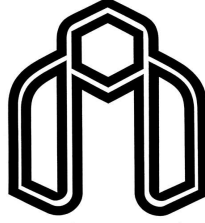


به نام خداوند جان و خرد



دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده مهندسی کامپیوتر

پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی هوش مصنوعی

استخراج الکتروکاردیوگرام جنین از سیگنال اخذ شده بطنی مادر با روش حسگری فشرده

نگارنده: سید سینا سجادیپور

اساتید راهنما

دکتر حمید حسن پور

دکتر وحید ابوالقاسمی

بهمن ۱۳۹۶

شماره: ۹۹۹

تاریخ: ۱۳۹۶

باسمه تعالی



مدیریت تحصیلات تکمیلی

فرم شماره (۳) صورت جلسه نهایی دفاع از پایان نامه دوره کارشناسی ارشد

با نام و یاد خداوند متعال، ارزیابی جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد آقای سید سینا سجادیپور با شماره دانشجویی ۹۴۰۹۱۷۴ رشته مهندسی کامپیوتر گرایش هوش مصنوعی و رباتیک تحت عنوان استخراج الکتروکاردیوگرام جنین از سیگنال اخذ شده بطنی مادر با روش حسگری فشرده که در تاریخ ۹۶/۱۱/۱۰ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح ذیل اعلام می گردد:

<input type="checkbox"/> مردود <input checked="" type="checkbox"/> قبول (با درجه: <u> </u>)			
نوع تحقیق: <input checked="" type="checkbox"/> نظری <input type="checkbox"/> عملی			
عضو هیأت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱- استاد راهنما اول	دکتر حمید حسن پور	استاد	
۲- استاد راهنما دوم	دکتر وحید ابوالقاسمی	استادیار	
۴- نماینده تحصیلات تکمیلی	مهندس محسن فرهادی	مربی	
۵- استاد ممتحن اول	دکتر هادی گرایلو	استادیار	
۶- استاد ممتحن دوم	دکتر محسن رضوانی	استادیار	

نام و نام خانوادگی رئیس دانشکده: دکتر علی اکبر پویان

تاریخ و امضاء و مهر دانشکده: ۹۶/۱۱/۱۰

تبصره: در صورتی که کسی مردود شود حداکثر یکبار دیگر (در مدت مجاز تحصیل) می تواند از پایان نامه خود دفاع نماید (دفاع

مجدد نباید زودتر از ۴ ماه برگزار شود).

تشکر و قدردانی

از اساتید راهنمای خود، جناب آقای دکتر حمید حسن پور و جناب آقای دکتر وحید ابوالقاسمی به پاس آموزه‌ها و راهنمایی‌های آنها در طول مدت تحصیل در دوره کارشناسی ارشد و انجام این پایان نامه کمال تشکر را دارم.

تعهد نامه

اینجانب سید سینا سجادپور دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی کامپیوتر - هوش مصنوعی دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه با عنوان استخراج ویژگی از سیگنال‌های حیاتی اخذ شده با روش حسگری فشرده تحت راهنمایی دکتر وحید ابوالقاسمی و دکتر حمید حسن‌پور متعهد می‌شوم .

- 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 می‌باشد 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 می‌گردد.
- 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 می‌باشد . 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 نمی‌باشد.

چکیده

سنجش فشرده یا حسگری فشرده (CS) روش جدیدی برای اخذ و بازسازی سیگنال‌های دیجیتالی است که امروزه در بسیاری از کاربردها از آن استفاده می‌شود. در این روش که از خاصیت تُنک بودن سیگنال‌ها استفاده می‌شود، نمونه‌های لازم برای بازسازی سیگنال اصلی کمتر از نرخ نمونه برداری نایکوئیست می‌باشند.

در این پایان‌نامه رویکردی برای استخراج موج‌های QRS جنین از سیگنال بطنی مادر، پس از بازسازی سیگنال نمونه برداری شده به روش حسگری فشرده مورد بررسی قرار گرفته است. در این رویکرد، به کمک روش یادگیری واژه‌نامه K-SVD و بهینه سازی ماتریس اندازه گیری، چارچوبی برای حسگری فشرده سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام فراهم شده تا با استفاده از تکنیک تحلیل مؤلفه های مستقل (ICA)، بتوان مؤلفه های مستقل سیگنال از جمله ECG جنین و ECG مادر را در حوزه حسگری فشرده جداسازی نمود. در نهایت تنها مؤلفه مربوط به ECG جنین از حالت فشرده خارج شده و در نتیجه نیازی به بازسازی تمام مؤلفه های سیگنال نیست.

چارچوب مطرح شده را بر روی مجموعه داده مصنوعی و واقعی پایگاه داده فیزیوت ارتزایی کردیم. با انجام آزمایشات بر روی مجموعه A از مجموعه داده‌های واقعی FECG فیزیوت، میانگین معیار حساسیت و میانگین معیار قابلیت پیش‌بینی برای رویکرد پیشنهادی با نرخ فشرده‌سازی ۰.۲۵٪، به ترتیب ۷۸٫۳۳٪ و ۶۷٫۳۲٪ محاسبه شدند.

کلمات کلیدی: حسگری فشرده، تحلیل مؤلفه های مستقل (ICA)، یادگیری واژه‌نامه، الکتروکاردیوگرام، K-SVD، نمونه‌برداری.

فهرست مطالب

فصل اول: مقدمه	۱
۱-۱ سیگنال‌های بیولوژیکی و فشرده‌سازی	۲
۱-۱-۲ ویژگی‌های سیگنال‌های حیاتی	۳
۱-۱-۲-۱ الکتروکاردیوگرام (ECG)	۳
۱-۱-۳ فشرده‌سازی	۴
۲-۱ حسگری فشرده	۵
۳-۱ اهداف پایان‌نامه	۶
۴-۱ ساختار پایان‌نامه	۷
۵-۱ خلاصه فصل	۸
فصل دوم: پیشینه تحقیق	۹
۱-۲ استخراج ویژگی از الکتروکاردیوگرام جنین	۱۰
۱-۲-۱ روش تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA)	۱۱
۱-۲-۲ روش تبدیل موجک	۱۳
۱-۲-۳ روشهای ترکیبی ICA و تبدیل موجک	۱۴
۱-۲-۴ استفاده از دیگر روشهای پردازش سیگنال	۱۵
۲-۲ حسگری فشرده	۱۶
۱-۲-۲ نمایش تنک سیگنال	۱۸
۲-۲-۲ ماتریس اندازه‌گیری	۲۰
۳-۲ حسگری فشرده سیگنال الکتروکاردیوگرام	۲۱
۴-۲ نتیجه‌گیری	۲۵
۵-۲ خلاصه فصل	۲۷
فصل سوم: روش پیشنهادی	۲۹
۱-۳ حسگری فشرده	۳۰
۲-۳ یادگیری واژه‌نامه به روش K-SVD	۳۳

۳ - ۳	بهینه سازی ماتریس نمونه برداری	۳۶
۳ - ۴	جداسازی مؤلفه های سیگنال در حوزه حسگری فشرده	۴۱
۳ - ۴ - ۱	تحلیل مؤلفه های مستقل سیگنال	۴۱
۳ - ۴ - ۲	تحلیل مؤلفه های مستقل در حوزه حسگری فشرده	۴۲
۳ - ۵	چارچوب پیشنهادی برای استخراج موجهای QRS جنین	۴۴
۳ - ۶	خلاصه فصل	۵۰
فصل چهارم: آزمایشات و نتایج		
۴ - ۱	مجموعه داده	۵۲
۴ - ۲	معیارهای ارزیابی	۵۳
۴ - ۳	ارزیابی روش پیشنهادی بر روی سیگنال های مصنوعی	۵۴
۴ - ۳ - ۱	حسگری فشرده سیگنال های مصنوعی FECG	۵۵
۴ - ۳ - ۱ - ۱	یادگیری واژه نامه با استفاده از روش K-SVD	۵۶
۴ - ۳ - ۱ - ۱	ایجاد و بهینه سازی ماتریس نمونه برداری	۵۸
۴ - ۳ - ۲	تحلیل مؤلفه های مستقل در حوزه حسگری فشرده	۵۹
۴ - ۳ - ۳	نتایج ارزیابی	۶۱
۴ - ۴	ارزیابی روش پیشنهادی بر روی سیگنال های واقعی	۶۷
۴ - ۴ - ۱	حسگری فشرده سیگنال های واقعی FECG غیرتهاجمی	۶۸
۴ - ۴ - ۲	تحلیل مؤلفه های مستقل در حوزه حسگری فشرده	۶۹
۴ - ۴ - ۳	نتایج ارزیابی	۷۰
۴ - ۴ - ۴	ارزیابی روش پیشنهادی برای نرخ فشردگی های متفاوت	۷۵
۴ - ۵	خلاصه فصل	۷۸
فصل پنجم: نتیجه گیری		
منابع		
۸۵		

فهرست شکل‌ها

فصل اول

شکل ۱-۱: نمونه‌های از یک سیگنال الکتروکاردیوگرام فرد سالم با دو بار تپش قلب..... ۳

فصل دوم

شکل ۲-۱: نحوه کاهش ابعاد سیگنال به وسیله ماتریس نمونه‌برداری ۱۸

شکل ۲-۲: نحوه تنک سازی سیگنال با استفاده از واژه نامه ۱۹

فصل سوم

شکل ۳-۱: فشرده سازی سیگنال در رویکرد حسگری فشرده..... ۳۰

شکل ۳-۲: الگوریتم K-SVD ۳۶

شکل ۳-۳: عملیات کوچک سازی الگوریتم K-SVD ۴۰

شکل ۳-۴: الگوریتم بهینه سازی ماتریس نمونه برداری ۴۰

شکل ۳-۵: چارچوب روش پیشنهادی..... ۴۵

شکل ۳-۶: نمایش ضرب ماتریس-بردار حسگری فشرده ۴۷

شکل ۳-۷: مراحل انجام تحلیل مؤلفه های مستقل در حوزه حسگری فشرده..... ۴۸

فصل چهارم

شکل ۴-۱: نمودار مربوط به سیگنال شبیه سازی شده ECG..... ۵۵

شکل ۴-۲: ترکیب سیگنالهای ECG جنین، مادر و نویز..... ۵۵

شکل ۴-۳: انتخاب کانال از رکوردهای مصنوعی جهت انجام آزمایشات ۵۶

شکل ۴-۴: نحوه ساخت مجموعه آموزشی از سیگنالهای آموزشی جهت یادگیری واژه نامه..... ۵۷

شکل ۴-۵: ابعاد ماتریسهای مربوط به مجموعه آموزشی و واژه نامه ۵۷

شکل ۴-۶: ابعاد ماتریس نمونه برداری در روش حسگری فشرده..... ۵۹

شکل ۴-۷: عملکرد عملیات تحلیل مؤلفه های مستقل (سیگنالهای مصنوعی)..... ۶۰

شکل ۴-۸: شناسایی QRS های جنین در سه رویکرد مورد بررسی (سیگنالهای مصنوعی)..... ۶۳

شکل ۴-۹: تاثیر نویز در رکورد با SNR صفر دسیبل..... ۶۵

- شکل ۴- ۱۰: الکتروکاردیوگرام ۴-کاناله واقعی جنین (غیرتهاجمی)..... ۶۸
- شکل ۴- ۱۱: عملکرد عملیات تحلیل مولفه های مستقل (سیگنالهای واقعی)..... ۷۰
- شکل ۴- ۱۲: شناسایی QRS های جنین در سه رویکرد مورد بررسی (سیگنالهای واقعی)..... ۷۱
- شکل ۴- ۱۳: مقایسه نمودارهای مربوط به معیار حساسیت (S) برای سه رویکرد A، B و C..... ۷۲
- شکل ۴- ۱۴: مقایسه نمودارهای مربوط به معیار قابلیت پیش بینی (P+)..... ۷۳
- شکل ۴- ۱۵: مقایسه نمودارهای مربوط به میانگین اختلاف ضربان قلب (HRmeas)..... ۷۴
- شکل ۴- ۱۶: نمودار معیار حساسیت رویکردهای B و C برای نرخ فشردگیهای مختلف (رکورد a)..... ۷۶
- شکل ۴- ۱۷: نمودار معیار قابلیت پیش بینی رویکردهای B و C برای نرخ فشردگی های مختلف..... ۷۷

فهرست جدول‌ها

فصل چهارم

- جدول ۴-۱: رویکردهای مختلف مورد بررسی ۶۱
- جدول ۴-۲: بررسی حساسیت و قابلیت پیش بینی برای رکوردها با ۱۲ SNR دسی بل ۶۴
- جدول ۴-۳: بررسی حساسیت و قابلیت پیش بینی برای SNRهای مختلف ۶۶
- جدول ۴-۴: بررسی معیارهای حساسیت، قابلیت پیش بینی و خطای نرخ ضربان قلب ۷۵

فصل اول: مقدمه

۱ - ۱ سیگنال‌های بیولوژیکی و فشرده‌سازی

سیگنال‌های الکتریکی، مکانیکی و یا شیمیایی دریافت شده از موجودات زنده، همواره برای تشخیص برخی بیماری‌ها و نظارت بر سلامت افراد مورد استفاده قرار گرفته‌اند. سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام (ECG)^۱، الکتروانسفالوگرام (EEG)^۲ و الکترومیوگرام (EMG)^۳ مثال‌هایی از سیگنال‌های بیولوژیکی هستند که به آنها «سیگنال‌های حیاتی» نیز گفته می‌شود. سیگنال‌های حیاتی معمولاً هنگام دیجیتالی شدن به منظور ذخیره سازی و تحلیل اطلاعات، توسط داده‌های بسیار حجیمی نمایش داده می‌شوند. به عنوان مثال تنها برای ضبط ۱۰ ثانیه الکتروکاردیوگرافی دیجیتال شده، ۸۰ کیلوبایت حافظه اشغال می‌شود [۱]. ثبت دراز مدت (کنترل مداوم بیماران) و انتقال این داده‌های حجیم (کاربردهای تله مدیسین یا دورپزشکی) موجب شده است تا محققان توجه زیادی به فرآیندهای فشرده سازی اطلاعات در حوزه سیگنال‌های حیاتی داشته باشند.

با انجام پردازش‌های مناسب بر روی سیگنال‌های حیاتی، می‌توان ویژگی‌های با ارزشی از جریان‌های داده‌ای که دارای افزونگی هستند استخراج نمود و به وسیله آنها تصمیم‌گیری‌های پزشکی را به صورت کارآمد انجام داد. با این کار می‌توان از ذخیره سازی اطلاعاتی که دارای افزونگی هستند جلوگیری کرد و در نتیجه انتقال آنها را برای کاربردهای مختلف تسهیل بخشید. قابل توجه است که فشرده سازی و انتقال سیگنال‌های حیاتی باید با حساسیت بالا انجام شود تا از اتلاف داده‌های مهم در هنگام فشرده سازی یا انتقال جلوگیری شود.

^۱ سیگنال‌های دریافت شده از فعالیت‌های قلب انسان.

^۲ سیگنال‌های دریافت شده از فعالیت‌های مغز انسان.

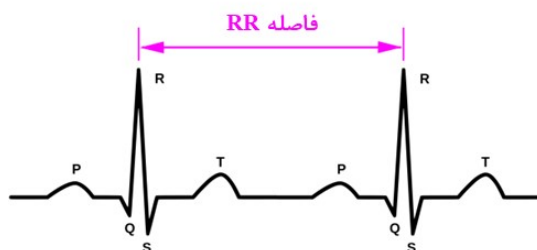
^۳ تکنیکی است برای محاسبه و ضبط حالات عضلات بدن در مواقع انقباض و انبساط.

۱-۱-۲ ویژگی‌های سیگنال‌های حیاتی

سیگنال‌های حیاتی می‌توانند ویژگی‌ها و مشخصه‌های مختلفی را در بر داشته باشند که بسته به کاربرد پزشکی در نحوه تشخیص بیماری و یا نظارت بر سلامت افراد، دارای ارزش‌های متفاوتی هستند. با توجه به این کاربردها، باید مشخصه‌های لازم جهت تشخیص یا نظارت کاملاً مشخص باشند. در ادامه این بخش به بررسی مشخصه‌های مهم در سیگنال حیاتی الکتروکاردیوگرام می‌پردازیم.

۱-۱-۲-۱ الکتروکاردیوگرام (ECG)

به نمودار تغییرات پتانسیل الکتریکی ناشی از تحریک عضله قلب «الکتروکاردیوگرام» (ECG) یا نوار قلب گفته می‌شود. اطلاعاتی که روی الکتروکاردیوگرام ضبط می‌شود نشان‌دهنده امواج الکتریکی محرک قلب است. این امواج مراحل مختلف تحریک‌های قلبی را نشان داده و پزشکان می‌توانند از روی منحنی-های ترسیم شده به نحوه عملکرد قلب پی ببرند. هر منحنی مربوط به یک بار تپش قلب شامل سه موج مهم می‌باشد: موج p فعالیت الکتریکی دهلیزها، موج QRS فعالیت الکتریکی بطن‌ها و موج T استراحت بطن‌های قلب را نمایش می‌دهد. به فاصله میان دو موج R متوالی «فاصله RR» گفته می‌شود که در تشخیص‌های پزشکی اهمیت زیادی دارد. شکل ۱-۱ نمونه‌ای از یک سیگنال الکتروکاردیوگرام فرد سالم را نشان می‌دهد.



شکل ۱-۱: نمونه‌ای از یک سیگنال الکتروکاردیوگرام فرد سالم با دو بار تپش قلب.

اولین قدم برای پردازش سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام، شناسایی موج‌های R به منظور بررسی سیکل‌های متوالی و فاصله RR می‌باشد. در پزشکی فاصله RR نقش مهمی در نظارت و کنترل بیماران قلبی ایفا می‌کند.

۱ - ۱ - ۳ فشرده‌سازی

فرآیندهای فشرده‌سازی بر روی صدا، تصویر، ویدئو و یا هر فایل دیجیتالی دیگر به دو دسته کلی طبقه بندی می‌شوند: فشرده‌سازی بدون اتلاف داده و فشرده‌سازی با اتلاف داده. در روش‌های فشرده‌سازی بدون اتلاف، اطلاعات اصلی را می‌توان به صورت کامل و دقیق از حالت فشرده‌سازی شده بازیابی کرد، در حالی که در روش‌های فشرده‌سازی با اتلاف، تنها تخمینی از اطلاعات اصلی بازیابی می‌شود، زیرا برخی از اطلاعات در هنگام فشرده‌سازی دور ریخته می‌شوند. روش‌های بدون اتلاف معمولاً برای فشرده‌سازی داده‌های متنی و روش‌های با اتلاف برای داده‌های صوتی و تصویری استفاده می‌شوند.

با وجود این که روش‌های فشرده‌سازی با اتلاف، به نوعی برخی اطلاعات اصلی را از بین می‌برد، اما این روش‌ها برای فشرده‌سازی بیوسیگنال‌ها مورد استفاده بیشتری قرار می‌گیرند. چه بسا نه تنها اطلاعات لازم برای پردازش آنها حفظ می‌شوند (مثلاً مکان‌های رخداد موج QRS در الکتروکاردیوگرام)، بلکه با دور ریخته شدن برخی اطلاعات (مانند نویزهای موجود در الکتروکاردیوگرام) کیفیت سیگنال نیز بهبود می‌یابد [۱].

۱-۲ حسگری فشرده

سنجش فشرده یا حسگری فشرده^۱ (CS) [۲] یک روش جدید برای اخذ و بازسازی سیگنال‌های دیجیتال است که امروزه در بسیاری از کاربردها از آن استفاده می‌شود. در این روش از خاصیت تُنک بودن (بالا بودن نسبت تعداد عناصر صفر به تعداد عناصر غیر صفر در یک سیگنال) سیگنال‌ها در یک حوزه خاص استفاده می‌شود و نمونه‌های لازم برای بازسازی سیگنال اصلی به میزان قابل توجهی کاهش می‌یابد. به طور کلی این روش نسبت به روش نمونه برداری نایکویست [۳] از نمونه‌های بسیار کمتری جهت اخذ و بازسازی سیگنال‌ها استفاده می‌کند.

جهت فشرده‌سازی یک سیگنال به روش مرسوم، ابتدا سیگنال با نرخ نایکویست^۲ نمونه برداری می‌شود. سپس سیگنال نمونه برداری شده با استفاده از روش‌های مختلفی همچون تبدیل موجک، تبدیل فوریه، رقمی‌سازی بردار^۳ و غیره فشرده‌سازی می‌شود، به طوری که اطلاعات ارزشمند ذخیره و اطلاعات غیر ضروری چشم پوشی می‌شوند [۴]. در این روش اگر سیگنال نمونه‌برداری شده دارای پهنای باند بسیار گسترده‌ای باشد (طبق تعریف نایکویست) نرخ بسیار بالایی برای انجام نمونه‌برداری لازم خواهد بود، که این امر منجر به تولید داده‌ها با اندازه‌های بسیار بزرگ می‌شود. همچنین اگر تعداد نمونه‌های غیر ضروری قابل توجه باشند، فرآیند حذف آنها ناکارآمد است. این اتفاق معمولاً زمانی رخ می‌دهد که سیگنال در طول فرآیند فشرده‌سازی، پس از عملیات تجزیه (اعمال تبدیلاتی همچون موجک یا فوریه) به صورت تُنک به نمایش در می‌آید.

در روش حسگری فشرده، تعداد اندکی از نمونه‌های یک سیگنال تنک انتخاب می‌شوند (سیگنال فشرده می‌شود) و با استفاده از تکنیک‌هایی همچون بهینه‌سازی نرم-۱ (L1)، سیگنال اصلی بازسازی می‌شود.

^۱ Compressed sensing

^۲ دو برابر حداکثر فرکانس موجود در سیگنال

^۳ تقسیم بندی مقادیر مربوط به عنصرهای بردار به بخش‌های قابل شمارش که به این عمل «کوانتیزه کردن» نیز گفته می‌شود.

شود. اخیراً این روش در مهندسی پزشکی مورد توجه زیادی قرار گرفته است. زیرا توسط روش حسگری فشرده، نظارت مداوم بر سیگنال‌های بیولوژیکی بیماران در داخل و یا حتی خارج از مراکز پزشکی تسهیل پیدا کرده است. به کمک این روش می‌توان داده‌های حجیم ناشی از ثبت طولانی مدت سیگنال‌های حیاتی بیمار را با حجم اندک ذخیره کرد و یا آنها را برای کاربردهای مختلفی همچون دورپزشکی انتقال داد، در حالی که اطلاعات و ویژگی‌های لازم بیوسیگنال برای کنترل و نظارت حفظ شوند. جزئیات مربوط به نحوه عملکرد این تکنیک در بخش ۳-۱ فصل ۳ ارائه شده است.

۱ - ۳ اهداف پایان‌نامه

هدف اصلی از انجام این پایان‌نامه جداسازی مؤلفه مربوط به سیگنال الکتروکاردیوگرام جنین از سیگنال بطنی مادر، در حوزه حسگری فشرده می‌باشد. بعد از انجام جداسازی مؤلفه الکتروکاردیوگرام جنین، شناسایی موج‌های QRS جنین پس از بازسازی سیگنال اصلی مورد بررسی قرار گرفته است. به بیان دقیق‌تر تمرکز ما انجام پردازش بر روی سیگنال نمونه برداری شده توسط حسگری فشرده می‌باشد. برای این امر، با استفاده از عملیات تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA)^۱، جداسازی مؤلفه‌های مستقل موجود در سیگنال الکتروکاردیوگرام را مورد بررسی قرار داده‌ایم. یکی از کاربردهای تحلیل مؤلفه‌های مستقل در پردازش سیگنال الکتروکاردیوگرام، استخراج ECG جنین از سیگنال اخذ شده از شکم مادر است. ما نیز در این مطالعه برای استخراج ECG جنین، عملکرد روش ICA را در حوزه حسگری فشرده ارزیابی کرده‌ایم، به طوری که ابتدا مؤلفه‌های مستقل سیگنال فشرده جداسازی شده و سپس از حالت فشرده خارج می‌شوند.

^۱ تکنیکی است برای جداسازی سیگنال به مجموع چند سیگنال دیگر به طوری که سیگنال‌های حاصل مستقل و دارای توزیع غیر گوسی می‌باشند. این تکنیک یکی از روش‌های جداسازی کور منابع یا blind source separation می‌باشد. برای جزئیات بیشتر به بخش ۳-۴ فصل ۳ مراجعه کنید.

جهت بهبود عملکرد این چارچوب، از روش K-SVD [۵] برای یادگیری واژه‌نامه تُنک‌سازی و از روش مطرح شده در [۶] برای بهینه سازی ماتریس نمونه‌برداری استفاده کرده‌ایم. این دو روش در فصل ۳ به طور مفصل تشریح شده‌اند. با استفاده از این دو روش، عملکرد حسگری فشرده بهبود یافته و در نتیجه بازسازی مؤلفه‌های جدا شده به شکل بهتری انجام می‌شود.

۱ - ۴ ساختار پایان‌نامه

در فصل اول مقدمه‌ای از سیگنال‌های بیولوژیکی و توجیهی برای فشرده‌سازی این سیگنال‌ها بیان شد. فصل دوم این پایان‌نامه مربوط به تحقیقات انجام شده مرتبط است. در این فصل روش‌های مختلف مطرح شده جهت استخراج ویژگی از الکتروکاردیوگرام جنین بررسی شده‌اند. همچنین توضیح مختصری از رویکرد حسگری فشرده مطرح شده و برخی از مطالعات انجام شده در زمینه کاربرد این رویکرد برای فشرده سازی سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام نیز ارائه شده است. در فصل سوم که در آن روش پیشنهادی تشریح شده است، روش حسگری فشرده، یادگیری واژه‌نامه، بهینه سازی ماتریس نمونه برداری و روش تحلیل مؤلفه‌های مستقل با جزئیات بررسی شده‌اند و در ادامه آن هدف از بکارگیری هر یک از این تکنیک‌ها در روش پیشنهادی بیان شده است. در فصل چهارم آزمایشات و نتایج حاصل از آنها و در نهایت در فصل پنجم، نتیجه گیری گزارش شده است.

۱ - ۵ خلاصه فصل

در این فصل:

- ابتدا تعریفی از سیگنال‌های بیولوژیکی و علت فشرده‌سازی این سیگنال‌ها مطرح شد.
- ویژگی‌های مهم سیگنال‌های بیولوژیکی الکتروکاردیوگرام (ECG) به صورت خلاصه مورد بحث قرار گرفت.
- دو نوع روش فشرده‌سازی با اتلاف و بدون اتلاف را تعریف کردیم. همچنین تعریف مختصری از حسگری فشرده و کاربرد آن در فشرده‌سازی سیگنال‌های بیولوژیکی ارائه شد.
- در پایان دیدی کلی از چارچوب پیشنهادی جهت استخراج ویژگی از سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام در حوزه حسگری فشرده ارائه کردیم.

فصل دوم: پیشینه تحقیق

از آنجایی که هدف این پایان نامه متمرکز بر انجام جداسازی مؤلفه الکتروکاردیوگرام جنین از سیگنال بطنی مادر در حوزه حسگری فشرده می‌باشد، ابتدا مروری بر روش‌های شناسایی ضربان قلب جنین با بکارگیری تکنیک‌های پردازش سیگنال بر روی سیگنال بطنی مادر و تحقیق‌های انجام شده در این زمینه می‌پردازیم. در ادامه آن به بررسی تحقیق‌های انجام شده در زمینه روش حسگری فشرده و کاربردهای آن برای سیگنال‌های حیاتی انسان به ویژه سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام خواهیم پرداخت.

۲-۱ استخراج ویژگی از الکتروکاردیوگرام جنین

الکتروکاردیوگرام جنینی (FECG)^۱ فعالیت‌های الکتروفیزیولوژی قلب جنین را نشان می‌دهد. این بیوسیگنال می‌تواند اطلاعات مهمی درباره وضع سلامت جنین ارائه دهد و به نظارت و کنترل سلامتی جنین و مادر کمک شایانی کند. سیگنال الکتروکاردیوگرام جنین به دو شیوه اخذ می‌شود. در روش اول الکترودی به صورت مستقیم بر روی سر جنین قرار داده می‌شود. این روش که «تهاجمی» نام دارد دارای خطراتی برای مادر و جنین است. در روش دوم، چندین الکتروود بر روی شکم مادر قرار می‌گیرد تا سیگنال الکتروکاردیوگرام جنین به صورت «غیرتهاجمی» دریافت شود. این شیوه که نسبت به روش «تهاجمی» بی‌خطر به شمار می‌رود، دارای محبوبیت بیشتری است. اما مسلماً این شیوه دقت بالای روش تهاجمی را ندارد.

از آنجایی که سیگنال الکتروکاردیوگرام جنین بسیار ضعیف است، این سیگنال توسط الکتروکاردیوگرام مادر و دیگر عواملی همچون نویزهای تولید شده ناشی از تنفس، تداخل‌های الکترومیوگرافی و نویزهای تصادفی غرق می‌شوند. مهم‌ترین عاملی که می‌تواند بر روی الکتروکاردیوگرام جنین تاثیر بگذارد و استخراج آن را دشوار کند، تداخل سیگنال الکتروکاردیوگرام مادر است [۷].

^۱ Fetal Electrocardiogram

استفاده از روش‌های سنتی برای استخراج ویژگی از الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی جنین همچون نرخ ضربان قلب جنین کار بسیار دشواری است. از این رو استخراج FEKG از الکترودهای قرار گرفته بر روی شکم مادر که همراه با سیگنال‌های مزاحم دیگری می‌باشد، مورد توجه محققان قرار گرفته است تا راه-کارهای مؤثری برای انجام آن ارائه کنند.

برای این منظور محققان از تکنیک‌های مختلفی همچون تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA) [۸]، تبدیل موجک، تبدیل فوریه و دیگر تکنیک‌های پردازش سیگنال استفاده کرده‌اند که در ادامه به بررسی برخی از آنها می‌پردازیم.

۲-۱-۱ روش تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA)

روش تحلیل مؤلفه‌های مستقل در بسیاری از کاربردهای پزشکی به عنوان پیش‌پردازش و یا تکنیکی برای استخراج ویژگی کاربرد دارد. یکی از کاربردهای این روش، حذف نویز و شناسایی موج‌های QRS در سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام است. جزئیات مربوط به این روش در بخش ۳-۴ فصل ۳ تشریح شده است. ما در اینجا برخی از تحقیق‌هایی که از این روش برای پردازش سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام استفاده کرده‌اند را بررسی می‌کنیم.

در [۹] الگوریتمی برای تخمین نرخ ضربان قلب جنین از سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی مطرح شده است. بر اساس این الگوریتم، موج‌های QRS مادر از کانال‌های سیگنال الکتروکاردیوگرام حذف شده، موج‌های P و T مادر فیلتر شده و QRS‌های جنین با استفاده از روش ICA بهبود می‌یابند. این الگوریتم بر روی پایگاه داده فیزیونت^۱ (مجموعه داده A) مورد آزمایش قرار گرفته و نتایج بدست آمده

^۱ Physionet

برای میانگین حساسیت و میانگین پیش‌بینی صحیح الگوریتم به ترتیب ۹۸,۲٪ و ۹۷,۶٪ محاسبه شده است.

در [۱۰] برای استخراج سیگنال الکتروکاردیوگرام جنین و شناسایی موج‌های QRS، الگوریتمی مبتنی بر PCA/ICA^۱ مطرح شده است. در این روش کیفیت سیگنال‌های استخراج شده ارزیابی می‌شوند و بهترین سیگنال کاندید جنین که دارای ویژگی‌های مورفولوژیکی الکتروکاردیوگرام از جمله نرخ ضربان قلب جنین و فاصله‌های RR می‌باشد برگزیده می‌شود. نتایج بدست آمده از این تحقیق خطای ۹,۷۲۵ میلی‌ثانیه را برای تخمین فاصله RR جنین نشان می‌دهد. این نتایج توانمندی الگوریتم مطرح شده را نشان می‌دهند و برای بکارگیری در سیستم‌های نظارت بر الکتروکاردیوگرام جنین پیشنهاد شده است.

در [۱۱] که بر روی سیگنال‌های سه کاناله الکتروکاردیوگرام بیماران قلبی بستری شده در CCU مطالعه انجام شده، از یک الگوریتم ICA جهت حذف نویز و مصنوعات موجود در سیگنال‌ها استفاده شده است. نتایج بدست آمده از این پژوهش نشان می‌دهد که روش تحلیل مؤلفه‌های مستقل می‌تواند انواع مختلفی از منابع نویز و مصنوعات در این سیگنال‌ها را شناسایی و حذف کند. همچنین در این مطالعه راه-کاری برای تشخیص ترتیب مؤلفه‌ها مستقل در روش ICA برای کاربردهای سیگنال الکتروکاردیوگرام مطرح شده است. روش پیشنهادی بر اساس پارامترهای آماری می‌باشد. در [۱۲] نیز شیوه مشابهی برای حذف نویز مطرح شده است. در این تحقیق از ICA برای شناسایی مصنوعات ناشی از تحرک فرد استفاده شده تا بتوان سیگنال الکتروکاردیوگرام را از این مصنوعات جداسازی کرد. روش پیشنهادی مصنوعات حرکتی را بدون اعوجاج از سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام حذف می‌کند.

در [۱۳] از الگوریتم fastICA که یکی از الگوریتم‌های تحلیل مؤلفه‌های مستقل می‌باشد، برای استخراج موج‌های R مربوط به ضربان قلب جنین استفاده شده است. در این مطالعه بجای استفاده از

^۱ PCA یا تحلیل مولفه‌های اصلی، تبدیلی در فضای برداری است، که بیشتر برای کاهش ابعاد مجموعه داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد.

معیار کشیدگی^۱ که برای سنجش میزان غیرگوسی بودن یک توزیع احتمالی به کار گرفته می‌شود، معیار آنتروپی منفی^۲ مورد استفاده قرار گرفته است. این رویکرد بر روی پایگاه داده فیزیونت مورد آزمایش قرار گرفته و میانگین تشخیص آن برای موج‌های R مربوط به الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی جنین برابر با ۹۰,۳۵٪ می‌باشد.

۲-۱-۲ روش تبدیل موجک

تبدیل موجک کاربردهای زیادی در زمینه‌های مختلف تحقیقاتی همچون پردازش سیگنال و تصاویر پزشکی دارد. این تبدیل می‌تواند سیگنال را به چندین باند فرکانسی مختلف تجزیه کند، به طوری که می‌توان در هر باند موقعیت ساختارهای کلی سیگنال را به صورت تقریبی مشخص نمود. از آنجایی که سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام شبه‌ایستا می‌باشند، تبدیل موجک یکی از پرکاربردترین و مؤثرترین روش‌های استخراج ویژگی از این نوع سیگنال‌ها به شمار می‌رود [۱۴]. در اینجا برخی از مطالعات انجام شده در این زمینه را بررسی می‌کنیم.

در [۱۵] یک الگوریتم دو مرحله‌ای برای استخراج سیگنال الکتروکاردیوگرام جنین از سیگنال اخذ شده از شکم مادر مطرح شده است. در این الگوریتم ابتدا سیگنال ECG جنین با استفاده از یک تبدیل موجک دو سطحی از سیگنال اصلی (سیگنال اخذ شده از شکم مادر) استخراج می‌شود. برای این منظور از تبدیل موجک دابچیز^۳ که شکلی شبیه به موج سیکل ضربان قلب دارد استفاده شده است. سپس نویز موجود در سیگنال حاصل با استفاده از فیلتر هموارسازی ساویتزکی گولای^۴ تضعیف می‌شود. نتایج بدست آمده از اعمال این الگوریتم بر روی داده‌های مصنوعی و واقعی امید بخش هستند.

^۱ Kurtosis

^۲ Negentropy

^۳ Daubechies

^۴ Savitzky-Golay

در [۱۶] نیز الگوریتمی برای استخراج موج‌های R مربوط به الکتروکاردیوگرام غیر تهاجمی جنین مطرح شده است که بر اساس آن ابتدا الکتروکاردیوگرام جنین با استفاده از تبدیل موجک از سیگنال دریافت شده استخراج و سپس مکان رخداد موج‌های R مربوط به جنین با استفاده از روش آستانه گذاری تعیین می‌شوند. این الگوریتم بر روی پایگاه داده فیزیونت مورد آزمایش قرار گرفته و نتایج بدست آمده برای میانگین حساسیت و میانگین پیش‌بینی صحیح الگوریتم به ترتیب ۹۷,۸۸٪ و ۹۷,۰۶٪ محاسبه شده است.

در [۱۷] روشی برای استخراج سیگنال الکتروکاردیوگرام جنین بر اساس تجزیه موجک و فیلتر تطبیقی حذف نویز مطرح شده است. در این روش ابتدا سیگنال‌های مزاحم به کمک فیلتر FIR و تجزیه موجک حذف می‌شوند. ضرایب جزئیات مربوط به سیگنال پردازش شده (ضرایب جزئیات تبدیل موجک) با سیگنال ورودی (سیگنال ECG اخذ شده از شکم مادر) مقایسه شده و ضرایبی که دارای بیشترین شباهت با سیگنال ورودی هستند، توسط الگوریتم حداقل مربع میانگین (LMS)^۱ محاسبه می‌شوند. تبدیل موجک ایستا (SWT)^۲ و پس از آن عکس تبدیل موجک ایستا به عنوان یک فیلتر بر روی سیگنال نهایی اعمال شده و سیگنال الکتروکاردیوگرام جنین حاصل می‌شود. این الگوریتم بر روی پایگاه داده فیزیونت اجرا شد که نتیجه آن دقت ۹۶٪ را برای شناسایی موج‌های R الکتروکاردیوگرام جنین نشان می‌دهد.

۲-۱-۳ روش‌های ترکیبی ICA و تبدیل موجک

در تحقیقات انجام شده برخی از محققان از هر دو تکنیک تحلیل مؤلفه‌های مستقل و تبدیل موجک برای استخراج سیگنال ECG جنین استفاده کرده‌اند که در ادامه به بررسی برخی از آنها می‌پردازیم.

^۱ Least Mean Square

^۲ Stationary Wavelet Transform

در [۱۸] روشی مطرح شده که طی آن ابتدا سیگنال الکتروکاردیوگرام اخذ شده از شکم مادر توسط تبدیل موجک تجزیه شده و به واسطه آن سیگنال الکتروکاردیوگرام جنین استخراج می‌شود. پس از آن روش ICA بر روی الکتروکاردیوگرام جنین اعمال می‌شود تا کیفیت جداسازی مؤلفه‌ها افزایش یابد. رویکرد پیشنهادی نسبت به روش تبدیل موجک (بدون اعمال ICA) در استخراج سیگنال ECG جنین برتری نشان می‌دهد. در این روش با وجود اینکه موج‌های QRS بسیار برجسته نمایش داده می‌شوند و نیازی به تقویت موج‌های PQRST نیست، اما انتخاب جزء مناسب حاصل از تجزیه موجک باید به صورت دستی توسط کاربر انجام شود.

در [۱۹] رویکردی بر اساس تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA)، روش تجزیه حالت تجربی دسته‌ای (EEMD)^۱ و روش کوچک‌سازی موجک (WS)^۲ پیشنهاد شده است. در این رویکرد ابتدا الگوریتم ICA برای جداسازی سیگنال الکتروکاردیوگرام مادر از سیگنال اخذ شده اعمال می‌شود تا سیگنال نویزی الکتروکاردیوگرام جنین بدست آید. سپس جهت کاهش نویز موجود در سیگنال بدست آمده برای جنین، روش EEMD به صورت سه مرحله‌ای و روش حذف نویز به کمک کوچک‌سازی موجک اجرا می‌شوند. نتایج ارزیابی بر روی داده‌های شبیه‌سازی شده نشان می‌دهند که رویکرد پیشنهادی نسبت به الگوریتم‌های مرسوم، عملکرد بهتری برای رفع نویز دارد.

۲-۱-۴ استفاده از دیگر روش‌های پردازش سیگنال

محققان علاوه بر روش‌های ذکر شده، از تکنیک‌های دیگری همچون تبدیل فوریه، تجزیه حالت تجربی، تجزیه تانسور، فیلتر کالمن^۳ و دیگر روش‌های پردازش سیگنال استفاده کرده‌اند تا استخراج

^۱ Ensemble Empirical Mode Decomposition

^۲ Wavelet Shrinkage

^۳ Kulman Filter

سیگنال الکتروکاردیوگرام جنین را بهبود بخشند. در ادامه چند مورد از آنها را به صورت خلاصه بررسی می‌کنیم.

در [۲۰] دو الگوریتم روش حداقل مربعات بازگشتی (RLS)^۱ و تجزیه حالت تجربی جهت استخراج سیگنال الکتروکاردیوگرام جنین ترکیب شده‌اند. در این مطالعه، الگوریتم پیشنهادی با الگوریتم FastICA مورد مقایسه قرار گرفته است. در این روش بر خلاف الگوریتم FastICA نیازی به پیش‌پردازش‌های «Centering» و «Whitening» نیست. همچنین مؤلفه‌های تجزیه شده توسط الگوریتم پیشنهادی با سرعت بیشتری همگرا می‌شوند. در [۲۱] برای شناسایی موج‌های R در الکتروکاردیوگرام جنین، ابتدا با فرض متفاوت بودن نرخ ضربان قلب مادر و جنین و با استفاده از روش تجزیه تانسور، ECG جنین تجزیه می‌شود. سپس با کمک فیلتر کالمن توسعه یافته (EKF)^۲ که در آن ضربان ECG مدل‌سازی شده‌اند، موج‌های R مربوط به جنین شناسایی می‌شوند.

در [۲۲] الگوریتمی جهت استخراج الکتروکاردیوگرام جنین برای سیگنال‌های تک کاناله اخذ شده از شکم مادر مطرح شده است. در این روش از تکنیک تحلیل زمان-فرکانس غیرخطی، تبدیل فوریه زمان کوتاه (STFT)^۳ و فیلتر میانگین غیر محلی استفاده شده است.

۲-۲ حسگری فشرده

در فصل پیشین توضیحات مختصری درباره حسگری فشرده (CS) ارائه شد. همانطور که گفته شده این روش یک تکنیک جدید برای اخذ و بازسازی سیگنال‌های دیجیتالی است که امروزه در بسیاری از کاربردها به ویژه کاربردهای مهندسی پزشکی از آن استفاده می‌شود. در این روش از خاصیت تُنک بودن

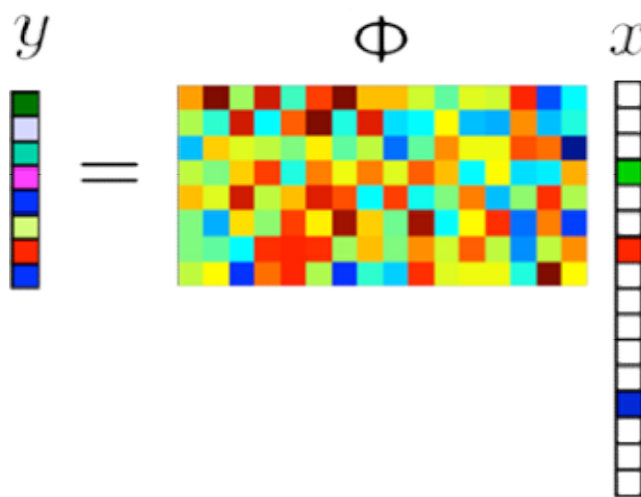
^۱ Recursive Least Squares

^۲ Extended Kalman filter

^۳ Short time Fourier transform

سیگنال‌ها در یک حوزه خاص استفاده می‌شود (این حوزه لزوماً حوزه زمان نیست و می‌تواند حوزه فرکانس نیز باشد). در این روش نمونه‌های لازم برای بازسازی سیگنال اصلی به میزان قابل توجهی کاهش می‌یابد [۲۳].

در این رویکرد دو عامل جهت فشردگی سیگنال دخیل هستند: میزان تنک بودن سیگنال و ماتریس اندازه‌گیری^۱. همانطور که پیش‌تر ذکر شد، تنک بودن سیگنال الزاماً محدود به حوزه زمان سیگنال نمی‌باشد. گاهی سیگنال اخذ شده به خودی خود تنک نمی‌باشد، اما می‌توان با استفاده از تبدیلاتی همچون تبدیل موجک و یا تبدیل فوریه آن را به حوزه‌ای انتقال داد که در آن نمایش تنک داشته باشد. عامل مهم دیگر در حسگری فشردگی «ماتریس اندازه‌گیری» است که به آن «ماتریس حسگری»^۲ نیز گفته می‌شود. ماتریس نمونه‌برداری در واقع یک ترکیب خطی برای سیگنال تنک است و اندازه آن را به بعد کوچکتری کاهش می‌دهد. برای درک بهتر، نحوه انجام این فرآیند در شکل ۱-۲ نشان داده شده است. در این شکل، اندازه سیگنال x توسط ماتریس نمونه برداری Φ کاهش یافته و به سیگنال y تبدیل شده است. ویژگی مهمی که این ماتریس باید داشته باشد، حداقل همبستگی میان ستون‌های آن است. در ادامه این بخش به بررسی تحقیقات صورت گرفته بر روی این دو عامل مهم می‌پردازیم.



^۱ Measurement matrix

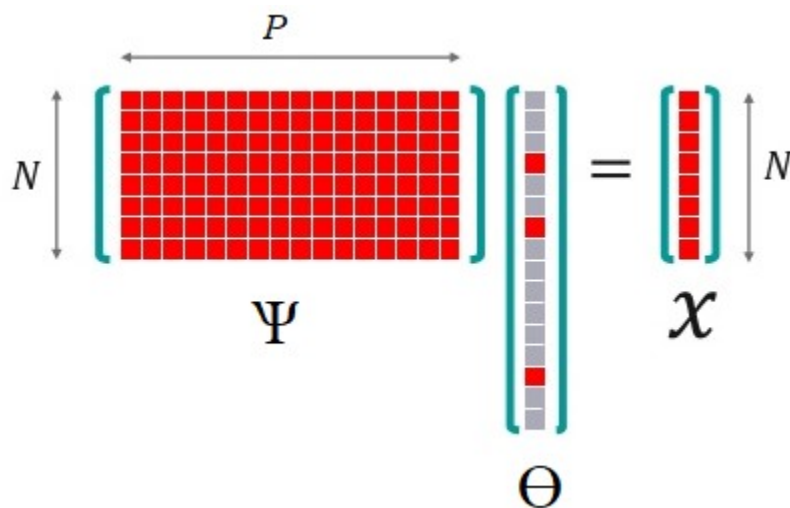
^۲ Sensing Matrix

شکل ۲-۱: نحوه کاهش ابعاد سیگنال به وسیله ماتریس اندازه گیری.

۲-۲-۱ نمایش تنک سیگنال

برای تنک‌سازی برخی از سیگنال‌ها که به خودی خود تنک نمی‌باشند می‌توان از تبدیل‌ها و یا به عبارتی «واژه‌نامه»^۱های از پیش آماده استفاده کرد. این تبدیل‌ها می‌توانند تبدیل موجک، تبدیل کانتورلت، تبدیل کرولت، تبدیل فوریه و غیره باشند. برخی سیگنال‌ها نیز وجود دارند که با استفاده از این واژه‌نامه‌های از پیش آماده به خوبی تنک‌سازی نمی‌شوند. در این مواقع می‌توان با آموزش دادن واژه‌نامه برای سیگنال‌ها با مورفولوژی‌های مشابه، نمایش تنک آنها را بهبود بخشید. شکل ۲-۲ نحوه نمایش یک سیگنال به صورت تنک، توسط واژه‌نامه را نشان می‌دهد. در این شکل سیگنال x به خودی خود تنک نمی‌باشد. اما می‌توان آن را به صورت یک ضرب ماتریس-بردار نمایش داد که در آن، سیگنال (بردار) Θ یک بردار تنک می‌باشد. در واقع در حسگری فشرده، سیگنال Θ نمونه برداری می‌شود و برای بازسازی سیگنال اصلی (x) از رابطه شکل ۲-۲ استفاده می‌شود. در این شکل، ماتریس Ψ واژه‌نامه‌ای برای نمایش تنک سیگنال x می‌باشد. در ادامه به برخی تحقیقات انجام شده در زمینه آموزش یادگیری واژه‌نامه می‌پردازیم.

^۱ واژه‌نامه در واقع تبدیل خطی است که داده‌های ورودی را به صورت تنک نمایش می‌دهد.



شکل ۲-۲: نحوه بازسازی سیگنال اصلی x از نمایش تنک آن با استفاده از واژه نامه؛ در این شکل ماتریس Ψ واژه نامه‌ای است که بردار x را از بردار تنک (Θ) بازسازی می‌کند.

در [۲۴] یک روش یادگیری واژه نامه برای بهبود کارایی دسته بندی الگو مطرح شده است. در این رویکرد بر اساس معیار جداسازی فیشر^۱ یک واژه نامه ساختار یافته ارائه شده که در آن اتم‌های واژه نامه با برچسب کلاس ارتباط دارند و خطای بازسازی پس از کدگذاری تنک برای دسته بندی الگو مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای این منظور معیار جداسازی فیشر بر روی ضرایب کدگذاری اعمال شده تا ضرایب متعلق به یک کلاس پراکندگی اندک و ضرایب متعلق به کلاس‌های متفاوت پراکندگی زیاد داشته باشند. این رویکرد برای تشخیص چهره، شناسایی ارقام و تشخیص جنسیت آزمایش شده که نتایج آن امیدوار کننده است. این روش همچنین در [۲۵] برای دسته بندی تصاویر مورد آزمایش قرار گرفته است. در [۲۶] یک تکنیک بیزی غیر پارامتری برای یادگیری واژه نامه جهت نمایش تنک تصاویر در نظر گرفته شده است. در این تحقیق هدف از تنک‌سازی، بکار گیری آن در حسگری فشرده و رفع نویز تصاویر می‌باشد.

^۱ Fisher discrimination criterion

در [۵] یادگیری تطبیقی واژه نامه جهت نمایش تنک سیگنال‌ها مطرح شده است. واژه نامه با در نظر گرفتن مجموعه‌ای از سیگنال‌های آموزشی به گونه‌ای آموزش داده می‌شود که سیگنال‌های مجموعه آموزشی در بهترین حالت تنک قرار بگیرند. در این روش که K-SVD نام دارد، از یک فرآیند خوشه‌بندی به روش K-means استفاده می‌شود. K-SVD یک رویکرد تکراری است و اتم‌های واژه نامه را به گونه‌ای تنظیم و به‌روز رسانی می‌کند که سیگنال‌های آموزشی تا حد ممکن به صورت تنک نمایش داده شوند. در واقع این روش بر مبنای مجموعه آموزشی، واژه نامه را جهت نمایش تنک بهبود می‌دهد. این الگوریتم انعطاف پذیر بوده و می‌تواند بر روی روش‌های جستجو پایه (BP)^۱، جستجوی انطباق (MP)^۲ و جستجوی انطباق متعامد (OMP)^۳ کار کند. در [۲۷] نیز توسعه‌ای از الگوریتم K-SVD مطرح شده است که در آن، گام‌های تجزیه تنک و بروز رسانی واژه نامه تکرار می‌شوند.

۲ - ۲ - ۲ ماتریس اندازه گیری

در رویکرد حسگری فشرده، در واقع ماتریس اندازه گیری است که عملیات فشرده‌سازی را انجام داده و بعد سیگنال را کاهش می‌دهد. از این رو بعد اول ماتریس اندازه گیری همواره کوچکتر از بعد دوم آن است. نکته‌ای که باید هنگام انتخاب ماتریس اندازه گیری به آن توجه داشت، وابستگی^۴ آن با واژه نامه تنک‌سازی است [۲۸]. در حسگری فشرده، اتم‌های ماتریس اندازه گیری باید به گونه‌ای انتخاب شوند که وابستگی اندکی با ماتریس تنک‌سازی سیگنال داشته باشند.

ماتریس‌های تصادفی دارای وابستگی اندکی با هر واژه نامه ثابتی هستند [۲]. اگر یک ماتریس متعامد با توزیع احتمالی یکنواخت انتخاب شود، آنگاه با احتمال بالایی با واژه نامه ثابت وابستگی اندک خواهد

^۱ Basis Pursuit

^۲ Matching Pursuit

^۳ Orthogonal Matching Pursuit

^۴ Coherence

داشت. با این حال راه‌کارهایی برای کاهش وابستگی میان ماتریس تصادفی و واژه نامه ثابت مطرح شده‌اند که در ادامه به بررسی تعدادی از آنها می‌پردازیم.

در [۶] راه‌کاری برای بهینه‌سازی ماتریس‌های اندازه‌گیری تصادفی مطرح شده است. در این رویکرد، هدف کاهش اندازه «وابستگی دوطرفه» ماتریس اندازه‌گیری با یک واژه نامه تنک‌سازی معین می‌باشد. در این تحقیق ادعا شده است که این رویکرد منجر به کارایی بهتر بازسازی در روش حسگری فشرده می‌شود. در [۲۹] بر اساس روش گرادیان نزولی، وابستگی دوطرفه بین ماتریس اندازه‌گیری و واژه نامه تنک-سازی کاهش داده شده و ماتریس اندازه‌گیری بهینه‌سازی می‌شود. در این مطالعه بهینه‌سازی بر روی ماتریس‌های تصادفی گوسی انجام شده است. نتایج بدست آمده از این مطالعه نشان می‌دهد که روش پیشنهادی کیفیت بازسازی بالایی در رویکرد حسگری فشرده دارد.

در [۳۰] رویکردی برای طراحی و بهینه‌سازی همزمان واژه نامه غیرپارامتری (از مجموعه آموزشی مشخص) و ماتریس اندازه‌گیری مطرح شده است. در این مطالعه نشان داده شده است که بهینه‌سازی همزمان، نسبت به آموزش مستقل ماتریس اندازه‌گیری پس از یادگیری واژه نامه تنک‌سازی و همچنین نسبت به انتخاب ماتریس اندازه‌گیری تصادفی عملکرد بهتری دارد.

۲-۳ حسگری فشرده سیگنال الکتروکاردیوگرام

توسط روش حسگری فشرده، نظارت مداوم بر سیگنال‌های بیولوژیکی بیماران در داخل و یا حتی خارج از مراکز پزشکی تسهیل یافته است. به کمک این روش می‌توان داده‌های حجیم ناشی از ثبت طولانی مدت سیگنال‌های حیاتی بیمار را با حجم اندک ذخیره کرد و یا آنها را برای کاربردهای مختلفی همچون دورپزشکی انتقال داد، در حالی که اطلاعات و ویژگی‌های لازم بیوسیگنال برای کنترل و نظارت

حفظ شوند. از این رو بررسی و تحقیق بر روی این زمینه بسیار مورد توجه محققان قرار گرفته است. در ادامه برخی از مطالعات انجام شده در این زمینه را بررسی می‌کنیم.

در [۳۱] حسگری فشرده بر روی سیگنال‌های تک کاناله ECG بررسی شده است. هدف این مطالعه استخراج ویژگی از سیگنال شبه‌ایستای الکتروکاردیوگرام است. برای این منظور همبستگی میان نمونه‌های مربوط به تپش‌های مجاور (PQRST‌های مجاور) ارزیابی شده‌اند. در این مقاله نشان داده شده است که نرخ تعداد نمونه‌های غیرصفر دو PQRST مجاور (در فضای تنک) بسیار به یکدیگر نزدیک هستند، که این امر نشان می‌دهد این نوع سیگنال‌ها برای حسگری فشرده مناسب می‌باشند.

در [۳۲] عملکرد روش حسگری فشرده بر روی بیوسیگنال‌های الکتروکاردیوگرام و الکتروانسفالوگرام برای نرخ فشردگی‌های بالا مورد بررسی قرار گرفته است. در این پیاده‌سازی به منظور تنک‌سازی سیگنال‌های EEG و ECG پیش از فشرده‌سازی از تبدیل موجک و روش آستانه‌گذاری تکراری استفاده شده و سپس حسگری فشرده به منظور فشرده‌سازی سیگنال‌ها اعمال شده است. پس از فشرده‌سازی، از روش حسگری فشرده بیزی (BCS)^۱ برای بازسازی سیگنال اصلی استفاده شده است. نتایج این تحقیق نشان می‌دهند که حسگری فشرده برای فشرده‌سازی سیگنال‌های ECG و EEG با نرخ فشردگی بالا و کیفیت بازسازی مناسب، روشی مؤثر می‌باشد. این نتایج همچنین نشان می‌دهند که طرح پیشنهادی عملکرد خوبی برای حذف نویز در این بیوسیگنال‌ها دارد.

در [۳۳] مدل حسگری فشرده بر روی سیستمی پیاده‌سازی شده است که سه سیگنال قلبی بالیستوکاردیوگرام (BCG)^۲، الکتروکاردیوگرام و فتوپلتیسموگرام (PPG)^۳ را دریافت می‌کند. به منظور تخمین دقیق نرخ ضربان قلب، سیگنال‌ها باید با فرکانس نزدیک به ۱ کیلوهرتز اخذ شوند، اما از آنجایی

^۱ Bayesian compressive sensing

^۲ بالیستوکاردیوگرام، سنجش سیگنال‌های مکانیکی بسیار جزئی در بدن است که به خاطر پمپاژ خون در رگها صورت می‌گیرد.

^۳ فتوپلتیسموگرافی (photoplethysmography) برای تخمین جریان خون پوست با استفاده از نور مادون قرمز انجام می‌شود. از این راه‌کار برای تست دروغ سنجی نیز استفاده می‌شود.

که این سیگنال‌ها در حوزه موجک نمایش تنک دارند، با استفاده از پارادایم حسگری فشرده می‌توان آنها را با نگاشت‌های کمتری بازیابی کرد. در این مطالعه قابلیت فشرده‌سازی و کیفیت بازسازی سیستم برای SNRها، نرخ فشرده‌گی و حوزه‌های تنک مختلف مورد بررسی قرار گرفته است.

در [۳۴] برای استخراج ساختار نمایش موجک برای سیگنال ECG مدلی مطرح شده است تا کارایی روش حسگری فشرده برای فشرده‌سازی و بازسازی سیگنال ECG افزایش یابد. در این مدل اطلاعات اولیه درباره استقلال مقیاس‌های موجک برای الگوریتم‌های بازسازی استفاده شده و نرخ تعداد نمونه‌های غیرصفر دو تپش قلب متوالی استخراج می‌شوند. نتایج بدست آمده از انجام آزمایشات بر روی پایگاه داده فیزیوت نشان می‌دهد که الگوریتم مطرح شده نسبت به روش پایه حسگری فشرده، از لحاظ نرخ فشرده‌سازی و کیفیت بازسازی عملکرد بهتری دارد.

در [۳۵] قابلیت پارادایم اخذ/فشرده‌سازی سیگنال توسط حسگری فشرده در سیگنال‌های اخذ شده از حسگرهای بی‌سیم بدن (WBSN)^۱ مورد بررسی قرار گرفته است. در این مطالعه، فشرده‌سازی سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام ECG به صورت بلادرنگ انجام شده است. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که روش حسگری فشرده رقیبی برای رویکرد فشرده‌سازی مبتنی بر موجک در زمینه نظارت بر الکتروکاردیوگرام اخذ شده از WBSN است. در [۳۶] نیز بررسی مشابهی بر روی سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام و الکترومیوگرام در کاربرد WBSN انجام شده است. در این مطالعه چندین طراحی سیستمی از جمله محدودیت گذاری میزان تنکی و فشرده‌گی، تکنیک‌های آستانه گذاری، رقمی‌سازی (کوانتیزه کردن) و الگوریتم‌های مختلف بازسازی مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند. نتایج بدست آمده نشان می‌دهند که در این کاربرد، سیگنال‌های ECG و EMG (الکترومیوگرام) را می‌توان با نرخ بیش از ۱۶ برابر و SNR بالای ۶۰ دسی‌بل فشرده‌سازی کرد.

^۱ Wireless Body Sensor Nodes

در [۳۷] الگوریتمی برای بازسازی سیگنال‌های فشرده شده در حوزه حسگری فشرده مطرح شده است. این الگوریتم مبتنی بر روش حداقل مربعات خطا است که در آن از یک روش گرادیان مزدوج ترتیبی استفاده می‌شود. این الگوریتم برای سیگنال‌هایی همچون ECG که دارای همبستگی موقتی هستند مناسب می‌باشد. نتایج بدست آمده از آزمایشات این مطالعه نشان می‌دهند که به واسطه استفاده از این الگوریتم جهت تنک‌سازی بهینه، میانگین مربع خطا به میزان ۰,۲۸٪ نسبت به روش یادگیری بیزی کاهش می‌یابد.

در [۳۸] برای تنک‌سازی سیگنال ECG، یک روش تطبیقی جهت یادگیری واژه نامه پیشنهاد شده است. در این روش، زیر-واژه‌هایی با مقیاس‌های مختلف محاسبه شده و میزان همبستگی میان هر دو زیر-واژه نامه بدست می‌آید. طی این امر، داده‌ها به صورت کارآمدتر تنک‌سازی می‌شوند. در این مطالعه آزمایشاتی بر روی پایگاه داده فیزیوت انجام شده که نشان دهنده کارایی خوب روش پیشنهادی از لحاظ خطای بازیابی می‌باشد.

در [۳۹] مقایسه‌ای بر روی بازسازی ۱۰ سیگنال الکتروکاردیوگرام با بکارگیری موجک‌های مختلف انجام شده است. مقایسات بر اساس معیارهای میانگین مربع خطا (MSE)، نسبت حداکثر سیگنال به نویز (PSNR)، اختلاف جذر میانگین مربعات (PRD) و ضریب همبستگی (CoC) صورت گرفته‌اند. در این مطالعه برای بازسازی سیگنال از روش کمینه‌سازی L_1 استفاده شده است. نتایج بدست آمده از آزمایشات نشان می‌دهد که برای تمام نرخ فشرده‌گی‌ها، خانواده موجک دو متعامد معکوس^۱ نسبت به سایر خانواده‌های موجک نتایج بهتری را ارائه می‌کنند.

در [۴۰] از چارچوب یادگیری بیزی برای نمایش تنک الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی جنین جهت نمونه برداری و بازسازی به وسیله روش حسگری فشرده استفاده شده است. آزمایشات انجام شده نشان

^۱ reverse biorthogonal wavelet

می‌دهند که این چارچوب می‌تواند سیگنال‌های اخذ شده ECG جنین را با کیفیت بالایی بازیابی کند. همچنین در این تحقیق نشان داده شده است که رابطه وابستگی میان سیگنال‌های چند کاناله الکتروکاردیوگرام به واسطه عملیات‌های فشرده‌سازی و بازسازی تخریب نمی‌شوند. این ادعا نشان می‌دهد که تجزیه کانال‌ها با استفاده از روش تحلیل مؤلفه‌های مستقل برای سیگنال‌های بازسازی شده قابل تضمین می‌باشد.

در [۴۱] رویکرد نوینی مبتنی بر نظریه حسگری فشرده برای نمونه برداری الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی جنین و شناسایی ضربان قلب مادر و جنین مطرح شده است. در این رویکرد، تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA) مستقیماً بر روی سیگنال‌های فشرده اعمال شده و شناسایی ضربان قلب مادر و جنین بر اساس اتم‌های فعال در یک واژه نامه معین انجام می‌شود. واژه‌نامه تنک‌سازی سیگنال در این مطالعه از نوع گوسی بوده و پارامترهای مربوط به مقیاس توزیع‌ها به گونه‌ای انتخاب می‌شوند تا تخمین کارآمدی از موج‌های QRS جنین و مادر ارائه کنند. در این تحقیق آزمایشات انجام شده بر روی پایگاه داده فیزیونت نتایج امید بخشی را نشان می‌دهند.

۲-۴ نتیجه گیری

در این فصل مروری بر تحقیقات انجام شده مرتبط با موضوع مورد مطالعه انجام شد. بر اساس جستجوهای ما در مقالات چاپ شده، تکنیک‌های مختلفی همچون روش تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA) و تبدیل موجک جهت استخراج ویژگی از سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی جنین مورد بررسی قرار گرفته‌اند. همچنین مطالعاتی را مرور کردیم که در آنها عملکرد حسگری فشرده برای فشرده سازی سیگنال‌های بیولوژیکی ارزیابی شده است. بر اساس یافته‌های ما، با وجود نوظهور بودن روش حسگری فشرده، مطالعات زیادی درباره فشرده سازی سیگنال‌های بیولوژیکی همچون الکتروکاردیوگرام و

الکتروانسفالوگرام با استفاده از این روش انجام شده است، اما در زمینه مختص به پردازش الکتروکاردیوگرام جنین این مطالعات انگشت شمار می‌شوند.

بنا بر تحقیقات ما تنها یک مقاله در زمینه بکارگیری روش تحلیل مؤلفه‌های مستقل در حوزه حسگری فشرده یافت شد [۴۱]. در این مقاله که از یک واژه نامه گوسی مشخص برای تنک‌سازی الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی جنین استفاده شده، پارامترهای مربوط به مقیاس توزیع‌های گوسی به گونه‌ای انتخاب می‌شوند تا تخمین کارآمدی از موج‌های QRS جنین و مادر ارائه کنند. این چارچوب در حیطه استخراج ویژگی در حوزه حسگری فشرده، برای استخراج QRS‌های جنین از الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی عملکرد مناسب دارد. در واقع، پارامترهای گوسی در این رویکرد به گونه‌ای انتخاب می‌شوند که برای شناسایی موج‌های QRS جنین مناسب باشند [۴۲]. علاوه بر این، از آنجا که پارامترهای مربوط به مقیاس توزیع‌های گوسی بر اساس انجام تست و آزمایش انتخاب می‌شوند، نمی‌توان بر بهینه بودن آنها تکیه کرد [۴۲].

ما در این پایان‌نامه برای رفع این کاستی‌ها چارچوبی ارائه کرده‌ایم تا به واسطه آن بتوان استخراج ویژگی در حوزه حسگری فشرده به صورت کارآمدتر انجام شود. در این چارچوب که در فصل ۳ بیشتر مورد بررسی قرار گرفته است، از روش یادگیری واژه‌نامه K-SVD برای تنک‌سازی سیگنال استفاده کرده‌ایم تا رویکردی جامع‌تری برای استخراج ویژگی در حوزه حسگری فشرده ارائه دهیم. همچنین برای بهبود عملکرد چارچوب پیشنهادی، بهینه‌سازی ماتریس نمونه برداری را لحاظ کرده‌ایم تا در نتیجه عملیات حسگری فشرده با انعطاف بیشتری انجام شود. در فصل بعد به بررسی جزئیات رویکرد پیشنهادی می‌پردازیم.

۲-۵ خلاصه فصل

به طور کلی در این فصل به بررسی مطالعات مرتبط با موضوع پایان نامه پرداختیم. در این فصل:

- روش‌های مختلف استخراج ویژگی از بیوسیگنال‌های الکتروکاردیوگرام از جمله روش تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA)، روش تبدیل موجک و همچنین ترکیب این دو تکنیک بررسی شد.
- مروری بر مطالعات صورت گرفته درباره کاربرد حسگری فشرده در فشرده‌سازی بیوسیگنال‌ها به ویژه بیوسیگنال‌های الکتروکاردیوگرام انجام شد.
- برخی راه‌کارهای پیشنهاد شده برای بهینه کردن عملکرد حسگری فشرده همچون استفاده از رویکردهای یادگیری واژه نامه و روش‌های بهینه سازی ماتریس اندازه گیری مورد بررسی قرار گرفتند.
- مقاله‌ای بررسی شد که در آن استخراج ویژگی از الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی جنین در حوزه حسگری فشرده با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های مستقل انجام شده است. در این چارچوب که از یک واژه‌نامه گوسی با مقیاس گوسی‌های مشخص استفاده می‌شود، دو ایراد وارد است:
 - این چارچوب که از تکنیک ICA استفاده می‌کند، تنها برای استخراج ویژگی از الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی جنین کاربرد دارد.
 - از آنجا که پارامترهای مربوط به مقیاس توزیع‌های گوسی بر اساس انجام تست و آزمایش انتخاب می‌شوند، نمی‌توان بر بهینه بودن آنها تکیه کرد.

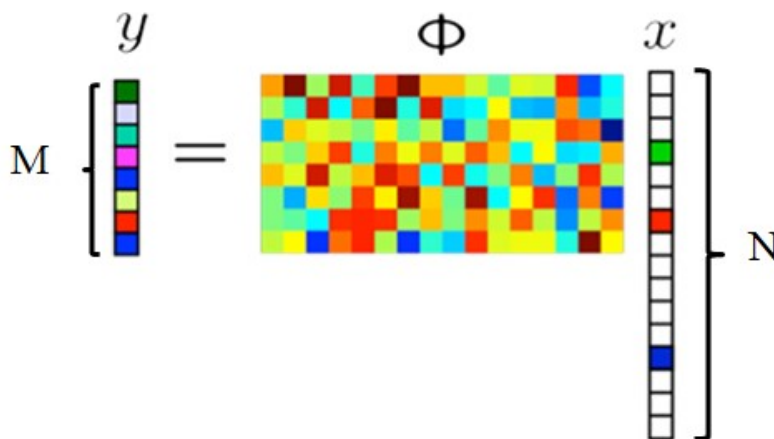
فصل سوم: روش پیشنهادی

۳-۱ حسگری فشرده

حسگری فشرده یا به اختصار CS، یک تکنیک پردازش سیگنال جدید است که اولین بار در [۴۳] و [۴۴] مطرح شد. این روش به عنوان طرحی برای فشرده‌سازی بکار گرفته می‌شود. فرمول‌بندی مسئله CS را می‌توان به صورت ضرب ماتریسی زیر بیان کرد:

$$y = \Phi x \quad (1-3)$$

در این رابطه $y \in \mathcal{R}^M$ و $x \in \mathcal{R}^N$ به ترتیب نشان دهنده سیگنال فشرده شده و سیگنال اصلی می‌باشد. Φ یک ماتریس اندازه‌گیری با ابعاد $M \times N$ است که $M \ll N$ (بسیار کوچکتر از N) می‌باشد (شکل ۱-۳). ماتریس اندازه‌گیری وابسته به x نیست، در نتیجه این رویه غیر تطبیقی بوده و موجب می‌شود فرآیند اخذ/فشرده‌سازی بسیار ساده و جامع باشد [۴۵].



شکل ۱-۳: فشرده سازی سیگنال در رویکرد حسگری فشرده.

ایده اصلی حسگری فشرده بر مبنای «تُنک بودن» سیگنال (یا به طور کلی بردار) استوار است. در واقع در رابطه (۱-۳) ما زمانی قادر به بازیابی سیگنال اصلی هستیم که بتوانیم نمایش تنکی از x را توسط واژه نامه $\Psi = \{\psi_i\}$ ، $\psi_i \in \mathcal{R}^N$ ارائه کنیم، به طوری که،

$$x = \Psi u = \sum_i u_i \psi_i. \quad (2-3)$$

در این رابطه $u \in \mathcal{R}^M$ نمایش تنکی از سیگنال $x \in \mathcal{R}^N$ است که حداکثر k عنصر از ضرایب آن غیر صفر می‌باشند. ماتریس $\Psi \in \mathcal{R}^{N \times M}$ واژه‌نامه‌ای است که بردار u را به x تبدیل می‌کند، به طوری که $k < M \ll N$ به بیان دیگر، اگر $u = \{u_i\}$ نمایش تنکی از x باشد، آنگاه داریم $\text{card}(\text{supp}(u)) = ||u||_0 \leq k$ که در آن $||\cdot||_0$ بیانگر تابع نُرم- l_0 ، $\text{supp}()$ بیانگر عناصر غیرصفر و $\text{card}()$ تابع کاردینالیته (تعداد عناصر) می‌باشد.

از آنجایی که تعداد نمونه‌های اخذ شده برابر با M بوده و $M \ll N$ می‌باشد، بازیابی سیگنال x در دستگاه بازسازی، یک مسئله بدوضع^۱ محسوب می‌شود. با این وجود می‌توان نشان داد که اگر سیگنال مجهول x دارای نمایش تنک با k عنصر غیر صفر (k -تنک) باشد، با حل مسئله کمینه‌سازی l_0 زیر می‌توان سیگنال x را برای Φ و M ‌های مناسب ($M > k$) بازسازی کرد [۴۶].

$$\min_{u_i} ||u||_0 \quad \text{subject to } y = \Phi \Psi u. \quad (3-3)$$

از آنجایی که تابع هدف $||\cdot||_0$ غیرمحدب^۲ است، مسئله بیان شده در رابطه (۳-۱) NP-سخت^۳ به شمار می‌رود. به همین دلیل به جای در نظر گرفتن رابطه (۳-۳)، می‌توان مدل کمتر محدود شده آن یعنی رابطه (۳-۴) که محدب می‌باشد را حل کرد،

$$\min_{u_i} ||u||_1 \quad \text{subject to } y = \Phi \Psi u. \quad (4-3)$$

^۱ ill-conditioned

^۲ Non-convex

^۳ به مسائلی اطلاق می‌شود که نمی‌توان آنها را با پیچیدگی محاسباتی چندجمله‌ای معین حل کرد.

در این رابطه تابع $\|\cdot\|_1$ بیانگر نرم- l_1 است. این رویکرد اساس روش جستجوی پایه (BP)^۱ است و می-توان آن را به کمک برنامه‌ریزی خطی با پیچیدگی محاسباتی قابل قبولی حل نمود [۴۷]. بر اساس این روش بردار y در شرایط واقعی تنها تخمینی از بردار $\Phi\Psi u$ است، و در واقع داریم، $y = \Phi\Psi u + n$. در این شرایط، اختلاف میان بردار اصلی و بردار بازسازی شده توسط خطای اندازه گیری n کنترل می‌شود. مسئله بهینه‌سازی محدب (۳-۴) را می‌توان با مسئله بهینه‌سازی زیر جایگزین کرد:

$$\min_{u_i} \|u\|_1 \quad \text{subject to} \quad \|y - \Phi\Psi u\|_2 \leq \varepsilon \quad (۵-۳)$$

در این رابطه ε کران بالایی برای انرژی نویز اندازه گیری است، به طوری که $\|n\|_2 \leq \varepsilon$ می‌باشد. برای حل این مسئله الگوریتم‌های مختلفی همچون الگوریتم جستجوی پایه (BP) [۴۸]، الگوریتم جستجوی انطباقی متعامد (OMP) [۴۹]، الگوریتم آستانه گذاری تکراری^۲ [۵۰] و الگوریتم CoSaMP^۳ [۵۱] وجود دارند که می‌توان از آنها استفاده کرد.

ماتریس اندازه گیری Φ هر چند مستقل از بردار اصلی x می‌باشد، اما ساختار دلخواهی ندارد و باید به منظور اطمینان از بازسازی صحیح، به درستی طراحی شده باشد. در واقع برای تضمین بازیابی کارآمد سیگنال تنک، ماتریس اندازه گیری باید «ویژگی ایزومتري محدود شده»^۴ (RIP) [۴۶] را داشته باشد. ثابت شده است ماتریس تصادفی Φ که دارای توزیع احتمالی گوسی^۵ i.i.d با میانگین صفر و واریانس $1/M$ ($M \geq Ck \log\left(\frac{N}{k}\right)$) مقدار ثابت) می‌باشد، بازسازی قابل قبولی از بردار x را با احتمال بسیار زیادی تضمین می‌کند [۵۲].

^۱ Basis Pursuit

^۲ Iterative Thresholding

^۳ Compressive Sensing Matching Pursuit

^۴ Restricted Isometry Property

^۵ i.i.d مخفف شده عبارت Independent and identically distributed است و بیانگر این است که همه متغیرهای یک دنباله دارای توزیع یکسان و نیز دو به دو مستقل باشند.

یکی از مزیت‌های اصلی حسگری فشرده این است که مستقل از شیوه بازسازی، می‌توان از یک ماتریس اندازه گیری برای اندازه گیری کلاس‌های مختلفی از سیگنال‌ها استفاده کرد. در این روش، فرآیند فشرده‌سازی به صورت جامع می‌باشد و تنها لازم است تا سیگنال قابل فشرده‌سازی باشد. منظور از قابل فشرده بودن سیگنال این است که بتوان سیگنال اصلی را با انجام یک تبدیل به صورت تنک نمایش داد. در فصل قبل به بررسی راه‌کارهای تنک‌سازی سیگنال با استفاده از یادگیری واژه نامه پرداختیم. همان طور که در بخش ۱-۳ فصل اول عنوان کردیم، هدف ما استخراج ویژگی از الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی جنین است. در روش پیشنهادی، ما از الگوریتم یادگیری واژه نامه K-SVD [۵] جهت تنک‌سازی سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام اخذ شده از شکم مادر استفاده می‌کنیم. در این تحقیق برای حل رابطه (۳-۵) از الگوریتم جستجوی انطباق متعامد (OMP) استفاده کرده‌ایم. OMP یک الگوریتم حریصانه تکراری است که در هر مرحله ستونی از واژه‌نامه را انتخاب می‌کند که بیشترین همبستگی را با ستون‌های باقی‌مانده دارد.

۳ - ۲ یادگیری واژه نامه به روش K-SVD

در بخش ۲-۲-۱ فصل دوم بیان کردیم که علاوه بر استفاده از واژه‌نامه‌های از پیش آماده همچون تبدیل موجک، تبدیل فوریه و غیره، می‌توان واژه‌نامه‌هایی را برای سیگنال‌ها با مورفولوژی‌های مشابه آموزش داد تا نمایش تنک به شکل بهتری صورت گیرد. K-SVD یکی از الگوریتم‌های مطرح شده برای یادگیری واژه‌نامه فراکامل^۱ جهت نمایش تنک سیگنال و به طور کلی بردار می‌باشد که ما در روش پیشنهادی خود از آن استفاده می‌کنیم.

^۱ واژه نامه D با ابعاد $M \times N$ فراکامل (over-complete) است، اگر $M < N$ باشد.

فرض کنید $X = [x_1, x_2, \dots, x_p]$ یک ماتریس $n \times P$ با P سیگنال آموزشی است که هر سیگنال شامل n نمونه می‌باشد. ما از این ماتریس (مجموعه آموزشی) برای آموزش واژه نامه فراکامل Ψ با اندازه $n \times Q$ استفاده می‌کنیم، به طوری که $P \gg Q$ و $Q > n$. هدف الگوریتم K-SVD حل رابطه زیر با میزان تنگی مشخص k است،

$$\min_{\Psi, \theta} \|X - \Psi\theta\|_2 \quad \text{s.t.} \quad \forall i, \|\theta_i\|_1 \leq k \quad (۶-۳)$$

در این رابطه $\Theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p]$ ، به طوری که θ_i شامل ضرایب بردار تنک شده θ_i سیگنال آموزشی بر حسب ستون‌های واژه نامه $\Psi = [\psi_1, \psi_2, \dots, \psi_Q]$ می‌باشد. به زبان ساده، این رابطه بیان می‌کند که Θ و Ψ باید به گونه‌ای انتخاب شوند که فاصله اقلیدسی (حاصل از محاسبه نرم l_2) میان حاصل ضرب آنها و X حداقل، و در عین حال تعداد ضرایب غیر صفر برای هر بردار تنک شده θ_i کمتر از k باشد.

الگوریتم K-SVD ابتدا با ماتریس دلخواه Ψ رویه آموزش را شروع کرده و آن را در هر تکرار به منظور بهینه کردن رابطه (۶-۳)، به تدریج بهبود می‌دهد. فرض کنید $\Theta = [\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_p]^T$ که در آن δ_i^T بیانگر سطرهای Θ می‌باشند. آنگاه عبارت خطا در رابطه (۶-۳) را می‌توان به صورت زیر تجزیه کرد:

$$\|X - \Psi\theta\|_2 = \|X - \sum_i \psi_i \delta_i^T\|_2 = \|X - \sum_{i \neq j} \psi_i \delta_i^T - \psi_j \delta_j^T\|_2$$

طبق این تجزیه می‌توان تاثیر ستون j ام واژه نامه Ψ را برای تنک سازی Θ ، مستقل از تاثیر سایر ستون‌های Ψ مورد بررسی قرار داد. حال فرض می‌کنیم $E = X - \Psi\theta$ بیانگر اختلاف میان X و حاصل ضرب Ψ در Θ ، و $E_j = X - \sum_{i \neq j} \psi_i \delta_i^T$ بیانگر اختلاف میان X و حاصل ضرب Ψ در Θ بدون در نظر

^۱ حد اکثر تعداد عناصر غیرصفر بردار برابر با k باشد.

گرفتن تاثیر ستون λ_m واژه نامه Ψ باشد. در این صورت رابطه (۳-۶) را می توان به صورت زیر بازنویسی کرد:

$$\min_{\Psi, \theta} \|E_j - \psi_j \delta_j^T\|_F^2 \quad s. t. \quad \forall i, \|\theta_i\|_{l_1} \leq k \quad (7-3)$$

اکنون برای E_j تجزیه مقادیر منفرد (SVD)^۱ را محاسبه کرده و بزرگترین جزء ماتریس خطای E را حذف می کنیم. برای این منظور فرض کنید ω_j مجموعه ای از اندیس تمام سیگنال های آموزشی $(\theta_i, 1 \leq i \leq P)$ باشد که از اتم ψ_j برای محاسبه $x_i, 1 \leq i \leq P$ استفاده می کنند. این مجموعه را می توان به صورت رابطه (۳-۸) بیان کرد،

$$\omega_j = \{i | 1 \leq i \leq P, \delta_j^T(i) \neq 0\}, 1 \leq j \leq Q \quad (8-3)$$

حال ماتریس Ω_j با اندازه $P \times |\omega_j|$ را طوری تعریف می کنیم که در آن عناصر $(\omega_j(s), s)$ ، $1 \leq s \leq |\omega_j|$ مقدار ۱ و سایر عناصر آن مقدار صفر را اختیار کنند. ضرب سطرهای ماتریس مربوط به سیگنال های تنک شده Θ در (θ_j) در Ω_j مربوطه، موجب نادیده گرفته شدن عناصر صفر در سطر λ_m و در نتیجه کوچک شدن اندازه آن می شود؛ $\delta_{j,R}^T = \delta_j^T \Omega_j$. بر این اساس حل رابطه (۳-۷) معادل با حل رابطه زیر است،

$$\min_{\Psi, \theta} \|E_j \Omega_j - \psi_j \delta_{j,R}^T\|_2 \quad (9-3)$$

فرض کنید $E_j^R = E_j \Omega_j$ ، در نتیجه E_j^R تنها شامل ستون هایی از خطای E_j است که از اتم ψ_j و $\delta_{j,R}^T$ استفاده می کنند. همچنین فرض کنید $U \Lambda V^T$ تجزیه مقادیر منفرد (SVD) ماتریس E_j^R باشد. آنگاه داریم،

^۱ Singular Value Decomposition

$$\min_{\psi, \theta} \|UAV^T - \psi_j \delta_{j,R}^T\|_2 \quad (۱۰ - ۳)$$

حال با قرار دادن $\psi_j = u_1$ و $\delta_{j,R}^T = \sigma_1 v_1$ ، بزرگترین جزء خطا را حذف می‌کنیم. در این روابط σ_1 بزرگترین مقدار منفرد E_j^R و u_1 و v_1 به ترتیب بردارهای منفرد چپ و راست مربوطه هستند. به این ترتیب اتم ψ_j واژه نامه Ψ بر اساس سیگنال‌های آموزشی بهبود می‌یابد. این رویه به همین صورت برای سایر اتم‌های واژه نامه Ψ ادامه پیدا می‌کند. الگوریتم مربوط به روش یادگیری K-SVD در شکل ۲-۳ نشان داده شده است.

ورودی: بردار X ; **خروجی:** واژه نامه تنک سازی $\hat{\Psi}$.

(۱) واژه نامه $\hat{\Psi}$ مقدار دهی اولیه می‌شود؛

(۲) تا زمان همگرایی $\hat{\Psi}$ تکرار کن:

- برای $\hat{\Psi}$ ثابت، رابطه (۳-۶) را با استفاده از OMP حل کن و $\hat{\Theta}$ را محاسبه کن، $\hat{\Theta} = OMP(\hat{\Psi}, X)$.
- برای $\hat{\Theta}$ مساوی با ۱ تا K تکرار کن:

- ω_j را محاسبه کن و توسط آن E_j^R و $\delta_{j,R}^T$ را بدست آور.
- بزرگترین مقدار منفرد E_j^R و بردارهای منفرد مربوط به آن را محاسبه کن.
- $\hat{\Theta}$ و $\hat{\Psi}$ را با استفاده از $\psi_j = u_1$ و $\delta_{j,R}^T = \sigma_1 v_1$ به‌روز رسانی کن.

شکل ۳-۲: الگوریتم K-SVD.

۳-۳ بهینه سازی ماتریس نمونه برداری

مایکل الاد^۱ در مقاله‌ی خود [۶] روشی برای بهینه سازی ماتریس نمونه برداری در حسگری فشرده مطرح کرده است که ما در روش پیشنهادی خود از آن استفاده می‌کنیم. برای تشریح این روش ابتدا لازم

^۱ Michael Elad

است مفهوم «وابستگی دوطرفه» [۲۸] را بیان کنیم. «وابستگی دوطرفه» برای واژه نامه Ψ ، برابر با بزرگترین مقدار مطلق حاصل از ضرب داخلی هر دو ستون نرمال شده مختلف از Ψ است که آن را با $\mu\{\Psi\}$ نمایش می‌دهیم. به بیان ریاضی،

$$\mu\{\Psi\} = \max_{1 \leq i, j \leq k \text{ and } i \neq j} \frac{|\psi_i^T \psi_j|}{\|\psi_i\| \cdot \|\psi_j\|} \quad (۱۱ - ۳)$$

وابستگی دوطرفه در واقع بیشترین شباهت میان ستون‌های واژه نامه را اندازه‌گیری کرده و آسیب‌پذیری آن را افشا می‌کند. در واژه نامه اگر دو ستون از نظر وابستگی طی رابطه نزدیکی با هم داشته باشند، موجب سردرگمی هر روش جستجو برای بازسازی سیگنال تنک می‌شوند.

راه دیگر برای اندازه‌گیری وابستگی دوطرفه واژه نامه Ψ ، محاسبه «ماتریس گرام»^۱ به صورت $G = \tilde{\Psi}^T \tilde{\Psi}$ است ($\tilde{\Psi}$ واژه‌ای نامه‌ای است که در هر مرحله از یادگیری محاسبه می‌شود). در این روش هر یک از ستون‌های واژه نامه ابتدا باید نسبت به عناصر ستون مربوطه نرمال‌سازی شوند. پس از محاسبه ماتریس گرام، مقادیر مربوط به عناصری که روی قطر اصلی قرار ندارند معادل با مقادیر بدست آمده از رابطه (۱۱-۳) خواهند بود. در ماتریس گرام حاصل، بزرگترین قدرمطلق در عناصری که روی قطر اصلی قرار ندارند بیانگر وابستگی دوطرفه واژه نامه می‌باشد ($g_{ij} \in G$ ، $\mu\{\Psi\} = \max_{i,j \text{ } i \neq j} g_{ij}$).

فرض کنید سیگنال x توسط رابطه $x = \Psi\theta$ ساخته شده است که در آن θ یک نمایش تنک برای x می‌باشد. اگر نابرابری

$$\|\theta\|_1 < \frac{1}{\mu\{\Psi\}} \left(1 + \frac{1}{\mu\{\Psi\}}\right) \quad (۱۲ - ۳)$$

برقرار باشد آنگاه بر اساس [۵۴-۵۶]،

(۱) بردار θ الزاماً تنک‌ترین نمایش برای x است،

^۱ Gram matrix

$$\min_{\theta} \|\theta\|, \quad s.t. \quad x = \Psi\theta \quad (13-3)$$

۲) الگوریتم جستجوی پایه (BP) تضمین می‌کند با حل برنامه‌ریزی خطی زیر، به طور دقیق θ را بیابد،

$$\min_{\theta} \|\theta\|_1 \quad s.t. \quad x = \Psi\theta \quad (14-3)$$

۳) الگوریتم جستجوی انطباق متعامد (OMP) نیز برای تخمین θ تضمین می‌کند که θ صحیح را بیابد.

بر اساس اظهارات بالا، فرض می‌کنیم ماتریس نمونه برداری Φ انتخاب شده و می‌خواهیم رابطه زیر را حل کنیم:

$$\min_{\theta} \|\theta\|, \quad s.t. \quad y = \Phi x = \Phi\Psi\theta \quad (15-3)$$

حال اگر نابرابری،

$$\|\theta\| < \frac{1}{\gamma} \left(1 + \frac{1}{\mu\{\Phi\Psi\}}\right) \quad (16-3)$$

برقرار باشد، آنگاه θ الزاما جوابی برای رابطه (۱۵-۳) خواهد بود که هر دو روش جستجوی پایه و جستجوی انطباق متعامد قادر به یافتن دقیق آن و در نتیجه بازسازی x هستند.

تمامی مسائل ذکر شده اشاره به این موضوع دارند که اگر Φ به گونه‌ای طراحی شود که $\mu\{\Phi\Psi\}$ تا حد ممکن کوچک باشد، مجموعه‌ی سیگنال‌های کاندید برای عملکرد موفق رویکرد حسگری فشرده گسترده‌تر خواهد بود.

الاد در همین مقاله [۶]، وابستگی دوطرفه دیگری را نیز مطرح کرده است. در این روش نیز ضرب داخلی میان هر دو ستون نرمال شده واژه نامه Ψ محاسبه شده و میانگین مقادیر مطلق که اندازه آنها

بزرگتر از حد آستانه t می‌باشند به عنوان وابستگی دوطرفه ($\mu_t\{\Psi\}$) در نظر گرفته می‌شود. به بیان ریاضی وابستگی دوطرفه در این رویکرد بر اساس ماتریس گرام برابر است با،

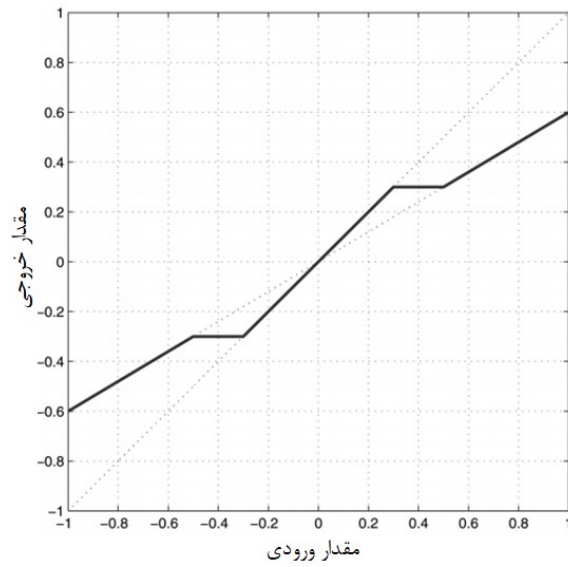
$$\mu_t\{\Psi\} = \frac{\sum_{1 \leq i, j \leq k \text{ and } i \neq j} (g_{ij} \geq t) \cdot |g_{ij}|}{\sum_{1 \leq i, j \leq k \text{ and } i \neq j} (g_{ij} \geq t)} \quad (17-3)$$

بر اساس این رویکرد اگر $t = 0$ باشد، آنگاه میانگینی از تمام عناصر ماتریس گرام (غیر از قطر اصلی) برای وابستگی دوطرفه لحاظ می‌شود. هر قدر مقدار t افزایش یابد، $\mu_t\{\Psi\}$ به $\mu\{\Psi\}$ نزدیک‌تر می‌شود. از رابطه (17-3) کاملاً مشخص است که $\mu_t\{\Psi\} \geq t$ است. در رویه بهینه سازی، هدف کمینه کردن مقدار $\mu_t\{\Psi\}$ با فرض ثابت بودن مقدار t و واژه نامه Φ می‌باشد.

در این رویه ابتدا یک ماتریس اندازه گیری تصادفی برای Φ اولیه اختیار می‌شود. ما در آزمایشات خود این ماتریس تصادفی را با توزیع احتمالی گوسی i.i.d انتخاب کردیم، زیرا اثبات شده است که این ماتریس با شرط تنک بودن بردار x ، بازسازی قابل قبولی از بردار y را تضمین می‌کند.

سپس ماتریس گرام Φ محاسبه شده و مقدارهای مطلق که بالاتر از مقدار t هستند با ضرب شدن در مقدار ثابت $0 < \gamma < 1$ «کوچک‌سازی» می‌شوند. به منظور حفظ ترتیب مقدارهای مطلق در ماتریس گرام، مقادیری که در ماتریس G در بازه γt و t قرار دارند، با اندازه کمتری «کوچک‌سازی» می‌شوند. نحوه انجام این عملیات در شکل 3-3 نشان داده شده است و رابطه کلی آن به صورت رابطه (18-3) می‌باشد.

$$\hat{g}_{ij} = \begin{cases} \gamma g_{ij}, & |g_{ij}| \geq t \\ \gamma t \cdot \text{sign}(g_{ij}), & t \geq |g_{ij}| \geq \gamma t \\ g_{ij}, & \gamma t > |g_{ij}| \end{cases} \quad (18-3)$$



شکل ۳-۳: عملیات کوچک سازی برای $t = 0.5$ و $\gamma = 0.6$ [۶].

ورودی: حدآستانه t ، واژه نامه Ψ ، اندازه نمونه برداری M ، ضریب کوچک سازی γ ، تعداد تکرار $iter$ ؛

خروجی: ماتریس نمونه برداری Φ .

(۱) ماتریس نمونه برداری Φ را مقدار دهی اولیه کن.

(۲) $q=0$ قرار بده و برای $iter$ بار تکرار کن:

(۱-۲) ستون‌های ماتریس $D = \Phi_q \Psi$ را نرمال سازی کن.

(۲-۲) ماتریس گرام $G_q = D_q^T D_q$ را محاسبه کن.

(۳-۲) \hat{G}_q را بر اساس ماتریس گرام G ، حدآستانه t ، ضریب کوچک سازی γ و رابطه (۳-۱۸) بدست آور.

(۴-۲) عملیات SVD را بر روی ماتریس \hat{G}_q اعمال و رتبه آن را برابر M کن.

(۵-۲) ریشه دوم ماتریس \hat{G}_q را به صورت $S_q^T S_q = \hat{G}_q$ محاسبه کن، به طوری که در این رابطه S_q برابر با

$M \times P$ است.

(۶-۲) Φ_q را طوری پیدا کن که خطای $\|\Phi_q \Psi - S_q\|_2$ کمینه باشد.

(۷-۲) $q = q+1$ قرار بده.

شکل ۳-۴: الگوریتم بهینه‌سازی ماتریس نمونه برداری [۶].

در شکل ۳-۴ الگوریتم مربوط به روش بهینه‌سازی ماتریس اندازه‌گیری نشان داده شده است. در این الگوریتم P برابر با اندازه بُعد دوم واژه نامه است.

۳-۴ جداسازی مؤلفه های سیگنال در حوزه حسگری فشرده

در فصل گذشته رویکردهای مختلفی برای جدا سازی سیگنال الکتروکاردیوگرام جنین از سیگنال اخذ شده از شکم مادر را بررسی کردیم. در این رویکردها از روش‌های مختلفی همچون استفاده از تحلیل مؤلفه های مستقل (ICA)، تبدیل موجک، تبدیل فوریه، محاسبه سیگنال الکتروکاردیوگرام مادر و حذف آن از سیگنال اخذ شده و غیره به کار گرفته شده است.

ما در روش پیشنهادی خود سعی کرده‌ایم تا برای استخراج ویژگی از سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام جنین، تکنیک تحلیل مؤلفه های مستقل را در حوزه حسگری فشرده انجام دهیم و نتیجه حاصل از آن را بررسی کنیم. در ادامه مروری بر روش جداسازی منابع به روش تحلیل مؤلفه های مستقل انجام می‌دهیم.

۳-۴-۱ تحلیل مؤلفه های مستقل سیگنال

فرض کنید $x_i(k)$ ، $i = 1, \dots, P$ یکی از کانال‌های سیگنال چند کاناله باشد (i بیانگر شماره کانال و k بیانگر شماره نمونه است). در روش تحلیل مؤلفه‌های مستقل، $x_i(k)$ به صورت یک ترکیب خطی از فرآیندهای مستقل که مربوط به P منبع ناشناخته می‌باشند مدل‌سازی می‌شود، به طوری که،

$$x_i(k) = a_{i1}s_1(k) + a_{i2}s_2(k) + \dots + a_{iP}s_P(k) \quad (۳-۱۹)$$

که می‌توان به صورت زیر نیز نوشت:

$$x_i = \sum_{j=1}^P a_{ij}s_j \quad (۳-۲۰)$$

در این رابطه فرض می‌شود s_j ها مستقل و غیر گوسی هستند [۸]. با قرار دادن x_i های رابطه (۳-۲۰) در بردار $x_m = [x_1, \dots, x_N]^T$ ، می‌توان رابطه مدل ICA را به صورت ضرب ماتریس-بردار زیر نوشت:

$$x_m = As \quad (۳ - ۲۱)$$

در این رابطه x_m مربوط به ترکیبات خطی مشاهده شده (سیگنال دریافت شده)، $s = [s_1, \dots, s_p]^T$ مربوط به سیگنال‌های مخفی منبع (مؤلفه های مستقل)، و A ماتریس ترکیب^۱ می‌باشد. کاری که الگوریتم ICA انجام می‌دهد، تخمین ماتریس $W=A^{-1}$ و بدست آوردن مؤلفه های مستقل $s=Wx_m$ است. اساس این تکنیک بر پایه قضیه حد مرکزی^۲ استوار است. طبق این قضیه، از آنجایی که هر x_i یک ترکیب خطی از متغیرهای مستقل است، میل به یک توزیع گوسی دارد که این توزیع مخالف توزیع مؤلفه های منبع s_j می‌باشد.

بر همین اساس، الگوریتم‌های جداسازی برای تخمین مؤلفه های مستقل، میزان غیر گوسی بودن $w^T x_m$ را بیشینه می‌کنند (w^T بیانگر یک سطر از ماتریس W است). با این کار یکی از مؤلفه های مستقل بدست می‌آید. با یافتن تمام بیشینه‌های محلی مسئله بهینه‌سازی در فضای P -بعدی بردارهای w ، می‌توان دیگر مؤلفه های مستقل را تخمین زد.

۳-۴-۲ تحلیل مؤلفه های مستقل در حوزه حسگری فشرده

فرض کنید $x_i = [x_i(k), \dots, x_i(k + N - 1)]^T$ بیانگر بلوکی از N نمونه متوالی از i امین سیگنال چند-کاناله ضبط شده باشد. بر اساس رابطه (۳-۱۹) می‌توان نوشت،

$$x_i = a_{i1}s_1 + \dots + a_{ip}s_p \quad (۳ - ۲۲)$$

^۱ Mixing matrix

^۲ Central limit theorem

در این رابطه $s_j = [s_j(k.), \dots, s_j(k. + N - 1)]^T$. در روش حسگری فشرده با استفاده از ماتریس نمونه برداری Φ ، می‌توان یک بلوک را به صورت زیر نمونه برداری کرد،

$$y_i = \Phi x_i = a_{i1} \Phi s_1 + \dots + a_{ip} \Phi s_p \quad (23 - 3)$$

عناصر y_i را همچنین می‌توان به صورت زیر نوشت،

$$y_i(h) = \Phi_h x_i = a_{i1} \Phi_h s_1 + \dots + a_{ip} \Phi_h s_p \quad (24 - 3)$$

در این رابطه Φ_h بیانگر سطری از ماتریس Φ ، و s_j بیانگر بردار N -بُعدی از نمونه‌های $s_j(k)$ است. بنابراین هر نمونه $y_i(h)$ را می‌توان به صورت زیر نوشت،

$$y_i(h) = \sum_{j=1}^p a_{ij} y_{sj} \quad (25 - 3)$$

در این رابطه $y_{sj} = \Phi_h s_j$ است که با اندازه گیری از منابع نامشخص بدست می‌آید و می‌توان فرض کرد که مستقل هستند، زیرا تابعی از فرآیندهای منبع مستقل می‌باشند [۴۱]. علاوه بر این، مقادیر y_{sj} به طور کلی غیر گوسی می‌باشند. برای نمونه فرض کنید که عناصر Φ_h (سطری از ماتریس Φ)، متغیرهای تصادفی نرمال شده گوسی i.i.d. باشند، در این صورت y_{sj} نیز با واریانس $\sigma^2 = \sum_{k=k.}^{k.+N-1} s_j^2(k)$ گوسی است. با این وجود، توزیع y_{sj} بر اساس میانگین توزیع s_j ها محاسبه شده و توسط برهم‌نهی خطی غیر گوسی مؤلفه های گوسی بدست می‌آید. در نتیجه y_{sj} غیر گوسی خواهد بود. مسلماً هنگامی که Φ دارای توزیع‌هایی غیر از گوسی باشد نیز y_{sj} غیر گوسی است.

بنابراین طبق بررسی‌های بالا می‌توانیم از ICA برای تخمین W و منابع نامشخص فشرده شده در حوزه حسگری فشرده استفاده کنیم. با این کار قادر خواهیم تا بجای آن که ابتدا همه کانال‌های فشرده را

بازسازی و سپس مؤلفه‌های مستقل را جداسازی کنیم، تنها مؤلفه مستقل مورد نیاز برای انجام پردازش را بازسازی کنیم.

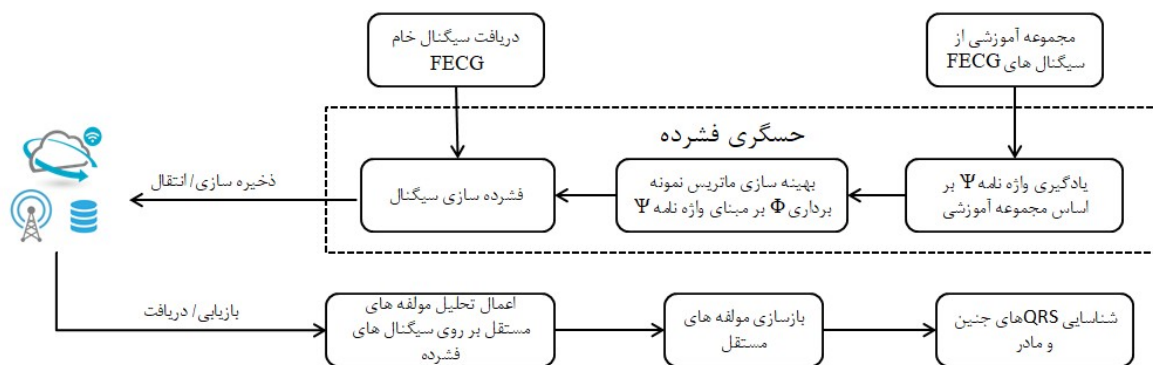
۳ - ۵ چارچوب پیشنهادی برای استخراج موج‌های QRS جنین

مقالات مختلفی از روش تحلیل مؤلفه‌های مستقل برای جداسازی مؤلفه‌های موجود در بیوسیگنال‌هایی همچون الکتروکاردیوگرام و الکتروانسفالوگرام استفاده کرده‌اند [۵۷، ۱۹، ۷]. همچنین مطالعات متعددی نیز بر روی عملکرد این تکنیک در حذف نویز و مصنوعات موجود در بیوسیگنال‌ها انجام شده است [۶۰، ۵۹، ۵۸، ۹]. ما در روش پیشنهادی خود در این پایان نامه از این تکنیک برای جداسازی سیگنال‌های مربوط به الکتروکاردیوگرام مادر و جنین استفاده کرده‌ایم تا بتوانیم موج‌های QRS مربوط به ضربان قلب جنین، و در نتیجه نرخ ضربان قلب جنین را به صورت مستقل بدست آوریم. یادآور می‌شویم که این عملیات (اعمال تکنیک تحلیل مؤلفه‌های مستقل) را بر روی سیگنال فشرده شده در حوزه حسگری فشرده، پیش از عملیات بازسازی سیگنال انجام می‌دهیم، به طوری که ویژگی‌های مؤلفه‌های مستقل پس از بازیابی همچنان حفظ می‌شوند.

در فصل گذشته مقاله‌ای با رویکرد مشابه را بررسی کردیم (مرجع [۴۱]). همانطور که گفته شد، در این مقاله از یک واژه نامه گوسی مشخص برای تنک‌سازی الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی جنین استفاده شده است. پارامترهای مربوط به مقیاس توزیع‌های گوسی در این واژه‌نامه به گونه‌ای انتخاب می‌شوند تا تخمین کارآمدی از موج‌های QRS جنین و مادر ارائه کنند. به این معنی که چندین مقیاس گوسی نماینده تنک‌سازی بر اساس شکل QRS‌های جنین و چندین مقیاس گوسی نماینده تنک‌سازی بر اساس شکل QRS‌های مادر می‌باشند.

همچنین ایرادات وارد بر این رویکرد را نیز عنوان کردیم که اولین ایراد این رویکرد تنظیم دستی مقیاس‌های مناسب گوسی برای شناسایی موج‌های QRS جنین است. واژه نامه به گونه‌ای طراحی شده است که پارامترها آن باید بسته به مورفولوژی سیگنال مورد بررسی تنظیم شوند [۴۲]. دومین ایراد این است که جهت تنظیم پارامترهای واژه‌نامه گوسی، لازم است دانشی از مورفولوژی سیگنال مورد بررسی داشته باشیم. از آنجا که پارامترهای مربوط به مقیاس توزیع‌های گوسی بر اساس انجام تست و آزمایش انتخاب می‌شوند، نمی‌توان بر بهینه بودن آنها تکیه کرد [۴۲].

برای غلبه بر این کاستی‌ها، رویکردی مبتنی بر یادگیری واژه‌نامه و بهینه سازی ماتریس اندازه گیری مطرح کردیم تا عملیات حسگری فشرده به صورت جامع انجام شود و نیازی به دانش قبلی از سیگنال پردازشی نباشد. شکل ۳-۵ به طور خلاصه گام‌های مهم روش پیشنهادی ما برای شناسایی موج‌های QRS جنین در سیگنال الکتروکاردیوگرام اخذ شده از شکم مادر را نشان می‌دهد.



شکل ۳-۵: چارچوب روش پیشنهادی.

در این چارچوب ابتدا یادگیری واژه‌نامه بر اساس مجموعه آموزشی انجام می‌شود. در رویکرد پیشنهادی از روش K-SVD برای یادگیری واژه نامه استفاده می‌کنیم. نکته‌ای که در یادگیری واژه‌نامه باید مد نظر داشت، انتخاب مجموعه آموزشی است. در مورد سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام، مجموعه آموزشی باید به

نحوی انتخاب شود که تا حد ممکن شکل‌های مختلف این بیوسیگنال را در بر داشته باشد. روشن است هر چه مجموعه آموزشی جامع و فراگیرتر باشد، واژه نامه در برابر سیگنال‌های متنوع انعطاف‌پذیرتر خواهد بود. در فصل بعد نحوه ساخت مجموعه آموزشی از سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام را بیشتر توضیح می‌دهیم.

پس از آموزش واژه‌نامه، جهت عملکرد بهتر روش حسگری فشرده، ماتریس نمونه برداری را با استفاده از روش مطرح شده توسط الاد [۶] بهبود می‌دهیم. این ماتریس که بر اساس واژه نامه بهبود داده می‌شود، به گونه‌ای تنظیم می‌شود که کمترین وابستگی را با ماتریس تنک سازی داشته باشد. در واقع هدف اصلی، کاهش وابستگی میان ستون‌های ماتریس حاصل از ضرب ماتریس اندازه گیری و واژه‌نامه ($\Phi\Psi$) است. در مرحله بعد، حسگری فشرده سیگنال ورودی اتفاق می‌افتد. سیگنال اخذ شده از شکم مادر (که چند کاناله می‌باشد) با استفاده از واژه‌نامه و ماتریس اندازه گیری با ابعاد کوچک‌تری نسبت به سیگنال ورودی نمونه‌برداری می‌شود. البته لازم به ذکر است که در این مرحله واژه نامه کاربردی ندارد و عملیات نمونه برداری تنها توسط ماتریس اندازه گیری انجام می‌شود. اکنون می‌توان گفت که سیگنال الکتروکاردیوگرام چند کاناله غیرتهاجمی جنین، به صورت سنجش فشرده (حسگری فشرده) اخذ شده است. این سیگنال فشرده به همراه واژه نامه و ماتریس اندازه گیری ذخیره یا (برای کاربردهای مختلف) انتقال داده می‌شوند. فاز بعدی زمانی صورت می‌گیرد که سیگنال فشرده شده، بازیابی/دریافت می‌شود. در واقع در این فاز بازسازی سیگنال انجام می‌شود. با این دیدگاه که هدف، جداسازی الکتروکاردیوگرام جنین از سیگنال چند کاناله فشرده است، مرحله جداسازی مؤلفه‌های سیگنال انجام می‌گردد. برای این منظور، تکنیک تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA) بر روی کانال‌های فشرده شده اعمال می‌شود. نتیجه حاصل از انجام این مرحله، مؤلفه‌های مستقلی از الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی جنین است که در حالت فشرده قرار دارند.

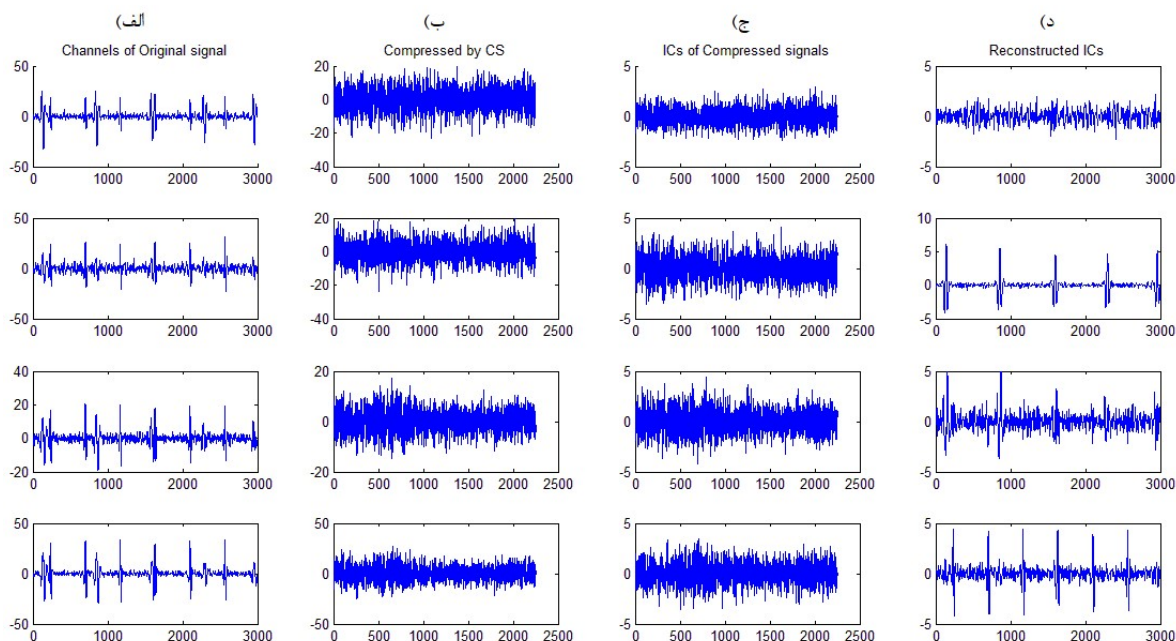
حال برای بازسازی مؤلفه‌های مستقل و خارج کردن آنها از حوزه حسگری فشرده از واژه‌نامه و ماتریس اندازه گیری تهیه شده استفاده می‌شود. ابتدا با استفاده از یک روش بازسازی سیگنال تنک، مانند جستجوی پایه (BP) یا جستجوی انطباق متعامد (OMP) و حاصل ضرب واژه‌نامه و ماتریس اندازه گیری ($Z = \Phi\Psi$)، مؤلفه‌های مستقل با نمایش تنک بازسازی می‌شوند (شکل ۳-۶). در نهایت با ضرب واژه نامه Ψ و سیگنال تنک حاصل، مؤلفه‌های مستقل بازسازی می‌شوند.

شکل ۳-۷ مراحل مختلف پردازش سیگنال در چارچوب پیشنهادی را نشان می‌دهد. در قسمت الف این شکل، کانال‌های اصلی الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی جنین ترسیم شده است؛ قسمت ب، کانال‌ها را پس از فشرده‌سازی به روش حسگری فشرده نمایش می‌دهد؛ نمودارهای قسمت ج، مربوط به مؤلفه‌های مستقل جدا شده به روش ICA می‌باشند؛ و نمودارهای قسمت د، بازسازی مؤلفه‌های جدا شده را نشان می‌دهند.

$$\begin{array}{c}
 \Theta \\
 \left[\begin{array}{c} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \theta_3 \\ \vdots \\ \theta_p \end{array} \right] \\
 \times \\
 \underbrace{\begin{array}{ccc}
 \Phi & & \Psi \\
 \left[\begin{array}{cccc} \varphi_{1,1} & \varphi_{1,2} & \dots & \varphi_{1,N} \\ \varphi_{2,1} & \varphi_{2,2} & & \varphi_{2,N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \varphi_{M,1} & \varphi_{M,2} & \dots & \varphi_{M,N} \end{array} \right] & \times & \left[\begin{array}{cccc} \psi_{1,1} & \psi_{1,2} & \dots & \psi_{1,p} \\ \psi_{2,1} & \psi_{2,2} & & \psi_{2,p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \psi_{N,1} & \psi_{N,2} & \dots & \psi_{N,p} \end{array} \right] \\
 Z & & \\
 \left[\begin{array}{cccc} z_{1,1} & z_{1,2} & \dots & z_{1,p} \\ z_{2,1} & z_{2,2} & & z_{2,p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ z_{M,1} & z_{M,2} & \dots & z_{M,p} \end{array} \right]
 \end{array} \\
 \times \\
 \left[\begin{array}{c} \theta_1 \\ \theta_2 \\ \theta_3 \\ \vdots \\ \theta_p \end{array} \right] \\
 = \\
 \left[\begin{array}{c} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_M \end{array} \right]
 \end{array}$$

شکل ۳-۶: نمایش ضرب ماتریس-بردار حسگری فشرده؛ بردار تنک Θ بر اساس ماتریس $Z=\Phi\Psi$

برای شناسایی موج‌های QRS در مؤلفه‌های بازسازی شده از الگوریتم پن-تامکینز^۱ [۶۱] استفاده کرده‌ایم. این الگوریتم، روشی بلادرنگ برای شناسایی موج‌های QRS در سیگنال‌های ECG است که برای کاهش خطاهای شناسایی ناشی از انواع مداخلات موجود در سیگنال، از یک فیلتر ویژه استفاده می‌کند.



شکل ۳-۷: مراحل انجام تحلیل مؤلفه‌های مستقل در حوزه حسگری فشرده؛ (الف) کانال‌های سیگنال اصلی؛ (ب) فشرده سازی سیگنال‌های اصلی به روش حسگری فشرده؛ (ج) جداسازی مؤلفه‌های مستقل به روش ICA؛ و (د) بازسازی مؤلفه‌های جداسازی شده.

برای پردازش سیگنال‌های طویل همچون سیگنال‌هایی که در نظارت‌های پزشکی حاصل می‌شوند، می‌توان سیگنال پردازش را به بلوک‌هایی با اندازه مشخص قطعه بندی کرد. اندازه بلوک می‌تواند بسته نوع و دقت پردازش متفاوت باشد. از آنجایی که هدف استخراج QRS‌های جنین است، تنها بلوک اول (یا برای دقت بیشتر چند بلوک اول) از هر مؤلفه مستقل فشرده بازیابی می‌شود. سپس الگوریتم پن-تامکینز بر روی بلوک‌های بازیابی شده اجرا شده و میانگین فاصله RR (نرخ ضربان قلب) برای بلوک‌های هر مؤلفه محاسبه می‌شود. مؤلفه‌ای که میانگین فاصله RR (نرخ ضربان قلب) نزدیک‌تری به استاندارد فاصله RR

^۱ Pan-Tompkins

(نرخ ضربان قلب) جنین دارد، به عنوان مؤلفه مربوط به ECG جنین انتخاب شده و تمام بلوک‌های آن برای استخراج موج‌های QRS پردازش می‌شوند. همچنین می‌توان از معیارهای دیگری برای انتخاب مؤلفه مربوط به جنین استفاده کرد؛ از جمله حذف مؤلفه مربوط به الکتروکاردیوگرام مادر و مؤلفه‌های نویز. این رویکرد و ادعا برای داده‌های مصنوعی و واقعی مورد بررسی قرار گرفته است که در فصل بعدی به تشریح آنها خواهیم پرداخت.

۳ - ۶ خلاصه فصل

به طور کلی در این فصل روش‌ها و رویکردهای استفاده شده در چارچوب پیشنهادی و همچنین خود

چارچوب پیشنهادی را بررسی کردیم. در این فصل:

- روش حسگری فشرده و نحوه عملکرد آن تشریح شد. در چارچوب پیشنهادی از این روش برای فشرده‌سازی سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام استفاده شده است.
- یادگیری واژه‌نامه به روش K-SVD و نحوه آموزش واژه‌نامه به کمک این الگوریتم بررسی شد. ما از این روش برای آموزش واژه‌نامه جهت تنک‌سازی سیگنال‌های ورودی استفاده کرده‌ایم.
- رویکرد مطرح شده توسط الاد برای بهینه‌سازی ماتریس اندازه‌گیری تشریح شد که در چارچوب پیشنهادی از آن برای حسگری فشرده سیگنال ورودی استفاده شده است.
- تکنیک تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA) و نحوه عملکرد آن در حوزه فشرده بررسی شد. در روش پیشنهادی جهت جداسازی مؤلفه‌های مستقل در حوزه حسگری فشرده، از این تکنیک استفاده می‌کنیم.
- چارچوب کلی پیشنهاد شده برای اعمال تحلیل مؤلفه‌های مستقل در حوزه حسگری فشرده و استخراج موج‌های QRS از الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی جنین مطرح شد.

فصل چهارم: آزمایشات و نتایج

در فصل گذشته روش پیشنهادی خود برای استخراج موج‌های QRS جنین از الکتروکاردیوگرام اخذ شده از شکم مادر را تشریح کردیم. در این رویکرد، ابتدا یادگیری واژه‌نامه Ψ بر اساس مجموعه آموزشی انجام شده و سپس ماتریس نمونه برداری Φ بر اساس واژه‌نامه Ψ بهینه‌سازی می‌شود. سیگنال ECG غیرتهاجمی جنین وارد سیستم حسگری فشرده می‌شود و سیگنال دریافت شده بر اساس واژه‌نامه Ψ و ماتریس نمونه برداری Φ فشرده‌سازی می‌شود. سیگنال‌های فشرده ذخیره (انتقال) می‌شوند و هنگام بازیابی (دریافت)، مؤلفه‌های مستقل سیگنال فشرده شده به روش ICA جداسازی می‌شوند. در مرحله بعد مؤلفه‌های مستقل جدا شده در حوزه حسگری فشرده با استفاده از روش جستجوی انطباق متعامد (OMP) بازسازی شده و در نهایت موج‌های QRS در هر مؤلفه با استفاده از الگوریتم پن-تامکینز استخراج می‌شوند و مؤلفه‌ای که نرخ ضربان قلب آن نزدیک به نرخ ضربان قلب جنین است به عنوان ECG جنین در نظر گرفته می‌شود.

در این فصل روش پیشنهادی خود را بر روی الکتروکاردیوگرام‌های غیرتهاجمی مصنوعی و واقعی مورد ارزیابی قرار می‌دهیم.

۴ - ۱ مجموعه داده

جهت اعتبارسنجی روش مطرح شده، این رویکرد را ابتدا بر روی داده‌های F-ECG^۱ مصنوعی پایگاه داده فیزیونت^۲ [۶۲] مورد ارزیابی قرار داده‌ایم. مجموعه داده F-ECG مصنوعی فیزیونت شامل سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام ۳۴-کاناله می‌باشد که این سیگنال‌ها برای جنین، مادر و نوزاد به صورت جداگانه شبیه‌سازی شده‌اند.

^۱ الکتروکاردیوگرام جنین

^۲ Physionet Challenge Dataset

رویکرد پیشنهادی ما بر روی مجموعه داده واقعی نیز اجرا شده است. مجموعه داده واقعی که در آزمایشات خود از آن استفاده کرده‌ایم مربوط به مجموعه داده‌های F-ECG واقعی پایگاه داده فیزیوت [۶۲] می‌باشد. پایگاه داده فیزیوت سه مجموعه داده F-ECG غیرتهاجمی واقعی دارد: مجموعه A، مجموعه B و مجموعه C. مجموعه A و B در اختیار عموم قرار گذاشته شده است اما تنها در مجموعه A موقعیت رخداد موج‌های QRS معین شده است. از آنجا که هدف ما مقایسه سه رویکرد مختلف برای نحوه عملکرد ICA در حالت‌های مختلف سیگنال (اصلی، فشرده و بازسازی شده) است، تنها از مجموعه A استفاده کرده‌ایم، زیرا در این مجموعه داده، موقعیت رخداد QRS‌های جنین جهت مقایسه در دسترس است. این مجموعه داده حاوی سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام ۴-کاناله اخذ شده از شکم مادر می‌باشد که با فرکانس ۱ کیلوهرتز به مدت یک دقیقه نمونه برداری شده‌اند. مجموعه داده واقعی A، شامل ۷۵ سیگنال FECG غیرتهاجمی است که از پایگاه داده‌های مختلف جمع آوری شده‌اند. موقعیت QRS‌های جنین در همه سیگنال‌های این مجموعه مشخص و توسط متخصصان تایید شده‌اند.

۴ - ۲ معیارهای ارزیابی

جهت ارزیابی طرح پیشنهادی، از معیارهای کارایی حساسیت (S) و پیش‌بینی مثبت (P+) استفاده کرده‌ایم که برای ارزیابی الگوریتم‌های شناسایی موج‌های QRS به کار گرفته می‌شوند. معیارهای حساسیت و پیش‌بینی مثبت به صورت زیر محاسبه می‌شوند [۶۳]،

$$S = \frac{TP}{TP+FN} \times 100, \quad P+ = \frac{TP}{TP+FP} \times 100 \quad (1-4)$$

در این روابط، TP، FP و FN به ترتیب بیانگر مثبت صحیح، مثبت کاذب و منفی کاذب هستند. زمانی یک موج QRS شناسایی شده مثبت صحیح است که مکان زمانی آن اختلافی کمتر از ۵۰ میلی ثانیه از مکان اصلی (تعیین شده توسط مرجع) داشته باشد [۶۴].

ما همچنین ارزیابی‌های خود را بر اساس معیار اختلاف نرخ ضربان قلب (HRmeas) انجام می‌دهیم که در [۶۴] مطرح شده و توانایی الگوریتم را برای تخمین نرخ ضربان قلب ارزیابی می‌کند. این معیار بر اساس مربع اختلاف میان نرخ ضربان قلب مرجع و نرخ ضربان قلب شناسایی شده در هر ۵ ثانیه (۱۲ اختلاف برای ۱ دقیقه) می‌باشد و بر حسب bpm^2 (مجذور تعداد انقباض قلب بر دقیقه) محاسبه می‌شود. رابطه ریاضی آن به صورت زیر است،

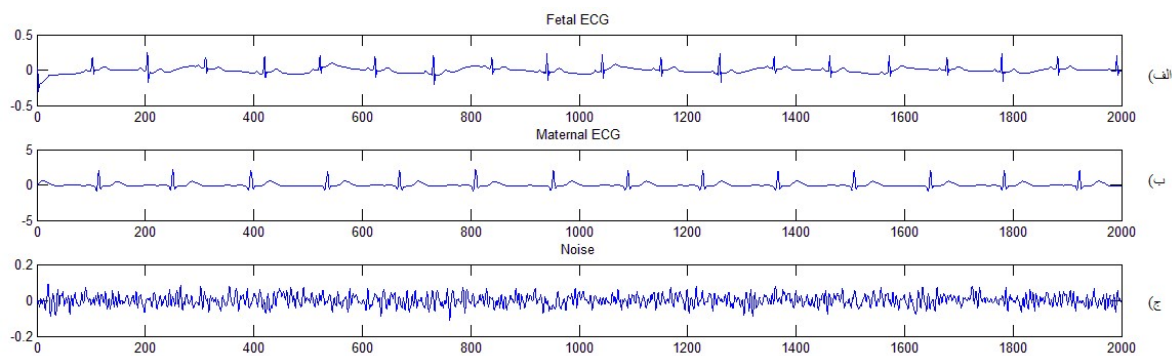
$$HRmeas = \frac{1}{12} \sum_{i=1}^{12} (fHR_i - fHR_i^d)^2 \quad (3-4)$$

۴ - ۳ ارزیابی روش پیشنهادی بر روی سیگنال‌های مصنوعی

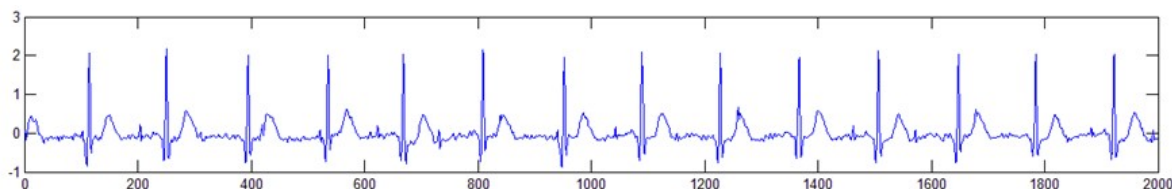
در این پایان نامه جهت آزمایش و ارزیابی رویکرد پیشنهادی، تمامی کدهای برنامه نویسی توسط نرم افزار Matlab R2015a نوشته شده‌اند. در ابتدا رویکرد پیشنهادی بر روی سیگنال‌های مصنوعی FECG مجموعه داده فیزیونت (FECGSYNDB) مورد ارزیابی قرار گرفت. در این مجموعه داده، الکتروکاردیوگرام‌های ۳۴-کاناله غیر تهاجمی جنین برای ۱۰ مادر شبیه‌سازی شده است، به طوری که شبیه‌سازی الکتروکاردیوگرام جنین، مادر و نویز به صورت جدا در دسترس قرار گرفته‌اند. هر کدام از این شبیه‌سازی‌ها دارای ۵ سطح SNR^۱ مختلف شامل صفر دسی‌بل، ۳ دسی‌بل، ۶ دسی‌بل، ۹ دسی‌بل و ۱۲ دسی‌بل می‌باشند. در شکل ۴-۱ نمودارهای مربوط به کانال اول سیگنال الکتروکاردیوگرام مادر و الکتروکاردیوگرام جنین به همراه نویز شبیه‌سازی شده، نمایش داده شده است. SNR مربوط به این شبیه‌سازی ۱۲ دسی‌بل

^۱ نسبت سیگنال به نویز

می‌باشد. در شکل ۲-۴ ترکیب این سه سیگنال ترسیم شده است. با مقایسه نمودار شکل ۲-۴ و نمودارهای ترسیم شده در شکل ۱-۴، مشاهده می‌شود که در سیگنال ترکیبی، تشخیص QRS های جنین به دلیل ضعیف بودن آنها نسبت به QRS های مادر کار دشواری است.



شکل ۴-۱: نمودار مربوط به سیگنال شبیه سازی شده ECG؛ (الف) سیگنال ECG جنین؛ (ب) سیگنال ECG مادر؛ (ج) نویز. از هر سیگنال ۲۰۰۰ نمونه از ۷۵۰۰۰ نمونه ترسیم شده است. (رکورد ۱۲dB_snr_0۱_sub)



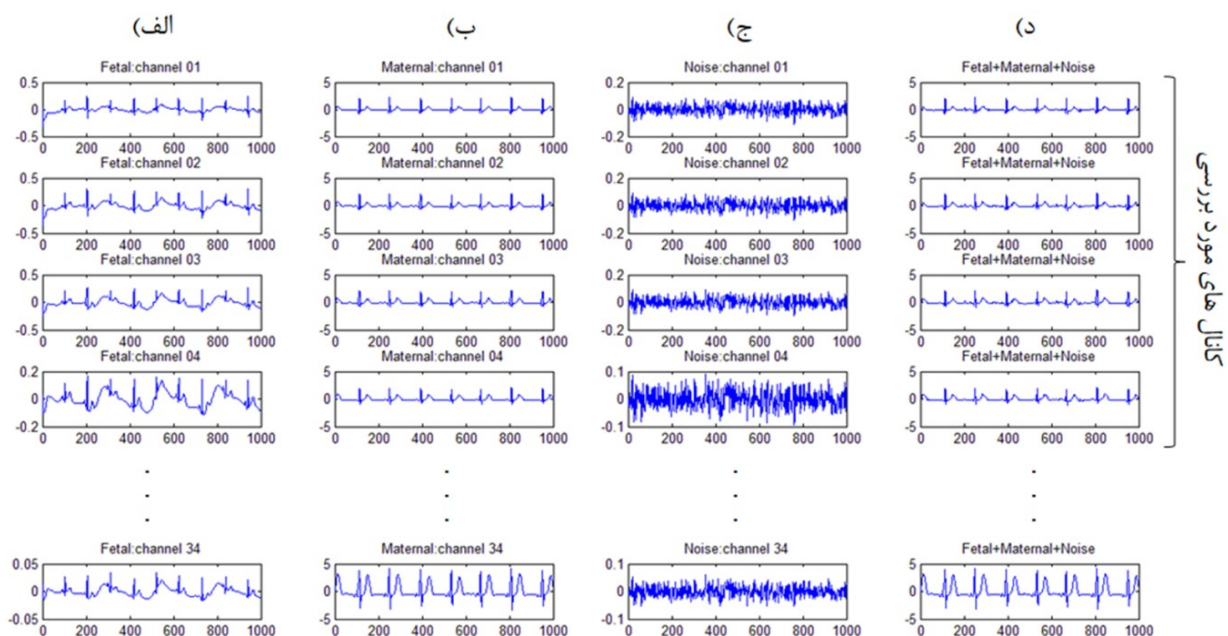
شکل ۴-۲: ترکیب سیگنال های ECG جنین، مادر و نویز ترسیم شده در شکل ۴-۱.

۴-۳-۱ حسگری فشرده سیگنال های مصنوعی FECC

در این آزمایش برای حسگری فشرده سیگنال های FECC، اندازه بلوک های پردازشی را ۲۰۰ در نظر گرفته ایم. به این معنی که هر سیگنال ورودی، در اندازه بلوک های ۲۰۰ نمونه ای پردازش می‌شود. اندازه بلوک به این دلیل ۲۰۰ انتخاب شده است، زیرا در سیگنال های مصنوعی مورد بررسی، به طور میانگین در هر ۲۰۰ نمونه حداقل یک بار تپش قلب کامل برای مادر و جنین رخ می‌دهد (به شکل ۴-۱ توجه کنید). این امر به آموزش واژه نامه جهت تنک سازی بلوک ها کمک می‌کند. در ادامه به نحوه آموزش واژه نامه برای تنک سازی سیگنال های مورد نظر می‌پردازیم.

۴ - ۳ - ۱ - ۱ یادگیری واژه نامه با استفاده از روش K-SVD

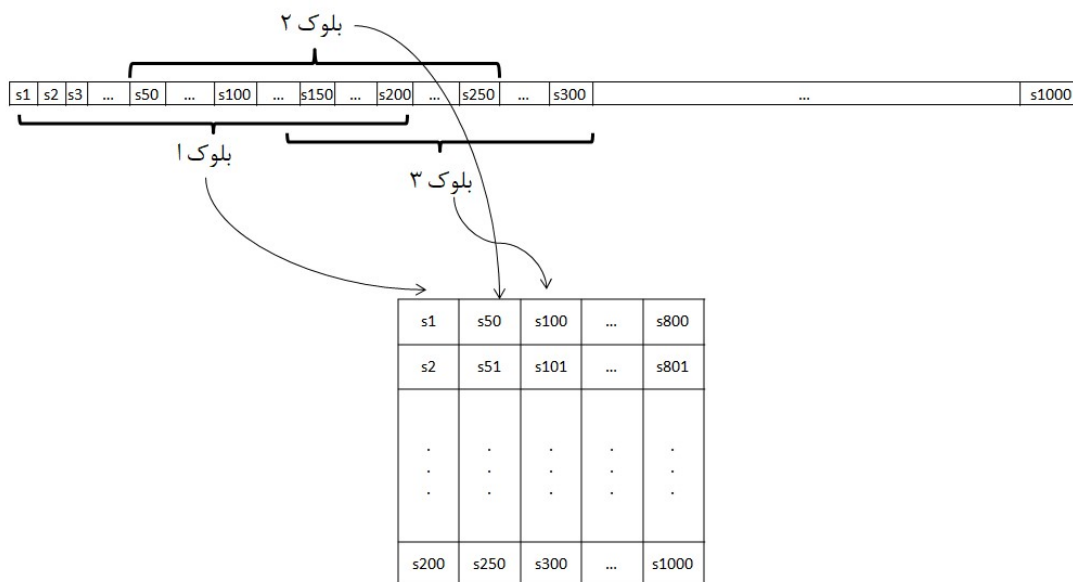
برای یادگیری واژه نامه Ψ جهت تنک‌سازی سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام مصنوعی، از سه رکورد اول مجموعه داده استفاده کردیم (رکوردهای ۰۱، ۰۲، و ۰۳ sub). همانطور که پیش‌تر گفته شد، هر رکورد دارای ۳۲ کانال است که ما ۴ کانال اول هر مؤلفه از رکورد را در نظر می‌گیریم. به این معنی که از هر رکورد، ۴ کانال اول از کانال‌های شبیه‌سازی شده مربوط به هر یک از سه مؤلفه ECG جنین، ECG مادر و نویز را در پردازش‌های خود استفاده می‌کنیم. شکل ۳-۴ کانال‌های انتخاب شده برای پردازش رکورد ۰۱ sub از مجموعه داده FECG مصنوعی فیزیوت را نشان می‌دهد (نمودارها مربوط به ۱۰۰۰ نمونه اول هر کانال می‌باشند).



شکل ۳-۴: انتخاب کانال از رکوردهای مصنوعی جهت انجام آزمایشات؛ (الف) کانال‌های ECG جنین؛ (ب) کانال‌های ECG مادر؛ (ج) کانال‌های نویز؛ (د) حاصل جمع سیگنال ECG جنین، ECG مادر و نویز.

از آنجایی که اندازه بلوک برای پردازش سیگنال، ۲۰۰ در نظر گرفته شده است، سیگنال‌های مجموعه آموزشی بر اساس رکوردهای در نظر گرفته شده برای آموزش واژه نامه، به صورت بلوک‌های ۲۰۰ نمونه‌ای

جدا می‌شوند. این جداسازی به گونه‌ای است که دو سیگنال آموزشی متوالی، دارای هم‌پوشانی ۱۵۰ نمونه‌ای هستند. برای درک بهتر شکل ۴-۴ را مشاهده کنید. بعد اول واژه نامه ما نیز بر اساس اندازه بلوک پردازشی ۲۰۰ می‌باشد. بعد دوم این واژه نامه، اندازه سیگنال تنک شده را تعیین می‌کند. اندازه این بعد را ۳۰۰ در نظر می‌گیریم (این اندازه بر اساس آزمایشات انتخاب شده است). بنابراین $\Psi \in \mathcal{R}^{200 \times 300}$. برای درک بهتر شکل ۴-۵ را مشاهده کنید.



شکل ۴-۴: نحوه ساخت مجموعه آموزشی از سیگنال‌های آموزشی جهت یادگیری واژه نامه.

<i>مجموعه سیگنال‌های آموزشی</i>	<i>واژه نامه</i>	<i>نمایش تنک سیگنال‌های آموزشی</i>																																																																														
<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr><td>$x(1,1)$</td><td>$x(1,2)$</td><td>...</td><td>$x(1,1)$</td></tr> <tr><td>$x(2,1)$</td><td>$x(2,2)$</td><td>...</td><td>$x(2,1)$</td></tr> <tr><td>.</td><td>.</td><td>.</td><td>.</td></tr> <tr><td>.</td><td>.</td><td>.</td><td>.</td></tr> <tr><td>.</td><td>.</td><td>.</td><td>.</td></tr> <tr><td>$x(N,1)$</td><td>$x(N,2)$</td><td>...</td><td>$x(N,1)$</td></tr> </table>	$x(1,1)$	$x(1,2)$...	$x(1,1)$	$x(2,1)$	$x(2,2)$...	$x(2,1)$	$x(N,1)$	$x(N,2)$...	$x(N,1)$	=	<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr><td>$\psi(1,1)$</td><td>$\psi(1,2)$</td><td>...</td><td>$\psi(1,P)$</td></tr> <tr><td>$\psi(2,1)$</td><td>$\psi(2,2)$</td><td>...</td><td>$\psi(2,P)$</td></tr> <tr><td>.</td><td>.</td><td>.</td><td>.</td></tr> <tr><td>.</td><td>.</td><td>.</td><td>.</td></tr> <tr><td>.</td><td>.</td><td>.</td><td>.</td></tr> <tr><td>$\psi(N,1)$</td><td>$\psi(N,2)$</td><td>...</td><td>$\psi(N,P)$</td></tr> </table>	$\psi(1,1)$	$\psi(1,2)$...	$\psi(1,P)$	$\psi(2,1)$	$\psi(2,2)$...	$\psi(2,P)$	$\psi(N,1)$	$\psi(N,2)$...	$\psi(N,P)$	X	<table border="1" style="border-collapse: collapse; text-align: center;"> <tr><td>$\theta(1,1)$</td><td>$\theta(1,2)$</td><td>...</td><td>$\theta(1,1)$</td></tr> <tr><td>$\theta(2,1)$</td><td>$\theta(2,2)$</td><td>...</td><td>$\theta(2,1)$</td></tr> <tr><td>$\theta(3,1)$</td><td>$\theta(3,2)$</td><td>...</td><td>$\theta(3,1)$</td></tr> <tr><td>.</td><td>.</td><td>.</td><td>.</td></tr> <tr><td>.</td><td>.</td><td>.</td><td>.</td></tr> <tr><td>.</td><td>.</td><td>.</td><td>.</td></tr> <tr><td>$\theta(N,1)$</td><td>$\theta(N,2)$</td><td>...</td><td>$\theta(N,1)$</td></tr> </table>	$\theta(1,1)$	$\theta(1,2)$...	$\theta(1,1)$	$\theta(2,1)$	$\theta(2,2)$...	$\theta(2,1)$	$\theta(3,1)$	$\theta(3,2)$...	$\theta(3,1)$	$\theta(N,1)$	$\theta(N,2)$...	$\theta(N,1)$
$x(1,1)$	$x(1,2)$...	$x(1,1)$																																																																													
$x(2,1)$	$x(2,2)$...	$x(2,1)$																																																																													
.	.	.	.																																																																													
.	.	.	.																																																																													
.	.	.	.																																																																													
$x(N,1)$	$x(N,2)$...	$x(N,1)$																																																																													
$\psi(1,1)$	$\psi(1,2)$...	$\psi(1,P)$																																																																													
$\psi(2,1)$	$\psi(2,2)$...	$\psi(2,P)$																																																																													
.	.	.	.																																																																													
.	.	.	.																																																																													
.	.	.	.																																																																													
$\psi(N,1)$	$\psi(N,2)$...	$\psi(N,P)$																																																																													
$\theta(1,1)$	$\theta(1,2)$...	$\theta(1,1)$																																																																													
$\theta(2,1)$	$\theta(2,2)$...	$\theta(2,1)$																																																																													
$\theta(3,1)$	$\theta(3,2)$...	$\theta(3,1)$																																																																													
.	.	.	.																																																																													
.	.	.	.																																																																													
.	.	.	.																																																																													
$\theta(N,1)$	$\theta(N,2)$...	$\theta(N,1)$																																																																													

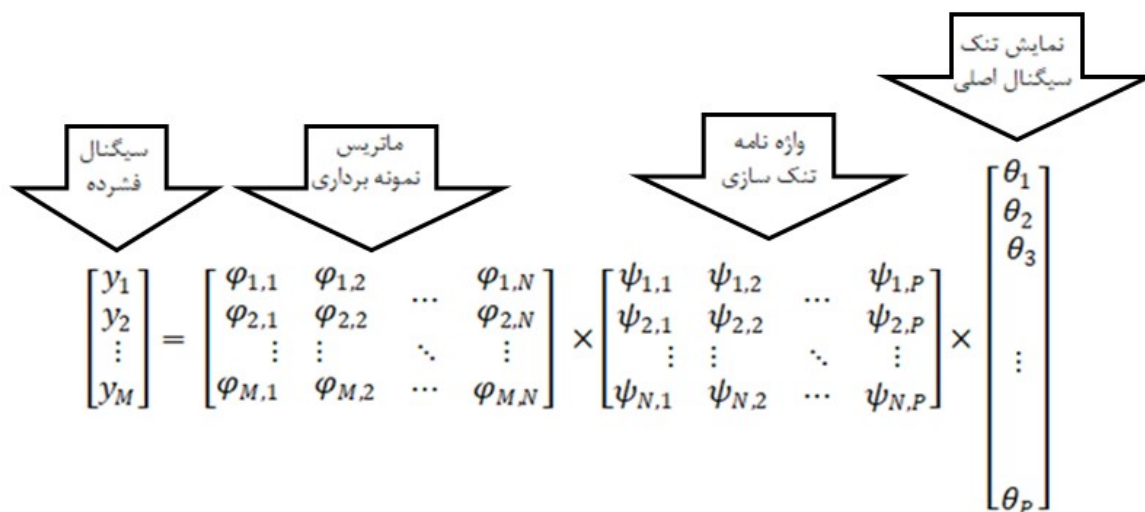
شکل ۴-۵: ابعاد ماتریس‌های مربوط به مجموعه آموزشی، واژه نامه و نمایش تنک مجموعه آموزشی. در واژه‌نامه استفاده شده برای مجموعه داده‌های مصنوعی $N=100$ ، $P=300$ و $I=17952$.

در نهایت پس از ساخت مجموعه آموزشی از سه رکورد ۴ کاناله با ۷۵۰۰۰ نمونه در هر کانال، به یک ماتریس 200×17952 دست یافتیم. سپس با استفاده از الگوریتم K-SVD که در فصل گذشته آن را تشریح کردیم، بر اساس مجموعه آموزشی، واژه نامه تنک سازی آموزش داده شد. واژه نامه Ψ ابتدا به صورت تصادفی مقداردهی اولیه شد و سپس آموزش واژه نامه با روش K-SVD برای ۶۰ تکرار صورت گرفت. در مرحله بعدی از واژه نامه آموزش داده شده برای بهینه سازی ماتریس نمونه برداری استفاده کردیم که در ادامه به نحوه بهینه سازی این ماتریس بر اساس واژه نامه می پردازیم.

۴-۳-۱ ایجاد و بهینه سازی ماتریس نمونه برداری

برای ایجاد ماتریس نمونه برداری، ماتریس تصادفی Φ را با توزیع احتمالی گوسی i.i.d انتخاب کردیم و سپس بر اساس روش مطرح شده توسط الاد [۶] آن را جهت فشردگی سیگنال بهبود دادیم. مسلماً بعد دوم این ماتریس برابر با بعد اول بلوک پردازشی (بعد اول واژه نامه) یعنی ۲۰۰ می باشد. بعد اول آن نیز بسته به نرخ فشردگی متغیر است. در ادامه عملکرد سیستم را برای نرخهای مختلف فشردگی بررسی می کنیم، اما در ابتدا با نرخ فشردگی ۲۵٪ آزمایشات خود را انجام می دهیم. برای این نرخ فشردگی، بعد اول ماتریس نمونه برداری Φ برابر با ۱۵۰ خواهد بود.

بنابراین برای نرخ فشردگی ۲۵٪، $\Phi \in \mathcal{R}^{150 \times 200}$. ابعاد مربوط به ماتریس اندازه گیری در شکل ۴-۶ نشان داده شده است. پارامترهای الگوریتم بهینه سازی ماتریس نمونه برداری برای مقدار حدآستانه t ، ضریب کوچک سازی γ و تعداد تکرار اجرای الگوریتم، به ترتیب ۰٫۵ و ۰٫۷ و ۵۰ اختیار شده است.



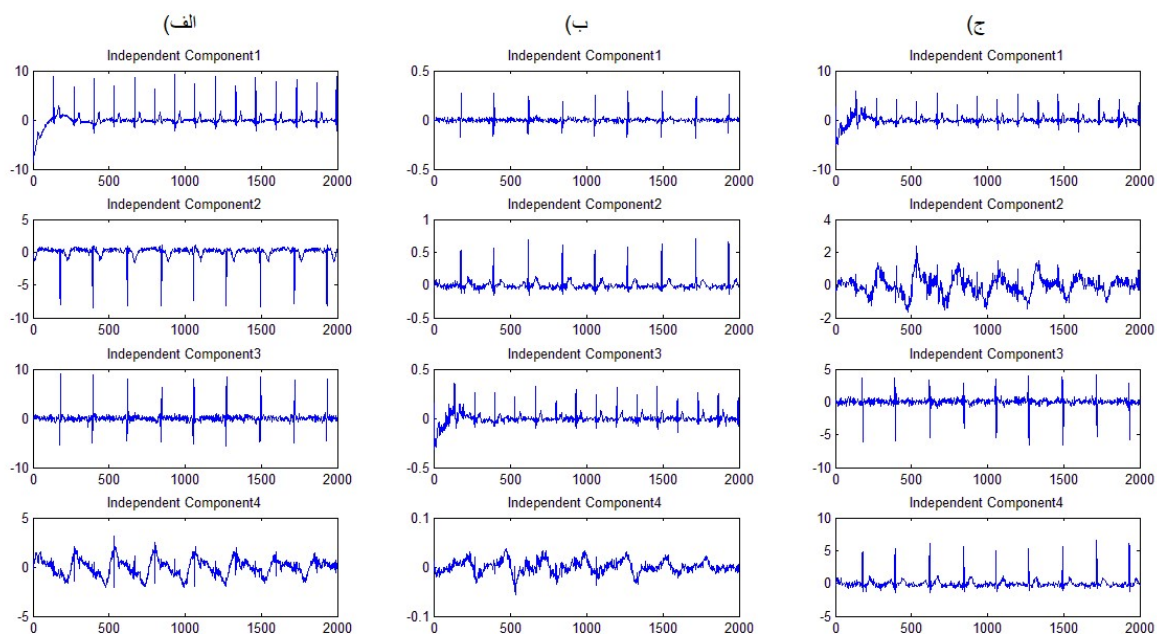
شکل ۴-۶: ابعاد ماتریس اندازه گیری در روش حسگری فشرده. در ماتریس اندازه گیری استفاده شده برای مجموعه داده-های مصنوعی و نرخ فشرده سازی ۲۰٪، $M=150$ و $N=200$.

۴-۳-۲ تحلیل مؤلفه های مستقل در حوزه حسگری فشرده

همان طور که قبلاً نیز گفته شد، هدف اصلی ما بررسی تحلیل مؤلفه های مستقل در حوزه حسگری فشرده است. بنابراین این تکنیک را بر روی سیگنال فشرده شده اعمال و نتیجه بازسازی مؤلفه های مستقل را بررسی کردیم. برای این امر، ابتدا الگوریتم FastICA^۱ که الگوریتمی برای تحلیل مؤلفه های مستقل می باشد را بر روی کانال های فشرده شده اجرا کرده و پس از جداسازی مؤلفه های مستقل، آنها را با استفاده از روش OMP، از حالت فشرده خارج و بازسازی نمودیم. با انجام این کار در واقع نمایش تنک سیگنال اصلی بازیابی می شود و برای بازسازی سیگنال اصلی نیازمند استفاده از واژه نامه تهیه شده هستیم. در شکل ۴-۷ مؤلفه های مستقل مربوط به الکتروکاردیوگرام اصلی (قسمت الف)، مؤلفه های مستقل مربوط به الکتروکاردیوگرام پس از فشرده سازی و بازسازی به روش حسگری فشرده (قسمت ب) و بازسازی

^۱ FastICA که الگوریتم محبوبی برای انجام تحلیل مؤلفه های مستقل به شمار می رود، توسط آپو هایوارینن (Aapo Hyvärinen) ابداع شده است.

مولفه‌های مستقل جدا شده در حوزه حسگری فشرده (قسمت ج) را نشان می‌دهد که همگی توسط الگوریتم FastICA جدا شده‌اند. این نمودارها برای ۲۰۰۰ نمونه اول از مؤلفه‌های رکورد sub_۰۴ ترسیم شده‌اند. خاطر نشان می‌شویم که مؤلفه‌های مستقل حاصل از هر رویکرد متناظر هم نیستند و ممکن است ترتیب آنها درست نباشد، زیرا در روش تحلیل مؤلفه‌های مستقل، ترتیبی برای مؤلفه‌ها وجود ندارد. در این شکل مشاهده می‌شود که تکنیک ICA مؤلفه‌های مربوط به سیگنال ECG جنین و مادر را در هر سه رویکرد به خوبی جدا کرده است. به طوری که سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام جنین (مؤلفه اول قسمت‌های الف و ج و مؤلفه سوم در قسمت ب) و مادر (مؤلفه دوم در قسمت‌های الف و ب و مؤلفه چهارم در قسمت ج) در هر سه رویکرد کاملاً مشخص هستند.



شکل ۴-۷: عملکرد عملیات تحلیل مولفه‌های مستقل در رویکردهای مختلف (سیگنال‌های مصنوعی)؛ الف) ICA بر روی سیگنال اصلی؛ ب) ICA بر روی بازسازی سیگنال بازسازی شده پس از حسگری فشرده؛ ج) بازسازی مولفه‌های جدا شده حاصل از اعمال ICA بر روی سیگنال فشرده شده به روش حسگری فشرده

۴ - ۳ - ۳ نتایج ارزیابی

در ادامه این فصل، «رویکرد A» اشاره به اعمال تحلیل مؤلفه های مستقل بر روی سیگنال اصلی، «رویکرد B» اشاره به اعمال تحلیل مؤلفه ها مستقل بر روی بازسازی سیگنال فشرده شده به روش حسگری فشرده، و «رویکرد C» اشاره به اعمال تحلیل مؤلفه های مستقل بر روی سیگنال فشرده در حوزه حسگری فشرده (رویکرد پیشنهادی) و سپس بازسازی مؤلفه های جداسازی شده دارد. مراحل مربوط به هر یک از این رویکردها در جدول ۴-۱ بیان شده است. جهت مقایسه این سه روش، از الگوریتم پن-تامکینز برای استخراج QRS های جنین استفاده می کنیم. این الگوریتم، روشی بلادرنگ برای شناسایی موج های QRS در سیگنال های ECG است که برای کاهش خطاهای شناسایی ناشی از انواع مداخلات موجود در سیگنال الکتروکاردیوگرام، از یک فیلتر باند عبور ویژه استفاده می کند.

جدول ۴-۱: رویکردهای مختلف مورد بررسی

رویکرد	گام اول	گام دوم	گام سوم	گام چهارم
A	اخذ سیگنال چند کاناله	تحلیل مؤلفه های مستقل کانال های فشرده	---	---
B	اخذ سیگنال چند کاناله	فشرده سازی کانال ها با استفاده از حسگری فشرده	بازسازی کانال های فشرده شده	تحلیل مؤلفه های مستقل کانال های بازسازی شده
C	اخذ سیگنال چند کاناله	فشرده سازی کانال ها با استفاده از حسگری فشرده	تحلیل مؤلفه های مستقل کانال های فشرده	بازسازی مؤلفه های فشرده شده

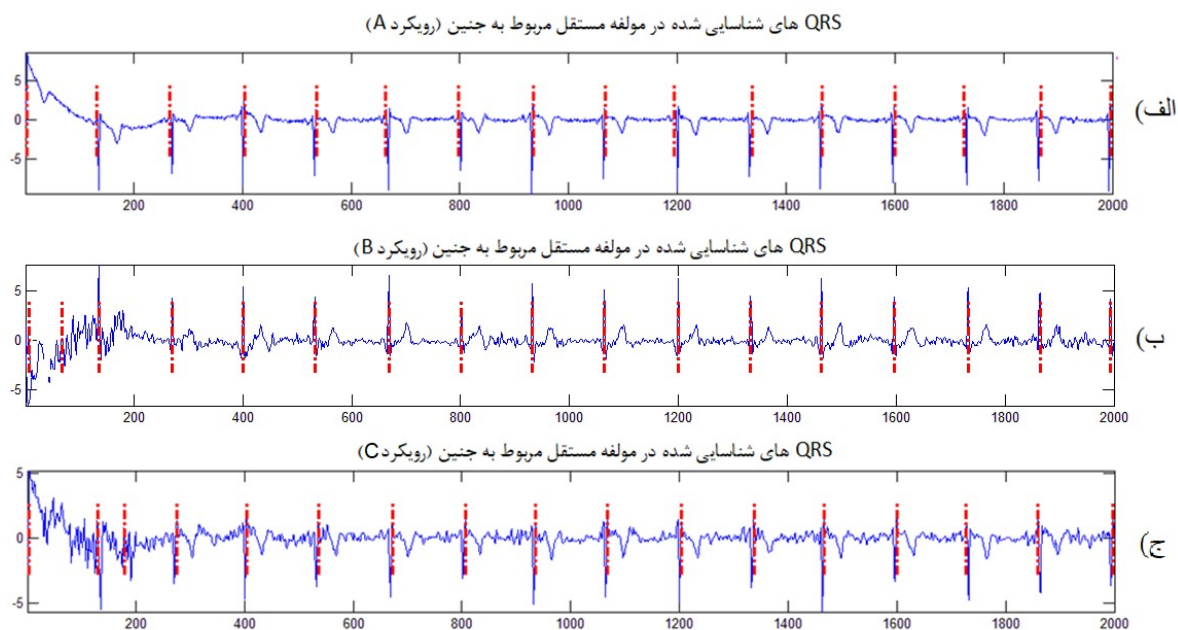
پیش تر ذکر کردیم که واژه نامه Ψ را بر اساس الکتروکاردیوگرام های مصنوعی sub 0.1، sub 0.2 و

sub 0.3 آموزش دادیم. حال برای ارزیابی روش پیشنهادی، از باقی رکوردهای مجموعه مصنوعی FECCG

فیزیوننت استفاده می‌کنیم. در ابتدا رکوردها با سطح SNR ۱۲ دسی‌بل را بررسی می‌کنیم. در این سطح از SNR تاثیر نویز بر روی الکتروکاردیوگرام‌های جنین و مادر اندک است.

شکل ۴-۸ مربوط به شناسایی موج‌های QRS جنین در رکورد sub۰۴ می‌باشد. در این شکل مؤلفه مربوط به ECG جنین در هر سه رویکرد A، B و C ترسیم شده‌اند. برای آن که موقعیت QRS‌ها به راحتی قابل مشاهده باشد تنها ۲۰۰۰ نمونه اول هر نمودار نمایش داده شده است. این نمودارها به ترتیب مربوط به شناسایی موج‌های QRS جنین در شرایطی است که، الف) تحلیل مؤلفه‌های مستقل بر روی کانال‌های اصلی انجام شده است (رویکرد A)؛ ب) ابتدا سیگنال اصلی به صورت حسگری فشرده اخذ شده و پس از بازیابی سیگنال اصلی، تحلیل مؤلفه‌های مستقل اجرا شده است (رویکرد B)؛ و ج) مؤلفه‌های مستقل سیگنال الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی پس از فشرده‌سازی جدا شده، و پس از آن مؤلفه‌ها از حالت فشرده خارج و بازسازی می‌شوند (رویکرد C).

بر اساس موقعیت صحیح رخداد موج‌های QRS جنین که توسط مرجع [۶۲] تعیین شده است، رویکرد A موقعیت تمامی QRS‌ها را به درستی تشخیص داده است. برای رویکردهای B و C در این شکل مشاهده می‌شود که به جز موج‌های اول سیگنال که دارای نویز می‌باشند، باقی موج‌های QRS به خوبی شناسایی شده‌اند. این شکل عملکرد رویکرد پیشنهادی (رویکرد C) را برای رکورد sub۰۴ نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود در رویکرد C، تنها یک موج QRS به عنوان مثبت کاذب (FP) شناسایی شده است، اما درصد مثبت صحیح (TP) ۱۰۰٪ است. به بیان دیگر، موقعیت تمامی QRS‌ها به درستی شناسایی شده‌اند. عملکرد رویکرد B نیز برای رکورد sub۰۴، برابر با عملکرد رویکرد C است.



شکل ۴-۸: شناسایی QRS های جنین در سه رویکرد مورد بررسی (سیگنال های مصنوعی)؛ الف) اعمال ICA بر روی سیگنال اصلی؛ ب) اعمال ICA بر روی سیگنال بازسازی شده؛ ج) بازسازی پس از اعمال ICA.

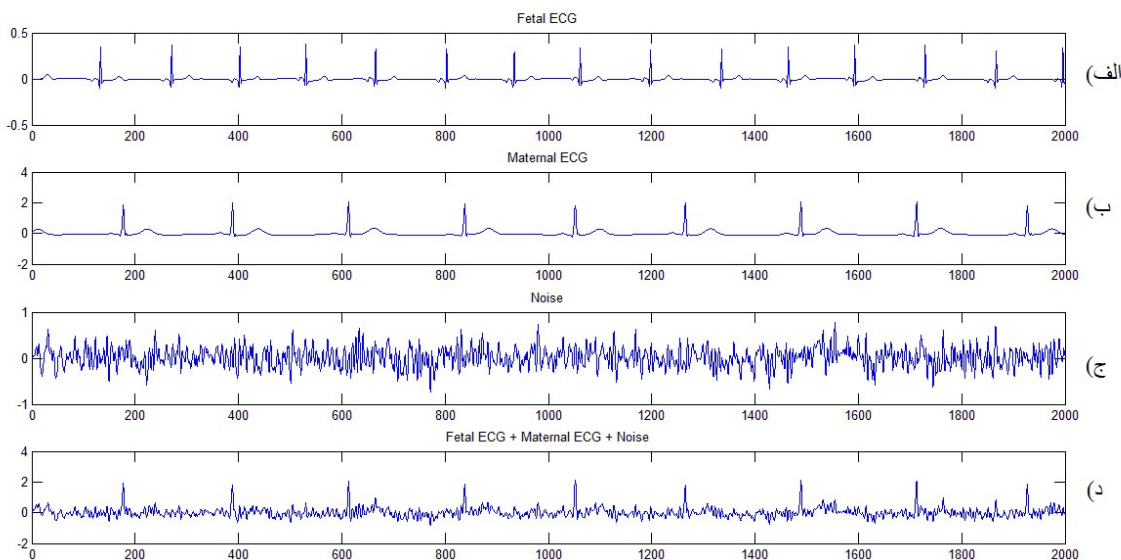
در جدول ۲-۴ نتایج بدست آمده از عملکرد سه رویکرد مورد بررسی بر اساس QRS های تعیین شده از سوی خود پایگاه داده ارائه شده است. در این جدول TP، FP و FN به ترتیب بیانگر مثبت صحیح، مثبت کاذب و منفی کاذب هستند. با توجه به نتایج بدست آمده مشاهده می شود که معیار حساسیت (S) رویکرد C با رویکردهای A و B برابری می کند و بجز رکورد $sub_{0.7}$ که در آن حساست رویکرد C برابر با 99.65% است، در باقی رکوردها 100% می باشد. حساسیت رویکرد A و B در همه رکوردها 100% است. همچنین قابلیت پیش بینی مثبت (P+) رویکرد C نیز نزدیک به رویکردهای A و B است و مشاهده می شود که در همه موارد، برای رویکرد C بالای 98.44% می باشد. قابلیت پیش بینی رویکرد B در رکورد-های $sub_{0.4}$ ، $sub_{0.5}$ و $sub_{0.6}$ بهتر از رویکرد C و اندکی ضعیف تر از A می باشد.

جدول ۴-۲: بررسی حساسیت و قابلیت پیش‌بینی رویکردهای A، B و C برای رکوردها با ۱۲ SNR دسی‌بل

P+ %	S %	FN	FP	TP	رویکرد	رکورد
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۵۶۵	A	
۹۹,۶۵	۱۰۰	۰	۲	۵۶۵	B	sub۰۴_snr۱۲dB
۹۹,۴۷	۱۰۰	۰	۳	۵۶۵	C	
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۵۶۹	A	
۹۹,۱۳	۱۰۰	۰	۵	۵۶۹	B	sub۰۵_snr۱۲dB
۹۸,۴۴	۱۰۰	۰	۹	۵۶۹	C	
۹۹,۸۴	۱۰۰	۰	۱	۶۴۰	A	
۹۹,۸۴	۱۰۰	۰	۱	۶۴۰	B	sub۰۶_snr۱۲dB
۹۹,۶۹	۱۰۰	۰	۲	۶۴۰	C	
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۵۷۸	A	
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۵۷۸	B	sub۰۷_snr۱۲dB
۹۹,۸۳	۹۹,۶۵	۲	۱	۵۷۶	C	
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۴۶۷	A	
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۴۶۷	B	sub۰۸_snr۱۲dB
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۴۶۷	C	
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۸۰۱	A	
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۸۰۱	B	sub۰۹_snr۱۲dB
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۸۰۱	C	
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۶۰۹	A	
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۶۰۹	B	sub۱۰_snr۱۲dB
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۶۰۹	C	

در باقی رکوردها، این رویکرد قابلیت پیش‌بینی ۱۰۰٪ دارد. این معیار برای رویکرد A به جز در رکورد sub۰۶، در باقی رکوردها ۱۰۰٪ است. با مقایسه سه رویکرد مورد بررسی مشاهده می‌شود که رویکرد پیشنهادی ما (C) برای تشخیص موج‌های QRS جنین در الکتروکاردیوگرام‌های مصنوعی عملکرد خوب و قابل قبولی دارد. لازم به ذکر است که سیگنال‌های مورد بررسی دارای نویز پایین می‌باشند (SNR ۱۲ دسی‌بل).

پس از بررسی رکوردهای مختلف با SNR ۱۲ دسی‌بل، این سه رویکرد را برای SNRهای مختلف ارزیابی می‌کنیم. مشخص است که هر چه سطح SNR (نسبت سیگنال به نویز) کمتر می‌شود، تاثیر نویز بر الکتروکاردیوگرام‌های اخذ شده بیشتر و در نتیجه تشخیص QRS جنین دشوارتر می‌شود.



شکل ۴-۹: تاثیر نویز در رکورد با SNR صفر دسی‌بل؛ الف) ECG جنین؛ ب) ECG مادر؛ ج) نویز؛ د) ترکیب سیگنال‌های ECG جنین، ECG مادر و نویز (رکورد sub۱۰).

شکل ۴-۹ مؤلفه‌های رکورد sub۱۰ پیش از ترکیب را نشان می‌دهد. در این شکل مشاهده می‌شود که دامنه تغییرات مربوط به مقادیر نمونه‌های نویز، نسبت به دامنه تغییرات مربوط به مقادیر نمونه‌های الکتروکاردیوگرام جنین بیشتر است. جدول ۴-۳ مربوط به ارزیابی رویکردهای A، B و C بر روی رکورد

sub10 با سطح SNRهای ۱۲، ۹، ۶، ۳ و صفر دسی بل می باشد. در جدول ۴-۲ هر سه رویکرد برای این رکورد، حساسیت و قابلیت پیش بینی ۱۰۰٪ را داشتند.

نتایج ارائه شده در جدول ۴-۳ نشان می دهد که معیارهای حساسیت و قابلیت پیش بینی مثبت در هر سه رویکرد برای SNRهای مختلف رکورد sub10، جز برای SNR صفر دسی بل ۱۰۰٪ است. در SNR صفر دسی بل، معیار حساسیت هر سه رویکرد افت داشته اند، اما این افت برای دو رویکرد B و C قابل توجه است.

جدول ۴-۳: بررسی حساسیت و قابلیت پیش بینی رویکردهای A و B برای رکورد sub10 با SNRهای مختلف

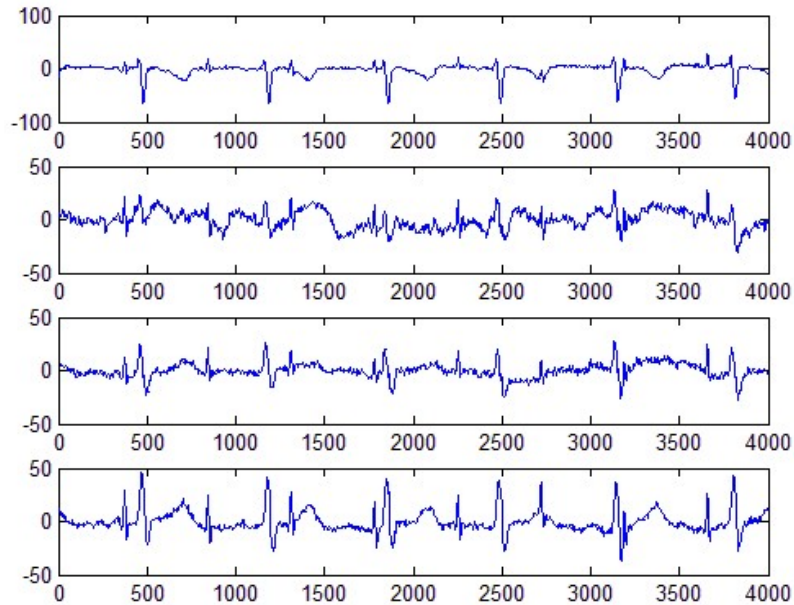
P+ %	S %	FN	FP	TP	رویکرد	رکورد
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۶۰۹	A	sub10_snr12dB
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۶۰۹	B	
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۶۰۹	C	
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۶۰۹	A	sub10_snr9dB
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۶۰۹	B	
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۶۰۹	C	
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۶۰۹	A	sub10_snr6dB
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۶۰۹	B	
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۶۰۹	C	
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۶۰۹	A	sub10_snr3dB
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۶۰۹	B	
۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۶۰۹	C	
۱۰۰,۰۰	۹۹,۱۸	۵	۰	۶۰۴	A	sub10_snr0dB
۹۹,۱۶	۹۶,۵۵	۲۱	۵	۵۹۳	B	
۹۸,۱۱	۹۳,۹۲	۳۷	۱۱	۵۷۲	C	

در این رکورد، کاهش حساسیت برای رویکردهای A، B و C به ترتیب ۰٫۸۲٪، ۳٫۴۵٪ و ۶٫۰۸٪ می-باشد. معیار قابلیت پیش‌بینی نیز در این رکورد برای رویکردهای B و C کاهش یافته است، اما قابل توجه نیست (به ترتیب ۰٫۸۴٪ و ۱٫۹۸٪).

از این نتایج استنتاج می‌شود، اگر چه رویکرد پیشنهادی عملکرد بهتری نسبت به اعمال ICA بر روی سیگنال اصلی و یا سیگنال بازسازی شده ندارد، اما عملکرد آن نزدیک به این دو رویکرد است. به طور کلی می‌توان گفت عملکرد این سه رویکرد از لحاظ معیار حساسیت و قابلیت پیش‌بینی این گونه است که رویکرد A بهتر از B، و رویکرد B بهتر از C می‌باشد، اما هر سه رویکرد، عملکرد نزدیک به هم و قابل قبولی دارند در ادامه این سه رویکرد را برای سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام واقعی مقایسه می‌کنیم.

۴ - ۴ ارزیابی روش پیشنهادی بر روی سیگنال‌های واقعی

روشن است که پردازش سیگنال‌های واقعی به سادگی پردازش سیگنال‌های مصنوعی نیست. چه بسا سیگنال‌های واقعی می‌توانند تحت تاثیر نویزهای بیشتر و غیرقابل پیش‌بینی قرار بگیرند. در این بخش ما به بررسی آزمایشات انجام شده بر روی سیگنال‌های واقعی FECG غیر تهاجمی می‌پردازیم. برای انجام این آزمایشات از مجموعه داده‌های واقعی فیزیوننت برای سیگنال‌های FECG غیر تهاجمی استفاده کرده-ایم. همان طور که گفته شد، این سیگنال‌ها شامل رکوردهای ۴ کاناله‌ای هستند که یکی از رکوردهای این مجموعه داده در شکل ۴-۱۰ نشان داده شده است. این رکورد از مجموعه A پایگاه داده فیزیوننت می‌باشد (رکورد a۰۴). نمودارهای این شکل برای ۴۰۰۰ نمونه اول هر کانال ترسیم شده‌اند.



شکل ۴-۱۰: الکتروکاردیوگرام ۴-کاناله واقعی جنین (غیرتهاجمی)

۴-۴-۱ حسگری فشرده سیگنال‌های واقعی FECG غیرتهاجمی

همانند آزمایش بخش ۴-۳-۱، برای سیگنال‌های واقعی الکتروکاردیوگرام جنین، واژه نامه Ψ را به روش K-SVD آموزش می‌دهیم. در این آزمایش نیز از سه رکورد مجموعه داده به عنوان مجموعه آموزشی برای آموزش واژه نامه استفاده می‌کنیم (رکوردهای $a_{0.1}$ ، $a_{0.2}$ و $a_{0.3}$). با توجه به این که فرکانس نمونه برداری رکوردهای مورد بررسی ۱ کیلوهرتز می‌باشد و تقریباً در هر ۶۰۰ نمونه حداقل یک بار تپش قلب کامل برای مادر و جنین رخ می‌دهد، اندازه بلوک پردازشی را ۶۰۰ در نظر گرفته‌ایم. با این اندازه بلوک، بُعد دوم واژه نامه نیز باید ۶۰۰ لحاظ شود. بُعد اول واژه نامه را ۸۰۰ در نظر گرفته‌ایم (این اندازه بر اساس آزمایشات انتخاب شده است). بنابراین در این آزمایش $\Psi \in \mathcal{R}^{600 \times 800}$.

جهت ایجاد مجموعه آموزشی، کانال‌های مربوط به رکوردهای $a_{0.1}$ ، $a_{0.2}$ و $a_{0.3}$ که هر کدام حاوی ۶۰۰۰۰ نمونه هستند را به بلوک‌های ۶۰۰ نمونه‌ای، با همپوشانی ۵۰۰ نمونه‌ای برای دو بلوک متوالی

قطعه بندی کردیم. در نهایت ماتریسی با ابعاد 7128×200 به عنوان مجموعه آموزشی ایجاد شد. واژه نامه Ψ با استفاده از روش K-SVD، برای ۶۰ تکرار آموزش داده شده است.

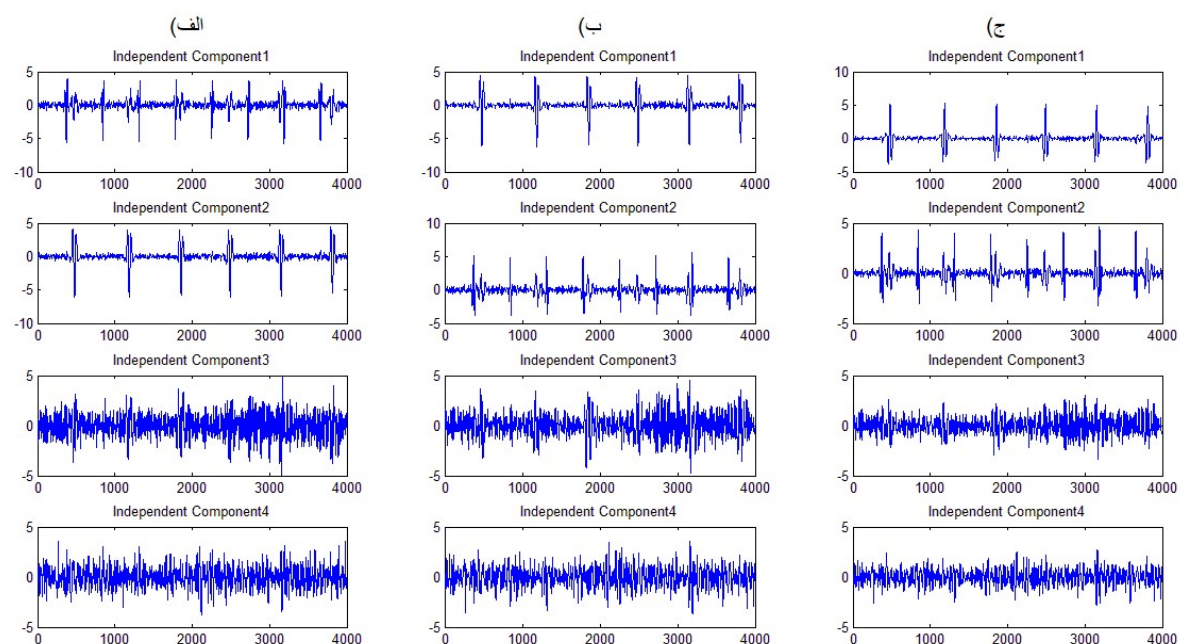
ماتریس نمونه برداری Φ نیز مانند آزمایش قبل با نرخ فشردگی ۲۵٪ ایجاد و مانند روش استفاده شده در بخش ۴-۱-۳-۱ بهینه سازی شد. در نتیجه در این آزمایش $\Phi \in \mathcal{R}^{450 \times 600}$. پارامترهای الگوریتم بهینه سازی ماتریس نمونه برداری برای مقدار حداستانه t و ضریب کوچک سازی γ ، به ترتیب ۰٫۵ و ۰٫۷، اختیار شده و تعداد تکرار برای اجرای الگوریتم بهینه سازی ۵۰ می باشد. پس از آموزش واژه نامه Ψ بر اساس مجموعه آموزشی و بهینه سازی ماتریس اندازه گیری Φ بر اساس وابستگی دوطرفه با واژه نامه، داده های ارزیابی را نمونه برداری و یا به عبارتی حسگری فشرده کردیم. لازم به ذکر است، پیش از فشرده سازی هر بلوک پردازشی، فیلتر بالاگذر باترورث با فرکانس قطع ۲ هرتز بر روی بلوک اعمال می شود تا فرکانس سیگنال هموار شود. این عملیات پیش پردازش نقش مهمی در جداسازی مؤلفه های مستقل به روش ICA ایفا می کند.

۴-۲ تحلیل مؤلفه های مستقل در حوزه حسگری فشرده

پس از فشرده سازی کانال های هر رکورد ورودی، مؤلفه های مستقل مربوط به کانال ها با استفاده از الگوریتم FastICA جداسازی و پس از آن با استفاده از روش جستجوی انطباق متعامد (OMP) و واژه نامه Ψ بازسازی شدند. در واقع نتیجه حاصل، بازسازی مؤلفه های مستقل مربوط به کانال های رکورد اصلی می باشد. در شکل ۴-۷ مؤلفه های مستقل مربوط به الکتروکاردیوگرام اصلی (قسمت الف)، مؤلفه های مستقل مربوط به الکتروکاردیوگرام پس از فشرده سازی و بازسازی به روش حسگری فشرده (قسمت ب) و بازسازی مؤلفه های مستقل جدا شده در حوزه حسگری فشرده (قسمت ج) را نشان می دهد. این نمودارها

برای ۴۰۰۰ نمونه از هر مؤلفه ترسیم شده‌اند. سیگنال اصلی متعلق به رکورد a۰۴ از مجموعه داده F-ECG غیرتهاجمی واقعی پایگاه داده فیزیوت می‌باشد.

همان طور که در این شکل مشاهده می‌شود، QRS‌های مربوط به الکتروکاردیوگرام جنین و مادر به خوبی از یکدیگر جدا شده‌اند. هر چند در مؤلفه مربوط به الکتروکاردیوگرام جنین در هر سه رویکرد (مؤلفه اول در قسمت الف، و مؤلفه دوم در قسمت‌های ب و ج)، اثرات QRS مادر مشاهده می‌شود، اما موج‌های QRS جنین در این مؤلفه‌ها غالب‌تر هستند.

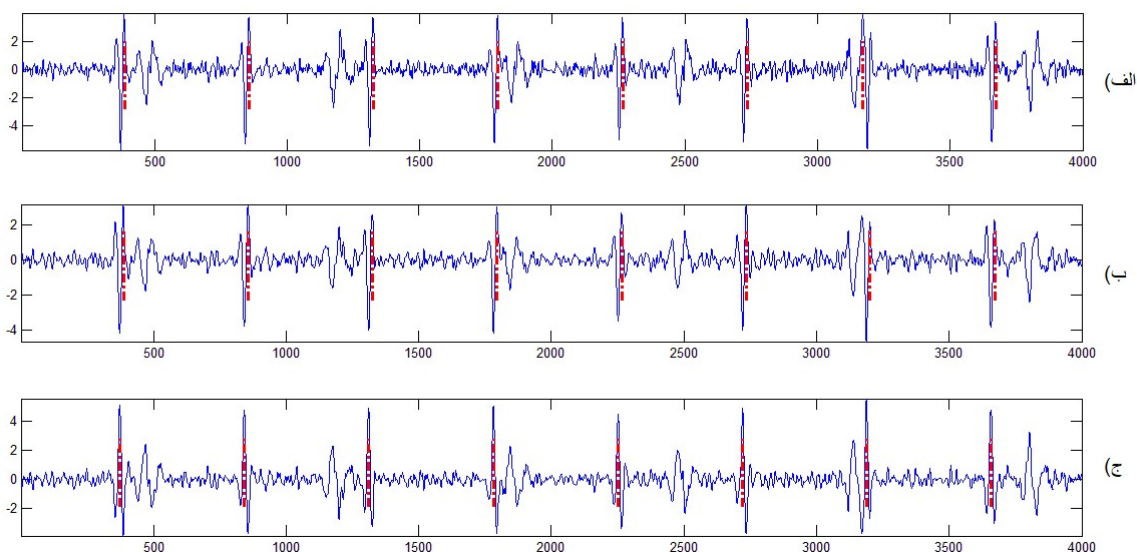


شکل ۴-۱۱: عملکرد عملیات تحلیل مولفه‌های مستقل در رویکردهای مختلف (سیگنال‌های واقعی)؛ الف) ICA بر روی سیگنال اصلی؛ ب) ICA بر روی بازسازی سیگنال بازسازی شده پس از حسگری فشرده؛ ج) بازسازی مولفه‌های جدا شده حاصل از اعمال ICA بر روی سیگنال فشرده شده به روش حسگری فشرده.

۴-۳-۴ نتایج ارزیابی

برای بررسی میزان دقت بازسازی در رویکرد پیشنهادی جهت استخراج ویژگی، الگوریتم پن-تامکینز را بر روی نتایج بدست آمده از سه رویکرد A، B و C اعمال می‌کنیم. شکل ۴-۱۲ نتایج بدست آمده از اعمال

الگوریتم پن-تامکینز بر روی سیگنال مورد بررسی را نشان می‌دهد. این نمودارها به ترتیب مربوط به شناسایی موج‌های QRS جنین در شرایطی است که، الف) تحلیل مؤلفه‌های مستقل بر روی کانال‌های اصلی انجام شده است (رویکرد A)؛ ب) ابتدا سیگنال اصلی به صورت حسگری فشرده اخذ شده و پس از بازیابی سیگنال اصلی، تحلیل مؤلفه‌های مستقل اجرا شده است (رویکرد B)؛ و ج) مؤلفه‌های مستقل سیگنال الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی پس از فشرده‌سازی جدا شده، و پس از آن مؤلفه‌ها از حالت فشرده خارج و بازسازی می‌شوند (رویکرد C).

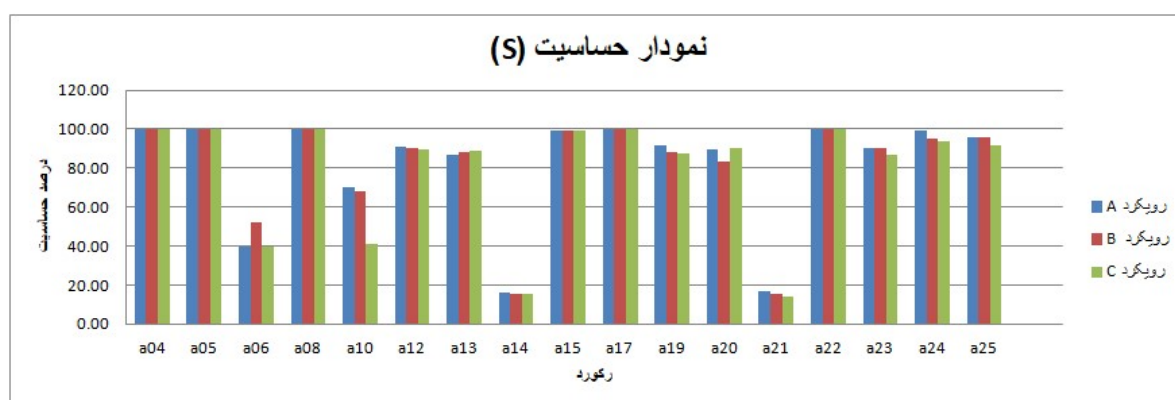


شکل ۴-۱۲: شناسایی QRS‌های جنین در سه رویکرد مورد بررسی (سیگنال‌های واقعی)؛ الف) اعمال ICA بر روی سیگنال اصلی؛ ب) اعمال ICA بر روی سیگنال بازسازی شده؛ ج) بازسازی پس از اعمال ICA

بر اساس موقعیت QRS‌های معین شده توسط مرجع، الگوریتم پن-تامکینز تمامی QRS‌های جنین را در هر سه رویکرد A، B و C به طور شگفت‌آوری به درستی شناسایی کرده است.

مجموعه داده واقعی F-ECG پایگاه داده فیزیونت شامل ۷۵ رکورد است که این ۷۵ رکورد به دو دسته تقسیم شده‌اند. دسته اول که حاوی ۲۵ رکورد می‌باشد، دارای چالش‌های کمتری نسبت به دسته دوم برای شناسایی QRS‌های جنین می‌باشد. از آنجا که هدف ما مقایسه عملکرد رویکردهای مطرح شده می-

باشد، در آزمایش‌های خود از دسته اول استفاده کرده‌ایم که سه رکورد اول این دسته نیز به مجموعه آموزشی اختصاص یافت. از آنجا که از نرم افزار Matlab برای انجام آزمایش‌های خود استفاده کردیم، از ۲۲ رکورد باقی مانده موفق به خواندن ۱۷ رکورد شدیم. از این رو نتایج مربوط به پنج رکورد (a۰۷، a۰۹، a۱۱، a۱۶ و a۱۸) ارائه نشده است. سه رویکرد مطرح شده را برای مجموعه سیگنال‌های تست ارزیابی کردیم. برای مقایسه این سه رویکرد از معیارهای حساسیت (S)، پیش‌بینی مثبت (P+) و اختلاف نرخ ضربان قلب (HRmeas) استفاده شده است.

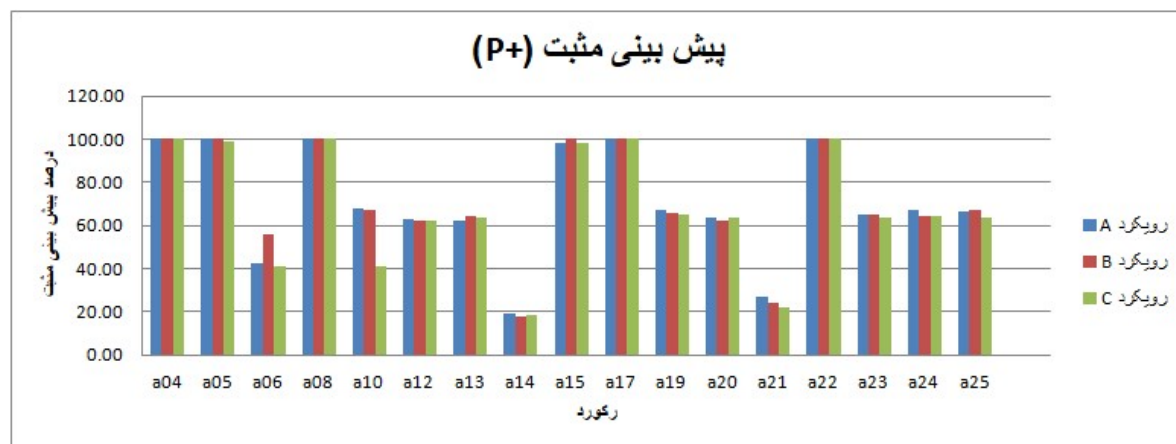


شکل ۴-۱۳: مقایسه نمودارهای مربوط به معیار حساسیت (S) برای سه رویکرد A، B و C.

شکل ۴-۱۳ نمودار حساسیت (S) سه رویکرد A، B و C را برای مجموعه تست نشان می‌دهد. با مقایسه این سه نمودار مشاهده می‌شود که رویکرد C از لحاظ حساسیت، عملکردی نزدیک به عملکرد رویکردهای A و B دارد. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که حساسیت رویکرد B که در آن تحلیل مولفه‌های مستقل پس از بازسازی سیگنال انجام می‌شود، بسیار نزدیک به A می‌باشد. با دقت شدن بر روی نمودارهای این شکل درمی‌یابیم، در رکوردهایی که رویکرد پیشنهادی ما عملکرد ضعیفی نشان داده است (رکوردهای a۰۶، a۱۰، a۱۴ و a۲۱)، متقابلاً دو روش دیگر نیز به طور نسبی عملکرد ضعیفی داشته‌اند، هر چند در برخی رکوردها، رویکردهای A و B حساسیت بهتری نسبت به C داشته‌اند.

در مجموعه تست، میانگین معیار حساسیت برای رویکردهای A، B و C به ترتیب برابر با ۸۱,۵۱٪، ۸۱,۳۰٪ و ۷۸,۶۶٪ محاسبه شد. بر این اساس برای مجموعه تست، اختلاف حساسیت رویکرد A و B ۰,۲۱٪ و اختلاف حساسیت رویکرد A و C ۲,۵۸٪ می‌باشد.

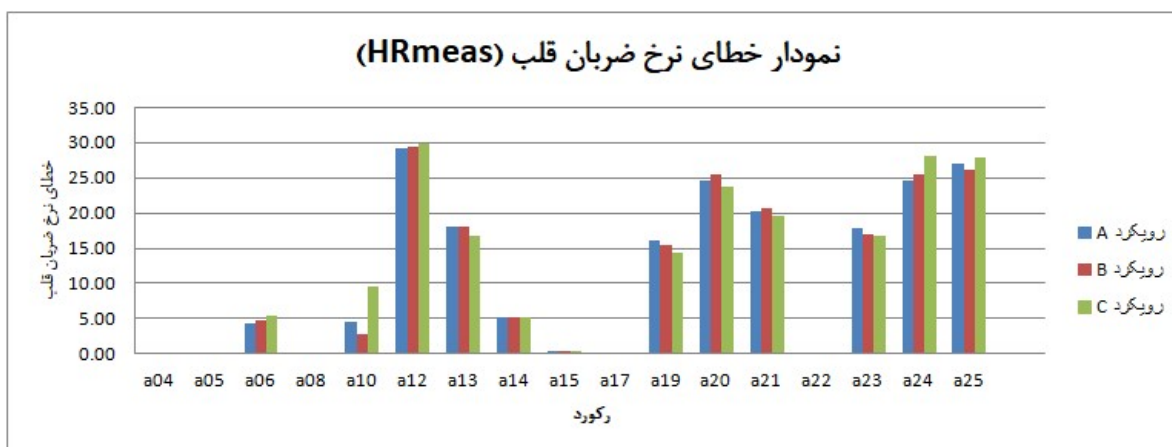
شکل ۴-۱۴ مربوط به نمودار قابلیت پیش‌بینی مثبت (P+) سه رویکرد A، B و C برای مجموعه تست است. با توجه به نمودارهای این شکل نیز مشاهده می‌شود که رویکردهای A و B از لحاظ معیار قابلیت پیش‌بینی تقریباً بر روی یکدیگر منطبق هستند. رویکرد C نیز به جز در رکوردهای a06 و a10، در سایر رکوردها از لحاظ قابلیت پیش‌بینی قابل رقابت با رویکردهای A و B است. در مجموعه تست، میانگین معیار قابلیت پیش‌بینی مثبت برای رویکردهای A، B و C به ترتیب برابر با ۷۱,۱۶٪، ۷۱,۵۵٪ و ۶۸,۶۴٪ محاسبه شد. این نتایج نشان می‌دهد که برای مجموعه تست، قابلیت پیش‌بینی B حتی قدری از رویکرد A بیشتر است (۰,۳۹٪). میزان اختلاف قابلیت پیش‌بینی میان رویکرد A و C ۲,۵۸٪ می‌باشد.



شکل ۴-۱۴: مقایسه نمودارهای مربوط به معیار قابلیت پیش‌بینی مثبت (P+) برای سه رویکرد A، B و C.

در شکل ۴-۱۵ نمودارهای مربوط به اختلاف نرخ ضربان قلب تعیین شده توسط مرجع و نرخ ضربان قلب شناسایی شده توسط رویکردهای مورد بررسی (HRmeas) ترسیم شده است. این معیار بر حسب مجذور نرخ ضربان قلب بر دقیقه محاسبه می‌شود که رابطه مربوط به آن در بخش ۴-۲ ارائه شده است.

مشاهده می‌شود که در اکثر رکوردها، این معیار برای هر سه رویکرد تقریباً سیر یکسانی را دارد. به این معنی که در رکوردهایی که خطای HRmeas برای رویکرد C بالا می‌باشد، با درصد اختلافی رویکردهای A و B نیز خطای بالایی دارند. برای مثال در رکورد a08 که خطای اختلاف ضربان قلب برای رویکرد A و B نزدیک به صفر است، این خطا برای رویکرد C نیز نزدیک به صفر می‌باشد. در رکورد a08 که خطای نرخ ضربان قلب برای رویکرد C افزایش می‌یابد، مشاهده می‌شود که در این رکورد خطای رویکردهای A و B نیز افزایش یافته‌اند، هر چند به میزان کمتر. در رکورد a10، خطای C بسیار افزایش یافته است (نزدیک به 30 bpm^2). در همین حال خطای A و B نیز به همان اندازه خطای بالایی دارند. این رویه تقریباً برای تمام رکوردهای مجموعه تست برقرار است. در مجموعه تست، میانگین خطای نرخ ضربان قلب برای رویکردهای A، B و C به ترتیب برابر با $11,30 \text{ bpm}^2$ ، $11,20 \text{ bpm}^2$ و $11,63 \text{ bpm}^2$ محاسبه شد.



شکل ۴-۱۵: مقایسه نمودارهای مربوط به میانگین اختلاف ضربان قلب (HRmeas) برای سه رویکرد A، B و C.

با توجه به نتایج بدست آمده از آزمایشات صورت گرفته بر روی داده‌های واقعی، با وجود این که رویکرد C در مقایسه با رویکرد A و B در تمامی معیارهای ارزیابی رتبه پایین تری را کسب کرده است، اما نزدیک بودن درصدها و مقادیر خطای محاسبه شده می‌تواند زمینه مطالعات بیشتر در این حیطة را فراهم کند.

۴ - ۴ ارزیابی روش پیشنهادی برای نرخ فشردگی‌های متفاوت

در این قسمت به بررسی عملکرد پیشنهادی با نرخ فشردگی‌های متفاوت پرداخته و آن را با رویکرد B (جداسازی مولفه‌های مستقل پس از بازسازی سیگنال اصلی) مقایسه می‌کنیم. روشن است در روش حسگری فشرده هر چه نرخ فشردگی بیشتر شود، اطلاعات بیشتری از سیگنال حذف می‌شود. این اتلاف داده‌ای می‌تواند بر استقلال و توزیع مولفه‌های سیگنال تاثیر گذار باشد. در ادامه تاثیر نرخ فشردگی را برای دو رویکرد B و C مقایسه می‌کنیم.

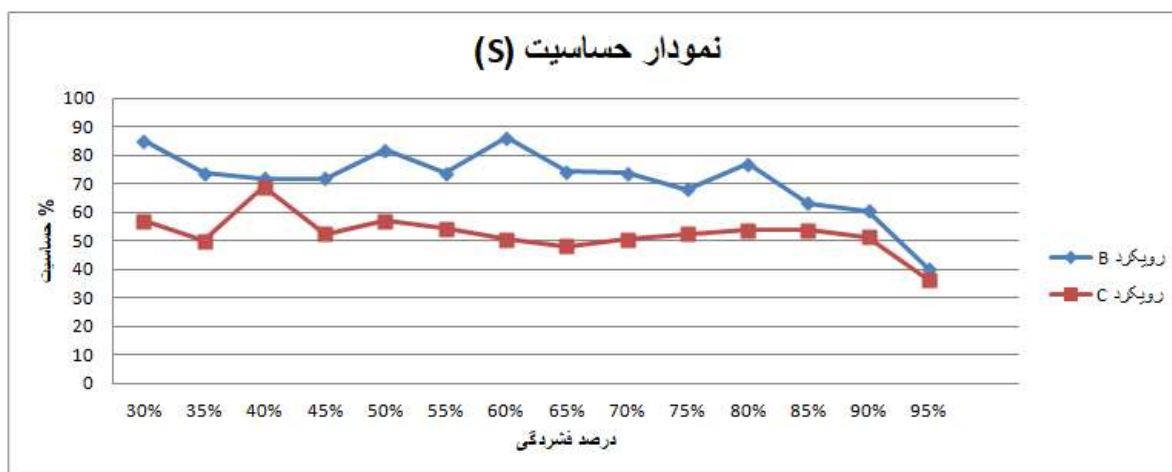
جهت انجام این مقایسه آزمایشات خود را بر روی رکورد a08 انجام دادیم. در نرخ فشردگی ۰.۲۵٪، معیارهای حساسیت و قابلیت پیش‌بینی مثبت در هر دو رویکرد برای این رکورد ۱۰۰٪ محاسبه شد. به این معنی که هر دو چارچوب QRS‌های واقعی جنین را به درستی شناسایی کردند. همچنین هیچ موج QRS به اشتباه توسط رویکردها شناسایی نشده است. جدول ۴-۴ نتایج بدست از عملکرد دو رویکرد B و C برای نرخ فشردگی‌های مختلف بر روی رکورد a08 را نشان می‌دهد. عملکرد هر دو رویکرد تا نرخ فشردگی ۰.۸۵٪، هم از لحاظ حساسیت و هم از لحاظ پیش‌بینی مثبت ۱۰۰٪ محاسبه شده است. این نرخ فشردگی برای داده‌های حجیمی همچون سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام می‌تواند بسیار امید بخش باشد.

جدول ۴-۴: بررسی معیارهای حساسیت، قابلیت پیش‌بینی و خطای نرخ ضربان قلب برای نرخ فشردگی‌های مختلف

HRmeas (bpm) [†]	P+ %	S %	FN	FP	TP	رویکرد	رکورد
۰	۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۱۲۸	B	%۸۵
۰	۱۰۰	۱۰۰	۰	۰	۱۲۸	C	
۰,۰۸	۹۹,۲۲	۱۰۰	۰	۱	۱۲۸	B	%۹۰
۰,۱۶	۹۸,۴۶	۱۰۰	۰	۲	۱۲۸	C	
۲۱۳	۴۸,۱۲	۱۰۰	۰	۱۳۸	۱۲۸	B	%۹۵
۳۵۰,۸۳	۳۷,۴۲	۱۰۰	۰	۲۱۴	۱۲۸	C	

این دو رویکرد در نرخ فشردگی‌های بالای ۹۰٪ رفته رفته توانایی خود برای عملکرد قابل قبول را از دست می‌دهند. هر چند معیار حساسیت تا نرخ فشردگی ۹۵٪ همچنان ۱۰۰٪ باقی مانده، اما قابلیت پیش‌بینی به شدت افت کرده است. متقابلاً با افزایش شناسایی QRS‌های ناصحیح، معیار خطای نرخ ضربان قلب نیز به طور ناگهانی افزایش چشم‌گیری داشته است. نتایج بدست آمده از رکورد a۰۸ قابلیت رویکرد پیشنهادی در نرخ فشردگی‌های بالا را نشان می‌دهد که امری قابل توجه است.

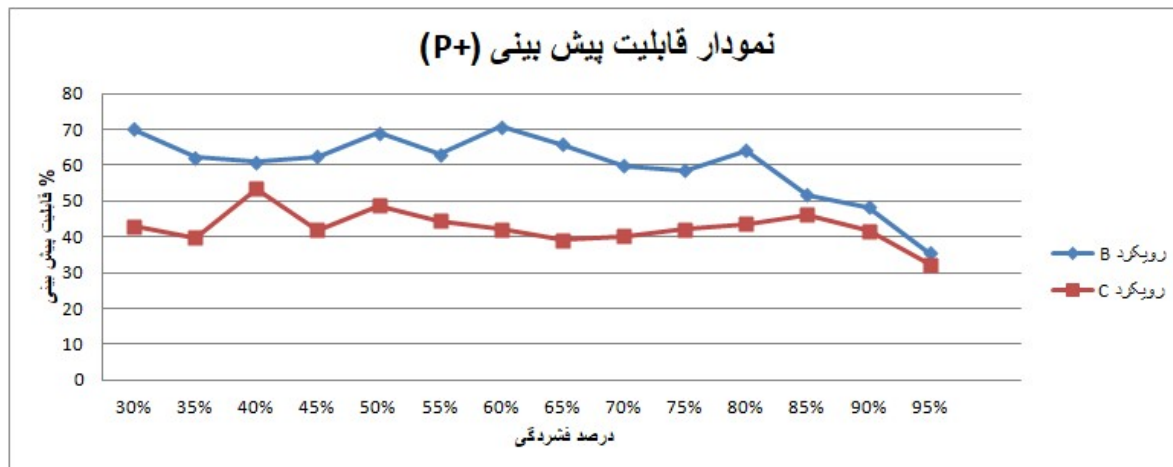
جهت مقایسه بهتر عملکرد دو رویکرد B و C، آنها را برای نرخ فشردگی‌های مختلف بر روی رکورد a۱۰ ارزیابی می‌کنیم، زیرا برای این رکورد رویکرد C از لحاظ حساسیت و قابلیت پیش‌بینی، اختلافی زیادی با رویکرد B دارد. هدف ما از انجام این آزمایش، مقایسه عملکرد این دو رویکرد در برابر افزایش نرخ فشردگی است.



شکل ۴-۱۶: نمودار معیار حساسیت رویکردهای B و C برای نرخ فشردگی‌های مختلف (رکورد a۱۰)

در شکل ۴-۱۶ نمودار مربوط به معیارهای حساسیت دو رویکرد B و C با نرخ فشردگی‌های مختلف برای رکورد a۱۰ ترسیم شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، افزایش نرخ فشردگی تا ۹۰٪ تاثیر قابل

توجهی بر روی حساسیت رویکرد C نگذاشته است، اما رفته رفته حساسیت رویکرد B را به رویکرد C نزدیک می کند.



شکل ۴-۱۷: نمودار معیار قابلیت پیش بینی رویکردهای B و C برای نرخ فشردگی های مختلف (رکورد a10)

رویه مشابه در معیار قابلیت پیش بینی (شکل ۴-۱۷) نیز مشاهده می شود. تقریباً افزایش فشردگی تا نرخ ۹۰٪ تاثیری بر عملکرد رویکرد C نگذاشته، اما قابلیت پیش بینی رویکرد B را به رویکرد C نزدیک کرده است. در واقع مشاهده می شود که افزایش نرخ فشردگی بیشتر بر روی رویکرد B تاثیر می گذارد تا رویکرد C.

نتایج بدست آمده از این آزمایش نشان می دهد که با افزایش نرخ فشردگی، فاصله معیارهای حساسیت و قابلیت پیش بینی برای دو رویکرد B و C نه تنها افزایش نیافته، بلکه نزدیک تر نیز می شوند. در واقع مشاهده می شود که عملکرد رویکرد C تا نرخ فشردگی ۹۰٪ تقریباً افت قابل توجهی را نداشته است.

۴-۵ خلاصه فصل

- به طور کلی در این فصل، چارچوب پیشنهادی مورد آزمایش و ارزیابی قرار گرفت. در این فصل:
- مجموعه داده‌های مصنوعی و واقعی که چارچوب پیشنهادی بر روی آنها مورد ارزیابی قرار گرفت معرفی شد.
 - آموزش واژه نامه تنک‌سازی به روش K-SVD و همچنین ایجاد و بهینه سازی ماتریس اندازه گیری جهت فشردگی سیگنال FECG به روش سنجش فشرده تشریح شد.
 - تحلیل مولفه‌های مستقل (ICA) جهت استخراج سیگنال ECG جنین از الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی به سه روش مورد بررسی قرار گرفت:
 - تحلیل مولفه‌های مستقل بر روی سیگنال اصلی؛
 - تحلیل مولفه‌های مستقل بر روی بازسازی سیگنال فشرده شده به روش حسگری فشرده؛
 - تحلیل مولفه‌های مستقل بر روی سیگنال فشرده شده به روش حسگری فشرده.
 - تاثیر افزایش نرخ فشردگی بر روی عملکرد چارچوب پیشنهادی بررسی شد.
 - چارچوب پیشنهادی برای داده‌های مصنوعی با سطح SNR ۱۲ دسی‌بل و نرخ فشردگی ۲۵٪، با حساسیت و قابلیت پیش‌بینی ۱۰۰٪ یا نزدیک به ۱۰۰٪ موج‌های QRS جنین را تشخیص می‌دهد.
 - رویکرد پیشنهادی برای داده‌ها مصنوعی با سطح SNRهای مختلف از جمله صفر دسی‌بل مورد آزمون قرار گرفت که در همه سطوح، حتی سطح SNR صفر نیز عملکرد خوبی از خود نشان داد.
 - در اکثر رکوردهای مجموع داده واقعی ECG غیرتهاجمی جنین، عملکرد رویکرد پیشنهادی نزدیک به نتیجه حاصل از اعمال تحلیل مولفه‌های مستقل بر روی سیگنال اصلی می‌باشد.

فصل پنجم: نتیجه گیری

در این پایان‌نامه چارچوبی برای شناسایی موج‌های QRS در سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی جنین، با استفاده از روش حسگری فشرده و تحلیل مولفه‌های مستقل مورد بررسی قرار گرفت. هدف اصلی، جداسازی مؤلفه‌های مستقل مربوط به الکتروکاردیوگرام در حوزه حسگری فشرده است. به طوری که این تکنیک بر روی سیگنال‌های فشرده شده اعمال شده و در نهایت، به جای بازسازی سیگنال اصلی، مؤلفه‌های مستقل آن بازسازی شوند.

برای انجام این کار، ابتدا جهت تنک‌سازی سیگنال‌های چند کاناله FECG (الکتروکاردیوگرام جنین)، واژه‌نامه‌ای با استفاده از روش یادگیری K-SVD آموزش دادیم. پس از آموزش واژه‌نامه تنک‌سازی بر اساس مجموعه آموزشی، از آن برای بهینه‌سازی ماتریس اندازه‌گیری استفاده شد و بهینه‌سازی ماتریس نمونه برداری بر اساس روش مطرح شده توسط الاد [۶] صورت گرفت.

از آنجا که هدف ما استخراج موج‌های QRS جنین از سیگنال الکتروکاردیوگرام غیرتهاجمی می‌باشد، پس از آماده شدن چارچوب حسگری فشرده، سیگنال‌های مربوط به مجموعه تست بر اساس این چارچوب فشرده‌سازی شدند. جهت بررسی عملکرد تحلیل مؤلفه‌های مستقل (ICA) در حوزه حسگری فشرده، این عملیات را بر روی کانال‌های فشرده شده اعمال کردیم. پس از جداسازی، مؤلفه‌های مستقل الکتروکاردیوگرام فشرده با استفاده از روش جستجوی انطباق متعامد بازسازی شدند.

نتیجه حاصل از بازسازی مؤلفه‌ها مستقل مربوط به الکتروکاردیوگرام جنینی را با روش دیگری مقایسه کردیم که طی آن تحلیل مؤلفه‌های مستقل بر روی خود سیگنال اصلی اعمال می‌شود. برای مقایسه این دو روش از چهار معیار حساسیت (S)، قابلیت پیش‌بینی (P+) و خطای نرخ ضربان قلب (HRmeas) استفاده شد.

چارچوب مطرح شده را بر روی داده‌های مصنوعی و واقعی الکتروکاردیوگرام جنین بررسی کردیم. هر دو مجموعه داده مصنوعی و واقعی از پایگاه داده فیزیوننت دریافت شد. مجموعه داده مصنوعی این پایگاه

داده برای سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام جنین حاوی ۱۰ رکورد است که از سه رکورد آن برای آموزش واژه‌نامه تنک‌سازی، و باقی ۷ رکورد دیگر را برای ارزیابی چارچوب مورد بررسی استفاده کردیم.

در آزمایشات انجام شده مربوط به داده‌های مصنوعی مشاهده کردیم که رویکرد پیشنهادی برای استخراج ویژگی از الکتروکاردیوگرام چند کاناله جهت شناسایی موج‌های QRS عملکردی قابل توجه دارد. مقایسه مؤلفه‌های جدا شده سیگنال اصلی با مؤلفه‌های جدا شده در حوزه حسگری فشرده پیش از بازسازی، حاکی از عملکرد قابل قبول این روش است. در این آزمایشات مشاهده شد که چارچوب پیشنهادی برای داده‌های مصنوعی با سطح SNR ۱۲ دسی‌بل و نرخ فشرده‌سازی ۰.۲۵٪، با حساسیت و قابلیت پیش‌بینی ۱۰۰٪ یا نزدیک به ۱۰۰٪ موج‌های QRS جنین را تشخیص می‌دهد.

این رویکرد برای داده‌ها مصنوعی با سطح SNR‌های پایین‌تر، از جمله ۹، ۶، ۳ و صفر دسی‌بل نیز مورد آزمون قرار گرفت که در همه سطوح، حتی سطح SNR صفر نیز عملکرد خوبی از خود نشان داد. به طوری که نتایج بدست آمده از معیارهای حساسیت و قابلیت پیش‌بینی برای سطح SNR صفر، بالای ۹۷،۴۶٪ می‌باشد.

پس از بررسی عملکرد چارچوب پیشنهادی، آن را برای داده‌های واقعی مورد ارزیابی قرار دادیم. از مجموعه داده‌های واقعی، سه رکورد برای آموزش واژه‌نامه تنک‌سازی و ۱۷ رکورد برای ارزیابی عملکرد چارچوب استفاده کردیم. بدون شک پردازش داده‌ها واقعی چالش‌های بیشتری نسبت به پردازش داده‌های مصنوعی دارد. الکتروکاردیوگرام‌ها اخذ شده از شکم مادر می‌تواند دست خوش مصنوعات بسیاری باشد که پیش‌بینی برخی از آنها بسیار دشوار است. وضعیت سلامت جسمانی، هیجان، استرس و خیلی موارد دیگر هر کدام به نوعی می‌تواند در متنوع بودن سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام اخذ شده تاثیر گذار باشند. از این رو هنگام ارزیابی رویکردهای پیشنهادی، برخی سیگنال‌ها به راحتی استخراج ویژگی شده و برخی دیگر چالش‌های فراوانی را پیش رو قرار می‌دهند.

بر اساس نتایج بدست آمده از معیارهای ارزیابی که در فصل پیشین گزارشی از آنها تهیه شده، مشاهده می‌شود که اعمال روش ICA بر روی کانال‌های فشرده شده جهت جداسازی مؤلفه‌های مستقل سیگنال، می‌تواند نتیجه‌ای نزدیک به اعمال این روش بر روی سیگنال اصلی حاصل کند. در فصل گذشته مشاهده شد که چارچوب پیشنهادی برای استخراج QRS جنین در اکثر رکوردها، عملکردی نزدیک به اعمال مستقیم ICA بر روی کانال‌های اصلی دارد. در رکوردهایی که عملکرد روش پیشنهادی ضعیف است، اعمال تحلیل مؤلفه‌های مستقل بر روی سیگنال اصلی نیز عملکرد ضعیف اما با شدت کمتر نشان می‌دهد. به طور کلی نتایج بدست آمده از انجام آزمایشات بر روی هر دو مجموعه مصنوعی و واقعی، نوید دهنده امکان بکارگیری رویکرد تحلیل مؤلفه‌های مستقل در حوزه حسگری فشرده می‌باشد. هر چند استفاده از این رویکرد نیازمند مطالعات و بهبودهای بیشتر است.

انجام پیش‌پردازش‌های مناسب پیش از انجام فشرده‌سازی، از عوامل مهم برای استخراج ویژگی سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام محسوب می‌شود. یکی از پیش‌پردازش‌های مهم که در این رویکرد از آن استفاده کردیم، اعمال فیلتر باترورث بر روی سیگنال خام دریافت شده است. این فیلتر موجب می‌شود تا پاسخ فرکانس سیگنال در باند عبور هموار شود. بدون اعمال این فیلتر، عملیات جداسازی مؤلفه‌های مستقل توسط روش ICA، در هر دو رویکرد مورد بررسی کار دشواری است. مطالعه بر روی دیگر روش‌های پیش‌پردازش که به جداسازی مؤلفه‌ها، حتی در حالت غیر فشرده، کمک می‌کند می‌تواند در بهبود عملکرد روش پیشنهادی اثربخش باشد.

عامل دیگری که می‌تواند در شناسایی QRS‌های جنین کمک کننده باشد، استفاده از QRS‌های مربوط به الکتروکاردیوگرام مادر می‌باشد. در آزمایشات مشاهده کردیم که QRS‌هایی که به اشتباه به عنوان QRS جنین شناسایی شده‌اند، در اکثر مواقع مربوط به QRS‌های مادر می‌باشند. همچنین در آزمایشات مشاهده شد که مؤلفه مربوط به سیگنال الکتروکاردیوگرام مادر، با دقت و برجستگی بسیار

بالایی جداسازی می‌شود. با استفاده از این مؤلفه می‌توان موج‌های QRS مادر که به اشتباه به عنوان

QRS جنین شناسایی می‌شوند را خنثی کرد.

به کار گرفتن این روش ممکن است QRS‌های جنین را که با موج‌های مربوط به مادر همپوشانی دارند

تحت تاثیر قرار دهد. برای حل این مشکل نیز می‌توان از میانگین ضربان قلب جنین استفاده نمود و از

حذف سیگنال‌های مشکوک به همپوشانی صرف نظر کرد.

منابع

[١] L J. Hadjileontidais, “Biosignal and Compression Standards”, M-Health Emerging Mobile Health systems, Topics in Biomedical Engineering, Springer ٢٠٠٦ International Book Series, pp. ٢٧٧-٢٩٢, ٢٠٠٦.

[٢] R.G. Baraniuk, “Compressive sensing”, IEEE Signal Processing Magazine., vol. ٢٤, no. ٤, pp. ١١٨-١٢٠, ٢٠٠٧.

[٣] P. P. Vaidyanathan, “Generalizations of the Sampling Theorem: Seven Decades after Nyquist”, IEEE Trans. Circuit Syst. I, vol. ٤٨, no. ٩, pp. ١٠٩٤-١١٠٩, ٢٠٠١.

[٤] L. Brechet, M.F. Lucas, C. Doncarli and D. Farina, “Compression of Biomedical Signals With Mother Wavelet Optimization and Best-Basis Wavelet Packet Selection”, IEEE Transactions on Biomedical Engineering vol. ٥٤, no. ٧, pp. ٢١٨٦-٢١٩٢, ٢٠٠٧.

[٥] M. Aharon, M. Elad, and A. M. Bruckstein, “The K-SVD: An algorithm for Designing of Overcomplete Dictionaries for Sparse Representation”, IEEE Transactions on Signal Processing vol. ٥٤, no.٦, pp. ٤٣١١-٤٣٢٢, ٢٠٠٦.

[٦] M. Elad. “Optimized projections for Compressed-Sensing”, IEEE Transactions on Signal Processing, vol. ٥٥, no.٤, pp. ٥٦٩٥-٥٧٠٢, ٢٠٠٧.

[۷] Z. Luo, “Fetal Electrocardiogram Extraction using Blind Source Separation and Empirical Mode Decomposition”, Journal of Computational Information Systems, vol. ۸, no.۸, pp. ۴۸۲۵- ۴۸۳۳, ۲۰۱۲.

[۸] J. V. Stone, “Independent Component Analysis : A Tutorial Introduction (Bradford Books)”, The MIT Press, ۲۰۰۴.

[۹] A Dess`۱, D Pani, and L Raffo. “An advanced algorithm for fetal heart rate estimation from Non-Invasive Low Electrode Density Recordings”, Journal of Physiological Measurement, vol. ۳۵, no. ۸, pp. ۱۶۲۱–۱۶۳۶, ۲۰۱۴.

[۱۰] A. Karimi Rahmati, S. K. Setarehdan and B. Araabi, “A PCA/ICA based Fetal ECG Extraction from Mother Abdominal Recordings by Means of a Novel Data-driven Approach to Fetal ECG Quality Assessment”, Journal of Biomedical Physics and Engineering, , vol. ۲۴, no.۴, pp. ۳۷–۵۰, ۲۰۱۷.

[۱۱] T. He, G. Clifford, L. Tarassenko, “Application of Independent Component Analysis in Removing Artifacts From the Electrocardiogram”, Neural Computing and Applications, Springer, vol. ۱۵, no.۶ , pp. ۱۰۵–۱۱۶, ۲۰۰۶.

[۱۲] M. Milanesi, N. Martini, N. Vanello, V Positano and M. Santarelli, “Independent Component Analysis Applied to the Removal of Motion Artifacts from Electrocardiographic signals”, Medical & Biological Engineering & Computing, Springer, vol.۴۶, no. ۲, pp. ۲۵۱–۲۶۱, ۲۰۰۸.

[13] S. Nikam and S. Deosarkar, “Fast ICA Based Technique for Non-invasive Fetal ECG Extraction”, IEEE Transaction on Biomedical Engineering, vol. 47, no.1, pp. 147–159, 2016.

[14] H. Nagendra, S. Mukherjee and S. Vinodkumar “Application of Wavelet Techniques in ECG Signal Processing: an Overview”, International Journal of Engineering Science, vol.32, no.3, pp. 7432–7443, 2011.

[15] H. Hassanpour and A. Parsaei. “Fetal ECG Extraction Using Wavelet Transform” International Conference on Computational Intelligence for Modeling Control and Automation, and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce, 2006.

[16] S. Behbahani and N Jafarnia Dabanloo, “ Detection of QRS Complexes in the ECG Signal using Multiresolution Wavelet and Thresholding Method”, Journal of Medical Engineering at SRBIAU, vol.38 no.3, pp. 105–110, 2011.

[17] K. Prasanth, B. Paul, and A. A. Balakrishnan, “Fetal ECG Extraction Using Adaptive Filters”, International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering, vol. 2, no. 4, pp.1483–1487, 2013.

[18] B. Azzerboni, F. L. Foresta, N. Mammone, and F. Morabito, “A New Approach Based on Wavelet-ICA Algorithms for Fetal Electrocardiogram Extraction,” European Symposium on Artificial Neural Networks (ESANN), Bruges, 2005.

- [19] G. Liu and Y. Luan, “An Adaptive Integrated Algorithm for Noninvasive Fetal ECG Separation and Noise Reduction based on ICA-EEMD-WS”, *Medical & Biological Engineering & Computing*, Springer, vol. 53, no. 2, pp. 1113–1127, 2015.
- [20] L. De Lathauwer, B. De Moor and J. Vandewalle, “Fetal Electrocardiogram Extraction by Blind Source Subspace Separation”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 47, no. 4, pp. 567–572, 2000.
- [21] M. Akhbari, M. Niknazar, C. Jutten, M. Shamsollahi and B. Rivet “Fetal electrocardiogram R-peak detection using robust tensor decomposition and extended Kalman filtering” *Computing in Cardiology Conference (CinC)*, Zaragoza, 2013.
- [22] S. Li and H. Wu, “Extract fetal ECG from single-lead abdominal ECG by de-shape short time Fourier transform and nonlocal median”, *Frontiers in Applied Mathematics and Statistics*, 2017.
- [23] D. Craven, B. McGinley, L. Kilmartin, M. Glavin and E. Jones, “Compressed Sensing for Bioelectric Signals: A Review”, *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, vol. 19, no. 2, pp. 529–540, 2015.
- [24] M. Yang, D. Zhang, and X. Feng. “Fisher Discrimination Dictionary Learning for Sparse Representation”, *International Conference on Computer Vision (ICCV)*, 2011.
- [25] M. Yang, L. Zhang, X.C. Feng, and D. Zhang, “Sparse Representation Based Fisher Discrimination Dictionary Learning for Image Classification”, *International Journal of Computer Vision*, Springer, 52, no. 4, pp. 173–185, 2014.

[26] M. Zhou, H. Chen, J. Paisley, L. Ren, L. Li, Z. Xing, D. Dunson, G. Sapiro, and L. Carin, “Nonparametric bayesian dictionary learning for analysis of noisy and incomplete images,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 21, no. 1, pp. 130–144, 2010.

[27] B. Mailhé, S. Lesage, R. Gribonval, F. Bimbot, and P. Vandergheynst, “Shift-Invariant Dictionary Learning for Sparse Representations: Extending K-SVD”, *European Signal Processing Conference*, 2008.

[28] E.J. Candès and J. Romberg, “Sparsity and Incoherence in Compressive Sampling”, *Inverse Problems*, vol. 23, no. 3, pp. 969–985, 2007.

[29] V. Abolghasemi, S. Ferdowsi, B. Makkiabadi, and S. Sanei, “On Optimization of the Measurement Matrix for Compressive Sensing,” *18th European Signal Processing Conference.*, Aalborg, Denmark, 2010.

[30] J. M. Duarte-Carvajalino and G. Sapiro, “Learning to Sense Sparse Signals: Simultaneous Sensing Matrix and Sparsifying Dictionary Optimization”, *IEEE Transaction of Image Processing*, vol. 18, no.7, pp. 1395–1408, 2009.

[31] L. F. Polania, R. E. Carrillo, M. Blanco-Velasco, and K. E. Barner, “Compressed sensing based method for ECG compression”, *IEEE International Conference of Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 2011.

[32] H. Zhang, H. Wang, X. Li, Y. Lu and L Zhang, “Implementation of Compressive Sensing in ECG and EEG Signal Processing”, *The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications*, Vol. 17, no. 6, pp. 122–126, 2010.

[33] E. Pinheiro, O. Postolache, and P. Girao, "Compressed sensing Implementation in Cardiac Signals," in Proceedings of the 8th IEEE International Workshop on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS '09), Rende, Italy, September 2009.

[34] L. Polania, R. Carrillo, M. Blanco-Velasco, and K. Barner, "Exploiting Prior Knowledge in Compressed Sensing Wireless ECG Systems," IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, vol. 19, no. 2, pp. 508–519, 2015.

[35] H. Mamaghanian, N. Khaled, D. Atienza, and P. Vandergheynst, "Compressed Sensing for Real-Time Energy-Efficient ECG Compression on Wireless Body Sensor Nodes", IEEE Transaction of Biomedical Engineering, vol. 58, no. 9, pp. 2456–2466, 2011.

[36] A. Dixon, E. Allstot, D. Gangopadhyay, and D. Allstot, "Compressed Sensing System Considerations for ECG and EMG Wireless Biosensors", IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, vol. 6, no. 2, pp. 156–166, 2012.

[37] J. Pant, S. Krishnan, "Reconstruction of ECG Signals for Compressive Sensing by Promoting Sparsity on the Gradient", IEEE International Conference of Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), pp. 26–31, 2013.

[38] L. Polania and K. Barner, "Multi-scale Dictionary Learning for Compressive Sensing ECG," IEEE Digital Signal Processing and Signal Processing, vol. 58, no. 9, pp. 36–41, 2013.

[39] A. Mishra, F. Thakkar, C. Modi and R. Kher, “ECG Signal Compression Using Compressive Sensing and Wavelet Transform”, IEEE Engineering International Conference of Medicine and Biology Society (EMBC), pp. 3404–3407, 2012.

[40] Z. Zhang, T. Jung, S. Makeig, and B. D. Rao, “Compressed Sensing for Energy-Efficient Wireless Telemonitoring of Non-Invasive fetal ECG via Block Sparse Bayesian Learning,” IEEE Transaction on Biomedical Engineering, vol. 60, no. 2, pp. 300–309, 2013.

[41] G. Da Poian, R. Bernardini, R Rinaldo, “Separation and Analysis of Fetal-ECG Signals from Compressed Sensed Abdominal ECG Recordings”, IEEE Transaction of Biomedical Engineering, vol. 63, no.6, pp. 1269–1279, 2016.

[42] G. Da Poian, R. Bernardini, and R. Rinaldo, “Gaussian dictionary for compressive sensing of the ECG signal,” in Biometric Measurements and Systems for Security and Medical Applications (BIOMS) Proceedings, 2014 IEEE Workshop on. IEEE, pp. 80–88, 2014.

[43] D. Donoho, “Compressed Sensing”, IEEE Transaction of Information Theory, vol. 52, no. 4, pp. 1289–1306, 2006.

[44] E. J. Candes and M. B. Wakin, “An Introduction to Compressive Sampling”, Signal Processing Magazine, IEEE, vol. 24, no. 2, pp. 21–30, 2008.

[45] R. Baraniuk, M. Davenport, R. DeVore, and M. Wakin, “A Simple Proof of the Restricted Isometry Property for Random Matrices”, Constructive Approximation, Springer, vol. 28, no. 3, 253–263, 2007.

[46] E. J. Candes, J. Romberg, and T. Tao, “Robust Uncertainty Principles: Exact Signal Reconstruction from Highly Incomplete Frequency Information”, IEEE Transactions of Information Theory, vol. 52, no. 2, pp. 489–509, 2006.

[47] S. S. Chen, D. L. Donoho, and M. A. Saunders, “Atomic Decomposition by Basis Pursuit”, SIAM Journal on Scientific Computing, vol. 20, no. 1, pp. 33–61, 1998.

[48] D.L. Donoho and P. Stark, “Uncertainty Principles and Signal Recovery”, SIAM Journal on Applied Mathematics, vol. 49, no. 3, pp. 906–931, 1989.

[49] J. Tropp and A. Gilbert, “Signal Recovery from Random Measurements via Orthogonal Matching Pursuit”, IEEE Transactions on Information Theory, vol. 53, no. 12, pp. 4655–4666, 2007.

[50] T. Blumensath and M. E. Davies, “Iterative Hard Thresholding for Compressed Sensing”, Applied and Computational Harmonic Analysis, vol. 27, no. 3, pp. 265–274, 2009.

[51] D. Needell and J. A. Tropp, “Cosamp: Iterative Signal Recovery from Incomplete and Inaccurate Samples”, Applied and Computational Harmonic Analysis, vol. 26, no. 3, pp. 301–321, 2009.

[52] J. A. Tropp, A. C. Gilbert, and M. J. Strauss, “Algorithms for Simultaneous Sparse Approximation. Part I: Greedy Pursuit”, Journal of Signal Processing Systems, vol. 86, no. 3, pp. 572–588, 2006.

[ΔƳ] H. Mohimani, M. Babaie-Zadeh, and C. Jutten, “A Fast Approach for Overcomplete Sparse Decomposition based on Smoothed Norm”, IEEE Transactions on Signal Processing, vol. 57, no. 1, pp. 289–301, 2009.

[ΔƔ] D. L. Donoho and M. Elad, “Optimally Sparse Representation in General (non-orthogonal) Dictionaries via l_1 minimization,” Proceedings of the National Academy of Sciences, vol. 100, no.5, pp. 2197–2202, 2002.

[ΔΔ] R. Gribonval and M. Nielsen, “Sparse Representations in Unions of Bases,” IEEE Transactions on Information Theory, vol. 49, no. 12, pp. 3320–3325, 2004.

[ΔƆ] J. A. Tropp, “Greed is good: Algorithmic Results for Sparse Approximation,” IEEE Transactions on Information Theory, vol. 50, no. 10, pp. 2231–2242, 2004.

[ΔŸ] B. Mijovic, M. De Vos, I. Gligorijevic and, J. Taelman, and S. Van Huffel, “Source Separation from Single-Channel Recordings by Combining Empirical-Mode Decomposition and Independent Component Analysis”, IEEE Transactions on Biomedical Engineering, vol. 57, no. 9, pp. 2188–2196, 2010.

[ΔΛ] S. Lee, C. Vinegoni, M. Sebas and R. Weissleder, “Automated Motion Artifact Removal for Intravital Microscopy, without a Priori Information”, Scientific Report, vol. 4, no. 5, pp. 969–985, 2014.

[ΔŸ] G. Srivastava, S. Crottaz-Herbette, K. Lau, G. Glover and V Menon “ICA-based Procedures for Removing Ballistocardiogram Artifacts from EEG Data Acquired in the MRI Scanner”, NeuroImage, Elsevier, vol. 24, no. 7, pp. 50–60, 2005.

[60] S. Vorobyov and A. Cichocki, “Blind Noise Reduction for Multisensory Signals Using ICA and Subspace Filtering, with Application to EEG Analysis”, *Biological Cybernetics*, Springer, vol. 86, no. 3, pp. 293–303, 2002.

[61] J. Pan and W. J. Tompkins, “A Real-Time QRS Detection Algorithm”, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering.*, vol. 32, no. 3, pp. 230–236, 1985.

[62] A. Goldberger, L. Amaral, L. Glass, J. Hausdorff, P. Ivanov, R. Mark, J. Mietus, G. Moody, C. Peng and H. Stanley, “PhysioBank, PhysioToolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals”, *Circulation* 107(23), [Circulation Electronic Pages; <http://circ.ahajournals.org/cgi/content/full/107/23/e215>]; 2003.

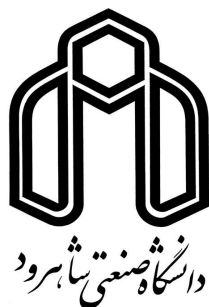
[63] R. Rodrigues, “Fetal Beat Detection in Abdominal ECG Recordings: Global and Time Adaptive Approaches”, *Physiological measurement*, vol. 35, no. 8, p. 1699, 2014.

[64] G. D. Clifford, I. Silva, J. Behar, and G. B. Moody, “Non-invasive Fetal ECG Analysis”, *Physiological measurement*, vol. 35, no. 8, p. 1521, 2014.

Abstract

Compressed Sensing or Compressive Sampling (CS) is an emerging technique for acquiring and compressing a digital signal with potential benefits in many applications. The method of CS takes advantage of a signal's sparseness in a particular domain to significantly reduce the number of samples needed to reconstruct the signal. Generally, it requires far fewer samples than Nyquist sampling. One of CS applications is to compress biological signals such as electrocardiogram (ECG) and electroencephalogram (EEG). In this thesis a framework for extracting fetal QRS complexes from non-invasive fetal ECG signals is investigated. In the proposed framework we used K-SVD dictionary learning and a measurement matrix optimization method to compressively sense ECG signals. We apply Independent Component Analysis (ICA) technique directly on compressed signals to separate fetal and maternal ECG signals and only fetal ECG compressed components need to be reconstructed. Validation of proposed framework has been done on Physionet synthetic and real datasets. On dataset A, the framework achieves 98.33% mean sensitivity and 97.32% mean positive predictivity with compression ratio of 25%. Comparing with applying ICA on original signals to extract fetal QRS complexes, the proposed method has promising results.

Index Terms - Compressive Sensing, Independent Component Analysis (ICA), Dictionary Learning, ECG, K-SVD, Sampling.



Shahrood University of Technology

Faculty of Computer Engineering

M.Sc. Thesis in Artificial Intelligence Engineering

**Fetal-ECG Extraction from Compressed Sensed Maternal Abdomen
Signal**

By: Seyed Sina Sajadpour

Supervisors:

Dr. Hamid Hassanpour

Dr. Vahid Abolghasemi

January ۲۰۱۸