

НЕЙРОСЕТЕВОЙ ПОДХОД К АНАЛИЗУ ХАОТИЧЕСКИХ СИГНАЛОВ

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 экспоненциально-го 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 многочисленных 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. 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.

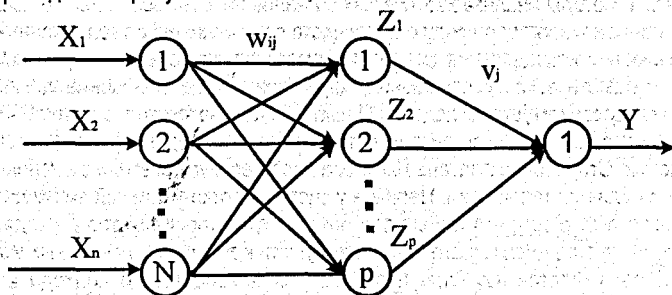


Рисунок 1 – Многослойный перцептрон

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.

В данной реализации алгоритма достигнутая точность значений L , полученная для хаотических процессов Энона и Лоренца, демонстрирует 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 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 ИС при решении практических задач подобного класса [5].

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. 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. – 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. 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.

УДК 693.22.004.18

Дубина С.С., Чернецкий А.М., Анфилец С.В.

Научный руководитель: доцент Шуть В.Н.

РОБОТЫ В РЕШЕНИИ ПРОБЛЕМЫ ПЕШЕХОДНЫХ ПЕРЕХОДОВ

Совсем недавно проблемы координации и управления транспортными потоками на улично-дорожных сетях (УДС) не были столь актуальными. В условиях не слишком высоких загрузок УДС функционировали достаточно эффективно. В последние годы рост уровня автомобилизации и транспортной подвижности населения привел к насыщению городских улиц, что явилось причиной переоценки принципов управления транспортными потоками.

Статистические данные интенсивности движения на магистральных улицах США и Европы свидетельствуют о том, что именно на магистралях сосредотачиваются основные транспортные потоки, другими словами, выполняется принцип «концепции концентрации», что вызывает в последнее время существенный интерес к совершенствованию управления транспортными потоками на городских дорогах и магистральных улицах.

Целью данного проекта является разработка, изготовление и испытание робота-электромобиля, позволяющего осуществлять транспортировку пешеходов на регулируемых пешеходных переходах без прерывания автотранспортного потока по магистрали.

Необходимо решить следующие проблемы в аппаратном и программном обеспечении:

- Электродвигатели, необходимые для перемещения электромобиля;
- электроника (зарядное устройство, батарея аккумуляторов и пр.);
- датчики и видеокамеры;
- контроллер периферийных устройств;
- высокопроизводительный микрокомпьютер, необходимый для автономной работы электромобиля;
- операционная система и средства программирования.