

УДК 004.8

НЕЙРОСЕТЕВОЙ АНАЛИЗ СИГНАЛОВ ЭЭГ

Давидюк Ю.И., Савицкий Ю.В.

УО «Брестский государственный технический университет», г. Брест

Нейросетевые методы анализа хаотических сигналов находят все большее применение в различных областях благодаря ряду преимуществ по сравнению с традиционными методами: возможностью исследования систем, математическая модель которых неизвестна (неизвестны математические соотношения, характеризующие поведение динамической системы); использованием для исследований выборки данных ограниченного объема [1]. Высокая актуальность данного направления объясняется всё возрастающей потребностью в наличии эффективных средств для решения сложных нетривиальных задач в плохо формализуемых областях обработки информации.

Хаос в динамике означает чувствительность динамической эволюции к изменениям начальных условий. Старший показатель Ляпунова характеризует степень экспоненциального расхождения близких траекторий. Наличие у системы положительной экспоненты Ляпунова свидетельствует о том, что любые две близкие траектории быстро расходятся с течением времени, то есть имеет место чувствительность к значениям начальных условий.

В результате экспериментов установлено, что наиболее приемлемой для цели данного исследования является модель гетерогенной многослойной нейронной сети (НС) с нейронами сигмоидального типа в скрытом слое и линейными нейронами выходного слоя сети.

Для обучения НС применяется алгоритм обратного распространения ошибки (и его более быстродействующие модификации), использующий метод градиентного спуска для минимизации функции среднеквадратичной погрешности. Благодаря высокой точности алгоритм позволяет достигать малой погрешности обучения, что является крайне важным фактором для решения большинства практических задач в нейросетевом базисе.

В общем виде разработанный алгоритм состоит из следующих этапов: 1) нормализация исходного временного ряда, состоящего из N точек, выбранных с учетом задержки τ ; 2) сегментация исходного временного ряда методом фиксированных отрезков; 3) обучение нейронной сети прогнозированию по методу скользящего окна; 4) расчет старшего показателя Ляпунова на базе сформированной нейросетевой прогнозной модели по методу отклонений траекторий прогнозов.

Существует проблема в выборе метода сегментации исходной выборки [2]. Для сегментации исходной выборки сигнала ЭЭГ применяются следующие методы: а) метод фиксированных отрезков; б) метод наложения отрезков друг на друга; в) адаптивный метод при помощи нейронных сетей.

Наиболее приемлемым для решения нашей задачи является метод фиксированных отрезков.

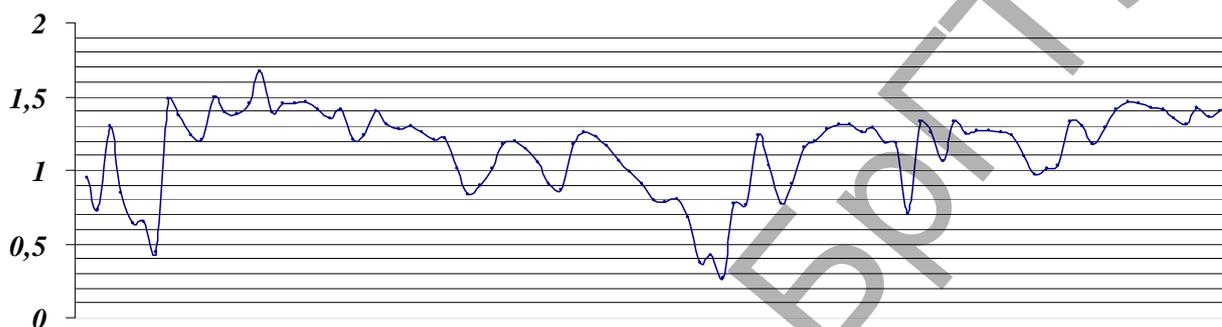
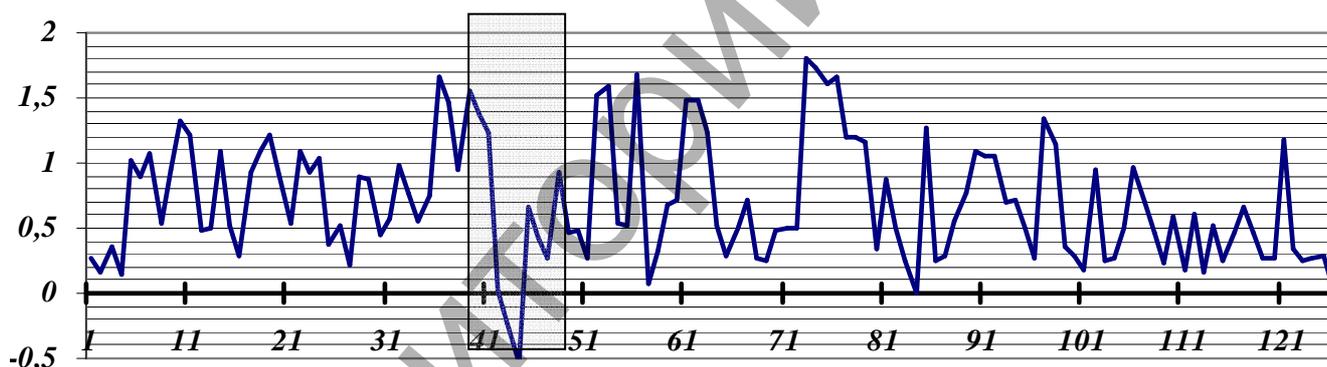
Для тестирования программы были проанализированы наборы сигналов ЭЭГ человека (A,D,E) [3]. Каждый набор содержит в себе 100 сигналов определенной группы (в зависимости с эпилептической активностью). Каждый сигнал имеет 4096 амплитудных точек. Результаты анализа сведем в таблицу 1.

Таблица 1– Результаты расчета показателя Ляпунова

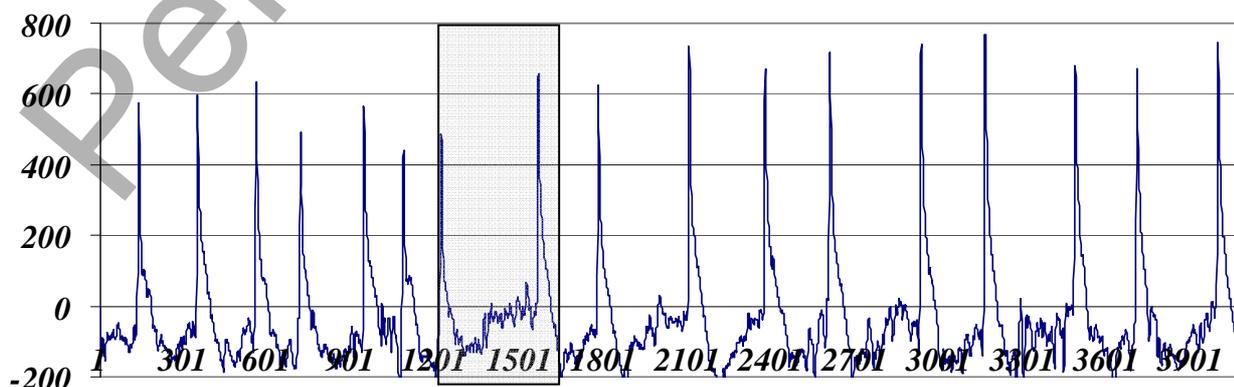
Набор сигналов	Значение показателя Ляпунова		
	максимум	минимум	среднее
A	1,67012	0,015406	1,072971
D	0,655647	-1,1907	-0,03615
E	1,84311	-1,08277	0,703402

В ходе анализа было выявлено, что группа сигналов D (рис. 2) и E является ЭЭГ с эпилептической активностью, группа сигналов A (рис. 1) – ЭЭГ здорового человека.

Секторы эпилептической активности на ЭЭГ выделены на рис.2-4 серым цветом.

**Рисунок 1– Группа сигналов A****Рисунок 2 – Группа сигналов D**

На рис.3 приведен один сигнал ЭЭГ человека с эпилептической активностью. Данный аномальный сегмент мы получили с помощью вычисления старшего показателя Ляпунова на каждом сегменте, включающем в себя 30 точек (рис.2).

**Рисунок 3 – Сигнал с аномальной активностью из группы D**

Таким образом, применение разработанного алгоритма и программных средств показало потенциальные возможности эффективного распознавания эпилептической активности мозга. Следует отметить, что результаты вычислительных экспериментов с группами сигналов А, D, Е в достаточной степени коррелируют с полученными ранее результатами, опубликованными другими авторами [2].

Список цитированных источников

1. Golovko, V. Neural Networks for Signal Processing in Measurement Analysis and Industrial Applications: the Case of Chaotic Signal Processing / V. Golovko, Y. Savitsky, N. Maniakov // chapter of NATO book "Neural networks for instrumentation, measurement and related industrial applications". - Amsterdam: IOS Press, 2003. – P. 119-143.
2. Bezobrazova, S. Neural-network segmentation of electroencephalogram signal for epileptiform activity detection / S. Bezobrazova, V. Golovko // Computing. – 2008. – Vol. 7, Issue 3 – P. 30–37.
3. Временные сигналы ЭЭГ. – Режим доступа: <http://www.meb.uni-bonn.de/epileptologie/science/physik/eegdata.html>

УДК 004.942

ОБ ОДНОМ МЕТОДЕ ПОСТРОЕНИЯ КОМПЬЮТЕРНОЙ СИСТЕМЫ ДИАГНОСТИКИ НА ОСНОВЕ НАБЛЮДАЕМЫХ ДАННЫХ

Жукевич А.И.

*УО «Гродненский государственный университет имени Янки Купалы», г. Гродно,
Научный руководитель – В.Г. Родченко, к.т.н., доцент*

Введение

При проведении научных исследований и решений целого ряда прикладных задач, связанных с анализом многомерных объектов сложной природы, высокую эффективность продемонстрировали подходы, базирующие на использовании методов математической теории распознавания образов [1]. Процесс распознавания реализуется через выполнение двух основных процедур, первая из которых ориентирована на *обучение*, а вторая – непосредственно на *распознавание*. Если процедуру обучения удастся реализовать эффективно, то и выполнение второй принципиальных затруднений не вызывает. В практических задачах именно процесс обучения является наиболее трудоемким с точки зрения реализации, поскольку в реальных системах исследуются объекты, которые характеризуются большим количеством разнообразных признаков, имеющих сложную природу и распределенных по разным законам [2].

Процедура обучения осуществляется путем анализа данных, которые предварительно формируются в матричном виде и представляют собой классифицированную обучающую выборку. Указанная обучающая выборка формируется в результате выполнения подготовительной относительно простой процедуры первичной обработки наблюдаемых данных на основе использования априорного словаря признаков.

Задачи, связанные с определением алфавита классов, набора наблюдаемых данных и построением априорного словаря признаков носят проблемно-ориентированный характер и решаются путем привлечения экспертов в данной области.

При построении реальных систем диагностики часто оказывается, что только относительно небольшое число признаков, из первоначально включенных в априорный словарь, представляют интерес для качественного выполнения заключительной процедуры принятия решения [3].