

Выделение электрокардиограммы плода с использованием динамических нейронных сетей

Аннотация

В статье предложена нелинейная динамическая модель разделения источников материнской абдоминальной электрокардиограммы (АЭКГ). Подбор коэффициентов разделяющих матриц отождествляется с обучением нейронной сети. Предложенный метод позволяет эффективно выделять электрокардиограмму плода (ЭКГП) вне зависимости от выбора точки отсчета, длительности входного сигнала и количества независимых отведений.

Введение

Актуальной проблемой в компьютерной обработке медицинских сигналов является проблема выделения ЭКГП. Ультразвуковая доплерография является широко распространенным методом обследования. Однако влияние ультразвука на плод и требования, предъявляемые к специалисту, проводящему наблюдение, являются факторами, ограничивающими длительность и частоту проведения процедуры. Эти недостатки стимулировали развитие такого направления, как неинвазивная электрография, которая подразумевает выделение ЭКГП из одного или нескольких отведений АЭКГ.

Анализ литературных источников позволяет выделить несколько групп математических методов, применяемых для анализа АЭКГ: частотно-временной анализ [1]; адаптивная фильтрация [2]; кратномасштабный анализ и вейвлет-зум процедура [3]; слепое разделение источников [4]; интеллектуальный анализ [5].

Основной проблемой частотно-временного анализа является то, что характеристики электрокардиограммы плода и матери накладываются друг на друга как во временной, так и в частотных областях.

В работе [6] была показана возможность разложения АЭКГ на материнскую и плодovou составляющие с помощью вейвлет-зум процедуры. Однако, как отмечали сами авторы, вейвлет-зум процедура принципиально не позволяет разделять наложенные друг на друга пики матери и плода.

Слепое разделение источников основывается на утверждении, что смешивание источников абдоминальной электрокардиограммы носит линейный и стационарный характер, однако реальные сигналы не всегда удовлетворяют данному условию [7], [8]. Точность метода напрямую зависит от количества независимых отведений и длительности АЭКГ.

Выделение ЭКГП с помощью нейронных сетей в основном представлено статическими моделями [9], [10]. Такие сети не способны обучаться долгосрочным зависимостям. Построенные на их основе адаптивные фильтры выделяют электрокардиограмму матери (ЭКГМ), а ошибка фильтра

трактруется как ЭКГП. Удаление ЭКГМ может приводить к появлению ложных R-пиков плода ввиду фазового дрожания АЭКГ [11].

Использование динамических нейросетевых моделей позволило бы существенно повысить качество работы с биомедицинскими сигналами [12], так как: данные имеют временную структуру; модели не оперируют частотными характеристиками кардиосигналов; модели не предъявляют принципиальных ограничений к количеству источников и независимых каналов наблюдения.

Материалы и методы

Использованные в работе абдоминальные сигналы были получены с помощью прибора «КОМПОРЕЛ» [13], разработанного в Институте медицинских технологий и приборостроения (Забже, Польша). Тип электродов – хлоридосеребряный, модель – 3M Red Dot 2271. Измерительный канал имел полосу пропускания от 1 до 150 Гц. Частота дискретизации – 1 кГц с разрешением в 16 бит.

Каждая запись включала в себя 5 ЭКГ-сигналов длительностью в 1 мин с различных отведений. Первые четыре сигнала представляли собой записи материнских электрокардиограмм, снятых с абдоминального отведения. Пятый канал содержал электрокардиограмму плода, полученную инвазивным путем. Общее количество записей – 25. Общее количество R-пиков в выборке – 4930. Для обучения нейронных сетей формировалась выборка, длительность которой составляла 120 с. В ее создании принимали участие 10-секундные отрезки сигналов, взятые у 12 из 25 человек. Тестовая выборка включала в себя все сигналы, кроме тех, которые принимали участие в формировании обучающей выборки.

Объединив идею слепого разделения источников и нейросетевой обработки сигналов, мы пришли к созданию модели, изображенной на рис. 1.

Мы предполагаем, что каждый слой нейронной сети характеризуется матрицей весовых коэффициентов, и в то же время каждая из этих матриц может являться аналогом разделяющей матрицы согласно концепции слепого разделения.



Рис. 1. Блок-схема обработки сигналов для выделения источника по данным регистрации смеси на выходе неизвестной системы

Динамика нейросетевой модели описывается в общем виде следующим образом:

$$y(t) = f[x(t), x(t-1), \dots, x(t-p), \\ y(t-1), \dots, y(t-q)], \quad (1)$$

где p, q определяют количество предыдущих входных и выходных значений, используемых нейронной сетью в данный момент времени.

Концептуальное отличие обучения динамических сетей от обучения статических заключается в необходимости соблюдения последовательности представления примеров из обучающей выборки. Алгоритм обратного распространения ошибки может быть применен к обучению динамической сети при выполнении преобразований как архитектуры сети, так и алгоритма обучения статической сети.

Топология сети меняется при развертывании динамической сети в многослойную сеть прямого распространения путем включения в сеть дополнительного слоя за каждый интервал времени.

Обратное распространение во времени меняет вычисление локального градиента для нейрона развернутой сети следующим образом:

$$\delta_j(t) = \begin{cases} \phi' [v_j(t)] e_j(t); \\ \phi' [v_j(t)] \left[e_j(t) + \sum_{k \in A} w_{jk} \delta_k(t+1) \right], \end{cases} \quad (2)$$

где $\phi'()$ – производная от активационной функции; $v_j(t)$ – активационный потенциал нейрона j ; A – множество всех нейронов следующего от j слоя; $e_j(t)$ – разница между выходом сети и желаемым откликом. Первая строка формулы относится к выходному нейрону, вторая – к скрытому.

При обучении глубоких и динамических сетей возникают одинаковые проблемы, вызванные линейностью обратного прохода. Максимум производной сигмоидальной активационной функции нейрона достигается в нуле и равняется 0,25. Стандартный подход к инициализации весовых коэффициентов предполагает использование нормального распределения, таким образом выполняется условие $|w_j| < 1$, а значит, произведение веса и производной активационной функции будет меньше 0,25. Это означает, что при обратном распространении существует перманентное затухание градиента нейрона при его удалении от выходного слоя сети.

Для решения проблемы затухания градиентов мы использовали алгоритм *Resilient propagation*, который вводит нели-

нейную зависимость между коррекцией веса нейрона и знаком его производной.

В результате развертывания динамической сети она дополняется нейронами и слоями, но количество уникальных весов при этом остается неизменным, один и тот же вес может совместно использоваться нейронами из нескольких слоев одновременно. Предложенный алгоритм обучения *Resilient propagation through time* определяет η в зависимости от изменения знака суммы производных для всех моментов времени n :

$$\eta = \begin{cases} \eta^+, \sum_{k=0}^n \frac{\partial E(k)^{(t)}}{\partial w_{ij}} \cdot \sum_{k=0}^n \frac{\partial E(k)^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} > 0; \\ \eta^-, \sum_{k=0}^n \frac{\partial E(k)^{(t)}}{\partial w_{ij}} \cdot \sum_{k=0}^n \frac{\partial E(k)^{(t-1)}}{\partial w_{ij}} < 0; \end{cases} \quad (3)$$

$$0 < \eta^- < 1 < \eta^+,$$

где t – эпоха обучения; k – элемент обучающей выборки. Далее новое значение веса определяется согласно [14]. Таким образом, за одну итерацию единым образом определяется значение веса, используемого всеми нейронами, полученными в результате развертывания.

Результаты

Получены показатели, значения которых характеризуют точность выделения электрокардиограммы плода. Среди них: количество правильно выделенных R-пиков плода, расположенных отдельно; количество удаленных материнских R-пиков; количество R-пиков плода, выделенных из наложенных друг на друга R-пиков матери и плода.

На рис. 2 показаны выходы, полученные от нейронных сетей с 1, 5, 10 и 15 скрытыми нейронами соответственно. Все сети использовали 5 временных задержек и обратных связей, эти величины обозначены как p и q в уравнении (1).

В условиях многомерных входных данных нейронная сеть с единственным нейроном в скрытом слое произвела распознавание с точностью 39 %. Низкая точность обуславливалась тем, что QRS-комплексы из 15 абдоминальных записей не были распознаны, т. е. выход сети был идентичен входному сигналу. Повышение количества скрытых нейронов позволило достичь точности в 93 %. Расширение скрытого слоя перестало оказывать влияние на точность классификации QRS-комплексов, если их количество превышало 20.

В табл. 1 приведены обобщенные результаты работы 4-х нейронных сетей, которые были получены при работе с примерами из тестовой выборки.

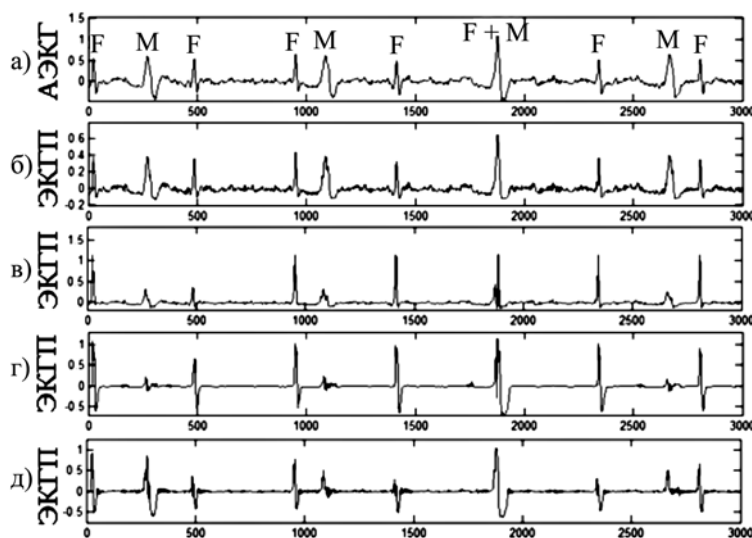


Рис. 2. Сигналы нейронной сети: а) входной; б)-д) выходы сети с 1, 5, 10, 15 скрытыми нейронами соответственно. Символами «F», «M» и «F + M» обозначены соответственно R-пики матери, R-пики плода и R-пики, полученные путем наложения друг на друга R-пиков матери и плода

Все ЭКГ-сигналы, присутствовавшие в процессе обучения и тестирования нейронных сетей, не предполагали наличия в них колебаний сердечного ритма – вариационный размах RR-интервалов не превышал 10 мс для всех сигналов. На основе сигнала из тестирующей выборки был смоделирован сигнал со значительной вариабельностью RR-интервалов. На рис. 3 изображены гистограммы RR-интервалограмм желаемых откликов для реального и смоделированного сигналов, также показана гистограмма RR-интервалов для выходного сигнала сети, полученного в результате подачи на вход АЭКГ с вариабельностью.

Таблица 1

Результат выделения R-пиков плода из 25 абдоминальных сигналов нейронными сетями с различным количеством скрытых нейронов и неизменным количеством временных задержек и обратных связей

Количество скрытых нейронов	Распознано R-пиков			
	плодовых из 2820	материнских из 1735	совмещенных из 375	итого из 4930
1	1150	660	135	39 %
5	2510	1645	305	90 %
10	2690	1535	335	92 %
15	2685	1570	333	93 %

Для доказательства случайности различий использовался непараметрический критерий Манна-Уитни. Таким образом, нейронная сеть, обученная на ЭКГ-сигналах со стабильными RR-интервалами, смогла успешно обрабатывать ЭКГ-сигналы с вариабельностью сердечных ритмов. Для достижения этих результатов не понадобилось включать нестационарные ЭКГ-сигналы в обучающую выборку и заново обучать нейронную сеть.

Для проверки влияния выбора точки отсчета на выход сети был проведен следующий эксперимент. На вход сети подавался сигнал длительностью 60 с, затем в качестве входа использовались только последние 10 с этого же входного сигнала. В результате было получено 2 выходных сигнала, длительность которых составляла 60 и 10 с.

Из выходного сигнала длительностью 60 с был взят отрезок 50...51 с, из выходного сигнала длительностью 10 с был взят отрезок 0...1 с. Значение коэффициента корреляции составило 0,998.

Из выходного сигнала длительностью 60 с был взят отрезок 59...60 с, из выходного сигнала длительностью 10 с был взят отрезок 9...10 с. Значение коэффициента корреляции составило 1.

Различия между выходными сигналами минимальны и локализованы в начальных значениях. Это происходит из-за того, что в первом случае на момент подачи входного сигнала в кратковременной памяти сети уже присутствует информация, во втором случае кратковременная память на момент подачи входного сигнала пуста.

Заключение

Предложенный алгоритм позволяет выделить электрокардиограмму плода из абдоминального сигнала с нескольких отведений. Показано, что эффективность нейросетевого выделения источника сигнала зависит от количества скрытых нейронов. Их увеличение позволяет обнаружить R-пики плода – как расположенные отдельно, так и пересекающиеся с материнским.

С помощью статистического и корреляционного анализов показано, что различия RR-интервалов желаемого отклика, представленного в виде реального ЭКГП и RR-интервалов выхода сети, случайны. Также продемонстрировано, что результативность сети не зависит от выбора дискретного момента времени, с которого начинается анализ сигналов.

Список литературы:

1. Tal Y., Akselrod S. Fetal heart rate detection by a special transform method / Computers in Cardiology. Proceedings. 19-22 Sep. 1989. Jerusalem.
2. Peters C., Vullings R., Bergmans J. et al. Heart rate detection in low amplitude non-invasive fetal ECG recordings / 28th Annual International Conference of the IEEE EMBS. 30 Aug.-3 Sept. 2006. New York, USA. PP. 6092-6094.
3. Mochimaru F., Fujimoto Y. Detecting the fetal electrocardiogram by wavelet theory-based methods // Prog. Biomed. Res. 2002. Vol. 7. PP. 185-193.
4. Najafabadi F.S., Zahedi E., Ali M.A.M. A novel model for abdominal electrocardiography of a pregnant woman / Sensors and the international conference on new techniques in pharmaceutical and biomedical research. 2005. Kuala Lumpur, Malaysia. PP. 64-68.
5. Jia W., Yang C., Zhong G., Zhou M., Wu S. Fetal ECG extraction based on adaptive linear neural network / 3rd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics, 16-18 Oct. 2010. Yantai, China.
6. Hasan M.A., Reaz M.B.I., Ibrahimy M.I., Hussain M.S., Uddin J. Detection and processing techniques of FECG signal for fetal monitoring // Biological Procedures Online. 2009. Vol. 11. № 1. PP. 263-295.
7. Abboud S., Barkai G., Mashiach S., Sadeh D. Quantification of the fetal electrocardiogram using averaging technique // Comput. Biol. Med. 1990. Vol. 20. PP. 147-155.
8. Kotas M., Jezewski J. Spatio-temporal Filtering for Fetal QRS Enhancement / World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering. Sept. 7-12, 2009. Munich, Germany. Vol. 25/4 of the series IFMBE Proceedings. PP. 389-392.
9. Hasan M., Reaz M., Ibrahimy M. Fetal electrocardiogram extraction and R-peak detection for fetal heart rate monitoring using artificial neural network and correlation / The 2011 International Joint Conference on Neural Networks. San Jose, CA, USA.

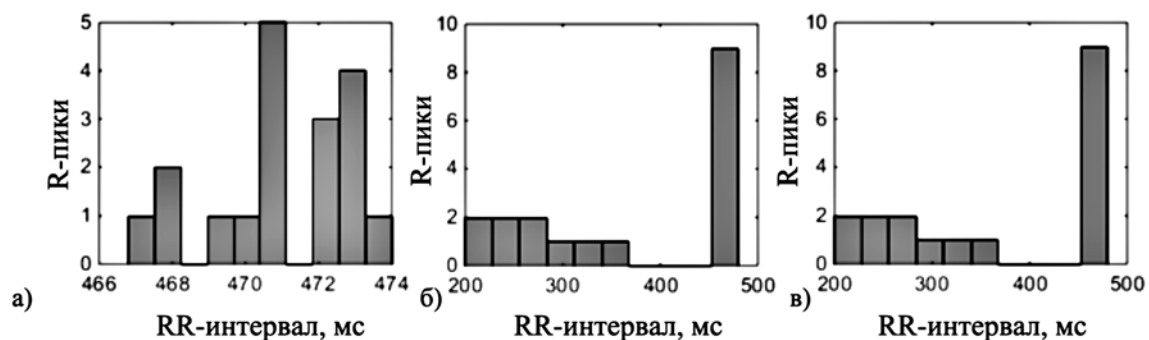


Рис. 3. Гистограммы RR-интервалограмм сигналов сети: а) исходного желаемого отклика; б) нестационарного желаемого отклика; в) выхода сети

10. Ye Y., Yao X., Zhang Z., Mo Q. A Non-Invasive Fetal Electrocardiogram Extraction Algorithm Based on ICA Neural Network / 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, 6-8 July, 2007. Wuhan, China.
11. Ma Y., Xiao Y., Wei G., Sun J. Fetal ECG extraction using adaptive functional link artificial neural network / Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA), 9-12 Dec. 2014. Siem Reap. PP. 1-4.
12. Shcherbakov M.V., Brebels A. Outliers and anomalies detection based on neural networks forecast procedure / In the Proceedings of the 31 Annual International Symposium on Forecasting, ISF-2011. Prague, Czech Republic. PP. 21-22.
13. Fuchs T., Pomorski M., Grobelak K., Tomiaiowicz M., Zimmer M. Signal Loss During Fetal Heart Rate Monitoring Using Maternal Abdominal Surface Electrodes Between 28 and 42 Weeks of Pregnancy // Advances in Clinical and Experimental Medicine. 2014. Vol. 23. PP. 813-819.
14. Riedmiller M., Braun H. A direct adaptive method for faster backpropagation learning: The RPROP algorithm / In H. Ruspini, editor. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks (ICNN). San Francisco, 1993. PP. 586-591.

Дмитрий Владимирович Девярых,
аспирант,
Ольга Михаловна Гергет,
канд. техн. наук, зав. кафедрой,
кафедра прикладной математики,
Институт кибернетики,
Национальный исследовательский
Томский политехнический университет,
г. Томск,
e-mail: ddv.edu@gmail.com

А.И. Колесник, В.А. Липатов, Е.Б. Фролов

Экспериментальное исследование неравномерности износа эндопротеза тазобедренного сустава

Аннотация

Исследовано распределение нагрузки в паре трения экспериментального модуля эндопротеза тазобедренного сустава. Угол инклинации в паре трения модуля составлял 0, 10, 20 и 30°. Показано, что уменьшение значения величины угла горизонтальной инклинации на 10° вызывает перераспределение нагрузки в паре трения модуля с преобладанием износа полиэтилена в переднем отделе внутренней поверхности испытываемых вкладышей от $(143,95 \pm 0,01)$ до $(243,52 \pm 0,05)$ мм².

Основным осложнением тотального замещения тазобедренного сустава (ТБС), обусловленным непосредственно функцией модуля эндопротеза, является остеолит [1]-[3]; при этом развитие остеолита связывают непосредственно с продуктами износа полиэтилена и металла, которые образуются в узле трения эндопротезов [4]-[6].

Цель исследования – обоснование распределения нагрузки в паре трения экспериментального модуля эндопротеза ТБС

при исследовании износа полиэтилена в лабораторных динамических условиях.

Материалы и методы исследования

Для этой цели была разработана методика экспресс-моделирования износа полиэтилена [7]. Была предложена специальная головка экспериментального модуля эндопротеза с шероховатой поверхностью [8], разработаны оригинальный экспе-

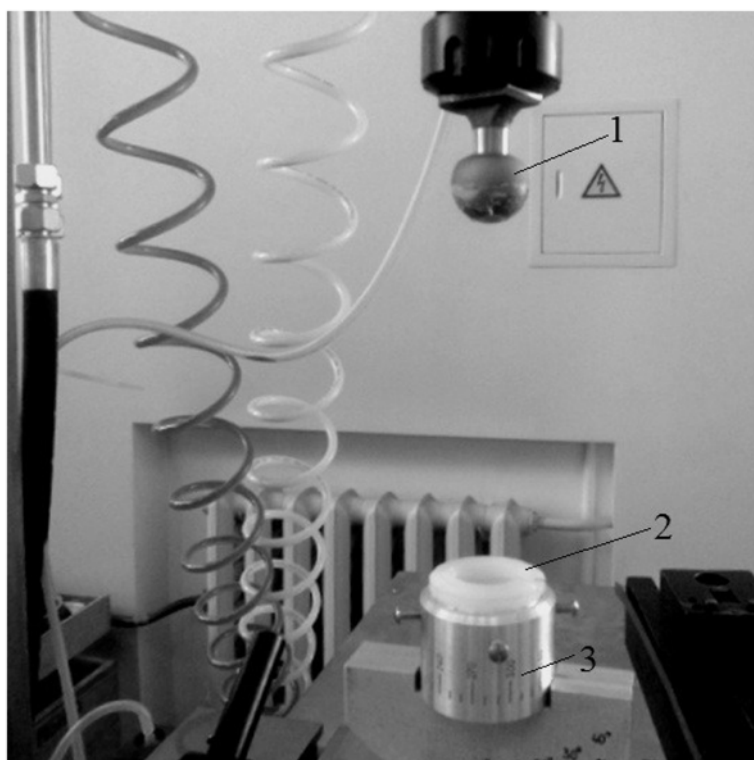


Рис. 1. Экспериментальный модуль эндопротеза ТБС, зафиксированный на платформе испытательной машины:
 1 – оригинальная опескоструенная головка эндопротеза; 2 – полиэтиленовый вкладыш модуля;
 3 – фиксирующее устройство для полиэтиленового вкладыша