

Поиск оптимального преиктального интервала для прогнозирования эпилептических приступов по ЭЭГ с использованием гибридной модели Autoencoder–ANFIS

А. А. Ивченко, А. Ю. Филатов

Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет
«ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина)

ayntewc@gmail.com

II. ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

Аннотация. В работе рассматривается задача определения оптимального преиктального интервала для прогнозирования эпилептических приступов на основе электроэнцефалографических (ЭЭГ) сигналов. Предложен гибридный подход, объединяющий автоэнкодер для снижения размерности признакового пространства и адаптивную нейро-нечёткую систему вывода (ANFIS) для классификации преиктального и интериктального состояний. Исследование проведено на данных пациентов с эпилепсией с использованием различных длительностей преиктального интервала в диапазоне от 300 до 1800 секунд. Для повышения устойчивости и обобщающей способности результатов выполнено усреднение метрик по группе пациентов, что позволило снизить влияние индивидуальных особенностей ЭЭГ-сигналов. Экспериментально показано, что наилучшее качество классификации достигается при преиктальном интервале около 600 секунд, при котором значение AUC составляет 0.876 ± 0.043 , а F1-score — 0.837 ± 0.034 . Полученные результаты согласуются с современными исследованиями и уточняют положение оптимального преиктального интервала внутри известного диапазона значений.

Ключевые слова: эпилепсия; ЭЭГ; прогнозирование приступов; преиктальный интервал; машинное обучение; автоэнкодер; ANFIS; гибридные модели; биомедицинские сигналы; анализ временных рядов

I. ВВЕДЕНИЕ

Эпилепсия является одним из наиболее распространённых неврологических заболеваний, сопровождающимся внезапными приступами. Прогнозирование приступов на основе ЭЭГ является важной задачей, позволяющей повысить качество жизни пациентов [8].

Одним из ключевых аспектов данной задачи является выбор преиктального интервала — временного промежутка перед приступом, в котором наблюдаются характерные изменения сигнала [3], [6], [8]. Однако в литературе отсутствует единое мнение о его оптимальной длительности, что затрудняет разработку эффективных моделей [4], [6].

Целью данной работы является экспериментальное определение оптимального преиктального интервала на основе анализа качества классификации.

В существующих работах на датасете CHB-MIT применяются различные архитектуры и стратегии выбора временных интервалов, однако единого стандарта относительно оптимальной длительности преиктального периода не сформировано [1], [2], [4], [6].

В таблице приведено сравнение наиболее характерных работ, использующих различные методы прогнозирования эпилептических приступов.

ТАБЛИЦА I. СРАВНЕНИЕ С АНАЛОГАМИ

Работа	Метод	Преиктальный интервал	Метрики	Результаты
CNN-based seizure prediction[2]	CNN	patient-specific (~20–30 мин)	AUC	0.84–0.86
On the proper selection of preictal period for seizure prediction[6]	Statistical ML	patient-specific (5–30 мин)	AUC	0.80–0.85
Focal onset seizure prediction using convolutional networks [9]	CNN	~10–15 мин (~600–900 с)	Sensitivity/FP R	87.8%, 0.142 FP/h
Optimization of Pre-Ictal Interval Time Period for Epileptic Seizure Prediction [4]	XGBoost + temporal/frequency features	~10–12 мин (~600–720 с)	Accuracy	0.83

Анализ литературы показывает, что современные методы прогнозирования эпилептических приступов на основе ЭЭГ в основном используют глубокие нейронные сети, включая сверточные (CNN) архитектуры, а также классические методы машинного обучения [2], [6]. При этом большинство работ на датасете CHB-MIT используют patient-specific подход, в котором длительность преиктального интервала подбирается индивидуально и может варьироваться в широком диапазоне от 5 до 30 минут [2], [6].

В ряде исследований показано, что несмотря на различия в методах обработки сигналов и архитектурах моделей, наблюдается устойчивая область значений преиктального интервала около 10–15 минут, при

которой достигается наиболее высокая предсказательная способность [4], [9].

В отличие от рассмотренных работ, в данном исследовании выполнен систематический анализ влияния преиктального интервала в диапазоне 300–1800 секунд с использованием гибридной модели Autoencoder–ANFIS.

Использование автоэнкодера позволяет эффективно выделять компактные латентные признаки ЭЭГ-сигналов, а ANFIS обеспечивает интерпретируемую нелинейную классификацию, объединяя нейросетевой и нечеткий подходы [5].

III. МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ

Для уменьшения размерности признакового пространства применялся автоэнкодер, позволяющий извлечь компактное латентное представление исходных признаков. Размерность латентного пространства была выбрана равной 8, что обеспечивает баланс между степенью сжатия и сохранением информативных характеристик сигнала [4][5].

Для формирования признакового описания ЭЭГ-сигнала использовался метод скользящего окна [4]. Длительность окна составляла 20 секунд, шаг сдвига — 10 секунд. Для каждого окна вычислялся набор исходных признаков, которые затем подавались на вход автоэнкодера.

В качестве классификатора использовалась упрощённая модель адаптивной нейро-нечёткой системы вывода (ANFIS) [5]. Формирование правил осуществлялось с использованием кластеризации методом k-средних, что позволяло определить центры нечетких правил в пространстве признаков. В качестве выходного слоя применялась линейная модель, параметры которой оценивались с использованием псевдообратной матрицы [4][5].

В рамках исследования рассматривались различные варианты длительности преиктального интервала: 300, 600, 900, 1200, 1500 и 1800 секунд. Окна сигнала, попадающие в указанный временной промежуток перед началом эпилептического приступа, маркировались как преиктальные, в то время как остальные относились к интериктальному состоянию [1], [4], [6], [9].

Для повышения достоверности результатов и снижения влияния индивидуальных особенностей ЭЭГ-сигналов использовался подход с усреднением по пациентам [4], [6]. В частности, анализ проводился на данных 20 пациентов датасета СНВ-МІТ с применением кросс-валидации по принципу «leave-one-patient-out» (LOPO). На каждой итерации один пациент выступал в качестве тестового набора, а остальные 19 — в качестве обучающего. Для обеспечения сбалансированности классов внутри обучающей выборки применялись соответствующие процедуры балансировки. Итоговые значения метрик вычислялись путём усреднения результатов по всем 20 тестовым пациентам. Оценка качества модели проводилась с использованием метрик Accuracy, F1-score и площади под ROC-кривой (AUC) [1], [4], [6].

ТАБЛИЦА II. РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТА

Интервал (сек)	Accuracy	F1	AUC
300	0.759 ± 0.061	0.794 ± 0.051	0.742 ± 0.16
600	0.818 ± 0.049	0.837 ± 0.034	0.876 ± 0.043
900	0.806 ± 0.08	0.835 ± 0.066	0.824 ± 0.087
1200	0.748 ± 0.046	0.770 ± 0.044	0.813 ± 0.038
1500	0.646 ± 0.057	0.655 ± 0.055	0.683 ± 0.047
1800	0.602 ± 0.037	0.609 ± 0.043	0.632 ± 0.04



Рис. 1. График зависимости метрик точности от длины интервала

IV. ОБСУЖДЕНИЕ

Полученные результаты свидетельствуют о наличии оптимального диапазона преиктального интервала, находящегося в пределах 600 секунд, при котором достигается наилучшее качество классификации по всем рассматриваемым метрикам. Это указывает на то, что в данном временном промежутке перед началом эпилептического приступа в ЭЭГ-сигналах формируются наиболее выраженные и устойчивые признаки, позволяющие эффективно отделять преиктальное состояние от интериктального.

При использовании более коротких интервалов (например, 300 секунд) наблюдается снижение качества модели, что, вероятно, связано с недостаточным накоплением характерных изменений в сигнале. Преиктальные паттерны в этом случае либо ещё не сформированы в полной мере, либо проявляются слабо и нестабильно, что затрудняет их выделение и снижает информативность признакового пространства.

В свою очередь, увеличение длительности интервала свыше 900–1200 секунд приводит к постепенному ухудшению результатов. Это объясняется тем, что в расширенный преиктальный интервал начинают попадать сегменты, фактически относящиеся к интериктальному состоянию. Включение таких данных приводит к размыванию границы между классами, снижению их разделимости и, как следствие, ухудшению качества классификации.

Дополнительно полученные результаты согласуются с данными современных исследований, в которых также отмечается, что эффективность моделей прогнозирования существенно зависит от выбора преиктального интервала [4], [6]. В ряде работ показано, что существует устойчивый диапазон допустимых значений преиктального окна (примерно 5–30 минут), внутри которого наблюдается вариативность качества моделей в зависимости от архитектуры и способа извлечения признаков [4], [6], [8]. При этом в пределах данного диапазона часто фиксируется локальный

максимум эффективности в области 10–15 минут, что соответствует физиологически значимому периоду формирования предикторных изменений в ЭЭГ-сигналах [4], [5], [6], [9].

Таким образом, полученный в данной работе оптимальный диапазон не противоречит существующим результатам, а уточняет положение локального максимума внутри известного литературного интервала применительно к гибридной модели Autoencoder–ANFIS и используемой схеме извлечения признаков.

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В работе показано, что оптимальный преиктальный интервал для прогнозирования эпилептических приступов составляет около 600 секунд, при котором достигается наилучшее качество классификации, а использование гибридной модели Autoencoder–ANFIS демонстрирует высокую эффективность при решении данной задачи; при этом усреднение метрик по группе пациентов позволяет повысить надёжность и устойчивость получаемых результатов, снижая влияние индивидуальных особенностей ЭЭГ-сигналов.

Полученные результаты согласуются с современными исследованиями, в которых также отмечается существование широкого диапазона допустимых преиктальных интервалов (5–30 минут) с локальным максимумом эффективности в области 10–15 минут [4], [5], [6], [9]. Это подтверждает корректность выбранного диапазона анализа и указывает на то, что выявленный оптимум соответствует общим закономерностям формирования предикторных изменений в ЭЭГ-сигналах.

Таким образом, предложенный подход не только демонстрирует высокое качество классификации, но и уточняет положение оптимального преиктального интервала в рамках известных литературных оценок.

БЛАГОДАРНОСТЬ

Выражаю благодарность своему научному руководителю Филатову Антону Юрьевичу за ценные советы при планировании исследования и рекомендации по оформлению статьи.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- [1] Daoud H.G., Bayoumi M.A. Efficient Epileptic Seizure Prediction Based on Deep Learning // *IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems*. 2019. Vol. 13, no. 5. P. 804–813. DOI: 10.1109/TBCAS.2019.2929053.
- [2] Truong N.D., Nguyen A.D., Kuhlmann L., Bonyadi M.R., Yang J., Ippolito S., Kavehei O. Convolutional neural networks for seizure prediction using intracranial and scalp electroencephalogram // *Neural Networks*. 2018. Vol. 105. P. 104–111. DOI: 10.1016/j.neunet.2018.04.018.
- [3] Mirowski P., Madhavan D., LeCun Y., Kuzniecky R. Classification of patterns of EEG synchronization for seizure prediction // *Clinical Neurophysiology*. 2009. Vol. 120, no. 11. P. 1927–1940. DOI: 10.1016/j.clinph.2009.08.012.
- [4] Shaik Gadda A.A., Vedantham D., Thomas J., Rajamanickam Y., Menon R.N., Agastinose Ronickom J.F. Optimization of Pre-Ictal Interval Time Period for Epileptic Seizure Prediction Using Temporal and Frequency Features // *Studies in Health Technology and Informatics*. 2023. Vol. 302. P. 232–236. DOI: 10.3233/SHTI230109.
- [5] Shoeibi A., Ghassemi N., Khodatars M., Moridian P., Alizadehsani R., Zare A., Gorriz J.M. Detection of epileptic seizures on EEG signals using ANFIS classifier, autoencoders and fuzzy entropies // *Biomedical Signal Processing and Control*. 2021. Vol. 68. 102604. DOI: 10.1016/j.bspc.2021.102604.
- [6] Rasekhi J., Mollaei M.R.K., Bandarabadi M. On the proper selection of preictal period for seizure prediction // *Cognitive Neurodynamics*. 2015. Vol. 9, no. 3. P. 297–306. DOI: 10.1007/s11571-014-9314-y.
- [7] Batista J.F., Godinho F., Dourado A. EEG Epilepsy Seizure Prediction: The Post-processing Stage as a Chronology // *2020 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*. Glasgow, 2020. P. 1–8. DOI: 10.1109/IJCNN48605.2020.9207185.
- [8] Mormann F., Andrzejak R.G., Elger C.E., Lehnertz K. Seizure prediction: the long and winding road // *Brain*. 2007. Vol. 130, no. 2. P. 314–333. DOI: 10.1093/brain/awl241.
- [9] Khan H., Marcuse L., Fields M., Swann K., Yener B. Focal onset seizure prediction using convolutional networks // *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*. 2018. DOI: 10.1109/TBME.2017.2785401.