

В. А. ПУЛЯЕВ, к.т.н., Институт ионосферы (г. Харьков)

ОПРЕДЕЛЕНИЕ ИОНОСФЕРНЫХ ПАРАМЕТРОВ В МЕТОДЕ НР НА ОСНОВЕ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Розглядається питання застосування нейронних мереж для рішення зворотної задачі електродинаміки при визначенні іоносферних параметрів методом некогерентного розсіяння. Наводиться архітектура нейронної мережі.

Questions of the using neural networks for the solution of an electrodynamic return problem of an ionospheric parameters definition by an incoherent scatter method. Architecture of neural network is shown.

Введение. Из-за отсутствия аналитических выражений для решения обратной задачи электродинамики необходима разработка специализированных алгоритмов оценки параметров ионосферной плазмы на основе теории распознавания автокорреляционных функций (АКФ) сигнала некогерентного рассеяния (НР) [1].

В настоящее время известно большое количество математических моделей, пригодных для решения задач распознавания образов. Все эти модели фактически опираются на геометрическое изображение и истолкование характеристик распознаваемых объектов в пространстве признаков.

В методе НР также применяются подобные методы оценки, которые основаны на сравнении геометрического изображения экспериментальных функций с их теоретическими аналогами, полученными согласно физическим представлениям об ионосферной плазме [2]. Обычно подобные процедуры реализуются на базе различных методов спуска. Это довольно медленная и трудоемкая процедура вычислений, поэтому дальнейшее усовершенствование вычислительного процесса должна быть направлено на разработку специализированных устройств, имеющих повышенное быстродействие при потоковой обработке данных.

Постановка задачи. Трудности оценки АКФ могут быть в какой-то мере решены, если в техническую реализацию вычислителей заложить принцип действия искусственных нейронных сетей. Решению подобных проблем посвящено значительное число публикаций. Среди них интересные результаты приведены в исследованиях Кохонена [3] на примере самоорганизующихся структур, используемых при распознавании образов, представленных векторными величинами, когда каждый компонент вектора соответствует новому образу. Интересные диагностирующие цепи для контроля состояния объектов представлены в работах Дмитриенко [4 -5].

Сформулировать задачу статистической обработки ионосферных данных с помощью нейронной сети в методе НР можно следующим образом: определить неизвестный параметр θ , характеризующий внутреннее состояние ионосферной плазмы на r высотных участках с центрами на h_r , по информации о τ ординатах его экспериментальной АКФ $r_\tau^3(h_r; \theta)$. Эта задача может быть сформулирована еще как задача определения такого состояния ионосферы, характеризуемого вектором параметров θ , при котором величина минимально возможной ошибки в определении этого вектора будет наименьшей.

В [6] приведены алгоритмы для реализации модели такого распознавания. Процедура оценки параметров ионосферной плазмы на r -м высотном участке сводится при этом к поиску с помощью разностного функционала минимума следующего вида:

$$\chi_q^2(h_r; \theta) = \frac{1}{k} \sum_{\tau=0}^k \left[r_\tau^3(h_r; \theta) - \langle r_{\tau,q}(\theta) M(\tau, q\tau) \rangle \right]^2$$

где символом $\langle \dots \rangle$ обозначена операция свертки. Одной из основных подсистем модели должна быть память, выполняющая функции базы данных q теоретических АКФ $r_{\tau,q}(\theta)$, которые рассчитываются заранее для различных сочетаний ионосферных параметров и приводятся ко входу с помощью матрицы аппаратурных преобразований M .

Целью статьи является разработка модели распознавания АКФ сигнала в методе НР с использованием искусственных нейронных сетей для возможности ее последующей реализации аппаратурными средствами.

Результаты исследований. Нейронные сети обычно обеспечивают средства для выполнения параллельного умножения матриц. Процесс функционирования большинства искусственных нейронных сетей может быть описан математически в виде последовательных умножений вектора на матрицу, одна операция умножения в каждом слое. Для вычисления состояния выходного слоя входной вектор умножается на матрицу весовых коэффициентов, образуя вектор NET . К этому вектору прикладывается затем функция активации F , образуя вектор OUT , являющийся выходом слоя. Таким образом, символически $NET = XW$, $OUT = F(NET)$, где NET - вектор в виде строки, сформированный взвешенными суммами входов; OUT - выходной вектор; X - входной вектор; W - матрица весовых коэффициентов.

В процедурах идентификации АКФ в методе НР роль входного вектора X выполняют экспериментальные значения $r_\tau^3(h_r; \theta)$, в базе данных будут находиться теоретические векторы типа $r_{\tau,q}(\theta)$, матрицей весовых коэффициентов w_{ij} является информация об особенностях аппаратурных преобразований сигнала. Матрица M имеет τ строк (число входов) и $q\tau$ столбцов (число нейронов), где $q\tau$ определяет размерность базы данных. Например, $w_{2,3}$ - это вес, связывающий третий вход со вторым нейроном.

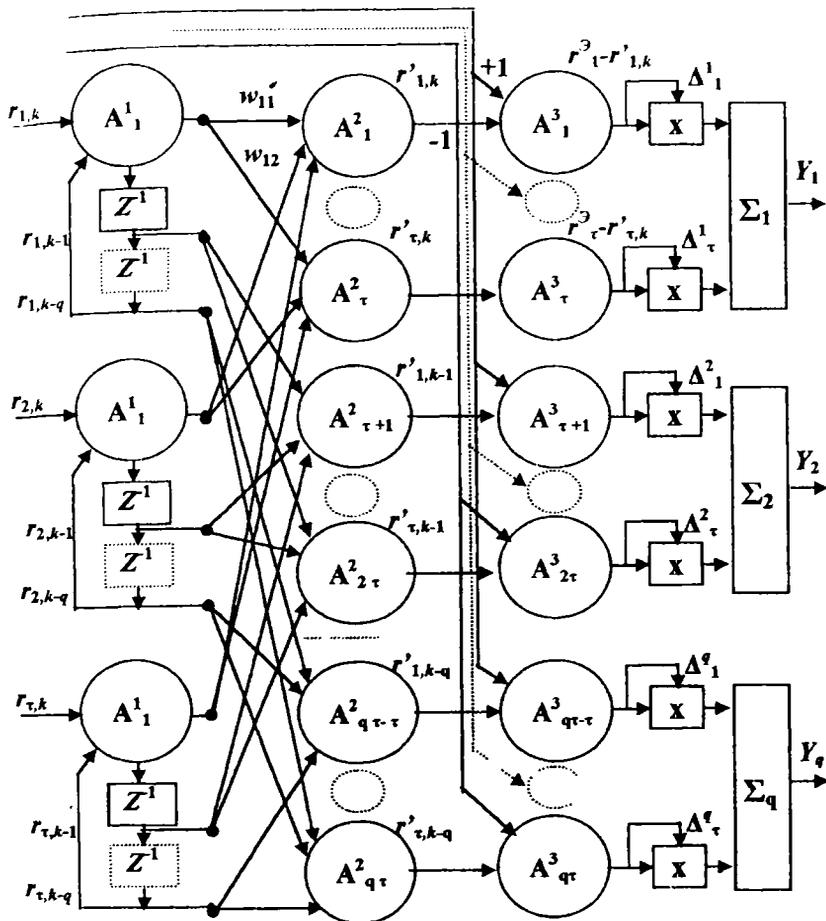


Рис. 1. Идентифицирующая нейронная сеть

На рис.1 на базе радиально-базисной композиции синтезирована структура сети для организации процедуры идентификации АКФ при оценке параметров ионосферной плазмы по сигналу рассеяния для непрерывного процесса поступления множества $\{r^3_{\tau}(t_1), r^3_{\tau}(t_2), \dots, r^3_{\tau}(t_a)\}$ входных АКФ.

В разработанной структуре нейронная сеть имеет три слоя нейронов. Нейроны входного слоя A^1 служат в качестве распознавания и разветвления для первого множества весов. Первоначально они воспринимают служебную информацию о $r_{\tau,q}$, заполняя базу данных, а затем передают ее нейронам интерфейсного слоя A^2 . Каждый элемент интерфейсного слоя связан с предыдущими элементами распознающего слоя различными видами связей w_{ij} , реализующих процесс аппаратурной свертки. Слой A^3 представляет собой слой

разностных нейронов со связями вида “+1” и “-1” на выходе которого после возведения в квадрат происходит суммирование результатов с учетом каждой ординаты вектора. Таким образом, нейронная сеть относит входной вектор X , т.е. $r_r^{\ominus}(h_r; \theta)$, ко всей совокупности q обновленных образов $r'_{r,q}(\theta)$, и степень этой близости отражают выходы Yq .

Нейронная сеть позволяет классифицировать любое множество входных векторов X . При этом два или больше близких входных вектора могут распознаваться одним или группой нейронов, вектора весов которых близки. Для уточнения степени этой близости далее можно воспользоваться анализом поверхности ошибки [6].

Обучаемость такой сети требует наличия процедуры настройки весов сети для реализации своей функции. В случае изменения аппаратных характеристик сеть обучают, подавая множество образов $r_{r,q}$ по одному на его вход X и подстраивая веса w_{ij} до тех пор, пока для всех q образов не будет достигнут свой выход Yq . Обучение можно проводить и с помощью обратного распространения, когда используется разновидность градиентного спуска, т.е. осуществляется спуск вниз по поверхности ошибки с непрерывной подстройкой весов в направлении к минимуму результата.

Выводы. Впервые для обнаружения соответствия экспериментальных АКФ сигнала НР их теоретическим аналогам предложена к использованию идентифицирующая нейронная сеть. Такая сеть может служить основой при оптимизации и синтезе специализированных, но гибких систем обработки, позволяющих проводить автоподстройку своих связей в случае изменения процедур идентификации параметров.

В дальнейшем планируется использовать нейронные сети не только для оценки параметров, но и также для выделения помех с целью их устранения в процессе оптимальной фильтрации сигнала рассеяния.

Список литературы: 1. Пуляев В.А. Вычислительные методы при обработке АКФ функций сигнала некогерентного рассеяния // Вестник ХГПУ. Сб. научн. тр. Харьков: ХГПУ, 2000, № 103, С. 94 - 96. 2. Пуляев В.А. Статистическое оценивание параметров ионосферы в методе НР радиоволн // Радиотехніка: Всеукр. міжвід. наук.-техн. зб. 2002, № 129, С. 98 - 102. 3. Kohonen T. Self-organization and associative memory. Series in Information Sciences. Vol. 8, Berlin: Springer verlag, 1984. 4. Дмитриенко В.Д., Заполовский Н.И. и др. Обнаружение разладок в системах управления тягового подвижного состава с помощью нейронных цепей // Вестн. НТУ «ХПИ». Сб. научн. тр. Харьков: НТУ «ХПИ». 2003, № 26, С. 13 - 24. 5. Дмитриенко В.Д., Варгас Х. и др. Разработка памяти на основе нейронных сетей АРТ для систем с надсимвольной обработкой информации // Вестн. НТУ «ХПИ». Сб. научн. тр. Харьков: НТУ «ХПИ». 2003, № 26, С. 147 - 151. 6. Мазманишвили А.С., Пуляев В.А. Разработка информационных технологий оценки параметров ионосферной плазмы в методе НР // Космічна наука і технологія. 2003, Т. 9, № 4, С. 51 - 56.

Поступила в редколлегию 21.04.04