

Existence methods of the data segmentation are analyzed. The neural network approach for the signals segmentation is proposed. Segments are identified by a level of chaos on an interval of the signal. We consider a solution of the time scaling problem by the initial signals examination and the minimum size estimation of a segment. The segmentation applying calculates a length of segments; therefore the adaptive segmentation based on neural networks allows accuracy of epileptiform activity detection in EEG signal increased.

УДК 681.324

Савицкий Ю.В.

АНАЛИЗ ХАОТИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ НА БАЗЕ МНОГОСЛОЙНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ С РАЗЛИЧНОЙ КОНФИГУРАЦИЕЙ РЕКУРРЕНТНЫХ СВЯЗЕЙ

Введение. Анализ и исследование хаотических систем сегодня приобретает все большую практическую значимость в самых разных сферах человеческой деятельности, дает ключ к более глубокому пониманию природы динамических систем в технических и естественных науках [1-9]. При этом *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 и соответственно относительно малой вычислительной сложностью алгоритмов [1]. Традиционно данные методы базируются, как правило, на модели многослойного персептрона с сигмоидальными функциями активации скрытых нейронных элементов.

В то же время использование рекуррентных синаптических связей с задержкой сигнала между выходными нейронами сети и нейронами скрытого слоя (модель Джордана), либо нейронами распределительного слоя (модель Элмана), либо связями обоих типов (мультирекуррентная модель Джордана-Элмана) предоставляет дополнительные возможности по улучшению характеристик рассматриваемых методов. Это обусловлено тем, что наличие рекуррентных связей с задержкой сигнала позволяет при обучении и функционировании сети учитывать не только текущие данные, подаваемые на сеть, но и все предыдущие данные и состояния нейронной сети (рис. 1).

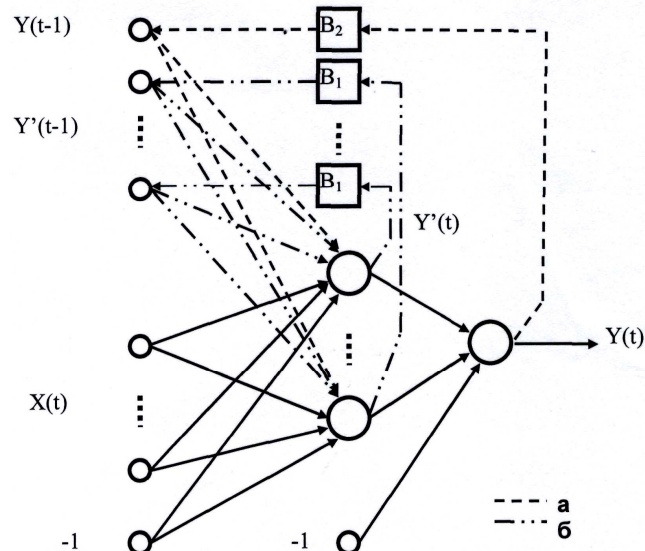


Рис. 1. Варианты архитектур рекуррентной нейронной сети: а) с рекуррентными связями от выходного слоя (сети Джордана); б) с рекуррентными связями от скрытого слоя (сети Элмана); $X(t)$ – вектор входного сигнала временного процесса X ; B_1, B_2 – элементы задержки на 1 такт функционирования сети; $Y'(t-1)$ – сигналы рекуррентных связей от нейронов скрытого слоя; $Y(t-1)$ – сигнал рекуррентной связи от линейного нейрона выходного слоя

Это создает предпосылки к тому, что рекуррентная нейросете-

вая модель в процессе обучения глубже учитывает и обобщает динамические свойства исследуемого процесса и, следовательно, позволит решать задачи анализа и прогнозирования на более высоком уровне качества [10].

Исследование нейросетевых методов расчета старшего показателя Ляпунова на базе рекуррентных нейронных сетей вышеуказанных конфигураций. В качестве базовой архитектуры использована трехслойная нейронная сеть с сигмоидной функцией активации нейронов скрытого слоя и линейной функцией активации выходного нейронного элемента. За основу был взят алгоритм расчета старшего показателя Ляпунова для одного измерения хаотического сигнала, описанный в работе [1]. Суть алгоритма заключается в следующем. После того, как нейронная сеть была обучена на данных выборки до требуемой ошибки, начиная с некоторого измерения сигнала, осуществляется многошаговое прогнозирование по методу скользящего окна; результаты прогнозирования фиксируются. Следующим этапом является внесение в это измерение смещения достаточно малого размера, после чего при помощи нейронной сети заново выполняется многошаговый прогноз. Затем, на основании разницы между нейросетевым прогнозом, полученным на основе оригинальных данных выборки, и прогнозом, рассчитанным с учетом внесенного смещения, рассчитывается старший показатель Ляпунова.

Однако, поскольку вместо многослойного персептрона, который при вычислении текущей выходной активности никак не учитывает свои предыдущие состояния, используется рекуррентная нейронная сеть, то на данном этапе алгоритма внесены следующие изменения: при осуществлении прогнозов на вход нейронной сети должны быть предварительно поданы элементы выборки данных, начиная с первого. Это позволяет к моменту расчета старшего показателя Ляпунова сформировать соответствующее состояние рекуррентной нейронной сети. (Необходимость этого обусловлена тем, что текущее состояние нейронов рекуррентной сети формируется на основе предыдущего их состояния, которое, в свою очередь, было сформировано на основе всех предыдущих состояний).

Для тестирования моделей были использованы данные хаотических процессов Энона и Лоренца с известными параметрами вложения и задержки, а также данные измерений данных EEG (<http://kdd.ics.uci.edu/databases/eeg/>), для которых соответствующие параметры вложения и задержки найдены с использованием пакета Tisean. С целью анализа чувствительности моделей к фрагментам детерминированных сигналов дополнительно были проведены эксперименты по расчету старшего показателя Ляпунова для смешанных сигналов (процессов Энона, Лоренца и данных EEG, в состав которых включены участки детерминированных сигналов). Результаты применения нейронных сетей Джордана и Джордана-Элмана продемонстрировали как достаточно высокую скорость сходимости алгоритма обучения к требуемой ошибке, так и удовлетворительные оценки старшего показателя Ляпунова. Так, для достижения среднеквадратичной ошибки обучения для процесса Энона (объем выборки - 500), равной $E=2 \cdot 10^{-4}$, потребовалось 194 итерации для сети Джордана, 265 – для сети Джордана-Элмана (192 – для многослойного персептрона). Аналогично, для процесса Лоренца (объем выборки - 800) для достижения ошибки $E=9 \cdot 10^{-4}$ выполнено 386 итерации для сети Джордана, 442 – для сети Джордана-Элмана (329 – для многослойного персептрона). С целью расчета старшего показателя Ляпу-

Савицкий Юрий Викторович, кандидат технических наук, доцент кафедры «Интеллектуальные информационные технологии» Брестского государственного технического университета.

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

нова для данных EEG (объем выборки - 900) было выполнено 5000 итераций обучения для сети Джордана и рассчитан показатель Ляпунова, равный 0.0315. При этом на всех выборках смешанных данных модели показали высокую чувствительность при переходе от хаотического сигнала к детерминированному.

Вывод. В качестве особенностей рекуррентных нейросетевых моделей, выявленных в процессе экспериментов, можно привести следующие: повышенная сложность процесса обучения рекуррентных нейросетевых архитектур; высокая зависимость результата от начальной инициализации весовых коэффициентов; более высокая сходимость процесса обучения при удачном выборе параметров алгоритма обучения.

СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

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. N.H. Packard, J.P. Crutchfield, J.D. Farmer and R.S. Shaw, Geometry from a Time Series, Physical Review Letters 45, 1980, pp.712-716.
3. F. Takens, Detecting strange attractors in turbulence, Lecture Notes in Mathematics, Vol. 898, Springer-Verlag, Berlin, 1980, pp. 366-381;

and in Dynamical System in Turbulence, Warlock, 1980, eds. D. Rand and L.S. Young.

4. A.M. Albano, J. Muench, C. Schwartz, A.I. Mees and P.E. Rapp, Singular-Value Decomposition and the Grassberger-Procaccia Algorithm, Physical Review A 38, 1988, pp. 3017-3026.
5. M. Casdagli, S. Eubank, J.D. Farmer and J. Gibson, State space reconstruction in presence of noise, Physica D 51, 1992, pp. 52-98.
6. X. Zeng, R. Eykholt and R.A. Pielke, Estimating the Lyapunov-Exponent Spectrum from shot Time Series of Low Precision, Physical Review Letter 66, 1991, pp. 3229-3232.
7. J. Holzfuss and G. Mayer-Kress, An approach to error estimation in the applications of dimensional algorithms, in Dimensions and Entropies in Chaotic Systems, editor G. Mayer-Kress, Springer-Verlag, New York, 1986, pp. 114-122.
8. M.T. Rosenstein, J.J. Collins, C.J. De Luca, Reconstruction expansion as a geometry-based framework for choosing proper delay time, Physica D 73, 1994, pp. 82-98.
9. A.M. Fraser and H.L. Swinney, Independent coordinates for strange attractor from mutual information, Physical Review A 33, 1986, pp. 1134-1140.
10. Головкин В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4: Учеб. Пособие для вузов / Общая ред. А.И. Галушкина. – М.: ИРПРЖ, 2001. – 256 с.

SAVICKI Y.V. The analysis of chaotic signals on base there are a lot of layers neuron's of networks with a various configuration recurrent's of communications

Are considered and the researches, carried out by the author, recurrent's neuron's of networks with a various configuration recurrent's of communications in tasks of the analysis and chaotic processes are discussed. The comparative results of experiments on calculation of the senior parameter Lapunova for reference and real chaotic processes are given. The features of behaviour rekkurent's neuron's of networks in a task of the analysis of sensitivity of models from transition from a chaotic signal to determined are considered.

УДК 621.9.08

Козак А.Ф., Костюк Д.А., Кузавко Ю.А.

ПРИМЕНЕНИЕ ПРОГРАММНО-АППАРАТНОГО КОМПЛЕКСА АКУСТИЧЕСКОЙ СПЕКТРОСКОПИИ ДЛЯ ДИАГНОСТИКИ КОРРОЗИИ

Введение. В последние десятилетия борьба с коррозией в индустриальных странах превратилась в общепризнанную проблему. Расходы, вызванные коррозией металлов, особенно велики в областях техники, где присутствует контакт между металлическими конструкциями и агрессивными компонентами – такими как кислоты, щелочь, их производные и др. Некоторые природные среды также демонстрируют высокую коррозионную активность – например, морская вода, залежи газоконденсата, термальных вод. Антикоррозионной защите металлических конструкций присущи некоторые особенности, обусловленные типом коррозии и имеющимся доступом к корродирующей поверхности. На практике наиболее широко наблюдается однородная коррозия - непрерывная в макроскопической шкале и покрывающая всю металлическую поверхность. В этом случае в металлической поверхности появляется частично гидратируемый оксид железа (ржавчина).

В настоящий момент наиболее распространенным методом измерения коррозионной активности является анализ контрольных образцов, помещаемых в коррозионную среду (например, в трубопровод). Перед погружением эти образцы тщательно взвешиваются, затем их исследуют на потери металла и другие дефекты. Пластинки служат основой для определения интенсивности общей и точечной коррозии. Как правило, определенная таким способом величина общей коррозии оказывается несколько завышенной, а локальной коррозии - несколько заниженной по сравнению с реальными значениями, однако в метод широко используется для достаточно надежного определения интенсивности и характера коррозии металлов.

С точки зрения акустики диссипативно-дисперсионных сред

(ДДС), развитой в работах [1-3], пораженную коррозией поверхность детали можно рассматривать как тонкий диссипативно-дисперсионный слой (т.е. среду со значительным поглощением ультразвуковых колебаний) на массивной твердотельной подложке. Отраженный акустический сигнал несет информацию о толщине такого диссипативного покрытия, а также о его материальных и химических качествах [4]. Спектральный анализ сигнала также должен позволить выявить добавки, привнесенные конкретным материалом.

Поэтому особенности отражения непрерывного и импульсного сигнала от покрытия-пленки на массивном основании применительно к оксиду железа на стальной поверхности детали представляют значительный практический интерес.

1. Теория акустических аномалий в ДДС. Теория нормального распространения непрерывных и импульсных продольных и поперечных акустических волн в ДДС-содержащих структурах с простой геометрией развита в работах [1, 3, 4] и др. Показано в частности, что для слоя ДДС со свободной границей вследствие колоссальности диссипативных потерь существует теоретическая возможность проводить микро- и нанометрические исследования [4, 5].

Модель распространения акустического сигнала в металлическом объеме с корродированной поверхностью представлена рис. 1. Непрерывная гармоническая продольная волна U^I попадает из твердого полупространства 1, роль которого играет исследуемый объект, на тонкое покрытие 2, обладающее свойствами ДДС (слой оксида железа). Излученный сигнал частично отражается в виде U^R .

Костюк Дмитрий Александрович, кандидат технических наук, доцент кафедры ЭВМиС Брестского государственного технического университета (БрГТУ).

Козак Александр Федорович, ст. преподаватель кафедры ЭВМиС БрГТУ.

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

Кузавко Юрий Алексеевич, кандидат физико-математических наук, старший научный сотрудник Полесского аграрно-экологического института НАН Беларуси.

Физика, математика, информатика