

Г.П. Препелица, к.т.н., А.В. Лобода, к.ф.-м.н., О.Н. Грушевский, к.г.н.,
В.В. Буяджи, ст. лаб.

Одесский государственный экологический университет

К ВОПРОСУ О ПРИМЕНЕНИИ АППАРАТА НЕЙРОСЕТЕВОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ И РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ В ЗАДАЧАХ ПРИКЛАДНОЙ ЭКОЛОГИИ И ГИДРОМЕТЕОРОЛОГИИ

На основе ранее развитых моделей нейросетевого моделирования рассмотрена задача моделирования динамики нейросети с различными видами входных паттернов и прогнозирования пространственно-временной структуры полей концентраций загрязняющих атмосферу промышленного города веществ, а также полей интенсивности осадков.

***Ключевые слова:** нейросетевое моделирование, сложные паттерны, структура полей концентраций загрязняющих веществ*

Введение. Одной из актуальных проблем современной физики окружающей среды является разработка новых методов и схем для теоретического и экспериментального моделирования и измерения характеристик загрязнения воздуха, скажем, в атмосфере промышленных городов, в разнообразных классах задач современной прикладной экологии и гидрометеорологии. С развитием новых технологий развитие получили и экспериментальные методы исследований, связанные с применением радаров, лазерных систем и т.д. В теоретических разработках, помимо классических физико-химических моделей анализа в последние годы успешно применяются и относительно новые методы математического моделирования, и, прежде всего, методы теории хаоса, нейросетевого (НС) моделирования и искусственного интеллекта (см., напр., [1-12]). В этом контексте особый интерес вызывает использование аппарата НС моделирования и распознавания образов [1-5]. Важно подчеркнуть, что, хотя известный прогресс в изучении и построении различных моделей НС достигнут, тем не менее, многие ключевые вопросы, имеющие отношение к их основным динамическим параметрам, моделям функционирования до сих пор далеки от своего разрешения. Более того, конкретные применения методов НС моделирования в задачах прикладной экологии и гидрометеорологии находятся фактически на начальном этапе [5]. К числу крайне актуальных задач здесь, прежде всего, следует отнести адаптацию моделей НС моделирования к конкретным экологическим или гидрометеорологическим системам. Среди нерешенных задач крайне важной является задача моделирования динамики НС систем с подачей на вход системы так называемых зашумленных паттернов.

Настоящая работа продолжает наши исследования [5-10] по изучению и моделированию динамики многослойных НС и посвящена адаптации нашего НС РС комплекса к решению задачи моделирования пространственно-временной структуры полей концентрации загрязняющих воздушный бассейн промышленного города веществ (в частности, на примере пыли), а также аналогичной задачи моделирования полей интенсивности осадков (объектов). Отметим, что ранее [7-12] методами объектно-ориентационного программирования нами была выполнена программная реализация новых численных моделей 3-слойных НС систем на основе фотонного эха и проведены компьютерные эксперименты с целью выяснения их оптимально-информационных возможностей в задачах распознавания образов и сложных сигналов.

Нейронная сеть и ее характеристики. Основные аспекты теории НС систем на основе фотонного эха изложены ранее, в частности, в работах [5-9]. Поэтому ниже мы

ограничимся кратким изложением основополагающих аспектов реализации модели НС на основе фотонного эха. Принципиальная схема НС для обработки последовательности образов y^1, \dots, y^p имеет следующий вид [5-8]: {↓Вход→ Накопительная матрица F1→→Корреляционная область→Накопительная матрица F2→Выход→ Пороговое устройство→↑}. Первый импульс имеет равную единице амплитуду на всей плоскости среды, второй определяет векторы памяти, поступающие в виде вертикальных столбцов и обеспечивающие накопление в среде матриц памяти $F_1 = F_2$ размером $(N \cdot p)$, а третий импульс, амплитуда которого определяется распознаваемым одномерным образом, поступает на вход системы и равномерно распределяется по среде в горизонтальном направлении. В результате возникают стимулированные эхо- сигналы, которые собираются оптически в горизонтально расположенный одномерный массив в корреляционной области. На первом этапе вычисляются внутренние произведения между входным вектором и векторами памяти. Выражение для амплитуды сигнала стимулированного фотонного эха имеет классический вид $u(m) \sim \sum_j y_j^m y_j^{in}$. Внутренние произведения взвешивают накопленные в матрице F2 соответствующие векторы памяти y^1, \dots, y^p . Эта операция также приводит к возникновению сигналов стимулированного эха, которые далее суммируются, приводя к 1-мерному распределению с амплитудой $s_i \sim \sum_m u(m) y_{ii}^m = \sum_m (y_i^m) \sum_j y_j^m y_{ij}^{in}$. Искомые соотношения, а также пороговые преобразования и обратная связь определяют динамику НС с хэббовской матрицей связи. Один из важных преимуществ реализации НС, основанной на эффекте фотонного эха, есть возможность замены разрешения образов памяти в пространстве разрешением во времени. В результате это приводит к возможности обработки 2-D массивов. Учет эффекта запаздывания производится в рамках стандартной схемы (см.[5,6]).

Разработанный нами программный комплекс НС моделирования обладает следующими ключевыми характеристиками: многослойность, возможность введения обучения, обратной связи и контролируемых шумов. Соответствующая НС является нелинейной N-слойной сетью, состоящей из входа, скрытых и выходных слоев (см. детали в [6]). Каждый слой состоит из n_k узлов и последовательных слоев $(k-1, k)$, соединенных с помощью массивов весов $(w_{i,j}^k)$. Первоначально НС обучается на достаточно большой выборке репрезентативных данных. Цель обучения - оптимизация весов на основе ошибки между ожидаемым и рассчитанным выходами. Искомый процесс базируется на использовании алгоритма обратного распространения ошибки с применением к последовательности $(N+1)$ -элементов (к примеру, последовательности радарных изображений полей объектов). Значения величин осадков содержащиеся в всех n_0 пикселях изображений полей объектов представляют собой входной вектор. В табл.1 приведены использованные в настоящей модели данные.

Вектор y_i^0 преобразуется в вектор y_i^1 (скрытый слой), который, в свою очередь, преобразуется в выходной вектор y_i^2 . Оба преобразования выполняются с использованием матрицы весов в соответствии со следующей формулой

$$y_i^k = f \left\{ \sum_{j=1}^{n_{k-1}} w_{i,j}^k y_j^{k-1} + w_{i,0}^k \right\} \quad i=1, \dots, n_k; k=1, \dots, 2; \quad (1)$$

Таблица 1 – Данные о векторах, использованных в настоящей модели

Слой	Обозначение	Интервал	Размер
1 входной слой	y_i^0	$i=1, \dots, n_0$	$n_0=n \times 100$
2 скрытый слой	y_i^1	$i=1, \dots, n_1$	$n_1=300$
3 выходной слой	y_i^2	$i=1, \dots, n_2$	$n_2=1 \times 100$
Ожидаемый выход	y_i^3	$i=1, \dots, n_3$	$n_3=1 \times 100$

В формуле (1) функция f является так называемой передаточной функцией, для определения которой мы используем выражение вида $f=1/[1+x^{b(D)}]$, где $b(D)$ является так называемым оптимизационным параметром (D - фрактальной размерность). Выходной вектор y_i^2 содержит выходной результат, т.е. последовательность $(N+1)$ паттернов (объектных изображений). Ключевой далее является процедура сравнения полученных выходных результатов с ожидаемыми. Для этих целей рассчитывается величина отклонения (ошибки) $e_i^2=y_i^3-y_i^2$, $i=1, \dots, n_2$. На основании данных об ошибках, далее проводится корректировка всех весов для скрытого и выходного слоев нейросети следующим образом

$$\Delta w_{i,j}^2 = \alpha^2 e_i^2 (1 - y_i^2) y_i^2 y_j^1, \quad i=1, \dots, n_2; j=1, \dots, n_1, \quad (2)$$

где α^2 - параметр обучения. Далее ошибки e_i^2 и скорректированные веса $w_{i,j}^k$ распространяются в обратном направлении для оценки ошибки предыдущего слоя

$$e_i^1 = (1/n_2) \sum_{j=1}^{n_2} e_j^2 w_{j,i}^2, \quad i=1, \dots, n_1. \quad (3)$$

Наконец, по аналогии корректируются все веса между входным и скрытым слоями. Обучение проводится до тех пор, пока не будет выполнено заданное число итераций, или не достигнута заданная точность. Когда процесс обучения завершен, далее реализуется прогноз в 15-минутный интервал вперед ($N+1$ элементов) с использованием последовательности N -элементов с известными весами. Качество моделирования проверяется как на зависимых (входящих в обучающую выборку), так и независимых (невходящих в обучающую выборку) данных.

Результаты моделирования и выводы. Модель, основанная на описанной НС, адаптируется нами для прогнозирования пространственно-временной структуры полей загрязняющих атмосферу промышленного региона веществ, а также полей интенсивностей осадков. В качестве исходных данных были взяты соответствующие наборы измеренных и компиляционных данных по концентрации пыли (2000-2003 годы), в Гданьском регионе, детально описанные в [13]. Рассмотрение проводилось для площади примерно 40 км^2 с пространственным разрешением $0,2 \times 0,2$ км. Входные данные, заложенные в модель, представляли собой систему N последовательных изображений с 15 мин. шагом по времени. Прогноз делался на последующие 15 минут. В качестве иллюстрации возможностей НС на рис. 1 приведены результаты работы НС, в частности, результат компьютерного эксперимента по моделированию динамики НС с входным зашумленным импульсом (рис.1.).

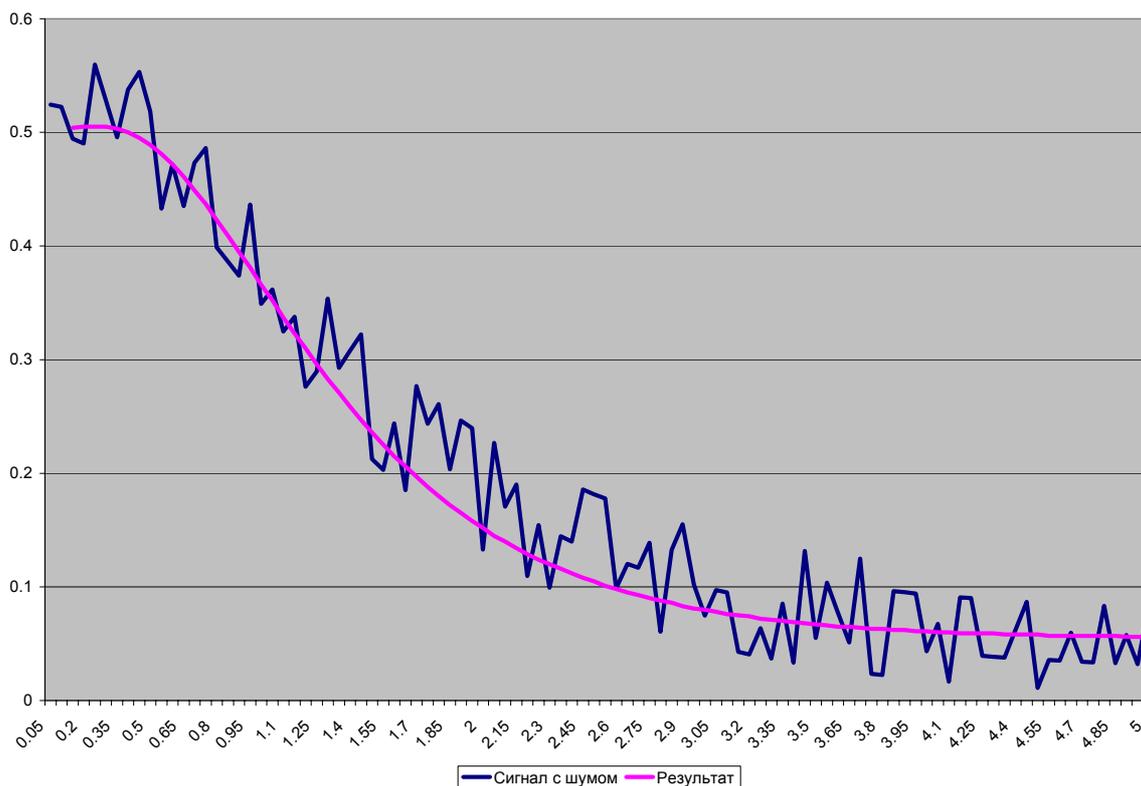


Рис.1 - Результат моделирования динамики НС для случая зашумленной входной последовательности.

Предварительное НС моделирование структуры полей загрязняющих атмосферу промышленного региона веществ, а также параллельно полей интенсивностей осадков показало, что прогнозное и ожидаемое распределение искомым паттернов соотносится с $\sim 95\%$ вероятностью совпадения (при увеличении размера слоя до $4 \cdot 10^3$, и числа итераций до $5 \cdot 10^3$, что является вполне приемлемым результатом. Детальные результаты этого моделирования будут рассмотрены в отдельной работе.

В заключение отметим, что анализ результатов моделирования динамики НС для различных входных последовательностей образов, в том числе, и для случая зашумленной входной последовательности, а также полученных предварительных результатов прогнозирования пространственно-временной структуры полей загрязняющих атмосферу промышленного региона веществ и полей интенсивностей осадков с использованием описанной в работе НС однозначно указывает на перспективность использования НС моделирования при изучении динамики экологических и метеорологических систем.

Список литературы

1. *Neural Computers*, Eds. R.Eckmiller, C.Malsburg.- Berlin: Springer, 1998.-650p.
2. *Neural Networks for Computing*, Ed. J.Denker.- New York: AIP Publ., 2000.-604p.
3. Маныкин Э.А., Самарцев В.В. Оптическая эхо-спектроскопия.- М.: Наука, 1994.-180с.
4. Маныкин Э.А., Сурина И.И. Нейронные сети и их оптические воплощения.- М.: РНЦ "Курчатовский Институт", 1993.-320с.

5. Глушков А.В., Лобода А.В., Свиначенко А.А. Теория нейронных сетей на основе фотонного эха и их программная реализация.- Одесса: ТЕС, 2003.-256с.
6. *Glushkov A.V., Loboda A.V.* Program realization of models of the optical neural networks Препр./МОНУ.НДІ фізики Одеського національного університету ім.І.І.Мечникова; Ph-L-3-01.-Одесса: Астропринт, 2001.-12р.
7. Лобода А.В., Буяджи В.В. Динамика многослойной оптической нейронной сети: численная реализация для сложных паттернов//Вестник Одесского гос. экологического университета.- 2007.-N4.-С.363-367.
8. Лобода А.В., Свиначенко А.А., Ивануцкая Л.А. Динамика многослойной нейронной сети на основе фотонного эха: численная реализация// Вестник Одесского гос. экологического университета.-2006.-№3.-С.363-367.
9. Лобода А.В., Сербов Н.Г., Свиначенко А.А., Буяджи В.В. Динамика многослойной нейронной сети на основе фотонного эха: численная реализация с входным прямоугольным импульсом//Вестник Одесского гос. экологического университета.- 2008.-N5.-С.220-224.
10. Лобода А.В., Сербов Н.Г., Свиначенко А.А., Буяджи В.В. Динамика многослойной нейронной сети на основе фотонного эха: численная реализация с входным соподобным импульсом// Вестник Одесского гос. экологического университета.- 2008.-N6.-С. 245-249.
11. Глушков А.В., Лобода А.В., Сербов М.Г., Свиначенко А.А., Буяджи В.В. Динамика многослойной нейронной сети на основе фотонного эха: численная реализация с входным синусоидальным импульсом// Sensor Electr. and Microsyst. Technologies.- 2008.-N4.-P.63-67.
12. Лобода А.В., Сербов Н.Г. , Свиначенко А.А., Ткач-Перельгина Т.В., Динамика многослойной нейронной сети на основе фотонного эха: численная реализация с входным зашумленным паттерном// Вестник Одесского гос. экологического университета.-2009.-N7.-P.246-250.
13. *Khokhlov V.N., Glushkov A.V., Loboda N.S., Bunyakova Yu.Ya.* Short-range forecast of atmospheric pollutants using non-linear prediction method// Atmospheric Environment (Elsevier; The Netherlands).-2008.-Vol.42.-P. 7284–7292.

До питання про застосування апарату нейромережевого моделювання та визначення паттернів в задачах прикладної екології та гідрометеорології

Препелица Г.П., Лобода А.В., Грушевський О.М., Буяджи В.В.

На основі раніше розвинутих моделей нейромережевого моделювання розглянуті задачі моделювання динаміки нейромереж з різними видами вхідних паттернів та прогнозування просторово-часової структури полів концентрацій забруднюючих атмосферу промислового міста речовин, а також полів інтенсивності опадів.

Ключові слова: нейромережеве моделювання, складні паттерни, структура полів концентрацій забруднюючих речовин

On application of the neural network modelling and pattern recognition approach to problems of applied ecology and hydrometeorology

Prepelitsa G.P., Loboda A.V., Grushevsky O.N., Buyadzhi V.V.

On the basis of previously developed models of neural network modelling it is studying a dynamics of neural networks with different types of input patterns and a problem of forecasting the spatial and temporal structure of the fields of concentration of the industrial city's atmosphere pollutants as well as the rainfall intensity fields.

Keywords: neural network modelling, complex patterns, structure of pollutants concentration fields