

**Выбор метода обучения нейронных сетей в задаче распознавания объектов по ПМР***Ю.А. Мазко*

ОАО «Радиотехнический институт имени академика А.Л. Минца», г. Москва

Рассмотрены следующие методы обучения многослойного персептрона:

- обучение с учителем в режиме пакетного обучения;
- обучение с учителем в режиме последовательного обучения;
- обучение с учителем в режиме перекрестной проверки (кросс-валидации).

В качестве алгоритмов обучения использовались следующие градиентные алгоритмы обучения:

- алгоритм обратного распространения ошибки;
- алгоритм сопряженных градиентов (метод Полака-Райбера);
- алгоритм Левенберга-Марквардта.

Оценка методов обучения производилась по следующим параметрам:

- время обучения;
- точность работы нейронной сети.

Для оценки точности работы нейронной сети используется задача распознавания двух объектов ( конуса и цилиндра) по их поляризационным матрицам рассеивания (ПМР).

ПМР первого (конуса) и второго (цилиндра) объектов представляют собой матрицу вида (1):

$$\begin{pmatrix} HH & HV \\ VH & VV \end{pmatrix} \quad (1)$$

Матрица(1) представляет собой вектор 3 комплексных( 6 действительных чисел), т.к. значение  $HV = -VH$  (по теореме взаимности).

Расчет поляризационной матрицы рассеяния проводился с помощью программы моделирования обратного рассеяния от объекта сложной формы, основанной на фасеточной модели [1].

Для решения задания распознавания данных двух классов была спроектирована нейронная сеть, содержащая в себе 6 входов, 6 нейронов в первом слое, 6 нейронов во втором слое и 2 нейрона в третьем слое. Количество входов сети соответствует размерности входного вектора входному вектору. В качестве решающего правила используется мажоритарная функция.

Для первого и второго слоев было выбрано 6 нейронов. Данный выбор обусловлен неравенством (2):

$$N \geq O\left(\frac{W}{\epsilon}\right) \quad (2)$$

где N – размер обучающей выборки;

W – количество свободных параметров

$\epsilon$  – точность нейронной сети;

O(-) – порядок, заключенной в скобки величины.

Количество свободных параметров спроектированной сети составляет 98 параметров, обучающая выборка состоит из 90 примеров. Заданное количество нейронов в скрытом слое наделяет спроектированную сеть избыточными способностями к обучению и, наряду со значительными для данной задачи факторами, будет учитывать черты, характерные лишь для данной обучающей выборки. Данное решение позволяет точнее распознать классы в рамках данной задачи, путем аппроксимации более сложной разделяющей функции.

В качестве моделирования использовалась программа, разработанная на языке C++. Данная программа позволяет моделировать работу сети, а также проводить её обучение в режиме кросс-валидации, пакетном режиме, последовательном режиме; в программе реализованы алгоритм обратного распространения ошибки, алгоритм сопряженных градиентов (метод Полака-Райбера), алгоритм Левенберга-Марквардта.

При обучении параметр скорость обучения составлял 1.0, количество эпох для каждого из экспериментов выбирался следующего типа: 100 эпох, 500 эпох, 1000 эпох.

При обучению нейронной сети по алгоритму обратного распространения, время обучения составляло 0,0139 с, 0,0625 с, 0,124 с для эпох 100, 500, 1000 соответственно. Вероятность

правильной классификации соответствует 0,873, 0,917, 0,945 для эпох 100, 500, 1000 соответственно.

При обучению нейронной сети по алгоритму сопряженных градиентов, время обучения составляло 0,0482 с, 0,115 с, 0,212 с для эпох 100, 500, 1000 соответственно. Вероятность правильной классификации соответствует 0,895, 0,914, 0,955 для эпох 100, 500, 1000 соответственно.

При обучению нейронной сети по алгоритму сопряженных градиентов, время обучения составляло 0,0560 с, 0,143 с, 0,355 с для эпох 100, 500, 1000 соответственно. Вероятность правильной классификации соответствует 0,915, 0,923, 0,957 для эпох 100, 500, 1000 соответственно.

Предпочтительным является обучение по алгоритму сопряженных градиентов: позволяет достичь высокой точности при низких временных затратах. В качестве режима обучения использовался пакетный режим обучения (обеспечивает высокий уровень точности при низких временных затратах).

### **Литература**

- 1.Олюнин Н.Н., Виноградов А.Г., Сазонов В.В. Фасеточная модель в задачах рассеяния радиолокационных сигналов. Препринт РТИ 0702. – М., 2007. – 21 с.
- 2.С.Хайкин Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр.: Пер. с англ. – Москва, Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с. : ил. – Парал. тит. англ.