

引用格式:杜欣,黄晓霞,李红杏,等.基于投影寻踪学习网络算法的植物群落高分遥感分类研究[J].地球信息科学学报,2016,18(1):124-132.
[Du X, Huang X X, Li H G, *et al.* 2016. Research on classification of plant community using projection pursuit learning network algorithm on high resolution remote sensing images. Journal of Geo-information Science, 18(1):124-132.] DOI:10.3724/SP.J.1047.2016.00124

基于投影寻踪学习网络算法的植物群落高分遥感分类研究

杜欣¹,黄晓霞^{1*},李红杏¹,沈利强²

1. 中国科学院遥感与数字地球研究所,北京 100101; 2. 深圳规划国土发展研究中心,深圳 518040

Research on Classification of Plant Community Using Projection Pursuit Learning Network Algorithm on High Resolution Remote Sensing Images

DU Xin¹, HUANG Xiaoxia^{1*}, LI Hongga¹ and SHEN Liqiang²

1. Institute of Remote Sensing and Digital Earth of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China;

2. Planning and Land Development Research Center of Shenzhen Shenzhen 518040, China

Abstract: Plant community is a significant content in the ecosystem. Traditional investigation method for plant community is mainly based on statistical sampling, which is limited by the data acquisition from complex terrain areas. In contrast, high-resolution remote sensing technique provides a convenient way to quickly access data in a large area. To overcome the shortcomings derived from the high dimensional features, which is caused by related data increasing, we choose the algorithm of projection pursuit learning network (PPLN) along with field samples of typical plant communities to realize a fast classification on the vegetation in the east of Shenzhen. Then, in the experiment, the spectral and texture information extracted from Pléiades images, and the terrain interpolated from topographic map are selected and used to build high dimensional features, which is crucial to the vegetation classification using remote sensing images. The learning network for projection pursuit is applied to discriminating the typical communities in both plantation and natural secondary forest in the study area. Compared with Maximum-likelihood classification (MLC) and Support Vector Machine (SVM), PPLN can achieve more accurate results for plant community classification. As a conclusion, the plant community classification with PPLN meets the requirements of the investigation project, achieves the quick updating of some basic information related to forest resources, and looks forward to involve in some other ecological research as well.

Key words: projection pursuit; learning network; high resolution remote sensing; plant community classification

***Corresponding author:** HUANG Xiaoxia, E-mail: hxx@irsa.ac.cn

摘要: 传统的植物群落调查方法主要是野外样地调查和抽样统计,其对于地形复杂的区域难以做到对数据的全面调查;将遥感技术应用于植物群落调查,可实现数据的全面获取,以及对植物群落的快速分类。在深圳市植物群落野外样地调查的基础上,本文应用高分辨率Pléiades影像,结合光谱、地形及纹理信息,采用投影寻踪学习网络的方法,实现了深圳市东部地区植物分类。在实验中,选取人工林和次生林中典型群落样本,将投影寻踪与学习网络算法结合应用于植被分类,通过分类结果与经典监督分类方法比较表明,该算法应用于植物群落分类是可行的;并且该算法分类精度高,更新速度快,能满足深圳市重点项目基本生态控制线专项调查的要求。

关键词: 投影寻踪;学习网络;高分辨率遥感影像;植物群落分类

收稿日期 2015-01-16;修回日期:2015-03-06.

基金项目 深圳市基本生态控制线专项调查;深圳市2012年测绘地籍工程计划项目([2012]0365)。

作者简介 杜欣(1989-),女,硕士生,研究方向为生态遥感应用。E-mail: duxin-1321@163.com

*通讯作者 黄晓霞(1970-),女,博士,研究员,研究方向为非再生资源遥感应用。E-mail: hxx@irsa.ac.cn

1 引言

植物群落(Plant Community)在特定空间和时间范围内,有一定的植物种类组成、外貌及结构与环境形成的相互关系,并具有特定功能的植物集合体。传统的植物群落调查方法是对野外样地和抽样统计,进行大规模树种分类和量测,这种以个体来推断总体的传统方式已很难满足野外全面调查精度要求。高空间分辨率遥感影像地物几何结构和纹理信息明显,便于认知地物目标的属性特征^[1],在提取地面信息、植被信息等方面,具有较强的识别能力,可提供更多有效的空间数据信息^[2],实现高空间分辨率遥感影像植物群落的识别研究。

目前高分辨率遥感影像主要应用于植物覆被变化、群落构成及生态因子的估测^[3-8],以及不同种类植被的信息提取或分类研究^[9-16]。国内外相关研究主要集中在传统图像特定群系群落识别分类方面,在分类算法上需有效整合光谱、纹理,以及地理背景信息的综合分析。

2005年,深圳市率先划定了基本生态控制线,为生态资源的保护,城市格局的优化,起到了关键作用。深圳市以亚热带植被覆被为主,森林类型复杂,受城市发展的影响,破碎度高,导致实地调查工作量加大。建市以来通过野外调查,完成梧桐山、银湖山、凤凰山等森林公园中部分区域群系群落调查制图,由于群落调查复杂,大部分区域还是空白。本文利用高分辨率遥感影像,结合野外样地进行生态线内典型植物群落分类,解决基本生态控制线分级、分类管理的基础生态数据不完善等问题。

投影寻踪是融合统计学、应用数学和计算机技术的新算法^[17]。该方法可将高维数据投影到低维子空间上,寻找反映原高维数据的结构或特征的投影,进而达到研究和分析高维数据的目的。近年来,许多学者^[18-22]在研究中广泛使用高分辨率影像,而投影寻踪理论算法给海量遥感影像数据处理带来新的革命。自20世纪90年代以来,投影寻踪方法实现了光谱分析^[23]、地物分类^[24-25]、特征提取^[26-27]、目标检测^[28]、相关生态因子提取^[29-30]等多方面应用,取得较好的研究成果。本文以群落野外样地调查数据及高空间分辨率遥感影像为基础,运用投影寻踪学习网络算法,进行深圳市东部地区典型植物群落分类研究,实现了生态数据的快速更新,为森林资源、城市规划和生态安全评价提供决策。

2 研究区与数据

本文以深圳市东部地区生态控制线内作为主要研究区域,东部片区主要包括罗湖区、盐田区、龙岗区(坪山新区、大鹏新区)等区域。深圳市陆域位于东经113°46'~114°37',北纬22°27'~22°52'。该地区地带性原生植被以南亚热带季风常绿阔叶林和热带季雨林为主,林地包括人工林地和天然林地2大类型。人工林主要为深圳早期林业发展过程中,残留下来的多个人工经济林(桉树林、相思林,以及更早期的马尾松林、杉木林),在得到保护后,经过自然演替而形成的植被,简单分为相思类群落、桉树类群落、马尾松类群落、杉木类群落,以及少量混杂生长在一起的组合类群落。此外,还有部分荷木类群落组成的防火林地。天然林地主要为天然的次生南亚热带常绿阔叶林,集中在东部区域的局部山地保存有较为完好的原生植被。其包括7个亚型:沟谷常绿阔叶林地、低地常绿阔叶林地、低山常绿阔叶林地、山地常绿阔叶林地、山顶常绿灌木林地、红树林地和次生灌草丛地。园地分为果园地、茶园地和其他组合。其中,果园地基本生态控制线内主要以荔枝林为主,兼有少量的龙眼林、柑橘林等。

(1) 数据来源

采用法国Astrium GEO-Information Services经营的2个星座型双子星Pléiades 1A/1B遥感数据作为主要信息源,包含全色和多光谱(B、G、R、NIR)模式,波段信息如表1所示,其中,数据的全色影像分辨率为0.5 m,多光谱影像分辨率为2 m,幅宽为20 km,卫星重访周期1-3 d。实验中影像获取时间为2012年11月7日,覆盖深圳全境(图1)。

(2) 数据预处理

对原始影像做辐射定标、几何纠正、影像融合等处理,转换为深圳市独立坐标系,便于样本特征的选取及判读。其中,辐射定标处理是依据卫星数据参数做了辐射值的增益及偏移计算,几何纠正则

表1 Pléiades数据波段信息

Tab. 1 Bands information of Pléiades data

光谱类型	波段范围(nm)	分辨率(m)
全色(Pan)	480 ~ 830	0.5
蓝(B)	430 ~ 550	2
绿(G)	490 ~ 610	2
红(R)	600 ~ 720	2
近红外(NIR)	750 ~ 950	2

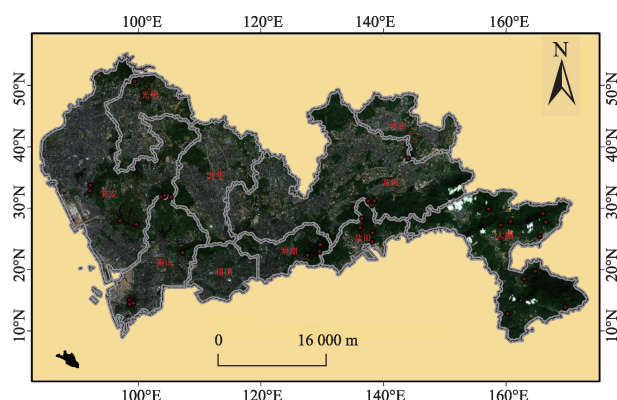


图1 野外采集样本点分布图

Fig. 1 Distribution of collected sample points in the field

采用深圳二等平面控制点完成处理,精纠正和影像匹配精度均优于0.2 m。

(3) 群落野外样方调查

野外样地调查数据信息见表2。实测样方共98个,参考“生态环境状况评价技术规范(试行)”(HJ/T 192-2006)要求,植被生态信息调查的基本单元为小班林地,小班林地在亚热带区域样方面积在800~

1000 m²,本实验采用800 m²样方,分布如图1所示。

3 投影寻踪学习网络算法的植物群落分类

投影寻踪的基本思想源于人们对低维空间几何图形的直观理解。它包含2方面的含义:(1)投影(Projection),将高维空间中的数据投影到低维空间;(2)寻踪(Pursuit),利用低维空间投影数据的几何分布形态,发现人们感兴趣的数据内在特征和相应的投影方向。按照具体问题的要求,需要事先确定一种能衡量投影是否有意义的指标,称为投影指标。投影寻踪算法能满足非正态高维数据分析的需求,较好地排除与结构无关变量或噪声的影响,具有较好的稳健性。

投影寻踪学习网络(PPLN)是投影寻踪回归方法和人工神经网络相结合构成的一种新型网络,它实质上是一类径向基函数网络。1992年,Jones^[31]首次提出投影寻踪学习网络的概念,1994年Hwang等^[32]

表2 样方物种信息示例表

Tab. 2 Example list of the sample species information

序号	群落名称	生态系统类型	种名	多度	频度	相对多度(%)	相对频度(%)	显著度(%)	重要值
64	台湾相思	人工林	台湾相思	481	9	83.8	25	91.6	200.4
			野牡丹	55	7	9.58	19.44	3.9	32.92
			鸭脚木	7	5	1.22	13.89	2.32	17.42
			桃金娘	6	4	1.05	11.11	0.21	12.37
			银柴	12	3	2.09	8.33	1.19	11.62
			梅叶冬青	3	3	0.52	8.33	0.2	9.05
			梾子	4	2	0.7	5.56	0.11	6.36
			变叶榕	3	2	0.52	5.56	0.14	6.22

将投影寻踪学习网络应用于非线性函数的逼近和函数的平滑。

投影寻踪学习网络(图2)可视为一般化的具有一个隐藏层的sigmoid非线性函数的前馈神经网络,一种更广泛意义上的网络回归模型。非参数PPLN应用时有一定的局限性,因此,参数神经元函数为主的PPLN模型依然是主要发展方向。

PPLN的前馈近似公式表示为式(1):

$$\hat{y}_i = \sum_{k=1}^m \beta_{ik} f_k \left(\sum_{j=1}^p \alpha_{kj} x_j \right) = \sum_{k=1}^m \beta_{ik} f_k (\alpha_k^T X) \quad (1)$$

式中: β_{ik} 为投影权重; f_k 为一个特定形式的未知光

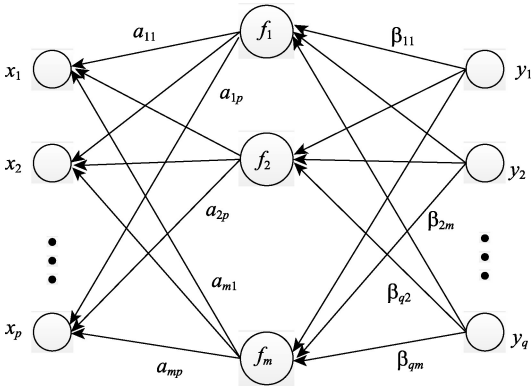


图2 投影寻踪学习网络示意图

Fig. 2 Sketch map of the project pursuit learning network

滑激活函数(如 Hermit 多项式); α_{ij} 为投影方向。这3组参数通过训练网络使均方误差损耗函数达到最小来确定。

$$L_2 = \sum_{i=1}^q \omega_i E(y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (2)$$

式中: ω_i 表示每个输出均方误差对总损耗的相应贡献。

PPLN 中传统训练算法每次训练一个隐含层单元, 而 BP 神经网络一次训练所有的隐含层神经元。相应于第 k 隐含层神经元的算法描述如下:

(1) 对 α_k 、 f_k 、 β_{ik} 赋初值;

(2) 用高斯牛顿优化算法来估计 $\hat{\alpha}_k = \alpha_k + \Delta$, 其中, Δ 通过式(3)计算;

$$\sum_{i=1}^q \omega_i E \left[\left(\frac{\partial^2 u_i}{\partial \alpha_k^2} \right)^T u_i + \left(\frac{\partial u_i}{\partial \alpha_k} \right)^T \left(\frac{\partial u_i}{\partial \alpha_k} \right) \right] \Delta = - \sum_{i=1}^q \omega_i E \left[\left(\frac{\partial u_i}{\partial \alpha_k} \right)^T u_i \right] \quad (3)$$

其中, $\frac{\partial u_i}{\partial \alpha_k} = -\beta_{ik} f'_k(\alpha_k^T X) X$, $\frac{\partial^2 u_i}{\partial \alpha_k^2} = -\beta_{ik} X^T f''_k(\alpha_k^T X) X$

设 $R_{i(k)} = y_i - \sum_{l \neq k} \beta_{il} g_l(\alpha_l^T X)$, 则, $u_i = R_{i(k)} - \beta_{ik} g_k(\alpha_k^T X)$ 。

(3) 已知 α_k , 依据平滑曲线最佳匹配散点图 ($z_{kl}, \hat{f}_k(z_{kl})$) 估计 f_k , 其中 $z_{kl} = \alpha_k^T X_l$;

$$\hat{f}_k(\alpha_k^T X_l) = \frac{\sum_{i=1}^q \omega_i \beta_{ik} R_{li(k)}}{\sum_{i=1}^q \omega_i \beta_{ik}^2} \quad (4)$$

本文用标准正交化 Hermit 多项式逼近隐层激活函数 f_k , 使其能更快更准确地求导计算, 并在计算回归函数值时获得更平滑的插值。

(4) 重复(2)、(3)步进行几次迭代;

(5) 利用最新的 f_k 和 α_k 估计 β_{ik} ;

$$\hat{\beta}_{ik} = \frac{E[R_{i(k)} f_k(\alpha_k^T X)]}{E[f_k(\alpha_k^T X)]^2}, \quad i = 1, 2, \dots, q \quad (5)$$

(6) 考虑到 β_{ik} 、 α_k 和 f_k 结合第 k 神经元, 重复

(2)–(5)步直到误差 $\frac{|L_2^{(new)} - L_2^{(old)}|}{L_2^{(old)}}$ 小于给定阈值。

本文采用线性最小二乘法 (Linear LS) 估计输出权重, 一维数据平滑函数估计中间层非线性激活函数, 高斯牛顿 (Gauss-Newton) 非线性最小二乘法估计输入层权重, 步骤如下:

(1) 训练样本各维度的归一化处理。设定各维

度的样本集为 $\{x_{ij} | i = 1, 2, \dots, N; j = 1, 2, \dots, p\}$, 其中, x_{ij} 为第 i 个样本的第 j 维对应的特征值, N 、 p 分别代表了训练样本个数和特征值数目。为了较好地统一各特征值的变化范围, 采用(6)式进行归一化处理:

$$x_{ij}^* = \frac{\text{Var}}{x_j^*} \times x_{ij} \quad (6)$$

式中: Var 为模型初始设定的值, 本文中设定为 0.5。

$$x_j^* = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (x_{ij} - \bar{x}_j)^2}{N}} \quad (7)$$

式中: \bar{x}_j 为所有样本每一类特征值的平均值;

(2) 构造投影指标函数。利用生长函数训练每一层隐层神经元的多个节点进行计算, 寻找到每一层的 β_i , 本文经过多次试验, 得到节点数为 8, 分类效果较好, 设置最小节点数为 6, 最大节点数为 12;

(3) 优化投影指标函数。采用递归迭代方法寻求最佳投影, 将初始方向设定为 x_j^* , 然后利用 Hermit 七次多项式进行计算, 获得残差最小的方向, 即认为是最佳投影方向;

(4) 由步骤(3)求得的最佳投影方向 α 代入投影指标函数中, 计算各样本的投影值。

维度号 1–4 分别对应了 Pléiades 多光谱波段的辐射率数据, 由于数据的光谱波段数有限, 在研究中单纯依靠光谱数据较难实现光谱特征相似的植物群落分类, 因此, 根据式(8)将样本点作像元比值运算, 得到不同波段辐射率之间的比值(维度号 5–10), 进而增强地物波谱特征间的微小差异, 抑制亮度差异、地形或大气选择性吸收的影响, 突出不同植物群落间的波谱差异。

$$R_i = [B_K / B_L], \quad K < L, \quad K, L = 1, 2, 3, 4 \quad (8)$$

式中: B_K 、 B_L 代表遥感影像对应的波段; R_i 代表不同的波段比值参数。

归一化植被指数 (Normalized Difference Vegetation Index, NDVI) 是目前在植被相关研究中被广泛应用的植被指数, 计算简单且可反映出植物冠层的背景影响, 因此, 本文用公式 ($NDVI = \frac{B_{NIR} - B_R}{B_{NIR} + B_R}$) 获得 NDVI 影像图, 其中, B_R 和 B_{NIR} 分别代表高分辨率影像辐射定标后的红波段和近红外波段辐射值。将 NDVI (维度号 11) 作为输入特征, 反映出不同植被覆被之间的差异性。

不同高程范围存在的植物群落有差异, 坡度、

坡向决定了植被的受光照强度,对于植物群落的分布有一定的影响。研究区以丘陵地为主,加入高程、坡度(维度号12-13)作为特征变量。

纹理反映了影像的灰度统计信息、地物本身的结构特征和地物空间排列的关系。高空间分辨率遥感影像的纹理较清晰,可反映更多的地表信息。不同植物群落以不同的纹理特征呈现,在分类过程中加入一定的纹理特征有助于提高影像的分类精度。

灰度共生矩阵(GLCM)是一种常用的纹理特征提取方法,能较好地反映纹理灰度级相关性的规律,以及图像灰度关于方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息,是分析图像局部模式结构及排列规则的基础,辅助遥感影像纹理分类。本文利用GLCM方法生成区域范围内的纹理图像,利用多个纹理量从多个侧面描述不同植物群落的纹理特征,对比各波段纹理特征,最终挑选了植被纹理信息相对丰富的部分波段的均值、相关性及熵等信息(维度号14-18)。

利用PPLN算法,分别利用不同维度的输入变量,在深圳市不同位置选取样区进行实验,结果表明,仅利用原始影像多光谱4个波段,植物群落分类总体精度低于60.0%;加入波段比值变量后,总体分类精度可达60.0%,但有部分植物群落(如浙江润楠)分类精度,仍仅有40.0%,加入NDVI及地形信息变量,总体分类精度达65.5%~70.0%,增加纹理

信息变量后,总体精度优于70.0%,因此,本文将包含光谱、地形及纹理等18维信息(表3),作为算法中投影的不同特征,即输入变量、输出变量为类别值。其中,多光谱波段变量利用深圳二等平面控制点进行坐标精校正、辐射校正等预处理后,生成分辨率为2.0 m的蓝、绿、红和近红外4个波段反射率数据;波段比值、NDVI及纹理信息均由此数据派生;以深圳市规划发展中心提供的1:10 000地形数据为基础,插值生成2.0 m分辨率的高程及坡度数据。

4 植物群落高分遥感分类结果及分析

分类结果表明,在试验区内人工林、自然林各占一半,面积分别为268 km²和258 km²。人工林以相思类群落和桉树类群落,以及二者混合类群落为主,比例分别为36%、18%及44%。自然林以浙江润楠类群落(比例为47%)为主,其次是鸭脚木类群落(比例为25%)、藜蒴类群落、降真香类等。

为了验证算法的精度,本文选择有代表性的浙江润楠-鸭脚木群落(*Comm.Machiluschekiangensis-Schefflera octophylla*)和相思林群落(*Comm. Acacia*)样本点各100个作为算法的验证样本,分别采用最大似然法、支持向量机(Support Vector Machine,

表3 输入变量列表
Tab. 3 List of input variables

维度序号	输入变量	表达信息	维度序号	输入变量	表达信息
1	B1	蓝波段	10	R6	B3/B4
2	B2	绿波段	11	NDVI	植被指数
3	B3	红波段	12	Elevation	高程
4	B4	近红外波段	13	Slope	坡度
5	R1	B1/B2	14	Mean(B3)	红波段均值
6	R2	B1/B3	15	Correlation(B3)	红波段相关性
7	R3	B1/B4	16	Mean(B4)	近红外波段均值
8	R4	B2/B3	17	Correlation(B4)	近红外波段相关性
9	R5	B2/B4	18	Entropy(B4)	近红外波段熵

SVM)算法及PPLN算法对样本点进行分类,对比几种算法的分类精度。

利用样本点进行植物群落实验区分类总体精度见表4。

从样本点分类的整体精度上看,将投影寻踪学习网络算法,应用于深圳市东部地区典型植物群落分类具有可行性,2种典型群落的分类精度投影寻踪算法,均高于其他2种较为经典的分类方法,且总

表4 各方法分类结果精度对比表
Tab. 4 Comparison of classification accuracies among several methods

分类方法	类别			
	相思群落	分类精度(%)	浙江润楠-鸭脚木群落	分类精度(%)
最大似然法	91	91	70	70
SVM算法	90	90	70	70
PPLN算法	93	93	73	73

体精度基本达到分类算法所需精度,特别是相思群落的分类精度PPLN算法,高于其他2种分类方法,且达到了93%的水平。其中,相思群落的分类精度明显高于浙江润楠-鸭脚木群落,分析其原因:(1)相思群落较浙江润楠-鸭脚木群落,群落组成较为单一,相思群落中的马占相思、台湾相思从影像上表现出的光谱、纹理信息等相对一致,在人工选择训练样本和测试样本时受干扰因素较小;(2)浙江润楠-鸭脚木群落作为自然生长的群落,纹理比较复杂多样,且分布上较为零散,同时,自然生长的林地下部容易受到其他灌木、草本等因素的影响。

在深圳市东部地区的东南部大鹏湾地区(A测试区,图3(a))和北部清林泾地区(B测试区,图3(b))分别选取2块包含有不同群落类型的区域进行算法验证。以实测数据点的信息为检验样本,A区

域包含人工林—相思林群落(*Comm. Acacia*)、天然林—浙江润楠群落(*Comm. Machilus chekiangensis*)和鸭脚木群落(*Comm. Schefflera octophylla*),B区域包含桉树林群落(*Comm. Eucalyptus*)、相思林群落(*Comm. Acacia*)及荔枝林, A、B区域实地调查分类结果如图4(a)、图5(a)所示, A、B区域运用3种方法进行分类,结果分别如图4(b)–(d)、图5(b)–(d)所示,精度评价如表5、6所示。

从分类精度评价表中看出,试验区利用PPLN算法分类的整体精度均在75.0%以上,较最大似然方法,在单独的类别精度和总体精度上都更高,与SVM算法比较,在大部分群落分类精度都更好;从各种算法的kappa系数观察,PPLN算法的精度较好且结果更优。

在分类过程中某些类别精度不太高,原因包

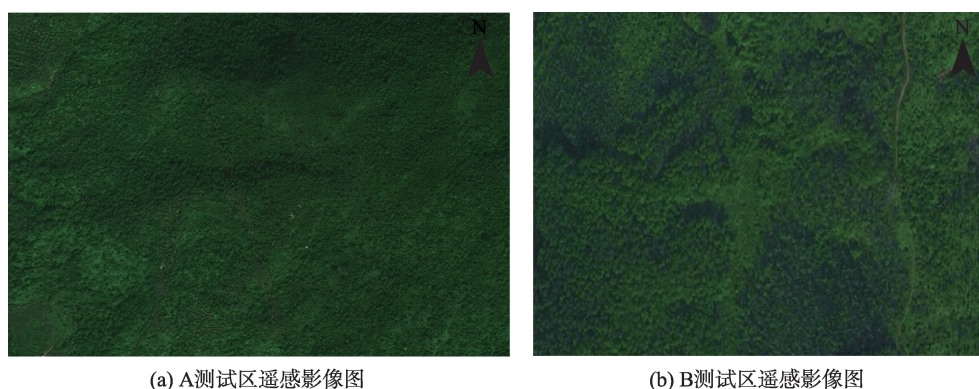


图3 2个测试区遥感影像图

Fig. 3 Remote sensing images of two test regions

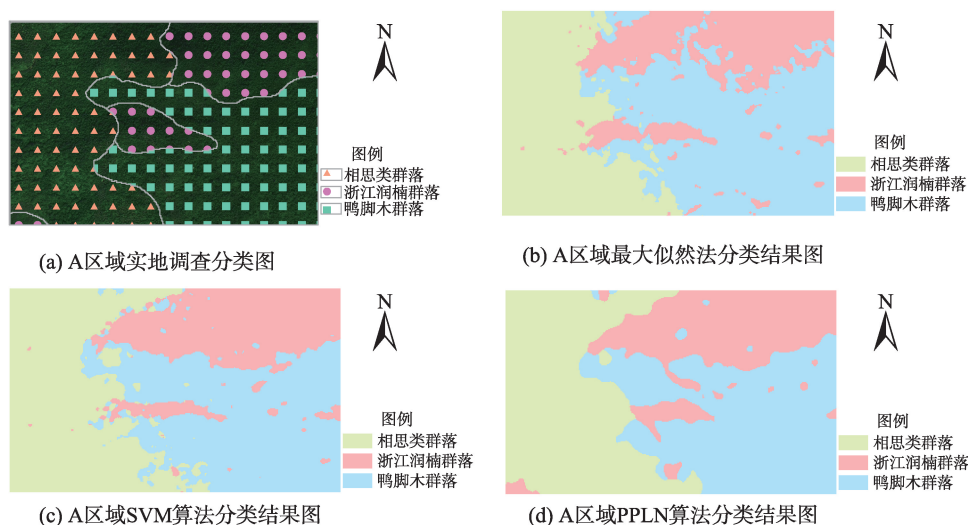


图4 A区域实地调查分类图及3种方法分类结果

Fig. 4 Investigation classification map and classification result with three methods for region A

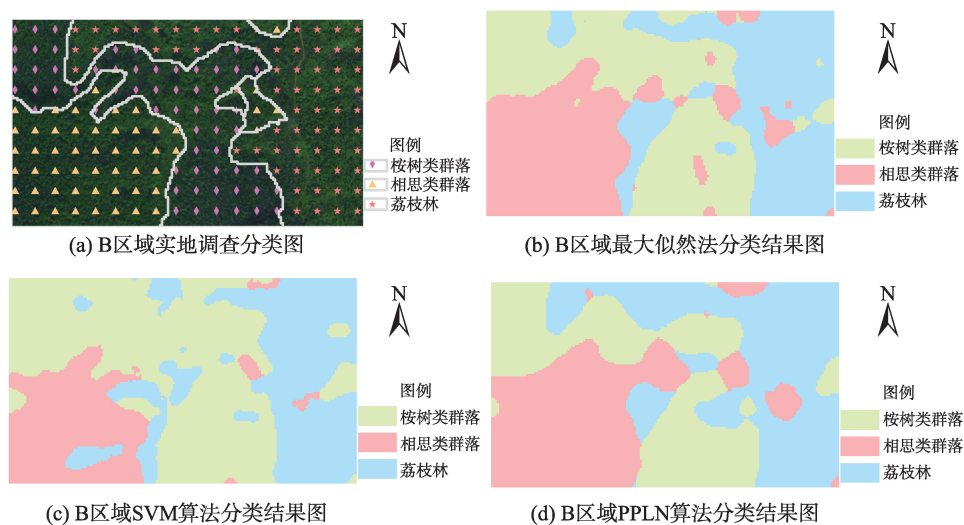


图 5 B 区域实地调查分类图及 3 种方法分类结果

Fig. 5 Investigation classification map and classification result with three methods for region B

表 5 A 区域分类精度评价表

Tab. 5 Assessment list of region A's classification accuracy

分类方法	类别	生产者精度(%)	用户精度(%)	总体精度(%)	Kappa 系数
最大似然法	相思林群落	76.01	89.30	70.0	0.64
	浙江润楠群落	63.89	59.83		
	鸭脚木群落	80.66	76.40		
SVM 算法	相思林群落	80.04	84.37	78.0	0.68
	浙江润楠群落	67.15	73.22		
	鸭脚木群落	83.01	75.42		
PPLN 算法	相思林群落	80.01	87.49	80.6	0.70
	浙江润楠群落	75.24	68.15		
	鸭脚木群落	82.83	82.06		

表 6 B 区域分类精度评价表

Tab. 6 Assessment list of region B's classification accuracy

分类方法	类别	生产者精度(%)	用户精度(%)	总体精度(%)	Kappa 系数
最大似然法	桉树林群落	78.87	65.62	72.0	0.61
	相思林群落	76.98	75.24		
	荔枝林	67.12	82.30		
SVM 算法	桉树林群落	62.41	91.03	73.7	0.60
	相思林群落	83.41	62.72		
	荔枝林	77.43	67.92		
PPLN 算法	桉树林群落	80.05	80.64	80.7	0.71
	相思林群落	83.31	74.95		
	荔枝林	79.16	86.14		

括:(1)试验区中同一群落区域中树种分布和稀疏程度不同,以及有碎块式的裸露地表存在,造成光谱和纹理差异,在一定程度上影响了最终的分类精度;(2)很多群落的优势建群种不明显,树种组成出现逐渐过渡现象,难于区分群落边界;(3)检测时依

照的是实地调查分类结果,以小区域为基础进行群落划分,而利用算法进行影像分类时,以像元为基础进行划分,导致精度验证时有一定的误差出现。
分类的结果图及验证的精度说明,利用投影寻踪算法能有效区分深圳主要群落类型,精度高于

70.0%, 优于最大似然法和SVM分类, 能满足深圳市生态控制线内生态调查典型群落划分需求。

5 结论

在深圳市生态控制线内生态调查项目支持下, 本文提出的基于投影寻踪学习网络算法的植物群落分类方法, 对投影寻踪算法优化, 加快投影指标的选择, 实现投影的全局优化, 提高部分群落的分类精度, 并使其在细节上具有更好的提取效果。通过实地调查数据与遥感影像数据的结合, 验证了算法的可行性, 实现了高分辨率遥感影像典型植物群落的快速分类。算法在群落分类中得到验证, 扩展了投影寻踪算法的应用范围。该方法已应用于深圳市基本生态控制线专项调查项目中, 实现了深圳市的人工林和天然林典型群落样本的分类。由于受影像噪声, 及植被稀疏分布的影响, 分类中细碎图斑过多, 在未来研究中, 可考虑将投影寻踪算法扩展、优化, 与面向对象分割相结合, 自动去除小于群落最小面积细碎图斑, 提高群落分类效率, 优化群落分类效果。

参考文献(References):

- [1] 陈君颖, 田庆久. 高分辨率遥感植被分类研究[J]. 遥感学报, 2007, 11(2): 221-227. [Chen J Y, Tian Q J. Vegetation classification based on high-resolution satellite image [J]. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(2): 221-227.]
- [2] 陈志勇. 基于高分辨率遥感影像的城市土地覆被变化分析研究[D]. 兰州: 兰州交通大学, 2013. [Chen Z Y. City land cover change analysis with high resolution remote sensing images[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiaotong University, 2013.]
- [3] Dabrowska-Zielinska K, Gruszczynska M, Lewinski S, *et al.* Application of remote and in situ information to the management of wetlands in Poland[J]. Journal of Environmental Management, 2009, 90(7): 2261-2269.
- [4] 刘瑜, 韩震, 柴勋. 基于遥感的九段沙湿地植被群落动态变化分析[J]. 生态科学, 2009, 28(4): 324-328. [Liu Y, Han Z, Chai X. The dynamic changes analysis of the vegetation community in Jiuduansha tidal flat by using remote sensing[J]. Ecological Science, 2009, 28(4): 324-328.]
- [5] 王莹. 基于遥感的武汉市城市绿地群落三维绿量测算[D]. 武汉: 华中农业大学, 2010. [Wang Y. Three-dimensional green measure and calculate of Wuhan City green community based on RS[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2010.]
- [6] Pan X J, Mannino A, Marshall H G, *et al.* Remote sensing of phytoplankton community composition along the northeast coast of the United States[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(12): 3731-3747.
- [7] Eckert S, Engesser M. Assessing vegetation cover and biomass in restored erosion areas in Iceland using SPOT satellite data[J]. Applied Geography, 2013, 40: 179-190.
- [8] 刘晓双, 黄建文, 鞠洪波. 高空间分辨率遥感森林参数提取探讨[J]. 林业资源管理, 2009(2): 111-117. [Liu X S, Huang J W, Ju H B. Study on extraction of forest parameters by high spatial resolution remote sensing[J]. Forest Resources Management, 2009, 2: 111-117.]
- [9] Cheng Q, Lin B, Ma T. The application of very high resolution satellite image in urban vegetation cover investigation: A case study of Xiamen City[J]. Journal of Geographical Sciences, 2003, 13(3): 265-270.
- [10] 肖海燕, 曾辉, 咎启杰, 等. 基于高光谱数据和专家决策法提取红树林群落类型信息[J]. 遥感学报, 2007, 11(4): 531-537. [Xiao H Y, Zeng H, Zan Q J, *et al.* Decision tree model in extraction of mangrove community information using hyperspectral image data[J]. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(4): 531-537.]
- [11] 程晋昕, 余凌翔, 鲁韦坤. 基于高分辨率遥感影像的滇池湖滨湿地植被类型监测[J]. 云南地理环境研究, 2013, 25(6): 1-7. [Cheng J X, Yu L X, Lu W K. Vegetation Types Monitoring of Dianchi Lakeside Wetland Based on High-spatial Resolution Remote Sensing Imagery[J]. Yunnan Geographic Environment Research, 2013, 25(6): 1-7.]
- [12] 邹扬庆. 基于3S技术的中梁山植被演替识别与演替规律研究[D]. 重庆: 西南大学, 2014. [Zou Y Q. The research of vegetation succession recognition and succession law based on 3S technology in Zhongliang Mount [D]. Chongqing: Southwest University, 2014.]
- [13] 康峻, 侯学会, 牛铮, 等. 基于拟合物候参数的植被遥感决策树分类[J]. 农业工程学报, 2014, 30(9): 148-156. [Kang J, Hou X H, Niu Z, *et al.* Decision tree classification based on fitted phenology parameters from remotely sensed vegetation data[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(9): 148-156.]
- [14] 李俊祥, 达良俊, 王玉洁, 等. 基于NOAA-AVHRR数据的中国东部地区植被遥感分类研究[J]. 植物生态学报, 2005(3): 336-343. [Li J X, Da L J, Wang Y J, *et al.* Vegetation Classification of East China Using Multi-temporal NOAA-AVHRR Data[J]. Acta Phytocologica Sinica, 2005(3): 336-343.]
- [15] 李芝喜, 李红沓. 热带雨林保护的数字信息技术[M]. 昆明: 云南大学出版社, 2003. [Li Z X, Li H G. Digital In-

- formation Technology of Tropical Rain Forest Protection [M]. Kunming: Yunnan University Publishing, 2003.]
- [16] 郭航, 张晓丽. 基于遥感技术的植被分类研究现状与发展趋势 [J]. 世界林业研究, 2007, 20(3): 14-19. [Guo H, Zhang X L. Current status and developing trend in vegetation Classification Based on RS Technology [J]. World Forestry Research, 2007, 20(3): 14-19.]
- [17] 付强, 赵小勇. 投影寻踪模型原理及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2006. [Fu Q, Zhao X Y. Principles and applications of projection pursuit model [M]. Beijing: Science Press, 2006.]
- [18] 付强, 付红, 王立坤. 基于加速遗传算法的投影寻踪模型在水质评价中的应用研究 [J]. 地理科学, 2003, 23(2): 236-239. [Fu Q, Fu H, Wang L K. Study on the PPE model based on RAGA to evaluating the water quality [J]. Scientia Geographica Sinica, 2003, 23(2): 236-239.]
- [19] 倪长健, 王顺久, 崔鹏. 投影寻踪动态聚类模型及其在天然草地分类中的应用 [J]. 安全与环境学报, 2006(5): 68-71. [Ni C J, Wang S J, Cui P. New model for projection pursuit dynamic cluster and its application to classifying natural grasslands [J]. Journal of Safety and Environment, 2006(5): 68-71.]
- [20] 秦伟伟, 王卓琳, 任文隆. 投影寻踪法在生态城市评价中的应用 [J]. 安徽农业科学, 2008, 36(24): 10317-10318. [Qin W W, Wang Z L, Ren W L. Application of the Projection Pursuit Method in the Evaluation of Ecological City [J]. Journal of Anhui Agricultural Science 2008, 36(24): 10317-10318.]
- [21] 梁煜峰, 付建. 投影寻踪法和遗传算法在洪水预报中的应用 [J]. 东北水利水电, 2010, 28(4): 37-40. [Liang Y F, Fu J. Application of Projection Pursuit and Genetic Algorithm in Flood Forecasting [J]. Water Resources & Hydropower of Northeast China, 2010, 28(4): 37-40.]
- [22] 刘海娟. 遗传投影寻踪模型在生态评价中的应用 [D]. 兰州: 兰州大学, 2013. [Liu H J. An application of genetic projection pursuit method on ecological evaluation [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2013.]
- [23] Jimenez, L O, Landgrebe D A. Hyperspectral data analysis and supervised feature reduction via projection pursuit [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1999, 37(6): 2653-2667.
- [24] 田铮, 林伟. 投影寻踪方法与应用 [M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2007. [Tian Z, Lin W. Methods and Applications of Projection Pursuit [M]. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 2007.]
- [25] 严勇, 李清泉, 孙久运. 投影寻踪学习网络的遥感影像分类 [J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2007, 32(10): 876-879. [Yan Y, Li Q Q, Sun J Y. Classification of RS image using projection pursuit learning network [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2007, 32(10): 876-879.]
- [26] Lin W, Tian Z, Wen X B, *et al.* Unsupervised segmentation of the POL-SAR image using similarity parameters in sequential projection pursuit model [C]. 2004 7th International Conference on Signal Processing Proceedings, Vols 1-3, 2004: 769-772.
- [27] 张连蓬, 柳钦火, 刘国林, 等. 多方向投影寻踪与高光谱遥感图像特征提取 [J]. 煤炭学报, 2007, 32(2): 155-158. [Zhang L P, Liu Q H, Liu G L, *et al.* The Multi-directional projection pursuit and the feature extraction of hyperspectral remote sensing image [J]. Journal of China Coal Society, 2007, 32(2): 155-158.]
- [28] 寻丽娜, 方勇华. 基于投影寻踪的高光谱图像目标检测算法 [J]. 光子学报, 2006, 35(10): 1584-1588. [Xun L N, Fang Y H. Target Detection in Hyperspectral Images Using Projection Pursuit [J]. Acta Photonica Sinica, 2006, 35(10): 1584-1588.]
- [29] 高杨, 黄华梅, 吴志峰. 基于投影寻踪的珠江三角洲景观生态安全评价 [J]. 生态学报, 2010, 30(21): 5894-5903. [Gao Y, Huang H M, Wu Z F. Landscape Ecological Security Assessment Based on Projection Pursuit: A case study of nine cities in the Pearl River Delta [J]. Acta Ecologica Sinica, 2010, 30(21): 5894-5903.]
- [30] Gao Y, Wu Z F, Lou Q S, *et al.* Landscape ecological security assessment based on projection pursuit in Pearl River Delta [J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2012, 184(4): 2307-2319.
- [31] Jones L K. A Simple lemma on greedy approximation in Hilbert space and convergence rates for projection pursuit regression and neural network training [J]. The Annals of Statistics, 1992, 20(1): 608-613.
- [32] Hwang J N, Lay S R, Maechler M, *et al.* Regression modeling in back-propagation and projection pursuit learning [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994(5): 342-353.