

遥感土地覆盖类型识别的自组织神经树模型

蔡煜东 李伟 许伟杰

(中国科学院上海冶金研究所 上海 200050)

摘要 本文提出遥感土地类型识别的自组织神经树模型,并选取一组标样作为研究对象。在所选例子中预测效率较高,结果表明,该方法性能良好,可望成为遥感土地覆盖类型识别的有效手段。

关键词 遥感土地覆盖类型,神经网络,自组织神经树模型

1 前言

遥感是根据不同的地物对电磁波束有不同的响应这一原理,来识别土地覆盖类型的。这种识别分类的工作量很大,常需借助于电子计算机来完成。然而要电子计算机来识别图像,必须有相应的数学模型。

人工神经网络(ANN)是80年代中期迅速兴起的一门非线性科学,它在模式识别、数据处理及自动化控制等领域已得到了初步应用,取得了很好的效果^[1,2]。

以往遥感图像的识别都是采用统计方法或模糊数学的方法,本文运用自组织神经树进行了遥感土地类型识别的研究。

2 人工神经网络——自组织神经树模型

1993年, Tao Li 等提出了自组织神经树网络。它是一个多层树状网络(图1)第一

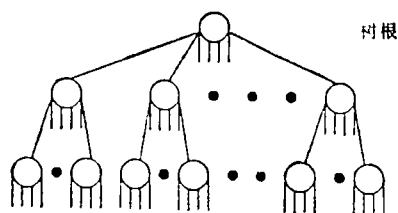


图1 典型神经树网络

Fig. 1 A typical neural tree architecture

层为树根节点,以下诸层均为输出节点。每个输入节点与所有神经树的节点(神经元)通过权 W 相联系,实现对输入信号的非线性降维映射。映射中保持拓扑不变性,即把拓扑意义下相似的输入映射到相同子树的节点上。自组织神经树目前已被应用于模式识别、图像压缩、语音处理等问题中,取得了优于传统方法的效果^[3]。

自组织神经树在能被用来进行正确分类之前需要经过一个学习过程,这是一种无教师指导的

收稿日期:1994年4月25日;收到修改稿日期:1994年8月15日

学习,网络权根据输入的训练样本进行自适应、自组织、依次收敛到某个(或几个)子树,即收敛到样本空间内需划分的子集的中心。经过训练后,神经树具有了对学习样本的记忆、联想的能力。

神经树的学习算法 本文选择 OSSU^[3], (Ordered Search Subtree Update) 算法如下:

设样本特征数(输入节点个数)为 N ,神经树的节点数(不含树根)为 K ,深度(深度=网络层数-1)为 DP 。

Step 1: 随机给定网络初始权

$$0 < W_{ij} < 1, i = 0, 1, \dots, N-1; j = 0, 1, \dots, K-1$$

Step 2: 赋当前层数 $Lev = 1$

Step 3: 输入一个新样本

$$x = [x_0, x_1, \dots, x_{N-1}]^T$$

从第 1 层逐层迭代,寻找 x 到当前层的最近节点 j^* , (初始: j^* 为树根节点)。

FOR $k = 1$ TO Lev DO

$$d_j(t) = \sum (x_i - W_{ij}(t))^2,$$

$$d_{j^*}(t) = \min_j \{d_j(t)\},$$

$j \in ME_{j^*}(t)$; $ME_{j^*}(t)$ 为节点 j^* 的所有子树节点。

Step 4: 调整网络权

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \alpha(t)(x_i - W_{ij}(t)), j \in NE_{j^*}(t)$$

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t), j \notin NE_{j^*}(t)$$

其中 $i = 0, 1, \dots, N-1$; $0 < \alpha(t) < 1$ 是增益函数,随时间递减; $NE_{j^*}(t)$ 为节点 j^* 的所有子树节点(包括 j^*)。

Step 5: 转 Step 3。

当所有样本输入一遍后,满足 $Lev = DP$, 学习结束,否则 $Lev = Lev + 1$, 进入下一轮学习。有关算法的详细性质和特点可参阅[3]。

具体应用神经树进行分类判别时,一般层数不超过 3 (已足够),最低一层节点数为类别数的 1 至 2 倍,节点类别按所属样本较多的类别而定。

3 自组织神经树应用于遥感土地覆盖类型识别

文献[4]报道了我国东北凉水林场若干个样点的遥感图像的有关数据。将这些样本以较小的分类单位依次分为 5 类: 第 1 类: 公路;第 2 类: 村庄农田;第 3 类: 红松为主针叶林;第 4 类: 阔、针混交林;第 5 类: 白桦林。

选取其中 40 个样点作为神经树的“学习”教材,以其特征变量 (MSS4, MSS5, MSS6, MSS7) 作为输入。神经树为 2 层 5 节点(0—4)结构(图 2)。经过学习神经树能较为正确地划分这些样本。1 节点代表第 1 类; 4 节点代表第 2 类; 0 节点代表第 3 类; 2 节点代表第 4 类,建立了遥感图像与土地覆盖类型之间的复杂对应关系(表 1)。

表 1 40 个学习样本
Table 1 40 Training samples

X1	X2	X3	X4	节点位置	类 别
19	19	56	28	4	1
19	19	54	26	1	1
19	18	47	23	1	1
19	19	54	26	1	1
20	22	56	28	4	1
19	19	54	26	1	1
23	27	45	21	4	2
23	25	54	24	4	2
19	19	51	25	1	2
20	20	42	18	3	2
18	19	45	22	1	2
27	31	51	22	4	2
23	30	46	20	4	2
21	24	46	21	4	2
25	32	41	17	4	2
17	14	33	16	0	3
16	13	40	19	0	3
14	12	37	18	0	3
16	13	38	17	0	3
13	14	36	18	0	3
17	13	36	18	0	3
14	13	37	16	0	3
16	12	37	16	0	3
14	13	34	15	0	3
15	12	32	16	0	3
16	12	42	21	2	4
16	12	45	22	2	4
17	13	42	22	2	4
16	12	42	21	2	4
16	13	43	19	2	4
16	12	41	20	2	4
17	13	47	23	2	4
16	13	40	21	2	4
14	13	42	22	2	4
16	12	42	22	2	4
16	13	43	21	2	4
17	13	41	22	2	4
16	12	44	22	2	4
16	13	37	19	0	4
18	13	45	23	2	5

为了考验所建立的模型,将未参加训练的 3 个样点作为“未知”样本,由已掌握了知识信息的神经树对其进行识别,按其最近距离输出节点(即最大相似点)的类别决定其类别。由表 2 可见,识别结果与实际情况一致。

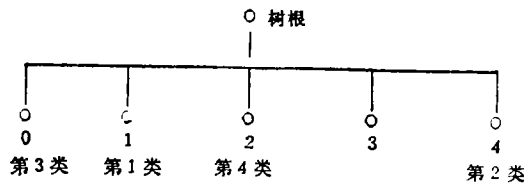


图 2 分类结果

Fig. 2 Results of Classification

表 2 3 个待判样本

Table 2 3 "Unknown" samples

X1	X2	X3	X4	最近输出节点位置	类别
23	27	41	18	4	2
13	12	31	14	0	3
17	13	47	23	2	4

本研究中,作者已用C语言在 AST/PP4 微机上 (UNIX 操作系统上实现了自组织神经树程序),计算上述的样本集,用去机时 8 秒,可见速度较快。

4 结论

(1) 神经树模型的识别能力。自组织神经树模型以其高度的非线性分类、识别能力,比较适合于遥感土地覆盖类型识别这一类非线性多因子判别问题。本研究中,分类效果较好,且对 3 个“未知”样本的预测均正确。

(2) 神经树模型的容错能力。神经树模型中,知识信息分布存储于各个单元中,个别输入信号误差变大不会引起识别错误,即用一个不完整的或模糊的信息,神经树可联想出存贮在记忆中的某个完整、清晰的图像来。因此,不失一般性,本研究中将每个未知样本的第 2 个输入信号 (x_2) 各增加 1,作为“构造样本”进行了识别,它们与原来样本的识别结果比较见表 3。

(3) 神经树模型的学习、识别速度。自组织神经树在进行训练、识别时仅需作少量的

表 3 个别输入信号误差变大对网络性能的影响

Table 3 Influence on the performance of the network by the increasing of error of individual input signal

*最近输出节点位置	*预测类别	最近输出节点位置	预测类别
4	2	4	2
0	3	0	3
2	4	2	4

* 为构造样本

加法和乘法,因此学习、识别速度快。

(4) 促进图像目视判读与电子计算机自动识别相结合。众所周知,遥感图像识别,目前分目视判读与自动识别两种。图像目视判读能发挥人的主观经验,但速度慢,重复性差。图像自动识别,由于通过电子计算机辅助,速度快,重复性好,但在判读中没能充分利用人的主观经验。因此在图像识别中,就形成两种学术观点。作者认为两种观点各有所长,不可偏废,本文为两种长处结合揭开了良好的前景。神经树方法的提出,使识别可以通过电子计算机辅助实现自动化,而作为训练素材的样本则可来源于图像目视判读,这样不但省力和节约经费,而且从中发挥了人的主观经验,使判读识别过程更简化,更精确,具有快速识别精度高的优点。

参 考 文 献

- [1] 尹红风,戴汝为. 模式识别与人工智能. 1990,3(1): 1.
- [2] Lippmann, R. P., An introduction to computing with neural nets IEEE ASSP Magazine, 1987, 4-22.
- [3] T. Li, L. Fang and K. Q. Li. Hierarchical classification and vector quantization with neural network trees. *Neurcomputing*, 1993, 5(2-3).

Self-organization Neural Tree Model for Recognition about Land Cover Type of Remote Sensing

Cai Yudong Li Wei Xu Weijie

(Shanghai Institute of Metallurgy, Chinese Academy of Sciences)

Abstract The self-organization neural tree for the recognition about land cover type of remote sensing was presented in this paper, which a group of samples was studied. The successful rate was high. The results show that the neural network model was good, and therefore it might be referred as an effective technique for the recognition about land cover type of remote sensing.

Key words Land cover type of remote sensing, Artificial neural Network, Self-organization neural tree model