



Рис. 5. Диаграмма компонентов ИМ работы ИС в ЛВС.

УДК 681.324

Савицкий Ю.В.

## ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС ДЛЯ НЕЙРОСЕТЕВОГО АНАЛИЗА ХАОТИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ

Данный программный комплекс предназначен для проведения различных этапов нелинейного анализа и обработки сигналов, имеющих хаотическую природу [1, 2]. Целью создания программной системы является интеграция в единую систему разработанных оригинальных нейросетевых алгоритмов в области обработки хаотических процессов.

Данное специализированное программное обеспечение выполняет следующие основные функции:

- инициализация архитектуры трехслойной нейронной сети из следующего ряда: многослойного персертрона, рекуррентных структур Элмана, Джордана, мультирекуррентной сети Элмана-Джордана;
- фиксированная и адаптивная инициализация межнейронных связей;
- организация обучающего множества с предварительной процедурой нормализации исходных данных;
- выполнение различных режимов обучения нейронной сети в различных задачах обработки хаотических сигналов;
- мониторинг и управление процессом обучения нейронной сети;
- расчет временной задержки  $\tau$  и размерности пространства вложения  $m$  [2-7].

- реализация нейросетевого алгоритма вычисления старшего показателя Ляпунова;
  - оценка хаотичности поведения исследуемого процесса на исходном множестве данных; выделение интервалов хаотичного и детерминированного поведения динамической системы;
  - вычисление и оценивание многошаговых прогнозов.
- Рассмотрим более детально ключевые моменты, реализованные в данном программном комплексе.

Известно [2, 8], что исследование хаотических процессов можно разделить на ряд этапов:

1. Получение предварительная обработка данных временного ряда. На данном этапе наблюдаемая координата динамической системы дискретизируется с некоторым временным шагом и сохраняется в качестве временного ряда. Важным аспектом является то, чтобы полученные данные адекватно описывали систему. От этого сильно зависит точность вычисления искомых параметров и качество прогнозирования процесса.

2. Анализ временного ряда и псевдофазовая реконструкция аттрактора. *Псевдофазовая реконструкция* – это отображение, которое точке  $x(t)$  временного ряда ставит в соответствие точку  $(x(t), x(t-\tau), \dots, x(t-(m-1)\tau)) \in \mathbf{R}^m$ , где

Савицкий Юрий Викторович, к.т.н., доцент каф. «Интеллектуальные информационные технологии» Брестского государственного технического университета.  
Беларусь, БГТУ, 224017, г. Брест, ул. Московская, 267.

$t$  – дискретное время,  $\tau$  – временная задержка (в дискретах времени) и  $m$  – размерность пространства вложения. (Доказано, что реконструированный таким образом аттрактор сохраняет важнейшие топологические свойства и динамику оригинального аттрактора.) Таким образом, важнейшая задача анализа хаотических процессов – нахождение оптимальной временной задержки сигнала  $\tau$  и размерности  $m$  пространства вложения для псевдофазовой реконструкции.

3. Вычисление параметров хаотического процесса на основе данных ограниченного объема, важнейшим из которых является старший показатель Ляпунова, характеризующий степень разбегания траекторий динамической системы для некоторого малого начального смещения.

По результатам выполнения данных этапов анализа можно осуществлять дальнейшую обработку: анализ структуры данных (например, при анализе данных ЭЭГ), прогнозирование и др.

Выбор необходимого режима функционирования и задание конкретных значений параметров осуществляется при помощи разработанной системы команд, имеющих классический формат:

*<Имя\_команды> <Операнд\_1> ... <Операнд\_M>*

Количество и типы операндов определяются кодом команды.

Программные средства инициализации проекта нейронной сети позволяют определить начальную архитектуру сети (тип сети, функций активации нейроэлементов скрытого слоя, количество нейроэлементов входного и скрытого слоев), выполнить адаптивную или фиксированную инициализацию межнейронных связей, а также сформировать по методу скользящего окна обучающее множество на основе исходного временного ряда. Результаты инициализации сохраняются в файле проекта, структура которого приведена на рис. 1. Программная система предусматривает работу с линейной, сигмоидной, адаптивной сигмоидной [10], логарифмической функциями активации нейронных элементов.

```

<дата и время создания (модификации)>
<тип сети: тип функции активации скрытого слоя;
количество нейронов входного слоя;
количество нейронов скрытого слоя;
количество нейронов выходного слоя;
оператор задержки для сети Элмана;
оператор задержки для сети Джордана>
<синаптические связи между входным и скрытым
слоями>
<значения порогов нейроэлементов скрытого слоя>
[рекуррентные связи сети Элмана]
[рекуррентные связи сети Джордана]
<синаптические связи между скрытым и выходным
слоями>
<значения порогов нейроэлемента выходного слоя>
<среднеквадратичная ошибка обучения>
<количество выполненных итераций обучения>
<количество эталонов обучающей выборки>
<эталон 1: входной вектор – выходное значение>
...
<эталон p: входной_вектор – выходное_зна-чение>
...
    
```

Рис. 1. Структура файла проекта.

Наличие в приведенном формате рекуррентных связей Джордана и Элмана определяется значениями соответствующих операторов задержки. В модуле инициализации предусмотрен также режим независимой переинициализации синаптических связей сети, позволяющий выполнять новые варианты обучения с уже сформированным проектом нейронной сети с целью получения наилучшего результата.

Модуль обучения реализует разработанные варианты алгоритмов и позволяет задавать следующие режимы обучения сети с использованием различных параметров:

- постоянный/адаптивный шаг;
- сквозной/последовательный режим обучения;
- минимальная погрешность обучения;
- максимальное количество итераций обучения.

Процесс обучения может быть прерван пользователем на любой стадии выполнения обучения. Промежуточные или окончательные результаты обучения могут быть сохранены в файле проекта вышеприведенной структуры.

В программной системе реализована идея вычисления старшего показателя Ляпунова с использованием прогнозирующей нейронной сети, суть которой может быть представлена следующим алгоритмом:

1. Обучение нейронной сети для реализации задачи многошагового прогнозирования по методу скользящего окна.

2. Выбор некоторой точки  $x(t)$  из обучающей выборки и формирование подвыборки  $\{x(t), x(t-\tau), \dots, x(t-(k-1)\tau)\}$  ( $k$  – размер окна).

3. Вычисление на базе построенной нейросетевой модели многошагового прогноза  $\{x(t+\tau), x(t+2\tau), \dots, x(t+n\tau)\}$ .

4. Внесение в точку  $x(t)$  некоторого достаточно малого смещения  $x'(t) = x(t) + d_0$ , где  $d_0 \approx 10^{-8}$ ; вычисление на базе построенной нейросетевой модели с первым входным вектором  $\{x'(t), x(t-\tau), \dots, x(t-(k-1)\tau)\}$  нового многошагового прогноза; повторение шага 3 для получения  $x'(t+i\tau), i = \overline{1, n}$ .

5. Оценка расхождения двух траекторий динамической системы  $\ln d_i = \ln |x'(t+i\tau) - x(t+i\tau)|, i = \overline{1, n}$  и выбор множества точек, где  $\ln d < 0$ .

6. Построение линейной регрессионной модели  $\ln d_n$  от  $n$  для выбранных точек и расчет коэффициента регрессии, значение которого соответствует наибольшему показателю Ляпунова.

На базе приведенного выше алгоритма в системе реализован модуль структурного анализа временного процесса, позволяющий на основе значений старшего показателя Ляпунова выделять интервалы хаотического и детерминированного поведения исследуемой динамической системы.

Модуль прогнозирования реализует итерационную процедуру вычисления прогноза с заданным упреждением. С целью осуществления дальнейшей обработки все получаемые системой результаты обработки сохраняются в файлах результатов.

Поскольку в большинстве исследовательских задач требуется организация нейросетевых моделей на большом количестве обучающих выборок, то разработан вариант программной системы на базе протокола MPI (Message Passing Interface). Технология MPI является наиболее современным средством разработки эффективных параллельных приложений для многокомпонентных вычислительных систем и вычислительных комплексов. Разработанная параллельная система позволяет одновременно осуществлять обучение и формирование нейросетевых моделей на множестве вычислительных модулей, входящих в состав локальной вычислительной сети. Средства MPI обеспечивают гибкое конфигури-

рование параллельного приложения, что позволяет настраивать систему на параллельную работу с различным числом обучающих множеств.

Таким образом, разработанные программные средства и алгоритмы проектирования и обучения нейронных структур позволяют выполнять этапы инициализации, обучения, проектирования базовых архитектур нейронных сетей, предварительной обработки, анализа и прогнозирования динамических процессов в различных областях.

*Автор выражает благодарность Белорусскому республиканскому фонду фундаментальных исследований Республики Беларусь за оказанную поддержку при проведении данных научно-исследовательских работ.*

#### СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. 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.
2. 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.
3. A.M. Albano, J. Muench, C. Schwartz, A.I. Mees and P.E. Rapp, Syngular-Value Decomposition and the Grassberger-Procaccia Algorithm, Physical Review A 38, 1988, pp. 3017-3026.

4. M. Casdagli, S. Eubank, J.D. Farmer and J. Gibson, State space reconstruction in present of noise, Physica D 51, 1992, pp. 52-98.
5. 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.
6. 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.
7. M.T. Rosenstein, J.J. Colins, C.J. De Luca, Reconstruction expansion as a geometry-based framework for choosing proper delay time, Physica D 73, 1994, pp. 82-98.
8. A.M. Fraser and H.L. Swinney, Independent coordinates for strange attractor from mutual information, Physical Review A 33, 1986, pp. 1134-1140.
9. 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.
10. Савицкий Ю.В., Головки В.А. Нейросетевая модель анализа хаотических сигналов на базе функции активации с настраиваемыми параметрами // Вестник Брестского государственного технического университета – физика, математика, информатика, 2004. - №5. – с.32-25.

УДК 681.3

**Муравьев Г.Л., Шуть В.Н.**

## ИНТЕРПРЕТАЦИЯ VHDL-ОПИСАНИЙ, СОГЛАСОВАННАЯ С ПРОЦЕССНЫМ СПОСОБОМ МОДЕЛИРОВАНИЯ

Моделирование сложных технических систем и их проектирование является распространенной задачей инженерной практики. К числу сложных систем относятся цифровые системы и их проекты, реализуемые, например, в виде БИС, СБИС.

Одним из инструментов спецификации цифровых систем и их моделирования с учетом временных задержек служит язык проектирования VHDL [1-4] (международные стандарты в области автоматизации проектирования 1076-1993 и 1076.1-1999). Он предлагает изобразительные средства (специфический набор языковых операторов) разной степени детализации для структурного, потокового и поведенческого описания моделей (проектов), в котором устройства задаются сигналами и алгоритмами преобразования входных сигналов в выходные либо составом и структурой аппаратных элементов и характером их взаимодействия.

Модели строятся на базе специальных программных компонентов. Это entity (проект), содержащий описание port сигналов проекта, декларации объектов (переменных, сигналов) и исполнительную часть в виде компонента architecture. Компонент architecture представляется композицией параллельных (concurrent) и последовательных (sequential) операторов. Параллельные операторы: - block (из деклараций объектов и исполнительной части в виде параллельных операторов); - process (из деклараций объектов и исполнительной части в виде последовательных операторов); - операторы типа procedure\_call, function\_call, assertion и др.; - параллельный оператор назначения сигнала signal\_assignment, служащий для изменения его будущих значений. Сигналы передаются и

обрабатываются параллельно. Операторы чувствительны к изменению состояния модели, в частности изменениям значений сигналов в соответствующих им формирователях, хранящих упорядоченные во времени списки прошлых и будущих значений сигналов.

Такие модели предназначаются [1-5] для: - оценки корректности (синтаксической, семантической) описания закона функционирования проекта, его верификации на заданных пользователем тестовых наборах; 2) поведенческого моделирования, оценки характеристик проекта, их соответствия критериям оптимизации; 3) генерации тестов для моделирования проекта на детальных уровнях описания; 4) служат основой проведения проектных процедур (кремниевой компиляции).

Здесь рассматриваются варианты преобразования исходных произвольных модельных описаний в однородную промежуточную модель, удобную для дальнейшей реализации на виртуальной машине и ориентированную, с учетом особенностей организации VHDL, на процессный способ организации квазипараллелизма [6]. Такая модель состоит из параллельных операторов одного типа, а именно – process и может быть основой для автоматической генерации функционально-адекватных исходному проекту исполнимых описаний на языках программирования общего назначения с развитыми вычислительными средствами и оптимизирующими трансляторами. Рассматривается интерпретация полученного описания [7-9], обеспечивающая обработку текущих событий, определение новых состояний и прогнозирование будущих событий модели с целью обеспечения реализации ее компью-

**Шуть Василий Николаевич**, к.т.н., доцент каф. «Интеллектуальные информационные технологии» Брестского государственного технического университета.

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

**Муравьев Геннадий Леонидович**, к.т.н., профессор ИСЗ.