automatic Diagnosis of Mild Cognitive Impairment from Electroencephalogram Using Joint Wavelet Packet Decomposition and Common Spatial Pattern

Mohammadali Ganjali[1], Alireza Mehridehnavi[2], Vahid Sadeghi[3]

Original Article

Abstract

Background: Mild cognitive impairment (MCI) is identified as the initial stage of Alzheimer's disease. This condition presents less severe symptoms compared to Alzheimer's Disease (AD) to the extent that it does not significantly impact daily activities. Due to its subtle symptoms, diagnosing MCI is considerably more challenging than diagnosing Alzheimer's. However, early detection of MCI enhances the chances of treatment and prevention of its progression to Alzheimer's and dementia.

Methods: This study introduced a novel method for diagnosing MCI using an automated signal processing approach for electroencephalogram (EEG) signals. The method employs advanced signal processing techniques, including discrete wavelet transform in preprocessing and wavelet packet decomposition alongside spatial-spectral filters for feature extraction from EEG signals. EEG signals from 29 patients and 32 healthy individuals were utilized in this study.

Findings: The proposed method achieved a classification accuracy of 100% using a random subsampling validation approach. Wavelet packet decomposition effectively isolated frequency sub-bands within the EEG signals, enabling precise extraction. Furthermore, feature extraction using features extracted by the filter bank common spatial pattern (FBCSP) contributed to the increased classification accuracy of the two groups.

Conclusion: This study introduces a novel approach for MCI diagnosis by extracting spatial-spectral features from frequency sub-bands of EEG signals obtained through wavelet packet decomposition. The findings underscore the significance of wavelet packet decomposition in separating frequency sub-bands and applying a common spatial pattern filter on these sub-bands for effective feature extraction in distinguishing healthy individuals from those with MCI.

Keywords: Cognitive dysfunction; Alzheimer's disease; Wavelet analysis; Early diagnosis; Electroencephalography

Citation: Ganjali M, Mehridehnavi A, Sadeghi V. **Automatic Diagnosis of Mild Cognitive Impairment from Electroencephalogram Using Joint Wavelet Packet Decomposition and Common Spatial Pattern.** J Isfahan Med Sch 2024; 42(773): 553-9.

1- PhD Candidate, Department of Biomedical Engineering, Student Research Committee, School of Advanced Technologies in Medicine, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

2 -Professor, Department of Biomedical Engineering, Medical Image and Signal Processing Research Center, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran

3- PhD Candidate, Department of Biomedical Engineering, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran.

Corresponding Author: Mohammadali Ganjali, PhD Candidate, Department of Biomedical Engineering, Student Research Committee, School of Advanced Technologies in Medicine, Isfahan University of Medical Sciences, Isfahan, Iran; Email: Mohammadali70ganjali@gmail.com