

DOI: <https://doi.org/10.17816/gc623517>

Нейрофизиологические характеристики выполнения творческих заданий и некоторые подходы к различению этапов/состояний творческой деятельности по характеристикам ЭЭГ/ВП-сигналов

Н.В. Шемякина*, Ж.В. Нагорнова

Институт эволюционной физиологии и биохимии им. И.М. Сеченова Российской академии наук, Санкт-Петербург, Российская Федерация

АННОТАЦИЯ

В работе представлены результаты исследования нейрофизиологических характеристик выполнения вербальных и невербальных творческих задач, а также сравнительный анализ некоторых подходов к классификации временных рядов и частотно-временных карт ЭЭГ-сигнала на основе непрерывного вейвлет-преобразования.

В исследованиях приняли участие несколько групп испытуемых, выполнявших разные творческие задачи одновременно с регистрацией ЭЭГ или вызванных потенциалов (ВП): придумывание оригинальных окончаний к известным пословицам «ПОСЛОВИЦЫ» [1–3] (парадигма ВП), придумывание сюжета по картинке «РАССКАЗ» [4] (здесь и далее — непрерывная деятельность при смене состояний); завершение эскизов (тест Торренса) «ЭСКИЗЫ», свободное художественное творчество профессионального художника «эскизирование, холст, смотр и другая деятельность» [5].

Показано, что поиск оригинального окончания в сравнении с контрольной задачей — «вспомнить окончание пословицы» — характеризуется большими значениями мощности 8–9 Гц в правой лобной и левой теменной областях коры. Придумывание рассказа по картинке по сравнению с задачей «описания картинке» также характеризовалось большим процентом отдельных частот альфа-диапазона в структуре ЭЭГ. В условиях свободного эскизирования выявлен более высокий процент тета- (5–6 Гц) и альфа-частот (12–13 Гц) в лобных и теменных зонах коры художника в сравнении с контрольной задачей рисования заданных линий.

Помимо анализа ЭЭГ/ВП-характеристик при выполнении творческих заданий ставилась задача исследовать возможность наиболее точной классификации состояний творческой деятельности для дальнейшей разработки машинного алгоритма различения стадий/состояний творческого процесса по характеристикам ЭЭГ/ВП.

В работе использовали инструменты «линейной» классификации временных рядов («сырого сигнала») в референтном монтаже и при преобразовании к источнику тока (CSD). Для классификации «временных рядов» непрерывные ЭЭГ разделяли на фрагменты по 2 с, а для классификации ВП использовали интервалы 1500 мс после предъявления стимула. Данные ЭЭГ/ВП также представляли в виде частотно-временных карт на основе расчёта непрерывного вейвлет-преобразования (Морле) для частот от 3 до 30 Гц. Каждое изображение генерировалось для интервала 4 с с шагом 100 мс (для непрерывных записей ЭЭГ) или для интервала 1500 мс после предъявления стимула (для ВП) и состояло из частотно-временных карт зон интереса: лобного (Fz) и теменного (Pz) отведений. Далее изображения частотно-временных карт классифицировали при помощи модифицированной свёрточной нейронной сети (47 слоёв на основе архитектуры SqueezeNet). Для всех процедур классификации ЭЭГ-сигналов использовали опции программного пакета Classifier learning и Deep Network Designer в среде MATLAB. Во всех случаях обучающие и тестовые выборки не пересекались и представляли соотношение 80:20%.

При распознавании состояний использовали модели творческих задач «РАССКАЗ» — 4 класса состояний (описание картинки, придумывание сюжета, продолжение придумывания сюжета, фон с открытыми глазами) — с лучшим результатом 53,4% для SqueezeNet.

При распознавании стадий творческой деятельности «СВОБОДНОЕ ХУДОЖЕСТВЕННОЕ ТВОРЧЕСТВО» использовали 3 состояния профессионального художника для классификации (фон с открытыми глазами, живопись по холсту, просмотр и оценка работы по холсту). Классифицировали также 3 состояния (фон с открытыми глазами, творческое рисование в тесте Торренса, рисование заданных объектов) в модели выполнения классического творческого задания на невербальную креативность «ЭСКИЗЫ».

В первом случае свободного рисования и оценки произведения точность классификации временных рядов составила 86.9 при CSD преобразовании для Kernel Naive Bayes. Во втором случае точность разделения состояний фона и творческого/нетворческого рисования составила 66.9% при использовании классификатора на основе машины

Рукопись получена: 15.05.2023

Рукопись одобрена: 26.11.2023

Опубликована online: 20.01.2024

опорных векторов (Гауссовская радиальная базисная функция (SVM fine Gaussian)). Использование для классификации частотно-временных карт и свёрточной нейронной сети приводило к повышению точности классификации до 98,% в первом случае и до 96,5% — во втором.

В исследованиях в парадигме вызванных потенциалов (модель «ПОСЛОВИЦЫ») для классификации использовали подход single-trial для трёх состояний: нахождение собственного «нового» окончания общеизвестной поговорки, нахождение смыслового синонима окончания и вспоминание исходного окончания поговорки. Классификацию проводили для каждого участника (15 человек) индивидуально. У всех результаты при помощи линейного дискриминантного анализа были выше порога случайного распознавания (минимум — 37,8%, максимум — 58,5%, в среднем по группе — $46\pm 6\%$).

Так как в модели «ПОСЛОВИЦЫ» каждое задание содержало не более 100 проб, возможность получить достаточную выборку образцов частотно-временных карт для обучения свёрточной нейронной сети отсутствовала, была предпринята попытка формирования обучающей выборки с использованием образцов изображений всех испытуемых (922 образца для нахождения собственного варианта ответа, 1102 — для нахождения синонима и 1180 — для вспоминания окончания). В этом случае, классификация общей по группе выборки образцов не превышала случайного порога (36%), что, по всей видимости, связано с межсубъектной вариабельностью данных.

На данный момент использование свёрточных нейронных сетей показало сравнительно лучший результат для классификации «непрерывных», длительных состояний творческой деятельности, в то время как оценка быстрых «переходных» процессов более эффективна при классификации «временных рядов».

Ключевые слова: вербальная творческая деятельность; художественное творчество; временные ряды; частотно-временные карты; ЭЭГ; ВП; CSD; SqueezeNet; классификация состояний.

Как цитировать:

Шемякина Н.В., Нагорнова Ж.В. Нейрофизиологические характеристики выполнения творческих заданий и некоторые подходы к различению этапов/состояний творческой деятельности по характеристикам ЭЭГ/ВП-сигналов // Гены и клетки. 2023. Т. 18, № 4. С. 882–885. DOI: <https://doi.org/10.17816/gc623517>

ДОПОЛНИТЕЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИЯ

Вклад авторов. Все авторы подтверждают соответствие своего авторства международным критериям ICMJE (все авторы внесли существенный вклад в разработку концепции, проведение исследования и подготовку статьи, прочли и одобрили финальную версию перед публикацией).

Источник финансирования. Работа поддержана Российского научного фонда 22-28-02073.

Конфликт интересов. Авторы декларируют отсутствие явных и потенциальных конфликтов интересов, связанных с публикацией настоящей статьи.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Bechtereva N.P., Danko S.G., Medvedev S.V. Current methodology and methods in psychophysiological studies of creative thinking // *Methods*. 2007. Vol. 42, N 1. P. 100–108. doi: 10.1016/j.jymeth.2007.01.009
2. Shemyakina N.V., Danko S.G., Nagornova Zh.V., et al. Changes in the power and coherence spectra of the eeg rhythmic components during solution of a verbal creative task of overcoming a stereotype // *Fiziol Cheloveka*. 2007;33(5):14–21.
3. Shemyakina N.V., Nagornova Z.V. Does the instruction “Be original and create” actually affect the eeg correlates of performing creative tasks? // *Hum Physiol*. 2020. Vol. 46. P. 587–596. doi: 10.1134/S0362119720060092
4. Shemyakina N.V., Nagornova Zh.V. EEG “signs” of verbal creative task fulfillment with and without overcoming self-induced stereotypes // *Behav Sci (Basel)*. 2019. Vol. 10, N 1. P. 17. doi: 10.3390/bs10010017
5. Shemyakina N.V., Potapov Y.G., Nagornova Zh.V. Dynamics of the EEG frequency structure during sketching in ecological conditions and non-verbal tasks fulfillment by a professional artist: case study // *Human Physiology*. 2022. Vol. 48. P. 506–515. doi: 10.1134/S0362119722700050

КОНТАКТНАЯ ИНФОРМАЦИЯ

* Н.В. Шемякина; адрес: Российская Федерация, 194223, Санкт-Петербург, пр-т Тореза, д. 44; e-mail: shemyakina_n@mail.ru

DOI: <https://doi.org/10.17816/gc623517>

Neurophysiology of creativity and machine learning applications for creative process' stages differentiation through assessment of EEG/VP signals

N.V. Shemyakina*, Zh.V. Nagornova

Sechenov Institute of Evolutionary Physiology and Biochemistry of the Russian Academy of Sciences, Saint Petersburg, Russian Federation

ABSTRACT

The study presents the findings of investigations into the neurophysiological characteristics of verbal and nonverbal (artistic) creativity, alongside a comparative analysis of various approaches to classifying time series and time-frequency maps (using continuous wavelet transformation) for EEG signals.

The studies included various groups of subjects who completed different creative tasks while undergoing EEG or ERP registrations. These tasks included creating unique endings to familiar proverbs using the ERP paradigm [1–3], developing a plot based on a provided image called Story [4] (referred to as continuous activity during changing states), completing sketches using the Torrence test called Sketches, and creating freeform artistic drawings on canvas and receiving feedback from a professional artist, referred to as sketching, canvas, review, etc. [5].

It was demonstrated that searching for the original ending, in contrast to the control task of recalling the ending of the proverb, led to increased power values of 8–9 Hz in the right frontal and left parietal regions of the cortex. Additionally, inventing a story based on a picture, as opposed to simply describing the picture, was associated with a higher percentage of individual alpha frequencies in the EEG structure. Under the conditions of unconstrained sketching, a greater proportion of theta (5–6 Hz) and alpha frequencies (12–13 Hz) in the frontal and parietal regions of the artist's cortex were discovered in contrast to the control task of drawing lines.

The study aimed to explore the potential of accurately classifying states of creative activity by analyzing EEG/ERP characteristics during creative tasks. This will further aid the development of a machine learning algorithm that distinguishes stages/states of the creative process through EEG/ERP characteristics.

Linear classification was used for the time series (raw signal) in both reference values and conversion to current source density (CSD). Continuous EEGs were divided into 2-second fragments for the classification of time series, and 1500 ms intervals were used for the classification of ERPs after stimulus presentation. In addition, the EEG/ERP data was presented as time-frequency maps, calculated using the continuous wavelet transform (Morlet) for frequencies ranging from 3 to 30 Hz. Each image was generated for a 4-second interval with increments of 100 milliseconds (for continuous EEG recordings) or for a 1500-millisecond interval after presentation of the stimulus (for evoked potentials). These images consisted of time-frequency maps of zones of interest, specifically the frontal (Fz) and parietal (Pz) leads. The time-frequency map images were classified using a modified convolutional neural network with 47 layers based on the SqueezeNet architecture. EEG classification procedures were carried out using the Classifier learning and Deep Network Designer software package options in the Matlab environment. The training and test samples never overlapped and were proportioned 80:20%.

When classifying states for the Story creative task model, four categories were used: describing an image, creating a plot, advancing a plot, and a background with eyes open. SqueezeNet yielded the highest accuracy rate of 53.4%.

When classifying the stages of Free Artistic Creativity, three states of a professional artist were used for classification: background with open eyes, painting on canvas, and viewing and evaluating work on canvas. Similarly, the Sketches model for non-verbal creativity classified three states: background with open eyes, creative drawing in the Torrance test, and drawing of given objects.

In the first instance of spontaneous drawing and self-evaluation, the Kernel Naive Bayes classifier achieved an 86.94% accuracy in time series classification with CSD conversion. In the second scenario, a support vector machine (Gaussian radial basis function) classifier achieved a 66.9% accuracy in distinguishing between background states and creative/non-creative drawing. The use of time-frequency maps coupled with a convolutional neural network resulted in a classification accuracy of 98.2% in the first case and 96.5% in the second case.

In studies of ERP paradigms using the Proverbs model, a single-trial approach was used to classify three states: generating a novel ending for a well-known proverb, identifying a semantic synonym for the ending, and recalling the original ending of the proverb. Classification was conducted individually for each of the 15 participants. All outcomes, determined using

Received: 15.05.2023

Accepted: 26.11.2023

Published online: 20.01.2024

linear discriminant analysis, surpassed the threshold for random recognition, with results ranging from a minimum of 37.8% to a maximum of 58.5% and an average of $46\pm 6\%$ for the group.

Since the Proverbs model only included tasks with a maximum of 100 samples, it was not possible to acquire an adequate number of time–frequency maps for training a convolutional neural network. To address this limitation, the training sample was formed by using image samples from all participants, resulting in 922 samples for finding the original answer, 1102 for finding a synonym, and 1180 for recalling the end. In this instance, the categorization of the sample population as a whole did not surpass the arbitrary threshold of 36%, which may be attributed to the variability between subjects within the dataset. Convolutional neural networks have demonstrated superior performance in classifying continuous and long-term states of creative activity. On the other hand, estimating fast transients proves to be more efficient in classifying time series.

Keywords: verbal creativity; non-verbal creativity; time series; time-frequency maps; EEG; ERP; CSD; SqueezeNet; classification.

To cite this article:

Shemyakina NV, Nagornova ZhV. Neurophysiology of creativity and machine learning applications for creative process' stages differentiation through assessment of EEG/VP signals. *Genes & cells*. 2023;18(4):882–885. DOI: <https://doi.org/10.17816/gc623517>

ADDITIONAL INFORMATION

Authors' contribution. All authors made a substantial contribution to the conception of the work, acquisition, analysis, interpretation of data for the work, drafting and revising the work, final approval of the version to be published and agree to be accountable for all aspects of the work.

Funding sources. The study was supported by RSF grant No. 22-28-02073.

Competing interests. The authors declare that they have no competing interests.

REFERENCES

1. Bechtereva NP, Danko SG, Medvedev SV. Current methodology and methods in psychophysiological studies of creative thinking. *Methods*. 2007;42(1):100–108. doi: 10.1016/j.ymeth.2007.01.009
2. Shemiakina NV, Dan'ko SG, Nagornova ZhV, et al. Changes in the power and coherence spectra of the eeg rhythmic components during solution of a verbal creative task of overcoming a stereotype. *Fiziol Cheloveka*. 2007;33(5):14–21.
3. Shemyakina NV, Nagornova ZV. Does the instruction “Be original and create” actually affect the EEG correlates of performing creative tasks? *Hum Physiol*. 2020;46:587–596. doi: 10.1134/S0362119720060092
4. Shemyakina NV, Nagornova ZV. EEG “signs” of verbal creative task fulfillment with and without overcoming self-induced stereotypes. *Behav Sci (Basel)*. 2019;10(1):17. doi: 10.3390/bs10010017
5. Shemyakina NV, Potapov YG, Nagornova ZhV. Dynamics of the EEG frequency structure during sketching in ecological conditions and non-verbal tasks fulfillment by a professional artist: case study. *Human Physiology*. 2022;48:506–515. doi: 10.1134/S0362119722700050

AUTHORS' CONTACT INFO

* N.V. Shemyakina, 44 Toreza avenue, 194223 Saint Petersburg, Russian Federation; e-mail: shemyakina_n@mail.ru