

## АНАЛИЗ МАТЕРИАЛОВ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ ЗЕМЛИ НЕЙРОСЕТЬЮ С РАДИАЛЬНОЙ ФУНКЦИЕЙ ВОЗБУЖДЕНИЯ

А.А. Подорожняк

(представил д.т.н., проф. Л.Ф. Купченко)

Предлагается для повышения оперативности анализа материалов дистанционного зондирования Земли использовать нейросеть с радиальной функцией возбуждения в составе адаптивной системы обнаружения.

Совершенствование существующих и разработка принципиально новых высокоточных автоматизированных систем обнаружения объектов по материалам дистанционного зондирования Земли (ДЗЗ) является в настоящее время важной задачей в теории и практике совершенствования систем ДЗЗ. Известно достаточно большое количество публикаций, посвященных данному вопросу, а так же разработано немало различных и достаточно эффективных технологий поиска требуемых объектов (месторождений полезных ископаемых, посевов сельскохозяйственных культур, мест загрязнения окружающей среды и т.д.) [1].

Однако, большинство этих технологий не способны эффективно функционировать в режиме реального времени и при значительных искажениях объектов поиска. Для оперативного решения подобного класса задач, предлагается использовать систему, ядро которой представляет собой нейросеть с радиальными базисными функциями возбуждения (РБФ) [2]. Благодаря высокой скорости обработки информации, способности к обучению и репрезентации знаний, а также способности искусственных нейросетей (ИНС) осуществлять сложные нелинейные преобразования "вход-выход", они в настоящее время являются одной из лучших технологий, применяемых для обработки сигналов. В течение последних лет ИНС успешно применялись при обработке изображений, обработке и анализе речи, классификации образов, спектральном анализе, оценке параметров, оптимизации и др. [3].

Целью настоящей статьи является разработка нейросетевого подхода к построению систем обнаружения искомым объектов (СОИО) по материалам ДЗЗ, устойчивых к возможным реконфигурациям (естественным или умышленным) объекта поиска и способных функционировать в режиме реального времени.

Возможность репрезентации знаний, полученных нейросетью в процессе обучения, и способность правильно реагировать не только на сиг-

налы, предъявленные в процессе тренировки, но также генерировать правильные выходы для входных сигналов, которые не были задействованы в процессе обучения, в совокупности с колоссальной скоростью работы и послужили определяющими факторами при выборе ИНС.

Рассмотрим трёхслойную прямонаправленную ИНС с радиально - базисными функциями возбуждения (РБФ - сеть) (рис. 1). Первый ее ("входной") слой, служит для приёма и ретрансляции входного сигнала. Нейроны второго - "скрытого" слоя, осуществляют нелинейное преобразование входных сигналов. Нейроны третьего - "выходного" слоя осуществляют суммирование взвешенных выходных сигналов скрытого слоя и формируют выход сети.

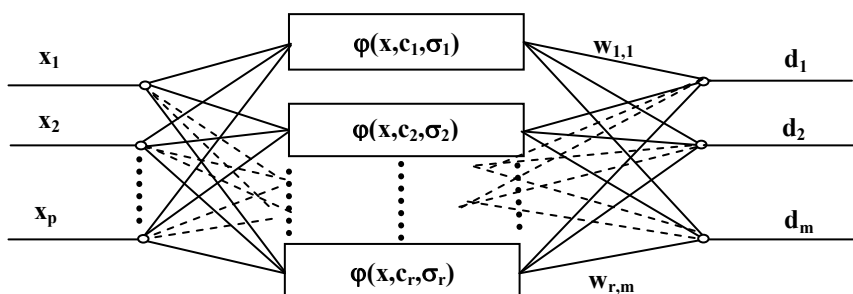


Рис.1. Архитектура  $p - r - m$  РБФ - сети

На рис.1 введены следующие обозначения:  $p$  - количество входов сети,  $r$  - количество нейронов скрытого слоя,  $m$  - количество выходов сети;  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_p)$  - пространство входных сигналов;  $\mathbf{c} = (c_1, c_2, \dots, c_p)$  - вектор координат центров активационных функций нейронов скрытого слоя;  $\sigma_j$ ,  $j = 1, 2, \dots, R$  - ширина окна активационной функции  $j$  - го нейрона скрытого слоя;  $\varphi(\mathbf{x}, \mathbf{c}, \sigma) = \exp\{-\|\mathbf{x}_i - \mathbf{c}_j\|^2 / \sigma_j^2\}$  - радиально - симметричная активационная функция нейрона скрытого слоя;  $w_{ij}$  - вес связи между  $j$  - м нейроном выходного и  $i$  - м нейроном скрытого слоя.

Алгоритм синтеза и обучения РБФ - сети описан в [2]. Обнаружение с помощью ИНС осуществляется по данным "вход - выход", полученным в ходе эксперимента с объектом поиска и материалами ДЗЗ. Объединив эти данные, можно создать полный набор тренировочных шаблонов (НТШ), описывающих возможные состояния объекта поиска.

Для обучения ИНС необходим следующий НТШ:

$$\Xi: \{x_i, d_j \mid i=1, \dots, N, \quad x \in \mathcal{R}^p, \quad d \in \mathcal{R}^m, \quad (1)$$

где  $x_i$  - входной шаблон;  $d_i$  - выходной шаблон;  $N$  - количество шаблонов;  $p$  - размер входного шаблона;  $m$  - размер выходного шаблона.

Формирование НТШ  $\{x, d\}$  осуществляется, как правило, путём моделирования в лабораторных условиях с использованием реальной информации об объекте поиска (изображений в оптическом, радиометрическом, радиолокационном и др. диапазонах). При этом группы тестовых входных воздействий и желаемых откликов системы поиска объединяются в НТШ, наиболее полно описывающие свойства объекта поиска, которые затем используются для обучения ИНС.

Приведем методику создания НТШ для обучения ИНС, лежащей в основе СОИО (рис. 2). Пусть все изображение, полученное по ДЗЗ, разбито на  $S$  текущих поисковых окон СОИО, в которых обеспечивается локализация искомого объекта относительно центра поискового окна СОИО по координатам  $x, y$  с учетом его возможного азимутального отклонения по углу  $\theta$ .

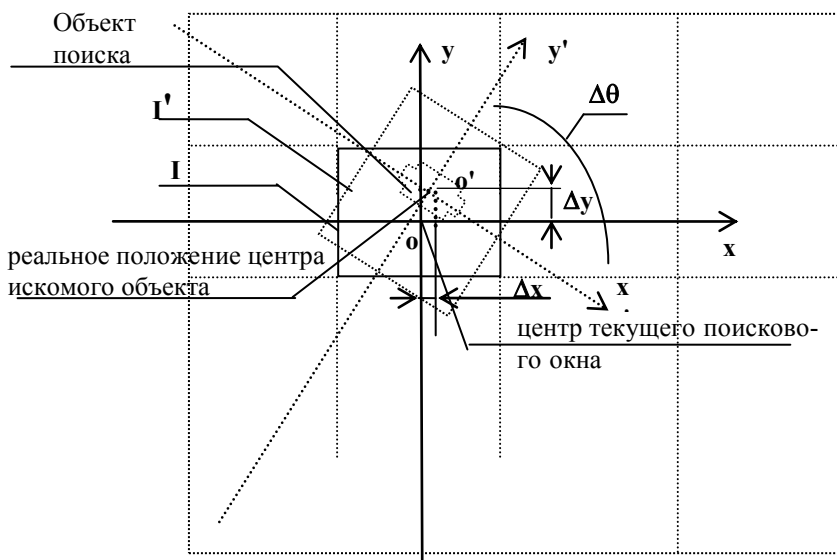


Рис.2. Обнаружение искомого объекта по его эталонному изображению

Величины возможных отклонений искомого объекта относительно центра поискового окна СОИО  $\Delta x_j, \Delta y_k$  и  $\Delta \theta_l$  являются параметрами аффинного преобразования эталонного изображения  $I$  в возможное реальное изображение  $I'$  по всему континууму значений данных параметров, т.е.

$$I'_m = A(I; \Delta x_j, \Delta y_k, \Delta \theta_l), \quad (2)$$

где  $A(I; \Delta x_j, \Delta y_k, \Delta \theta_l)$  – оператор аффинного преобразования;  
 $j = 1, 2, \dots, A$ ;  $k = 1, 2, \dots, B$ ;  $l = 1, 2, \dots, C$ ;  $m = 1, 2, \dots, A \times B \times C$ .

Для учёта возможных реконфигураций объекта поиска необходимо

проанализировать (предсказать) возможные (умышленные и естественные) искажения  $\mathbf{D}$  эталонного изображения, сформировать набор изображений, подвергнуть каждое из изображений аффинному преобразованию по всему континууму значений параметров  $\Delta x_j$ ,  $\Delta y_k$ ,  $\Delta \theta_l$  и сформировать выборку  $\mathbf{x}_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, N = \mathbf{A} \times \mathbf{B} \times \mathbf{C} \times \mathbf{D}$ , называемую *входной выборкой*.

Сопоставив каждому изображению  $\mathbf{x}_i$  вектор соответствующих параметров аффинного преобразования  $\mathbf{d}_i(\Delta x_j, \Delta y_k, \Delta \theta_l)$ , называемого *вектором желаемого выхода* СОИО, сформируем набор тренировочных шаблонов (НТШ)  $\{\mathbf{x}_i, \mathbf{d}_i\}$ , описывающих поведение системы поиска.

По данному набору  $N$  изображений  $\{\mathbf{x}_i \in \mathfrak{R}^p \mid i = 1, 2, \dots, N\}$  и соответствующему набору векторов желаемого выхода  $\{\mathbf{d}_i \in \mathfrak{R}^3\}$  необходимо синтезировать ИНС, выполняющую функциональное преобразование  $\mathbf{F}$ , которое удовлетворяет условию

$$\mathbf{F}(\mathbf{x}_i) = \mathbf{d}_i, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (3)$$

где  $p$  – размерность изображения.

При такой формулировке проблемы интерполяционная поверхность (т.е. функция  $\mathbf{F}$ ) должна пройти через *все* точки НТШ. Однако, на практике условие (3) можно ослабить

$$\|\mathbf{d}_i - \mathbf{F}(\mathbf{x}_i)\| \leq \varepsilon, \quad (4)$$

где  $\varepsilon$  – ошибка интерполяции;

$\|\cdot\|$  - евклидово расстояние (норма).

С учётом вышеизложенного, задача создания СОИО сводится к тому, чтобы по набору тренировочных шаблонов  $\{\mathbf{x}_i, \mathbf{d}_i\}$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$  сформировать ИНС, которая обладает следующими свойствами:

- при поступлении на вход СОИО текущего изображения  $\mathbf{u}$ , совпадающего с любым изображением из входной выборки  $\mathbf{x}_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$  ИНС поискового окна должна генерировать на выходе вектор желаемого выхода  $\mathbf{v} = \mathbf{F}(\mathbf{u}) = \mathbf{F}(\mathbf{x}_i) = \mathbf{d}_i$ , соответствующий координатам объекта поиска;

- при поступлении на вход системы текущего изображения  $\mathbf{u}$ , не совпадающего ни с одним из  $\mathbf{x}_i$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ , однако, принадлежащего пространству входных сигналов, ИНС должна генерировать на выходе вектор желаемого выхода  $\mathbf{v} = \mathbf{F}(\mathbf{u})$  такой, чтобы среднеквадратическая ошибка поиска не превосходила некоторой наперёд заданной величины, т.е.  $\|\mathbf{v} - \mathbf{d}_i\| \leq \varepsilon_{\text{доп}}$ ;

- при поступлении на вход системы текущего изображения  $\mathbf{u}$ , не принадлежащего пространству входных сигналов, ИНС должна генерировать на выходе сигнал отсутствия объекта поиска в данном поисковом окне.

Использование ИНС в качестве основного элемента СОИО позволяет решить задачу нахождения требуемого объекта на текущем изображении

путём создания адаптивной к реконфигурации объекта системы обнаружения (поиска) с обучаемым нейроконтроллером (НК). При этом под обучением понимается процесс выработки СОИО желаемой реакции на внешние сигналы – вектора местоположения объекта поиска, а под адаптацией – оптимизация в условиях недостаточной априорной информации [2, 3].

Структурная схема такой адаптивной системы обнаружения с обучаемым НК представлена на рис.3.

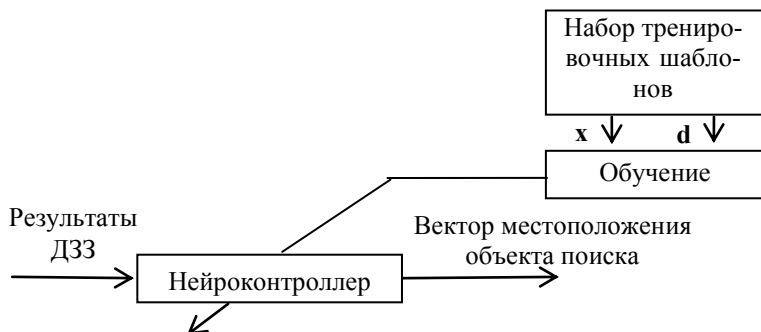


Рис.3. Адаптивная СОИО с обучаемым НК

Нейросеть, являющейся ядром предложенной СОИО, может быть реализована специализированными аппаратными средствами [2] или программно.

Результаты проведенного моделирования работы предлагаемой системы в среде MATLAB [2] показали принципиальную возможность использования СОИО, как альтернативы существующим системам поиска. Полученная оперативная СОИО обладает устойчивостью к возможным реконфигурациям объекта поиска.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Введение в методы космического мониторинга окружающей среды / Г.Я. Красовский, В.А. Петросов. – Харьков: ГАКУ «ХАИ», 1999. – 206 с.
2. Сапожников В.В., Подорожняк А.А., Клевец С.И. Нейросетевая система навигации летательных аппаратов // Системи обробки інформації. – Харків: НАНУ, ПАНМ, ХВУ. – 2000. – Вип. 1(7). – С. 129 - 138.
3. Haykin S. Neural Networks. A Comprehensive Foundation. – New York: Macmillan College Publishing Company, 1994. – 691 p.

Поступила в редколлегию 22.08.2001