



Известия высших учебных заведений. Прикладная нелинейная динамика. 2024. Т. 32, № 2
Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Zavedeniy. Applied Nonlinear Dynamics. 2024;32(2)

Научная статья
УДК 616.853.1

DOI: 10.18500/0869-6632-003088
EDN: XBFSQU

Разработка алгоритма детектирования медленной пик-волновой активности при бессудорожных формах эпилепсии*

А. С. Белокопытов¹✉, М. М. Макарова¹, М. И. Саламатин¹, О. М. Редкозубова²

¹Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики», Москва, Россия

²Национальный исследовательский университет «Московский институт электронной техники», Россия

E-mail: ✉a.belokopytov@neurobotics.ru, m.makarova@hse.ru,
mihail.salamatin@gmail.com, redkozubova@gmail.com

Поступила в редакцию 13.09.2023, принята к публикации 19.09.2023,
опубликована онлайн 8.02.2024, опубликована 29.03.2024

Аннотация. Цель данного исследования заключается в разработке классификатора, способного в режиме реального времени определять типичные абсансы на основе данных электроэнцефалограммы, с использованием модели опорных векторов. **Методы.** Для обучения модели опорных векторов использовались участки электроэнцефалограммы, предварительно помеченные специалистом как содержащие типичные абсансы. В качестве признаков для классификации выделены ключевые характеристики, такие как число пересечений нуля, кросс-корреляция между двумя последовательными окнами, спектральная мощность в различных диапазонах частот и среднее квадратическое отклонение мгновенной мощности сигнала. **Результаты.** Сформированы обучающая и тестировочная выборки, включающие окна электроэнцефалограммы с различными типами артефактов. Модель опорных векторов была обучена, протестирована и показала высокую эффективность. Разработанный алгоритм может быть интегрирован в мобильное приложение и использован совместно с носимым электроэнцефалографом на сухих электродах для детекции типичных абсансов в режиме реального времени. **Заключение.** Результаты исследования подтверждают перспективность применения методов машинного обучения для автоматического детектирования и протоколирования эпилептической активности. Однако для уверенного вывода требуется дальнейшее тестирование на большем объеме данных, включая данные, собранные с использованием беспроводного электроэнцефалографа на сухих электродах. Следующим этапом будет подбор подходящего устройства и создание мобильного приложения для сбора и анализа данных в режиме реального времени.

Ключевые слова: абсансная эпилепсия, метод опорных векторов, динамический классификатор, электроэнцефалограмма, детектирование в реальном времени, машинное обучение.

Для цитирования: Белокопытов А. С., Макарова М. М., Саламатин М. И., Редкозубова О. М. Разработка алгоритма детектирования медленной пик-волновой активности при бессудорожных формах эпилепсии // Известия вузов. ПНД. 2024. Т. 32, № 2. С. 223–238. DOI: 10.18500/0869-6632-003088. EDN: XBFSQU

Статья опубликована на условиях Creative Commons Attribution License (CC-BY 4.0).

*Работа публикуется по материалам доклада, сделанного на конференции «Нейроинформатика – 2023».

Development of an algorithm for detecting slow peak-wave activity in non-convulsive forms of epilepsy*

A. S. Belokopytov¹✉, M. M. Makarova¹, M. I. Salamatina¹, O. M. Redkozubova²

¹National Research University Higher School of Economics, Moscow, Russia

²National Research University of Electronic Technology, Moscow, Russia

E-mail: ✉ a.belokopytov@neurobotics.ru, m.makarova@hse.ru,

mihail.salamatin@gmail.com, redkozubova@gmail.com

Received 13.09.2023, accepted 19.09.2023, available online 8.02.2024, published 29.03.2024

Abstract. The purpose of this study is to develop a classifier capable of detecting typical absence seizures in real-time using electroencephalogram (EEG) data and a Support Vector Machine (SVM) model. *Methods.* Sections of the EEG, previously identified by a specialist as containing typical absences, were used to train the SVM model. Key features for classification include the number of zero crossings, cross-correlation between two consecutive windows, spectral power across various frequency bands, and the standard deviation of instantaneous signal power. *Results.* Training and testing datasets were established, consisting of EEG windows with various types of artifacts. The SVM model was successfully trained and tested, achieving high performance metrics. The developed algorithm can be integrated into a mobile application and used in conjunction with a wearable EEG device with dry electrodes for real-time detection of typical absences. *Conclusion.* The study results affirm the potential for using machine learning techniques for the automatic detection and logging of epileptic activity. However, additional testing on a larger dataset is needed for more conclusive results, including data acquired through a wireless EEG device using dry electrodes. Future work will involve selecting a suitable EEG device and developing a mobile application for real-time data collection and analysis.

Keywords: absence epilepsy, support vector machine, dynamic classifier, electroencephalography, real-time detection, machine learning.

For citation: Belokopytov AS, Makarova MM, Salamatina MI, Redkozubova OM. Development of an algorithm for detecting slow peak-wave activity in non-convulsive forms of epilepsy. *Izvestiya VUZ. Applied Nonlinear Dynamics.* 2024;32(2):223–238. DOI: 10.18500/0869-6632-003088

This is an open access article distributed under the terms of Creative Commons Attribution License (CC-BY 4.0).

Введение

Проблематика детектирования приступов. Медленную пик-волновую активность при бессудорожных формах эпилепсии относят к ЭЭГ-картине одного из видов эпилептических приступов (абсансов). Абсанс — это разновидность генерализованного эпилептического приступа (припадка), характеризующегося внезапной кратковременной (секунды-десятки секунд) утратой сознания, блокадой моторной активности и амнезией. Чаще всего они наблюдаются в детском возрасте (однако есть свидетельства возникновения припадков и в более позднем возрасте [1]) и ассоциируются со специфическими электроэнцефалографическими (ЭЭГ) паттернами [2], включая билатеральные, преобладающие в лобной части разряды спайк-волн частотой 3–4 Гц. Исследования, проведенные как на людях, так и на животных, позволяют предположить, что эти приступы возникают в результате колебаний кортикоталамической сети [3, 4].

При назначении противоэпилептической терапии неврологи полагаются на дневник приступов, который пациенты ведут самостоятельно. По данным отчётам делаются выводы насчёт дальнейшего лечения. Однако, как показывает практика, самоконтроль пациентов ненадежен. Согласно [5], они замечают менее 50% приступов, а согласно исследованию [6], 26% больных эпилепсией отмечают, что никогда не замечали приступов в течение дня, 47% утверждают,

*The paper presents materials of a talk given at the conference “Neuroinformatics — 2023”.

что заметили менее половины произошедших приступов. При этом 64% пациентов никогда не замечали ночных припадков и 79% считают, что упустили большинство ночных припадков.

В исследовании [7] было установлено, что самоотчеты более чем у двух третей пациентов, страдающих от абсансных приступов, обладают недостаточной точностью. Было зафиксировано, что 37.5% отчетов о приступах были существенно завышены, в то время как 29.2% — значительно занижены.

Авторы исследования также отмечают, что пациентам даются инструкции, согласно которым в дневнике необходимо отмечать любые симптомы, похожие на симптомы припадка. Это приводит к тому, что количество ложных отчетов возрастает, а пациентам назначается излишнее лечение в тех случаях, когда противозепилептическая терапия требуется в меньшем объеме, либо вообще не требуется.

Сравнение отчетов пациентов с реальными записями ЭЭГ подтвердило недостоверность самоконтроля больных эпилепсией. В исследовании, в котором приняло участие 552 человека, проводились длительные сеансы записи ЭЭГ. При этом пациенты должны были отмечать в дневнике любые проявления эпилепсии, указывая время припадка. В результате из 47 случаев фокальных припадков участники заметили лишь 29 (61.7%) [8].

В статье [9] авторы обнаружили следующую закономерность: в некоторых случаях тонико-клоническим припадкам предшествовала пик-волновая активность. Следовательно, иногда абсансная эпилепсия может выступать в качестве предиктора генерализованных приступов, что только подчеркивает актуальность разработки устройства детектирования пик-волновой активности.

Пациенты, которые не могут достоверно задокументировать число приступов, находятся в группе риска. Среди возможных негативных последствий возникновения абсансов у человека можно выделить следующие: снижение успеваемости в школе [10], увеличение риска несчастных случаев для себя и окружающих [11], увеличение частоты возникновения тревожно-депрессивных расстройств [12], расстройство внимания [13], нейродегенеративные процессы в головном мозге [2], а также риск перехода абсансной эпилепсии в другие судорожные формы [14, 15].

Таким образом, существует необходимость в объективной оценке частоты приступов. Однако использование видеофиксации пациента параллельно с регистрацией ЭЭГ (что является золотым стандартом детектирования приступов) требует больших ресурсов, которыми обладает не каждый стационар [7]. Вариант записи видео-ЭЭГ в амбулаторных условиях пока недоступен всем нуждающимся, к тому же такой подход приводит к накоплению огромных массивов визуальных данных, на анализ которых уходит много времени [14]. Этого можно было бы избежать, используя носимые устройства для автоматического обнаружения абсансов.

Авторы исследования [16] провели опрос среди пациентов (всего опрошено 92 человека), страдающих эпилепсией, их родственников, а также лечащих врачей. Результаты показали, что интерес к детектирующему устройству коррелирует с беспокойством по поводу незамеченных приступов. Оценка интереса и беспокойства производилась по шкале от 1 до 7, где меньшее значение означает меньший интерес и беспокойство (коэффициент корреляции Спирмена $r = 0.489$, коэффициент значимости $p < 0.001$). Это означает, что существует умеренная статистически значимая корреляция между уровнем беспокойства о незамеченных приступах и интересом к использованию устройства для детекции приступов.

Использование носимого устройства для автоматического обнаружения абсансов могло бы решить вышеозначенные проблемы. Подобные устройства не требуют применения геля, они комфортны, а также просты в использовании. Специальное программное обеспечение значительно упростило бы и ускорило работу врача-невролога, а его использование совместно с устройством, которое можно было бы использовать в качестве холтера, упростило бы задачу оценки эффективности проводимого лечения, и основывалась бы она на объективных данных. С помощью аппаратно-программного комплекса также можно было бы предупреждать пациента,

его родственников или окружающих о высокой вероятности возникновения абсансного припадка в тот или иной момент времени. Такие методы диагностики позволили бы собирать большее количество данных и проводить их онлайн-анализ, исключая необходимость постоянного посещения поликлиники. Реализация идеи открыла бы новые возможности для исследования эпилепсии в естественных условиях (вне лаборатории), позволяя анализировать причины возникновения (триггеры) припадков.

Создание устройства и программы, предназначенных для регистрации абсансных припадков, могло бы заменить практику ведения дневников. Помимо этого, аппаратно-программный комплекс потенциально мог бы выполнять следующие функции:

- вызов помощи (предупреждение окружающих, родных, врачей о случае припадка),
- предупреждение о необходимости принятия лекарств,
- активация противэпилептического стимулирующего устройства,
- запись ЭЭГ для дальнейшей консультации со специалистом.

Вопрос детектирования пик-волновой активности поднимается уже не первый год. Научные группы выдвигают свои решения проблемы выявления абсансных паттернов. Российские научные группы тестировали системы детектирования на крысах линии WAG/Rij с использованием интракраниальных электродов [17]. После того, как было показано, что чувствительность и точность разработанных алгоритмов достаточно высоки, был начат плавный переход к записи ЭЭГ больных эпилепсией. Первоначальный алгоритм детектирования был довольно прост: производилась свёртка материнского вейвлета (обычно Морле) с сигналом ЭЭГ, и если энергия сигнала в определённом диапазоне была достаточно высока относительно других частот, то исследуемый отрезок алгоритм распознавал как «пик-волновую активность». Работа велась очень последовательно, в результате чего был разработан особый математический аппарат, учитывающий особенности различных осцилляторных паттернов на ЭЭГ [17–21]. Вопросом для дальнейших исследований при таком подходе оставался подбор наилучших параметров исследуемого окна ЭЭГ и параметров вейвлет-преобразования и оценки (ширина окна ЭЭГ, время задержки детектирования, пороговое значение энергии частотной полосы и т. д.). Более того, постепенное развитие теоретической базы позволило приступить к вопросу прогнозирования пик-волновой активности в ЭЭГ, а также усложнения анализа ЭЭГ путём добавления новых методик, например, метода эмпирических мод [22, 23].

В области детектирования эпилептических припадков наблюдается значительное разнообразие методологий, разработанных исследователями из разных стран. Например, данные разработки включали в себя нейронные сети, использующие метод обратного распространения ошибки [24]; анализ изменений скорости сигнала на коротких интервалах с помощью первой производной [25]; свёртку материнского вейвлета (в основном, типа Морле) с ЭЭГ-сигналом [18, 26]; применение модели, основанной на радиальных базисных функциях [27]; подход на основе глубокого обучения [28]. Последний включал в себя анализ особенностей длины линии на основе многоразрядного декомпозирования вейвлет-преобразования, комбинируя это с искусственной нейронной сетью для классификации сигналов ЭЭГ относительно наличия или отсутствия припадка.

В [29] было также применено вейвлет-преобразование для анализа ЭЭГ с акцентом на исследовании длины линии, однако данный подход был успешно интегрирован с искусственными нейронными сетями. Отдельно стоит упомянуть о вычислительно эффективном алгоритме для детектирования абсанс-приступов в режиме реального времени в носимом оборудовании для ЭЭГ [30], где особое внимание уделялось созданию алгоритма, оптимизированного для выполнения на микроконтроллерах с минимальной памятью и вычислительной мощностью. Для проверки эффективности метода использовался набор данных восьми пациентов с юношеской формой абсанс-эпилепсии. Результаты показали высокую эффективность нового метода при сравнительно низких вычислительных затратах.

Учитывая всё вышесказанное, можно заключить, что разработка аппаратно-программного комплекса, предназначенного для детектирования и визуализации медленной пик-волновой активности является актуальной задачей, реализация которой могла бы найти широкое применение среди людей, страдающих эпилепсией. Однако в основе проекта необходима разработка классификатора, что раскрыто подробнее далее в статье.

Пик-волновая активность при абсансной эпилепсии. Как уже было сказано, абсансная эпилепсия на ЭЭГ проявляется в виде абсансов (рис. 1) — пик-волн или, как их ещё называют в литературе, спайк-волн [2, 31, 32].

Абсансы можно классифицировать по проявлению при записи электроэнцефалографии на типичный и атипичный абсанс. Изменение разности потенциалов при типичном абсансе имеет следующий характер: генерализованность, синхронность, симметричность, форма колебаний — пик-волны частотой около 3 Гц. Атипичный абсанс можно охарактеризовать следующим: не столь выраженная синхронность и симметричность, форма колебаний — пик-волны частотой большей или меньшей 3 Гц. Таким образом, абсансная эпилепсия имеет патогномоничный электроэнцефалографический коррелят [33] (для типичных абсансов, которые более распространены), что позволяет диагностировать болезнь согласно анализу записи ЭЭГ.

Пик-волновой комплекс состоит из резкого скачка (пика) и последующей медленной волны. Спайк и волна коррелируют по амплитуде, резко выделяющейся на фоне остальной ЭЭГ.

Амплитуда разности потенциалов во время приступа разнится от электрода к электроду и в разных точках варьируется от значений белого шума ± 15 мкВ до ± 600 мкВ [34].

В научной литературе представлены многочисленные методы автоматической детекции пик-волн, но на рынке доступны лишь два продукта: Sensor Dot [35] и Epyhunter [36]. В системе Sensor Dot используется метод опорных векторов, в то время как Epyhunter основан на принципах нейронного обучения. Модель детекции, применяемая в обеих системах, строится по следующему алгоритму.

1. Специалисты в области неврологии анализируют ЭЭГ и идентифицируют области с пик-волновой активностью.
2. Осуществляется оценка свойств отмеченных специалистами временных окон ЭЭГ продолжительностью 0.4 секунды (максимальный период типичного абсанса) со смещением на 0.2 секунды. На этом этапе происходит процесс машинного обучения или обучения нейронных сетей.
3. Обученные модели затем применяются для последующего обнаружения пик-волновой активности.

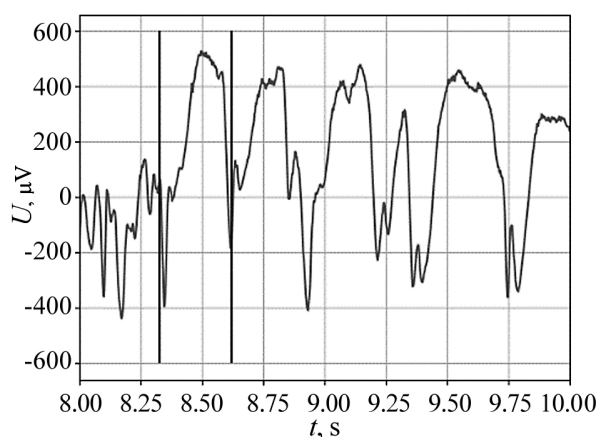


Рис. 1. Пик-волновая активность (абсанс) у пациента с тонико-клоническими припадками (пик-волновой комплекс выделен вертикальными линиями)

Fig. 1. Spike-wave activity (absence) in a patient with tonic-clonic seizures (spike-wave complex marked by vertical lines)

1. Методика

Целью данной работы является разработка механизма для определения типичного абсанса, что представляет собой конкретную математическую задачу. Сначала необходимо идентифицировать и выделить ключевые характеристики абсанса.

1. Число пересечений нуля.
2. Кросс-корреляция между двумя последовательными окнами в 0.4 с.
3. Спектральная мощность 32...64 Гц.
4. Спектральная мощность 16...32 Гц.
5. Спектральная мощность 8...16 Гц.
6. Спектральная мощность 2...4 Гц.
7. Среднеквадратическое отклонение мгновенной мощности сигнала.

Затем на основе этих данных необходимо применить машинное обучение, используя метод опорных векторов, для создания классификатора.

Самыми зарекомендовавшими себя простыми и эффективными методами решения для определения спектральной мощности являются оконное преобразование Фурье (ОПФ) и непрерывное вейвлет-преобразование (НВП). Однако у ОПФ есть недостаток в виде спектральной утечки и следующая неопределённость: чем уже окно, тем лучше разрешение по времени и хуже по частоте; чем шире окно — тем лучше разрешение по частоте и хуже по времени [37]. Таким образом, удобнее воспользоваться НВП, ведь оно позволяет сохранять частотное разрешение постоянным на всём спектре, при этом избегая явления спектральной утечки.

Процедура непрерывного НВП схожа с ОПФ. В первую очередь мы выбираем анализирующую функцию (материнский вейвлет) $\psi(t)$ и производим свёртку её семейства вейвлетов с нашим сигналом. Согласно работам [17, 20, 28], в качестве материнского вейвлета подходит вейвлет Морле

$$\psi(t) = e^{-\frac{t^2}{2}} \cos(2\pi f_{\max} t), \quad (1)$$

где f_{\max} — начальная (максимальная) анализируемая частота из диапазона интересующих нас частот, t — время. Семейство вейвлетов получается по формуле

$$\psi_{a,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right), \quad (2)$$

где a — масштабный коэффициент, τ — коэффициент сдвига вейвлета по оси времени. Масштабный коэффициент связан с анализируемой частотой f по следующей формуле:

$$f = \frac{f_{\max}}{a}, \quad a = \frac{f_{\max}}{f}, \quad (3)$$

где f — анализируемая (исследуемая при свёртке по формуле (4)) частота.

$$W(a, \tau) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{T_1}^{T_2} Q(t) \psi^*\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt, \quad (4)$$

где $1/\sqrt{a}$ — множитель, обеспечивающий независимость нормы функций от масштабирующего

числа a . С учётом формулы (3) получим частотно-временное представление полученных значений свёртки сигнала

$$W(f, \tau) = \sqrt{\frac{f}{f_{\max}}} \int_{T_1}^{T_2} Q(t) \psi^* \left(f \frac{t - \tau}{f_{\max}} \right) dt, \quad (5)$$

где ψ^* — комплексно-сопряжённый вейвлет ψ . Свёртка представляет собой некую меру схожести исходного сигнала $Q(t)$ и вейвлета ψ^* в момент времени τ . Чем больше значение $W(f, \tau)$ по модулю, тем больше в данный момент преобладание частотной компоненты f .

После перевода сигнала в частотно-временное представление $W(f, \tau)$ вычисляем значения мгновенной энергии $\omega(\tau)$ для исследуемого диапазона частот $[F_1, F_2]$

$$\omega(\tau) = \int_{F_1}^{F_2} |W(f, \tau)| df. \quad (6)$$

В формуле (6) взят модуль, чтобы в дальнейшем по формуле (7) при расчёте усреднённой мощности не возникало ситуации «зануления» значений, а рассчиталась бы вся энергия сигнала в точке независимо от знака мгновенной мощности.

Так как ЭЭГ является сложным сигналом, в котором могут появляться отдельные всплески активности в различных диапазонах частот, то может возникнуть резкое кратковременное увеличение мгновенной энергии (значение свёртки), а это приведёт к неверному трактованию сигнала. Таким образом, удобнее было бы брать для анализа значения, усреднённые по интервалу времени T_{int} (на окне, равном одному периоду пик-волн). Это сгладит значения энергии в каждой точке, уменьшив влияние кратковременных энергетических всплесков

$$\omega(\tau) = \langle \omega(\tau) \rangle = \frac{1}{T} \int_T \omega(\tau) dt. \quad (7)$$

Для оценки изменчивости мгновенной мощности сигнала вычислим его среднеквадратическое отклонение sd (standard deviation) на окне поступающих значений $\omega(\tau)$ (окно равно одному периоду исследуемых пик-волн). Однако мы немного видоизменим формулу (6) для расчёта sd , убрав модуль

$$\omega_{sd}(\tau) = \int_{F_1}^{F_2} W(f, \tau) df, \quad (8)$$

$$sd = \sqrt{D[\omega_{sd}]}, \quad (9)$$

где $D[\omega_{sd}]$ — дисперсия значений мгновенной мощности.

В процессе разработки алгоритма детекции мы использовали формулы (1)–(7) для расчёта значений спектральной мощности различных частотных компонент сигнала с помощью непрерывного вейвлет-преобразования (НВП), где значения мгновенной мощности усреднялись по интервалу времени, равному одному периоду пик-волновой активности. Для определения среднеквадратического отклонения мгновенной мощности применялись формулы (1)–(5) и формулы (8) и (9). Кросс-корреляция между двумя последовательными окнами сигнала была вычислена с использованием коэффициента Пирсона. Для определения числа пересечений нуля внутри исследуемого окна ЭЭГ мы считали количество смен знака значений внутри окна.

2. Результаты

Целью данного раздела является анализ результативности алгоритма детекции. Основными статистическими характеристиками, которые были взяты для оценки, являются: специфичность SPE , чувствительность SEN и точность ACC .

$$SPE = \frac{TN}{TN + FP}, \quad (10)$$

$$SEN = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (11)$$

$$ACC = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}. \quad (12)$$

Здесь TP обозначает верноположительные результаты, TN – верноотрицательные, FP – ложноположительные и FN – ложноотрицательные.

Тестирование алгоритма проводилось на записях ЭЭГ, которые были предоставлены авторами исследований [39, 40]. Эти авторы также предоставили данные о временных интервалах с зафиксированной пик-волновой активностью у участников.

Стоит отметить, что реализация алгоритма была выполнена на языке Python с использованием среды разработки PyCharm. Для обработки ЭЭГ файлов формата .edf использовалась библиотека Python MNE. Перед анализом данные фильтровались с выбором диапазона частот от 1 до 64 Гц.

Записи ЭЭГ содержат различные паттерны, отражающие разные внешние воздействия. Поэтому было решено провести тестирование на данных, содержащих различные артефакты. Был сформирован список паттернов высокоамплитудной ЭЭГ: расслабленное состояние (сидя), моргание, жевательные движения, движения головой (кивание), напряжение мышц лица, приседания, хождение по комнате, пик-волновая активность.

Для создания обучающей выборки использовались записи ЭЭГ с различными артефактами, полученные с помощью беспроводного электроэнцефалографа NeuroPlay-6С [41]. Этот прибор с усилителями позволяет получать высококачественные записи, сравнимые с теми, что делаются в клинических условиях.

В табл. 1 представлены результаты классификации различных паттернов ЭЭГ. Стоит заметить, что для некоторых паттернов присутствуют пропущенные значения в определенных столбцах. Это обусловлено спецификой данных паттернов и особенностью проведенного анализа.

Таблица 1. Результативность модели опорных векторов (N – число проанализированных записей размером 5–10 секунд)

Table 1. The effectiveness of the support vector machines (N – is the number of analyzed records of 5–10 seconds in size)

Паттерн	N	TP	TN	FP	FN	ACC	SEN	SPE
Расслабленное состояние	30	-	30	0	-	-	-	1
Моргание	30	-	30	0	-	-	-	1
Жевательные движения	30	-	30	0	-	-	-	1
Движения головой (кивание)	30	-	20	10	-	-	-	0.67
Напряжение мышц лица	30	-	30	0	-	-	-	1
Приседания	30	-	30	0	-	-	-	1
Хождение по комнате	30	-	30	0	-	-	-	1
Пик-волновая активность	30	30	-	-	0	-	1	-
Итоговые результаты	420	178	186	24	32	0.94	0.94	0.96

Например, для паттернов, таких как «Моргание», «Расслабленное состояние», «Жевательные движения» и других, основной акцент делался на выявление ложноположительных срабатываний. Эти паттерны служат контрольными и в идеальных условиях не должны интерпретироваться как пик-волновая активность. Поэтому для таких паттернов ключевыми являются показатели истинно отрицательных результатов TN и ложноположительных FP . Именно из-за этого показатели истинно положительных TP и ложноотрицательных FN не имеют смысла и отсутствуют в таблице.

В то время как для паттерна «Пик-волновая активность» главным является определение чувствительности (SEN) системы, здесь основное внимание уделяется правильному распознаванию этой аномальной активности. Поэтому для данного паттерна наибольший интерес представляют значения TP и FN .

Таким образом, пропущенные значения в таблице не являются ошибкой или упущением, а обусловлены методологией исследования и особенностью анализируемых паттернов.

Таким образом проанализировано по 30 трёхсекундных наиболее значимых паттернов ЭЭГ для оценки специфичности и 30 сегментов пик-волновой активности размером 5–10 секунд для определения чувствительности алгоритма.

Больше всего ложноположительных результатов было зарегистрировано при киваниях головой. Возможным вариантом решения данной проблемы могла бы быть установка акселерометра и гироскопа в усилитель, которые регистрировали бы резкие движения. При этом можно было бы модифицировать алгоритм таким образом, чтобы он отбрасывал все интервалы, на которых были зафиксированы определённые движения (например, кивания).

Наилучшие параметры для модели опорных векторов. В ходе настройки гиперпараметров для модели опорных векторов были исследованы различные комбинации параметров. Наилучшие результаты, представленные в табл. 2, были достигнуты с использованием следующих параметров.

Таблица 2. Оптимальные параметры для модели опорных векторов

Table 2. Optimal parameters for the support vector machines

Параметр	Значение
Тип ядра	Радиально-базисное (RBF)
Коэффициент регуляризации C	1.0
Параметр 'gamma'	0.01
Степень для полиномиального ядра	3 (не применялась для RBF)

Выбор радиально-базисного ядра объясняется его способностью к сложным пространственным преобразованиям, что может быть особенно полезно для анализа данных ЭЭГ, где различные паттерны могут быть весьма сложными и нелинейными. Коэффициент регуляризации C равный 1.0 предоставляет оптимальный баланс между максимизацией разделения между классами и предотвращением переобучения. Небольшое значение 'gamma' (фактор, определяющий степень влияния отдельного обучающего примера) позволяет модели улавливать сложные, но глобальные паттерны в данных, что также способствует улучшению производительности.

Перекрестная проверка. Для оценки производительности и устойчивости модели была использована k -блочная перекрестная проверка (k -fold cross-validation) с $k = 5$. Это означает, что первоначальные данные были разделены на 5 равных блоков и модель была обучена и проверена 5 раз, каждый раз используя разный блок в качестве тестового набора данных и оставшиеся блоки в качестве тренировочного набора. Перекрестная проверка позволила нам оценить, насколько хорошо модель будет работать на новых, ранее не встречавшихся данных.

Хотя 30 записей для каждого паттерна ЭЭГ может показаться небольшим набором данных, в данной задаче такой объем данных оказался оптимальным. Наши эксперименты показали, что при увеличении объема выборки качество модели улучшается лишь незначительно.

Вероятно, это связано с тем, что характеристики сигнала при различных паттернах достаточно устойчивы и различимы даже при небольшом объеме данных. Кроме того, с учетом временных и ресурсных ограничений, текущий размер выборки представляет собой разумный компромисс между потребностью в большом объеме данных и возможностью проведения качественного исследования.

Заключение

Оценка результативности показала перспективность использования модели машинного обучения для дальнейшего развития идеи создания системы автоматического детектирования и протоколирования различных видов эпилептической активности. Однако требуется тестирование модели на большем объеме данных. А так как конечной целью является использование алгоритма вкуче с беспроводным электроэнцефалографом на сухих электродах, то тренировочные данные необходимо записывать именно на него. Поэтому следующим шагом будет подбор такого устройства и создание андроид-приложения, предназначенного для сбора и анализа ЭЭГ в режиме реального времени.

Список литературы

1. *Reichsoellner J., Larch J., Unterberger I., Dobesberger J., Kuchukhidze G., Luef G., Bauer G., Trinkla E.* Idiopathic generalised epilepsy of late onset: a separate nosological entity? // *J. Neurol. Neurosurg. Psychiatry*. 2010. Vol. 81, no. 11. P. 1218–1222. DOI: 10.1136/jnnp.2009.176651.
2. Эпилепсия и эпилептический статус у взрослых и детей. Клинические рекомендации. Министерство здравоохранения Российской Федерации, 2022. 291 с.
3. *Cortez M. A., Snead III O. C.* Pharmacologic models of generalized absence seizures in rodents // In: Pitkänen A., Schwartzkroin P. A., Moshé S. L. (eds) *Models of Seizures and Epilepsy*. Burlington: Academic Press, 2006. P. 111–126. DOI: 10.1016/B978-012088554-1/50012-8.
4. *Destexhe A.* Network models of absence seizures // In: Faingold C. L., Blumenfeld H. (eds) *Neuronal Networks in Brain Function, CNS Disorders, and Therapeutics*. San Diego: Academic Press, 2014. P. 11–35. DOI: 10.1016/B978-0-12-415804-7.00002-2.
5. *Elger C. E., Hoppe C.* Diagnostic challenges in epilepsy: seizure under-reporting and seizure detection // *Lancet Neurology*. 2018. Vol. 17, no. 3. P. 279–288. DOI: 10.1016/S1474-4422(18)30038-3.
6. *Bruno E., Viana P. F., Sperling M. R., Richardson M. P.* Seizure detection at home: Do devices on the market match the needs of people living with epilepsy and their caregivers? // *Epilepsia*. 2020. Vol. 61, no. S1. P. S11–S24. DOI: 10.1111/epi.16521.
7. *Elmali A. D., Begley K., Chester H., Cooper J., Moreira C., Sharma S., Whelan A., Leschziner G., Richardson M. P., Stern W., Koutroumanidis M.* Evaluation of absences and myoclonic seizures in adults with genetic (idiopathic) generalized epilepsy: a comparison between self-evaluation and objective evaluation based on home video-EEG telemetry // *Epileptic Disorders*. 2021. Vol. 23, no. 5. P. 719–732. DOI: 10.1684/epd.2021.1325.
8. *Tatum 4th W. O., Winters L., Gieron M., Passaro E. A., Benbadis S., Ferreira J., Liporace J.* Outpatient seizure identification: results of 502 patients using computer-assisted ambulatory EEG // *Journal of Clinical Neurophysiology*. 2001. Vol. 18, no. 1. P. 14–19. DOI: 10.1097/00004691-200101000-00004.
9. *Beniczky S., Wiebe S., Jeppesen J., Tatum W. O., Brazdil M., Wang Y., Herman S. T., Ryvlin P.* Automated seizure detection using wearable devices: A clinical practice guideline of the International League Against Epilepsy and the International Federation of Clinical Neurophysiology // *Clinical Neurophysiology*. 2021. Vol. 132, no. 5. P. 1173–1184. DOI: 10.1016/j.clinph.2020.12.009.
10. *Wirrell E. C., Camfield C. S., Camfield P. R., Dooley J. M., Gordon K. E., Smith B.* Long-term

- psychosocial outcome in typical absence epilepsy. Sometimes a wolf in sheeps' clothing // Arch. Pediatr. Adolesc. Med. 1997. Vol. 151, no. 2. P. 152–158. DOI: 10.1001/archpedi.1997.02170390042008.
11. *Wirrell E. C., Camfield P. R., Camfield C. S., Dooley J. M., Gordon K. E.* Accidental injury is a serious risk in children with typical absence epilepsy // Arch. Neurol. 1996. Vol. 53, no. 9. P. 929–932. DOI: 10.1001/archneur.1996.00550090141020.
 12. *Vega C., Guo J., Killory B., Danielson N., Vestal M., Berman R., Martin L., Gonzalez J. L., Blumenfeld H., Spann M. N.* Symptoms of anxiety and depression in childhood absence epilepsy // Epilepsia. 2011. Vol. 52, no. 8. P. e70–e74. DOI: 10.1111/j.1528-1167.2011.03119.x.
 13. *Killory B. D., Bai X., Negishi M., Vega C., Spann M. N., Vestal M., Guo J., Berman R., Danielson N., Trejo G., Shisler D., Novotny Jr. E. J., Constable R. T., Blumenfeld H.* Impaired attention and network connectivity in childhood absence epilepsy // NeuroImage. 2011. Vol. 56, no. 4. P. 2209–2217. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2011.03.036.
 14. *Fiest K. M., Birbeck G. L., Jacoby A., Jette N.* Stigma in epilepsy // Current Neurology and Neuroscience Reports. 2014. Vol. 14, no. 5. P. 444. DOI: 10.1007/s11910-014-0444-x.
 15. *Kjaer T. W., Sorensen H. B. D., Groenborg S., Pedersen C. R., Duun-Henriksen J.* Detection of paroxysms in long-term, single-channel EEG-monitoring of patients with typical absence seizures // IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine. 2017. Vol. 5. P. 2000108. DOI: 10.1109/JTEHM.2017.2649491.
 16. *Tovar Quiroga D. F., Britton J. W., Wirrell E. C.* Patient and caregiver view on seizure detection devices: A survey study // Seizure. 2016. Vol. 41. P. 179–181. DOI: 10.1016/j.seizure.2016.08.004.
 17. *Ovchinnikov A., Lüttjohann A., Hramov A., van Luijtelaar G.* An algorithm for real-time detection of spike-wave discharges in rodents // Journal of Neuroscience Methods. 2010. Vol. 194, no. 1. P. 172–178. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2010.09.017.
 18. *Sitnikova E., Hramov A. E., Koronovsky A. A., van Luijtelaar G.* Sleep spindles and spike-wave discharges in EEG: Their generic features, similarities and distinctions disclosed with Fourier transform and continuous wavelet analysis // Journal of Neuroscience Methods. 2009. Vol. 180, no. 2. P. 304–316. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2009.04.006.
 19. *Назимов А. И., Павлов А. Н., Храмов А. Е., Грубов В. В., Ситникова Е. Ю., Храмова М. В.* Распознавание осцилляторных паттернов на электроэнцефалограмме на основе адаптивного вейвлет-анализа // Вестник Тамбовского университета. Серия: Естественные и технические науки. 2013. Т. 18, № 4. С. 1431–1434.
 20. *Грубов В. В., Короновский А. А., Ситникова Е. Ю., Храмов А. Е.* Частотно-временной анализ характерных паттернов активности нейронных ансамблей головного мозга при помощи непрерывного вейвлетного преобразования // Известия Российской академии наук. Серия физическая. 2014. Т. 78, № 12. С. 1525–1529.
 21. *Ситникова Е. Ю., Смирнова К. С., Грубов В. В., Храмов А. Е.* Принципы диагностики незрелой эпилептической (проэпилептической) активности на ЭЭГ у крыс с генетической предрасположенностью к абсанс-эпилепсии // Информационно-управляющие системы. 2019. № 1. С. 89–97. DOI: 10.31799/1684-8853-2019-1-89-97.
 22. *van Luijtelaar G., Lüttjohann A., Makarov V. V., Maksimenko V. A., Koronovskii A. A., Hramov A. E.* Methods of automated absence seizure detection, interference by stimulation, and possibilities for prediction in genetic absence models // Journal of Neuroscience Methods. 2016. Vol. 260. P. 144–158. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2015.07.010.
 23. *Грубов В. В., Ситникова Е. Ю., Куровская М. К., Короновский А. А., Храмов А. Е.* Перспективы использования метода эмпирических мод и вейвлетного анализа для выявления проэпилептической активности на сигналах электроэнцефалограмм // Ученые записки физического факультета Московского университета. 2016. № 5. С. 165404.
 24. *Jandó G., Siegel R. M., Horváth Z., Buzsáki G.* Pattern recognition of the electroencephalogram by

- artificial neural networks // *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*. 1993. Vol. 86, no. 2. P. 100–109. DOI: 10.1016/0013-4694(93)90082-7.
25. *Buteneers P., Schrauwen B., Verstraeten D., Stroobandt D.* Real-time epileptic seizure detection on intra-cranial rat data using reservoir computing // In: Köppen M., Kasabov N., Coghill G. (eds) *Advances in Neuro-Information Processing. ICONIP 2008*. Vol. 5506 of *Lecture Notes in Computer Science*. Berlin, Heidelberg: Springer, 2009. P. 56–63. DOI: 10.1007/978-3-642-02490-0_7.
 26. *Xanthopoulos P., Rebennack S., Liu C.-C., Zhang J., Holmes G. L., Uthman B. M., Pardalos P. M.* A novel wavelet based algorithm for spike and wave detection in absence epilepsy // In: *2010 IEEE International Conference on BioInformatics and BioEngineering*. 31 May 2010 - 3 June 2010, Philadelphia, PA, USA. New York: IEEE, 2010. P. 14–19. DOI: 10.1109/BIBE.2010.12.
 27. *Startceva S. A., Lüettjohann A., Sysoev I. V., van Luijtelaaar G.* A new method for automatic marking epileptic spike-wave discharges in local field potential signals // In: *Proc. SPIE. Vol. 9448. Saratov Fall Meeting 2014: Optical Technologies in Biophysics and Medicine XVI; Laser Physics and Photonics XVI; and Computational Biophysics*. SPIE, 2015. P. 94481R. DOI: 10.1117/12.2179017.
 28. *Baser O., Yavuz M., Ugurlu K., Onat F., Demirel B. U.* Automatic detection of the spike-and-wave discharges in absence epilepsy for humans and rats using deep learning // *Biomedical Signal Processing and Control*. 2022. Vol. 76. P. 103726. DOI: 10.1016/j.bspc.2022.103726.
 29. *Guo L., Rivero D., Dorado J., Rabuñal J. R., Pazos A.* Automatic epileptic seizure detection in EEGs based on line length feature and artificial neural networks // *Journal of Neuroscience Methods*. 2010. Vol. 191, no. 1. P. 101–109. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2010.05.020.
 30. *Dan J., Vandendriessche B., Van Paesschen W., Weckhuysen D., Bertrand A.* Computationally-efficient algorithm for real-time absence seizure detection in wearable electroencephalography // *International Journal of Neural Systems*. 2020. Vol. 30, no. 11. P. 2050035. DOI: 10.1142/S0129065720500355.
 31. *Глухова Л. Ю.* Клиническое значение эпилептиформной активности на электроэнцефалограмме // *Российский журнал детской неврологии*. 2016. Т. 11, № 4. С. 8–19. DOI: 10.17650/2073-8803-2016-11-4-8-19.
 32. *Вольнова А. Б., Ленков Д. Н.* Абсансная эпилепсия: механизмы гиперсинхронизации нейронных ансамблей // *Медицинский факадемический журнал*. 2012. Т. 12, № 1. С. 7–19.
 33. *Карлов В. А.* Абсанс // *Журнал неврологии и психиатрии им. С. С. Корсакова*. 2005. Т. 3. С. 55–60.
 34. *Petersen E. B., Duun-Henriksen J., Mazzaretto A., Kjær T. W., Thomsen C. E., Sorensen H. B. D.* Generic single-channel detection of absence seizures // In: *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*. 30 August 2011 - 3 September 2011, Boston, MA, USA. New York: IEEE, 2011. P. 4820–4823. DOI: 10.1109/IEMBS.2011.6091194.
 35. *Chatzichristos C., Swinnen L., Macea J., Bhagubai M., Van Paesschen W., De Vos M.* Multimodal detection of typical absence seizures in home environment with wearable electrodes // *Frontiers in Signal Processing*. 2022. Vol. 2. P. 1014700. DOI: 10.3389/frsip.2022.1014700.
 36. *Japaridze G., Loeckx D., Buckinx T., Larsen S. A., Proost R., Jansen K., MacMullin P., Paiva N., Kasradze S., Rotenberg A., Lagae L., Beniczky S.* Automated detection of absence seizures using a wearable electroencephalographic device: a phase 3 validation study and feasibility of automated behavioral testing // *Epilepsia*. 2022. DOI: 10.1111/epi.17200.
 37. *Макаров В. В.* Методы и алгоритмы автоматической классификации психофизиологических характеристик человека: дисс. ... канд. техн. наук: 05.13.17. М.: Федеральный исследовательский центр «Информатика и управление» Российской академии наук, 2022. 104 с.
 38. *Ситникова Е. Ю., Короновский А. А., Храмов А. Е.* Анализ электрической активности головного мозга при абсанс-эпилепсии: прикладные аспекты нелинейной динамики // *Известия вузов. ПНД*. 2011. Т. 19, № 6. С. 173–182. DOI: 10.18500/0869-6632-2011-19-6-173-182.

39. Beniczky S., Rubboli G., Covanis A., Sperling M. R. Absence-to-bilateral-tonic-clonic seizure // *Neurology*. 2020. Vol. 95, no. 14. P. e2009–e2015. DOI: 10.1212/WNL.0000000000010470.
40. Shoeb A. CHB-MIT Scalp EEG Database [Electronic resource]. PhysioNet, 2010. Available from: <https://physionet.org/content/chbmit/1.0.0/>.
41. NeuroPlay - NeuroPlay-6C [Electronic resource]. Available from: <https://neuroplay.ru/catalog/neuroplay-6c/>.

References

1. Reichsoellner J, Larch J, Unterberger I, Dobesberger J, Kuchukhidze G, Luef G, Bauer G, Trinka E. Idiopathic generalised epilepsy of late onset: a separate nosological entity? *J. Neurol. Neurosurg. Psychiatry*. 2010;81(11):1218–1222. DOI: 10.1136/jnnp.2009.176651.
2. Epilepsy and Status Epilepticus in Adults and Children. Clinical Recommendations. Ministry of Health of the Russian Federation; 2022. 291 p. (in Russian).
3. Cortez MA, Snead III OC. Pharmacologic models of generalized absence seizures in rodents. In: Pitkänen A, Schwartzkroin PA, Moshé SL, editors. *Models of Seizures and Epilepsy*. Burlington: Academic Press; 2006. P. 111–126. DOI: 10.1016/B978-012088554-1/50012-8.
4. Destexhe A. Network models of absence seizures. In: Faingold CL, Blumenfeld H, editors. *Neuronal Networks in Brain Function, CNS Disorders, and Therapeutics*. San Diego: Academic Press; 2014. P. 11–35. DOI: 10.1016/B978-0-12-415804-7.00002-2.
5. Elger CE, Hoppe C. Diagnostic challenges in epilepsy: seizure under-reporting and seizure detection. *Lancet Neurology*. 2018;17(3):279–288. DOI: 10.1016/S1474-4422(18)30038-3.
6. Bruno E, Viana PF, Sperling MR, Richardson MP. Seizure detection at home: Do devices on the market match the needs of people living with epilepsy and their caregivers? *Epilepsia*. 2020;61(S1):S11–S24. DOI: 10.1111/epi.16521.
7. Elmali AD, Begley K, Chester H, Cooper J, Moreira C, Sharma S, Whelan A, Leschziner G, Richardson MP, Stern W, Koutroumanidis M. Evaluation of absences and myoclonic seizures in adults with genetic (idiopathic) generalized epilepsy: a comparison between self-evaluation and objective evaluation based on home video-EEG telemetry. *Epileptic Disorders*. 2021;23(5):719–732. DOI: 10.1684/epd.2021.1325.
8. Tatum 4th WO, Winters L, Gieron M, Passaro EA, Benbadis S, Ferreira J, Liporace J. Outpatient seizure identification: results of 502 patients using computer-assisted ambulatory EEG. *Journal of Clinical Neurophysiology*. 2001;18(1):14–19. DOI: 10.1097/00004691-200101000-00004.
9. Beniczky S, Wiebe S, Jeppesen J, Tatum WO, Brazdil M, Wang Y, Herman ST, Ryvlin P. Automated seizure detection using wearable devices: A clinical practice guideline of the International League Against Epilepsy and the International Federation of Clinical Neurophysiology. *Clinical Neurophysiology*. 2021;132(5):1173–1184. DOI: 10.1016/j.clinph.2020.12.009.
10. Wirrell EC, Camfield CS, Camfield PR, Dooley JM, Gordon KE, Smith B. Long-term psychosocial outcome in typical absence epilepsy. Sometimes a wolf in sheeps' clothing. *Arch. Pediatr. Adolesc. Med.* 1997;151(2):152–158. DOI: 10.1001/archpedi.1997.02170390042008.
11. Wirrell EC, Camfield PR, Camfield CS, Dooley JM, Gordon KE. Accidental injury is a serious risk in children with typical absence epilepsy. *Arch. Neurol.* 1996;53(9):929–932. DOI: 10.1001/archneur.1996.00550090141020.
12. Vega C, Guo J, Killory B, Danielson N, Vestal M, Berman R, Martin L, Gonzalez JL, Blumenfeld H, Spann MN. Symptoms of anxiety and depression in childhood absence epilepsy. *Epilepsia*. 2011;52(8):e70–e74. DOI: 10.1111/j.1528-1167.2011.03119.x.
13. Killory BD, Bai X, Negishi M, Vega C, Spann MN, Vestal M, Guo J, Berman R, Danielson N, Trejo G, Shisler D, Novotny Jr EJ, Constable RT, Blumenfeld H. Impaired attention and network connectivity in childhood absence epilepsy. *NeuroImage*. 2011;56(4):2209–2217. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2011.03.036.

14. Fiest KM, Birbeck GL, Jacoby A, Jette N. Stigma in epilepsy. *Current Neurology and Neuroscience Reports*. 2014;14(5):444. DOI: 10.1007/s11910-014-0444-x.
15. Kjaer TW, Sorensen HBD, Groenborg S, Pedersen CR, Duun-Henriksen J. Detection of paroxysms in long-term, single-channel EEG-monitoring of patients with typical absence seizures. *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine*. 2017;5:2000108. DOI: 10.1109/JTEHM.2017.2649491.
16. Tovar Quiroga DF, Britton JW, Wirrell EC. Patient and caregiver view on seizure detection devices: A survey study. *Seizure*. 2016;41:179–181. DOI: 10.1016/j.seizure.2016.08.004.
17. Ovchinnikov A., Lüttjohann A, Hramov A, van Luijtelaar G. An algorithm for real-time detection of spike-wave discharges in rodents. *Journal of Neuroscience Methods*. 2010;194(1):172–178. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2010.09.017.
18. Sitnikova E, Hramov AE, Koronovsky AA, van Luijtelaar G. Sleep spindles and spike-wave discharges in EEG: Their generic features, similarities and distinctions disclosed with Fourier transform and continuous wavelet analysis. *Journal of Neuroscience Methods*. 2009;180(2): 304–316. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2009.04.006.
19. Nazimov AI, Pavlov AN, Khramov AE, Grubov VV, Sitnikova EY, Khramova MV. Recognition of oscillatory patterns on electroencephalogram based on adaptive wavelet-analysis. *Tambov University Reports. Series: Natural and Technical sciences*. 2013;18(4):1431–1434 (in Russian).
20. Grubov VV, Koronovskii AA, Sitnikova EY, Hramov AE. Time-frequency analysis of characteristic patterns of the activity of neuron ensembles in the brain by means of continuous wavelet transform. *Bulletin of the Russian Academy of Sciences: Physics*. 2014;78(12):1242–1245. DOI: 10.3103/S1062873814120090.
21. *Sitnikova E, Smirnov K, Grubov V, Hramov A*. Diagnostic principles of immature epileptic (proepileptic) EEG activity in rats with genetic predisposition to absence epilepsy. *Information and Control Systems*. 2019;(1):89–97 (in Russian). DOI: 10.31799/1684-8853-2019-1-89-97.
22. van Luijtelaar G, Lüttjohann A, Makarov VV, Maksimenko VA, Koronovskii AA, Hramov AE. Methods of automated absence seizure detection, interference by stimulation, and possibilities for prediction in genetic absence models. *Journal of Neuroscience Methods*. 2016;260:144–158. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2015.07.010.
23. Grubov VV, Sitnikova EY, Kurovskaya MK, Koronovskii AA, Hramov AE. Prospect of using empirical mode decomposition and wavelet analysis for detecting proepileptic activity on EEG signal. *Memoirs of the Faculty of Physics, Lomonosov Moscow State University*. 2016;(5):165404 (in Russian).
24. Jandó G, Siegel RM, Horváth Z, Buzsáki G. Pattern recognition of the electroencephalogram by artificial neural networks. *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology*. 1993;86(2): 100–109. DOI: 10.1016/0013-4694(93)90082-7.
25. Buteneers P, Schrauwen B, Verstraeten D, Stroobandt D. Real-time epileptic seizure detection on intra-cranial rat data using reservoir computing. In: Köppen M, Kasabov N, Coghill G, editors. *Advances in Neuro-Information Processing. ICONIP 2008*. Vol. 5506 of Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg: Springer; 2009. P. 56–63. DOI: 10.1007/978-3-642-02490-0_7.
26. Xanthopoulos P, Rebennack S, Liu C-C, Zhang J, Holmes GL, Uthman BM, Pardalos PM. A novel wavelet based algorithm for spike and wave detection in absence epilepsy. In: 2010 IEEE International Conference on BioInformatics and BioEngineering. 31 May 2010 - 3 June 2010, Philadelphia, PA, USA. New York: IEEE; 2010. P. 14–19. DOI: 10.1109/BIBE.2010.12.
27. Startceva SA, Lüttjohann A, Sysoev IV, van Luijtelaar G. A new method for automatic marking epileptic spike-wave discharges in local field potential signals. In: *Proc. SPIE*. Vol. 9448. Saratov Fall Meeting 2014: Optical Technologies in Biophysics and Medicine XVI; Laser Physics and Photonics XVI; and Computational Biophysics. SPIE; 2015. P. 94481R. DOI: 10.1117/12.2179017.
28. Baser O, Yavuz M, Ugurlu K, Onat F, Demirel BU. Automatic detection of the spike-and-wave

- discharges in absence epilepsy for humans and rats using deep learning. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2022;76:103726. DOI: 10.1016/j.bspc.2022.103726.
29. Guo L, Rivero D, Dorado J, Rabuñal JR, Pazos A. Automatic epileptic seizure detection in EEGs based on line length feature and artificial neural networks. *Journal of Neuroscience Methods*. 2010;191(1):101–109. DOI: 10.1016/j.jneumeth.2010.05.020.
 30. Dan J, Vandendriessche B, Van Paesschen W, Weckhuysen D, Bertrand A. Computationally-efficient algorithm for real-time absence seizure detection in wearable electroencephalography. *International Journal of Neural Systems*. 2020;30(11):2050035. DOI: 10.1142/S0129065720500355.
 31. Glukhova LY. Clinical significance of epileptiform activity in electroencephalogram. *Russian Journal of Child Neurology*. 2016;11(4):8–19 (in Russian). DOI: 10.17650/2073-8803-2016-11-4-8-19.
 32. Volnova AB, Lenkov DN. Absence epilepsy: mechanisms of hypersynchronization of neuronal networks. *Medical Academic Journal*. 2012;12(1):7–19 (in Russian).
 33. Karlov VA. Absence. *Neuroscience and Behavioral Physiology*. 2005;3:55–60 (in Russian).
 34. Petersen EB, Duun-Henriksen J, Mazzaretto A, Kjær TW, Thomsen CE, Sorensen HBD. Generic single-channel detection of absence seizures. In: 2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 30 August 2011 - 3 September 2011, Boston, MA, USA. New York: IEEE; 2011. P. 4820–4823. DOI: 10.1109/IEMBS.2011.6091194.
 35. Chatzichristos C, Swinnen L, Macea J, Bhagubai M, Van Paesschen W, De Vos M. Multimodal detection of typical absence seizures in home environment with wearable electrodes. *Frontiers in Signal Processing*. 2022;2:1014700. DOI: 10.3389/frsip.2022.1014700.
 36. Japaridze G, Loeckx D, Buckinx T, Larsen SA, Proost R, Jansen K, MacMullin P, Paiva N, Kasradze S, Rotenberg A, Lagae L, Beniczky S. Automated detection of absence seizures using a wearable electroencephalographic device: a phase 3 validation study and feasibility of automated behavioral testing. *Epilepsia*. 2022. DOI: 10.1111/epi.17200.
 37. Makarov VV. Methods and Algorithms for Automatic Classification of Psychophysiological Characteristics of a Person. PhD Thesis. Moscow: Federal Research Center «Informatics and Management» of the Russian Academy of Sciences; 2022. 104 p. (in Russian).
 38. Sitnikova EY, Koronovskii AA, Hramov AE. Analysis of epileptic activity of brain in case of absence epilepsy: applied aspects of nonlinear dynamics. *Izvestiya VUZ. Applied Nonlinear Dynamics*. 2011;19(6):173–182 (in Russian). DOI: 10.18500/0869-6632-2011-19-6-173-182.
 39. Beniczky S, Rubboli G, Covanis A, Sperling MR. Absence-to-bilateral-tonic-clonic seizure. *Neurology*. 2020;95(14):e2009–e2015. DOI: 10.1212/WNL.0000000000010470.
 40. Shoeb A. CHB-MIT Scalp EEG Database [Electronic resource]. PhysioNet; 2010. Available from: <https://physionet.org/content/chbmit/1.0.0/>.
 41. NeuroPlay - NeuroPlay-6C [Electronic resource]. Available from: <https://neuroplay.ru/catalog/neuroplay-6c/>.



Белокопытов Антон Сергеевич — родился в Омске (2001). Окончил институт биомедицинских систем Московского института электронной техники по направлению «Биотехнические системы и технологии» (2023). С 2021 года работает в компании «Нейроботикс» в качестве программиста-разработчика. С 2023 года обучается в НИУ «Высшая школа экономики» по направлению «Когнитивные науки и технологии: от нейрона к познанию». Научные интересы — нейронаука.

Россия, 101000 Москва, ул. Мясницкая, 20
 Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»
 E-mail: a.belokopytov@neurobotics.ru
 ORCID: 0009-0003-8059-5701
 AuthorID (eLibrary.Ru): 1227644



Макарова Милана Михайловна — окончила Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ» (2020, квалификация инженер-физик). Стажер-исследователь, аспирант Центра нейроэкономики и когнитивных исследований Института когнитивных нейронаук НИУ «Высшая школа экономики». Сфера научных интересов: аналоговая и цифровая схемотехника, межполушарные взаимодействия, реабилитация, картирование мозга.

Россия, 101000 Москва, ул. Мясницкая, 20
Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»
E-mail: m.makarova@hse.ru
ORCID: 0000-0002-9351-6588



Саламатин Михаил Игоревич — родился в Москве (2001). Окончил с отличием Московский психолого-педагогический университет по направлению «Психология развития и возрастная психология» (2022). Студент магистерской программы Высшей школы экономики «Когнитивные науки и технологии: от нейрона к познанию» (до 2025). Научные интересы — психология, нейронаука.

Россия, 101000 Москва, ул. Мясницкая, 20
Национальный исследовательский университет «Высшая школа экономики»
E-mail: mihail.salamatin@gmail.com
ORCID: 0009-0004-1063-5509



Редкозубова Ольга Михайловна — окончила с отличием биологический факультет МГУ им. М. В. Ломоносова (2005, квалификация физиолог). Кандидат биологических наук по специальности «Физиология» (2007, МГУ). С 2017 года работает в компании «Нейроботикс» в должности старшего научного сотрудника. С 2023 года по совместительству работает в должности доцента в институте биомедицинских систем Московского института электронной техники. Научные интересы — нейронаука, биология. Опубликовала свыше 12 научных статей по указанным направлениям.

Россия, Москва, 124498 Зеленоград, проезд 4922, д. 4, стр. 2, офис 477
Национальный исследовательский университет
«Московский институт электронной техники»
E-mail: redkozubova@gmail.com
ORCID: 0009-0003-0400-2775
AuthorID (eLibrary.Ru): 172533
IstinaResearcherID (IRID): 2304959