مقاله پژوهشی

مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی
مرکز تحقیقات انفورماتیک پزشکی
دوره چهارم شماره دوم. ص ۱۴۸-۱۳۷، ۱۳۹۶

طبقه‌بندی سیگنال‌های مغزی تصور حرکت دست چپ و راست در سامانه‌های واسط مغز و رایانه با استفاده از انتخاب ویژگی به کمک الگوریتم‌های فرا ابتکاری

منصوره نکوئی[۱]، حسین نظام‌آبادی‌پور[۲]، عصمت راشدی[۳]*

• دریافت مقاله: ۹۶/۲/۳۱ • پذیرش مقاله: ۹۶/۶/۱۹

مقدمه: بازشناسی فعالیت‌های مختلف حسی- حرکتی در سامانه‌های واسط مغز و رایانه با مباحث بازشناسی الگو در ارتباط است. یکی از مسائل مهم در طراحی یک سامانه مؤثر واسط مغز و رایانه، چگونگی کاهش تعداد ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های مغزی است. استفاده از الگوریتم‌های انتخاب ویژگی یکی از مهم‌ترین مراحل در زمینه بازشناسی الگو می‌باشد. کاهش تعداد ویژگی‌ها می‌تواند در بهبود دقت و کارایی طبقه‌بندها و در نتیجه کاهش هزینه‌ها مؤثر واقع شود.

روش: در این مقاله انتخاب ویژگی با استفاده از دو الگوریتم جستجوی گرانشی باینری بهبود یافته و بهینه‌ساز جمعیت مورچگان باینری پیشرفته بر روی مجموعه داده‌های مربوط به سیگنال‌های مغزی ۹ فرد سالم جهت تفکیک تصور حرکت دست چپ و راست، صورت گرفت. ویژگی‌ها در ۶ زیر باند مختلف استخراج شده‌اند. دو طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان و k نزدیک‌ترین همسایه با استفاده از ویژگی‌های انتخاب شده بر روی نمونه‌ها اعمال شد. داده‌ها در محیط متلب و توسط جعبه ابزار EEGLAB پردازش شده است.

نتایج: نرخ طبقه‌بندی در سیستم پیشنهادی بالای ۸۰ درصد است. با استفاده از روش‌های انتخاب ویژگی، باندهای فرکانسی و ویژگی های مؤثر جهت طبقه‌بندی حرکت دست چپ و راست استخراج شده‌اند.

نتیجه‌گیری: نتایج نشان دهنده بهبود نتایج پس از اعمال الگوریتم جستجوی گرانشی باینری بهبود یافته و طبقه‌بند نزدیک‌ترین همسایه می‌باشد.

کلیدواژه‌ها: الگوریتم،گرانشی باینری بهبود یافته، ماشین بردار پشتیبان

•ارجاع: نکوئی منصوره، نظام‌آبادی‌پور حسین، راشدی عصمت . طبقه‌بندی سیگنال‌های مغزی تصور حرکت دست چپ و راست در سامانه‌های واسط مغز و رایانه با استفاده از انتخاب ویژگی به کمک الگوریتم‌های فراابتکاری. مجله انفورماتیک سلامت و زیست پزشکی ۱۳۹۶؛ ۴(۲): ۱۳۷-۱۴۸.

۱. کارشناس ارشد برق، بخش مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران.

۲. دکترای برق، استاد بخش مهندسی برق، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران.

۳. دکترای برق، استادیار گروه مخابرات، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران.

* **نویسنده مسئول:** کرمان، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته

• **شماره تماس:** ۰۳۴۳۳۷۷۶۶۱۱

• **Email:** e.rashedi@kgut.ac.ir

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

مقدمه

امروزه سیستم‌های کامپیوتری در زندگی روزمره بشر، جهت تسهیل امور نقش ویژه‌ای دارند. یکی از زمینه‌های جالبی که سیستم‌های کامپیوتری به آن ورود پیدا کرده‌اند، سیستم‌های واسط مغز و رایانه یا سیستم‌های واسط مغز و ماشین است. منظور از BCI (Brain Computer Interface) روش‌هایی است که برقراری ارتباط میان مغز انسان و محیط اطرافش را محقق می‌سازد. Alomari و همکاران در تعریف BCI چنین می‌گویند: BCI سیستمی است که با استفاده از فعالیت‌های نورون‌های مغز، ارتباط با دیگران یا کنترل دستگاه‌ها، اندام مصنوعی و یا ربات‌ها را بدون حرکات فیزیکی مستقیم ممکن می‌سازد [۱].

یک سیستم BCI شامل مراحل مختلفی از جمله جمع‌آوری و ثبت داده، پیش پردازش، استخراج و انتخاب ویژگی، طبقه بندی و در نهایت مرحله فرآیند کنترل دستگاه است [۲]. یکی از مهم‌ترین این مراحل استخراج و انتخاب ویژگی است. پس از استخراج ویژگی‌های مناسب، غالباً بزرگی ابعاد فضای ویژگی نقطه ضعفی است که منجر به عدم پیش‌بینی صحیح و بالا رفتن حجم محاسبات در طبقه‌بندی می‌شود؛ بنابراین نیاز به استفاده از روش‌های مناسب جهت انتخاب ویژگی و کاهش ابعاد فضای ویژگی‌ها در سیستم‌های BCI احساس می‌شود.

در مراجع [۳، ۴] از الگوریتم وراثتی و نسخه بهبود یافته آن جهت انتخاب ویژگی استفاده شده است. مجموعه ویژگی‌ها، متوسط توان در باندهای مختلف فرکانسی در نظر گرفته شده است. در مرجع [۵] از روش SFS و آنالیز اجزاء اصلی جهت کاهش ابعاد استفاده شده است.

همچنین روش‌هایی مانند تبدیل ویولت(wavelet packet) در مراجع [۶، ۷] و روش آنالیز مؤلفه مستقل در مراجع [۸-۱۰] جهت انتخاب ویژگی به کار برده شده است.

از جمله فعالیت‌های مغزی که تاکنون مورد بررسی و طبقه بندی قرار گرفته است می‌توان به تصور حرکت دست چپ و راست [۱، ۳، ۱۱]، حرکت انگشت اشاره دو دست [۱۲]، گوش دادن به انواع موسیقی [۱۳]، و انجام فعالیت‌های احساسی و عاطفی [۱۴، ۱۵] اشاره کرد.

در این مقاله انتخاب مؤثرین ترین ویژگی‌ها جهت تفکیک فعالیت‌های ذهنی تصور حرکت دست چپ و راست شناسایی شده‌اند. این امر می‌تواند جهت شناخت قسمت‌های مختلف مغز و باندهای فرکانسی مختلفی که در هنگام تصور حرکات فوق فعال می‌شوند مؤثر باشد. دو مورد از الگوریتم‌های فرا ابتکاری جهت انتخاب ویژگی از سیگنال‌های مغزی مورد استفاده قرار گرفته است. این دو الگوریتم عبارت‌اند از نسخه‌ای از الگوریتم جستجوی گرانشی باینری [۱۶] و بهینه‌ساز مورچگان باینری [۱۷]. این دو الگوریتم در جهت بررسی ارتقای سامانه‌های بازشناسی سیگنال‌های مغزی در زمان انجام دو حالت ذهنی تصور حرکت دست چپ و تصور حرکت دست راست مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

روش

از آنجا که روش پیشنهادی در این مقاله استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری جهت انتخاب ویژگی است، در ابتدا به معرفی این الگوریتم‌ها پرداخته شد. سپس پایگاه داده و روش پیشنهادی معرفی شده‌اند.

۱-۲- انتخاب ویژگی به کمک الگوریتم‌های فراابتکاری

الگوریتم‌های فرا ابتکاری الگوریتم‌هایی هستند که با الهام از فرآیندهای فیزیکی و بیولوژیکی و طبیعت به وجود آمده‌اند. یکی از کاربردهای مهم این الگوریتم‌ها، انتخاب ویژگی است. در حل مسئله انتخاب ویژگی با استفاده از این الگوریتم‌ها، هر جواب ممکن به صورت رشته‌ای از صفر و یک‌ها تعیین می‌شود که طول این رشته برابر با تعداد کل مجموعه ویژگی‌ها و در هر بیت، صفر به معنی عدم انتخاب و یک به معنی انتخاب ویژگی مربوطه است. پس از انتخاب، هر رشته به طبقه‌بند داده شده و نرخ صحیح طبقه‌بندی سنجیده می‌شود. هر مجموعه ویژگی که نرخ بالاتری ارائه دهد به عنوان بهترین مجموعه ویژگی انتخاب می‌شود [۱۸، ۱۹]. قائمی و همکاران در [۲۸]، در تشخیص حرکت دست چپ و راست از ویژگی‌های توان و انرژی در سیگنال و از الگوریتم جستجوی گرانشی جهت انتخاب کانال‌های مؤثر استفاده شده است.

۱-۱-۲-الگوریتم جستجوی گرانشی باینری

راشدی و همکاران الگوریتم جستجوی گرانشی باینری را مطرح کردند که روابط حاکم بر آن به صورت زیر می‌باشند [۲۰].

سیستم متشکل از جسم (عامل) است که موقعیت هر کدام از این جسم‌ها به صورت زیر در نظر گرفته می‌شود:

$$X_i = (x_i^1, \ldots, x_i^d, \ldots, x_i^D) \qquad ,i = 1,2,\ldots,m \quad (۱)$$

به هر جسم از سوی جسم دیگر نیرویی در زمان t و در جهت بعد d وارد می‌شود. نیروی وارده به جسم i از طرف جسم j به اندازه $F_{ij}^d(t)$ است و طبق رابطه ۲ محاسبه می‌شود.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

$$F_{ij}^{d}(t)=\frac{G(t)\times M_j(t)\times M_i(t)}{R_{ij}(t)+\varepsilon}(x_j{}^{d}(t)-x_i^{d}(t)) \qquad (۲)$$

در این رابطه M_i و M_j به ترتیب جرم گرانشی جسم‌های i و j، $G(t)$ ثابت گرانش در زمان t و R_{ij} فاصله بین دو جسم i و j هستند. ε یک عدد بسیار کوچک است. برای تعیین فاصله بین جسم‌ها طبق رابطه ۳ از فاصله همینگ استفاده شده است.

$$R_{ij}(t)=\sum_{d=1}^{n}\left|x_j^{d}(t)-x_i^{d}(t)\right| \qquad (۳)$$

بنابراین نیروی وارده بر جسم i از سوی سایر جسم‌ها از رابطه ۴ محاسبه می‌شود.

$$F_i^{d}(t)=\sum_{j\in kbest,\, j\neq i}^{m} r_j F_{ij}^{d}(t) \qquad (۴)$$

r_j عدد تصادفی تولید شده با تابع توزیع یکنواخت در فاصله [۰،۱] است. $kbest$، شامل مجموعه kجسم برتر جمعیت با شایستگی بیشتر است که تابعی از زمان بوده و در ابتدا با مقدار m شروع شده و با زمان به صورت خطی تا رسیدن به مقدار یک کاهش می‌یابد.

طبق قانون دوم نیوتن، شتاب هر جسم در جهت بعد d متناسب با نیروی وارد بر جسم در آن جهت، تقسیم بر جرم اینرسی آن است (رابطه ۵). در این رابطه، شتاب جسم i در جهت بعد d در زمان t با $a_i^{d}(t)$ و جرم اینرسی جسم i ام با M_i نشان داده شده است.

$$a_i^{d}(t)=\frac{F_i^{d}}{M_i} \qquad (۵)$$

در نتیجه سرعت هر جسم که برابر مجموع ضریبی از سرعت فعلی آن و شتابش است، پس از محاسبه شتاب طبق رابطه ۶ حاصل می‌شود و موقعیت جدید جسم i در بعد d طبق رابطه ۷ بروز می‌شود.

$$v_i^{d}(t+1)=r_j\times v_i^{d}(t)+a_i^{d}(t) \qquad (۶)$$

$$x_i^{d}(t+1)=x_i^{d}(t)+v_i^{d}(t+1) \qquad (۷)$$

r_i در این رابطه عدد تصادفی تولید شده با تابع توزیع یکنواخت در فاصله [۰، ۱] است.

در BGSA، ثابت گرانشی G با مقدار G_0 شروع و با یک تابع وابسته به زمان در طول تکرارها مطابق رابطه ۸ مقدار دهی می‌شود.

$$G(t)=G(G_0,t) \qquad (۸)$$

در این سیستم به جسم‌ها با شایستگی بیشتر، جرم بیشتری تعلق می‌گیرد. اگر $fit_i(t)$ بیانگر میزان شایستگی جسم i در زمان t باشد می‌توان برای تنظیم جسم‌ها از رابطه ۹ استفاده کرد.

$$M_i(t)=\frac{fit_i(t)-worst(t)}{\sum_{j=1}^{m} fit_j(t)-worst(t)} \qquad (۹)$$

در این رابطه $worst(t)$ میزان شایستگی ضعیف‌ترین جسم در بین تمامی جسم‌ها در زمان t است.

در ابتدای تشکیل سیستم، هر کدام از جسم‌ها به صورت تصادفی در یک نقطه از فضا قرار می‌گیرند که خود جوابی از مسئله است. در هر لحظه از زمان، جسم‌ها ارزیابی می‌شوند و سپس تغییر مکان هر جسم، طبق روابط (۲ تا ۷) به دست می‌آید.

هر بعد در مسائل باینری مقدار صفر و یا یک را به خود اختصاص می‌دهد. پس از محاسبه سرعت، مکان جسم‌ها با یک احتمال طبق رابطه ۱۰ که تابع انتقال نام دارد تغییر می‌کند و جسم‌ها با توجه به قانون بیان شده در رابطه ۱۱ حرکت می‌کنند.

$$S(v_i^{d}(t))=\left|\tanh(v_i^{d}(t))\right| \qquad (۱۰)$$

$$\text{if} \quad rand < S(v_i^{d}(t+1)) \qquad (۱۱)$$

$$\text{then} \quad x_i^{d}(t+1)=complement(x_i^{d}(t))$$

$$\text{Else} \quad x_i^{d}(t+1)=x_i^{d}(t)$$

$rand$ یک عدد تصادفی تولید شده با تابع توزیع یکنواخت در فاصله [۰، ۱] است.

در تحقیقات بعدی راشدی و همکاران نسخه دیگری از این الگوریتم تحت عنوان نسخه بهبود یافته الگوریتم جستجوی گرانشی باینری IBGSA (Improved Binary Gravitational Search Algorithm) ارائه کردند. این نسخه از الگوریتم با بهبود تابع انتقال و افزایش توانایی کاوش، به BGSA توانایی شکست موقعیت رکود و فرار از بهینه‌های محلی را می‌دهد [۱۶].

۱-۱-۲ الگوریتم بهینه‌ساز جمعیت مورچگان باینری

شبیه‌سازی رفتار مورچگان در هنگام جستجوی غذا در سال ۱۹۹۱ منجر به ارائه الگوریتمی با عنوان الگوریتم بهینه‌ساز مورچگان شد.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

مورچه‌ها حشراتی اجتماعی هستند که رفتارهای جالبی در زمان یافتن غذا از خود نشان می‌دهند. ابتدا مورچه‌ها به طور تصادفی به این سو و آن سو می‌روند تا غذا بیابند هر مورچه در هر مسیری که عبور می‌کند ماده‌ای به نام فرمون از خود برجای می‌گذارد که به ردپای فرمونی شهرت دارد. مورچه‌ها از این ردپا جهت برقراری ارتباط و تبادل اطلاعات استفاده می‌نمایند. در مسیرهای انتخابی توسط مورچگان، هرچه یک مسیر دارای ردپای فرمونی بیشتری باشد، احتمال انتخاب شدن آن بیشتر است؛ بنابراین پس از مدت کوتاهی، تمام جمعیت مورچه‌ها به کوتاه‌ترین مسیر ممکن برای پیدا کردن غذا دست یافته و همگرا می‌شوند. در این گراف، گره‌ها با n و یال‌ها با L نشان داده می‌شوند. هر یال دارای دو مشخصه رد پا T_{ij} و بینایی است η_{ij}. مورچگان قرار داده شده در گراف قادرند به یال‌های عبوری خود ردپا اضافه نمایند و مسیرهای با ردپای بیشتر را تشخیص دهند. توانایی دیگر این مورچگان توانایی به خاطر سپاری مسیر عبوری خود تا زمانی کوتاه است که برای مورچه k ام با M_k نشان داده می‌شود.

برای حل مسئله، ابتدا هر مورچه به صورت تصادفی روی یکی از گره‌ها قرار می‌گیرد. سپس برای پیدا کردن جواب بهینه، شروع به جستجوی گراف و حرکت بین گره‌ها می‌نماید. تعداد مورچه‌ها روی گره i در زمان t با $b_i(t)$ نشان داده می‌شوند. ACO(Ant Colony Optimization) بر اصل تکرار استوار است. با تکرار حرکات کوچک، سفر مورچه و با انجام سفر تمامی مورچگان یک سیکل و با تکرار چند سیکل، الگوریتم ACO انجام می‌شود. پس از ارزیابی سفر مورچه با استفاده از حافظه‌شان، در مرحله بروز رسانی ردپاها، رد پاهای جدیدی به مسیر تعلق می‌گیرد که سیکل بعد با ردپاهای جدید انجام می‌شود این سیکل‌ها تا پیش آمدن شرایط توقف تکرار می‌شوند.

در حل مسئله انتخاب ویژگی توسط این الگوریتم، ویژگی‌ها به جای گره‌های گراف قرار می‌گیرند. بر حرکت تصادفی مورچه‌ها بین گره‌ها قوانینی از نوع توابع احتمالی به نام قوانین احتمالی حرکت حاکم است. اگر مورچه k در زمان t در گره i باشد تابع P_{ij}^k احتمال بودن آن در گره j در زمان t+1 است.

(۱۲)

$$P_{ij}^k = \begin{cases} \dfrac{\mathrm{T}_{ij}^{\alpha} \times \eta_{ij}^{\beta}}{\sum_{k \subset admissible \quad nodes} \mathrm{T}_{ik}^{\alpha} \times \eta_{ik}^{\beta}} & if \quad j \subset admissible \quad nodes \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

α و β پارامترهای مسئله‌اند که وظیفه کنترل میزان اهمیت ردپا در مقابل بینایی مسئله را دارند. بروز رسانی رد پاها شامل دو مرحله تبخیر و اضافه کردن رد پا است، یعنی مقدار کوچکی از رد پای موجود دور ریخته می‌شود و ردپای جدید اضافه می‌شود که با رابطه ۱۳ صورت می‌گیرد. میزان ردپای اضافه شده به یال L_{ij} در رابطه ۱۴ محاسبه می‌شود.

$$\mathrm{T}_{ij}(new) = (1-\rho) \cdot \mathrm{T}_{ij}(old) + \Delta \mathrm{T}_{ij} \quad , \Delta \mathrm{T}_{ij} = \sum_{k=1}^{m} \Delta \mathrm{T}_{ij}^{k} \quad (۱۳)$$

$$\Delta \mathrm{T}_{ij} = \begin{cases} \dfrac{q}{F^K} & if \quad the \quad Kth \quad ant \quad traverse \quad L_{ij} \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (۱۴)$$

طبق این روابط، در ابتدای هر سیکل، ابتدا رد پای قبلی هر مسیر با ضریب ρ که ضریب تبخیر است دور ریخته می‌شود و سپس رد پای مورچه به آن اضافه می‌گردد. q جزء پارامترهای مسئله است و $\Delta \mathrm{T}_{ij}$ اضافه رد پای یال L_{ij} می‌باشد و مجموع ردپای تمام مورچه‌هایی است که در سیکل فوق از این یال عبور کرده‌اند [۱۷].

تاکنون نسخه‌های متفاوتی از این الگوریتم توسط محققین ارائه شده است. کاشف و همکاران [۲۱] نسخه دیگری از الگوریتم مورچگان ارائه دادند که با ترکیب نقاط قوت نسخه‌های باینری و گسسته سعی در بهبود کارایی این الگوریتم در کاربرد انتخاب ویژگی داشتند.

در این نسخه، رابطه احتمال با رابطه ۱۵ توصیف می‌شود.

(۱۵)

$$P_{ix,jy}^k(t) = \begin{cases} \dfrac{\tau_{ix,jy}^{\alpha} \eta_{ix,\mathrm{jy}}^{\beta}}{\sum_l \tau_{ix,l0}^{\alpha} \eta_{ix,l0}^{\beta} + \sum_l \tau_{ix,l1}^{\alpha} \eta_{ix,l1}^{\beta}} & j,l \in addmissible\ nodes \\ 0 & otherwise \end{cases}$$

در این رابطه $\tau_{i0,j0}$، $\tau_{i1,j0}$، $\tau_{i0,j1}$ و $\tau_{i1,j1}$ به ترتیب بیانگر ردپای فرمونی بین مسیرهای متصل کننده گره‌های i ام و j

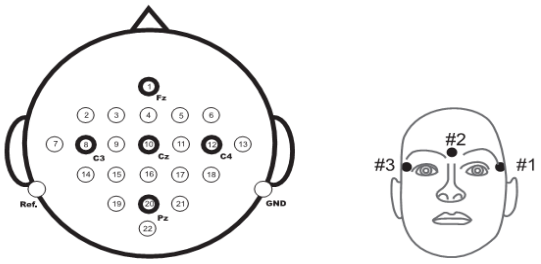
[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

ام روی یال‌های (۰ به ۰)، (۱ به ۰)، (۰ به ۱) و (۱ به ۱) است. در این روش، محدودیت نسخه باینری برطرف شده است و از آنجا که مورچه‌ها قادر به دیدن و بررسی همه ویژگی‌ها هستند و مجاز به انتخاب یا عدم انتخاب ویژگی‌ها می‌باشند، احتمال پیدا کردن زیر مجموعه بهینه بالاتر است [۲۱].

۲-۲- پایگاه داده

در این مقاله از سیگنال‌های مغزی ثبت شده توسط مرکز گراز که در چهارمین دوره از مسابقات BCI مورد استفاده قرار گرفته‌اند، استفاده شده است [۲۲]. این مجموعه داده حاوی نمونه‌های مربوط به تصور حرکت دست چپ و تصور حرکت دست راست نه شخص سالم با میانگین سنی ۲۳/۸ سال است. اشخاص در زمان ثبت سیگنال روی یک صندلی روبه‌روی صفحه مانیتور رایانه در شرایطی کاملاً راحت قرار می‌گیرند. در ابتدای هر آزمایش، در لحظه $t=0(s)$ یک علامت (+) در وسط صفحه سیاه مانیتور رایانه ظاهر می‌گردد و یک صدای هشدار صوتی نیز پخش می‌شود. در $t=2(s)$ یک علامت پیکان که به سمت چپ و راست (متناسب با یکی از دو گروه حرکت دست چپ و دست راست) در وسط صفحه ظاهر می‌گردد و به مدت ۱/۲۵ ثانیه بر روی مانیتور وجود دارد. از آن زمان به بعد، شخص بسته به جهت فلش، مشغول تصور حرکت یکی ازحرکات دست چپ یا دست راست، تا زمانی که فلش روی صفحه دیده می‌شود، یعنی تا زمان $t=6(s)$ می‌شد. از آن پس عمل نشان دادن فلش با فواصل زمانی کوتاه تکرار می‌شود و فرد مورد آزمایش هم تصور حرکت مربوطه را انجام می‌دهد. این داده‌ها مطابق استاندارد ۲۰-۱۰ از ۲۲ کانال، همراه با سه کانال EOG ثبت شده‌اند. در شکل ۱ محل قرار گیری الکترود مربوط به این ۲۲ کانال بر روی سر نشان داده شده است. عمل ثبت EEG توسط الکترودهایی از نوع Ag/AgCl با فاصله ۳/۵ سانتی‌متر و نسبت به مرجع پتانسیل گوش چپ انجام شد. هر سری از داده‌ها به مدت تقریبی ۴۵ دقیقه با نرخ نمونه‌برداری ۲۵۰ هرتز ثبت شده اند. سیگنال ثبت شده از یک فیلتر میان گذر با باند عبور بین ۰/۵ تا ۱۰۰ هرتز عبور داده شده است. علاوه بر این جهت حذف نویز برق شهر از یک Notch فیلتر ۵۰ هرتز استفاده شده است [۲۲].

در ACO یک جمعیت از مورچگان مصنوعی شامل m مورچه در نظر گرفته می‌شود که در محیطی به نام گراف زندگی می‌کنند. هر گراف دارای چندین گره و این گره‌ها متناسب با ارتباطی که اجزای مسئله یعنی گره‌ها دارند، به یکدیگر وصل شده و یال‌های گراف را تشکیل می‌دهند.



شکل ۱: نحوه قرار گیری الکترودها روی سر افراد مورد آزمایش [۲۲]

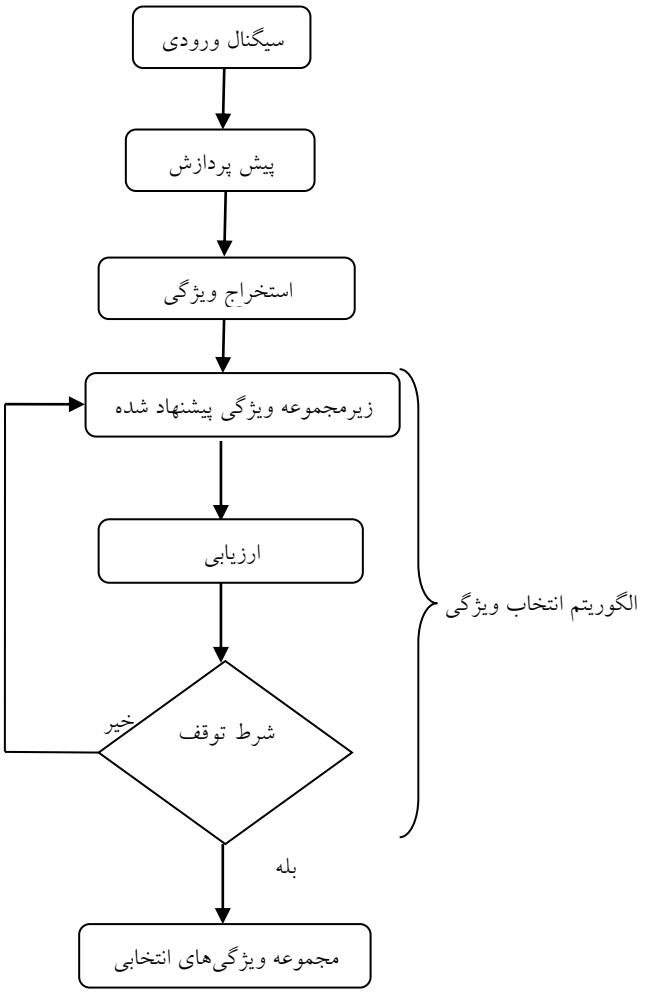
۲-۳- روش کار

مراحل اصلی انجام شده بر مجموعه داده‌ها در شکل ۲ آورده شده است و توضیح هر یک از این مراحل در ادامه به تفسیر شرح داده شده است.

۲-۳-۱ پیش پردازش‌های انجام شده

پردازش‌های لازم در این مقاله با استفاده از نرم‌افزار MATLAB صورت گرفته است. جهت انجام کارهای پردازشی اولیه بر روی سیگنال‌های مغزی و بارگذاری این سیگنال‌ها در نرم افزار MATLAB، از جعبه ابزار EEGLAB v 13.4.4b استفاده شده است [۲۳]. همچنین جعبه ابزار AAR جهت حذف و کاهش نویزهای حیاتی از سیگنال EEG به EEGLAB افزوده شد. مهمترین نویزهایی که AAR قادر به کاهش آن‌ها می‌باشد نویزهای ناشی از حرکات چشم (Electrooculogram) EOG و حرکات ماهیچه‌ها (Electrocardiogram) EMG هستند. از جمله روش‌هایی که AAR برای کاهش نویزهای حاصل از EOG استفاده می‌کند، روش‌های رگرسیون برپایه(Least Mean Squares) LMS، (Recursive Least Squares) RLS و دیگر الگوریتم‌های وفقی می‌باشند.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]



شکل ۲: بلوک دیاگرام روش کار

به طور کلی هسته اصلی این جعبه ابزار در جهت کاهش نویزهای حیاتی شامل سه مرحله است:

در مرحله اول، سیگنال EEG با استفاده از روش جداسازی منبع کور (BSS) به چندین مؤفه فاصله‌ای تجزیه می‌شود. در مرحله دوم، یک معیار مناسب برای آشکارسازی خودکار اجزای وابسته به آرتیفکت استفاده می‌شود. در نهایت، در مرحله سوم سیگنال EEG با استفاده از اجزاء بدون آرتیفکت مجدداً بازسازی می‌گردد [۲۴].

۲-۳-۲- استخراج ویژگی

در مرحله استخراج ویژگی، لگاریتم توان باندهای فرکانسی سیگنال‌های مغزی به عنوان ویژگی از سیگنال‌های ذکر شده، استخراج شدند. با توجه به فعالیت ذهنی انتخابی در این مقاله که تصور حرکت دست چپ و راست است، دو باند فرکانسی α و β انتخاب شدند. در انجام این آزمایشات به دلیل تصور حرکت، آرامش و سکون افراد در حین آزمایش باند فرکانسی α و به دلیل هوشیاری و قصد حرکت باند فرکانسی β غلبه خواهند داشت [۲۵]. با استفاده از فیلترهای میان گذر جعبه ابزار EEGLAB شش باند فرکانسی α (۸– ۱۰ Hz)، $\alpha 1$ (۱۰– ۱۲ Hz)، $\beta 1$ (۱۲– ۱۵ Hz)، $\beta 2$ (۱۵– ۱۸ Hz)، $\beta 3$ (۱۸–۳۰ Hz) و همچنین توان کل سیگنال در بازه فرکانسی (۸– ۳۰Hz)، به عنوان مجموعه‌ای از ویژگی‌ها در این مقاله مورد بررسی قرار گرفته اند.

در ادامه، داده‌ها در بازه ۰/۱–۰/۹ با استفاده از رابطه ۱۶ نرمال سازی شدند [۱].

(۱۶)

$$y=(y_{\max}-y_{\min})\times(x-x_{\min})/(x_{\max}-x_{\min})+y_{\min}$$

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

در این رابطه، x سیگنال ورودی (هر یک از سطرهای ماتریس ذکر شده) و y_{max} برابر ۰/۹ و y_{min} برابر ۰/۱ می‌باشد.

۳-۳-۲- انتخاب ویژگی

با توجه به شکل ۲ در بخش مربوط به الگوریتم انتخاب ویژگی، ابتدا از مجموعه ویژگی‌های استخراجی، زیر مجموعه‌هایی انتخاب می‌شوند. این زیر مجموعه ویژگی‌ها برای ارزیابی میزان شایستگی وارد تابع ارزیابی می‌شوند. تابع ارزیابی می‌تواند میزان شایستگی ویژگی‌های انتخاب شده را بر اساس معیارهای مختلف مانند: معیارهای ریاضی و آماری، میزان عملکرد طبقه‌بند، کاهش بعد داده و غیره ارزیابی نماید. در نهایت یک مقدار به عنوان میزان کارایی زیر مجموعه ویژگی مورد نظر باز می‌گرداند. سپس شرط خاتمه برای ادامه یا متوقف نمودن فرآیند بررسی می‌شود. شرط خاتمه باید به طور مناسب در نظر گرفته شود تا فرآیند انتخاب ویژگی در فضای جستجو برای یافتن جواب سرگردان نماند. این شرط می‌تواند برپایه تابع تولید کننده تعریف شود، مانند:

الف) هر زمان که تعداد معینی ویژگی انتخاب شدند.

ب) هر زمان که به تعداد مشخصی از تکرارها رسیدیم.

یا اینکه بر اساس تابع ارزیابی انتخاب شود، مانند:

الف) وقتی که اضافه یا حذف کردن ویژگی، زیر مجموعه بهتری را تولید نکند.

ب) وقتی که به یک زیرمجموعه بهینه براساس تابع ارزیابی برسیم.

در الگوریتم‌های انتخاب ویژگی در این مقاله، معیار ارزیابی میزان عملکرد طبقه‌بندی می‌باشد.

۴-۳-۲- طبقه‌بندی

جهت تفکیک حرکات دست چپ و راست از دو طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine) SVM و طبقه‌بند نزدیک‌ترین همسایه (K- nearest neighbor) (K-NN) استفاده شده است.

SVM یکی از روش‌های یادگیری با نظارت است که از آن برای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. مبنای کاری طبقه بند SVM، دسته‌بندی خطی داده‌ها است و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌شود خطی انتخاب شود که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد [۲۶].

K-NN یکی از ساده‌ترین و متداول‌ترین طبقه‌بندها بر پایه یادگیری نمونه است. برای آموزش این طبقه‌بند کافی است نمونه‌های آموزش با برچسب‌هایشان ذخیره شوند. برای نمونه‌های مرحله آزمون، ابتدا فاصله نمونه آزمون از نمونه‌های آموزش محاسبه می‌شود سپس k تا از نزدیک‌ترین نمونه‌های آموزش نگه داشته می‌شوند. این طبقه‌بند، نمونه آزمون را متعلق به دسته‌ای می‌داند که بیشترین آراء را در بین K همسایه نزدیک‌تر آن داشته باشد. در این طبقه‌بند تعداد همسایه‌ها، مقدار k و تابع محاسبه فاصله بین دو نقطه اهمیت دارد [۲۷]. در این مقاله از فاصله اقلیدسی و $K=1$ استفاده شده است.

جهت افراز مجموعه داده‌ها، از روش fcv -5 استفاده شده است. در این روش، هر مجموعه داده به پنج زیر مجموعه مجزا و با اندازه یکسان تقسیم می‌شود. هر یک از این زیر مجموعه‌های ایجاد شده، یک بار به عنوان مجموعه آزمون و بقیه به عنوان مجموعه داده آموزش، مورد استفاده قرار می‌گیرند. این عمل پنج بار تکرار می‌شود و در هر مرتبه یکی از پنج زیر مجموعه ساخته شده در ابتدا، به عنوان مجموعه داده آزمون قرار می‌گیرد. در نهایت، نتایج با متوسط گیری روی نتایج حاصل از این پنج آزمون تخمین زده می‌شوند.

برای مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها، از معیار نرخ صحیح طبقه بندی استفاده شده است. نرخ صحیح طبقه‌بندی، برابر است با نسبت تعداد نمونه‌های آزمون که به درستی طبقه‌بندی شده اند به تعداد کل نمونه‌های آزمون (رابطه ۱۷).

$$CAR = \frac{\text{تعداد نمونه‌های آزمون طبقه بندی شده صحیح}}{\text{تعداد کل نمونه‌های آزمون}}$$

در بحث انتخاب ویژگی، هر چه نرخ صحیح طبقه‌بندی بزرگ‌تر باشد، به این معنی است که زیرمجموعه ویژگی‌های انتخاب شده نقش مؤثر در طبقه‌بندی صحیح داده داشته‌اند؛ بنابراین ویژگی‌های مناسب‌تری به شمار می‌آیند.

نتایج

تمامی آزمون‌ها برروی ۹ فرد مورد آزمون صورت گرفتند و نتایج جداول مربوط به میانگین نتایج مربوط به این افراد است.

نتایج جدول ۱ مربوط به اعمال طبقه‌بندها به مجموعه داده‌ها با تمامی ویژگی‌های استخراجی از باندهای فرکانسی است. در جدول ۲ نتایج حاصل از اعمال مجموعه داده‌ها با ویژگی‌های هر زیر باند فرکانسی به طور مجزا ارائه شده است. نتایج این دو جدول مربوط به روشی است که از هیچ الگوریتم انتخاب ویژگی استفاده نشده است.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

در جداول ۳ و ۴ نتایج مربوط به نرخ صحیح طبقه‌بندی پس از اعمال الگوریتم‌های انتخاب ویژگی عنوان شده در بخش های قبل، آورده شده است.

هیستوگرام مربوط به تعداد تکرار ویژگی‌های انتخابی در باند فرکانسی ۱۲- ۱۰ هرتز که به عنوان زیر باند فرکانسی با بهترین نتایج معرفی شد در شکل ۳ نمایش داده شده است. این هیستوگرام تعداد تکرار هر ویژگی در کل آزمایش‌ها شامل ۹ فرد در ۵ دسته که هر کدام ۵ بار اجرا شده‌اند، می‌باشد.

جدول ۱: نرخ صحیح طبقه‌بندی مجموعه داده‌ها با استفاده از تمامی ویژگی‌های استخراجی از باندهای فرکانسی

CAR%	تعداد ویژگی‌ها	طبقه‌بند
۵۰/۳۷	۱۳۲	K-NN
۵۳/۸۴		SVM

جدول ۲: نرخ صحیح طبقه‌بندی مجموعه داده‌ها با استفاده از ویژگی‌های استخراجی از هر زیر باند فرکانسی به طور مجزا

طبقه بند	تعداد ویژگی‌ها	باند فرکانسی(هرتز)					
		۱۰-۸	۱۲-۱۰	۱۵-۱۲	۱۸-۱۵	۳۰-۱۸	۳۰-۸
KNN	۲۲	۵۲/۰۰	۵۳/۲۱	۵۱/۶۸	۵۰/۲۲	۴۹/۷۷	۵۰/۲۵
SVM		۵۳/۷۱	۵۷	۵۳/۳۰	۵۱/۷۸	۵۵/۹۱	۵۴/۶۸

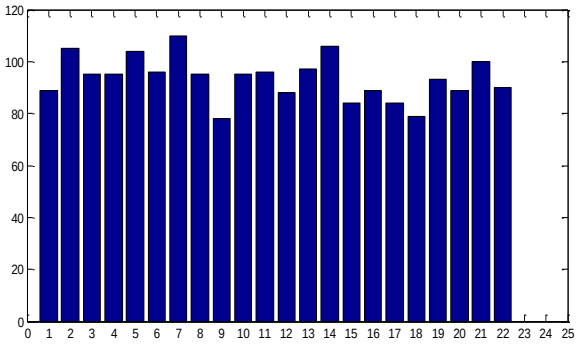
*تعداد ویژگی‌ها در هر زیر باند ۲۲ عدد است.

جدول ۳: نرخ صحیح طبقه‌بندی مجموعه داده‌ها پس از اعمال الگوریتم‌های انتخاب ویژگی روی تمامی ویژگی‌های استخراجی از باندهای فرکانسی.

الگوریتم انتخاب ویژگی	طبقه بند	تعداد ویژگی‌های انتخاب شده	CAR%
IBGSA	K-NN	۶۱	۷۹/۱۲
	SVM		۵۴/۳۰
ABACO	K-NN	۶۴	۴۹/۰۵
	SVM		۵۳/۱۳

جدول ۴: نرخ صحیح طبقه بندی مجموعه داده‌ها پس از اعمال الگوریتم‌های انتخاب ویژگی روی ویژگی‌های استخراجی از هر زیر باند فرکانسی به طور مجزا.

الگوریتم انتخاب ویژگی	طبقه‌بند	باند فرکانسی(هرتز)						
		تعداد ویژگی‌های انتخاب شده	۱۰-۸	۱۲-۱۰	۱۵-۱۲	۱۸-۱۵	۳۰-۱۸	۳۰-۸
IBGSA	K-NN	۹	۸۳/۰۲	۸۴/۲	۸۳/۱۷	۸۱/۸۰	۸۲/۶۵	۸۲/۱۰
	SVM	۹	۵۴/۱۷	۵۵/۹۲	۵۴/۳۱	۵۱/۱۴	۵۵/۱۶	۵۴/۶۶
ABACO	K-NN	۸	۵۲/۳۹	۵۳/۴۶	۵۱/۰۶	۵۰/۲۶	۵۰/۶۳	۵۱/۳۷
	SVM	۹	۵۵/۵	۵۷/۳۱	۵۲/۲۱	۵۳/۴۳	۵۲/۱۹	۵۶/۴۴



شکل ۳: هیستوگرام ویژگی‌های انتخابی در باند فرکانسی ۱۰-۱۲ هرتز

بحث و نتیجه‌گیری

در مطالعه حاضر استفاده از الگوریتم‌های فرا ابتکاری جهت انتخاب ویژگی از مجموعه داده‌های مربوط به سیگنال‌های مغزی در راستای ارتقای سامانه‌های بازشناسی مربوط به فعالیت‌های ذهنی پیشنهاد شده است. با مقایسه جداول ۱ و ۲ می‌توان به این نکته پی برد که تمامی ویژگی‌های استخراجی

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

از باندهای فرکانسی مناسب نیستند، چرا که در جدول ۲ تنها استفاده از ویژگی‌های مربوط به باند فرکانسی خاص توانسته است نتایجی نزدیک به نتایج استفاده از ویژگی‌های تمامی باندها داشته باشد. چرا که استفاده از ویژگی‌های باند فرکانسی ۱۲- ۱۰ هرتز که بهترین نتایج در جدول ۲ مربوط به این باند فرکانسی است حدود سه درصد بهتر از نتایج استفاده از ویژگی‌های تمام باندهای فرکانسی در جدول ۱ است؛ بنابراین هر یک از این باندهای فرکانسی توانسته‌اند به صورت مجزا عملکرد مناسب‌تری نسبت به حالت مجموع ویژگی‌های تمام باندهای فرکانسی داشته باشند. عملکرد طبقه بندهای SVM و K-NN با توجه به نتایج دو جدول ۱ و ۲ در یک سطح ارزیابی می‌شود.

پس از اعمال الگوریتم‌های انتخاب ویژگی نتایج تغییرات زیادی دارند. به طوری که در جدول ۳ که الگوریتم‌های انتخاب ویژگی به مجموعه داده‌ها با تمامی ویژگی‌ها اعمال شده است، تعداد ویژگی‌ها به چیزی حدود نصف کاهش یافته است. آنچه که در این جدول قابل تأمل است، بهبود قابل توجه نتایج با استفاده از طبقه‌بند K-NN بر روی ویژگی‌های انتخابی توسط IBGSA است. به طوری که علاوه بر کاهش ۵۴ درصدی تعداد ویژگی‌ها نرخ صحیح طبقه‌بندی از ۵۰/۳۷ به ۷۹/۱۲ رسیده است که تفاوت قابل ملاحظه‌ای دارند. این نتایج در جدول ۴ نیز قابل تأیید است. همان‌طور که انتظار می‌رفت نتایج جدول ۴ نسبت به جدول ۳ بهتر است. همچنین این بار طبقه بند K-NN توانسته است در بهترین حالت که باند فرکانسی ۱۲- ۱۰ هرتز است با استفاده از تنها ۹ ویژگی به نرخی برابر ۸۴/۲۱ برسد. در تمامی حالات بر روی این مجموعه داده‌ها، عملکرد IBGSA بهتر از ABACO ارزیابی می‌شود.

همچنین نتایج نشان می‌دهد کانال‌های شماره ۸ (C3)، ۱۰ (CZ) ، ۱۲ (C4) ، ۱۴ (CP3) و ۷ (C5) به عنوان کانال‌های پر تکرار و باند فرکانسی ۱۲- ۱۰ هرتز نتایج خوبی در طبقه‌بندی تصور حرکت دست چپ و راست می‌دهند.

نتایج حاکی از آن است که استفاده از الگوریتم جستجوی گرانشی باینری بهبود یافته می‌تواند به انتخاب مناسب ویژگی‌ها منجر شود. همچنین طبقه بند K-NN که طبقه‌بندی به نسبت ساده‌تر و سریع‌تر از SVM است توانست نتایج طبقه‌بندی بهتری ارائه دهد. قائمی و همکاران در [۲۸]، در تشخیص حرکت دست چپ و راست از ویژگی‌های توان و انرژی در سیگنال و از الگوریتم جستجوی گرانشی جهت انتخاب کانال‌های مؤثر استفاده شده است. در تحقیق حاضر در یک نگاه جزئی‌تر، ویژگی‌های مؤثر و زیرباندهای متفاوت بررسی شده‌اند. همچنین در این پژوهش، ویژگی‌های استخراجی توان باندهای فرکانسی در نظر گرفته شد. با در نظر گرفتن هر زیر باند به صورت جداگانه و انتخاب ویژگی، نتایج بهتری حاصل شده است.

نکته قابل توجه دیگر این است که با توجه به نتایج مربوط به طبقه‌بند K-NN در جدول ۴ در تمامی باندهای فرکانسی، انتخاب ۹ کانال خاص توانسته است نرخ‌های طبقه‌بندی مشابهی ارائه دهد. این نتایج این امکان را می‌دهد که در صورت در دسترس نبودن اطلاعات مربوط به یک باند فرکانسی خاص، بتوان از کانال‌های دیگری در باند فرکانسی دیگر استفاده کرد.

نتایج حاصل از اعمال ABACO نشان می‌دهد که این الگوریتم از لحاظ تعداد ویژگی‌های انتخابی توانسته است همپای الگوریتم IBGSA پیش رود؛ اما با استفاده از این ویژگی‌های انتخابی بهبود قابل توجه‌ای در نرخ صحیح طبقه‌بندی حاصل نشده است.

کانال شماره ۱۴ در ناحیه مرزی لوب مرکزی و لوب آهیانه و در سمت چپ مغز است. کانال شماره ۷ نیز سمت چپ در ناحیه لوب مرکزی قرار دارد. لوب آهیانه در سمت چپ، وظیفه تشخیص سمت راست و چپ بدن را بر عهده دارد به طوری که اگر این لوب آسیب ببیند فرد دچار اختلال در تشخیص سمت چپ و راستش خواهد شد. همچنین لوب مرکزی وظیفه برنامه‌ریزی و کنترل حرکات ارادی را دارد. این کانال‌ها از جمله کانال‌های مهمی هستند که می‌توان از اطلاعات آن‌ها در تفکیک حرکت دست چپ و دست راست استفاده کرد.

از محدودیت‌های پژوهش این است که بر روی یک پایگاه داده از افراد سالم آموزش دیده آزموده شده است و فقط دو حرکت ذهنی در نظر گرفته شد. همچنین به صورت برون-خط آموزش دیده و آزموده شده است. جهت کارهای آتی، بررسی اثر بخشی الگوریتم‌های انتخاب ویژگی بر دیگر مجموعه ویژگی‌های استخراجی از سیگنال‌های مغزی مربوط به فعالیت‌های ذهنی پیشنهاد می‌شود. همچنین، تشخیص تعداد حرکات بیشتری از هم می‌باشد. همچنین از آنجا که در زمینه سیستم‌های BCI نیاز به عملی شدن نتایج در دنیای واقعی جهت ساخت دستگاه است، نیاز به انجام تحقیقات در زمینه سامانه‌های برخط وجود دارد. در این حالت، نیاز به ارائه روش‌های پیچیده تر جهت بازشناسی وجود دارد. در هر کدام از این کاربردها، ممکن است ویژگی‌ها و باندهای مؤثر متفاوتی حاصل شوند.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

نتیجه گیری کلی این ست که انتخاب ویژگی‌های مؤثر در طبقه‌بندی سیگنال‌های مغزی می‌تواند منجر به بهبود تعامل ماشین با افراد از طریق بررسی تصور ذهنی آن‌ها شود. در واقع با انتخاب بهترین زیرباندها و بهترین ویژگی‌ها، می‌توان به صورت مؤثرتر کار تشخیص را انجام داد. یکی از روش‌های مناسب جهت انتخاب بهترین ویژگی‌ها، استفاده از الگوریتم‌های جستجوی ابتکاری مانند جستجوی گرانشی می‌باشد.

References

1. Alomari MH, Samaha A, AlKamha K. Automated classification of l/r hand movement eeg signals using advanced feature extraction and machine learning. International Journal of Advanced Computer Science and Applications 2013; 4(6): 207-12.

2. Zhang X, Wang YX, LI YN, Zhang JJ. An Approach for Pattern Recognition of EEG Applied in Prosthetic Hand Drive. Systems, Cybernetics and Informatics. 2010; 9(6): 51-6.

3. Rejer I. Genetic Algorithms in EEG Feature Selection for the Classification of Movements of the Left and Right Hand. In: Burduk R, Jackowski K, Kurzynski M, Wozniak M, Zolnierek A, editors. Proceedings of the 8th International Conference on Computer Recognition Systems CORES 2013. Heidelberg: Springer International Publishing; 2013. p. 579-89.

4. Peterson DA, Knight JN, Kirby MJ, Anderson CW, Thaut MH. Feature selection and blind source separation in an EEG-based brain-computer interface. Journal on Applied Signal Processing 2005;19: 3128-40.

5. Jochumsen M, Niazi IK, Dremstrup K, Kamavuako EN. Detecting and classifying three different hand movement types through electroencephalography recordings for neurorehabilitation. Med Biol Eng Comput 2016;54(10):1491-501.

6. Amanpour B, Erfanian A. Classification of brain signals associated with imagination of hand grasping, opening and reaching by means of wavelet-based common spatial pattern and mutual information. 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) 2013; Jul 3-7; Osaka, Japan: IEEE; 2013.

7. Upadhyay D. Classification of eeg signals under different mental tasks using wavelet transform and neural network with one step secant algorithm. International Journal of Scientific Engineering and Technology 2013; 2(4): 256-9.

8. Erfanian A, Erfani A. EEG-based brain-computer interface for hand grasp control: feature extraction by using ICA. 9th Annual Conference of the International FES Society; 2004 Sep; Bournemouth, UK: 2004.

9. Mohamed AK, Marwala T, John LR.. Single-trial EEG discrimination between wrist and finger movement imagery and execution in a sensorimotor BCI. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc 2011;2011:6289-93.

10. Naeem M, Brunner C, Leeb R, Graimann B, Pfurtscheller G. Seperability of four-class motor imagery data using independent components analysis. J Neural Eng 2006;3(3):208-16.

11. Leeb R, Lee F, Keinrath C, Scherer R, Bischof H, Pfurtscheller G. Brain–computer communication: motivation, aim, and impact of exploring a virtual apartment. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering 2007; 15(4): 473-82.

12. Schlögl A, Roberts S, Pfurtscheller G. A criterion for adaptive autoregressive models. Proceedings of the 22nd Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society; 2000 Jul 23-28; Chicago, IL, USA. IEEE; 2000.

13. Bhattacharya J, Petsche H. Universality in the brain while listening to music. Proc Biol Sci 2001; 268(1484): 2423–33.

14. Nasehi S, Pourghassem H. An optimal EEG-based emotion recognition algorithm using Gabor features. WSEAS Transactions on Signal Processing 2012; 8(3): 87-99.

15. Wang XW, Nie D, Lu BL. EEG-Based Emotion Recognition Using Frequency Domain Features and Support Vector Machines. In: Lu B-L, Zhang L, Kwok J. Neural Information Processing: 18th International Conference, ICONIP 2011, Shanghai, China, November 13-17, 2011, Proceedings, Part I. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg; 2011. p. 734-43.

16. Rashedi E, Nezamabadi-pour H. Feature subset selection using improved binary gravitational search algorithm. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems 2014; 26(3): 1211-21.

17. Kashef S. Improved ant colony optimization for feature selection and data reduction [dissertation]. Kerman: Shahid Bahonar University of Kerman; 2013. Persian.

18. Rashedi E, Nezamabadi-pour H, Saryazdi S. GSA: a gravitational search algorithm. Information Science. 2009; 179(13): 2232-48.

19. Rashedi E, Nezamabadi-pour H, Touhidi H. Feature selection using binary Gravitational search algorithm. 3rd International Conference on Information and Knowledge Technology; 2007 Nov 27-28-39; Mashhad: Ferdowsi University of Mashhad; 2007.

20. Rashedi E, Nezamabadi-pour H, Saryazdi S. BGSA: binary gravitational search algorithm. Natural Computing. 2010; 9(3): 727-745.

21. Kashef S, Nezamabadi-pour H. An advanced ACO algorithm for feature subset selection, Neurocomputing. 2015; 147: 271–9.

22. Brunner C, Leeb R, M¨uller-Putz GR, Schl¨ogl A, Pfurtscheller G. BCI Competition 2008 – Graz data set A; 2008. Available from: https://lampx.tugraz.at/~bci/database/001-2014/description.pdf.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

23. Delorme A, Makeig S. EEGLAB Wikitorial. Available from: ftp://sccn.ucsd.edu/pub/PDF_EEGLAB_Wiki_Tutorial.pdf.

24. Gómez-Herrero G. Automatic artifact removal (AAR) toolbox v1. 3 (Release 09.12. 2007) for MATLAB. Tampere University of Technology, 2007. [cited 2017 Aug 1]. Available from: http://germangh.github.io/ pubs/aardoc07.pdf

25. Kuzovkin I. Pattern recognition for non-invasive EEG-based BCI [dissertation]. Estonia: University of Tartu Faculty of Mathematics and Computer Science Institute of Computer Science; 2011.

26. Fletcher T. Support vector machines explained. [cited 2017 Aug 1]. Available from: http://sutikno.blog.undip.ac.id/ files/2011/11/SVM-Explained.pdf.

27. Elkan C. Nearest Neighbor Classification; 2008 Available from: cseweb.ucsd.edu/~elkan/151/nearestn.pdf.

28. Ghaemi E, Rashedi E, Pourrahimi AM, Kamandar M, Rahdari F. Automatic channel selection in EEG signals for classification of left or right hand movement in Brain Computer Interfaces using improved binary gravitation search algorithm. Biomedical Signal Processing and Control 2017; 33: 109-18.

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]

Original Article

Journal of Health and Biomedical Informatics
Medical Informatics Research Center
2017; 4(2): 142-153

Classification of L/R Hand Motor Imagery in Brain Computer Interfaces Using Feature Selection by Metaheuristic Algorithms

Nekoei Mansoureh[1], Nezamabadi-pour Hossein[2], Rashedi Esmat[3]*

• **Received:** 21 May, 2017 • **Accepted:** 9 Sep, 2017

Introduction: Pattern recognition field is necessary for the recognition of different sensorimotor tasks in Brain Computer Interface systems. Reducing the number of features is an important step in Brain Computer Interface systems and it can improve the accuracy and efficiency of the classification and reduce the costs.

Methods: In this paper, features selection was performed through using Improved Binary Gravitational search algorithm and Advanced Binary Ant Colony Optimization on data related to brain signals of nine normal subjects for imagination of left and right hand movements. Features were extracted from six different frequency bands. Two classifiers including support vector machine and k- nearest neighbor were applied to separate the classes. Data were processed by EEGLAB toolbox and through matlab software.

Results: The classification rate of the proposed method is 84.21%. Using feature selection methods, effective frequency bands and features for left and right hand movement classification were extracted.

Conclusion: The results show the improvement in the classification rate by using Improved Binary Gravitational search algorithm and nearest neighbor classification.

Keywords: Algorithm, Advanced Binary Optimization, Support Vector Machine

• **Citation:** Nekoei M, Nezamabadi-pour H, Rashedi E. Classification of L/R Hand Motor Imagery in Brain Computer Interfaces Using Feature Selection by Metaheuristic Algorithms. Journal of Health and Biomedical Informatics 2017; 4(2): 142-153.

1. M.Sc. Electrical Engineering, Electrical Engineering Dept., Shahid Bahonar university of Kerman, Kerman, Iran.
2. Ph.D. Electrical Engineering, Professor, Electrical Engineering Dept., Shahid Bahonar university of Kerman, Kerman, Iran.
3. Ph.D. Communication Engineering, Assistant Professor, Electrical Engineering Dept., Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran.
***Correspondence**: Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran.
• **Tel:** 0343776611 • **Email:** e.rashedi@kgut.ac.ir

[Downloaded from jhbmi.com on 2026-11-15]