

## افزایش صحت طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG تصور حرکتی با ترکیب منطقی طبقه‌بندها و با به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک و درختان تصمیم کوچک

مرتضی جهان‌تیغ<sup>۱</sup>، دانشجوی کارشناسی ارشد؛ مصطفی چرمی<sup>۲</sup>، استادیار

۱- دانشکده مهندسی - دانشگاه زنجان - زنجان - ایران - [morteza.jahantigh@znu.ac.ir](mailto:morteza.jahantigh@znu.ac.ir)

۲- دانشکده مهندسی - دانشگاه زنجان - زنجان - ایران - [charmi.mostafa@znu.ac.ir](mailto:charmi.mostafa@znu.ac.ir)

**چکیده:** در این مقاله به ارائه روشی دومرحله‌ای برای بهبود دقت طبقه‌بندی سیگنال EEG می‌پردازیم. هدف اصلی این مقاله، بهبود طبقه‌بندی تصورات حرکتی نشأت گرفته از سیگنال مغز است. در این راستا یک طبقه‌بند ترکیبی مبتنی بر قوانین جبر بول و الگوریتم ژنتیک ارائه شده است که برای استخراج ویژگی از سیگنال EEG، از ویژگی‌های حوزه زمان-فرکانس استفاده می‌کند که شامل شاخص‌های آماری و غیرآماری به دست آمده از تبدیل بسته موجک است. در این مقاله برای بهبود نتایج طبقه‌بندی، در مرحله اول یک مجموعه از درخت‌های تصمیم با خطاهای متفاوت ایجاد می‌شوند سپس با استفاده از الگوریتم ژنتیک این درخت‌ها هرس شده و ارتفاع آن‌ها کاهش می‌یابد و ویژگی‌های استخراج شده به طبقه‌بند درخت تصمیم به‌عنوان طبقه‌بند پایه داده می‌شود. در مرحله دوم با استفاده از الگوریتم ژنتیک قاعده ترکیب بهینه برای ترکیب نتایج طبقه‌بندها به دست می‌آید. قاعده ترکیب بر اساس قوانین جبر بول ارائه شده است. برای داده‌های موردنیاز از نسخه دوم مجموعه داده‌های BCI Competition و مجموعه داده سوم استفاده شده است. نتایج پیاده‌سازی روش پیشنهادی دقت ۹۶/۴۳٪ را به همراه داشته است که به نسبت روش‌های موجود در طبقه‌بندی سیگنال EEG، ۶/۴۳٪ عملکرد بهتری را داشته است.

**واژه‌های کلیدی:** رابط مغز و کامپیوتر، ترکیب طبقه‌بندها، جبر بول، الگوریتم ژنتیک، تبدیل موجک.

## Increasing Classification Accuracy of Motor Imagery EEG Signals with Logical Combination of Classifiers and by Applying Genetic Algorithm and Small Decision Trees

M. Jahantigh<sup>1</sup>, MSc Student; M. Charmi<sup>2</sup>, Assistant Professor

1- Faculty of Engineering, University of Zanjan, Zanjan, Iran, Email: [morteza.jahantigh@znu.ac.ir](mailto:morteza.jahantigh@znu.ac.ir)

2- Faculty of Engineering, University of Zanjan, Zanjan, Iran, Email: [charmi.mostafa@znu.ac.ir](mailto:charmi.mostafa@znu.ac.ir)

**Abstract:** In this paper we present a two-step method to improve classification accuracy of EEG signal. The main objective of this paper is to improve the classification of motor imagery derived from brain signals. In this regard a hybrid classifier based on Boolean rules and genetic algorithm is presented that uses the features of time-frequency domains for feature extraction of EEG signal which contains statistical and non-statistical indicators obtained from the wavelet packet transform. In this paper in order to improve the classification results, in the first step a set of classifiers with different errors is created. At this point the extracted features are given to the decision tree classifier as base classifier. In the second step using genetic algorithms, optimal combination rule to combine the results of the classifiers is obtained. Combination rule is proposed according to the Boolean rules. For required data, third data set from second version of BCI competition data sets is used. Implementation results of the proposed method have shown accuracy of 96.43% which compared to the existing methods in EEG signal classification, have 6.43% better performance.

**Keywords:** Brain-computer interface, classifiers combination, boolean algebra, genetic algorithm, wavelet transform.

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۵/۰۴/۰۷

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۳۹۵/۰۵/۲۴ و ۱۳۹۵/۰۷/۱۴

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۰۸/۲۷

نام نویسنده مسئول: مصطفی چرمی

نشانی نویسنده مسئول: ایران - زنجان - کیلومتر ۶ جاده تبریز - دانشگاه زنجان - دانشکده مهندسی - گروه مهندسی برق.

## ۱- مقدمه

۱. در سطح طبقه‌بندها، هر طبقه‌بند قادر به بازشناسی بخشی از الگوهاست و هیچ طبقه‌بندی قادر به تشخیص صحیح همه الگوها در تمام شرایط نیست و ترکیب چند طبقه‌بند باعث افزایش درصد بازشناسی می‌شود.

۲. در سطح داده‌های آموزشی، ویژگی‌های متفاوت استخراج‌شده در الگوریتم‌های طبقه‌بندی می‌توانند نمایی متفاوت از الگوها ایجاد کنند. هرکدام از این داده‌ها حاوی اطلاعات مفید بازشناسی هستند، به‌عنوان مثال استفاده از ویژگی‌های مکان مشخصه، ویژگی‌های خطی و ویژگی‌های ناحیه‌ای باعث بهبود تشخیص ارقام دست‌نویس فارسی می‌شود.

۳. در سطح ویژگی: می‌توان هر طبقه‌بند را با بخشی از بردار ویژگی اصلی آموزش داد و هر طبقه‌بند با بردارهای کوچک‌تر آموزش داده می‌شود و طبقه‌بند نهایی با ترکیب نتایج این طبقه‌بندها صورت می‌گیرد [۸].

روش طبقه‌بندی تأثیری مستقیم بر روی عملکرد سیستم BCI دارد؛ بنابراین هرگونه بهبود آن می‌تواند موجب بهبود در نتیجه نهایی شود. در مورد طبقه‌بندی سیگنال EEG روش‌های ترکیبی به‌نسبت طبقه‌بندهای تکی کارایی بالاتری دارند. روش‌های ترکیبی با تقسیم فضای ویژگی بین طبقه‌بندها و ایجاد ارتباط بین آنها نتایج بهتری را به همراه داشته است. برای طبقه‌بندی و پردازش سیگنال EEG روش‌های زیادی استفاده شده است که در این میان می‌توان به روش‌های چون روش بردار ماشین پشتیبان [۹]، Bagging [۱۰]، AdaBoost [۱۱]، روش رأی‌گیری [۱۲]، روش رأی‌گیری وزن‌دار [۱۴]، و ترکیب شبکه‌های عصبی اشاره کرد [۱۳]، [۱۵].

با توجه به نیازمندی‌های مسئله، قاعده ترکیب به‌گونه‌ای انتخاب می‌شود که نرخ بازشناسی سیستم ترکیب طبقه‌بندها بیشینه باشد اما در تمام روش‌های ذکرشده زمانی که طبقه‌بند قوی یک نمونه را غلط تشخیص می‌دهد پاسخ صحیح نهایی در خروجی طبقه‌بندهای پایه در اقلیت قرار داشته باشد و تشخیص غلط در اکثریت باشد، خروجی نهایی تشخیص غلط را به‌عنوان خروجی نهایی ترکیب ارائه می‌دهد اما روش پیشنهادشده با استفاده از جبر بول انتقال خطای طبقه‌بند قوی به خروجی نهایی را به حداقل می‌رساند، همچنین پاسخ صحیح طبقه‌بندهای ضعیف که در روش‌های گذشته تحت تأثیر خطای طبقه‌بند قوی، نادیده گرفته می‌شد را می‌توان در خروجی نهایی ترکیب طبقه‌بندها در نظر گرفت.

در ادامه این مقاله، در بخش ۲ روش فیلترینگ سیگنال برای پیش‌پردازش تشریح شده است. در بخش ۳، روش استخراج ویژگی مورد استفاده برای سیگنال EEG بیان شده است. بخش ۴ طبقه‌بند درخت تصمیم و چگونگی هرس آن را بیان می‌کند و در بخش ۵، روش ترکیب منطقی پیشنهادی ارائه شده است و در دو بخش آخر نتایج به‌دست آمده بررسی می‌شوند.

الگوریتم‌های طبقه‌بندی در حقیقت یک جستجوی محلی برای یافتن الگوی بهینه بازشناسی کلاس‌های یک مجموعه است. از آنجا که طبقه بندها در یک فرآیند یادگیری بر اساس داده‌های آموزشی ساخته می‌شوند امکان آن وجود دارد که در فضای یادگیری در کمینه‌های محلی گرفتار شوند. به‌همین دلیل ایده ترکیب طبقه‌بندها ارائه شده است. در ترکیب طبقه‌بندها، هر طبقه‌بندی با توجه به پارامترهای یادگیری متفاوت، به پاسخ‌های متنوعی برای مسئله می‌رسد و با ترکیب جواب‌ها، دقت طبقه‌بندها افزایش می‌یابد. روش‌های متفاوتی برای ترکیب طبقه بندها ارائه شده است که از جمله آن‌ها می‌توان به روش بیشینه، کمینه، میانگین‌گیری، رأی اکثریت، رأی‌گیری وزن‌دار و ... اشاره کرد. یکی از نکات مهم در ترکیب طبقه‌بندها این است که بتوان یک چارچوب ریاضی مناسب برای قاعده ترکیب ایجاد کرد تا از طریق آن بتوان از نقاط قوت طبقه‌بندها استفاده کرده و نقاط ضعف آن‌ها را نادیده گرفت. در این مقاله یک روش منطقی برای ترکیب طبقه‌بندها ارائه شده است. پیاده‌سازی روش فوق بر روی داده‌های سیگنال مغز در کاربرد BCI، صورت گرفته است.

BCI روشی است که به پژوهشگران اجازه می‌دهد با استفاده از سیگنال EEG فضای پیرامون را از طریق رایانه کنترل کنند [۱]، [۲]. طبقه‌بندی BCI به دلیل ماهیت غیرایستا بودن سیگنال مغز یکی از کارهای دشوار در طبقه‌بندی داده‌ها است. به‌همین دلیل برای نشان دادن قابلیت‌های ترکیب منطقی طبقه‌بندها انتخاب شده است. BCI کاربرد‌های فراوانی دارد که از جمله آن‌ها می‌توان به کاربرد آن در برنامه‌های علوم شناختی، کنترل اجزای رباتیک، توان‌بخشی بیماران حرکتی که از طریق آسیب‌های نخاعی، سکتة مغزی، تشخیص بیماری صرع [۳]، بیماری ام‌اس و زائده‌های مغزی دیگر که حس حرکتی اندام خود را از دست داده‌اند؛ اشاره کرد [۴]، [۵]. یکی از مفاهیم مغز که در کاربردهای BCI بسیار مورد توجه قرار دارد، تصور حرکتی است. در سیستم BCI مبتنی بر تصور حرکتی از شخص خواسته می‌شود که تصور کند عضوی از بدن خود را حرکت می‌دهد. تصور حرکت شامل همان فعالیت عملکردی و ناحیه‌ای مغز است و دارای الگویی مشابه با دامنه‌ای ضعیف‌تر به‌نسبت انجام حرکت واقعی است [۶]. در نتیجه تصور حرکتی به‌صورت مرتبط با یک رویداد در برخی از کانال‌های سیگنال EEG، این سیگنال‌ها کاهش یافته و بعد از تصور حرکتی دوباره ایجاد می‌شوند که به این رخدادها به ترتیب ERD و ERS می‌گویند. در این مقاله از نسخه دوم مجموعه داده‌های BCI Competition استفاده شده است. این داده‌ها شامل ۲۸۰ نمونه از سیگنال‌های EEG است که به صورت تصادفی، تصور حرکت دست چپ و راست را شامل می‌شود. این سیگنال‌ها در سه کانال C4، C3 و Cz ثبت شده است [۷].

در تمام روش‌های ترکیب، تنوع بین طبقه‌بندها یکی از شرایط لازم برای موفقیت ترکیب است. ایجاد این گوناگونی در ترکیب طبقه‌بندها در سه سطح زیر قابل تعریف است:

## ۲- پیش‌پردازش

$$W_{j+1}^{2n+1}(t) = \sum_k g(k)W_j^n(t - 2^{-j}k), \quad (2)$$

$$0 < n < 2^j - 1$$

که در آن  $n$  شاخص فرکانس و  $j$  شاخص وضعیت را نشان می‌دهند.  $g(k)$  و  $h(k)$  فیلترهای فرکانسی بالا گذر و پایین گذر هستند [۲۳]. ضرایب بسته موجک در هر سطح با استفاده از معادلات زیر محاسبه می‌شود:

$$d_{j+1}^{2n}(k) = d_j^n(k) * h(-2k), \quad (3)$$

$$0 < n < 2^j - 1$$

$$d_{j+1}^{2n+1}(k) = d_j^n(k) * g(-2k), \quad (4)$$

$$0 < n < 2^j - 1$$

در این مقاله برای استخراج ویژگی با استفاده از تبدیل بسته موجک، از ضرایب تجزیه (ضرایب تقریب و ضرایب جزئیات) در سطح چهارم استفاده شده است. از ضرایب  $C_{ik}$  در سطح چهارم، شاخص‌های آماری انرژی، میانگین، میانه، انحراف معیار و آنتروپی، به‌عنوان ویژگی استخراج شده است. برای هر بردار ویژگی، این ۵ ویژگی به‌دست آمده است که با توجه به تعداد کانال‌ها طول بردار ویژگی‌های نهایی برابر با ۳۰ ویژگی است. برای به‌دست آوردن ویژگی‌های موردنظر از معادلات استاندارد زیر استفاده شده است.

$$Energy, ED_i = \sum_{k=1}^N |C_{ik}|^2, i = 1, 2, \dots, l \quad (5)$$

$$Mean, \mu_i = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N C_{ik}, i = 1, 2, \dots, l \quad (6)$$

$$Median, med_i = \sum_{k=1}^N median(C_{ik}), \quad (7)$$

$$i = 1, 2, \dots, l$$

$$Standard\ deviation, \sigma_i = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (C_{ik} - \mu_i)^2}, \quad (8)$$

$$i = 1, 2, \dots, l$$

$$Entropy, EN_i = \sum_{k=1}^N C_{ik}^2 \log(C_{ik}^2), \quad (9)$$

$$i = 1, 2, \dots, l$$

## ۴- درخت تصمیم

درخت تصمیم یکی از روش‌های غیرپارامتریک برای ساخت مدل طبقه‌بندی است که در آن مدل طبقه‌بندی با توجه به حالات مختلف مقادیر ویژگی، بر اساس روش تقسیم و غلبه ساخته می‌شود. در کل درخت تصمیم حاصله از یک مجموعه داده، می‌تواند متفاوت باشد و

با توجه به ماهیت سیگنال EEG و نویزپذیری بالای آن، در گام پیش‌پردازش برای کاهش تأثیر نویز و بهبود سیگنال، فیلترینگ لازم بر روی آن انجام گیرد [۱۳، ۱۶]. برای آماده‌سازی سیگنال اصلی از هر کانال برای استخراج ویژگی، ابتدا از زمان  $t=4$  تا  $t=9$  انتخاب می‌شود. سپس بخشی از سیگنال که در آن تصور حرکتی رخ می‌دهد انتخاب می‌شود که شامل موج  $\beta$  و  $\mu$  است. در سیگنال EEG، نرخ تغییرات موج  $\beta$  بین ۱۳ تا ۳۱ هرتز است و دامنه آن در یک محدوده ولتاژ پایین بین ۵ تا ۳۱ میکروولت تغییر می‌کند. موج  $\beta$  اغلب در هنگام تفکر فعال، توجه دقیق، تمرکز روی جهان خارجی یا حل مسائل مشکل‌زا ظاهر می‌شود. فرکانس‌های نزدیک ۵۱ هرتز نیز می‌تواند در هنگام فعالیت مغزی شدید در این باند ظاهر شود. موج  $\mu$ ، امواج غیرارادی در سیگنال EEG هستند که در محدوده فرکانسی ۱۲-۸ هرتز ظاهر می‌شوند. این امواج مربوط به فعالیت‌های حرکتی هستند که با حرکت یا تصور به حرکت، کاهش پیدا می‌کنند و فیلتر باترورث بر روی باندهای ۳۰-۸ هرتز اعمال شده است [۱۴]. برای کاهش اثرات نویز از فیلتر میان‌گذر باترورث مرتبه ۶ استفاده می‌شود [۴]. دامنه خروجی این فیلتر هموار است و تغییرات آن در هر قطب، یکنواخت و دارای شیب ۲۰ dB/dec هست [۱۷].

## ۳- استخراج ویژگی

در پردازش سیگنال EEG به‌دست آوردن یک مجموعه مناسب از ویژگی‌ها، همواره یک مسئله چالش‌برانگیز بوده است [۱۸]. برای استخراج ویژگی‌های روش‌های مختلفی همانند تئوری آشوب، تبدیل فوری، CSP، تبدیل موجک، ICA و PCA مورد استفاده قرار گرفته است [۱۹]. سیگنال EEG به‌طور ذاتی ماهیتی غیرایستا دارد [۲۰]. به‌همین دلیل به‌کارگیری روش‌هایی همانند تبدیل فوری که سیگنال‌ها را ایستا در نظر می‌گیرد؛ مناسب نیست. روش‌های تبدیل موجک برای استخراج ویژگی سیگنال‌های غیرایستا همانند سیگنال EEG مورد استفاده قرار می‌گیرد و در تحقیقات اخیر نتایج خوبی در طبقه‌بندی سیگنال EEG به‌همراه داشته است [۱۴، ۲۱]. به‌همین دلیل در این مقاله برای استخراج ویژگی از آنالیز بسته موجک استفاده شده است. آنالیز بسته موجک شکل کامل‌تری از تبدیل موجک گسسته است [۲۱].

تبدیل موجک، ویژگی‌های بعد زمان-فرکانسی یک سیگنال را ارائه می‌دهد. در آنالیز بسته موجک در هر مرحله ضرایب تقریب به‌ترتیب به دو قسمت ضرایب تقریب و ضرایب جزئیات تقسیم می‌شود که می‌تواند مانند یک ساختار درخت دودویی کامل را به‌دست آورد [۲۲]. در تبدیل بسته موجک، سیگنال در هر سطح به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$W_{j+1}^{2n}(t) = \sum_k h(k)W_j^n(t - 2^{-j}k), \quad (1)$$

$$0 < n < 2^j - 1$$

$n$  تعداد کل رکوردها در هر گره‌ای از درخت ( $t_i$ ) است که می‌خواهیم عمل تقسیم را انجام دهیم و  $n_i$  تعداد رکوردهای موجود در هر گره انشعاب یافته است. هرچه مقدار Gini به صفر نزدیک‌تر باشد آن تقسیم بهتر است. درخت‌های تصمیم ابزار استاندارد در داده‌کاوی هستند. این الگوریتم‌ها سریع و همچنین مقیاس‌پذیر هم در سطح متغیرها و هم اندازه مجموعه آموزش هستند [۲۴].

#### ۴-۲- هرس کردن درخت تصمیم

همان‌طور که گفته شد تعیین اینکه هر ویژگی از بردارهای ویژگی در کدام سطح از درخت قرار گیرد و چه شرطی بر روی آن موجب تقسیم به سطح دیگر شود؛ مهم‌ترین موضوع در ساخت درخت تصمیم است. همچنین هرس کردن درخت تصمیم و حذف بعضی از گره‌های درخت موجب بهبود نتایج بازشناسی می‌شود. از جمله این روش‌ها می‌توان به روش کاهش خطای هرس و هرس کردن درخت تصمیم با استفاده از الگوریتم‌های تکاملی اشاره کرد. روش کاهش خطای هرس توسط Quinlan ارائه شده است و به این صورت عمل می‌کند که ابتدا به درخت اجازه داده می‌شود تا به اندازه کافی رشد کند. سپس گره‌هایی را که باعث کاهش دقت طبقه‌بندی می‌شوند را هرس می‌کند [۲۵]. در این پژوهش در دو مرحله با استفاده از الگوریتم ژنتیک سعی به یافتن ترتیبی بهینه برای ویژگی‌ها و سپس هرس کردن درخت تصمیم شده است. در گام نخست تنها ترتیب بهینه برای ویژگی‌ها در هر کروموزوم<sup>۲</sup> به دست می‌آید. در مرحله دوم با طراحی تابع ترکیب الگوریتم ژنتیک، کروموزوم‌هایی با طول متغیر ایجاد می‌شود که علاوه بر ترتیب بهینه ویژگی‌ها تأثیر عدم‌حضور ویژگی‌ها زائد نیز در نظر گرفته می‌شود. ابتدا یک جمعیت از دنباله‌های صفر و یک تولید می‌شود سپس در عملگر ترکیب عناصر یک در کروموزوم اصلی والد باقی می‌مانند و عناصر صفر به کروموزوم دیگر منتقل می‌شوند. اگر عناصر صفر تکراری بودن در کروموزوم اصلی دنبال اولین عنصر غیرتکراری برای انتقال به کروموزوم دیگر می‌گردیم. برای این منظور ابتدا با استفاده از الگوریتم ژنتیک جنگلی تصادفی از درختان تصمیم با انتخاب تصادفی ویژگی‌ها در هر سطح ایجاد شده است. ارتفاع درختان ساخته شده برابر ۲۰ است و تعداد گره‌های آن برابر ۲۲۰ است. در جدول ۱ درختان برتر بعد از اجرای الگوریتم ژنتیک نشان داده شده است. بعد از این مرحله با تغییر تابع ترکیب طولی متغیر برای درختان ایجاد می‌کنیم. در ترکیب جدید به صورت تصادفی نقطه‌ای برای پایان رشته کروموزوم انتخاب می‌شود که ویژگی‌های آن کروموزوم از آن نقطه به بعد در نظر گرفته نمی‌شود. برای ترکیب با کروموزوم دیگر نیز وسط کروموزوم‌ها با هر طولی به دست می‌آید و سپس عمل ترکیب انجام می‌شود. جدول ۲ نمونه‌ای از عمل ترکیب را نشان می‌دهد.

حالت یکتایی ندارد. در این مدل با انتخاب یکی از ویژگی‌ها در هر سطح، زیرمجموعه مختلفی از داده‌ها در گره داخلی، از یکدیگر جدا می‌شوند که زیرمجموعه انتخاب شده به شکل بهینه، کلاس‌های این گره را از یکدیگر تفکیک می‌کند. این روند تا جایی که تمام ویژگی‌ها انتخاب شوند یا تمام نمونه‌ها در آن سطح از گره در یک دسته قرار گیرند ادامه دارد.

درخت تصمیم، درختی است که در آن دسته‌بندی یک نمونه از گره ریشه شروع شده و ویژگی‌های مشخص شده توسط این گره مورد بررسی قرار می‌گیرد و آنگاه حرکت به سمت پایین شاخه درختی که متناظر با آن ویژگی است صورت می‌گیرد و این فرآیند برای زیردرختی که گره جدید ریشه آن است، ادامه پیدا می‌کند تا به یک گره برگ برسیم. فرض کنید  $D_t$  مجموعه کل رکوردهای موجود در گره  $t$  باشد آنگاه مراحل ساخت درخت به شرح زیر است:

۱. اگر تمام رکوردهای گره  $t$  دارای برچسب یکسان  $y$  باشند، در این صورت  $t$  را یک گره برگ در نظر گرفته و به آن برچسب گره  $y$  می‌دهیم.
۲. اگر گره  $D_t$  تهی باشد. در این صورت گره  $t$  را گره برگ در نظر گرفته و به آن برچسب کلاس پیش‌فرض می‌دهیم.
۳. اگر رکوردهای  $D_t$  از یک کلاس یکسان نباشند، در این صورت یک صفت و یک شرط بر روی آن در نظر گرفته می‌شود و بر اساس آن  $D_t$  به چندین زیرمجموعه تقسیم می‌کنیم و آن‌ها را فرزندان گره  $t$  در نظر می‌گیریم و برای هر یک از فرزندان گام‌های ۱ تا ۳ را تکرار می‌کنیم. در این الگوریتم تعیین اینکه چه ویژگی انتخاب شود یا چه شرطی بر روی آن اعمال شود مهم‌ترین گزینه در اجرای موفق این الگوریتم است. باید صفتی انتخاب شود و شرطی روی آن در نظر گرفته شود که هنگام تقسیم کردن گره با آن، گره‌های فرزند ناخالصی کمتری داشته باشند. برای اندازه‌گیری میزان ناخالصی گره‌ها از معیار GINI Index استفاده کرده‌ایم.

#### ۴-۱- معیار GINI Index

اگر  $C$  تعداد کلاس‌ها و  $D_t$  رکوردهای گره  $t$  باشد، احتمال کلاس با برچسب  $j$  در گره  $t$  به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$P(j|t) = \frac{|D_t^j|}{|D_t|} \quad (10)$$

که در آن  $D_t^j$  رکوردهای گره  $t$  که برچسب کلاس آن‌ها  $j$  است. بر این اساس معیار Gini به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$Gini(t) = 1 - \sum_{j=1}^C (P(j|t))^2 \quad (11)$$

در تقسیم گره به کمک معیار Gini به صورت زیر عمل می‌کنیم:

$$Gini_{split} = \sum_{i=1}^k \frac{n_i}{n} Gini(t_i) \quad (12)$$

جدول ۱: ترتیب قرار گرفتن ویژگی‌ها در درختان نمونه

۱۱	۸	۹	۱۷	۱۹	۵	۱۰	۳	۱۲	۲	۲۰	۱۵	۴	۷	۱۴	۱	۶	۱۳	۱۶	۱۸
۱۱	۸	۹	۱۷	۱۹	۵	۱۰	۳	۱۲	۲	۷	۲۰	۱۸	۱۶	۱۴	۱	۱۵	۶	۱۳	۴
۱۱	۸	۹	۱۷	۱۹	۵	۱۰	۳	۱۲	۲	۱۸	۱	۶	۴	۱۶	۷	۱۴	۲۰	۱۵	۱۳
۱۱	۸	۹	۱۷	۱۹	۵	۱۰	۳	۱۲	۲	۶	۱	۴	۱۵	۱۶	۷	۱۴	۱۳	۲۰	۱۸
۱۱	۸	۹	۱۷	۱۹	۵	۱۰	۳	۱۲	۲	۱۴	۱۶	۶	۱۸	۱	۱۵	۲۰	۴	۱۳	۷

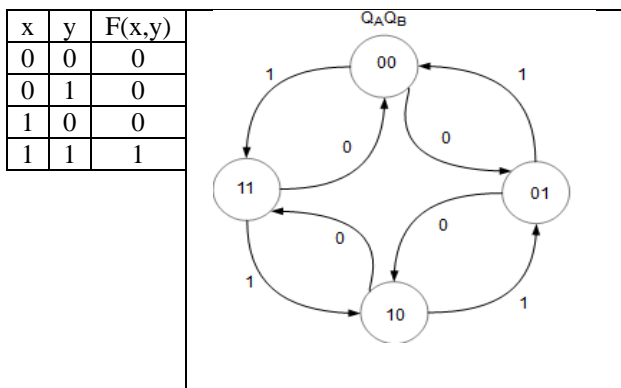
جدول ۲: ترکیب کروموزوم‌ها با طول متغیر

کروموزوم‌های والد																			
۵	۱۲	۱	۱۷	۱۹	۱۰	۲	۲۰	۱۸	۶	۷	۱۴	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
۱۱	۸	۹	۱۷	۱۹	۵	۱۰	۳	۱۴	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰

کروموزوم‌ها بعد از عمل ترکیب																			
۵	۱۲	۱	۱۷	۱۹	۱۰	۱۱	۸	۳	۱۴	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰
۱۱	۸	۹	۱۷	۱۹	۲	۲۰	۱۸	۶	۷	۱۴	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰	۰

در این مقاله، نظر طبقه‌بندی‌های پایه در کنار هم تشکیل یک جدول صحت می‌دهند. در منطق، جدول درستی به جدولی گفته می‌شود که درستی (یک) یا نادرستی (صفر) گزاره‌ها در آن قرار می‌گیرد و حالت‌های مختلف که یک سیستم ممکن است با تغییر متغیرهای ورودی در آن حالت قرار گیرد را نشان می‌دهد. به ازای  $n$  متغیر  $2^n$  حالت مختلف برای جدول درستی تشکیل می‌شود. که به هر کدام، یک مینترم می‌گویند و عبارت بولی به صورت مجموع مینترم‌های که در خروجی مقدار درستی یا ۱ دارند، بیان می‌شود. شکل ۱ یک جدول درستی و نمودار حالت یک تابع منطقی را به ازای دو متغیر نشان می‌دهد.



شکل ۱: جدول درستی و نمودار حالت

خروجی ترکیب طبقه‌بندی در واقع یک تابع بولی است که رفتار طبقه‌بندی را همانند گیت‌های منطقی در نظر می‌گیرد. با استفاده از ترکیب این عملگرها می‌توان تمام جدول صحت یک مجموعه را پوشش داد. برای یافتن تابع بولی بهینه از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. در الگوریتم ژنتیک هر کروموزوم نشان‌دهنده یک راه‌حل ممکن برای مسئله مورد نظر است. ژن‌های هر کروموزوم شامل عملگرها و عملوندهای منطقی می‌باشند. در هر نسل، برازندگی کروموزوم‌ها توسط تابع شایستگی محاسبه می‌شود و به آن اختصاص می‌یابد. در گام

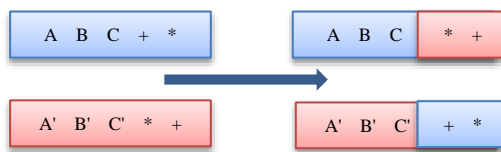
در الگوریتم ژنتیک میزان جمعیت به تعداد ۱۰۰ کروموزوم در ۳۰ نسل در نظر گرفته شده است. همچنین برای محاسبه برازندگی هر کروموزوم از ساخت و ارزیابی درخت تصمیم استفاده شده است. برای ایجاد نسل جدید، ۳۰٪ از هر نسل را نخبگان نسل قبلی تشکیل می‌دهند. سپس با استفاده از تابع ترکیب ۶۰٪ نسل ایجاد می‌شوند و در نهایت باقی‌مانده نسل با استفاده از عملگر جهش ایجاد می‌شود.

### ۵- ترکیب منطقی طبقه‌بندی

ایده اصلی ترکیب طبقه‌بندی برای حل مسائل بزرگ‌تر و پیچیده‌تر، استفاده از چند طبقه‌بندی ساده به جای یک طبقه‌بندی پیچیده است. روش‌های مختلفی برای ترکیب طبقه‌بندی پیشنهاد شده است. از جمله آنها می‌توان به روش‌های رأی اکثریت، رأی گیری وزن دار و ... اشاره کرد. عمده مشکل این روش‌ها تعیین میزان تأثیر هر طبقه‌بندی در نتیجه نهایی است [۸]. در این مقاله، ترکیبی منطقی بر اساس جبر بول برای اعمال نظر طبقه‌بندی ارائه شده است. وزن دهی طبقه‌بندی در این مدل بر اساس جبر بول است. تابع بولی یک عبارت جبری است که از متغیرهای دودویی، عملگرهای AND، OR، NOT و پرانتز تشکیل شده است. برای ارزیابی عبارات جبر بول تقدم عملگرها به ترتیب با عبارت داخل پرانتز، NOT، AND و سپس OR در نظر گرفته شده است.

در این مقاله، برای عملگرهای منطقی، عملگرهای AND، OR، NOT و XOR در نظر گرفته شده است. بر اساس نظریه مجموعه‌ها، عملگرهای AND، OR و NOT به ترتیب اشتراک، اجتماع، نقیض مجموعه‌ها را نشان می‌دهد. همچنین عملگر XOR، حالتی خاص از عملگر OR است که اگر تعداد فردی از متغیرها ۱ باشد خروجی ۱ خواهد بود. استفاده از عملگر XOR سبب کاهش تعداد عبارات جبری می‌شود.

انتخاب، درصدی از بهترین کروموزوم‌های هر نسل به نسل بعد منتقل می‌شوند. به این روش، انتخاب نخبگان<sup>۱۴</sup> گفته می‌شود. سپس با استفاده از عملگر ترکیب تعدادی از کروموزوم‌های نسل قبل باهم ترکیب می‌شوند و کروموزوم‌های جدیدی را تولید می‌کنند. عملگر ترکیب در الگوریتم ژنتیک اجازه می‌دهد ژن‌های خوب یکدیگر را بیابند و باعث از بین رفتن پراکندگی یا تنوع ژنتیکی جمعیت می‌شود. در این پژوهش برای ترکیب کروموزوم‌ها، از روش تک‌نقطه‌ای<sup>۱۵</sup> استفاده شده است و نقطه تقاطع بین عملگرها و عملوندها در نظر گرفته شده است. برای ترکیب دو کروموزوم X و Y به‌عنوان والد در نظر گرفته می‌شود سپس عملوندهای X به‌همراه عملگرهای Y و برعکس تشکیل دو کروموزوم جدید می‌دهند. شکل ۴ این مدل ترکیب را نشان می‌دهد.



شکل ۴: عملگر ترکیب تک نقطه‌ای

با استفاده از عملگر جهش، یک ژن با احتمال P به‌صورت تصادفی تغییر می‌کند. برای عملگر جهش ابتدا یک ژن به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شود سپس با توجه به اینکه این ژن در بخش عملگرها یا عملوندها قرار دارد؛ به‌طور تصادفی تغییر پیدا می‌کند. در انتها دوباره میزان برازندگی جمعیت نسل جدید محاسبه می‌شود و همین مراحل تکرار می‌شود. در این مقاله تعداد جمعیت برابر ۱۰۰ کروموزوم در نظر گرفته شده است و نسل جدید به‌ترتیب با ۳۰٪ انتخاب از نخبگان نسل قبل، ۶۰٪ با استفاده از ترکیب کروموزوم‌ها و ۱۰٪ با عملگر جهش به وجود می‌آید. شرط پایان الگوریتم ژنتیک، ۵۰۰ نسل اجرای الگوریتم در نظر گرفته شده است.

## ۶- بررسی نتایج

در این مقاله، برای کاهش تأثیر نویز بر روی سیگنال‌های EEG فیلتر باترورت مرتبه ۶ استفاده شده است. سپس در مرحله بعد برای استخراج ویژگی، تبدیل بسته موجک مورد استفاده قرار گرفته است و ویژگی‌های میانگین، انحراف معیار، *Max* و *Min* و آنتروپی به‌عنوان ویژگی در نظر گرفته شده است. ویژگی‌های استخراج شده به‌عنوان ورودی به طبقه بندهای درخت تصمیم داده می‌شود. ۱۴۰ نمونه آموزشی، با تکنیک Cross-Validation به ۵ قسمت تقسیم می‌شوند که ۴ قسمت آن برای آموزش طبقه‌بندهای پایه استفاده می‌شود. قسمت باقی‌مانده برای آزمایش طبقه‌بندهای پایه مورد استفاده قرار می‌گیرد. نتایج طبقه بندهای پایه تشکیل یک جدول صحت می‌دهند و برای به‌دست آوردن تابع منطقی ترکیب طبقه‌بندها مورد استفاده قرار می‌گیرند. برای به‌دست آوردن عبارت منطقی از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. تعداد طبقه بندهای پایه معادل عملوندهای عبارت منطقی و برابر ۳ و عملگرهای بین آن‌ها برابر ۲ است و طول هر کروموزوم در الگوریتم ژنتیک، برابر ۵

آموزش، ۱۴۰ نمونه مجموعه داده، با تکنیک Cross-Validation به ۵ قسمت تقسیم می‌شوند که ۴ قسمت آن برای آموزش طبقه‌بندهای پایه استفاده می‌شود. قسمت باقی‌مانده برای آزمایش طبقه‌بندهای پایه مورد استفاده قرار می‌گیرد. نتایج اجرای طبقه‌بندهای نمونه بر روی این داده‌ها در یک ماتریس به نام Over به‌صورت ۰ و ۱ نگه‌داری می‌شود. اگر طبقه‌بند درست تشخیص داده باشد مقدار ۱ و اگر نادرست تشخیص داده باشد مقدار ۰ نگه‌داری می‌شود. در هر نسل از الگوریتم ژنتیک، نتایج عبارات جبری با جایگذاری جدول صحت به‌دست آمده از نظر طبقه‌بندهای پایه، به‌عنوان مقادیر عملوندها به دست می‌آید. برازندگی یک کروموزوم برابر با درصد تساوی خروجی تابع منطقی با نمونه‌های آزمایشی است. هرچه میزان برازندگی یک کروموزوم بیشتر باشد شانس انتقال آن به نسل بعد بیشتر خواهد بود.

در الگوریتم ژنتیک کدگذاری راه‌حل‌ها به‌عنوان رشته‌های کروموزومی با طول ثابت در نظر گرفته شده است که شامل n عملگر و n+1 عملوندها می‌باشند. عبارات جبری در هر کروموزوم به‌صورت پسوندی<sup>۱۶</sup> قرار می‌گیرند. در ستون عملوندها تنها اعداد ۰ و ۱ قرار می‌گیرند که ۰ یعنی نقیض متغیر بولی و ۱ یعنی خود مقدار متغیر بولی در تابع بولی در نظر گرفته شود. همچنین در ستون عملگرها مقادیر ۲، ۳ و ۴ به ترتیب معادل به عملگرهای And، Or و Xor هستند قرار می‌گیرد. شکل ۲ نمونه‌ای از کروموزوم‌های ساخته‌شده را نشان می‌دهد.

چون طول هر رشته کروموزوم ثابت است با استفاده از عبارات پسوندی بدون نیاز به عملگر پرانتز می‌توان تقدم عملگرها را جایجا کرد. شکل ۳ نمونه‌ای از کروموزوم‌ها با عبارات جبری پسوندی را نشان می‌دهد. برای به‌دست آوردن معادل میانوندی عبارت جبری از پشته استفاده می‌شود و ژن‌ها از جهت عملوندها به‌ترتیب در داخل پشته قرار می‌گیرند و زمانی که اولین عملگر در بالای پشته قرار می‌گیرد دو عملوند پایین آن از پشته خارج شده و حاصل آن در پشته قرار داده می‌شود.

عبارت منطقی معادل		عملگرها			عملوندها
A	B	C	Operand	F(A,B,C)	
۱	۰	۱	۲	۳	$A \cdot B + C$
۱	۰	۰	۳	۲	$A + B \cdot C'$
۰	۰	۱	۲	۲	$A' \cdot B' \cdot C$
۰	۱	۱	۴	۴	$A' \odot B \ominus C$
۱	۱	۱	۳	۳	$A + B + C$

شکل ۲: نمونه‌ای از الگوهای منطقی



شکل ۳: کروموزوم عبارات جبری

برای ایجاد جمعیت جدید از عملگرهای ژنتیکی انتخاب<sup>۱۱</sup>، ترکیب<sup>۱۲</sup> و جهش<sup>۱۳</sup> استفاده می‌شود. در الگوریتم ژنتیک، ابتدا با استفاده از عملگر

[۳] مرتضی به‌نام و حسین پورقاسم، «شناسایی صرع بر اساس بهینه‌سازی ویژگی‌های ادغامی تبدیل هارتلی با مدل ترکیبی MLP و GA همراه با استراتژی یادگیری ممتیک»، *مجله مهندسی برق دانشگاه تبریز*، جلد ۴۵، شماره ۴، صفحه ۵۱-۶۷، ۱۳۹۴.

[4] C. Neuper, M. Wörtz, and G. Pfurtscheller, "ERD/ERS patterns reflecting sensorimotor activation and deactivation," *Progress in Brain Research*, vol. 159, pp. 211-222, 2006.

[5] D. Cvetkovic, E. Derya Übeyli, and I. Cosic, "Wavelet transform feature extraction from human PPG, ECG, and EEG signal responses to ELF PEMF exposures: a pilot study," *Digital Signal Processing*, vol. 18, no. 5, pp. 861-874, 2008.

[۶] زهرا شعاعی شیره‌چینی، طبقه‌بندی سیگنال EEG با استفاده از روش فازی در سیستم‌های واسط مغز-کامپیوتر (BCI)، کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ایران، صفحه ۱-۲، سال ۱۳۸۵.

[7] Institute for Biomedical Engineering, Graz University of Technology, *Dataset III*, 2014. <http://www.bbci.de/competition/ii/>

[۸] سیدحسین نبوی، احسان‌اله کبیر، «ترکیب طبقه‌بندها: ایجاد گوناگونی و قواعد ترکیب»، *مجله علوم و مهندسی کامپیوتر*، جلد ۳، شماره ۳، صفحه ۹۵-۱۰۷، ۱۳۸۴.

[۹] محمدرضا اکبرزاده توتونچی، سیدعابد حسینی و محمدباقر نقیبه سیستانی، «ارزیابی حالت توجه انتخابی دیداری به کمک تحلیل پتانسیل‌های وابسته به رویداد مغزی»، *مجله مهندسی برق تبریز*، جلد ۴۶، شماره ۱، صفحه ۱۳-۲۴، ۱۳۹۵.

[10] J. R. Quinlan, "Bagging, boosting, and C4.5," *In AAAI/IAAI*, vol. 1, pp. 725-730, 1996.

[11] Y. Freund and R. E. Schapire, "A Decision-Theoretic generalization of on-Line learning and an application to boosting," *Journal of Computer and System Sciences*, vol. 55, no. 1, pp. 119-139, 1997.

[12] R. Polikar, "Ensemble Based Systems in Decision Making," *IEEE Circuits System Magazine*, vol. 6, no. 3, pp. 21-45, 2006.

[13] U. Hoffmann, JM Vesin, T. Ebrahimi, and K. Diserens, "An efficient P300-based brain-computer interface for disabled subjects," *Journal of Neuroscience Methods*, vol. 167, no. 1, pp. 115-125, 2008.

[14] A. Ahangi, M. Karamnejad, N. Mohammadi, R. Ebrahimpour, and N. Bagheri, "Multiple classifier system for EEG signal classification with application to brain computer interfaces," *Neural Computing and Applications*, vol 23, no. 5, pp. 1319-1327, 2013.

[15] S. R. Kheradpisheh, F. Sharifzadeh, A. Nowzari-Dalini, M. Ganjtabesh, and R. Ebrahimpour, "Mixture of feature specified experts," *Information Fusion*, vol. 20, pp. 242-251, 2014.

[16] A. B. Usakli, "Improvement of EEG signal acquisition: an electrical aspect for state of the art of front end," *Computational Intelligence and Neuroscience*, vol. 2010, pp. 1-7, 2010.

در نظر گرفته شده است که عبارت جبری هر کروموزوم به صورت پسوندی است. عبارت جبری بهینه به دست آمده با استفاده از الگوریتم ژنتیک برابر  $A + B' + C'$  و همچنین  $A + B \oplus C$  است بالاترین درصد بازشناسی برای ترکیب منطقی طبقه‌بندها به همراه داشته است. جدول ۳ نتایج روش‌های مختلف طبقه‌بندی بر روی داده‌های آموزشی با پیش‌پردازش و استخراج ویژگی یکسان را نشان می‌دهد.

جدول ۳: نتایج طبقه‌بندهای مختلف

روش طبقه‌بندی	درصد خطا
KNN	۳۱
Naive Bayesian	۲۰/۷۲
MLP	۱۶/۴۳
LDA	۱۷/۱۵
SVM	۱۵/۷۲
Decision tree	۱۰
Majority voting	۱۵
Weighted majority costing	۱۳
Logical combining classifiers(Knn,MLP,SVM)	۶/۴۳
Logical combining classifiers(Small Decision Trees)	۳/۵۷

## ۷- نتیجه‌گیری

در این مقاله به منظور افزایش نرخ بازشناسی در طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG، یک روش دومرحله‌ای برای ترکیب نتایج طبقه‌بندها بر اساس قاعده ترکیب بولی پیشنهاد شده است. در واقع خروجی ترکیب طبقه‌بندها به صورت یک تابع منطقی در نظر گرفته می‌شود. در گام آموزش در مرحله اول یک مجموعه طبقه‌بندهای پایه با خطاهای متفاوت ایجاد می‌شود. سپس نتایج طبقه‌بندها پایه، به صورت یک جدول صحت در نظر گرفته می‌شود و برای ساده‌سازی تابع منطقی ترکیب مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای به دست آوردن تابع منطقی ترکیب، از الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک استفاده شده است. نتایج آزمایش‌های انجام‌شده نشان می‌دهد ترکیب منطقی طبقه‌بندها به همراه آنالیز بسته موجه موجب ۹۶/۴۳٪ بازشناسی درست شده است؛ که به نسبت پیاده‌سازی‌های انجام‌شده قبلی بر روی همین مجموعه داده‌ها ۶/۴۳٪ بهبود داشته است.

## ۸- مراجع

- [۱] رؤیا خاتمی و علیرضا احمدی فرد، «طبقه‌بندی تصور حرکتی چهار کلاسه با استفاده از بهینه‌سازی فیلترهای فضایی-فرکانسی»، هشتمین کنفرانس ماشین‌بینایی و پردازش تصویر، صفحه ۵۸۶-۵۹۰، دانشگاه زنجان، ۱۳۹۲.
- [2] T. A. L. University of Freiburg, *Brain machine interfacing initiative*, 2014, <http://www.brainworks.uni-freiburg.de/BMI/home.html>

- [21] R. Dhiman and J. S. S. Priyanka, "Genetic algorithms tuned expert model for detection of epileptic seizures from EEG signatures," *Applied Soft Computing*, vol. 19, pp. 8-17, 2014.
- [22] W. Ting, Y. Guo-zheng, Y. Bang-hua, and S. Hong, "EEG feature extraction based on wavelet packet decomposition for brain computer interface," *Measurement*, vol. 41, no. 6, pp. 618-625, 2008.
- [23] H. Zhang, C. Guan, and C. Wang, "Asynchronous P300-Based brain computer interfaces: a computational approach with statistical models," *Biomedical Engineering*, vol. 55, no 6, pp. 1754-1763, 2008.
- [24] University of Wisconsin-Madison, *Decision Trees*, 2001, <http://www.autonlab.org/tutorials/dtree.html>
- [25] J. R. Quinlan, "Induction of decision trees," *Machine Learning*, vol. 1, no. 1, pp. 81-106, 1986b.
- [۱۷] علی مؤمن‌نژاد، موسی شمسی، حسین ابراهیم‌نژاد و حمیدرضا صابرکاری، «ارائه الگوریتمی بهینه جهت طراحی سیستم‌ها BCI بر پایه پتانسیل تحریک P-۳۰۰»، *یازدهمین کنفرانس سراسری سیستم‌های هوشمند*، صفحه ۱-۷، دانشگاه خوارزمی، ۱۳۹۱.
- [18] M. Kolodziej, A. Majkowski, and R. J. Rak, "A new method of feature extraction from EEG signal for brain computer interface design," *Przeglad Elektrotechniczny*, vol. 86, pp. 35-38, 2010.
- [19] M. A. Rahman, W. Ma, D. Tran, and J. Campbell, "A comprehensive survey of the feature extraction methods in the EEG research," *Algorithms and Architectures for Parallel Processing*, vol. 7440, no. 2, pp. 274-283, 2012.
- [20] G. Pfurttscheller and C. Neuper, "Motor imagery and direct brain computer communication," *Proceedings of the IEEE*, vol. 89, no. 7, pp. 1123-1134, 2001.

### زیرنویس‌ها

- <sup>9</sup> Gene  
<sup>10</sup> Postfix  
<sup>11</sup> Selection  
<sup>12</sup> Crossover  
<sup>13</sup> Mutation  
<sup>14</sup> Elitist Selection  
<sup>15</sup> 1-Point Crossover

- <sup>1</sup> Brain Computer Interfaced  
<sup>2</sup> Electroencephalogram  
<sup>3</sup> Motor Imagery  
<sup>4</sup> Common Spatial Pattern  
<sup>5</sup> Independent Component Analysis  
<sup>6</sup> Principal Component Analysis  
<sup>7</sup> Chromosome  
<sup>8</sup> Fitness Function