

基于 BP 神经网络的竹林遥感监测研究

施拥军, 徐小军, 杜华强, 周国模, 金伟, 周宇峰

(浙江林学院 环境科技学院, 浙江 临安 311300)

摘要: 竹林信息提取对利用遥感技术估算竹林碳储量至关重要, 高精度地提取竹林信息将有利于降低碳储量估算误差。借助 Matlab 神经网络模块, 采用 BP 神经网络(back propagation neural network)对 ETM+ (enhanced thematic mapper plus) 遥感影像提取竹林信息, 得到了较高的精度, 生产精度和用户精度分别为 84.04%和 98.75%; 同时比较了 Levenberg-Marquardt BP 算法函数 (Trainlm)、自适应学习率 BP 的梯度递减函数(Traingda)和梯度下降动量 BP 算法函数 (Traingdm)等 3 种训练函数在分类中的差异。分析表明, Traingda 算法函数分类精度最高, 而 Trainlm 算法函数的训练时间最短。图 3 表 3 参 17

关键词: 森林经理学; BP 神经网络; 竹林; 分类; 遥感; ETM+

中图分类号: S757.2; S758.4 文献标志码: A 文章编号: 1000-5692(2008)04-0417-05

Remote sensing image based bamboo forest monitoring with a back propagation(BP) neural network

SHI Yong-jun, XU Xiao-jun, DU Hua-qiang, ZHOU Guo-mo, JIN Wei, ZHOU Yu-feng

(School of Environmental Sciences and Technology, Zhejiang Forestry College, Lin'an 311300, Zhejiang, China)

Abstract: To estimate the carbon content of bamboo forest based on remote sensing, highly accurate data acquisition is necessary to reduce estimation errors. In this study, enhanced thematic mapper plus(ETM+) remote sensing data was used to extract bamboo forest data using a back propagation(BP) neural network. Matlab program language(Version 7.1) was used to compile the classification algorithm with algorithms of three training functions being compared; namely, Traingda-gradient descent backpropagation with adaptive learning rate backpropagation; Trainlm-levenberg-marquardt backpropagation; and Traingdm-gradient descent with momentum backpropagation. Results showed that for bamboo forest the BP neural network had a high classification accuracy with a producer accuracy of 84.0% and a user accuracy of 98.7%. Meanwhile, of the three different training functions Traingda had the highest classification accuracy, whereas Trainlm had the shortest training time. [Ch, 3 fig. 3 tab. 17 ref.]

Key words: forest management; back propagation (BP) neural network; bamboo forest; classification; remote sensing; enhanced thematic mapper plus (ETM+)

人工神经网络的分布并行处理、非线性映射、自适应学习和容错等特性, 使它具有独特的信息处理和计算能力, 在机制尚不清楚的高维非线性系统上体现出强大优势^[1]。目前, 人工神经网络已被广泛应用于遥感影像分类上, 如 BP 神经网络(back propagation neural network)^[2-6]、自组织竞争神经网络^[7,8]、RBF 神经网络(radial basis function neural network)^[9]和模糊神经网络^[10]等。其中, BP 神经网络表现得尤为突出, 它能够把输入向量以所定义的合适方式进行分类; 它的神经元采用可微转换函数, 可以实

收稿日期: 2008-01-07; 修回日期: 2008-04-14

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(30700638; 30771725)

作者简介: 施拥军, 讲师, 硕士, 从事“3S”技术应用研究。E-mail: syjwwh@163.com。通信作者: 周国模, 教授, 博士, 从事森林资源与环境管理研究。E-mail: zhougm@zjfc.edu.cn

现输入和输出间的任意非线性映射, 所以对于“同物异谱”和“同谱异物”现象严重的林区遥感图像的辨识有着良好自动分类效果^[4,11-14]。本研究将以BP神经网络为例, 结合课题研究(基于遥感估算竹林碳储量)需要, 对遥感影像进行分类, 以提取精确的竹林面积及其分布信息。

1 研究区域概况

研究区域位于浙江省临安市, 地理坐标为 29°56′~30°23′N, 118°51′~119°52′E。该区域气候属亚热带季风性湿润型, 雨水充沛。森林植被属亚热带东部常绿阔叶林区域, 森林覆盖率达 76.55%, 全市有各类竹林 5.3 万 hm², 占全市林业用地的 20% 以上, 是全国十大“竹子之乡”之一。

2 研究数据

本研究所用数据为 2003 年 3 月 26 日接收的 ETM+(enhanced thematic mapper plus) 遥感数据。原始数据质量较好, 并进行了几何校正和线性回归法辐射校正。裁剪遥感影像图上竹林分布面积较大的区域作为试验区, 大小为 789 × 1 093 像元。通过野外考察、目视判读和波段选择, 发现 ETM+5, ETM+4, ETM+3 等 3 个波段假彩色合成影像识别竹林效果较好。利用 ERDAS IMAGINE 9.1 遥感软件获得归一化植被指数(NDVI)图像, 使用 Layerstack 将 NDVI 图像作为 1 个图层与 ETM+5, ETM+4, ETM+3 波段组合形成四维遥感数据。为提取竹林信息, 结合遥感分类的需要, 将地类大致分为 5 类, 分别为竹林(bamboo), 常绿阔叶林+针叶林(ctl), 城镇居民区(city), 落叶阔叶林+再造林+荒山(lzh)及水体(water)。

3 研究方法

3.1 训练样本选择及分析

利用遥感软件工具栏中的AOI (area of interest) 工具, 依次分别选出各类别典型样本, 通过 Utilities 下的“convert pixels to ASCII”得到各类别的训练样本数据, 各类别的像元数分别为 543, 964, 828, 942, 854 个。通过 MATLAB 编程提取样本偶数序列的像元值数据作为网络训练输入值, 分别命名为: bamboo_tr, ctl_tr, city_tr, lzh_tr, water_tr, 像元数分别为 270, 480, 412, 469, 425 个。然后从奇数序列像元值中选择部分数据作为网络测试样本, 共 1 031 个像元。

Jeffries-Matusita 距离可衡量各类别样本之间可分离性^[15], 其参数值为 0 ~ 2.0, 代表所选感兴趣区之间的可分离性好坏, 大于 1.9 的值说明所选的感兴趣区之间可分离性较好。对样本计算 Jeffries-Matusita 距离, 结果见表 1。从表 1 可以看出各类别之间具有较强的可区分性。

3.2 BP 神经网络遥感图像分类

3.2.1 BP 神经网络的算法 BP 神经网络的整体思路: 将输入信息向前传播到隐层节点上, 经过 Sigmoid 型转换函数运算后, 把隐层节点的输出信息传播到输出节点, 最后给出输出结果。网络的学习过程由正向和反向传播两部分组成。在正向传播过程中, 每一层神经元的状态只影响到下一层神经网络。如果输出层不能得到期望输出, 即实际输出与期望输出之间误差大于期望误差, 那么转入反向传播过程, 将误差信号沿原来的连接通路返回, 通过修改各层神经元的权值和阈值, 逐次地向输入层传播去进行计算, 再经过正向传播过程。这 2 个过程的反复运算, 使得误差信号达到期望误差, 则学习过程结束^[16]。

输出节点输出算法。

表 1 各类别之间 Jeffries-Matusita 值

Table 1 Jeffries-Matusita value among classes

类别对	Jeffries-Matusita 距离	类别对	Jeffries-Matusita 距离
bamboo/ctl	1.995 476 48	ctl/city	2.000 000 00
bamboo/water	1.999 999 37	ctl/lzh	2.000 000 00
bamboo/lzh	1.999 999 57	city/lzh	1.984 801 14
bamboo/city	2.000 000 00	city/water	1.997 767 62
ctl/water	1.999 977 02	lzh/water	2.000 000 00

隐节点的输出： $y_i = f(\sum_j I_{wj} x_j - \theta_i)$;

输出节点输出： $O_l = f(\sum_i L_{wi} y_i - \theta_l)$ 。

其中： x_j 表示输入节点的第 j 个输入； y_i 表示隐节点的输出； O_l 表示输出节点输出； I_{wj} 表示隐层第 i 个神经元与第 j 个输入节点之间的连接权； L_{wi} 表示输出层第 l 个神经元与隐层第 i 个神经元之间的连接权； θ_i 表示隐层第 i 个神经元阈值； θ_l 表示输出层第 l 个神经元阈值； f 表示转换函数，通常采用 Sigmoid 型 $f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ 。

输出层(隐节点到输出节点间)的修正算法。

误差控制：一个样本误差 $e_k = \sum_{l=1}^n |t_l^{(k)} - O_l^{(k)}|$ ；所有样本误差 $E = \sum_{k=1}^p e_k < \epsilon$ ；

误差公式： $\delta_l = (t_l - O_l) f'(\sum_i L_{wi} y_i - \theta_l) = (t_l - O_l) O_l(1 - O_l)$ ；

权值修正： $L_{wi}(k+1) = L_{wi}(k) + \eta \delta_l y_i$ ；

阈值修正： $\theta_l(k+1) = \theta_l(k) + \eta \delta_l$ 。

其中： t_l 表示输出节点第 l 个神经元的期望输出； p 为输入样本数； n 为输出节点数； k 为迭代次数； η 表示学习速率； δ_l 表示输出层误差。

隐节点层(输入节点到隐节点间)的修正算法。

误差公式： $\delta_i = y_i(1 - y_i) \sum_l I_{wi} \delta_l$ ；

权值修正： $I_{wj}(k+1) = I_{wj}(k) + \eta \delta_i x_j$ ；

阈值修正： $\theta_i(k+1) = \theta_i(k) + \eta \delta_i$ 。

其中： δ_i 表示隐节点层误差。上述公式参考文献[17]，并做了相应修改。

3.2.2 BP神经网络构建 通过 Matlab7.1 神经网络模块构建 3 层 BP 网络进行遥感影像分类：输入层为 4 个神经元。根据训练样本数及输入输出层维数将隐含层神经元设为 13 个。输出层神经元数与分类数相同，为 5 个。输出层构建原则为：规定不同类别在相应的位置上输出值为 1，其他位置上为 0，如竹林对应的输出值为 [1; 0; 0; 0; 0]；另外，输出结果采用竞争函数处理，使每个像元最大的输出值变为 1，其他值变为 0，避免输出结果不纯问题，符合遥感影像硬分类要求。网络隐层与输出层转换函数组合采用 tansig-logsig。训练函数选取 Levenberg-Marquardt BP 算法函数(Trainlm)、自适应学习率 BP 的梯度递减函数(Traingda)和梯度下降动量 BP 算法函数(Traingdm)等 3 种，并根据网络测试样本仿真正确率最高及训练耗时最短的原则，从中选出最优训练函数。各网络训练参数见表 2。根据构建的 BP 网，用训练样本对网络进行训练，当网络性能达到目标时，将 ETM+3, ETM+4, ETM+5 和 NDVI 共 4 个波段进行归一化处理后输入到网络中进行分类。由表 2 可见，经过网络训练，Trainlm 算法函数的训练耗时最短，其次是 Traingda 算法函数。由图 1 可见，Traingda 算法函数网络测试样本仿真正确率最高，为 93.5%，其次为 Trainlm 算法函数。综合考虑正确率和耗时 2 个因素，本文采用 Trainlm 算法函数对整幅遥感影像作分类。

表 2 各网络训练参数

Table 2 Training parameters of networks

训练函数	训练次数	训练目标	动量因子	学习速率	间隔次数	耗时/s	其他参数
Trainlm	9	0.01	—	—	20	15.8	默认
Traingda	395	0.01	—	0.08	20	52.0	默认
Traingdm	7 933	0.01	0.8	0.40	50	240.8	默认

4 结果与分析

将分类后的图像进行类别集群后处理，类别集群运用 3 × 3 形态学算子将邻近的相同类区域合并集群，消除分类区域中存在的斑点或洞，从而达到平滑图像的效果^[15]。结合森林资源连续清查固定样地以及野外调查记录的地类经纬度资料，精确地在遥感图像上选取各类地表真实感兴趣区，计算混淆矩阵进行精度评价。精度评价结果见表 3。将 BP 网络输出分类图从 TIFF 格式转换为 GRID 格式图，然后利用 Arcview 3.2 软件制作分类专题图。竹子分类专题图及总分类输出图见图 2 及图 3。

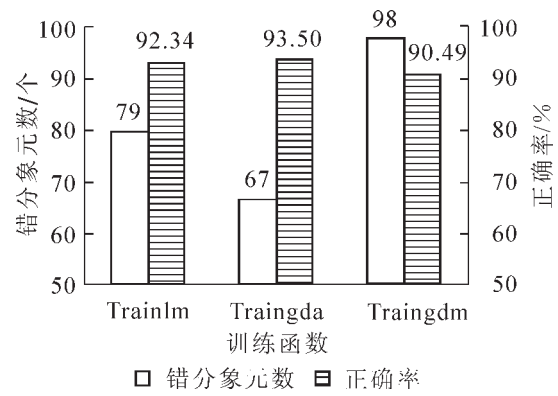


图 1 测试样本仿真结果

Figure 1 The simulation result of test sample

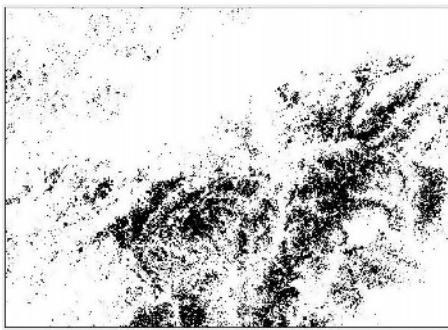


图 2 竹林分类专题图

Figure 2 The classified theme image of bamboo

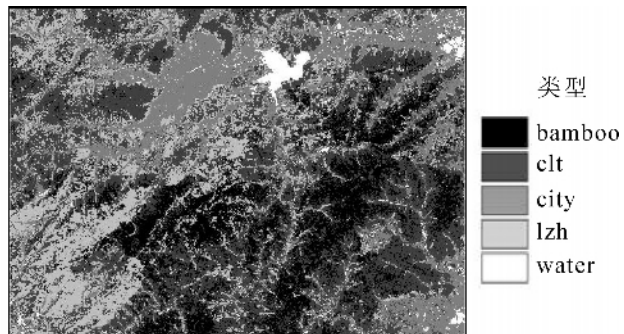


图 3 BP 网络分类专题图

Figure 3 The classified theme image by network

从表 3 可看出，分类总体精度和系数分别达到 93.48%和 0.917 8，分类精度较高。竹林错分误差为 1.25%，漏分误差为 15.96%。生产者精度和用户精度分别为 84.04%和 98.75%，能够达到生产和用户要求。相对来说，竹林与常绿阔叶树+针叶树及落叶阔叶林+再造林+荒山容易混淆，城镇居民区与落叶阔叶林+再造林+荒山也有少许混淆。

表 3 BP 神经网络分类混淆矩阵分析

Table 3 Confusion matrix analysis of BP classification

实测数据类型	分类数据类型/个					总计/个	错分误差/%	用户精度/%
	bamboo	clt	city	lzh	water			
未分类	0	0	0	6	0	6		
bamboo	237	3	0	0	0	240	1.25	98.75
clt	29	332	0	0	0	361	8.03	91.97
city	0	0	235	9	6	250	6.00	94.00
lzh	16	6	11	240	0	273	12.09	87.91
water	0	0	0	0	188	188	0	100
总计	282	341	246	255	194	1 318		
漏分误差/%	15.96	2.64	4.47	5.88	3.09			
生产者精度/%	84.04	97.36	95.53	94.12	96.91			
总精度/%						93.48		
Kappa 系数						0.917 8		

5 结论与讨论

应用 BP 神经网络对遥感影像进行分类的结果表明: 在各类别训练样本选取精度高及网络权值和阈值设置合理的前提下, BP 神经网络遥感分类方法能够比较有效地将竹林与常绿阔叶林+针叶林及落叶阔叶林区分开, 获得较高精度的竹林面积和空间分布信息。其分类误差主要由竹林与常绿阔叶林+针叶林之间光谱特征比较相近所造成的, 同时还可能与训练样本选取误差及网络权值和阈值内部复杂的计算机制有关, 还有待进一步验证。通过 Trainlm, Traingda 和 Traingdm 等 3 种训练函数比较, 梯度递减训练函数 Traingda 分类精度最高, 而 Levenberg-Marquardt 训练函数的训练时间最短。因此, 在采用神经网络进行分类时, 应该根据实际情况选定适合的训练函数对网络进行训练。

参考文献:

- [1] ROGERS S K, KABRISKY M. An Introduction to Biological and Artificial Neural Networks for Pattern Recognition[R]. Washington: Society of Photo-optical Instrumentation Engineer, 1991.
- [2] 刘旭升, 张晓丽. 基于 BP 神经网络的森林植被遥感分类研究[J]. 林业资源管理, 2005(1): 51-54.
- [3] 贾永红, 张春森, 王爱平. 基于 BP 神经网络的多源遥感影像分类[J]. 西安科技学院学报, 2001, 21(1): 58-60.
- [4] 王立海, 赵正勇. 基于 BP 神经网络的针阔混交林 TM 遥感图像自动分类技术研究[J]. 林业科学, 2005, 41(6): 94-100.
- [5] KAVZOGLU T, MATHER P M. The use of backpropagating artificial neural networks in land cover classification[J]. Int J Remote Sensing, 2003, 24: 4 907-4 938.
- [6] VERBEKE L P C, VABCOILLIE F M B, DEWULF R R. Reusing back-propagating artificial neural network for land cover classification in tropical savannahs[J]. Int J Remote Sensing, 2004, 25: 2 747-2 771.
- [7] 杜华强, 范文义. Matlab 自组织神经网络在遥感图像分类中的应用[J]. 东北林业大学学报, 2003, 31(4): 51-53.
- [8] 李春华, 沙晋明. Matlab 自组织竞争神经网络遥感图像分类——以福州市琅歧岛土地覆盖/土地利用类型为例[J]. 遥感技术与应用, 2006, 21(6): 507-511.
- [9] FOODY G M. Supervised image classification by MLP and RBF neural networks with and without an exhaustively defined set of classes[J]. Int J Remote Sensing, 2004, 25: 3 091-3 104.
- [10] 毛建旭, 王耀南. 基于模糊高斯基函数神经网络的遥感图像分类[J]. 遥感技术与应用, 2001, 16(1): 62-65.
- [11] 李祚泳. 用 BP 神经网络实现多波段遥感图像的监督分类[J]. 红外与毫米波学报, 1998, 17(2): 153-156.
- [12] 于秀兰, 钱国蕙, 周建林, 等. 多光谱遥感图像 BP 网分类器学习样本选取法的研究[J]. 红外与毫米波学报, 1999, 18(6): 449-454.
- [13] 胡师彦. 混合遗传 BP 算法在图象识别中的应用[J]. 淄博学院学报: 自然科学与工程版, 2001, 3(4): 21-24.
- [14] 李飞雪, 李满春, 赵书河. 基于人工神经网络与决策树相结合模型的遥感图像自动分类研究[J]. 遥感信息, 2003(3): 23-26.
- [15] 李小娟, 宫兆宁, 刘晓萌, 等. ENVI 遥感影像处理教程[M]. 北京: 中国环境科学出版社, 2007.
- [16] 飞思科技产品研发中心. MATLAB 6.5 辅助神经网络分析与设计[M]. 北京: 电子工业出版社, 2003.
- [17] 闻新, 周露, 李翔, 等. MATLAB 神经网络仿真与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003.