

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2013.05.045

基于加权支持向量数据描述的遥感图像病害松树识别*

胡根生¹ 张学敏² 梁 栋¹ 黄林生¹

(1. 安徽大学计算智能与信号处理教育部重点实验室, 合肥 230039; 2. 安徽大学电子信息工程学院, 合肥 230601)

摘要: 利用安装在无人机平台上的双光谱相机所获取的可见光和近红外遥感图像,采用改进的加权支持向量数据描述多分类算法,实现病害松树识别。首先根据不同内容信息图像的特点,提取双光谱相机所获取的可见光图像和近红外图像各颜色分量作为相应像素点的颜色特征,再通过提取加窗图像块的灰度共生矩阵得到中心像素点的纹理特征,然后利用权重系数为每类样本分别作加权支持向量数据描述,实现松树状态的多输出分类识别,其中权重系数是通过建立关于训练样本中心距离的权重函数所确定。与传统的人工、航空和卫星遥感识别方法不同,利用无人机平台和双光谱相机获取遥感图像,具有可操作性强、费用低廉等优势。试验结果表明,相比传统的支持向量机和支持向量数据描述算法,改进的加权支持向量数据描述多分类算法更能准确地进行病害松树识别。

关键词: 松材线虫病 遥感图像 状态识别 加权支持向量数据描述 多分类

中图分类号: TP391; S127 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2013)05-0258-06

Infected Pine Recognition in Remote Sensing Images Based on Weighted Support Vector Data Description

Hu Gensheng¹ Zhang Xuemin² Liang Dong¹ Huang Linsheng¹

(1. Key Laboratory of Intelligent Computing and Signal Processing, Ministry of Education, Anhui University, Hefei 230039, China

2. School of Electronics and Information Engineering, Anhui University, Hefei 230601, China)

Abstract: An improved multi-classification algorithm of weighted support vector data description (WSVDD) was applied for the recognition of infected pine by utilizing the visible and near-infrared images acquired by the double spectrum camera fixed on the unmanned aerial vehicle (UAV) platform. Each color component for visible and near-infrared images acquired by the double spectrum camera was extracted as the color feature of the corresponding pixel on the basis of the difference of content information. Then the texture feature of the central pixel was acquired by extracting the gray level co-occurrence matrix of the adding window image block. The weight coefficient was used for the WSVDD of each kind of sample in order to realize the multi-classification and recognition of pine state. Here the weight coefficient was determined by building the weight function on the center distance of the training sample. Compared with the other methods such as manual work, aerial and satellite remote sensing, this method for acquiring the remote sensing image by using the UAV platform and the double spectrum camera was more operable, more low-cost etc. The experiment results showed that the WSVDD multi-classification algorithm could recognize the infected pine more accurately than the traditional methods of support vector machine(SVM) and support vector data description(SVDD).

Key words: Bursaphelenchus xylophilus disease Remote sensing image State recognition Weighted support vector data description Multi-classification

收稿日期: 2012-09-25 修回日期: 2012-12-12
* 国家自然科学基金资助项目(61172127)和安徽省教育厅重点科研计划资助项目(KJ2010A021)
作者简介: 胡根生,副教授,主要从事机器学习、图像处理、模式识别研究,E-mail: hugs2906@sina.com
通讯作者: 梁栋,教授,主要从事图像处理、计算机视觉研究,E-mail: dliang@ahu.edu.cn

引言

中国是世界上人工林面积最大的国家,其中松树约 6 000 万 hm^2 ,占比约 7 成以上。我国也是世界上林业生物灾害损失最严重的国家。由于大部分地区松树集中连片,一旦发生大规模病虫害,后果不堪设想。其中最危险害虫是松材线虫,其传播范围广、传播速度快,2 个月内就会使染病松树发黄枯死,一两年内就会毁灭整个松林,目前累计致死松树 5 亿多株,面积 30 万余 hm^2 ,经济损失过千亿^[1]。对付松材线虫最彻底的办法就是砍掉销毁染病松树。如果染病死树不及时清除,将会危及整个松林,因而实现枯死松树及时精确识别,对保护松林、预防松树病虫害具有重要意义。

传统的松树病虫害监测主要由病虫害专家等通过调查取样的方法判断其病害信息,由于山区坡陡林密,仅靠人工方法很难按时准确地发现染病松树,而且其监测评价受观测者的主观因素影响较大。随着地理信息系统和遥感技术的快速发展,利用各种传感器获得的遥感图像进行地物监测分类已成为一种趋势^[2~3]。利用统计模式识别方法进行遥感图像的分类,常见方法是最大似然法^[4]以及光谱特征法^[5~7]。由于遥感信息的统计分布具有高度复杂性和随机性,当特征空间中类别的分布比较离散而导致不能服从预先假设的分布,或者样本的选取不具有代表性时,最大似然法得到的分类结果往往会偏离实际情况。光谱特征法是利用光谱分析仪分析光谱图像中各类地物信息的光谱特性来区分分类类型。Heikkinen 等利用辐射和反射的光谱信息对树种进行分类,结果表明,在不同的光照条件下,利用多视角信息和 SVM 分类器可以提高分类性能^[8]。Hilker 等利用多角度、高光谱观测数据获取双向反射分布函数 (Bidirectional reflectance distribution function, BRDF),分析了冠层反射率与山松甲虫侵染后的松树状态之间的关系^[9]。但由于光谱特征测量很难找到合适的标准,因此分类误差较大。

受分辨率、卫星运行周期等因素的影响,利用卫星遥感图像发现大面积枯死松树非常有效,但难以按时准确地发现单株染病松树。航拍图像受地理条件、经费等因素制约,也难以推广使用。寻找一种既经济又有效的方式对松树状态进行识别,已成为重要的研究课题。本文以小型无人机为空中飞行平台,以双光谱相机为遥感探测手段,利用改进的加权支持向量数据描述多分类算法,实现病害松树的精确识别。

1 研究区与试验设计

试验所用的无人机为某现役无人机的缩比,上单翼,双垂尾,后置发动机气动布局,在承载 5 kg 有效任务载荷下,续航能力达 1.8 h,最大飞行高度 1 530 m,航线水平重合度达 95% (偏差 5 m),高度稳定性达 94% (偏差 10 m)。无人机平台上所搭载的双光谱相机为可见光相机和近红外相机,滤光片中心波长分别为 450、560、675 和 800 nm,带宽为 20 nm,双光谱相机上还设置了姿态、位置传感器,在控制成像仪曝光的同时,同步记录其姿态、位置等数据。双光谱相机的地面试验选取安徽省合肥市肥东林场,该林场的松树品种主要是马尾松和黑松,通过地面试验,获取了病死松树、健康松树和土壤等其他地物的可见光图像和近红外图像。实地飞行试验的研究区位于安徽省明光市管店林业总厂卞庄林场,距明光市城南 7 km,东经 117°59'20"~118°5'30",北纬 32°39'20"~30°43'40",面积 2 841.13 hm^2 ,东西 25 km,南北宽 15 km。实地飞行试验时间为 2011 年 12 月 26 日,航点高度 400 m,转弯半径 150 m,巡航速度 120 km/h,在获取双光谱图像的同时,同步获取飞行高度、速度、偏向角、俯仰角和 GPS 信息。双光谱相机的地面试验和实地飞行试验得到安徽省林业有害生物防治检疫局、安徽双丰农业高新技术有限责任公司和中国人民解放军陆军军官学院等正在进行课题《无人机在松材线虫病监测调查中的应用研究》的大力支持。

将无人机平台上双光谱相机拍摄的可见光和近红外遥感图像利用获取的姿态、位置信息统一到正射投影,读取 GPS 信息,并进行严格校准。确定分类地物为病死松树 (A 类)、健康松树 (B 类)、其他地物 (C 类) 3 种类型,基于 WSVDD 的病害松树识别的基本步骤如下:

(1) 将地面试验中获取的可见光图像和近红外图像中的 A 类、B 类、C 类地物分别随机提取 3 000 个像素点,其中 500 个用作 WSVDD 训练,另外 2 500 个用作测试。

(2) 分别对 A 类、B 类、C 类像素点进行颜色特征和纹理特征提取,获取样本特征向量。

(3) 分别以 A 类、B 类、C 类训练样本作为目标样本,选用高斯核函数并采用网格搜索法确定相应的参数,进行 WSVDD 训练,建立 3 个基于样本加权的最小包围超球体,即 WSVDD 多分类器。

(4) 将实地飞行试验获取的可见光图像和近红外图像进行颜色特征和纹理特征提取,把提取出的特征向量输入到 WSVDD 多分类器进行决策分类,

完成对病害松树的识别。

将本文的 WSVDD 方法与传统的 SVM^[10] 和 SVDD^[11] 方法进行对比分析。

2 模型和方法

2.1 加权支持向量数据描述多分类算法

SVDD 的思想是试图寻找一个包含所有(或尽可能多)目标样本的最小超球体,并以此作为数据的描述^[12]。由于不同的训练样本对最终的分类模型贡献程度有可能不一样,因此引入权重系数,得到 WSVDD 模型

$$\begin{cases} \min \left(R^2 + C \sum_{i=1}^n s_i \xi_i \right) \\ \text{s. t. } (\varphi(x_i) - c)(\varphi(x_i) - c)^T \leq R^2 + \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中 R ——超球体半径 c ——超球体球心
 s_i ——权重系数 ξ_i ——松弛变量
 C ——惩罚系数
 $\varphi(x)$ ——原始空间到高维特征空间中的映射函数

由于训练样本中的“集中点”与“离群点”对最终分类模型的贡献程度不一样,本文给出一种基于样本中心距离的权重函数确定方法。

样本中心定义为:假设训练样本 $X = \{x_i, i = 1, 2, \cdots, n\}$,则样本中心为 $a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$ 。

中心距离^[13]定义为:对于任一样本点 $x(x \in X)$,其与训练样本 X 的中心距离为 $D(x) = \|x - a\|$ 。

定义权重系数为^[14]

$$s_i = \begin{cases} 1 - \frac{D(x_i) - D_{\min}}{D_{\max} - D_{\min}} & (D_{\min} \leq D(x_i) \leq D_{\text{avr}}) \\ \left(1 - \frac{D(x_i) - D_{\min}}{D_{\max} - D_{\min}}\right)^p + \varepsilon & (D_{\text{avr}} < D(x_i) \leq D_{\max}, p \geq 2, 0 < \varepsilon < 1) \end{cases} \quad (2)$$

式中 D_{avr} ——所有训练样本点的平均中心距离
 p ——正整数

对于输入空间中的样本点 x_i ,其到样本的中心距离为 $D(x_i)$,当 $D_{\min} \leq D(x_i) \leq D_{\text{avr}}$,表示 x_i 属于“较集中区域”,其权重系数随着中心距离的增大而线性减小;当 $D_{\text{avr}} < D(x_i) \leq D_{\max}$,表示 x_i 属于“较离群区域”,其权重系数是中心距离 $D(x_i)$ 的 p 次函数,随着 $D(x_i)$ 的增大而迅速减小,当 $D(x_i)$ 接近于 $D_{\max}$ 时,其权重系数接近于一个非常小的正数,此时的样本点对分类模型的贡献程度非常小,几乎可以忽略不计。

利用 WSVDD 进行多分类时,通常的做法是建

立多个超球体,通过比较测试点到超球体球心的距离来进行决策分类^[15],但是当超球体大小相差很大时,这种决策方法容易出现错误。如图 1 所示,属于 A 类的测试点 x_1 到两超球体球心距离因满足 $D_1 > D_2$ 被错误决策为 B 类。

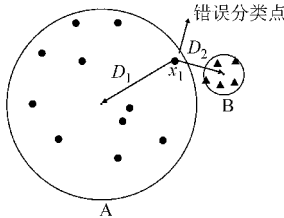


图 1 错误分类示意图

Fig. 1 Schematic diagram of misclassification

为此本文采用基于超球体相对距离的决策方法,基本思想描述如下:

对于训练样本集 $\{(x_i, y_i), i = 1, 2, \cdots, n\}$,其中 $y_i \in \{1, 2, \cdots, M\}$, M 为类别数。

(1) 将训练样本点 x_i 按类别不同划分为 M 类,分别作为 M 类目标样本。

(2) 将该 M 类目标样本分别用 SVDD 分类方法,建立 M 个基于相应目标样本的最小包围超球体。

(3) 给定测试样本点 x ,分别计算其到该 M 个超球体的相对距离

$$d_i = \|\varphi(x) - c_i\|^2 / R_i^2 \quad (i = 1, 2, \cdots, M) \quad (3)$$

式中 c_i ——第 i 个超球体的球心

(4) 比较 d_i 的值,最小值对应的 i 即为测试样本点 x 的类别,即

$$y = \arg \min (d_i) \quad (i = 1, 2, \cdots, M) \quad (4)$$

这种方法概念清晰,效率快,易于实现,但是当所求出的最小包围超球体相交时,处于相交区域的样本有可能会被错误归类,因此分类结果会存在较小的误差。

2.2 图像特征提取

为了准确地描述图像中的内容信息,考虑将图像的颜色特征和纹理特征作为图像像素点的综合特征属性,从而将图像中的内容信息进行分类识别。

由于本文采用的成像设备是一种安装在无人机平台上的微体积、微功耗、成像分辨率高的双光谱相机,可以同时获取地面的可见光图像和近红外图像,为此将近红外图像的近红外分量与可见光图像的红色分量、绿色分量、蓝色分量综合作为图像内容信息描述,构建图像的四维颜色特征向量,并在 $[0, 1]$ 上进行归一化。再利用基于灰度共生矩阵的图像纹理提取方法,提取图像的纹理特征。

灰度共生矩阵是图像灰度变化的二阶统计量,能很好地利用纹理图像中各灰度级的空间依赖关

系,它统计了2个像素点位置的联合概率分布^[16]。

通过将可见光图像灰度化,然后取窗口操作获得像素点的4个方向(0°,45°,90°,135°)灰度共生矩阵,进而计算相关、能量、同质性3种纹理特征统计量的均值及标准差,得到6个旋转不变特性的纹理特征,最终得到十维样本特征向量。

3 结果与分析

图2~9是从实地飞行试验获取的可见光和近红外图像中分别截取的4组400像素×400像素可见光和近红外图像,以及分别利用传统的SVM和SVDD方法、本文的WSVDD方法进行松树状态分类

识别的结果。4组图像中,每组图像中心GPS信息见表1,对应病死松树的地面照片见图10。

从上述4组图像分类结果可以看出,3种方法基本上都能将病害松树林遥感图像中的地物信息进行有效分类。从分类准确率上来说,支持向量数据描述方法比传统的支持向量机方法有一定的提高,采用样本加权的支持向量数据描述多分类方法比样本不加权时也有一定的提高。第1组图像分类结果显示,本文方法能够检测到更多的死松树边缘信息,检测到的土壤信息非常丰富,道路轮廓显得更加分明,另外对大片健康松树识别的抗噪声能力也较强。第2组图像分类结果显示,本文方法对死松树边缘

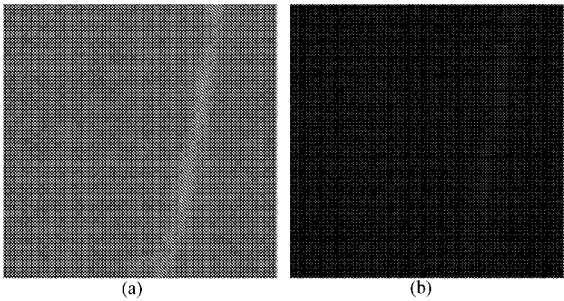


图2 第1组病害松树林遥感图像

Fig.2 Remote sensing images of the first group of infected pine forest

(a) 可见光 (b) 近红外

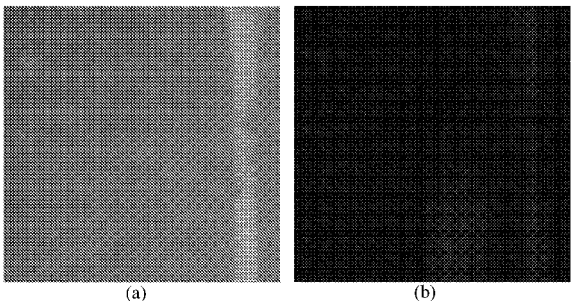


图4 第3组病害松树林遥感图像

Fig.4 Remote sensing images of the third group of infected pine forest

(a) 可见光 (b) 近红外

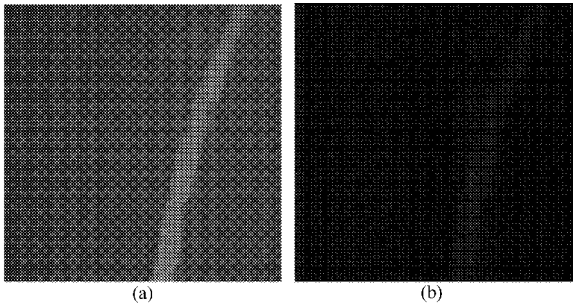


图3 第2组病害松树林遥感图像

Fig.3 Remote sensing images of the second group of infected pine forest

(a) 可见光 (b) 近红外

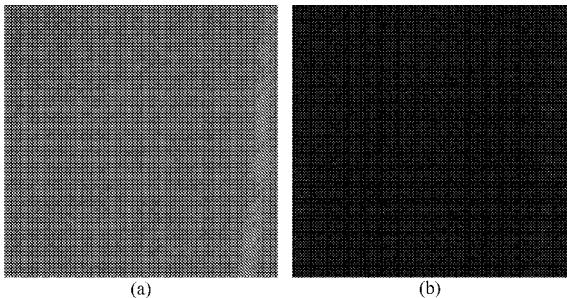


图5 第4组病害松树林遥感图像

Fig.5 Remote sensing images of the fourth group of infected pine forest

(a) 可见光 (b) 近红外

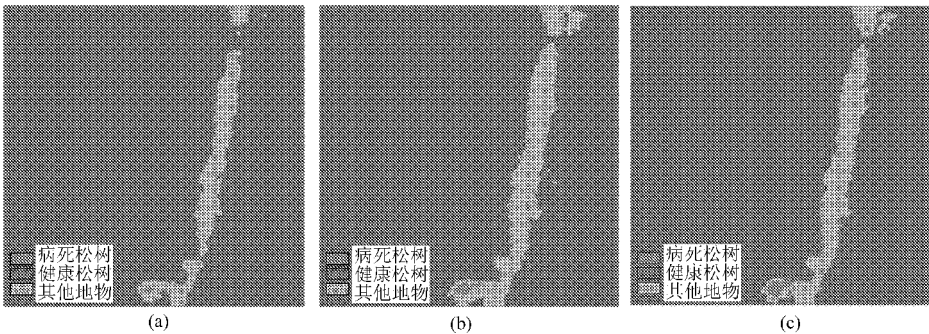


图6 对第1组图像利用不同方法分类的结果

Fig.6 Classification results for the first group of images based on different methods

(a) 支持向量机 (b) 支持向量数据描述 (c) 加权支持向量数据描述

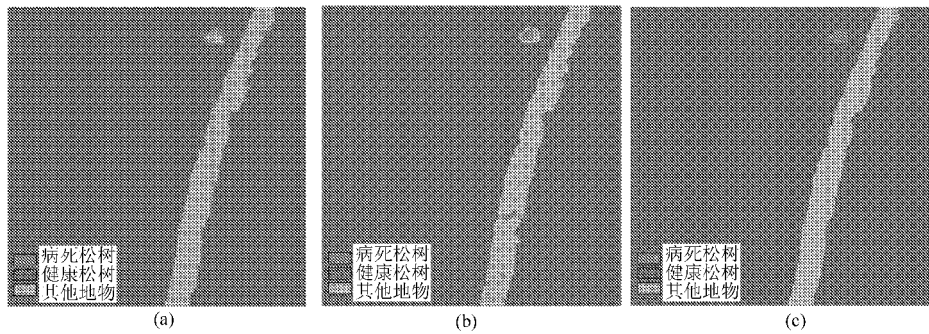


图 7 对第 2 组图像利用不同方法分类的结果

Fig. 7 Classification results for the second group of images based on different methods
(a) 支持向量机 (b) 支持向量数据描述 (c) 加权支持向量数据描述

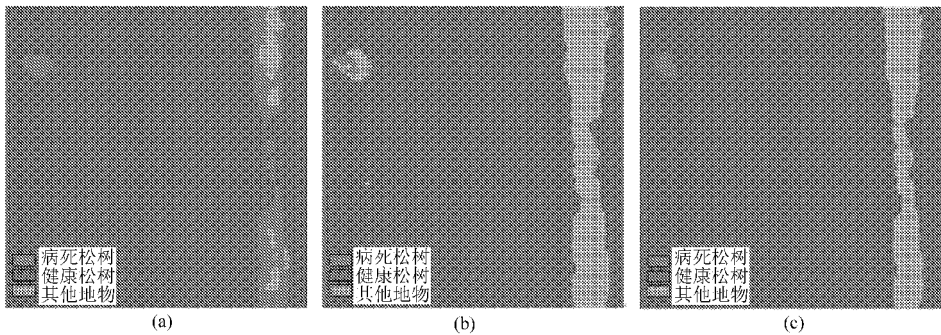


图 8 对第 3 组图像利用不同方法分类的结果

Fig. 8 Classification results for the third group of images based on different methods
(a) 支持向量机 (b) 支持向量数据描述 (c) 加权支持向量数据描述

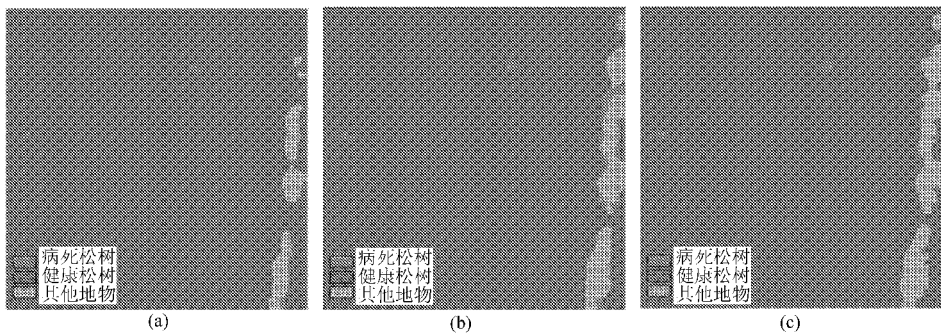


图 9 对第 4 组图像利用不同方法分类的结果

Fig. 9 Classification results for the fourth group of images based on different methods
(a) 支持向量机 (b) 支持向量数据描述 (c) 加权支持向量数据描述

的检测效果最佳,在土壤的检测上,本文方法相比于支持向量机方法略有不足,但是在识别健康松树和死松树的效果上要好得多。第 3 组图像分类结果显示,SVM 方法能够较好地检测图中左上角的死松树边缘信息,但将一部分土壤误分类为死松树,SVDD 方法检测出较多的土壤,但不能有效检测死松树的边缘,本文方法则较好地实现了死松树、健康松树和土壤的分类。第 4 组图像分类结果显示,本文方法更是将图中 SVM 和 SVDD 方法没能检测出的一棵死松树检测出来,见图 9c 和图 10f。因此,上述试验表明,以小型无人机为空中飞行平台,以双光谱相机为遥感探测手段,利用改进的加权支持向量数据描述多分类算法,可以实现病害松树的有效识别。

表 1 每组图像中心 GPS 信息

Tab.1 GPS information of center for each group of images

图像组编号	经度	纬度
1	118°3'52.4"	32°43'18.8"
2	118°3'39.5"	32°43'4.6"
3	118°3'47.2"	32°43'9.7"
4	118°3'56.2"	32°42'55.9"

4 结束语

利用小型无人机搭载双光谱相机,获取研究区域的可见光和近红外遥感图像,并采用一种基于样本加权的 支持向量数据描述多分类方法,通过提取

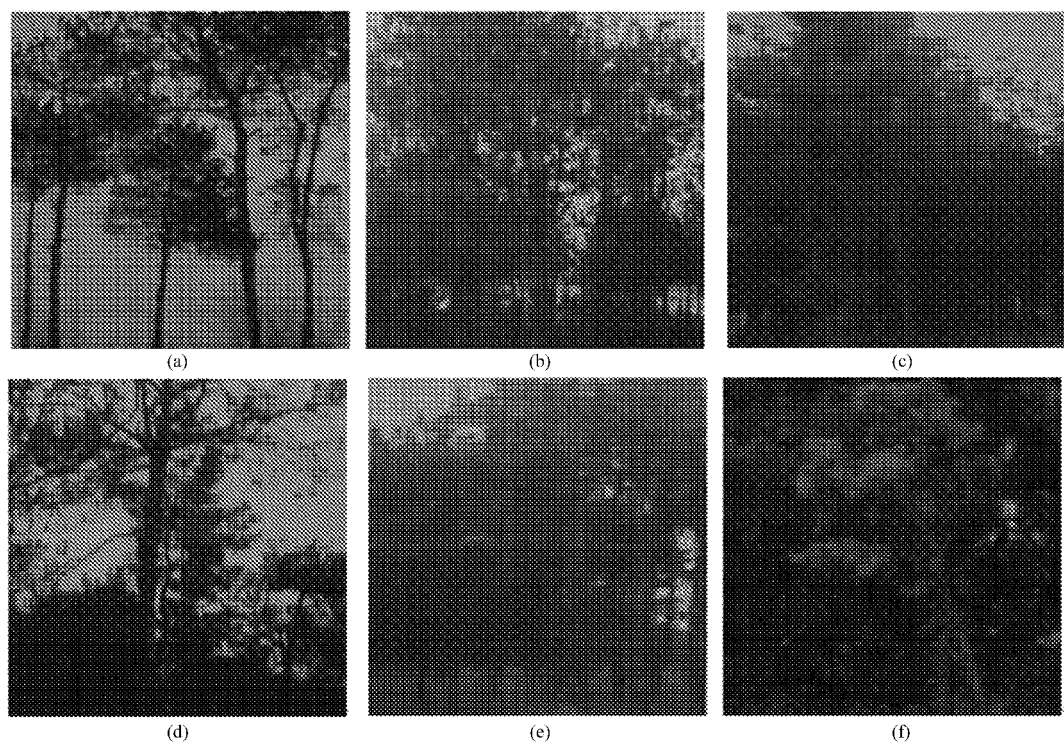


图 10 4 组图像对应病树照片

Fig. 10 Corresponding disease tree photos for four groups of images

(a) 第 1 组 (b) 第 2 组 (c) 第 3 组 (d) 第 4 组(1) (e) 第 4 组(2) (f) 第 4 组(3)

样本点的颜色特征和纹理特征作为特征输入向量,实现病害松树识别。由于 WSVDD 方法根据样本点对分类模型的贡献程度进行加权,该方法能够检测到更多的死松树边缘信息,检测到的道路轮廓更加分明,另外对大片健康松树识别的抗噪声能力也较强。因而利用改进的加权支持向量数据描述多分类算法,可以实现

病害松树的有效识别。进一步的研究内容包括研制满足无人机载荷要求的多光谱相机,提高图像的光谱分辨率,构建性能更优的多分类模型,最终能够对轻、中、重度染病松树和病死松树等不同健康状态的松树以及其他地物进行准确分类,以便为松林管理人员和病虫害防治人员提供及时准确的信息。

参 考 文 献

- 1 潘沧桑. 松材线虫病研究进展[J]. 厦门大学学报:自然科学版, 2011, 50(2): 476~483.
Pan Cangsang. Development of studies on pinewood nematodes diseases[J]. Journal of Xiamen University: Natural Science, 2011, 50(2): 476~483. (in Chinese)
- 2 Camps-Valls G, Shervashidze N, Borgwardt K M. Spatio-spectral remote sensing image classification with graph kernels[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing, 2010, 7(4): 741~745.
- 3 石进, 马盛安, 蒋丽雅, 等. 航空遥感技术监测松材线虫病的应用[J]. 中国森林病虫, 2006, 25(1): 18~20.
Shi Jin, Ma Sheng'an, Jiang Liya, et al. Application of aerial remote sensing technique in monitoring pine wood nomatode disease [J]. Forest Pest and Disease, 2006, 25(1): 18~20. (in Chinese)
- 4 Das S K, Singh R. Performance of Kriging-based soft classification on WiFS/IRS-1D image using ground hyperspectral signatures [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2009, 6(3): 453~457.
- 5 Nidamanuri R R, Zbell B. Normalized spectral similarity score (NS3) as an efficient spectral library searching method for hyperspectral image classification[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2011, 4(1): 226~240.
- 6 徐华潮, 骆有庆, 张廷廷, 等. 松材线虫自然侵染后松树不同感病阶段针叶光谱特征变化[J]. 光谱学与光谱分析, 2011, 31(5): 1352~1356.
Xu Huachao, Luo Youqing, Zhang Tingting, et al. Changes of reflectance spectra of pine needles in different stage after being infected by pine wood nematode[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2011, 31(5): 1352~1356. (in Chinese)
- 7 Meigs G W, Kennedy R E, Cohen W B. A Landsat time series approach to characterize bark beetle and defoliator impacts on tree mortality and surface fuels in conifer forests[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(12): 3707~3718.
- 8 Heikkinen V, Korpela I, Tokola T, et al. An SVM classification of tree species radiometric signatures based on the Leica ADS40 sensor[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2011, 49(11): 4539~4551.

Machine Theory, 2009, 44(4): 751 ~ 760.

4 赵匀, 高林弟, 陈建能, 等. 变形偏心非圆齿轮行星系分插机构设计和参数优化[J]. 农业机械学报, 2011, 42(12): 74 ~ 77. Zhao Yun, Gao Lindi, Chen Jianneng, et al. Design and parameters optimization of deformed eccentric non-circular gears transplanting mechanism[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(12): 74 ~ 77. (in Chinese)

5 李建刚, 周磊, 赵巍, 等. 在三轴插齿机上实现非圆齿轮磨齿运动的方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2010, 42(11): 1 749 ~ 1 752. Li Jiangang, Zhou Lei, Zhao Wei, et al. Noncircular gear grinding method using gear generator with form-grinding [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2010, 42(11): 1 749 ~ 1 752. (in Chinese)

6 胡赤兵, 丁和艳, 严克明, 等. 非圆斜齿轮滚切加工的联动控制模型[J]. 兰州理工大学学报, 2005, 31(1): 43 ~ 45. Hu Chibing, Ding Heyan, Yan Keming, et al. Simultaneous-control model for hobbing of noncircular helical gears [J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2005, 31(1): 43 ~ 45. (in Chinese)

7 Meredith L G, Matthias, Radestock. A reflective higher-order calculus [J]. Electronic Notes in Theoretical Computer Science, 2005, 141(5): 49 ~ 67.

8 刘永平, 吴序堂, 李鹤岐. 常见的凸封闭节曲线非圆齿轮副设计[J]. 农业机械学报, 2007, 38(6): 143 ~ 146. Liu Yongping, Wu Xutang, Li Heqi. Study on some common close convex pitch curves of noncircular gear pair [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(6): 143 ~ 146. (in Chinese)

9 Joao E S P, Adelir J S, Janete P A, et al. A heuristic algorithm for pattern identification in large multivariate analysis of geophysical data sets [J]. Computers & Geosciences, 2010, 36(1): 83 ~ 90.

10 Fei J Y, Deng R, Zhang Z, et al. Research on embedded CNC device based on ARM and FPGA [J]. Procedia Engineering, 2011, 16(11): 818 ~ 824.

(上接第 263 页)

9 Hilker T, Coops N C, Coggins S B, et al. Detection of foliage conditions and disturbance from multi-angular high spectral resolution remote sensing[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(2): 421 ~ 434.

10 Demir B, Erturk S. Empirical mode decomposition of hyperspectral images for support vector machine classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2010, 48(11): 4 071 ~ 4 084.

11 Khazai S, Safari A, Mojaradi B, et al. Improving the SVDD approach to hyperspectral image classification[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012, 9(4): 594 ~ 598.

12 Tax D M J, Duin R P W. Support vector data description[J]. Machine Learning, 2004, 54(1): 45 ~ 66.

13 Zhang Li, Zhou Weida, Jiao Licheng. Pre-extracting support vectors for support vector machine[C]//International Conference on Signal Processing, Beijing, 2000: 1 432 ~ 1 435.

14 Huang Weimin, Shen Leping. Weighted support vector regression algorithm based on data descripton[C]//ISECS International Colloquium on Computing, Communication, Control, and Management, Guangzhou, 2008: 250 ~ 254.

15 Mu T, Nandi A K. Multiclass classification based on extended support vector data description[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics Part B: Cybernetics, 2009, 39(5): 1 206 ~ 1 216.

16 Park S, Kim B, Lee J, et al. GGO nodule volume-preserving nonrigid lung registration using GLCM texture analysis[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 58(10): 2 885 ~ 2 894.