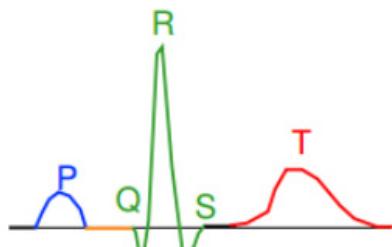


# استخراج سیگنال قلب جنین از ثبت‌های شکمی با استفاده از نمایش‌های تُنک سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام

پریا طاووسی، قاسم عازمی و پگاه زرجام



شکل ۱: نمایش قطعه‌ای از یک سیگنال ECG نرمال [۳].

اختیار متخصصین قرار می‌دهد. یک نمونه از سیگنال ECG در شکل ۱ نشان داده شده است. این امواج نمایشگر مراحل مختلف تحریکات قلب هستند که شامل انقباض ماهیچه‌های دهلیزها (موچ P)، یک مجموعه QRS مربوط به انقباض بطن‌ها و شکل موج مربوط به بازسازی پتانسیل غشای ماهیچه قلب برای ضربان بعدی است (موچ T) است. برای مشاهده فعالیت قلب جنین استخراج سیگنال ECG همیشه یک کار چالش‌برانگیز بوده است چرا که در ثبت‌های شکمی مادر علاوه بر سیگنال قلب جنین، انواع نویزها و سیگنال‌های مصنوعی از جمله سیگنال قلب مادر که دامنه آن خیلی بیشتر از الکتروکاردیوگرام جنین است وجود دارد. اهمیت استخراج غیر تهاجمی سیگنال قلب جنین از ثبت‌های شکمی مادر، باعث شده تا این موضوع به عنوان چالش فیزیونت سال ۲۰۱۳ معرفی شود [۲]. تا کنون پژوهش‌های زیادی در زمینه استخراج fECG انجام شده که برخی از آنها موفق و برخی کارایی محدودی داشته‌اند. یکی از روش‌ها برای استخراج fECG است که با آستانه‌گذاری، محل بیشینه‌های R مادر و جنین را تخمین می‌زند. مشکل اصلی این روش این است که در تجزیه مخلوط‌های غیر خطی کارایی محدود دارد [۳]. روش‌های جاذسازی کور متاب (BSS) [۵] از مهم‌ترین روش‌ها برای استخراج fECG می‌باشد که منابع تولید سیگنال را از ترکیب آنها بازیابی می‌کند. برای حل مسئله BSS روش‌های زیای وجود دارد که یکی از ساده‌ترین آنها روش آنالیز مؤلفه مستقل (ICA) [۶] می‌باشد. مقایسه‌ای بین دو روش ICA و آنالیز مؤلفه مستقل اصلی<sup>۳</sup> (PCA) در [۷] انجام شده که نتایج آن اثبات می‌کند روش ICA در استخراج سیگنال قلب جنین عملکرد بهتری نسبت به PCA دارد. در [۸] روش ترکیبی مبتنی بر ICA و شبکه‌های عصبی به منظور استخراج سیگنال قلب جنین معرفی شده است. استفاده از شبکه‌های عصبی [۹] و شبکه‌های عصبی کانولوتویو [۱۰]، استفاده از روش بیزین [۱۱] از دیگر روش‌هایی است که برای استخراج این سیگنال استفاده شده است. یکی دیگر از روش‌ها استفاده از فیلترهای ورقی [۱۲] می‌باشد که دارای دو ورودی اصلی و مرجع است که قسمتی از سیگنال مرجع را که بیشترین همبستگی با سیگنال اصلی دارد تخمین می‌زند و با کم کردن نتیجه از سیگنال، سیگنال اصلی را تخمین

چکیده: یکی از شایع‌ترین دلایل مرگ و میر در هنگام تولد نوزاد نقص قلبی است. تشخیص بیماری قلبی نیازمند مشاهده فعالیت قلب است و یکی از مطمئن‌ترین روش‌ها برای بررسی سلامت قلب، استخراج فعالیت‌های الکتریکی قلب یا استخراج الکتروکاردیوگرام است. اما در شرایط خاص مکانی جنین قبل از تولد، استخراج غیر تهاجمی سیگنال الکتروکاردیوگرام چالش‌برانگیز شده است چرا که علاوه بر قلب جنین، منابع دیگری از قبیل قلب مادر، فعالیت ماهیچه‌ای مادر و جنین، فعالیت مغزی جنین و نویزهای محیط نیز تأثیر دارند که باعث مخدوش شدن سیگنال قلب جنین می‌شوند و تحلیل آن را دشوار می‌کند. سیگنال قلب مادر به دلیل دامنه زیاد بیشترین تأثیر و سیگنال مغز جنین به دلیل دامنه کم، کمترین تأثیر را در مخدوش شدن سیگنال قلب جنین دارند. این مقاله، روشی جدید برای استخراج الکتروکاردیوگرام جنین از ثبت‌های شکمی مادر ارائه می‌دهد. روش پیشنهادی به منظور کاهش پیجیدگی محاسباتی از روش حسگری فشرده و برای تخمین منابع از روش آنالیز سریع مؤلفه مستقل و همچنین برای نمایش تُنک سیگنال‌ها از دو دیکشنری تبدیل کسینوویسی گسسته و تبدیل موجک گسسته استفاده می‌کند. عملکرد پیاده‌سازی روش پیشنهادی روی پایگاه داده موجود در چالش ۲۰۱۳ فیزیونت ارزیابی و نتایج به دست آمده با بهترین روش‌های موجود مقایسه شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که روش معرفی شده در این مقاله، با میانگین مربعات خطای ۱۷۱/۶۵، با دقت بیشتری نسبت به سایر روش‌های موجود قادر به استخراج سیگنال‌های قلب جنین می‌باشد.

**کلیدواژه:** آنالیز سریع مؤلفه مستقل، حسگری فشرده، سیگنال الکتروکاردیوگرام جنین، تبدیل کسینوویسی گسسته، تبدیل موجک گسسته.

## ۱- مقدمه

یکی از شایع‌ترین بیماری‌ها در هنگام تولد نارسایی‌های قلبی است. این نارسایی ممکن است از همان بدو تولد، کودک را تحت تأثیر قرار دهد یا ممکن است تا سال‌ها بعد به صورت ناشناخته در بدن کودک باقی بماند. از این رو، مشاهده سیگنال قلب جنین می‌تواند پزشکان را در تشخیص زودهنگام این بیماری‌ها کمک کند. روش‌های مشاهده سیگنال قلب جنین به دو دسته تهاجمی و غیر تهاجمی تقسیم می‌شوند [۱]. الکتروکاردیوگرام<sup>۱</sup> (ECG) یا نوار قلب یکی از قدیمی‌ترین و بادام‌ترین ابزارها و البته یک روش غیر تهاجمی است که اطلاعات ارزشمندی را در

این مقاله در تاریخ ۳ بهمن ماه ۱۳۹۷ دریافت و در تاریخ ۹ شهریور ماه ۱۳۹۸ بازنگری شد.

پریا طاووسی، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران، (email: parya.tavoosi@gmail.com)

قاسم عازمی (نویسنده مسئول)، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران، (email: g.azemi@razi.ac.ir)

پگاه زرجام، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر، دانشگاه رازی، کرمانشاه، ایران، (email: p.zarjam@razi.ac.ir)

$$\|\theta\| = \text{number of } \{\theta_i \neq 0, i = 1, 2, \dots, N\} \quad (4)$$

بر اساس آنچه بیان شد، در حسگری فشرده برای بازیابی دقیق سیگنال‌ها از روی داده‌های فشرده شده، داشتن یک سری اطلاعات اولیه در مورد سیگنال اصلی، از جمله حوزه تُنکی آن حیاتی است. نشان داده شده که به منظور نمایش تُنک سیگنال‌های قلبی می‌توان از دیکشنری‌های تبدیل موجک گستته<sup>۳</sup> (DWT) یا تبدیل کسینوسی گستته<sup>۴</sup> (DCT) استفاده کرد [۱۸].

روش‌های موجود برای بازیابی سیگنال‌های پزشکی از روی اندازه‌گیری‌های فشرده بر اساس حل (۳) طبق الگوریتم‌هایی مانند OMP<sup>۵</sup> [۱۹]، BSLB-BO<sup>۶</sup> [۲۰] و SL<sup>۷</sup> [۲۱] هستند.

## ۲-۲ روش fICA

الگوریتم آنالیز سریع مؤلفه مستقل (fICA) یک روش محاسباتی بسیار کارامد برای بازیابی منابع است که توسط یک ماتریس غیر معلوم مخلوط شده‌اند. مدل ترکیب خطی-لحظه‌ای برای ICA به صورت  $S \in R^{N_r \times M}$  است که  $X \in R^{N_r \times M}$  ماتریس داده ورودی و  $X = AS$  ماتریس داده منابع هستند به نحوی که  $M$  تعداد منابع مستقل،  $N_r$  تعداد نمونه‌های مشاهده شده و  $N_c$  تعداد نمونه‌های هر منبع است.  $A \in R^{N_r \times N_r}$  ماتریس مخلوط‌کننده نامعلوم منابع است. هدف الگوریتم آنالیز سریع مؤلفه مستقل، بازیابی مؤلفه‌های مستقل از ترکیب آنها و تخمین ماتریس جداساز<sup>۸</sup> است. جزئیات بیشتر در مورد این الگوریتم در [۲۲] آمده است.

## ۳- پایگاه داده مورد استفاده در این تحقیق

در این مقاله، از پایگاه داده MIT<sup>۹</sup> استفاده شده که برای بررسی نتایج کار توسط گروه‌های متبر دنیا از جمله فیزیونت مورد استفاده قرار گرفته است [۲]. این پایگاه داده شامل مجموعه‌ای از سیگنال‌های است که توسط سنسور از روی شکم مادر باردار ثبت شده‌اند (ثبت‌های چهارکاناله). فرکانس نمونه‌برداری در این سیگنال‌ها ۱۰۰۰ هرتز است و طول هر سیگنال یک دقیقه می‌باشد. اطلاعات بیشتر در مورد این پایگاه داده در [۲] آمده است. بنابراین هر یک از ضبط‌ها در این پایگاه داده با ماتریس  $X_{eeg} \in R^{N \times M}$  نمایش داده می‌شود که  $M = 4$  تعداد سنسورها و  $N = 6000$  تعداد نمونه‌های هر ضبط است.

این پایگاه داده شامل ۳ مجموعه داده  $a$ ،  $b$  و  $c$  می‌باشد که به دلیل در دسترس بودن سیگنال‌های مرجع در مجموعه داده  $a$ ، در این تحقیق (و سایر کارهای ارائه شده در چالش فیزیونت ۲۰۱۳) از این مجموعه استفاده شده است. این مجموعه دارای ۷۵ ثبت سیگنال یک دقیقه‌ای می‌باشد که در سیگنال‌های مرجع محل دقیق QRS‌های جنین داده شده است.

## ۴- الگوریتم پیشنهادی برای استخراج ECG جنین

قالب پیشنهادی روش به صورت بلوك دیاگرام ارائه شده در شکل ۲

می‌زند. از این فیلتر می‌توان در جداسازی ترکیب‌های غیر خطی استفاده کرد و از معایب این روش محاسبات سنگین آن می‌باشد.

این مقاله روشی کارامد را برای استخراج سیگنال قلب جنین ارائه می‌دهد به طوری که بتواند خطای میانگین مربعات و زمان اجرای برنامه را نسبت به روش‌های موجود تا حدودی کاهش دهد. در این مقاله به منظور کاهش پیچیدگی محاسباتی از روش حسگری فشرده و همچنین برای تخمین منابع از روش آنالیز سریع مؤلفه مستقل (fICA) نیز استفاده شده است. نتایج به دست آمده از این روش با روش‌های قبل مقایسه شده است. با توجه به نتایج به دست آمده، این روش، روشی مناسب برای استخراج سیگنال قلب جنین می‌باشد.

در ادامه این مقاله، روش حسگری فشرده و روش آنالیز سریع مؤلفه مستقل در بخش دوم و پایگاه داده مورد استفاده در بخش سوم ارائه خواهد شد. الگوریتم پیشنهادی برای استخراج سیگنال قلب جنین در بخش چهارم معرفی می‌گردد. همچنین نتایج به دست آمده از پیاده‌سازی روش پیشنهادی و ارزیابی عملکرد آن در بخش پنجم ارائه شده و در بخش ششم، مقاله جمع‌بندی می‌شود.

## ۲- روش‌ها

### ۱-۲ روش حسگری فشرده

حسگری فشرده به عنوان یک روش جدید فشرده‌سازی داده‌ها است که به نتایج خوبی در حوزه‌های مانند MRI [۱۳] و [۱۴]، سونوگرافی [۱۵] و توموگرافی کامپیوتربی<sup>۱۶</sup> منجر شده است. در حسگری فشرده، بردار سیگنال اصلی  $x \in R^{N \times 1}$  را توسط یک ماتریس تصادفی  $\Phi \in R^{M \times N}$  (موسوم به ماتریس حسگری<sup>۲</sup>) که در آن  $(M \ll N)$  است، طبق رابطه زیر فشرده می‌کنیم [۱۷]

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

که در آن  $y \in R^{M \times 1}$  از اندازه‌گیری‌های تصادفی زیر نزخ نایکوئیست است. اگر  $x$  یک سیگنال تُنک<sup>۳</sup> باشد، برای بازیابی آن فقط به سیگنال فشرده  $y$  و ماتریس حسگری  $\Phi$  نیاز داریم، می‌گوییم سیگنال  $x$  یک سیگنال تُنک از مرتبه  $K$  است هر گاه تعداد مؤلفه‌های غیر صفر آن برابر با  $K$  باشد. اما اگر  $x$  تُنک نباشد باید آن را در یک پایه‌ای مانند  $\Psi \in R^{N \times P}$  (موسوم به ماتریس دیکشنری) که در آن  $N \leq P$  است به صورت زیر نمایش دهیم

$$x = \Psi \theta \quad (2)$$

که در آن  $\theta \in R^{P \times 1}$  یک بردار تُنک یا قابل فشرده‌سازی است. سیگنال قابل فشرده‌سازی، سیگنالی است که فقط تعداد محدودی از مؤلفه‌های آن مقدار قابل توجه داشته و سایر مؤلفه‌های آن نزدیک به صفر هستند. با استفاده از اندازه‌گیری‌های فشرده  $y$ ، ماتریس حسگری  $\Phi$  و دیکشنری  $\Psi$  می‌توان بردار  $x$  را توسط (۲) بعد از محاسبه  $\theta$  از رابطه زیر بازیابی کرد

$$\underset{\theta}{\text{minimize}} \| \theta \| \text{ subject to } y = \Phi \Psi \theta \quad (3)$$

که  $\| \theta \|$  نشان‌دهنده نرم<sup>۴</sup>  $\ell$ -pseudo می‌باشد که تعداد مؤلفه‌های غیر صفر بردار  $\theta$  را شمارش می‌کند یعنی

1. Computed Tomography

2. Sensing Matrix

3. Sparse

4. Discret Wavelet Transform

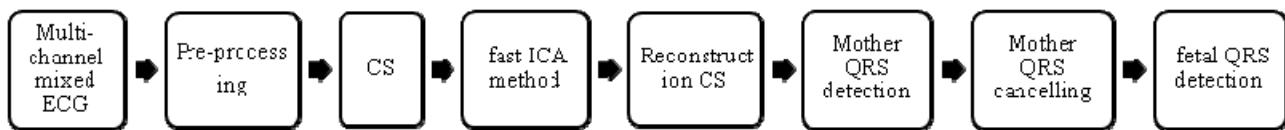
5. Discret Cosine Transform

6. Orthogonal Matching Pursuit

7. Block Sparse Bayesian Learning

8. Separation Matrix

9. Massachusetts Institute of Technology



شکل ۲: بلوک دیاگرام روش پیشنهادی.

باترورث (با فرکانس قطعه ۳/۱۷ هرتز) تخمین زده شده، پس از آن تفاضل سیگنال اصلی و سیگنال پایه به دست می‌آید. برای حذف بقیه سیگنال‌های مصنوعی موجود که به علت حرکت‌های سریع سیگنال پایه باقی مانده‌اند از فیلتر میانه‌ای با طول ۰/۲۶ میلی‌ثانیه استفاده می‌شود.

### ج) حذف تداخل برق شهر

میدان‌های مغناطیسی ناشی از خطوط برق شهر می‌تواند سبب ایجاد تداخل یک مؤلفه سینوسی ۵۰ هرتز (۶۰ هرتز در ایالات متحده) و هارمونیک‌های آن شود که مانند نویز عمل کرده و مشکلاتی را برای شکل موج سیگنال به وجود می‌آورند. تداخل موجود در برق شهر مورد بررسی قرار گرفته و چگالی طیف توان<sup>۳</sup> آن با استفاده از روش Welch (میانگین دوره در پنجره، هشت بخش با همپوشانی ۵٪، پنجه همینگ) تخمین زده شده است. حال با اعمال یک فیلتر شکافی با پهنای باند ۱ هرتز مشخصه فرکانسی آن و سه هارمونیک بعدش حذف می‌شوند [۲۳]. در آخرین مرحله پیش‌پردازش، به منظور کاهش حجم محاسبات در روش پیشنهادی، فرکانس نمونه‌برداری به ۵۰۰ هرتز کاهش داده می‌شود. در شکل ۴-الف یکی از کانال‌ها از یک ثبت پایگاه داده و در شکل ۴-ب اعمال پیش‌پردازش روی این کانال مشاهده می‌شود.

## ۴-۲ اعمال روش فشرده‌سازی CS

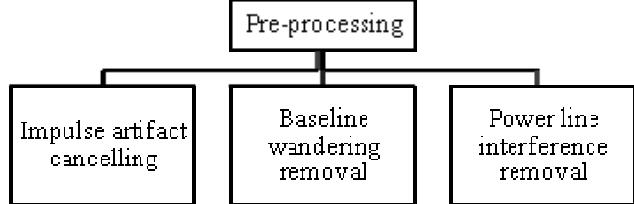
ورودی این بلوک، یک سیگنال ۴ × ۳۰۰۰۰ است و از آنجا که روش حسگری فشرده به صورت برداری سیگنال‌ها را در نظر می‌گیرد، هر یک از کانال‌ها به صورت جداگانه در نظر گرفته می‌شود و فشرده‌سازی روی آن اعمال می‌شود. در بلوک CS یک ماتریس فشرده‌سازی وجود دارد که در سیگنال ضرب می‌شود. در این مقاله به منظور رسیدن به بهترین مصالحه بین زمان اجرای روش پیشنهادی و عملکرد آن، درصدهای فشرده‌سازی ۵۰، ۳۰ و ۷۰ درصد نیز در نظر گرفته شدند و با درصد فشرده‌سازی برابر با ۵۰ بهترین عملکرد در کوتاه‌ترین زمان به دست آمد. همچنین برای ماتریس حسگری فشرده ماتریسی با درایه‌های صفر و یک در نظر گرفته شده است. خروجی این بلوک در شکل ۴-ج مشاهده می‌شود.

## ۴-۳ تخمین ماتریس جداساز

در این مرحله ابتدا سیگنال سفید می‌شود. یکی از پیش‌پردازش‌های مفید در الگوریتم‌های تفکیک کور منابع، سفیدسازی سیگنال‌های ترکیبی به منظور غیر همبسته نمودن نمونه‌های سیگنال داده در زمان متواال است و این پردازش به منظور کم کردن تعداد پارامترهای قابل محاسبه انجام شده و سبب افزایش سرعت الگوریتم می‌شود. برای به دست آوردن ماتریس سفیدکننده ابتدا کوواریانس نمونه‌های ورودی را که  $\hat{R}_{xx}$  نام دارد به دست می‌آوریم و با استفاده از مقادیر ویژه  $\lambda_1, \dots, \lambda_L$  و بردارهای ویژه  $h_1, \dots, h_L$ ، ماتریس سفیدکننده طبق (۵) به دست می‌آید

$$W = [(\lambda_1 - \sigma^2)^{-\frac{1}{2}} h_1 \dots (\lambda_L - \sigma^2)^{-\frac{1}{2}} h_L]^H \quad (5)$$

### 3. Power Spectral Density



شکل ۳: بلوک دیاگرام مرحله پیش‌پردازش.

می‌باشد. ورودی بلوک دیاگرام شکل ۲ سیگنال ثبت شده  $X_{ecg}^{(P)} \in R^{N \times M}$  است. پس از انجام پیش‌پردازش، خروجی این بلوک،  $X_{ecg}^{(P)} \in R^{N \times M}$  است وارد مرحله حسگری فشرده می‌شود (این بلوک برای هر کانال به صورت جداگانه عمل می‌کند). بعد از این مرحله، مرحله جداسازی انجام می‌شود و با استفاده از روش آنالیز سریع مؤلفه مستقل یک ماتریس جداساز تخمین زده می‌شود و منابع جدا می‌شوند. سپس بلوک مربوط به بازسازی CS اعمال می‌شود که این بلوک هم روی هر یک از کانال‌ها جدا عمل می‌کند و همچنین در این بلوک از خاصیت تُنک‌بودن سیگنال‌ها استفاده می‌شود. خروجی این بلوک ماتریس  $Y \in R^{N \times M}$  می‌باشد. پس از آن QRS مادر شناسایی و حذف می‌شود و در نهایت QRS جنین استخراج می‌شود. در ادامه جزئیات بلوک‌ها شرح داده می‌شود.

## ۴-۱ پیش‌پردازش

مرحله پیش‌پردازش که در شکل ۲ نشان داده شده است شامل مراحل زیر می‌باشد (همان‌گونه که جزئیات آن در شکل ۳ نشان داده شده است):

### الف) حذف سیگنال مصنوعی<sup>۱</sup> ایمپالس

این مرحله شامل حذف سیگنال مصنوعی ایمپالس می‌باشد که در صورت عدم حذف به طور جدی امکان بررسی بسیاری از مراحل پردازش مانند حذف خطوط پایه، جداسازی منابع و آشکارسازی QRS را در مراحل بعدی تحت تأثیر قرار می‌دهند. به طور خاص، آنها می‌توانند تعداد منابع ناشناخته در مرحله جداسازی منابع (در بخش ۴-۴) را افزایش دهند.

در این مرحله بر روی هر کانال فیلتر میانه با طول ۶۰ میلی‌ثانیه اعمال می‌شود. سپس اندازه تفاضل بین سیگنال اصلی و سیگنال فیلترشده را محاسبه و با یک سطح آستانه مقایسه می‌کند (مقدار آستانه برابر حداقل اختلاف تفاضل سیگنال‌ها است)، اگر این مقدار از آستانه بزرگ‌تر شد سیگنال را برش می‌زند.

### ب) حذف خطوط پایه سیار<sup>۲</sup>

در این مرحله پیش‌پردازش حذف خطوط پایه را داریم. این سیگنال معمولاً به علت تغییر امپدانس پوست به دلیل تعزیر، تحرک و تنفس بیمار ایجاد می‌شود که می‌تواند مشکلاتی را در تجزیه و تحلیل سیگنال به ویژه در بخش‌های فرکانس پایین سیگنال ایجاد کند. در اینجا برای هر کانال یک سیگنال پایه با استفاده از یک فیلتر پایین‌گذر مرتبه اول

1. Artifact

2. Baseline Wandering

#### ۴- روش بازسازی CS

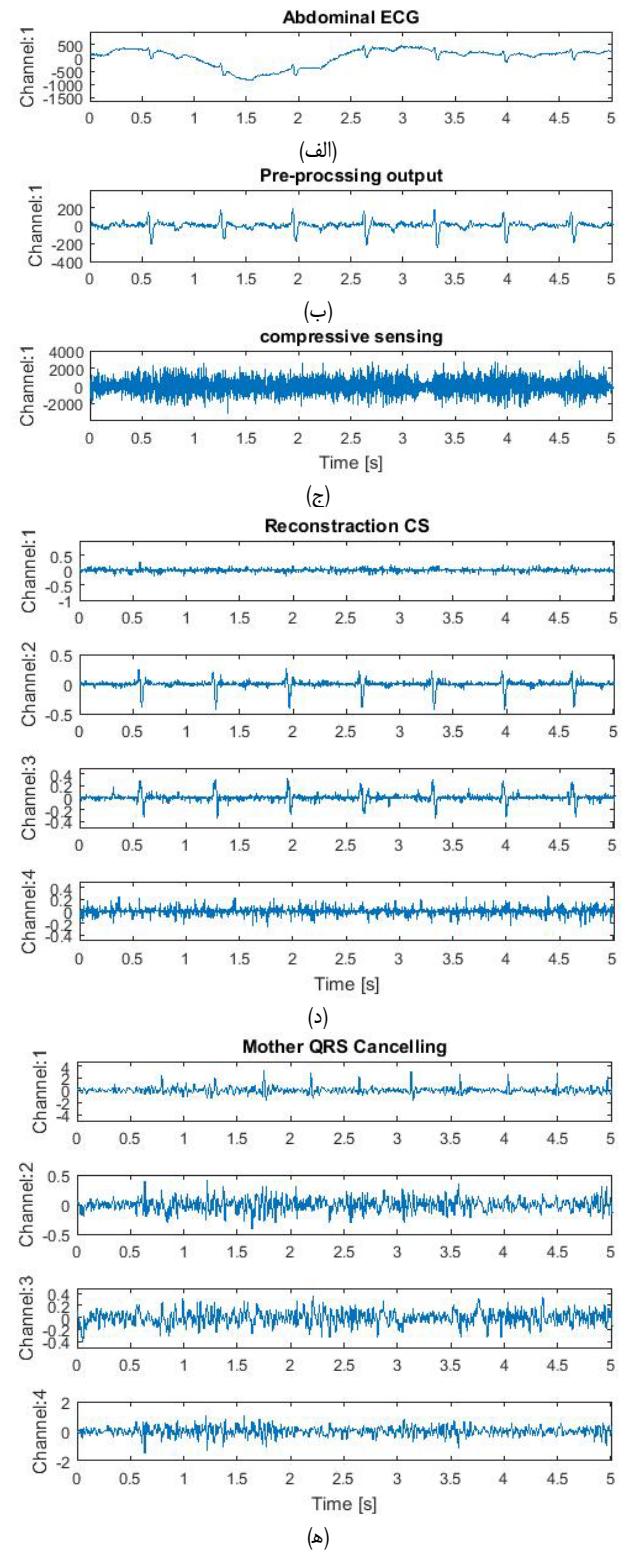
در این مقاله برای بازسازی روش حسگری فشرده، به منظور نمایش تُنک سیگنال‌ها از دو دیکشنری تبدیل موجک گستته و تبدیل کسینوس OMP و BSBL-BO، SL<sup>+</sup> و SL<sup>-</sup> گستته و همچنین از روش‌های بازسازی، SL<sup>+</sup> استفاده شده است. با توجه به اهمیت سرعت در پیاده‌سازی، روش SL<sup>-</sup> نیز ترجیح داده می‌شود. به منظور فراهم‌آوردن امکان مقایسه سیگنال بازیابی شده با سیگنال مرجع، در خروجی این بلوک، فرکانس نمونه‌برداری دوباره به ۱۰۰۰ هرتز افزایش پیدا می‌کند. خروجی این مرحله در شکل ۴- د مشاهده می‌شود.

#### ۵- تشخیص QRS‌های مادر

ورودی این مرحله یک ماتریس  $60000 \times 4$  می‌باشد. برای به دست آوردن مکان دقیق QRS‌های مادر، ابتدا مؤلفه‌ای با بهترین mECG (با در نظر گرفتن داشن قبلي از مشتق QRS، عرض و شبه تناوبی بودن آن) تشخیص داده می‌شود. mQRS با استفاده از یک فیلتر مشتق با متوسط حرکت ۹ میلی‌ثانیه در خروجی فیلتر شانه‌ای  $x(n)-x(n-k)$  که در آن  $k$  تأخیر ۱۶ میلی‌ثانیه است، نسبت به fQRS بهبود داده می‌شود. شبه تناوبی بودن mECG برای تمایز آن از سیگنال‌های مصنوعی دیگر و نویز در نظر گرفته می‌شود. در حقیقت mQRS باید حداقل یک بار در پنجره‌هایی با پهنه‌ای ۲ ثانیه اتفاق بیفت، در حالی که احتمالاً نویز در کل پنجره رخ می‌دهد. سپس قدر مطلق سیگنال مشتق به وسیله یک فیلتر میان‌گذر (۱۶-۶۳ هرتز) با ترورث فیلتر می‌شود. با تشخیص کانال مربوط به سیگنال قلب مادر، سرانجام QRS‌ها به وسیله یک آستانه تطبیقی روی دامنه سیگنال مشتق شناسایی می‌شوند به طوری که مقدار آستانه در مورد هر بیشینه R جدید به روز رسانی می‌شود. نقطه پایانی هر QRS آشکارشده با حداکثر سیگنال مشتق شده که در مرحله فاز اولیه تعیین می‌گردد، تشخیص داده می‌شود.

#### ۶- حذف QRS‌های مادر

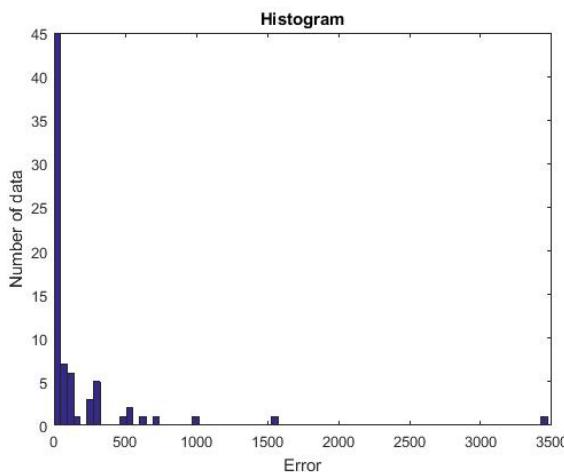
متداول‌ترین روش برای حذف mECG شامل محاسبه یک مجموعه PQRST Mادر به طور متوسط و تفریق آن از هر ضریب mECG پس از انجام مقیاس‌بندی و جابه‌جاگی است. با این حال، حرکت از یک موج PQRST به موج بعدی باعث تغییرپذیری شکل موج و تفاوت در موقعیت‌های زمانی نمونه‌ها می‌شود که می‌تواند تشخیص امواج PQRST را مختل کند. بنابراین در این مقاله، از یک روش متفاوت حذف جنین را مختلساز کرد. بنابراین در این مقاله، از ارائه شده است برای mECG به وسیله مقدار متفاوت (SVD) که در [۲۳] ارائه شده است برای تقریب زدن هر ضربان ECG مادر استفاده می‌شود. در این روش یک پنجره ذوزنقه‌ای (طول آن بستگی به اندازه میانگین فاصله R-R) در کل QRS ثبت دارد برای انتخاب و وزن‌دهی سیگنال در اطراف هر مخصوص شده به کار گرفته می‌شود. این قسمت‌های وزن‌دار PQRST به عنوان ستون‌های یک ماتریس که بعداً توسط SVD تجزیه می‌شوند استفاده می‌گردد. نکته آن که تنها سه مقدار منحصر به فرد اول برای تشكیل ماتریس تقریب PQRST به کار گرفته می‌شود. این انتخاب یک برآورد خوب از یک ضربان قلب مادر بدون مشمول کردن اجزای جنینی می‌دهد. سپس قسمت‌های شناسایی شده به وسیله یک خط مستقیم به هم متصل می‌شوند تا سرانجام میانگین به دست آمده به منظور حذف کردن اجزای ECG مادر از سیگنال اصلی کم شود.



شکل ۴: (الف) ۵ ثانیه اول از کانال اول سیگنال، (ب) ۵ ثانیه اول از کانال اول پس از فشرده‌سازی، (ج) ۵ ثانیه اول از کانال اول پس از فشرده‌سازی سیگنال، (د) ۵ ثانیه اول خروجی بعد از بازسازی حسگری فشرده و (ه) ۵ ثانیه اول از خروجی نهایی بعد از حذف سیگنال قلب مادر.

که در آن  $\sigma$  یک تخمین از واریانس نویز سفید است.

ماتریس سفید کننده  $W$  در ماتریس ورودی ضرب می‌شود و سیگنال بخش مشاهدات را سفید می‌کند. سپس الگوریتم آنالیز سریع مؤلفه مستقل اعمال می‌شود و ماتریس جداساز تخمین زده شده را در سیگنال‌های فشرده شده و سفید شده‌ای که از مرحله قبل به دست آمده، ضرب می‌کنیم. در نهایت ۴ مؤلفه مستقل تخمین زده می‌شود.



شکل ۵: هیستوگرام خطأ در داده‌های روش پیشنهادی.

## نتایج

به منظور ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی و مقایسه آن با عملکرد روش‌های موجود، الگوریتم پیشنهادی در این مقاله و سایر روش‌های موجود، در محیط نرم‌افزار Matlab R2016b و با استفاده از یک رایانه با مشخصات سیستم Intel Core i3 و با ۴ گیگابایت حافظه پیاده‌سازی شده است. کدهای Matlab روش‌های موجود در سایت [۲۴] قابل دسترسی می‌باشند. به منظور مقایسه دقیق‌تر و منصفانه‌تر عملکرد روش‌ها، علاوه بر مقدار MSE، زمان اجرای آنها برای یک ضبط یک دقیقه‌ای در پایگاه داده نیز محاسبه شده که این زمان، نشانگر پیچیدگی محاسباتی هر روش می‌باشد.

همان طور که پیشتر بیان شد، در این مقاله به منظور نمایش تُنک سیگنال‌ها از دو دیکشنری DWT و DCT و همچنین از روش‌های بازسازی SL<sup>0</sup>, BSBL-BO و OMP استفاده شده است. لذا به منظور مقایسه نتایج، هر سه روش ذکر شده پیاده‌سازی شدند. لازم به ذکر است که ماتریس حسگری فشرده، ماتریسی با ورو蒂‌های صفر و یک و با درصد فشرده‌سازی ۵۰٪ است. جداول ۱ و ۲ نتایج مربوط به روش‌های مختلف را ارائه می‌دهند.

مقایسه نتایج به دست آمده از نظر خطأ و زمان اجرا نشان می‌دهد که روش پیشنهادی در این مقاله با استفاده از الگوریتم بازسازی SL<sup>0</sup> و ماتریس دیکشنری DWT بهترین عملکرد را با میانگین مربعات خطای ۱۷۱,۶۵ و زمان اجرای ۶/۲ ثانیه برای یک ضبط دارا می‌باشد. در ادامه، سایر روش‌های موجود نیز پیاده‌سازی شدند و عملکرد آنها از نظر خطأ و زمان اجرا ارزیابی گردید. نتایج به دست آمده در جدول ۲ ارائه شده است. همچنین در شکل ۵ هیستوگرام خطای روش پیشنهادی در این مقاله ارائه شده است. روش پیشنهادی دارای میانه ۱۸۲۰ MSE برای ۷۵ داده موجود در پایگاه داده است و همان طور که نتایج شکل ۵ نشان می‌دهند، تنها برای ۵ داده از بین ۷۵ داده موجود در پایگاه داده خطای قابل ملاحظه‌ای دارد. در واقع همین امر باعث شده که روش پیشنهادی به رغم مقدار میانه بسیار پایین، مقدار متوسط MSE ۱۷۱,۶۵ را احراز کند.

## ۵- بحث و نتیجه‌گیری

استخراج الکتروکاردیوگرام جنین به روش غیر تهاجمی، موضوع بسیار مهمی است که به عنوان یک چالش در بزرگ‌ترین و معترض‌ترین گروه بین‌المللی پردازش سیگنال‌های حیاتی به آن پرداخته شده و در سال‌های اخیر، الگوریتم‌های متفاوتی برای آن ارائه گردیده است. در این مقاله،

جدول ۱: نتایج ارزیابی عملکرد روش پیشنهادی با استفاده از دیکشنری DCT و DWT.

دیکشنری مورد نظر	روش بازسازی CS	زمان اجرا برای یک ضبط (ثانیه)	MSE
DCT	SL <sup>0</sup>	۷	۲۱۵,۶۹
	BSBL-BO	۷۲,۸	۱۸۴,۱۴
	OMP	۱۳,۱	۲۱۷,۵۱
DWT	SL <sup>0</sup>	۶,۲	۱۷۱,۶۵
	BSBL-BO	۶۷,۳	۱۷۵,۶۳
	OMP	۱۲,۸	۱۹۴,۹۹

جدول ۲: مقایسه عملکرد روش پیشنهادی در این مقاله با عملکرد روش‌های موجود.

روش‌های دیگر	زمان اجرا برای یک ضبط (ثانیه)	MSE
روش پیشنهادی در [۲۳]	۰,۲۵	۱۸۷,۰۹
روش پیشنهادی در [۲۵]	۱۵,۹	۱۹۷,۰۸
روش پیشنهادی در [۲۶]	۱۰,۲	۲۴۲,۰۸
روش پیشنهادی در [۲۷]	۵,۱	۲۸۹,۰۷
روش پیشنهادی در [۲۸]	۱۵,۳	۴۲۰,۱۹
روش پیشنهادی در این مقاله	۶,۲	۱۷۱,۶۵

در شکل ۴-ه خروجی این مرحله و سیگنال آماده شده برای تشخیص QRS جنین نشان داده شده است. همان طور که مشاهده می‌کنید بعد از حذف QRS‌های مادر دامنه سیگنال‌ها کاهش پیدا کرده و فقط شامل سیگنال قلب جنین می‌باشد.

## ۴- تشخیص QRS‌های جنین

این مرحله نیز مانند مرحله تشخیص QRS‌های مادر انجام می‌شود. یکی از کانال‌های سیگنال ۴ $\times 60000$  به عنوان کانال مربوط به جنین شناسایی می‌شود و روی آن QRS‌های مربوط به جنین تعیین می‌شود. در این قسمت یک فیلتر مشتق‌گیر روی کانال ECG جنین با به کارگیری یک میانگین متحرک به اندازه ۵ میلی‌ثانیه به خروجی فیلتر شانه‌ای  $x(n) - x(n-k)$  که  $k$  تأخیر ۸ میلی‌ثانیه است اعمال می‌شود.

## ۴- معيار ارزیابی عملکرد

معیاری که برای ارزیابی نتایج مورد استفاده قرار گرفته است مبتنی بر میانگین مربعات خطأ<sup>۱</sup> است. این معیار به این صورت عمل می‌کند که ابتدا طبق الگوریتم پیشنهادی، نقاط محل QRS‌های جنین شناسایی می‌شود، همچنین نقاط محل QRS‌های جنین سیگنال مرجع در مجموعه داده در دسترس می‌باشد، سپس HR<sup>۲</sup> مربوط به روش پیشنهادی در این مقاله و همچنین سیگنال مرجع به دست می‌آید. سپس با توجه به مقدار میانگین مربعات خطأ به دست می‌آید

$$MSE = \sum_{i=1}^N (fHR - \hat{fHR})^2 \quad (6)$$

در (۶)،  $fHR$  نرخ ضربان قلب را برای سیگنال‌های مرجع و  $\hat{fHR}$  نرخ ضربان قلب را با استفاده از الگوریتم ارائه شده در این مقاله نشان می‌دهد. این معيار برای ۷۵ داده موجود در پایگاه داده استفاده شده و در نهایت از آنها میانگین گرفته می‌شود.

1. Mean Square Error
2. Heart Rate

- [15] C. Quinsac, A. Basarab, J. M. Girault, and D. Kouame, "Compressed sensing of ultrasound images: sampling of spatial and frequency domains," in *Proc. IEEE Workshop on Signal Processing Systems*, pp. 231-236, San Francisco, CA, USA, 6-8 Oct. 2010.
- [16] G. H. Chen, P. Theriault-Lauzier, J. Tang, B. Nett, S. Leng, J. Zambelli, et al., "Time-resolved interventional cardiac c-arm cone-beam CT: an application of the PICCS algorithm," *IEEE Trans. on Medical Imaging*, vol. 31, no. 4, pp. 907-923, Apr. 2012.
- [17] Y. C. Eldar and G. Kutyniok, *Compressed Sensing: Theory and Applications*, Cambridge University Press, 2012.
- [18] M. M. Abo-Zahhad, A. I. Hussein, and A. M. Mohamed, "Compression of ECG signal based on compressive sensing and the extraction of significant features," *International J. of Communications, Network and System Sciences*, vol. 8, no. 5, pp. 97-117, May 2015.
- [19] J. A. Tropp and A. C. Gilbert, "Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit," *IEEE Trans. on Information Theory*, vol. 53, no. 12, pp. 4655-4666, Dec. 2007.
- [20] Z. Zhang and B. D. Rao, "Extension of SBL algorithms for the recovery of block sparse signals with intra-block correlation," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 61, no. 8, pp. 2009-2015, Apr. 2013.
- [21] H. Mohimani, M. Babaie-Zadeh, and C. Jutten, "A fast approach for overcomplete sparse decomposition based on smoothed L0 norm," *IEEE Trans. on Signal Processing*, vol. 57, no. 1, pp. 289-301, Jan. 2008.
- [22] A. Hyvärinen and E. Oja, "Independent component analysis: algorithms and applications," *Neural Networks*, vol. 13, no. 4, pp. 411-430, Jun. 2000.
- [23] M. Varanini, G. Tartarisco, L. Billeci, A. Macerata, G. Pioggia, and R. Balocchi, "A multi-step approach for non-invasive fetal ECG analysis," *Computing in Cardiology*, vol. 35, no. 8, pp. 281-284, Sept. 2013.
- [24] I. Silva, et al., "Noninvasive fetal ECG: the PhysioNet/computing in cardiology challenge 2013," Sept. 2013. [Online]. Available: <https://archive.physionet.org/challenge/2013/sources/>
- [25] P. Podziemski and J. Gieraltowski, "Fetal heart rate discovery: algorithm for detection of fetal heart rate from noisy, noninvasive fetal ECG recordings," *Computing in Cardiology*, vol. 35, no. 8, pp. 333-336, Jul. 2013.
- [26] C. Liu, P. Li, C. Di Maria, L. Zhao, H. Zhang, and Z. Chen, "A multi-step method with signal quality assessment and fine-tuning procedure to locate maternal and fetal QRS complexes from abdominal ECG recordings," *Physiological Measurement*, vol. 35, no. 8, pp. 1665-1683, Jul. 2014.
- [27] L. Y. Di Marco, A. Marzo, and A. Frangi, "Multichannel foetal heartbeat detection by combining source cancellation with expectation-weighted estimation of fiducial points," *Computing in Cardiology*, vol. 40, no. 8, pp. 329-332, Sept. 2013.
- [28] J. Kuzilek and L. Lhotska, "Advanced signal processing techniques for fetal ECG analysis," *Computing in Cardiology*, vol. 40, no. 8, pp. 177-180, Sept. 2013.

بریا طاووسی در سال ۱۳۹۴ مدرک کارشناسی مهندسی برق الکترونیک خود را از دانشگاه کردستان و در سال ۱۳۹۷ مدرک کارشناسی ارشد مهندسی برق گرایش مخابرات سیستم خود را از دانشگاه رازی دریافت نموده است. زمینه‌ی تحقیقاتی مورد علاقه‌ی ایشان پردازش سیگنال‌های پزشکی می‌باشد.

قاسم عازمی تحصیلات خود را در مقاطع کارشناسی مهندسی الکترونیک و کارشناسی ارشد مهندسی مخابرات بهتریت در دانشگاه‌های شیراز و صنعتی اصفهان، و مقاطع دکترای مهندسی برق گرایش مخابرات سیار را در دانشگاه صنعتی کوینزلند استرالیا به پایان رسانده است و هم‌اکنون دانشیار دانشکده‌ی مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه رازی می‌باشد. ایشان از پائیز ۱۳۹۳ تا مرداد ۱۳۹۴ در مرکز تحقیقات پزشکی دانشگاه کوینزلند استرالیا مشغول به کار بوده است. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه‌ی ایشان پردازش زمان-فرکانس سیگنال‌های غیر ایستان و پردازش سیگنال‌های پزشکی می‌باشد.

پگاه زرجام مدرک کارشناسی ارشد مهندسی پزشکی خود را از دانشگاه صنعتی کوینزلند استرالیا و مدرک دکترای مهندسی پزشکی خود را از دانشگاه نیوساوت ولز سیدنی استرالیا دریافت نموده است. ایشان هم‌اکنون عضو هیات علمی دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر دانشگاه رازی می‌باشد. زمینه‌های تحقیقاتی مورد علاقه‌ی ایشان پردازش سیگنال‌های بیولوژیکی و پردازش تصاویر پزشکی است.

روشی جدید برای استخراج الکتروکاردیوگرام جنین از ضبط‌های چندکاناله از شکم مادر ارائه شده است. این روش، مبتنی بر حسگری فشرده (به منظور کاهش حجم محاسباتی) و روش آنالیز سریع مؤلفه مستقل (به منظور تخمین منابع) است. نتایج پیاده‌سازی روش پیشنهادی و ارزیابی عملکرد آن با استفاده از پایگاه داده MIT (و مقایسه آن با عملکرد روش‌های موجود) نشان داد که روش پیشنهادی با زمان اجرای قابل مقایسه با بهترین روش‌های موجود، دارای کمترین میانگین مربعات خطای می‌باشد. همچنین نتایج ارائه شده در این تحقیق نشان می‌دهد که سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام در حوزه زمان-مقیاس (با استفاده از تبدیل موجک گسسته) تُنک هستند و این یافته می‌تواند برای فشرده‌سازی سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام چندکاناله مورد استفاده قرار گیرد. کارهای آینده روی یافتن (و یا طراحی) کرنل‌های زمان-فرکانس به منظور یافتن نمایش تُنک برای سیگنال‌های الکتروکاردیوگرام چندکاناله موجود در پایگاه داده مورد استفاده در این تحقیق در حوزه زمان-فرکانس و استفاده از روش‌های جداسازی کور منابع مبتنی بر تحلیل زمان-فرکانس سیگنال‌ها به منظور استخراج الکتروکاردیوگرام جنین متوجه خواهد بود.

## مراجع

- [1] G. Camps-Valls, et al., "Foetal ECG recovery using dynamic neural networks," *Artificial Intelligence in Medicine*, vol. 31, no. 3, pp. 197-209, Jul. 2004.
- [2] I. Silva, et al., "Noninvasive fetal ECG: the PhysioNet/computing in cardiology challenge 2013," *Computing in Cardiology*, vol. 35, no. 8, pp. 149-152, Sept. 2013.
- [3] R. Sameni and G. D. Clifford, "A review of fetal ECG signal processing: issues and promising directions," *The Open Pacing, Electrophysiology & Therapy J.*, vol. 3, no. 1, pp. 4-20, Jan. 2010.
- [4] M. G. Jafari and J. A. Chambers, "Fetal electrocardiogram extraction by sequential source separation in the wavelet domain," *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, vol. 52, no. 3, pp. 390-400, Mar. 2005.
- [5] L. De Lathauwer, B. De Moor, and J. Vandewalle, "Fetal electrocardiogram extraction by blind source subspace separation," *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, vol. 47, no. 5, pp. 567-572, May 2000.
- [6] V. Zarzoso and A. K. Nandi, "Noninvasive fetal electrocardiogram extraction: blind separation versus adaptive noise cancellation," *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, vol. 48, no. 1, pp. 12-18, Jan. 2001.
- [7] R. Martinek, et al., "Comparative effectiveness of ICA and PCA in extraction of fetal ECG from abdominal signals: towards non-invasive fetal monitoring," *Frontiers in Physiology*, vol. 9, pp. 1-25, May 2018.
- [8] A. K. Rahmati, S. 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," *J. of Biomedical Physics & Engineering*, vol. 7, no. 1, pp. 37-50, Mar. 2017.
- [9] J. Behar, A. Johnson, J. Oster, and G. Clifford, "An echo state neural network for foetal ECG extraction optimised by random search," in *Proc. Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, 5 pp., 2013.
- [10] J. S. Lee, M. Seo, S. W. Kim, and M. Choi, "Fetal QRS detection based on convolutional neural networks in noninvasive fetal electrocardiogram," in *Proc. 4th Int. Conf. on Frontiers of Signal Processing, ICSP'18*, pp. 75-78, Poitiers, France, 15-18 Sept. 2018.
- [11] R. Sameni, M. B. Shamsollahi, C. Jutten, and G. D. Clifford, "A nonlinear Bayesian filtering framework for ECG denoising," *IEEE Trans. on Biomedical Engineering*, vol. 54, no. 12, pp. 2172-2185, Dec. 2007.
- [12] R. Singh and R. Dewan, "Extraction of fetus ECG using adaptive filters: a new approach," *IJECE*, vol. 4, no. 5, pp. 1349-1351, 2013.
- [13] S. G. Lingala and M. Jacob, "Blind compressive sensing dynamic MRI," *IEEE Trans. on Medical Imaging*, vol. 32, no. 6, pp. 1132-1145, Jun. 2013.
- [14] M. Lustig, D. L. Donoho, J. M. Santos, and J. M. Pauly, "Compressed sensing MRI," *IEEE Signal Processing Magazine*, vol. 25, no. 2, pp. 72-82, Mar. 2008.