

ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА ДЛЯ ПОИСКА АНОМАЛЬНЫХ ИЗМЕНЕНИЙ В СИГНАЛАХ

С.В. Артеменко¹

¹Брестский государственный технический университет,
Брест, Беларусь

Рассматривается создание интеллектуальной системы на основе искусственных нейронных сетей для поиска аномалий в сигналах. Показана модель слабо-связанного перцептрона для ускорения работы вычислительных алгоритмов. Представлено экспериментальное исследование на примере обнаружения аномальной активности в сигналах электроэнцефалограмм.

Введение

Задача анализа различных данных природного, технического или биомедицинского характера является актуальной на сегодняшний день. Одним из аспектов такого анализа является поиск аномальных изменений в этих данных, который приводит к нарушению работы системы, природным катаклизмам или обострению болезней. Данные для анализа, как правило, представляют собой дискретный сигнал или набор сигналов, характеризующий изменение состояния исследуемой системы во времени. Рассмотрим в качестве такой системы головной мозг человека и задачу поиска и обнаружения аномальной эпилептической активности в сигналах электроэнцефалограмм (ЭЭГ). Исследования ЭЭГ сигналов показали, что они являются нестационарными и хаотическими [1]. Поэтому применение линейных методов анализа является малоэффективным [2,3]. Существует разница в динамических свойствах ЭЭГ сигнала в нормальном и эпилептическом состоянии. При возникновении во время регистрации ЭЭГ всплеск эпилептической активности отмечается снижением сложности сигнала, что приводит к снижению степени хаотичности сигнала [3]. Для оценки таких изменений возможно применение теории хаоса и нелинейной динамики. В качестве диагностического критерия можно использовать корреляционную размерность и старший показатель Ляпунова [4]. Для обнаружения эпилептической активности необходимо разработать робастные алгоритмы определения хаотичности ЭЭГ сигналов.

1. Методика обнаружения аномалий

В данном разделе описывается обобщенный алгоритм для обнаружения эпилептической активности в сигналах ЭЭГ.

В качестве диагностического критерия используется значение показателя непредсказуемости сигнала, которое снижается при наступлении эпилептических припадков. На рисунке 1 представлена общая схема обнаружения эпилептической активности в сигналах ЭЭГ [5,6].

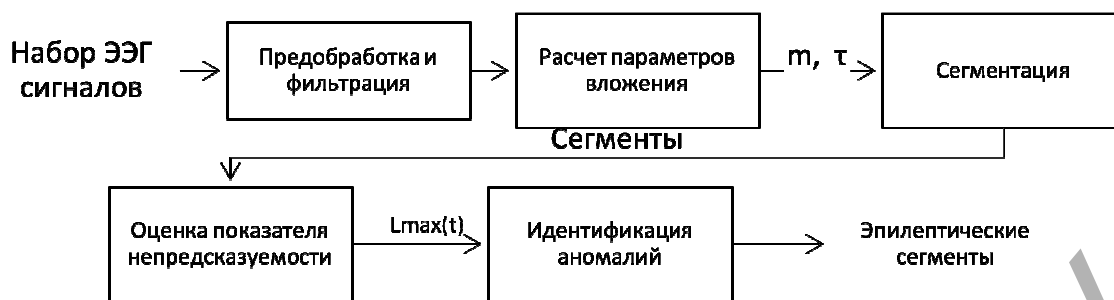


Рисунок 1 – Процесс обработки сигнала ЭЭГ для обнаружения эпилептической активности; $L_{\max}(t)$ – ряд значений показателя непредсказуемости, m – размерность пространства вложения и τ – временная задержка.

На вход системы поступает набор сигналов ЭЭГ одной регистрации. Эти сигналы описывают динамику нелинейной хаотической системы, которая характеризует электрическую активность нейронов головного мозга. Каждый ЭЭГ сигнал снимается с определенного участка головного мозга, характеризует электрическую активность множества нейронов соответствующего участка головного мозга и содержит различные артефакты (помехи, появляющиеся на ЭЭГ в результате моргания, движения подбородком и т. п.). Поэтому на первом этапе необходимо осуществить предобработку ЭЭГ сигналов, чтобы отфильтровать их от различного рода артефактов и получить максимально независимые сигналы. Для такой обработки ЭЭГ сигналов используется метод независимых компонент (ICA – Independent Component Analysis). Результатом предобработки являются чистые сигналы ЭЭГ, содержащие электрическую активность нейронов головного мозга. После этого происходит определение параметров вложения чистых сигналов ЭЭГ, что позволяет выполнить настройку нейронной сети и сформировать обучающие выборки. Каждый сигнал, полученный после ICA фильтрации, подвергается адаптивной сегментации при помощи многослойного персептрона (MLP). В результате сегментации происходит разбиение каждого сигнала на квазистационарные участки, где поведение сигнала не изменяется. Затем для каждого выделенного сегмента производится вычисление оценки показателя непредсказуемости. В результате получается детерминированный ряд показателей непредсказуемости для каждого чистого сигнала ЭЭГ. Если различные сегменты имеют одинаковые значения показателя непредсказуемости, то они объединяются в один сегмент. На заключительном этапе происходит идентификация эпилептической активности в соответствии с критерием снижения показателя непредсказуемости ниже порогового значения. Экспериментально выявлено, что данной пороговое значение равно нулю. В результате выполнения данной процедуры для каждого сигнала ЭЭГ выделяются временные сегменты с эпилептической и нормальной активностью.

2. Ускорение вычислений

Расчет показателя непредсказуемости сигнала выполняется при помощи прогнозирующей нейронной сети. Архитектура ИНС, обучаемой на прогнозирование, состоит из k входных, p скрытых и одного выходного нейронов (см. рис. 2). В процессе обучения выполняется настройка весовых коэффициентов w_{ij} и v_j , $i = 1, k$, $j = 1, p$.

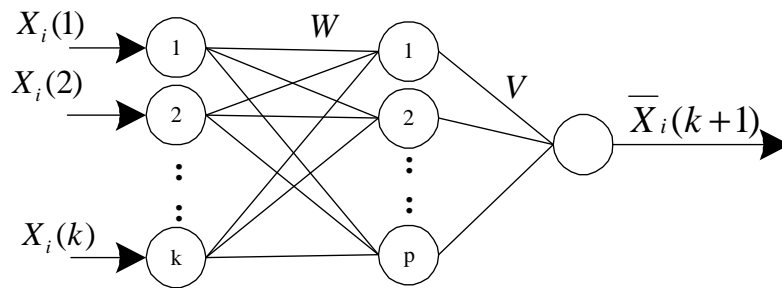


Рисунок 2 – Архитектура прогнозирующей ИНС

Для ускорения вычислений было предложено модифицировать архитектуру ИНС на этапе функционирования. Новая архитектура формируется на основе архитектуры обученной ИНС путем добавления одного нейрона во входной слой, удваиванием нейронов в скрытом и выходном слоях (см. рис. 3) [6]. Весовые коэффициенты рассматриваемой ИНС W' и V' формируются на базе матриц весовых коэффициентов W и V , путем добавления следующих весов: $W'_{ij} = W'_{i,p+j} = W_{ij}$; $W'_{k+1,p+j} = W'_{kj} = W_{kj}$; $W'_{k+1,j} = W'_{k,j+p} = 0$; $v'_{j1} = v'_{j+p,2} = v_j$; $v'_{j+p,1} = v'_{j,2} = 0$, где $i = 1, k-1$, $j = 1, p$.

Применение предложенного нейросетевого модуля вместо классического многослойного персептрона позволяет сократить время расчета приблизительно на 10%, так как за одну итерацию работы вычисляется прогноз сразу двух близких траекторий временного ряда.

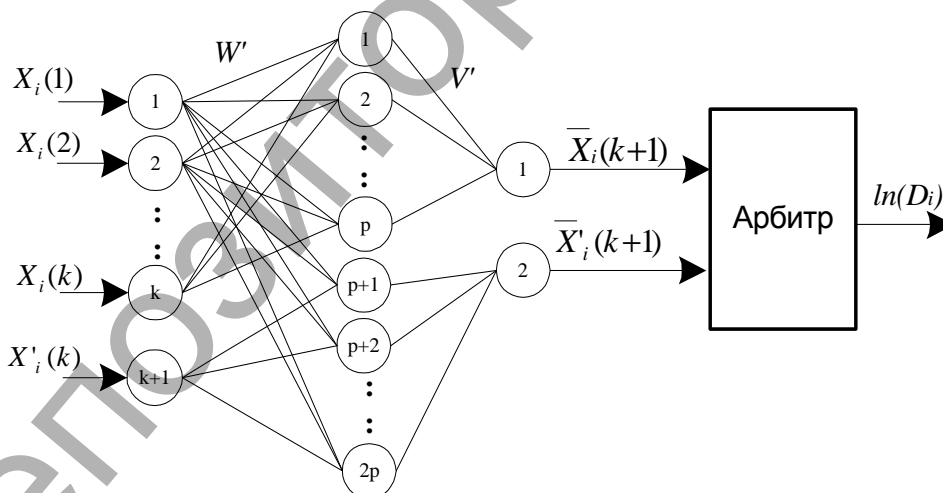


Рисунок 3 – Структура нейросетевого модуля для расчета показателя непредсказуемости

Результат ускорения является существенным, так как алгоритм расчета точечной оценки показателя непредсказуемости сигнала является основой разрабатываемой системы анализа сигналов ЭЭГ.

3. Описание экспериментальных данных

Экспериментальное исследование проводилось на 48 наборах ЭЭГ сигналов (регистраций), записанных у 20 пациентов различного возраста. Данные

предоставлены 5-й городской клинической больницей (г. Минск). Каждая регистрация представляла собой 16-канальную ЭЭГ длительностью по 8 секунд. Из 16 сигналов, каждой регистрации в результате ИСА было получено 6 сигналов, таким образом всего было проанализировано 758 сигналов, в результате фильтрации получено 288 сигналов. Для этих сигналов рассчитаны параметры вложения: $\tau = 1$, значение $m < 8$ для разных сигналов после ИСА фильтрации.

4. Результаты экспериментов

Нейронная сеть для эксперимента формируется из 7, 5 и 1 нейронных элементов во входном, скрытом и выходном слоях. Результаты экспериментов оценены при помощи статистических параметров (см. таблицу 1). Как следует из таблицы, ошибка первого рода $\alpha = 0,3\%$, что характеризует очень малое значение ложных срабатываний.

Таблица 1 – Значения статистических параметров

Статистические параметры	Значения
Специфичность TNR	99,7 %
Чувствительность TPR	93,1 %
Общая точность классификации ACC	99,6 %

Заключение

Основными преимуществами предложенной методологии определения эпилептической активности являются высокая точность классификации 99,6% и отсутствие необходимости обучения на эталонных наборах, а также способность выделять в сигналах ЭЭГ временные сегменты с эпилептической и нормальной активностью [5,6]. Предложенная система может применяться для анализа других данных хаотического характера и поиска аномалий в них.

Список литературы

1. Пригожин, И. Время, хаос, квант: к решению парадокса времени / И. Пригожин, И. Стенгер. – Москва : URSS, 2008. – 300с.
2. Iasemidis, L.D. Measurement and quantification of spatiotemporal dynamics of human epileptic seizures / L.D. Iasemidis, J.C. Principe, J.C. Sackellares // Nonlinear signal processing in medicine. – N.Y. : IEEE Press, 2000. – Vol. 2. – P. 1–27.
3. Nonlinear EEG Analysis and Its Potential Role in Epileptology / C.E. Elger [et al.] // Epilepsia. – Malden : Wiley-Blackwell, 2000. – Vol. 41. – P. 34–38.
4. Меклер, А.А. Применение аппарата нелинейного анализа динамических систем для обработки сигналов ЭЭГ / А.А. Меклер // Актуальные проблемы современной математики : ученые записки – СПб. : ЛГУ им. А.С. Пушкина, 2004. – Т. 13, вып. 2. – С. 112–140.
5. Golovko, V. Towards automatic epileptic seizure detection in EEGs based on neural networks and largest Lyapunov exponent / V. Golovko, S. Artsiomenka, V. Evstigneev, V. Kistsen // International Journal of Computing. – 2015. – Vol. 14 (1). – P. 36–47.
6. Артеменко С. В. Искусственные нейронные сети в задаче диагностики эпилепсии / С. В. Артеменко, В.А. Головкин, В. В. Евстигнеев. – Saarbrücken : LAMBERT Academic Publishing, 2016. – 140с.