تشخیص میزان پیچیدگی فعالیتهای ذهنی بهوسیلهٔ سیگنالهای مغزی با استفاده از شبکههای عصبی

فاطمه حمزهلو دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی، دانشگاه علم و صنعت ایران
عباس عرفانیان امیداور استادیار مهندسی پزشکی، دانشکدهٔ مهندسی برق، دانشگاه علم و صنعت ایران

چکیده

در این مقاله، امکان تشخیص میزان پیچیدگی فعالیتهای ذهنی با استفاده از سیگنالهای مغزی مورد بررسی قرار میگیرد. برای این منظور چهار حالت مختلف ذهنی در نظر گرفته شده است: حالت آرامش و سه حالت مربوط بهانجام عمل ضرب ذهنی در سطوح مختلف ساده، میانه و مشکل. هدف، تشخیص این حالتهای مغزی به وسیلهٔ سیگنالهای مغزی است. در این مقاله، متوسط قدر مطلق دامنه، پراش، توانهای باندهای آلفا، بتا و تتا، نسبت توان باند تتا به آلفا و نسبت توان باند بتا به آلفا بهعنوان ویژگیهای سیگنالهای مغزی در نظر گرفته شده و ترکیبهای متفاوتی از ویژگیها بهعنوان بردار ویژگی انتخاب شده است. برای طبقهبندی ویژگیها از شبکه عصبی چند لایهٔ پرسپترون با قاعدهٔ یادگیری پس انتشار خطا جهت تشخیص فعالیت ذهنی استفاده شده است. نتایج این بررسی نشان میدهد که میتوان با انتخاب سه کانال مغزی P3، C4، C3 با دقت ۹۲%، حساسیت بیش از ۸۶% و خطای کمتر از ۶%، چهار فعالیت ذهنی را با استفاده از سیگنالهای مغزی تشخیص داد.

کلمات کلیدی: سیگنال الکتروانسفالوگرام، EEG، شبکههای عصبی، فعالیتهای ذهنی.

EEG-based Detection of Mental Workload by Using Artificial Neural Networks

F. Hamzehloo and A. Erfanian
Dept. of Biomed. Eng., Iran University of Science and Technology

Abstract

It has been shown that the human brain activity during performance of the mental tasks are reflected by the electroencephalographic recordings. These suggest the possibility of using the event-related EEG signals to observe the brain processes during mental activity. This paper concerns with the classification of four different mental tasks: a baseline task, three different mental multiplication. During baseline, subject did not perform a specific task. During mental multiplication, three different levels of mental arithmetic were considered. The mean absolute value (MAV), variance, the normalized power of alpha, teta, and beta band, the relative power of the beta to the alpha band, and the relative power of the teta to the alpha band constitute the feature vector. The feature vectors were fed into classifiers. We employed the multilayer perceptron (MLP) for discriminating different patterns of the EEG signal. The results of this analysis show that 92% of the novel data were classified correctly. This suggests the possibility of using brain potentials to quantify the mental workload.

Key words: EEG, Mental activity, Neural network.

۱- مقدمه

هرگونه فعالیت ذهنی باعث ایجاد الگوهای متفاوتی در پتانسیلهای مغزی می‌شود. محققان همواره سعی کردهاند وابستگی بین این الگوها را با فعالیتهای ذهنی بهدست آورند [۱]-[۴]. در سال ۱۹۹۵، Fernandez و همکارانش [۳] بهبررسی تغییرات توان باندهای مختلف فرکانسی سیگنال EEG در هنگام انجام فعالیتهای ذهنی مختلف پرداختند. نتایج تحقیق این افراد نشان می‌دهد در هنگام انجام فعالیتهای ریاضی، توان باند دلتا افزایش و توان باند آلفا کاهش می‌یابد. همچنین توان باند بتا در اغلب کانالهای EEG کاهش و در ناحیهٔ frontal افزایش می‌یابد.

در سال ۱۹۹۰، Keirn و همکارش [۵]، با استفاده از سیگنالهای EEG مربوط به شش کانال مغزی، سعی در تفکیک پنج فعالیت ذهنی کردهاند. هر ثبت ده ثانیه بطول می‌انجامد. برای هر ثبت ده ثانیهای، تنها یک پنجرهٔ ۲ ثانیهای که فاقد آرتیفکت، حرکت چشم و فاقد پلک زدن باشد انتخاب شده است. این انتخاب بصورت چشمی در تمام آزمایشها صورت گرفته است. ضرایب مدل خود بازگشتی[1] (AR)، طیف توان چهار باند فرکانسی سیگنال هر کانال، و نرخ عدم تقارن کانالهای چپ و راست در هر باند بعنوان ویژگیها در نظر گرفته شده است. این محققان نشان دادند می‌توان با استفاده از طبقهبندی کنندهٔ بیزین، بطور متوسط هر دو فعالیت ذهنی را، با بردار ویژگی طیف توان محاسبه شده به وسیلهٔ الگوریتم برگ با دقت ۸۲/۳٪، با بردار ویژگی طیف توان حاصل از الگوریتم W-k[2] با دقت ۸۱٪ و با بردار ویژگی ضرایب مدل خود بازگشتی با دقت ۸۴/۶٪ از یکدیگر تفکیک کرد.

همچنین Anderson و همکارانش [۶]، از سیگنالهای EEG مربوط به شش کانال مغزی، سعی در تفکیک فعالیت ذهنی مربوط به انجام عمل ریاضی و حالت استراحت کردهاند. ضرایب مدل خود بازگشتی یک متغیره، ضرایب مدل خود بازگشتی چند متغیره، مقادیر ویژه و مقادیر منفرد ضرایب مدل خود بازگشتی چند متغیره، بعنوان بردارهای ویژگی‌های سیگنال EEG در نظر گرفته شدهاند. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که می‌توان با یک شبکه عصبی پس انتشار خطا (یک گرهٔ خروجی، پنج نرون در لایهٔ پنهان و ورودی شبکه به اندازهٔ ابعاد بردار ویژگی)، با بردار ویژگی ضرایب مدل خود بازگشتی یک متغیره (با ابعاد ۳۶) بهطور متوسط بهدقت ۹۰/۶٪، با بردار ویژگی ضرایب مدل خود بازگشتی چند متغیره (با ابعاد ۲۱۶) بهدقت ۹۱/۴٪، با بردار ویژگی مقادیر ویژه ضرایب مدل خود بازگشتی چند متغیره (با ابعاد ۲۱۶) بهدقت ۹۰/۴٪ و با بردار ویژگی مقادیر منفرد ضرایب مدل خود بازگشتی چند متغیره (با ابعاد ۵۰) بهدقت ۸۶/۱٪ در طبقهبندی سیگنالهای EEG، دست یافت.

در سال ۱۹۹۸، میلان و همکارانش [۷] سعی در تفکیک ۴ فعایت ذهنی به وسیلهٔ دادههای حاصل از ۸ کانال مغزی کردند. فعالیتهای ذهنی شامل حالت آرامش در وضعیت چشم بسته، چرخش یک مکعب، تفریق کردن و حالت آرامش در شرایط چشم باز می‌باشد. توان در جفت کانالهای O1-O2، C4-P4، F4-C4، C3-P3، F3-C3 و/یا کوهیرنس ۱۰ جفت کانال بهعنوان ویژگی‌ها در نظر گرفته شده است. با استفاده از ویژگی‌های یاد شده و با کمک طبقهبندی کننده عصبی، نشان داده شد که ۷۵٪ از دادههای آزمایشی قابل تشخیص هستند.

ما در کار قبلی خود [۲] نشان دادیم که می‌توان دو فعالیت ذهنی مربوط به ضرب ریاضی و حالت استراحت را با استفاده از دادههای ۶ کانال مغزی و ویژگی‌های زمانی (قدرمطلق دامنه سیگنال و پراش) و فرکانسی (توان در باندهای پایه و نسبت توان در باندهای پایه)، در بهترین حالت با دقت ۹۸٪ به وسیلهٔ طبقهبندی کنندهٔ بیزین و با دقت ۹۰٪ به وسیلهٔ شبکه عصبی پس انتشار خطا تشخیص داد. در این مقاله، با استفاده از شبکههای عصبی پس انتشار خطا و سیگنالهای مغزی سعی در تشخیص چهار فعالیت ذهنی می‌کنیم. این چهار فعالیت ذهنی شامل حالت آرامش، انجام ضرب ذهنی در سطوح ساده، متوسط و مشکل است. لازم بهذکر است که در مرجع [۶]، فقط دو حالت ذهنی شامل آرامش و انجام عمل ضرب ذهنی تفکیک شده است. ما در این تحقیق انجام ضرب ذهنی را در سطوح مختلف پیچیدگی در نظر می‌گیریم. تشخیص میزان پیچیدگی فعالیت ذهنی برای اولین بار در این پروژه انجام می‌شود.

۲- روال آزمایش و اخذ سیگنالهای مغزی

برای اخذ سیگنالهای مغزی در حالتهای مختلف ذهنی، چهار حالت ذهنی که نشان دهندهٔ میزان پیچیدگی فعالیتهای ذهنی است، در نظر گرفته شده است:

1- Autoregreesive (AR)
2- Wiener-Khinchine

حالت آرامش[1] در حالت چشم باز (B). در این حالت از شخص خواسته شده تا حد ممکن به چیزی فکر نکند. زمان اخذ سیگنال در این آزمایش ۱۰ ثانیه است.

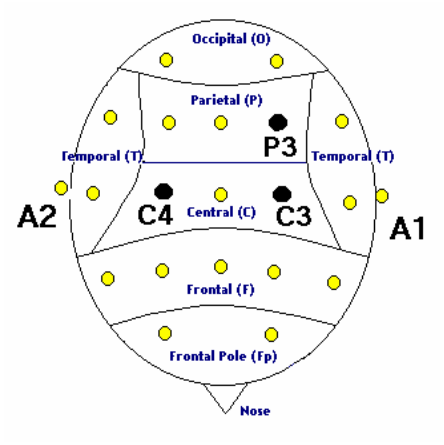
ضرب در سطح یک (L1). در این حالت فعالیت ذهنی شامل ضربهایی است که حداکثر یک رقم انتقال دارند (نظیر ۱۳*۱۲). زمان اخذ سیگنال در این سطح ۵ ثانیه است.

ضرب در سطح دو (L2). در این حالت فعالیت ذهنی شامل ضربهایی است که حداکثر دارای ۲ رقم انتقالی باشند (نظیر ۲۴*۲۳). زمان اخذ سیگنال ۷ ثانیه می‌باشد.

ضرب در سطح سه (L3). در این حالت فعالیت ذهنی شامل ضربهایی با بیش از ۴ رقم انتقالی می‌باشد (مانند ۸۹*۴۷). مدت زمان اخذ سیگنال در این حالت ۱۱ ثانیه است.

در طول آزمایش از شخص خواسته شود در حین آزمایش حرکتی انجام ندهد. اعداد روی صفحه نمایشگر کامپیوتر به طول افقی نشان داده می‌شود. فاصله شخص از صفحه نمایشگر کامپیوتر ۵۰ سانتی‌متر بوده است. در طول آزمایش سیستمهای روشنایی خاموش نگه داشته شده است. آزمایشها تکرارپذیر نبوده و هر ضرب فقط یک بار به شخص نشان داده شده است. انتخاب آزمایشها نیز بصورت تصادفی توسط آزمایشگر صورت می‌گیرد. در انتهای هر آزمایش جواب ضرب از شخص سؤال می‌شده است. بررسی جوابها نشان می‌دهد که انتخاب سطوح ضرب متناسب با سطوح مختلف پیچیدگی فعالیتهای ذهنی است.

سیگنال EEG بهوسیلهٔ الکترودهای فنجانی Ag/AgCl با فرکانس نمونه برداری ۲۵۶ هرتز اخذ شده است. مقاومت هر الکترود با زمین طی آزمایش بطور متناوب اندازهگیری شده است. این مقاومت برای افراد مختلف متفاوت بوده اما همواره کمتر از ۴۰ کیلو اهم نگه داشته شده است. سیگنالها از پنج دانشجوی کارشناسی ارشد رشته مهندسی پزشکی (۲ مرد و ۳ زن) ثبت شده است. این افراد همگی راست دست بودهاند. آزمایشها در کانالهای اخذ EEG باید بهگونهای انتخاب شوند که فعالیتهای ریاضی بیشتر در این کانالها ظاهر شود. تحقیقات نشان داده است برای افراد راست دست، نیم کره سمت چپ مغز، نقاط Parital و Centeral بیشتر درگیر مسایل پردازشی می‌شود [۱و ۴]. لذا در این تحقیق، سیگنالهای مغزی از کانالهای P3, C4, C3 اخذ شده است. سیگنالهای مغزی اخذ شده از این کانالها در اکثر فعالیتهای ذهنی ریاضی، تغییرات قابل ملاحظهای از خود نشان می‌دهند. علاوه بر این از کانال FP1 جهت ثبت سیگنال مربوط به پلک زدن چشم استفاده شده است. در شکل (۱) محل قرار گرفتن الکترودها روی سر نشان داده شده است.



شکل ۱- برپایش آزمایش و محل الکترود گذاری

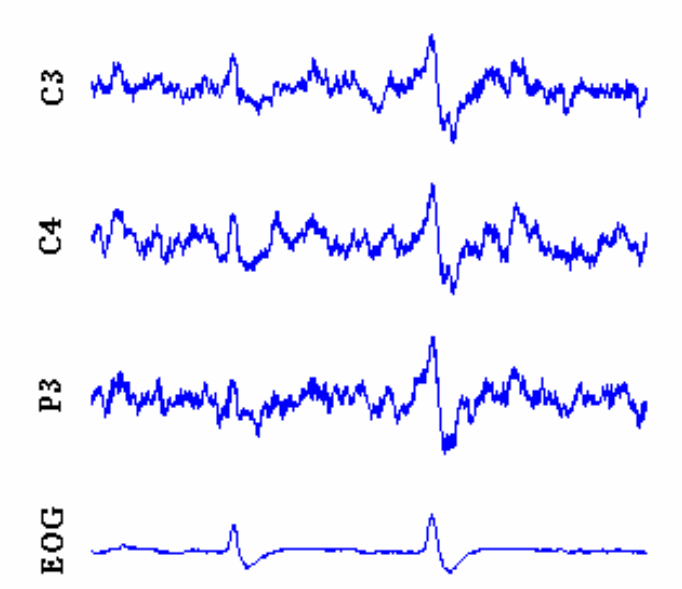
شکل (۲)، نمونهای از سیگنالهای اخذ شده در حالت آرامش و انجام عمل ریاضی را نشان می‌دهد.

۳- ویژگیهای سیگنالهای مغزی

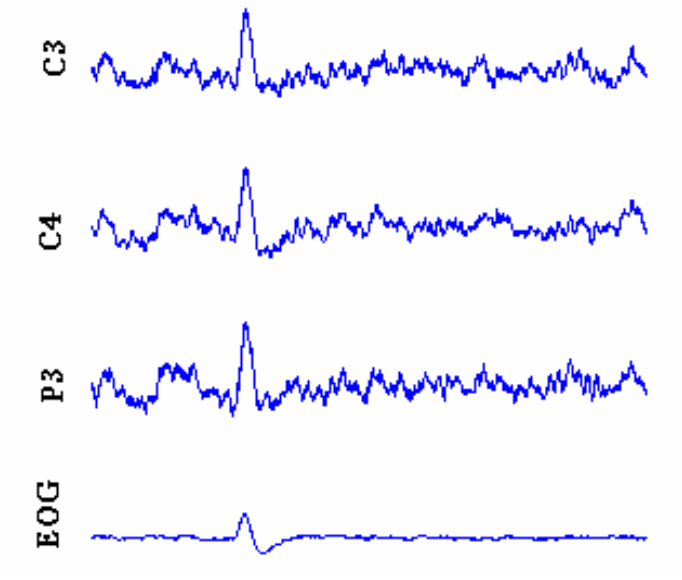
سیگنالهای ثبت شده هر کانال مغزی به پنجرههای ۱ ثانیهای با همپوشانی ۵۰% تجزیه شده است. سپس پارامترهای قدرمطلق دامنه (MAV)، پراش (VAR) و توان در باندهای θ(3-8 Hz)، α(8-13 HZ)، β(13-35 Hz)، همچنین نسبت P_θ/P_α و P/P در هر یک از پنجرههای فاقد پلک زدن محاسبه شده است. این پارامترها بهعنوان ویژگی در نظر گرفته شده است. چنانچه مدت زمان سیگنال ثبت شده t ثانیه باشد، تعداد کل پنجرهها 2t-1 پنجره خواهد بود. از آنجا که پنجرههای حاوی

1- Baseline

پلک زدن حذف می‌شود، لذا کل پنجره‌های معتبر کمتر از این مقدار خواهد بود. طول پنجره‌ها برابر با ۱ ثانیه در نظر گرفته شده است. در جدول (۱) متوسط تعدا کل پنجره‌های معتبر با توجه به تعداد دفعات تکرار هر آزمایش آمده است.



(الف)



(ب)

شکل ۲- نمونهٔ سیگنالهای اخذ شده در یک آزمایش ۵ ثانیه‌ای در حالت انجام عمل ریاضی سطح مشکل (الف) و حالت آرامش (ب) اثر پلک زدن در کانالها بخوبی آشکار است.

جدول ۱- تعداد کل پنجرههای معتبر برای هر یک از فعالیتهای ذهنی

متوسط تعداد کل پنجرهها پس از حذف پنجرههای حاوی پلک زدن	تعدا کل پنجره با توجه بهمدت زمان اخذ سیگنال	تعداد دفعات تکرار هر آزمایش	مدت زمان اخذ سیگنال	فعالیتذهنی
۱۰۲	(۲*۵-۱)*۱۴=۱۲۶	۱۴	۵ ثانیه	ضرب ریاضی سطح اول
۸۲	(۲*۷-۱)*۱۲=۱۵۶	۱۲	۷ ثانیه	ضرب ریاضی سطح دوم
۱۰۹	(۲*۱۱-۱)*۹=۱۸۹	۹	۱۱ثانیه	ضرب ریاضی سطح سوم
۱۳۲	(۲*۱۰-۱)*۹=۱۷۱	۹	۱۰ ثانینه	آزمایش استراحت

۴- طبقه بندی کنندهٔ عصبی

در این مقاله از شبکه عصبی پس انتشار خطا [۸] با دو لایه پنهان جهت تشخیص فعالیتهای ذهنی استفاده شده است. ورودیهای شبکهٔ عصبی را بردار ویژگی سیگنالهای EEG تشکیل میدهد. نرونهای لایه مخفی دارای تابع غیر خطی tanh میباشد و برای نرونهای لایه خروجی از یک جمع کننده خطی استفاده شده است. نرخ یادگیری ۱۲% در نظر گرفته شده است. معمولاً برای تعلیم شبکهٔ عصبی یک گروه از دادهها برای تعلیم و گروه دیگر برای آزمایش شبکه تعیین میشود. در این تحقیق از ۸۰% از دادهها برای تعلیم و ۲۰% باقی برای آزمایش شبکه استفاده شده است. بهمنظور ارزیابی دقیقتر طبقهبندی کننده، شبکه با گروه دادهها متفاوتی تعلیم و با گروه دادههای متفاوتی آزمایش میشود. برای این منظور از یک انتقال ۲۰% در جدول دادهها استفاده شده است. به این ترتیب، بخشی از دادههای آزمایشی پس از انتقال در دادههای آموزشی جای میگیرد و بخشی از دادهها که در مرحله اول جزء دادههای آموزشی هستند، پس از انتقال جزء دادههای آزمایشی قرار میگیرند. به این ترتیب میتوان در هر روز آزمایشی دستههای مختلف الگوهای آموزشی و آزمایشی تشکیل داد. برای نشان دادن بازدهی شبکه، متوسط پارامترهای بازدهی روی این دستهها و پنج شخص مورد آزمایش محاسبه و نتیجه بهصورت متوسط و انحراف استاندارد گزارش شده است.

در شبکههای عصبی چنانچه ورودی در محدوده مناسبی نباشد، خروجی نرونهای شکبه اشباع میشود. از پارامترهای مورد بررسی، نسبت P_θ/P_α در اغلب پنجرهها بسیار بزرگتر از ۱ میباشد. برای رفع چنین مشکلی باید ورودی را در محدودهٔ مناسبی نرمالیزه کرد. برای این منظور، مقدار بیشنهٔ P_θ/P_α مربوط به دادههای تعلیم (۸۰% از کل جدول دادهها) هر کانال محاسبه شده و همهٔ دادههای P_θ/P_α هر کانال به این مقدار بیشنه تقسیم میشود. همین روند برای دیگر ویژگیها و کانالهای مختلف انجام شده است.

در این پروژه فعالیتهای ذهنی متفاوتی در نظر گرفته شده است. و قابلیت تشخیص این فعالیتها در حالتهای مختلف با استفاده از شبکههای عصبی مورد بررسی قرار گرفته است. ترکیبهای مختلف فعالیتهای ذهنی که جهت طبقهبندی بهکار گرفته شده در جدول (۲) آمده است.

در حالتی که هدف تشخیص دو فعالیت ذهنی از یکدیگر باشد [بهعنوان مثال حالت استراحت (B) و حالت ضرب ریاضی نظیر ترکیبهای (L1,B)، (L2,B) و (L3,B)]، خروجی شبکه به ازای فعالیت ضرب ریاضی ۱ و برای آزمایش استراحت صفر منظور شده است. برای طبقه بندی سه یا چهار فعالیت ذهنی [نظیر ترکیبهای (L1,L2,B)، (L1,L3,B)، (L2,L3,B) و (L1,L2,L3,B)] در لایه خروجی از ۲ نرون استفاده شده است. آستانه نرون خروجی جهت طبقهبندی ۰/۵ در نظر گرفته شده است.

۵- ارزیابی طبقهبندی کننده

برای بررسی بازدهی طبقهبندی کنندهها روشهای گوناگونی ارائه شده است [۸]. ما از روشی که به نام ماتریس بازدهی خوانده میشود، استفاده کردهایم.

جدول ۲- ترکیبهای مختلف فعالیتهای ذهنی و نماد جایگزین شده همراه با تعداد نرونهای خروجی

تعداد نرونهای خروجی	ترکیب مختلف فعالیتهای ذهنی	نماد جایگزین
۱	Level 1, Base	(L1,B)
۱	Level 2 , Base	(L2,B)
۱	Level 3, Base	(L3,B)
۲	Level 1, Level 2, Base	(L 1, L 2,B)
۲	Level 1, Level 3, Base	(L 1, L3, B)
۲	Level 2, Level 3, Base	(L2, L3, B)
۲	Level 1, Level 2, Level 3, Base	(L1, L2, L3, B)

ماتریس بازدهی بهصورت زیر محاسبه می‌شود:

$$CC\% = \frac{Detection - correct + Noise - correct}{Detection - correct + Noise - correct + Miss - incorrect + False - alarm} \quad (۱)$$

$$SE\% = \frac{Detection - orrect}{Detection - Correct + Miss - Incorrct} \quad (۲)$$

$$FA\% = \frac{False - Alarm}{Noise - Correct + False - Alarm} \quad (۳)$$

تعریف پارامترهای مختلف این روابط بهشرح زیر می باشد:

$Detection\ \ Correct$: چنانچه بردار مجهول $\underline{x}$ عضو کلاس iام باشد و طبقهبندی کننده نیز بردار را در این کلاس قرار دهد.

$Noise\,correct$: چنانچه بردار مجهول $\underline{x}$ عضو کلاس iام نباشد و طبقهبندی کننده نیز بردار را در این کلاس قرار ندهد.

$False\,alarm$: چنانچه بردار مجهول $\underline{x}$ عضو کلاس iام نباشد ولی طبقهبندی کننده بردار را در این کلاس قرار دهد.

$Miss\,incorrect$: چنانچه بردار مجهول $\underline{x}$ عضو کلاس iام باشد ولی طبقهبندی کننده بردار را در این کلاس قرار ندهد.

۶- نتایج

بردارهای ویژگی مختلفی که در نظر گرفته شده در جدول (۳) نشان داده شدهاند. در جدولهای (۴) تا (۶) نتایج طبقهبندی فعالیتهای مختلف ذهنی با استفاده از شبکههای عصبی پس انتشار خطا پس از ۱۰۰۰ دورهٔ یادگیری آمده است. نتایج طبقهبندی برای دو دستهٔ مختلف دادههای آموزشی و آزمایشی برای هر فرد بهدست آمده، سپس میانگین نتایج ۵ فرد مختلف محاسبه شده است. شبکه بهکار گرفته شده دارای ۱۵ نرون در لایه مخفی اول و دوم بوده و نرخ ضرایب یادگیری در کلیهٔ لایهها ۱۲% انتخاب شده است.

یک طبقهبندی کننده مناسب باید داری FA بسیار کم و CC بالا باشد. با توجه به جدولهای (۴) تا (۶) ملاحظه می‌شود بردار ویژگی IV و VI بهترین قابلیت در بیان میزان پیچیدگی فعالیتهای مغزی دارند. نرخ FA، با توجه بهبهترین ویژگیها برای جداسازی ۴ فعالیت ذهنی تقریباً ۶% می‌باشد. از سوی دیگر نرخ طبقهبندی صحیح نیز برای تشخیص این فعالیتها بیش از ۹۲% می‌باشد.

جدول ۳- ترکیبهای مختلف بردارهای ویژگی جهت طبقه بندی فعالیتهای مختلف ذهنی

نماد ویژگی	ویژگی‌ها	تعداد		تعداد	تعدا کل ویژگی
I	MAV, VAR	۲	*	۳	۶
II	MAV, VAR, P_θ, P_α	۴	*	۳	۱۲
III	MAV, VAR, P_θ, P_α, P_β	۵	*	۳	۱۵
IV	MAV, VAR, P_θ, P_α, P_β, P_θ/ P_α, P_β/ P_α	۷	*	۳	۲۱
V	P_θ, P_α, P_β	۳	*	۳	۹
VI	P_θ, P_α, P_β, P_θ/ P_α, P_β/ P_α	۵	*	۳	۱۵

جدول ۴- متوسط و انحراف معیار نرخ طبقه بندی صحیح براساس ملاک CC روی افراد مختلف با استفاده از داده های نرمالیزه شده و طبقه بندی کننده شبکة عصبی پس انتشار خطا

	ویژگی‌های اتخاذ شده مطابق جدول ۴											
	I		II		III		IV		V		VI	
فعالیت های ذهنی	MEAN	STD	MEAN	STD	MEAN	STD	MEAN	STD	MEAN	STD	MEAN	STD
(L1,B)	۸۴،۴۶	۱۲،۱۳	۸۰،۷۸	۱۴،۴۴	۸۳،۲۷	۱۳،۱۰	۹۶،۳۳	۳،۸۰	۶۸،۰۲	۱۳،۱۸	۹۱،۶۵	...۱۱،۱۲
(L2,B)	۸۰،۷۸	۱۲،۰۵	۸۲،۰۰	۱۰،۲۶	۸۲،۸۶	۱۰،۹۱	۹۶،۰۷	۲،۳۲	۶۸،۱۰	۶،۹۵	۹۴،۲۸	۳،۱۵
(L3,B)	۸۶،۰۶	۹،۰۵	۸۳،۰۷	۱۰،۴۶	۸۴،۳۰	۷،۱۳	۹۵،۵۵	۸۰،۳	۶۹،۹۴	۸،۹۸	۹۷،۵۵	۳،۴۲
(L1,L2,B)	۸۰،۳۴	۷،۵۳	۷۷،۹۸	۸،۰۸	۷۹،۴۹	۶،۱۲	۹۴،۸۱	۳،۶۲	۶۵،۸۹	۶،۳۰	۹۴،۲۸	۴،۲۶
(L1,L3,B)	۸۲،۶۸	۶،۹۲	۸۱،۰۱	۷،۲۷	۸۲،۸۲	۶،۳۱	۹۵،۷۹	۳،۱۵	۷۱،۲۱	۵،۸۸	۹۵،۶۸	۶۲،۲
(L2,L3,B)	۸۱،۹۹	۸،۴۱	۷۹،۶۴	۹،۰۷	۸۳،۲۷	۶،۰۴	۹۴،۷۴	۳،۱۳	۶۸،۹۷	۵،۶۰	۹۶،۶۶	۲،۲۰
(L1,L2,L3,B)	۸۲،۱۷	۷،۲۴	۷۷،۰۷	۵،۴۰	۸۱،۶۹	۷،۹۶	۹۲،۳۳	۴،۲۴	۷۲،۷۵	۵،۵۵	۹۲،۷۲	۳،۰۳

جدول ۵- متوسط و انحراف معیار نرخ طبقه بندی صحیح براساس SE روی افراد مختلف با استفاده از دادههای نرمالیزه شده و طبقهبندی کننده شبکة عصبی پس انتشار خطا

	ویژگی های اتخاذ شده مطابق جدول ۴											
	I		II		III		IV		V		VI	
فعالیت های ذهنی	MEAN	STD	MEAN	STD	MEAN	STD	MEAN	STD	MEAN	STD	MEAN	STD
(L1,B)	۹۰،۷۱	۸،۳۶	۸۴،۱۲	۱۲،۲۰	۸۸،۲۶	۸،۲۵	۹۹،۲۱	۱،۵۹	۶۹،۸۵	۱۱،۸۹	۹۳،۷۳	۱۱،۶۰
(L2,B)	۷۹،۳۸	۱۴،۱۳	۸۱،۸۹	۱۰،۸۰	۸۱،۷۹	۱۱،۴۹	۹۸،۵۹	۲،۲۴	۶۷،۶۳	۶،۶۲	۹۷،۶۵	۲،۵۵
(L3,B)	۸۵،۴۸	۱۱،۵۹	۸۲،۸۹	۱۳،۷۸	۸۵،۶۳	۸،۳۴	۹۶،۳۴	۵،۰۸	۶۶،۶۹	۱۱،۷۷	۹۷،۹۳	۳،۴۲
(L1,L2,B)	۶۹،۳۳	۱۱،۳۷	۶۵،۹۵	۱۳،۹۳	۶۷،۹۸	۹،۵۴	۹۰،۱۲	۶،۵۳	۴۹،۹۷	۹،۶۵	۹۰،۹۸	۶،۵۹
(L1,L3,B)	۷۱،۸۶	۹،۱۵	۷۰،۱۴	۱۱،۸۱	۷۲،۱۱	۱۰،۲۳	۹۳،۳۱	۴،۸۱	۵۳،۹۰	۸،۹۸	۹۲،۶۴	۴،۵۲
(L2,L3,B)	۷۳،۵۶	۱۲،۰۶	۶۹،۳۲	۱۳،۷۰	۷۴،۲۸	۹،۰۸	۹۰،۹۴	۴،۷۱	۵۲،۵۷	۸،۰۱	۹۴،۹۱	۳،۳۲
(L1,L2,L3,B)	۶۱،۸۶	۱۱،۶۱	۵۴،۵۲	۱۲،۱۰	۶۵،۴۸	۱۷،۴۰	۸۵،۷۷	۸،۶۲	۴۲،۰۵	۷،۳۹	۸۹،۹۷	۵،۶۸

جدول ۶- متوسط و انحراف معیار نرخ FA% روی افراد مختلف با استفاده از دادههای نرمالیزه شده و طبقهبندی کننده شبکهٔ عصبی پس انتشار خطا

	ویژگی های اتخاذ شده مطابق جدول ۴											
	I		II		III		IV		V		VI	
فعالیت های ذهنی	MEAN	STD	MEAN	STD	MEAN	STD	MEAN	STD	MEAN	STD	MEAN	STD
(L1,B)	۲۰،۳۴	۱۴،۸۲	۲۲،۵۹	۱۷،۵۴	۱۵،۳۰	۱۳،۶۸	۵،۲۷	۶،۷۲	۳۷،۶۳	۱۵،۱۸	۱۰،۳۲	۱۱،۰۷
(L2,B)	۱۳،۹۱	۱۴،۱۳	۱۷،۷۵	۱۳،۴۷	۱۳،۰۶	۱۴،۸۴	۵،۹۵	۴،۷۸	۳۰،۴۴	۷۵،۱۱	۸،۸۴	۶،۰۹
(L3,B)	۱۲،۷۶	۹،۲۹	۱۷،۸۵	۸،۴۳	۱۴،۱۷	۸،۵۲	۴،۷۲	۵،۳۴	۲۷،۳۴	۱۲،۰۸	۲،۶۶	۳،۹۳
(L1,L2,B)	۱۴،۷۱	۵،۷۶	۱۴،۳۸	۶،۰۸	۱۴،۸۲	۴،۶۶	۳،۵۲	۲،۶۳	۲۵،۳۸	۴،۶۰	۳،۹۷	۳،۰۹
(L1,L3,B)	۱۲،۸۴	۵،۱۹	۱۳،۶۶	۵،۷۳	۱۲،۴۹	۵،۴۶	۴،۶۷	۴،۷۴	۲۱،۱۳	۴،۸۸	۳،۲۵	۲،۳
(L2,L3,B)	۱۳،۳۶	۶،۱۰	۱۵،۰۵	۶،۹۹	۱۲،۲۸	۴،۶۵	۵،۶۵	۵،۱۵	۲۳،۰۴	۴،۲۷	۳،۰۳	۲،۰۴
(L1,L2,L3,B)	۱۱،۶۷	۴،۱۸	۱۴،۷۲	۴،۰۹	۱۱،۱۹	۵،۶۲	۵،۷۷	۴،۱۹	۱۹،۰۴	۲،۶۳	۴،۱۲	۱،۸۸

نرخ حساسیت با استفاده از بردار ویژگی VI بیش از ۸۹% می‌باشد. علاوه بر این، نتایج نشان می‌دهد که می‌توان با استفاده از دستهٔ ویژگی VI، دو حالت مغزی مربوط به آرامش و ضرب ریاضی مشکل را با نرخ ۹۸% تشخیص داد.

۷- نتیجه گیری

تبین فعالیتهای ذهنی با استفاده از سیگنالهای مغزی، یکی از موضوعات تحقیقات مطرح روز است. از مهمترین کاربردهای این مسأله، می‌توان به ارتباط انسان با کامپیوتر بدون انجام عمل فیزیکی اشاره کرد. برای این منظور، در این مقاله چهار فعالیت ذهنی در نظر گرفته شده است: حالت آرامش و حالتهای مربوط بهانجام عمل ضرب ذهنی در سه سطح مختلف مشکل، میانه و ساده. در حالت ضرب ریاضی ساده، عمل ضرب فقط دارای یک رقم انتقال و در حالت میانه دارای دو رقم انتقال و در حالت مشکل دارای بیش از چهار رقم انتقال است. بررسی‌های انجام شده [۲-۱] نشان می‌دهد که متوسط قدرمطلق دامنهٔ سیگنال EEG از هر کانال، انحراف معیار، توان باندهای آلفا، تتا، بتا، توان نسبی باند تتا به آلفا و توان نسبی باند بتا به آلفا ملاکهای مناسبی جهت تمایز بین فعالیت ضرب ذهنی و حالت آرامش است. در این تحقیق، ترکیبهای مختلفی از این ویژگی‌ها بعنوان بردار ویژگی در نظر گرفته شده و کارائی طبقهبندی کننده نسبت به بردارهای مختلف ویژگی مورد ارزیابی قرار گرفته است.

ما در این تحقیق برای ارزیابی طبقهبندی کنندهٔ عصبی از ملاکهای CC، SE و FA استفاده کرده‌ایم. با توجه بهجدولهای (۴) تا (۶) مهمترین دستاوردهای این تحقیق را بهشرح زیر می‌توان عنوان کرد.

۱- با افزایش درجه پیچیدگی فعالیت ذهنی، در طبقهبندی دو فعالیت ذهنی (شامل ضرب ذهنی در یکی از سطوح و حالت آرامش) نرخ حساسیت و طبقهبندی صحیح افزایش و نرخ خطای FA کاهش می‌یابد. از این نوع فعالیتهای ذهنی در سالهای ۱۹۹۰ به بعد تحقیقات مختلفی صورت گرفته است. برای مقایسه، نتایج این محققان با نتیجه حاصل از این مقاله در جدول (۷) بهطور مختصر آمده است. Keirn و همکارش [۵] با استفاده از سیگنالهای EEG مربوط به شش کانال مغزی، نشان دادند که می‌توان دو فعالیت ذهنی را و با بردار ویژگی ضرایب مدل خود بازگشتی بهطور متوسط با دقت ۸۷/۱% از یکدیگر تفکیک کرد. فعالیتهای ذهنی شامل استراحت، ضرب ذهنی، چرخش ذهنی یکی شئی، ترکیب ذهنی حروف و شمارش ذهنی بودند. Anderson و همکارانش [۶]، از سیگنالهای EEG مربوط به شش کانال مغزی، سعی در تفکیک فعالیت ذهنی مربوط بهانجام عمل ریاضی و حالت استراحت کردهاند. با توجه به نتایج جدول (۴)، ما نشان دادیم که می‌توان دو فعالیت ذهنی را با ۹۷/۵۵% تشخیص داد.

جدول ۷- نتایج طبقه بندی دو فعالیت ذهنی مربوط به یک فعالیت ضرب ریاضی و حالت استراحت

بازدهی	روش طبقه بندی	تعداد کل ویژگی‌ها	تعداد کانال	ویژگی‌ها	
۸۷،۱	بیزین	۳۶	۶	ضرایب AR مرتبه ۶	Keirn-1990[۵]
۹۱،۴	شبکهٔ عصبی	۱۲۶	۶	ضرایب MAR مرتبهٔ ۶	Anderson-1998[۶]
۹۰	شبکهٔ عصبی	۳۰	۶	(MAV, VAR, P_θ, P_α, P_β)	[۲] ۲۰۰۱ – حمزه لو
۹۸	شبکهٔ عصبی	۱۵	۳	(P_θ, P_α, P_β, P_θ/ P_α, P_β/ P_α)	نتایج تحقیق این مقاله

۲- همانطور که در جدول ملاحظه می‌شود، در این تحقیق با انتخاب کانالهای کمتر و اتخاذ ویژگی‌های سادهتر می‌توان دو فعالیت ذهنی را با دقت بالایی از هم تفکیک کرد.

۳- با توجه به جدولهای (۴) تا (۶) ملاحظه می‌شود نرخ طبقـهبندی فعـالیت (L1, L2, B) نسبت بـه (L2, L3, B) و (L1, L3, B) بسیار کمتر است. این امر ناشی از شباهت برخی اعداد ضرب سطوح اول و دوم می باشد.

۴- دستهٔ ویژگی‌های VI (MAV, VAR, P_θ, P_α, P_β, P_θ/ P_α, P_β/ P_α) و بهترین نرخ طبقهبندی را بهمراه داشته است.

۵- نتایج این بررسی افق جدیدی را در تبیین فعالیتهای ذهنی با استفاده از سیگنالهای مغزی باز کرده است. نتایج این تحقیق نشان می دهد که می‌توان با شاخصهای کمی، میزان پیچیدگی فعالیتهای ذهنی را تعیین کرد.

مراجع

[۱] فاطمه حمزه‌لو، "تشخيص فعاليت‌هاي ذهني از سيگنال‌هاي مغزي با استفاده از طبقه‌بندي كننده‌هاي شبكه عصبي و روش‌هاي آماري"، پروژه كارشناسي ارشد، دانشگاه علم وصنعت، ۱۳۸۰.

[۲] فاطمه حمزه‌لو و عباس عرفانيان اميدوار، "تشخيص فعاليت‌هاي ذهني از سيگنال‌هاي مغزي با استفاده از روش‌هاي طبقه‌بندي كننده آماري و عصبي"، نهمين كنفرانس مهندسي برق ايران، ۱۳۸۰.

[3] T. Fernandez, T. Harmony, M. Rodrguez, J. Bernal, J. Silva, A. Reyes, and E. Marosi, “EEG activation patterns during the performance of tasks involving different components of mental calculation”, Electroencephalography and clinical neurophysiology,” vol. 94, pp. 175-182, 1995.

[4] J. Wei L. Zhao, G. Yan, R. Duan, and D. Li, “The temporal and spatial features of event related EEG spectral changes in 4 mental calculations,” Electroencephalography and clinical neurophysiology, vol. 106, pp. 416-423, 1998.

[5] Z.A. Keirn and J. I. Aunon, “A new mode of communication between man and his surroundings,” IEEE Trans. Biomed. Eng., vol 37, no 12, pp. 1209-1214, 1990.

[6] C. W. Anderson, E.A. Stolz, and S. Shamsunder, “Multivariable autoregressive models for classification of spontaneous electroencephalographic signals during mental tasks,” IEEE Trans. Biomed. Eng., vol 45, no 3, pp. 277-285, 1998.

[7] J. del Millan, J. Mourino, M.G. Marciani, F. Babilon, F. Topani, I. Canale, J. Heikkonen and K. Kaski, “Adaptive brain interfaces for physically-disabled people,” Proceeding - 20th Annual International Conference - IEEE/EMBS, Hong Kon 1998.

[8] Robert J. Schalkoff, Pattern recognition: statistical, structural and neural approach, John Wiely & Sons, 1992.