

14

## Диагностика состояний нейронного ансамбля головного мозга по записям магнитоэнцефалограмм с привлечением искусственных нейронных сетей

© Н.С. Фролов<sup>1</sup>, А.Н. Писарчик<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup> Саратовский государственный технический университет  
им. Гагарина Ю.А., Саратов, Россия

<sup>2</sup> Center for Biomedical Technology, Technical University of Madrid, Campus  
Montegancedo,  
Pozuelo de Alarcon, Madrid, Spain  
E-mail: phrolovns@gmail.com

Поступило в Редакцию 19 октября 2017 г.

Предложен метод диагностики состояний головного мозга человека по записям магнитоэнцефалограмм с применением аппарата искусственных нейронных сетей. Показано, что данный подход позволяет классифицировать различные состояния головного мозга при принятии решений, связанных с восприятием человеком визуальных стимулов.

DOI: 10.21883/PJTF.2018.10.46102.17089

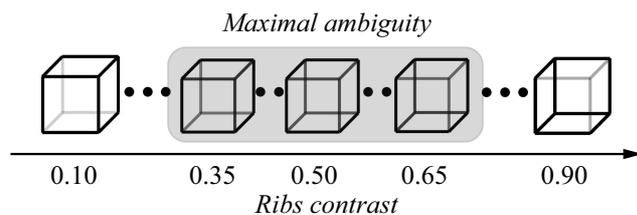
Искусственные нейронные сети (ИНС) представляют собой эффективный математический инструмент для анализа и расшифровки активности головного мозга [1]. Во многих работах сообщалось о применении ИНС для изучения особенностей функционирования головного мозга по функциональной магниторезонансной томографии [2], электроэнцефалографии [3], магнитоэнцефалографии (МЭГ) [4] и другим нейрофизиологическим данным [5].

Перспективы применения ИНС в нейронауке связаны в первую очередь с созданием вычислительной базы для современных интерфейсов мозг-компьютер [6] (англ. brain–computer interface, BCI). С этих позиций ИНС применялись для классификации паттернов моторной активности, диагностики психиатрических расстройств и патологической активности мозга [7–9]. В этом случае хорошо обученная ИНС

способна с высокой точностью распознавать ярко выраженные и хорошо воспроизводимые паттерны колебательной активности нейронного ансамбля головного мозга. Наряду с этим большой интерес вызывает применение ИНС в тех случаях, когда головной мозг демонстрирует перемежающиеся переключения между определенными устойчивыми состояниями или пребывает в некотором промежуточном состоянии между ними. Подобная динамика является типичной во время когнитивных процессов, например процессов восприятия внешних стимулов и принятия решения [10]. В связи с этим возникают вопросы, можно ли научить ИНС распознавать различные состояния мозга в процессе принятия решения и какие особенности работы мозга можно с их помощью выделить. Ответы на эти вопросы важны как для понимания фундаментальных процессов когнитивной деятельности человека, так и с точки зрения практического использования методов искусственного интеллекта для разработки новых человеко-машинных систем, способных повысить эффективность работы головного мозга во время когнитивной активности.

В соответствии с отмеченным в настоящей работе проведена диагностика состояний нейронного ансамбля головного мозга в процессе принятия решений с использованием ИНС. С этой целью нами была подобрана оптимальная архитектура ИНС и обработаны записи многоканальной МЭГ, полученные в результате экспериментов по восприятию и последующей интерпретации неоднозначного визуального стимула. Следует оговориться, что под неоднозначным (мультистабильным) визуальным стимулом мы понимаем изображение, которое имеет несколько интерпретаций.

В качестве неоднозначного стимула в работе был использован куб Неккера [11], часто задействованный в теоретических и экспериментальных работах по исследованию визуального восприятия [12–14]. Куб Неккера является классическим примером бистабильного изображения, здесь плоское изображение представляет собой суперпозицию проекций лево- и правоориентированного объемного куба. При этом максимальный контраст видимых граней соответствует практически однозначной интерпретации человеком ориентации куба, в то время как при низком контрасте граней восприятие ориентации куба становится неоднозначным (рис. 1). Таким образом, контраст граней выступает в роли управляющего параметра, меняя который, мы варьируем степень неоднозначности визуального стимула. Обозначим этот параметр как  $I$



**Рис. 1.** Изображения бистабильного куба Неккера, предъявляемого испытуемым в ходе эксперимента, в зависимости от контраста видимых граней  $I$ . Изображения с  $I < 0.5$  обычно интерпретируются как левоориентированные, а изображения с  $I > 0.5$  обычно интерпретируются как правоориентированные.

и будем иметь в виду, что  $I$  может принимать любые значения от 0 до 1, где 0 соответствует проекции левоориентированного куба, 1 — проекции правоориентированного куба, а 0.5 — изображению куба Неккера с максимальной степенью неоднозначности. Заметим, что характерной особенностью при восприятии неоднозначного куба Неккера является частое переключение интерпретации его изображения. Это может быть ассоциировано с переключением между двумя состояниями активности нейронной сети головного мозга. В связи с этим представляется интересным выявление различных сосуществующих состояний работы головного мозга и переключений между ними.

Исследования, проведенные в рамках настоящей работы, были разделены на два этапа. Первый этап представлял собой экспериментальные работы по регистрации активности головного мозга в процессе восприятия неоднозначного визуального стимула с участием пяти здоровых добровольцев: мужчин и женщин в возрасте от 26 до 30 лет. Регистрация активности нейронного ансамбля коры головного мозга осуществлялась с помощью магнитоэнцефалографа „Vector View 306 Channel“ (Elekta AB, Швеция), который содержит 102 магнитометра и 204 планарных градиометра (306 каналов) и записывает сигнал МЭГ с частотой дискретизации 1000 Hz. Отметим, что экспериментальные исследования проводились в соответствии с Хельсинкской декларацией Всемирной медицинской ассоциации. В ходе одной сессии эксперимента каждому испытуемому предъявлялся набор из 15 визуальных стимулов, для которых величина параметра  $I$  случайно выбиралась из набора  $I = (0.1, 0.15, 0.3, 0.4, 0.47, 0.48, 0.49, 0.5, 0.51, 0.52, 0.53, 0.6, 0.7,$

0.85, 0.9). Длительность предъявления одного визуального стимула тоже выбиралась случайным образом в диапазоне 0.8–1.2 s. Полный цикл эксперимента с каждым испытуемым состоял из 15 сессий и длился примерно 25 min. Затем исходные сигналы были отфильтрованы в полосе от 5 до 30 Hz для удаления низкочастотных артефактов и высокочастотных шумов. Оставшиеся нежелательные артефакты, связанные с сердцебиением, дыханием, движением глаз и морганием, были удалены с помощью метода временного разделения пространства сигналов (англ. temporal extended signal-space separation method, tSSS-method), предложенного в работе [15].

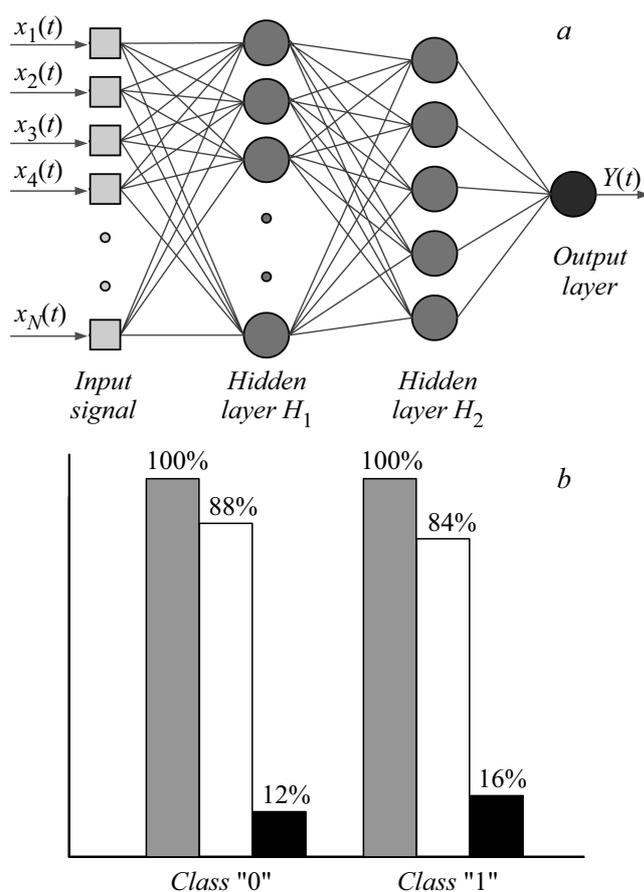
После проведения эксперимента и накопления базы экспериментальных данных начинался второй этап работ, связанный непосредственно с классификацией состояний нейронной сети головного мозга по данным МЭГ с помощью аппарата искусственных нейронных сетей. В настоящей работе мы применили наиболее широко используемую архитектуру искусственной нейронной сети для классификации и распознавания образов — многослойный персептрон [16]. Многослойный персептрон имеет сравнительно простую архитектуру и представляет собой нейронную сеть прямого распространения, где информационный сигнал  $\mathbf{X}$ , подаваемый на входной слой, последовательно распространяется по слоям нейронной сети к выходному слою, где формируется выходной сигнал  $Y$ .

Отметим, что в данной работе мы описываем мгновенное состояние головного мозга (событие) в момент времени  $t_j$  с помощью  $N$ -мерного вектора

$$\mathbf{X}^j = (x_1(t_j), x_2(t_j), \dots, x_N(t_j))^T,$$

который содержит значения сигналов с  $N$  каналов МЭГ в момент времени  $t_j$ . Заметим, что размерность вектора  $N = 102$ , поскольку наиболее информативный сигнал содержится в 102 каналах МЭГ, соответствующих магнитометрам.

Архитектура многослойной нейронной сети в виде многослойного персептрона, использованной в настоящей работе, приведена на рис. 2, а. Поскольку в рамках поставленной задачи нам необходимо классифицировать только два класса состояний головного мозга, соответствующих восприятию левоориентированной проекции куба (состояние „0“) и правоориентированной проекции куба (состояние „1“),



**Рис. 2.** *a* — структура ИНС прямого распространения в виде многослойного персептрона. Сеть имеет  $N = 102$  входа в соответствии с количеством интересующих нас информационных каналов МЭГ, два скрытых слоя (15 и 5 нейронов соответственно) и выходной слой, содержащий один нейрон. *b* — результаты обучения и тестирования нейронной сети: серый столбец отражает количество правильно классифицированных событий в ходе обучения, белый и черный столбцы — количество верно и неверно классифицированных событий в ходе тестирования. Среднеквадратичная ошибка классификации на этапе обучения принимала значение порядка  $10^{-5}$ .

выходной слой состоит из одного нейрона, формирующего выходной сигнал  $Y$ .

Каждый слой ИНС обрабатывает поступающий на его вход информационный сигнал  $\mathbf{x}$  в соответствии со следующим выражением:

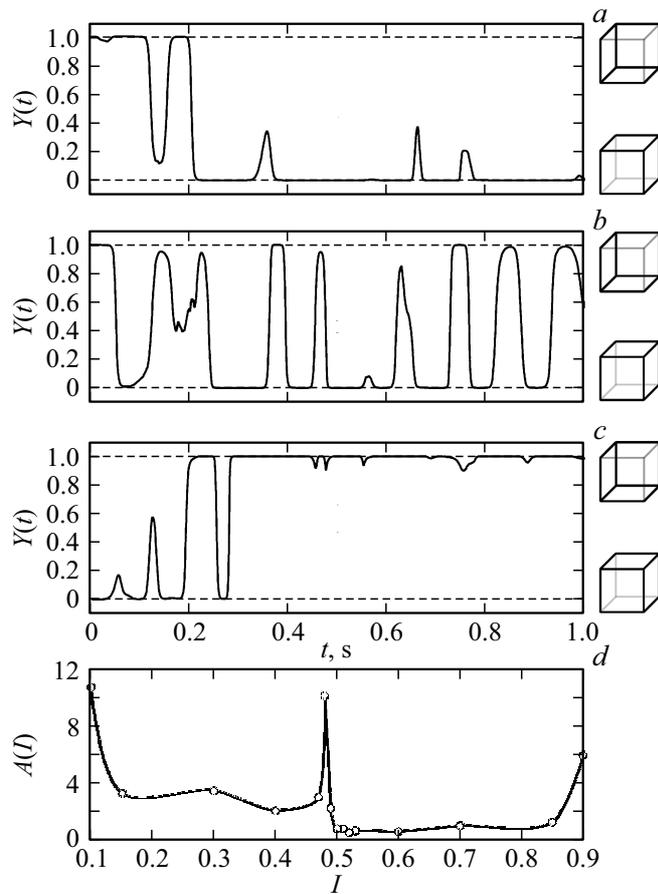
$$\mathbf{u} = f(\mathbf{W}\mathbf{x} + \mathbf{b}),$$

где  $\mathbf{u}$  — выходной вектор,  $\mathbf{x}$  — входной вектор,  $\mathbf{W}$  — матрица весов связей между элементами входа и нейронами слоя,  $\mathbf{b}$  — вектор весов смещения,  $f(x)$  — логистическая активационная функция нейрона, определяемая как

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}.$$

Обучение ИНС для классификации состояний нейронного ансамбля коры головного мозга проводилось за счет оптимизации весов связей и весов смещения в ходе минимизации среднеквадратичной ошибки с использованием алгоритма Левенберга–Марквардта [16]. Для обучения была подготовлена обучающая выборка, в которую вошли отрезки 20 МЭГ-сигналов длительностью 0.5 s, соответствующих восприятию кубов Неккера с ярко выраженной левой и правой ориентацией ( $I = 0.1$  и  $0.9$  соответственно). В выборку для тестирования ИНС вошли оставшиеся 10 записей МЭГ. С учетом разрешения записи сигнала на МЭГ-установке в обучающую выборку вошли  $10^4$  событий, а в тестовую выборку —  $5 \cdot 10^3$  событий. Обучение и последующая проверка ИНС показали, что точность классификации в среднем составляет 86% (рис. 2, *b*).

Результаты применения хорошо обученной ИНС для классификации состояний нейронного ансамбля коры головного мозга по записям МЭГ при восприятии бистабильного куба Неккера приведены на рис. 3. Здесь показаны типичные результаты отклика ИНС  $Y(t)$  при предъявлении ей отрезков сигналов МЭГ длительностью 1 s  $\mathbf{X}(t)$  после демонстрации испытуемому бистабильных визуальных стимулов разной степени неоднозначности. Видно, что в случае демонстрации достаточно очевидных изображений куба Неккера (рис. 3, *a, c*) нейронный ансамбль головного мозга испытуемого сходится к устойчивому восприятию визуального стимула после завершения короткого переходного процесса длительностью 0.2–0.3 s. При этом видно, что устойчивое восприятие соответствует интерпретации куба Неккера, ассоциированной с более



**Рис. 3.** Отклик обученной многослойной ИНС на предъявление отрезков МЭГ длительностью 1 с после предъявления неоднозначного куба Неккера со значениями контраста видимых граней  $I = 0.1$  (a),  $0.5$  (b),  $0.9$  (c). d — зависимость величины  $A(I)$ , усредненной по всем сессиям эксперимента.

выраженными гранями: состояние „0“ в случае  $I = 0.1$  и состояние „1“ в случае  $I = 0.9$ . В то же время при предъявлении визуального стимула с максимальной степенью неоднозначности наблюдаются частые переключения между состояниями головного мозга, отвечающими разным восприятиям бистабильного визуального стимула.

Также была проведена оценка способности испытуемого интерпретировать ориентацию куба Неккера по более выраженным граням (рис. 3, *d*). Для этого была введена мера  $A$ , определяемая как

$$A(I) = \begin{cases} N_0(I)/N_1(I), & I < 0.5, \\ N_1(I)/N_0(I), & I \geq 0.5, \end{cases}$$

где  $N_0(I)$  — количество состояний мозга, классифицированных ИНС как „0“, а  $N_1(I)$  — количество состояний мозга, классифицированных ИНС как „1“. Здесь  $N_0(I)$  и  $N_1(I)$  усреднены по сессиям эксперимента. Видно, что испытуемый способен четко интерпретировать визуальный стимул с ярко выраженными гранями, при этом испытуемый с большей вероятностью интерпретирует представляемые изображения как левоориентированные. Важно отметить присутствие центрального максимума в характеристике  $A(I)$  при  $I = 0.48$ . Смещение максимума влево от центра может быть вызвано особенностями визуального восприятия у людей, читающих слева направо [17]. При таком восприятии левосторонний куб задает начальные условия и поэтому доминирует. Другой механизм такого поведения, который также нельзя исключать, — влияние ведущего глаза [18]. Возможно, доминирующий левый глаз увеличивает вероятность левосторонней интерпретации. Окончательное выявление механизмов такого поведения требует дальнейшего исследования.

Таким образом, в работе проведена диагностика состояний нейронного ансамбля головного мозга в процессе восприятия бистабильного визуального стимула в виде куба Неккера с использованием ИНС. Было показано, что ИНС могут быть успешно применены для классификации состояний головного мозга, соответствующих разным интерпретациям бистабильного изображения. Кроме того, обнаружен переход к устойчивому состоянию нейронного ансамбля при восприятии кубов Неккера с четко выраженными гранями, в то время как при наблюдении неоднозначных изображений нейронная сеть головного мозга демонстрировала регулярные переключения между двумя состояниями. Полученные

результаты и предложенные подходы представляют интерес как для дальнейших фундаментальных исследований механизмов человеческого восприятия, так и для практической реализации описанных методов в виде новых систем мозг–компьютер, развивающих когнитивные способности человека.

Обработка данных и классификация состояний головного мозга выполнены при поддержке РФФИ (грант 17-72-30003). Эксперименты с использованием магнитоэнцефалографа проведены при поддержке Министерства экономики и конкурентоспособности Испании в рамках проекта SAF2016-80240.

## Список литературы

- [1] *Lee M., Bressler S., Kozma R.* // *Neural Networks*. 2017. V. 92. P. 1–2.
- [2] *Misaki M., Miyauchi S.* // *Neuroimage*. 2006. V. 29. N 2. P. 396–408.
- [3] *Guo L., Rivero D., Pazos A.* // *J. Neurosci. Meth.* 2010. V. 193. N 1. P. 156–163.
- [4] *Jun S.C., Pearlmutter B.A.* // *Human Brain Mapping*. 2005. V. 24. N 1. P. 21–34.
- [5] *Emoto T., Abeyratne U.R., Chen Y., Kawata I., Akutagawa M., Kinouchi Y.* // *Physiol. Measurement*. 2012. V. 33. N 10. P. 1675–1690.
- [6] *Ghazaei G., Alameer A., Degenaar P., Morgan G., Nazarpour K.* // *J. Neural Eng.* 2017. V. 14. N 3. P. 036025.
- [7] *Alomari M.H., Samaha A., AlKamha K.* // *J. Adv. Comput. Sci. Appl.* 2013. V. 4. N 6. P. 207–212.
- [8] *Fergus P., Hignett D., Hussain A., Al-Jumeily D., Abdel-Aziz K.* // *Biomed. Res. Int.* 2015. V. 2015. P. 986736.
- [9] *Grossi E., Veggo F., Narzisi A., Compare A., Muraletti F.* // *Pediatr. Res.* 2016. V. 79. N 2. P. 339–347.
- [10] *Paulus M.P., Hozack N., Zauscher B., McDowell J.E., Frank L., Brown G.G., Braff D.L.* // *Neuroimage*. 2001. V. 13. N 1. P. 91–100.
- [11] *Necker L.A.* // *Phil. Mag. Ser. 3*. 1832. V. 1. N 5. P. 329–337.
- [12] *Mathes B., Strüber D., Stadler M.A., Basar-Eroglu C.* // *Neurosci. Lett.* 2006. V. 402. N 1-2. P. 145–149.
- [13] *Pisarchik A.N., Jaimes-Reátegui R., Magallón-García C.A., Castillo-Morales C.O.* // *Biol. Cybernet.* 2014. V. 108. N 4. P. 397–404.
- [14] *Runnova A.E., Hramov A.E., Grubov V.V., Koronovskii A.A., Kurovskaya M.K., Pisarchik A.N.* // *Chaos, Solit. Fract.* 2016. V. 93. P. 201–206.

- [15] *Taulu S., Hari R.* // Human Brain Mapping. 2009. V. 30. N 5. P. 1524–1534.
- [16] *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс. 2-е изд. М.: Изд. дом „Вильямс“, 2008. 1104 с.
- [17] *Март А.Р., Оно Н., Барбеито Р.* // Attention Percep. Psychophys. 2003. V. 65. N 2. P. 310–317.
- [18] *Chokron S., De Agostini M.* // Cognitive Brain Res. 1995. V. 3. N 1. P. 51–58.