





گروه فنی و مهندسی

## جداسازی کور سیگنال‌های منبع در حضور نویز با استفاده از تابع همبستگی غیرخطی به روش LMS

پایان‌نامه برای دریافت درجه‌ی کارشناسی ارشد در رشته‌ی مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی

اساتید راهنما:

دکتر بهزاد مظفری تازه‌کند

دکتر محمدعلی بادامچی‌زاده

پژوهشگر

محمدرضا متولی

تاریخ تدوین

تابستان ۱۳۹۱

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ

# تقدیم به پدر بزرگوار و مادر مهربانم

آن دو فرشته‌ای که

از خواسته‌های‌شان گذشتند، سختی‌ها را به جان خریدند

و خود را سپر بلای مشکلات و ناملایمات کردند

تا من به جایگاهی که اکنون در آن ایستاده‌ام، برسم.

کلیه حقوق مادی مترتب بر نتایج مطالعات، ابتکارات و نوآوری‌های  
ناشی از تحقیق موضوع این پایان‌نامه  
متعلق به موسسه آموزش عالی نبی اکرم (ص) تبریز است.

## تقدیر و سپاس

با تقدیر و سپاس فراوان از اساتید فرهیخته و محترم جناب دکتر بهزاد مظفری تازه‌کند و جناب دکتر محمدعلی بادامچی‌زاده که با نکته‌های دلاویز و گفته‌های بلند همواره راهنما و راه‌گشا بودند و نهایت همکاری را داشتند.

معلمانم مقامت ز عرش برتر باد همیشه توسن اندیشه‌ات مظفر باد

# پیش‌گفتار

یکی از ابزارهای پرکاربرد در زمینه‌ی ارتباطات و فن‌آوری داده‌ها، پردازش سیگنال دیجیتال می‌باشد. برای مثال برای برقراری ارتباط در یک کنفرانس تصویری و یا شبکه سیار موبایل و تحلیل سیگنال‌های پزشکی باید پردازش‌های مربوط به خود را روی سیگنال اعمال کنند. سیگنال‌ها با توجه به زمینه‌ی مورد استفاده‌شان توسط سنسورهایی دریافت می‌شوند. برای مثال دوربین و میکروفن‌ها در کنفرانس تصویری، الکتروادهای ثبت اطلاعات و واکنش‌های مغز در زمینه‌ی مهندسی پزشکی و یا آنتن‌ها در زمینه‌ی ارتباطات راه دور به‌عنوان سنسورهای دریافت کننده‌ی سیگنال‌ها محسوب می‌شوند. عامل مشترک بین آنها این است که سیگنال‌های دریافت شده با سیگنال‌های دیگر و نویز ترکیب شده‌اند، لذا شاهد یک نوع سیگنال خاص نخواهیم بود. در این صورت عواملی ظاهر می‌شوند که باعث ایجاد تغییراتی در سیگنال می‌شوند. بنابراین در زمینه‌ی پردازش سیگنال دیجیتال، جداسازی سیگنال‌های مرکب دریافتی و استخراج اطلاعات مورد نظر از آنها و همچنین کاهش اثرات مخرب نویز در این سیگنال‌ها، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. از آنجایی که اطلاعات کافی از نحوه‌ی ترکیب سیگنال‌ها با یکدیگر در دسترس نمی‌باشند و سیگنال‌های منبع غیرقابل مشاهده هستند، مسئله‌ی جداسازی کور سیگنال‌ها را پیش رو خواهیم داشت. سیگنال‌های مرکب تنها سیگنال‌های قابل دسترس هستند که توسط سنسورهایی اندازه‌گیری می‌شوند. بنابراین باید سیستمی برای تخمین سیگنال‌های منبع طراحی کرد که عکس فرایند ترکیب سیگنال‌ها را اعمال کند. خروجی این سیستم باید متناسب با سیگنال‌های منبع موردنظر باشد. در این سیستم با در نظر گرفتن تابع هزینه مناسب و کمینه‌کردن آن تابع توسط الگوریتم‌های وفقی، سیگنال‌های منبع تخمین زده می‌شوند. یکی از روش‌های پرکاربرد در حل این مساله، روش آنالیز مولفه‌های مستقل است. در این روش استقلال سیگنال‌ها مورد توجه قرار می‌گیرد و سعی می‌شود سیگنال‌های تخمینی تا جای ممکن از هم مستقل باشند. همچنین در این روش توابع هدفی مورد استفاده قرار می‌گیرند که توسط الگوریتم‌هایی بهینه می‌شوند. یکی از توابعی که اخیراً معرفی شده، میزان همبستگی غیرخطی سیگنال‌های تخمینی می‌باشد. هرچقدر این میزان بالاتر رود، همبستگی سیگنال‌های تخمینی با خودش در بازه‌های زمانی مختلف بالاتر می‌رود. این افزایش باعث کاهش همبستگی‌اش با سیگنال‌های دیگر می‌شود و در نتیجه استقلال بیشتری پیدا می‌کند. با توجه به این که حضور نویز به‌عنوان یک عامل مزاحم، باعث ایجاد نتایج غیر مطلوب در الگوریتم‌های مربوط به پردازش سیگنال‌های دیجیتال می‌باشد، قبل از اعمال پردازش‌های لازم روی سیگنال‌ها نیاز به پیش‌پردازش‌هایی است که بتواند تا حد مطلوبی اثرات نویز را کم کند. همچنین با افزایش طول سیگنال‌ها، با پردازش‌هایی روبه‌رو خواهیم شد که بار محاسباتی بالایی را دارند و نیاز به ابزاری را ایجاد می‌کنند که بتواند حجم پردازشی را پایین بیاورد. یکی از ابزارهای مهم قابل استفاده در این زمینه، موجک می‌باشد. بنابراین با استفاده از این ابزار می‌توان سرعت اجرایی الگوریتم را بالا برد.

# چکیده

با توجه به این که سیگنال‌های دریافتی از محیط به صورت ترکیبی از سیگنال‌ها هستند، دسته‌بندی، جداسازی و استخراج اطلاعات مورد نظر از این سیگنال‌ها در زمینه‌ی پردازش سیگنال دیجیتال دارای اهمیت ویژه‌ای است. با توجه به عدم وجود اطلاعات کافی از منابع تولیدکننده‌ی سیگنال‌ها و چگونگی تشکیل سیگنال‌های مرکب، مسئله‌ی پردازش کور سیگنال‌ها مطرح می‌شود. یکی از این توابع هدفی که به‌تازگی برای حل این مسئله مطرح شده است، میزان همبستگی غیرخطی سیگنال‌های تخمینی می‌باشد. در این پایان‌نامه، اهمیت جداسازی کور سیگنال‌های منبع مورد بحث قرار می‌گیرد و روش‌های مختلفی که در این زمینه بر اساس میزان همبستگی غیرخطی مطرح شده‌اند، بررسی می‌شوند. موجد به دلیل داشتن قابلیت چند وضوحی بالا و تفکیک سیگنال‌ها به پنجره‌های کوچک زمانی، به‌عنوان یک ابزار قوی برای کاهش حجم دیتا مطرح می‌باشد. هم‌چنین در حوزه‌ی موجد همبستگی غیرخطی سیگنال‌ها بالاتر می‌رود. لازم به‌ذکر است که در اکثر پردازش‌های سیگنال دیجیتال، نویز به‌عنوان مخرب سیگنال‌ها ظاهر می‌شود. بنابراین باید با روش‌هایی حضور نویز را کم رنگ کرد. الگوریتمی ارائه می‌شود که قادر است اثر نویز را کاهش دهد و با ایجاد بسته‌های موجد بار محاسباتی پایینی را ایجاد کند و در نتیجه از سرعت اجرایی بالایی برخوردار خواهد بود.

در این پایان‌نامه سیگنال‌های صحبت مورد استفاده از بانک اطلاعاتی TIMIT انتخاب شده‌اند که فاقد نویز هستند. شبیه‌سازی‌های الگوریتم پیشنهادی بر اساس این سیگنال‌ها خواهند بود. سیگنال‌های منبع با ماتریس تصادفی با هم ترکیب شده و سپس به نویز آغشته می‌شوند. در روش پیشنهادی ابتدا موجد سیگنال‌های مرکب نویزی محاسبه شده و عمل جداسازی سیگنال‌های منبع بر مبنای ضرائب تقریب حاصل از موجد انجام می‌شود. در مرحله‌ی بعد عمل سفیدسازی سیگنال‌های به‌دست آمده انجام می‌شود. برای تخمین سیگنال‌های منبع، فیلتر خطی طراحی می‌شود و براساس الگوریتم LMS ضرائب فیلتر خطی محاسبه می‌شوند. الگوریتم ارائه شده تا جایی ادامه پیدا خواهد کرد که همبستگی غیرخطی سیگنال‌های منبع جدا شده، حداکثر مقدار خود را داشته باشد. شبیه‌سازی‌ها روی سه و چهار سیگنال منبع از نوع صحبت، سیگنال‌های منبع از نوع نویز رنگی و سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام مادر انجام می‌گیرد. الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم Shi با نام NoisyNA مقایسه می‌شود. نتایج حاکی از آن است که الگوریتم پیشنهادی به دلیل استفاده از الگوریتم LMS و هم‌چنین استفاده از موجد قادر است سرعت محاسبات را افزایش دهد و پاسخ بهتری را در شرایط نویزی از خود نشان دهد. برای سنجش میزان موفقیت الگوریتم، از پارامترهای شاخص بازده و نسبت سیگنال به نویز استفاده می‌شود. شبیه‌سازی‌ها نشان می‌دهند که نسبت سیگنال به نویز الگوریتم پیشنهادی تا حدود ۳ دسی‌بل از الگوریتم NoisyNA بیشتر است.



## فهرست مطالب

صفحه

عنوان

یک	فهرست مطالب
سه	فهرست شکل‌ها
پنج	فهرست جدول‌ها
۱	فصل اول: مقدمه و مسئله‌ی جداسازی کور سیگنال‌های منبع
۱	۱-۱ پردازش سیگنال دیجیتال
۱	۲-۱ جداسازی کور سیگنال‌های منبع
۵	۱-۲-۱ انواع کانال‌های ترکیب
۵	الف) کانال غیرخطی
۶	ب) کانال خطی
۷	۳-۱ مروری بر کارهای انجام شده
۷	۱-۳-۱ الگوریتم نقطه ثابت جداسازی کور منابع با تابع همبستگی غیرخطی
۹	۲-۳-۱ الگوریتم تکراری نیوتون Shi
۱۲	۳-۳-۱ استفاده از الگوریتم LMS در حوزه‌ی زمان
۱۴	۴-۳-۱ الگوریتم (NoisyNA) shi
۱۷	۴-۱ ارتباط موضوع با کارهای قبلی
۱۷	۵-۱ اهداف پایان‌نامه
۱۷	۶-۱ محتوای فصل‌های بعد
۱۹	فصل دوم: بررسی منابع
۱۹	مقدمه
۲۰	۱-۲ آنالیز مولفه‌های مستقل
۲۱	۲-۲ پیش‌پردازش
۲۱	۱-۲-۲ سفیدسازی، ابزاری برای پیش‌پردازش
۲۳	۳-۲ موجک
۲۳	۱-۳-۲ تبدیل موجک گسسته
۲۴	۲-۳-۲ تبدیل موجک بسته‌ای
۲۵	۳-۳-۲ بازسازی سیگنال توسط موجک
۲۶	۴-۳-۲ مزیت به‌کارگیری سیگنال‌ها در حوزه‌ی موجک
۲۶	۴-۲ تابع همبستگی غیرخطی
۲۷	۱-۴-۲ تعیین ابعاد ماتریس مرکب A
۲۸	۲-۴-۲ فیلتر خطی برای تخمین سیگنال منبع
۲۸	۳-۴-۲ مدل خطی و غیر خطی ICA برای محاسبه‌ی ضرایب فیلتر تخمینی

۲۹	۵-۲ نتیجه‌گیری
۳۰	<b>فصل سوم: روش پیشنهادی</b>
۳۰	مقدمه
۳۰	۱-۳ همبستگی غیرخطی در حوزه‌ی موجک
۳۲	۲-۳ الگوریتم پیشنهادی
۳۳	۱-۲-۳ پارامترهای SNIR و PI
۳۴	۲-۲-۳ انتخاب تاخیر زمانی مناسب
۳۸	۳-۳ شبیه‌سازی‌ها
۳۸	۱-۳-۳ شبیه‌سازی با سیگنال‌های منبع از نوع نویز رنگی
۴۲	۲-۳-۳ جداسازی کور سیگنال‌های منبع نویزی از نوع صحبت
۴۲	۲-۳-۳ الف جداسازی سه سیگنال منبع نویزی صحبت
۴۵	۲-۳-۳ ب جداسازی چهار سیگنال منبع نویزی صحبت
۴۸	۳-۳-۳ انتخاب موجک‌های مختلف و سطوح تجزیه
۵۰	۴-۳-۳ سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام مادر
۵۰	۴-۳ نتیجه‌گیری
۵۳	<b>فصل چهارم: نتیجه‌گیری و پیشنهادات</b>
۵۳	۱-۴ نتیجه‌گیری
۵۵	۲-۴ پیشنهادات
۵۷	<b>فهرست اصطلاحات و علائم اختصاری</b>
۶۱	مراجع

# فهرست شکل‌ها

## صفحه

۳	شکل (۱-۱) ترکیب سیگنال‌های منبع با نویز و سیستم بازسازی آن
۵	شکل (۲-۱) تقسیم‌بندی مسئله‌ی BSS بر اساس تعداد سیگنال‌های منبع و مرکب
۸	شکل (۳-۱) پنج سیگنال منبع با همبستگی مرتبه‌ی دوم زمانی [۱۱]
۸	شکل (۴-۱) میانگین شاخص PI پنج سیگنال با همبستگی زمانی مرتبه‌ی دوم به‌ازای ۱۰۰ تکرار الگوریتم‌ها [۱۱]
۹	شکل (۵-۱) میانگین شاخص PI پنج سیگنال با همبستگی زمانی مرتبه‌ی دوم آلوده به عامل انحرافی به‌ازای ۱۰۰ تکرار الگوریتم‌ها [۱۱]
۱۱	شکل (۶-۱) ده سیگنال منبع با همبستگی مرتبه‌ی دوم زمانی [۱۳]
۱۱	شکل (۷-۱) میانگین شاخص PI الگوریتم FastNA در مقایسه با الگوریتم‌های دیگر به‌ازای ۱۰۰ تکرار [۱۳]
۱۲	شکل (۸-۱) میانگین شاخص PI برای ۱۰ سیگنال منبع با همبستگی مرتبه‌ی دوم آلوده به عامل انحرافی با اندازه‌ی ۲۵ به‌ازای ۱۰۰ تکرار [۱۳]
۱۳	شکل (۹-۱) متوسط پارامتر SNR به‌ازای $\tau=1$ در ۱۰۰ بار اجرای مستقل [۱۴]
۱۳	شکل (۱۰-۱) متوسط پارامتر PI مربوط به چهار سیگنال منبع صحبت به‌ازای $\tau=13$ در ۱۰۰ بار اجرای مستقل [۱۴]
۱۴	شکل (۱۱-۱) متوسط پارامتر SNR مربوط به چهار سیگنال منبع صحبت به‌ازای $\tau=13$ در ۱۰۰ بار اجرای مستقل
۱۴	شکل (۱۲-۱) متوسط پارامتر PI مربوط به چهار سیگنال نویز سفید به‌ازای $\tau=1$ در ۱۰۰ بار اجرای مستقل [۱۴]
۱۴	شکل (۱۳-۱) متوسط پارامتر SNR مربوط به چهار سیگنال نویز سفید به‌ازای $\tau=1$ در ۱۰۰ بار اجرای مستقل [۱۴]
۱۶	شکل (۱۵-۱) میانگین شاخص PI چهار الگوریتم برای داده‌های نویزی به‌ازای ۱۰۰ بار تکرار
۲۲	شکل (۱-۲) نمودار پراکندگی سیگنال منبع ترکیبی و سفیدسازی توسط فیلتر $V$
۲۴	شکل (۲-۲) نمودار تبدیل موجک با استفاده از فیلتر بانک‌ها
۲۵	شکل (۳-۲) موجک‌های بسته‌ای بر اساس نمودارهای درختی کامل و غیر کامل [۱۰]
۲۵	شکل (۴-۲) درخت باینری برای تبدیل کامل بسته موجک برای بازسازی سیگنال
۲۷	شکل (۵-۲) نحوه‌ی دریافت و بازخورد سیگنال‌ها در محیط
۲۸	شکل (۶-۲) فیلتر خطی برای تخمین سیگنال منبع

- شکل (۳-۱) نمودار توابع موجک‌های مختلف 'db4' در سطح تجزیه‌ی ۲
- شکل (۳-۲) نمودار میزان همبستگی خطی و غیرخطی در بسته موجک‌های 'db4'
- شکل (۳-۳) بلوک دیاگرام الگوریتم پیشنهادی برای محاسبه‌ی سیگنال‌های منبع تا سطح تجزیه‌ی ۴ به‌ازای  $\tau=1$
- شکل (۳-۴) سیگنال‌های منبع صحبت
- شکل (۳-۵) سیگنال‌های مرکب
- شکل (۳-۶) میانگین SNIR سیگنال‌های تخمینی به‌ازای ۱۰ بار تکرار الگوریتم پیشنهادی
- شکل (۳-۷) میانگین مجموع SNIR سیگنال‌های تخمینی به‌ازای ۱۰ بار تکرار الگوریتم پیشنهادی
- شکل (۳-۸) تغییرات پارامتر PI به‌ازای مقادیر مختلف تاخیر انتخابی
- شکل (۳-۹) سیگنال‌های منبع صحبت تخمینی با استفاده از روش پیشنهادی به‌ازای  $\tau=9$
- شکل (۳-۱۰) مدل اتورگرسیو برای تولید سیگنال‌های همبسته
- شکل (۳-۱۱) سیگنال‌های منبع مورد استفاده در الگوریتم پیشنهادی
- شکل (۳-۱۲) سیگنال‌های مرکب حاصل از ماتریس مرکب A
- شکل (۳-۱۳) سیگنال‌های منبع تخمینی با استفاده از الگوریتم پیشنهادی
- شکل (۳-۱۴) سیگنال‌های منبع تخمین با استفاده از الگوریتم (NoisyNA) Shi
- شکل (۳-۱۵) متوسط PI به‌ازای  $\tau=1$  براساس روش‌های (NoisyNA) Shi و پیشنهادی
- شکل (۳-۱۶) متوسط پارامتر SNIR دو الگوریتم به‌ازای  $\tau=1$
- شکل (۳-۱۷) سه سیگنال منبع صحبت استفاده شده در شبیه‌سازی ۳-۲-الف
- شکل (۳-۱۸) سه سیگنال مرکب صحبت استفاده شده در شبیه‌سازی ۳-۲-الف
- شکل (۳-۱۹) سه سیگنال منبع تخمین روش پیشنهادی به‌ازای  $\tau=9$  و تابع غیرخطی  $G(x)=x^2$
- شکل (۳-۲۰) سه سیگنال منبع تخمین (NoisyNA) Shi به‌ازای  $\tau=9$  و تابع غیرخطی  $G(x)=x^2$
- شکل (۳-۲۱) متوسط تغییرات پارامتر SNIR سه سیگنال در ۱۰ تکرار دو الگوریتم به‌ازای  $\tau=9$
- شکل (۳-۲۲) متوسط پارامتر PI سه سیگنال در ۲۰ تکرار دو الگوریتم به‌ازای  $\tau=9$
- شکل (۳-۲۳) چهار سیگنال منبع صحبت استفاده شده در شبیه‌سازی ۳-۲-ب
- شکل (۳-۲۴) چهار سیگنال صحبت نویزی مرکب استفاده شده در شبیه‌سازی ۳-۲-ب
- شکل (۳-۲۵) چهار سیگنال منبع تخمین روش پیشنهادی به‌ازای  $\tau=9$  و تابع غیرخطی  $G(x)=x^2$
- شکل (۳-۲۶) چهار سیگنال منبع تخمینی (NoisyNA) Shi به‌ازای  $\tau=9$  و تابع غیرخطی  $G(x)=x^2$
- شکل (۳-۲۷) متوسط تغییرات پارامتر SNIR چهار سیگنال در ۱۰ تکرار دو الگوریتم به‌ازای  $\tau=9$
- شکل (۳-۲۸) متوسط پارامتر PI چهار سیگنال مربوط به دو الگوریتم به‌ازای  $\tau=9$
- شکل (۳-۲۹) مجموع پارامتر SNIR سیگنال‌های تخمینی به‌ازای موجک‌های 'db8' و 'coif3'
- شکل (۳-۳۰) مقایسه‌ی میانگین شاخص PI به‌ازای  $\tau=20$  و موجک‌های 'db8' و 'coif3' با استفاده از روش پیشنهادی
- شکل (۳-۳۱) روش پیشنهادی در دو سطح تجزیه‌ی ۱ و ۵
- شکل (۳-۳۲) سیگنال‌های مرکب ECG از بانک اطلاعاتی فیزیونت
- شکل (۳-۳۳) سیگنال‌های ECG جدا شده توسط الگوریتم پیشنهادی به‌ازای  $\tau=12$  و تابع غیرخطی  $G(x)=x^2$

# فهرست جدول‌ها

## صفحه

۳۲	جدول (۳-۱) مقایسه‌ی میزان همبستگی خطی و غیرخطی در بسته موجک‌های 'db4' تا سطح تجزیه‌ی ۴
۳۷	جدول (۳-۲) میانگین SNIR به‌ازای چند تاخیر زمانی متفاوت
۳۹	جدول (۳-۳) متوسط SNIR در ورودی الگوریتم برای هر سیگنال منبع
۴۲	جدول (۳-۴) پارامتر SNIR در سیگنال‌های منبع تخمینی
۴۴	جدول (۳-۵) پارامتر SNIR در سیگنال‌های منبع تخمینی در شبیه‌سازی ۳-۲-۲-الف
۴۷	جدول (۳-۶) پارامتر SNIR در سیگنال‌های منبع تخمینی در شبیه‌سازی ۳-۲-۲-ب
۴۹	جدول (۳-۷) مقایسه‌ی میانگین پارامتر SNIR به‌ازای چند موجک مختلف

# فصل اول:

## مقدمه و

## مسئله‌ی جداسازی کور سیگنال‌های منبع

### ۱-۱ پردازش سیگنال دیجیتال

در چند دهه‌ی گذشته، پردازش سیگنال دیجیتال نقش کاربردی مهمی را در توسعه‌ی ارتباطات از راه دور و سیستم‌های فن‌آوری اطلاعات بازی کرده است. به‌عنوان مثال می‌توان به ارتباط کامپیوتری در زمینه‌های سخنرانی و کنفرانس‌های ویدئویی، شبکه سلولی موبایل، سیستم‌های رادار، پردازش سیگنال‌های پزشکی اشاره کرد. به‌طور کلی، پردازش سیگنال دیجیتال را می‌توان به دو حوزه‌ی گسترده مربوط به فن‌آوری اطلاعات تقسیم کرد:

#### الف) کدینگ<sup>۱</sup>، ذخیره‌سازی، انتقال و دریافت سیگنال

در سیستم‌های ارتباطاتی، کدینگ کانال ارتباطی و منابع اطلاعاتی از اهمیت زیادی برخوردار است. در این زمینه، پردازش سیگنال دیجیتال برای کدینگ سیگنال‌های صحبت و تصویر، فشرده‌سازی داده‌ها و ایجاد ارتباط از کانال‌های نویزی به‌کار می‌رود.

#### ب) استخراج اطلاعات از سیگنال

در این زمینه، پردازش سیگنال دیجیتال برای دسته‌بندی سیگنال‌ها و تخمین پارامترهای مورد نظر مورد استفاده قرار می‌گیرد. از جمله کاربردهای آن، می‌توان به شناسایی الگو<sup>۲</sup>، تشخیص و پیش‌بینی داده‌ها<sup>۳</sup>، تصمیم‌گیری، تقویت و بهبود سیگنال<sup>۴</sup>، تشخیص گفتار، کنترل و ردیابی سیگنال‌ها اشاره کرد.  
[۱].

### ۲-۱ جداسازی کور سیگنال‌های منبع

با توجه به این‌که سیگنال‌های دریافتی از محیط به‌صورت ترکیبی از سیگنال‌ها هستند، و یا در یک جلسه‌ی سخنرانی یا کنفرانس ویدئویی، دریافت سیگنال‌ها همراه با نویز و ترکیب‌های مختلف سیگنال‌ها می‌باشد، جداسازی و استخراج اطلاعات مورد نظر و کاهش اثرات مخرب نویز موجود در این سیگنال‌ها،

<sup>۱</sup> - Coding

<sup>۲</sup> - Pattern recognition

<sup>۳</sup> - Data forecasting

<sup>۴</sup> - Signal enhancement

در زمینه‌ی پردازش سیگنال دیجیتال از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. برای مثال در یک جلسه‌ی سخنرانی گویندگان به‌عنوان تولید کننده سیگنال‌های صوتی و میکروفن‌ها به‌عنوان سنسورهای دریافت سیگنال عمل می‌کنند. هر میکروفن سیگنالی را ایجاد می‌کند که ترکیبی از چندین گوینده است، درحالی‌که از چگونگی ایجاد این سیگنال مرکب توسط میکروفن، اطلاعاتی در دسترس نیست. هدف این است که سیگنال‌های مرکبی<sup>۱</sup> را از میکروفن‌ها دریافت شده‌اند، از هم جدا کرد. به‌طور کلی می‌توان این بیان را داشت که با نوعی از جداسازی سیگنال‌ها روبه‌رو خواهیم شد که اطلاعات کافی از نحوه‌ی ترکیب سیگنال‌ها با یکدیگر در دسترس نمی‌باشد و به مسئله‌ی جداسازی کور سیگنال‌ها (BSS)<sup>۲</sup> مشهور است. مسأله‌ی جداسازی کور سیگنال‌ها یکی از مهم‌ترین مسائل شاخه‌ی پردازش سیگنال‌های دیجیتال بوده و در دهه‌ی گذشته در زمینه‌های مختلف شاخه‌های علوم مهندسی از جمله سیستم‌های مخابرات دیجیتال و مهندسی پزشکی کاربرد زیادی پیدا کرده است.

در این مسأله سیگنال‌های منبع<sup>۳</sup>  $s_m(t)$ ,  $m=1,2,\dots,M$  با هم ترکیب شده و با نویز  $v_k(t)$ ,  $k=1,2,\dots,K$  آغشته می‌شوند و در نهایت سیگنال‌های مرکب  $x_n(t)$ ,  $n=1,2,\dots,N$  تولید می‌شوند. در این فرآیند سیگنال‌های منبع و نویز غیرقابل مشاهده‌اند و نحوه ترکیب این سیگنال‌ها و تشکیل سیگنال‌های مرکب در حالت کلی نامعین می‌باشد. سیگنال‌های مرکب تنها سیگنال‌های قابل دسترس بوده و مشاهداتی هستند که توسط سنسورهایی اندازه‌گیری می‌شوند. به‌دلیل این‌که هیچ اطلاعات اولیه‌ای از سیگنال‌های منبع، سیگنال نویز و نحوه ترکیب آنها در دسترس نیست، لذا سیگنال‌های بازسازی شده دقیقاً برابر با سیگنال‌های منبع اولیه نخواهند بود و در اغلب موارد سیگنال‌های بازسازی شده با ابهاماتی از قبیل برابر نبودن علامت، ترتیب و انرژی سیگنال‌های تخمینی با سیگنال‌های منبع، روبه‌رو هستند.

با توجه به مطالب بالا می‌توان گفت که سیگنال‌های تخمینی دقیقاً با سیگنال‌های منبع اولیه یکسان نبوده و طبق روش انتخاب شده، خروجی‌های تخمین با اعوجاج همراه هستند.

در حالت کلی فرآیند ترکیب سیگنال‌های منبع  $s_m(t)$  و ایجاد سیگنال‌های مرکب  $x_n(t)$  می‌تواند یک فرآیند پیچیده و غیرخطی باشد. ساده‌ترین حالت این است که سیگنال‌های منبع به صورت خطی و بدون تاخیر با هم ترکیب شوند که معادله‌ی این ترکیب را برای یک سیگنال مرکب به صورت معادله‌ی (۱-۱) داریم:

$$x_n(t) = \sum_{m=1}^M a_{n,m} s_m(t) + v_n(t) \quad n=1,2,\dots,N \quad (1-1)$$

فرم ماتریسی و نویزدار معادلات فوق به صورت زیر است:

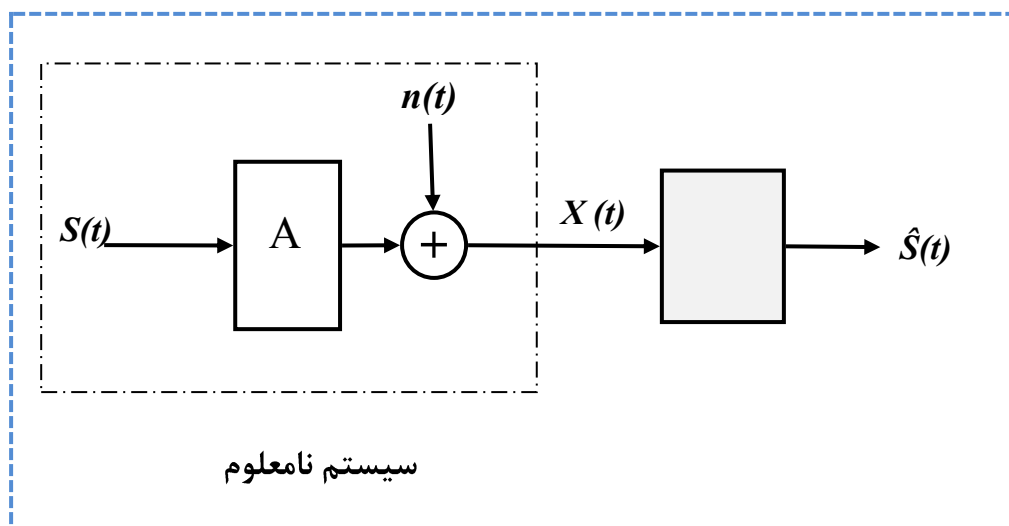
$$\begin{aligned} S(t) &= [s_1(t), s_2(t), \dots, s_M(t)]^T, & X(t) &= [x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)]^T \\ X(t) &= A \times S(t) + n(t) & n(t) &= [v_1(t), v_2(t), \dots, v_N(t)]^T, \end{aligned} \quad (2-1)$$

<sup>1</sup> - Mixed Signals

<sup>2</sup> - Blind Source Separation

<sup>3</sup> - Source Signal

در این معادلات ماتریس  $A$ ، ماتریس ترکیب  $N \times M$  بوده و  $S$  بردار سیگنال‌های منبع،  $n$  بردار سیگنال‌های نویز و  $X$  بردار سیگنال‌های مرکب می‌باشند. در بعضی مواقع از سیگنال‌های مرکب با نام سیگنال‌های دریافتی یا سیگنال‌های مشاهدات یاد می‌شوند. شکل (۱-۱) چگونگی ترکیب سیگنال‌های منبع و نویز با یکدیگر و تشکیل سیگنال‌های مرکب و سیستم بازسازی سیگنال‌های منبع را نشان می‌دهد.



شکل (۱-۱) ترکیب سیگنال‌های منبع با نویز و سیستم بازسازی آن

در شکل (۱-۱) سیستم نامعلوم ترکیب کننده سیگنال‌های منبع  $S(t)$  است که با نویز  $n(t)$  می‌شود و سیگنال‌های  $X(t)$  را تولید می‌کند. سیستم بازسازی سیگنال‌های منبع است که سیگنال‌های تخمینی منبع  $\hat{S}(t)$  را ایجاد می‌کند. این سیستم توسط الگوریتم‌های تطبیقی به دست می‌آید. در مسئله‌ی BSS، هدف یافتن سیستم معکوسی است که در آن  $W^T = \tilde{A}$  باشد به طوری که بتواند سیگنال‌های منبع را تخمین بزند. خروجی این سیستم به صورت  $Y(t) = W^T X(t)$  است. برای این منظور ابتدا باید با در نظر گرفتن فرضیات اولیه، یک سیستم معکوس را براساس الگوریتم‌های وفقی طراحی کرد که خروجی آن، متناسب با سیگنال‌های منبع مورد نظر باشد. به عبارت دیگر، با در نظر گرفتن تابع هزینه مناسب و بهینه کردن آن تابع توسط الگوریتم‌های وفقی، سیگنال‌های منبع تخمین زده شوند. یکی از روش‌هایی که در حل این مساله در دهه‌های اخیر خیلی مورد توجه قرار گرفته است، روش آنالیز مولفه‌های مستقل<sup>۱</sup> می‌باشد. روش مذکور در زمینه‌های زیادی از جمله سیستم‌های تشخیص صحبت، سیستم‌های مخابرات از راه دور، پردازش سیگنال‌های بیومدیکال<sup>۲</sup> کاربرد پیدا کرده است. در این آنالیز فرض بر این است که سیگنال‌های منبع مستقل از هم می‌باشند. در مقایسه با روش آنالیز مولفه‌های اصلی<sup>۳</sup>، این روش نه تنها وابستگی سیگنال‌های منبع را (از لحاظ مشخصات آماری درجه دوم<sup>۴</sup>) نسبت به

<sup>۱</sup> - Independent Component Analysis

<sup>۲</sup> - Biomedical Signals

<sup>۳</sup> - Principal Component Analysis

<sup>۴</sup> - Second Order Statistics



هم کاهش می‌دهد، بلکه وابستگی سیگنال‌ها را از لحاظ مشخصات آماری درجه بالاتر<sup>۱</sup> نیز کم می‌کند. این امر باعث می‌شود که سیگنال‌های بازسازی شده استقلال بیشتری نسبت به هم داشته باشند. همچنین در این روش توابع هدفی معرفی می‌شوند که با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی، آن توابع را بهینه می‌کنند. یکی از توابعی که اخیراً معرفی شده است، میزان همبستگی غیرخطی<sup>۲</sup> سیگنال‌های تخمینی است که هرچقدر این میزان بالاتر می‌رود، همبستگی سیگنال‌های تخمینی با خودش در بازه‌های زمانی مختلف بالاتر می‌رود و با سیگنال‌های دیگر همبستگی کمتر و در نتیجه استقلال بیشتری پیدا می‌کند. در بخش بعد به بررسی روش‌هایی پرداخته می‌شود که در زمینه جداسازی کور سیگنال‌های منبع با استفاده از تابع همبستگی غیرخطی سیگنال‌ها فعالیت کردند.

مسئله‌ی جداسازی کور سیگنال‌های منبع از سیگنال‌های مرکب را می‌توان با توجه به تعداد سیگنال‌های منبع و مرکب نسبت به هم، به سه دسته زیر تقسیم کرد:

(الف) تعداد سیگنال‌های مرکب بیشتر از تعداد سیگنال‌های منبع باشد.<sup>۳</sup>

(ب) تعداد سیگنال‌های مرکب با تعداد سیگنال‌های منبع برابر باشد.<sup>۴</sup>

(پ) تعداد سیگنال‌های مرکب کمتر از تعداد سیگنال‌های منبع باشد.<sup>۵</sup>

شکل (۱-۲) این تقسیم‌بندی را نشان می‌دهد. در این شکل  $S_i$ ها سیگنال‌های منبع و  $x_i$  سیگنال مرکب نام دارند. در ماتریس مرکب  $A$ ، ستون‌ها نشان دهنده‌ی تعداد سیگنال‌های منبع می‌باشند و تعداد سطرهای آن نشان دهنده‌ی تعداد سیگنال‌های مشاهده شده می‌باشد. بنابراین برای حالت اول، تعداد سطرهای ماتریس مرکب  $A$  بیشتر از ستون آن می‌شود. همچنین برای حالت دوم ماتریس مرکب یک ماتریس مربعی می‌شود و برای حالت سوم، تعداد ستون‌های ماتریس  $A$  بیشتر از تعداد سطر آن است. در این پایان‌نامه با توجه به ادامه‌ی کار در راستای روش‌های قبلی مبتنی بر تابع همبستگی غیرخطی، حالت دوم را در نظر می‌گیریم.

امروزه موضوع جداسازی کور سیگنال‌های منبع از سیگنال‌های مرکب، در زمینه‌های مختلف شاخه‌های مهندسی کاربرد پیدا کرده است که می‌توان به چند مورد اشاره کرد:

(۱) حذف نویز از سیگنال‌ها [۲-۴].

(۲) آنالیز سیگنال‌های بیولوژیکی به‌ویژه EEG [۵-۶] و ECG [۷-۸].

(۳) پردازش تصویر [۹].

(۴) جدا کردن سیگنال‌های صحبت.

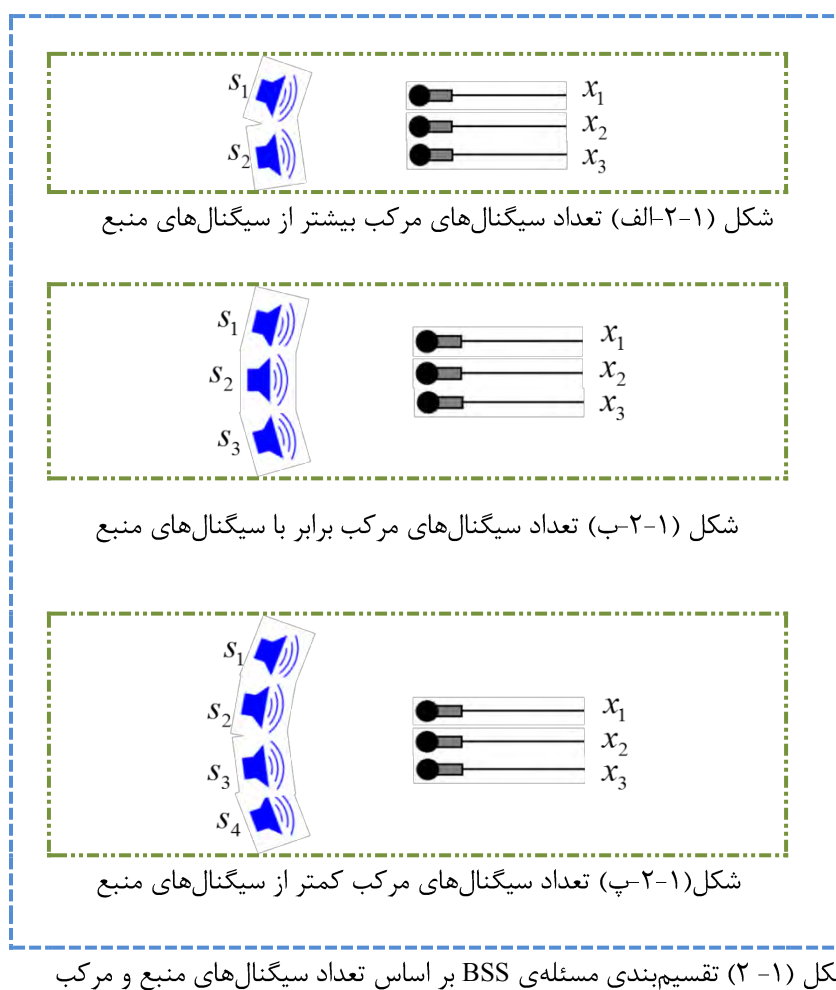
<sup>۱</sup> - Higher Order Statistics

<sup>۲</sup> - Non-Linear Autocorrelation

<sup>۳</sup> - Under-determined cases

<sup>۴</sup> - Determined cases

<sup>۵</sup> - Over-determined cases



### ۱-۲-۱ انواع کانال‌های ترکیب

کانال‌های ترکیب را می‌توان همان سنسورهای دریافت کننده سیگنال در نظر گرفت که فرایند ترکیب سیگنال‌ها را انجام می‌دهند. در زمینه پردازش صوت سیگنال‌های ورودی می‌توانند سیگنال‌هایی مثل صوت یا صحبت باشند که از طریق میکروفن‌ها و محیط ترکیب می‌شوند. خروجی تولید شده توسط میکروفن‌ها همان خروجی کانال می‌باشد. اگر در محیط  $M$  تا منبع یا تولیدکننده سیگنال صحبت و  $N$  تا میکروفن یا ترکیب‌کننده موجود باشند پس  $N$  تا سیگنال مرکب خواهیم داشت. در هر یک از این خروجی‌ها اطلاعاتی از هر منبع با ترکیب‌های متفاوتی را داریم. کانال‌ها به دو صورت کلی تقسیم می‌شوند که در ادامه معادلات مربوط به هر کدام را بررسی می‌کنیم [۱۰].

### الف) کانال غیرخطی

در این حالت هر سیگنال مرکب، یک رابطه‌ی غیرخطی با سیگنال‌های منبع دارد که معادله‌ی آنرا می‌توان به صورت معادله‌ی (۱-۳) نوشت.

$$\begin{cases} x_1(t) = f_1(s_1(t), s_2(t), \dots, s_M(t)) \\ x_2(t) = f_2(s_1(t), s_2(t), \dots, s_M(t)) \\ \vdots \\ x_N(t) = f_N(s_1(t), s_2(t), \dots, s_M(t)) \end{cases} \quad (3-1)$$

در این معادله  $x_n$  سیگنال‌های مرکب و  $s_m(t)$  سیگنال‌های منبع و  $n=1,2,\dots,N$  و  $m=1,2,\dots,M$  است. توابع غیرخطی می‌باشند که عملکرد کانال را نشان می‌دهند. معادله (۳-۱) را می‌توان به صورت معادله ماتریسی (۴-۱) نوشت که در آن  $T$  یک عملگر غیرخطی است و روی بردار ورودی  $s(t)$  اثر کرده و سیگنال برداری  $X(t)$  را تولید می‌کند.

$$\begin{aligned} S(t) &= [s_1(t), s_2(t), \dots, s_M(t)]^T, \quad X(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)]^T \\ X(t) &= T\{S(t)\} \end{aligned} \quad (4-1)$$

### ب) کانال خطی

در این حالت یک رابطه‌ی خطی بین هر سیگنال مرکب و سیگنال‌های منبع وجود دارد که رابطه‌ی آن طبق معادله‌ی (۵-۱) است. در این معادله ضرایب  $a_{n,m}$  مشخصه‌ی کانال خطی را نشان می‌دهند. اگر در طول فرآیند ترکیب، این ضرایب دارای مقادیر ثابتی باشند در این صورت کانال خطی تغییرناپذیر با زمان خواهد بود. ولی اگر این ضرایب با زمان تغییر بکنند شاهد کانال تغییرپذیر با زمان خواهیم بود که فرآیند غیرایستاد<sup>۱</sup> را تولید خواهند کرد.

$$\begin{cases} x_1(t) = a_{1,1}s_1(t), a_{1,2}s_2(t), \dots, a_{1,M}s_M(t) \\ x_2(t) = a_{2,1}s_1(t), a_{2,2}s_2(t), \dots, a_{2,M}s_M(t) \\ \vdots \\ x_N(t) = a_{N,1}s_1(t), a_{N,2}s_2(t), \dots, a_{N,M}s_M(t) \end{cases} \quad (5-1)$$

شکل ماتریسی معادلات (۵-۱) به صورت معادلات (۶-۱) نوشته می‌شود:

$$\begin{aligned} S(t) &= [s_1(t), s_2(t), \dots, s_M(t)]^T, \quad X(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)]^T \\ A &= [a_{n,m}]_{N \times M} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & a_{1,2} & \dots & a_{1,M} \\ a_{2,1} & a_{2,2} & \dots & a_{2,M} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ a_{N,1} & a_{N,2} & \dots & a_{N,M} \end{bmatrix}_{N \times M} \end{aligned} \quad (6-1)$$

$$X(t) = A \times S(t)$$

در معادلات (۶-۱) ماتریس  $A$  ماتریس مرکب یا ماتریس ترکیب کننده نامیده می‌شود که عمل ترکیب سیگنال‌ها را به صورت خطی انجام می‌دهد.

<sup>۱</sup> - Non-stationary

## ۳-۱ مروری بر کارهای انجام شده

در این بخش به بررسی روش‌های موجود برای حل مسئله‌ی جداسازی کور منابع بر اساس تابع همبستگی غیرخطی پرداخته می‌شود.

## ۱-۳-۱ الگوریتم نقطه ثابت جداسازی کور منابع با تابع همبستگی غیرخطی

در سال ۲۰۰۹ Shi و همکارانش [۱۱]، سیگنال‌هایی را مورد بررسی قرار دادند که همبستگی غیرخطی در ساختار زمانی آنها وجود داشت. آنها توانستند با معرفی الگوریتم FixNA<sup>۱</sup>، سیگنال‌های منبع با همبستگی درجه‌ی دوم و هم‌چنین سیگنال‌های منبع از نوع سیگنال‌های مغز (MEG) را جدا کنند.

در این الگوریتم بر اساس تابع خودهمبستگی غیرخطی، سیگنال‌های منبع تخمین زده می‌شوند. تابع همبستگی غیرخطی سیگنال‌های تخمینی به صورت معادله‌ی (۷-۱) بیان می‌شود:

$$\max \psi(w_i) = E\{G(\tilde{y}_i(t))G(\tilde{y}_i(t-\tau))\} = E\{G(w_i^T x(t))G(w_i^T x(t-\tau))\} \quad (7-1)$$

در معادله‌ی (۷-۱)،  $\tilde{y}_i(t)$  سیگنال خروجی مطابقی با سیگنال منبع تخمینی  $S_i(t)$  است و  $\tilde{y}_i(t-\tau)$  نسخه‌ی تأخیر یافته‌ی آن می‌باشد. بردار  $w_i$  بردار  $i$ -ام ماتریس جداساز  $W = [w_1, \dots, w_n]^T$  است که ضرایب فیلتر خطی برای تخمین سیگنال‌های منبع می‌باشد. سیگنال‌های منبع طبق رابطه‌ی  $y(t) = Wx(t)$  بازسازی می‌شوند. سیگنال  $\tilde{x}(t)$  نسخه‌ی سفیدشده‌ی سیگنال  $x(t)$  می‌باشد. تابع غیرخطی مشتق‌پذیر است که درجه‌ی همبستگی سیگنال‌های منبع را نشان می‌دهد که می‌تواند به صورت  $G(u) = \log \cosh(u)$  یا  $G(u) = u^2$  انتخاب کرد.

برای آموزش الگوریتم، گرادیان  $\psi(w_i)$  نسبت به  $w_i$  محاسبه می‌شود و با استفاده از شرط  $\nabla_{w_i} \psi(w_i) = 0$  معادله‌ی (۸-۱) به دست می‌آید:

$$w_i \leftarrow \frac{E\{g(\tilde{y}_i(t))G(\tilde{y}_i(t-\tau))\tilde{x}(t) + G(\tilde{y}_i(t))g(\tilde{y}_i(t-\tau))\tilde{x}(t-\tau)\}}{E\{g(\tilde{y}_i(t))G(\tilde{y}_i(t-\tau))\tilde{x}(t) + G(\tilde{y}_i(t))g(\tilde{y}_i(t-\tau))\tilde{x}(t-\tau)\}} \quad (8-1)$$

در این معادله،  $g(\cdot)$  مشتق تابع  $G(\cdot)$  است. با هربار تکرار الگوریتم، بردار وزن  $i$ -ام یا  $w_i$  به دست می‌آید، لذا برای یافتن بقیه‌ی ضرایب بردار وزن و در نتیجه برای تخمین بقیه‌ی سیگنال‌های منبع، روش متعامدسازی متقارن<sup>۳</sup> به کار می‌رود.

برای شبیه‌سازی، پنج سیگنال که همبستگی زمانی مرتبه دوم دارند طبق مقاله‌ی [۱۲] ایجاد می‌شوند که شکل (۳-۱) آنها را نشان می‌دهد. الگوریتم FixNA با الگوریتم معرفی شده در مقاله‌ی [۱۲] با نام FPNSV<sup>۴</sup> مقایسه می‌شود. در شبیه‌سازی از هر دو تابع  $G(u) = u^2$  و تابع  $G(u) = \log \cosh(u)$  و هم‌چنین برای نشان دادن دقت الگوریتم‌ها از شاخص کارایی<sup>۵</sup> استفاده می‌شود. مقایسات صورت گرفته نشان می‌دهند که الگوریتم FixNA با تابع  $G(u) = u^2$  همانند الگوریتم FPNSV دارای دقت تفکیک

<sup>۱</sup> - A fixed-point algorithm for blind source separation with Nonlinear Autocorrelation

<sup>۲</sup> - Kuhen-Tucker

<sup>۳</sup> - Symmetric Orthogonalization

<sup>۴</sup> - cumulant-based Fixed-Point approach using the Non-Stationarity of Variance

<sup>۵</sup> - Performance Index