

следует провести детальные исследования на предмет выявления факторов, которые все таки смогут помочь нам остаться здоровыми как можно дольше. Это могут быть и занятия спортом, и контролирование своего веса, и соблюдение правильного режима питания, сокращение доли вредных продуктов, меры предосторожности для исключения травм.

Литература:

1. Ларсен Рональд. У. Инженерные расчеты в Excel. - М.: Вильямс, 2002. – 534с.

2. [www.statsoft.ru](http://www.statsoft.ru) - электронный статистический учебник StatSoft.

3. В. П. Боровиков, Г. И. Ивченко. Учебник по математической статистике с упражнениями в системе *STATISTICA*, СПб.: Питер, 2008. - 347с.

4. Боровиков В.П., Ивченко Г.И. Прогнозирование в системе *STATISTICA* в среде Windows. Основы теории и интенсивная практика на компьютере: Учеб.пособие. – М.: Финансы и статистика, 2007. – 55 с.

**УДК 681.324**

## **НЕКОТОРЫЕ АСПЕКТЫ НЕЙРОСЕТЕВОГО АНАЛИЗА СИГНАЛОВ ЭЭГ**

**Ю.И. Давидюк**, студент факультета  
электронно-информационных систем

**Ю.В.Савицкий**, доцент кафедры  
интеллектуальных информационных технологий

Брестский государственный технический университет

*Данная работа направлена на изучение и реализацию нейросетевого подхода к анализу хаотических сигналов, базирующегося на расчете старшего показателя Ляпунова  $L$ , а, как известно, ЭЭГ описывает поведение сложной динамической системы, и характер нормальной активности сигналов является хаотическим, это позволяет обнаруживать аномальное поведение системы.*

*Дана робота спрямована на вивчення та реалізацію нейромережевого підходу до аналізу хаотичних сигналів, що базується на розрахунку старшого показника Ляпунова  $L$ , а, як відомо, ЕЕГ описує поведінку складної динамічної системи, і характер нормальної активності сигналів є хаотичним, це дозволяє виявляти аномальну поведінку системи.*

*This work aims at studying and implementing the neural network approach to the analysis of chaotic signals based on the calculation of largest Lyapunov exponent  $L$ . As is well known, EEG describes the behavior of complex dynamical systems, and the nature of normal activity signal is chaotic, it can detect abnormal behavior.*

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].

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.

Нейросетевой подход к определению старшего показателя Ляпунова позволяет анализировать сигналы ЭЭГ и обнаруживать аномальное поведение системы.

**Нейропостановка и решение задачи исследования.** Следует отметить, что нейросетевое направление является в настоящее время наиболее приоритетным в области работ, проводимых по искусственному интеллекту. Искусственные нейронные сети (НС) олицетворяют собой новую технологию обработки информации, связанную с переходом на принципиально новый нейросетевой базис. Высокая актуальность данного направления объясняется всё возрастающей потребностью в наличии эффективных средств для решения сложных нетривиальных задач в плохо формализуемых областях обработки информации [2,3]. В одной из работ, посвященных проблемам нейросетевых технологий, отмечено принципиальное различие подходов к решению задач при использовании стандартных алгоритмических методов и НС [4]. В первом случае разработка систем включает сложные этапы исследования специфики предметной области, создания алгоритмов, моделирования, проверки релевантности моделей и многочисленные опыты по методу проб и ошибок. Использование НС позволяет автоматизировать все эти процессы, обеспечивая при этом высокое качество решения задач. Широкие возможности НС по интеллектуальной обработке информации обусловлены наличием в ее архитектуре множества связанных нелинейных элементов, позволяющих организовывать высокоадаптивные нелинейные фильтры с требуемой точностью.

В общем случае задача нейросетевой обработки сводится к следующей постановке. Необходимо построить отображение  $FNN$  такое, чтобы на каждый возможный входной сигнал  $X$  формировался правильный выходной сигнал  $Y$ . Отображение задается конечным набором пар (<вход>, <известный выход>), называемых обучающими эталонами. Совокупность всех обучающих эталонов составляет обучающее множество НС. Процесс организации нейросетевой модели состоит из двух этапов. На первом этапе выбирается архитектура НС, способная адекватно описать исследуемый процесс. Вторым этапом является адаптация параметров НС выбранной архитектуры с целью получения корректного отображения входного обучающего множества  $X$  в выходное  $Y$ . Адаптация модели заключается в проведении обучения на основе сформированного обучающего множества. В результате этой процедуры формируется требуемая функция обработки (если исходить из предположения о наличии зависимостей

в исследуемом множестве данных).

В результате экспериментов установлено, что наиболее приемлемой для цели данного исследования является модель гетерогенной многослойной НС с нейронами сигмоидального типа в скрытом слое и линейными нейронами выходного слоя сети [2, 4], схема которой приведена на рис. 1.

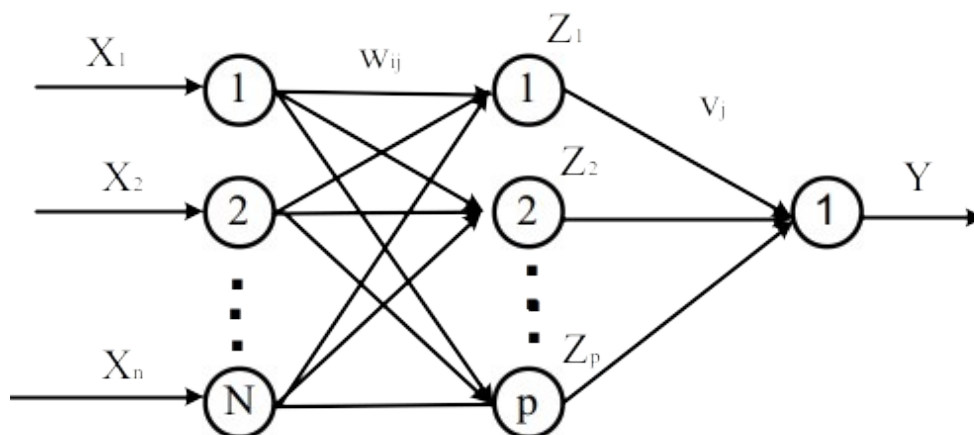


Рисунок 1

Для обучения НС применяется алгоритм обратного распространения ошибки (и его более быстродействующие модификации), использующий метод градиентного спуска для минимизации функции среднеквадратичной погрешности [4, 5]. Благодаря высокой точности алгоритм позволяет достигать малой погрешности обучения, что является крайне важным фактором для решения большинства практических задач в нейросетевом базисе.

Пусть для обучения сформировано обучающее множество, состоящее из пар векторов  $T = \{Xp, Dp\}, p=1, \dots, P$  размерностью, соответствующей количеству входов и выходов сети. Тогда задача процедуры обучения заключается в адаптации параметров сети (синаптических связей нейронов) таким образом, чтобы на любой входной вектор  $Xp$  обучающей выборки было сформировано корректное отображение  $Yp$ , отличающееся от желаемого  $Dp$  с минимальной ошибкой [4].

В общем виде разработанный алгоритм состоит из следующих этапов:

- 1) нормализация исходного временного ряда, состоящего из  $N$  точек, выбранных с учетом задержки  $\tau$ ;
- 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 [8,9].

Существует проблема в выборе метода сегментации исходной выборки [6,7]. Для сегментации исходной выборки сигнала ЭЭГ применяются следующие методы:

- а) метод фиксированных отрезков;

- b) метод наложения отрезков друг на друга;
- c) адаптивный метод при помощи нейронных сетей.

Каждый из методов имеет как достоинства, так и недостатки. При этом можно отметить, что наиболее точные результаты мы получаем при сегментации адаптивным методом при помощи нейронной сети, но в этом случае процесс вычисления старшего показателя Ляпунова становится длительным, из-за продолжительного обучения нейронной сети на основе входных данных, имеющих хаотический характер; при сегментации методом фиксированных отрезков существует вероятность того, что при выборе большого фиксированного отрезка, граница нормального и аномального поведения выборки может попасть в сразу в один этот отрезок, что не позволит определить аномалию, но данный метод требует меньшее количество вычислительных ресурсов.

**Тестирование.** Программную реализацию вычисления старшего показателя Ляпунова мы протестируем для выборки с известным значением показателя. Для вычисления исходных данных возьмем модель Энона.

Модель (отображение) Энона с дискретным временем задается системой:

$$\begin{cases} x_{n+1} = 1 - \alpha x_n^2 + y_n, \\ y_{n+1} = \beta x_n. \end{cases} \quad (1)$$

Ряд Энона обладает свойствами хаотичности при определенных параметрах системы (1) и имеет наибольший показатель Ляпунова  $\lambda = 0.419$ .

Для проведения исследованием нам понадобится сформировать выборку, взятую по  $x$ -координате, при следующих значениях параметров:  $\alpha=1.4$ ,  $\beta=0.3$ . Таким образом, важным является только первое уравнение системы в виде:

$$x_{n+1} = 1 - 1.4 \cdot x_n^2 + 0.3 y_{n-1} \quad (2)$$

При тестировании программной реализации с применением сегментации методом фиксированных отрезков была получена зависимость  $L_{max}$  от количества точек в элементарном отрезке (рис. 2).

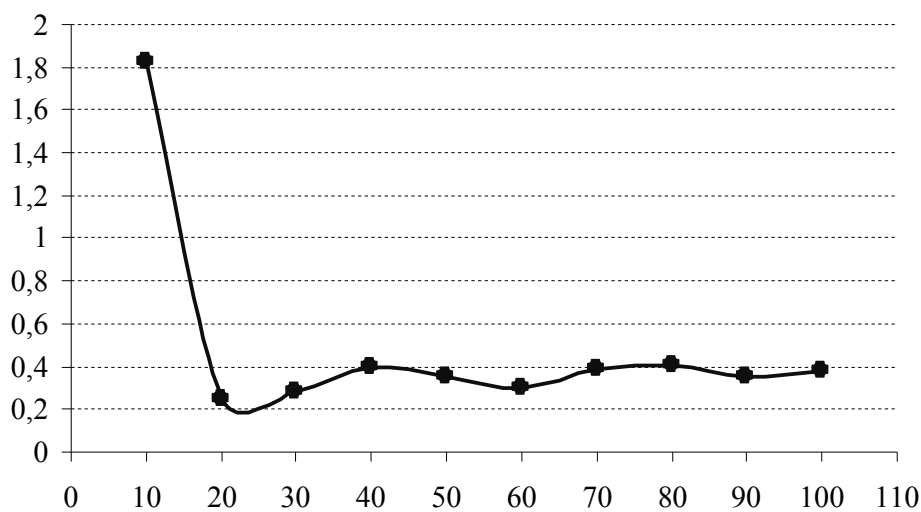


Рисунок 2

Проанализировав данные изображенные на графике, получим, что наиболее удачные результаты вычислений показателя Ляпунова мы получим при сегментации на элементарные выборки длиной в 40, 70 и 80 точек.

Для сравнения возьмем максимальное значение ( $L_{\max}$ ) и минимальное ( $L_{\min}$ ) для каждого числа  $n$ . Данные сведем в табл.1.

Таблица 1

Значение показателя Ляпунова	Количество точек в простом сегменте		
	40	70	80
$L_{\min}$	0,230735	0,257319	0,309903
$L_{\max}$	0,495679	0,48806	0,448234

Из таблицы видно, что наилучшие значения показателя Ляпунова мы можем получить при сегментации исходной выборки на элементарные сегменты длиной в 80 точек.

Сравнительный анализ полученных результатов с ожидаемыми значениями представлен на рис. 3.

При сегментации фиксированными отрезками длиной в 80 точек, с точностью 0.003 получен показатель Ляпунова  $L_{\max}=0.405$ , а с 0.001 – показатель Ляпунова  $L_{\max}=0.423$ , когда ожидаемое значение  $L_{\max}=0,419$ .

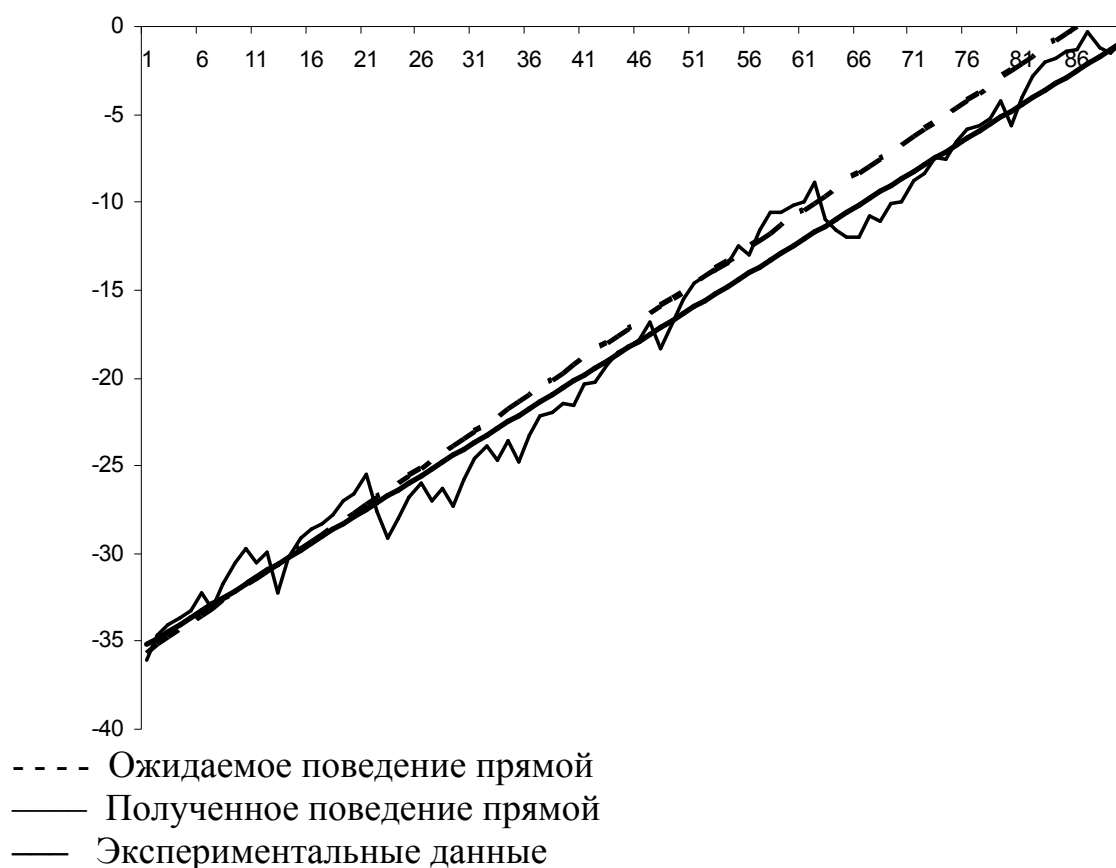


Рисунок 3

По данным результатам можно сделать вывод о том, что реализованный алгоритм расчета старшего показателя Ляпунова применим для анализа хаотических систем. Данная разработка позволит обнаруживать аномальные поведения в сигналах ЭЭГ, т.е. эпилептическую активность.

Вместе с тем нейросетевые модели обладают: повышенной временной сложностью процесса обучения; высокой зависимостью результата от начальной инициализации весовых коэффициентов нейронов; высокими требованиями к репрезентативности обучающего множества. Все это обуславливает необходимость наличия определенных навыков в использовании НС при решении практических задач подобного класса [5].

Литература:

1. 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, pp.119-143.

2. Hertz J., Krogh A., Palmer R. Introduction to the Theory of Neural Computation. – Addison Wesley Publishing Company. – 1991. – 327 p.

3. Kroese B. An Introduction to Neural Networks. – Amsterdam: University of Amsterdam. – 1996. – 120 p.

4. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 334 с.

5. V.Golovko, Yu.Savitsky, Th.Laopoulos, A.Sachenko, L.Grandinetti. Technique of Learning Rate Estimation for Efficient Training of MLP // Proc. of Int. Joint Conf. on Neural Networks IJCNN’2000, Como, Italy. Vol. 1. – 2000. – pp. 323–329.

6. Безобразова, С.В. Адаптивная сегментация сигналов электроэнцефалограмм на основе нейронных сетей / С.В. Безобразова, В.А. Головкин, В.В. Лаврентьев // Вестник БрГТУ. – 2007. – № 5: Физика, математика, информатика – с.22–26.

7. 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.

8. Головкин, В.А. Нейросетевые методы определения спектра Ляпунова хаотических процессов / В.А. Головкин, Н.Ю. Чумерин // Нейрокомпьютеры: разработка и применение. – 2004. – №1.

9. Головкин, В.А. Нейросетевые методы обработки хаотических процессов / В.А. Головкин // Лекции по Нейроинформатике. – М.: МИФИ, 2005. – С. 43-88.

**УДК 681.3**

## **АВТОМАТИЗАЦИЯ ПОСТРОЕНИЯ СПЕЦИФИКАЦИЙ СЕТЕВЫХ АРХИТЕКТУР**

*А.Н. Никонюк, студент факультета  
электронно-информационных систем*

*Г.Л. Муравьев, профессор кафедры  
интеллектуальных информационных технологий*