

بهبود کارایی طبقه‌بندی کننده مبتنی بر نمایش تنک برای طبقه‌بندی سیگنال‌های مغزی

علیرضا میر جلیلی، وحید ابوطالبی و محمد تقی صادقی
دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه یزد، یزد، ایران

چکیده

در این مقاله مسئله طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG مبتنی بر تصور حرکتی برای یک سامانه واسط مغز-رایانه (BCI)، توسط طبقه‌بندی کننده مبتنی بر نمایش تنک (SRC) مورد توجه واقع شده است. این طبقه‌بندی کننده برای کارایی بالا، نیاز به طراحی ماتریس واژه‌نامه قوی دارد. با توجه به کارایی بالای الگوریتم الگوهای مکانی مشترک (CSP) در سامانه‌های BCI، از این روش برای طراحی ماتریس واژه‌نامه استفاده شده است. از معایب CSP حساس به نوفه بودن و مسئله فرایادگیری در مجموعه‌های آموزشی کم است. برای رفع این معایب از دو نوع الگوریتم بهبود CSP با نام‌های GLRCSP و DLRCSP استفاده شده است. استفاده از این روش‌ها منجر به افزایش میانگین درصد صحت تشخیص به میزان حدود ۷/۷۸٪ نسبت به گونه استاندارد CSP شده است. از سوی دیگر یکی از معایب طبقه‌بندی کننده SRC که از الگوریتم پایه BP استفاده می‌کند، زمان بر بودن آن است. برای رفع این عیب، از الگوریتم جدید SL0 به عنوان جایگزین الگوریتم BP استفاده کردیم. نتایج نشان داد که نه تنها زمان مرحله آزمون بسیار کاهش می‌یابد، بلکه این تغییر منجر به افزایش میانگین درصد صحت تشخیص به میزان ۱/۶۱٪ نسبت به الگوریتم استاندارد پایه می‌شود.

واژگان کلیدی: سیگنال‌های مغزی، طبقه‌بندی مبتنی بر نمایش تنک، الگوهای مکانی مشترک تنظیم شده، الگوریتم نرم صفر هموار شده (SL0)

۱- مقدمه

سامانه‌های واسط مغز و رایانه^۱ (BCI)، ارتباطی یک‌طرفه میان مغز کاربر و رایانه، برای انتقال منظور وی به دنیای خارج، بدون استفاده از خروجی‌های عصبی و ماهیچه‌ای برقرار می‌کند. موجه‌ترین کاربران این سامانه‌ها را بیماران فلج کامل، قطع نخاعی و سایر افراد با ناتوانی‌های حرکتی مختلف تشکیل می‌دهند. در حالت پیشرفته که این بیماران حتی قدرت تکلم و یا حرکت چشم خود را ندارند، اگر مغز سالم باشد، شاید آخرین فرصت ارتباط این افراد در تعامل با محیط خارج از همین طریق باشد (ابراهیمی و همکاران، ۲۰۰۳). در حالت کلی سامانه‌های BCI، مبتنی بر EEG نیست؛ اما با توجه به متداول بودن و ثبت آسان و وضوح زمانی به‌نسبه خوب EEG، اکثر گروه‌های پژوهشی از EEG

به منظور پروژه‌های BCI خود استفاده کرده‌اند. یکی از راه کارهای مطرح شده برای دستیابی به سامانه‌های BCI مبتنی بر EEG، استفاده از سیگنال‌های EEG مرتبط با فعالیت‌های ذهنی هستند. به طور مثال از این گونه فعالیت‌ها می‌توان تصورات حرکتی اندام‌های بدن را نام برد. برای تفکیک این فعالیت‌ها نیاز به پردازش‌های سطح بالا و قوی است که به‌طور عمومی شامل روش‌های شناسایی الگو^۲ هستند. به طور کلی این روش‌ها شامل دو مرحله استخراج ویژگی و طبقه‌بندی کننده است. با گسترش روزافزون کاربرد تکنیک‌های نمایش تنک^۳ در حوزه‌های شناسایی الگو، طبقه‌بندی کننده مبتنی بر نمایش تنک^۴ (SRC) در زمینه‌های مختلفی مانند تشخیص چهره مطرح شده است

^۲Pattern Recognition

^۳Sparse Representation

^۴Sparse Representation-based Classifier

^۱Brain Computer Interface

این مقاله بدین شرح سازمان دهی می‌شود: در بخش بعد دادگان مورد استفاده و پیش پردازش‌های صورت گرفته روی آن شرح داده می‌شود. بعد از آن به مرحله استخراج ویژگی که شامل الگوریتم‌های CSP و RCSP است می‌پردازیم. بخش بعدی را به طبقه‌بندی اختصاص می‌دهیم؛ در این بخش ابتدا طبقه‌بندی کننده SRC به اجمال شرح داده می‌شود و سپس به الگوریتم‌های یافتن پاسخ تنک می‌پردازیم. بعد از آن روال کلی مراحل انجام آزمایش‌های بیان شده و نتایج به دست آمده از آزمایش‌ها به همراه بحث در مورد آن آورده می‌شود و در نهایت به جمع‌بندی نتایج به دست آمده و نتیجه‌گیری می‌پردازیم.

۲- دادگان مورد استفاده و پیش پردازش

در این مقاله از دادگان Data set Iva, BCI competition III استفاده می‌کنیم (www.bbci.de). این مجموعه داده شامل سیگنال‌های EEG دو تصور حرکتی دست و پای راست برای ۵ نفر است. ۱۱۸ کانال Ag/AgCl برای ثبت داده‌های EEG با استاندارد ۲۰-۱۰ استفاده شده است. سیگنال‌ها با فرکانس نمونه برداری ۱۰۰ هرتز ثبت شده‌اند. مطابق شکل (۱)، برای هر تصور حرکتی یک نشانه به مدت ۳/۵ ثانیه نمایش داده می‌شود؛ و افراد باید در این مدت به تصور حرکتی مورد نظر بپردازند. زمان استراحت تا آزمایش بعدی به طور تصادفی بین ۱/۷۵ تا ۲/۲۵ ثانیه است. مجموعه آموزشی و آزمون برای هر فرد مطابق با جدول (۱) موجود است که برای هر فرد متفاوت می‌باشد. در کل برای هر طبقه ۱۴۰ آزمایش صورت گرفته است و در مجموع ۲۸۰ آزمایش برای هر فرد موجود است. با توجه به خصوصیات مولفه‌های نوسانی حسی و حرکتی^۷ (SMRs) که در محدوده باندهای μ , β قرار دارند، فیلتر میان گذر ۳۰-۸ هرتز را روی دادگان اعمال کرده‌ایم (فیلتر باترورث مرتبه ۵ استفاده شده است)، سپس داده را به قطعات دو ثانیه‌ای از ۰/۵ تا ۲/۵ ثانیه بعد از محل رخ دادن هر آزمایش مطابق شکل (۱) (منطبق بر روش برنده مسابقات BCI در دادگان BCI Competition IV dataset 2a) قطعه‌بندی کرده‌ایم (انگ و همکاران، ۲۰۱۲).

(جدول ۱): میزان سیگنال‌های آموزشی و آزمون برای افراد مختلف

افراد	aa	al	av	aw	ay
سیگنال‌های آموزشی	۱۶۸	۲۲۴	۸۴	۵۶	۲۸
سیگنال‌های آزمون	۱۱۲	۵۶	۱۹۶	۲۲۴	۲۵۲

^۷Sensorimotor rhythms

(رایت و همکاران، ۲۰۰۹). طبقه‌بندی با استفاده از نمایش تنک سیگنال شامل دو مرحله است: ابتدا داده ورودی با استفاده از ماتریس واژه‌نامه که از کنار هم قراردادن تمامی داده‌های آموزشی تشکیل شده است، به صورت تنک کد می‌شود؛ سپس با استفاده از این ضرایب تنک و با بازسازی داده آزمایشی، طبقه‌بندی انجام می‌شود. بنابراین طراحی یک ماتریس واژه‌نامه فراکامل که از مرحله استخراج ویژگی به دست می‌آید و همچنین یافتن تنک‌ترین نمایش ممکن برای داده ورودی به سامانه از روی ماتریس واژه‌نامه طراحی شده، برای این طبقه‌بندی کننده، اموری حیاتی محسوب می‌شوند. در حوزه BCI، به تازگی در (شین و همکاران، ۲۰۱۳) از این طبقه‌بندی کننده استفاده شده است. نشان داده شده است که طبقه‌بندی کننده SRC در مقایسه با طبقه‌بندی کننده پر کاربرد LDA، کارایی بهتری داشته است. شین در پژوهش خود برای استخراج ویژگی و طراحی ماتریس واژه‌نامه از الگوریتم فیلترهای مکانی مشترک^۱ (CSP) که به صورت موفقیت آمیزی در پژوهش‌های BCI استفاده می‌شود، استفاده کرده است. این روش نتایج قابل ملاحظه‌ای در مقابل سایر روش‌های استخراج ویژگی مانند انواع ICA^۲ داشته است (برانر و همکاران، ۲۰۰۷). برای یافتن نمایش تنک داده ورودی به سامانه هم از الگوریتم جستجوی پایه^۳ (BP) استفاده کرده، که از معروف‌ترین ابزارها برای یافتن پاسخ تنک است. الگوریتم CSP دو اشکال عمده دارد: نخست، حساسیت بالا به نوفه و دوم، مسئله فرایادگیری^۴ در مواردی که مجموعه آموزشی کوچک در اختیار باشد. از مهم‌ترین ایرادات الگوریتم BP نیز زمان مورد نیاز آن است که به خصوص با زیاد شدن ابعاد مسئله به طور معمول مشکل ساز می‌شود. ما در این مقاله از طبقه‌بندی کننده SRC در چارچوب یک سامانه BCI مبتنی بر تصور حرکتی استفاده می‌کنیم. هدف ما رفع معایب ذکر شده است. بدین منظور در مرحله استخراج ویژگی از روش‌های بهبود الگوریتم CSP با نام کلی CSP تنظیم شده^۵ (RCSP)، و برای افزایش سرعت محاسبه پاسخ تنک داده ورودی به سامانه، از الگوریتم جدید نرم صفر هموار شده^۶ (SL0) استفاده می‌کنیم.

^۱Common Spatial Pattern

^۲Independent Components Analysis

^۳Basis Pursuit

^۴Over Fitting

^۵Regularized Common Spatial Pattern

^۶Smoothed L0-norm

عملکرد طبقه‌بندی کننده نیز بهتر می‌شود. تحلیل CSP از فیلترهای مکانی w استفاده می‌کند که می‌خواهند تابع هدف مطابق رابطه (۱) را اکستریم نمایند:

$$J(w) = \frac{w^T X_1^T X_1 w}{w^T X_2^T X_2 w} = \frac{w^T C_1 w}{w^T C_2 w} \quad (1)$$

در این رابطه X_i ماتریس داده و C_i ماتریس کواریانس طبقه نام می‌باشند. از آنجا که سیگنال از فیلتر میان‌گذر عبور کرده است، سیگنال‌های EEG میانگین صفر دارند. یک روش برای حل این مسئله بهینه‌سازی این است که در ابتدا فرض کنیم تابع $J(w)$ با تغییر مقیاس فیلتر w ثابت بماند. یعنی اگر k یک ثابت حقیقی باشد، $J(kw) = J(w)$ باشد در این صورت اکستریم کردن تابع $J(w)$ معادل با اکستریم کردن $w^T C_1 w$ با فرض $w^T C_2 w = 1$ است.

$$\text{Min}_w (-w^T C_1 w) \text{ subject to } w^T C_2 w = 1 \quad (2)$$

با استفاده از روش لاگرانژ، این مسئله بهینه‌سازی محدودشده با اکستریم کردن تابع (۳) قابل حل است:

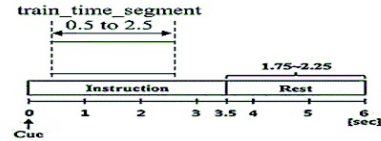
$$L(\lambda, w) = w^T C_1 w - \lambda(w^T C_2 w - 1) \quad (3)$$

فیلترهای w که معادله L را اکستریم می‌کنند، به‌گونه‌ای هستند که مشتق L نسبت به w را صفر می‌کنند:

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 2w^T C_1 - 2\lambda w^T C_2 = 0 \quad (4)$$

$$\Leftrightarrow C_1 w = \lambda C_2 w \Leftrightarrow C_2^{-1} C_1 w = \lambda w$$

در اینجا با یک مسئله استاندارد مقادیر ویژه رو به رو هستیم. فیلترهای مکانی که معادله (۱) را بیشینه می‌کند، بردارهای ویژه ماتریس $M = C_2^{-1} C_1$ هستند که مطابق با بزرگ‌ترین و کوچک‌ترین مقادیر ویژه به‌دست می‌آیند. بدین ترتیب ماتریس فیلترهای مکانی $W \in R^{c \times c}$ (c تعداد کانال‌های ثبت) حاصل می‌شود. فیلتر مطابق با بزرگ‌ترین مقدار ویژه دارای بیش‌ترین قابلیت تفکیک برای طبقه ۱ و در همین زمان فیلتر مکانی مطابق با کوچک‌ترین مقدار ویژه دارای بیش‌ترین قابلیت تفکیک برای طبقه دو است. در روش CSP، ویژگی‌های استخراج‌شده، لگاریتم واریانس سیگنال EEG بعد از تصویرشدن روی فیلترهای w است. بدین ترتیب بردارهای ویژگی و فیلترهای مکانی مناسب برای تفکیک داده‌های دو طبقه از هم به‌دست می‌آید. در این پژوهش از سه جفت فیلتر مکانی مطابق با سه تا از اولین و سه‌تای آخرین فیلترهای ماتریس W که به‌ترتیب دارای بیش‌ترین قابلیت تفکیک برای طبقه‌های ۱ و ۲ هستند



(شکل-۱): پروسه ثبت سیگنال در data set Iva

۳- استخراج ویژگی

مبنای اساسی در استفاده از تصور حرکتی در سامانه BCI بر این است که تصور حرکتی موجب پدیده ERD و ERS می‌شود که باعث تضعیف یا افزایش دامنه کوتاه‌مدت در مولفه‌های نوسانی EEG می‌شود. مولفه‌های مرتبط با حرکت در EEG، شامل نوسانات μ (۱۲-۸ هرتز) و یا نوسانات β (۱۸-۲۵ هرتز) است، که در طول حرکت و یا آماده‌شدن برای حرکت کاهش می‌یابد (ERD) و یا بعد از حرکت و یا در حالت استراحت افزایش می‌یابد (ERS) (ولپا و همکاران، ۲۰۰۲). استخراج ویژگی از پدیده‌های ERD و ERS جهت طبقه‌بندی تصور حرکتی مورد توجه قرار گرفته است. این پدیده‌ها ممکن است برای افراد مختلف در باند‌های فرکانسی مختلف اتفاق بیفتند (لال و همکاران، ۲۰۰۴). همچنین به‌دلیل اینکه سیگنال‌های دریافت‌شده از پوسته سر (EEG) از غشای مغز فاصله دارد، مکان‌یابی دقیق منابع ERD در مغز دشوار است. فیلترهای مکانی و نوسانات ویژه برای افراد مختلف متفاوت است و برای هر فرد آموزش جداگانه‌ای را می‌طلبند (مولر-گرکینگ و همکاران، ۱۹۹۹). روش فیلتر کردن مکانی برای استخراج ویژگی‌های مکانی از ERD برای داده‌های EEG به‌طور گسترده‌ای به کار گرفته می‌شود. از روش CSP به‌عنوان یک روش متداول برای استخراج ویژگی‌های جداساز طبقه‌ها استفاده می‌شود.

۳-۱- الگوهای مکانی مشترک (CSP)

کارایی فیلتر کردن مکانی برای بهبود وضوح مکانی و نسبت سیگنال به نوفه در سیگنال EEG قبلاً ثابت شده است. یک نظریه از فیلترهای مکانی با نام الگوهای مکانی مشترک است که برای روش‌های شناسایی الگو مطرح شده است. این روش براساس قطری‌سازی هم‌زمان دو ماتریس متقارن حقیقی کار می‌کند. قطری‌سازی هم‌زمان اجازه تجزیه سیگنال EEG خام، به دو الگوی مجزا از دو طبقه را می‌دهد. در این دو الگو به‌صورت هم‌زمان واریانس یکی از طبقه‌ها بیشینه و واریانس دیگری کمینه شده است. اگر تنها از فیلترهای با قابلیت تفکیک بیشتر استفاده شود، ابعاد داده هم کاهش می‌یابد و

استفاده کرده‌ایم. در نهایت با تصویر کردن سیگنال‌های اولیه بر این فیلترها، شش بردار ویژگی برای هر نفر به دست آمد، که در یک ماتریس X که به عنوان ماتریس واژه‌نامه طبقه‌بندی کننده SRC می‌باشد، قرار داده‌ایم.

پژوهش دو روش از این روش‌ها با نام‌های $GLRCSP^2$ و $DLRCSP^3$ را برای تنظیم فیلترهای مکانی استفاده می‌کنیم.

۳-۲-۱- CSP تنظیم شده با استفاده از آموزش کلی (GLRCSP)

تنظیم CSP با استفاده از آموزش کلی توسط لو در (لو و همکاران، ۲۰۰۹) پیشنهاد شده است و با نام کلی $GLRCSP$ نام‌گذاری می‌شود. این روش به نوعی تنظیم ماتریس کواریانس با استفاده از داده‌های دیگر افراد است. این الگوریتم از هر دو پارامتر γ, β استفاده می‌کند. با این کار بهبود تخمین ماتریس کواریانس در هر دو سطح کاهش آریبی تخمین (انتخاب γ) و افزایش پایداری تخمین (انتخاب β) صورت می‌گیرد. ماتریس کواریانس عمومی و پارامتر هموارکننده در این الگوریتم با استفاده از ماتریس کواریانس دیگر افراد با معادلات (۶) به دست می‌آید.

$$G_C = S_G \sum_{i \in \Omega} C_C^i \quad (6)$$

که در آن Ω مجموعه افراد آزمایش، C_C^i ماتریس کواریانس طبقه c برای فرد i ام، M_C تعداد آزمایش‌ها برای محاسبه ماتریس کواریانس طبقه C است.

۳-۲-۲- CSP تنظیم با بارگذاری قطری (DLRCSP)

یکی از روش‌های تنظیم کردن ماتریس کواریانس در پژوهش‌های BCI، استفاده از بارگذاری قطری^۴ (DL) است. در این روش ماتریس کواریانس مطابق با ماتریس یکه کاهش می‌یابد و هدف آن تنها کاهش آریبی تخمین ماتریس کواریانس است. بنابراین در این روش تنها از پارامتر تنظیم γ استفاده می‌شود ($\beta = 0$). مقدار مناسب برای γ را می‌توان به صورت خودکار با استفاده از روش LW^5 محاسبه کرد (لیدیت و ولف، ۲۰۰۴). این الگوریتم به صورت خودکار، دو مقدار متفاوت برای پارامتر تنظیم γ (یکی برای کلاس یک و دیگری برای کلاس دو) انتخاب می‌کند. الگوریتم به دست آمده از این روش را $DLRCSP_{auto}$ می‌نامیم. برای بررسی میزان کارایی انتخاب خودکار پارامتر γ ، ما در اینجا این پارامتر را به صورت کلاسیک و با استفاده از روش ارزیابی

۳-۲-۲- تنظیم کردن تخمین ماتریس کواریانس

الگوریتم CSP نیاز به تخمین ماتریس کواریانس هر طبقه دارد. اگر مجموعه داده آموزشی، نوفه‌ای و یا کم باشد، ماتریس کواریانس ضعیف شده و حالت‌های ذهنی مورد نظر را شامل نمی‌شود؛ نتیجه آن تولید فیلترهای مکانی ضعیفی است که قابلیت تفکیک بالایی را ندارند. بنابراین اضافه کردن دانش قبلی برای تخمین ماتریس کواریانس با استفاده از عبارات تنظیم کننده، اجتناب‌ناپذیر است. مطابق با (لوته و گان، ۲۰۰۱) این کار با معادلات (۵) انجام می‌پذیرد:

$$\begin{aligned} \tilde{C}_C &= (1 - \gamma)\hat{C}_C + \gamma I \\ \text{with } \hat{C}_C &= (1 - \beta)S_C C_C + \beta G_C \end{aligned} \quad (5)$$

که در آن C_C ماتریس کواریانس نخستین هر طبقه، \tilde{C}_C تخمین تنظیم شده آن، I ماتریس همانی، S_C پارامتر هموارکننده (یک اسکالر) که ثابت مقیاس دهی نامیده می‌شود، $\gamma, \beta \in [0, 1]$ دو پارامتر تنظیم کننده G_C و ماتریس کواریانس عمومی است. پارامتر γ تخمین کواریانس نخستین را مطابق با ماتریس یکه کاهش می‌دهد تا آریبی تخمینی را که در اثر کم بودن داده آموزشی به وجود می‌آید، خنثی کند. پارامتر β تخمین کواریانس نخستین را مطابق با ماتریس کواریانس عمومی کاهش می‌دهد. این کار برای پایداری بیشتر تخمین صورت می‌گیرد. ماتریس کواریانس عمومی پیش فرضی است در مورد این که برای هر حالت ذهنی ماتریس کواریانس چگونه باید باشد. این ماتریس به طور عمومی با استفاده از سیگنال‌های افراد مختلفی که آزمایش‌های یکسانی (به طور مثال تصور حرکت دست راست) روی آنها انجام شده است، به دست می‌آید. آموزش فیلترهای مکانی با این روش‌ها با جایگزین کردن C_1 و C_2 در الگوریتم استاندارد CSP (معادله (۱))، با \tilde{C}_1 و \tilde{C}_2 انجام می‌گیرد. بسته به نوع تعریف ماتریس کواریانس عمومی و استفاده از یکی یا هر دو پارامتر تنظیم، الگوریتم‌های مختلفی می‌توان تعریف کرد که با نام کلی الگوهای مکانی مشترک تنظیم شده نام برده می‌شود (لوته و گان، ۲۰۰۱). در این

²Generic Learning Regularized Common Spatial Pattern

³Diagonal Loading Regularized Common Spatial Pattern

⁴Diagonal loading

⁵Ledoit and Wolf's methode

¹Bias

متقابل^۱ (CV) به صورت 10-fold انتخاب می‌کنیم و این الگوریتم را DLRCSPcv می‌نامیم. از آنجا که روش LW به صورت خودکار برای هر طبقه مقدار متفاوتی برای پارامتر γ ارائه می‌دهد، از روش ارزیابی متقابل برای انتخاب دو مقدار متفاوت پارامتر γ برای هر طبقه استفاده می‌کنیم و نام این روش را DLRCSPcvdiff می‌نامیم. به اختصار:

$$y = Xs + Z \quad (9)$$

DLRCSPauto: با استفاده از روش LW دو مقدار مختلف پارامتر γ برای دو طبقه انتخاب می‌شود. DLRCSPcv: با استفاده از روش ارزیابی متقابل یک مقدار منفرد پارامتر γ برای هر دو طبقه، انتخاب می‌شود. DLRCSPcvdiff: با استفاده از روش ارزیابی متقابل دو مقدار پارامتر مختلف γ ، برای هر طبقه انتخاب می‌شود.

بعد از حل مسئله کمینه‌سازی نرم صفر، s بردار نمایش تنک داده ورودی y است. برای بررسی میزان شباهت داده ورودی به هر یک از طبقه‌ها تابع $\delta_i: R^n \rightarrow R^n$ بدین گونه تعریف می‌شود که اگر δ_i بر روی بردار s اعمال شود، n_i تا از مؤلفه‌های بردار s (که با ستون‌هایی از ماتریس واژه‌نامه که مربوط به داده‌های دسته نام است، متناظر می‌باشد) حفظ شده است و سایر مؤلفه‌ها برابر صفر قرار داده می‌شوند یعنی:

$$\delta_i(s) = [0, \dots, 0, s_{i,1}, \dots, s_{i,n_i}, 0, \dots, 0]^T \in R^n \quad (11)$$

که در آن $n = n_1 + \dots + n_c$ با این اوصاف داده‌های طبقه نام بیان می‌کند. این تابع برای هر c طبقه بر روی نمایش تنک داده y اعمال می‌شود و در نهایت برچسبی انتخاب می‌شود که میزبان باقیمانده $r_i(y) = \|y - X\delta_i(s)\|_2$ حداقل کند:

$$Class(y) = \min_i r_i(y) \quad (12)$$

با این وجود، یافتن پاسخ تنک کار پیچیده‌ای است؛ زیرا نرم صفر پیوسته نیست و بهینه‌سازی آن نیاز به جستجوی ترکیباتی دارد. در بخش بعد بعضی از الگوریتم‌های معروف برای یافتن پاسخ تنک مرور می‌شود.

۴-۱- الگوریتم‌های یافتن پاسخ تنک

در این مقاله از طبقه‌بندی کننده مبتنی بر نمایش تنک (SRC)، با توجه به کارایی بالای آن در پژوهش‌های قبلی

DLRCSPauto: با استفاده از روش LW دو مقدار مختلف پارامتر γ برای دو طبقه انتخاب می‌شود. DLRCSPcv: با استفاده از روش ارزیابی متقابل یک مقدار منفرد پارامتر γ برای هر دو طبقه، انتخاب می‌شود. DLRCSPcvdiff: با استفاده از روش ارزیابی متقابل دو مقدار پارامتر مختلف γ ، برای هر طبقه انتخاب می‌شود.

در این طبقه‌بندی کننده، نظریه اصلی نمایش هر داده آزمون برحسب داده‌های آموزشی دسته متناظر با آن است. فرض کنید داده‌های آموزشی دسته نام در ستون‌های ماتریس X_i به صورت $X_i = [X_{i,1}, X_{i,2}, \dots, X_{i,n_i}] \in R^{m \times n_i}$ مرتب شده باشند؛ در اینجا n_i تعداد داده‌های آموزشی از طبقه نام است. اگر $y \in R^{m \times 1}$ یک داده ورودی متعلق به دسته نام باشد، انتظار می‌رود که بتوان y را طبق رابطه (۷) بر حسب ستون‌های ماتریس X_i نمایش داد:

۴- طبقه‌بندی مبتنی بر نمایش تنک (SRC)

$$y = s_{i,1}X_{i,1} + \dots + s_{i,n_i}X_{i,n_i} = \sum_{j=1}^{n_i} s_{i,j}X_{i,j} \quad (7)$$

که در آن اعداد اسکالر هستند. فرم ماتریسی معادله (۷) به صورت $y = Xs$ است. در روش SRC برای رسیدن به این هدف از روش نمایش تنک استفاده می‌شود. باید توجه کرد که برچسب داده آزمون برای سامانه مجهول است؛ بنابراین ماتریس X به صورت $X = [X_1, \dots, X_c]$ تعریف می‌شود. در این رابطه هر کدام از X_i ها زیر ماتریس‌هایی هستند که داده‌های دسته نام در آن قرار دارند. در چارچوب نظریه نمایش تنک داده‌ها، ماتریس X همان ماتریس واژه‌نامه است. حال می‌توان نمایش تنک داده ورودی y را بر حسب ستون‌های ماتریس X به دست آورد:

$$\hat{s} = \arg \min \|s\|_0 \text{ subject to } y = Xs \quad (8)$$

^۱Cross-Validation

استفاده می‌کنیم. همان‌طور که در بخش قبل مطرح شد، در این روش طبقه‌بندی، نیاز به یافتن پاسخ تنک داده ورودی از روی ماتریس واژه‌نامه طراحی شده است. یافتن پاسخ تنک در دستگاه معادلات خطی فرومعی^۱ در حوزه پردازش داده اهمیت فراوانی است. به‌عنوان مثال، از پاسخ تنک در جداسازی کور منابع (لی و همکاران، ۲۰۰۶)، فشرده‌سازی تصویر (سزار و همکاران، ۲۰۰۸) و طبقه‌بندی (رایت و همکاران، ۲۰۰۹) استفاده شده است. یک دستگاه معادلات خطی در حالت کلی به‌صورت ماتریسی $y = Xs$ قابل بیان است. اگر در این دستگاه تعداد معادلات از تعداد مجهولات بیشتر باشد، به آن فرومعی گفته می‌شود. بنابراین، تعداد پاسخ‌های s ای که در $y = Xs$ صدق می‌کند، در این نوع دستگاه می‌تواند بیش از یک باشد. به همین دلیل برای انتخاب یکی از پاسخ‌های ممکن نیاز است تا قیدهای دیگری به مسئله اضافه شوند. به‌دلیل مزایای فراوان پاسخ تنک در کاربردهای ذکر شده، یکی از قیدهای متداول برای انتخاب یکی از پاسخ‌های دستگاه فراکامل، قید تنک‌بودن به معنای حداقل کردن نرم صفر است. این مسئله در معادله (۱۳) بیان شده است:

$$l^0: \hat{s} = \operatorname{argmin} \|s\|_0 \quad \text{subject to } y = Xs \quad (13)$$

نتیجه بهینه‌سازی معادله (۱۳) پاسخی از دستگاه $y = Xs$ خواهد بود که تعداد عناصر مخالف صفر در آن حداقل است (s را k تنک گویند، اگر دارای حداقل k مؤلفه غیر صفر باشد). چنانچه ماتریس واژه‌نامه X فراکامل باشد، معادله بالا پاسخی یکتا و تنک خواهد داشت. از آنجا که نرم صفر پیوسته نیست، به‌دست آوردن پاسخ تنک نیاز به جستجوی ترکیباتی دارد و حل آن NP-hard است (کان و آمالدی، ۱۹۹۸). به همین دلیل، چند روش جایگزین، برای یافتن پاسخ تنک پیشنهاد شده است. یکی از معروف‌ترین ابزارها برای ساختن پاسخ تنک، الگوریتم جستجوی پایه (BP) (چن و همکاران، ۱۹۹۸) است که در آن به جای نرم صفر، از کمینه‌کردن نرم یک مطابق معادله (۱۴) استفاده می‌شود:

$$l^1: \hat{s} = \operatorname{argmin} \|s\|_1 \quad \text{subject to } y = Xs \quad (14)$$

مسئله بهینه‌سازی (۱۴) به‌راحتی قابل تبدیل به یک مسئله خطی است و به همین دلیل با استفاده روش‌های

مختلفی که برای مسائل خطی پیشنهاد شده‌اند، قابل حل است. در (گریونوال و نیلسون، ۲۰۰۳) ثابت شده است که اگر تعداد عناصر مخالف صفر در پاسخ تنک از حدی، که به همبستگی میان اتم‌ها (ستون‌های) دیکشنری X وابسته است، کمتر باشد، پاسخ (۱۴) به‌طور دقیق برابر با پاسخ تنک با کمینه‌سازی نرم صفر است. یکی از مهم‌ترین ایرادهای الگوریتم BP زمان مورد نیاز آن است که به‌طور معمول و به‌خصوص با زیاد شدن ابعاد مسئله مشکل‌زا می‌شود. یکی از سریع‌ترین روش‌ها برای تخمین پاسخ تنک الگوریتم مناسب‌ترین ارتباط^۲ (MP) نام دارد که در (مالات و زیفنگ، ۱۹۹۳) معرفی شده است. ذات این روش حریم‌ناهی است و تلاش می‌کند تا در هر گام تنها ضریب یکی از اتم‌ها را مشخص کند. به‌عبارت دیگر، در گام نخست اتمی که بیش‌ترین مشابهت (بزرگ‌ترین ضرب داخلی) با سیگنال آزمون را دارد، انتخاب شده و ضریب آن محاسبه می‌شود. در گام بعد، باقی‌مانده سیگنال آزمون و اتم نخست با بقیه اتم‌ها مقایسه شده و دوباره مشابه‌ترین اتم انتخاب می‌شود. به همین ترتیب در هر گام ضریب یکی از اتم‌ها تعیین می‌شود تا جایی که خطای بازنمایی سیگنال آزمون از حدی کمتر یا آنکه تعداد مشخصی از اتم‌ها دارای ضریب مخالف صفر شوند. الگوریتم MP به‌دلیل آن که در هر گام نیاز به یک جستجوی ساده دارد، به‌طور معمول بسیار سریع است؛ اما به‌دلیل حریص‌بودن، تضمینی وجود ندارد که پاسخ نهایی مشابه با پاسخ تنک باشد. به‌منظور بهبود الگوریتم MP با حفظ سرعت بالای آن، الگوریتم‌های متنوعی پیشنهاد شده است که معروف‌ترین آن MP متعامد^۳ (OMP) نام دارد (پاتی و همکاران، ۱۹۹۳). در OMP در هر گام پس از آن که اتم جدید مشخص شد، از تمام ضرایب قبلی صرف نظر شده و ترکیبی خطی از تمام اتم‌های انتخاب‌شده تا این گام، محاسبه می‌شود که کمترین خطا را برای بازنمایی سیگنال آزمون داشته باشد.

۴-۱-۱- نرم صفر هموارشده (SL0)

یکی دیگر از الگوریتم‌های مناسب برای یافتن پاسخ تنک، نرم صفر هموارشده (SL0) نام دارد که در (موهیمانی و همکاران، ۲۰۰۹) معرفی شده است. در این روش تلاش بر آن است تا از کمینه‌کردن خود نرم صفر استفاده شود. ایرادی که برای کمینه‌کردن نرم صفر وجود دارد آن است که

^۲Matching Pursuit

^۳Orthogonal matching pursuit

^۱Underdetermined

در نهایت الگوریتم زیر روش طبقه‌بندی را به‌طور خلاصه بیان می‌کند:

ورودی: ماتریس واژه‌نامه X و داده ورودی y

- هنجارسازی کردن ستون‌های ماتریس X
- به‌دست‌آوردن نمایش تنک داده آزمون با استفاده از یکی از روش‌های BP، OMP و یا SL0
- محاسبه باقیمانده $r_i(y)$ برای تمام طبقه‌ها

$$r_i(y) = \|y - X\delta_i(s)\|_2$$

خروجی: برچسب داده y $Class(y) = \min_i r_i(y)$

۵- روال انجام آزمایش

در این پژوهش پس از مرحله پیش‌پردازش داده‌ها، از روش فیلترینگ مکانی CSP و گونه‌های بهبودیافته آن با نام‌های GLRCSP و DLRCSP در مرحله استخراج ویژگی و طراحی ماتریس واژه‌نامه طبقه‌بندی‌کننده SRC استفاده کرده‌ایم. بدین منظور همان‌طور که در بخش استخراج ویژگی شرح داده شد با استفاده از داده‌های آموزشی موجود برای هر سوژه سه جفت فیلتر مکانی انتخاب شد و سپس لگاریتم واریانس سیگنال‌های EEG تصویرشده روی این فیلترها، با هم ترکیب و شش بردار ویژگی برای هر سوژه به‌دست آوردیم. این بردارها ماتریس واژه‌نامه X را تشکیل دادند (با این کار کاهش بعدی از ۱۱۸ به ۶ بعد حاصل شد) و مرحله آموزش سامانه انجام گرفت؛ سپس مطابق با مباحث بخش طبقه‌بندی‌کننده، هر یک از سیگنال‌های آزمون به طبقه‌بندی‌کننده SRC اعمال شد و با هر سه الگوریتم محاسبه پاسخ تنک BP، OMP و SL0 آزمایش‌ها صورت گرفت. کلیه این روال در روندنمای شکل (۶) آمده است.

۶- نتایج آزمایش‌ها

در هر دو الگوریتم پارامترهای γ, β وجود دارد که مقدار آن وابسته به فرد است. در (لو و همکاران، ۲۰۰۹) برای انتخاب این پارامترها روش مشخصی ذکر نشده و نویسنده نتایج حاصل از استفاده چندین مقدار مختلف این پارامترها را ارائه کرده است. در (لوتسه و گان، ۲۰۱۱) برای تعیین این پارامترها از روش ارزیابی متقابل بر روی داده آموزشی استفاده شده است. در این مقاله برای انتخاب این پارامترها از ارزیابی متقابل بر روی داده‌های آموزشی و طبقه‌بندی‌کننده SRC استفاده می‌کنیم. مقادیر γ, β را در بازه [۰/۹] با گام ۰/۱ در نظر گرفته و با اعمال این روش

تابع نرم صفر پیوسته نیست. به همین دلیل، پیشنهاد شده است تا به‌جای نرم صفر از تابع همواری استفاده شود که تقریبی از نرم صفر را نتیجه می‌دهد. تابع مفروضه تقریبی تابع گوسی است.

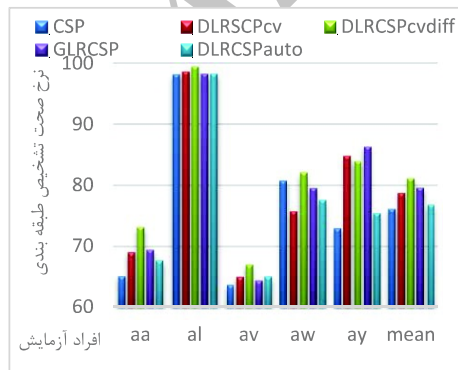
$$\|S\|_0 \approx m - \sum_i \exp\left(\frac{-S_i^2}{2\sigma^2}\right) = m - F_\sigma(S) \quad (15)$$

از آنجا که این تابع جدید هموار است به‌سادگی می‌توان آن را بهینه‌سازی کرد. اگر σ را در رابطه (۱۵) به سمت صفر میل دهیم، علامت تقریب به تساوی تبدیل می‌شود. بنابراین بهینه‌کردن تابع $F_\sigma(S)$ برای σ کوچک معادل با کمینه‌کردن نرم صفر است. از این رو مسئله بهینه‌سازی به‌صورت (۱۶) خواهد بود:

$$(SL0): \hat{S}_0 = \arg \max F_\sigma(S) \text{ s.t. } y = Xs \quad (16)$$

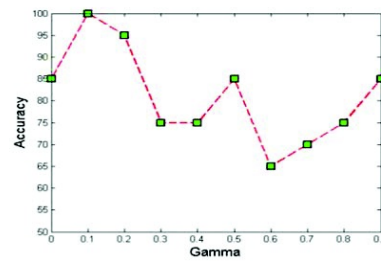
با این وجود اگر تابع مفروضه به‌اندازه کافی هموار نباشد ممکن است در بهینه‌سازی آن برای مجموع عناصر یک بردار، کمینه‌های محلی زیادی وجود داشته باشد. به همین دلیل از یک روش درشت به ریز برای بهینه‌سازی استفاده شده است. در این روش، ابتدا تابع بسیار همواری انتخاب می‌شود (گوسی با واریانس بزرگ) تا تنها یک کمینه محلی داشته باشد. پس از یافتن مکان کمینه، در گام بعدی از این مکان برای مقداردهی اولیه در یک تابع که به نرم صفر نزدیک‌تر شده است (واریانس کاهش یافته است) استفاده می‌شود. به همین ترتیب، در هر گام از نتیجه قبلی استفاده شده و تابع به نرم صفر نزدیک‌تر می‌شود. اثبات شده است که با انتخاب صحیح واریانس‌ها، در بی‌نهایت (واریانس صفر) پاسخ به‌دست آمده به پاسخ تنک همگرا می‌شود. جزییات این الگوریتم در (موهیمانی و همکاران، ۲۰۰۹) موجود است. در الگوریتم SL0 برای بهینه‌سازی تابع در هر گام از الگوریتم کاهش گرادین و تصویرکردن با چند تکرار استفاده می‌شود. یکی از مزایای SL0 سرعت بالای آن است و علاوه بر این، از آنجایی که در این روش سعی بر کمینه‌کردن نرم صفر است، توقع می‌رود تا مسائل تنک پیچیده‌تری توسط این الگوریتم قابل حل باشد. نکته قابل توجه این است که در چند سال اخیر این روش مورد توجه زیادی از پژوهش‌گران قرار گرفته است (کریستین و همکاران، ۲۰۱۳)، (نیاززاده و همکاران، ۲۰۱۲).

که مشاهده می‌شود در تمامی موارد الگوریتم‌های RCSP بهتر از گونه استاندارد آن عمل کرده است. به‌طور میانگین افزایش دقتی بالای ۶/۱۷٪ در الگوریتم GLRCSP با استفاده از الگوریتم BP، ۴/۹۸٪ و ۷/۷۸٪ در الگوریتم DLRCSPcvdiff به‌ترتیب با استفاده از الگوریتم OMP و SL0 مشاهده می‌شود. برای افرادی که میزان داده آموزشی آنها کمتر از داده آزمون بوده است، افزایش دقت قابل ملاحظه‌ای مشاهده می‌شود. به‌عنوان مثال برای فرد ay که تنها ۲۸ سیگنال آموزش استفاده شده است (در برابر با ۲۵۲ سیگنال آزمون) افزایش دقت ۲۳/۷٪ نسبت به CSP استاندارد با الگوریتم BP، ۱۳/۳۵٪ با الگوریتم OMP و ۲۳/۱۸٪ با الگوریتم SL0 دارد. این افزایش دقت در هر سه روش توسط الگوریتم GLRCSP حاصل شده است. برای فرد aw که ۵۶ سیگنال آموزشی موجود بوده است، افزایش دقت ۷/۱۸٪ با استفاده از الگوریتم BP و GLRCSP، ۱/۳۷٪ با استفاده از الگوریتم OMP و DLRCSPcvdiff و ۱۰/۰۱٪ با الگوریتم SL0 و DLRCSPcvdiff نسبت به گونه استاندارد CSP به دست آمده است. برای بررسی میزان پیچیدگی محاسباتی الگوریتم‌ها باید مرتبه محاسباتی آنها را محاسبه کرد. با توجه به پیچیدگی الگوریتم‌ها برای محاسبه مرتبه محاسباتی، در این مقاله زمان مورد نیاز برای اجرای الگوریتم‌ها به‌عنوان یک معیار کیفی آورده می‌شود. در جدول (۵) زمان مورد نیاز برای به‌دست‌آوردن پارامترهای تنظیم‌کننده بهینه با استفاده از روش ارزیابی متقابل و در جدول (۶) مدت زمان مراحل آزمون آمده است. تمامی آزمایش‌ها در سامانه‌ای با مشخصات Intel Core i5 2410M و 2.30 GHz CPU و 4 GB RAM با نرم‌افزار MATLAB (R2012a) نسخه ۷/۱۴ انجام شده است.

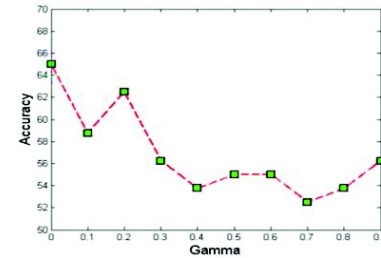


(شکل-۳): میزان صحت طبقه‌بندی برای افراد مختلف با الگوریتم OMP

γ, β هایی که بیشترین دقت را در مجموعه آموزشی داشته‌اند، انتخاب می‌کنیم. برای نمونه برای الگوریتم DLRCSPcv، برای فرد ay به‌ازای γ های مختلف میزان درصد صحت طبقه‌بندی‌کننده SRC با الگوریتم OMP در شکل ۲- (الف) رسم شده است. ملاحظه می‌شود به‌ازای $\gamma=0.1$ بیشترین صحت، طبقه‌بندی به دست آمده است. همچنین در شکل ۲- (ب) این مقدار برای فرد av با طبقه‌بندی‌کننده SRC با الگوریتم BP رسم شده است که به‌ازای $\gamma=0$ بیشترین صحت طبقه‌بندی به دست آمده است.



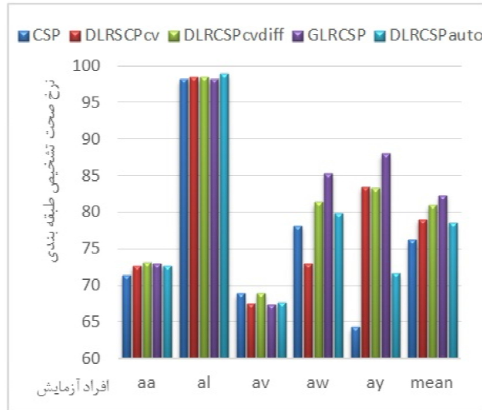
(الف)



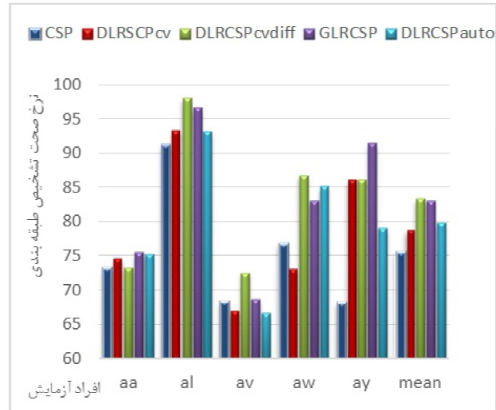
(ب)

(شکل-۲): میزان صحت طبقه‌بندی الگوریتم DLRCSPcv به‌ازای γ های مختلف برای استفاده از طبقه‌بندی‌کننده SRC - الف- فرد ay با الگوریتم OMP - ب- فرد av با الگوریتم BP

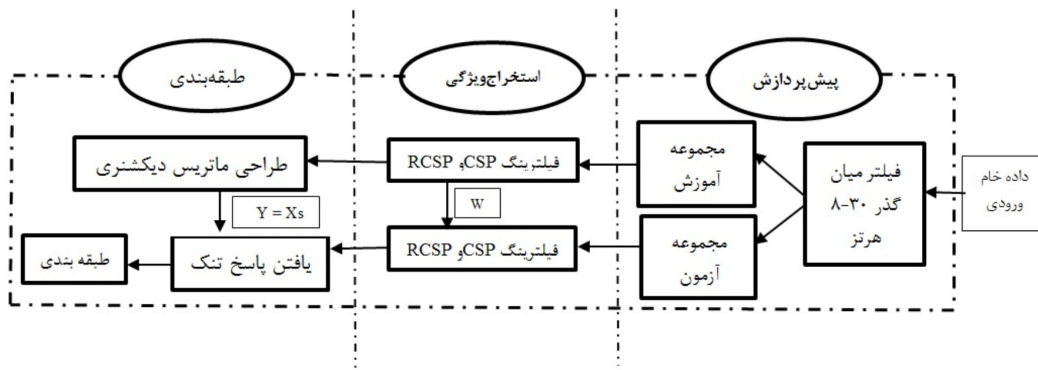
جهت رسیدن به یک ارزیابی مطمئن، برای هر سیگنال آزمون عمل طبقه‌بندی را بیست مرتبه تکرار کرده‌ایم. نتایج بیست مرتبه تکرار طبقه‌بندی‌کننده SRC به‌صورت میانگین و انحراف معیار درصد صحت طبقه‌بندی در جداول (۲، ۳ و ۴) آمده است. در این جداول مقادیر بهینه γ, β نیز برای حالت‌های مختلف نشان داده شده است. علاوه‌بر این با توجه به پراکندگی نتایج بین سوژه‌های مختلف برای بررسی میزان بهبود الگوریتم‌های RCSP نسبت به CSP، میزان میانگین افزایش درصد صحت ناشی از اعمال روش‌های RCSP در این جداول ذکر شده است. همچنین درصد صحت طبقه‌بندی برای افراد مختلف به‌صورت نمودار میله‌ای در شکل‌های (۳، ۴ و ۵) رسم شده است. همان‌طور



شکل - ۵: میزان صحت طبقه‌بندی برای افراد مختلف با الگوریتم BP



شکل - ۴: میزان صحت طبقه‌بندی برای افراد مختلف الگوریتم SL0



شکل - ۶: بلوک دیاگرام روال کلی آزمایش

جدول - ۲: نتایج درصد صحت طبقه‌بندی کننده SRC با الگوریتم SL0 (میانگین \pm انحراف معیار) به‌ازای الگوریتم‌های مختلف CSP

میانگین افزایش دقت نسبت به CSP	ay	aw	av	al	aa	الگوریتم‌ها
۰	۶۸/۲۵ \pm ۰	۷۶/۷۸ \pm ۰	۶۸/۳۷ \pm ۰	۹۱/۰۷ \pm ۰	۷۳/۲۱ \pm ۰	CSP
۷/۵۲	۹۱/۴۳ \pm ۰/۲۷ ۰/۴۰ ۰/۱	۸۳/۱۱ \pm ۱/۵۱ ۰ ۰/۵	۶۸/۶ \pm ۰۲/۶۹ ۰/۳۰ ۰/۳	۹۶/۶۹ \pm ۰/۶۵ ۰ ۰/۱	۷۵/۴۹ \pm ۰/۹۸ ۰ ۰/۳	GLRCSP (بهترین β و γ)
۴/۲۹	۷۹ \pm ۴/۰۷	۸۵/۱۶ \pm ۳/۷	۶۶/۵۸ \pm ۱/۰۲	۹۳/۱۳ \pm ۱/۹۵	۷۵/۲۷ \pm ۲/۴۸	DLRCSPauto
۳/۲۹	۸۶/۱۱ \pm ۰/۹۷ ۰/۱	۷۳/۱۵ \pm ۳/۵۷	۶۶/۹۱ \pm ۱/۱	۹۳/۳۹ \pm ۱/۳۱ ۰/۱	۷۴/۶ \pm ۳ ۰	DLRCSPcv (بهترین γ)
۷/۷۸	۸۶/۱۳ \pm ۰/۷۳ ۰/۱۰ ۰/۱	۸۶/۷۹ \pm ۰/۵۳ ۰/۹۰ ۰/۷	۷۲/۴۲ \pm ۰/۴۸ ۰/۴۰ ۰/۲	۹۸/۰۴ \pm ۰/۵۵ ۰/۶۰ ۰/۱	۷۳/۲۱ \pm ۰ ۰/۴۰ ۰/۲	DLRCSPcvdiff (بهترین γ و γ 2)

(جدول - ۳): نتایج درصد صحت طبقه‌بندی کننده SRC با الگوریتم BP (میانگین \pm انحراف معیار) به‌ازای الگوریتم‌های مختلف CSP

میانگین افزایش دقت نسبت به CSP	ay	aw	av	al	aa	الگوریتم‌ها
۰	۶۴/۲۹ \pm ۰	۷۸/۱۳ \pm ۰	۶۸/۸۸ \pm ۰	۹۸/۲۱ \pm ۰	۷۱/۴۳ \pm ۰	CSP
۶/۱۷	۸۷/۹۹ \pm ۱/۸ ۰/۱۰، ۰/۱	۸۵/۳۱ \pm ۱/۹ ۰/۳، ۰	۶۷/۳۲ \pm ۲/۱۵ ۰/۴، ۰/۱	۹۸/۲۱ \pm ۰/۸۲ ۰/۱۰، ۰	۷۲/۹۹ \pm ۱/۱۲ ۰/۲، ۰	GLRCSP بهترین (γ و β)
۱/۹۹	۷۱/۶۱ \pm ۷	۷۹/۸۹ \pm ۳/۷۸	۶۷/۷ \pm ۱/۸	۹۹/۰۲ \pm ۱/۲۳	۷۲/۶۸ \pm ۲/۲۳	DLRCSPauto
۲/۸	۸۳/۴۵ \pm ۳/۱۹ ۰/۱	۷۲/۹۹ \pm ۰/۹۹ ۰/۲	۶۷/۴۲ \pm ۲/۱ ۰	۹۸/۴۸ \pm ۱/۴۵ ۰	۷۲/۵۹ \pm ۰/۸۷ ۰	DLRCSPev بهترین γ
۴/۸۵	۸۳/۲۹ \pm ۳/۳۷ ۰/۱۰، ۰/۱	۸۱/۳۸ \pm ۲/۶۳ ۰/۵، ۰/۲	۶۸/۹۵ \pm ۲/۵۱ ۰/۸، ۰/۶	۹۸/۴۸ \pm ۱/۳۳ ۰/۴، ۰/۱	۷۳/۰۸ \pm ۲/۵۶ ۰/۶، ۰/۴	DLRCSPevdiff بهترین (γ و β)

(جدول - ۴): نتایج درصد صحت طبقه‌بندی کننده SRC با الگوریتم OMP (میانگین \pm انحراف معیار) به‌ازای الگوریتم‌های مختلف CSP

میانگین افزایش دقت نسبت به CSP	ay	aw	av	al	aa	الگوریتم‌ها
۰	۷۳/۰۲ \pm ۰	۸۰/۸ \pm ۰	۶۳/۷۸ \pm ۰	۹۸/۲۱ \pm ۰	۶۵/۱۸ \pm ۰	CSP
۳/۴۶	۸۶/۳۷ \pm ۲/۳۵ ۰/۲، ۰/۲	۷۹/۶۲ \pm ۲/۳۲ ۰، ۰/۳	۶۴/۴۹ \pm ۲/۴۸ ۰/۱۰، ۰/۹	۹۸/۳ \pm ۱/۹۷ ۰، ۰/۱	۶۹/۵۱ \pm ۲/۴۵ ۰، ۰/۲	GLRCSP بهترین (γ و β)
۰/۶۸	۷۵/۵ \pm ۶/۵۵	۷۷/۶۶ \pm ۳/۶۶	۶۵/۱۵ \pm ۲/۵۸	۹۸/۳ \pm ۱/۳۶	۶۷/۷۷ \pm ۲/۹۳	DLRCSPauto
۲/۵	۸۴/۸۶ \pm ۲/۳۹ ۰/۱	۷۵/۸ \pm ۴/۸ ۰	۶۵/۰۸ \pm ۲/۰۵ ۰	۹۸/۶۶ \pm ۱/۲۳ ۰	۶۹/۱۱ \pm ۱/۹۳ ۰	DLRCSPev بهترین γ
۴/۹۸	۸۳/۹۹ \pm ۲/۲۶ ۰/۵، ۰/۳	۸۲/۱۷ \pm ۲/۵۷ ۰/۳، ۰/۱	۶۷/۰۹ \pm ۲/۲۳ ۰/۹، ۰/۸	۹۹/۴۶ \pm ۱/۰۲ ۰/۵، ۱/۱	۷۳/۲۱ \pm ۳/۱۳ ۰/۸، ۰/۶	DLRCSPevdiff بهترین (γ و β)

(جدول - ۵): زمان مورد نیاز برای به‌دست آوردن پارامترهای تنظیم‌کننده بهینه با روش ارزیابی متقابل (10-fold)

با الگوریتم‌های مختلف SRC (مقادیر بر حسب ثانیه)

ay	aw	av	al	aa	الگوریتم‌های RCSP	الگوریتم‌های SRC
۲۶۵۷/۲	۳۱۵۴/۹	۴۰۰۱/۷	۷۲۷۸/۴	۵۵۰۸/۹	GLRCSP	BP با SRC
۷۶۸/۵	۱۴۱۹	۲۲۵۰/۵	۵۵۷۹/۸	۳۶۴۰/۲	DLRCSPevdiff	
۶۶/۶	۱۲۹/۲	۲۳۰/۸	۶۱۳/۲	۴۰۹/۱	DLRCSPev	
۲۲۴۹/۹	۲۳۷۸/۵	۲۴۳۴/۵	۲۶۸۴/۳	۲۸۳۹/۴	GLRCSP	OMP با SRC
۳۰۴/۲	۴۸۲/۲	۶۶۲/۵	۱۴۵۵/۵	۱۱۴۲	DLRCSPevdiff	
۲۵/۵	۴۳/۶	۶۲/۴	۱۳۹/۵	۱۱۰/۵	DLRCSPev	
۱۶۳۱/۸	۱۷۰۷/۷	۱۶۷۲/۵	۱۹۵۶/۳	۱۸۵۸/۴	GLRCSP	SLO با SRC
۲۴۹	۳۶۵/۶	۴۷۲/۱	۱۰۷۷/۲	۸۲۴/۷	DLRCSPevdiff	
۱۳/۲	۳۱/۷	۴۹	۱۱۴	۹۶/۲	DLRCSPev	

(جدول - ۶): میانگین و انحراف معیار زمان مورد نیاز یک مرحله آزمون طبقه‌بندی کننده‌های مختلف SRC با الگوریتم‌های مختلف RCSP (مقادیر بر حسب ثانیه)

الگوریتم‌ها	BP با SRC	OMP با SRC	SL0 با SRC
CSP	۰/۲۴۲۸ ± ۰/۰۱۱۳	۰/۰۱۲۷ ± ۰/۰۰۰۰۳	۰/۰۰۴ ± ۰/۰۰۱
GLRCSP	۰/۲۴۲۶ ± ۰/۰۲۲۷	۰/۰۱۳ ± ۰/۰۰۰۰۶	۰/۰۰۳۶ ± ۰/۰۰۰۰۸
DLRCSPdiff	۰/۲۱۳۶ ± ۰/۰۳۱۵	۰/۰۱۲۷ ± ۰/۰۰۰۰۲	۰/۰۰۳۷ ± ۰/۰۰۱۵
DLRCSPauto	۰/۲۴۸۴ ± ۰/۰۱۱۵	۰/۰۱۲۳ ± ۰/۰۰۰۰۱	۰/۰۰۳۶ ± ۰/۰۰۱۷
DLRCSPcv	۰/۲۲۶ ± ۰/۰۳۸	۰/۰۱۲۹ ± ۰/۰۰۰۰۱	۰/۰۰۳۷ ± ۰/۰۰۱۳

۷- بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش با توجه به کارایی بالای گزارش‌شده طبقه‌بندی کننده SRC در کاربردهای مختلف، از این طبقه‌بندی کننده برای طبقه‌بندی سیگنال‌های EEG مبتنی بر تصور حرکتی استفاده شد. این طبقه‌بندی کننده برای کارایی بالا نیاز به طراحی ماتریس واژه‌نامه قوی دارد. بنابراین، با توجه به گزارش‌های متعدد از کارایی بالای الگوریتم CSP در مرحله استخراج ویژگی از آن استفاده کردیم. برخلاف محبوبیت بالای CSP، این روش، دو اشکال عمده دارد: نخست حساسیت بالا به نوفه و دیگری مسئله فرایادگیری در مواردی که داده آموزشی کم در اختیار باشد. برای رفع این عیب‌ها، از دو روش الگوهای مکانی مشترک تنظیم‌شده (DLRCSP و GLRCSP) که به‌تازگی مورد توجه قرار گرفته‌اند، استفاده کردیم. همان‌طور که در نتایج مشاهده شد استفاده از این روش‌ها درصد صحت تشخیص را نسبت به CSP استاندارد به‌طور میانگین حدود ۷/۷۸٪ بهبود داده است. در مواردی که داده آموزشی کمی موجود بود، این افزایش درصد صحت تشخیص به ۲۳/۷٪ رسیده است. همان‌طور که در نتایج مشاهده می‌شود در افرادی که به‌علت داده آموزشی کم، تخمین ماتریس کواریانس آنها ضعیف شده و این ضعف باعث تولید فیلترهای مکانی که قابلیت تفکیک بالایی ندارند می‌شود، الگوریتم‌های بهبودیافته CSP توانسته است با بهبود تخمین ماتریس کواریانس، فیلترهای مکانی قوی‌تری نسبت به CSP استاندارد تولید کند این فیلترها باعث تشکیل ماتریس واژه‌نامه قوی برای طبقه‌بندی کننده SRC و در نهایت افزایش دقت طبقه‌بندی شده است. در طبقه‌بندی کننده SRC بعد از طراحی ماتریس واژه‌نامه قوی، باید تنک‌ترین نمایش ممکن برای داده ورودی از روی این ماتریس محاسبه شود. برای این منظور از الگوریتم BP که از معروف‌ترین الگوریتم‌های یافتن پاسخ تنک می‌باشد، استفاده کردیم. ایراد اساسی این

الگوریتم زمان مورد نیاز برای اجرای آن است، که با زیاد شدن ابعاد مسئله مشکل‌ساز می‌شود. هر چند شاید زمان لازم برای مرحله آموزش چندان مهم نباشد، ولی زمان مرحله آزمون به‌خصوص در کاربردهای BCI امری مهم و تعیین کننده محسوب می‌شود. برای رفع این عیب، از الگوریتم OMP برای محاسبه پاسخ تنک استفاده کردیم. ملاحظه می‌شود که سرعت تشخیص داده مرحله آزمون حدود بیست برابر نسبت به الگوریتم BP افزایش یافته است؛ ولی در مقابل به‌طور میانگین حدود ۱/۱۹ از درصد صحت دقت تشخیص کاسته شده است. برای رسیدن به سرعت بالا ضمن داشتن دقت بالا، از الگوریتم نرم صفر هموارشده (SL0) که به‌تازگی مطرح شده است (موهیمانی و همکاران، ۲۰۰۹) استفاده کردیم. در حد بررسی‌های انجام‌شده توسط ما تاکنون از این الگوریتم برای سامانه‌های BCI استفاده نشده است. همان‌طور که در نتایج به‌دست آمده مشاهده می‌شود، این اصلاح نه تنها باعث کاهش شدید زمان تشخیص داده آزمون نسبت به الگوریتم BP شده است، بلکه از این لحاظ حدود چهار برابر از الگوریتم OMP نیز بهتر عمل کرده است. در عین حال به‌طور میانگین حدود ۱/۶۱٪ در صحت تشخیص بهتر از الگوریتم BP عمل کرده است. بهترین دقت تشخیص در همه افراد (به جز فرد al)، با استفاده از الگوریتم SL0 حاصل شد. از آنجا که روش SL0 بر خلاف دیگر الگوریتم‌ها، که به جای نرم صفر از تقریب نرم صفر استفاده می‌کنند، سعی بر کمینه‌کردن خود تابع نرم صفر دارد، این افزایش کارایی مورد انتظار ما بود. لوله در کار مشابهی (لوتنه و گان، ۲۰۱۱) از الگوریتم‌های RCSP ذکر شده در مسأله‌ای مشابه با این مقاله استفاده کرده است. وی در مقاله خود برای طبقه‌بندی از طبقه‌بندی کننده پر کاربرد LDA استفاده کرده است. در جدول (۷) نتایج میانگین درصد صحت تشخیص برای هر دو طبقه‌بندی کننده آمده است. ملاحظه می‌شود در همه موارد طبقه‌بندی کننده

Lal, T. N., M., Schröder, T., Hinterberger, J., Weston, M., Bogdan, N., Birbaumer, and , SchölkopfB. 2004. "Support vector channel selection in BCI." IEEE Trans. on Biomed. Eng., Vol. 51 1003-1010.

Ledoit, O., and M., wolf. 2004. "A well-conditioned estimator for large dimensional covariance matrices." J. Multivariate Anal., vol. 88, no. 2 365-411.

Li, Y., S. I., Amari, A., Cichocki, D. W., Ho, and S., Xie. 2006. "Underdetermined blind source separation based on sparse representation." IEEE Trans. on Signal Processing, vol. 54 423-437.

Lotte, F., and C., Guan. 2011. "Regularizing Common Spatial Patterns to Improve BCI Designs: Unified Theory and New Algorithms." IEEE trans. on biomed. Eng., vol.58, no. 2 355-362.

Lu, H., K., Plataniotis, and A., Venetsanopoulos. 2009. "Regularized common spatial patterns with generic learning for EEG signal classification." EMBC. 6599 – 6602.

Mallat, S. G., and Z., Zhifeng. 1993. "Matching pursuits with time-frequency dictionaries." IEEE Trans. on Signal Processing, vol. 41 3397-3415.

Mohimani, H, M., Babaie-Zadeh, and C., Jutten. 2009. "A Fast Approach for Overcomplete Sparse Decomposition Based on Smoothed L0 Norm." IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 57 289-301.

Müller-Gerking, J., G., Pfurtscheller, and H., Flyvbjerg. 1999. "Designing optimal spatial filters for single-trial EEG classification in a movement task." Clinical Neurophysiology, Vol. 110 787-798.

Niazadeh, R., S. H., Ghalehjegh, M., Babai-Zadeh, and C., Jutten. 2012. "ISI Sparse Channel Estimation Based on SL0 and its Application in ML Sequence-by-Sequence Equalization." Latent Variable Analysis and Signal Separation 1-15.

Pati, Y. C., R., Rezaifar, and P. S., Krishnaprasad. 1993. "Orthogonal matching pursuit: recursive function approximation with applications to wavelet decomposition." rec. 27 Asilomar conf. Signals, syst. Comput. 41-44.

Sezer, O. G., O., Harmanci, and O. G., Guleryuz. 2008. "Sparse orthonormal transforms for image compression." 15th IEEE Inter. Conf. in Image Processing, ICIP. 149-152.

Shin, Y., S., Lee, S., Woo, and H. N., Lee. 2013. "Performance increase by using a EEG sparse representation based classification method." IEEE Inter. Conf. on Consumer Electronics (ICCE). 201-203.

SRC کارایی بالاتری نسبت به LDA دارد. این نتیجه با گزارش شین و همکاران، (۲۰۱۳) مبنی بر عملکرد بهتر SRC نسبت به LDA بر روی ویژگی‌های مستخرج از CSP استاندارد، همخوانی دارد.

(جدول - ۷): میانگین صحت طبقه‌بندی کننده‌های LDA و SRC

الگوریتم‌ها	LDA	SRC BP	SRC OMP	SRC SL0
CSP	۶۶/۲۹	۷۶/۱۹	۷۶/۲	۷۵/۵۴
GLRCSP	۷۸/۵۵	۸۲/۳۶	۷۹/۶۶	۸۳/۰۶
DLRCSPcvdiff	۷۵/۴۷	۸۱/۰۴	۸۱/۱۸	۸۳/۳۲
DLRCSPcv	۷۳/۴۴	۷۸/۹۹	۷۸/۷	۷۸/۸۳
DLRCSPauto	۶۶/۳۵	۷۸/۱۸	۷۶/۸۸	۷۹/۸۳

۸- مراجع

Ang, K. K., Z. Y., Chin, C., Wang, C., Guan, and H., Zhang. 2012. "Filter bank common spatial pattern algorithm on bci competition iv datasets 2a and 2b." Frontiers in Neuroscience, vol. 6, no. 39.

n.d.bbc.de.
http://www.bbc.de/competition/iii/desc_IVa.htm.

Brunner, C., M., Naeem, R., Leeb, B., Graimann, and G., Pfurtscheller. 2007. "Spatial filtering and selection of optimized components in four class motor imagery EEG data using independent components analysis." pattern Recognition Letters, Vol. 28 957-964.

Chen, S. S., D. L., Donoho, and M. A., Saunders. 1998. "Atomic decomposition by basis pursuit." SIAM journal on scientific computing, vol. 20 33-61.

Christian, S. O., P. S., Pedersen, T., Arildsen, and T., Larsen. 2013. "Improving Smoothed l0 Norm in Compressive Sensing Using Adaptive Parameter Selection." International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing IEEE ICASSP 2013.

Ebrahimi, T., J. F., Vesin, and G., Garcia. 2003. "Brain computer interface in multimedia." IEEE Sig-nal Process. Mag vol. 20, no. 1 14-24.

Gribonval, R., and M., Nielsen. 2003. "Sparse representations in unions of bases." IEEE Trans. on Inf. Theo., vol. 49 3320-3325.

Kann, V., and E., Amaldi. 1998. "On the approximability of minimizing nonzero variables or unsatisfied relations in linear systems." Theoretical Computer Science, vol. 209 237-260.



محمد تقی صادقی تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی برق- الکترونیک و کارشناسی ارشد برق- مخابرات به ترتیب در سال‌های ۱۳۷۰ و ۱۳۷۳ در دانشگاه‌های

صنعتی شریف و تربیت مدرس تهران به پایان رسانید. نامبرده از سال ۱۳۷۴ الی ۱۳۸۷ در دانشکده مهندسی برق دانشگاه یزد مشغول به کار بود. پس از آن دوره دکتری مهندسی برق- مخابرات را در دانشگاه ساری انگلستان آغاز نموده و در سال ۱۳۸۱ موفق به اخذ درجه دکتری از آن دانشگاه شد. سپس به مدت دو سال در مرکز تحقیقات بینایی ماشین و پردازش سیگنال همان دانشگاه، در زمینه سیستم‌های بازشناسی چهره پژوهش نموده و از آن پس تاکنون استادیار دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه یزد است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه نامبرده عبارتند از: بازشناسی آماری الگو، پردازش تصویر و بینایی ماشین.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

m.sadeghi@yazd.ac.ir

Wolpaw, J. R., N., Birbaumer, D. J., McFarland, G., Pfurtscheller, and T. M., Vaughan. 2002. "Brain-computer interfaces for communication and control." *Clinical Neurophysiology*, Vol. 113 767-791.

Wright, J., A., Yang, Sastry S., and Y., Ma. 2009. "Robust face recognition via sparse representation." *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 31, no. 2 210-227.



علیرضا میرجلیلی دوره کارشناسی خود را در سال ۱۳۸۷ در رشته مهندسی برق- الکترونیک در دانشگاه آزاد واحد یزد گذرانده و مدرک کارشناسی ارشد خود را در سال ۱۳۹۲ در رشته مهندسی برق-

مخابرات گرایش سیستم از دانشگاه یزد اخذ نموده است. موضوع پایان‌نامه کارشناسی ارشد ایشان بهبود کارایی سیستم‌های BCI با استفاده از تکنیک‌های شناسایی الگو مبتنی بر نمایش تنک بوده است. زمینه‌های علمی مورد علاقه وی پردازش سیگنال‌های مغزی و بازشناسی آماری الگو می‌باشد.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

alireza.mirjalili@stu.yazd.ac.ir



وحید ابوطالبی مدرک کارشناسی خود را در رشته مهندسی برق- الکترونیک در سال ۱۳۷۵ از دانشگاه صنعتی شریف و مدرک کارشناسی ارشد در رشته مهندسی برق-

مهندسی پزشکی را در سال ۱۳۷۸ از همان دانشگاه اخذ نمود. وی در سال ۱۳۸۵ دکترای خود را در رشته مهندسی پزشکی- بیوالکتریک از دانشگاه صنعتی امیرکبیر دریافت نمود و هم‌اکنون عضو هیات علمی دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه یزد می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه وی پردازش سیگنال‌های حیاتی، تجزیه و تحلیل سیگنال‌های مغزی و بررسی فعالیت‌های شناختی می‌باشد.

نشانی رایانامه ایشان عبارت است از:

aboutalebi@yazd.ac.ir