

Extração de Sinal de ECG Fetal Comprimido Utilizando Sistema de Inferência Neuro-Fuzzy Adaptativo

Felipe Meneguitti Dias¹, Thales Wulfert Cabral¹, Rayen Naji², Eduardo Pestana de Aguiar¹, Marcelo Antônio Alves Lima¹, Leandro Rodrigues Manso Silva¹ e Leonardo de Mello Honório¹

Resumo— Este trabalho apresenta uma metodologia de extração de eletrocardiograma fetal em sinais amostrados pela técnica conhecida como amostragem compressiva. São utilizados dois medidores, um localizado no tórax e outro no abdômen de uma mulher grávida. Para obter o sinal de eletrocardiograma fetal, é utilizado um sistema de inferência neuro-fuzzy adaptativo que estima a interferência do eletrocardiograma materno no medidor do abdômen. Dessa forma, é possível subtrair essa interferência e, conseqüentemente, obter o sinal desejado. A metodologia proposta foi avaliada tanto em sinais sintéticos quanto em sinais reais.

Palavras-Chave— Eletrocardiograma, Amostragem Compressiva, Sistema de Inferência Neuro-Fuzzy Adaptativo

Abstract— This work presents a methodology for fetal electrocardiogram extraction in signals sampled using a technique known as compressive sampling. Two meters are used, one located on the chest and the other on the abdomen of a pregnant woman. In order to obtain the fetal electrocardiogram signal, an adaptive neuro-fuzzy inference system is used to estimate the interference of the maternal electrocardiogram in the abdomen meter. In this way, it is possible to subtract this interference and, consequently, obtain the desired signal. The proposed methodology was evaluated in both synthetic and real signals.

Keywords— Electrocardiogram, Compressive Sampling, Adaptive neuro fuzzy inference system

I. INTRODUÇÃO

A utilização de tecnologias focadas no diagnóstico de doenças cardíacas começou em 1895 com o advento do raio-x torácico, do inglês *thoracic x-ray*, e do eletrocardiograma, do inglês *electrocardiogram* (ECG), em 1902 [1]. Desde então, os avanços tecnológicos possuem um intrínseco papel no desenvolvimento de novos tratamentos e diagnósticos que, por consequência, aumentam a expectativa de vida da população [2]. Nesse aspecto, a colaboração de diversas técnicas, oriundas do processamento de sinais, são necessárias para implementar melhorias nos métodos e nos *hardwares* dos dispositivos utilizados.

Nos últimos tempos, o processamento de sinais colaborou com notáveis avanços relacionados aos ECGs de adultos. Por conseguinte, produziu-se um relevante volume de publicações referentes aos temas de pré-processamento [3], detecção do complexo QRS [4] e classificação [5]. Além disso, existem

diferentes *databases* com anotações disponíveis, e.g., MIT-BIH [6] e PTB [7]. Porém, a área de processamento de sinais de ECG fetais, do inglês *fetal electrocardiogram* (fECG), ainda é pouco explorada.

Deformidades cardíacas são a principal causa de morte por malformações congênitas [8], o que justifica a importância de técnicas que anteveem complicações antecedentes ao parto.

Para captura do fECG existem duas abordagens disponíveis:

- i) mensuração direta: colocando-se um eletrodo no escalpo do feto durante o parto;
- ii) mensuração não-invasiva: com a utilização de eletrodos na superfície do corpo da mãe.

A grande limitação da primeira abordagem é que necessita ser utilizada durante o parto e oferece um certo risco de infecção [9]. Dessa forma, a segunda abordagem oferece grandes vantagens por ser indolor e não apresentar riscos ao feto e a mãe. Contudo, há grandes dificuldades em relação ao processamento desse sinal, devido a interferência do ECG materno (mECG), da atividade cerebral fetal, dos sinais miográficos, movimento respiratório, dentre outros [10].

Além disso, com a tecnologia móvel em voga, grandes esforços foram empregados no desenvolvimento de dispositivos vestíveis para o monitoramento da saúde. Dentre esses, é possível citar [11]. Esse campo possui um leque promissor de possibilidades e usabilidade, especialmente, no acompanhamento de gestações. Em contrapartida, essa modalidade de tecnologia ainda possui uma deficiência construtiva: a grande limitação quanto a capacidade da bateria. Como a transferência de dados é uma das principais consumidoras de energia desses dispositivos [12], a necessidade de mitigar esse comportamento torna-se crucial para um projeto viável que atenda padrões realistas de usabilidade. Assim, técnicas capazes de reduzir o número de dados a serem processados tornam-se naturalmente ideais para esse tipo de aplicação. Com essa finalidade, a técnica conhecida por amostragem compressiva [13], [14], do inglês *compressive sampling* (CS), pode ser utilizada para reduzir o número de dados a serem amostrados.

Diferentes trabalhos tiveram como proposta a utilização de técnicas de processamento de sinais para a extração do sinal de fECG. Dentre esses, é possível elencar a utilização de Análise de Componentes Independentes [15], do inglês *Independent Component Analysis* (ICA), Decomposição em Valores Singulares [16], do inglês *Single Value Decomposition* (SVD) e Sistema de Inferência Neuro-Fuzzy Adaptativo [17],

¹ Faculdade de Engenharia Elétrica - Universidade Federal de Juiz de Fora

² Faculdade de Medicina - Universidade Federal de Juiz de Fora

do inglês *Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (ANFIS). Em outras ocasiões, trabalhos cujo foco está voltado para a aplicação de CS em sinais de ECG são realidade [18] e [19]. Porém, pouquíssimos trabalhos lidam conjuntamente com técnicas de extração de fECG e CS, podendo citar [20]. Entretanto, esse último utiliza ICA, requerendo, dessa forma, uma significativa quantidade de sinais para realizar a extração do sinal fECG com boa qualidade.

Neste trabalho, será implementado um sistema de extração de fECG utilizando apenas dois sinais amostrados com CS, um no tórax (mECG) e outro abdômen (aECG). Para estimar a interferência do mECG no aECG, será utilizado um sistema ANFIS. Em seguida, essa interferência estimada será subtraída do aECG para a obtenção do fECG. Finalmente, o fECG será reconstruído pela minimização da norma L_1 .

II. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

A. Eletrocardiograma (ECG)

O coração é uma bomba mecânica de sangue e nutrientes comandada por sinais elétricos [21]. A propagação desses sinais ao longo do músculo cardíaco pode ser capturada através do posicionamento de eletrodos sobre a superfície do corpo humano. Como esse sinal elétrico possui natureza vetorial, a posição do eletrodo modifica a onda observada. A forma de onda de um sinal de ECG padrão é composta, principalmente, por três componentes: onda P, complexo QRS e onda T [21].

O sinal de ECG fetal apresenta forma de onda semelhante ao ECG de um adulto. Entretanto, sua amplitude é cerca de dez vezes menor pois a estrutura muscular do mesmo é significativamente inferior. Para medir o fECG de forma não invasiva, é necessário colocar eletrodos sobre a barriga da gestante. Dessa forma, os eletrodos irão medir uma mistura de sinais, ECG abdominal (aECG), que é composto pelo ECG materno, ruído interno, ruído externo e o fECG. A grande dificuldade da separação do fECG se deve ao fato de que o mECG e o fECG se sobrepõem tanto no domínio do tempo quanto no domínio da frequência [22].

B. Amostragem Compressiva (CS)

CS foi introduzida em 2004 por Donoho, Candès, Romberg e Tao [13], [14]. Utilizando essa técnica, a frequência de amostragem pode ser bem menor que a frequência de Nyquist, possibilitando uma redução significativa no volume de dados a serem tratados quando aplicada. Uma breve descrição das principais etapas dessa técnica são apresentadas a seguir.

1) *Processo de aquisição*: Inicialmente, a técnica da amostragem compressiva necessita lidar com aquisição do sinal. Essa etapa pode ser descrita matematicamente pela equação (1).

$$\mathbf{y}_{m \times 1} = \Phi_{m \times n} \mathbf{x}_{n \times 1} \quad (1)$$

Onde Φ é a matriz de dimensões $m \times n$ conhecida como a matriz de medida, \mathbf{x} o sinal original de tamanho n , \mathbf{y} o sinal mensurado de comprimento m . Nessas condições dimensionais, o processo assume que $m \ll n$, ou seja, o tamanho do sinal mensurado deve ser muito menor que o tamanho do sinal original.

2) *Processo de reconstrução*: A reconstrução necessita seguir os equacionamentos definidos a seguir e que lidam com a representação esparsa. Então, considerando a matriz de esparsificação Ψ e a representação esparsa de \mathbf{x} , denominada \mathbf{s} , é possível efetuar um mapeamento para um domínio esparsa definido pela equação (2):

$$\mathbf{s} = \Psi \mathbf{x} \quad (2)$$

A relação de interesse estabelecida em (3) pode ser determinada pela combinação das equações (1) e (2):

$$\mathbf{y} = \Phi \Psi^* \mathbf{s} \quad (3)$$

Em posse de \mathbf{y} , Φ e Ψ , a recuperação de \mathbf{s} , e por conseguinte \mathbf{x} , pode ser efetuada via um problema de otimização. Nesse tipo de problema, utiliza-se comumente a minimização da norma L_1 que proporciona pequenos valores nos erros de reconstrução. Assim, a equação (4) apresenta o problema de otimização que deve ser solucionado.

$$\hat{\mathbf{s}} = \min_{\mathbf{s}} \|\mathbf{s}\|_1 \quad \text{sujeito a } \mathbf{y} = \Phi \Psi^* \mathbf{s} \quad (4)$$

Para garantir que o sinal seja recuperado, é necessário que a Propriedade de Isometria Restrita, do inglês *Restricted Isometry Property* (RIP), seja satisfeita. Tal propriedade está definida na equação (5):

$$1 - \delta \leq \frac{\|\Phi \Psi u\|_2}{\|u\|_2} \leq 1 + \delta \quad (5)$$

Onde $\delta > 0$ é definida como constante de isometria restrita e u é um vetor com as mesmas k entradas não nulas de \mathbf{x} . Entretanto, a verificação de propriedade RIP não é trivial. Assim, outra propriedade que garante a recuperação de sinal e pode ser utilizada é a propriedade da incoerência e que está definida pela equação (6):

$$\mu(\Phi, \Psi) = \sqrt{n} \max_{1 \leq i, j \leq N} |\langle \Phi_i, \Psi_j \rangle| \quad (6)$$

Satisfazendo a condição anteriormente estabelecida, é necessário resolver o problema de otimização da equação (4).

3) *Métricas da amostragem compressiva*: Com a finalidade de avaliar quanto o sinal foi comprimido e a qualidade da compressão, duas métricas são comumente usadas: porcentagem de diferença média quadrática, do inglês *Percentage Root-mean-squared Difference* (PRD), e a taxa de compressão, do inglês *Compression Ratio* (CR). A PRD avalia o erro de reconstrução em porcentagem e a CR verifica a redução de amostras após o uso de CS. Nesse trabalho, utiliza-se a CR cuja formulação está definida pela equação (7):

$$\text{CR} (\%) = \left(\frac{n - m}{n} \right) * 100 \quad (7)$$

C. Sistemas de Inferência Neuro-Fuzzy Adaptativos (ANFIS)

Os ANFIS são uma amalgama de rede neural e lógica *fuzzy*. Enquanto as redes neurais possuem a capacidade de realizar aprendizado através de dados, a lógica *fuzzy* é capaz de realizar interpretações mais significativas dos dados. O sistema ANFIS combina essas duas importantes características [23].

A Figura 1 mostra a estrutura básica de um sistema ANFIS com apenas duas regras:

Regra 1: Se (x é A_1) e (y é B_1) então ($f_1 = p_1x + q_1y + r_1$)

Regra 2: Se (x é A_2) e (y é B_2) então ($f_2 = p_2x + q_2y + r_2$)

Sendo x e y as entradas, A_i e B_i conjuntos *fuzzy* e p_i , q_i e r_i parâmetros a serem definidos pela etapa de treinamento.

A estrutura do ANFIS é composta por cinco camadas:

1) *Camada 1:* Nesta camada, todos os nós são adaptativos, i.e., seus parâmetros são configurados a partir de treinamento. A função dessa camada é quantificar a pertinência das entradas aos conjuntos *fuzzy* através da equação (8).

$$O_1^i = \begin{cases} \mu_{A_i}(x) & \text{se } i = 1, 2 \\ \mu_{B_{i-2}}(y) & \text{se } i = 3, 4 \end{cases} \quad (8)$$

Sendo $\mu_{A_i}(x)$ e $\mu_{B_{i-2}}(y)$ funções de pertinência.

2) *Camada 2:* Esta camada é incumbida de realizar a multiplicação de funções de pertinência dadas pela equação (9).

$$O_2^i = w_i = \mu_{A_i}(x)\mu_{B_i}(y) \quad i = 1, 2 \quad (9)$$

3) *Camada 3:* Tal camada é responsável por realizar a normalização da saída da camada anterior através da equação (10).

$$O_3^i = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i = 1, 2 \quad (10)$$

4) *Camada 4:* Nesta camada, assim como na camada 1, os nós são também adaptativos. O objetivo dessa camada é, caso seja utilizado o modelo Sugeno de primeira ordem, multiplicar a saída da camada anterior por um polinômio de ordem um. A saída é dada pela equação (11).

$$O_4^i = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i(p_i x + q_i y + r_i) \quad i = 1, 2 \quad (11)$$

5) *Camada 5:* Nesta camada, é feita a soma de todas as entradas anteriores. A equação (12) descreve a saída dessa camada.

$$O_5^1 = f = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (12)$$

De forma a realizar o treinamento do modelo ANFIS, é, em geral, aplicado um algoritmo híbrido que combina tanto o método dos mínimos quadrados quanto o método do gradiente descendente.

III. METODOLOGIA PROPOSTA

A. Extração do fECG

O método desenvolvido nesse trabalho é baseado na utilização de dois eletrodos: um posicionado no tórax e outro no abdômen. O primeiro mede o sinal de ECG materno (mECG) e o segundo afere a mistura dos sinais (aECG). Além disso, a amostragem do sinal é feita via CS, utilizando uma matriz binária com um elemento não nulo como matriz de

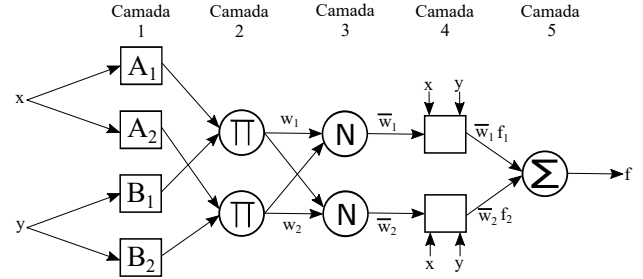


Fig. 1
ESTRUTURA BÁSICA DE UM ANFIS.

medida, e a transformada discreta de cosseno como matriz de esparsificação. Dessa forma, os sinais mensurados por CS no tórax e no abdômen serão mECG e aECG, respectivamente.

Para realizar a extração do sinal fECG do aECG, é utilizado um sistema ANFIS. Esse irá modelar o tipo de transformação que o sinal mECG passa ao se propagar do coração para o abdômen da mãe que, segundo [17], é uma transformação não linear. A partir disso, é possível subtrair a componente materna da mistura aECG e obter o sinal fECG. O método é finalizado com a reconstrução do sinal comprimido via solução do de um problema otimização pela norma L_1 .

A Figura 2 mostra a metodologia completa de extração de fECG desenvolvida nesse trabalho.

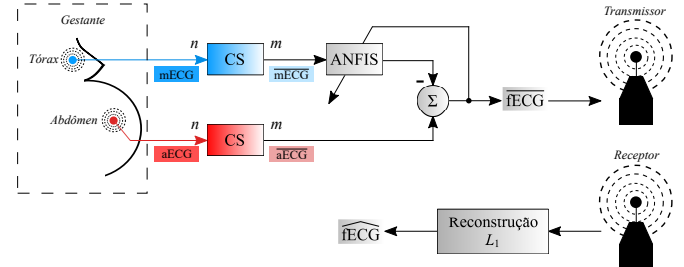


Fig. 2
METODOLOGIA PARA EXTRAÇÃO DE FECG COMPRESSADO.

B. Dados Utilizados

Duas bases de dados foram utilizadas para validar e avaliar a metodologia proposta. Uma base de dados sintéticos gerados pelo *software* FECGSYN [24] e uma base de dados real, DaISy [25].

1) *FECGSYN:* Na base de dados sintéticos, é possível controlar os níveis de ruído, as relações de amplitude entre mECG e fECG, dentre outros parâmetros. Além disso, por ser uma base de dados sintetizada, ela permite ter acesso a todos os sinais do sistema. A Tabela I mostra os parâmetros utilizados na geração dos dados para esse trabalho.

2) *DaISy:* A base de dados DaISy é uma base que possui cinco medidas abdominais e três medidas feitas no tórax materno. Os principais parâmetros dessa base de dados estão resumidos na Tabela II.

TABELA I
 PARÂMETROS FECGSYN

Parâmetro	Valor
fmSNR	Variável
Tamanho do Sinal	10 s
Frequência de Amostragem	250Hz
Número de Canais Abdominais	32
Número de Canais Torácicos	2

 TABELA II
 PARÂMETROS DAISY

Parâmetro	Valor
Tamanho do Sinal	10 s
Frequência de Amostragem	250Hz
Número de Canais Abdominais	5
Número de Canais Torácicos	3

C. Métricas de Avaliação

Para avaliar a metodologia nos dados sintéticos, foi adotada a seguinte abordagem: variou-se a amplitude do sinal fetal em relação ao sinal materno (fmSNR), equação (13), e a quantidade de compressão dos sinais aECG e mECG, equação (7). A partir disso, calculou-se o coeficiente de correlação (ρ), equação (14), entre o sinal extraído e o sinal original.

$$\text{fmSNR} = 10\log_{10} \left(\frac{\sum_i (x(i))^2}{\sum_i (m(i))^2} \right) \quad (13)$$

$$\rho = \frac{\text{cov}(x, \hat{x})}{\sigma_x \sigma_{\hat{x}}} \quad (14)$$

Sendo x o sinal fetal real, \hat{x} o sinal fetal extraído e m o sinal materno real.

Com o propósito de avaliar a metodologia no sinal real, optou-se por uma análise qualitativa devido a falta de informação do sinal fetal original.

IV. RESULTADOS

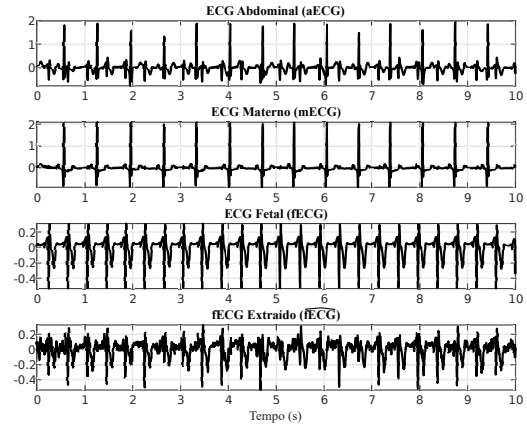
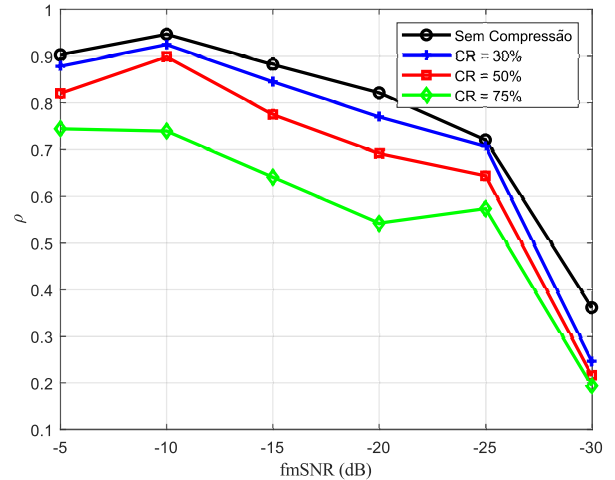
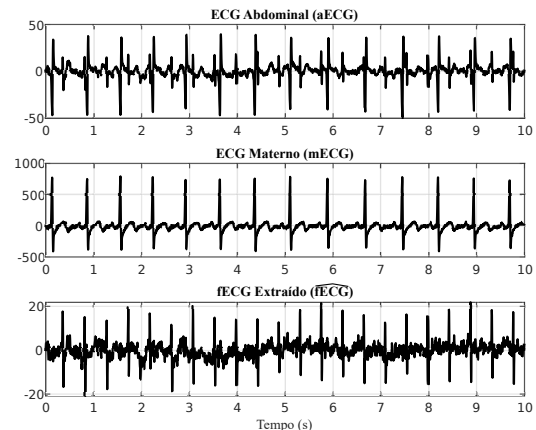
A. Dados Sintéticos

A Figura 3 mostra a extração do sinal fECG utilizando fmSNR = -10dB como parâmetro para geração dos dados sintéticos e uma taxa de compressão de 50%.

A Figura 4 mostra o efeito da variação de fmSNR e CR sobre o valor de ρ . Nessa figura, é possível notar que para taxas de compressão de até 50%, os coeficientes de correlação são próximos aos valores encontrado quando o sinal não passa por compressão.

B. Dados Reais

A Figura 5 mostra os resultados na extração de fECG com taxa de compressão de 20%. A Figura 6 mostra os mesmos resultados para uma taxa de compressão de 50%. É possível notar que, para ambas taxas de compressão, a extração do sinal fECG é satisfatória, sendo possível visualizar as ondas R do sinal fetal em ambos os casos.


 Fig. 3
 EXTRAÇÃO DO SINAL DO fECG COM CR = 50% E FMSNR = -10DB

 Fig. 4
 COEFICIENTE DE CORRELAÇÃO PARA DIFERENTES VALORES DE CR E FMSNR

 Fig. 5
 EXTRAÇÃO DO SINAL DO fECG COM CR = 20% - DAISY

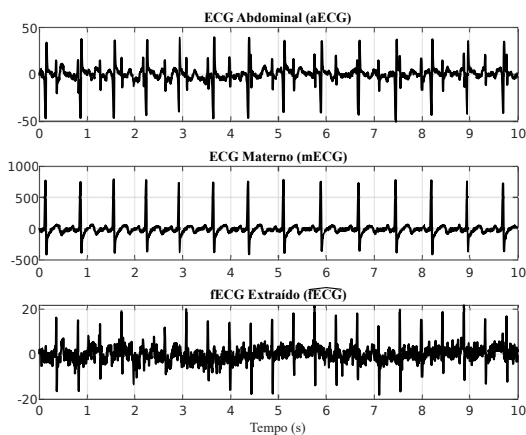


Fig. 6

EXTRAÇÃO DO SINAL DO fECG COM $CR = 50\%$ - DAISY

V. CONCLUSÕES

O trabalho desenvolvido implementou um sistema de extração de sinais de ECG fetais que atua diretamente no domínio comprimido. Foi demonstrado que a metodologia produz bons resultados tanto nos dados sintéticos quanto nos dados reais para diferentes níveis de compressão de dados. Como, até onde sabem os autores, essa é a primeira metodologia para a extração de fECG de aECG utilizando ANFIS e CS conjuntamente, não há outros trabalhos que permitem a comparação dos resultados encontrados. Além disso, alguns aspectos da abordagem proposta podem ser aprimorados, por exemplo, a utilização de outros métodos de extração de fECG e a utilização de outras matrizes de medida e de esparsificação.

AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer à FAPEMIG, à UFJF, à CAPES, ao INERGE, ao CNPq e ao INESC pelo apoio financeiro.

REFERÊNCIAS

- [1] Majd AlGhatrif and Joseph Lindsay. A brief review: history to understand fundamentals of electrocardiography. *Journal of community hospital internal medicine perspectives*, 2(1):14383, 2012.
- [2] Frank R Lichtenberg. The impact of biomedical innovation on longevity and health. *Nordic Journal of Health Economics*, 5(1):pp–45, 2015.
- [3] Reza Sameni, Mohammad B Shamsollahi, Christian Jutten, and Gari D Clifford. A nonlinear bayesian filtering framework for ecg denoising. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 54(12):2172–2185, 2007.
- [4] Jiapu Pan and Willis J Tompkins. A real-time qrs detection algorithm. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 32(3):230–236, 1985.
- [5] Serkan Kiranyaz, Turker Ince, and Moncef Gabbouj. Real-time patient-specific ecg classification by 1-d convolutional neural networks. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 63(3):664–675, 2016.
- [6] George B Moody and Roger G Mark. The mit-bih arrhythmia database on cd-rom and software for use with it. In *[1990] Proceedings Computers in Cardiology*, pages 185–188. IEEE, 1990.
- [7] Michael Oeff et al. The ptb diagnostic ecg database. <http://www.physionet.org/physiobank/database/ptbdb/>.
- [8] Congenital heart defects. <https://www.marchofdimes.org/complications/congenital-heart-defects.aspx>.

- [9] Lorie M Harper, Anthony L Shanks, Methodius G Tuuli, Kimberly A Roehl, and Alison G Cahill. The risks and benefits of internal monitors in laboring patients. *American journal of obstetrics and gynecology*, 209(1):38–e1, 2013.
- [10] Reza Sameni and Gari D Clifford. A review of fetal ecg signal processing: issues and promising directions. *The open pacing, electrophysiology & therapy journal*, 3:4, 2010.
- [11] Vega Pradana Rachim and Wan-Young Chung. Wearable noncontact armband for mobile ecg monitoring system. *IEEE transactions on biomedical circuits and systems*, 10(6):1112–1118, 2016.
- [12] Huasong Cao, Victor Leung, Cupid Chow, and Henry Chan. Enabling technologies for wireless body area networks: A survey and outlook. *IEEE Communications Magazine*, 47(12):84–93, 2009.
- [13] Emmanuel Candes, Justin Romberg, and Terence Tao. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information. *arXiv preprint math/0409186*, 2004.
- [14] Emmanuel Candes and Terence Tao. Near optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies? *arXiv preprint math/0410542*, 2004.
- [15] Reza Sameni, Christian Jutten, and Mohammad B Shamsollahi. What ica provides for ecg processing: Application to noninvasive fetal ecg extraction. In *2006 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology*, pages 656–661. IEEE, 2006.
- [16] Partha Pratim Kanjilal, Sarbani Palit, and Goutam Saha. Fetal ecg extraction from single-channel maternal ecg using singular value decomposition. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 44(1):51–59, 1997.
- [17] Khaled Assaleh. Extraction of fetal electrocardiogram using adaptive neuro-fuzzy inference systems. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 54(1):59–68, 2007.
- [18] Luisa F Polania, Rafael E Carrillo, Manuel Blanco-Velasco, and Kenneth E Barner. Compressed sensing based method for ecg compression. In *2011 IEEE international conference on acoustics, speech and signal processing (ICASSP)*, pages 761–764. IEEE, 2011.
- [19] Anna MR Dixon, Emily G Allstot, Daibashish Gangopadhyay, and David J Allstot. Compressed sensing system considerations for ecg and emg wireless biosensors. *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*, 6(2):156–166, 2012.
- [20] Giulia Da Poian, Riccardo Bernardini, and Roberto Rinaldo. Separation and analysis of fetal-ecg signals from compressed sensed abdominal ecg recordings. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 63(6):1269–1279, 2016.
- [21] Anthony J. Weinhaus and Kenneth P. Roberts. *Anatomy of the Human Heart*, pages 59–85. Humana Press, Totowa, NJ, 2009.
- [22] Gari D Clifford, Ikaro Silva, Joachim Behar, and George B Moody. Non-invasive fetal ecg analysis. *Physiological measurement*, 35(8):1521, 2014.
- [23] J-SR Jang. Anfis: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 23(3):665–685, 1993.
- [24] Fernando Andreotti, Joachim Behar, Sebastian Zaunseider, Julien Oster, and Gari D Clifford. An open-source framework for stress-testing non-invasive foetal ecg extraction algorithms. *Physiological measurement*, 37(5):627, 2016.
- [25] De moor b.l.r. (ed.), daisy: Database for the identification of systems, department of electrical engineering, esat/stadius, ku leuven, belgium. <http://www.esat.kuleuven.ac.be/sista/daisy/> [Used dataset: Cutaneous potential recordings of a pregnant woman, Biomedical Systems, 96-012].