

НЕЙРОННО-СЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ ПРОЦЕССА ИЗМЕРЕНИЯ УГЛОВЫХ РАСПРЕДЕЛЕНИЙ ИНТЕНСИВНОСТИ ГАММА-ИЗЛУЧЕНИЯ

В. Г. Батий, Е. В. Батий

Институт проблем безопасности АЭС НАН Украины, Чернобыль

Описана система получения наиболее достоверного образа углового распределения интенсивности гамма-излучения, разработанная с использованием нейронно-сетевой технологии. Исходными данными для работы системы являются результаты измерения при помощи многодетекторной установки типа ШД.

В процессе ликвидации последствий радиационных аварий важной задачей является оперативный поиск основных источников гамма-излучения, т.е. определение углового распределения интенсивности гамма-излучения в тяжелых радиационных условиях. В ИПБ АЭС такая методика разрабатывается [1] на основе многодетекторной установки ШД-3 измерения в полном телесном угле 4π .

При анализе картограмм угловых распределений, полученных при помощи такой установки, возникают проблемы наиболее достоверного определения направления на источники излучения. В условиях «полевых» измерений количество источников может быть большим и они могут иметь не точечный, а распределенный характер. Задача распознавания направления на множество источников не имеет строгого решения и может быть решена с помощью методов, построенных на нечеткой логике.

В настоящей работе эта задача решена с помощью нейронно- сетевого алгоритма. В его основе лежит принцип деятельности человеческого мозга. Для реализации нейронно-сетевого алгоритма необходимо решить две проблемы [2], одна из которых – выбор оптимальной структуры нейронной сети, а другая – построение эффективного алгоритма обучения нейронной сети. Обучение осуществляется путем последовательного предъявления векторов обучающего множества, с одновременной подстройкой статвесов в соответствии с определенной процедурой, пока погрешность настройки по всему множеству не достигнет приемлемо низкого уровня:

$$Err = \sum_{i=1}^N |\bar{Y}_i - Y_i| \rightarrow \min.$$

Стратегия "обучение с учителем" (рис. 1) предполагает, что есть обучающее множество $\{X, Y\}$.

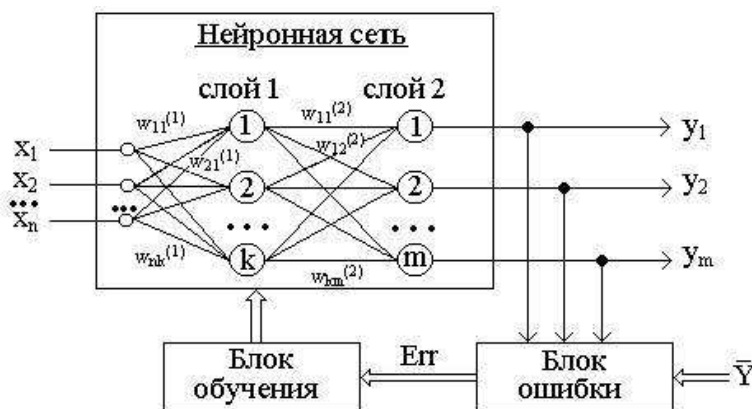


Рис. 1. Обучение "с учителем" многослойной нейронной сети.

Зависимость реального выходного сигнала Y от входного сигнала X можно записать в виде

$$Y = F(W, X) + Err,$$

где $F(W, X)$ - некоторая функция, вид которой задается алгоритмом обучения нейронной сети, в данном случае это модель окликов ШД на воздействие источников; W - множество

параметров, позволяющих настроить функцию на решение определенной задачи распознавания образов (количество слоев сети, количество нейронов в каждом слое сети, матрица синаптических весов сети); Err - погрешность, возникающая из-за неполного соответствия реального значения выходного сигнала нейронной сети требуемому значению, а также погрешности в вычислениях.

В последнее время для обучения самой распространенной конфигурации нейронной сети, многослойного персептрона, широко используется процедура, получившая название алгоритма с обратным распространением погрешности (error backpropagation) [3]. Оптимизация нейронной сети направлена на уменьшение объема вычислений при условии сохранения точности решения задачи на требуемом уровне. Параметрами оптимизации в нейронной сети были: количество слоев сети и количество нейронов скрытого слоя. Вторая проблема заключается в разработке качественных алгоритмов обучения нейронной сети, позволяющих за минимальное время настроить нейронную сеть на распознавание заданного набора входных образов. Процесс обучения нейронной сети заключается в необходимости настройки сети таким образом, чтобы для некоторого множества входов давать желаемое (или, по крайней мере, близкое, сообразное с ним) множество выходов.

Для создания обучающегося множества с помощью языка программирования C# была создана программа NeuroData (блок схема приведена на рис. 2), позволяющая создавать обучающие выборки с различными входными данными (количеством потенциальных и действующих источников, их местоположением относительно установки ШД) с соответствующими значениями откликов.



Рис. 2. Схема обучения нейронной сети.

NeuroData формирова- ла пакет из входных и выходных данных, используя программу, описанную в [4], которая позволяет по результатам измерений получать уточненные координаты источника. Сформированный пакет из 1000 - 2000 смоделированных значений источников и смоделированных откликов на них использовался для обучения нейронной сетей различных конфигураций.

Обучение проводилось до уровня, когда расхождения значений между результатами работы сети и тестовой выборки прекращает уменьшаться. В качестве модели нейронной сети использовался многослойный персептрон. Результаты обучения сетей различных конфигураций сведены в таблицу.

В результате измерений была проведена оптимизация количества нейронов в скрытом слое (рис. 3). Наиболее оптимальной была выбрана сеть с 96 входами, тремя нейронами скрытого слоя и 32 выходами.

По данным вышеприведенных исследований были построены и обучены сети, с минимальной для данного количества источников погрешностью. Программно сети были реализованы в виде бинарных, динамически-подключаемых библиотек (dynamic-link library, dll) на языке программирования C++ (рис. 4).

При проведении реальных измерений при помощи установки ШД-3 данная программа позволяет получить наиболее правдоподобное расположение гамма-источников, воздействующих на детекторы установки в точке измерения.

Работа проводилась в рамках проекта УНТЦ № 3511.

Результаты моделирования нейронных сетей

Количество потенциальных источников	Количество реальных источников	Число элементов скрытого слоя	Егг, погрешность обучения	Количество эпох для обучения
1	1	3	0,09	20
3	1	9	0,03	725
5	2	15	0,037	500
10	5	30	0,05	242
20	10	50	0,055	269
32	16	50	0,159	390
32	16	100	0,293	701
32	16	32	0,0656	325
32	16	16	0,0629	998
32	16	8	0,0628	998
32	16	4	0,0622	864
32	16	3	0,0620	634
32	16	2	0,0622	1001
32	16	1	0,0622	104
32	16	3*	0,0622	1001

* Два скрытых слоя, по три элемента в каждом.

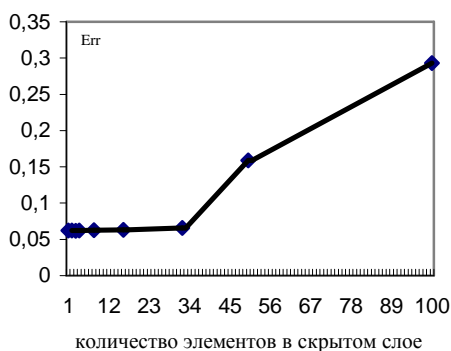


Рис. 3. Зависимость погрешности сети от количества нейронов в скрытом слое.

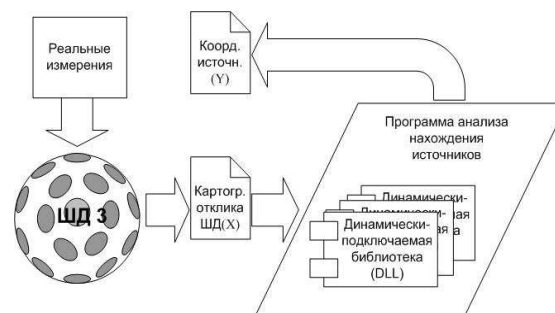


Рис. 4. Схема использования программной реализации нейросетевых моделей.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Batiy V., Pravdivyj O., Stoyanov O. et al. A Practical Method for Measuring Angular Distribution of Radiation from Multiple Gamma Sources // 2007 Waste Management Symposium, CD, 2007, #7160. <http://www.wmsym.org/abstracts/2006/index.html>.
2. Четверта міжнародна студентська науково-практична конференція "Світ молоді - молодь світу". 15 - 17 квітня 2004 р.: Матеріали конференції. Ч.1. - Вінниця: ВІ МАУП, 2004. - С. 85 - 90.
3. Дюк В., Самойленко А.. Data Mining: учебный курс (+CD). - СПб: Питер, 2001. - 386с. 2. Melanie Mitchell. An Introduction to Genetic Algorithms. Massachusetts Institute of Technology, 1998. - 280 с.
4. Batiy V., Stoyanov O., Fedorchenko D. et al. Mathematical Modeling to Support Gamma Radiation Angular Distribution Measurements // 2007 Waste Management Symposium, CD, 2007, #7256. <http://www.wmsym.org/abstracts/2006/index.html>

Поступила в редакцию 21.01.08

12 НЕЙРОННО-МЕРЕЖОВА МОДЕЛЬ ПРОЦЕСУ ВИМІРЮВАННЯ КУТОВИХ РОЗПОДІЛІВ ІНТЕНСИВНОСТІ ГАММА-ВИПРОМІНЮВАННЯ**В. Г. Батій, Є. В. Батій**

Описано систему отримання найбільш достовірного образу кутового розподілу інтенсивності гамма-випромінювання, яка розроблена з використанням нейронно-мережової технології. Початковими даними для роботи системи є результати вимірювання за допомогою багатодетекторної установки типу ШД.

12 NEURAL NETWORK MODEL OF PROCESS OF THE GAMMA-RADIATION INTENSITY ANGULAR DISTRIBUTION MEASURING**V. G. Batiy, Ye. V. Batii**

The system of receipt of the most reliable image of the angular distribution of intensity of gamma-radiation developed with the use of neural network technology is described. The results of measuring by the multidetector device of ShD type are basic data for system.