

УДК 621.396.96

## ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВОГО АЛГОРИТМА ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ВОЗДУШНЫХ ОБЪЕКТОВ

Кошелев В.И., Нгуен Т.Д.

### Введение. Постановка задачи

В настоящее время в условиях постоянного роста интенсивности воздушного движения и угрозы использования воздушных объектов в целях терроризма или контрабанды особенно актуальна задача обеспечения безопасности воздушного движения. Исследования в области распознавания образов и развитие технологии способствуют созданию более современных РЛС, способных не только обнаруживать, но и классифицировать типы воздушных объектов (ВО).

В [1-3] обсуждается создание признаков для распознавания ВО. Методы создания дальностных портретов (ДП) ВО наиболее просты, но их использование приводит к хорошим результатам лишь при высоком разрешении РЛС по дальности и небольшом числе ВО. Для создания классификатора при неизвестной функции распределения плотностей вероятностей ДП ВО используются непараметрические методы распознавания (минимум среднего расстояния, *к-ближайших соседей*, нейронные сети и др.). Искусственные нейронные сети (ИНС) являются мощным инструментом для решения многих сложных задач [4, 5], в том числе задач распознавания образов, классификации объектов и т.д.

С целью анализа эффективности ИНС для решения поставленной задачи ниже приведены результаты моделирования процедуры распознавания на примере пяти ВО. При моделировании приняты следующие типовые числовые значения параметров: разрешение РЛС по дальности - 1м, частота повторения зондирующих импульсов РЛС - 100 Гц, ширина окна наблюдения РЛС - 200 м, время наблюдения - 2 сек, сектор сканирования по угловым координатам - 40 градусов, шаг дискретизации по угловым координатам - 5 градусов. При данных параметрах для каждого типа ВО может быть получено 1600 ДП. Полученное множество будем разделять поровну на обучающее и контрольное. Таким образом, на каждом шаге дискретизации курса получим 100 ДП. В соответствии с теоремой Котельникова каждому портрету соответствует 200 отсчетов. Для сокращения числа отсчетов и устранения неопределенности положения в окне наблюдения ДП центрируются по медианному отсчету в меньшем окне - шириной 70 м, что соответствует 70 отсчетам одного портрета. Анализ проводился с использованием программы моделирования, описанной в [6].

Проведено моделирование алгоритмов распознавания с помощью искусственных нейронных сетей и метода *к-ближайших соседей* с использованием дальностных портретов для 5 типов воздушных объектов. Сравнение различных методов распознавания по критерию вероятности правильного распознавания и времени выполнения алгоритма выявило преимущества нейросетевого алгоритма.

### Создание и обучение искусственных нейронных сетей

В рассматриваемой задаче ДП можно считать одномерными образами ВО. Число слоев ИНС зависит от сложности решаемой задачи. При моделировании была использована структура трехслойной ИНС. Количество входов первого слоя равно количеству отсчетов ДП, т.е. 70. Количество нейронов выходного слоя равно количеству типов ВО, т.е. 5. Количество нейронов скрытого слоя меняется от 10 до 200 (в таблице 1 приведены результаты для 80 нейронов). Зависимость качества распознавания от количества нейронов рассматривается ниже отдельно. В качестве функции активации используются дифференциальные функции *Tansig* в скрытом и *Purelin* в выходном слое. Такая модель ИНС может точно аппроксимировать любую функцию [5] и дает возможность использовать так называемый метод обучения обратного распространения ошибок (ОРО).

Функционирование ИНС описывается системой уравнений:

- входного слоя ИНС  $X=[x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N]$ ,  $N$ - количество отсчетов ДП,
- скрытого слоя ИНС

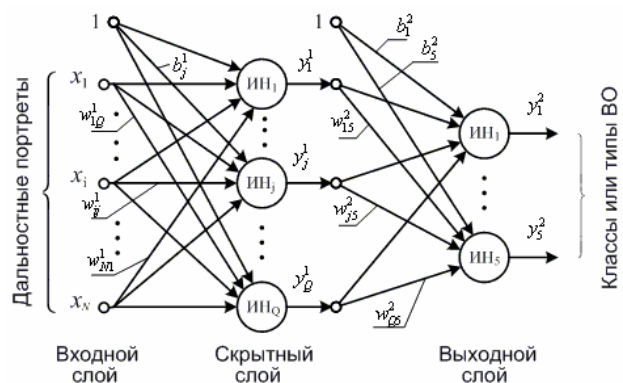
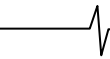


Рис.1 структура ИНС



$$y_j^1 = f(net_j + b_j^1), net_j = \sum_{i=1}^N w_{ij}^1 x_i, \quad (1)$$

где  $j=1...Q$ ,  $Q$  – количество нейронов в скрытом слое,  $b$ - вектор смещения.

с) выходного слоя ИН

$$y_l^2 = f(net_l + b_l^2), net_l = \sum_{j=1}^Q w_{jl}^2 y_j^1, \quad (2)$$

$l=1...L$ ,  $L$  – количество нейронов в выходном слое.

Согласно методу обратного распространения ошибок (ОРО) [5], весовой коэффициент  $w_{ij}$  изменяется после  $t$ -ой итерации:

$$w_{ij}^{(m)}(t) = w_{ij}^{(m)}(t-1) + \Delta w_{ij}^{(m)}(t), \quad (3)$$

где  $w_{ij}$  – весовой коэффициент синаптической связи, соединяющей  $i$ -ый нейрон слоя  $m-1$  с  $j$ -ым нейроном слоя  $m$ ;  $\Delta w_{ij}^{(m)}$  – подстройка весовых коэффициентов, считается по следующей формуле:

$$\Delta w_{ij}^{(m)} = -\eta \cdot \delta_j^{(m)} \cdot y_i^{(m-1)}, \quad (4)$$

где  $\eta$  – коэффициент скорости обучения,  $0 < \eta < 1$ ,  $y_i^{(m-1)}$  – выход нейрона  $i$  слоя  $m-1$ . Для выходного слоя ИНС величина  $\delta_j^{(m)}$  вычисляется по формуле:

$$\delta_l^2 = (y_l^2 - d_l) \cdot \frac{dy_l}{ds_l}, \quad (5)$$

а для скрытого слоя – по формуле:

$$\delta_j^1 = \left[ \sum_l \delta_l^2 \cdot w_{jl}^2 \right] \cdot \frac{dy_j}{ds_j}. \quad (6)$$

Для сокращения времени обучения используем 10% из всего количества ДП в обучающем множестве, т.е. 10

ДП в одном дискретном курсе, в результате получается всего 80 ДП каждого типа. Проведем обучение ИНС при отношении сигнал-шум не хуже 5 дБ. Экспериментально показано, что обучение ИНС целесообразно проводить в реальном отношении сигнал-шум, для которого в последующем будет проводиться распознавание ВО.

Для сравнения работоспособности ИНС с другими методами проведем распознавание методом  $k$ -ближайших соседей (КБС) [7-8], в том числе при  $k = 1$ , что соответствует методу ближайшего соседа (БС).

По методу КБС образ  $p_q$  относят к классу, к которому принадлежит его  $k$  ближайших соседей. Эталон  $p_r \in \{p_1, p_2, \dots, p_R\}$  называется ближайшим соседом  $p_q$ , если

$$d(p_r, p_q) = \min_r \{d(p_r, p_q), r = 1, 2, \dots, R\}. \quad (7)$$

При использовании метода КБС, выбор числа ближайших соседей определяется экспериментально.

Результаты распознавания с помощью ИНС показаны в табл.1. При использовании временных признаков объекты Г и Е имеют самые высокие вероятности правильного распознавания (ВПР), они принадлежат к классу ВО малого размера. Объекты А и В относятся к среднему классу и имеют наименьшие ВПР. Объект Б принадлежит к большому классу. С уменьшением отношения сигнал-шум ВПР несколько ухудшаются. Это объясняется тем, что ИНС хорошо обучены, и эти типы ВО хорошо разделены по ДП при данных условиях моделирования.

В табл.2 приведены результаты распознавания ИНС различных алгоритмов обучения и методов  $k$ -ближайших соседей. Полученные результаты усреднены по всем типам ВО.

Таблица 1

SNR, дБ	Использование временных признаков					Использование спектральных признаков				
	А	Б	В	Г	Е	А	Б	В	Г	Е
5	0.855	0.841	0.846	0.96	0.908	0.845	0.656	0.818	0.770	0.818
10	0.883	0.883	0.871	0.985	0.919	0.931	0.865	0.941	0.960	0.915
20	0.89	0.906	0.878	0.987	0.928	0.956	0.963	0.989	0.998	0.947
30	0.891	0.907	0.88	0.988	0.93	0.957	0.970	0.993	1	0.945
40	0.893	0.908	0.882	0.988	0.932	0.955	0.971	0.994	1	0.946

Таблица 2

Алгоритм	Время обучения	Время распознавания.	SNR, дБ				
			5	10	20	30	40
GD	127 мин.	2.5 м.-сек.	0.882	0.908	0.918	0.919	0.921
Полак-Рибьер	27 мин.	2.5 м.-сек.	0.876	0.900	0.913	0.914	0.913
Повел -Беал	25 мин.	2.5 м.-сек.	0.875	0.900	0.909	0.910	0.911
БС		55 м.-сек.	0.868	0.885	0.906	0.910	0.910
КБС		67 м.-сек.	0.870	0.903	0.916	0.919	0.920

Обучение ИНС методом градиентного спуска (GD) требует большего времени из-за медленной сходимости. Сопряженные алгоритмы Полака-Рибьера и Повела-Беала сходятся быстрее GD, при сравнимых результатах распознавания. ВПР различных модификаций ИНС и методов  $k$ -ближайших соседей мало различаются. Преимущество ИНС состоит в значительном (в 10-ки раз) уменьшении времени распознавания.

Устранение неопределенности положения ДП в окне наблюдения при центрировании отсчетов приводит к ошибкам из-за флуктуации амплитуды ДП и изменения скорости ВО. Устранить этот недостаток можно при использовании распознавания в спектральной области. Используем только модуль амплитудного спектра в качестве признаков распознавания. Результаты применения спектрального метода приведены в табл.1. Они демонстрируют, что ВПР по спектральным признакам выше, чем ВПР по временным признакам.

Применение спектральных признаков позволяет точнее определить центр ДП, т.к. спектр сигналов ДП узкополосный. Все эти условия дают возможность сократить количество признаков при распознавании до 30 для каждого ДП при незначительном уменьшении ВПР (см. табл. 3).

## Заключение

Рассмотрены методы создания множества признаков и сравнение ИНС с традиционными методами. Создание обученного множества и выбор признаков являются ключевыми в задаче распознавания. В данном случае использование спектральных признаков предпочтительнее по сравнению с временными. Выбор структуры и способа обучения ИНС сильно влияют на время обучения и качество распознавания. Главное преимущество ИНС состоит в большем быстродействии.

## Литература

1. Стайнберг Б.Д. Формирование радиолокационного изображения самолета в диапазоне СВЧ // ТИИЭР.-1988-Т.76.-№12-с.26-45.
2. Митрофанов Д.Г. Построение двумерного изображения объекта с использованием многочастотного зондирующего сигнала// Измерительная техника -2001-№2-с.57-62.
3. Ширман Я. Д., Горшков С. А., Лещенко С. П., Братченко Г. Д., Орленко В.М. Методы радиолокационного распознавания и их моделирование. Зарубежная радиоэлектроника. Успехи современной радиоэлектроники. 1996. № 11 - с. 3 – 63.

Таблица 3

Количество нейронов	Время обучения	Время распознавания	SNR, дБ				
			5	10	20	30	40
10	4 мин.	4.0 м.-сек.	0.643	0.777	0.860	0.871	0.870
20	5 мин.	4.2 м.-сек.	0.643	0.777	0.860	0.871	0.870
40	6 мин.	4.4 м.-сек.	0.666	0.807	0.884	0.891	0.891
60	9 мин.	4.4 м.-сек.	0.673	0.813	0.893	0.900	0.900
80	11 мин.	4.5 м.-сек.	0.675	0.817	0.894	0.901	0.901
120	17 мин.	4.6 м.-сек.	0.673	0.817	0.892	0.899	0.899

В табл.3 приведены результаты распознавания с изменением количества нейронов в скрытом слое. В качестве алгоритма обучения использовался алгоритм Повела-Беала, количество спектральных признаков 30. Результаты усреднены по всем типам ВО.

ВПР несколько уменьшается, зато число признаков уменьшается более чем в два раза. Большое число нейронов в скрытом слое приводит к увеличению времени обучения и распознавания. Увеличение числа нейронов в скрытом слое более чем 60 не приводит к лучшим результатам. При этом время распознавания спектральных признаков увеличивается в результате необходимости преобразования Фурье.

4. Галушкин А.И. Решение задач в нейросетевом логическом базисе// Нейрокомпьютеры -2006-№2 с.49-70.
5. Хайкин Саймон. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. Пер. с англ. М. Издательский дом «Вильямс». 2006. - 1104с.
6. Shirman Y. D., Gorshkov S. A., Leshchenko S. P., Orlenko V. M., Sedyshev S. Yu. "Radar Target Backscattering Simulation - Software and User's Manual". Artech House, 2002.
7. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен. М.: Мир. 1976 – 511с.
8. Sergios Theodoridis Pattern recognition: Department of Informatics and Telecommunications University of Athens 2003. - 689 p.