

金



دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات
گروه هوش مصنوعی

استخراج ویژگی مناسب برای تشخیص سیگنال‌های حرکات ارادی EEG

جمشید پیرگزی

اساتید راهنما:

دکتر علی اکبر پویان

استاد مشاور:

دکتر کاویان قندهاری

دکتر هادی گرایلو

پایان نامه جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

شهریور ۱۳۹۱
دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده: مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات
گروه: هوش مصنوعی

پایان نامه کارشناسی ارشد آقای جمشید پیرگری
تحت عنوان: طبقه بندی سیگنال های EEG با استفاده از تکنیک های هوش مصنوعی

در تاریخ توسط کمیته تخصصی زیر جهت اخذ مدرک کارشناسی ارشد مورد ارزیابی و با درجه مورد پذیرش قرار گرفت.

امضاء	اساتید مشاور	امضاء	اساتید راهنما
	آقای دکتر کاویان قندهاری		آقای دکتر علی اکبر پویان
	آقای دکتر هادی گرایلو		

امضاء	نماینده تحصیلات تکمیلی	امضاء	اساتید داور
	نام و نام خانوادگی:		نام و نام خانوادگی:
			نام و نام خانوادگی:

تقدیم بہ

چشمان منتظر مادرم

دستان خستہ پدرم

مشکر و قدردانی

پاس خدایی که آدمی را به نعمت تفکر آراست و اساتید فرزانه‌ای چون دکتر علی اکبر پویان و دکتر مادی کرایلوراد مسیر را هم قرار داد تا از اندیشه نابشان بهره گیرم و دانش و بینششان را ره توشه خویش سازم.

آقایان پاس می دارم اندیشه بلندتان را و ارج می نهم همت و الایمان را.

مشکر می نمایم از پدر و مادر یگانه ام، همسر عزیزم و برادر و خواهرانم که وجودشان تکیه گاهی برای تمام لحظه های سخت من و دعای ایشان تنها سرمایه بال گشودنم بسوی خوشبختی است.

تعهد نامه

اینجانب **جمشید پیرگری** دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته **مهندسی کامپیوتر** دانشکده کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه استخراج ویژگی مناسب برای تشخیص سیگنال‌های حرکات ارادی EEG تحت راهنمایی **دکتر علی اکبر پویان** متعهد می شوم .

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است .

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه های رایانه ای ، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود .
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

چکیده

در این پایان‌نامه قصد داریم با ارائه یک ویژگی مناسب عمل دسته بندی را بر روی سیگنال‌های مغزی انجام دهیم. برای این منظور ابتدا از سیگنال‌های مغزی نویز دستگاه ثبت حذف می‌شود سپس از این سیگنال‌ها با استفاده از تبدیل والش و آنتروپی ویژگی استخراج می‌شود. بعد از استخراج ویژگی، بر اساس این ویژگی‌ها عمل دسته بندی انجام می‌شود.

اولین پیش پردازش برای دسته بندی سیگنال‌های مغزی حذف نویز از این سیگنال‌ها می‌باشد. در این پایان‌نامه دو روش کلاسیک حذف نویز و دو روش پیشنهادی حذف نویز بررسی می‌شود. ابتدا با استفاده از روش کلاسیک ICA، تبدیل موجک و دو روش پیشنهادی تبدیل والش و روش ترکیبی والش و ICA از سیگنال حذف نویز می‌شود. برای داشتن یک ارزیابی از این چند روش، نتایج حاصل از این چهار روش با استفاده از سه معیار، نسبت سیگنال به نویز (SNR)، میانگین مربع خطا (MSE) و جذر میانگین تفاضل مربعات (درصد) (PRD) ارزیابی می‌شود. نتایج ارزیابی با استفاده از این معیارها نشان داد که روش ترکیبی والش و ICA و تبدیل والش دارای کمترین مقدار میانگین مربع خطا می‌باشد. همچنین این دو روش دارای بیشترین مقدار نسبت سیگنال به نویز و جذر میانگین تفاضل مربعات (درصد) است.

بعد از حذف نویز از سیگنال، به بحث استخراج ویژگی از سیگنال‌ها و دسته بندی آنها پرداخته می‌شود. ویژگی‌های استخراج شده تعداد ویژگی کمی می‌باشد و یک بردار ویژگی ۲۲ مولفه ای است. این ویژگی‌ها مربوط به آنتروپی تبدیل والش کانال‌های سیگنال، آنتروپی تبدیل والش کل سیگنال، توان تبدیل والش کانال‌های سیگنال و توان تبدیل والش کل سیگنال می‌باشد. برای ارزیابی کارایی این ویژگی‌ها همین ویژگی‌ها، نیز با استفاده از تبدیل موجک و فوریه استخراج می‌شوند و عمل دسته بندی بر اساس ویژگی‌های استخراجی این سه روش به طور جداگانه انجام می‌شود. بعد از استخراج ویژگی، بر اساس ویژگی‌های استخراجی، به دسته بندی سیگنال‌ها با استفاده از طبقه بندی کننده SVM و نزدیکترین همسایه پرداخته می‌شود. نتایج حاصل نشان می‌دهد که دسته بندی با استفاده از ویژگی‌های استخراجی تبدیل والش به

مراتب بهتر از دسته بندی بر اساس ویژگی‌های دو تبدیل دیگر است. نرخ تشخیص با استفاده از روش پیشنهادی و SVM، ۴۲.۵ درصد و با روش نزدیکترین همسایه ۳۹.۰ درصد است.

در مقایسه ای دیگر، نتایج حاصل با نتایج پیاده سازی شده بر روی این مجموعه داده، در چهارمین دوره مسابقات BCI مقایسه شده است. نتایج نشان داد که روش دسته بندی با استفاده از تبدیل والش از همه‌ی روشها به جز نفر اول بهتر است. ولی مزیتی که روش پیشنهادی نسبت به همه روشها دارد این است که در بحث زمانی این روش دارای مجموع زمان تست و آموزش کمی است. این زمان ۵۲ ثانیه می باشد که نسبت به روش اول که ۴۰۳ و ۶۴۰ ثانیه است به مراتب بهتر است.

کلمات کلیدی: تبدیل والش، سیگنال‌های مغزی ، نسبت سیگنال به نویز (SNR)، میانگین مربع

خطا (MSE) و جذر میانگین تفاضل مربعات (درصد) (PRD)

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

[۱]. Jamshid Pirgazi, Ali A. Pouyan "Using Walsh transform to Denoise EEG Signals", In: The ۱۹th Iranian Conference of Biomedical Engineering (ICBME۲۰۱۲), ۲۰۱۲, **Accept Extend Abstract.**

[۲]. جمشید پیرگری، علی اکبر پویان، "ترکیب تبدیل والش و آنالیز مولفه های مستقل به منظور حذف نویز از سیگنال های مغزی"، کنفرانس مهندسی برق مجلسی، مرداد ۱۳۹۱.

[۳]. جمشید پیرگری، علی اکبر پویان "استخراج ویژگی از سیگنال های مغزی با استفاده از تبدیل والش و آنتروپی"، پانزدهمین کنفرانس دانشجویی مهندسی برق ایران دانشگاه کاشان، شهریور ۱۳۹۱.

فهرست

صفحه

عنوان

فصل اول

مقدمه

- ۱-۱- مقدمه ۱
- ۲-۱- تاریخچه *BCI* ۴
- ۳-۱- کاربردهای *BCI* ۷
- ۴-۱- تعریف مساله ۷
- ۱-۵- ساختار پایان نامه ۷

فصل دوم

سیگنالهای مغزی

- ۱-۲- مقدمه ۹
- ۲-۲- کشف سیگنالهای مغزی ۱۰
- ۳-۲- ثبت سیگنالهای مغزی ۱۱
- ۴-۲- پیش پردازشها روی سیگنالهای مغزی ۱۲

فصل سوم

مروری بر تحقیقات انجام شده در زمینه دسته بندی سیگنالهای مغزی

- ۱-۳- مقدمه ۱۶
- ۲-۳- معرفی داده های موجود ۱۷
- ۱-۲-۳- مشخصات داده های ثبت شده توسط گروه دانشگاه Colorado ۱۷
- ۲-۲-۳- مشخصات داده های ثبت شده توسط گروه Graz ۱۸
- ۳-۲-۳- مشخصات داده های MIT-BIH ۱۹
- ۳-۳- استخراج ویژگی ۲۰
- ۴-۳- دسته بندی ۲۳

فصل چهارم مقایسه تحلیلی تبدیل فوریه، موجک و والش

۲۵	۱-۴-۱- مقدمه
۲۵	۲-۴-۲- تبدیل فوریه
۳۰	۳-۴-۳- تبدیل موجک
۳۲	۱-۳-۴-۱- مقیاس
۳۵	۴-۴-۴- تاریخچه تبدیل والش
۳۵	۱-۴-۴-۱- توابع والش
۳۶	۲-۴-۴-۲- تبدیل والش

فصل پنجم توصیف روش پیشنهادی

۴۰	۱-۵-۱- مقدمه
۴۰	۲-۵-۲- پایگاه داده مورد استفاده
۴۲	۳-۵-۳- حذف نویز
۴۳	۱-۳-۵-۱- آنالیز مولفه‌های مستقل
۴۴	۲-۳-۵-۲- حذف نویز با استفاده از آنالیز مولفه هایمستقل
۴۶	۳-۳-۵-۳- حذف نویز با استفاده از تبدیل موجک
۴۷	۴-۳-۵-۴- حذف نویز با استفاده از تبدیل والش
۵۰	۵-۳-۵-۵- حذف نویز با استفاده از روش ترکیبی تبدیل والش و ICA
۵۱	۴-۵-۴- استخراج ویژگی
۵۲	۱-۴-۵-۱- آنترپی
۵۳	۲-۴-۵-۲- استخراج ویژگی با استفاده از تبدل والش
۵۳	۳-۴-۵-۳- استخراج ویژگی با استفاده تبدیل فوریه و موجک
۵۴	۵-۵-۵- ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machin)
۵۵	۱-۵-۵-۱- ابر صفحه جداساز
۵۸	۲-۵-۵-۲- جداسازی غیر خطی

فصل ششم نتایج و نتیجه‌گیری

۶۰	۱-۶- مقدمه
۶۱	۲-۶- حذف نویز
۶۵	۳-۶- معیارهای ارزیابی
۶۵	۱-۳-۶- نسبت سیگنال به نویز (Signal to Noise Rate)
۶۶	۲-۳-۶- میانگین مربع خطا (Mean Square Error)
۶۷	۳-۳-۶- جذر میانگین تفاضل مربعات (درصد) (Percentage Root Mean Square Difference)
۶۸	۴-۶- استخراج ویژگی
۶۹	۱-۴-۶- ویژگیهای تبدیل والش
۷۲	۲-۴-۶- ویژگیهای تبدیل فوریه
۷۶	۳-۴-۶- ویژگیهای تبدیل موجک
۸۰	۵-۶- مقایسه با کارهای مرتبط بر روی این مجموعه داده
۸۳	۶-۶- نتیجه گیری
۸۵	۷-۶- پیشنهادها
۸۶	منابع:

فهرست شکل ها

صفحه	عنوان
۴	شکل ۱-۱ - واحد های پردازشی و دسته بندی در یک سیستم BCI
۱۲	شکل ۱-۲ - محل قرار گرفتن الکترودها در سیستم ۱۰-۲۰
۱۳	شکل ۲-۲ - محدوده دامنه و فرکانس برخی از سیگنالهای حیاتی
۲۷	شکل ۱-۴ - سیگنال ایستا دارای چهار جزء فرکانسی ۵، ۱۰، ۲۰ و ۵۰ هرتز
۲۸	شکل ۲-۴ - تبدیل فوریه سیگنال رابطه (۲-۴)
۲۸	شکل ۳-۴ - سیگنال غیر ایستا دارای چهار جزء فرکانسی ۵، ۱۰، ۲۰ و ۵۰ هرتز
۲۹	شکل ۴-۴ - تبدیل فوریه سیگنال شکل (۳-۴)
۳۲	شکل ۵-۴ - تجزیه سیگنال با استفاده از تبدیل موجک
۳۴	شکل ۶-۴ - مقیاسهای مختلف یک تابع کسینوسی
۳۴	شکل ۷-۴ - تبدیل موجک در یک مقیاس خاص
۳۶	شکل ۸-۴ - تابع والش برای $n=8$
۴۲	شکل ۱-۵ - نحوه قرارگیری الکترودها بر روی سر هنگام ثبت سیگنالهای مغزی مورد استفاده
۴۵	شکل ۲-۵ - سیگنالهای گرفته شده توسط هر کانال
۴۵	شکل ۳-۵ - مولفه‌های بدست آمده توسط ICA
۴۹	شکل ۴-۵ - تبدیل والش از کانال های سیگنال
۴۹	شکل ۵-۵ - حد آستانه مشخص شده بر روی تبدیل والش برای حذف نویز
۵۱	شکل ۶-۵ - حد آستانه مشخص شده بر روی تبدیل والش، مولفه‌های ICA برای حذف نویز
۵۶	شکل ۷-۵ - صفحه های جداساز و بردارهای پشتیبان
۵۷	شکل ۸-۵ - صفحه جداساز و نواحی مربوط به هر کلاس
۵۹	شکل ۹-۵ - افزایش بعد جهت جداسازی خطی دادهها
۶۳	شکل ۱-۶ - سیگنال اصلی و سیگنال دارای نویز
	شکل ۲-۶ - سیگنال حاصل از حذف نویز با استفاده از روش ICA ، روش ترکیبی والش - ICA ، تبدیل والش و تبدیل موجک
۶۴	
۶۶	شکل ۳-۶ - نسبت سیگنال به نویز ده سیگنال
۶۷	شکل ۴-۶ - میانگین مربع خطا برای ده سیگنال
۶۸	شکل ۵-۶ - جذر میانگین تفاضل مربعات (درصد) برای ده سیگنال
۷۰	شکل ۶-۶ - آنتروپی توالی کانالهای سیگنالهای کلاس اول
۷۱	شکل ۷-۶ - توان آنتروپی هر کانال از سیگنالهای کلاس اول

۷۴

شکل ۶-۸- آنتروپی تبدیل فوریه کانالهای سیگنالهای کلاس اول

۷۷

شکل ۶-۹- آنتروپی تبدیل موجک کانالهای سیگنالهای کلاس اول

فهرست جدول ها

صفحه	عنوان
۲۲	جدول ۱-۳ - انواع ویژگیهای استفاده شده در پردازش سیگنال
۳۹	جدول ۱-۴ - مقدار توابع والش و خروجی این تابع
۷۳	جدول ۱-۶ - نرخ تشخیص طبقه بندی کننده SVM و نزدیکترین همسایه برای دو مجموعه داده بر اساس ویژگیهای تبدیل والش
۷۵	جدول ۲-۶ - نرخ تشخیص طبقه بندی کننده SVM و نزدیکترین همسایه برای دو مجموعه داده بر اساس ویژگی های تبدیل فوریه
۷۹	جدول ۳-۶ - نرخ تشخیص طبقه بندی کننده SVM و نزدیکترین همسایه برای دو مجموعه داده بر اساس ویژگیهای تبدیل موجک
۷۹	جدول ۴-۶ - نتایج دسته بندی بر اساس ویژگیهای سه روش
۷۹	جدول ۵-۶ - مقایسه متوسط زمان اجرای تبدیل والش ، تبدیل فوریه و تبدیل موجک
۸۱	جدول ۶-۶ - مقایسه متوسط زمان اجرای روش پیشنهادی با نفر اول مسابقات BCI و تبدیل فوریه و تبدیل موجک
۸۲	جدول ۷-۶ - مقایسه نرخ تشخیص روش پیشنهادی با ۴ نفر اول مسابقات BCI

فصل اول

مقدمه

۱-۱- مقدمه

تعامل انسان با کامپیوتر (HCI)^۱ امروزه کاربردهای گسترده ای دارد. این رشته علم بررسی تعامل کامپیوتر و انسان است. در واقع این علم نقطه تقاطع دانش کامپیوتر، علوم رفتارشناسی طراحی و چند علم دیگر است. ارتباط و تعامل کامپیوتر و انسان از طریق واسطه اتفاق می افتد. که شامل نرم افزار و سخت افزار است. یک تعریف دقیق آن چنین است:

علم تعامل کامپیوتر و انسان یک رشته مرتبط با طراحی ارزیابی و پیاده سازی سیستم های محاسباتی متقابل برای استفاده انسان در مطالعه پدیده های مهم پیرامون اوست. این رشته شاخه هایی از هر دو طرف درگیر را شامل می شود مثلا گرافیک کامپیوتری، سیستم های عامل، زبان هایی برنامه نویسی، تئوری ارتباطات و طراحی

^۱ Human Computer Interface(HCI)

صنعتی برای قسمت کامپیوتری زبان‌شناسی، روانشناسی و کارایی انسان برای قسمت انسانی آن. این رشته به شاخه‌های زیادی تقسیم می‌شود که یکی از آنها واسط مغز و کامپیوتر (BCI)^۱ است.

مغز انسان توانایی انتشار امواج الکتریکی و مغناطیسی را دارد که می‌توان با ثبت آنها علاوه بر کاربردهای پردازشی به تشخیص برخی بیماری‌ها و حتی برقراری ارتباط به صورت تلپاتی پرداخت. یکی از روش‌های ثبت این سیگنالها (EEG)^۲ می‌باشد.

سیگنال‌های الکتریکی مغزی را اولین بار دکتر هانس برگر^۳ در سال ۱۹۲۰ شناسایی و ثبت کرد. با ثبت این سیگنال‌ها تلاش انسان برای استفاده از این سیگنال‌ها برای کاربردهای مختلف شروع شد. اکنون بیشترین استفاده‌های که از این سیگنال‌های می‌شود در تشخیص پزشکی و کمک به افراد ناتوان جسمی و فکری است [۱]. در اوایل ثبت این سیگنال‌ها، به خاطر آشفتگی بودن و نویزی بودن این سیگنال‌ها کار کردن بر روی و استخراج اطلاعات مفید از آنها مشکل بود.

در اوایل کشف سیگنال‌های مغزی به دلیل نبودن دستگاه‌های ثبت و ضبط مناسب انسان به این تصور بود که ارتباط انسان با محیط اطرافش سخت و غیر ممکن است. اما با پیشرفت‌های که در حوزه رایانه و الکترونیک صورت گرفت و با ابداع ابزارهای مناسب جهت ثبت سیگنال‌های مغزی این ارتباط دور از دسترس نیست. امروزه BCI علمی است که این ارتباط را برقرار می‌کند.

واسط مغز و رایانه از مجموعه‌ای از سنسورها و اجزای پردازش سیگنال تشکیل می‌شود که فعالیت مغزی فرد را مستقیماً به یک سری سیگنال‌های ارتباطی یا کنترلی تبدیل می‌کند. در این سامانه ابتدا باید امواج مغزی را با استفاده از دستگاه‌های ثبت امواج مغزی ثبت کرد که معمولاً به دلیل دقت زمانی بالا و ارزان بودن و همچنین

^۱ Brain-Computer Interface(BCI)

^۲ Electroencephalography

^۳ Hans Berger

استفاده آسان، از EEG برای ثبت امواج مغزی استفاده می‌شود. الکترودهای EEG در سطح پوست سر قرار می‌گیرند و میدان الکتریکی حاصل از فعالیت نورون‌ها^۱ راه اندازه‌گیری می‌کنند. در مرحله بعد این امواج بررسی شده و ویژگی‌های مورد نظر استخراج می‌شود و از روی این ویژگی‌ها می‌توان حدس زد که کاربر چه فعالیتی را در نظر دارد. در شکل (۱-۱) واحدهای پردازشی سیستم BCI را می‌بینیم.

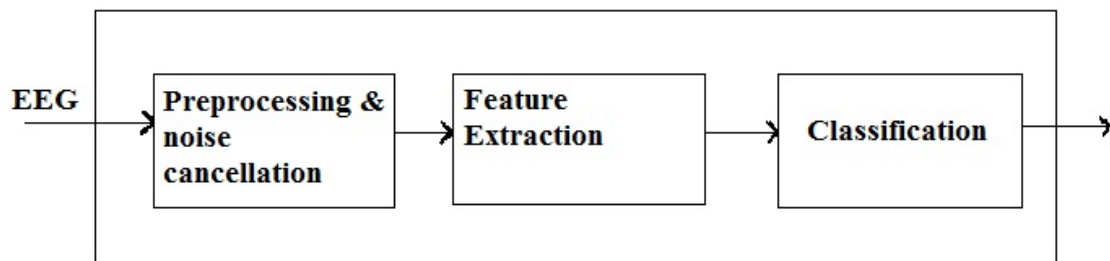
با توجه به پایین بودن نسبت سیگنال به نویز در این سیستم ابتدا یک پیش پردازش و عملیات حذف نویز بر روی این سیگنال‌ها انجام می‌شود. مرحله بعد مرحله استخراج ویژگی است که در فصل‌های بعد در مورد انواع ویژگی‌ها و روش‌های استخراج ویژگی صحبت می‌کنیم در نهایت با استفاده از ویژگی‌های استخراج شده عمل دسته‌بندی را انجام می‌دهیم.

واسط مغز و رایانه ممکن است ساختاری ثابت داشته باشد یا اینکه به صورت انطباقی باشد و خود را با مشخصه یا مشخصه‌های سیگنال انطباق بدهد. همچنین ممکن است از خروجی سیستم به نوعی به شخص مورد آزمایش فیدبک^۲ داده شود. این روش به بیوفیدبک مشهور است.

در اولین همایش بین‌المللی که در ژوئن ۱۹۹۹ برگزار شد یک تعریف معمول برای BCI به صورت زیر ارائه شد: [۲] (یک واسط مغز و رایانه یک سامانه ارتباطی است که وابسته به مسیرهای خروجی نرمال سامانه عصبی جانبی و ماهیچه‌ها نیست) سیگنال‌های الکتریکی مغز از نظر دامنه و فرکانس با برخی دیگر از سیگنال‌های حیاتی همپوشانی دارند، لذا در تعریف BCI بر مستقل بودن سیگنال‌ها از سایر سیگنال‌های عصبی و عضلانی تاکید شده است.

^۱ neurons

^۲ Feedback



شکل ۱-۱ - واحد های پردازشی و دسته بندی در یک سیستم BCI

۲-۱- تاریخچه BCI

اولین تلاش‌ها در زمینه تعامل انسان با رایانه همزمان با کشف سیگنال‌های EEG شروع شد و دانشمندان سعی کردند که بین این سیگنال‌ها و فعالیت‌های مغزی ارتباط برقرار کنند [۱]. اما با توجه به اینکه در ابتدا این سیگنال‌ها بسیار آشفته و دارای نویز بودند، از این سیگنال‌ها فقط در پزشکی استفاده می‌شد و فقط پزشکان متخصص با توجه به تجربه از این سیگنال‌ها می‌توانستند استفاد کنند. اما رفته رفته با تولید دستگاه‌های جدید و توانایی ثبت این سیگنال‌ها با کیفیت بهتر، پژوهش‌ها و تحقیقات بیشتری در این زمینه انجام گرفت.

در سال ۱۹۶۹، Elul [۳] اولین تلاش را انجام داد. او بر روی سیگنال عملیات ریاضی کار کرد و نشان داد که اگر فرد عملیات فکری خاصی را انجام ندهد در ۶۶٪ سیگنال مغزی آن توزیع گوسی است و اگر فرد عملیات ریاضی انجام دهد در ۳۲٪ سیگنال مغزی توزیع گوسی دارد و از طریق سیگنال مغز توانست تشخیص دهد که فرد چه عملیات فکری انجام می‌دهد.

در دانشگاه Colorado دو محقق Keirn و Aunon تحقیقات خود را در این زمینه برای دسته‌بندی پنج فعالیت مختلف ذهنی شروع کردند [۴]. آنها در حین انجام پنج فعالیت ذهنی مشخص و همزمان از چند کانال،

سیگنال EEG را ثبت نمودند. سپس به کمک یک تفکیک کننده^۱ بیز از توان باندهای مختلف فرکانسی بعنوان ویژگی‌هایی جهت تفکیک این فعالیت‌های ذهنی استفاده کردند. آنها در ضمن کار خود این ایده را مطرح نمودند که فعالیت‌های مختلف ذهنی می‌توانند بعنوان الفبایی جهت برقراری ارتباط مستقیم مغز با دنیای خارج استفاده شود؛ بطوریکه شخص می‌تواند با ترکیب و انتخاب توالی چند فعالیت مشخص مقصود خود را به دنیای خارج منتقل کند.

چند سال بعد دکتر Anderson و همکارانش [۵,۶] کار این دو محقق را ادامه دادند. این گروه در اغلب کار-های خود از همان پنج فعالیت ذهنی استفاده کردند. آنها پارامترهای آماری همچون ضرایب (AR)^۲ را تخمین زدند و با استفاده از این ضریب ویژگی‌های را برای دسته بندی و تشخیص این پنج عمل استخراج کردند. بعد از استخراج ویژگی به کمک شبکه عصبی عمل دسته‌بندی را انجام دادند.

Pfruscheller و همکارانش [۷-۱۱] در مرکز Graz اتریش در تحقیقات خود از سیگنال‌های ثبت شده در حین حرکت انگشت اشاره و یا در حین تصور حرکت دادن دست راست و چپ استفاده نموده‌اند. آنها در کارهای خود از خروجی‌های مختلفی همچون حرکت یک نشانگر بر روی مانیتور، انتخاب حروف و کلمات و کنترل یک پروتز مصنوعی استفاده کرده‌اند. آنها جهت استخراج ویژگی از چند روش استفاده کردند. روش اول استخراج پارامترهای AR و روش دیگر محاسبه توان باندهای مختلف فرکانسی، که این باندها متناسب با شخص انتخاب می‌شوند. به گفته Pfruscheller برای این کار از یک تابع فاصله و زندهار جهت تعیین میزان تأثیر هر مؤلفه فرکانسی بر عمل دسته بندی استفاده شده است. به این روش (DSLQ)^۳ می‌گویند. این عمل برای تمام فرکانس‌ها در فاصله ۵-۳۰ HZ انجام می‌شود تا مؤلفه‌های فرکانسی مناسب برای آن شخص بدست آید. آنها برای

^۱ Bayes

^۲ Autoregressive

^۳ Distinction Sensitive Learning Vector Quantization(DSLVQ)

دسته‌بندی هم عموماً از دو روش استفاده نموده‌اند. روش اول روش‌های مبتنی بر شبکه عصبی (مانند LVQ)^۱ و روش دوم مبتنی بر تفکیک کننده‌های خطی (LDA)^۲. آنها جهت بهبود عملکرد سیستم خود در برخی موارد از تکنیک‌های بیو فیدبک هم استفاده نموده‌اند. بعنوان مثال با نشان دادن یک فلش روی مانیتور از کاربر خواسته می‌شود که تصور حرکت دادن دست راست یا چپ را انجام دهد. با انجام مکرر این کار، تفکیک کننده را برای تفکیک این دو عمل آموزش می‌دهند. سپس در مرحله آزمایش هر بار که از شخص خواسته می‌شود که حرکت دادن یک دست را تصور کند با استفاده از تفکیک کننده تعلیم دیده سیگنال مغزی او را دسته‌بندی می‌کنند. هر بار بسته به میزان خطای تفکیک کننده یک علامت فلش با طولی متناسب با میزان خطا روی صفحه رسم می‌شود. این علامت در واقع یک فیدبک است که با دیدن آن شخص سعی می‌کند که هر بار طول علامت خطا را کم کند. Wolpaw و همکارانش [۱۲] بیشتر در زمینه پزشکی کار کردند لذا کارهای آنها عموماً از پشتوانه فیزیولوژیک خوبی برخوردار است اما روش‌های پردازشی آنها نسبتاً ساده است. اساس کار آنها بر این مبناست که افراد را می‌توان بگونه‌ای آموزش داد که بتوانند برخی از ویژگی‌های سیگنال مغزی خود را کنترل کنند.

به طور کلی از جمله تحقیقاتی که در طی سالیان دراز در زمینه BCI انجام گرفته است می‌توان به تصور حرکت دادن دست راست و چپ، حرکت دادن انگشتان اشاره دو دست، انجام پنج فعالیت ذهنی: حالت استراحت، نامه نگاری، شمارش، ضرب ذهنی و دوران ذهنی، انجام عملیات ضرب با میزان پیچیدگی مختلف، گوش دادن به انواع موسیقی، انجام فعالیتهای احساسی و عاطفی و رانندگی شبیه سازی شده اشاره کرد که در هر زمینه محققین زیادی کار کرده‌اند و به نتایج قابل قبولی دست یافته‌اند.

^۱ Learning Vector Quantization

^۲ Linear Discriminant Analysis

۳-۱- کاربردهای BCI

از زمانی که سیگنال‌های EEG ثبت شد محققین سعی در استفاده از این سیگنال‌ها برای کاربردهای مختلف داشتند. در ابتدای کار از این سیگنال‌ها فقط برای کاربردهای پزشکی استفاده می‌کردند مانند تشخیص انواع بیماری‌ها که رایج‌ترین آنها بیماری صرع است. اما بعدها از این سیگنال‌ها نیز به منظور کمک رساندن به بیمارانی که دارای ناتوانی جسمی و عصبی هستند نیز استفاده شد. در این افراد مغز فرمان‌ها را صادر می‌کند اما به دلیل نقص در اندام این فرمان‌ها به طور کامل اجرا نمی‌شود با استفاده از BCI می‌توان سیستمی طراحی کرد که فرمان را مستقیماً از مغز بگیرد و بر روی این سیگنال پردازش انجام دهد و عمل مورد نظر را انجام دهد.

۴-۱- تعریف مساله

در این پایان نامه ما قصد داریم به تفکیک و دسته‌بندی سیگنال‌های مغزی بپردازیم. مجموعه داده مورد استفاده ما چهار عمل حرکت دادن مچ دست به چهار جهت اصلی است. کار ما به این صورت است که ابتدا بر روی سیگنال یک سری پیش پردازش‌ها مانند حذف نویز و... انجام می‌دهیم. در مرحله بعد بر روی استخراج ویژگی از سیگنال کار می‌کنیم و ویژگی‌های مختلف را از سیگنال استخراج می‌کنیم. در مرحله بعد به دسته‌بندی سیگنال‌های مغزی بر اساس ویژگی‌های استخراج شده می‌پردازیم. کارایی دسته‌بندی بر اساس هر مجموعه از ویژگی‌ها را ارزیابی می‌کنیم.

۵-۱- ساختار پایان نامه

در فصل دوم در مورد سیگنال‌های مغزی و انواع آنها و نحوه ثبت آنها بحث می‌شود. برای اینکه یک مرور کلی بر روی کارهای گذشته و روش‌های که تا کنون استفاده شده است داشته باشیم فصل سه به این منظور

اختصاص داده شده است. در این فصل انواع روشهای استخراج ویژگی بررسی می شود. سپس روشهای موجود برای دسته بندی که تا کنون استفاده شده است را بررسی می کنیم. در فصل چهارم به معرفی و توصیف تبدیل والش که در این پایان نامه از آن استفاده شده است می پردازیم. برای داشتن یک مقایسه، سه تبدیل فوریه، موجک و والش را معرفی می کنیم و در مورد آنها صحبت می شود. در فصل پنجم نیز روش پیشنهادی خود در حذف نویز و استخراج ویژگی را توصیف می کنیم. در نهایت در فصل ششم روش حذف نویز و عمل دسته بندی با استفاده از این ویژگی ها را با سایر روش ها مقایسه می کنیم و به نتیجه گیری در مورد کار می پردازیم.

فصل دوم

سیگنال های مغزی

۲-۱- مقدمه

سیگنال EEG مخفف Electroencephalography است که با استفاده از یک سری الکترودها که در سطح مغز قرار می گیرند، فعالیت های الکتریکی مغز را اندازه گیری می کند [۱۳]. الکترودها به منظور جمع آوری ولتاژ در مکان های خاصی از مغز قرار می گیرند. قبل از اینکه الکترودها در سطح پوست قرار گیرند یک ژل هادی به منظور کاهش مقاومت روی پوست سر مالیده می شود. خروجی این الکترودها به ورودی یک تقویت کننده وصل می شود سپس از فیلترهای بالا گذر و پایین گذر عبور داده می شود. تغییرات در جریان اکسیژن خون با میزان فعالیت های عصبی ارتباط دارد. زمانی که سلول های عصبی فعال هستند اکسیژنی که توسط هموگلوبین خون حمل می شود را مصرف می کنند. پاسخ محلی به این کاهش اکسیژن افزایش جریان خون در ناحیه هایی است که فعالیت های عصبی زیاد است. از طرف دیگر در اثر فعالیت های عصبی و انتقال پیام های عصبی جریان الکتریکی تولید می شود که این جریان الکتریکی طبق قانون مارکوف یک میدان مغناطیسی را تولید می کند.

۲-۲- کشف سیگنال های مغزی

در سال ۱۸۷۵ ریچارد کاتن جراح انگلیسی ، به وجود پتانسیل های الکتریکی در سطح قشر مغز باز شده حیواناتی همچون خرگوش و میمون پی برد [۱۴] او همچنین گزارش داد که وقتی به چشم حیوان نور می تابد، تغییراتی را در پتانسیل مغز او و در جهت خلاف چشمی که در آن نور تابانده شده است مشاهده می شود . در همان سال ها تحقیقات مشابهی نیز در روسیه و فنلاند انجام گرفت [۱۵]. اما هانس برگر پزشک و روانشناس آلمانی نخستین کسی بود که سیگنال های مغزی یک انسان را ثبت نمود . او با اطلاع یافتن از نتایج تحقیقات کاتن بر روی حیوانات، مسیر تحقیقات خود را متوجه انسان ها نمود. وی که با استفاده از وسایل ابتدایی گالوانومتر رشته ای^۱ تحقیقات خود را انجام می داد، در سال ۱۹۲۰ اولین نتایج خود را با افرادی که دارای جمجمه با فاصله ای فاقد استخوان بودند بدست آورد . برگر عمل ثبت را بر روی کاغذ عکاسی و با حرکت یک نقطه نورانی نوسانی بر روی آن انجام می داد . به همین ترتیب بود که برگر حرکات منظم با فرکانس تقریبی ۱۰ هرتز را کشف کرد و آنها را که نخستین ریتم پیدا شده در سیگنال های مغزی انسان بودند را α نامید.

در طول چند سال بعد برگر کارهای خود را با انجام ثبت های بیشتر ادامه داد تا مطمئن شود که آنچه ثبت می شود ناشی از هارمونیک های^۲ تولید شده توسط جریان خون و یا ناشی از پوست سر نمی باشد . تا اینکه نهایتا در سال ۱۹۲۹ چنین نوشت [۱۶]:

" EEG یک منحنی با نوسانات پیوسته است که با آن می توان به وجود امواج نوع اول با دوره متوسط ۹۰ ms و امواج نوع دوم، با دامنه کوچکتر و با دوره متوسط ۳۵ ms پی برد. نوسانات با دامنه حداکثر ۱۵۰-۲۰۰ میکروولت اندازه گیری شده اند."

تقریباً از همان زمان نامگذاری امواج مغزی تحت عناوین α, β, \dots همچنین استفاده از اصطلاح الکترو

^۱ String Galvanometer

^۲ Harmonic

انسفالوگرام برای سیگنال های مغزی متداول شد. برگر از همان زمان بدنبال یافتن ارتباط امواج مغزی با برخی بیماری ها و فعالیت های ذهنی بود. او در ادامه تحقیقات خود متوجه تغییرات امواج α در بیماری هایی همچون صرع، آلزایمر و همچنین در طول مدت خواب گشت.

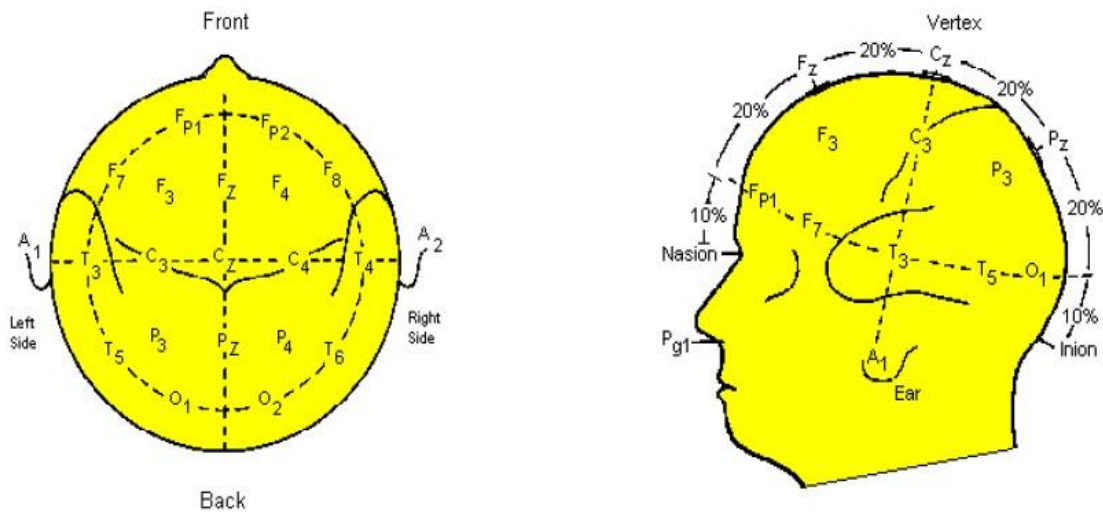
نتایج تحقیقات برگر او را به سرعت به شهرت جهانی رساند. وی دو بار نامزد دریافت جایزه نوبل شد؛ اما بعلت مخالفت نازی ها این جوایز به او اعطا نشد. وی نهایتا در سال ۱۹۴۱ خودکشی کرد.

۲-۳- ثبت سیگنال های مغزی

اغلب برای قرار دادن الکترودها بر روی سر جهت ثبت امواج مغز از سیستم بین المللی ۲۰/۱۰ الکتروود استفاده می شود. این سیستم از محل های آناتومیکی^۱ ویژه ای برای استاندارد کردن محل الکترودها استفاده می کند.

برای داشتن امکان مقایسه نتایج ثبت سیگنال مغزی و امکان تعمیم نتایج، در سال ۱۹۴۹ میلادی یک شیوه الکتروودگذاری به عنوان استاندارد بین المللی شناخته شد [۱۷]. این چیدمان جهانی الکترودها که به عنوان استاندارد ۲۰-۱۰ شناخته شد، امکان پوشاندن تقریبا تمام نواحی سر را توسط الکترودها فراهم می کند (شکل ۲-۱) [۱۸]. انتخاب محل الکترودها بر اساس نقاط ویژه استخوان جمجمه انجام گرفته است. الکترودها در نواحی تلاقی سطوح استخوان جمجمه قرار می گیرند که سایر الکترودهای میانی بر اساس ۱۰ و ۲۰ درصد کل فاصله چیده خواهند شد. شکل (۲-۱) نواحی مختلف قرار گیری الکترودها را نشان می دهد. نام هر منطقه بر اساس لبی که در آن قرار گرفته است و قرار داشتن در نیم کره راست یا چپ مشخص می شود. به این صورت که در نیم کره چپ با اعداد فرد و در نیم کره راست با اعداد زوج نشان داده می شود.

^۱ Anatomically



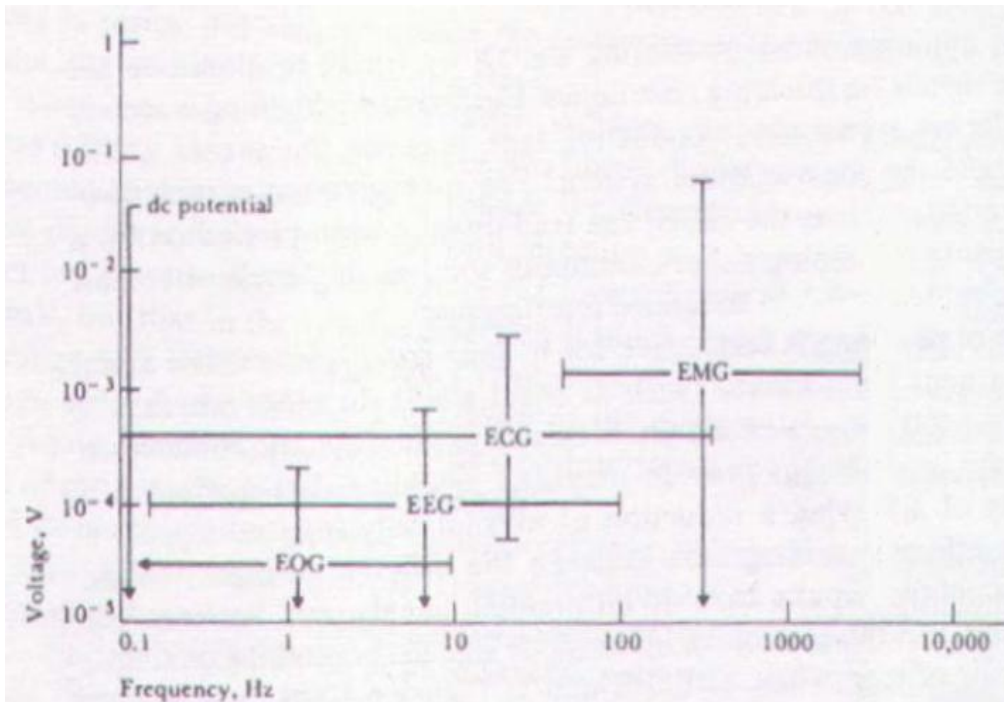
شکل ۲-۱- محل قرار گرفتن الکتروود ها در سیستم ۱۰-۲۰

۲-۴- پیش پردازش ها روی سیگنال های مغزی

همانطور که می دانیم، سیگنال EEG ثبت شده از روی سر معمولا همراه با نویزهای مختلفی می باشند. که از آن جمله می توان به سیگنال پلک زدن و حرکات چشم EOG، انقباض ماهیچه ها EMG، سیگنال قلبی ECG و همچنین نویز برق شهر اشاره نمود.

این سیگنال ها عموما در محدوده فرکانسی ۰ تا ۱۰۰ هرتز که بیشترین انرژی آن در محدوده ۰.۵ تا ۶۰ هرتز است، می باشد. دامنه این سیگنال ها نیز در محدوده ۲ تا ۱۰۰ میکرو ولت می باشد. لذا این سیگنال ها هم از نظر فرکانس و هم از نظر دامنه با دیگر سیگنال های حیاتی مانند ECG، EOG و ... هم پوشانی دارند. در شکل (۲-۲) محدوده دامنه و فرکانس برخی از سیگنال های حیاتی نشان داده شده است [۱۶]. همانطور که ملاحظه می شود سیگنال EEG با اکثر سیگنال های دیگر هم پوشانی دارد.

علاوه بر نویز مربوط به دیگر سیگنال های حیاتی، نویزهای مربوط به برق شهر که فرکانس ۵۰ تا ۶۰



شکل ۲-۲- محدوده دامنه و فرکانس برخی از سیگنال های حیاتی

هرتز دارد و همچنین نویز های مربوط به الکترودها نیز بر روی این سیگنال ها تاثیر می گذارد.

وجود نویز در سیگنال های EEG باعث می شود که پردازش بر روی این سیگنال ها مشکل باشد و باعث ارزیابی و نتایج نادرست می شود. لازم است که تا حد امکان این نویزها از این سیگنال ها حذف شود. برای نویز برق شهر سعی می شود که وسایل ثبت را تا حد امکان ایزوله نمایند و همچنین با استفاده از فیلترهای notch و فیلترهای نرم افزاری فرکانس ناشی از برق شهر را حذف کنند.

برای حذف نویز مربوط به سیگنال های حیاتی و همچنین دیگر نویزها محققین روش های زیادی را استفاده کرده اند. یکی از متداول ترین روش های پردازشی برای مقابله با اثرات نامطلوب نویز، حذف قسمت هایی از EEG است که حاوی نویزی بزرگتر از یک آستانه تعیین شده هستند. البته این روش به منزله از دست دادن اطلاعات در آن بازه می باشد. گروه دیگر روش ها بر پایه رگرسیون در حوزه زمان و یا فرکانس هستند [۱۹]. این روش ها دارای دو ایراد عمده می باشند، اول اینکه نیاز به وجود کانال مرجع برای نویز دارند و دوم اینکه بعلت خالص

نبودن سیگنال ثبت شده توسط الکترودهای EOG مقداری از سیگنال EEG که توسط الکترودهای مزبور ثبت می شود نیز به اشتباه بعنوان نویز تلقی شده و از سیگنال کم می گردد.

در [۲۰] روشی برای حذف نویزهای مصنوعی چشمی با استفاده از آنالیز مولفه های اصلی ، PCA ، ارائه دادند. ابتدا مولفه های عمده بیانگر پلک ها و حرکات افقی و عمودی چشم را در سیگنال های کالیبره شناسایی کرده و با حذف این مولفه ها از داده EEG آنها تصحیح نمودند . این مقاله با مقایسه روش رگرسیون و مدل های دوقطبی مکانی- زمانی مزیت و برتری روش PCA را نشان داده است. همچنین در [۲۱] نشان داده شد که ممکن است برخی مولفه های ترکیب EEG و EOG بوده و با حذف آنها مقداری از اطلاعات EEG نیز از دست برود. اخیرا از روش آنالیز مولفه های مستقل برای تجزیه EEG به منابع مستقل تشکیل دهنده آن استفاده شده است [۲۲]. این روش در جداسازی و حذف منابع نویزی در سیگنال های حیاتی و بخصوص EEG بسیار موفق بوده است. از سال ۲۰۰۲ تلفیق برخی از روش های حذف نویز همراه با ICA مد نظر قرار گرفت و در [۲۳] از تلفیق روش ICA و فیلتر زیر فضا جهت حذف نویزهای داخلی و نویزهای تجمیعی استفاده شده است. در سال ۲۰۰۴ Zhou و Goteman از ترکیب موجک و ICA برای حذف نویز ECG و EMG استفاده نمودند [۲۴]. آنها ابتدا داده را با روش موجک حذف نویز نموده و سپس ICA را بر روی آن اعمال نمودند. در سالهای اخیر روش هایی نرم افزاری جهت ساده کردن این فرآیند وقت گیر و حذف خودکار آرتیفکت ها پیشنهاد گردیده است. در [۲۵] حذف تطبیقی و بروز EOG با استفاده از ICA مبتنی بر شبکه عصبی و استفاده از PCA غیر خطی انجام شده است [۲۶]. در سال ۲۰۰۷ ، Delorme و همکاران به حذف آرتیفکت با استفاده از ICA و آمارگان های مرتبه بالاتر پرداختند [۲۷] آنها ابتدا به مقایسه ۳ روش مختلف ICA و SoBI Infomax و Fast ICA روی داده شبیه سازی شده پرداختند و در ادامه به قسمت هایی از EEG که دارای آرتیفکت نبوده ، آرتیفکتهایی تا ۳۰ مرتبه کوچکتر از EEG اضافه کرده و کارایی ۵ روش مختلف و معمول حذف آرتیفکت را مقایسه نمودند. (آستانه

استاندارد، شیب‌های خطی، عدم احتمال داده، کورتوزیس والگوی طیفی) نتایج حاکی از آن است که تمامی روش‌ها در صورتیکه روی مولفه‌های بدست آمده از ICA اعمال گردد، نسبت به اعمال روی خود داده EEG بسیار بهتر عمل می‌کنند. مگر در مورد آرتیفکت ماهیچه ای که تفاوت بارزی بین دو حالت مشاهده نشده است. در مرجع [۲۸] از تلفیق روش ICA و موجک استفاده نمودند، آنها ابتدا روش ICA را روی داده EEG پیاده نموده و سپس مولفه‌های تشخیص داده شده بعنوان نویز را با استفاده از موجک حذف نویز نمودند. آنها بیان نمودند که بعلت بیشتر بودن تعداد منابع از سنسورها ممکن است چند مولفه کوچک مغزی که استقلال کمتری نسبت به EOG دارند، در یک مولفه مستقل بدست آید و حذف کامل این مولفه منجر به از دست دادن مقداری از اطلاعات EEG گردد.

فصل سوم

مروری بر تحقیقات انجام شده در زمینه دست‌بندی سیگنال‌های مغزی

۳-۱- مقدمه

با کشف سیگنال‌های EEG بسیاری از محققین در سراسر دنیا شروع به فعالیت در این زمینه کردند. مجموعه داده‌های متفاوت و با کاربردهای متفاوتی ایجاد شد. اکثر این محققین در تلاش به رسیدن به طراحی سیستم واسط مغز و کامپیوتر (BCI) بودند. در شکل (۱-۱) یک سیستم BCI نشان داده شده است. این سیستم از سه بخش اصلی پیش پردازش، استخراج ویژگی و دسته‌بندی تشکیل شده است. محققین مشغول به تلاش برای بهبود در هر یک از سه بخش اصلی شدند. در این فصل ابتدا مجموعه داده‌های استاندارد موجود را معرفی می‌کنیم. در بخش‌های دیگر نیز به بررسی روش‌های مختلف استخراج ویژگی، کاهش ویژگی و روش‌های مختلف دسته‌بندی می‌پردازیم. لازم به ذکر است که قسمت پیش پردازش و حذف نویز را در فصل پیش توضیح دادیم

۳-۲- معرفی داده‌های موجود

۳-۲-۱- مشخصات داده‌های ثبت شده توسط گروه دانشگاه Colorado

اولین گروه از داده‌ها متعلق به گروه Aunon و Keirn دانشگاه Colorado است [۴]. این داده‌ها مطابق استاندارد ۱۰-۲۰ از کانال‌های C۳، C۴، P۳، P۴، O۱ و O۲ همراه با یک کانال EOG ثبت شده است. هر سری از داده‌ها به مدت ۱۰ ثانیه و با نرخ نمونه برداری ۲۵۰ هرتز ثبت شده است. این داده‌ها مجموعه ماتریسی به ابعاد ۷*۲۵۰۰ را تشکیل می‌دهند. ثبت کانال‌های EEG نسبت به کانال‌های مرجع A۱ و A۲، که به استخوان‌های پشت دو گوش متصل شده و از نظر الکتریکی به یکدیگر متصل بودند، انجام شده است. از فیلترهای آنالوگ GrassVP۵۱۱ که فیلترهایی میان گذر با باند عبور بین ۰/۱ تا ۱۰۰ هرتز است، استفاده شده است. این داده‌ها از ۷ نفر ثبت شده است. نفر اول چپ دست با ۴۸ سال سن و نفر دوم راست دست با ۳۹ سال سن می‌باشد. این دو نفر از کارمندان دانشگاه بوده‌اند و نفر سوم تا هفتم همگی راست دست و از میان دانشجویانی با سنین بین ۲۰ تا ۳۰ سال بوده‌اند. همه افراد مرد بوده‌اند فقط نفر پنجم زن بوده است.

از هر شخص در یک جلسه ۵ بار و هر بار از ۵ فعالیت ذهنی سیگنال ثبت شده است. ۵ ثبت دیگر هم در روز دیگر انجام شده است، بجز افراد دوم و هفتم که تنها در یک جلسه ثبت سیگنال شرکت نموده‌اند. از سوی دیگر نفر پنجم در یک جلسه سوم نیز شرکت نموده است. کلیه ثبت‌های انجام شده، یکبار با چشمان باز و بار دیگر با چشمان بسته صورت گرفته است. Aunon و Keirn، سعی در انتخاب فعالیت‌های ذهنی نموده‌اند، که نواحی نسبتاً معینی از مغز را درگیر کنند و یا میزان فعالیت دو نیم کره مغزی در حین انجام آنها متفاوت باشد. این پنج فعالیت ذهنی عبارتند از: ۱- حالت استراحت^۱ ۲- عمل ضرب ذهنی^۲ ۳- دوران ذهنی یک شی هندسی^۱ ۴- نامه

^۱ Baseline^۲ Multiplication

نامه نگاری ذهنی^۲ ۵- شمارش ذهنی همراه با تصویر چشمی^۳.

۲-۲-۲- مشخصات داده‌های ثبت شده توسط گروه Graz

یکی دیگر از مجموعه داده استاندارد که محققین بر روی آنها کار می‌کنند، توسط گروه دانشگاه Graz ثبت شده است [۷-۱۱]. این داده‌ها از سه نفر زن راست دست که سنشان بین ۲۰ تا ۲۷ سال است، ثبت شده است. در ابتدای هر آزمایش در لحظه صفر یک علامت (+) در وسط مانیتور و روبروی فرد ظاهر می‌گردد. دو ثانیه بعد صدای زنگ هشدار دهنده به صدا در می‌آید. یک ثانیه بعد علامت فلش که به سمت راست یا چپ مانیتور اشاره می‌کند ظاهر می‌شود. این علامت به مدت ۱/۲۵ ثانیه بر روی مانیتور وجود دارد. از آن زمان به بعد شخص بر اساس جهت فلش، مشغول به تصور حرکت یکی از دو دست راست و چپ می‌شود. از آن پس عمل نشان دادن فلش جهت دار با فواصل زمانی بین ۹ تا ۱۱ ثانیه تکرار می‌شود و فرد مورد آزمایش، تصور حرکت دست مربوطه را انجام می‌دهد.

این سیگنال‌ها از ۵۶ الکتروود که بر روی سر با فواصل تقریبی ۲/۵ سانتیمتر و نسبت به مرجع پتانسیل گوش راست قرار دارند ثبت شده است. سیگنال ثبت شده از یک فیلتر میان گذر با باند عبور ۰/۵ تا ۵۰ هرتز عبور داده شده است. عمل نمونه برداری با نرخ ۱۲۸ هرتز انجام گرفته است. کانال EOG هم بصورت دو قطبی^۴ بین دو الکتروود، که در بالا و پایین چشم راست قرار داشت ثبت شده است. جهت اطمینان از عدم وجود سیگنال EMG این سیگنال نیز در طی آزمایش از روی ساعد دو دست راست و چپ نیز ثبت شده است.

^۱ Geometric Figure Rotation

^۲ Composition Mental letter

^۳ Visual Counting

^۴ Bipolar

بدین ترتیب هر مرتبه ثبت سیگنال شامل ۸ ثانیه است. که فاصله زمانی ۰-۴ ثانیه مربوط به آماده سازی فرد و ۴-۸ ثانیه نیز حاوی سیگنال تصور حرکت دست است. همه داده ها برای اطمینان از عدم وجود Artifact و یا پتانسیل حرکتی به طور جداگانه بررسی شدند. بدین ترتیب در مجموع ۱۴۹ سیگنال از نفر اول ثبت شد (۷۵ مرتبه دست راست و ۷۴ مرتبه دست چپ) از نفر دوم ۱۴۲ سیگنال (۶۷ مرتبه دست راست و ۷۵ مرتبه دست چپ). از نفر سوم نیز ۱۱۵ سیگنال (۵۶ مرتبه دست راست و ۵۹ مرتبه دست چپ). داده‌های ثبت شده توسط این گروه به علت پیش پردازش آماده به کار بودند ولی داده های مربوط به گروه Colorado برای قابل استفاده شدند نیاز به پیش پردازش‌های دارند.

۳-۲-۳- مشخصات داده‌های MIT-BIH

یکی دیگر از مجموعه داده‌ها استاندارد مربوط به داده‌های مراحل خواب است. داده‌های MIT-BIH شامل ۸ مجموعه می‌باشد. ۴ مجموعه آن شامل حدود ۲۴ ساعت ثبت سیگنال و ۴ مجموعه دیگر شامل حدود ۱۲ ساعت ثبت سیگنال می‌باشد. سیگنال‌های موجود در ۴ مجموعه شامل ۲ ثبت سیگنال EEG که از کانال‌های Fpz-Cz و Pz-Oz ، سیگنال EOG و سیگنال EMG می‌باشد. این سیگنال‌ها از مردها و زن هایی با محدوده سنی ۲۱ تا ۳۵ سال ثبت شده است. این داده‌ها با نرخ ۱۰۰ هرتز نمونه برداری شده‌اند. فیلترهای پایین‌گذر با فرکانس قطع ۱۰۰ هرتز و فیلتر بالاگذر با فرکانس قطع ۰/۵ هرتز را، بر روی این سیگنال‌ها عبور داده‌اند. برای هر یک از مجموعه‌ها ۱۰ ساعت از سیگنال ثبتی شامل کل زمان خواب و دقایقی از بیداری قبل و بعد از خواب انتخاب شده است. با توجه به اینکه هر ۳۰ ثانیه یک epoch در نظر گرفته می‌شود، این ۱۰ ساعت در هر مجموعه شامل ۱۲۰۰ epoch می‌شود که توسط افراد متخصص ارزیابی می‌شود. مراحل خواب در این داده‌ها شامل Awake و ۱ و ۲ و ۳ و REM و MT است [۲۹]

۳-۳- استخراج ویژگی

بعد از پیش پردازش بر روی سیگنال‌های مغزی، مهمترین گام استخراج ویژگی است. طی سالیان اخیر روش‌های استخراج ویژگی و نوع ویژگی‌های زیادی مورد استفاده قرار گرفته است.

Keirn و Aunon، که بر روی داده‌های دانشگاه Colorado کار می‌کردند از ویژگی ضریبی، تحت عنوان ضریب عدم تقارن استفاده کردند.

$$r = \frac{R-L}{R+l} \quad (1-3)$$

در این رابطه R توان باند فرکانسی خاص سیگنال EEG از میان الکترودهای واقع بر نیم کره راست و L توان همان باند از میان الکترودهای نیم کره چپ است. لازم به ذکر است که فرکانس سیگنال EEG، به باندهای استاندارد δ بین ۰ تا ۳ هرتز، θ بین ۴ تا ۷ هرتز، α بین ۸ تا ۱۳ هرتز و β بین ۱۴ تا ۲۰ هرتز تقسیم می‌شود. نتایج دست‌بندی با استفاده از این ویژگی نشان داد که نرخ دست‌بندی با این ویژگی مناسب نیست. این دو محقق نیز از توان باندهای α ، β ، δ ، θ به عنوان ویژگی استفاده کردند [۴]. این گروه علاوه بر ویژگی‌های فرکانسی از ویژگی طیف سیگنال که از روی ضرایب (AR) بدست می‌آید و همچنین از خود ضرایب AR هر کانال نیز به عنوان ویژگی استفاده کردند.

چند سال بعد از این دو نفر، Anderson و همکارانش از همان دانشگاه تحقیقات خود را بر روی همین مجموعه داده انجام دادند. وی از میان ۵ فعالیت ذهنی تنها به دست‌بندی حالت استراحت و عمل ضرب ذهنی اکتفا کرد. آنها برای حذف سیگنال‌های نویز و پلک زدن پیش پردازش‌هایی بر روی سیگنال انجام دادند. ویژگی‌های استفاده شده توسط Anderson، ضرایب AR چند متغیره^۱ است. این روش تعمیم یافته روش AR معمولی است که برای داده‌های چند کاناله کاربرد دارد. در این روش فرض می‌شود که سیگنال‌های ثبت شده

^۱ Multivariate

فرایندهایی تصادفی هستند که از مدل زیر تبعیت می کنند:

$$X(k) = A_1 X(k-1) - A_2 X(k-2) - \dots - A_p X(k-p) + e(k) \quad (2-3)$$

در این رابطه $X(k)$ برداری از مشاهدات d کانال مختلف در لحظه k ام است و A_i ها ($i=1, 2, \dots, p$) ماتریس-های $d \times d$ ضرایبی هستند که باید تخمین زده شوند. $E(k)$ نیز برداری d بعدی از متغیرهای تصادفی ناهمبسته و با متوسط صفر می باشد. P هم درجه مدل AR با مقدار p است. بدین ترتیب از کنار هم قرار دادن p ماتریس A_i با ابعاد $p \times p$ و ویژگی برای عمل دسته بندی حاصل شده است [5].

از دیگر ویژگی های که در پردازش سیگنال استفاده می شود، بکار بردن تبدیلات مختلف مانند تبدیل فوریه، تبدیل موجک و تبدیل والش و... بر روی سیگنال است. با استفاده از این تبدیلات ما سیگنال را به فضای دیگر می بریم. در [30] با استفاده از تبدیل فوریه ویژگی های زمان متوسط (t) و فرکانس متوسط (F) از سیگنال به صورت زیر بدست می آید.

$$t = \langle t \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} t |s(t)|^2 dt$$

$$f = \langle f \rangle = \int_{-\infty}^{+\infty} f |S(f)|^2 df \quad (3-3)$$

علاوه بر این ویژگی ها، ویژگی های فرکانسی دیگری نیز با استفاده از تبدیل فوریه بدست می آید.

در سال های اخیر ویژگی های دیگری به کمک تبدیل موجک استخراج شده است. با استفاده از سیگنال موجک سیگنال به باندهایی تقسیم می شود. هر یک از این زیر باندها و توان این زیرباندها به عنوان ویژگی شناخته می شوند.

بعضی از محققین از الگوریتم ژنتیک برای استخراج ویژگی فرکانسی از سیگنال های حرکت دست استفاده کرده اند [31]. البته استفاده از این الگوریتم زمان استخراج ویژگی را کمی کند می کند. Katsuluro Inow و

همکاران [۳۲] از روش AR برای استخراج ویژگی برای تشخیص جهت حرکت دست استفاده کردند. بعضی از محققین از تبدیل موجک برای استخراج ویژگی از سیگنال برای تشخیص ثقلب استفاده کرد [۳۳]. اما چندی بعد محققین از ترکیب ضرایب موجک و مدل AR برای استخراج ویژگی استفاده کردند [۳۴] به این صورت که تبدیل موجک را برای محاسبه ضرایب موجک و مدل AR را برای استخراج ویژگی های فرکانسی بکار بردند و بردار ویژگی ترکیب ویژگی های این دو روش بود. گروهی دیگر از تبدیل موجک و تبدیل فوریه برای استخراج ویژگی های فرکانسی از سیگنال های خواب استفاده کرده اند [۳۵]. در سال ۲۰۰۸، Aihua Zhang و همکاران [۳۶] از آنتروپی طیف توان برای استخراج ویژگی از سیگنال های حرکت دست استفاده کردند و از تبدیل فوریه برای بدست آوردن فرکانس استفاده کرده اند. در جدول (۱-۳) انواع ویژگی های استخراج شده در سال های اخیر از سیگنال EEG نشان داده شده است.

جدول ۱-۳ - انواع ویژگی های استفاده شده در پردازش سیگنال

انواع ویژگی های مورد استفاده
توان باند های فرکانسی با پارمترهای Adaptive AR
باند های مختلف فرکانسی مانند α ، β و ..
ویژگی های فرکانس و زمان فرکانس تبدیل فوریه
ویژگی های تبدیل موجک و توان ضرایب موجک
مولفه های مستقل با استفاده از ICA
استخراج اجزاء به کمک PCA
ویژگی های ضرایب AR
آنتروپی طیف توان
ویژگی های ترکیبی که از ترکیب چند ویژگی بدست می آید.

۳-۴- دسته‌بندی

بعد از استخراج ویژگی از سیگنال‌های مغزی باید آنها را دسته‌بندی کنیم. طی سالیانی که محققین در این زمینه کار کرده‌اند روش‌های دسته‌بندی زیادی مورد استفاده قرار گرفته است. از آن جمله می‌توان به انواع شبکه عصبی، K نزدیکترین همسایه (KNN)، ماشین بردار پشتیبان^۱ (SVM) و ... اشاره کرد. Aunon و Keirn بعد از استخراج ویژگی از سیگنال‌های مغزی و ایجاد ماتریس ویژگی به دسته‌بندی سیگنال‌ها پرداختند. تفکیک‌کننده مورد استفاده آنها تفکیک‌کننده بیز بود. معیار ارزیابی میزان دسته‌بندی، روش Leave-One-Out است. در این روش یک سیگنال کنار گذاشته می‌شود و با مابقی سیگنال‌ها تفکیک‌کننده آموزش می‌بیند. سپس با سیگنال کنار گذاشته شده تفکیک‌کننده تست می‌شود. این عمل برای تک تک سیگنال‌های موجود تکرار می‌شود. درصد دسته‌بندی بر اساس درصد تمامی تکرارها محاسبه می‌شود. در صد تشخیص این گروه در بهترین حالت که با ویژگی‌های ضرایب AR بدست آمد در حدود ۸۴/۶ بود [۴]. Anderson و همکارانش نیز از شبکه عصبی Feed-forward با الگوریتم تعلیم Back-propagation استفاده کردند. آنها با ویژگی‌های ضرایب AR و تفکیک‌کننده شبکه عصبی به نرخ تشخیص حدود ۹۲ درصد رسیدند [۵].

در [۳۷] که در زمینه اندازه‌گیری سطح درد با استفاده از سیگنال‌های مغزی است. پس از استخراج ویژگی‌های طیفی و ویژگی‌های غیر خطی مانند نمای لیاپانوف، بعد فرکتال و آنتروپی به تفکیک کردن سیگنال‌ها پرداختند. آنها از دو تفکیک‌کننده SVM و الگوریتم Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) استفاده کردند. الگوریتم ANFIS مورد استفاده در این مقاله یک مدل فازی سوگنو^۲ در قالب یک سیستم تطبیقی می‌باشد. این شبکه پنج لایه می‌باشد. در لایه اول همه گره‌ها تطبیقی هستند و خروجی این لایه، درجه عضویت فازی ورودی‌ها است. نتیجه صحت تفکیک‌کننده‌ها در تفکیک درد از بی‌دردی با استفاده از

^۱ Support Vector Machine

^۲ Sugeno fuzzy model

SVM در بهترین حالت ۹۲ درصد و با استفاده از ANFIS در بهترین حالت که با استفاده از ویژگی‌های غیر خطی حاصل شد ۹۴ درصد است.

Huaiyu و همکاران [۳۴] پس از استخراج ضرایب موجک و مدل AR ماتریس ویژگی‌ها را با ترکیب این دو ویژگی ایجاد کردند. آنها برای ارزیابی این ویژگی‌ها از یک تفکیک‌کننده خطی استفاده کردند. روش آنها به این صورت بود که برای هر ویژگی یک وزن در نظر گرفتند. سپس این وزن‌ها را با استفاده از روش یادگیری با سرپرست تنظیم نمودند. بعد از بدست آوردن وزن‌های بهینه برای هر ویژگی از ویژگی‌ها برای تفکیک کردن تصور حرکت دست راست و چپ استفاده کردند. با استفاده از این روش ساده آنها به نرخ تشخیص ۸۲ درصد دست یافتند.

استفاده از تفکیک‌کننده تحلیل جداساز خطی^۱ LDA در مرجع [۳۰] برای دسته بندی حرکت دست و پای راست و چپ مورد بررسی قرار گرفت. آنها ویژگی‌های زمان-فرکانس را با استفاده از تبدیل فوریه و تبدیل فوریه کوتاه مدت استخراج کردند. آنها برای بدست آوردن انداره بهینه پنجره در روش تبدیل فوریه کوتاه از الگوریتم ژنتیک استفاده کردند. با استفاده از الگوریتم ژنتیک ویژگی‌های بدست آمده بسیار مناسب و بهینه بودند. در نهایت این ویژگی‌ها را با استفاده از LDA تفکیک کردند. و به نرخ تشخیص ۹۲ درصد با استفاده از LDA و الگوریتم ژنتیک رسیدند.

^۱ Linear Discriminant Analysis

فصل چهارم

مقایسه تحلیلی تبدیل فوریه، موجک و والش

۴-۱- مقدمه

همانطور که قبلا اشاره شد روش‌های استخراج ویژگی زیادی وجود دارد که در پردازش سیگنال مورد استفاده قرار می‌گیرد. یکی از رایجترین روش‌ها استفاده از تبدیلات مختلف و استفاده از ویژگی‌های حوزه‌های متفاوت است. با استفاده از تبدیلات مختلف مانند فوریه^۱، موجک^۲، والش^۳ و ... ویژگی‌های از سیگنال ظاهر می‌شود که در پردازش سیگنال بسیار مفید می‌باشد. در این فصل ابتدا تبدیلات فوریه، موجک و والش معرفی می‌شود. سپس این سه تبدیل با هم مقایسه و مزایا و معایب آنها بیان می‌شود.

۴-۲- تبدیل فوریه

در قرن ۱۹ ریاضیدان فرانسوی J.Fourier نشان داد که هر تابع تناوبی را می‌توان به صورت مجموع توابع سینوسی نمایش داد. سال‌ها بعد ایده او به سیگنال‌های تناوبی و غیر تناوبی تعمیم داده شد.

^۱ Fourier

^۲ Wavelet

^۳ WALSH

تبدیل فوریه هر سیگنال را به یک سری توابع نمایی مختلط با فرکانس‌های متفاوت تجزیه می‌کند. روش کار آن به صورت زیر است

$$X(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \cdot e^{-j\pi f t} dt \quad (1-4)$$

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(f) \cdot e^{j\pi f t} df$$

در معادله فوق t نشان دهنده زمان، f فرکانس، x سیگنال مورد نظر در بعد زمان و X سیگنال تبدیل یافته در بعد فرکانس است. رابطه ۱-۴ نشان دهنده تبدیل فوریه $x(t)$ و رابطه پایین عکس تبدیل فوریه $X(f)$ است. در حوزه زمان سیگنال $x(t)$ در یک فرکانس خاص ضرب می‌شود و سپس مجموع آن برای تمام زمان‌ها محاسبه می‌شود. کاری که در واقع صورت می‌گیرد. سیگنال اصلی در یک عبارت مختلط شامل سینوس‌ها و کسینوس‌های فرکانس f ضرب می‌شود. سپس این حاصلضرب‌ها با هم جمع می‌شوند. اگر حاصل جمع مقدار بزرگی بود می‌توان گفت که سیگنال x در فرکانس f دارای یک جزء غالب است. یعنی فرکانس f قسمت عمده فرکانس سیگنال را تشکیل می‌دهد. اگر سیگنال $x(t)$ در فرکانس f دارای جزء غالب نباشد، حاصلضرب مقدار نسبتاً کوچک خواهد بود [۳۸].

اطلاعات ارائه شده در جمع مربوط به تمام زمان‌ها از منفی بی نهایت تا مثبت بی نهایت است. در هر زمانی که فرکانس f اتفاق افتاده باشد تاثیر یکسانی در حاصل جمع دارد. این نشان می‌دهد که تبدیل فوریه برای سیگنال‌های غیر ایستا مناسب نیست. سیگنال غیر ایستا^۱ سیگنالی است که مشخصات آن در طول زمان تغییر می‌کند.

تبدیل فوریه نشان می‌دهد که آیا جزء فرکانسی خاصی در سیگنال وجود دارد یا نه. این اطلاعات مستقل از زمان وقوع آن است. یعنی زمان وقوع یک جزء فرکانسی به ما نشان داده نمی‌شود.

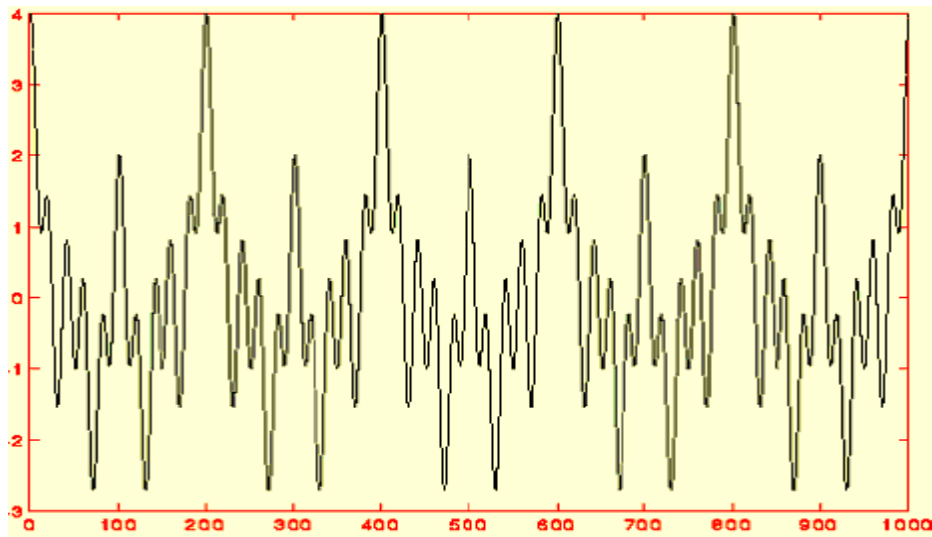
^۱ non-stationary

شکل (۴-۱) نشان دهنده سیگنال با رابطه زیر است.

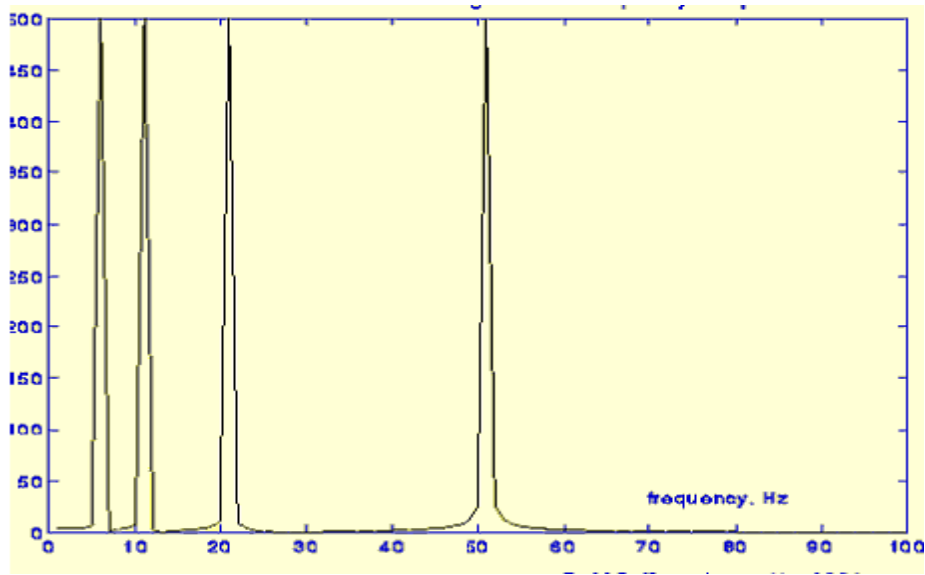
$$x(t) = \cos(2\pi 5t) + \cos(2\pi 10t) + \cos(2\pi 20t) + \cos(2\pi 50t) \quad (4-2)$$

این سیگنال دارای چهار جزء فرکانسی ۵، ۱۰، ۲۰ و ۵۰ هرتز است. که در تمام زمان‌های سیگنال رخ می‌دهد. در شکل (۴-۲) از این سیگنال تبدیل فوریه گرفته ایم. چهار قله موجود در این شکل نشان دهنده چهار جزء فرکانسی است [۳۹].

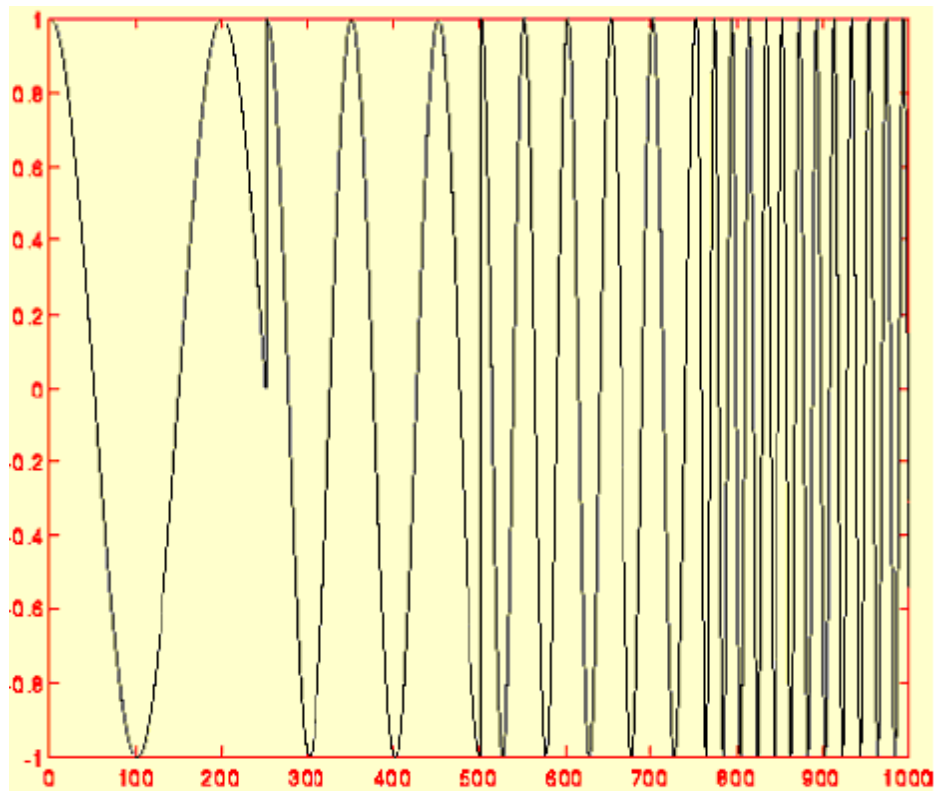
در شکل (۴-۳) یک سیگنال سینوسوئید نشان داده شده است. این سیگنال نیز دارای همان چهار مولفه فرکانسی است. ولی در زمان‌های متفاوتی رخ داده است. در شکل (۴-۴) تبدیل فوریه این سیگنال نشان داده شده است. همانطور که می‌بینیم تبدیل فوریه این سیگنال تقریباً شبیه سیگنال قبلی با همان چهار قله است. نویزهایی که بین این قله‌ها وجود دارد نشان‌دهنده آن است که این جزء‌های فرکانسی نیز در سیگنال وجود دارد. چون مقدار جزء فرکانسی عمده ای نیستند مقدار کوچکی دارند. دلیل پیدایش آنها هم تغییرات ناگهانی بین فرکانس‌های مختلف است.



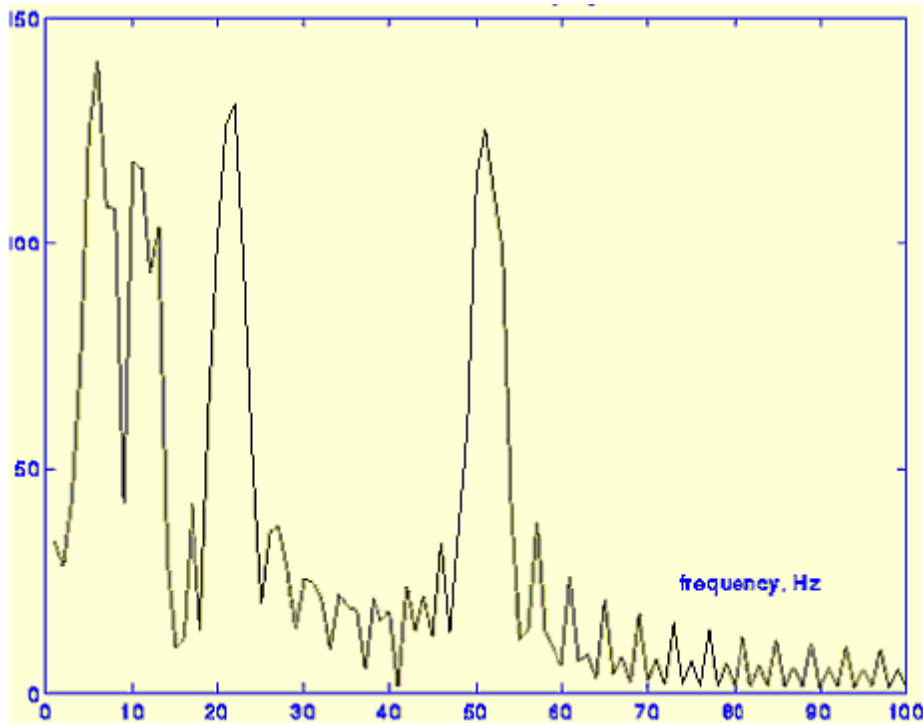
شکل ۴-۱ - سیگنال ایستا دارای چهار جزء فرکانسی ۵، ۱۰، ۲۰ و ۵۰ هرتز



شکل ۲-۴ - تبدیل فوریه سیگنال رابطه (۲-۴)



شکل ۳-۴ - سیگنال غیر ایستا دارای چهار جزء فرکانسی ۵، ۱۰، ۲۰ و ۵۰ هرتز



شکل ۴-۴ - تبدیل فوریه سیگنال شکل (۳-۴)

بنابراین یکی از مشکلات تبدیل فوریه این است که ابزار مناسبی برای تحلیل سیگنال‌های غیر ایستا نمی باشد. به خاطر این مشکلات دانشمندان تبدیل فوریه با دوره کوتاه^۱ (STFT) را معرفی کردند. در این تبدیل سیگنال به بخش‌های تقسیم می‌شود به طوریکه هر بخش از سیگنال را بتوان ایستا فرض کرد. برای این منظور پنجره‌ای انتخاب می‌شود که عرض آن برابر بخشی از سیگنال که ثابت است می‌باشد. سپس تابع پنجره و سیگنال در هم ضرب می‌شوند. این حاصل ضرب یک سیگنال است که باید تبدیل فوریه آن محاسبه شود.

رابطه ۳-۴، اعمال STFT را بر روی سیگنال نشان می‌دهد.

^۱ Short-term Fourier Transform

$$STFT_x^{(w)}(t', f) = \int_t^\infty [x(t) \cdot w^*(t - t')] \cdot e^{-j2\pi f t} dt \quad (3-4)$$

در این رابطه $x(t)$ سیگنال اصلی، $w(t)$ تابع پنجره و $*$ بیانگر مزدوج مختلط است. همانطور که مشخص است STFT چیزی جز تبدیل فوریه حاصلضرب سیگنال در تابع پنجره نیست. برای هر t' و f یک سری ضرایب STFT جدید محاسبه می‌شود.

مشکلی که در STFT وجود دارد به مفهومی به نام اصل عدم قطعیت هیزنبرگ^۱ مربوط است این اصل به اندازه حرکت و مکان ذرات در حال حرکت بر می‌گردد که می‌تواند به عنوان اطلاعات زمان - فرکانس سیگنال بکار رود.

این اصل به طور ساده می‌گویید که نمی‌توان نمایش دقیق و همزمان زمان - فرکانس یک سیگنال را بدست آورد. یعنی کسی نمی‌داند چه اجزای فرکانسی در هر زمان از نمونه ی یک سیگنال وجود دارد. چیزی که می‌توان فهمید فاصله‌های زمانی است که هر باند فرکانسی بوجود آمده که خود مشکل درجه تفکیک پذیری یا رزولیشن را بوجود می‌آورد.

پس تبدیل فوریه و نسخه اصلاح شده و تعمیم یافته آن STFT هر دو دارای مشکل می‌باشند. محققین برای این دو مشکل به تبدیل موجک روی آوردند.

تبدیل فوریه دارای کاربردهای مختلف ی مانند استخراج ویژگی، فشرده سازی، حذف نویز و ... می‌باشد. که مهمترین آنها ویژگی‌های است که برای تحلیل و دسته‌بندی سیگنال‌ها استفاده می‌کنیم.

۴-۳- تبدیل موجک

کمبودهای تبدیل فوریه در آنالیز سیگنال‌های با خصوصیات غیر ایستایی، منجر به ارائه تحلیل فرکانس -

^۱ Heisenberg

زمان توسط Gabor در سال ۱۹۴۶ گردید. این تبدیل اگر چه توانایی ارائه اطلاعاتی در مورد فرکانس و زمان اتفاق خاصی در سیگنال را دارد، اما به واسطه استفاده از پنجره های با اندازه ثابت دچار محدودیت می باشد این مشکل با ارائه تبدیل موجک رفع گردید. تبدیل موجک در واقع یک آنالیز پنجره ای زمان (یا مکان) در مقیاس متغیر است. عبارت موجک یعنی موج کوچک، یعنی تابع پنجره دارای طول محدود است [۳۸-۴۰].

تبدیل موجک پیوسته تابع $f(t) \in L^r(R)$ به صورت انتگرالی روی $L^r(R)$ تعریف می شود:

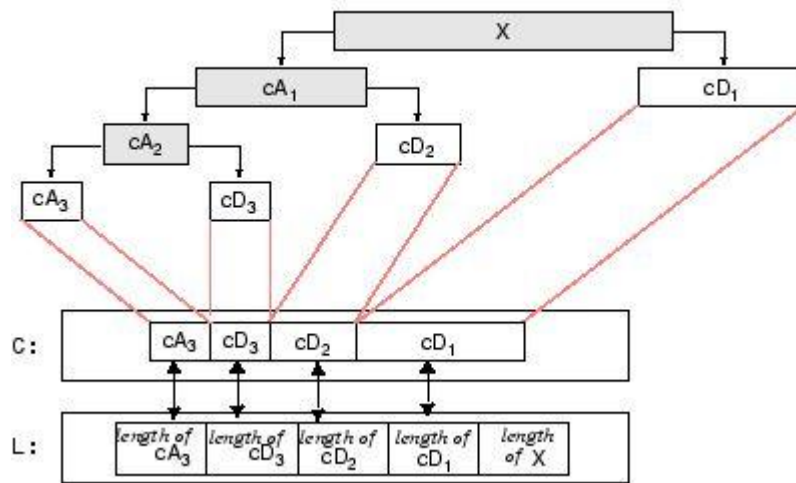
$$WT_{f(u,s)} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{u,s}^*(t) dt \quad (۴-۴)$$

تابع موجک با انتقال و تغییر مقیاس موجک مادر به دست می آید به صورت زیر تعریف می شود:

$$\psi_{u,s} = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-u}{s}\right) \quad (۵-۴)$$

S پارامتر مقیاس است و با اطلاعات فرکانس مرتبط می باشد و u پارامتر انتقال بوده و حاوی اطلاعاتی در مورد زمان (یا مکان) است. این تبدیل قابل تعمیم به حالت دو بعدی و نیز برای سیگنال های گسسته (مثل تصویر) می باشد. Mallat ثابت می کند که یک تبدیل موجک گسسته می تواند با استفاده از یک بانک فیلتری محاسبه شود. در این الگوریتم یک سیگنال یک بعدی، در یک سطح تجزیه، به دو زیر باندها جدا تبدیل می گردد که a را ضریب تقریبات سیگنال (approximation) و d را ضریب جزئیات (detail) گویند [۳۹].

تبدیل موجک، بر خلاف تبدیل فوریه، به دنبال یافتن سهم حضور یک مولفه ی فرکانسی خاص در سیگنال نیست بلکه به دنبال یافتن جزئیات سیگنال به اندازه (یا عرض زمانی) a در زمان t است. گاهی به جای عبارت «اندازه ی جزئیات» از عبارت «درجه زوم» استفاده می شود. هر چه میزان زوم بیشتر باشد (یعنی مایل به تحلیل رفتارهای سریعتر و به عبارت معادل، فرکانس های بالاتر باشیم)، عرض زمانی a باید کمتر باشد. بنابراین فرکانس ω و درجه زوم a معکوس یکدیگر هستند. به عبارت دیگر حاصل ضرب این دو همواره برابر عدد ثابتی مانند β



شکل ۴-۵- تجزیه سیگنال با استفاده از تبدیل موجک

است. پس تبدیل موجک داده‌های ما را چه دو بعدی و یک بعدی به زیر باندهای تقسیم می‌کند که هر یک از این زیر باندها یک سری از جزئیات داده ما را نشان می‌دهد. ما برای بازسازی و فشرده سازی و حذف نویز و لبه یابی می‌توانیم از این زیر باندها استفاده کنیم. در شکل (۴-۵) یک روند کلی از این کار دیده می‌شود. در تبدیل موجک بر خلاف تبدیل فوریه پارامتر فرکانس نداریم در عوض پارامتری با نام مقیاس داریم.

۴-۳-۱- مقیاس

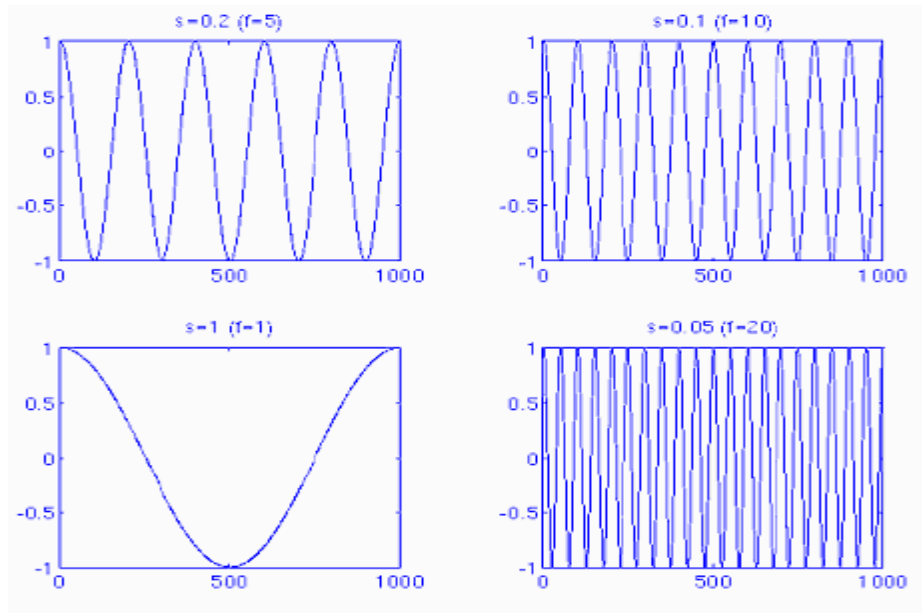
پارامتر مقیاس نشان دهنده جزئیات سیگنال است. مقیاس‌های بالا نشان‌دهنده یک دید کلی فاقد جزئیات سیگنال و مقیاس‌های پایین نشان‌دهنده یک دید با تفصیل بیشتر هستند. در شکل (۴-۶) سیگنال‌های کسینوسی با مقیاس‌های مختلف نشان داده شده است [۳۹].

مقیاس‌گذاری برای فشرده یا باز کردن سیگنال بکار می‌رود. مقیاس‌های بزرگتر نشان دهنده سیگنال‌های باز شده که فاقد جزئیات است. مقیاس‌های کوچکتر نشان دهنده سیگنال‌های فشرده شده هستند که شامل

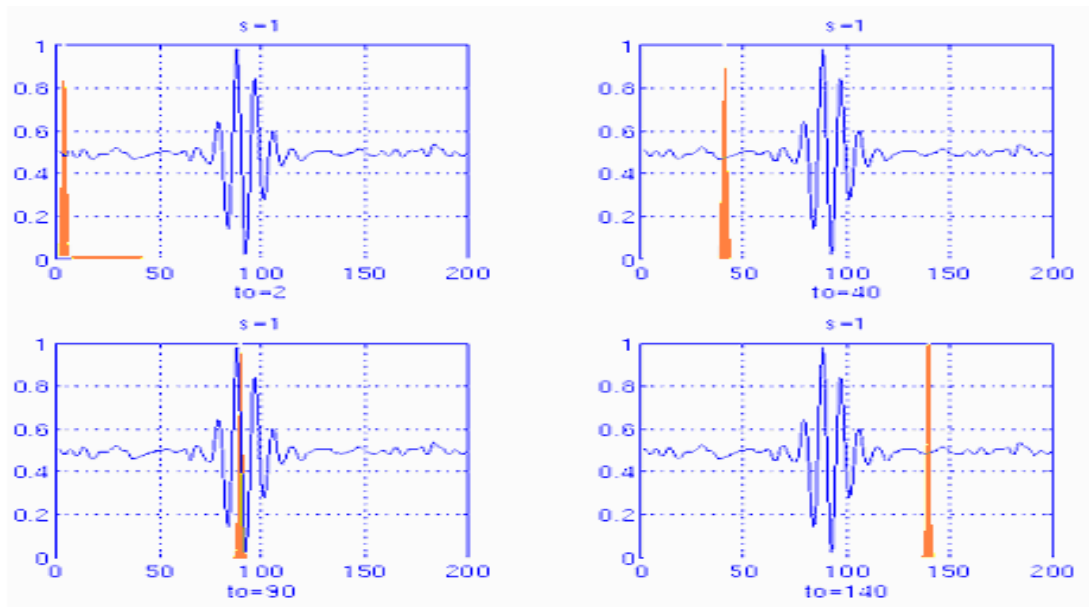
جزئیات است.

فرض کنید $X(t)$ سیگنالی باشد که قرار است تجزیه شود. موجک مادر بعنوان یک نمونه اولیه برای تمام پنجره-ها انتخاب می‌شود. تمام پنجره‌هایی که استفاده می‌شوند، نسخه‌های باز شده (فشرده شده) و شیفت داده شده موجک مادر هستند. موجک در آغاز سیگنال (زمان صفر) قرار می‌گیرد. تابع موجک در مقیاس یک در سیگنال ضرب می‌شود. و سپس حاصلضرب‌ها، جمع می‌شوند. و نتیجه جمع در عدد ثابت $1/\sqrt{s}$ ضرب می‌شود. این مقدار یست مطابق با نقطه $\tau=1$ و $s=1$ در مقیاس -زمان سپس موجک در مقیاس یک و به اندازه v به سمت راست شیفت داده می‌شود. مقدار مقیاس - زمان برای مقدارهای جدید حساب می‌شود. این روند تا وقتی که موجک به انتهای سیگنال برسد ادامه پیدا می‌کند در این مرحله یک سطر از نقاط مقیاس - زمان برای $s=1$ محاسبه شده است. سپس s به اندازه کمی افزایش می‌یابد فرایند فوق برای تمامی مقادیر s تکرار می‌شود. هر بار متناظر با یک مقدار s یک سطر متناظر در صفحه مقیاس - زمان پر می‌شود. شکل (۴-۷) فرایند انتقال موجک را نشان می‌دهد [۳۹].

بطور خلاصه مشکلات تبدیل فوریه و موجک شامل موارد زیر می‌باشد: تبدیل فوریه برای سیگنال‌های غیر ایستا عملکرد خوبی نداشت. اعمال تبدیل فوریه بر روی سیگنال برای استخراج ویژگی زمان زیادی می‌گیرد. برای حل مشکل اول یک نسخه جدید تبدیل فوریه با نام تبدیل فوریه با دوره کوتاه (STFT) ارائه شد. رفع مشکل دوم استفاده از روشهای دیگر برای بدست آوردن فرکانس می‌باشد. اما به خوبی مولفه های فرکانسی را برای سیگنال های ایستا به خوبی جدا می نماید. تبدیل موجک برای پردازش‌های بلادرنگ مناسب نیست چون حجم عملیات محاسباتی زیادی دارد و زمانبر است. ولی برای تحلیل و بدست آوردن باندهای فرکانسی بسیار مناسب می‌باشد.



شکل ۴-۶- مقیاس‌های مختلف یک تابع کسینوسی



شکل ۴-۷- تبدیل موجک در یک مقیاس خاص

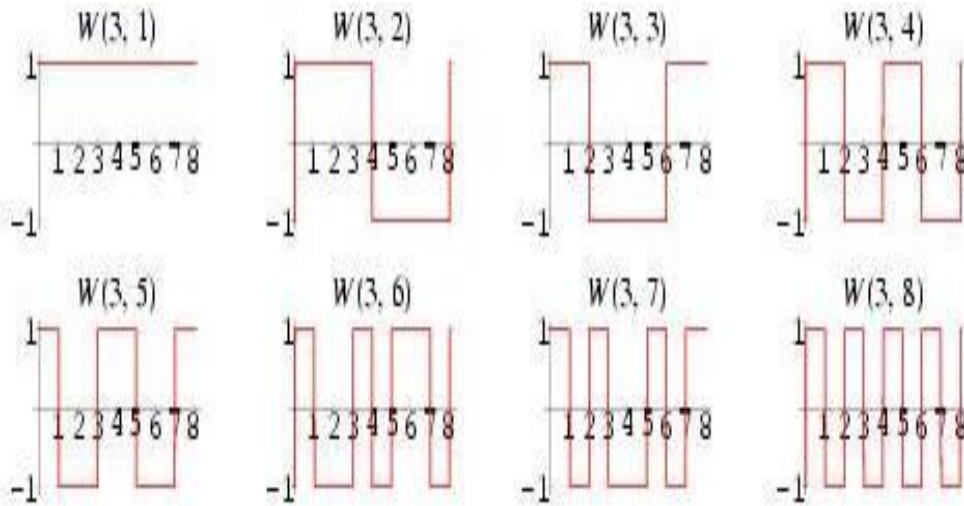
۴-۴- تاریخچه تبدیل والش

توابع والش در سال ۱۹۲۳ توسط والش با ارائه توابع متعامد معرفی شد [۴۱]. اما در سال ۱۹۶۹ از توابع والش برای تبدیل والش استفاده شد. تبدیل والش یک تبدیل بهینه موضعی و غیر سینوسی است این تبدیل یک تبدیل متعامد است که یک سیگنال را به مجموعه ای از موج‌های مربعی تجزیه می‌کند که این موج‌های مربعی توابع والش نامیده می‌شوند. دامنه تابع والش دارای دو مقدار $+1$ و -1 است [۴۲]. تبدیل والش کاربردهای زیادی دارد از جمله این کاربردها می‌توان به تحلیل طیف توان، فیلترینگ، پردازش صوت و سیگنال‌های پزشکی، تسهیم و کد کردن ارتباط، مشخص کردن سیگنال‌های غیرخطی، حل کردن معادلات غیر خطی، تحلیل و طراحی منطقی اشاره کرد. [۴۳]

۴-۴-۱- توابع والش

تابع والش شامل زنجیره‌ای از پالس‌های مربعی است. با مقدارهای -1 و $+1$ این چنین که تبدیل ممکن است در فاصله زمانی ثابت رخ دهد. زمان شروع ابتدایی همیشه $+1$ است. یک ویژگی مهم از تابع والش توالی است. که از تعداد صفر گذرانده در واحد زمان مشخص می‌شود. هر تابع والش یک مقدار توالی^۱ منحصر به فرد دارد. در شکل (۴-۸) توابع والش برای $n=16$ نشان داده شده است. توابع والش و تبدیل والش نوعی خاص از توابع و تبدیل هادامارد^۲ می‌باشند. ماتریس والش و هادامارد فقط در ترتیب ردیف‌ها با یکدیگر متفاوت هستند [۴۱]. روش‌های مختلفی برای بدست آوردن تبدیل والش وجود دارد که محبوب‌ترین و بهترین آنها استفاده از ماتریس هادامارد است که در سیستم‌های دیجیتال به تبدیل هادامارد مشهور است در بخش‌های آتی طریقه بدست آوردن تبدیل والش را بیان می‌کنیم.

^۱ sequence^۲ Hadamard



شکل ۴-۸- تابع والش برای $n=8$

۴-۲- تبدیل والش

روش‌های زیادی برای بدست آوردن تبدیل والش وجود دارد. این روش‌ها بر اساس ماتریس والش می‌باشد که به مرتبه سطرها بستگی دارد. تبدیل والش سیگنال x در حوزه زمان را به سیگنال y در حوزه توالی (sequency) نگاشت می‌کند.

$$X = \frac{1}{\sqrt{N}} H_N Y \quad , \quad Y = \frac{1}{\sqrt{N}} H_N X \quad (4-6)$$

در این رابطه H_N ماتریس والش می‌باشد. پس برای اینکه تبدیل والش را بر روی سیگنال اعمال کنیم ابتدا باید ماتریس والش را بدست آوریم. روش‌های زیادی برای بدست آوردن ماتریس والش وجود دارد. چند روش در زیر بررسی می‌شود.

۱- نظم طبیعی تبدیل والش (Natural-ordered Walsh transform): در این روش برای بدست آوردن

ماتریس والش از ماتریس هادامارد استفاده می‌کنیم. ماتریس هادامارد یک ماتریس مربعی $N \times N$ است که سطرها

و ستون‌های آن فقط شامل $+1$ و -1 است. که نسبت به همدیگر متعامد هستند. این ماتریس برای هر N تعریف نمی‌شود ما می‌توانیم این ماتریس را برای هر N که عاملی از 2 است بر اساس ماتریس هادامارد اصلی بسازیم اگر N عاملی از 2 نباشد سطر و ستون‌های اضافی را صفر در نظر می‌گیریم. طریقه ساخت ماتریس H_{2N} را از ماتریس H_2 در زیر می‌بینیم. ماتریس H_2 هادامارد اصلی است [۴۴].

$$H_2 = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix}, \quad H_{2N} = \begin{pmatrix} H_N & H_N \\ H_N & -H_N \end{pmatrix} \quad (7-4)$$

به عنوان مثال برای ساختن ماتریس والش به ابعاد n می‌توان آن را با استفاده از ماتریس والش $n/2$ بسازیم. در زیر ماتریس والش $4*4$ را با استفاده از ماتریس والش پایه $2*2$ ساخته‌ایم.

$$W_2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}, \quad W_4 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (8-4)$$

در ماتریس هادامارد $h(n,k)$ عنصر سطر n ام و ستون k ام می‌باشد و از رابطه 5 نیز بدست می‌آید.

$$H(k,n) = h(k_{p-1} k_{p-2} \dots k_1, n_{p-1} n_{p-2} \dots n_1) = (-1)^{\sum_{r=1}^{p-1} k_r n_r} = \prod_{r=1}^{p-1} (-1)^{k_r n_r} \quad (9-4)$$

در این رابطه $n = (n_{p-1} n_{p-2} \dots n_1)$ مبنای 2 شماره سطر عنصر n ام را نشان می‌دهد.

۲- نظم دوتایی تبدیل والش (Dyadic-ordered Walsh transform): در این روش ما از تعریف تقارن زوج

استفاده می‌کنیم و ماتریس والش را می‌سازیم [۴۵].

یک بردار دارای n مولفه تقارن زوج دارد اگر و تنها اگر n مولفه به $n/2$ زوج با مقدارهای یکسان تقسیم

شود. مثلاً برای برداری با چهار مقدار باید دو زوج با مقدارهای یکسان وجود داشته باشد.

$$X = (1, 1, 1, 1) \rightarrow x_1 = (1, 1, -1, -1) \text{ و } x_2 = (1, -1, 1, -1) \text{ و } x_3 = (1, -1, -1, 1) \quad (10-4)$$

با استفاده از این چهار بردار بدست آمده ماتریس والش را می سازیم.

$$\mathbf{W}_{d4} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad (11-4)$$

۳- نظم توالی تبدیل والش (Sequency-ordered Walsh transform): یکی دیگر از روش‌های بدست آوردن تابع‌های والش استفاده از توالی است. توالی به عنوان یک ملاک برای جداسازی توابع تناوبی تعریف می‌شود و یک تعمیم از مفهوم فرکانس در تبدیل فوریه و حوزه فرکانس است و به صورت نصف صفرهای عبور کرده در واحد زمان تعریف می‌شود. [۴۶]. اگر سیگنال گسسته X تعداد η صفر را در واحد زمان عبور دهد داریم.

$$\text{Sequency} = \begin{cases} \frac{\eta}{2} & \eta: \text{Even} \\ \frac{\eta+1}{2} & \eta: \text{Odd} \end{cases} \quad (12-4)$$

در این تعریف سطرهای ماتریس والش ایجاد شده به نوعی صعودی هستند و بر اساس تعداد تغییر علامت در یک سطر از بالا به پایین مرتب شده اند. و ماتریس والش را بر اساس مقدار توالی مرتب می‌کنیم به هر یک از سطرها تابع والش گفته می‌شود. ماتریس والش بدست آمده برای $n=4$ به صورت زیر است.

$$\mathbf{W}_{s4} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \end{bmatrix} \quad (13-4)$$

در جدول (۴-۱)، ۸ مقدار برای تابع والش نشان داده شده است. در این جدول مقدار داخل ستون شاخص برابر با تعداد تغییر علامت‌ها در هر سطر است که مقدار توالی را نشان می‌دهد.

بعد از اینکه ماتریس والش را بدست آوردیم. این ماتریس را در سیگنال اصلی ضرب می‌کنیم. با این کار سیگنال از حوره زمان به حوزه توالی انتقال می‌یابد.

جدول ۴-۱ - مقدار توابع والش و خروجی این تابع

شاخص	مقدار تابع والش
۰	۱ ۱ ۱ ۱ ۱ ۱ ۱ ۱
۱	۱ ۱ ۱ ۱ -۱ -۱ -۱ -۱
۲	۱ ۱ -۱ -۱ -۱ -۱ ۱ ۱
۳	۱ ۱ -۱ -۱ ۱ ۱ -۱ -۱
۴	۱ -۱ -۱ ۱ ۱ -۱ -۱ ۱
۵	۱ -۱ -۱ ۱ -۱ ۱ ۱ -۱
۶	۱ -۱ ۱ -۱ -۱ ۱ ۱ -۱
۷	۱ -۱ ۱ -۱ ۱ -۱ ۱ -۱

فصل پنجم

توصیف روش پیشنهادی

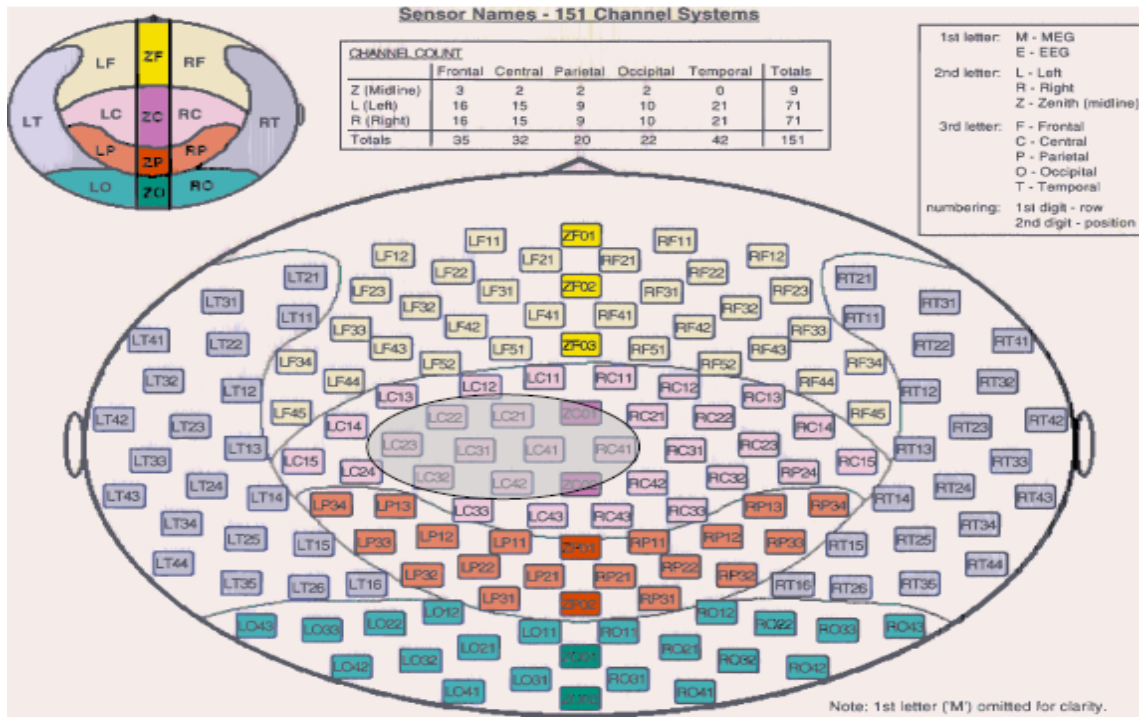
۵-۱- مقدمه

در این فصل در مورد حذف نویز و استخراج ویژگی با استفاده از تبدیل والش صحبت می‌شود. ابتدا به توصیف پایگاه داده‌ای که استفاده کرده‌ایم می‌پردازیم. در قسمت دوم این فصل به معرفی روش پیشنهادی برای حذف نویز با استفاده از تبدیل والش می‌پردازیم و این روش را با روش‌های رایج حذف نویز مقایسه می‌کنیم. در بخش دوم این فصل روش استخراج ویژگی با استفاده از تبدیل والش و آنتروپی معرفی می‌شود.

۵-۲- پایگاه داده مورد استفاده

داده‌های مورد استفاده در این پایان‌نامه مربوط به چهارمین دوره مسابقات BCI می‌باشد. فعالیت‌های مغزی در زمان حرکت مچ با نمونه‌برداری ۶۲۵ هرتز از دست راست دو فرد سالم ضبط شده است. شخص روی صندلی

MEG به راحتی نشسته است. آرنج به طور راحت روی متکا بود تا از حرکت بازو جلوگیری شود. و حرکت کتف و سر به وسیله یک متکا ثابت شده است. هدف این است که موس را با استفاده از میچ دست راست از مرکز وضعیت به یکی از چهار وضعیت به شعاع ۹۰ درجه با دامنه حرکت ۴.۵ سانتی متر حرکت دهیم. و در هر آزمایش هدف به وسیله خود شخص انتخاب می‌شود. زمان شروع سیگنال روی مانیتور نشان داده می‌شد و آزمایش زمانی که موس در مرکز صفحه و درون دایره ظاهر شد شروع می‌شد. بعد از ۱۱ الی ۲ ثانیه دایره محو می‌شد و سیگنال حرکت (GO) برای اشاره به حرکت ظاهر می‌شد. ۰.۷۵ ثانیه بعد شخص باید موس را حرکت دهد و به هدف برساند. برای اینکه آزمایش درست باشد شخص باید در هدف ۱ ثانیه بایستد. داده‌ها از ترکیب ده کانال MEG بدست آمده است که در بالای موتور قرار دارند الکترودهای انتخابی برای این آزمایش شامل LC۲۱ و LC۲۲ و LC۲۳ و LC۳۱ و LC۳۲ و LC۴۱ و LC۴۲ و LC۴۳ و ZC۰۱ و ZC۰۲ و RC۴۱ می‌باشد. داده‌های هر آزمایش به داده‌های شامل ۰.۴ ثانیه قبل تا ۰.۶ ثانیه بعد از حرکت تبدیل شدند. و فیلتر باندپس ۰.۵ تا ۱۰۰ هرتز روی سیگنال اعمال شد و نمونه برداری را به ۴۰۰ هرتز تغییر داده شده است [۴۷]. در شکل (۵-۱) نحوه قرار گرفتن الکترودها بر روی سر نشان داده شده است. الکترودهایی که سیگنال‌ها از آنها ثبت شده است در مرکز تصویر با بیضی مشخص شده است.



شکل ۵-۱- نحوه قرارگیری الکترودها بر روی سر هنگام ثبت سیگنال‌های مغزی مورد استفاده

۵-۳- حذف نویز

همانطور که می‌دانیم سیگنال‌های مغزی هنگام ثبت با نویزهای مختلفی مانند نویزهای محیطی، نویز دستگاه ثبت و نویز، دیگر سیگنال‌های حیاتی مانند EMG، ECG و ... آغشته است. وجود نویز در این سیگنال‌ها پردازش بر روی این سیگنال‌ها را مشکل می‌کند. این نویز باعث می‌شود نتایج بدست آمده از این سیگنال‌ها با نتایج واقعی برابر نباشد. برای بدست آوردن نتایج مورد نظر و مطلوب بهتر است ابتدا از سیگنال نویز را حذف کنیم. در این پایان نامه بخش اول کار ما مربوط به حذف نویزهای محیطی و دستگاه از سیگنال‌های مغزی است. در این بخش روش‌های معمول را بررسی کرده و روش جدید خود را نیز بیان می‌کنیم.

۵-۳-۱- آنالیز مولفه‌های مستقل

آنالیز مولفه‌های مستقل (ICA)^۱ به عنوان یک راه حل قوی برای مسئله جداسازی کور منابع (BSS)^۲ پیشنهاد شده است. در این مساله یک مجموعه از مشاهدات داده شده است در صورتی که اطلاعات سیگنال اصلی پنهان است. ICA به دنبال یک تبدیل خطی می‌گردد تا یک سری متغیر تصادفی را به صورت ترکیب خطی از منابع مستقل بیان کند.

سیگنال EEG ترکیب فعالیت‌های الکتریکی مناطق مختلف مغز است. آنالیز مولفه‌های مستقل قادر است که این داده ورودی ترکیب شده را به مجموعه‌ای از خروجی‌های مستقل، بدون اینکه نیازمند اطلاعات دیگری غیر از فرضهای اولیه در مورد توزیع منابع سیگنال باشد تجزیه کند. فرض کنید که n ترکیب خطی x_1, x_2, \dots, x_n از n مولفه مستقل یعنی $j=1, 2, \dots, n$ و $x_j = a_{j1} s_1 + a_{j2} s_2 + \dots + a_{jn} s_n$ داریم (تعداد مولفه‌های مستقل برابر با سیگنال‌های مشاهده شده یا تعداد الکترودها است) که شکل برداری آن به صورت زیر است:

$$X=As \quad (۱-۵)$$

که X بردار سیگنال ورودی، s منابع مستقل و A ماتریس ترکیب‌کننده است. [۴۸] در فرمول بالا می‌توان نویز را نیز اضافه کرد. هدف آنالیز تخمین هر دو عنصر ناشناخته (ماتریس ترکیب‌کننده A و منابع مستقل s) از بردار سیگنال ورودی، با استفاده از فرض‌هایی در مورد ویژگی‌های آماری توزیع منابع است. این فرض‌ها عبارتند از: خطی بودن ترکیب منابع، استقلال آماری منابع، عدم حضور نویز جمع شونده در بردار مشاهدات (حضور نویز در مولفه‌های ترکیب شونده S امری بدیهی است) و غیر گوسی بودن تابع توزیع منابع که کلید اصلی حل مساله است. این هدف معمولاً با یافتن ماتریس W به طوری که

$$\hat{s} = WX = WAs \quad (۲-۵)$$

^۱ Independent Component Analysis

^۲ Blind Source Separation

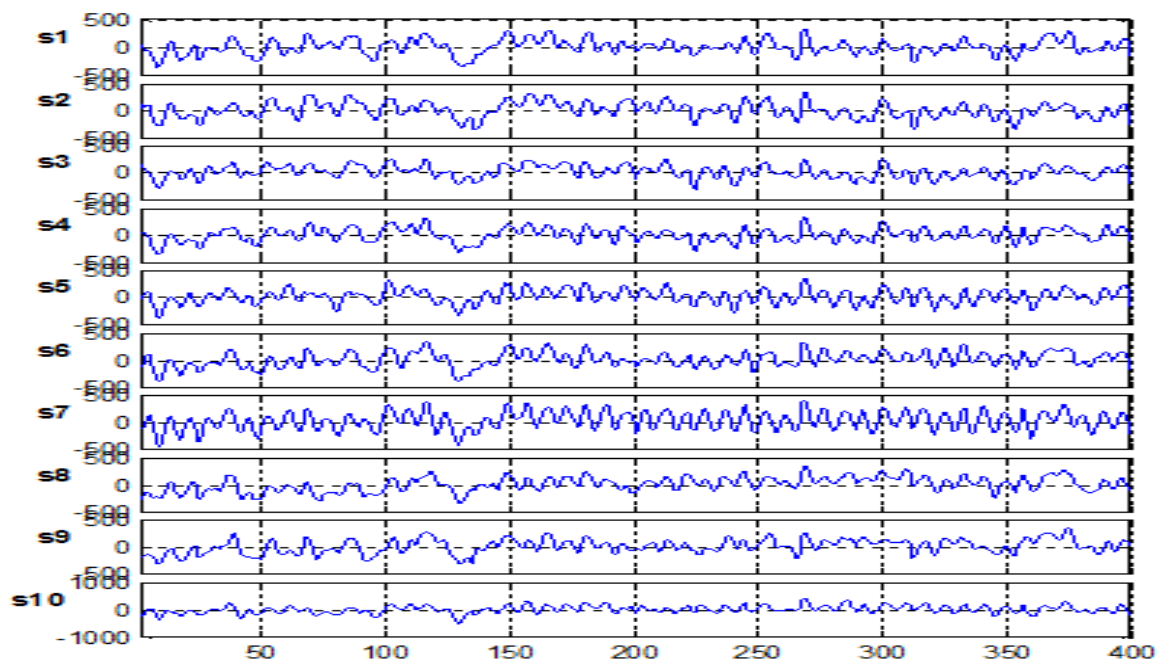
باشد قابل دستیابی است، که W ماتریس جداکننده نامیده می‌شود و \hat{k} نیز تخمینی از منابع مستقل است.

[۴۹]

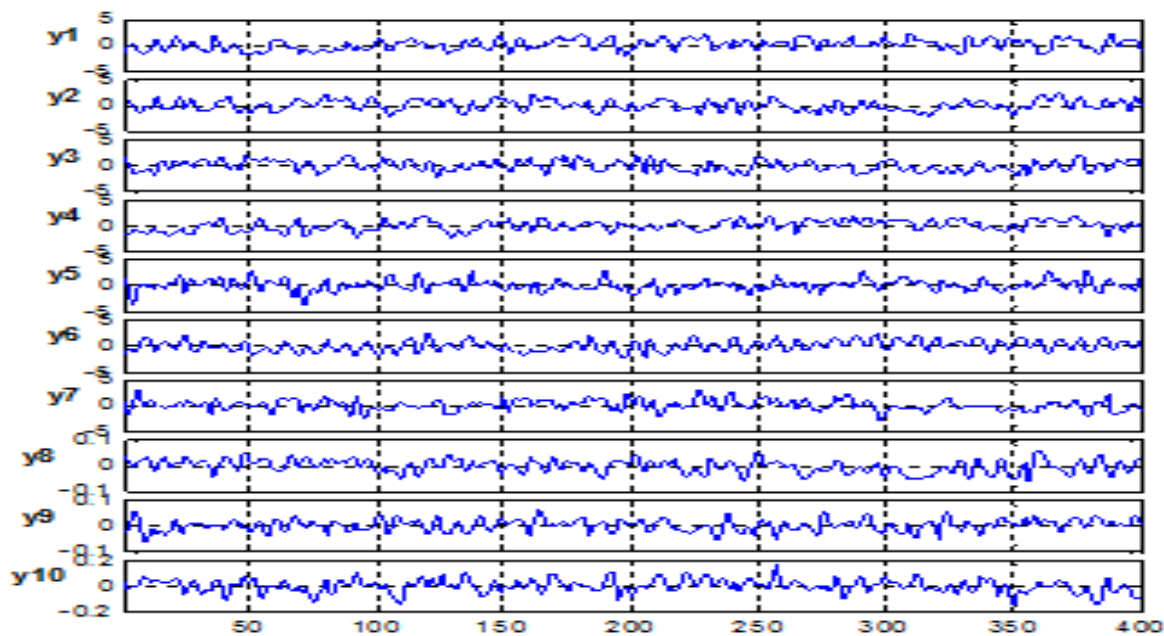
در این روش برای تخمین تمامی منابع مستقل باید تعداد سنسورها بیشتر با برابر تعداد منابع باشد. اما تعداد منابع در مغز مشخص نیست و بیشمار فرض می‌شود. لذا در اعمال ICA باید به این مساله توجه نمود. فرض کنیم سیگنال‌ها توسط m سنسور ثبت شده‌اند، آنچه با اعمال ICA بدست می‌آید m سیگنال است که اکثر آنها از قویترین منابع اولیه بوده و مابقی ترکیب منابع کوچک و کمتر مستقل هستند. نتایج تجزیه ICA روی داده با چگالی بالا مثلاً ۲۵۶ کانال که از سوژه‌ای نرمال حین انجام فعالیت‌های شناختی بدست آمده است، نشان می‌دهد چند ده منبع متمایز به اندازه کافی بزرگ و یا قابل متمایز جهت جداسازی به مؤلفه‌هایی که قابل تفسیر فیزیولوژیک هستند، وجود دارند که فعالیت‌ها و نگاشت‌های مجموعه‌ای آنها قابل توجیه است، در حالیکه بقیه مؤلفه‌های یافته شده (بیشتر از ۲۰۰ مؤلفه) در چنین داده‌ای، یا مؤلفه‌هایی هستند که به وضوح از منابع آرتیفکت غیر مغزی بوجود آمدند و یا ترکیباتی از منابع با انرژی کمتر هستند که جهت ارضای شرایط (تعداد منابع استخراج شده، محدود به تعداد الکترودها بوده و در عین حال باید ترکیب مجدد آنها کل داده را نتیجه دهد) با یکدیگر ترکیب شده‌اند [۵۰].

۵-۳-۲- حذف نویز با استفاده از آنالیز مولفه‌های مستقل

به منظور حذف نویز از سیگنال‌های مغزی، ICA به سیگنال مورد نظر اعمال می‌شود. مولفه یا مولفه‌های نویزی و آرتیفیکی مورد نظر شناسایی و حذف می‌شوند. سپس سیگنال دوباره به حوزه اولیه برگردانده می‌شود. و سیگنال بدون آرتیفکت و نویز بدست می‌آید. در شکل (۵-۲) ده کانال از یک سیگنال نشان داده شده است. بر روی این سیگنال ICA را اعمال می‌کنیم برای اعمال ICA از نرم افزار ICALAB استفاده می‌کنیم. در شکل (۵-۳) مولفه‌های بدست آمده توسط ICA نشان داده شده است.



شکل ۵-۲- سیگنال‌های گرفته شده توسط هر کانال



شکل ۵-۳- مولفه‌های بدست آمده توسط ICA

در شکل (۳-۵) شناسایی مولفه منشاء نویز مشکل می‌باشد. برای شناسایی این مولفه نیاز به فرد متخصص می‌باشد. در این روش اگر نویز خود یک منبع داشته باشد. مثلاً یک الکتروود برای ثبت سیگنال قلب یا سیگنال چشم و ... آنگاه می‌شود بر روی این سیگنال روش ICA را اعمال کرد. بعد از اعمال ICA مولفه نویز شناسایی شده و حذف می‌شود. و دوباره سیگنال را بازسازی می‌کنیم. اما زمانی که نویز یک منبع نداشته باشد و در هر سیگنال به طور یکنواخت پخش شود حذف نویز به این طریق ممکن نیست. در اکثر روش‌های که از ICA برای حذف نویز استفاده شده است یک کانال برای نویز در نظر گرفته شده است. روش ICA قادر است با استفاده از ثبت چند کاناله سیگنال‌های مغزی، فعالیت‌های مختلف نظیر پلک زدن، حرکات چشم، سیگنال ECG، EMG را در قالب مولفه‌های مستقل جدا کرد. یعنی باید منبع سیگنال مشخص باشد. این روش برای سیگنال‌های که منبع آنها مشخص نیست مناسب نمی‌باشد.

۳-۳-۵- حذف نویز با استفاده از تبدیل موجک

تبدیل موجک کاربردهای زیادی از جمله استخراج ویژگی، فشرده سازی و حذف نویز و ... دارد. حذف نویز با استفاده از تبدیل موجک شامل سه مرحله اساسی است.

تجزیه - یک موجک با انتخاب N سطح مشخص می‌شود. سیگنال به N سطح با استفاده تبدیل گسسته موجک^۱ (DWT) تجزیه می‌شود. با گرفتن تبدیل موجک تا N سطح، ضرایب در مقیاس‌های مختلف که بزرگی متفاوتی دارند بدست آید.

حذف نویز - بعد از گرفتن تبدیل موجک، برای سطح 1 تا n نویز از ضرایب جزئیات طی دو مرحله حذف می‌شود.

^۱ Discrete Wavelet Transform

۱-۲ - تبدیل موجک در نمونه‌های که نویز وجود ندارد ماکزیمم است. به عبارت دیگر اطلاعات اصلی سیگنال دارای مقدارهای بیشتر هستند. ابتدا حد آستانه موجک را بدست می‌آوریم. حد آستانه موجک معمول که در اکثر مقالات استفاده می‌شود. مقدار حد آستانه‌ای است که به وسیله Donoho ارائه شد [۵۱]. این حد آستانه از رابطه (۳-۵) بدست می‌آید.

$$T = \sqrt{2} \sigma \log N \quad (3-5)$$

در این رابطه N تعداد نمونه‌ها و σ توان نویز است. ما در این پایان نامه از این حد آستانه استفاده کرده‌ایم. دو حد آستانه دیگر که زیاد استفاده می‌شوند عبارت‌اند از حد آستانه نرم و حد آستانه سخت که در مرجع [۵۲] معرفی شده است.

۲-۲ - در این مرحله حد آستانه بدست آمده از مرحله قبل را به ضرایب اعمال می‌کنیم. با این کار ضرایب دسته‌بندی می‌شوند. نویزهای نرمال ضرایب با اندازه کمتر از سیگنال طبیعی تولید می‌کنند. بر طبق حد آستانه بدست آمده ضرایب جزئیاتی که زیر این حد آستانه است را صفر می‌کنیم.

بازسازی - سیگنال حذف نویز شده از اعمال تبدیل موجک معکوس بر ضرایب جزئیات بدست می‌آید. ما تبدیل موجک معکوس را بر سیگنال حد آستانه اعمال می‌کنیم تا سیگنال درست و بدون نویز را تخمین بزنیم و آن را بازسازی کنیم

۵-۳-۴ - حذف نویز با استفاده از تبدیل والش

همانطور که قبلاً بیان شد تبدیل والش بیشتر در زمینه‌های حذف نویز، فشرده سازی و ... کاربرد دارد. در این پایان نامه برای حذف نویز از تبدیل والش و روش ترکیبی تبدیل والش و روش ICA استفاده می‌کنیم. که در این بخش و بخش آتی این دو روش را بررسی می‌کنیم. حذف نویز با استفاده از تبدیل والش شامل سه مرحله است.

تبدیل والش - در این مرحله از هر کانال سیگنال تبدیل والش گرفته می‌شود. با این کار مقدار توالی هر

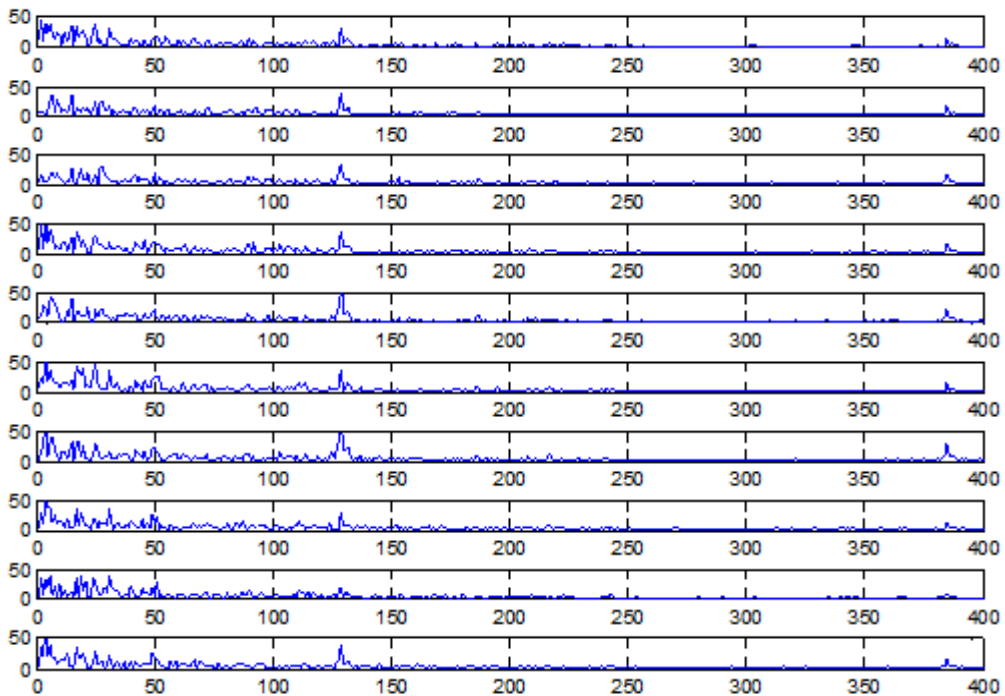
نمونه بدست می‌آید. مقدار توالی میزان اهمیت هر نمونه را نشان می‌دهد.

حذف نویز - برای حذف نویز از سیگنال بعد از اینکه مقدار توالی هر نمونه را بدست آوردیم. با در نظر

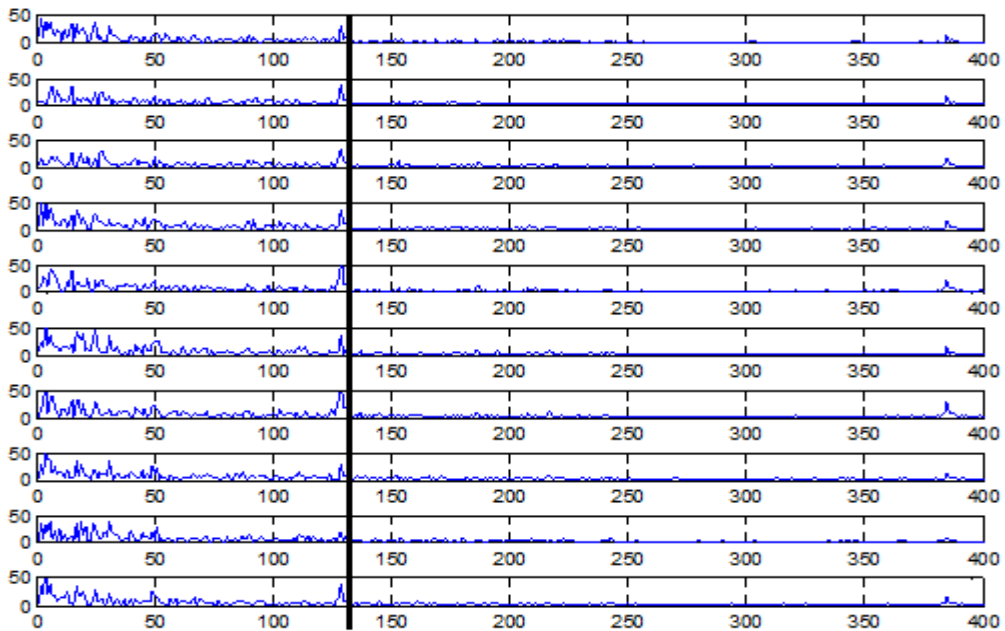
گرفتن این مساله که اطلاعات اصلی سیگنال دارای مقدار توالی زیاد و اطلاعات نویز دارای مقدار توالی کم هستند. آن نمونه‌های که مقدار توالی آنها کمتر از یک مقدار مشخص است را حذف می‌کنیم. نمونه‌های باقیمانده شامل اطلاعات اصلی سیگنال می‌باشد. لازم به ذکر است که ما در استفاده از تبدیل والش از هیچ حد آستانه ای معمولی استفاده نکرده ایم. حدس حد آستانه و حذف نمونه‌های نویزی به صورت چشمی انجام گرفته شده است. در شکل (۴-۵) تبدیل والش ده کانال سیگنال نشان داده شده است.

بازسازی - بعد از حذف نمونه‌های نویزی، سیگنال با استفاده از معکوس تبدیل والش بازسازی می‌شود.

با توجه به شکل (۴-۵) که میزان توالی هر نمونه از کانال‌های سیگنال را نشان می‌دهد. آن نمونه‌های که دارای توالی بیشتر می‌باشند اطلاعات اصلی می‌باشند این نمونه‌ها باید حفظ شوند و آن نمونه‌های که دارای توالی کم می‌باشند باید حذف شوند. در شکل (۵-۵) همانطور که می‌بینیم از خط عمود به بعد در هر کانال نمونه‌های باقیمانده را صفر می‌کنیم. با این تفسیر که این نمونه‌ها اطلاعات اصلی و با ارزش نیستند. و می‌توان آنها را بدون اینکه اطلاعات اصلی را از دست بدهیم حذف کنیم. به این ترتیب نویز حذف می‌شود.



شکل ۵-۴- تبدیل والش از کانال های سیگنال

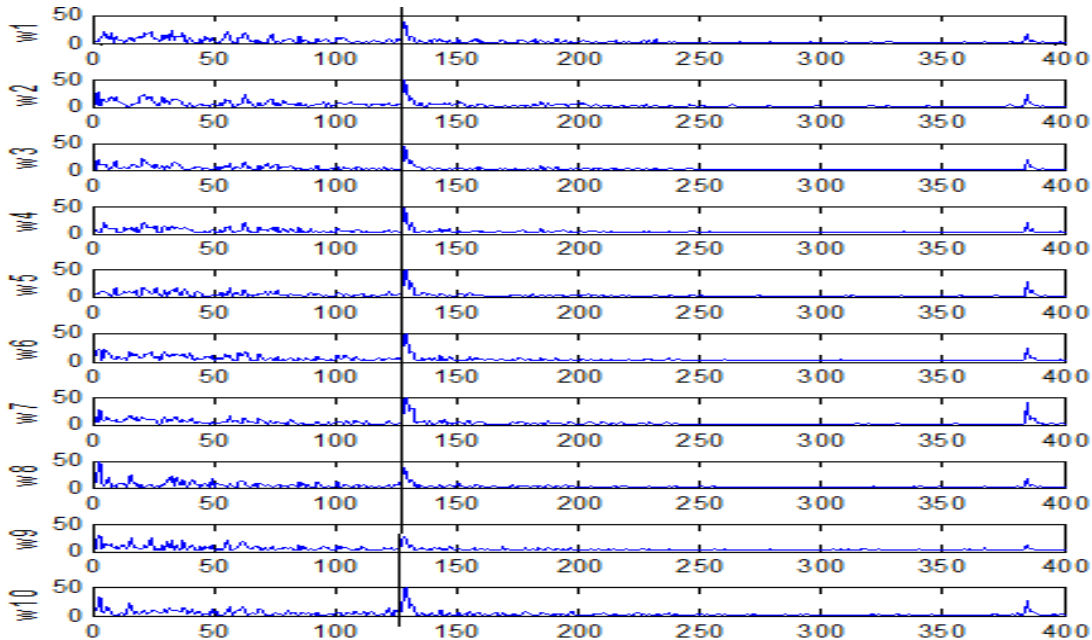


شکل ۵-۵- حد آستانه مشخص شده بر روی تبدیل والش برای حذف نویز

۵-۳-۵- حذف نویز با استفاده از روش ترکیبی تبدیل والش و ICA

استفاده از روش‌های ترکیبی حذف نویز اخیرا مورد توجه قرار گرفته است. در این روش‌ها بیشتر از روش ICA و تبدیل موجک استفاده می‌شود. ابتدا با استفاده از روش ICA مولفه‌های مستقل شناسایی می‌شود سپس بر روی مولفه‌های مستقل بدست آمده تبدیل موجک را اعمال می‌کنیم تا کانال‌های نویزی شناسایی شود. سپس نویز را حذف می‌کنیم.

در این پایان نامه ما از روش ترکیبی تبدیل والش و روش ICA استفاده کرده ایم. در روش ترکیبی تبدیل والش و ICA، ابتدا با استفاده از روش ICA مولفه‌های مستقل را شناسایی می‌کنیم این مولفه‌ها هر کدام می‌توانند نویز باشند. در مرحله بعد از هر یک از این مولفه‌ها تبدیل والش می‌گیریم. دقیقا همانطور که در روش تبدیل والش گفتیم به حذف نویز از هر مولفه می‌پردازیم با اعمال تبدیل والش بر روی هر مولفه میزان توالی هر نمونه از مولفه بدست می‌آید. اگر میزان توالی هر نمونه مولفه از یک مقدار معین کمتر بود آن را حذف می‌کنیم. بر خلاف روش آنالیز مولفه‌های مستقل ما یک مولفه را به طور کامل حذف نمی‌کنیم. در این روش ما در هر مولفه نمونه‌های بی‌اهمیت و نویز را حذف می‌کنیم. در شکل (۵-۶) تبدیل والش مولفه‌های حاصل از ICA نشان داده شده است. در این شکل نمونه‌های بعد از خط عمود را حذف می‌کنیم.



شکل ۵-۶- حد آستانه مشخص شده بر روی تبدیل والش، مولفه‌های ICA برای حذف نویز

۵-۴- استخراج ویژگی

دومین کار ما در این پایان نامه استخراج ویژگی مناسب برای دسته‌بندی سیگنال‌های مغزی که مربوط به حرکت دست در چهار جهت است می‌باشد. همانطور که می‌دانیم روش‌های استخراج ویژگی زیادی در سال‌های اخیر مطرح شده است که از آن جمله می‌توان به تبدیل فوریه، تبدیل موجک، و ... اشاره کرد. در این پایان نامه ما از تبدیل والش و آنتروپی برای استخراج ویژگی استفاده می‌کنیم. برای این منظور ابتدا آنتروپی را معرفی می‌کنیم سپس به بررسی استخراج ویژگی با استفاده از تبدیل فوریه، موجک، والش و آنتروپی می‌پردازیم. در نهایت نرخ دسته‌بندی را با ویژگی‌های استخراج شده از سه روش و با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (SVM) ^۱ و روش نزدیکترین همسایه (۱-NN) ^۲، بدست می‌آوریم.

^۱ Support Vector Machin

^۲ - nearesnegbour

۵-۴-۱- آنروپی

هر سیگنال شامل دو قسمت است.

Entropy

Redundancy

Entropy: قسمت غیر قابل پیش بینی سیگنال - تصادفی - غیر منظم - قسمت اصلی اطلاعات

Redundancy: قسمت قابل پیش بینی - منظم - قسمت زاید اطلاعات.

در داده‌های متغیر مانند سیگنال که دارای تغییرات زیادی است، از این داده‌ها می‌توان اطلاعات مفید و ارزشمند را استخراج کرد این اطلاعات مفید آنروپی می‌باشند که بی‌نظم و کاملاً تصادفی هستند [۵۳]. در یک داده متغیر، فرض کنید که متغیر تصادفی X حالت‌های سیستم را بیان می‌کند. مقدارهای متغیر X به صورت زیر هستند.

$$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \quad (N > 0) \quad (4-5)$$

و احتمال هر یک برابر است با:

$$P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\} \quad 0 < p_i <= 1, i=1, 2, \dots, n \quad (5-5)$$

که باید داشته باشیم:

$$\sum_{i=1}^n p_i = 1 \quad (6-5)$$

بنابر این اطلاعات آنروپی از این سیستم به وسیله فرمول زیر بدست می‌آید:

$$H = - \sum_{i=1}^n p_i \ln p_i \quad (7-5)$$

یکی از این آنروپی‌های مهم، آنروپی طیف است. آنروپی طیف، برآوردی از میزان پیچیدگی سری زمانی را ارائه می‌کند. تبدیلات مختلفی برای به‌دست آوردن طیف سیگنال وجود دارد. یکی از روش‌ها تبدیل فوریه است که در آن چگالی طیف سیگنال به‌دست می‌آید. این تبدیل توزیع چگالی طیف را به صورت تابعی از فرکانس

سیگنال بیان می‌کند. ما در این پایان‌نامه از تبدیل والش برای بدست آوردن یک نوع ویژگی جدید به نام آنتروپی توالی استفاده می‌کنیم. این آنتروپی برآوردی از میزان تغییرات سیگنال است.

۵-۴-۲- استخراج ویژگی با استفاده از تبدل والش

در این پایان‌نامه از تبدیل والش برای بدست آوردن یک نوع ویژگی جدید به نام آنتروپی توالی استفاده می‌کنیم. این آنتروپی بر آوردی از میزان تغییرات سیگنال است. برای بدست آوردن آنتروپی توالی ما روش زیر را بکار می‌بریم.

(۱) تبدیل والش سیگنال را بدست می‌آوریم با این کار w_i میزان توالی در نقطه i بدست می‌آید.

(۲) میزان چگالی توالی را بدست می‌آوریم

$$\hat{P}(w_i) = \frac{1}{N} |X(w_i)|^2 \quad (۸-۵)$$

(۳) چگالی توالی را نرمال می‌کنیم

$$P_i = \frac{\hat{P}(w_i)}{\sum_i^n \hat{P}(w_i)} \quad (۹-۵)$$

(۴) با استفاده از فرمول (۷-۵) آنتروپی توالی را بدست می‌آوریم .

۵-۴-۳- استخراج ویژگی با استفاده تبدیل فوریه و موجک

آنتروپی طیف، برآوردی از میزان پیچیدگی سری زمانی را ارائه می‌کند. تبدیلات مختلفی برای به‌دست آوردن طیف سیگنال وجود دارد. یکی از روش‌ها تبدیل فوریه است که در آن چگالی طیف سیگنال به‌دست می‌آید. این تبدیل توزیع چگالی طیف را به صورت تابعی از فرکانس سیگنال بیان می‌کند.

(۱) تبدیل فوریه (موجک) سیگنال را بدست می‌آوریم با این کار w_i میزان طیف در نقطه i بدست می‌آید.

(۲) میزان چگالی طیف را بدست می‌آوریم.

$$\hat{P}(w_i) = \frac{1}{N} |X(w_i)|^2 \quad (10-5)$$

۳) چگالی طیف را نرمال می‌کنیم

$$P_i = \frac{\hat{P}(w_i)}{\sum_i^n \hat{P}(w_i)} \quad (11-5)$$

۴) با استفاده از فرمول (۷-۵) آنتروپی طیف را بدست می‌آوریم .

بعد از استخراج ویژگی، با ویژگی های استخراج شده عمل دسته بندی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و روش نزدیکترین همسایه انجام می‌شود.

۵-۵- ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machin)

ماشین بردار پشتیبان یکی از جدیدترین روش‌ها جهت طبقه‌بندی داده‌ها می‌باشد که نسبت به روش‌های قدیمی‌تر مانند شبکه عصبی کارایی بهتری دارد. این تکنیک یک روش یادگیری supervised است و جزو شاخه Kernel Methods در یادگیری ماشین محسوب می‌شود. از SVM هم جهت شناسایی الگو و هم جهت دسته‌بندی آنها استفاده می‌شود.

SVM با فرض اینکه دسته‌ها به صورت خطی جداپذیر باشند، ابرصفحه‌هایی با حداکثر حاشیه (maximum margin) را بدست می‌آورد تا دسته‌ها را جدا کند. سپس با در نظر گرفتن این ابرصفحه‌ها، داده‌ها را به دو کلاس مجزا تقسیم می‌کند که جواب کلاس اول در معادله صفحه مثبت و دیگری در معادله صفحه منفی است. البته این روش تا زمانی پاسخگو است که داده‌ها به صورت خطی تفکیک‌پذیر باشند اما در مسایلی که داده‌ها بصورت خطی جداپذیر نباشند داده‌ها را باید به فضایی با ابعاد بیشتر نگاهت دهیم یا در همین فضا آنها را توسط تابعی (کرنل) جایگزین نمائیم؛ تا بتوان آنها را بصورت خطی جدا نمود [۵۴].

SVM دارای معایب و مزایایی می‌باشد از جمله در آموزش خود مشکل بهینه‌های محلی را ندارد و برخلاف

شبکه‌های عصبی در ماکزیم‌های محلی گیر نمی‌افتد. و Classifier را با حداکثر تعمیم بنا می‌کند. ساختار و توپولوژی خود را به صورت بهینه تعیین می‌کند. توابع تمایز غیر خطی را به راحتی و با محاسبات کم، با استفاده از مفهوم حاصلضرب داخلی تشکیل می‌دهد. آموزش آن نسبتاً ساده است. برای داده‌های با ابعاد بالا تقریباً خوب جواب می‌دهد. به یک تابع کرنل خوب و انتخاب پارامتر C نیاز دارد.

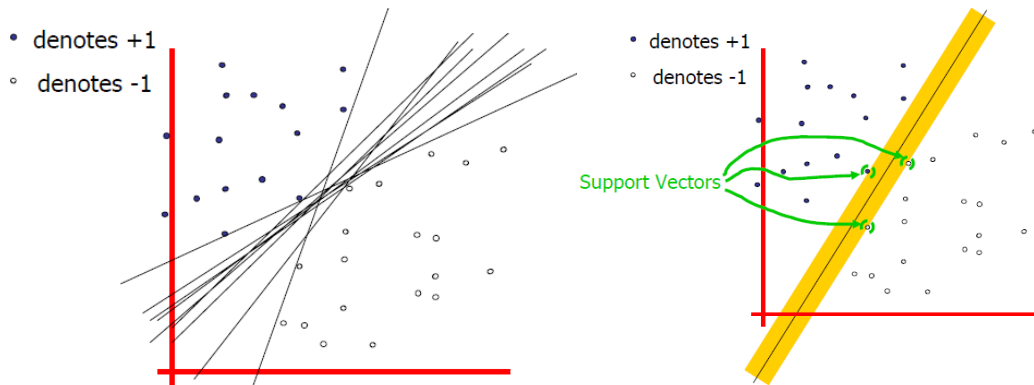
۵-۵-۱- ابر صفحه جداساز

ابرفعه یک مفهوم در هندسه و تعمیمی از یک صفحه در تعداد متفاوتی از ابعاد است. در SVM اگر داده‌ها دارای n بُعد باشند، صفحه جداساز دارای $n-1$ بُعد است. اما جهت جداسازی داده‌ها چندین صفحه جداساز وجود دارد زیرا مفهوم آموزشی که اشیاء بتوانند به عنوان نقاط در یک فضای با ابعاد بالا دسته‌بندی شوند و پیدا کردن خطی که آنها را جدا کند منحصر به فرد نیست. (شکل ۵-۷) حال سوال این است که کدام صفحه مناسب‌تر است؟ منظور ما از "مناسب‌تر بودن" داشتن حداکثر فاصله با داده‌های دو کلاس و حداقل خطا می‌باشد. آنچه که SVM را از سایر classifier ها متمایز کرده است، بکارگیری همین شیوه در انتخاب صفحه جداساز است. به همین دلیل SVM به راحتی می‌تواند برای طبقه‌بندی داده‌ها در دو کلاس یا بیشتر استفاده شود.

همانطور که در بالا ذکر شد، در SVM ماکزیمم کردن حاشیه بین دو کلاس مدنظر است. بنابراین ابرصفحه ای را انتخاب می‌کند که فاصله آن از نزدیک‌ترین داده‌ها در هر دو طرف جداکننده خطی، ماکزیمم باشد. اگر چنین ابرصفحه ای وجود داشته باشد، به عنوان ابرصفحه ماکزیمم حاشیه شناخته می‌شود.

حال با توجه به توضیحات بیان شده، مفهوم support vector به راحتی قابل درک می‌باشد. support vector به بردارهایی اطلاق می‌شود که دارای حداکثر فاصله با صفحه جداساز هستند و این حداکثر فاصله را با m (margin) نمایش می‌دهند که در شکل (۵-۷) نشان داده شده است.

هدف SVM ایجاد یک معیار مناسب جهت دسته‌بندی است به طوری که برای نمونه‌های ندیده به خوبی قابل



شکل ۵-۷ - صفحه های جداساز و بردارهای پشتیبان

استفاده باشد و در عین حال از قابلیت تعمیم خوبی برخوردار باشد.

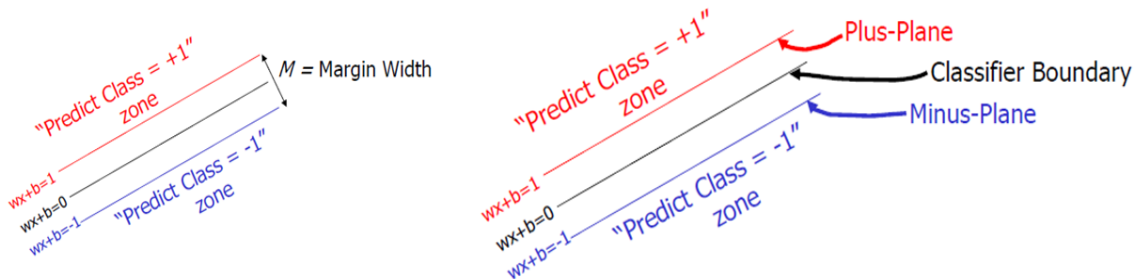
در صورت استفاده مناسب از SVM این الگوریتم قدرت تعمیم خوبی خواهد داشت. علی رغم ابعاد زیاد از سرریز شدن پرهیز می کند. همچنین به جای استفاده از کل داده ها، فقط از بردارهای پشتیبان استفاده می کند. یک جداکننده اغلب به صورت یک تابع $f(x): R^d \rightarrow R$ نشان داده می شود. وقتی که دو کلاس داریم، اگر $f(x) \geq 0$ باشد، داده به کلاس مثبت نسبت داده می شود و در غیر این صورت به کلاس منفی تعلق دارد. در شکل (۵-۸) این نواحی با اعداد +۱ و -۱ نشان داده شده است.

تابع خطی، تابعی است که از ترکیب خطی ورودی x به صورت زیر تعریف می شود:

$$f(x) = \sum w_{ij} x_j + b = w^T x + b \quad (۵-۱۲)$$

این تابع (تابع تصمیم گیری برای جدا کردن داده ها) با یک زیرمجموعه ای از مثال های آموزشی که بردارهای پشتیبان نزدیک ترین داده های آموزشی به ابرصفحه جداکننده، نامیده می شوند، تعیین می شود. در واقع ابرصفحه بهینه در SVM جداکننده ای بین بردارهای پشتیبان است.

جهت جداسازی مجموعه ای از نقاط (x, y) که $y_i \in \{-1, 1\}$ نشان و label مربوط به کلاس داده‌ها



شکل ۵-۸ - صفحه جداساز و نواحی مربوط به هر کلاس

می‌باشد.)، توسط یک جداکننده خطی، باید بتوان خطی را پیدا کرد به نحوی که برای تمام i ها رابطه

$y_i f(x_i) \geq 0$ برقرار باشد. فرض کنید تعدادی داده آموزشی داریم، یک مجموعه از نقاط به فرم:

$$D = \{(x_i, y_i) \mid x_i \in R^p, y_i \in \{1, -1\}\} \quad i = 1, \dots, n \quad (۱۳-۵)$$

y_i می‌تواند ۱ یا -۱ باشد، که مشخص می‌کند داده x_i متعلق به چه کلاسی است. هر x_i یک بردار p بعدی

است. می‌خواهیم جداکننده ماکزیمم حاشیه‌ای پیدا کنیم که نقاطی که y_i آنها برابر ۱ است از نقاطی که y_i

آنها -۱ است جدا کند. هر ابرصفحه می‌تواند به صورت یک مجموعه از نقاط x که رابطه $w^T x - b = 0$ را ارضاء

می‌کنند نوشته شود. بردار w یک بردار نرمال است. این بردار بر ابرصفحه عمود است. پارامتر $\frac{b}{w}$ آفست

ابرفضحه از مبدا در امتداد بردار نرمال w می‌باشد.

حال می‌خواهیم w و b را طوری انتخاب کنیم که حاشیه یا فاصله بین ابرصفحه‌های موازی ماکزیمم شود به

نحوی که ابرصفحه‌های موازی تا آنجا که می‌توانند از هم دور باشند و همچنان داده‌ها را بتوان جدا کرد. این

ابرفصله‌های موازی می‌توانند با معادله‌های زیر توصیف شوند [۵۵]:

$$\begin{aligned} w^T x + b &\geq 1, \quad \forall x_i \text{ with } y_i = 1 \\ w^T x + b &\leq -1, \quad \forall x_i \text{ with } y_i = -1 \end{aligned} \quad (14-5)$$

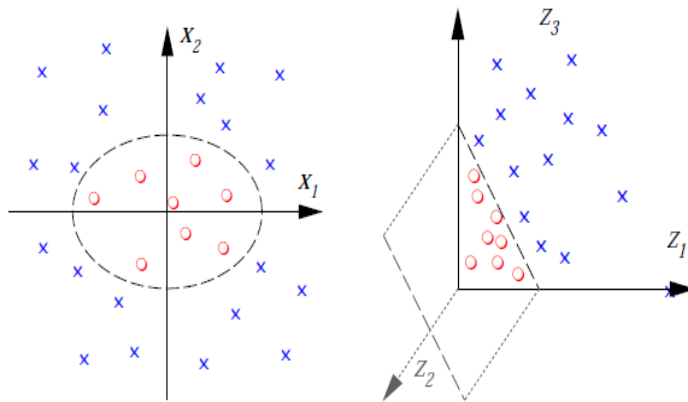
توجه کنید اگر داده‌های آموزشی را بتوان به صورت خطی جدا کرد، می‌توانیم دو صفحه جداکننده را طوری انتخاب کنیم که هیچ داده‌ای بین آنها نباشد و سپس سعی کنیم فاصله آنها را ماکزیمم کنیم. با استفاده از هندسه، فاصله بین این دو ابرصفحه (پهنای حاشیه) را پیدا می‌کنیم که برابر $\frac{2}{\|w\|}$ است. بنابراین می‌خواهیم $\|w\|$ را مینیمم کنیم.

۵-۵-۲- جداسازی غیر خطی

مجموعه داده‌هایی که به طور خطی قابل جداسازی هستند با مقداری نویز خوب کار می‌کنند. مجموعه داده‌های پیچیدتر را نمی‌توان به سادگی با یک خط دسته‌بندی کرد. در این موارد از نگاشت به فضایی با ابعاد بالاتر استفاده می‌شود در شکل (۵-۹) جداسازی غیر خطی نشان داده شده است.

ایده اصلی نگاشت به فضای بالاتر (فضای ویژگی) انتقال x به فضای بالاتر برای راحتی جداسازی است. فضای نگاشت اصلی همواره می‌تواند به فضای ویژگی با ابعاد بالاتر دیگری که مجموعه آموزشی قابل جداسازی باشد، نگاشت یابد. برای این انتقال از تابع کرنل استفاده می‌کنیم.

تابع کرنل، یک جداکننده خطی متکی بر ضرب داخلی بردارهاست که به صورت $k(x_i, x_j) = x_i^T x_j$ می‌باشد. اگر نقاط با استفاده از انتقال $\varphi: x \rightarrow \varphi(x)$ به فضای ویژگی انتقال یابند، ضرب داخلی آنها به صورت $k(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \cdot \varphi(x_j)$ تبدیل خواهد شد [۵۶].



شکل ۵-۹- افزایش بعد جهت جداسازی خطی داده‌ها

برای نگاشت کرنل‌های متفاوتی داریم. چهار نمونه از کرنل‌های رایج مورد استفاده عبارتند از:

کرنل Polynomial با درجه d : $K(x, y) = (x^T y + 1)^d$

کرنل RBF: $K(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / 2\sigma^2)$ (پهنای σ را در اینجا شامل میانه و واریانس توزیع گوسین

است)

کرنل Homogeneous polynomial: $K(x, y) = (x^T y)^d$

کرنل Heavy Tailed RBF ('htrbf') که براساس شبکه عصبی RBF ساخته شده است.

فصل ششم

نتایج و نتیجه گیری

۶-۱- مقدمه

در این فصل به پیاده‌سازی روش‌های پیشنهادی می‌پردازیم. سپس نتایج حاصل از پیاده‌سازی را نشان می‌دهیم. در قسمت اول به نتایج حاصل از حذف نویز با استفاده از چهار روش ICA، تبدیل موجک، تبدیل والش و روش ترکیبی تبدیل والش و ICA می‌پردازیم. نتایج حاصل از چهار روش را با استفاده از سه معیار، نسبت سیگنال به نویز (SNR)^۱، میانگین مربع خطا (MSE)^۲ و جذر میانگین تفاضل مربعات (درصد) (PRD)^۳ ارزیابی می‌کنیم. در قسمت دوم این فصل، به طبقه‌بندی سیگنال‌های مغزی با استفاده از SVM و روش نزدیکترین همسایه، بر اساس ویژگی‌های استخراج شده با استفاده از تبدیل فوریه، موجک و والش می‌پردازیم. در نهایت یک نتیجه گیری کلی بر روی این روش‌ها انجام می‌دهیم.

^۱ Signal to Noise Ratio

^۲ Mean Square Error

^۳ Percentage Root Mean Square Difference

۶-۲- حذف نویز

در این پایان نامه قصد داریم نویز دستگاه ثبت را از سیگنال مغزی حذف کنیم. برای شبیه سازی این نویز، چون نویز دستگاه یک نویز فرکانس بالا است نویز تصادفی که نوعی از نویز فرکانس بالا است به سیگنال اضافه می شود. به منظور حذف نویز از سیگنال های مغزی، در روش ICA، ابتدا ICA به سیگنال مورد نظر اعمال می شود. مولفه یا مولفه های نویزی و آرتیفیکی مورد نظر شناسایی و حذف می شوند. سپس سیگنال دوباره به حوزه اولیه برگردانده می شود. و سیگنال بدون آرتیفکت و نویز بدست می آید.

در حذف نویز با استفاده از موجک، سیگنال به N سطح با استفاده تبدیل گسسته موجک (DWT) تجزیه می شود. با گرفتن تبدیل موجک تا N سطح، ضرایب در مقیاس های مختلف که بزرگی متفاوتی دارند بدست می آید. با اعمال یک حد آستانه بر روی ضرایب، نمونه هایی از ضرایب که کمتر از حد آستانه هستند را صفر می کنیم. در نهایت نیز سیگنال با استفاده از تبدیل موجک معکوس بازسازی می کنیم.

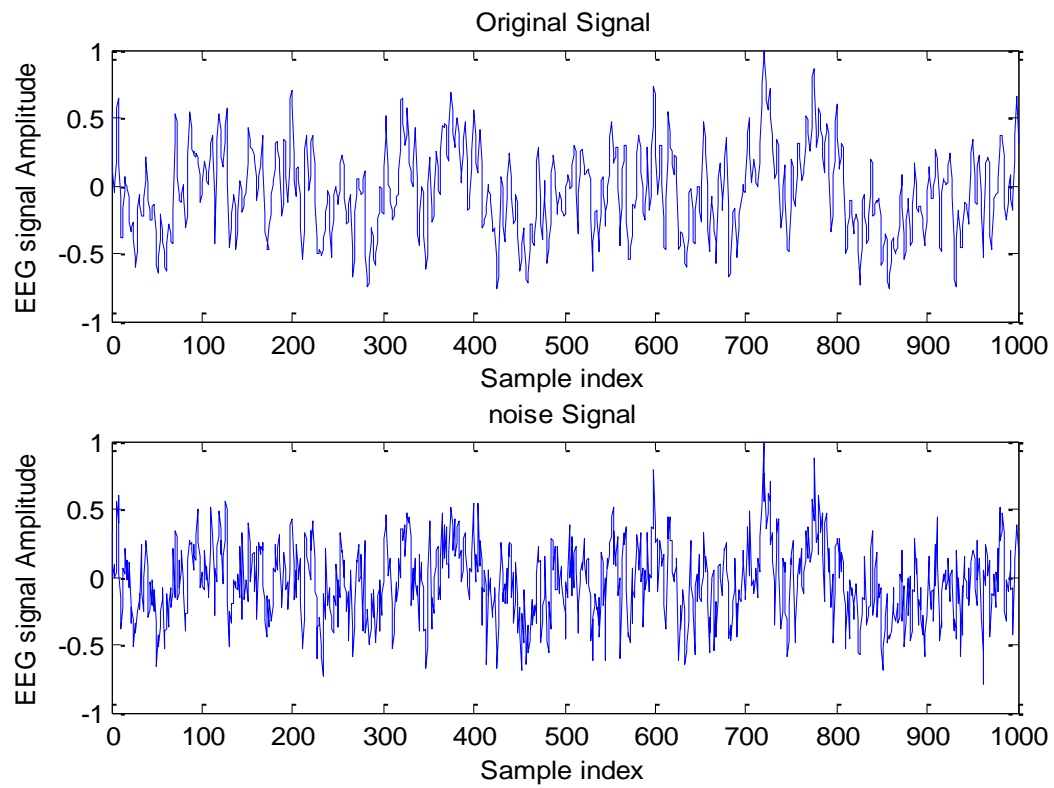
در حذف نویز با استفاده از تبدیل والش، از هر کانال سیگنال تبدیل والش گرفته می شود. با این کار مقدار توالی هر نمونه بدست می آید. مقدار توالی میزان اهمیت هر نمونه را نشان می دهد. برای حذف نویز از سیگنال بعد از اینکه مقدار توالی هر نمونه را بدست آوردیم. با در نظر گرفتن این مساله که اطلاعات اصلی سیگنال دارای مقدار توالی زیاد و اطلاعات نویز دارای مقدار توالی کم هستند. آن نمونه های که مقدار توالی آنها کمتر از یک مقدار مشخص است را حذف می کنیم. نمونه های باقیمانده شامل اطلاعات اصلی سیگنال می باشد. لازم به ذکر است که ما در استفاده از تبدیل والش از هیچ حد آستانه ای استفاده نکرده ایم. انتخاب حد آستانه و حذف نمونه های نویزی به صورت چشمی انجام گرفته شده است.

در روش ترکیبی حذف نویز ابتدا با استفاده از روش ICA مولفه های مستقل را شناسایی می کنیم این مولفه های هر کدام می توانند نویز باشند. در مرحله بعد از هر یک از این مولفه ها تبدیل والش می گیریم. دقیقاً

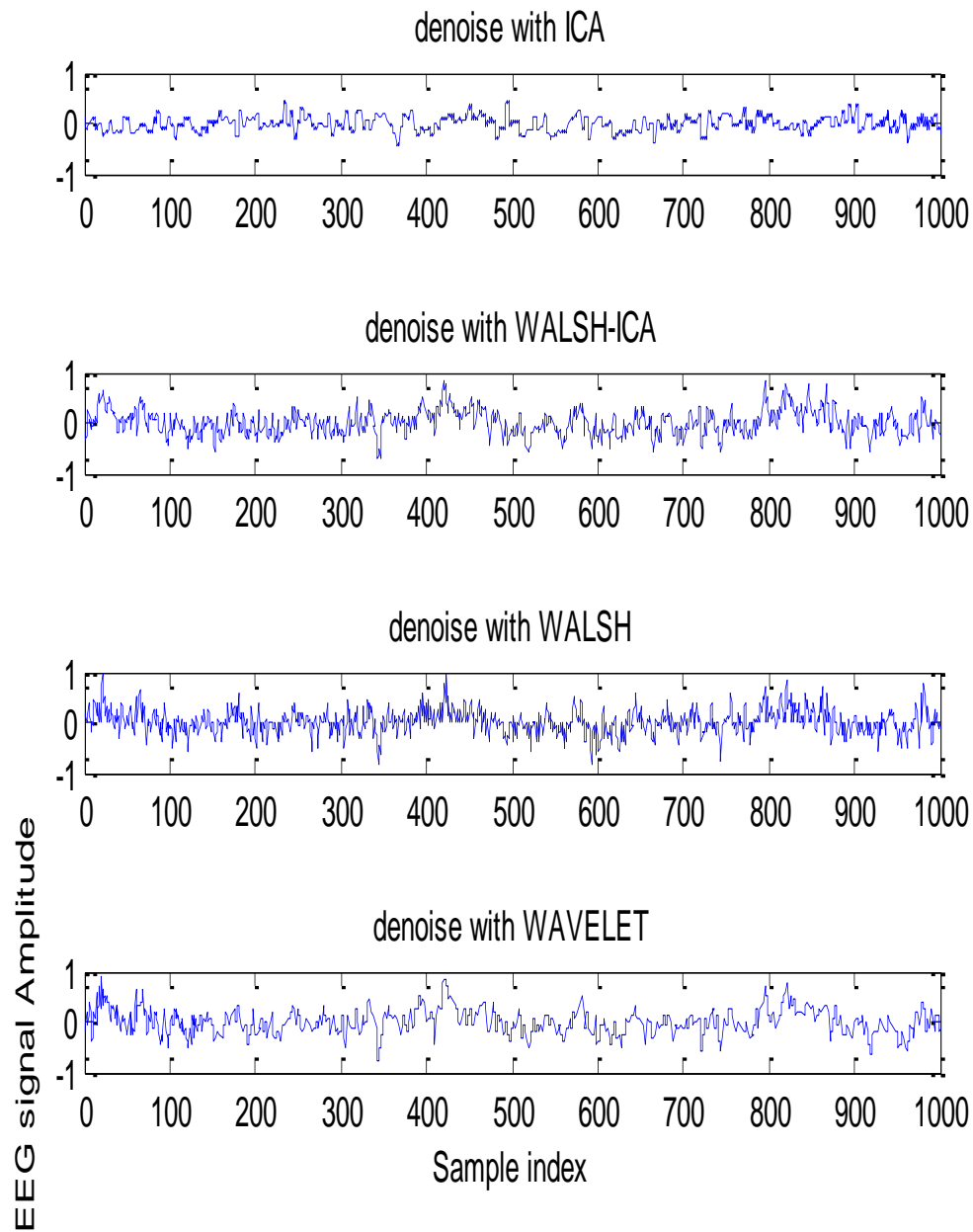
همانطور که در روش تبدیل والش گفتیم به حذف نویز از هر مولفه می‌پردازیم با اعمال تبدیل والش بر روی هر مولفه میزان توالی هر نمونه از مولفه بدست می‌آید. اگر میزان توالی هر نمونه مولفه از یک مقدار معین کمتر بود آن را حذف می‌کنیم. بر خلاف روش آنالیز مولفه‌های مستقل ما یک مولفه را به طور کامل حذف نمی‌کنیم. در این روش، ما در هر مولفه نمونه‌های بی اهمیت و نویز را حذف می‌کنیم.

در شکل (۶-۱) سیگنال اصلی و سیگنال آغشته به نویز را مشاهده می‌کنید. لازم به ذکر است که نویز اضافه شده به این سیگنال یک نویز تصادفی می‌باشد.

در شکل (۶-۲) از سیگنال آغشته به نویز با استفاده از چهار روش بیان شده، نویز را حذف کردیم. همانطور که مشاهده می‌شود سیگنال بدست آمده از روش ICA، شامل اطلاعات اصلی سیگنال نمی‌باشد. برای ارزیابی دقیق، نتایج روشهای ICA، تبدیل موجک، تبدیل والش و روش ترکیبی با استفاده از معیارهای میانگین مربع خطا و جذر میانگین تفاضل مربعات (درصد) و نسبت سیگنال به نویز مقایسه شد.



شکل ۶-۱- سیگنال اصلی و سیگنال دارای نویز



شکل ۶-۲- سیگنال حاصل از حذف نویز با استفاده از روش ICA، روش ترکیبی والش-ICA، تبدیل والش و تبدیل موجک

۶-۳- معیارهای ارزیابی

برای بررسی دقیق حذف نویز با استفاده از چهار روش بیان شده، نتایج حاصل را با استفاده از معیارهای نسبت سیگنال به نویز، میانگین مربع خطا و درصد مجذور میانگین مربع تفاوت، با هم مقایسه می‌کنیم. در این بخش ابتدا این معیارها را معرفی می‌کنیم. سپس نتایج حاصل از این روش‌ها، بر اساس هر یک از این معیارها، بررسی می‌شود.

۶-۳-۱- نسبت سیگنال به نویز (Signal to Noise Rate)

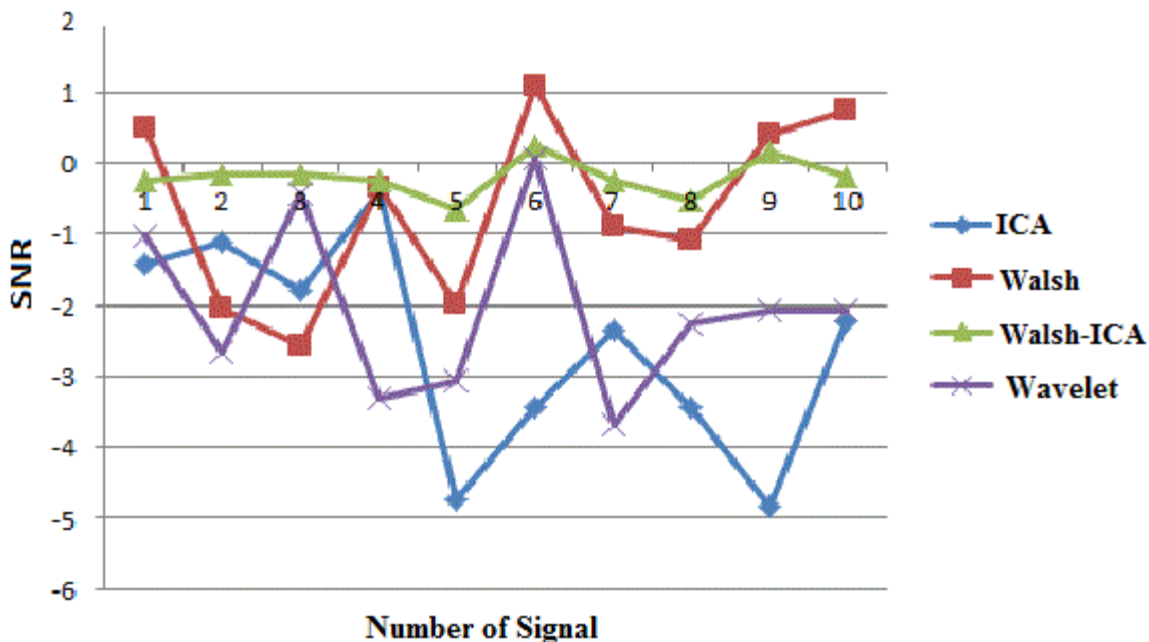
نسبت سیگنال به نویز، اشاره به مقدار سیگنال و نویز در هر الگو دارد. این نرخ سطح سیگنال مطلوب را نسبت به سطح نویز پس زمینه مقایسه می‌کند. برای ارزیابی، مقدار زیاد این نرخ نشان دهنده مقدار زیاد سیگنال و مقدار کم نویز است. سیگنال‌های بیومتریک معمولاً سیگنال به نویز زیر صفر دارند بنابراین این بیشترین سیگنال به نویز صفر است. فرض کنید سیگنال ثبت شده مجموع سیگنال‌های EEG صحیح $x[t]$ و سیگنال غیر مغزی یا نویز $n[t]$ باشد. آنگاه سیگنال حاصل که از مجموع این دو سیگنال بدست می‌آید از رابطه (۶-۱) بدست می‌آید.

$$s[t] = x[t] + n[t] \quad (۶-۱)$$

بر اساس این رابطه، نسبت سیگنال به نویز از رابطه زیر بدست می‌آید.

$$SNR (dB) = 10 \cdot \log \frac{\sum_{n=0}^N s(n)^2}{\sum_{n=0}^N x(n)^2} \quad (۶-۲)$$

در شکل (۶-۳) نسبت سیگنال به نویز برای ۱۰ نمونه از سیگنال‌ها نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود روش ترکیبی والش و ICA بهترین نسبت سیگنال به نویز را دارا می‌باشد و روش تبدیل والش نیز دارای نسبت سیگنال به نویز مناسبی نیز می‌باشد.



شکل ۳-۶- نسبت سیگنال به نویز ده سیگنال

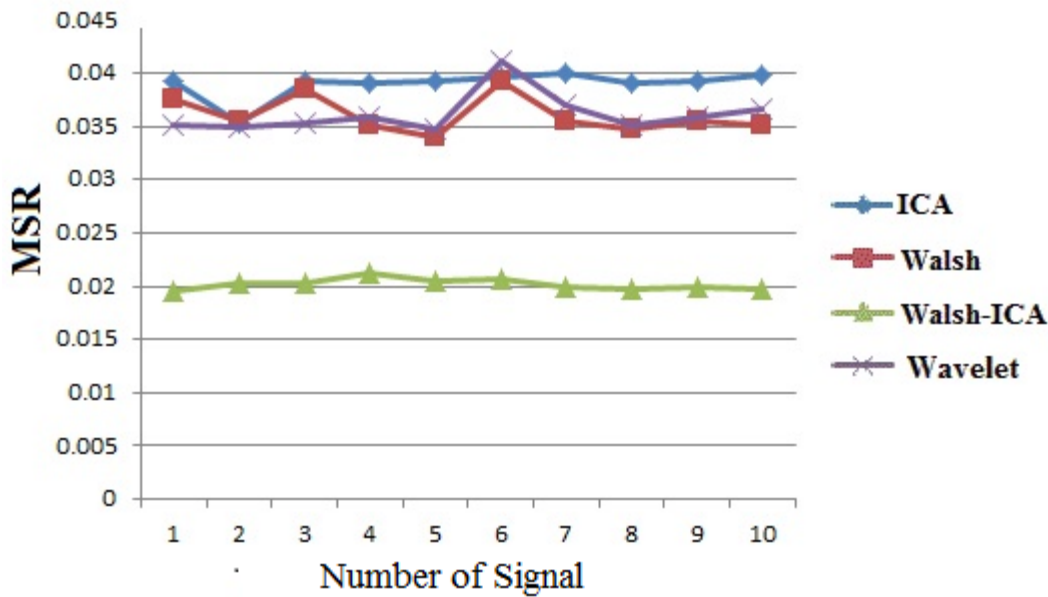
۳-۳-۶- میانگین مربع خطا (Mean Square Error)

معیار میانگین مربع خطا، میانگین مربع خطا را اندازه‌گیری می‌کند. مقدار این معیار برآوردی از میزان تفاوت مقدار واقعی با مقدار تخمینی است. این تفاوت به این خاطر اتفاق می‌افتد که تخمین زنده نمی‌تواند اطلاعات اصلی را دقیق بدست آورد تا بتواند یک تخمین دقیق بزند. اگر مقدار تخمینی با مقدار واقعی برابر باشد آنگاه مقدار این معیار صفر خواهد بود. بنابر این محدود این معیار از صفر تا بینهایت خواهد بود. مقدار صفر برای این معیار بسیار مطلوب خواهد بود.

برای بدست آوردن این معیار از رابطه (۳-۶) استفاده می‌کنیم.

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (ds(n, m) - s(n, m))^2 \quad (3-6)$$

در این رابطه ds سیگنال حذف نویز شده است.



شکل ۴-۶- میانگین مربع خطا برای ده سیگنال

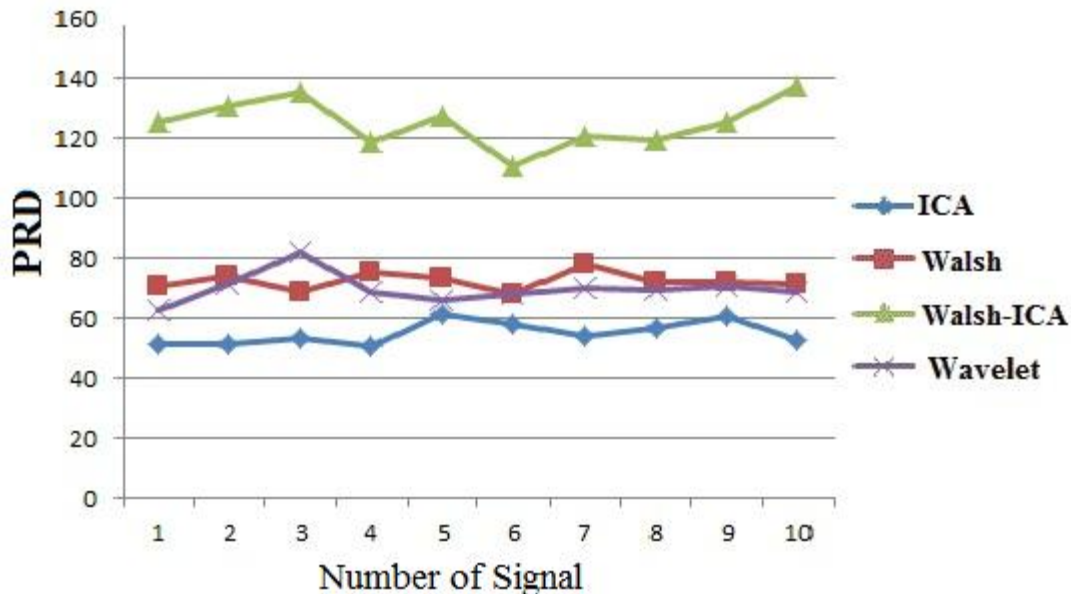
در شکل (۴-۶) معیار میانگین مربع خطا برای ده نمونه سیگنال نشان داده شده است. روش ترکیبی والش و ICA کمترین میانگین مربعات خطا را دارا می‌باشد و روش ICA نیز دارای بیشترین مقدار میانگین مربعات خطا است.

۳-۳-۶- جذر میانگین تفاضل مربعات (درصد) (Percentage Root Mean Square Difference)

این معیار، میانگین مربع تفاوت بین سیگنال اصلی و سیگنال بازسازی شده است. این معیار میزان و سطح اعوجاج یا تحریف بین سیگنال اصلی و سیگنال بازسازی شده را نشان می‌دهد. به عبارت دیگر این معیار میزان اشکال سیگنال حذف نویز شده را بازسازی می‌کند.

بر اساس تعریف‌های رابطه (۱-۶) این معیار از رابطه (۴-۶) بدست می‌آید.

$$PRD = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (s(n) - x(n))^2}{\sum_{n=1}^N s(n)^2}} * 100\% \quad (4-6)$$



شکل ۶-۵- جذر میانگین تفاضل مربعات (درصد) برای ده سیگنال

در شکل (۶-۵) مقدار جذر میانگین تفاضل مربعات (درصد) برای ده سیگنال نمونه نشان داده شده است. در این شکل روش ترکیبی دارای بیشترین PRD و روش ICA کمترین PRD را دارا می‌باشد. که نشان‌دهنده مناسب بودن روش پیشنهادی است.

۶-۴- استخراج ویژگی

برای دسته‌بندی سیگنال‌های مغزی، باید از سیگنال‌های مغزی ویژگی استخراج کنیم. با استفاده از این ویژگی‌ها عمل دسته‌بندی را انجام می‌دهیم. با استفاده از تبدیل فوریه، موجک و والش چهار نوع ویژگی استخراج می‌کنیم.

ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال که در این پایان نامه استفاده می‌شوند عبارت‌اند از: ویژگی آنتروپی تبدیل هر کانال، آنتروپی تبدیل کل سیگنال، توان تبدیل هر کانال و توان تبدیل کل سیگنال. در این ویژگی‌ها

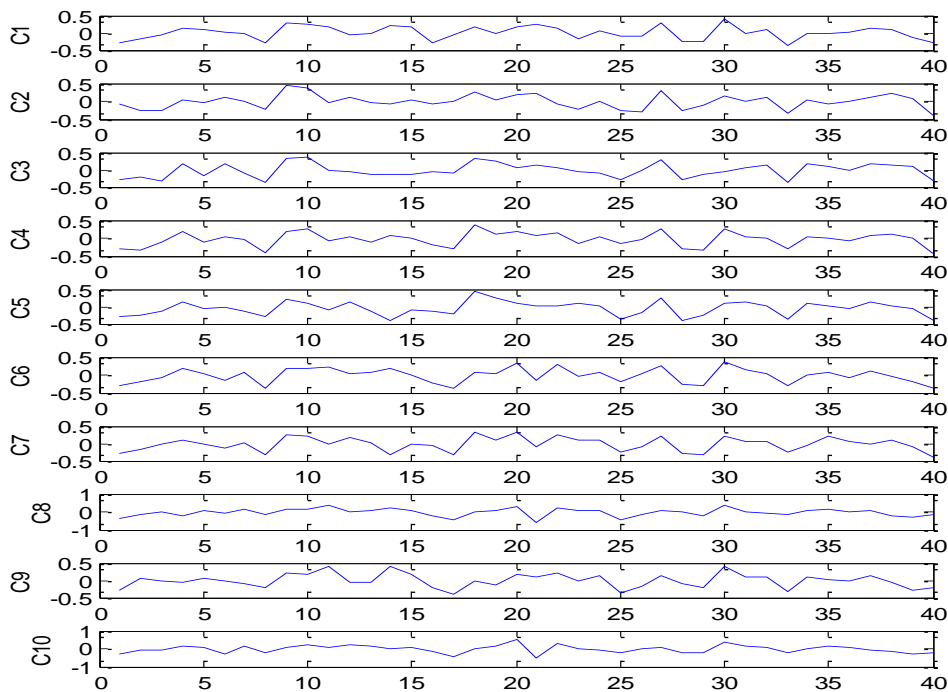
منظور از تبدیل سه، تبدیل فوریه، موجک و والش می باشد.

۶-۴-۱- ویژگی های تبدیل والش

همانطور که بیان شد ما دو مجموعه داده داریم. مجموعه داده اول شامل ۱۶۰ داده آموزش و ۷۴ داده تست و مجموعه داده دوم شامل ۱۶۰ داده آموزش و ۷۳ داده تست می باشد. در هر مجموعه داده ما چهار کلاس داریم که هر کلاس شامل ۴۰ سیگنال می باشد و هر سیگنال از ۱۰ کانال بدست می آید. ما چهار نوع ویژگی از سیگنال استخراج می کنیم.

۱- آنتروپی توالی تبدیل والش هر کانال

برای بدست آوردن این ویژگی ابتدا از هر کانال سیگنال، تبدیل والش می گیریم سپس با استفاده از روش گفته شده در بخش (۵-۴-۲) آنتروپی توالی هر کانال را بدست می آوریم و بردار ویژگی خود را تشکیل می دهیم. به عنوان مثال در کلاس اول که جهت حرکت دست به سمت راست را نشان می دهد ۴۰ سیگنال برای استخراج ویژگی داریم که هر سیگنال از ۱۰ کانال گرفته شده است. با اعمال روش بالا برای هر کانال ۴۰ عدد بدست می آید. این اعداد نشان دهنده آنتروپی سیگنال در آن کانال است. در شکل (۶-۶) آنتروپی توالی برای کلاس اول نشان داده شده است. به این ترتیب یک بردار ویژگی بدست می آید که شامل ۴۰۰ عدد است هر کدام آنتروپی سیگنال های کلاس، برای کانال های مختلف را نشان می دهد.



شکل ۶-۶- آنتروپی توالی کانال‌های سیگنال‌های کلاس اول

پس با استفاده از این روش، برای هر سیگنال ۱۰ عدد بدست می‌آید. این اعداد از آنتروپی توالی هر کانال آن سیگنال بدست می‌آید.

۲- آنتروپی توالی تبدیل والش کل سیگنال

برای بدست آوردن این ویژگی، ابتدا از کل سیگنال تبدیل والش می‌گیریم. سپس با استفاده از روش گفته شده در بخش (۲-۴-۵) آنتروپی توالی کل سیگنال را بدست می‌آوریم. ویژگی بدست آمده با استفاده از این روش برای هر سیگنال یک عدد می‌باشد که میزان توالی تبدیل والش برای آن سیگنال را نشان می‌دهد.

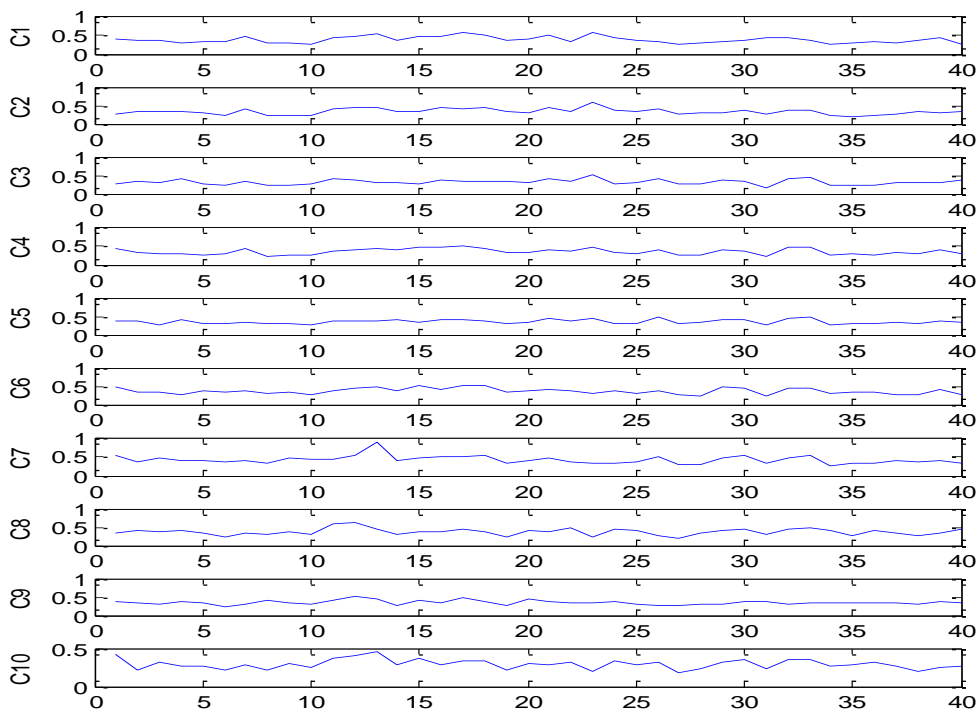
۳- توان توالی هر کانال

در این ویژگی ما ابتدا از هر کانال سیگنال تبدیل والش می‌گیریم. سپس توان تبدیل والش هر کانال را

بدست می‌آوریم. توان توالی هر کانال بدست می‌آید. با وجود ۴۰ داده که دارای ۱۰ کانال است. برای هر کانال ۴۰ عدد بدست می‌آید که توان توالی هر سیگنال در آن کانال را نشان می‌دهد. بدین ترتیب برای هر سیگنال ۱۰ عدد به عنوان ویژگی بدست می‌آید که نشان دهنده توان توالی در هر کانال از سیگنال است. در شکل (۶-۷) توان آنتروپی هر کانال از سیگنال کلاس اول نشان داده شده است.

۴- توان توالی کل سیگنال

برای بدست آوردن این ویژگی ابتدا از کل سیگنال تبدیل والش می‌گیریم. سپس توان توالی کل سیگنال را بدست می‌آوریم. ویژگی بدست آمده با استفاده از این روش برای هر سیگنال یک عدد می‌باشد که میزان توان تبدیل والش برای آن سیگنال را نشان می‌دهد.



شکل ۶-۷- توان آنتروپی هر کانال از سیگنال‌های کلاس اول

بردار ویژگی بدست آمده توسط این ویژگی‌ها برای هر سیگنال یک بردار شامل ۲۲ ویژگی است که ۱۰ ویژگی مربوط به آنتروپی توالی کانال‌های سیگنال ، ۱ ویژگی آنتروپی توالی کل سیگنال ، ۱۰ ویژگی توان آنتروپی کانال‌های سیگنال و ۱ ویژگی توان آنتروپی کل سیگنال می‌باشد.

با ایجاد ماتریس ویژگی‌ها نرخ تشخیص برای مجموعه داده اول و مجموعه داده دوم با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و نزدیکترین همسایه در جدول (۶-۱) نشان داده شده است

۶-۴-۲- ویژگی‌های تبدیل فوریه

با استفاده از تبدیل فوریه نیز همان چهار نوع ویژگی استخراج شده توسط تبدیل والش را استخراج می‌کنیم.

۱- آنتروپی طیف تبدیل فوریه هر کانال

برای بدست آوردن این ویژگی ابتدا از هر کانال سیگنال تبدیل فوریه می‌گیریم سپس با استفاده از روش گفته شده در بخش (۵-۴-۲) آنتروپی طیف هر کانال را بدست می‌آوریم و بردار ویژگی خود را تشکیل می‌دهیم . به عنوان مثال در کلاس اول که جهت حرکت دست به سمت راست را نشان می‌دهد ما ۴۰ سیگنال برای استخراج ویژگی داریم که هر سیگنال از ۱۰ کانال گرفته شده است. ما با اعمال روش بالا برای هر کانال ۴۰ عدد بدست می‌آوریم. این اعداد نشان دهنده آنتروپی سیگنال‌ها در آن کانال است. در شکل (۶-۸) آنتروپی طیف برای کلاس اول نشان داده شده است . به این ترتیب یک بردار ویژگی بدست می‌آوریم که شامل ۴۰۰ عدد است که هر کدام آنتروپی سیگنال‌های کلاس را برای کانال‌های مختلف نشان می‌دهد.

جدول ۶-۱- نرخ تشخیص طبقه بندی کننده SVM و نزدیکترین همسایه برای دو مجموعه داده بر اساس ویژگی‌های تبدیل

والش

نرخ متوسط تشخیص برای دو مجموعه داده	نرخ تشخیص برای مجموعه داده دوم	نرخ تشخیص برای مجموعه داده اول	روش
۴۲.۵٪	۳۹.۵۵	۴۴.۴۵	دسته بندی روش SVM
۳۹.۰۱٪	۳۷.۵۲٪	۴۰.۵٪	دسته بندی روش نزدیکترین همسایه

با استفاده از این روش ، برای هر سیگنال ۱۰ عدد که از آنتروپی طیف هر کانال آن سیگنال بدست می‌آید به

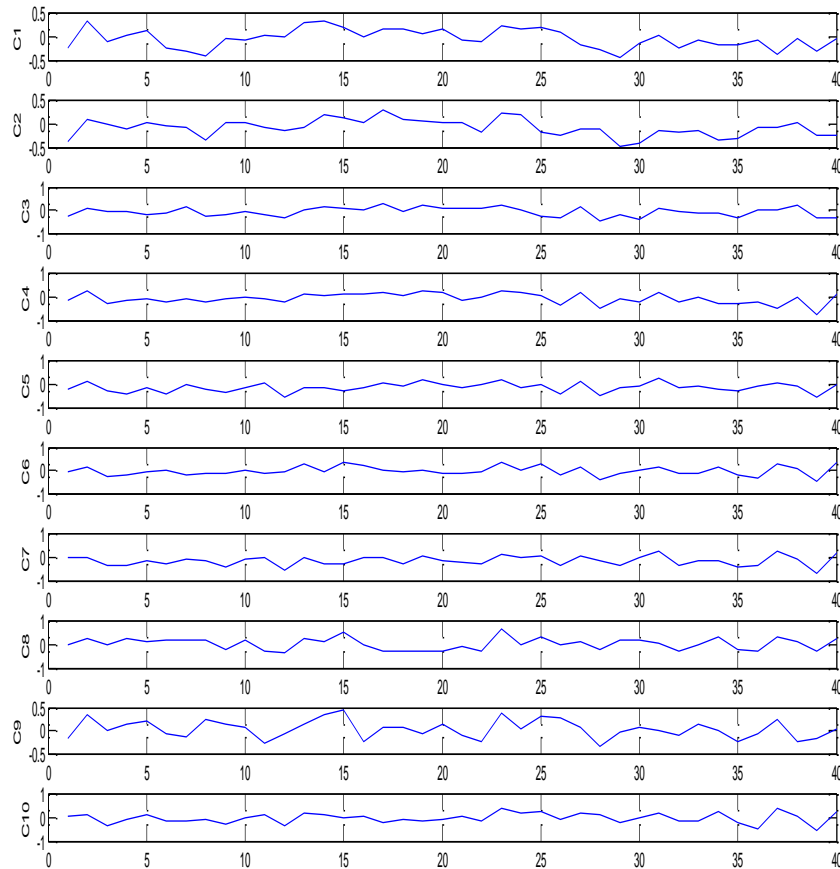
عنوان ویژگی استخراج می‌کنیم.

۲- آنتروپی طیف تبدیل فوریه کل سیگنال

برای بدست آوردن این ویژگی ابتدا از کل سیگنال تبدیل فوریه می‌گیریم. سپس با استفاده از روش گفته

شده در بخش (۲-۴-۵) آنتروپی طیف کل سیگنال را بدست می‌آوریم. ویژگی بدست آمده با استفاده از این

روش برای هر سیگنال یک عدد می‌باشد که میزان طیف تبدیل فوریه برای آن سیگنال را نشان می‌دهد.



شکل ۶-۸- آنتروپی تبدیل فوریه کانال‌های سیگنال‌های کلاس اول

۳- توان طیف هر کانال

در این ویژگی ابتدا از هر کانال سیگنال تبدیل فوریه می‌گیریم. سپس توان تبدیل فوریه هر کانال را بدست می‌آوریم و توان طیف هر کانال بدست می‌آید. با وجود ۴۰ داده که دارای ۱۰ کانال است. برای هر کانال ۴۰ عدد بدست می‌آید. که توان طیف هر سیگنال در آن کانال را نشان می‌دهد. بدین ترتیب برای هر سیگنال ۱۰ عدد به عنوان ویژگی بدست می‌آید که نشان دهنده توان طیف در هر کانال از سیگنال است.

۴- توان طیف کل سیگنال

برای بدست آوردن این ویژگی ابتدا از کل سیگنال تبدیل فوریه می‌گیریم. سپس توان طیف کل سیگنال را بدست می‌آوریم. ویژگی بدست آمده با استفاده از این روش برای هر سیگنال یک عدد می‌باشد که میزان توان تبدیل فوریه برای آن سیگنال را نشان می‌دهد.

همانند تبدیل والش بردار ویژگی را برای هر سیگنال می‌سازیم. با ایجاد ماتریس ویژگی‌ها نرخ تشخیص برای مجموعه داده اول و مجموعه داده دوم با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و نزدیکترین همسایه در جدول (۲-۶) نشان داده شده است.

جدول ۲-۶- نرخ تشخیص طبقه بندی کننده SVM و نزدیکترین همسایه برای دو مجموعه داده بر اساس ویژگی های تبدیل

فوریه

نرخ متوسط تشخیص برای دو مجموعه داده	نرخ تشخیص برای مجموعه داده دوم	نرخ تشخیص برای مجموعه داده اول	روش
٪۲۲	٪۲۱	٪۲۳	دسته بندی روش SVM
٪۲۰	٪۱۹	٪۲۱	دسته بندی روش نزدیکترین همسایه

۶-۴-۳- ویژگی‌های تبدیل موجک

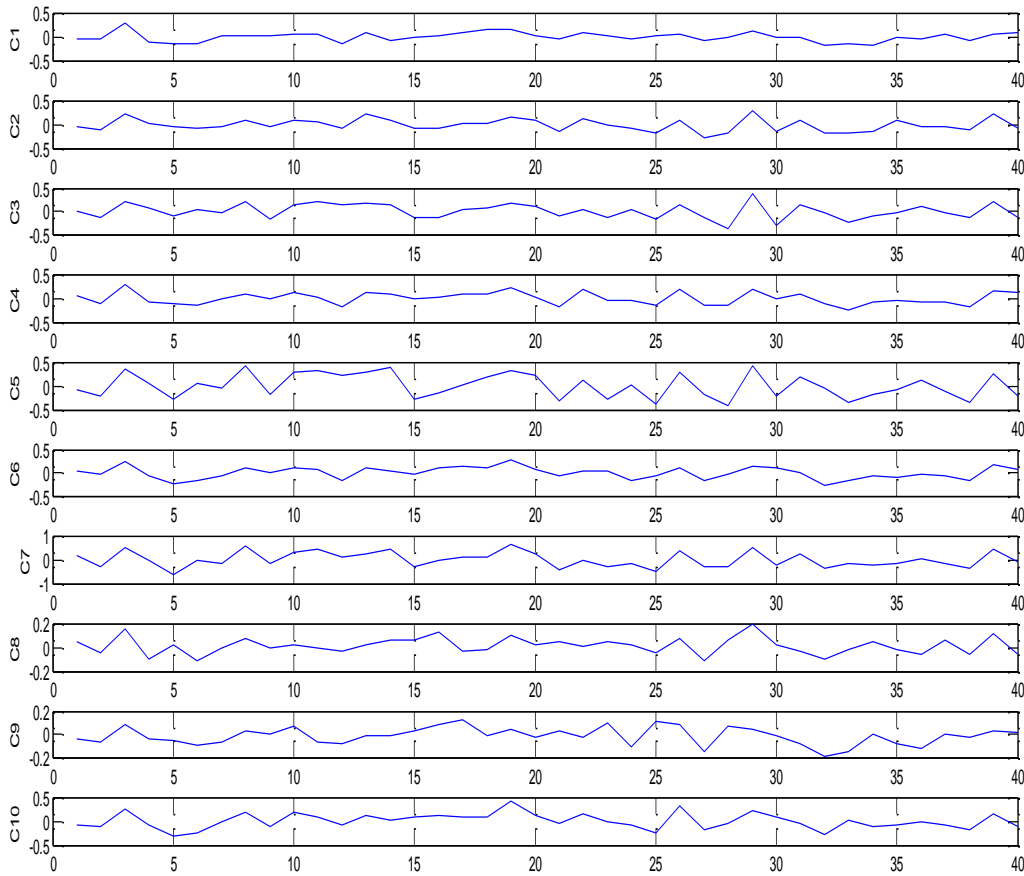
با استفاده از تبدیل موجک نیز همان چهار نوع ویژگی استخراج شده توسط تبدیل والش را استخراج می‌کنیم.

۱- آنتروپی تبدیل موجک هر کانال

برای بدست آوردن این ویژگی ابتدا از هر کانال سیگنال تبدیل موجک می‌گیریم سپس با استفاده از روش گفته شده در بخش (۵-۴-۲) آنتروپی تبدیل موجک هر کانال را بدست می‌آوریم و بردار ویژگی خود را تشکیل می‌دهیم. به عنوان مثال در کلاس اول که جهت حرکت دست به سمت راست را نشان می‌دهد ما ۴۰ سیگنال برای استخراج ویژگی داریم که هر سیگنال از ۱۰ کانال گرفته شده است. ما با اعمال روش بالا برای هر کانال ۴۰ عدد بدست می‌آوریم. این اعداد نشان دهنده آنتروپی موجک سیگنال‌ها در آن کانال است. در شکل (۶-۹) آنتروپی تبدیل موجک برای کلاس اول نشان داده شده است. به این ترتیب ما یک بردار ویژگی بدست می‌آوریم که شامل ۴۰۰ عدد است که هر کدام آنتروپی سیگنال‌های کلاس را برای کانال‌های مختلف نشان می‌دهد. پس با استفاده از این روش، برای هر سیگنال ۱۰ عدد که از آنتروپی تبدیل موجک هر کانال آن سیگنال بدست می‌آید به عنوان ویژگی استخراج می‌کنیم.

۲- آنتروپی تبدیل موجک کل سیگنال

برای بدست آوردن این ویژگی ابتدا از کل سیگنال تبدیل موجک می‌گیریم. سپس با استفاده از روش گفته شده در بخش (۵-۴-۲) آنتروپی تبدیل موجک کل سیگنال را بدست می‌آوریم. ویژگی بدست آمده با استفاده از این روش برای هر سیگنال یک عدد می‌باشد که میزان آنتروپی تبدیل موجک برای آن سیگنال را نشان می‌دهد.



شکل ۶-۹- آنتروپی تبدیل موجک کانال‌های سیگنال‌های کلاس اول

۳- توان تبدیل موجک هر کانال

در این ویژگی ابتدا از هر کانال سیگنال تبدیل موجک می‌گیریم. سپس توان تبدیل موجک هر کانال را بدست می‌آوریم و توان تبدیل موجک هر کانال بدست می‌آید. با وجود ۴۰ داده که دارای ۱۰ کانال است. برای هر کانال ۴۰ عدد بدست می‌آید. که توان تبدیل موجک هر سیگنال در آن کانال را نشان می‌دهد. بدین ترتیب برای هر سیگنال ۱۰ عدد به عنوان ویژگی بدست می‌آید که نشان دهنده توان تبدیل موجک در هر کانال از سیگنال است.

۴- توان تبدیل موجک کل سیگنال

برای بدست آوردن این ویژگی ابتدا از کل سیگنال تبدیل موجک می‌گیریم. سپس توان تبدیل موجک کل سیگنال را بدست می‌آوریم. ویژگی بدست آمده با استفاده از این روش برای هر سیگنال یک عدد می‌باشد که میزان توان تبدیل موجک برای آن سیگنال را نشان می‌دهد.

همانند تبدیل والش بردار ویژگی را برای هر سیگنال می‌سازیم. با ایجاد ماتریس ویژگی‌ها نرخ تشخیص برای مجموعه داده اول و مجموعه داده دوم با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و نزدیکترین همسایه در جدول (۳-۶) نشان داده شده است.

برای اینکه یک مقایسه کلی بر میزان ارزشمند بودن این ویژگی‌ها داشته باشیم در جدول (۴-۶) نرخ دسته‌بندی بر اساس ویژگی‌های استخراجی سه روش، نشان داده شده است.

همانطور که مشخص است نرخ دسته‌بندی بر اساس ویژگی‌های تبدیل والش به مراتب خیلی بهتر از سایر روش‌ها است. البته دسته‌بندی بر اساس ویژگی‌های تبدیل والش مزیت دیگری نیز دارد آن هم صرفه‌جویی در زمان است. این مزیت، این تبدیل را برای کاربردهای بلادرنگ مناسب می‌سازد. در جدول (۵-۶) مجموع زمان مرحله آموزش و تست و استخراج ویژگی برای سه روش نشان داده شده است.

جدول ۳-۶- نرخ تشخیص طبقه‌بندی کننده SVM و نزدیکترین همسایه برای دو مجموعه داده بر اساس ویژگی‌های تبدیل

موجک

نرخ متوسط تشخیص برای دو مجموعه داده	نرخ تشخیص برای مجموعه داده دوم	نرخ تشخیص برای مجموعه داده اول	روش
٪۲۸.۵	٪۲۶	٪۳۱	نرخ دسته بندی بر اساس SVM
٪۲۸.۵	٪۲۶	٪۳۱	دسته بندی روش نزدیکترین همسایه

جدول ۴-۶- نتایج دسته بندی بر اساس ویژگی‌های سه روش

ویژگیهای تبدیل موجک	ویژگیهای تبدیل فوریه	ویژگیهای تبدیل والش	ویژگیهای تبدیل موجک
٪۲۸.۵	٪۲۲	٪۴۲.۵	نرخ دسته بندی بر اساس SVM
٪۲۸.۵	٪۲۰	٪۳۹.۰۱	نرخ دسته بندی بر اساس نزدیکترین همسایه

جدول ۵-۶- مقایسه متوسط زمان اجرای تبدیل والش ، تبدیل فوریه و تبدیل موجک

روش	زمان
دسته بندی با ویژگی های تبدیل فوریه	۷۱ ثانیه
دسته بندی با ویژگی های تبدیل موجک	۷۴ ثانیه
دسته بندی با ویژگی های تبدیل والش	۵۲ ثانیه

۶-۵- مقایسه با کارهای مرتبط بر روی این مجموعه داده

برای ارزیابی این روش ، نتایج حاصل از این روش را با سایر روشها که بر روی این داده ها انجام شده است، مقایسه می کنیم. بر روی این داده ها در مسابقات BCI چندین گروه فعالیت داشته اند که نتایج و روش کار نفر اول تا چهارم در سایت این مسابقات قرار داده شده است.

روش نفر خانم حاجی پور از دانشگاه صنعتی شریف به سرپرستی دکتر شمس اللهی است. روش کار ایشان شامل استخراج تعداد زیادی ویژگی شامل ویژگی های آماری، فرکانسی، زمان-فرکانس است. به خاطر وجود تعداد ویژگی زیاد با انتخاب ویژگی های موثر با استفاده از الگوریتم ژنتیک تعداد ویژگی ها کاهش داده شده است. سپس با استفاده از ۲ طبقه بندی کننده LDA و Linear SVM عمل دسته بندی را انجام دادند. هر طبقه بندی کننده ۳ بار اجرا شد و انتخاب کلاس نهایی با رای گیری میان نتایج طبقه بندی کننده ها است.

نفر دوم ابتدا بر روی سیگنال با استفاده از فیلتر پایین گذر پیش پردازش انجام داده شده است. ایشان برای کاهش ویژگی های فرکانسی از FDA استفاده کرده است. دسته بندی با استفاده از تابع جداساز فیشر انجام گرفته است.

نفر سوم نیز از دانشگاه شریف به سرپرستی دکتر شمس اللهی می باشد. ایشان از ویژگی های آماری ، زمانی و ضرایب موجک استفاده کردند. مرحله کاهش ویژگی با استفاده از PCA و الگوریتم ژنتیک انجام گرفته است. و عمل دسته بندی با استفاده از طبقه بندی کننده Linear SVM انجام گرفته است.

در جدول (۶-۶) نتایج حاصل از کار این محققین و نتایج روش پیشنهادی در این پایان نامه نشان داده شده است. همانطور که در این جدول می بینیم نرخ تشخیص این روش نسبت به روش های دیگر به جز نفر اول خیلی بالاتر است. همانطور که در مقایسه با سایر تبدیلات این روش از نظر زمانی بهتر بود در اینجا نیز این روش دارای برتری زمانی فوق العاده بالا نسبت به روش استفاده شده نفر اول است.

متوسط زمان مورد نیاز برای مجموع مرحله آموزش و تست خیلی پایین است در حدود ۵۲ ثانیه است. پایین بودن زمان این روش را برای کاربردهای بلادرنگ مناسب می‌سازد. در جدول (۶-۷) زمان اجرای این روش با روش اول و روش تبدیل فوریه و موجک مقایسه شده است همان طور که می‌بینید زمان اجرای این روش بسیار کمتر از روشهای دیگر است. قابل ذکر است که هر یک از این روش‌ها بر روی کامپیوتر با مشخصات ۳.۰۰ GHz Pentium ۴ with ۱.۰۰ Gbyte RAM اجرا شده اند همچنین زمان نفر اول ، بر اساس پیاده سازی که در آزمایشگاه پردازش سیگنال دانشگاه شریف بدست آمده است، برای Linear SVM و LDA به ترتیب ۴۰۳ و ۶۴۰ ثانیه می‌باشد.

جدول ۶-۶- مقایسه متوسط زمان اجرای روش پیشنهادی با نفر اول مسابقات BCI و تبدل فوریه و تبدیل موجک

روش	زمان
نفر اول در مسابقات BCI دسته‌بندی با استفاده از SVM	۴۰۳ ثانیه
نفر اول در مسابقات BCI دسته‌بندی با استفاده از LDA	۶۴۰ ثانیه
دسته‌بندی با ویژگی‌های تبدیل فوریه	۷۱ ثانیه
دسته‌بندی با ویژگی‌های تبدیل موجک	۷۴ ثانیه
دسته‌بندی با ویژگی‌های تبدیل والش	۵۲ ثانیه

جدول ۶-۷- مقایسه نرخ تشخیص روش پیشنهادی با ۴ نفر اول مسابقات BCI

روش	نرخ تشخیص برای مجموعه داده اول	نرخ تشخیص برای مجموعه داده دوم	نرخ متوسط برای دومجموعه داده
نفر اول در مسابقات BCI	٪۵۹.۵	٪۳۴.۳	٪۴۶.۹
نفر دوم در مسابقات BCI	٪۳۱.۱	٪۱۹.۲	٪۲۵.۱
نفر سوم در مسابقات BCI	٪۱۶.۲	٪۳۱.۵	٪۲۳.۹
نفر چهارم در مسابقات BCI	٪۲۳	٪۱۸.۷	٪۲۰.۴
دسته بندی روش SVM	۴۴.۴۵	۳۹.۵۵	٪۴۲.۵
دسته بندی روش نزدیکترین همسایه	۴۰.۵٪	۳۷.۵۲٪	٪۳۹.۰۱

۶-۶- نتیجه گیری

کار انجام شده در این پایان نامه به دو بخش کلی تقسیم می شود. بخش اول حذف نویز از سیگنال‌های مغزی می‌باشد. در این بخش با استفاده از روش ICA، تبدیل موجک و دو روش پیشنهادی، تبدیل والش و روش ترکیبی والش و ICA از سیگنال حذف نویز شده است. برای داشتن یک ارزیابی از این چند روش، نتایج حاصل از این چهار روش را با استفاده از سه معیار، نسبت سیگنال به نویز (SNR)، میانگین مربع خطا (MSE) و جذر میانگین تفاضل مربعات (درصد) (PRD) ارزیابی می‌کنیم. نتایج ارزیابی با استفاده از این معیارها نشان داد که روش ترکیبی والش و ICA و تبدیل والش دارای کمترین مقدار میانگین مربع خطا و دارای بیشترین مقدار نسبت سیگنال به نویز و جذر میانگین تفاضل مربعات (درصد) است. این مقادارها نشان دهنده مناسب بودن روش پیشنهادی است.

در بخش دوم این پایان نامه به بحث استخراج ویژگی، پرداخته شده است. با استفاده از تبدیل والش و آنتروپی، تبدیل فوریه و آنتروپی و همچنین تبدیل موجک و آنتروپی ویژگی‌های از سیگنال استخراج شده است. بر اساس ویژگی‌های استخراجی به دسته‌بندی سیگنال‌ها با استفاده از طبقه بندی کننده SVM و نزدیکترین همسایه پرداخته شده است. نتایج حاصل نشان می‌دهد که دسته‌بندی با استفاده از ویژگی‌های استخراجی تبدیل والش به مراتب بهتر از دسته بندی بر اساس دو تبدیل دیگر است. همچنین در بحث زمان این تبدیل به دلیل ساده بودن و نیاز نداشتن به محاسبات پیچیده ریاضی از دو تبدیل دیگر بهتر است و نیاز به زمان کمتری دارد.

در مقایسه ای دیگر، نتایج حاصل با نتایج پیاده‌سازی شده بر روی این مجموعه داده در چهارمین دوره مسابقات BCI مقایسه شده است. نتایج نشان می‌دهد که روش دسته بندی با استفاده از تبدیل والش از همه‌ی روش‌ها به جز نفر اول بهتر است. البته با نفر اول نیز چند درصد اختلاف دارد. ولی مزیتی که روش پیشنهادی

نسبت به همه روش‌ها دارد این است که در بحث زمانی این روش دارای مجموع زمان تست و آموزش کمی است. نسبت به روش اول نزدیک به ۳۵۰ ثانیه سریعتر است. این زمان برتری روش را نشان می‌دهد. البته نرخ تشخیص برای همه روش‌های بیان شده پایین است. این نشان دهنده پیچیده بودن و بسیار شبیه به هم بودن داده‌های کلاس‌ها است.

۶-۷- پیشنهادها

در این پایان نامه از تعداد ویژگی‌های کمی استفاده شد. اکثر آنها مربوط به ویژگی‌های فرکانسی و آنتروپی و توان می‌باشد. می‌توان با افزایش تعداد ویژگی‌ها و انتخاب ویژگی‌های موثر با استفاده از یکی از روش‌های انتخاب ویژگی مانند الگوریتم ژنتیک نرخ تشخیص را افزایش داد.

در سال‌های اخیر، ترکیب انواع روش‌های دسته‌بندی بسیار مورد توجه قرار گرفته‌است. می‌توان عمل دسته‌بندی را توسط چندین روش دسته‌بند از جمله شبکه عصبی mlp، دسته‌بندی‌کننده bayse، SVM و ... انجام داد. سپس نتیجه نهایی دسته‌بندی رای‌گیری بین نتیجه این دسته‌بندی‌کننده‌ها باشد. همچنین می‌توان دسته‌بند کننده فازی ارائه داد. به این صورت که به نتیجه هر دسته‌بندکننده عددی بر اساس میزان تاثیر آن نسبت داده شود. این عدد، نسبت داده شده به نتیجه هر دسته‌بند در رای‌گیری نهایی دخیل باشد.

- [١] .Melody M. Moore, 'Real-World Applications for Brain-Computer Interface Technology', IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL SYSTEMS AND REHABILITATION ENGINEERING, VOL. ١١, NO. ٢, JUNE ٢٠٠٣.
- [٢] . J. R. Wolpaw, N. Birbaumer, W. J. Heetderks, D. G. McFarland, P. H. Peckhom, G. Schalk, E. Donchin, L. A. Quaterano, C. J. Robinson, T. M. Vaughan, "Brain-Computer Interface Technology : A Review of the First International Meeting", *IEEE Trans. Rehab. Eng.*, vol. ٨, No. ٢, pp. ١٦٤-١٧٣, June ٢٠٠٠.
- [٣] . R. Elul, "Gaussian Behavior of the Electroencephalogram: Changes during performance of Mental Task", *Science*, vol. ١٦٤, pp. ٣٣٨-٣٣١, April ١٩٦٩.
- [٤] . Z. A. Keirn, J. I. Aunon, "A New mode of Communication between Man and his Surroundings", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. ٣٧, no. ١٢, pp. ١٢٠٩-١٢١٤, ١٩٩٠.
- [٥] . C. W. Anderson, E. A. Stolz, S. Shamsunder, "Multivariate Autoregressive Models for Classification of Spontaneous Electroencephalographic Signal during Mental Tasks", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. ٤٥, No. ٣, pp. ٢٧٧-٢٨٦, March ١٩٩٨.
- [٦] . C. Anderson and Z. Sijercic, "Classification of EEG Signals from Four Subjects during Five Mental Tasks", in *Solving Eng. Problems with Neural Networks: Proc. Conf. on Eng. Applications in Neural Networks (EANN' ٩٦)*, PL ٣٤, pp. ٤٠٧-٤١٤, Finland ١٩٩٦.
- [٧] . G. Pfruscheller, C. Neuper, C. Guger, W. Harkam, H. Ramoser, A. Schlogl, B. Dbermaier, M. Pregonzer, "Current Trends in Graz Brain-Computer Interface (BCI) Research", *IEEE Trans. Rehab. Eng.*, vol. ٨, No. ٢, pp. ٢١٦-٢١٨, June ٢٠٠٠.
- [٨] . G. Pfruscheller, C. Neuper, A. Schlogl, K. Lugger, "Separability of EEG Signals Recorded during Right and Left Motor Imagery Using Adaptive Autoregressive Parameters", *IEEE Trans. Rehab. Eng.*, vol. ٦, pp. ٣١٦-٣٢٥, September ١٩٩٨.
- [٩] . A. Schloegl, C. Neuper, G. Pfruscheller, "Subject Specific EEG Patterns During Motor Imaginary", in *Proc. ١٩th Inter. Conf., IEEE/EMBS*, Chicago ١٩٩٧, pp. ١٥٣٠-١٥٣٢.
- [١٠] . A. L. Schloegl, K. Lugger, G. Pfruscheller, "Using Adaptive Autoregressive Parameters for a Brain Computer Interface Experiment", *Proc. ١٩th Int. Conf. IEEE/EMBS*, Chicago, IL, USA, ١٩٩٧, pp. ١٥٣٣-١٥٣٥.
- [١١] . A. Schlogl, S. J. Roberts, G. Pfruscheller, "A criterion for adaptive autoregressive models", in *Proc. ٢٢nd Annu. Inter. Conf. IEEE/EMBS*, vol. ٢, pp. ١٥٨١-١٥٨٢, ٢٠٠٠.

- [12] . J. R. Wolpaw, H. Ramaser, D. J. McFarland, G. Pfurtscheller, "EEG-Based Communication: Improved Accuracy by Response Verification", *IEEE Trans. Rehab. Eng.*, vol. 6, No. 3, pp. 326-333, September 1998.
- [13] . S. Baillet, J. C. Mosher, R. M. Leahy, "Electromagnetic Brain Mapping", *IEEE Signal Processing*, vol. 18, no. 6, pp. 14-30, November 2001.
- [14] . Who named it?, <http://www.whonamedit.com/doctor.cfm/145.html>.
- [15] . The History of Medicine: <http://www.medhelpnet.com/medhistv.html>, 1901-1925.
- [16] . Biocybernaut, Institute, *EEG-ElectroEncephaloGraph*, <http://biocybernaut.com/tutorial/eeg.html>.
- [17] . D. G. Domenick, "International 10-20 Electrode Placement System for Sleep", <http://members.aol.com/aduial/20-10.sys.html>.
- [18] . http://dragon.inha.ac.kr/~neurolee/eeg/eeg_eng.htm, *EEG (Electroencephalogram)*.
- [19] . Gratton F. G., Coles M. G., & Donchin E., 'A new method for off-line removal of ocular artifact.' *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*, 55, pp 468-484, 1983.
- [20] . Berg P., & Scherg M, 'Dipole models of eye activity and its application to the removal of eye artifacts from the EEG and MEG', *Clinical Physics and Physiological Measurements*, 12 (Supplement A), pp 49-54, 1991.
- [21] . Lagerlund T. D., Sharbrough F. W., & Busacker, N. E., 'Spatial filtering of multichannel electroencephalographic recordings through principal component analysis by singular value decomposition'. *Journal of Clinical Neurophysiology*, 14, 73-82, 1997.
- [22] . Makeig S., Bell A. J., Jung T. -P., Sejnowski T. J., 'Independent component analysis of electroencephalographic data. In *Advances in neural information processing systems*', D. Touretzky, M. Mozer, & M. Hasselmo Eds., Vol. 8, pp 145-151. Cambridge, MA: The MIT Press, 1996.
- [23] . Vorobyov S., Cichocki A., 'Blind noise reduction for multisensory signals using ICA and subspace filtering, with application to EEG analysis'. *Biological Cybernetics*, Springer-Verlag 86, pp 293-303, 2002.
- [24] . Zhou W., Gotman J., 'Removal of EMG and ECG Artifacts from EEG Based on Wavelet Transform and ICA.' *Proceedings of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, San Francisco, USA pp 392-395, 2004.
- [25] . Melody M. Moore, 'Real-World Applications for Brain-Computer Interface Technology', *IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL SYSTEMS AND REHABILITATION ENGINEERING*, VOL. 11, NO. 2, JUNE 2003.

- [۲۶] . Abootalebi V., Moradi M., Khalilzadeh M., ‘A comparison of methods for ERP assessment in a P300-based GKT’, *International Journal of Psychophysiology*, ۶۲, ۳۰۹:۳۲۰, ۲۰۰۶.
- [۲۷] . Delorme A., Sejnowski T., & Makeig S., ‘Enhanced detection of artifacts in EEG data using higher-order statistics and independent component analysis’. *NeuroImage* ۳۴, pp ۱۴۴۳-۱۴۴۹, ۲۰۰۷.
- [۲۸] . Castellanos N. P., A. Makarov V., ‘Recovering EEG brain signals: Artifact suppression with wavelet enhanced independent component analysis’. *Journal of Neuroscience Methods* ۱۵۸, pp ۳۰۰-۳۱۲, ۲۰۰۶.
- [۲۹] . <http://www.physionet.org/physiobank/database/sleep-edf>
- [۳۰] . L. Cohen, “*Time-Frequency Analysis*”, Prentice Hall, ۱۹۹۰.
- [۳۱] . Xiu Zhang and Xingyu Wang, “A Genetic Algorithm based Time-Frequency Approach to a Movement Prediction Task”, *Proceedings of the ۷th World Congress on Intelligent Control and Automation* June, Chongqing, China, pp ۲۰ - ۲۷, ۲۰۰۸.
- [۳۲] . Katsuluro Inow, Daiki Mori, Kota Sugioka, Gert Pfurtscheller and Kousuke Kurnamaru, “Feature Extraction of EEG Signals During Right and Left Motor Imagery”, *SICE Annual Conference in Sapporo Hokkaido Institute of Technology, Japan, August ۴۴, ۲۰۰۴.*
- [۳۳] . Anna Caterina Merzagora, Scott Bunce, Meltem Izzetoglu and Banu Onaral “Wavelet analysis for EEG feature extraction in deception detection”, *Proceedings of the ۲۸th IEEE EMBS Annual International Conference New York City, USA, Aug ۳۰-Sept ۳, ۲۰۰۶.*
- [۳۴] . Huaiyu Xu, Jian Lou, Ruidan Su, Erpeng Zhang “Feature Extraction and Classification of EEG for Imaging Left-right Hands Movement”, © IEEE ۲۰۰۹.
- [۳۵] . Md. Riyasat Azim, Md. Shahedul Amin, Shah Ahsanul Haque, Mir Nahidul Ambia, Md. Asaduzzaman Shoeb “Feature Extraction of Human Sleep EEG Signals using Wavelet Transform and Fourier Transform”, *2nd International Conference on Signal Processing Systems (ICSPS)*, ۲۰۱۰.
- [۳۶] . Aihua Zhang, Bin Yang, Ling Huang “Feature Extraction of EEG Signals Using Power Spectral Entropy”, *International Conference on BioMedical Engineering and Informatics, IEEE ۲۰۰۸.*
- [۳۷] . مریم وطن خواه، محمد رضا اکبرزاده توتونچی، علی مقیمی، وحید اسدپور، “اندازه گیری سطح درد با استفاده از سیگنال های مغزی”، هجدهمین کنفرانس مهندسی برق ایران، دانشگاه صنعتی اصفهان، ۲۱-۲۳ اردیبهشت ۱۳۸۹

- [۳۸] . Polikar R.; "The wavelet tutorial"; <http://users.rowan.edu/~polikar/WAVELETS> .
- [۳۹] دکتر حمید پوررضا، تبدیل موجک، آزمایشگاه بینایی ماشین گروه مهندسی کامپیوتر دانشگاه فردوسی مشهد
- [۴۰] . M.Akin ; "comperision of Wavelet Transform and FFT methods in Analysis of EEG signals"; Journal Medical Systems, june ۲۰۰۲.
- [۴۱] .J.I.Walsh ,”A closed set of normal orthogonal functions”, Amer.J.Math.۴۵, Island,American Mathematical Society pp:۵-۲۴-۱۹۲۳.
- [۴۲] . G. Pfurtscheller, C. Neuper, A. Schlögl, et al, “Separability of EEG signals recorded during right and left motor imagery using adaptive autoregressive parameters”, *IEEE Trans. Rehab. Eng.*, vol. ۶(۳), pp.۳۱۶-۲۵, ۱۹۹۸.
- [۴۳] . Maria T. tito, Malek Adjouadi, Mercedes Cabrerizo, Melvin Ayala, Ilker Yaylali, Armando Barreto, Naphtali Rische, ’Application of the Walsh Transform Towards Seizure Detection’, Proceedings of the ۱۶th WSEAS International Conference on Signal Processing, Robotics and Automation, Corfu Island, Greece, February ۱۶-۱۹,۲۰۰۷.
- [۴۴] . Pratt, W.K., Kane, J., Andrews, H.C., 'Hadamard Transform Image Coding,' Proc. IEEE, Vol.۵۷, No.۱, pp.۵۸-۶۸, Jan. ۱۹۶۹.
- [۴۵] . Shanks, J.L., 'Computation of the fast Walsh-fourier Transform,' IEEE Trans. Vol.۱۸, pp.۴۵۷-۴۵۹, May ۱۹۶۹.
- [۴۶] . Harmuth, H.F., 'A Generalized Concept of Frequency and some Applications,' IEEE Trans. on Information Theory, Vol.۱۴, No.۳, pp.۳۷۵-۳۸۲, May ۱۹۶۸.
- [۴۷] . BCI Competition IV Results/ Data sets ۳.
- [۴۸] .Hyvarinen A., Karhunen J., Oja E., 'Independent Component Analysis-Theory and Applications,' JohnWiely&Sons,۲۰۰۱.
- [۴۹] . R. Vigario, J. Sarela, V. Jousmaki, M. Hamalainen, E. Oja, 'Independent Component Approach to the Analysis of EEG and MEG Recording,' IEEE Trans. Biomed. Eng. vol. ۴۷, no. ۵, MAY ۲۰۰۰.
- [۵۰] . فرناز قاسمی، محمد حسن مرادی، مهدی تهرانی دوست، وحید ابوطالبی؛ “نقاط قوت و ضعف استفاده از ترکیب آنالیز مولفه های مستقل و تبدیل ویولت به منظور حذف خودکار آرتیفکت چشمی از سیگنال الکتروانسفاگرام”، چهاردهمین کنفرانس مهندسی ملی سالانه انجمن کامپیوتر ایران، دانشگاه صنعتی امیر کبیر، ۲۰ و ۲۱ اسفند ۱۳۸۷.
- [۵۱] . Donoho, D.L. and I.M. Johnstone. 'Adapting to unknown smoothness via wavelet shrinkage'. J. Am. Stat. Assoc., ۹۰: ۱۲۰۰-۱۲۲۴, ۱۹۹۵.
- [۵۲] . Han, J.Y., S.K. Lee and H.B. Park. 'Denosing ECG using Translation Invariant Multiwavelet'. World Acad. Sci. Eng. Technol., ۴۰: ۱۴۰-۱۴۴, ۲۰۰۹.
- [۵۳] .J. N. Kapur, and H.K. Kesavan, 'Entropy optimization principles with applications', Academic Press, San Diego, ۱۹۹۲.

- [14] . Christianini, N., Shawe-Taylor, J.' An Introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods'. Cambridge University Press (2000).
- [15] . Hwanjo Yu and Sungchul Kim," SVM Tutorial: Classification, Regression, and Ranking", Pohang, South Korea
- [16] . Platt, J.: Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization. In:A.S. B. Scholkopf C. Burges (ed.) Advances in Kernel Methods: Support Vector Machines.MIT Press, Cambridge, MA (1998).

Abstract

This thesis investigates remove noise and feature extraction as two important fields in signal processing.

First preprocessing is to remove noise from signal for classification it. In this thesis, we study two classical methods and two proposed methods for removing noise. First, noise is removed from signals using classical ICA method, wavelet transform, two proposed methods (Walsh transform and combination method Walsh-ICA). To have a good evaluation, the result of these four methods is evaluated by attention to Mean Square Error (MSE), Percentage Root Mean Square Difference (PRD) and Signal to Noise Ratio (SNR) measure. The result of evaluation used these measures; confirmed Walsh transform and combination method Walsh-ICA had the smallest MSE while having the largest SNR and PRD.

Then feature extraction from signal and classification them would be studied. The number of extracted feature is few so feature vector have 12 elements. These features correspond to Walsh transform entropy of channels signal, Walsh transform entropy of whole of signal, Walsh transform power of channels signal and Walsh transform power of whole of signal. For evaluating performance of these features, these feature would be extracted using wavelet and Fourier transform, too. Also classification base on extracted feature from these three methods separately. Then signals are classified using support vector machine (SVM) classification and KNN base on extracted feature. The result show that classification using extracted feature of Walsh transform is better than classification using other two transforms. Recognition rate is 95.0% by proposed method and SVM, is 79.0% by KNN method. For another comparing, the result is compared with the obtained result from 4th composition BCI. The result show that classification methods using Walsh transform is the best methods expect one participant's methods. But advantage of proposed method is time complexity. Proposed method consume a few time for testing and training this time is 0.2 second, that is better than fist method which consume 1.3 and 6.4 second.

KEY WORDS: walsh transform, EEG, Mean Square Error (MSE), Percentage Root Mean Square Difference (PRD) and Signal to Noise Ratio (SNR).