

# МОДЕЛЬ ДИНАМИЧЕСКОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ОБРАБОТКИ АБДОМИНАЛЬНОЙ ЭЛЕКТРОКАРДИОГРАММЫ

Девярых Д.В., Гергет О.М.

Томский политехнический университет  
ddv.edu@gmail.com

## Введение

Актуальной проблемой в медицине является мониторинг сердечной активности плода – ребенка, находящегося в утробе матери.

Ультразвуковая доплерография при своей достаточной простоте и в наших условиях относительной доступности, имеет ряд недостатков, ограничивающих длительность и частоту процедур наблюдения.

Получившие развитие неинвазивные методики регистрации электрокардиограммы (ЭКГ) плода основаны на выделении электрокардиограммы плода из смеси электрокардиографических сигналов, регистрируемых в различных точках на поверхности тела матери.

В результате проведенного анализа литературных источников [1-3] и сравнения результативности различных методов было принято решение использовать модель динамической нейронной сети.

## Исходные данные

Для решения задачи выделения электрокардиограммы плода использовались двухканальные записи электрокардиограмм: первый канал содержал запись материнской электрокардиограммы с абдоминального отведения; второй содержал электрокардиограмму плода, полученную инвазивно. Частота дискретизации составляла 1кГц. Данные находятся в сети в открытом доступе, были предоставлены научному сообществу Силезским медицинским университетом, Польша.

## Описание алгоритма

Временная структура данных, их предъявление сети относительно друг друга, является дополнительным источником информации. Встраивание времени в работу осуществляется за счет использования кратковременной памяти. Ее внедрение осуществляет преобразование статической сети в динамическую [4].

Базовая форма краткосрочной памяти основывается на задержках входного сигнала. Для заданного входного сигнала, который включает текущее значение  $x(n)$  и  $p$  предыдущих, хранимых в памяти  $x(n-1, \dots, n-p)$ .

Еще один способ неявного встраивания времени в нейростевую архитектуру подразумевает использование обратных связей. Обратные связи присутствуют в нейронной сети в двух видах: в виде локальной обратной связи (т.е. на уровне текущего слоя) и глобальной обратной связи (т.е. охватывают всю сеть).

На рис. 1 изображена структура обобщенной рекуррентной сети, в основе которой лежит многослойный перцептрон. У модели нелинейной авторегрессии с внешними входами имеется единственный вход, к которому применена память на линиях задержки, включающей в себя  $q$  элементов. У сети единственный выход, замкнутый на вход памятью на линиях задержки, аналогично состоящей из  $q$  элементов. Содержимое этих двух блоков памяти используется для подачи входного сигнала на перцептрон. Вход модели обозначается как  $u(n)$ , а соответствующий выход –  $y(n)$ .

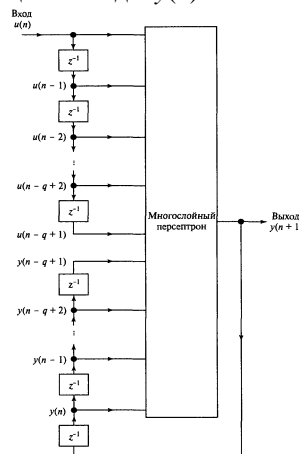


Рис. 1. Нелинейная авторегрессионная модель с внешними входами

Концептуальное отличие обучения динамических сетей от статических заключается в необходимости соблюдения последовательности представления примеров из обучающей выборки. При обучении статической сети нормой является: случайное представление примеров; разделение выборки на обучающую, тестовую и валидационную. В динамических сетях такой подход не имеет смысла, так как последовательность значений важна.

Еще одной особенностью обучения динамических сетей является необходимость их развертывания, при котором количество слоев увеличивается в зависимости от длины временного сигнала, используемого при обучении. К полученной в результате развертывание сети можно применить алгоритм обучения. В данной статье описываются результаты обучения сети с помощью Resilient propagation through time (RPROPtt), при котором коррекция весового коэффициента зависит от изменения знака суммы производных ошибок по весу по всем эпохам.

### Результат выделения ЭКГ плода

Неизменными параметрами для всех сетей являлись: количество нейронов во входном слое – 1; количество нейронов в выходном слое – 1; количество скрытых слоев – 1.

Регулируемыми параметрами являлись: объем кратковременной памяти, формирующейся из линий задержек сигнала, примененных к входному нейрону; объем кратковременной памяти, формирующейся из обратных связей.

В таблице 1 показаны результаты при использовании сети с параметрами  $p$  и  $q$  равными 1, длительность входного сигнала составляла 2 минуты. Основным критерием точности являлось количество выделенных R-пиков плода (П-пики), удаленных материнских пиков (М-пиков). Также учитывалась результативность распознавания наложенных друг на друга материнских и плодовых R-пиков (МП-пиков).

Таблица 5 Результативность сети с  $p=q=1$

Скрытый слой	М-пиков из 168	П-пиков из 210	МП-пиков из 51
1	0	210	0
5	140	200	26
10	150	208	32
15	0	210	0

При слишком малом или большом количестве нейронов в скрытом слое результативность сети нулевая. Выходной сигнал такой сети ничем не отличался от входа, в нем содержалось ровно то же количество пиков, что и во входе. Такая сеть идентифицировала все R-пики, представленные во входе как плодовые.

Увеличение параметров  $p$  и  $q$  до 2 значительно улучшило результативность работы сети, что отражено в таблице 2. Сеть с такими параметрами смогла разделить абдоминальный ЭКГ сигнал даже с 1им нейроном, наилучшая точность была достигнута про 10ти нейронах в скрытом слое, а дальнейшее увеличение скрытого слоя привело к полнейшей потере сети обнаруживать R-пики во входном сигнале

Таблица 6 Результативность сети с  $p=q=2$

Скрытый слой	М-пиков из 168	П-пиков из 210	МП-пиков из 51
1	150	200	40
5	156	206	43
10	159	208	46
15	0	210	0

На рисунке 2 изображены 3ех секундный входной сигнал абдоминальной ЭКГ, соответствующий ему желаемый отклик в виде ЭКГ плода, а также 4 выходных сигнала сети при различном количестве скрытых нейронов.

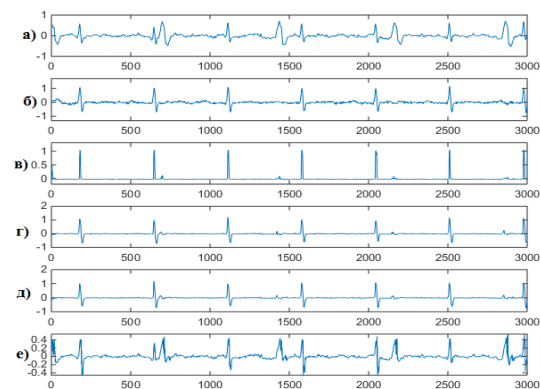


Рис. 2 Сигналы нейронной сети ( $p=q=2$ ): а) входной-абдоминальный; б) желаемый отклик-ЭКГ плода; в-е) выхода сети с 1,5,10,15 скрытыми нейронами соответственно

Дискретные моменты времени R-пиков в выходном сигнале сети отличались от значений в желаемом отклике. Незначительность различий была показано с помощью t-критерия Стьюдента при уровне значимости – 0.05.

#### Заключение

Для выделения электрокардиограммы плода использовалась модель нелинейной авторегрессии с внешними входами. Среди регулируемых параметров значительный эффект на точность распознавания участков временных рядов оказывает емкость краткосрочной памяти.

При выходе количества нейронов скрытого слоя из эмпирически определяемого диапазона значений значительно ухудшается точность. Увеличение емкости краткосрочной памяти позволило сети относительно успешно решать задачу даже при 1ом нейроне в скрытом слое.

С помощью статистического критерия было показано, что различия между RR-интервалограммами желаемого отклика и выхода сети были незначительны.

#### Список использованных источников

1. М. А. Hasan, М. В. I. Reaz, М. I. Ibrahimy, , “Detection and processing techniques of FECG signal for fetal monitoring,” Biological Procedures Online, vol. 11, no. 1, pp. 263–295, 2009.
2. Захаров И. С. Компонентный анализ в задаче слепого разделения спонтанной электроэнцефалограммы // Молодежный научно-технический вестник. – 2013. – №9
3. Warrick, P., Hamilton, E., Macieszczak, M. Neural network based detection of fetal heart rate patterns. Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks. Montreal, Canada; 31 July–4 August 2005. vol. 4. p. 2400–2405.
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.