

# ПРИМЕНЕНИЕ РАДИАЛЬНО-БАЗИСНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ ДИСТАНЦИОННОГО ЗОНДИРОВАНИЯ РАСТЕНИЙ

Дубровин В.И., Морщавка С.В., Пиза Д.М., Субботин С.А.

Запорожский государственный технический университет

## 1. Введение

Классификация растений по результатам дистанционного зондирования на культурные и сорные, больные и здоровые, по биологическим видам используется при автоматизированной дешифрации спутниковых и аэрофотоснимков, определении засоренности сельскохозяйственных угодий, степени поражения лесных насаждений.

Новая технология обработки пропашных культур в растениеводстве [1] также использует процедуру распознавания классов растений. По этой технологии прополка междурядий осуществляется обычным путем, а в рядке каждое растение сначала относится к своему классу (культурное или сорное) и после этого обрабатывается соответствующим образом. Возможность такого разделения определяется биологическими особенностями различных видов растений, которые при дистанционном методе зондирования проявляются в спектрах отражения, поглощения и люминесценции [2]. В данной технологии для распознавания класса растения используется отражение в видимом и ближнем инфракрасном диапазоне длин волн. В этом случае каждая измеряемая величина, соответствующая коэффициенту спектральной яркости (КСЯ), является признаком [3].

Наиболее важным требованием к устройству, выполняющему операцию классификации растений, является увеличение скорости обработки при обеспечении заданного качества распознавания растений. Целью проведенных исследований было реализовать такую процедуру разделения растений, которая обеспечивала бы максимальную вероятность правильного распознавания.

При построении адаптивных систем классификации перспективным является использование нейронных сетей (НС), которые обладают такими свойствами как обучаемость и способность аппроксимировать любые вычислимые функции, что позволяет им извлекать знания из данных в процессе обучения. Это дает возможность использовать НС для построения математических моделей даже в тех случаях, когда другими способами это сделать затруднительно [4,5].

Для решения задачи классификации мы предлагаем использовать радиально-базисные нейронные сети (НС). Применение нейросетей в данном случае целесообразно, так как они способны обучаться аппроксимировать многомерные функции, то есть могут извлекать, правда, в неявном для пользователя виде, знания из исследуемой предметной области.

## 2. Радиально-базисные сети

Радиально-базисные НС состоят из трех слоев. Первый слой - входной. Каждому входу  $x_i$  соответствует один нейрон первого слоя, связанный своим выходом со входами всех нейронов второго слоя,  $i=1, \dots, n$ ,  $n$  - размерность пространства, в котором формулируется задача (количество входов НС). Вторым слоем составляют нейроны, функция состояния которых вычисляет расстояние  $d_j$  между вектором весов входов  $W_j = \{w_{j1}, \dots, w_{jn}\}$  нейрона  $j$  и вектором входов  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$  [6]. В зависимости от постановки задачи расстояние может вычисляться на основе заданных метрик [5]:

$$d_j = \sum_{i=1}^{n(j)} |w_{ji} - x_{ji}|, \text{ либо } d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^{n(j)} (w_{ji} - x_{ji})^2},$$

где  $n(j)$  – количество входов  $j$ -го нейрона второго слоя.

Нейроны второго слоя могут использовать различные функции активации [7]: пороговую и экспоненциальную.

Нейроны третьего (выходного) слоя выполняют сбор выходов нейронов второго слоя.

### 2.1 Сети с пороговой функцией активации нейронов второго слоя

В этих сетях нейроны второго слоя используют пороговую функцию активации с порогом  $R_j$ , в общем случае разным для разных нейронов. Обозначая выход  $j$ -го нейрона через  $p_j$ , имеем:  $p_j = 1$ , если  $d_j < R_j$ ,  $p_j = 0$ , если  $d_j \geq R_j$ .

Нейроны третьего слоя выполняют сбор выходов нейронов второго слоя, образующих покрытие одной области. Если есть сигнал «1» только от одного нейрона второго слоя, то он признается как результат принадлежности входного вектора к рассматриваемой области. Если есть сигнал «1» от нескольких нейронов, входящих в покрытие разных областей, то функционирование сети признается противоречивым.

## 2.2 Сети с экспоненциальной функцией активации нейронов второго слоя

В этих сетях нейроны второго слоя используют функцию активации  $p_j = e^{-a_j d_j}$ , где  $a_j$  - множитель, управляющий скоростью изменения значения вероятности отнесения входного вектора к  $j$ -ой области от расстояния  $d_j$ .

Каждый выходной нейрон (нейрон третьего слоя) затем вычисляет взвешенную сумму значений функций активации соединенных с ним нейронов второго слоя. В качестве весов используются счетчики представительности нейронов второго слоя  $K_i$ :  $OUT_k = \sum_{i \in M_k} K_i p_i$ ,

где  $M_k$  - множество нейронов второго слоя, образующих область  $k$ . Условная вероятность  $P(C_k/X)$  принадлежности входного вектора  $X$  области  $C_k$  вычисляется путем нормировки:

$$P(C_k/X) = OUT_k / \sum_{k=1}^N OUT_k, \text{ где } N - \text{ количество областей.}$$

## 2.3 Обучение радиально-базисных сетей

Процедура обучения радиально-базисных сетей включает три механизма:

- формирование нейронов второго и третьего слоев, задание их функций активации и настройки весов;
- модификация значений порогов нейронов;
- модификация счетчиков представительности нейронов.

Ниже рассмотрим схематическое описание процедуры обучения нейросети на множестве входных векторов  $Z = \{X_1, X_2, \dots, X_m\}$ , принадлежащих различным областям  $C_k$ ,  $k = 1, \dots, g$ , где  $g$  - количество областей. При поступлении на входы сети вектора  $X_j$ ,  $j=1, \dots, m$ , принадлежащего ранее не встречавшейся при обучении области  $C$ , формируется выходной нейрон этой области и связанный с ним  $j$ -ый нейрон второго уровня. Формирование  $j$ -го нейрона второго уровня заключается в следующем:

- порождение  $j$ -го нейрона с весами входов, равными компонентам входного вектора  $X_j$ :  $W_{ji} = X_{ji}$ ,  $i = 1, \dots, n$ ,  $n$  - размерность пространства, в котором формулируется задача;
- задание значения порога  $R_j$   $j$ -го нейрона, равного некоторому наперед выбранному значению  $R_{\max}$ ,  $R_j = R_{\max}$ ;
- задание значения счетчика представительности  $K_j$   $j$ -го нейрона,  $K_j = 1$ .

Будем в дальнейшем называть полем влияния  $j$ -го нейрона все точки многомерного пространства, входящие в гипершар с центром  $W_j$  и радиусом  $R_j$ . При поступлении на входы сети входного вектора  $X_j$ , принадлежащего уже встречавшейся области  $C$ , но не попадающего в поле влияния других нейронов, формируется соответствующий этому вектору нейрон второго слоя.

Если очередной поступивший входной вектор принадлежит уже ранее встречавшейся области  $C$  и попадает в поле влияния другого нейрона, то возможны два варианта, в зависимости от типа строящейся нейросети.

При построении полной вероятностной нейронной сети выполняется формирование соответствующего нейрона второго слоя.

При построении сокращенной вероятностной нейронной сети новый нейрон не формируется, а увеличивается на единицу значение счетчика представительности  $K_j$   $j$ -го нейрона, в поле влияния которого попал входной вектор. Заметим, что при подсчете условных вероятностей вместо учета вклада двух нейронов будет учтен двойной вклад одного нейрона.

Полные вероятностные нейронные сети точнее сохраняют свойства обучающего множества  $Z$ , но требуют больших ресурсов. Если очередной поступивший входной вектор  $X$  попадает в поле влияния нейрона иной области, нежели область которой принадлежит вектор  $X$ , то формируется нейрон, соответствующий поступившему вектору.

При пересечении полей влияния нейронов разных областей предпринимается попытка уменьшения значений порогов этих нейронов вплоть до некоторого наперед заданного значения  $R_{\min}$ , с целью исключения пересечения областей влияния. Возможно, что даже при достижении порогов  $R_{\min}$ , поля влияния будут пересекаться. В этом случае решение о принадлежности входного вектора, попадающего в пересечение полей влияния будет делаться на основе условных вероятностей. Корректировка покрытия областей полями влияния нейронов позволяет за несколько проходов, использующих множество  $Z$  обучающих векторов, произвести формирование нейронной сети, решающей задачу.

## 3. Эксперименты и результаты

Для оценки эффективности работы НС применялись КСЯ различных растений в видимом и ближнем инфракрасном диапазоне. В качестве объектов для исследования использовались: культурные растения - кукуруза (*Zea mays*), подсолнечник (*Heliantus*); сорняки - щирица (*Amaranthus*), мышей (*Setaria*), пырей (*Agropyron*), осот (*Sonchus*), лебеда (*Shenopodium*), молочай (*Euphorbia*). В ходе экспериментов методом дистанционного зондирования были получены характеристики отражения этих растений.

Для каждого вида растения проводилось 12 опытов, соответствующих различным образцам и различной ориентации относительно объектива экспериментальной установки.

Таблица 1. Фрагмент результатов классификации растений на сорные и культурные

	Название растения	Фактический класс	Распознанный класс
	<i>Amaranthus</i>	0	0
	<i>Zea mays</i>	1	1
	<i>Shenopodium</i>	0	0
	<i>Euphorbia</i>	0	0
	<i>Setaria</i>	0	0
	<i>Sonchus</i>	0	0
	<i>Agropyron</i>	0	0
	<i>Heliantus</i>	1	1
	<i>Amaranthus</i>	0	0
0	<i>Zea mays</i>	1	1
1	<i>Shenopodium</i>	0	0
2	<i>Euphorbia</i>	0	0
3	<i>Setaria</i>	0	0
4	<i>Sonchus</i>	0	0
5	<i>Agropyron</i>	0	0

Основной узел установки - монохроматор, входящий в фотоэлектрический спектрофотометр "Specol", обеспечивал излучение сигнала полосой 12 нм в диапазоне 310...850 нм с шагом в 1нм. Для каждого образца снималось 55 спектральных точек в этом диапазоне с шагом 10 нм [3].

Для обучения НС было проведено разделение на два класса 120 ранее экспериментально полученных выборок.

На входы нейронной сети подавались значения спектров растений. На выход НС подавалось значение, сопоставленное номеру класса, к которому относится экземпляр обучающей выборки.

Фрагмент результатов экспериментов приведен в таблице 1.

Эксперименты показали, что программный комплекс, реализующий НС, успешно решает задачу классификации растений по результатам дистанционного зондирования, обеспечивая при этом достаточно высокую надежность классификации при сравнительно небольшом времени обучения. Результаты экспериментов позволяют рекомендовать применение НС для распознавания биологических объектов по результатам дистанционного зондирования.

#### Литература

1. Заявка на патент №94010291 (Украина). МКИ А01 В 39/18. Способ прополки пропашных культур и устройство для его осуществления/ Пиза Д.М., Пиза А.Д., Татарчук И.Н.-Заявл. 17.12.92 г.
2. Рачулик В.И., Ситникова М.В. Отражательные свойства и состояние растительного покрова.- Л: Гидрометеиздат, 1981
3. Пиза Д.М., Морщавка С.В., Скоробогатов Ю.В. Выбор эффективного метода распознавания растений по коэффициентам спектральной яркости //Радиоелектроніка. Інформатика. Управління, 1999, № 1, С. 85-88.
4. Дубровин В.И., Субботин С.А. Нейросетевое моделирование и оценка параметров нелинейных регрессий / 6-я Всероссийская конференция "Нейрокомпьютеры и их применение", Москва 16-18 февраля 2000: Сборник докладов.-М.:Издательское предприятие журнала "Радиотехника", 2000.- С. 118-120
5. Дубровин В.И., Субботин С.А. Построение адаптивных систем диагностики на основе нейронных сетей с латеральным торможением // Радиоелектроніка. Інформатика. Управління, 1999, № 2, С. 110 –114
6. *Neural Network Toolbox User's Guide / Demuth H., Beale M. - Natick: MathWorks Inc, 1997.- 700 p.*
7. Dubrovин V.I., Subbotin S.A. Choice of neuron transfer functions and research their influence for learning quality of neural networks /Proceedings of International Conference on Modern Problems of Telecommunications, Computer Science and Engineers Training TCSET'2000.- Lviv-Slavsko, 2000.-pp. 114-115

RADIAL-BASIS NEURAL NETWORKS IN THE DATA PROCESSING OF PLANT REMOTE SENSING

Dubrovin V., Morshshavka S., Piza D., Subbotin S.

Zaporozhye state technical university

The plant classification by remote sensing results on cultural and weed, on patients and healthy or on biological sorts is used for automated decoding of satellite and aerial photographs, for definition of a contamination of an arable lands and for degree of a wood plantings defeat etc.

The new technology of tilled culture cultivation in plant-growing (Piza et al. (1992)) also uses the plant classes recognition procedure. On this technology the inter-row weeding implements a usual way but in row each plant at first concerns to the class (cultural or weed) and after that is processed in appropriate way. The biological features of various sorts of plants determine the possibility of such sharing. These features are appearing in the reflection, absorption and luminescence spectra (Rachkulick and Sitnikova (1981)) by remote sensing method. The reflection in a visible and in near infrared ranges of waves lengths is used for the plant class recognition in this technology (Piza et al. (1999)). In this case each measuring value that appropriate to the coefficient of spectral brightness (CSB) is the feature.

This technology allows to automatize the process of agricultural plants weeding and enables to refuse application of herbicides in an agriculture that is important for ecology and for protection of health.

The new technology (Piza et al. (1992)) for the practical use requires development of the intellectual device, which is capable to execute a plant classification by the remote sensing method. The most important requirement to the plant classification device is the increase of the plant processing speed under the plant recognition specific quality support.

For want of построении of adaptive systems of a classification perspective use of neural networks (NN) is which have such properties as обучаемость and ability to approximate anyone вычислимые of the function, that allows them to extract knowledges from data in learning process. It enables to use a NN for construction of mathematical models even when by other ways it to make inconveniently [4,5].

For solution of the task of a classification we offer to use radial - basic neural networks (NN). The application нейросетей in this case is expedient, as they are capable to be trained to approximate many-dimensional functions, that is can extract, truth, in implicit for the user sort, knowledges from researched data domain.

Radial - basic NN consist of three layers. The first layer - entry. To each input(entrance)  $x_i$  there corresponds(meets) one neuron of the first layer connected by the output(exit) to inputs(entrances) of all neurons of the second layer,  $i = 1, \dots, n$ ,  $n$  - the dimension of space, in which is formulated the task (amount of inputs(entrances) of a NN). The second layer is made by(with) neurons, the function of which state calculates distance  $d_j$  between a vector of weights of inputs(entrances)  $W_j = \{w_{j1}, \dots, w_{jn}\}$  of a neuron  $j$  and vector of inputs(entrances)  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$  [6]. Depending on setting the task distance can be calculated on the basis of the specific metrics [5]:

$$d_j = \sum_{i=1}^{n(j)} |w_{ji} - x_{ji}| \quad , \text{ or } \quad d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^{n(j)} (w_{ji} - x_{ji})^2}$$

Where  $n(j)$  - amount of inputs(entrances)  $j$ -ro of a neuron of the second layer.

The neurons of the second layer can use various functions of activation [7]: threshold and exponential.

The neurons of the third (output) layer execute collection of outputs(exits) of neurons of the second layer.

**Networks with the threshold function of activation of neurons of the second layer**

In these networks the neurons of the second layer use the threshold function of activation with a threshold  $R_j$ , generally by any other business for different neurons. Designating an output(exit)  $j$ -ro of a neuron through  $p_j$ , we have:  $p_j = 1$ , if  $d_j < R_j$ ,  $p_j = 0$ , if  $d_j \geq R_j$ .

The neurons of the third layer execute collection of outputs(exits) of neurons of the second layer forming cover of one area. If there is a signal "1" only from one neuron of the second layer, it(he) is recognized as result of belonging of an entry vector to considered area. If there is a signal "1" from several neurons which are included in cover of different areas, the operation of the network is recognized contradictory.

**Networks with the exponential function of activation of neurons of the second layer**

In these networks the neurons of the second layer use the function of activation  $p_j = e^{-a_j d_j}$ , where  $a_j$  - factor managing speed of change of value of probability of a reference of an entry vector to  $j$ -ой of area from distance  $d_j$ .

Each output neuron (the neuron of the third layer) then calculates the weighted sum of values of functions of activation joint with it(him) of neurons of the second layer. As weights the counters представительности of neurons

$$OUT_k = \sum_{i \in M_k} K_i p_i$$

of the second layer  $K_i$  are used:

Where  $M_k$  - set of neurons of the second layer forming the area  $k$ . The conditional probability  $P(C_k/X)$  of belonging of an entry vector  $X$  areas  $C_k$  is calculated by a normalization:

$$P(C_k/X) = \text{OUT}_k / \sum_{k=1}^N \text{OUT}_k, \text{ where } N - \text{amount of areas.}$$

The procedure of learning radial - basic of networks includes three mechanisms:

- Creation of neurons of the second and third layers, job(definition) of their functions of activation and set-up of weights;

- Modification of values of thresholds of neurons;
- Modification of counters *представительности* of neurons.

We shall consider the schematic description of the procedure of learning *нейросети* on set of entry vectors  $Z = \{X_1, X_2, \text{ below...}, X_m\}$ , belonging to various areas  $C_k, k = 1...g$ , where  $g$  - amount of areas. For want of arrival on inputs(entrances) of the network of a vector  $X_j, j = 1...m$ , belonging before area, not met for want of learning, With, the output neuron of this area and connected with it(him)  $j$ -ый a neuron of the second level is formed. The creation  $j$ -го of a neuron of the second level consists of the following:

- Generation  $j$ -го of a neuron with weights of inputs(entrances) equal to components of the entry vector  $X_j$ :  $W_{ji} = X_{ji}, i = 1...n, n$  - the dimension of space, in which is formulated the task;

- Job(definition) of value of a threshold  $R_j$   $j$ -го of a neuron equal to some to the beforehand selected value  $R_{max}, R_j = R_{max}$ ;

- Job(definition) of value of the counter *представительности*  $K_j$   $j$ -го of a neuron,  $K_j = 1$ .

Hereinafter we shall name as a field of influence  $j$ -го of a neuron all points of many-dimensional space which is included in *гипершар* with the center  $W_j$  and radius  $R_j$ . For want of arrival on inputs(entrances) of the network of an entry vector  $X_j$ , belonging already to met area With, but influence, not falling in a field, of other neurons, the neuron, appropriate to this vector, of the second layer is formed.

If the next proceeden entry vector belongs already before met area With and falls in a field of influence of other neuron, two variants are possible(probable), depending on a type created *нейросети*.

For want of construction of the full probabilistic neural network the creation of an appropriate neuron of the second layer is executed.

For want of construction of the abbreviated probabilistic neural network the new neuron is not formed, and is increased per unit of value of the counter *представительности*  $K_j$   $j$ -го of a neuron, in a field of which influence the entry vector has got. Let's remark, that at count of conditional probabilities instead of the registration of the contribution of two neurons the double contribution of one neuron will be taken into account(discounted).

The full probabilistic neural networks save more precisely properties of learning set  $Z$ , but require(demand) large resources(safe lifes). If the next proceeden entry vector  $X$  falls in a field of influence of a neuron of other area, rather than which area belongs a vector  $X$ , the neuron appropriate to a proceeden vector is formed.

For want of intersection of fields of influence of neurons of different areas the attempt of decrease of values of thresholds of these neurons down to some beforehand of specific value  $R_{min}$  is undertaken, with the purpose of exception of an intersection of areas of influence. It is possible, what even for want of achievement of thresholds  $R_{min}$ , the fields of influence will be intersected. In this case solution about belonging an entry vector falling in an intersection of fields of influence will be done(made) on the basis of conditional probabilities. The adjustment of cover of areas by fields of influence of neurons allows behind some passes using the set  $Z$  of learning vectors, to make creation of the neural network deciding the task.

The CSB of various plants in the visible and in the near infrared ranges was used as NN inputs for the check of the possibility of the NN using for the plant classification. There are cultural plants (*Zea mays, Heliantus cultus*) and weeds (*Amaranthus retroflexus, Setaria viridis, Sonchus arvensis, Shenopodium album, Euphorbia falcata, Agropyrum repens*) was used as the objects for a research. During experiments the reflection characteristics of these plants was obtained by the method of remote sensing. The 12 experiences appropriate to various samples and various orientations concerning objective of the experimental installation were conducted for each sort of plants (Piza et al. (1999)).

The monochromator that included in the photo-electric spectral photometer *Specol* was used as the remote sensing block of the experimental installation. It was provided radiation of the signal with a bar of 12 nm in the range of 310...850 nm with a step in 1 nm. The 55 spectral points in this range with a step in 10 nm was taken for each sample.

The sharing on two classes of 120 earlier experimentally obtained samples was conducted for NN learning.

The experiment results show that the NN can successfully solve the plant classification task on the remote sensing data. It allows recommending the NN for classification of the complex objects. The success in application of the NN in the plant classification on remote sensing data enables to develop new devices for the plant processing according to the new technology (Piza et al. (1992)). The obtained results allow expanding sphere of remote sensing technology application.

References

1. Заявка на патент №94010291 (Украина). МКИ А01 В 39/18. Способ прополки пропашных культур и устройство для его осуществления/ Пиза Д.М., Пиза А.Д., Татарчук И.Н.-Заявл. 17.12.92 г.
2. Рачкулик В.И., Ситникова М.В. Отражательные свойства и состояние растительного покрова.- Л: Гидрометеоиздат, 1981
3. Пиза Д.М., Морщавка С.В., Скоробогатов Ю.В. Выбор эффективного метода распознавания растений по коэффициентам спектральной яркости //Радіоелектроніка. Інформатика. Управління, 1999, № 1, С. 85-88.
4. Дубровин В.И., Субботин С.А. Нейросетевое моделирование и оценка параметров нелинейных регрессий / 6-я Всероссийская конференция "Нейрокомпьютеры и их применение", Москва 16-18 февраля 2000: Сборник докладов.-М.:Издательское предприятие журнала "Радиотехника", 2000.- С. 118-120
5. Дубровин В.И., Субботин С.А. Построение адаптивных систем диагностики на основе нейронных сетей с латеральным торможением // Радіоелектроніка. Інформатика. Управління, 1999, № 2, С. 110 –114
6. Neural Network Toolbox User's Guide / Demuth H., Beale M.- Natick: MathWorks Inc, 1997.- 700 p.
7. Dubrovin V.I., Subbotin S.A. Choice of neuron transfer functions and research their influence for learning quality of neural networks / Proceedings of International Conference on Modern Problems of Telecommunications, Computer Science and Engineers Training TCSET'2000.- Lviv-Slavsko, 2000.-pp. 114-115