

ства элементов данного типа в корпусе K в соответствии с субъективным паттерном P_i , постановку которой нельзя считать корректной. Поэтому в данном случае полнота R паттерна P_i оценивается по отношению к количеству всех элементов данного типа в K , независимо от тестируемого паттерна. Поскольку решение задачи в общем требует разработки целого множества паттернов (например, в силу такой особенности ЕЯ как неоднородность его правил [8]), то очевидно, что на начальном этапе показатель полноты первых формулируемых паттернов будет, как правило, невысоким, что означает необходимость, с одной стороны, возможной их корректировки, а с другой – разработки в дополнение к сформулированным новым паттернов. Это, собственно, и характеризует процесс разработки системы паттернов как итерационный процесс.

Заключение. Изложенные аспекты решения задачи разработки эффективных лингвистических процессоров, в том числе и базовых, позволяют переходить к построению инструментальных программных средств интеллектуализации информационных систем, прежде всего, ЕЯ-интерфейса пользователя, семантического поиска, автоматизации инженерии знаний, а это путь к построению компьютерной системы знаний, как компонента кратко- и долговременной памяти искусственного интеллекта.

СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Совпель, И.В. Базовые лингвистические процессоры: назначение, принципы построения, функциональность, состав, приложение

2. Совпель, И.В. Система автоматического извлечения знаний из текста и ее приложения // Искусственный интеллект. – 2004. – № 3. – С. 668–677.
3. Чеусов, А.В. Разработка алгоритмов и технологии построения многоязычного базового лингвистического процессора: диссертация на соискание ученой степени к-та технических наук: 05.13.17. – Минск, 2013. – 116 с.
4. Постаногов, Д.Ю. Автоматическая обработка естественного языка в задаче инженерии знаний и доступа к ним: диссертация на соискание ученой степени к-та технических наук: 05.13.17. – Минск, 2012. – 134 с.
5. Режим доступа: <http://connexor.com>.
6. Городецкий, В.И. Современное состояние технологии извлечения знаний из баз и хранилищ данных (часть I) // Новости искусственного интеллекта. – 2002. – № 3. – С. 3–12.
7. Солтон, Д. Динамические библиотечно-информационные системы. – М.: Мир, 1979. – 557 с.
8. Апресян, Ю.Д. Лингвистические процессоры для машинного фонда русского языка / Ю.Д. Апресян, О.С. Кулагина // Доклады второй всесоюзной конференции по созданию Машинного фонда русского языка / Институт русского языка АН СССР; ред.: Ю.Н. Караулов. – М., 1987. – С. 27–40.

Материал поступил в редакцию 05.12.13

ANTONOV S.G., SOVPEL I.V. To a problem of development of linguistic processors

The definition, functionality and linguistic knowledge base components of basic linguistic processor are presented. The model of results of linguistic text analysis in view of linguistic index and technology of linguistic patterns development are described.

УДК 004.8

Савицкий Ю.В., Давидюк Ю.И.

НЕКОТОРЫЕ АСПЕКТЫ ПРИМЕНЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МОДЕЛЕЙ В ЗАДАЧЕ АНАЛИЗА СИГНАЛОВ ЭЭГ И ЭКГ

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 [2].

Для обучения НС применяется алгоритм обратного распространения ошибки (и его более быстросходящиеся модификации), использующий метод градиентного спуска для минимизации функции среднеквадратичной погрешности [2, 3]. 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 алгоритм обработки хаотических сигналов состоит из следующих этапов: 1) нормализация исходного временного ряда, состоящего из N точек, выбранных с учетом задержки t ; 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 [5].

Существует проблема в выборе метода сегментации исходной выборки [4]. Для решения подобных задач применяются: метод фиксированных отрезков; метод наложения отрезков друг на друга; адаптивный метод сегментации при помощи НС.

Наиболее приемлемым для решения поставленной в работе задачи авторы определили метод фиксированных отрезков.

Были проведены 2 группы вычислительных экспериментов на базе вышеописанной архитектуры НС, результаты которых представлены ниже.

1. Исследование наборов сигналов электроэнцефалограмм (ЭЭГ) человека (A,D,E) [6]. Каждый набор содержит в себе 100 сигналов определенной группы в зависимости от эпилептической активности. Результаты анализа сведены в таблицу 1.

Савицкий Юрий Викторович, к.т.н., доцент кафедры интеллектуальных информационных технологий факультета электронных информационных систем Брестского государственного технического университета.

Давидюк Юлия Ивановна, магистр технических наук, ассистент кафедры интеллектуальных информационных технологий факультета электронных информационных систем Брестского государственного технического университета.

Беларусь, БрГТУ, 224017, г. Брест, ул. Московская, 267.

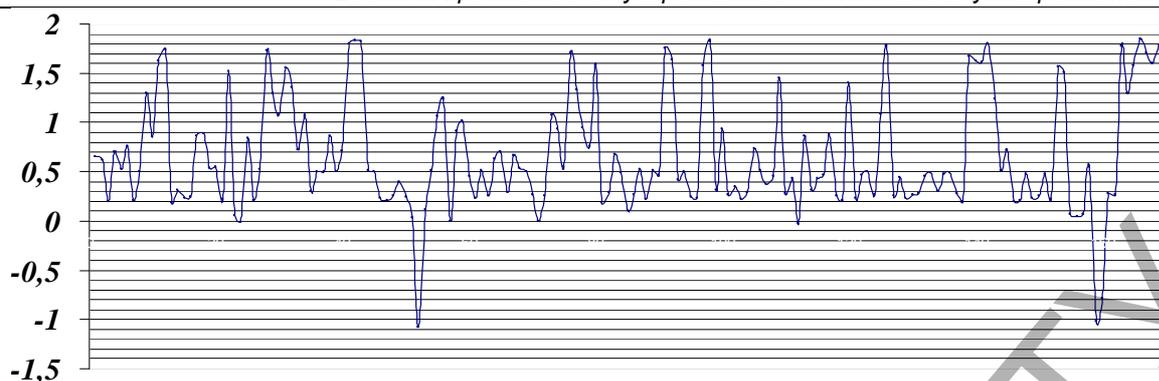


Рис. 1. Расчет L_{max} сигнала группы D

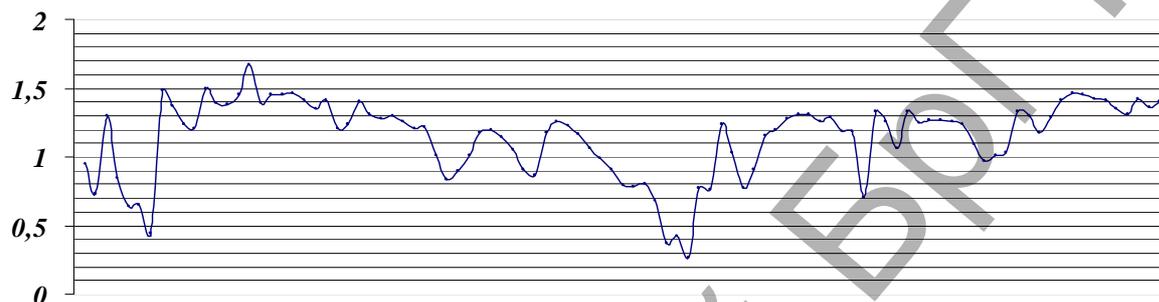


Рис. 2. Расчет L_{max} сигнала группы A

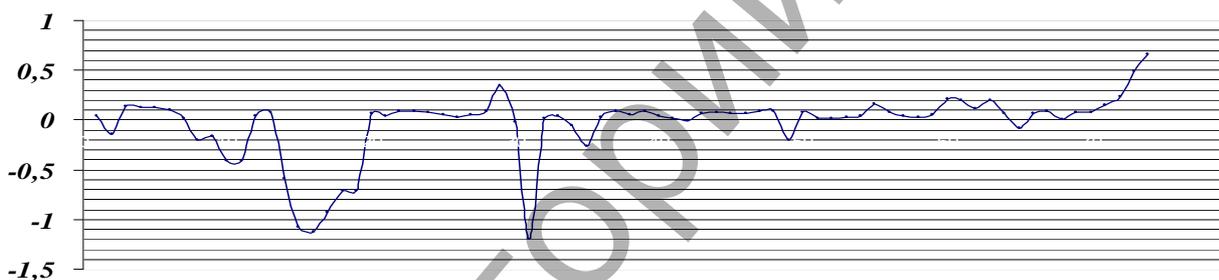


Рис. 3. Расчет L_{max} сигнала группы E

В ходе анализа было выявлено, что группы сигналов D (рис. 1) и E (рис. 3) являются ЭЭГ с эпилептической активностью, группа сигналов A (рис. 2) является ЭЭГ здорового человека. Секторы эпилептической активности на ЭЭГ выделены на рис. 1– рис. 3 прямоугольными областями.

Таблица 1. Результаты расчета показателя Ляпунова (L) для сигналов ЭЭГ

Набор сигналов	Значение показателя Ляпунова		
	L_{max}	L_{min}	L_{cp}
A	1,67012	0,015406	1,072971
D	0,655647	-1,1907	-0,03615
E	1,84311	-1,08277	0,703402

Следует отметить, что результаты вычислительных экспериментов с группами сигналов A, D, E в достаточной степени коррелируют с полученными ранее результатами, опубликованными другими авторами [6].

Следующие два сигнала были выданы медицинским учреждением. Опубликованных данных по ним не имеется. Результаты расчета старшего показателя Ляпунова для обоих сигналов приведены на рис. 4 и рис. 5 соответственно.

Таким образом, применение разработанного алгоритма и соответствующих программных средств показало потенциальные возможности эффективного распознавания эпилептической активности мозга.

2. Исследование наборов сигналов электрокардиограмм (ЭКГ). ЭКГ – это графическое представление разности потенциалов, возникающей во время работы сердца на поверхности тела, регистрируемой аппаратом под названием электрокардиограф [7].

Измерение электрических импульсов сердца по ЭКГ является основным методом для выявления нарушений сердечной деятельности [7]. Получение более глубокого представления о динамике поведения сердцебиения будет иметь значимое применение в кардиологии, особенно если аномальное сердцебиение может быть охарактеризовано как хаотическое или детерминированное.

Сигнал ЭКГ имеет некоторую периодичность; если же каждый цикл сердцебиения последовательно наложить, то можно удостовериться в том, что сигнал ЭКГ имеет псевдопериодичный характер [8].

Использование данных ЭКГ в качестве временных рядов дает возможность применить в анализе сигнала сердечной активности методы теории хаоса. Ранние исследования показали то, что нормальное и аномальное поведение сигнала имеет соответственно детерминированный и хаотический характер (в качестве примера можно привести ЭКГ, отображающие активность сердца при желудочковой тахикардии).

Для проведения эксперимента были взяты данные ЭКГ из PhysioBank [9]. Данный источник представляет собой большой архив цифровых записей физиологических сигналов. Записи из PhysioBank находятся в свободном доступе. Было использовано 2 сигнала: ЭКГ здорового человека (общий вид сигнала приведен на рис. 6) и ЭКГ человека с сердечной недостаточностью (рис. 7) [10].

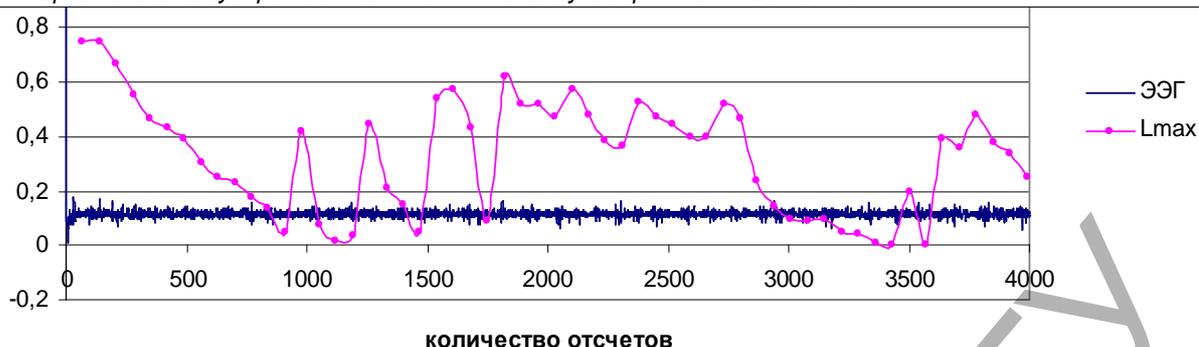


Рис. 4. Расчет показателя Ляпунова: аномалий на ЭЭГ не выявлено

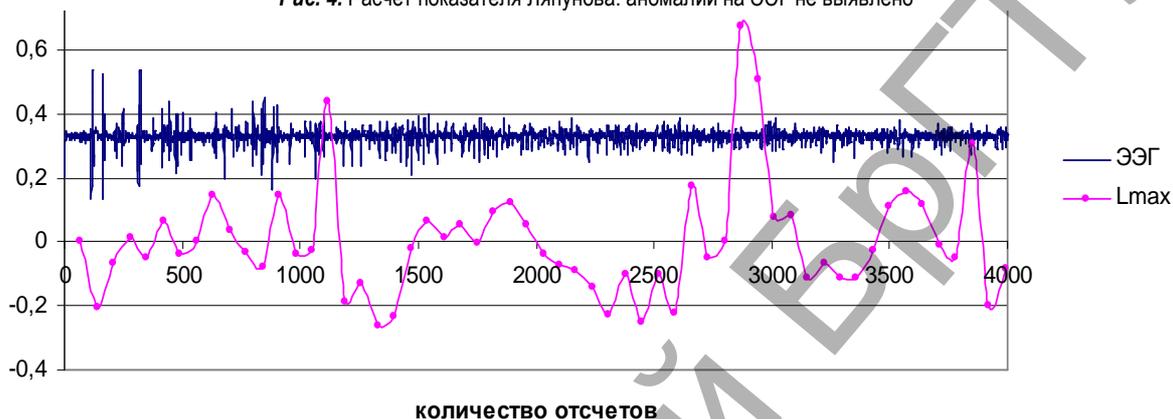


Рис. 5. Расчет показателя Ляпунова: имеются аномалии на ЭЭГ



Рис. 6. ЭКГ здорового человека



Рис. 7. ЭКГ человека с сердечной недостаточностью

Результаты исследования данных ЭКГ приведены в таблице 2.

Таблица 2. Результаты расчета показателя Ляпунова (L) для сигналов ЭКГ

Вид сигнала	Старший показатель Ляпунова		
	L_{min}	L_{max}	L_{cp}
Нормальный сигнал	-0.2879	0.3358	0.1271
Аномальный сигнал	0.0230	0.8121	0.1429

Если рассматривать ЭКГ, в которой зарегистрированы признаки аномального поведения сигнала, то при расчете старшего показателя Ляпунова были получены сегменты с положительным его значением, что и является признаком аномальности именно для ЭКГ сигнала.

Заключение. Исследуемый в работе подход к анализу хаотических сигналов дает возможность адаптивно, в процессе обучения, формировать отображения для динамических систем с неизвестной математической моделью и, таким образом, является перспективным в задачах анализа и прогнозирования временных процессов в различных практических областях (медицина, финансовые рынки, метеорология, техника и др.). Проведенные исследования на базе реальных данных ЭЭГ и ЭКГ продемонстрировали потенциальные возможности нейросетевого алгоритма к решению данного класса задач, а также достаточное соответствие авторских результатов уже опубликованным экспериментальным данным.

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 специальных навыков в использовании нейронных сетей при решении практических задач подобного класса.

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. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 334 с.
3. Golovko, V. Technique of Learning Rate Estimation for Efficient Training of MLP / V. Golovko, Yu. Savitsky, Th. Laopoulos, A. Sachenko, L. Grandinetti // Proc. of Int. Joint Conf. on Neural Networks IJCNN'2000, Como, Italy. – Vol. 1. – 2000. – P. 323–329.
4. 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.
5. Головкин, В.А. Нейросетевые методы определения спектра Ляпунова хаотических процессов / В.А. Головкин, Н.Ю. Чумерин // Нейрокомпьютеры: разработка и применение. – 2004. – № 1.
6. Временные сигналы ЭЭГ. Режим доступа: <http://www.meb.uni-bonn.de/epileptologie/science/physik/eeegdata.html>. – Дата доступа 15.10.2011.
7. Циммерман, Ф. Клиническая электрокардиография // Бином. – 2008.
8. Юрьева, О.Д. Исследование помехоустойчивости методов измерения длительности RR-интервала // Известия СПбГЭТУ «ЛЭТИ», Серия «Биотехнические системы в медицине и экологии». – СПб.: Изд-во СПбГЭТУ, 2007. – Вып. 1. – С. 9–19.
9. PhysioBank. – Mode of access: <http://www.physionet.org/> physio-bank/. – Date of access: 15.05.2012.
10. PhysioBank ATM, AHA Database [sample excluded record] (ahadb). – Mode of access: <http://www.physionet.org/cgi-bin/atm/ATM>. Dateofaccess: 15.05.2012.

Материал поступил в редакцию 13.11.13

SAVITSKY Y.V., DAVIDYUK J.I. Some Aspectsof Applicationsof Neural Network Modelsfor EEG and ECG Signals Analysis

Problems of applications of neural network technique for EEG and ECG signals analysis are considered. The solution of the task is based on original algorithm for Lyapunov exponent calculation. The analysis of experiments results on identification of abnormal zones in real EEG and ECG signals is made. The problem questionsof this approach to biomedical signals processing are characterized.

УДК 004.272

Дунець Р.Б., Грига В.М.

ИССЛЕДОВАНИЕ МАТРИЧНЫХ МЕТОДОВ ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ПОТОЧНЫХ ГРАФОВ АЛГОРИТМОВ

Введение. Различают следующие способы представления алгоритмов: вербально-дедуктивные, графические, матричные (табличные) и аналитические [1, 2].

Однако наиболее распространенными в вычислительной технике являются графические способы задания алгоритмов, которые широко используются для проектирования универсальных и специализированных вычислителей [3–6]. Преимуществами графических способов являются высокая наглядность непосредственного отражения структуры связей между элементами системы и широко описанные в теории графов методы их обработки. К основным недостаткам можно отнести трудности автоматической обработки графов в компьютерах и сложность отображения графов с большим количеством вершин [2].

Широкое применение теории поточных графов алгоритмов (ПГА) для проектирования специализированных вычислителей, в которой вершинам графов отвечают вычислительные операции (функциональные операторы), а дугам – линии передачи данных для обработки, позволяет проектировать, как правило, однотактовые алгоритмические операционные устройства (ОАОП), имеющие высокие показатели быстродействия и значительные затраты оборудования [3–6]. Для достижения максимального быстродействия выполнения алгоритма ОАОП нужно конвейеризовать, что предполагает разбиение всего процесса вычисления на несколько уровней, но за счет добавления конвейерных регистров значительно возрастают аппаратные затраты.

К недостаткам поточных графов необходимо отнести бинарность всех операций, а также неразличение входов и выходов отдельных дуг (линий), которые поступают до одной вершины, не разрешая создавать иерархические вершины со многими входами и выходами. В вычислительной математике это имеет фундаментальное значение,

поскольку $a - b \neq b - a$. Поэтому для перехода от ПГА, которые разрешают строить однотактовые алгоритмические операционные устройства к пространственно-временным графам алгоритмов [7, 8], которые дают возможность строить многотактовые алгоритмические операционные устройства, необходимо предложить формальный подход, который бы позволял сохранять структуру ПГА в удобной для обработки форме и осуществлять переход к ее модифицированным вариантам [8], с целью исследования технических характеристик различных типов многотактовых структур устройств. Для сохранения в компьютере структуры графа алгоритма и его обработки широко используются матрицы [2, 9, 10].

Матричные методы представления алгоритма в отличие от графических разрешают удобно представлять, обрабатывать и хранить в компьютере структуру алгоритма с произвольным количеством элементов. Существенным недостатком матричных методов задания структуры алгоритма является низкая наглядность [2].

Поскольку матричное представление ПГА значительно упрощает его хранение и обработку, а известные матричные методы не позволяют описывать вершины графа с входными и выходными портами, то в данной статье предложен матричный метод преобразования поточных графов, которые разрешают проектировать специализированные устройства для класса алгоритмов, чья структура не зависит от входных данных (алгоритмы без ветвлений или инвариантные к сдвигу алгоритмы [4, 6, 10]) с целью дальнейшего матричного перехода к основным вариантам структур пространственно-временных графов, позволяющих проектировать различные типы многотактовых специализированных устройств.

Дунець Роман Богданович, д.т.н., профессор, заведующий кафедрой специализированных компьютерных систем Национального университета «Львовская политехника», г. Львов, Украина, e-mail: dunets@polynet.lviv.ua.

Грига Володимир Михайлович, аспирант кафедры специализированных компьютерных систем Национального университета «Львовская политехника», г. Львов, Украина, e-mail: vol_gr@mail.ru.