

Таким образом, нелинейность биологических тканей может заметно проявляться даже при очень незначительных величинах возбуждающего тока. Причём эта нелинейность никак не связана с нестационарными переходными процессами и поляризационными явлениями на электродах, а является неотъемлемым свойством биологической ткани, заслуживающим самого пристального изучения.

## БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Сверкунов Ю.Д., Исаев А.Е.* Идентификация нелинейных систем в классе обобщенных радиотехнических звеньев при гармоническом воздействии // Измерение, контроль, автоматизация. – 1980. – № 12. – С. 44-49.
2. *Манойлов В.Е.* Основы электробезопасности. Изд. 3-е, перераб. и доп. – Л.: Энергия, 1976. – С. 145-147.
3. Оценка информативности информационно-измерительных систем контроля ПЭС биообъекта // Информационные и управленческие технологии в медицине и экологии: Сборник статей Всероссийской НТК. – Пенза, 2009. – С. 55-56.

**Киреев Андрей Владимирович**

ГОУ ВПО «Пензенская государственная технологическая академия».

E-mail: kireewska@mail.ru.

440605, г. Пенза, пр. Байдукова, ул. Гагарина, 1а/11.

Тел.: 88412496155.

**Kireev Andrey Vladimirovich**

State educational institution of the higher vocational training "Penza state technological academy".

E-mail: kireewska@mail.ru.

1a/11, Baydukova pr., Gagarina street, Penza, 440605, Russia.

Phone: +78412496155.

УДК 615.47

**В.Н. Колюхов, В.А. Погодина**

**ВЫБОР ПАРАМЕТРОВ КАРДИОРЕСПИРАТОРНОГО  
ВЗАИМОДЕЙСТВИЯ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ СЕРДЕЧНО-СОСУДИСТЫХ  
ЗАБОЛЕВАНИЙ**

*Рассмотрен выбор параметров кардиореспираторного взаимодействия для диагностики сердечно-сосудистых заболеваний. Показано, что совместный учет параметров variability ритма сердца и дыхания позволяет предсказать возникновение нарушений сердечной деятельности до их проявления на электрокардиограмме.*

*Вариабельность ритма сердца; кардиореспираторное взаимодействие; нейронные сети; выбор признаков.*

**V.N. Kolyuhov, V.A. Pogodina**

**SELECTING CARDIORESPIRATORY INTERACTIONS FOR DIAGNOSTICS  
CARDIOVASCULAR DISEASES**

*The article discusses the choice of parameters cardiorespiratory interactions for diagnosis of diseases of the heart. It was shown that the sharing of variability of heart rate and respiration can predict the occurrence of violations in the heart before they occur in the ECG.*

*Heart rate variability; cardiorespiratory interaction; neural network; feature selection.*

Актуальность ранней диагностики сердечно-сосудистых заболеваний обусловлена тем фактом, что эти заболевания наиболее широко распространены в развитых странах и являются основной причиной смертности населения.

Основным методом диагностики сердечно-сосудистых заболеваний в настоящее время является метод электрокардиографии. Однако с помощью этого метода можно выявить только нарушения, возникающие в момент регистрации электрокардиосигнала (ЭКС).

Нами была выдвинута гипотеза, что изменения в структуре сердечного ритма, а именно в параметрах его вариабельности [1,2], происходят до появления клинических признаков заболевания на ЭКС, что даёт потенциальную возможность диагностировать различные патологии до их явного проявления и проводить превентивные лечебные мероприятия. Далее, учитывая, что дыхание оказывает доминирующее влияние на вариабельность ритма сердца, дополнительно было выдвинуто предположение, что совместный анализ параметров вариабельности ритма сердца и дыхания позволит повысить достоверность диагностики. Основной задачей, которую надо решить в рамках выдвинутой гипотезы, является задача выбора адекватного набора диагностических признаков, позволяющих провести достоверное разделение состояний сердечно-сосудистой системы.

Для подтверждения этой гипотезы из записей ЭКС были выделены фрагменты нормального синусового ритма и из них сформированы массивы RR-интервалов и соответствующие им огибающие дыхания по методике, изложенной в [3] (рис. 1,2), которые в дальнейшем использовались для обучения и тестирования нейронных сетей (НС), а именно многослойного персептрона. Использовались записи ЭКС для четырех групп сердечно-сосудистых заболеваний:

1. The MIT-BIH Normal Sinus Rhythm Database (База данных нормального синусового ритма – NSR).
2. The PAF Prediction Challenge Database (База данных, на основе которой можно предсказать случаи фибрилляций предсердий – PAF).
3. The MIT-BIH Supraventricular Arrhythmia Database (База данных суправентрикулярных аритмий – SA).
4. The Sudden Cardiac Death Holter Database (База данных холтеровских записей внезапной смерти – SD).

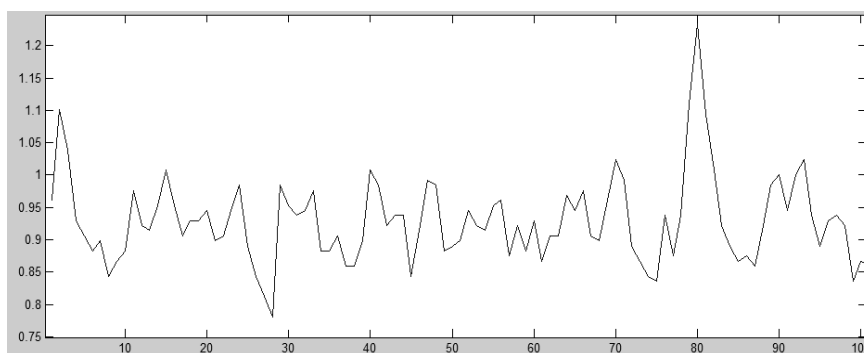


Рис. 1. RR-интервалы типа NSR

Были созданы пять групп выборок для пяти экспериментов. Выборки формировались следующим образом. Во-первых, были сформированы векторы RR-интервалов без какой-либо передобработки – обучающие и тестовые. Учитывая, что для обучения персептрона необходимо закодировать каждый из четырех классов, была выбрана НС с двумя бинарными выходными нейронами, которые

кодировались следующим образом: NSR=(-1,-1), PAF=(1,-1), SA=(-1,1), SD=(1,1). Для данного исследования было создано три обучающих выборки со следующими параметрами: файл данных, содержащий 240 примеров длиной 50 отсчетов RR-интервалов, что соответствует 50 входам НС (50×240), которому соответствует тестовый файл размером 50×200, файл данных, содержащий 400 примеров по 30 входов (30×400), которому соответствует тестовый файл размером 30×200 и файл, содержащий 400 примеров по 20 входов (20×400), которому соответствовал тестовый файл размером 20×200. Также были сформированы файлы-цели размерами 2×200, 2×240 и 2×400.

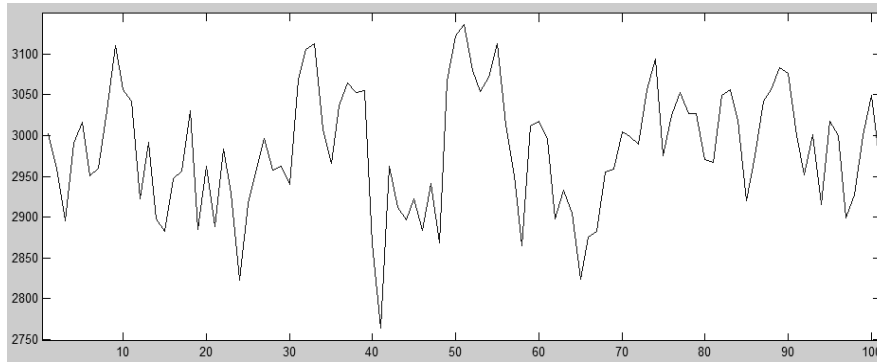


Рис. 2. Огибающая ЭКС для RR-интервалов типа NSR

Пример структуры входных данных вида 50×240 приведен на рис. 3. Аналогичная структура данных и для последующих обучающих выборок.

	NSR					PAF					S					SD				
	1	2	3	...	60	61	62	63	...	120	121	122	123	...	180	181	182	183	...	240
1	0.8125	0.8359	0.6875		0.8203	0.8516	0.9219	0.7969		0.9141	0.7969	0.8203	0.8516		0.9375	0.8680	0.8440	0.8240		0.8360
2	0.8281	0.8047	0.7031		0.9297	0.8750	0.8438	0.7188		0.9063	0.7969	0.8750	0.8438		0.9297	0.8720	0.8360	0.8720		0.8320
3	0.8125	0.8125	0.7266		0.8672	0.7578	0.8438	0.9297		0.9141	0.7813	0.7734	0.8438		0.9531	0.8120	0.8920	0.8480		0.8200
4	0.7969	0.8516	0.7031		0.9766	0.9453	0.8438	0.7422		0.8828	0.7969	0.8203	0.8047		0.9609	0.8240	0.8600	0.8280		0.8120
5	0.8047	0.8125	0.6953		0.9844	0.8828	0.8594	0.8203		0.8984	0.7891	0.8125	0.8516		0.9844	0.8600	0.8160	0.8400		0.8320
6	0.8203	0.7813	0.6953		0.8594	0.8906	1.0469	0.8906		0.9219	0.7969	0.8359	0.8594		1.0078	0.8520	0.8320	0.8480		0.8840
7	0.8359	0.7891	0.7109		0.7734	0.8828	0.5313	0.8125		0.9063	0.7813	0.8281	0.8516		1.1641	0.8440	0.8760	0.8160		0.8320
8	0.8047	0.7422	0.6953		0.7188	0.8594	0.8906	0.8203		0.8906	0.7891	0.8281	0.8750		0.7109	0.8440	0.8600	0.8200		0.7920
9	0.7656	0.7344	0.6875		0.6953	0.8672	0.8828	0.8203		0.8750	0.7734	0.8516	0.9063		0.9453	0.8600	0.8280	0.8560		0.8440
10	0.7969	0.7422	0.7344		0.6719	0.8828	0.8672	0.7891		0.8984	0.7500	0.8359	0.9375		1.0078	0.8240	0.8480	0.8560		0.8560
11	0.8516	0.7578	0.7734		0.6953	0.8828	0.8906	0.7891		0.8984	0.7734	0.8359	0.9453		0.9688	0.8160	0.8680	0.8160		0.8480
...																				
50	0.8438	0.7422	0.8984		0.8438	0.8750	0.8594	0.7969		0.8516	0.7578	0.8125	1.1406		0.9531	0.8800	0.8360	0.8520		0.8400

Рис. 3. Структура данных для обучения НС

Во-вторых, были сформированы массивы нормированных RR-интервалов. Для нормирования данных использовалась нелинейная функция вида [4]

$$\tilde{x}_i = f\left(\frac{x_i - \bar{x}_i}{\sigma_i}\right), \quad f(a) = \frac{1}{1 + e^{-a}}, \quad (1)$$

где  $\bar{x}_i \equiv \frac{1}{P} \sum_{\alpha=1}^P x_i^\alpha$  – среднее значение RR-интервалов,  $\sigma_i^2 \equiv \frac{1}{P-1} \sum_{\alpha=1}^P (x_i^\alpha - \bar{x}_i)^2$

– их дисперсия. После такого преобразования значения RR-интервалов распределены по закону близкому к равномерному, что, теоретически, должно улучшать качество обучения НС. Число входных нейронов в этом случае такое же, как и в предыдущем.

В-третьих, были сформированы массивы статистик RR-интервалов: медиана, СКО, коэффициент асимметрии, коэффициент эксцесса, определенные на массиве в 100 RR-интервалов, а также вычисленные за средний период дыхания. Размерность входа НС для третьей группы данных составила четыре. Кроме того, исследовался вариант, в котором, помимо предыдущих массивов статистик, были сформированы массивы дисперсии амплитуд огибающих дыхания. В этом случае размерность входа НС равнялась пяти.

В-четвертых, были сформированы массивы RR-интервалов, нормированных относительно амплитуды огибающей дыхания, так называемые GG-интервалы. Для GG-интервалов была проведена та же нормировка и были найдены те же статистики, что и для RR-интервалов в предыдущем случае.

В-пятых, были сформированы массивы мощностей спектров RR-интервалов и массивы общих мощностей спектра амплитуд огибающих дыхания. Для вычисления мощностей спектров RR-интервалов были использованы стандартные интервалы частот [1] – HF, LF, VLF.

Выбор структуры перцептрона, а именно числа входных нейронов и нейронов скрытого слоя, для каждого эксперимента осуществлялся исходя из размерности пространства признаков, количества обучающих примеров и ошибки обобщения. Число скрытых слоев равнялось одному.

На всех этапах подготовки данных были использованы программы, написанные в среде MatLab. Моделирование НС производилось с использованием модуля Neural Network Toolbox среды MatLab.

Например, для исследования возможности диагностики по необработанным векторам RR-интервалов (первый набор данных, описанный выше) использовался двухслойный перцептрон. Количество нейронов в скрытом слое менялось от 2 до 18 в зависимости от размерности входного вектора. Структура сети с двумя нейронами в скрытом слое и входным вектором размерностью 50 представлена на рис. 4.

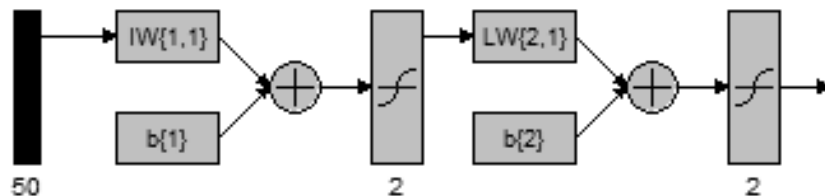


Рис. 4. Пример нейронной сети с пятьюдесятью входами и двумя нейронами в скрытом слое

Были проведены серии экспериментов с сетями различной конфигурации, а именно с различным числом нейронов в скрытом слое, различными наборами входных признаков и с обучающими выборками разных размеров. Число нейронов скрытого слоя менялось от 2 до 18. Во время обучения ошибка не превышала 0,01 для всех экспериментов.

После обучения на вход НС подавались данные из тестовых выборок, которые не участвовали в обучении, и определялось качество классификации как процент верно диагностированных патологий. Все данные экспериментов сводились в таблицы. Например, для входных данных, представляющих собой различные комбинации статистик RR-интервалов, в частности первые четыре центральных момента, и объема обучающих выборок 50 были получены следующие данные (табл. 1).

Таблица 1

## Ошибки классификации

Класс	Число верно обнаруженных примеров для сетей			Общее кол-во примеров тестовой выборки	Ошибка классификации, %		
	TEST01_d	TEST02_d	TEST03_d		TEST01_d	TEST02_d	TEST03_d
NSR	36	33	34	50	28	34	32
PAF	40	35	30	50	20	30	40
SA	34	32	25	50	32	36	50
SD	37	33	33	50	26	34	34
Всего	147	133	122	200	26,5	33,5	39

По результатам исследований можно сделать следующие выводы:

1) структура синусового ритма сердца позволяет предсказывать возникновение тех или иных сердечных патологий;

2) распознавание вероятного возникновения нарушений можно проводить с помощью многослойных перцептронов;

3) качество распознавания сильно зависит от объемов исходной обучающей выборки, поэтому для повышения качества распознавания можно дообучать многослойный перцептрон в процессе работы за счет добавления новых примеров;

4) качество распознавания в большой степени зависит от выбора входных примеров;

5) увеличить качество распознавания можно путем использования различных многослойных перцептронов для разных видов патологий;

6) наилучшие результаты показала сеть с восемью нейронами в скрытом слое и пятью входами, на которые подавались статистики RR-интервалов и дисперсия амплитуд огибающих дыхания, ошибка классификации в этом случае не превышала 25 % для всех выбранных патологий, а для SD составила 11 %;

7) средняя специфичность метода для нейронной сети, показавшей лучший результат, составляет 91,17 %, а специфичность по классам составляет:

- ◆ нормальный синусовый ритм (NSR) – 88 %;
- ◆ фибрилляция предсердий (PAF) – 98 %;
- ◆ суправентрикулярные аритмии (SA) – 84,67 %;
- ◆ внезапная сердечная смерть (SD) – 94 %.

## БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Heart rate variability. Standarts of measurement, physiological interpretation and clinical use. Task force of the society of cardiology and the North American society of pacing and electrophysiology [Text] / Circulation. – 1996. – Vol. 93. – № 5. – P. 1043-1065.
2. Leder U. Cardiorespiratory desynchronization after acute myocardial infarct / U. Leder, D. Honer, M. Sommer // Z. Kardiol. – 2000. – № 7. – С. 630-637.
3. Конохов В.Н., Погодина В.А. Аппаратно-программные средства оценки состояния сердечно-сосудистой системы по параметрам кардиореспираторного взаимодействия // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2009. – № 9 (98). – С. 107-111.
4. Ежов А.А. Нейрокомпьютинг и его применения в экономике и бизнесе / А.А. Ежов, С.А. Шумский. – М., 1998.

**Конюхов Вадим Николаевич**  
**Погодина Валерия Анатольевна**

Самарский государственный аэрокосмический университет им. акад. С.П. Королева.  
E-mail: biotech@ssau.ru.  
443086, г. Самара, Московское шоссе, 34.  
Тел.: 88462674474.

**Konuyhov Vadim Nikolaevich**  
**Pogodina Valeriya Anatolievna**

Samara state aerospace university.  
E-mail: biotech@ssau.ru.  
34, Moskovskoe shosse, Samara, 443086, Russia.  
Phone: +78462674474.

УДК 616.8-073.7:004.9

**Н.Л. Коржук, А.А. Индюхин, А.Ф. Индюхин, В.В. Савельев**

### **СПОСОБ ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАФИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКИ НЕВРОЛОГИЧЕСКИХ НАРУШЕНИЙ**

*Приведены структурные схемы, принцип действия и математическая модель устройства для реализации принципиально нового способа обработки ЭЭГ, на основе которого предполагается построить биотехническую систему скрининговой диагностики неврологических нарушений. Проведено сравнение с существующими способами обработки ЭЭГ.*

*Электроэнцефалограмма; полосовой фильтр; неврологические нарушения.*

**N.L. Korzhuk, A.A. Indyukhin, A.F. Indyukhin, V.V. Saveliev**

### **WAY OF ELECTROENTSEPHALOGRAPHIC DIAGNOSTICS OF NEUROLOGIC INFRINGEMENTS**

*Block diagrammes, principle of action and mathematical model of the device for realisation of essentially new way of processing EEG on which basis it is supposed to construct biotechnical system screening diagnostics of neurologic infringements are resulted. Comparison with existing ways of processing EEG is spent.*

*Electroencephalogram; the band filter; neurologic infringements.*

В настоящее время для России характерно такое сочетание неблагоприятных демографических, наследственных, социальных и экологических факторов, которое представляет реальную угрозу здоровью населения. Увеличивается число детей и подростков с врожденной и приобретенной патологией центральной нервной системы, сенсорных систем, отклонениями в нервно-психическом развитии, нарушениями речи.

Клиническая практика показывает, что диагностика неврологических и сенсорных расстройств, оценка степени выраженности и перспектив их лечения возможны только с привлечением нейрофизиологических исследований, регистрации электроэнцефалограммы (ЭЭГ) и вызванных потенциалов с последующей интегральной оценкой их результатов [1].

Огромное значение для успешной реабилитации и дальнейшей интеграции ребенка в общество имеет ранняя диагностика, в то время как электрофизиологические исследования не являются широко доступными и не входят в арсенал проводимой диспансеризации. В связи с этим актуальной представляется задача раз-