

基于基本竞争型神经网络的 TM 影像分类研究

王 璐^{1,2}, 刘艳华³, 刘振华¹, 徐剑波¹, 严会超¹

(1 华南农业大学 信息学院, 广东 广州 510642; 2 中国科学院 广州地球化学研究所, 广东 广州 510640;

3 青岛市城阳区国土资源局, 山东 青岛 266109)

【摘要】【目的】针对传统遥感图像分类方法精度低的缺点,运用基本竞争型神经网络模型对 TM 影像进行分类研究。【方法】在考虑 TM 影像光谱信息和地表结构变化信息的基础上,应用经过基本竞争型神经网络训练后的分类器对 TM 影像进行分类研究,并与利用最大似然法的分类结果进行比较。【结果】研究区 TM 影像采用基本竞争型神经网络进行分类的总体分类精度和 Kappa 系数分别为 89.1% 和 0.873,而采用最大似然法分别为 70.6% 和 0.646,前者的分类精度明显高于后者。【结论】基本竞争型神经网络的分类结果明显优于最大似然法的分类结果。

【关键词】 TM 影像分类;地表结构信息;基本竞争型神经网络;最大似然法

【中图分类号】 TP75

【文献标识码】 A

【文章编号】 1671-9387(2009)08-0154-07

Study on classification method of TM image with Basic Competitive Neural network

WANG Lu^{1,2}, LIU Yan-hua³, LIU Zhen-hua¹, Xu Jian-bo¹, YAN Hui-chao¹

(1 College of Information, South China Agricultural University, Guangzhou, Guangdong 510642, China;

2 Guangzhou Institute of Geochemistry, Chinese Academy of Sciences, Guangzhou, Guangdong 510640, China;

3 Chengyang Bureau of Land and Resources in Qingdao City, Qingdao, Shandong 266109, China)

Abstract:【Objective】Given the shortage of low classification precision in traditional remote sensing classification, the Basic Competitive NN is applied to classify TM remote sensing image.【Method】Considering the spectral information of TM image and the changing information of surface structure, TM image classification is carried out using the classifier trained by the Basic Competitive NN, and the result from Basic Competitive NN is compared with it from MLC.【Result】The total classification precision and Kappa index of TM image with Basic Competitive NN in the study area are 89.1% and 0.873, while these with MLC are 70.6% and 0.646.【Conclusion】The result shows that the classification result of Basic Competitive NN is better than that of MLC.

Key words: TM image classification; surface structure information; Basic Competitive Neural Network (Basic Competitive NN); Maximum Likelihood Classifier (MLC)

遥感图像分类一直是遥感图像处理研究的热点之一。图像分类的目的是将图像中每个像元根据其在不同波段的光谱亮度、空间结构特征或者其他信息,按照某种规则或算法划分为不同类别^[1]。通过

光谱特征的统计分析获取遥感影像分类结果的方法,是进行遥感影像自动分类的主流方法之一,其中常用的主要有最大似然法^[2](maximum likelihood classifier, MLC)、最小距离法^[3](nearest-mean clas-

* [收稿日期] 2009-04-13

[基金项目] 国家“863”高新技术研究与发展计划项目(2008AA10Z223);国家自然科学基金项目(40671145)

[作者简介] 王 璐(1976—),女,河北博野人,讲师,在读博士,主要从事地理科学与地理信息系统应用研究。E-mail:selinapple@163.com

[通信作者] 严会超(1972—),男,河南宝丰人,副研究员,博士,主要从事应用生态学及科技管理研究。E-mail:yanhc@scau.edu.cn

sifier)、光谱角分类法(spectral angle classifier)等。由于遥感成像过程具有复杂性、不确定性和波段之间相关性的差异,使得基于统计分析的图像分类方法的缺陷显现,如 K-均值聚类法分类精度低,分类精度依赖于初始聚类中心;最大似然法计算强度大,且要求数据服从正态分布等。

近年来,神经网络广泛应用于遥感影像处理中,与传统方法相比,神经网络具有自适应性、自组织性和容错性能等优势^[4],从而大大提高了分类精度。骆剑承等^[5]将地学知识与神经网络相融合,构建遥感地学智能图解模型,进行遥感影像处理;刘正军等^[6]探讨了基于 Fuzzy ARTMAP 神经网络的高分辨率遥感图像土地覆盖分类方法,证实了 Fuzzy ARTMAP 神经网络的分类精度高于最大似然法和反馈式神经网络方法;林剑等^[7]应用 FasART 模糊神经网络对遥感图像进行监督分类研究,结果证实其分类精度高于模糊 ARTMAP 神经网络和 K 均值算法;Carpenter 等^[8]使用前向神经网络进行 TM 影像数据分类;章杨清等^[9]引入分维向量,改进了神经网络用于遥感模式识别的方法;Simpson 等^[10]利用递归神经网络(Feed-forward NN),对 AVHRR 数据进行了大范围的雪覆盖的分类;以上研究证明,神经网络的分类精度均高于传统方法。然而,神经网络的分类精度受限于网络训练样本的选取速度和收敛特性;而基本竞争型神经网络的自组织、自适应学习能力,进一步拓宽了神经网络在模式分类和识别方面的应用。基本竞争型神经网络没有隐含层,两层之间各神经元实现双向连接,有时竞争层各神经之间还存在横向连接,它模拟生物神经系统,依靠神经元之间的兴奋、协调、抑制或竞争的作用来进行信息处理,通过对输入信号的竞争学习而将其划归为不同的类别。

本研究利用广州市 2006-07-21 的 TM 影像数据,以 400×400 像素的子区为研究区,通过主成分分析对数据进行降维处理,以减少数据冗余,用建立的基本竞争型神经网络分类器进行遥感数据分类处理,提高了遥感分类的精度。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

广州市位于广东省中南部,珠江三角洲腹地,濒临南海,东连惠州市博罗、龙门两县,西邻佛山市的三水、南海和顺德区,北靠清远市市区、佛冈县和新丰县,南接东莞和中山市,隔海与香港、澳门相望。

气候属亚热带典型的海洋性季风气候,北回归线穿越其北部,温暖多雨、光热充足、温差较小、夏季长、无霜期短,全年平均气温 $20\sim 22\text{ }^{\circ}\text{C}$,平均相对湿度 77%,年降水量 $1\,689.3\sim 1\,876.5\text{ mm}$ 。地带性植被为亚热带季风常绿阔叶林,少天然林,山地丘陵森林都是次生林和人工林。区域属我国南方丰水区,本地水资源较少,过境水资源相对丰富,全市水域面积 $7.44\times 10^4\text{ hm}^2$,占全市总面积的 10%;主要河流有北江、东江北干流及增江、流溪河、白坭河、珠江广州河段、市桥水道、沙湾水道等,北江、东江流经广州市汇合珠江入海;本地平均水资源总量 $7.98\times 10^9\text{ m}^3$,其中地表水 $7.88\times 10^9\text{ m}^3$,地下水 $1.48\times 10^9\text{ m}^3$ 。水资源丰富,每平方千米有 $1.06\times 10^6\text{ m}^3$,人均 $1\,139\text{ m}^3$,是全国人均水资源占有量的 1/2。

1.2 数据来源与图像预处理

研究数据来源于广州市 2006-07-21 的 TM 影像,7 个波段,地表影像分辨率为 30 m,经纬度范围为:东经 $112^{\circ}57'\sim 114^{\circ}13'$,北纬 $22^{\circ}26'\sim 23^{\circ}56'$;该影像覆盖了整个广州市区,其 TM 影像的标准假彩色影像如图 1 所示。本研究以 400×400 像素的子区为研究区,经过数据预处理,并进行光谱波段的主成分分析。



图 1 广州市的 TM 影像图(band 4、3、2 合成)

Fig. 1 Image map of Guangzhou city
(compound by band 4,3,2)

数据的预处理包括 TM 影像的图像增强、配准融合、几何校正、伪彩色合成等,并利用主成分分析法进行光谱波段的选择和信息提取。为减少冗余数据,对 TM 影像数据的 7 个波段进行相关性分析^[1],结果见表 1。由表 1 可知,波段 1、波段 2、波段 3 之间相关性强,波段 4、波段 5、波段 7 之间相关性强。理论上讲,进行神经网络分类时,可选用波段 6 与上述 2 组中的任意 2 个波段,作为神经网络分类的 3 个主要光谱影响因素,本研究选用波段 3、4 和 6。

表 1 研究区 TM 遥感影像的波段相关系数矩阵

Table 1 Correlation matrix of TM remote sensing image band in the study area

波段 Band	1	2	3	4	5	6	7
1	1.000	0.828	0.716	0.065	0.297	0.385	0.495
2	0.828	1.000	0.933	0.360	0.608	0.370	0.735
3	0.716	0.933	1.000	0.458	0.744	0.375	0.832
4	0.065	0.360	0.458	1.000	0.835	0.178	0.635
5	0.297	0.608	0.744	0.835	1.000	0.371	0.921
6	0.385	0.370	0.375	0.178	0.371	1.000	0.500
7	0.495	0.735	0.832	0.635	0.921	0.500	1.000

在此基础上,利用 ENVI 遥感处理软件对 TM 影像的 7 个光谱波段进行主成分变换(K-L 变换),获得各主成分分量^[11],其结果见图 2。由图 2 可知,第一个主成分解释了绝大多数的方差变化,所以采

用第一个主成分来代表 7 个光谱波段。基于此,本研究选取第一个主成分分量参与神经网络分类研究,在 ENVI 下处理获取研究区第一主成分波段图,结果见图 3。

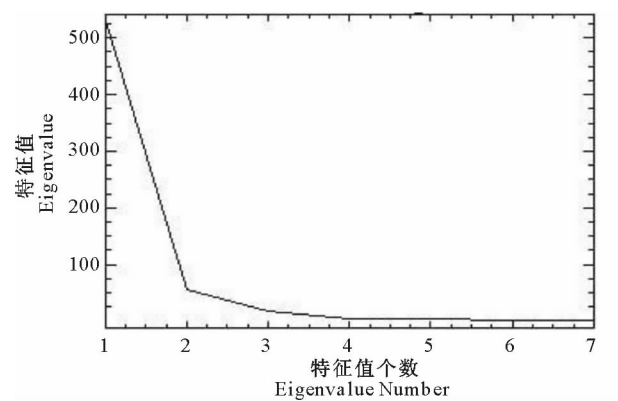


图 2 研究区域的主成分分析结果

Fig. 2 Principal component analysis in the study area

1.3 研究方法

1.3.1 基本竞争型神经网络 (1)基本竞争型神经网络的结构^[12-14]。基本竞争型神经网络是自组织竞争神经网络的一种,其采用没有指导的学习,即不必给定相应的输出,网络只需靠输入模式本身的特征,根据一定的判断标准,通过不断的训练来自行修改单元连接的强度(权重),使权重矢量在输入向量空间中的分布近似于样本的分布。基本竞争型神经网络由输入层和输出层组成,假定输入层有 N 个神经元,竞争层有 M 个神经元。网络连接权值为 w_{ij} ,其中 $i=1,2,\cdots,N;j=1,2,\cdots,M$;且满足约束条件 $\sum_{i=1}^N w_{ij}=1$ 。在竞争层中,神经元之间相互竞争,最终只有一个或者几个神经元获胜,以适应当前的输入样本。竞争胜利的神元代表当前输入样本的分类模式。基本竞争型神经网络的结构如图 4 所示。

(2)基本竞争型神经网络的学习算法。①初始化。按照约束条件赋予 $\{w_{ij}\}$ 为区间 $[0,1]$ 内的随机

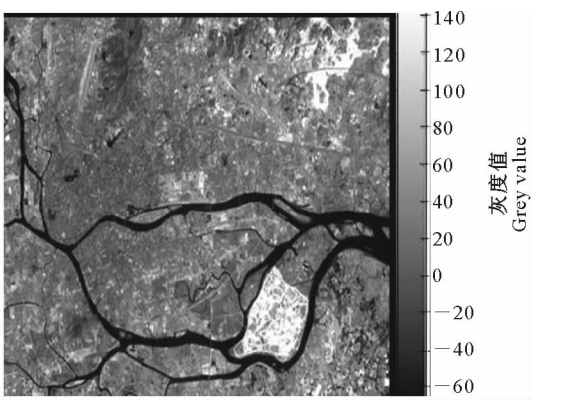


图 3 研究区第一主成分的波段图

Fig. 3 Map of first principal component band in the study area

值,其中 $i=1,2,\cdots,N;j=1,2,\cdots,M$ 。

②任选 T 个学习模式中的一个模式 X ,提供给网络的输入层。

③按照下式计算竞争层各神经元的输入值 S_j :

$$S_j=\sum_{i=1}^N w_{ij} X_i \quad (1)$$

式中: $i=1,2,\cdots,N;X_i$ 为输入样本向量的第 i 个元素。

④按照“胜者为王”的原则,以 $S_j(j=1,2,\cdots,M)$ 中最大值所对应的神经元作为胜者,将其输出状态置为 1,而其他所有神经元的输出状态置为 0,即根据竞争机制,竞争层中具有最大加权值的神经网络 k 赢得胜利胜出,输出 a_k 为:

$$a_k=\begin{cases} 1, & s_k>s_j, \forall j, k\neq j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

如果出现 $s_j=s_i$ 的现象,则按统一约定取左边的神经元为获胜神经元。

⑤与获胜神经元相连的各连接权值按照下式进

行修正,而与其他神经元相连接的各权值保持不变。

$$w_{ij}=w_{ij}+a(\frac{X_i}{m}-w_{ij})。$$
 (3)

式中: $i=1,2,\cdots,N$; a 为学习参数, $0<a<1$,一般为 $0.01\sim0.03$; m 为输入层中输出为 1 的神经元个

数,即 $m=\sum_{i=1}^N X_i。$

⑥选取另一个学习模式,返回步骤 3,直到 T 个学习模式全部提供给网络,返回步骤 2,直至各连接权的调整量很小为止。

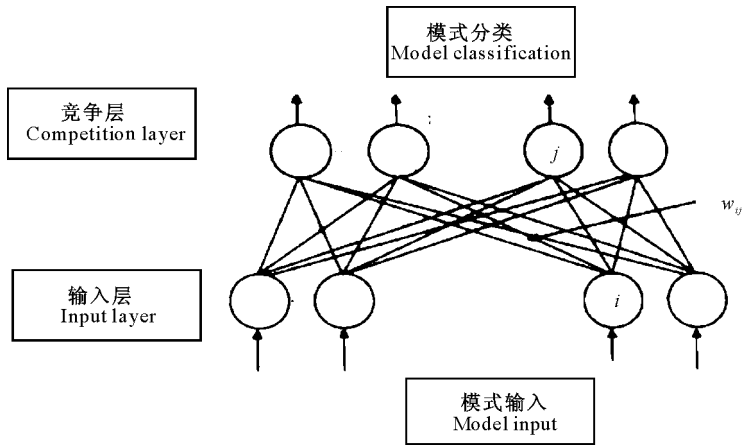


图 4 基本竞争型神经网络的结构

Fig. 4 Structure of the Basic Competitive NN

1.3.2 精度评价方法 (1)混淆矩阵^[15]。混淆矩阵(也称误差矩阵)是用来表示精度评价的一种标准格式,其给出了样本的预测类别和本身固有类别的对应关系。对于一个 n 类分类问题,混淆矩阵是 $n\times n$ 的矩阵。混淆矩阵的行表示真实类别,列表示预测类别。矩阵中的元素 $M(i,j)$ 表示有 $M(i,j)$ 个真实类别为 i 的样本被预测为类 j 的样本。

(2)总体分类精度^[1]。这是具有概率意义的一个统计量,表示对每一个随机样本的分类结果与地面所对应区域的实际类型相一致的概率。

$$p_c=\sum_{k=1}^n p_{kk}/p。$$
 (4)

式中: p_c 为总体分类精度, p_{kk} 为第 k 种土地类型确实为该土地类型的样本数, p 为随机选取的进行精度分析的样本数, $i=1,2,\cdots,n$ 。

(3)Kappa 分析^[1]。Kappa 分析(Kappa 系数法)采用一种离散的多元技术,考虑了矩阵的所有因素,用以克服总体精度分析的缺点,即像元类别的小变动可能导致其百分比变化。Kappa 分析产生的评价指标被称为 K_{hat} 统计, K_{hat} 是一种测定两幅图之间吻合度或精度的指标,其计算公式如下:

$$K_{hat}=\frac{N\sum_{i=1}^r x_{ii}-\sum_{i=1}^r (x_{i+}x_{+i})}{N^2-\sum_{i=1}^r (x_{i+}x_{+i})}。$$
 (5)

式中: r 是误差矩阵中的总列数(即总的类别数), x_{ii}

是误差矩阵中第 i 行、第 i 列上的像元数量(即正确分类的数目), x_{i+} 和 x_{+i} 分别是第 i 行和第 i 列的总像元数量, N 是总的用于精度评估的像元数量。

2 结果与分析

2.1 基于基本竞争神经网络的遥感图像分类

(1)训练样本选取。在图 3 中,结合目视解译和实际调查,选取 8 类地物,人工判读后选择 8 个训练样区,分别代表 8 个类别,即:林地、湖水、河水、耕地、高层建筑、居民地、果园、草地。每个训练样本数都是 600。

(2)基本竞争型神经网络设计。选用 9 组样本作为网络训练样本,利用函数 newc 创建一个自组织竞争网络。由于需要区分的类别数目为 9 类,故神经元的数据也为 9,用 4×600 个样本对基本竞争型神经网络进行训练。为了加快学习速度,将学习速率设置为 0.1,训练次数为 1 500。当达到最大训练次数时,训练停止。

(3)图像分类。为了检查网络分类性能,需要对网络进行测试。利用仿真函数检验网络对上述研究区地形模式的分类。在进行完样本训练工作后,将数字影像上的任何一个像素(R,G,B)值作为输入向量 P ,通过计算可得到分类结果。当训练 1 500 次时,该网络达到预定分类速度和精度。在 Matlab 平台下进行二维化神经网络仿真,得到分类结果如图 5 所示。

图 5 研究区基本竞争型神经网络的分类图

根据反射率的高低,在地类判别中将高层建筑分为低反射率高层建筑和高反射率高层建筑

Fig. 5 Classification map by basic competition NN in the study area

According to reflection rate,high buildings were divided into high and low reflection buildings

2.2 基于最大似然分类法的遥感图像分类

最大似然法是监督分类的一种,具有严密的理论基础,对于呈正态分布的类别函数易于建立,综合应用了每个类别在各波段中的均值、方差以及各波段之间的协方差,有较好的统计特性;该方法也可以

考虑 2 个以上的波段和类别,是一种广泛应用的分类器。最大似然比判决分类方法是建立在贝叶斯准则基础上的,其分类错误概率相对最小,是风险最小的判决分析。本研究应用最大似然分类方法获取的分类结果如图 6 所示。

图 6 研究区最大似然法的分类图

Fig. 6 Classification map by MLC in the study area

2.3 2 种方法分类结果的精度分析

本研究利用混淆矩阵、总体分类精度和 Kappa

系数,对基本竞争型神经网络分类法和最大似然法分类法分类结果的精度进行了比较,2 种方法的混

淆矩阵如表 2 和表 3 所示。

表 2 基本竞争型神经网络分类法分类精度评价的混淆矩阵

Table 2 Mixture matrix of classification precision for Basic Competitive NN

分 类 Classification	草 地 Grassland	林 地 Forestland	深 水 Deep water	浅 水 Shallow water	果园 Orchard	低层建筑 Low building	高层建筑 High building	农 田 Farmland	总 计 Total
草地 Grassland	90	4	0	0	2	0	0	4	100
林地 Forestland	3	91	0	0	4	0	0	2	100
深水 Deep water	2	0	92	4	0	0	0	2	100
浅水 Shallow water	1	2	4	93	0	0	0	0	100
果园 Orchard	4	2	0	0	90	0	0	4	100
低层建筑 Low building	0	0	0	0	1	85	10	4	100
高层建筑 High building	1	2	1	0	0	6	87	3	100
农田 Farmland	3	2	0	0	5	7	0	83	100
总计 Total	104	103	97	97	102	98	97	102	800

注:其中的高层建筑为(高反射率)高层建筑与(低反射率)高层建筑之和。
Note:High buildings refer to the sum of high and low reflection buildings.

表 3 最大似然法分类精度评价的混淆矩阵

Table 3 Mixture matrix of precision analysis of MLC classification

分 类 Classification	草 地 Grassland	林 地 Forestland	深 水 Deep water	浅 水 Shallow water	果 园 Orchard	低层建筑 Low building	高层建筑 High building	农 田 Farmland	总 计 Total
草地 Grassland	980	78	3	0	1	5	10	57	1 134
林地 Forestland	64	762	6	0	4	3	15	62	916
深水 Deep water	1	0	1 135	44	76	2	1	161	1 420
浅水 Shallow water	0	0	149	452	10	5	2	52	670
果园 Orchard	72	4	28	2	124	0	0	167	397
低层建筑 Low building	8	13	0	7	0	68	76	13	185
高层建筑 High building	1	12	1	0	0	6	905	5	930
农田 Farmland	46	25	16	13	12	3	6	405	526
总计 Total	1 172	894	1 338	518	227	92	1,015	922	6 178

2 种分类方法的总体分类精度和 Kappa 系数比较结果见表 4。由表 4 可见,基本竞争型神经网络的分类结果明显优于最大似然法分类法。基本竞争型神经网络方法在做训练时,明确了具体的几个像元对应的数据,及这几个像元代表的地物类型,并精确地对应到真实的地物类型。而最大似然分类方法则是根据训练样本的均值和方差,来评价其他像元和训练类别之间的相似性;在做训练时,最大似然法能找到大量不同类型的像元,且每种类型的像元数据不能太少,这样才能保证训练结果的可靠性,尤其

是在已知地物类型很少、原始数据的分布服从于不同统计分布的情况下,这在一定程度上影响了分类精度。

计算得到基本竞争型神经网络的总体分类总精度为 89.1%,Kappa 系数为 0.873,表明分类精度能够满足遥感图像分类的需要。当然,一些地物也在一定程度上出现了误分,这主要是由影像灰度差异在网络竞争概率统计上表现出的相似性所造成的。因此,在影像输入到网络之前对其作辐射校正及阴影、噪声去除等处理是非常必要的,有利于增强各地

物之间的可分性,达到提高分类精度的目的。

表 4 2 种分类方法的总体分类精度和 Kappa 系数

Table 4 Total classification accuracy and Kappa index of the two classification methods

分类法 Classification	总体分类精度/% Total classification accuracy	Kappa 系数 Kappa index
基本竞争型神经网络分类法 Basic Competition NN	89.1	0.873
最大似然法分类法 MLC	70.6	0.646

3 讨 论

1)样本数据的选择对基本竞争型神经网络的分类具有直接影响,基本竞争型神经网络方法,是用代表每一个类别的样本数据来训练网络,因此,输入网络中样本数据的选择对分类结果将产生很大影响。本研究由于实验条件所限,对于样本数据的选择方案及其对实验结果的影响,还有待在后续研究中进一步深化。

2)本研究表明,基本竞争型神经网络的分类精度能够满足遥感图像分类的需要,但仍存在误分的几率,因此,探讨增强各地物间的可分性、提高分类精度的影像处理方法,也是本研究将深入探讨的内容之一。

4 结 论

本研究将基本竞争型神经网络应用于遥感影像分类之中,分别对基本竞争型神经网络分类模型和最大似然法分类法模型进行了分类试验,具体结论如下:

1)基本竞争型神经网络的分类效果优于最大似然法的分类结果,尤其当数据的特征空间复杂和原始数据的分布服从于不同的统计分布时,更能发挥其优势。

2)在基本竞争型神经网络分类中,加入知识系统和一些自然的内容来加以控制,将会提高分类精度。例如本研究中考虑了 TM 光谱信息,同时也考虑到了地表结构的变化信息,从而提高了该方法的分类精度,这是最大似然法分类所不能比拟的。可见,采用基本竞争型神经网络分类,可以在一定程度上消除传统遥感影像分类所带来的模糊性和不确定性。

[参考文献]

[1] 赵时英. 遥感应用分析原理与方法 [M]. 北京:科学出版社, 2007.
Zhao S Y. Principle and method of remote sensing application [M]. Beijing:Science Press,2007. (in Chinese)

[2] 骆剑承,王钦敏,马江洪,等. 遥感图像最大似然分类方法的

EM 改进算法 [J]. 测绘学报,2002,31(3):234-239.

Luo J C,Wang Q M, Ma J H,et al. The EM-based maximum likelihood classifier for remotely sensed data [J]. Acta Geo-daetica et Cartographica Sinica,2002,31(3):234-239. (in Chinese)

[3] 朱建华,刘政凯,俞能海,等. 一种多光谱遥感图象的自适应最小距离分类方法 [J]. 中国图象图形学报,2000,5(1):21-23.
Zhu J H,Liu Z K,Yu N H,et al. Remote sensing image classification using an adaptive min-distance algorithm [J]. Journal of Image and Graphics,2000,5(1):21-23. (in Chinese)

[4] 王建平,程声通,贾海峰,等. 用 TM 影像进行湖泊水色反演研究的人工神经网络模型 [J]. 环境科学,2003,24(2):73-76.
Wang J P,Cheng S T,Jia H F,et al. An artificial neural network model for lake color inversion using TM imagery [J]. Environmental Science,2003,24(2):73-76. (in Chinese)

[5] 骆剑承,周成虎,杨 艳,等. 遥感地学智能图解模型支持下的土地覆盖/土地利用分类 [J]. 自然资源学报,2001,16(2):179-183.
Luo J C,Zhou C H,Yang Y,et al. Land-cover and land-use classification based on remote sensing intelligent Geo-interpreting model [J]. Journal of Natural Resources, 2001,16(2):179-183. (in Chinese)

[6] 刘正军,王长耀,延 昊,等. 基于 Fuzzy ARTMAP 神经网络的高分辨率图象土地覆盖分类及其评价 [J]. 中国图象图形学报,2003,8(2):151-152.
Liu Z J,Wang C Y,Yan H,et al. High resolution land cover image classification and evaluation based on fuzzy ARTMAP neural network [J]. Journal of Image and Graphics,2003,8(2):151-152. (in Chinese)

[7] 林 剑,鲍光淑,敬荣中,等. FasART 模糊神经网络用于遥感图象监督分类的研究 [J]. 中国图象图形学报,2002,7(12):1064-1068.
Lin J,Bao G S,Jin R Z,et al. A study of FasART neuro-fuzzy networks for supervised classification of remotely sensed images [J]. Journal of Image and Graphics, 2002,7(12):1064-1068. (in Chinese)

[8] Carpenter G A,Grossberg,Rosen D B. Fuzzy ART:fast stable learning and categorization of analog patterns by an adaptive resonance system [J]. Neural Networks,1991,4:759-771.

[9] 章杨清,刘政凯. 利用分维向量改进神经网络在遥感模式识别中的分类精度 [J]. 环境遥感,1994,9(1):68-72.
Zhang Y Q,Liu Z K. Accuracy improving of neural network classification for remotely-sensed data by using of fractal dimension [J]. Remote Sensing of Environment,1994,9(1):68-72. (in Chinese)