

УДК 621.396.677

Г.В. Ермаков, Д.В. Кныш, М.Г. Иванец

Харьковский университет Воздушных Сил им. И. Кожедуба

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ АДАПТИВНОГО ЛИНЕЙНОГО ЭЛЕМЕНТА ПРИ СОЗДАНИИ МОДУЛЬНОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ПЛОСКИХ МЕТАЛЛИЧЕСКИХ ПЛАСТИН РАЗЛИЧНЫХ РАЗМЕРОВ ПРИ СШП ЗОНДИРОВАНИИ

В статье изложен способ применения адаптивного линейного элемента с радиально-базисной активационной функцией. Построена математическая модель модуля нейронной сети для распознавания параметров объектов. Описан вариант обучения и распознавания ответных сигналов, полученных при СШП зондировании плоской металлической пластины различных размеров, повернутой в горизонтальной и вертикальной плоскостях относительно антенны.

распознавание, классификация, адаптация, нейрон, нейросеть, сверхширокополосный, обучение

Введение

Постановка проблемы. Актуальность задачи радиолокационного распознавания (классификации, различения) целей требует поиска соответствующих путей решения указанной задачи на более высоком уровне. Информация, полученная при распознавании радиолокационных объектов, может использоваться как для военного, так и для гражданского применения. Вариантом военного предназначения информации распознавания является целераспределение, целеуказание, селекция целей, адаптация средств поражения к характеру целей. Чем массивнее и разнообразнее средства воздушного напа-

дения (СВН), тем большую роль играет распознавание в повышении показателей эффективности использования РЛС [1].

Анализ последних исследований и публикаций. Летательный аппарат (ЛА) с точки зрения радиолокации можно охарактеризовать целым рядом различных параметров, которые могут быть измерены с помощью радиолокационной станции. Эти параметры можно разделить на два класса: координатные и некоординатные.

В общем случае любой летательный аппарат является сложной сосредоточенной радиолокационной целью. При решении задач измерения координатных параметров ЛА удобно представлять в ка-

честве точечного объекта. Однако, в действительности ЛА является сложной флюктуирующей радиолокационной целью (РЛЦ), характеристики которой зависят от ее электрических размеров. При измерении угловых координат цели возможные флюктуации фазового фронта отраженной волны порождают блуждание эффективного центра отражения относительно геометрического центра цели и являются основной причиной погрешности измерения координатных параметров. Решение задачи распознавания целей на более высоком информационном уровне возможно при ультракоротком зондировании ($\tau_{\text{н}} = 1$ нс) возможно за счет разрешения отдельных элементов цели. Это объясняется тем, что реальную сложную цель можно представить в виде совокупности отражающих элементов ("блестящих точек", центров рассеяния), местоположение которых может быть определено на основе применения в РЛС специальных методов обработки радиолокационных сигналов, отражённых от цели. Эти методы получили название методов "сверхразрешения", реализуемых при использовании ультракоротких сверхширокополосных (СШП) сигналов.

При широкой полосе частот зондирующего сигнала и длине волны, значительно меньшей радиусов кривизны проводящих гладких поверхностей, блестящие точки цели начинают разрешаться по дальности и угловым координатам. Таким образом, можно получить радиолокационный портрет цели, представляющий собой практически ее импульсную характеристику. При использовании в РЛС таких режимов сосредоточенные цели переходят в класс пространственно-распределённых (объёмных) целей. Отличие их от объёмных целей состоит в том, что элементарные отражатели таких объектов либо жёстко закреплены, либо перемещаются по определенным законам, определяемым законами движения ЛА, а в элемент разрешения РЛС попадает не более одного или двух подобных отражателей. При работе РЛС в указанном режиме принимаемый сигнал формируется путем некогерентного сложения независимых сигналов, последовательно рассеиваемых отдельными отражателями. В этом случае устраняются шумы, вызываемые блужданием эффективного центра отражения цели, а принимаемый сигнал даёт значительно больше информации о размерах цели и ее форме. Таким образом, появляется возможность измерения некоординатных параметров цели, а, следовательно, и решения задачи распознавания РЛ объектов.

В работе [2] приводится методика и результаты расчета эффективной поверхности рассеивания (ЭПР) металлических пластин различных размеров с учетом изменения ракурса в вертикальной и горизонтальной плоскостях (рис. 1) при облучении их СШП сигналом наносекундной длительности.

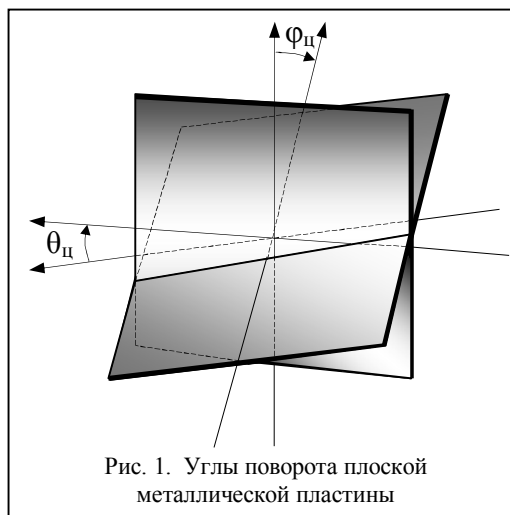


Рис. 1. Углы поворота плоской металлической пластины

Целью настоящей статьи является рассмотрение варианта нейросетевого подхода к распознаванию объектов в виде плоских металлических пластин с размерами: 1×1 , 2×2 , 3×3 , 10×10 метров по величине амплитуды отраженного поля (рис. 2 – 5).

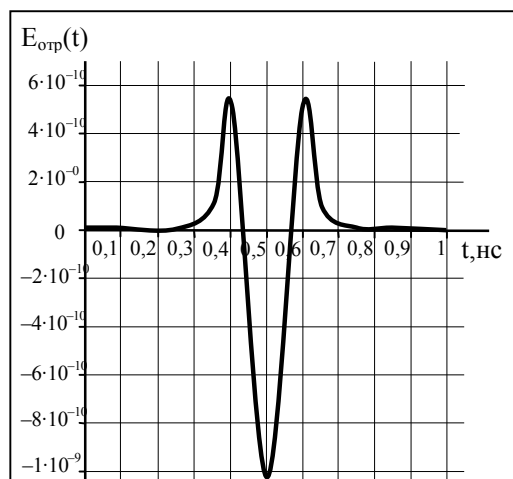


Рис. 2. Форма отраженного поля от пластины размером 1×1 м ($\varphi_{\text{ц}} = \theta_{\text{ц}} = \pi/6$)

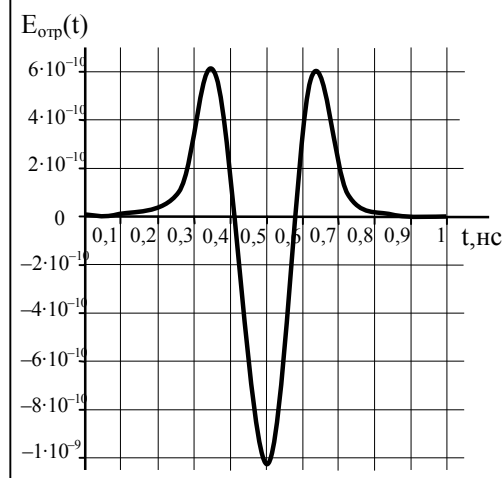


Рис. 3. Форма отраженного поля от пластины размером 2×2 м ($\varphi_{\text{ц}} = \theta_{\text{ц}} = \pi/6$)

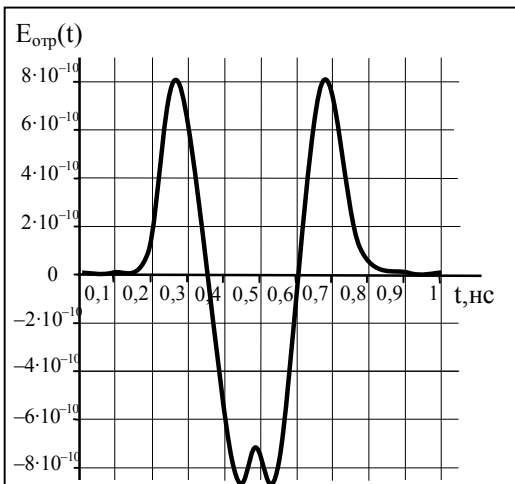


Рис. 4. Форма отраженного поля от пластины размером 3×3 м ($\varphi_{и} = \theta_{и} = \pi/6$)

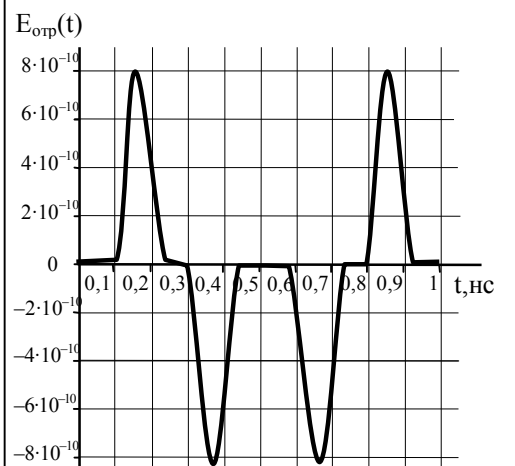


Рис. 5. Форма отраженного поля от пластины размером 10×10 м ($\varphi_{и} = \theta_{и} = \pi/6$)

Изложение основного материала

Сеть построена на базе адаптивного линейного элемента (нейрона) [3] с 8 входами и радиально-базисной активационной функцией на выходе:

$$f(s) = \exp\left(-1/2((s-c)/\sigma)^2\right), \quad (1)$$

где s – значение линейного выхода; c – значение центра радиально-базисной функции; σ – ширина функции, имеет модульную структуру по 8 нейронам в каждом (рис. 6, 7).

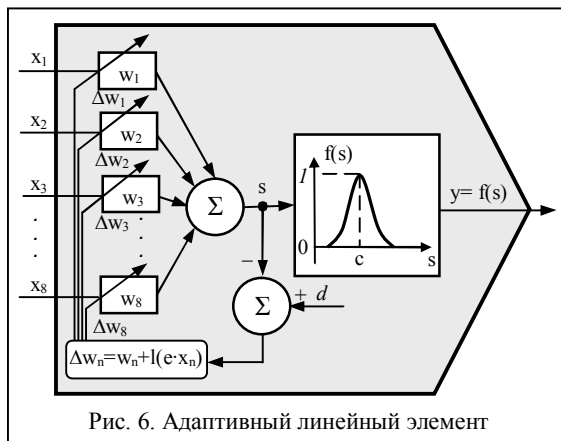


Рис. 6. Адаптивный линейный элемент

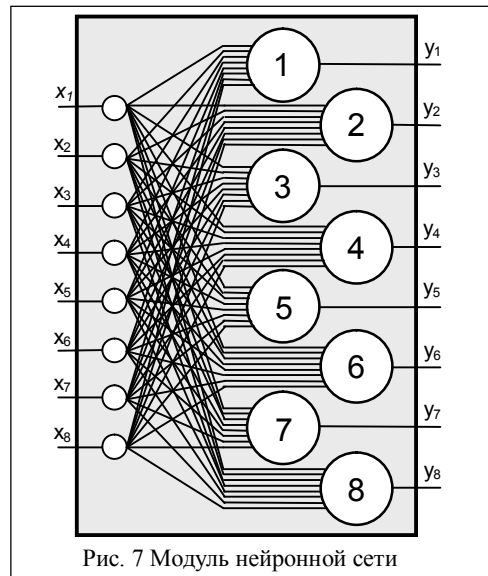


Рис. 7 Модуль нейронной сети

Количество входов нейрона и их количество в модуле выбрано произвольно и может составлять любое количество. Для обучения сети использовался метод «обучения с учителем» [3], т.е. на входы каждого нейрона подавались различные значения максимумов и минимумов амплитуд отраженного сигнала от пластин с дискретностью времени 0,1 нс, на те временные входы, на которые не приходилось максимумов или минимумов амплитуды, подавались нули. Согласно алгоритму адаптации весовых коэффициентов w [3]:

$$\Delta w_n = w_n + l(e \cdot x_n), \quad (2)$$

где Δw_n – адаптированное значение n -го весового коэффициента; w_n – предыдущее значение n -го весового коэффициента; l – коэффициент обучения сети; e – значение ошибки; x_n – n -й вход нейрона связанный с n -м весовым коэффициентом.

Для проверки работоспособности нейросети составлена программа в среде Matlab, при помощи которой за различное количество итераций подбираются оптимальные весовые коэффициенты для каждого из поданных обучающих сигналов. Правильность подборки проверяется подачей различных сигналов на вход нейрона - верный сигнал дает единственный отклик сети на выходе, т.е. максимум активационной функции. Обучим первый нейрон ответному сигналу от пластины 1×1:

1. Активизируем вектор весовых коэффициентов независимыми случайными числами с произвольным законом распределения, менее 1:

$$W = [0,56 \ 0,87 \ 0,34 \ 0,54 \ 0,98 \ 0,32 \ 0,14 \ 0,28].$$

2. Вход нейрона - вектор X_1 с составляющими: $x_1 \div x_3 = 0$, т.к. в значениях 0,1÷0,3 нс нет максимумов или минимумов отраженного поля, $x_4 = 1$, т.к. значение максимума на 0,4 нс достигает $5 \cdot 10^{-5}$ В/м, на 0,5 нс достигает минимума $-1 \cdot 10^{-9}$ В/м, поэтому $x_5 = -1$, аналогично, $x_6 = 1$, $x_7 \div x_8 = 0$.

3. При помощи программы с использованием алгоритма адаптации получим оптимальные весовые

коэффициенты, которые в данном примере будут равны вектору с составляющими:

$$\Delta W = [0,56 \ 0,87 \ 0,34 \ 1,58 \ -0,06 \ 1,36 \ 0,14 \ 0,28].$$

4. Подадим для проверки на вход нейрона вектор: $X_1 = [0 \ 0 \ 0 \ 1 \ -1 \ 1 \ 0 \ 0]$, что соответствует рис. 3.

5. После прохождения активационной функции получим на выходе $y = f(s) = 1$, что подтверждает правильность обучения сети.

6. Обучение остальных нейронов проводим аналогично.

7. Проверяем обученный модуль сети методом подачи на его входы различных входных векторов X , на определенных выходах модуля получаем y :

$$Y_1 = [1 \ 1,0756 \ 1,2784 \ 1,9430 \ 1,6116 \ 1,5258 \ 2,0082 \ 1,5258];$$

$$Y_2 = [1,1009 \ 1,0706 \ 2,2479 \ 1,3839 \ 1,3835 \ 1,7683 \ 1,3839];$$

$$Y_3 = [1,3879 \ 1,0580 \ 1,8447 \ 1,3945 \ 1,3407 \ 1,6555 \ 1,6266];$$

$$Y_4 = [2,5376 \ 2,9494 \ 1,9410 \ 1,6342 \ 1,4064 \ 1,3800 \ 1,7291].$$

Следовательно, можно утверждать, что модуль распознает ответные сигналы от металлических пластин различных размеров при зондировании их СШП импульсами.

Вывод

Сеть подобной архитектуры способна решать задачи распознавания ответных сигналов при наличии эталонных сигналов для ее обучения.

Список литературы

1. Ширман Я.Д., Горшков С.А., Леценко С.П., Братченко Г.Д., Орленко В.М. Повышение показателей эффективности использования РЛС // *Зарубежная радиоэлектроника*. – 1996. – № 11. – С. 35-39.
2. Ермаков Г.В., Иванец М.Г. Зависимость эффективной площади рассеивания плоской металлической пластины от угла поворота в горизонтальной плоскости при облучении ее сверхширокополосным сигналом // *Системы обработки информации*. – 2007. – Вып. 1 (59). – С. 21-24.
3. Madan M. Gupta, Liang Jin, Noriyasu Homma. *Static and Dynamic Neural Networks // From Fundamentals to Advanced Theory*. – John Wiley & Sons, 2003.

Поступила в редколлегию 2.03.2007

Рецензент: д-р техн. наук, проф. И.И. Обод, Национальный технический университет «ХПИ», Харьков.