

## آنالیز داده‌های fMRI حالت استراحت با استفاده از الگوریتم PSO به منظور تشخیص بیماری ADHD

مهدي يوسفی<sup>1</sup>، عطاالله ابراهيم زاده<sup>1</sup>، علی خزائی<sup>1</sup>، عباس باباجانی<sup>2</sup>  
<sup>1</sup>دانشگاه صنعتی بابل  
<sup>2</sup>دانشگاه واشنگتن در سنت لوییس

### چکیده

در سال‌های اخیر بررسی تصاویر تشدید مغناطیسی عملکردی حالت استراحت به منظور تشخیص بیماری‌های مرتبط با عملکرد مغز بسیار مورد توجه قرار گرفته است. در این مقاله یک روش جدید با استفاده از ترکیب الگوریتم‌های تکاملی برای انتخاب ویژگی‌های مناسب و ماشین بردار پشتیبان به عنوان طبقه‌بندی کننده، ارائه شده که قادر است افراد سالم و بیمار را با دقت بالا از یکدیگر تفکیک کند. ویژگی‌های مورد بررسی در این روش، مقادیر همبستگی میان سیگنال‌های سری زمانی مناطق مختلف مغز می‌باشد که در برخی از مناطق مغز میان افراد سالم و بیمار متفاوت است. الگوریتمی که در این مقاله برای انتخاب ویژگی‌ها بکار گرفته می‌شود نوعی الگوریتم اجتماع پرندگان است که برای انتخاب همزمان ویژگی‌های مناسب و نیز تعداد آن‌ها بهینه‌سازی شده است. پس از انتخاب ویژگی‌های کارا، از آن‌ها برای آموزش ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شود. نتایج به دست آمده از آزمایش روش پیشنهادی برای جداسازی افراد سالم از بیماران مبتلا به اختلال کم‌توجهی - بیش‌فعالی در کودکان، نشان می‌دهد که از نظر صحت طبقه‌بندی کلی و تشخیص افراد بیمار، این روش نسبت به روش‌های پیشین عملکرد بهتری داشته است. در حالی که بهترین نتیجه‌ی صحت طبقه‌بندی کلی و تشخیص افراد بیمار در میان سایر روش‌ها، به ترتیب 62/52% و 52/27% می‌باشد، روش پیشنهادی توانسته به مقدار صحت طبقه‌بندی کلی 76/61% دست یابد و با دقت 72/73%، افراد بیمار را به درستی تفکیک کند.

**کلید واژه‌ها:** تصویربرداری تشدید مغناطیسی حالت استراحت؛ بیماری ADHD: PSO: SVM.

ارتباط هستند نیز به درستی عمل نکرده و اختلال شدیدتری در کارکرد مغز بوجود بیاید. این اختلال در کارکرد اغلب به صورت بیماری‌هایی نظیر افسردگی، پارکینسون، ام‌اس و غیره، در بیماران بروز پیدا می‌کند. برخی از این بیماری‌ها (مانند افسردگی) با استفاده از داروها به طور کامل قابل درمان است اما برخی دیگر همانند بیماری ام‌اس، درمان قطعی ندارند و تنها می‌توان از پیشرفت آن‌ها جلوگیری کرد. متأسفانه در

### 1. مقدمه

مغز انسان یکی از حساس‌ترین و مهم‌ترین اعضای بدن می‌باشد. در طول دوران زندگی یک فرد، با توجه به شرایط زندگی و مسائل ژنتیکی، ممکن است عملکرد بخشی از مغز دچار اختلال گردد. گاهی به دلیل پیچیدگی ارتباطات مغزی، اختلال ایجاد شده سبب می‌شود بخش‌های دیگری که با آن ناحیه در

بیماری ADHD، اختلالی است که سبب می‌شود کودکان مبتلا به آن پرتحرکی، بی‌توجهی و رفتارهای ناگهانی بیشتر و شدیدتری نسبت به کودکان دیگر داشته باشند. 3 تا 5 درصد کودکان به این اختلال مبتلا هستند و در میان کودکان مذکر، این بیماری رواج بیشتری دارد. علائم این بیماری قبل از 7 سالگی نمایان می‌شود ولی اغلب مشکلات جدی، در دوران تحصیل ایجاد می‌گردد.

در مورد علل و عوامل ایجاد این اختلال، به نظر می‌رسد مهمترین علت آن نقص در تکامل سیستم اعصاب باشد. کودکان مبتلا به این بیماری، احتمالاً در قسمت‌هایی از مغز که مسئول توجه، تمرکز و تنظیم فعالیت‌های حرکتی می‌باشد دچار نقص جزئی هستند. وراثت ژنتیکی نیز در این اختلال نقش دارد. همچنین در برخی موارد در جریان دوران حاملگی یا زایمان و یا پس از آن صدمات جزئی به ساختمان مغز وارد می‌شود که می‌تواند سبب بروز این مشکل گردد.

مشکل اصلی این کودکان، عدم توانایی آن‌ها در حفظ و تنظیم رفتارشان است، در نتیجه، آن‌ها اغلب نمی‌توانند رفتار مناسبی که هر لحظه با شرایط محیط هماهنگ باشد، از خود نشان دهند. این نوع رفتار کودکان، بر روی عملکرد آنها در خانواده، اجتماع و مدرسه، تأثیر نامطلوب می‌گذارد و سبب بروز واکنش‌های منفی اطرافیان، خانواده، کادر مدرسه، همسالان شده و در نهایت سبب کاهش اعتماد به نفس و احساس بی‌کفایتی در این کودکان می‌گردد. کودکان ADHD ممکن است به صورت ثانویه دچار اختلالات ارتباطی، مشکلات تحصیلی، اضطراب، افسردگی و بزهکاری شوند. از این رو می‌توان به اهمیت تشخیص و درمان به موقع این بیماری پی برد. بیماران مبتلا به ADHD را برحسب علائم، به سه گروه نوع بی‌دقت و بدون توجه<sup>7</sup>، نوع تکانشی-بیش‌فعالی<sup>8</sup> و نوع ترکیبی<sup>9</sup> تقسیم کرد.

تاکنون شماری از گروه‌های تحقیقاتی به بررسی این بیماری با استفاده از rs-fMRI پرداخته‌اند که در

اغلب موارد، این نوع از بیماری‌ها زمانی تشخیص داده می‌شوند که علائم مشخصه‌ی آن‌ها بروز پیدا کرده و شخص بیمار به عوارض غیرقابل درمان این بیماری‌ها مبتلا شده است. از این رو، تشخیص صحیح بیماری‌ها در مراحل اولیه‌ی آن‌ها امری بسیار مهم و ضروری به حساب می‌آید. به منظور تشخیص بیماری‌های مرتبط با مغز، دانستن چگونگی ارتباط میان سلول‌های مغز و نواحی کاری آن (بینایی، شنوایی، حرکتی و ...)، بسیار مهم می‌باشد. با دانستن این ارتباطات می‌توان مغز افراد مشکوک به بیماری را بررسی کرده و در صورت وجود اختلال در این ارتباطات، بیماری مربوطه را تشخیص داد.

تاکنون روش‌های مختلفی از جمله روش تصویرنگاری عملکردی تشدید مغناطیسی<sup>1</sup> fMRI، الکتروانسفالوگرافی<sup>2</sup> (EEG)، مگنتوانسفالوگرافی<sup>3</sup> (MEG) و مقطع‌نگاری انتشار پوزیترون<sup>4</sup> (PET) جهت تعیین محل وقوع فعالیت‌های عصبی و ارتباطات نواحی مختلف موجود در مغز مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

در میان روش‌های ذکر شده، تصویرنگاری عملکردی تشدید مغناطیسی به عنوان یک ابزار غیرتهاجمی دارای بهترین وضوح مکانی (در حد 3 میلی‌متر) در مقایسه با سایر روش‌ها می‌باشد و از نظر وضوح زمانی نیز این روش در مقایسه با سایر روش‌ها وضوح قابل قبولی دارد. آزمایش‌های fMRI به روش‌های مختلفی انجام می‌شوند اما روشی که در سال‌های اخیر توجه بسیاری را جلب کرده است روش تصویرنگاری عملکردی تشدید مغناطیسی در حالت استراحت<sup>5</sup> (rs-fMRI) است. در این روش، ابتدا از مغز بیماران در حالت استراحت عکس‌برداری صورت می‌گیرد و سپس با روش‌های مختلف به بررسی عملکرد مغز پرداخته می‌شود.

یکی از بیماری‌های که می‌توان با استفاده از روش تصویربرداری عملکردی تشدید مغناطیسی در حالت استراحت آن را تشخیص داد، بیماری ADHD<sup>6</sup> است.

شدت اتصالات عملکردی میان نواحی مختلف مغز، نشان داده شده است که کودکان مبتلا به بیماری ADHD در مناطق مربوط به مخچه، قشر آهیانه فوقانی مغز<sup>14</sup> و نیز شبکه‌ی حالت پیش‌فرض مغز، اتصالات عملکردی ضعیف‌تری دارند و در مناطق مربوط به عواطف و شور و شوق آن‌ها اتصالات قوی‌تری وجود دارد.

در [5]، گروهی از محققان دانشگاه جان‌هاپکینز<sup>15</sup> مدلی برای تشخیص افراد سالم و بیمار ارائه دادند که بر مبنای ویژگی‌های تصاویر MRI معمولی، اتصالات عملکردی و نیز برخی ویژگی‌های شخصیتی همانند میزان بهره‌ی هوشی<sup>16</sup> (IQ) کودکان استوار بود. آن‌ها با استفاده از روش‌های مختلفی همانند الگوریتم جنگل تصادفی<sup>17</sup>، شکل‌شناسی<sup>18</sup> مبتنی بر واکسل‌ها و نیز ماشین بردار پشتیبان توانستند ویژگی‌های متمایزکننده‌ی گروه سالم از بیمار را تا حد زیادی پیدا کنند و با استفاده از این ویژگی‌ها، به دقت 94% در جداسازی افراد سالم از بیمار دست یابند. اما این روش در جداسازی افراد بیمار چندان دقیق عمل نکرد و تنها توانست 21% از افراد بیمار را به درستی، بیمار تشخیص دهد.

در [6]، با استفاده از ویژگی‌های یکنواختی نواحی مغز، ضخامت قشر مغز و اتصالات عملکردی به تفکیک افراد سالم و بیمار پرداخته است. در ابتدا بوسیله‌ی هر کدام از این ویژگی‌ها به صورت جداگانه به تفکیک افراد پرداخته شد. در این حالت، بالاترین درصد موفقیت با استفاده از ویژگی اتصال عملکردی و به میزان 53/2% به دست آمده است. در مرحله‌ی بعد، این کار با استفاده از تمامی این ویژگی‌ها صورت گرفت. میزان صحت طبقه‌بندی در این حالت، 54/1% گزارش شده است.

همان‌گونه که دیده می‌شود بیشتر این آزمایشات با تعداد افراد کمی (در حدود 40 تا 200 نفر) انجام شده‌اند و این سبب می‌شود تا نتوان نتایج حاصل از این آزمایشات را به کلیه‌ی انسان‌ها تعمیم داد.

ادامه به بررسی مختصر برخی از این تحقیقات می‌پردازیم. نخستین بار در سال 2008 میلادی، ژو و همکارانش در [1]، توانستند با استفاده از تکنیک تجزیه و تحلیل اجزای اصلی<sup>10</sup> و نیز ویژگی یکنواختی محلی نواحی مغز، مناطقی که در افراد سالم و افراد مبتلا به ADHD متفاوت است را تا حدودی شناسایی کنند و از این طریق به جداسازی افراد به عنوان سالم و یا بیمار بپردازند. البته تعداد تصاویری که در این مقاله استفاده شده است تنها 20 مورد می‌باشد.

در [2]، برای اولین بار به بررسی نوسانات فرکانس پایین مغز پرداخته شد. در طی این تحقیق مشخص شد کودکانی که مبتلا به بیماری ADHD هستند در برخی مناطق مغز آنها (قشر قدامی-تحتانی در نیمکره راست مغز<sup>11</sup>، قشر واکنش به تحریک‌ها در نیکره چپ مغز<sup>12</sup> و مخچه)، کاهش نوسانات فرکانس پایین مشاهده می‌شود و در مناطقی دیگر همانند ساقه‌ی مغز<sup>13</sup>، این نوسانات در افراد بیمار بیشتر می‌باشد. در این تحقیق، تنها 26 کودک و نوجوان حضور داشتند که نیمی از آن‌ها سالم و نیمی دیگر بیمار بودند.

در سال 2012 گروهی از محققان چینی در [3] توانستند روشی جدید برای تشخیص سالم و یا بیمار بودن شخص ارائه دهند. در روش آن‌ها، از چندین ویژگی شامل دامنه‌ی نوسانات فرکانس پایین مغز، یکنواختی نواحی مغز و اتصالات عملکردی هم در سطح واکسل‌ها و هم در سطح نواحی، استفاده شده است. آنان با استفاده از این ویژگی‌ها و با کمک ماشین بردار پشتیبان موفق شدند 85/11% از افراد سالم را به درستی در گروه افراد سالم قرار دهند. در مجموع با استفاده از این شیوه‌ی طبقه‌بندی آن‌ها توانستند با دقت 76/15%، افراد را در گروه‌های مربوط به خود قرار دهند. همانند روش‌های پیشین این گروه نیز تنها از تصاویر مربوط به یک ملیت (چینی) استفاده کرده است.

در [4]، با استفاده از اندازه‌گیری شدت اتصالات عملکردی میان واکسل‌های موجود در هر ناحیه و نیز

از دیگر مشکلات بررسی تصاویر پزشکی، حجم بالای اطلاعات آن‌ها می‌باشد. در روش پیشنهادی، یک نوع الگوریتم تکاملی بهبود یافته ارائه می‌شود که قادر است با دقت و سرعت بیشتری نسبت به الگوریتم‌های تکاملی متداول، در فضای راه‌حل‌ها (ویژگی‌ها) به جستجو بپردازد و راه‌حل‌های مناسب را از میان ویژگی‌های موجود برگزیند.

نحوه‌ی ارائه مطالب در این مقاله به این صورت است که در بخش دوم مجموعه دادگان مورد استفاده در مقاله توضیح داده می‌شود. در بخش سوم، روش پیش‌پردازش تصاویر معرفی می‌شود. بخش چهارم به معرفی و بررسی روش پیشنهادی این مقاله برای آنالیز دادگان به منظور تشخیص بیماری ADHD می‌پردازد. این بخش شامل روش استخراج ویژگی‌های مناسب، انتخاب ویژگی با استفاده از الگوریتم تکاملی معرفی شده و در نهایت طبقه‌بندی دادگان می‌باشد. در بخش پنجم نتایج حاصل از شبیه‌سازی‌ها و بحث در مورد آن‌ها آورده شده است و در نهایت

همچنین به جز مرجع [5] در دیگر مقالات تنها از تصاویر مربوط به یک ملیت استفاده شده است. ساختار فیزیکی مغز انسان در قومیت‌های مختلف به لحاظ مسائل ژنتیکی دارای تفاوت‌هایی است. این مقالات در یافته‌های خود از روش‌های ساده‌ای همانند استفاده از اطلس‌ها و الگوها سود برده‌اند در حالی‌که، تنوع ساختار فیزیکی مغز بسیار مهم‌تر و اساسی‌تر است. در تمامی آن‌ها تنها یک گروه از افراد (گروه افراد سالم و یا گروه افراد بیمار) به درستی و با درصد موفقیت بالایی طبقه‌بندی می‌شدند و طبقه‌بندی گروه دیگر به درستی صورت نگرفته است. با توجه به این نقایص، در این مقاله روشی ارائه شده که قادر است هر دو گروه افراد را با درصد موفقیت بالا طبقه‌بندی کند و به حداکثر موفقیت در طبقه‌بندی کلی دست یابد. همچنین برخلاف اکثر مقالات، در مراحل مختلف آموزش و آزمایش، تصاویری مورد استفاده قرار می‌گیرد که شامل ملیت‌های مختلف (چینی، اروپایی، آمریکایی) می‌باشد.

جدول 7: مجموعه تصاویر ارائه شده در رقابت ADHD-200 [7]

استفاده به عنوان	تعداد کل	تعداد افراد سالم	تعداد ADHD-C	تعداد ADHD-I	کشور	نماد	نام دانشگاه یا موسسه
آموزش آزمایش	82	61	16	5	آمریکا	KKI	Kennedy Krieger Institute
آموزش آزمایش	220	99	77	44	آمریکا	NYU	New York University Child Study Center
آموزش آزمایش	77	42	30	5	آمریکا	OHSU	Oregon Health & Science University
آموزش آزمایش	101	95	0	6	آمریکا	UP	University of Pittsburgh
آموزش	61	61	0	0	آمریکا	WU	Washington University in St. Louis
آزمایش	50	27	20	3	آمریکا	BU	Brown University
آموزش آزمایش	236	146	46	44	چین	PU	Peking University
آموزش آزمایش	42	23	18	1	هلند	NI	Neuro IMAGE Samples
جمع	869	554	207	108			

در بخش ششم نتیجه گیری مقاله ارائه شده است.

## 2. مجموعه دادگان

تصاویری که در این مقاله استفاده شده اند مربوط به یک رقابت بین المللی (ADHD-200) در سال 2011 میلادی می باشد [7] در این رقابت، دو گروه تصاویر rs-fMRI در اختیار شرکت کنندگان قرار داده شد. گروه اول تصاویری هستند که در آنها مشخصات کامل هر بیمار (سالن یا بیمار بودن، مقدار بهره هوشی، سن، جنسیت و ...) در اختیار شرکت کنندگان قرار داده شد و گروه دوم تصاویری هستند که بیمار یا سالم بودن افراد برای شرکت کنندگان نامشخص بوده است. در جدول 1، نام دانشگاه هایی که در تهیه تصاویر مشارکت داشته اند و تعداد افراد سالم و بیمار هر کدام آورده شده است.

همان طور که در جدول مذکور آمده است، در تصاویر ارائه شده توسط برخی از دانشگاه ها تنها افراد سالم وجود دارد و در برخی دیگر نیز تنها یک نوع از بیماری ADHD وجود دارد. لازم به ذکر است از آنجایی که چندین دانشگاه در تهیه تصاویر مربوط به ملیت هلندی شرکت داشته اند، این مجموعه تصاویر تحت نام Neuro IMAGE Samples ارائه شده است.

## 3. پیش پردازش تصاویر

کلید پیش پردازش های مربوط به تصاویر به کمک دو نرم افزار معروف در این زمینه یعنی، AFNI<sup>s</sup> و FSL<sup>t</sup> و در طی دو مرحله انجام شده است. در مرحله اول تصاویر MRI ساختاری، پیش پردازش شده و در مرحله دوم، پیش پردازش تصاویر rs-fMRI صورت گرفته است. عملیات پیش پردازش مرحله اول را می توان به صورت مراحل زیر بیان کرد:

- 1- بافت استخوانی مربوط به جمجمه از تصاویر حذف می شود.
- 2- هر تصویر به سه قسمت، یعنی: ماده سفید

(WM)، ماده خاکستری (GM) و مایع مغزی نخاعی<sup>u</sup> (CSF) بخش بندی می شود.

- 3- ماسک باینری مربوط به مناطق WM و CFS، از تصویر مرحله 2 به دست می آید.
- 4- با استفاده از یک تبدیل خطی، تصویر MRI ساختاری اولیه، به تصویر الگو ثبت می شود.
- 5- با استفاده از یک تبدیل غیرخطی، تبدیل مرحله 4 بهبود داده می شود.
- 6- تصویر مرحله 1، با وضوح  $1\text{mm} \times 1\text{mm} \times 1\text{mm}$  به فضای تصویر الگو انتقال می یابد.

7- ماسک به دست آمده در مرحله 3 به تصویر مرحله 6 اعمال می شود و شدت روشنایی تصویر نرمالیزه می شود.

8- تصاویر با استفاده از یک فیلتر گوسی پایین گذر، با مقدار  $\text{FWHM}=6\text{mm}$ ، هموارسازی می شوند و تصویر نهایی به دست می آید.

پس از پردازش تصاویر MRI ساختاری، در مرحله دوم تصاویر rs-fMRI پیش پردازش می شوند. برای انجام این کار لازم است برخی مشخصات این تصاویر مشخص و معلوم باشد.

مراحل عملیات پیش پردازشی که بر روی تصاویر rs-fMRI صورت گرفته است به صورت زیر می باشد:

- 1- برای از بین بردن اثرات ناشی از عدم پایداری ممان های مغناطیسی دستگاه MRI، 4 تصویر حجم کامل مغز از سری تصاویر حجم کامل حذف شد.
- 2- عملیات تصحیح زمان بندی تصاویر، با توجه به مشخصات هر تصویر صورت گرفت.

3- زاویه ای که در هنگام تصویرنگاری اعمال شده بود، حذف گردید (عملیات از بین بردن زاویه).

4- برای تصحیح حرکت سر، اولین تصویر در سری تصاویر حجم کامل مغز هر فرد، که در مرحله 1 به دست آمده است را، به عنوان تصویر مرجع انتخاب کرده و حرکات سر مربوط به هر شخص با توجه به آن تصحیح شد. این کار با استفاده از ثبت تصاویر به

تصویر مرجع صورت گرفت.

5- مناطقی که جزء بافت مغز محسوب نمی‌شوند حذف گردید.

6- تصاویر به دست آمده از مرحله 5، به تصویر ساختاری مربوط به همان شخص ثبت شد.

7- تصاویر مرحله‌ی 6، با وضوح  $4\text{mm} \times 4\text{mm} \times 4\text{mm}$  به فضای تصویر الگو منتقل گردید.

8- سری زمانی سیگنال BOLD مربوط به WM و CSF استخراج گردید.

9- سیگنال استخراج شده در مرحله‌ی 8، از سیگنال BOLD اصلی حذف می‌گردد.

10- فیلتر میان‌گذر با محدوده‌ی فرکانسی  $0/009 < f < 0/08$  به سیگنال به دست آمده از

مرحله‌ی 9 اعمال شد و سری زمانی سیگنال BOLD تصاویر استخراج گردید.

11- به وسیله‌ی یک فیلتر گوسی با  $\text{FWHM}=6\text{mm}$ ، تصاویر هموارسازی شدند و تصویر

نهایی به دست آمد.

#### 4. آنالیز دادگان

##### 4.1. استخراج ویژگی

همان طور که گفته شد، یکی از روش‌هایی که برای بررسی تصاویر rs-fMRI استفاده می‌شود بررسی همبستگی بین سری زمانی مناطق مغز است.

تعداد این مناطق وابسته به تصویر الگویی است که در مرحله‌ی 7 از عملیات پیش‌پردازش تصاویر rs-fMRI

بکار رفته است. در این مقاله از الگوی برچسب‌گذاری خودکار ساختاری vAAL استفاده شده است. این الگو

مغز انسان را به 115 ناحیه تقسیم‌بندی می‌کند [8] و اگر همبستگی دو به دوی این مناطق محاسبه شود

تعداد 6670 ضریب همبستگی، وجود خواهد داشت که این تعداد بسیار بیشتر از تعداد کل دادگان آموزشی

می‌باشد. این مسئله خود به تنهایی برای درک اهمیت این مرحله از پردازش و انتخاب صحیح ویژگی‌ها

کفایت می‌کند.

برای اندازه‌گیری همبستگی میان این مناطق، روش‌های متفاوتی وجود دارد. در این مقاله برای محاسبه‌ی این ضرایب در یک فرد، ابتدا میانگین سیگنال BOLD واکسل‌های هر ناحیه محاسبه گردید. سپس با در کنار هم قرار دادن کلیه‌ی تصاویر حجم کامل مغز همان فرد، سیگنال سری زمانی این مناطق به دست آورده شد. یعنی در واقع 115 سیگنال که به تعداد تصاویر حجم کامل مغز از آن‌ها نمونه‌برداری شده است. سپس با استفاده از رابطه‌ی پیرسون<sup>w</sup> رابطه‌ی 1 ضریب همبستگی بین مناطق مختلف مغز محاسبه شد [3].

$$r_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^n ([x_i(t) - \bar{x}_i] \cdot [x_j(t) - \bar{x}_j])}{\sqrt{\sum_{t=1}^n [x_i(t) - \bar{x}_i]^2} \cdot \sqrt{\sum_{t=1}^n [x_j(t) - \bar{x}_j]^2}} \quad (1)$$

در این رابطه، n تعداد تصاویر حجم کامل مغز است.  $x_i(t)$  و  $x_j(t)$  به ترتیب، مقدار سیگنال در ناحیه‌ی i و j در زمان t می‌باشد.  $\bar{x}_i$  و  $\bar{x}_j$  نیز، میانگین سیگنال سری زمانی در این دو ناحیه است. پس از به دست آوردن این ضرایب همبستگی، برای آن‌که بتوان آن‌ها را به صورت ضرایب با توزیع نرمال تبدیل در نظر گرفت، از تبدیل فیشر<sup>x</sup> مطابق رابطه‌ی 2 استفاده گردید [9].

$$m = \frac{1}{2} \ln \left( \frac{1 + r_{ij}}{1 - r_{ij}} \right) \quad (2)$$

##### 4.2. انتخاب ویژگی‌های مناسب

در مرحله‌ی انتخاب ویژگی، تعداد ویژگی‌ها و نیز خود ویژگی‌ها باید تعیین شود و این کار در حالت عادی از نظر زمانی و محاسباتی بسیار سنگین است. در این حالت یکی از روش‌هایی که برای غلبه بر این مشکل وجود دارد، استفاده از الگوریتم‌های تکاملی

راه‌حل‌های موجود شوند.

11- آیا شرط توقف محقق شد؟

12- gbest (ویژگی‌های منتخب) را نشان بده.

13- پایان.

در مرحله‌ی نخست این الگوریتم، جمعیت اولیه‌ای با تعداد متغیرهای تصادفی تولید می‌شود. این تعداد، از 1 تا 6670 متغیر است و هر راه‌حل، حاوی شماره‌ی ستون ضرایب همبستگی، در ماتریس ضرایب همبستگی است. مراحل 2 تا 4 مشابه الگوریتم PSO متداول، انجام می‌شود. در مراحل 5 تا 7 برای آن‌که بتوان شانس انتخاب شدن راه‌حل‌های با اندازه‌ی متفاوت را حفظ کرد، 10 درصد راه‌حل‌های برتر هر گروه ذخیره می‌شوند. این مقدار اختیاری است و می‌تواند مقادیر دیگری باشد اما با توجه به آزمایشات مکرر، مقدار 10 درصد بسیار مناسب می‌باشد. راه‌حل‌های ذخیره شده، در مرحله‌ی دهم از الگوریتم، جایگزین ضعیف‌ترین راه‌حل‌های موجود می‌شوند. به این ترتیب می‌توان راه‌حل‌هایی که تعداد متغیرهای نامناسبی دارند را حذف کرده و راه‌حل‌های بهینه را گسترش داد. مراحل بعدی الگوریتم، همانند الگوریتم PSO متداول، انجام می‌شود.

#### 4.3. طبقه‌بندی

در کنار انتخاب ویژگی‌های کارا، به یک طبقه‌بندی کننده‌ی مناسب احتیاج است تا بتوان از ویژگی‌های انتخابی، به بهترین نحو ممکن بهره برده و افراد به خوبی از یکدیگر تفکیک گردند. در روش استفاده شده در این مقاله، از طبقه‌بندی کننده‌ی ماشین بردار پشتیبان SVM<sup>z</sup> با تابع کرنل RBF، و به صورت بسته‌ی نرم افزاری LIBSVM<sup>aa</sup> استفاده شده است. SVM ارائه شده در این بسته‌ی نرم افزاری قابلیت طبقه‌بندی چند گروهی را دارد و به صورت OAO عمل می‌کند.

برای بررسی عملکرد طبقه‌بندی کننده، از معیارهای مختلفی در مقالات استفاده شده است. یکی

(تصادفی) می‌باشد. در میان الگوریتم‌های تکاملی مختلفی که وجود دارد، الگوریتم PSO<sup>y</sup> یکی از سریع‌ترین و مشهورترین الگوریتم‌ها می‌باشد که در مدت زمان مناسبی (نسبت به الگوریتم‌های دیگر) به جواب بهینه دست می‌یابد.

الگوریتم PSO دارای یک جمعیت از راه‌حل‌های ممکن با تعداد متغیرهای یکسان می‌باشد. در این حالت، تعداد متغیرهای راه‌حل توسط کاربر تنظیم می‌شود و الگوریتم با همان تعداد متغیر تا رسیدن به جواب نهایی به جستجو در میان حالات ممکن می‌پردازد. اما در این‌جا نیز مشکل انتخاب تعداد متغیرها همچنان پا بر جا می‌باشد. راه‌حلی که در این مقاله برای غلبه بر این مشکل به کار برده شد، استفاده از الگوریتم PSO بهبود یافته‌ای است که در آن تعداد متغیرهای هر راه‌حل، نسبت به راه‌حل‌های دیگر می‌تواند متفاوت باشد. در واقع عمل انتخاب تعداد ویژگی و خود ویژگی‌ها، توسط یک الگوریتم PSO و به طور همزمان صورت می‌گیرد. شبه کد الگوریتم PSO بهینه‌سازی شده، به صورت زیر است:

1- ایجاد جمعیت اولیه با تعداد متغیرهای تصادفی برای هر راه‌حل.

2- اختصاص یک سرعت تصادفی به هر راه‌حل.

3- تا محقق شدن شرط توقف، مراحل 4 تا 11 تکرار شود.

4- مقدار برازش هر راه‌حل محاسبه شود.

5- گروه‌بندی راه‌حل‌ها بر اساس تعداد پارامترهای انتخاب شده توسط هر راه‌حل.

6- مرتب سازی راه‌حل‌های موجود در هر گروه بر اساس مقدار برازش آن‌ها.

7- 10 درصد برترین راه‌حل‌های هر گروه، ذخیره شود.

8- محاسبه‌ی pbest و gbest در میان کل راه‌حل‌ها.

9- مکان و سرعت راه‌حل‌ها بروز رسانی شود.

10- راه‌حل‌های مرحله‌ی 7 جایگزین ضعیف‌ترین

نظر گرفتن نوع بیماری آن‌ها می‌باشد [7]. یک طبقه‌بندی کننده‌ی خوب باید علاوه بر بالا بودن میزان کارایی، میزان حساسیت و تشخیص بالایی داشته باشد.

$$\text{Specificity} = \frac{\text{TH}}{\text{تعداد افراد سالم}} \quad (5)$$

$$\text{Sensitivity} = \frac{\text{TP}}{\text{تعداد افراد بیمار}} \quad (6)$$

با توجه به این معیارها، برای محاسبه‌ی میزان برازش راه‌حل‌های ارائه شده توسط الگوریتم PSO پیشنهادی، تابع برازش به گونه‌ای در نظر گرفته می‌شود که بتواند علاوه بر نشان دادن کیفیت کارایی، میزان تفکیک افراد به گروه‌های ADHD-I، ADHD-C و سالم را نیز در محاسبه‌ی برازش راه‌حل ارائه شده، منظور کند. تابع برازشی که برای این کار در نظر گرفته شده است، به صورت رابطه‌ی 7 بیان می‌شود.

$$\text{تعداد گروه‌های تفکیک شده} + \text{کارایی} = \text{برازش} \quad (7)$$

در این رابطه، تعداد گروه‌های تفکیک شده برابر است با تعداد گروه‌هایی که توسط SVM در میان تصاویر آزمایش، تشخیص داده می‌شود. از آن جایی که حداکثر تعداد گروه‌ها، 3 گروه و حداکثر مقدار کارایی، 1 می‌باشد، بیشترین میزان برازش ممکن، برابر 4 خواهد بود. بنابر این راه‌حل‌هایی که ویژگی‌های مناسبی ارائه می‌کنند مقدار برازشی نزدیک به 4 خواهند داشت.

در مرحله‌ی آموزش طبقه‌بندی کننده با استفاده از ویژگی‌های انتخابی، به دلیل محدود بودن تعداد تصاویر، از روش افزایشی دادگان به 10 قسمت مساوی<sup>ee</sup> استفاده شده است. در این حالت، برای آن که طبقه‌بندی کننده در مورد هر 3 گروه (سالم، ADHD-I، ADHD-C) به خوبی آموزش ببیند، از

از این معیارهای متداول، میزان صحت طبقه‌بندی کلی<sup>bb</sup> می‌باشد. در این حالت طبق رابطه‌ی 3، عملکرد طبقه‌بندی کننده به صورت میزان جایگذاری درست افراد در گروه‌های مربوط به خود تعریف می‌شود یعنی، به ازای هر جایگذاری صحیح، عدد 1 و به ازای هر جایگذاری غلط، عدد صفر، به صورت کسر اضافه می‌شود.

$$\text{Accuracy} = \frac{\text{تعداد جایگذاری‌های صحیح}}{\text{تعداد کل افراد}} \quad (3)$$

اما در مقالات مربوط به طبقه‌بندی rs-fMRI برای سنجش عملکرد تفکیک کننده، چندین معیار مختلف وجود دارد که معمولاً در کنار یکدیگر در نظر گرفته می‌شوند. معیار اول، میزان تخصیص درست افراد به دو گروه سالم و بیمار (کارایی) است که، به صورت رابطه‌ی 4 تعریف می‌شود. در این رابطه، TH برابر تعداد افراد سالمی است که توسط طبقه‌بندی کننده به درستی به عنوان افراد سالم تشخیص داده شده‌اند و TP برابر تعداد افراد بیماری است که به درستی به عنوان بیمار شناسایی شده و نوع بیماری آن‌ها (ADHD-I و ADHD-C) نیز به درستی تشخیص داده شده است. اما گاهی تعدادی از افراد بیمار، بیمار تشخیص داده می‌شوند ولی نوع بیماری آن‌ها به درستی تشخیص داده نمی‌شوند (TPFG)، در این حالت به ازای هر کدام از آن‌ها، عدد 0/5 به صورت کسر اضافه می‌شود [7].

$$\text{کارایی} = \frac{\text{TP} + \text{TH} + \frac{1}{2} \text{TPFG}}{\text{تعداد کل افراد}} \quad (4)$$

معیارهای دیگری که در این زمینه برای بررسی دقیق‌تر استفاده می‌شود، معیار حساسیت<sup>cc</sup> و معیار تشخیص<sup>dd</sup> می‌باشد. معیار تشخیص، مطابق رابطه‌ی 5، برابر با درصد موفقیت تشخیص صحیح افراد سالم به عنوان فرد سالم است و معیار حساسیت (رابطه‌ی 6) نیز بیانگر درصد تشخیص صحیح افراد بیمار بدون در



داده و طی دو مرحله تحت بررسی و آزمایش قرار گرفت. در مرحله اول، طبقه‌بندی‌کننده به تصاویر آزمایش مربوط به هر دانشگاه به طور جداگانه اعمال شد و در مرحله دوم، روش پیشنهادی با استفاده از تمامی تصاویر آزمایش (171 تصویر)، مورد ارزیابی قرار گرفت.

### 5.1. مرحله اول آزمایش روش پیشنهادی

در این مرحله، طبقه‌بندی‌کننده توسط تصاویر دانشگاه‌ها به صورت جداگانه مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج آن در جدول 3 نشان داده شده است. همان طور که در جدول آمده است، کمترین درصد صحت طبقه‌بندی کلی، مربوط به آزمایش طبقه‌بندی‌کننده با استفاده از تصاویر مربوط به دانشگاه پیتزبورگ (UP) می‌باشد. در این حالت روش پیشنهادی توانسته است تنها 6 مورد از 11 تصویر را به درستی در گروه‌های مربوطه قرار دهد. دلیلی که می‌توان برای این حالت بیان کرد آن است که، در فرآیند آموزش از تصاویر مربوط به این دانشگاه به دلیل آن که تنها تصاویر مربوط به افراد سالم در آن وجود داشته است، استفاده نشده است. هر چند، در این حالت نیز روش پیشنهادی بهتر از میانگین سایر روش‌ها (% 40/74) عمل کرده است. در جدول 4 نتایج روش پیشنهادی در مقایسه با میانگین نتایج روش‌های دیگری که در رقابت ADHD-200 شرکت داشته‌اند آورده شده است. مقایسه‌ی نتایج حاصل نشان می‌دهد، روش پیشنهادی بطور میانگین به میزان % 23/54، از میانگین سایر روش‌ها بهتر عمل کرده است.

### 5.2. نتایج مرحله دوم آزمایش روش پیشنهادی

نتایج حاصل از اعمال روش پیشنهادی بر روی تصاویر تمامی دانشگاه‌ها به عنوان تصاویر آزمایش، در جدول 5 آورده شده است. این نتایج نشان می‌دهند که هم در بحث میزان صحت طبقه‌بندی کلی و هم در مورد میزان کارایی، روش پیشنهادی توانسته است بسیار بهتر از روش‌های دیگر عمل کند. در حالی که بالاترین

هر گروه مطابق جدول 2، تصاویر به تعداد مساوی و به طور تصادفی، از میان تصاویر آموزشی انتخاب گردید و سپس این تصاویر به طور تصادفی به 10 گروه با تعداد تصاویر یکسان تقسیم شدند (یک تصویر نیز علاوه بر 519 تصویر مرحله قبلی، به طور تصادفی به مجموعه اضافه شد تا بتوان 10 گروه با تعداد تصاویر یکسان داشت).

جدول 2: تصاویر استفاده شده در روش پیشنهادی برای

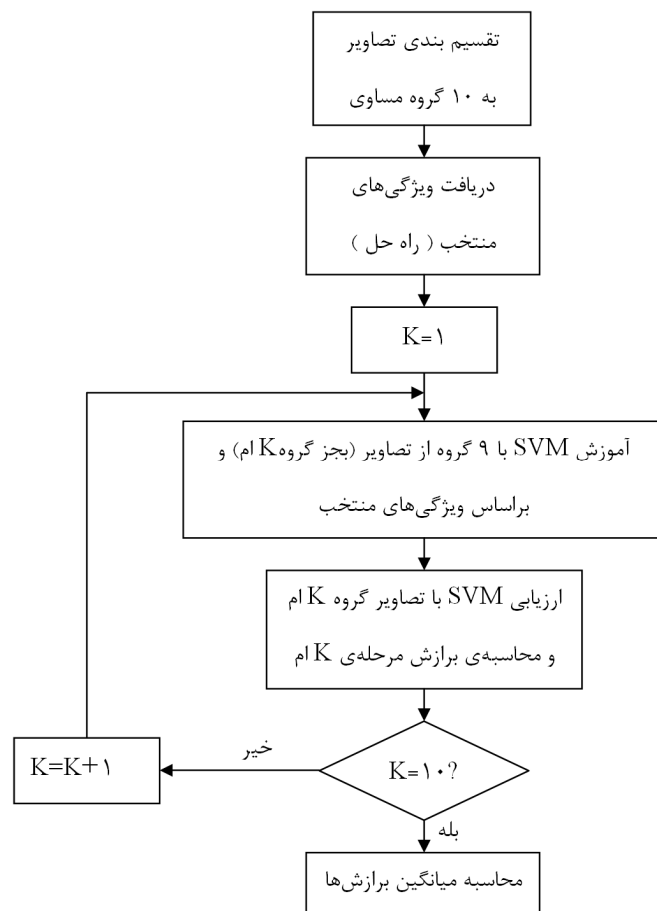
#### آموزش SVM

تعداد	موسسه یا دانشگاه	وضعیت بیماری
173	KKI, NI, NYU	سالم
173	PU, KKI, NI, NYU, OHSU	ADHD-I
173	KKI, NI, NYU, OHSU	ADHD-C
519	PU, KKI, NI, NYU, OHSU	جمع

هر یک از این 10 گروه به طور جداگانه، یک بار برای آزمایش و 9 بار برای آموزش به کار برده می‌شوند و در نهایت میانگین برازش آن‌ها به عنوان برازش هر راه‌حل در نظر گرفته می‌شود. مزیت استفاده از این روش آن است که این تصاویر هم برای آموزش و هم برای آزمایش بکار برده می‌شوند و از منابع آموزشی در دسترس، حداکثر استفاده ممکن صورت می‌گیرد. روند نمای محاسبه‌ی تابع برازش، هر راه‌حل، در شکل 1 نشان داده شده است. پس از پایان اجرای الگوریتم PSO پیشنهادی، بهترین راه‌حل ممکن انتخاب شده و برای آموزش نهایی طبقه‌بندی‌کننده، مورد استفاده قرار می‌گیرد. معیار پایان الگوریتم PSO در این مقاله رسیدن به حداکثر تعداد تکرار (N=500) می‌باشد.

### 5. نتایج شبیه‌سازی روش پیشنهادی

پس از آن‌که ویژگی‌های مناسب انتخاب شدند، ماشین بردار پشتیبان نهایی را بر اساس این ویژگی‌ها و توسط تمامی گروه‌های 10 گانه (520 تصویر) آموزش



شکل 1: روندنمای محاسبه برازش یک راه حل

تشخیص روش‌های مختلف را نشان می‌دهد. همان طور که نشان داده شده است، روش پیشنهادی با مقدار تشخیص 92/55% توانسته است پس از روش تیم دانشگاه جان هاپکینز با مقدار تشخیص 94%، بهترین نتیجه را کسب کند اما از طرفی میزان حساسیت به دست آمده در روش پیشنهادی برابر با 72/73% می‌باشد در حالی که بالاترین میزان حساسیت کسب شده توسط سایر روش‌ها، 52/27% می‌باشد. بنابر این می‌توان گفت: روش پیشنهادی توانسته است از نظر صحت طبقه‌بندی کلی، میزان روش‌های مختلف را نشان می‌دهد. همان‌طور که نشان داده شده است، روش پیشنهادی با مقدار تشخیص 92/55% توانسته است پس از روش تیم دانشگاه جان هاپکینز با مقدار تشخیص 94%، بهترین نتیجه را کسب کند اما از

میزان صحت طبقه‌بندی کلی در میان تیم‌ها توسط تیمی از دانشگاه آلبرتا<sup>ff</sup> و به میزان 62/52% کسب شده است [10]، روش پیشنهادی توانسته است به میزان صحت 76/61% دست یابد. بالاترین مقادیر کارایی نیز توسط تیم‌هایی از دانشگاه آلبرتا و جان هاپکینز<sup>gg</sup> به ترتیب به میزان 63/59% و 61/03%، به دست آمده است [7]. این مقادیر در حالی است که روش پیشنهادی توانسته است به مقدار 80/12% دست یابد که در حدود 16/53% بهتر از بالاترین نتیجه‌ی کسب شده در این رقابت بوده است. یکی دیگر از معیارهایی که می‌توان نتایج را با یکدیگر مقایسه کرد، میزان حساسیت و تشخیص افراد سالم (تشخیص) می‌باشد. شکل 2، مقایسه نسبی میزان حساسیت و

تشخیص، با اختلاف اندکی نسبت به روش تیم دانشگاه جان هاپکینز، بعد از آن بهترین نتیجه را ارائه کند. بررسی خطاهای رخ داده در هنگام طبقه‌بندی تصاویر نشان می‌دهد، روش پیشنهادی توانسته است درصد فراوانی برخی از خطاها را کاهش دهد. شکل‌های 3 و 4، به ترتیب نمودار درصد فراوانی خطاهای رخ داده در سایر روش‌ها و روش پیشنهادی را نشان می‌دهند.

طرفی میزان حساسیت به دست آمده در روش پیشنهادی برابر با 72/73% می‌باشد درحالی‌که بالاترین میزان حساسیت کسب شده توسط سایر روش‌ها، 52/27% می‌باشد. بنابر این می‌توان گفت: روش پیشنهادی توانسته است از نظر صحت طبقه‌بندی کلی، میزان کارایی و مقدار حساسیت، نتایج بسیار بهتری نسبت به روش‌های دیگر کسب کند و از نظر میزان

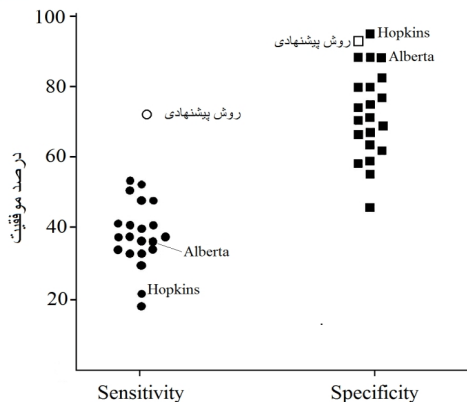
جدول 3: نتایج اعمال روش پیشنهادی بر روی تصاویر هر دانشگاه

حالت طبقه‌بندی		نتیجه اعمال روش پیشنهادی بر روی تصاویر هر دانشگاه					
نوع بیماری	تشخیص به عنوان	KKI	NYU	OHSU	UP	PU	NI
سالم	سالم	8	11	25	4	26	13
ADHD-C	ADHD-C	1	17	2	0	2	4
ADHD-I	ADHD-I	0	4	0	2	12	0
سالم	بیمار	0	1	3	1	1	1
ADHD-C	ADHD-I	1	0	0	0	3	0
ADHD-I	ADHD-C	0	3	1	2	2	0
کارایی (به درصد)		86/36	81/71	80/88	77/78	83/33	68
صحت طبقه بندی (به درصد)		81/82	78/05	79/41	66/67	78/43	68

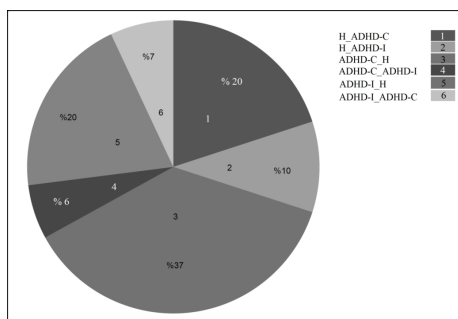
جدول 4: مقایسه‌ی میانگین نتایج تیم‌های شرکت کننده در رقابت بر اساس اعمال روش آنها بر روی تصاویر یک دانشگاه

نام دانشگاه	میانگین صحت طبقه بندی سایر روش‌ها (به درصد)	صحت طبقه بندی روش پیشنهادی (به درصد)	تفاوت روش پیشنهادی و میانگین سایر روش‌ها (به درصد)
KKI	61/90	81/82	19/92
NYU	35/19	78/05	42/86
OHSU	65/37	79/41	14/04
UP	40/74	66/67	25/93
PU	51/05	78/43	27/38
NI	56/95	68	11/05
میانگین	51/86	75/40	23/54

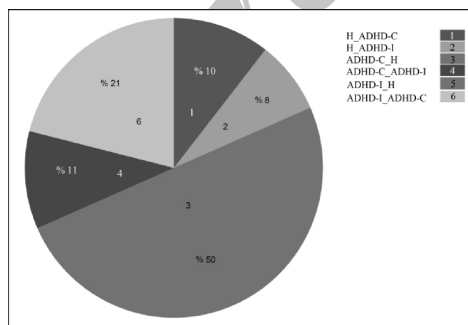
قبول و بسیار بهتری نسبت به روش‌های دیگر داشته باشد.



شکل 2: نمودار مقایسه نتایج روش پیشنهادی و سایر روش‌ها



شکل 3: نمودار درصد فراوانی میانگین خطاهای طبقه‌بندی در روش‌های دیگر



شکل 4: نمودار درصد فراوانی خطاهای طبقه‌بندی در روش پیشنهادی

بر این اساس در نمودار شکل 3، بیشترین درصد فراوانی خطای رخ داده مربوط به تشخیص افراد سالم به عنوان افراد سالم (ADHD-C\_H و ADHD-I\_H) و به میزان 57 درصد است. در حالی که در روش پیشنهادی این مقدار به 50% کاهش یافته و علاوه بر این، خطای تشخیص فرد مبتلا به بیماری ADHD-I به عنوان فرد سالم (ADHD-I\_H) به طور کلی از میان رفته است.

جدول 5: نتایج روش پیشنهادی بر روی تمامی تصاویر

وضعیت واقعی بیمار	تشخیص روش پیشنهادی	تعداد
سالم	سالم	87
	ADHD-C	4
	ADHD-H	0
	ADHD-I	3
ADHD-C	سالم	19
	ADHD-C	26
	ADHD-H	0
	ADHD-I	4
ADHD-H	سالم	2
	ADHD-C	0
	ADHD-H	0
	ADHD-I	0
ADHD-I	سالم	0
	ADHD-C	8
	ADHD-H	0
	ADHD-I	18
صحت طبقه بندی (به درصد)		76/61
کارایی (به درصد)		80/12

پس از این خطا، بیشترین درصد فراوانی خطای رخ داده در نمودار شکل 3، مربوط به تشخیص افراد سالم به عنوان بیمار (H\_ADHD-I و H\_ADHD-C) است. در حالی که میانگین مقادیر این نوع خطا در روش‌های دیگر برابر 30% است، در روش پیشنهادی این مقدار به 18% کاهش یافته است. بررسی این خطاها نشان می‌دهد روش پیشنهادی توانسته در تشخیص افراد بیمار به عنوان فرد بیمار و تشخیص افراد سالم به عنوان فرد سالم، عملکرد قابل

## 6. نتیجه‌گیری

با مقدار 94%، بهترین مقدار می‌باشد؛ اما توانایی این روش در تشخیص افراد بیمار به عنوان بیمار، بسیار بهتر از عملکرد تمامی روش‌های موجود است. در حالی که سایر روش‌ها توانسته‌اند به طور میانگین به مقدار 37/44% دست یابند و بالاترین نرخ تشخیص افراد بیمار در میان آن‌ها نیز 52/27% بوده است، روش پیشنهادی توانسته به مقدار 72/73%، دست یابد. بررسی صحت طبقه‌بندی کلی نشان می‌دهد، روش پیشنهادی عملکرد بسیار بهتری داشته است، در حالیکه بالاترین مقدار به دست آمده در رقابت ADHD-200، مربوط به دانشگاه آلبرتا و با مقدار 62/52% بوده است، مقدار صحت طبقه‌بندی در روش پیشنهادی، برابر 76/61% می‌باشد. از مجموع این آمار و ارقام می‌توان نتیجه گرفت روش پیشنهادی بسیار موفق‌تر از سایر روش‌ها عمل کرده است و عاملی که سبب شده این روش به بالاترین میزان صحت طبقه‌بندی دست یابد، توانایی این روش در تشخیص افراد بیمار به عنوان بیمار و تشخیص نوع بیماری آن‌ها می‌باشد.

## 7. مراجع

- [1] CZ. Zhu, et al., "Fisher discriminative analysis of resting-state brain function for attention-deficit/hyperactivity disorder" *NeuroImage*, Vol. 40, No. 1, pp. 110-120, 2008.
- [2] Z. Yu-Feng, et al. "Altered baseline brain activity in children with ADHD revealed by resting-state functional MRI." *Brain and Development*, Vol. 29, No. 2, pp. 83-91, 2007.
- [3] W. Cheng, et al., "Individual classification of ADHD patients by integrating multiscale neuroimaging markers and advanced pattern recognition techniques" *Frontiers in Systems Neuroscience.*, Vol. 6, Art. 58. doi: 10.3389/fnsys.2012.00058, 2012.
- [4] D. Tomasi, N. D. Volkow, "Abnormal Functional Connectivity in Children with

در این مقاله به منظور تشخیص بیماری بیش‌فعالی - بی‌توجهی به وسیله‌ی تصویرنگاری تشدید مغناطیسی در حالت استراحت، از مقادیر همبستگی بین مناطق 115 گانه‌ی مغز در اطلس AAL، استفاده شد. با توجه به تعداد بسیار زیاد این ویژگی‌ها (6670 مقدار همبستگی) و تعداد کم تصاویر آموزشی، تعداد این ویژگی‌ها می‌بایست کاهش می‌یافت. در این مقاله به منظور انتخاب ویژگی‌ها، از ترکیب دقت و سرعت الگوریتم‌های تکاملی و توانایی ماشین بردار پشتیبان در طبقه‌بندی مناسب داده‌های آزمایش (تصاویر نادیده) استفاده شد. اما انتخاب تعداد پارامترها توسط الگوریتم‌های متداول بسیار زمان بر می‌باشد. برای غلبه بر این مشکل الگوریتم جدیدی به نام الگوریتم اجتماع پرندگان بهینه‌سازی شده، ارائه شد که در آن تعداد متغیرهای هر راه‌حل نسبت به راه‌حل‌های دیگر متفاوت است. این ویژگی الگوریتم ارائه شده سبب می‌گردد هم‌زمان با انتخاب ویژگی‌ها، تعداد ویژگی‌ها نیز توسط الگوریتم بهینه‌ساز به طور بهینه انتخاب گردد. با بکارگیری روش پیشنهادی بر روی تصاویر آموزشی مربوط به رقابت بین‌المللی با نام ADHD-200، 26 مورد از مقادیر همبستگی برای آموزش ماشین بردار پشتیبان انتخاب شد. این شبیه‌سازی در یک مرحله با استفاده از تصاویر آزمایش هر دانشگاه به طور جداگانه انجام شد و در مرحله‌ی دیگر، برای کل تصاویر به طور یک‌جا (520 تصویر) تکرار شد. نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهد عملکرد ماشین بردار پشتیبان با استفاده از ویژگی‌های انتخابی، بسیار بهتر از عملکرد سایر روش‌ها در رقابت ADHD-200، بوده است.

بر این اساس در تشخیص افراد سالم به عنوان فرد سالم توسط طبقه‌بندی‌کننده، در حالی که به طور میانگین سایر روش‌ها توانسته بودند به مقدار 71/77% دست یابند، این روش توانست به مقدار 92/55% دست یابد که پس از روش مربوط به دانشگاه جان هاپکینز

- <sup>18</sup> Morphometry  
<sup>s</sup> Analysis of Functional Neuro Image  
<sup>t</sup> Functional MRI of the Brain (FMRIB) software Library  
<sup>u</sup> Cerebrospinal fluid  
<sup>v</sup> Automated Anatomical Labeling  
<sup>w</sup> Pearson  
<sup>x</sup> Fisher transformation  
<sup>y</sup> Particle swarm optimization  
<sup>z</sup> Support vector machine  
<sup>aa</sup> A Library for Support Vector Machines  
<sup>bb</sup> Accuracy  
<sup>cc</sup> Sensitivity  
<sup>dd</sup> Specificity  
<sup>ee</sup> 10-fold cross-validation  
<sup>ff</sup> Alberta  
<sup>gg</sup> John Hopkins

Attention-Deficit/Hyperactivity Disorder”  
*Biological psychiatry*, Vol. 71, No. 5, pp. 443-450, 2012.

- [5] A. Eloyan, et al., “Automated diagnoses of attention deficit hyperactive disorder using magnetic resonance imaging” *Frontiers in Systems Neuroscience.*, Vol. 6, Art. 61. doi: 10.3389/fnsys.2012.00061, 2012.
- [6] D. Dai, et al, “Classification of ADHD children through multimodal magnetic resonance imaging” *Frontiers in Systems Neuroscience.*, Vol. 6, Art. 63, doi. 10.3389/fnsys.2012.00063, 2012.
- [7] [http://fcon\\_1000.projects.nitrc.org/indi/adhd200](http://fcon_1000.projects.nitrc.org/indi/adhd200)
- [8] N. Tzourlo-Mazoyer, et al, “Automated anatomical labeling of activations in SPM using a macroscopic anatomical parcellation of the MNI MRI single-subject brain” *Neuroimage*, Vol. 15, No. 1, pp. 273-289, 2002.
- [9] G. Chen, et al. "A clustering-based method to detect functional connectivity differences." *NeuroImage*, Vol. 61, No. 1, pp. 56–61, 2012.
- [10] M. Milham, et al, "The adhd-200 consortium: a model to advance the translational potential of neuroimaging in clinical neuroscience" *Frontiers in Systems Neuroscience*, Vol. 6, Art. 62, doi: 10.3389/fnsys.2012.00062, 2012.

- <sup>1</sup> Functional Magnetic Resonance Imaging  
<sup>2</sup> Electroencephalography  
<sup>3</sup> Magnetoencephalography  
<sup>4</sup> Positron emission tomography  
<sup>5</sup> Resting state fMRI  
<sup>6</sup> Attention-deficit/hyperactivity disorder  
<sup>7</sup> Inattention  
<sup>8</sup> Hyperactivity-impulsivity  
<sup>9</sup> Combined  
<sup>10</sup> Principle component analysis  
<sup>11</sup> Right inferior frontal cortex  
<sup>12</sup> Left sensorimotor cortex  
<sup>13</sup> Brainstem  
<sup>14</sup> Superior parietal cortex  
<sup>15</sup> Johns Hopkins  
<sup>16</sup> Intelligence Quotient  
<sup>17</sup> Random forest

Archive of SID