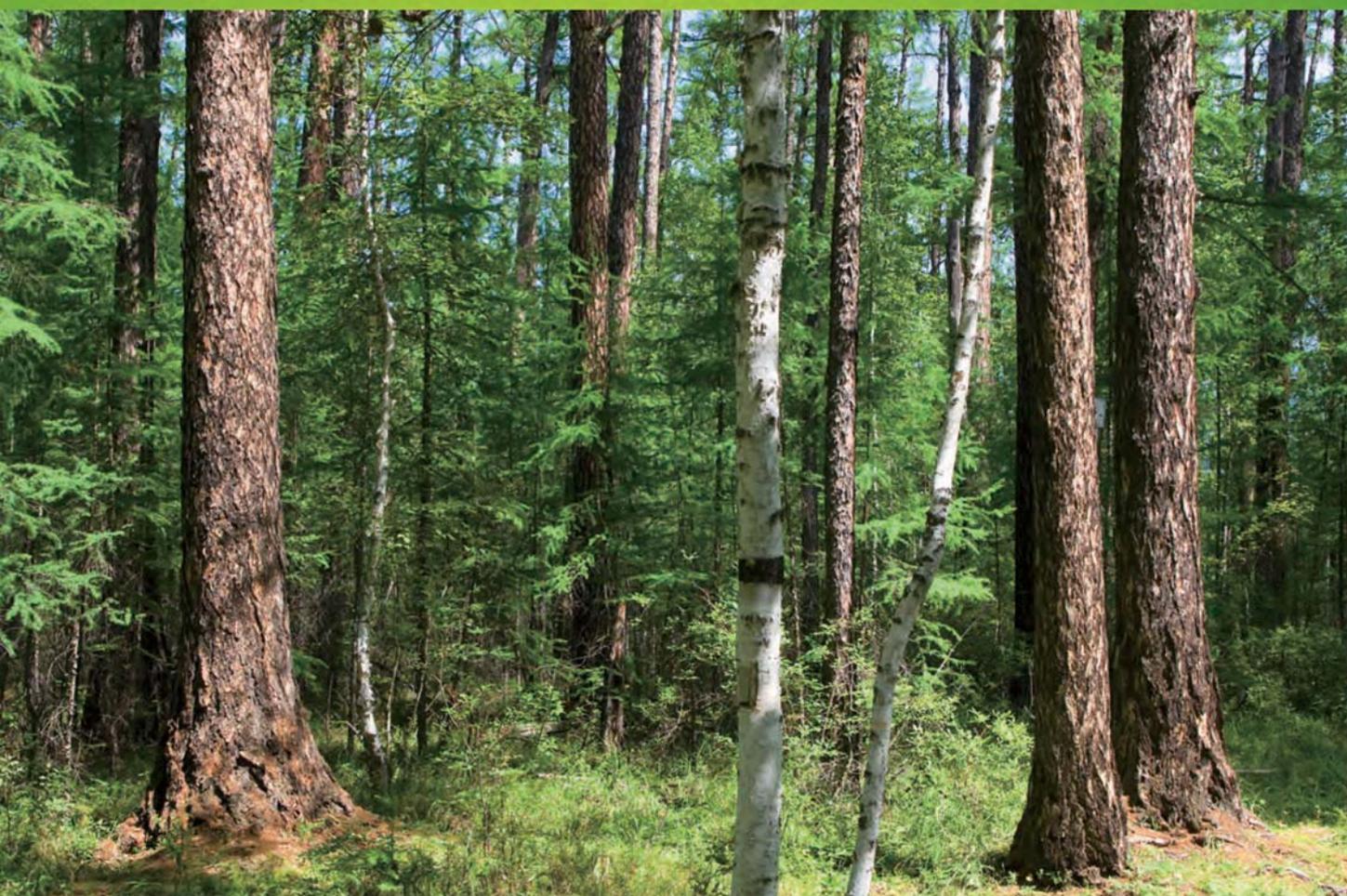


ISSN 1000-0933
CN 11-2031/Q

生态学报

Acta Ecologica Sinica



第33卷 第23期 Vol.33 No.23 **2013**

中国生态学学会
中国科学院生态环境研究中心
科学出版社

主办
出版



中国科学院科学出版基金资助出版

生态学报

(SHENGTAI XUEBAO)

第 33 卷 第 23 期 2013 年 12 月 (半月刊)

目 次

前沿理论与学科综述

- 基于树干液流技术的北京市刺槐冠层吸收臭氧特征研究…………… 王 华, 欧阳志云, 任玉芬, 等 (7323)
- 三疣梭子蟹增殖过程对野生种群的遗传影响——以海州湾为例…………… 董志国, 李晓英, 张庆起, 等 (7332)
- 土壤盐分对三角叶滨藜抗旱性能的影响…………… 谭永芹, 柏新富, 侯玉平, 等 (7340)
- 南美斑潜蝇为害对黄瓜体内 4 种防御酶活性的影响…………… 孙兴华, 周晓榕, 庞保平, 等 (7348)

个体与基础生态

- 模拟氮沉降对华西雨屏区苦竹林凋落物养分输入量的早期影响…………… 肖银龙, 涂利华, 胡庭兴, 等 (7355)
- 茎瘤芥不同生长期植株营养特性及其与产量的关系…………… 赵 欢, 李会合, 吕慧峰, 等 (7364)
- 雷竹覆盖物分解速率及其硅含量的变化…………… 黄张婷, 张 艳, 宋照亮, 等 (7373)
- 渍水对油菜苗期生长及生理特性的影响…………… 张树杰, 廖 星, 胡小加, 等 (7382)
- 广西扶绥黑叶猴的主要食源植物及其粗蛋白含量…………… 李友邦, 丁 平, 黄乘明, 等 (7390)
- 氮素营养水平对膜下滴灌玉米穗位叶光合及氮代谢酶活性的影响…………… 谷 岩, 胡文河, 徐百军, 等 (7399)
- PFOS 对斑马鱼胚胎及仔鱼的生态毒理效应 …………… 夏继刚, 牛翠娟, 孙麓垠 (7408)
- 浒苔干粉提取对东海原甲藻和中肋骨条藻的克生作用…………… 韩秀荣, 高 嵩, 侯俊妮, 等 (7417)
- 基于柑橘木虱 CO I 基因的捕食性天敌捕食作用评估 …………… 孟 翔, 欧阳革成, Xia Yulu, 等 (7430)
- 健康和虫害的红松挥发物对赤松梢斑螟及其寄生蜂寄主选择行为的影响……………
…………… 王 琪, 严善春, 严俊鑫, 等 (7437)

种群、群落和生态系统

- 小麦蚕豆间作对蚕豆根际微生物群落功能多样性的影响及其与蚕豆枯萎病发生的关系……………
…………… 董 艳, 董 坤, 汤 利, 等 (7445)
- 喀斯特峰丛洼地不同生态系统的土壤肥力变化特征…………… 于 扬, 杜 虎, 宋同清, 等 (7455)
- 黄土高原人工苜蓿草地固碳效应评估…………… 李文静, 王 振, 韩清芳, 等 (7467)

景观、区域和全球生态

- 粉垄耕作对黄淮海北部土壤水分及其利用效率的影响…………… 李轶冰, 逢焕成, 杨 雪, 等 (7478)
- 三峡库区典型农林流域景观格局对径流和泥沙输出的影响…………… 黄志霖, 田耀武, 肖文发, 等 (7487)
- 基于 BP 神经网络与 ETM+ 遥感数据的盐城滨海自然湿地覆被分类…………… 肖锦成, 欧维新, 符海月 (7496)
- 寒温带针叶林土壤 CH₄ 吸收对模拟大气氮沉降增加的初期响应…………… 高文龙, 程淑兰, 方华军, 等 (7505)
- 寒温带针叶林土壤呼吸作用的时空特征…………… 贾丙瑞, 周广胜, 蒋延玲, 等 (7516)

- 黄土高原小麦田土壤呼吸季节和年际变化..... 周小平,王效科,张红星,等 (7525)
不同排放源周边大气环境中 NH₃ 浓度动态..... 刘杰云,况福虹,唐傲寒,等 (7537)
施加秸秆和蚯蚓活动对麦田 N₂O 排放的影响 罗天相,胡 锋,李辉信 (7545)

资源与产业生态

- 基于水声学方法的天目湖鱼类资源捕捞与放流的生态监测..... 孙明波,谷孝鸿,曾庆飞,等 (7553)
应用支持向量机评价太湖富营养化状态..... 张成成,沈爱春,张晓晴,等 (7563)

研究简报

- 亚热带 4 种森林凋落物量及其动态特征 徐旺明,闫文德,李洁冰,等 (7570)
青蒿素对蔬菜种子发芽和幼苗生长的化感效应 白 祯,黄 玥,黄建国 (7576)
NO 参与 AM 真菌与烟草共生过程 王 玮,赵方贵,侯丽霞,等 (7583)
基于核密度估计的动物生境适宜度制图方法..... 张桂铭,朱阿兴,杨胜天,等 (7590)
施氮方式对转基因棉花 Bt 蛋白含量及产量的影响 马宗斌,刘桂珍,严根土,等 (7601)

学术信息与动态

- 未来地球——全球可持续性研究计划..... 刘源鑫,赵文武 (7610)

期刊基本参数:CN 11-2031/Q * 1981 * m * 16 * 292 * zh * P * ¥90.00 * 1510 * 33 * 2013-12



封面图说: 兴安落叶松林景观——中国的寒温带针叶林属于东西伯利亚森林向南的延伸部分,它是大兴安岭北部一带的地带性植被类型,一般可分为落叶针叶林和常绿针叶林两类。兴安落叶松林景观地下部分为棕色森林土,中上部为灰化棕色针叶林土,均呈酸性反应。随着全球气候持续变暖,寒温带针叶林生态系统潜在的巨大碳库将可能成为大气 CO₂ 的重要来源,研究表明,温度是寒温带针叶林生态系统土壤呼吸作用的主要调控因子,对温度的敏感性随纬度升高而增加,根系和凋落物与土壤呼吸作用表现出相似的空间变异性。

彩图及图说提供: 陈建伟教授 北京林业大学 E-mail: cites.chenjw@163.com

DOI: 10.5846/stxb201206300916

肖锦成, 欧维新, 符海月. 基于 BP 神经网络与 ETM+ 遥感数据的盐城滨海自然湿地覆被分类. 生态学报, 2013, 33(23): 7496-7504.

Xiao J C, Ou W X, Fu H Y. Land cover classification of Yancheng Coastal Natural Wetlands based on BP neural network and ETM+ remote sensing data. Acta Ecologica Sinica, 2013, 33(23): 7496-7504.

基于 BP 神经网络与 ETM+ 遥感数据的盐城滨海 自然湿地覆被分类

肖锦成, 欧维新*, 符海月

(南京农业大学土地管理学院, 南京 210095)

摘要: 高效而精确的湿地遥感分类是大范围湿地资源动态监测与管理的必要保障。使用 ETM+ 遥感数据, 借助 Matlab 神经网络工具箱, 构建了基于 BP 神经网络的滨海湿地覆被分类模型, 并将其应用于江苏盐城沿海湿地珍禽国家级自然保护区的核心区的自然湿地覆被分类研究中。选择 3、4、7、8 波段作为输入层变量, 单隐藏层设为 10 个节点, 输出层变量对应待划分的 8 种覆被类型, 构建三层式 BP 神经网络滨海湿地覆被分类模型。结果显示, BP 分类总精度为 85.91%, Kappa 系数为 0.8328, 与最小距离法和极大似然法的分类总精度相比, 分别提高了 7.99% 和 6.08%, Kappa 系数也相比提高。研究结果表明, BP 神经网络分类法是一种较为有效的湿地遥感影像分类技术, 能够提高分类精度。

关键词: BP 神经网络; ETM+ 遥感影像; 湿地覆被分类; 盐城滨海湿地

Land cover classification of Yancheng Coastal Natural Wetlands based on BP neural network and ETM+ remote sensing data

XIAO Jincheng, OU Weixin*, FU Haiyue

College of Land Management, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China

Abstract: It is necessary to classify wetland remote sensing efficiently and accurately for monitoring and management of the wetland resources. In this study we used ETM+ (Enhanced Thematic Mapper) remote sensing data from the United States' Landsat-7 satellite, after strip processing, to build a coastal wetland classification model. This was based on a back-propagation (BP) neural network using the Matlab neural network toolbox (late 2010 version). The model was applied to natural wetland cover classification research in the core area of the Yancheng National Natural Reserve for Coastal Rare Birds. The natural cover of the study area can be divided into eight types: *Spartina alterniflora*, *Suaeda glauca*, *Imperata cylindrica*, *Phragmites australis*, Sandy beach, Muddy beach, Pond water and Shallow water.

The choice of input layer variables for the BP neural network, the hidden layer set and the optimization algorithms, were quite different from previous studies and this impacted directly on the efficiency and accuracy of classification. In this study we conducted the following analysis. First, by the analysis of single-band information quantity and the correlation among bands, band 3, band 4, band 7 and band 8 were chosen as input layer variables for the BP neural network and then fused with each other. This achieved a remote sensing image resolution of 15m × 15m. Second, by comparing the training accuracies of the BP neural network with 2 to 17 single hidden-layer nodes, 10 single hidden layer nodes were defined for the model. Third, the output layer variables of the BP neural network were matched to the 8 natural wetland cover types into which the area is to be divided. Roughly equal numbers of training samples were chosen for each type, with the total number

基金项目: 中央高校基本科研业务费专项资金项目: 区域土地利用的生态保护空间网络研究 (KYZ201166)

收稿日期: 2012-06-30; 修订日期: 2012-11-19

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: wxounj@163.com

of training samples reaching 900 pixels. Finally, a cover classification model for coastal wetlands based on three-layer BP neural network was built, and cover classifications were completed for the research area. In addition, we used ENVI 4.8 software to make cover classifications of the research area by the Minimum Distance method and the Likelihood Classification method, on the premise that the training sample nodes were unchanged. We used an Artificial Visual Interpretation method to get standard classifications for the research area, based on field surveys. We calculated interpretation accuracies of the previous three classification results, compared with the standard classification results.

The results showed that this coastal wetland classification model provides efficient land cover classification of the Yancheng Coastal Natural Wetlands. The overall accuracy of the BP classification was 85.91%, and the Kappa coefficient was 0.8328. Compared with the Minimum Distance method and Likelihood Classification method, the total classification accuracy was 7.99% and 6.08% higher, respectively. The Kappa coefficient was also increased. Therefore, the classification method of BP neural network provides a more effective wetland remote sensing image classification technology that can improve the accuracy of classification. In future studies, other geographic information should be considered in the input layer variables for the BP neural network, and other, better, artificial neural network models can be chosen.

Key Words: BP neural network; ETM+ remote sensing images; wetland cover classification; Yancheng Coastal Wetland

借助遥感影像研究土地利用/覆被变化已成为国际全球变化定量研究的普遍趋势^[1-2],而遥感影像分类是遥感信息提取的重要手段,发展分类方法提高分类效率和精度更是遥感应应用研究的热点^[3]。目前,更为先进的基于 BP 神经网络的分类方法体现出独特优势,逐渐受到国内外学者重视^[4-5],该方法的研究几乎都表明 BP 算法优于其他传统监督分类算法^[6-8],但国内就如何构建 BP 神经网络的遥感分类模型仍处于探索阶段,特别是在是否选择遥感数据所有波段及添加何种其他有效地理信息作为输入层变量^[9-12],使用多少隐藏层及单隐藏层选用多少节点数^[13],采取何种优化算法避免陷入 BP 神经网络的局部最小值^[5,14-15]等 3 个方面未达成统一做法,此外用 BP 神经网络来实现遥感影像的湿地覆被分类也并不多见。

近年来,由于人类活动、外来种入侵等干扰了湿地自然演替过程,导致湿地生态系统的覆被破碎化^[16],进而增加了湿地覆被分类调查的难度。同时,类型多样的滨海湿地各覆被间的遥感影像光谱特征又具有高度相似性,使用传统的自动分类方法效果欠佳,更高精度的分类技术需求迫切。结构合理的 BP 神经网络有较好的容错特性,可以提高分类精度。鉴于此,选用近年来使用较广泛的 LANDSAT-7 ETM+遥感影像,在 Matlab R2010b 和 ENVI 4.8 等软件平台支持下,尝试用 BP 神经网络方法,通过输入波段优化组合、单隐藏层节点数测试、BP 激励函数搭配等相关模拟实验,进行盐城局部滨海湿地覆被分类,并将分类结果与监督分类中的最小距离法和最大似然法的分类结果进行精度对比,以期智能化遥感影像的覆被分类研究和湿地资源调查提供技术参考。

1 研究区概况及数据说明

1.1 研究范围

研究区为江苏盐城沿海湿地珍禽国家级自然保护区的核心区中的 36km²的见方区域(图 1)。区内地势平坦,处于亚热带与暖温带的过渡地带,适宜喜温作物生长,该区由于受人类活动干扰、外来种(互花米草)入侵、潮汐沟系统的演化等影响,原有的植被带状分布格局被打破,出现了许多植被交错带,遥感影像解译时覆被类型难以识别。

1.2 遥感数据源

选用 2010 年 9 月 21 日美国陆地卫星 LANDSAT-7 ETM+遥感数据(行列号:P119,R037,云量:< 5%,SLC-OFF 产品),并使用同年 8 月 20 日和 4 日数据进行条带修复,修复后数据共有 9 个波段,其中 Band(波段)1—3 为可见光波段,Band 4 为近红外波段,Band 5、7 为中红外波段,分辨率均为 30m,Band 8 为新增加的全色波段,分辨率可达 15m,Band 61、62 为热红外波段,是地面目标热辐射信息的反映,分辨率均为 60m。在遥感影

像分类时,仅考虑采用除第 6 波段以外的其他 7 个波段。

1.3 研究区湿地覆被类型划分

建立土地利用/覆被分类方案是遥感解译的基础。本研究结合实地调查,影像初判读,并根据盐城滨海湿地土地利用覆被现状和开发利用特点,参考《全国湿地资源调查技术规程(试行)》和现有盐城滨海湿地覆被分类成果^[17-18],将研究区中的自然覆被划分成 8 类,分别为互花米草 (*Spartina alterniflora*)、碱蓬 (*Suaeda glauca*)、茅草 (*Imperata cylindrica*)、芦苇 (*Phragmites australis*)、砂质海滩(潮间植被盖度<30%,底质以砂、砾石为主)、淤泥海滩(植被盖度<30%,洼地、潮汐沟的滨水过渡带,底质以淤泥为主)、坑塘水体(含洼地、潮汐沟)和浅海水域。研究区遥感影像(RGB: 743)及其解译标志见图 2。

2 基于 BP 神经网络的遥感影像分类模型

BP 神经网络用于遥感影像分类一般包括网络设计、样本选择与训练和影像自动分类三阶段^[11,19],而网络设计又主要包括网络的层数、网络各层的节点数以及神经元的激励函数的确定。

2.1 BP 分类模型的网络设计

本研究采用最为普及的单隐藏层结构的 BP 神经网络,以求得网络输入及输出的一种函数关系^[11],其结构如图 3 所示。BP 学习过程包括正向传播和反向传播两个过程,为提高学习效率,输入变量的标准化处理必须遵循两项原则^[20]:①训练集包含的输入变量应该是不相关的;②去相关后的输入变量应调整至单位区间。文献调研发现,现有学者几乎都遵循了第二项原则,但多数却忽视了第一项原则,致使在构建 BP 神经网络的遥感分类模型时出现了上述第一类不一致问题。皆知 ETM+数据波段间往往存在一定的相关性,即直接使用所有波段数据必将影响 BP 学习效率,故选择出合理的波段作为 BP 分类模型的输入层数据是有必要的。本研究选取了 ETM+数据的 3、4、7、8 波段融合处理后的数据作为输入变量。同时,考虑到研究区地势平坦,而未加入 DEM 等其他地理数据,所以输入层节点数设为 4。

BP 网络隐藏层节点数的确定,除了参考 Kolmogorov 定理,大多数仍依据经验采用试凑的方式^[21],本研究经实验测试后,确定使用 10 个节点。输出层节点数则等于欲分类的滨海湿地类型的数目,即本模型网络输出层节点数为 8。借鉴 Matlab 中最新的 BP 神经网络工具的设计原则,隐藏层和输出层激励函数分别使用 Sigmoid 函数和线性函数。

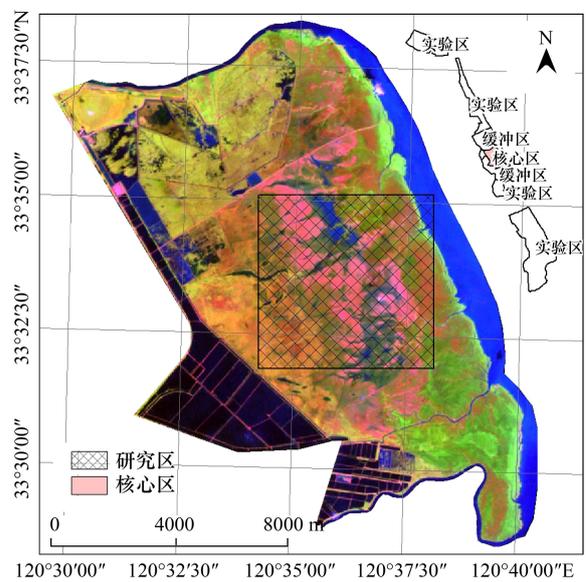
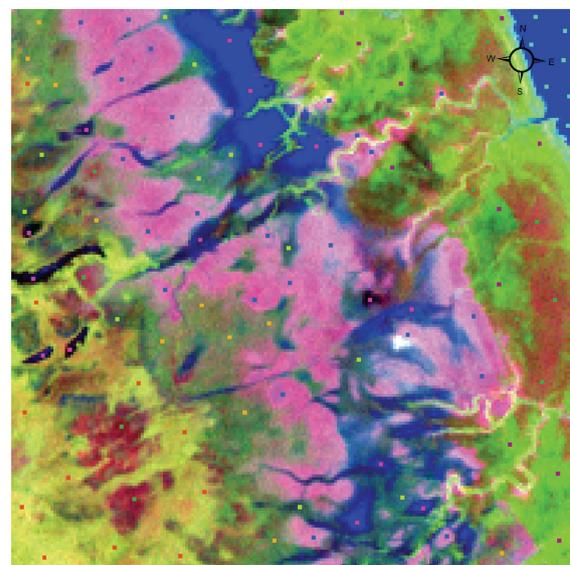


图 1 研究区位置图

Fig.1 Location of the study area



15m×15m 400×400像元

图例

- 互花米草 C1
- 碱蓬 C2
- 茅草 C3
- 芦苇 C4
- 砂质海滩 C5
- 淤泥海滩 C6
- 坑塘水体 C7
- 浅海水域 C8

图 2 研究区 ETM+ Band 743 合成图像及样本分布图

Fig. 2 Synthetic image of the ETM + (Band 743) and Sample distribution

2.2 模型中输入波段的选择

ETM+的不同波段包含有不同的地类特征数据,需选出波段信息量大、波段间的相关性小、波段组合对所研究地物类型的光谱差异大的 3 个波段作为最佳组合波段。针对研究区,利用 ENVI 软件依次完成遥感影像几何校正、辐射校正和规则裁切,并使用 Statistics 功能^[22]得到 ETM+各波段的统计信息和各个波段之间的相关系数矩阵,其结果见表 1。

标准差的大小与波段信息量的丰富程度正相关,在仅考虑单波段时,由表 1 得知,Band 5、3 和 7 是较理想的波段子集,但此时尚未考虑波段间的相关性。分析得知,可见光波段 Band 1、2、3 三者间相关性显著,系数达 0.936—0.951,而与其它波段相关性均相对较小;短波红外 Band 5、7 波段间相关性较强,达到了 0.930;相对而言,近红外波段 Band 4 与短波红外 Band 7 波段间的相关性要小于与 Band 5 的相关性。根据相关性小的原则和植被指数计算原理(即 3、4 波段组合可提供大量的绿色植被信息^[23]),从 Band 1、2、3 中选出 Band 3, Band 5、7 中选出 Band 7,并与 Band 4 分别赋予蓝、红、绿,此时在 ENVI 中的图像色调明快,层次清晰,信息完整丰富,干扰信息少(图 2)。同时 743 波段组合图像具有兼容中红外、近红外及可见光波段信息的优势,适合分类过程中训练样本的选择。

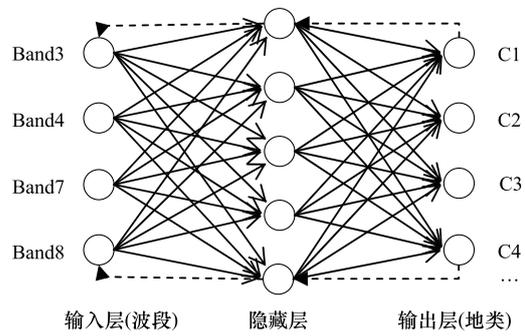


图 3 三层式 BP 神经网络结构示意图

Fig.3 Structure of the three-tier BP neural network

表 1 研究区 ETM+各波段光谱信息与波段间相关系数矩阵表

Table 1 Spectral information and Matrix of correlation coefficient among ETM+ bands

项目 Item	基本统计信息 Basic stats				相关系数矩阵 Correlation					
	最小值 Min	最大值 Max	平均值 Mean	标准差 Stdev	第 1 波段 Band 1	第 2 波段 Band 2	第 3 波段 Band 3	第 4 波段 Band 4	第 5 波段 Band 5	第 7 波段 Band 7
Band 1	67	135	76.751	4.832	1					
Band 2	47	117	60.231	6.862	0.951	1				
Band 3	38	128	57.388	11.628	0.936	0.951	1			
Band 4	24	99	49.998	6.837	-0.312	-0.31	-0.442	1		
Band 5	8	87	49.842	13.186	-0.132	-0.208	-0.212	0.577	1	
Band 7	6	67	28.177	7.549	0.096	0.008	0.047	0.354	0.93	1

由于此项研究工作选用的遥感数据源为 ETM+数据,其全色波段 Band 8 的空间分辨率为 15m,且与自身所有的多光谱波段几何配准精确,故将全色波段与多光谱波段进行融合,融合后的新图像既保留了全色波段的高清晰度纹理特征,又具有多光谱波段的光谱信息。经过上述预处理,研究区遥感影像的分辨率为 15m×15m,图像大小为 400×400 个像元。

2.3 模型中训练样本的选择

根据已掌握的研究区的覆被情况,在图像上选择各类别的训练样本,以便获得 BP 连接权值矩阵。现有研究表明,训练样本的多少和质量好坏在很大程度上影响着不同分类器的分类效果^[24]。在对研究区调查了解的基础上,人工选取有代表性的训练样本区域,对每一种湿地类型选取 7 至 23 个不等的训练样本(表 2)。样本均匀分布于整个研究区(图 2),共计 900 个像元,占整个研究区总像元数的 5.625%,且任意类别样本间的可分离性较好(表 3)。

3 MATLAB 中 BP 神经网络的遥感影像分类的实现

Matlab 是一个交互式的基于矩阵运算的快速数值计算软件,具有很强的开放性和适应性^[25],在此主要运用其推出的神经网络工具箱和图像处理工具箱,完成建模与仿真、数据分析与可视化。用 Matlab 创建 BP 神经网络并实现滨海湿地覆盖分类主要包括:影像输入与降维,网络创建、训练与仿真,影像自动分类与结果输

出这 3 个环节,其中科学的图像数据转换和合理设定 BP 神经网络隐藏层节点数是该阶段的核心,并直接影响分类结果和分类速率。

表 2 训练样本数统计表

Table 2 Number of the training samples

覆盖类型 Cover types	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	合计 Total
样本区个数 Sample area number	11	23	11	11	11	11	15	7	100
总像元个数 Total pixel number	99	207	99	99	99	99	135	63	900

①每个样本区均为 3×3 个像元; ②C1:互花米草;C2:碱蓬;C3:茅草;C4:芦苇;C5:砂质海滩;C6:淤泥海滩;C7:坑塘水体;C8:浅海水域

表 3 训练样本可分离性统计表

Table 3 The Jeffries-Matusita Parameter of ROI

组别 Class	可分离性 Separability						
C1—C2	1.99392044	C2—C3	1.99016894	C3—C5	1.98984170	C4—C8	2.00000000
C1—C3	1.99932739	C2—C4	1.99999807	C3—C6	1.99768283	C5—C6	1.99874836
C1—C4	1.99959657	C2—C5	1.98417489	C3—C7	1.99999755	C5—C7	1.99998515
C1—C5	1.99999822	C2—C6	1.99998865	C3—C8	2.00000000	C5—C8	2.00000000
C1—C6	1.99915487	C2—C7	1.98808817	C4—C5	1.99987504	C6—C7	1.99999975
C1—C7	1.99567585	C2—C8	2.00000000	C4—C6	1.90495547	C6—C8	2.00000000
C1—C8	2.00000000	C3—C4	1.99346366	C4—C7	2.00000000	C7—C8	1.79066399

可分离性值在 0—2 之间,大于 1.9 说明样本之间可分离性较好,小于 1.8 需要重选样本,小于 1 可以考虑合并^[22]

3.1 影像输入与降维

利用 importdata 函数加载预处理后的遥感图像各波段二维灰度数据,但这些图像数据不能直接输入到 BP 神经网络里面,必须先将其变为双精度一维向量形式,并归一化到 [-1, 1] 之间,此过程可依次使用 im2double 函数、cat 函数和 mapminmax 函数实现。根据训练样本所在位置提取出 BP 神经网络训练模块输入数据,最后把输出目标矩阵从 1 行变成 8 行,完成该训练模块目标数据的设定,如图 4 所示。

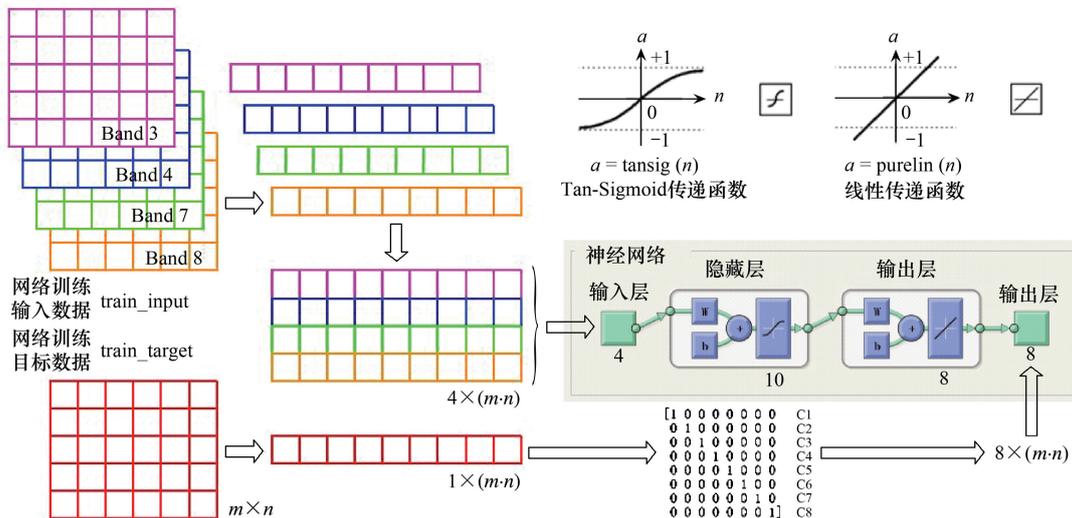


图 4 BP 训练运算示意图

Fig.4 Computing schematic of BP training

3.2 BP 神经网络创建、训练与仿真

利用 ANN 工具箱中最新的 feedforwardnet 函数可以很方便地创建一个 BP 神经网络,其格式为 net = feedforwardnet(hiddenSizes,trainFcn),其中 hiddenSizes 表示隐藏层节点数,trainFcn 表示训练功能函数。在

trainFcn 中 trainlm 常常是最快捷的函数,该函数根据 Levenberg-Marquardt 算法优化了权重和偏置值的计算,即最低性能梯度为 $1e-10$ 、学习速率基值为 0.001、学习速率减少率为 0.1、学习速率增加率为 10、最大学习速率为 $1e10$ 。而 train 函数和 sim 函数则可轻松训练出特定的输入与输出对应关系的连接权值矩阵,当误差小于期望值时代表训练成果,训练结束后,网络就可对输入数据自动地进行覆被分类。

但是,由于应用对象和网络结构的不同,隐藏层的神经元节点数很难用统一的模式确定,为了获得特定的湿地遥感影像分类模型^[26],在此分别就含 2 至 17 个隐藏层节点数的三层式 BP 神经网络依次进行训练和测试,并分别用 norm 函数和 corr 函数计算样本真实值与模拟值的误差均方根 Res 和 Pearson 相关系数的平方 (R^2),比较结果见表 4。结果发现,当隐含层有 10 个节点时,测试样本网络的输出效果最好, R^2 值最大,Res 值最小,因此,选用隐含层有 10 个节点的三层式 BP 神经网络模型用于湿地遥感影像分类。

表 4 隐藏层不同节点数的 R^2 和 Res 值
Table 4 R^2 and Res value on different hide nodes

隐藏层节点数 Hidden layer nodes	相关系数 R^2	误差均方根 Res	步数 Epoch	隐藏层节点数 Hidden layer nodes	相关系数 R^2	误差均方根 Res	步数 Epoch
2	0.3882	10.0643	18	10	0.9814	3.7955	18
3	0.5123	9.9715	39	11	0.9701	3.8296	37
4	0.6336	9.9632	31	12	0.9560	4.3110	23
5	0.7055	9.9641	20	13	0.9786	3.9033	29
6	0.8238	10.0082	36	14	0.9738	3.9061	41
7	0.9331	4.9813	27	15	0.9636	4.4052	44
8	0.9317	6.0559	55	16	0.9756	3.8315	40
9	0.9638	4.0579	33	17	0.9732	3.9470	59

3.3 BP 影像自动分类与结果输出

BP 影像自动分类,即在同一个 BP 神经网络下,使用训练得到的连接权值矩阵,以单个像元为单位,计算出分类判断值,并将各像元归并到最可能的覆被类型中。最后,逆向转换分类结果,将一维数据转变为 400 行 400 列二维灰度图像。其中,待分类的遥感数据的输入预处理过程与训练样本数据输入预处理过程相似。在 Matlab 下完成研究区遥感影像自动分类,结果见图 5。

3.4 解译精度对比

使用与 BP 分类相同的波段融合数据和训练样本,在 ENVI 中分别实施最小距离分类和最大似然分类,分类后的图像见图 5。同时,根据野外实地调查和影像纹理特征,人工目视解译出研究区精准的各覆被分类(图 5)。统一将 BP 神经网络、最小距离、最大似然的 3 个分类结果图,分别与人工目视解译标准分类图进行混淆矩阵的计算,得出 3 种分类方法下的不同覆被的分类精度及其 Kappa 系数和分类总精度(表 5),以实现分类结果的精度对比。

表 5 不同分类方法的分类精度对比表
Table 5 Classification accuracy compared with different classification methods/%

分类方法 Classification methods	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	Kappa 系数 Kappa coefficient	总精度 Total accuracy
BP 神经网络 BP Neural Network	84.14	94.17	81.09	75.78	83.72	90.76	85.67	89.15	83.28	85.91
最小距离法 Minimum Distance	44.80	85.14	93.20	79.00	64.92	87.38	64.22	94.49	73.66	77.92
最大似然法 Maximum Likelihood	85.38	97.79	65.18	85.91	71.34	70.09	93.74	76.25	76.16	79.83

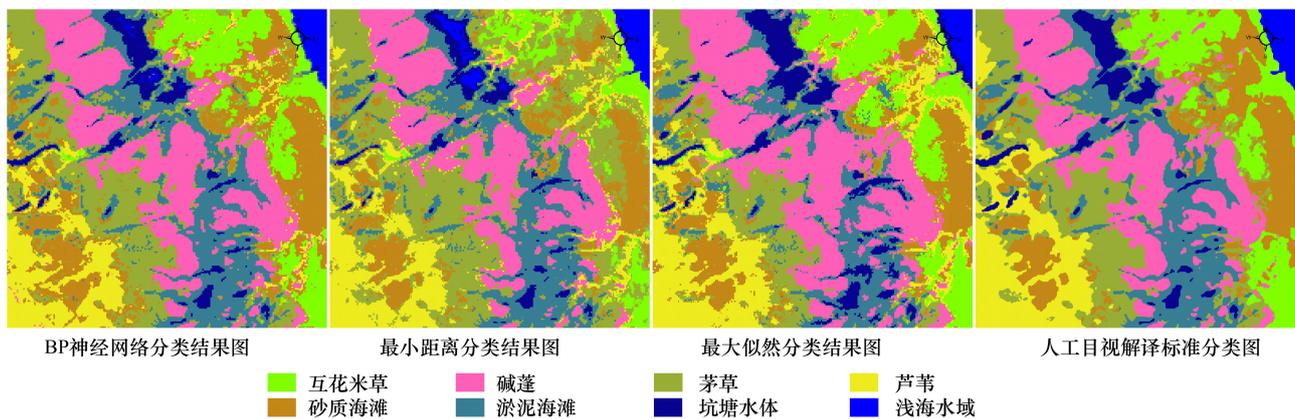


图 5 各方法分类结果图

Fig.5 Classification results used different classification methods

从表 5 可以看出, BP 神经网络分类方法的精度最高, 总精度可达 85.91%, Kappa 系数为 0.8328, 与最小距离法、极大似然法的分类总精度相比, 分别提高了 7.99% 和 6.08%, 同时 Kappa 系数也有类似程度的提高。这种滨海湿地覆被分类精度的提高与分类算法的优越性有关, BP 神经网络算法具有高度的容错能力和自学习能力, 有利于区分高度相似的滨海湿地各覆被间遥感影像的光谱特征, 即在分类模型训练阶段, 允许输入样本中带有个别误差, 个别样本误差不会左右正确规律的连接权值。

4 结论与讨论

4.1 结论

本研究利用盐城沿海滩涂及珍禽自然保护区核心区的 ETM+ 遥感数据, 构建了“4-10-8”的三层式 BP 神经网络湿地覆被分类模型, 并应用于核心区 36km² 的自然湿地覆被分类研究中。实验表明: ①BP 神经网络分类法简单实用, 收敛速度快, 在一定程度上消除异物同谱的现象, 网络仿真输出效果好, 能够提高滨海湿地遥感图像的分类总精度, 是一种较为有效的湿地遥感影像分类技术; ②在使用 BP 神经网络进行遥感数据解译分类时, 合理的波段组合与融合, 不仅可以提高影像分辨率, 而且可以提高 BP 分类效率与精度。③强大的 Matlab 神经网络工具箱, 为用户提供了丰富的网络训练与仿真函数, 为 BP 神经网络用于遥感图像分类建立了高效的试验平台, 免去了许多编程的烦恼, 取得了事半功倍的效果。

4.2 讨论

随着近年来遥感技术与计算机技术的日益成熟, 为湿地信息的采集与处理提供了有效手段。分辨率的高低在很大程度上决定其解译精度, 与高分辨率数据相比, ETM+ 数据具有价格低、景幅覆盖范围大、用户多等特点, 在大范围的湿地研究中, 使用合理的解译手段, 充分挖掘 ETM+ 所包含的波段信息数据, 不仅可为湿地研究提供较为可靠数据保障, 而且可降低研究成本, 从而吸引更多的学者参与湿地研究。

本研究使用 BP 神经网络构建起了适用于盐城滨海湿地的覆被分类模型, 但该模型未必适用于其他非湿地覆被的分类, 且当欲分覆被类型数有增减时, 也必须调整模型单隐藏层节点数, 鉴于此, 本研究更多地体现为方法上的探讨, 更多特定区域覆被分类模型有待进一步研究。

就湿地覆被分类模型而言, 通过选择更为合理或更多的训练样本, 或使用改良的 BP 神经网络模型, 可能仍会进一步提高分类精度, 这可以在以后的 BP 神经网络模型设计研究中改进。该领域更是期待着更多的研究者将其他人工神经网络或智能算法用于遥感影像的解译, 进一步推进遥感图像处理技术的发展。

致谢: 感谢南京师范大学吕恒副教授对模型构建的帮助。

References:

- [1] Xiao J Y, Ge J F, Shen Y J, Liang Y Q. Research on Land Use/Cover Change in Shijiazhuang Using Landsat TM and ETM+ Data. Scientia

- Geographica Sinica, 2005, 25(4): 113-118.
- [2] Yu X X, Yang G S. The Advances and Problems of Land Use and Land Cover Change Research in China. Progress In Geography, 2002, 21(1): 51-57.
- [3] Jia K, Li Q Z, Tian Y C, Wu B F. A Review of Classification Methods of Remote Sensing Imagery. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(10): 2618-2623.
- [4] Wang Y Y, Li J. Classification Methods of Land Use/Cover Based on Remote Sensing Technology. Remote Sensing Information, 2004(1): 53-59.
- [5] Luo J C, Zhou C H, Yang Y. ANN Remote Sensing Classification Model and Its Integration Approach with Geo-knowledge. Journal of Remote Sensing, 2001, 5(2): 122-129.
- [6] Liu X S, Li F, Zan G S, Zhang X L, Wang J H. Artificial Neural Network Classification for Forest Vegetation Mapping with Combination of Remote Sensing and GIS. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(5): 710-717.
- [7] Wang J M, Qin W Z. BP Neural Network Classifier Based on Levenberg-Marquardt Algorithm. Editorial Board of Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2005, 30(10): 928-931.
- [8] Jia Y H. Application of Artificial Neural Network to Classification of Multi-source Remote Sensing Imagery. Bulletin of Surveying and Mapping, 2000(7): 7-8.
- [9] Yang J, Chi H K, Mo M. Vegetation Classification of Multispectral Remotely Sensed Data Using Neural Network. Acta Phytocologica Sinica, 2002, 26(2): 185-188.
- [10] Wang Y J. Artificial Neural Network Models in Remote Sensing And Multisource Geographic Data Classification. Scientia Geographica Sinica, 1997, 17(2): 10-17.
- [11] Li X D, Guo Z Y, Zhu Y L, Dai X Y. Artificial neural network classification of wetland integrating GIS data: A case study of Dongtan wetland in Chongming, Shanghai. Journal of East China Normal University(Natural Science), 2010(4): 26-34.
- [12] Zhang Y S, Feng X Z, Ruan R Z. Application of Back-Propagation Neural Network Supported by GIS in the Classification of Remote Sensing Image. Journal of Nanjing University (Natural Sciences), 2003, 39(6): 806-813.
- [13] Han M, Cheng L, Xing J. Research on classification of land cover in Zhalong wetland area based on neural network. Journal of Dalian University of Technology, 2004, 44(4): 582-588.
- [14] Luo C F, Liu Z J, Wang C Y, Niu Z. Optimized BP neural network classifier based on genetic algorithm for land cover classification using remotely-sensed data. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2006, 22(12): 133-137.
- [15] Liu X W. Remote Sensing Image Study of Classification Based on Improved BP Neural Network. Chang'an University, 2009.
- [16] Bai J H, Ou Y H, Cui B S, Wang Q G, Chen H. Changes in landscape pattern of alpine wetlands on the Zoige Plateau in the past four decades. Acta Ecologica Sinica, 2008, 28(5): 2245-2252.
- [17] Ou W X, Yang G S. Approach of Evaluation and Zoning for Wetland Ecological and Economic Functions Based on Ecological Niche. Wetland Science, 2009, 7(2): 125-129.
- [18] Zhang H B, Liu H Y, Hao J F, Li Y F. Spatiotemporal characteristics of landscape change in the coastal wetlands of Yancheng caused by natural processes and human activities. Acta Ecologica Sinica, 2012, 32(1): 101-110.
- [19] Chen Y M. Application of Neural Network to Classification of Remote Sensing Image. Wtasm Bulletin of Science and Technology, 2002, 27(3): 6-8.
- [20] Simon H. Neural network and learning machines. Beijing: Mechanical Industry Press, 2011.
- [21] Wu C X, Liu L, Wang B Y. The Study of the Method to Determining the Number of Hidden Units of Three layer BP Neural Networks. Journal of Wuhan Technical University of Surveying and Mapping, 1999, 24(2): 85-87.
- [22] Deng S B. ENVI Remote Sensing Image Processing Method. Beijing: Science Press, 2010.
- [23] Cao Y, Cheng H, Ou Y H, Xiao D N. Landscape Ecological Classification Using Vegetation Indices Based on Remote Sensing Data: A Case Study of Ejin Natural Oasis Landscape. Journal of Natural Resources, 2006, 21(3): 481-488.
- [24] Zhu X F, Pan Y Z, Zhang J S, Wang S, Gu X H, Xu C. The Effects of Training Samples on the Wheat Planting Area Measure Accuracy in TM Scale: The Accuracy Response of Different Classifiers to Training Samples. Journal of Remote Sensing, 2007(6): 826-837.
- [25] Tu R N G L, Zhang X F. Studies on Classification of Remote Sensing Image Processing Based on Artificial Neural Network. Journal of Changchun Normal University, 2006, 25(1): 81-84.
- [26] Lv H, Li X G, Cao K. Quantitative Retrieval of Suspended Solid Concentration in Lake Taihu Based on BP Neural Net. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2006, 31(8): 683-686.

参考文献:

- [1] 肖捷颖, 葛京凤, 沈彦俊, 梁彦庆. 基于 TM 和 ETM+遥感分析的石家庄市土地利用/覆被变化研究. 地理科学, 2005, 25(4): 113-118.

- [2] 于兴修, 杨桂山. 中国土地利用/覆被变化研究的现状与问题. 地理科学进展, 2002, 21(1): 51-57.
- [3] 贾坤, 李强子, 田亦陈, 吴炳方. 遥感影像分类方法研究进展. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(10): 2618-2623.
- [4] 王圆圆, 李京. 遥感影像土地利用/覆盖分类方法研究综述. 遥感信息, 2004(1): 53-59.
- [5] 骆剑承, 周成虎, 杨艳. 神经网络遥感影像分类模型及其与知识集成方法研究. 遥感学报, 2001, 5(2): 122-129.
- [7] 王建梅, 覃文忠. 基于 L-M 算法的 BP 神经网络分类器. 武汉大学学报(信息科学版), 2005, 30(10): 928-931.
- [8] 贾永红. 神经网络在多源遥感影像分类中的应用. 测绘通报, 2000(7): 7-8.
- [9] 杨健, 池宏康, 莫沫. 应用神经网络和多波段遥感数据对大屿山岛土地覆盖分类的研究. 植物生态学报, 2002, 26(2): 185-188.
- [10] 王野乔. 遥感及多源地理数据分类中的人工神经网络模型. 地理科学, 1997, 17(2): 10-17.
- [11] 栗小东, 过仲阳, 朱燕玲, 戴晓燕. 结合 GIS 数据的神经网络湿地遥感分类方法: 以上海崇明岛东滩湿地为例. 华东师范大学学报(自然科学版), 2010(4): 26-34.
- [12] 张友水, 冯学智, 阮仁宗. 基于 GIS 的 BP 神经网络遥感影像分类研究. 南京大学学报(自然科学版), 2003, 39(6): 806-813.
- [13] 韩敏, 程磊, 邢军. 基于神经网络的扎龙湿地土地覆盖分类研究. 大连理工大学学报, 2004, 44(4): 582-588.
- [14] 骆成凤, 刘正军, 王长耀, 牛铮. 基于遗传算法优化的 BP 神经网络遥感数据土地覆盖分类. 农业工程学报, 2006, 22(12): 133-137.
- [15] 刘香伟. 基于改进型 BP 神经网络的遥感影像分类研究. 长安大学, 2009.
- [16] 白军红, 欧阳华, 崔保山, 王庆改, 陈辉. 近 40 年来若尔盖高原高寒湿地景观格局变化. 生态学报, 2008, 28(5): 2245-2252.
- [17] 欧维新, 杨桂山. 基于生态位的湿地生态-经济功能评价与区划方法探讨. 湿地科学, 2009, 7(2): 125-129.
- [18] 张华兵, 刘红玉, 郝敬锋, 李玉凤. 自然和人工管理驱动下盐城海滨湿地景观格局演变特征与空间差异. 生态学报, 2012, 32(1): 101-110.
- [19] 陈玉敏. 基于神经网络的遥感影像分类研究. 测绘信息与工程, 2002, 27(3): 6-8.
- [20] Simon H 加. 神经网络与机器学习. 北京: 机械工业出版社, 2011.
- [21] 伍春香, 刘琳, 王葆元. 三层 BP 网隐层节点数确定方法的研究. 武汉测绘科技大学学报, 1999, 24(2): 85-87.
- [22] 邓书斌. ENVI 遥感图像处理方法. 地理信息系统理论与应用丛书, 第一版. 北京: 科学出版社, 2010.
- [23] 曹宇, 陈辉, 欧阳华, 肖笃宁. 基于多项植被指数的景观生态类型遥感解译与分类——以额济纳天然绿洲景观为例. 自然资源学报, 2006, 21(3): 481-488.
- [24] 朱秀芳, 潘耀忠, 张锦水, 王双, 顾晓鹤, 徐超. 训练样本对 TM 尺度小麦种植面积测量精度影响研究——训练样本与分类方法间分类精度响应关系研究. 遥感学报, 2007, 11(6): 826-837.
- [25] 吐热尼古丽, 张晓帆. 基于人工神经网络的遥感图像分类研究. 长春师范学院学报, 2006, 25(1): 81-84.
- [26] 吕恒, 李新国, 曹凯. 基于 BP 神经网络模型的太湖悬浮物浓度遥感定量提取研究. 武汉大学学报(信息科学版), 2006, 31(8): 683-686.

ACTA ECOLOGICA SINICA Vol.33, No.23 Dec., 2013 (Semimonthly)
CONTENTS

Frontiers and Comprehensive Review

- Ozone uptake at the canopy level in *Robinia pseudoacacia* in Beijing based on sap flow measurements WANG Hua, OUYANG Zhiyun, REN Yufen, et al (7323)
- Genetic impact of swimming crab *Portunus trituberculatus* farming on wild genetic resources in Haizhou Bay DONG Zhiguo, LI Xiaoying, ZHANG Qingqi, et al (7332)
- The effect of soil salinity to improve the drought tolerance of arrowleaf saltbush TAN Yongqin, BAI Xinfu, HOU Yuping, et al (7340)
- Effects of *Liriomyza huidobrensis* infestation on the activities of four defensive enzymes in the leaves of cucumber plants SUN Xinghua, ZHOU Xiaorong, PANG Baoping, et al (7348)

Autecology & Fundamentals

- Early effects of simulated nitrogen deposition on annual nutrient input from litterfall in a *Pleioblastus amarus* plantation in Rainy Area of West China XIAO Yinlong, TU Lihua, HU Tingxing, et al (7355)
- Relationship between nutrient characteristics and yields of tumorous stem mustard at different growth stage ZHAO Huan, LI Huihe, LÜ Huifeng, et al (7364)
- Decomposition rate and silicon dynamic of mulching residue under *Phyllostachys praecox* stands HUANG Zhangting, ZHANG Yan, SONG Zhaoliang, et al (7373)
- Effects of waterlogging on the growth and physiological properties of juvenile oilseed rape ZHANG Shujie, LIAO Xing, HU Xiaojia, et al (7382)
- The crude protein content of main food plants of François' langur (*Trachypithecus francoisi*) in Fusui, Guangxi, China LI Youbang, DING Ping, HUANG Chengming, et al (7390)
- Effects of nitrogen on photosynthetic characteristics and enzyme activity of nitrogen metabolism in maize under-mulch-drip irrigation GU Yan, HU Wenhe, XU Baijun, et al (7399)
- Ecotoxicological effects of exposure to PFOS on embryo and larva of zabrafish *Danio rerio* XIA Jigang, NIU Cuijuan, SUN Luyin (7408)
- Allelopathic effects of extracts from *Ulva prolifera* powders on the growth of *Prorocentrum donghaiense* and *Skeletonema costatum* HAN Xiurong, GAO Song, HOU Junni, et al (7417)
- Predation evaluation of *Diaphorina citri*'s (Homoptera: Chermidae) natural enemies using the CO I marker gene MENG Xiang, OUYANG Gecheng, XIA Yulu, et al (7430)
- Effect of volatiles from healthy or worm bored Korean pine on host selective behavior of *Dioryctria sylvestrella* and its parasitoid *Macrocentrus* sp. WANG Qi, YAN Shanchun, YAN Junxin, et al (7437)

Population, Community and Ecosystem

- Relationship between rhizosphere microbial community functional diversity and faba bean fusarium wilt occurrence in wheat and faba bean intercropping system DONG Yan, DONG Kun, TANG Li, et al (7445)
- Characteristics of soil fertility in different ecosystems in depressions between karst hills YU Yang, DU Hu, SONG Tongqing, et al (7455)
- Evaluation on carbon sequestration effects of artificial alfalfa pastures in the Loess Plateau area LI Wenjing, WANG Zhen, HAN Qingfang, et al (7467)

Landscape, Regional and Global Ecology

- Effects of deep vertically rotary tillage on soil water and water use efficiency in northern China's Huang-huai-hai Region LI Yibing, PANG Huancheng, YANG Xue, et al (7478)

- Effects of landscape patterns on runoff and sediment export from typical agroforestry watersheds in the Three Gorges Reservoir area, China HUANG Zhilin, TIAN Yaowu, XIAO Wenfa, et al (7487)
- Land cover classification of Yancheng Coastal Natural Wetlands based on BP neural network and ETM+ remote sensing data XIAO Jincheng, OU Weixin, FU Haiyue (7496)
- Early responses of soil CH₄ uptake to increased atmospheric nitrogen deposition in a cold-temperate coniferous forest GAO Wenlong, CHENG Shulan, FANG Huajun, et al (7505)
- Temporal-spatial characteristics of soil respiration in Chinese boreal forest ecosystem JIA Bingrui, ZHOU Guangsheng, JIANG Yanling, et al (7516)
- Seasonal and interannual variability in soil respiration in wheat field of the Loess Plateau, China ZHOU Xiaoping, WANG Xiaoke, ZHANG Hongxing, et al (7525)
- Dynamics of atmospheric ammonia concentrations near different emission sources LIU Jieyun, KUANG Fuhong, TANG Aohan, et al (7537)
- Influence of residues and earthworms application on N₂O emissions of winter wheat ... LUO Tianxiang, HU Feng, LI Huixin (7545)
- Resource and Industrial Ecology**
- Ecological monitoring of the fish resources catching and stocking in Lake Tianmu basing on the hydroacoustic method SUN Mingbo, GU Xiaohong, ZENG Qingfei, et al (7553)
- Application of support vector machine to evaluate the eutrophication status of Taihu Lake ZHANG Chengcheng, SHEN Aichun, ZHANG Xiaoqing, et al (7563)
- Research Notes**
- Amount and dynamic characteristics of litterfall in four forest types in subtropical China XU Wangming, YAN Wende, LI Jiebing, et al (7570)
- Allelopathic effects of artemisinin on seed germination and seedling growth of vegetables BAI Zhen, HUANG Yue, HUANG Jianguo (7576)
- Nitric oxide participates symbiosis between am fungi and tobacco plants WANG Wei, ZHAO Fanggui, HOU Lixia, et al (7583)
- Mapping wildlife habitat suitability using kernel density estimation ZHANG Guiming, ZHU A'xing, YANG Shengtian, et al (7590)
- Effects of nitrogen fertilizer methods on the content of *Bacillus thuringiensis* insecticidal protein and yield of transgenic cotton MA Zongbin, LIU Guizhen, YAN Gentu, et al (7601)

《生态学报》2014 年征订启事

《生态学报》是由中国科学技术协会主管,中国生态学学会、中国科学院生态环境研究中心主办的生态学高级专业学术期刊,创刊于 1981 年,报道生态学领域前沿理论和原始创新性研究成果。坚持“百花齐放,百家争鸣”的方针,依靠和团结广大生态学科工作者,探索生态学奥秘,为生态学基础理论研究搭建交流平台,促进生态学研究深入发展,为我国培养和造就生态学科人才和知识创新服务、为国民经济建设和发展服务。

《生态学报》主要报道生态学及各分支学科的重要基础理论和应用研究的原始创新性科研成果。特别欢迎能反映现代生态学发展方向的优秀综述性文章;研究简报;生态学新理论、新方法、新技术介绍;新书评价和学术、科研动态及开放实验室介绍等。

《生态学报》为半月刊,大 16 开本,280 页,国内定价 90 元/册,全年定价 2160 元。

国内邮发代号:82-7,国外邮发代号:M670

标准刊号:ISSN 1000-0933 CN 11-2031/Q

全国各地邮局均可订阅,也可直接与编辑部联系购买。欢迎广大科技工作者、科研单位、高等院校、图书馆等订阅。

通讯地址:100085 北京海淀区双清路 18 号 电 话:(010)62941099; 62843362

E-mail: shengtaixuebao@rcees.ac.cn 网 址: www.ecologica.cn

本期责任副主编 王德利 编辑部主任 孔红梅 执行编辑 刘天星 段 靖

生 态 学 报

(SHENGTAI XUEBAO)

(半月刊 1981 年 3 月创刊)

第 33 卷 第 23 期 (2013 年 12 月)

ACTA ECOLOGICA SINICA

(Semimonthly, Started in 1981)

Vol. 33 No. 23 (December, 2013)

编 辑	《生态学报》编辑部 地址:北京海淀区双清路 18 号 邮政编码:100085 电话:(010)62941099 www.ecologica.cn shengtaixuebao@rcees.ac.cn	Edited by	Editorial board of ACTA ECOLOGICA SINICA Add: 18, Shuangqing Street, Haidian, Beijing 100085, China Tel: (010)62941099 www.ecologica.cn shengtaixuebao@rcees.ac.cn
主 编	王如松	Editor-in-chief	WANG Rusong
主 管	中国科学技术协会	Supervised by	China Association for Science and Technology
主 办	中国生态学学会 中国科学院生态环境研究中心 地址:北京海淀区双清路 18 号 邮政编码:100085	Sponsored by	Ecological Society of China Research Center for Eco-environmental Sciences, CAS Add: 18, Shuangqing Street, Haidian, Beijing 100085, China
出 版	科 学 出 版 社 地址:北京东黄城根北街 16 号 邮政编码:100717	Published by	Science Press Add: 16 Donghuangchenggen North Street, Beijing 100717, China
印 刷	北京北林印刷厂	Printed by	Beijing Bei Lin Printing House, Beijing 100083, China
发 行	科 学 出 版 社 地址:东黄城根北街 16 号 邮政编码:100717 电话:(010)64034563 E-mail: journal@cspg.net	Distributed by	Science Press Add: 16 Donghuangchenggen North Street, Beijing 100717, China Tel: (010)64034563 E-mail: journal@cspg.net
订 购	全国各地邮局	Domestic	All Local Post Offices in China
国外发行	中国国际图书贸易总公司 地址:北京 399 信箱 邮政编码:100044	Foreign	China International Book Trading Corporation Add: P.O.Box 399 Beijing 100044, China
广告经营 许可证	京海工商广字第 8013 号		



ISSN 1000-0933
CN 11-2031/Q

国内外公开发行

国内邮发代号 82-7

国外发行代号 M670

定价 90.00 元