

УДК 681.324

Ю.И. ДАВИДУК
Брест, БрГТУ

МЕТОДИКА АНАЛИЗА ХАОТИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ В НЕЙРОСЕТЕВОМ БАЗИСЕ

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 изменению 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.

Целью работы является изучение и реализация нейросетевого подхода к анализу хаотических сигналов, базирующегося на расчете старшего показателя Ляпунова L (положительное значение L является важнейшим индикатором хаотичности процесса [1]).

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. Про-

Процесс организации нейросетевой модели состоит из двух этапов. На первом этапе выбирается архитектура НС, способная адекватно описать исследуемый процесс. Второй этап заключается в адаптации 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 рисунке 1.

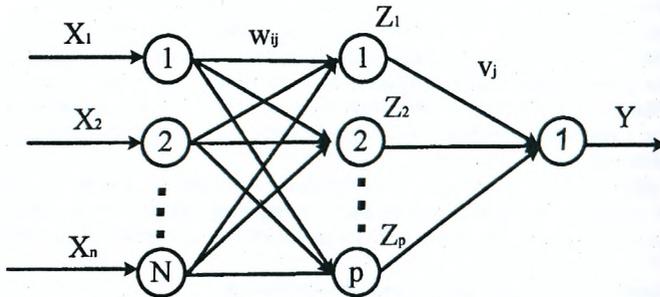


Рисунок 1 – Многослойный персептрон

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 $T = \{X_p, D_p\}, p = 1, \dots, P$ 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 X_p обучающей выборки было сформировано корректное отображение Y_p , отличающееся от желаемого D_p 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 τ ;
- 2) обучение нейронной сети прогнозированию по методу скользящего окна;
- 3) расчет старшего показателя Ляпунова на базе сформированной нейросетевой прогнозной модели по методу отклонений траекторий прогнозов.

Для улучшения результатов работы необходимо произвести сегментацию исходной выборки. Существует несколько способов сегментации: метод фиксированных ин-

тервалов, метод фиксированных интервалов с наложением, 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 этот отрезок, что не позволит определить аномалию, но данный метод требует меньшее количество вычислительных ресурсов.

В данной реализации алгоритма достигнутая точность значений L , полученная для хаотических процессов Энона и Лоренца, демонстрируют перспективность подхода в практических задачах различного рода (в частности, в весьма актуальных задачах анализа биомедицинской информации).

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.).

Вместе с тем нейростевиные 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].

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

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 // Neural networks for instrumentation, measurement and related industrial applications. – Amsterdam: IOS Press, 2003. – P. 119–143.
2. Hertz, J. Introduction to the Theory of Neural Computation / J. Hertz, A. Krogh, R. Palmer. – Addison Wesley Publishing Company. – 1991. – 327 p.
3. Kroese, B. An Introduction to Neural Networks / B. Kroese. – Amsterdam: University of Amsterdam, 1996. – 120 p.
4. Оссовский, С. Нейронные сети для обработки информации / С. Оссовский; пер. с пол. И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 334 с.
5. Technique of Learning Rate Estimation for Efficient Training of MLP / V. Golovko [et al.] // Proc. of Int. Joint Conf. on Neural Networks IJCNN'2000, Como, Italy. – 2000. – Vol. 1. – P. 323–329.