

# تشخیص خودکار صرع گراندمال و بازشناسی اعمال عادی در ویدئو با تلفیق تکنیک‌های بینایی ماشین و یادگیری ماشین

امین حکیمی راد و نصرالله مقدم چرکری

جدیدترین آمار سازمان جهانی بهداشت<sup>۵</sup> در ژانویه ۲۰۰۹ در هر هزار نفر از جمعیت کل جهان، چهار تا ده نفر مبتلا به عارضه صرع گراندمال می‌باشند که نیاز به مداوا و مراقبت‌های ویژه دارند. این صرع هنگامی رخ می‌دهد که مناطق حرکتی مغز دحچار عارضه شده باشد و اسپاسم‌های شدید و بیهوشی را دربردارد.

تشخیص خودکار صرع موضوعی می‌باشد که اخیراً مورد توجه محققان قرار گرفته است. کارهای تحقیقاتی انجام‌شده در این زمینه را می‌توان به سه دسته کلی رویکرد مبتنی بر شتاب‌سنجهای<sup>۶</sup>، رویکرد مبتنی بر پردازش سیگنال‌های EEG (نوار مغزی) حاصل از انجام الکتروآسفالوگرافی و رویکرد مبتنی بر بینایی ماشین تقسیم نمود.

اکثر کارهای تحقیقاتی انجام‌شده از رویکرد مبتنی بر شتاب‌سنجهای<sup>۷</sup> تا [۵] و به ویژه رویکرد مبتنی بر پردازش سیگنال‌های EEG [۶] و [۷] برای تشخیص خودکار<sup>۸</sup> صرع استفاده نمودند. از جمله محدودیت‌های رویکردهای مبتنی بر شتاب‌سنجهای می‌توان به مواردی از جمله نیاز به اتصال شتاب‌سنجهای به نواحی مختلف بدن فرد، نیاز به پوشیدن لباس‌های خاص، ایجاد شکل ظاهری نامتوازن و هزینه بسیار بالا اشاره نمود. در مورد محدودیت‌های مربوط به روش‌های مبتنی بر پردازش سیگنال‌های EEG می‌توان به مواردی نظیر محدودیت‌های حرکتی به دلیل نیاز به اتصال الکترودهای EEG بر روی جمجمه فرد [۸]، تحریک مغز و ایجاد تشنج احتمالی در اثر نور درخشان و چشمکزن، نیاز به تنفس‌های عمیق و سریع، نیاز به ایجاد یک مقاومت الکتریکی پایین بین جمجمه و الکترودها به منظور به دست آوردن یک نوار EEG با کیفیت مناسب، هزینه بالا، عدم کاربرد در ناظارت‌های طولانی‌مدت و شلوغی بیش از حد محیط‌های تحت نظرات اشاره نمود.

در این تحقیق از روش‌های مبتنی بر بینایی ماشین<sup>۹</sup> و آنالیز تصاویر ویدئویی حاصل از فعالیتها و اعمال فرد به منظور تشخیص خودکار صرع گراندمال و نیز بازشناسی<sup>۱۰</sup> اعمال عادی فرد تحت ناظارت استفاده می‌شود که محدودیت‌های ذکر شده برای دو رویکرد قبل را ندارد. اعمال و حرکات عادی مد نظر این پژوهش عبارتند از حرکت هم‌زمان یا ترکیبی دست و پا، حرکت دست، حرکت پا و نیز حرکت چرخیدن به سمت چپ یا راست. منظور از حرکت دست حرکت یک یا هر دو دست می‌باشد و به طور مشابه برای حرکات سایر اندام.

چکیده: متدالول ترین روش در تشخیص تشنجات صرعی روش مبتنی بر پردازش سیگنال‌های EEG حاصل از انجام الکتروآسفالوگرافی می‌باشد که به دلیل نیاز به اتصال الکترودهایی به نواحی مختلف از سر فرد مشکلات حرکتی زیادی به وجود می‌آورد. هدف این تحقیق تشخیص خودکار و هوشمندانه صرع گراندمال و نیز بازشناسی اعمال عادی فرد مبتلا به عارضه از طریق ناظارت ویدئویی می‌باشد. در این مقاله از ترکیب دو تکنیک بینایی ماشین و یادگیری ماشین به منظور تشخیص صرع گراندمال و بازشناسی اعمال عادی برای فردی استفاده می‌شود که روی زمین و یا تخت دراز کشیده است. بعد از حذف پس‌زمینه از دنباله قاب‌های ویدئویی و جداسازی شیج تصاویر، ویژگی‌های هندسی مناسب استخراج شده و به عنوان ورودی به دسته‌بند ماشین بودار پشتیبان چند کلاسه اعمال گردید تا عمل دسته‌بندی ویدئوها و تخصیص بر جسب رفتاری مناسب به صورت خودکار انجام شود. تمامی پیاده‌سازی‌های این تحقیق در محیط نرم‌افزار Matlab نسخه ۲۰۱۱.a انجام شده است. در این سیستم هوشمند، میانگین دقت تشخیص و بازشناسی ۹۰٪ درصد می‌باشد. به کارگیری این سیستم علاوه بر کاهش ناظر انسانی، کمک زیادی در تشخیص به موقع و همیشگی عارضه می‌نماید. این روش به دلیل نیاز به یک دوربین فیلم‌برداری ساده و یک سیستم کامپیوتی معمولی، روشی مقرون به صرفه بوده و برای قشرهای درآمدی مختلف قابل تهیه است. علاوه بر آن غیر تماсی بودن سیستم پیشنهادی، عاملی برای حذف مشکلات حرکتی است. دقت بالا تأیید‌کننده کارایی مناسب این سیستم می‌باشد.

**کلید واژه:** صرع گراندمال، تشخیص خودکار، ویژگی‌های هندسی، ماشین بودار پشتیبان چند کلاسه.

## ۱- مقدمه

صرع<sup>۱</sup> یک اختلال مزمن و طفیان عمل مغزی است که به علت تخلیه الکتریکی نامتعارف و متناوب نرون‌های مغز ایجاد می‌شود و علایم آن حملات ناگهانی، بیهوشی موقت و تشنج<sup>۲</sup> متناوب با فواصل سلامت ظاهری است [۱]. از علل شناخته شده صرع تومورهای مغزی، بیماری‌هایی که بر رگ‌های خونی مغز اثر می‌گذارد و انواع سوم می‌باشد. انواع مختلفی از تشنج‌های صرعی تاکون تعریف شده که شایع‌ترین نوع آن صرع گراندمال<sup>۳</sup> یا تشنج تونیک-کلونیک<sup>۴</sup> است، به طوری که مطابق

این مقاله در تاریخ ۳۱ خرداد ماه ۱۳۹۲ دریافت و در تاریخ ۲۸ تیر ماه ۱۳۹۳ بازنگری شد.

امین حکیمی راد، گروه علوم کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، (email: a.hakimi@modares.ac.ir)

نصرالله مقدم چرکری، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، (email: charkari@modares.ac.ir)

1. Epileptic Seizure
2. Convulsion
3. Grand-Mal
4. Tonic Clonic

5. World Health Organization

6. Accelerometers

7. Electroencephalogram

8. Automatic Detection

9. Machine Vision

10. Recognition

اعمال عادی فرد تحت نظارت ایده پیشنهادی این پژوهش می‌باشد که علاوه بر تشخیص خودکار صرع به آن نیز به صورت همزمان پرداخته شده است. دقت بالاتر تشخیص صرع گراندمال و بازشناسی اعمال عادی و بار محاسباتی سییار پایین که منجر به نظارت و تشخیص برخط اعمال می‌شود از امتیازات مهم روش پیشنهادی نسبت به سایر روش‌های موجود می‌باشد.

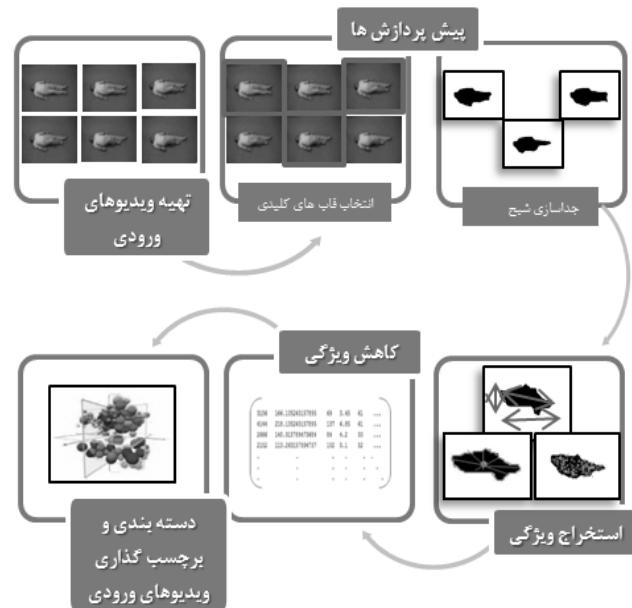
### ۳- رویکرد پیشنهادی

در این مقاله با استفاده از روش‌های مبتنی بر بینایی ماشین و ترکیب آن با تکنیک‌های یادگیری ماشین سیستمی هوشمند به منظور تشخیص خودکار صرع گراندمال و نیز بازشناسی اعمال عادی فرد تحت نظارت ارائه شده است. شکل ۱ دیاگرام بلوکی مراحل انجام کار را نشان می‌دهد. از آنجایی که در روش پیشنهادی فرایند تشخیص خودکار از طریق ویدئو صورت می‌گیرد لذا گام اول مربوط به تهیه داده‌های ویدئویی استاندارد از اعمال و حرکاتی است که فرد تحت نظارت، در حالت خواب و یا درازکش انجام می‌دهد. این ویدئوها، ورودی سیستم هوشمند پیشنهادی را تشکیل می‌دهند و به دلیل عدم وجود چنین داده‌های ویدئویی استانداردی به تهیه این مجموعه داده‌ای پرداختیم. برای تهیه ویدئوها از دوربین فیلمبرداری cybershot سونی با کیفیت تصویر ۱۴/۱ مگاپیکسل و سرعت فیلمبرداری ۲۵ قاب در ثانیه استفاده نمودیم. از جمله مهم‌ترین استانداردهایی که در تهیه ویدئوها نیاز به رعایت آن داشتیم، ثابت‌بودن مکان دوربین فیلمبرداری و مشاهده فرد تحت نظارت از زاویه‌ای ثابت و مناسب بود (شکل ۲). آزمایشات حاکی از این بود که بهترین مکان برای استقرار دوربین، گوشه‌های نزدیک به سقف از دیوار اتاق تحت نظارت است.

برای تهیه ویدئوها از ۴ فرد سالم استفاده شد تا حرکات عادی و نیز حرکات صریع نوع گراندمال را به صورت جداگانه انجام دهنند. برای انجام حرکات صریع این افراد مورد آموزش قرار گرفتند، به این صورت که بعد از مشاهده ویدئوهای مربوط به رخداد عارضه برای افرادی که مبتلا به این نوع صرع بودند و تمرین حرکات، به شبیه‌سازی آنها پرداختند. از بین ویدئوهای تهیه شده بعد از مشاهده و مشورت با افراد متخصص تنها ویدئوهای انتخاب شدنده که حداقل شیاهت را با ویدئوهای واقعی صریع گراندماל داشتند. مشکل ویدئوهای واقعی، استانداردنبودن آنها مطابق با مفروضات مسئله بود.

شکل ۲ دنباله‌هایی منتخب از قاب‌های ویدئویی مربوط به اعمال ۵گانه (صرع گراندمال و اعمال عادی مدنظر) موجود در مجموعه داده‌ای تهیه شده را که توسط یکی از افراد انجام شده است، نشان می‌دهد.

در ادامه به منظور آماده‌سازی ویدئوها برای استخراج ویژگی و تشکیل بردار ویژگی<sup>۸</sup> نماینده هر ویدئوی رفتاری، نیاز به اعمال پیش‌پردازش‌هایی<sup>۹</sup> بر روی آنها می‌باشد. این پیش‌پردازش‌ها عبارتند از انتخاب قاب‌های کلیدی<sup>۱۰</sup> و جداسازی شیخ<sup>۱۱</sup> دودویی انسان از هر قاب ویدئویی. با توجه به این که بسیاری از قاب‌های موجود در ویدئوهای تکراری و شبیه به یکدیگر می‌باشند، به منظور کاهش بار محاسباتی و پردازشی سیستم صریع از انتخاب و استخراج قاب‌های کلیدی از دنباله تصاویر ویدئویی می‌باشد.



شکل ۱: دیاگرام بلوکی مراحل انجام کار.

### ۲- مروری بر روش‌های موجود

تاکنون تحقیقات اندکی در زمینه تشخیص خودکار صرع با رویکرد بینایی ماشین صورت گرفته که از جمله این تحقیقات می‌توان به کارهای صورت گرفته در [۸] تا [۱۳] اشاره نمود. روش‌هایی که مراجع ذکر شده برای تشخیص خودکار صرع استفاده نمودند عبارتند از الگوریتم جریان نوری<sup>۱</sup>، الگوریتم تشخیص تغییرات<sup>۲</sup>، تکنیک بخش‌بندی حرکت<sup>۳</sup> و روش نشانه‌گذاری و ردگیری نشانه‌ها در بدن فرد.

کوپنر و همکاران در [۸] جهت تشخیص حرکات بیماران صرعی حین خواب از اعمال الگوریتم جریان نوری<sup>۴</sup> که دارای پیچیدگی محاسباتی بالایی می‌باشد، به داده‌های ویدئویی به دست آمده از آنها استفاده نمودند. کوپنر و همکاران در [۹] به منظور استخراج حرکات خاص از ویدئو، از روش جریان نوری Horn-Schunck و لیو و همکاران در [۱۰] برای تشخیص صرع از الگوریتم آشکارسازی تغییرات<sup>۵</sup> در چندین قاب متوالی، استفاده کردند. همچنین لیو و همکاران در [۱۱] برای تشخیص صرع از الگوریتم تشخیص تغییرات با بهینه‌سازی احتمالاتی بهره برندند. کاریانیس و همکاران در [۱۲] برای تشخیص صرع در مجموعه داده‌ای محدود به گروه سنی نوزادان از اطلاعات حرکتی کمی که با استفاده از روش‌های بخش‌بندی حرکت<sup>۶</sup> استخراج شده بود استفاده نمودند. لو و همکاران در [۱۳] از روش نشانه‌گذاری<sup>۷</sup> و ردگیری نشانه‌ها در بدن فرد برای تشخیص بهره برندند که نیاز به مقداردهی اولیه ویدئوهای ورودی توسط کاربر به منظور تعیین عضوی دارد که می‌باشند مورد بررسی قرار گیرد. روش‌های ذکر شده تنها برای تشخیص صرع گراندمال ارائه شده‌اند و قابلیت بازشناسی اعمال عادی فرد تحت نظارت را ندارند. این روش‌ها برای تشخیص صرع از ۸۰ تا ۹۴ درصد دقت داشتند. قابلیت بازشناسی

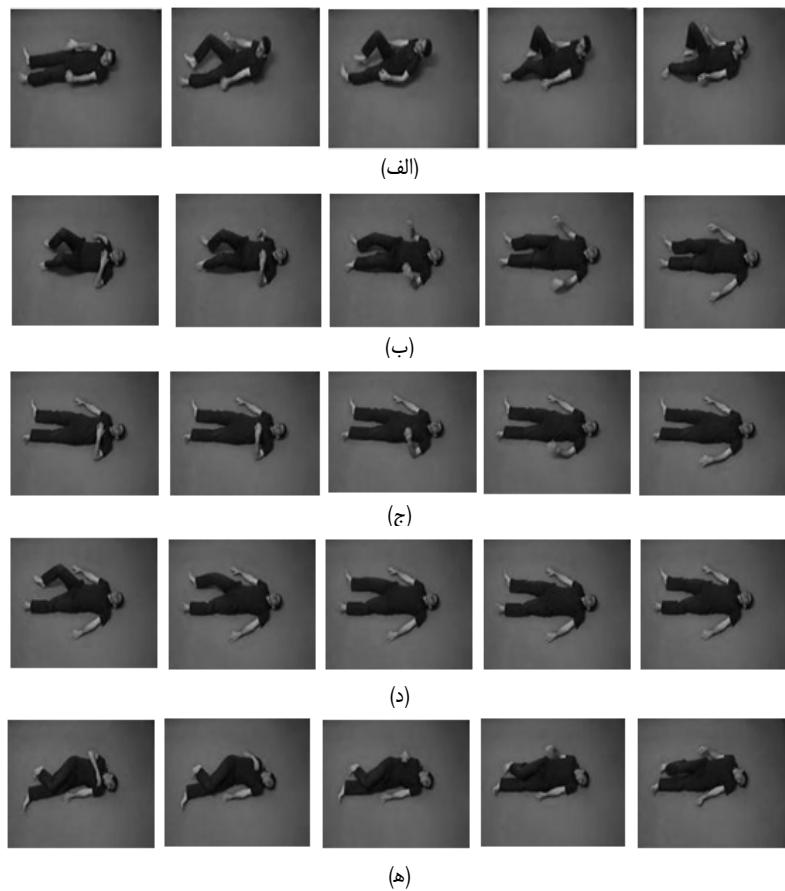
1. Optical Flow Algorithm
2. Change Detection Algorithm
3. Motion Segmentation Technique
4. Optical Flow
5. Change Detection Algorithm
6. Motion Segmentation Methods
7. Labeling

8. Feature Vector

9. Preprocesses

10. Key-Frame Selection

11. Silhouette

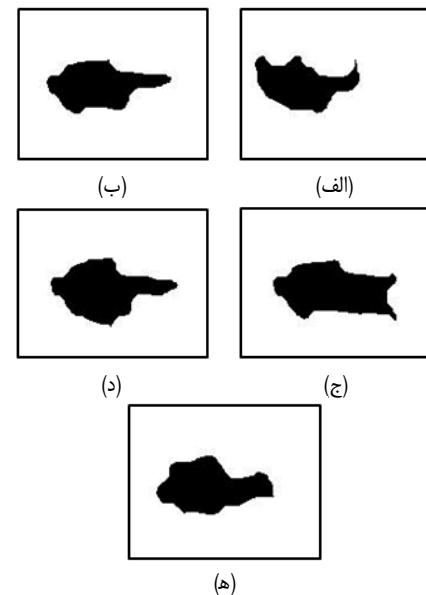


شکل ۲: دنبالهایی منتخب از قاب‌های ویدئویی مربوط به اعمال ۵گانه موجود در مجموعه داده‌ای که توسط یکی از افراد انجام شده است (شروع از سمت راست): (الف) حرکات صرعی (گراندمال)، (ب) حرکت ترکیبی دست و پا (هر دو دست و هر دو پا)، (ج) حرکت دست (دست چپ)، (د) حرکت پا (پای راست) و (ه) حرکت چرخیدن (به سمت چپ).

استخراج می‌شود [۱۴] که در آن  $K$  ثابت انتخاب و یک مقدار آستانه<sup>۲</sup> با قابلیت انتخاب اختیاری می‌باشد. با توجه به مشاهدات انجام شده در مجموعه داده ویدئویی مورد استفاده در مورد نوع حرکات و میزان تغییرات در قاب‌های متوالی، ثابت انتخاب را  $K = 5$  اختیار کردیم. نتایج آزمایشات نشان‌دهنده انتخاب مناسب این مقدار می‌باشد. پیش‌پردازش بعدی مربوط به جداسازی شبح انسان<sup>۳</sup> و دودویی نمودن آن است. در طی این گام تصویر انسان که همان تصویر پیش‌زمینه<sup>۴</sup> در دنباله قاب‌های ویدئویی می‌باشد از پس‌زمینه تصویر جدا می‌شود. برای این منظور از آنجایی که دوربین ثابت در نظر گرفته شده و انسان تنها موجود متحرك در صحنه می‌باشد از تکنیک تفاضل پس‌زمینه<sup>۵</sup> استفاده نمودیم.

شکل ۳ نمونه‌ای از شبح‌های دودویی جاذشده با روش پیشنهادی را برای اعمال ۵گانه انجام شده توسط یکی از افراد نشان می‌دهد. در گام استخراج ویژگی، ویژگی‌های هندسی<sup>۶</sup> مناسب که متناسب با اعمال انجام شده توسط فرد تحت نظرات باشند را استخراج می‌نماییم. از جمله این ویژگی‌های هندسی عبارتند از شدت تغییرات پیکسل‌ها، تغییرات مساحت و محیط و تغییرات طول، عرض و قطر شبح. برای تشکیل بردار ویژگی نهایی همه این ویژگی‌ها با یکدیگر ترکیب شده و ترکیب ویژگی‌ها سبب می‌شود که خطای ویژگی‌ها توسط یکدیگر پوشانده شده و دقت به مراتب بالاتری برای تشخیص و بازنگاری اعمال به دست آید.

2. Threshold
3. Human Silhouette Extraction
4. Foreground
5. Background Subtraction
6. Geometrical Features



شکل ۳: نمونه‌ای از شبح‌های دودویی جاذشده با روش پیشنهادی برای اعمال ۵گانه انجام شده توسط یکی از افراد: (الف) حرکات صرعی (گراندمال)، (ب) حرکت ترکیبی دست و پا (دست راست و پای راست)، (ج) حرکت دست (دست راست)، (د) حرکت پا (پای راست) و (ه) حرکت چرخیدن (به سمت راست).

در این تحقیق از روش ایستا<sup>۱</sup> به منظور شناسایی و استخراج قاب‌های کلیدی استفاده شده است. در این روش برای انتخاب قاب‌های کلیدی از هر  $K$  قاب ویدئویی متوالی، یک قاب به عنوان قاب کلیدی انتخاب و

1. Static Method

کوواریانس به عنوان ضرایب وزن دهن.

به منظور دسته‌بندی حرکات مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان، از بردارهای ویژگی نماینده کاوش‌یافته برای هر ویدئو که از گام‌های قبل حاصل شد استفاده نموده‌ایم. این بردارها ورودی ماشین بردار پشتیبان چندکلاسه<sup>۹</sup> (MSVM) را که به عنوان دسته‌بند از آن استفاده شده است تشکیل می‌دهند. ماشین بردار پشتیبان چندکلاسه در انتخاب‌های متوازن و متفاوت تعدادی از بردارها را به عنوان مجموعه آموزشی و باقیمانده بردارها را به عنوان مجموعه آزمایشی انتخاب نموده و با استفاده از آنها عمل یادگیری را انجام می‌دهد.

ماشین‌های بردار پشتیبان [۱۶] به دلیل پشتیبانی از داده‌های با ابعاد بالا و تأمین ویژگی‌های عمومی‌سازی مناسب، ابزار قدرتمندی در یادگیری الگو می‌باشد. علاوه بر آن ماشین‌های بردار پشتیبان استفاده‌های فراوانی در کاربردهای نظری بازشناسی الگو و داده‌کاوی دارند که از جمله آنها می‌توان به رسته‌بندی متون [۱۷] و [۱۸]، بازشناسی رخداد [۱۹]، تشخیص اشیای سه‌بعدی [۲۰]، دسته‌بندی تصاویر [۲۱]، بایوانفورماتیک [۲۲] و سایر کاربردها اشاره نمود. ماشین‌های بردار پشتیبان در ابتدا برای مسایل دسته‌بندی دوکلاسه (دودوبی<sup>۱۰</sup>) مطرح شدند.

در مورد ماشین بردار پشتیبان دودوبی، با فرض  $X = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^n$  یک نمونه  $x_i \in R^m$  بعدی در فضای ورودی<sup>۱۱</sup> و  $\{y_i\}_{i=1}^n$  برچسب کلاس نمونه  $x_i$  باشد، وظیفه این دسته‌بند<sup>۱۲</sup> یافتن ابرصفحه جداسازی<sup>۱۳</sup> می‌باشد که حداقل خطای دسته‌بندی را داشته باشد. ابرصفحه جداساز خطی به فرم زیر است

$$f(x) = w^T x + b \quad (1)$$

که در آن  $w$  و  $b$  به ترتیب عبارتند از بردارهای وزن و بیاس. ابرصفحه بهینه<sup>۱۴</sup> از حل مسئله بهینه‌سازی مربوط به (۱) به دست می‌آید که در آن  $\sum_i y_i$  متغیر اسلک<sup>۱۵</sup> برای محاسبه یک حاشیه نرم<sup>۱۶</sup> است. این در حالیست که متغیر  $C$  تأثیرات متغیرهای اسلک را کنترل می‌نماید و حاشیه جداسازی با کاوش مقدار  $C$  افزایش می‌یابد.

در یک ماشین بردار پشتیبان، ابرصفحه بهینه از حداکثرنموندن قابلیت عمومی‌سازی آن ماشین بردار پشتیبان حاصل می‌شود. با این وجود چنانچه داده‌های آموزشی به صورت خطی قابل جداسازی نباشند، دسته‌بند به دست آمده قابلیت عمومی‌سازی چندان بالای نخواهد داشت، با این وجود ابرصفحه‌ها به گونه‌ای بهینه محاسبه شده‌اند. به منظور بهبود جاذبیت خطی، فضای ورودی اصلی به یک فضای ضرب نقطه‌ای با ابعاد بالا که به آن فضای ویژگی گفته می‌شود، نگاشته می‌شود. با استفاده ازتابع برداری غیر خطی  $\varphi(x)^T, \varphi_1(x), \dots, \varphi_n(x)$  که بردار ورودی  $x$  را به فضای ویژگی / بعدی نگاشت می‌کند، ابرصفحه جداساز بهینه در فضای ویژگی به صورت زیر محاسبه می‌شود

شدت تغییرات پیکسل‌ها<sup>۱۷</sup> عبارت است از تعداد تغییرات ارزش بیت‌های موجود در مکان‌های متناظر در قاب‌های متواالی. یعنی اگر پیکسلی در مکان  $(x, y)$  در قاب  $t$  ام دارای ارزش بیتی "صفر" و در همان مکان در قاب  $t+1$  ام دارای ارزش بیتی "یک" باشد، آن گاه یک واحد به مقدار شدت تغییرات پیکسل‌ها افزوده خواهد شد. لذا در روش پیشنهادی برای محاسبه مقدار این ویژگی تعداد تفاوت‌های ارزش پیکسل‌های موجود در مکان‌های متناظر از دنباله قاب‌های کلیدی متواالی<sup>۱۸</sup> در کل یک ویدئو رفتاری برای هر شیخ محاسبه می‌شود.

برای محاسبه ویژگی تغییرات مساحت و محیط، مقدار مربوط به این تغییرات را در گام‌هایی جداگانه ولی همزمان در دنباله قاب‌های متواالی و سپس در زوج قاب‌های متواالی محاسبه می‌نماییم، در ضمن حاصل جمع و میانگین مقادیر به دست آمده از این تغییرات را نیز به عنوان مقادیری مجزا به بردار ویژگی نهایی اضافه می‌کنیم. در روش پیشنهادی مساحت یک شیخ معادل حجم پیکسل‌های با ارزش بیتی صفر است که در سطح آن وجود دارند و محیط آن نیز عبارت از تعداد پیکسل‌های واقع روی مرز شیخ می‌باشد.

ویژگی هندسی تغییرات طول، عرض و قطر شیخ از محاسبه اختلاف طول، عرض و قطر یک شیخ دودوبی در توالی قاب‌های کلیدی به دست می‌آید. منظور از طول یک شیخ، طول فاصله بین سمت چپ‌ترین پیکسل با ارزش بیتی صفر روی مرز شیخ<sup>۱۹</sup> تا سمت راست‌ترین پیکسل صفر در درازا<sup>۲۰</sup> می‌باشد. لذا منظور از عرض یک شیخ طول فاصله بین پایین‌ترین پیکسل صفر روی مرز شیخ تا بالاترین پیکسل صفر در پهنه<sup>۲۱</sup> است. برای محاسبه قطر یک شیخ، فاصله مستقیم بین دو پیکسل صفری که در سطح شیخ بیشترین فاصله را از یکدیگر دارند، محاسبه می‌نماییم.

بعد از استخراج ویژگی‌های هندسی فوق، از ترکیب آنها برای تشکیل بردار ویژگی نماینده هر ویدئو رفتاری استفاده می‌شود که این بردارهای ورودی سیستم دسته‌بندی<sup>۲۲</sup> را تشکیل می‌دهند. به منظور کاوش پیچیدگی محاسباتی و افزایش سرعت تشخیص، قبل از گام دسته‌بندی، عمل کاوش ابعاد<sup>۲۳</sup> بردار ویژگی استخراج شده را انجام می‌دهیم. در این تحقیق از تکنیک کاوش ابعاد تحلیل مؤلفه اصلی<sup>۲۴</sup> PCA استفاده نمودیم. نمودیم. تکنیک تحلیل مؤلفه اصلی یک روش آماری برای کاوش ابعاد داده‌ها می‌باشد [۱۵] که مجموعه‌ای از متغیرهای نامرتبط با هم را که هر یک ترکیبی خطی از متغیرهای اولیه باشند انتخاب می‌نماییم. این الگوریتم از دو پارامتر ورودی بردار ویژگی اولیه و اندازه ابعاد تشکیل شده است. بهترین مقدار پارامتر اندازه ابعاد که با آزمون و خطا برای مجموعه داده‌ای مورد استفاده به دست آمد، مقدار ۴۵ می‌باشد. گام‌های تشکیل دهنده الگوریتم تحلیل مؤلفه اصلی عبارتند از:

(۱) محاسبه بردار میانگین داده‌ها.

(۲) محاسبه ماتریس کوواریانس داده‌ها.

(۳) محاسبه ماتریس‌های بردار ویژه و مقدار ویژه از ماتریس کوواریانس.

(۴) تشکیل مؤلفه‌ها با استفاده از بردارهای ویژه مربوط به ماتریس

9. Multi - Class Support Vector Machine

10. Binary

11. Training Sample

12. Input Space

13. Classifier

14. Separating Hyperplane

15. Optimal Hyperplane

16. Slack

17. Soft Margin

1. Pixel Differences Intensity

2. Consecutive Key - Frames

3. Silhouette Boundary

4. Length

5. Width

6. Classification System

7. Dimension Reduction

8. Principal Component Analysis

جدول ۱: نرخ تشخیص و بازشناسی حاصل از اعمال دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان چندکلاسه "یکی در مقابل یکی" روی بردارهای ویژگی به دست آمده از سیستم هوشمند پیشنهادی.

عمل	نرخ تشخیص به درصد	تعداد تشخیص درست	تعداد تشخیص نادرست	تعداد حركات یا اعمال
حرکات صرعی	۵۱	۵۰	۱	۹۸
حرکت دست و پا	۲۸	۲۶	۲	۹۲/۳۳
حرکت دست	۲۰	۱۵	۵	۷۵
حرکت پا	۲۳	۱۹	۴	۸۱/۶۶
چرخیدن به چپ و یا راست	۲۱	۱۹	۲	۹۰

جدول ۲: ماتریس آشفتگی حاصل از اعمال دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان چندکلاسه "یکی در مقابل یکی" روی بردارهای ویژگی به دست آمده از رویکرد پیشنهادی.

دسته‌بندی شده به عنوان						
اعمال ۵ گانه	حرکات صرعی	حرکت دست و پا	حرکت دست	حرکت پا	حرکت دست	چرخیدن به چپ و یا راست
حرکات صرعی	۵۰	.	.	.	.	۱
حرکت دست و پا	.	۲۶	۱	۰	.	۱
حرکت دست	.	۴	۱۵	۱	.	.
حرکت پا	.	۳	۱	۱۹	.	.
چرخیدن به چپ و یا راست	.	.	.	۲	.	۱۹

تصمیم‌گیری برای همه ترکیبات ممکن از زوج کلاس‌های رفتاری خواهیم داشت.

کلاس‌بندی ویدئوها و تخصیص برچسب رفتاری متناسب با هر ویدئوی موجود در مجموعه داده‌ای، گام آخر از فرایند تشخیص صرع گراندمال و بازشناسی اعمال عادی مد نظر می‌باشد که از طریق آموزش و آزمایش دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان چندکلاسه "یکی در مقابل یکی" صورت می‌گیرد. لذا بعد از آموزش دسته‌بند، سیستم هوشمند پیشنهادی قادر به برچسب‌گذاری خودکار هر ویدئوی ناشناخته در حال ضبط از بیمار تحت نظارت می‌باشد.

در پیاده‌سازی نهایی سیستم هوشمند پیشنهادی به میانگین دقت ۹۰/۲۱ درصد برای تشخیص صرع گراندمال و بازشناسی اعمال عادی مد نظر دست یافته‌یم که در بخش نتایج تشریح می‌گردد.

#### ۴- نتایج

به منظور آموزش و آزمایش دسته‌بند و پیاده‌سازی روش پیشنهادی از تعداد ۱۴۳ ویدئوی رفتاری با میانگین زمانی ۱۰ ثانیه برای اعمال ۵ گانه استفاده شده که میانگین دقت تشخیص و بازشناسی حاصل از اعمال مورد نظر فراهم نمود. جدول ۱ نرخ تشخیص و بازشناسی حاصل از اعمال دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان چندکلاسه "یکی در مقابل یکی" روی ویژگی‌های به دست آمده از این رویکرد را نشان می‌دهد.

به منظور درک بهتر نتایج ارزیابی در جدول ۲ ماتریس آشفتگی حاصل از اعمال دسته‌بند ماشین بردار پشتیبان چندکلاسه "یکی در مقابل یکی" روی بردارهای ویژگی به دست آمده از سیستم پیشنهادی آمده است.

#### ۵- بحث

##### ۱-۵ مجموعه داده‌ای

به دلیل نبود داده‌های ویدئوی استاندارد از اعمال مد نظر، تهیه این مجموعه داده‌ای از مهم‌ترین چالش‌های این پژوهش به حساب می‌آمد. برای رفع این مشکل همان طور که در بخش‌های قبل نیز به آن اشاره شد، از تعدادی فرد داوطلب و سالم برای انجام حرکات عادی و شبیه‌سازی حرکات صرعی نوع گراندمال استفاده شد. هدف از این کار استاندارد بودن مجموعه داده‌ای تهیه شده با توجه به فرضیات مسئله به منظور مقایسه با

$$f(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (2)$$

تابع تصمیم‌گیری برای یک نمونه آزمایشی نیز به صورت زیر است

$$D(x) = \text{sign}(w^T \varphi(x) + b) \quad (3)$$

ابرصفحه جداساز بهینه با حل مسئله بهینه‌سازی درجه دوم زیر قابل محاسبه است

$$\begin{aligned} & \text{minimize}_{w} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \\ & \text{subject to } y_i(w^T \varphi(x_i) + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0, \quad i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (4)$$

ماشین‌های بردار پشتیبان ذاتاً دسته‌بندهایی دودویی می‌باشند، اما از آنچایی که حرکات اعضای بدن بیمار تحت نظارت از انواع مختلفی بوده و در بیش از دو کلاس رفتاری قرار می‌گیرند، لذا نیاز به بسط این دسته‌بندها به منظور پشتیبانی از دسته‌بندی‌های چندکلاسی می‌باشد [۲۳] و [۲۴]. محبوب‌ترین انواع ماشین‌های بردار پشتیبان چندکلاسه روش‌های "یکی در مقابل همه" (OAA) و "یکی در مقابل یکی" (OAO) است.

نتایج تجربی حاکی از آن است که تکنیک "یکی در مقابل یکی" به دلیل برخورداری از سرعت بیشتر در فرایند آموزش آفلاین و نیز کارایی بهتر برای مسایل با تعداد کلاس‌های بیشتر، برای کاربردهای عملی مناسب‌تر می‌باشد. در این مقاله از روش ماشین بردار پشتیبان "یکی در مقابل یکی" به منظور کلاس‌بندی ویدئوهای رفتاری استفاده شده است. با فرض این که  $n$  کلاس رفتاری متمایز داشته باشیم، در این روش  $\frac{n(n-1)}{2}$  تابع تصمیم‌گیری برای همه ترکیبات ممکن از زوج کلاس‌های رفتاری ایجاد می‌شود. با توجه به این که در این تحقیق ۵ کلاس رفتاری متمایز مربوط به ۵ حرکت دست، حرکت پا، حرکت دست و پا، حرکات چرخیدن به سمت چپ و یا راست) با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان چندکلاسه "یکی در مقابل یکی"، ۱۰ تابع را تحت نظارت داریم (حرکات صرعی، حرکت دست، حرکت پا، حرکت دست و پا، حرکات چرخیدن به سمت چپ و یا راست) با استفاده از

1. One-against-All

2. One-against-One

- patients by means of accelerometers," in *Proc. Annual Int. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 6608-6611, 3-6 Sep. 2009.
- [3] T. M. E. Nijzen, P. J. M. Cluitmans, J. B. A. M. Arends, and P. A. M. Griep, "Detection of subtle nocturnal motor activity from 3-D accelerometry recordings in epilepsy patients," *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, vol. 54, no. 11, pp. 2073-2081, Nov. 2007.
- [4] P. Jallon, S. Bonnet, M. Antonakios, and R. Guillemaud, "Detection system of motor epileptic seizures through motion analysis with 3D accelerometers," in *Proc. Annual Int. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 2466-2469, 3-6 Sep. 2009.
- [5] I. Conradien *et al.*, "Multi-modal intelligent seizure acquisition (MISA) system - a new approach towards seizure detection based on full body motion measures," in *Proc. Annual Int. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 2591-2595, 3-6 Sep. 2009.
- [6] R. Yadav, *Automatic Detection and Classification of Neural Signals in Epilepsy*, Concordia University, 2012.
- [7] A. Shoaib *et al.*, "Patient - specific seizure onset detection," *Epilepsy & Behavior*, vol. 5, no. 4, pp. 483-498, Aug. 2004.
- [8] K. Cuppens, L. Lagae, B. Ceulemans, S. Van Huffel, and B. Vanrumste, "Automatic video detection of body movement during sleep based on optical flow in pediatric patients with epilepsy," *Medical and Biological Engineering and Computing*, vol. 48, no. 9, pp. 923-931, Sep. 2010.
- [9] K. Cuppens, B. Vanrumste, B. Ceulemans, L. Lagae, and S. Van Huffel, "Detection of epileptic seizures using video data," in *Proc. Sixth Int. Conf. on Intelligent Environments, IE 2010*, pp. 372-373, 19-21 Jul. 2010.
- [10] Q. Liu, R. Sclabassi, and M. Sun, "A new change detection method and its application to epilepsy monitoring video," in *Proc. of the IEEE 30th Annual Northeast Bioengineering Conf.*, pp. 59-60, 17-18 Apr. 2004.
- [11] Q. Liu, R. Sclabassi, and M. Sun, "Change detection in epilepsy monitoring video based on Markov random field theory," in *Proc. of 2004 Int. Symp. on Intelligent Signal Processing and Communication Systems, ISPACS'04*, pp. 63-66, 18-19 Nov. 2004.
- [12] N. B. Karayannidis *et al.*, "Automated detection of videotaped neonatal seizures based on motion segmentation method," *Clinical Neurophysiology*, vol. 117, no. 7, pp. 1585-1594, Jul. 2006.
- [13] H. Lu, H. L. Eng, B. Mandal, D. W. S. Chan, and Y. L. Ng, "Markerless video analysis for movement quantification in pediatric epilepsy monitoring," in *Proc. Annual Int. Conf. of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pp. 8275-8278, 2011.
- [14] R. Hammoud, *Interactive Video: Algorithms and Technologies*, Springer-Verlag New York, Inc, 2006.
- [15] D. G. Stork, R. O. Duda, and P. E. Hart, *Pattern Classification*, 2nd. ed., New York: John Wiley & Sons, 2001.
- [16] V. Vapnik, *The Nature of Statistical Learning Theory*, Springer, 1999.
- [17] T. Y. Wang and H. M. Chiang, "Fuzzy support vector machine for multi-class text categorization," *Information Processing & Management*, vol. 43, no. 4, pp. 914-929, Jul. 2007.
- [18] T. Joachims, "Text categorization with support vector machines: learning with many relevant features," *Machine Learning: ECM-98*, vol. 1398, pp. 137-142, 1998.
- [19] J. Salomon, *Support Vector Machines for Phoneme Classification*, Master's Thesis, University of Edinburgh, 2001.
- [20] M. Pontil and A. Verri, "Support vector machines for 3D object recognition," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 6, pp. 637-646, Jun. 1998.
- [21] K. Takeuchi and N. Collier, *Bio-Medical Entity Extraction Using Support Vector Machines*, Association for Computational Linguistics, 2003.
- [22] G. M. Foody and A. Mathur, "A relative evaluation of multiclass image classification by support vector machines," *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 42, no. 6, pp. 1335-1343, Jun. 2004.
- [23] F. Melgani and L. Bruzzone, "Classification of hyperspectral remote sensing images with support vector machine," *IEEE Trans. on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 42, no. 8, pp. 1778-1790, Aug. 2004.
- [24] C. W. Hsu and C. J. Lin, "A comparison of methods for multiclass support vector machines," *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 13, no. 2, pp. 415-425, Mar. 2002.

پژوهش‌های مشابه و قابلیت استفاده آن برای پژوهش‌های آتی بوده است.

## ۲-۵ مزایای سیستم هوشمند پیشنهادی

تاکنون مقالات ارائه شده با موضوعات مشابه تنها به تشخیص حرکات صریع پرداخته‌اند. بازشناسی حرکات عادی بیمار تحت نظرات ویدئویی ایده پیشنهادی این پژوهش بوده و همان طور که از بخش نتایج نیز قبل مشاهده است، رویکرد پیشنهادی نتایج قبلی را هم برای تشخیص صرع گراندمال و هم برای بازشناسی حرکات عادی مد نظر به همراه داشته است. از جمله مزایای روش پیشنهادی می‌توان به موارد زیر اشاره نمود:

(۱) به دلیل نیاز به یک دوربین فیلمبرداری ساده و یک سیستم کامپیوتری معمولی، سیستم هوشمند پیشنهادی برای اقشار با سطوح

درآمدی مختلف از نظر اقتصادی بسیار مقرون به صرفه است.

(۲) برخلاف سایر سیستم‌ها این سیستم به همراه قابلیت تشخیص صرع گراندمال توانایی بازشناسی حرکات عادی فرد تحت نظرات را نیز دارد.

(۳) این سیستم به دلیل بار محاسباتی پایین و سرعت پردازشی بالا قابلیت تشخیص و بازشناسی برخط دارد.

(۴) دقت بالا در تشخیص صرع گراندمال و بازشناسی اعمال عادی مد نظر از دیگر نقاط قوت سیستم پیشنهادی است.

(۵) روش پیشنهادی روشی غیر لمبی است لذا هیچ گونه ارتباطی با بدن فرد برقرار نمی‌کند و مشکلات حرکتی سایر روش‌ها را ندارد. در مورد محدودیت روش هوشمند پیشنهادی نیز گفتنی است که با توجه به تنوع در بیماری صرع، سیستم ارائه شده در این پژوهش تنها قابلیت تشخیص صرع نوع گراندمال را دارد.

نویسندها این مقاله در حال تلاش برای یافتن و استخراج ویژگی‌های مناسب دیگر به منظور بالاتر بردن دقت کلی سیستم پیشنهادی می‌باشند که نتایج آن در آینده ارائه خواهد گردید.

## ۶- نتیجه‌گیری و پیشنهادهای آینده

در این پژوهش تشخیص خودکار و هوشمندانه صرع گراندمال و بازشناسی اعمال عادی با رویکرد بینایی ماشین و با استفاده از ماشین بردار پشتیبان چندکالسه صورت گرفته که می‌توان از این روش برای تشخیص خودکار رویدادهای دیگری نظیر افتادن، نشستن، غلتیدن، پریدن و امثال آنها استفاده نمود. نتایج حاصل از پیاده‌سازی، تأیید‌کننده دقت بالای تشخیص و کارایی مناسب سیستم هوشمند پیشنهادی است. از جمله کارهایی که در آینده در زمینه تشخیص خودکار صرع گراندمال قابل انجام دادن است می‌توان به مواردی از جمله افزودن تعداد و نوع اعمال به مجموعه داده‌ای، نظارت بیش از یک فرد با یک دوربین، استفاده از سایر تکنیک‌ها به منظور انتخاب و استخراج قاب‌های کلیدی و استفاده از دسته‌بندهایی نظیر ماشین بردار پشتیبان دوقلو، مدل مخفی مارکوف، مدل مخفی مارکوف فازی و یا سایر دسته‌بندها اشاره نمود.

## مراجع

- [1] G. C. A. Epilepsy, "Atlas: epilepsy care in the world 2005," *Programme for Neurological Diseases and Neuroscience, Department of Mental health and Substance Abuse, World Health Organization*.
- [2] K. Cuppens, L. Lagae, B. Ceulemans, S. Van Huffel, and B. Vanrumste, "Detection of nocturnal frontal lobe seizures in pediatric

نصرالله مقدم چرکری در سال ۱۳۶۷ کارشناسی مهندسی کامپیوتر خود را از دانشگاه شهید بهشتی و مدارک کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر و نیز دکتری مهندسی کامپیوتر خود را از دانشگاه یاماناشی در ژاپن بهترتیب در سال های ۱۳۷۱ و ۱۳۷۴ دریافت نمود. دکتر مقدم از سال ۱۳۷۴ در دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه تربیت مدرس در تهران مشغول به فعالیت گردید و اینک نیز عضو هیأت علمی این دانشگاه می باشد. زمینه های علمی مورد علاقه نامبرده شبکه های پیچیده، پردازش و بازیابی تصویر و بیوانفورماتیک می باشد.

امین حکیمی داد تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی و کارشناسی ارشد علوم کامپیوتر بهترتیب در سال های ۱۳۸۸ و ۱۳۹۱ از دانشگاه های مازندران و تربیت مدرس تهران به پایان رسانده است و هم اکنون استاد مدعو دانشکده های مهندسی کامپیوتر و علوم ریاضی دانشگاه مازندران می باشد. زمینه های تحقیقاتی مورد علاقه نامبرده عبارتند از: پردازش و بازیابی تصویر، یادگیری ماشین، سیستم های نظارتی هوشمند، شبکه های کامپیوتری و الگوریتم ها.