

ПОВЫШЕНИЕ ТОЧНОСТИ ОБНАРУЖЕНИЯ АНОМАЛИЙ В СИГНАЛАХ ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАММ

Безобразова С. В.

Брестский государственный технический университет, г. Брест

Введение

Наше исследование хаотических процессов направлено на идентификацию уровня хаоса в них и, тем самым, обнаружению аномалий при его снижении. Мы, в частности, рассматриваем задачу диагностики эпилепсии. Для изучения и обнаружения эпилепсии широко используется электроэнцефалография, предметом изучения которой являются электрические явления в мозге человека.

Задача повышения точности идентификации хаотического процесса является одной из основных в нашей исследовательской работе [1]. Решение этой проблемы позволит обнаруживать не только участки проявления аномалий в сигналах, но и их длительность.

1. Сегментация сигналов

Процедуру сегментации временного ряда на фрагменты по степени хаотичности можно разделить на три этапа [2], как представлено на рисунке 1:

1. На первом этапе сигнал разбивается на элементарные участки.
2. Затем на каждом из этих участков производится расчет меры хаотичности, определяющей поведение сигнала на данном отрезке. В качестве меры хаоса может служить корреляционная размерность или старший показатель Ляпунова [3].
3. На третьем этапе элементарные участки классифицируются в соответствии с уровнем хаотичности сигнала, получая каждый свое классификационное наименование.

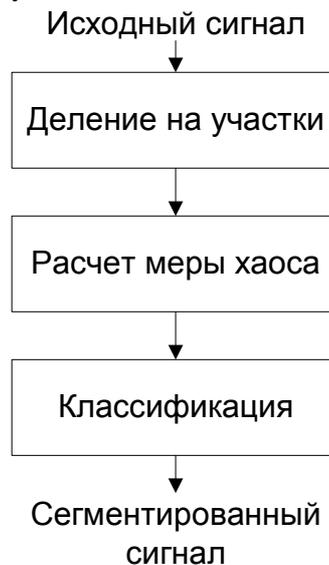


Рисунок 1. Сегментация сигнала

Главной задачей является первый этап, то есть разбиение исходного на элементарные участки, для его реализации наиболее эффективной считается адаптивная сегментация. Такой подход к сегментации предполагает определение границы между сегментами при обнаружении изменения характеристических параметров [2]. Происходит оценка степени сходства фиксированного участка исходного сигнала с последующим фрагментом этого сигнала, рассматриваемом в движущемся вдоль записи временном "окне". Очевидно, что как только в это окно попадет граница сегментов, контролируемая степень сходства резко уменьшится, и это будет формальным признаком перехода к следующему сегменту - участку с другой степенью хаотичности.

Однако этот метод порождает ряд сложностей, так как необходимо подобрать параметры, которые будут характеризовать каждый сегмент определенными значениями. В на-

шем исследовании характеристическим параметром выступает старший показатель Ляпунова, поэтому мы предлагаем степень сходства определять по точности прогноза при прогнозировании фиксированного участка исходного сигнала.

2. Нейросетевой подход в сегментации

Для прогнозирования данных в нашем случае наиболее подходящим методом являются искусственные нейронные сети, так как они позволяют анализировать небольшие объемы данных [4]. В качестве базовой архитектуры для прогнозирования временных процессов в работе использован многослойный персептрон (Multilayer Perceptron, MLP). Для обучения многослойного персептрона мы использовали алгоритм обратного распространения ошибки. Предположим, у нас есть временной ряд $X = \{x(1), x(2), \dots, x(m)\}$, где m – количество точек временного ряда. Сегментирование осуществляется согласно следующему алгоритму:

- 1) Определяется размер элементарного интервала N ; $t=1$ – начальная позиция временного окна;
- 2) Формируется обучающая выборка N точек, начиная с позиции t : $\{x(t), x(t+1), \dots, x(t+N-1)\}$;
- 3) Производится обучение нейронной сети на прогнозирование выбранных данных;
- 4) Осуществляется прогноз значений, получаем точки $x'(t+N), x'(t+N+1), x'(t+N+2) \dots$ до тех пор, пока не выполнится условие (2)

$$|x'(i) - x(i)| > \Delta x_{\max}, \quad (1)$$

где $i = \overline{0, 1, 2, \dots}$ Δx_{\max} - величина, определяющая приемлемую точность прогноза.

- 5) Если $i = 0$, то i -ая точка принимается за границу сегментов и временное окно смещается к полученной границе $t=t+N$, иначе окно смещается на i точек $t=t+i$.
- 6) Если $t < m - N$, то переходим к пункту 1, иначе сегментация завершена.

Согласно вышеописанному алгоритму произведем сегментацию смешанного ряда, изображенного на рисунке 2.а, при $N = 50$. Результат адаптивной сегментации при помощи нейронных сетей показан на рисунке 2.б.

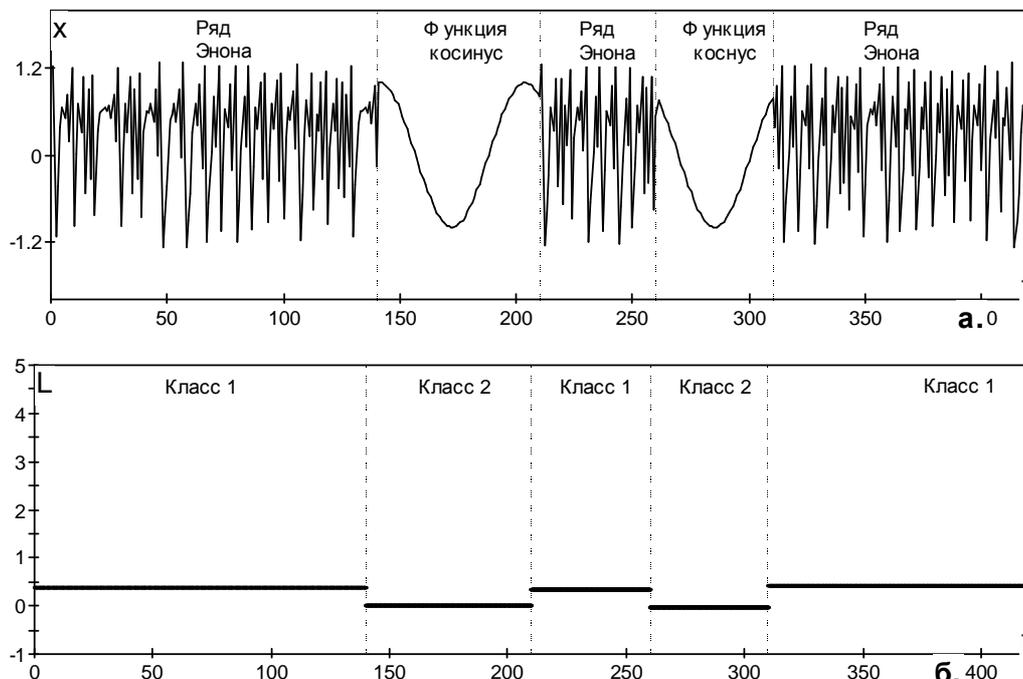


Рисунок 2. а) смешанный сигнал; б) адаптивная сегментация при помощи нейронных сетей

Сегментация произведена с точностью до трех отсчетов, все сегменты идентифицированы правильно, отсутствуют неопределенные сегменты.

3. Применение сегментации к сигналам электроэнцефалограмм

Рассмотрим на примере электроэнцефалограммы (ЭЭГ), где аномалией являются эпилептиформные активности, вызывающие снижение уровня хаоса в сигнале[5].

На рисунке 3.а изображен исследуемый сигнал ЭЭГ с двумя спайками (островершинные высокоамплитудные волны, появившиеся в сигнале в результате эпилептического приступа). На рисунке 3.б показаны результаты адаптивной сегментации этого сигнала: к классу I отнесены сегменты с положительным значением старшего показателя Ляпунова (нормальная активность), к классу II – с отрицательным (эпилептиформная активность). Из рисунка 3 видно, что адаптивная сегментация при помощи нейронных сетей позволила обнаружить все эпилептиформные активности в анализируемом сигнале и определить их длительность.

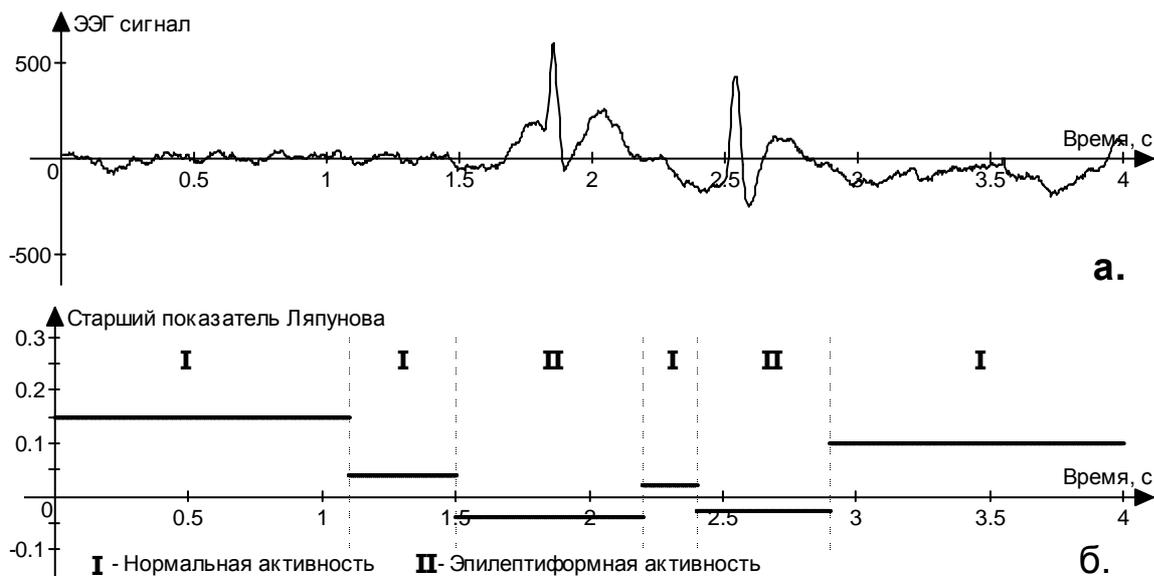


Рисунок 3. а) сигнал ЭЭГ; б) адаптивная сегментация сигнала ЭЭГ при помощи нейронных сетей

Выводы

1. Разработан нейросетевой подход к сегментации сигналов. Сегменты идентифицируются по уровню хаоса на участке сигнала.

2. Предложенный подход позволяет повысить точность обнаружения эпилептиформной активности в сигнале ЭЭГ, так как применение сегментации предполагает определение длительности соответствующе-го сегмента.

Исследования проводятся в соответствии с ГКПНИ «Инфотех» по теме «Методы математического моделирования процессов самоорганизации в активных средах» (№ госрегистрации 20063567) под руководством профессора, д.т.н. Головки Владимира Адамовича.

Литература

1. Безобразова С.В., Головки В.А. *Нейросетевой подход в задаче диагностики эпилепсии* // Вестник БрГТУ. Физика, математика, информатика. – 2006. – №5(41). – С. 36-39
2. Каплан А.Я. Проблема сегментного описания электроэнцефалограммы человека // Физиология человека, 1999, Том 25, № 1, С. 125-133.
3. V. Golovko, Y. Savitsky, N. Maniakov. *Neural Networks for Signal Processing in Measurement Analysis and Industrial Applications: the Case of Chaotic Signal Processing* // chapter of NATO book "Neural networks for instrumentation, measurement and related industrial applications". - Amsterdam: IOS Press, 2003, P. 119-143.
4. Головки В.А. *Нейросетевые методы обработки хаотических процессов* // В книге «Лекции по Нейроинформатике». – М.: МИФИ, 2005. – С. 43-88.
5. Sackellares J.Ch, Iasemidis L.D, Shiau D. *Epilepsy when chaos fail*. Singapore: World Scientific, 1990.