

Мусакулова Жылдыз Абдыманаповна

НЕЙРОСЕТЕВОЙ АНАЛИЗ ДАННЫХ ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАММЫ

Предлагается нейросетевой модуль для анализа записи электроэнцефалограммы с использованием многослойной нейронной сети с нелинейными синаптическими входами. Рассматривается алгоритм агрегирования данных электроэнцефалограммы с использованием нейронных сетей Кохонена. Предложенный модуль позволяет обработать данные записи электроэнцефалограммы и классифицировать их при пробе "открыть - закрыть глаза".

Адрес статьи: www.gramota.net/materials/1/2017/4-5/18.html

Статья опубликована в авторской редакции и отражает точку зрения автора(ов) по рассматриваемому вопросу.

Источник

Альманах современной науки и образования

Тамбов: Грамота, 2017. № 4-5 (118). С. 68-72. ISSN 1993-5552.

Адрес журнала: www.gramota.net/editions/1.html

Содержание данного номера журнала: www.gramota.net/materials/1/2017/4-5/

© Издательство "Грамота"

Информация о возможности публикации статей в журнале размещена на Интернет сайте издательства: www.gramota.net

Вопросы, связанные с публикациями научных материалов, редакция просит направлять на адрес: almanac@gramota.net

5. Гортышов Ю. Ф., Попов И. А., Олимпиев В. В., Щелчков А. В., Каськов С. И. Теплогидравлическая эффективность перспективных способов интенсификации теплоотдачи в каналах теплообменного оборудования. Интенсификация теплообмена: монография. Казань: Изд-во Центра инновационных технологий, 2009. 531 с.
6. Дзюбенко Б. В., Кузма-Кичта Ю. А., Леонтьев А. И., Федик И. И., Холпанов Л. П. Интенсификация тепло- и массообмена на макро-, микро- и нано-масштабах. М.: ФГУП ЦНИИАтоминформ, 2008. 532 с.
7. Жукаускас А. А., Калинин Э. К. Интенсификация теплообмена: тематический сборник. Вильнюс: Мокслас, 1988. 188 с.
8. Инчин В. В., Менялкина Е. Н., Шенна В. Ю., Цынаева А. А. Исследование параметров микроклимата помещения при работе сплит-системы в режиме теплового насоса // Вестник Ульяновского государственного технического университета. 2015. № 1. С. 60-64.
9. Карташова А. О., Кортяева Д. О., Кулясова К. Е., Цынаева А. А. Исследование работы сплит-системы в режиме подогрева (тепловой насос) // Вестник Самарского государственного архитектурно-строительного университета. Градостроительство и архитектура. 2015. Вып. № 1 (18). С. 90-99.
10. Менялкина Е. Н., Никитин М. Н. Численное исследование структуры потока в канале с продольным оребрением // Проблемы тепломассообмена и гидродинамики в энергомашиностроении: материалы докладов X школы-семинара молодых ученых и специалистов академика РАН В. Е. Алемасова (г. Казань, 13-15 сентября 2016 г.). Казань: КазНЦ РАН, 2016. 393 с.
11. Письменный Е. Н. и др. Структура потока в полуоткрытых плоских каналах с разрезными стенками элементов охлаждения РАЭ // Промышленная теплотехника. 2007. № 4. С. 123-130.
12. Рогачев В. А. и др. CFD-моделирование теплогидравлических характеристик равноразвитых теплообменных поверхностей // Современная наука. 2012. № 2. С. 23-29.
13. Цынаева А. А., Цынаева Е. А. Моделирование задач теплообмена и гидрогазодинамики с помощью свободного программного обеспечения // Вестник Ульяновского государственного технического университета. Ульяновск: Изд-во УлГТУ, 2014. № 4. С. 42-45.
14. Цынаева А. А., Цынаева Е. А., Школин Е. В. Интенсификация температурной стратификации турбулентных потоков за счет использования тепловых труб // Известия высших учебных заведений. Проблемы энергетики. 2013. № 3-4. С. 33-38.
15. <http://cfm.mace.manchester.ac.uk/twiki/bin/view/Aster/WebHome> (дата обращения: 25.12.2015).
16. <http://codesaturne.org/cms> (дата обращения: 21.12.2016).
17. Langley Research Center. Turbulence Modeling Resource [Электронный ресурс]. URL: <http://turbmodels.larc.nasa.gov/sst.html> (дата обращения: 25.12.2015).
18. SALOME Platform [Электронный ресурс]. URL: <http://www.salome-platform.org> (дата обращения: 21.12.2016).
19. Tsynaeva A. A. et al. Methods of Heat Transfer Intensification in the Thermal Stratification Pipe // Russian Aeronautics. 2013. № 4. P. 379-383.

RESEARCH OF INFLUENCE OF THE FORM OF FINS ON THE FLOW DYNAMICS AND THE CHANNEL RESISTANCE

Menyalkina Ekaterina Nikolaevna
Samara State Technical University
Menyalkina.k@yandex.ru

The article deals with influence of the form of fins on the flow dynamics and the channel resistance of the heat exchanger. The study was carried out by numerical modeling methods for the plane-parallel channel with geometrically similar fins of three different forms for various values of the Reynolds number. As a result of the research, dependence of the characteristic of hydraulic resistance of channels on the value of the Reynolds criterion was identified. The optimal form of channel fins, which can be used for further studies of heat exchange intensification, is determined.

Key words and phrases: intensification of heat transfer; hydraulic resistance; fins; numerical modeling; heat transfer equipment.

УДК 004.85

Технические науки

Предлагается нейросетевой модуль для анализа записи электроэнцефалограммы с использованием многослойной нейронной сети с нелинейными синаптическими входами. Рассматривается алгоритм агрегирования данных электроэнцефалограммы с использованием нейронных сетей Кохонена. Предложенный модуль позволяет обработать данные записи электроэнцефалограммы и классифицировать их при пробе «открыть – закрыть глаза».

Ключевые слова и фразы: нейронные сети; электроэнцефалограмма; алгоритм агрегирования; альфа-ритм; нейросетевой модуль.

Мусакулова Жылдыз Абдыманановна, к.т.н.

Международный университет Кыргызской Республики, г. Бишкек
mjyldyz@rambler.ru

НЕЙРОСЕТЕВОЙ АНАЛИЗ ДАННЫХ ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАММЫ

Развитие компьютерных технологий позволило сделать огромный шаг вперед при решении самых различных медицинских задач. Использование искусственных нейронных сетей позволяет решать сложно

формализуемые задачи, в которых не представляется возможным принять во внимание все реально доступные условия и точно выписать алгоритм нахождения ответа. Учитывая сложность алгоритмизации работы при составлении клинического заключения ЭЭГ (электроэнцефалограммы), оптимальным является использование аппарата искусственных нейронных сетей, так как нейронные сети обучаются на примерах, не требуют описания строго формализованной задачи, способны к обобщению и извлечению существенных данных из избыточной информации [4].

При анализе записи ЭЭГ нейрофизиолог в первую очередь определяет тип ЭЭГ, согласно классификации Е. А. Жирмунской и В. С. Лосева [2]. После определения класса ЭЭГ и описания основных характеристик ритмов осуществляется анализ записи ЭЭГ, проведенный при функциональных пробах. Одна из первых проб – это проба «открыть – закрыть глаза». В ходе записи ЭЭГ испытуемого просят открыть и закрыть глаза. Считается, что ответ на открывание глаз – это переход от состояния покоя к состоянию деятельности, который характеризует инертность процессов торможения [3]. Ответ на закрывание глаз – это переход от состояния деятельности к покою, характеризующий инертность процессов возбуждения [Там же].

Процесс визуального анализа ЭЭГ занимает длительное время, и, кроме того, результат зависит от уровня квалификации нейрофизиолога. Для повышения качества работы электроэнцефалографиста предлагается нейросетевой модуль, позволяющий выявить характерную реакцию на пробу «открыть – закрыть глаза».

Визуальный анализ процесса распространения альфа-ритма при пробе «открыть – закрыть глаза» четко не формализован, поэтому предлагается использовать аппарат нейронных сетей, в частности, нейросетевой модуль, позволяющий определить реакцию человека на пробу «открыть – закрыть глаза» при записи ЭЭГ. Так как запись ЭЭГ имеет много данных, то предлагаются предварительное агрегирование данных и последующее извлечение информационных признаков [5].

Агрегирование данных

Для агрегирования данных записи ЭЭГ и выделения основных информационных признаков распространения альфа-ритма был разработан алгоритм агрегирования данных (Рис. 1):

1. Получение записи ЭЭГ с помощью программного обеспечения «Нейрон-Спектр-5/S». Данные записи ЭЭГ хранятся в базе данных, при этом программа позволяет экспортировать обследование на твердотельные носители в формате «*.xml».

2. Конвертирование данных в «*.txt» формат. Для дальнейшей обработки данных ЭЭГ пациентов в программе файлы *.xml были конвертированы в txt-файл с помощью программного приложения, реализованного на Visual C++.

3. Извлечение записи ЭЭГ при пробе «открыть – закрыть глаза». Выбирается фрагмент записи ЭЭГ при соответствующей пробе регистрируемой ЭЭГ длительностью 30 сек.

4. Удаление артефактов ЭЭГ. При записи ЭЭГ могут регистрироваться электрические процессы, не свойственные изучаемому объекту или не составляющие цель исследования, называемые артефактами [3]. Для поиска и удаления артефактов в программе *MATLAB* реализован программный блок на основе *Automatic Artifact Removal (AAR)* для *EEGLab toolbox for MATLAB* [1]. Для удаления артефактов в программный блок был загружен txt-файл с данными пациентов, к которому была применена функция *autobss()*, которая, собственно, и удаляет артефакты. При этом в качестве аргументов в функцию *autobss()* передавалась матрица входных данных (запись ЭЭГ при пробе «открыть – закрыть глаза» в txt-формате). В результате работы функции *autobss()* был возвращен сигнал с удаленными артефактами в виде матрицы чисел.

5. Фильтрация данных ЭЭГ. При анализе ЭЭГ и составлении заключения нейрофизиологи большое внимание уделяют альфа-ритму (частотный диапазон составляет 8-14 Гц) [3]. Важным является определение времени и источника возникновения альфа-ритма и распространения его по всем отведениям головного мозга. Следовательно, для получения альфа-ритма важно производить частотную фильтрацию данных.

Для фильтрации данных был реализован программный блок на базе модуля *EEGLab toolbox for MATLAB*. В программный блок фильтрации данных передавались данные для фильтрации, а также были указаны частота дискретизации входных данных, нижняя и верхняя границы фильтрации. Данные были отфильтрованы с помощью функции *eegefilt()*, которая возвращает сигнал в виде матрицы чисел в альфа-диапазоне.

6. Выделение и сжатие информационных признаков. В результате предварительной обработки данных была получена матрица безартефактных сигналов $B(1)$ альфа-ритма фоновой записи ЭЭГ длительностью 30 сек.

$$B = \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & \dots & b_{1j} \\ b_{21} & b_{22} & \dots & b_{2j} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ b_{i1} & b_{i2} & \dots & b_{ij} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где i – количество отведений (отводящих электродов), $i=19$, j – количество дискретных электрических сигналов, $j=50000$ (так как частота дискретизации 500 Гц), b – электрический сигнал.

Но для обучения нейросетевого модуля полученные предварительные данные обладали избыточной информацией, что затрудняло процесс обучения нейронной сети. Следовательно, было целесообразно сжать данные и получить матрицу информационных признаков [4].

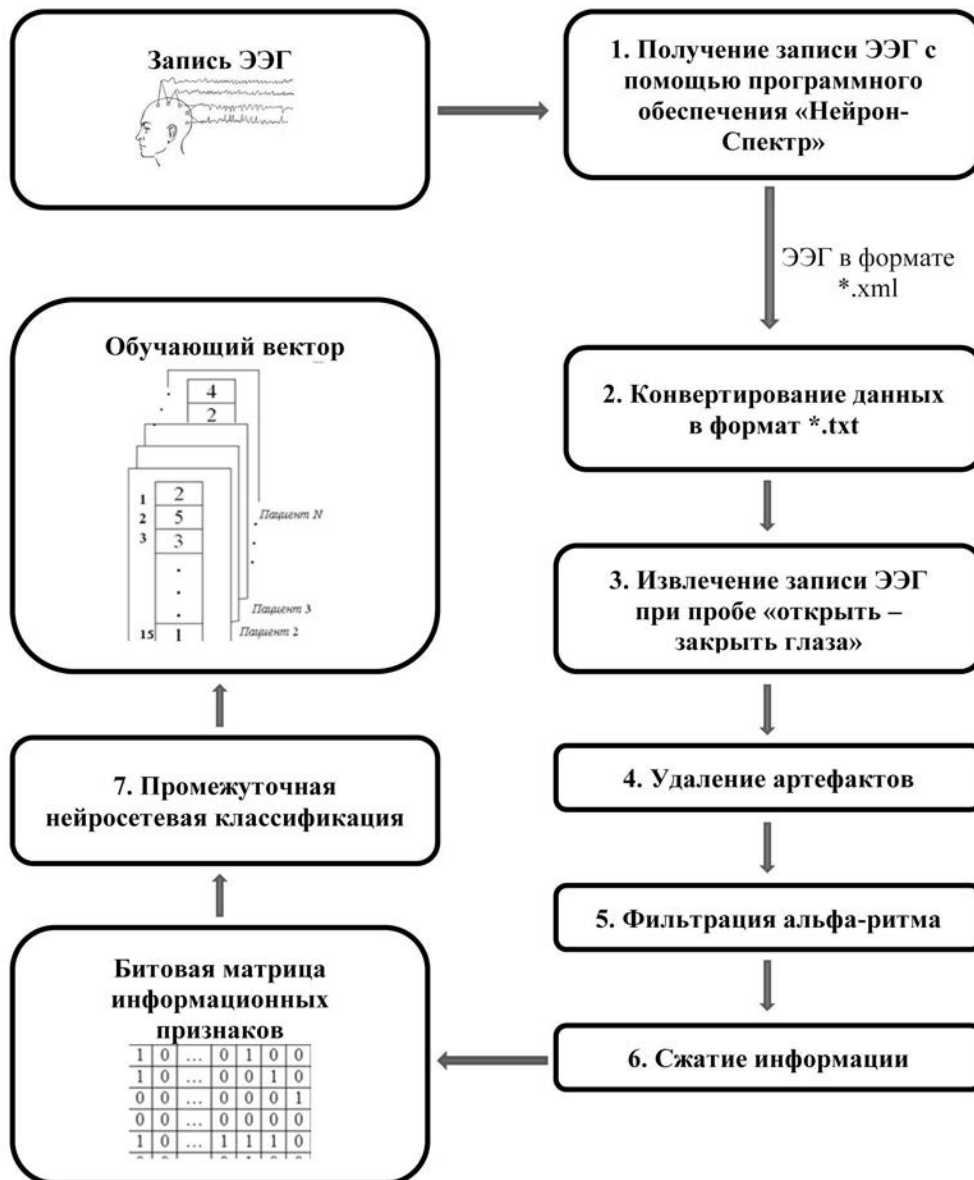


Рис. 1. Алгоритм агрегирования данных

Для создания матрицы информационных признаков, при согласовании с экспертом-нейрофизиологом, было принято решение выбрать из 19-ти отведений ЭЭГ 7 наиболее информативных, наиболее характерно отображающих процесс распространения альфа-ритма, такими отведениями являются FP1, FP2, O1, O2, FZ, T5, T6 [3].

Для агрегирования данных был разработан алгоритм проверки наличия в сигнале гармонических составляющих, в частности альфа-ритма. Для проверки присутствия альфа-ритма строки матрицы В (для отведений FP1, FP2, O1, O2, FZ, T5, T6) были разбиты на временные отрезки по 2 сек; так как частота дискретизации 500 Гц, соответственно, длина каждого отрезка составляла 1000 элементов, следовательно, общее количество отрезков равнялось 15. В каждом временном отрезке проверялось наличие альфа-ритма с помощью известного алгоритма быстрого преобразования Фурье. В программный блок Фурье-анализа передавались данные одного временного отрезка, и на выходе программного блока были получены шесть максимальных значений амплитуды входного сигнала на соответствующей частоте. Значение максимальной амплитуды сравнивалось с пороговым значением, если значение амплитуды превышало порог, значит, альфа-ритм присутствовал, и в новую матрицу информационных признаков записывалась 1, в обратном случае – 0. В результате преобразования сигнала было определено распределение альфа-ритма по отведениям и записано в битовую матрицу информационных признаков (2) размерностью $R \times Q$.

$$I = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 0 & \dots & 1 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & 1 & \dots & 0 \end{bmatrix}, \quad (2)$$

где 0 – альфа-ритм отсутствует, 1 – альфа-ритм присутствует.

Количество строк (отведений) в матрице (2) $R=7$, так как из 19-ти отведений были выбраны 7 наиболее информативных, количество столбцов (сигналов) матрицы $Q=15$, так как общий сигнал из 30 сек. был разбит на временные отрезки по 2 сек.

7. Промежуточная нейросетевая классификация. Учитывая большую размерность матрицы информационных признаков (2), для повышения качества обработки данных введен промежуточный этап нейросетевой классификации. Для каждого столбца матрицы I создана своя нейронная сеть Кохонена [1]. В результате были созданы 15 нейронных сетей – для каждого столбца в битовой карте (матрица I) распределения альфаритма. Для первой нейронной сети были вырезаны все первые столбцы матрицы, для второй нейронной сети – все вторые столбцы матрицы и т.д. Вырезанные столбцы образовали обучающее множество для нейронных сетей. Затем все 15 нейронных сетей были обучены на своих обучающих множествах.

Каждая нейронная сеть Кохонена имеет следующие характеристики:

- количество нейронов: 5;
- количество входов: 7;
- количество выходов: 1;
- количество эпох обучения: 10;
- выход нейронной сети: в диапазоне от 1 до 5.

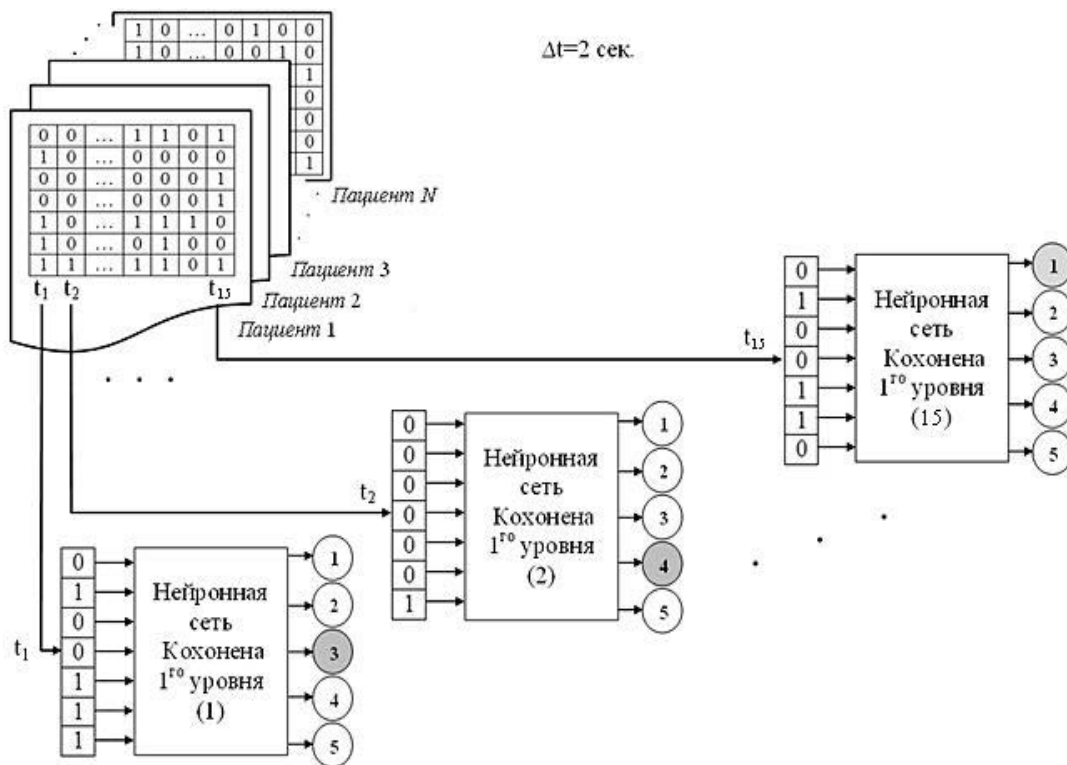


Рис. 2. Промежуточная нейросетевая классификация

После обработки всех столбцов с помощью нейронных сетей 1-го уровня для каждого пациента был создан вектор из 15-ти значений в диапазоне от 1 до 5. Совокупность полученных векторов была сохранена в файле и представляла собой обучающее множество для нейросетевого модуля.

Обучение нейросетевого модуля

Для обучения нейросетевого модуля была сформирована база данных обучающего множества, созданная в результате предварительной обработки и агрегирования данных ЭЭГ.

Для определения реакции на пробу «открыть – закрыть глаза» при записи ЭЭГ была реализована многослойная нейронная сеть с нелинейными синаптическими входами [6].

На вход нейросетевого модуля в режиме обучения подаются данные из базы данных заключений эксперта и данные из базы данных обучающего множества.

Нейросетевому модулю представляет собой четырехслойную нейронную сеть с 15 входами и 1 выходом. В качестве алгоритма обучения был выбран алгоритм обратного распространения ошибки для нейронных сетей с нелинейными синаптическими входами [Там же] (Рис. 3).

Для оценки качества обучения нейросетевого модуля было произведено тестирование на основе данных, не входящих в обучающее множество. В качестве тестовой выборки были выбраны ЭЭГ 9 пациентов, обработаны с помощью алгоритма агрегирования данных и переданы в нейросетевому модулю. Для определения достоверности классификации результаты классификации были сопоставлены с заключениями ЭЭГ эксперта-нейрофизиолога.

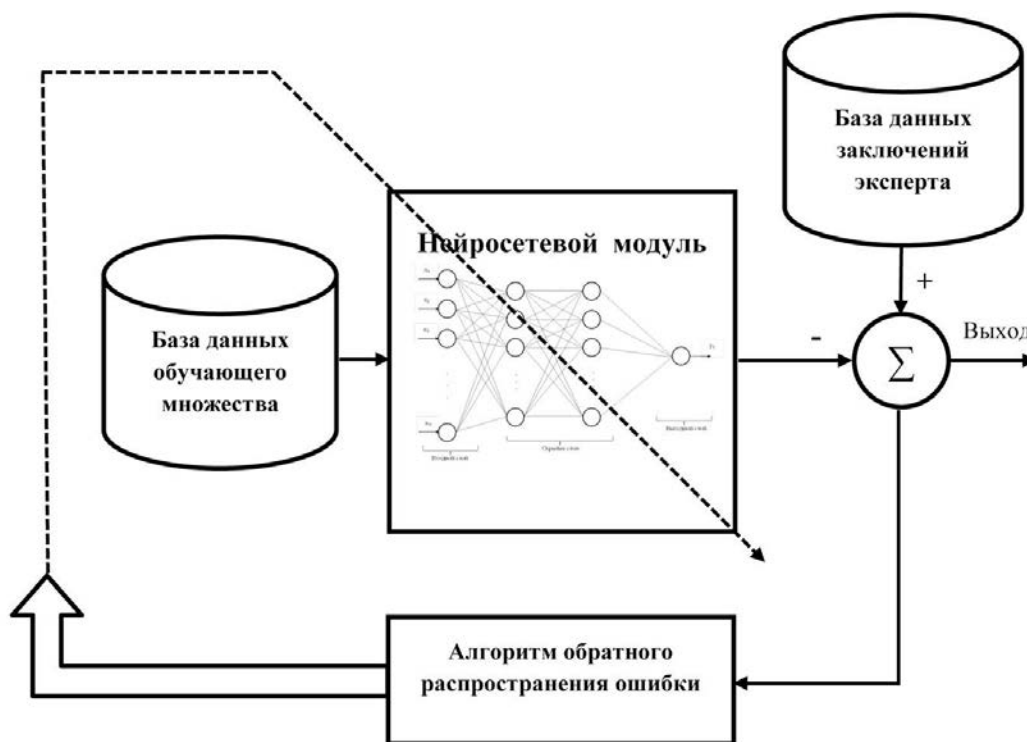


Рис. 3. Обучение нейросетевого модуля

Выводы. Таким образом, предлагаемый нейросетевой модуль с использованием нейронной сети с нелинейными синаптическими входами позволяет обработать данные ЭЭГ при пробе «открыть – закрыть глаза». Оценка качества построенного нейросетевого модуля при тестовой выборке показала, что вероятность успешной работы составляет примерно 89%.

Список источников

1. Бодянский Е. В. Искусственные нейронные сети: архитектура, обучение, применение. Харьков: ТЕЛЕТЕХ, 2004. 372 с.
2. Жирмунская Е. А., Лосев В. С. Системы описания и классификация электроэнцефалограмм человека. М.: Наука, 1984. 78 с.
3. Зенков Л. Р. Клиническая электроэнцефалография (с элементами эпилептологии): руководство для врачей. 5-е изд. М.: МЕДпрессинформ, 2012. 356 с.
4. Миркин Е. Л., Мусакулова Ж. А. Искусственные нейронные сети в задаче классификации ЭЭГ (электроэнцефалограмм головного мозга). Saarbrücken: LAMBERT Academic Publishing, 2015. 104 с.
5. Миркин Е. Л., Мусакулова Ж. А., Шмоор Я. А. Использование нейросетевых технологий в задаче классификации электроэнцефалограмм человека // Проблемы автоматки и управления. Бишкек, 2013. № 1. С. 74-83.
6. Мусакулова Ж. А. Обучение многослойной нейронной сети с нелинейным сигмоидальным входом // Новый университет. Серия «Технические науки». 2012. № 3 (9). С. 38-44.

NEURONET DATA ANALYSIS OF ELECTROENCEPHALOGRAM

Musakulova Zhyldyz Abdymanapovna, Ph. D. in Technical Sciences
 International University of the Kyrgyz Republic in Bishkek
 mjyldyz@rambler.ru

A neuronet module is suggested for analyzing recording of the electroencephalogram using a multilayer neural network with nonlinear synaptic outputs. An algorithm for aggregating data of the electroencephalogram using Kohonen neural networks is considered. The proposed module allows processing data of the electroencephalogram record and classifying them at the “open/close eyes” test.

Key words and phrases: neural networks; electroencephalogram; algorithm of aggregation; alpha-rhythm; neuronet module.