

文章编号: 1672-8785(2014)03-0043-06

多光谱图像技术在土壤酸碱度检测中的应用

李 云 杨海清 *

(浙江工业大学信息工程学院, 浙江 杭州 310032)

摘 要: 提出了一种利用多光谱图像的颜色特征对土壤酸碱度 (pH 值) 进行快速无损检测的方法。首先, 利用 2 CCD 多光谱成像仪获取每个土壤样本的 R、G、B、NIR 图像各一幅, 并对多光谱图像进行颜色空间转换, 即从 RGB 色彩空间分别转换到 HSV 颜色空间和 Lab 颜色空间; 然后提取不同颜色空间中多光谱图像的颜色特征; 最后, 分别将提取的颜色特征作为模型的输入变量, 建立 PLS 和 LS-SVM 算法的土壤酸碱度预测模型。实验结果表明, 利用多光谱图像技术对土壤酸碱度进行检测是可行的。预测模型的最佳结果如下: 决定系数 (R^2) 为 0.91, 预测均方根误差 (RMSEP) 为 0.34。

关键词: 多光谱图像技术; 土壤; 酸碱度; 颜色特征

中图分类号: S123 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2014.03.009

Application of Multispectral Image Technology in Detection of Soil pH Value

LI Yun, YANG Hai-qing

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310032, China)

Abstract: A method for fast and non-destructively detecting soil pH by using the color features in multispectral images is proposed. First, a 2 CCD multispectral imager is used to obtain the R, G, B and NIR images of each soil sample respectively. The multispectral images are converted in color space, i.e. the RGB color spaces are converted to the HSV color space and the Lab color space. Then, the color features of the multispectral images are extracted in different color spaces. Finally, the extracted color features are used as input variables, so as to establish a prediction model of soil pH by using PLS and LS-SVM algorithms. The experimental result shows that it is feasible to detect soil pH by using the multispectral image technology. The best result is given by the prediction model established. Its determination coefficient (R^2) and root mean square error (RMSEP) value are 0.91 and 0.34 respectively.

Key words: multispectral image technology; soil; pH value; color feature

收稿日期: 2014-02-20

基金项目: 国家自然科学基金项目 (41271234); 浙江省自然科学基金项目 (LY13F010008)

作者简介: 李云 (1987-), 女, 湖北襄阳人, 硕士研究生, 主要从事光传感和检测技术研究。E-mail: Li-Yun@hotmail.com

* 通讯作者: 杨海清 (1971-), 男, 浙江温岭人, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要从事先进传感技术和传感器研究。E-mail: yanghq@zjut.edu.cn

0 引言

土壤是人类赖以生存的自然资源,也是农业可持续发展的重要组成部分。由于我国是一个人口大国,粮食问题自然要摆在农业发展的首要位置。提高粮食产量、改进生产方式以及对生产与施肥进行科学管理都是目前亟待解决的问题。土壤酸碱度 (pH 值) 对土壤肥力及植物生长影响很大,它不仅与生态系统中微生物的活动^[1-2]、植物掉落物的合成与分解、各种营养元素的迁移转化及有效性、土壤养分的形态具有密切关系,而且还与植物的根系生长密不可分^[3]。土壤酸碱度会影响土壤中的化学反应,即土壤中的营养素会随之发生变化。过酸性或者过碱性的土壤会导致植物体内的元素失衡,从而影响植物的正常生长^[4]。

传统的化学分析方法成本高且周期较长,不能满足精准农业对土壤信息的检测需求。多光谱成像技术是一种无损检测技术。多光谱图像不仅拥有普通图像的信息,而且还包含了肉眼看不见的近红外信息。目前,国内外研究人员已经利用多光谱成像技术对土壤开展了一些检测研究。例如,肖武等人利用土壤表层的多光谱图像,通过分别提取 RGB、HSV、Lab 颜色空间的灰度均值实现 BP 神经网络,成功建立了土壤含水率的预测模型^[5]。吴建用 CCD 摄像机并结合最小二乘支持向量机算法实现了对土壤含水量的检测^[6]。吴沿友等人采用图像分析法对土壤速效磷检测方法进行了研究^[7]。张荣标等人发现,土壤含水率的百分比与图像的灰度值之间呈现出一种近似线性的函数关系^[8]。Bartholomeus H 等人利用光谱图像标定出了菜地土壤的有机碳含量分布地图^[9]。但在土壤酸碱度的多光谱图像分析方面,尚未见文献报道。

本文以浙江省富阳、上虞等 10 个地区的 103 个土壤样本作为研究对象,利用多光谱图像技术提取土壤的颜色特征,并对其与土壤酸碱度 (pH 值) 之间的定量关系进行了实验研究。

1 材料与方法

1.1 试验材料与仪器

土壤样本由浙江大学农业遥感与信息技术应用研究所提供,分别采自浙江省富阳、上虞、场口、凤川、乾潭、航头、上溪、乌家镇、龙游和浦阳 10 个地区的肥力层 (0 ~ 20 cm) 土壤。其中,土壤类型有水稻土和滨海盐土两种。采集的土壤经过自然风干后,被研磨成土壤颗粒。然后用 2 mm 孔对其进行过筛处理,一共制备了 103 个样本。每个样本均制备两份,一份用于土壤酸碱度 (pH 值) 的化学测量,另一份则用于多光谱图像测试。表 1 列出了土壤样本的基本信息。

我们将表 1 中的 103 个样本划分为建模集样本和预测集样本两种。划分规则是确保建模集样本数与预测集样本数的比例约为 3:1,并且保证预测集土壤样本的 pH 值的化学范围处在建模集土壤样本的 pH 值范围之内。在满足上述两个条件的情况下,将样本随机分成两个样本集。表 2 列出了建模集样本和预测集样本的土壤地区分布。

采集土壤图像时,首先将每份土壤样本各自放在直径为 7.5 cm 的培养皿中。为了消除表面不均匀对实验结果的影响,需要对土壤表面进行压实与刮平处理。多光谱摄像机的镜头垂直于土壤表面。多光谱图像采集平台由多光谱摄像机、光源以及计算机组成,如图 1 所示。其中,多光谱摄像机通过 RJ-45 接口与计算机的网卡接口相连;光源采用多盏卤素灯同时照射;图

表 1 土壤样本的数量统计表

	上虞	富阳	场口	凤川	乾潭	航头	龙游	上溪	乌家镇	浦阳	总数
水稻土	0	29	8	8	6	5	8	8	8	8	86
滨海盐土	15	0	0	0	0	0	0	0	0	0	15
总数	15	29	8	8	6	5	8	8	8	8	103

表 2 土壤酸碱度 (pH 值) 回归模型样本数目的地区分布表

	上虞	富阳	场口	凤川	乾潭	航头	龙游	上溪	乌家镇	浦阳	总数
建模	11	21	6	5	6	5	5	7	6	6	78
预测	4	8	2	3	0	0	3	1	2	2	25
总数	15	29	8	8	6	5	8	8	8	8	103

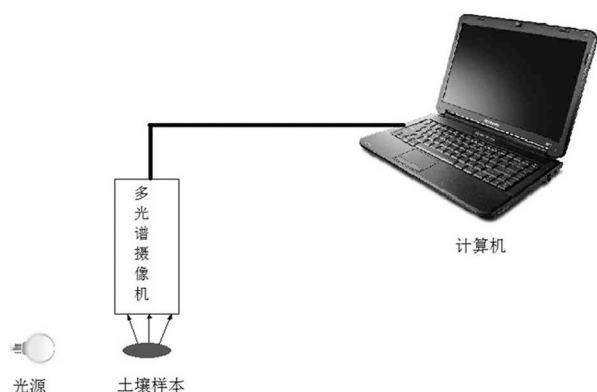


图 1 多光谱图像采集的示意图

像采集的全部过程都在暗室中进行。采集土壤图像时所使用的 CCD 图像采集软件可以从多光谱摄像机的官网 (www.jai.com/cn) 上下载。

本文采用丹麦 JAI 公司生产的 AD-080GE 型 2CCD 工业数字摄像机, 它具有高精度, 通过独创技术使光学棱镜误差降到了 $1/4$ 像素以下。该摄像机采用棱镜分光法分别将入射光线投向彩色 CCD 阵列和近红外 CCD 阵列, 因此能够拍摄样本的彩色图像和近红外图像。其图像分辨率为 1024×768 像素, 拍摄帧率的最大值为 30 fps。从多光谱图像中可以分离出红色 (R)、绿色 (G)、蓝色 (B) 和近红外 (NIR) 等 4 个数据通道, 它们分别对应于 4 幅不同的图像。

1.2 背景图像分割

在拍摄土壤样本的多光谱图像时, 我们将土壤放置在圆形玻璃容器中, 使土壤样本的表面保持平整, 然后再进行图像采集。在对土壤样本的图像进行特征提取之前, 先将感兴趣 (有土壤的区域) 的图像区域与其他图像区域分割开来, 然后仅对感兴趣的区域提取颜色特征。

图像分割算法有很多, 其传统方法包括基于区域的分割方法、基于边缘的分割方法以及



图 2 AD-080GE 型多光谱摄像机

两者相结合的分割方法, 而新方法则包括基于数学形态学、基于模糊理论、基于神经网络、基于支持向量机、基于图论、基于免疫算法和基于粒度计算理论的图像分割方法^[10-11]。

考虑到本文所有的图像样本容器在图像中的位置比较固定, 都基本放置在图像的中央位置上, 而且土壤样本所占图像的比例较大。所以, 我们没有利用上面提到的图像背景去除方法, 而是直接截取了样本图像中大小为 300×300 像素的子图。图 3 为某一土壤样本的图像。其中, 图 3(a) 为 RGB 通道的彩色图像, 图 3(b) 为近红外通道的图像。图 4 为图 3 中以 (350,200) 为起始坐标所截取的大小为 300×300 像素的子图。

1.3 色彩空间的特征提取

1.3.1 从 RGB 色彩空间转换到 HSV 色彩空间

与 RGB 相比, HSV 能够表示出感知色彩的三种属性之间的联系。HSV 采用颜色的 3 个基本属性: (1) 色调 H , 例如红色、黄色等颜色; (2) 饱和度 S , 表示色彩的纯度; S 越高, 色彩纯度越高; 反之, S 越小, 色彩纯度越低, 图像灰度化也更加明显; S 的取值范围是 $1\% \sim 100\%$; (3) 明度 V (也叫亮度), 其取值范围为 $0\% \sim 100\%$ 。将 RGB 颜色空间转换到 HSV 空间的公式如下:

$$V = \max(R, G, B) \quad (1)$$

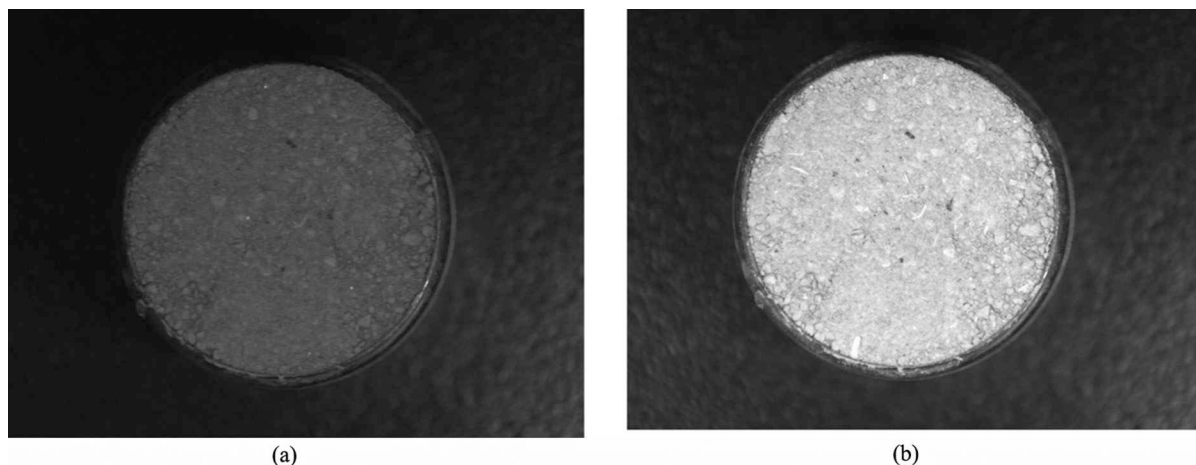


图 3 土壤样本的图像：(a) RGB 通道的彩色图像；(b) 近红外通道的图像

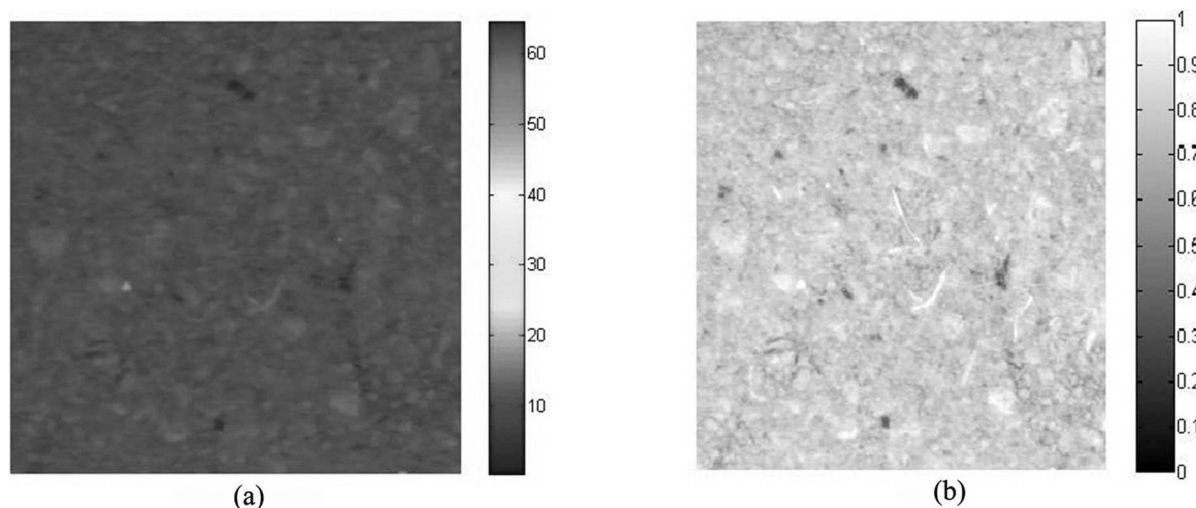


图 4 土壤样本的截取子图 (300×300 像素)：(a) RGB 通道的彩色图像；(b) 近红外通道的图像

$$S = \begin{cases} \frac{V - \min(R, G, B)}{V}, & V \neq 0; \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

$$H = \begin{cases} \frac{60(G - B)}{S}, & V = R; \\ 120 + \frac{60(B - R)}{S}, & V = G; \\ 240 + \frac{60(R - G)}{S}, & V = B \end{cases} \quad (3)$$

1.3.2 从 RGB 色彩空间转换到 HSV 色彩空间

CIE Lab 颜色空间是由国际照明委员会 (International Commission on Illumination, CIE) 在 1976 年制定的一种色彩模式^[12]。它有 L、a 和 b 三个基本坐标 (简写成 Lab)。其中, L 表示白亮度; a 的正数代表红色, 负数代表绿色; b

的正数代表黄色, 负数代表蓝色。Lab 色彩空间具有颜色均匀的优点。它既不依赖于光线, 也不依赖于颜料, 其表达的色彩范围比较广, 可以弥补 RGB 颜色空间必须依赖于设备色彩特征的不足。

在将 RGB 图像转换成 Lab 图像时, 我们需要先将 RGB 图像转换到 XYZ 空间, 然后再将其转换到 Lab 空间。由 RGB 色彩空间转换到 CIE XYZ 空间的转换公式有很多种, 本文采用其中最为常用的一种, 即

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.49 & 0.31 & 0.2 \\ 0.177 & 0.812 & 0.071 \\ 0 & 0.1 & 0.99 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (4)$$

由 XYZ 空间转换到 Lab 色彩空间的公式为

$$\begin{cases} L = 116f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) - 16 \\ a = 500 \left[f\left(\frac{X}{X_0}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) \right] \\ b = 200 \left[f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_0}\right) \right] \end{cases} \quad (5)$$

式中, $X_0=95.045$ 、 $Y_0=100$ 和 $Z_0=108.255$ 是标准光源 D65 的三个刺激值; $f(x)$ 为

$$f(x) = \begin{cases} x^{1/3}, & x \geq 0.008856; \\ 7.787x + \frac{16}{116}, & x < 0.008856 \end{cases} \quad (6)$$

1.4 建模方法

1.4.1 PLS 算法

PLS 算法具有最小二乘回归和主成分回归两种普通算法的优点, 同时还能在计算过程中完成主成分提取和回归建模两个步骤。该算法的主要优点如下: (1) 可以使用全波段数据进行建模, 因此无需采取另外的方法来挖掘光谱信息中的相关波段, 使得建模过程变得比较简单; (2) 对小样本数据的建模效果也比较好; (3) 能够较好地消除光谱数据的多重自相关现象。

1.4.2 LS-SVM 算法

LS-SVM 算法采用最小二乘的线性系统作为代价函数, 代替了传统支持向量机所采用的二次规划方法。所以, 该算法大大简化了计算复杂性, 明显提高了运算速度。在 LS-SVM 运行时, 核函数 (Kernel) 通过函数映射的方法将输入空间中的非线性问题投射到高维空间中, 并构造出判别函数。在本文采用的径向基 (RBF) 核函数中, 其参数 γ 和 σ^2 对模型的影响很大。寻优过程采用网格搜索寻优法, 即对 γ 和 σ^2 两个参

数分别取 n 个值和 m 个值, 然后用 $n \times m$ 个 (γ, σ^2) 的组合分别进行 LS-SVM 训练并记录每次训练的误差, 从而找到误差最小的一组 (γ, σ^2) 并将其作为优化的参数。在计算时, γ 和 σ^2 的范围被划定在 $(10^{-3}, 10^3)$ 区间内, 寻优结果被代入 LS-SVM 进行后续的建模运算。

2 结果与讨论

利用上节的颜色空间转换公式, 可以得到 RGB 样本图像分别在 HSV 与 Lab 颜色空间中的图像。本文中的每个土壤样本均有 R、G、B 和 NIR 通道图像。利用 RGB 图像并经过颜色空间转换, 可以得到 HSV 和 Lab 颜色空间的各自通道的图像。所以, 对于每一个样本, 我们可以得到 RGB、HSV、Lab、NIR 各通道的 10 幅灰度图像。利用这些灰度图像, 然后通过统计的方法便可提取出土壤样本的颜色特征。

以 RGB 色彩空间的颜色特征提取为例, 分别对 R、G、B 通道的每一个像素点进行累加求和, 然后再将其除以该图像像素点的总个数 ($300 \times 300 = 90000$), 最终可以得到每个土壤样本 R、G、B 通道的灰度平均值, 即土壤样本在 RGB 色彩空间中的颜色特征值。同理, 也可得到 HSV 与 Lab 色彩空间的颜色特征值。因此, 对于每一个土壤样本, 我们均可获得 R、G、B、H、S、V、L、a、b 以及 NIR 共计 10 个颜色特征值。

对已经提取的 RGB、HSV、Lab 色彩空间的颜色特征进行建模, 得到表 3 所示的结果。其中, 模型的输入标量均有 4 个, 分别是各颜色空间的灰度均值与近红外通道的灰度均值。

表 3 基于不同色彩空间的 PLS 和 LS-SVM 预测结果

编号	颜色空间	LV 数目	PLS		LS-SVM	
			R ²	RMSE	R ²	RMSE
1	RGB+NIR	2	0.74	0.57	0.87	0.41
2	HSV+NIR	4	0.74	0.56	0.91	0.34
3	Lab+NIR	4	0.74	0.57	0.91	0.35

由表 3 可知:

(1) LS-SVM 的预测结果均比 PLS 的预测结果好。其中, HSV+NIR 的预测结果最好, $R^2=0.91$, $RMSE=0.34$ 。

(2) 从颜色空间来分析, HSV 色彩空间的预测模型结果最佳。无论是 PLS 算法模型还是 LS-SVM 算法模型, HSV 色彩空间的预测结果均要比其他色彩空间的结果好。

图 5 所示为 HSV 色彩空间颜色特征与 NIR 颜色特征的 LS-SVM 算法建模的预测结果。预测集土壤样本都较为均匀地分布在理想预测直线 ($y=x$) 附近。

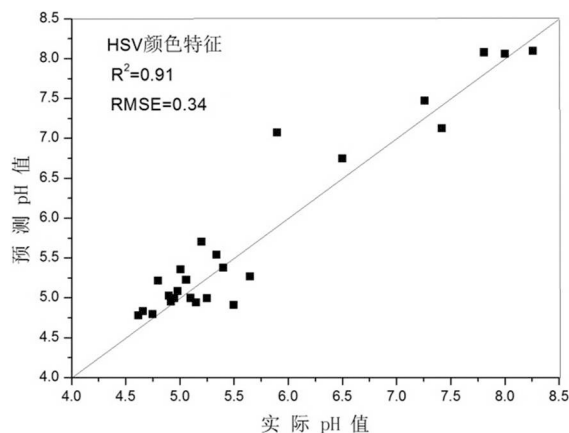


图 5 模型预测结果

3 结论

本文利用土壤的多光谱图像预测了土壤的酸碱度。这种检测方法快速、简单, 并可得到以下结论:

(1) 利用多光谱图像技术检测土壤的酸碱度 (pH 值) 是可行的。最佳实验结果为 $R^2=0.91$, $RMSE=0.34$ 。

(2) 建模结果表明, 将 H、S、V 和 NIR 四个颜色特征作为输入变量所建立的 PLS 和 LS-SVM 预测模型的结果要优于基于其他颜色空间特征的建模结果, 而且 LS-SVM 算法的预测结果比 PLS 算法的结果更好。

参考文献

- [1] Fernandez-Calvino D, Rousk J, Brookes P C, et al. Bacterial pH-optima for Growth Track Soil pH, But Are Higher Than Expected at Low pH [J]. *Soil Biology & Biochemistry*, 2011, **43**(2): 1569–1575.
- [2] Aciego Pietri J C, Brookes P C. Substrate Inputs and pH As Factors Controlling Microbial Biomass, Activity and Community Structure in an Arable Soil [J]. *Soil Biology & Biochemistry*, 2009, **41**(1): 1396–1405.
- [3] 黄玉松. 土壤对杨梅生长结果的影响分析 [J]. *农业科技通讯*, 2012, **6**(7): 224–225.
- [4] Indrasumunar A, Menzies N W, Dart P J. Laboratory Prescreening of Bradyrhizobium Japonicum for Low pH, Al and Mn Tolerance Can Be Used to Predict Their Survival in Acid Soils [J]. *Soil Biology & Biochemistry*, 2012, **48**(2): 135–141.
- [5] 肖武, 李小昱, 李培武, 等. 近红外光谱和机器视觉信息融合的土壤含水率检测 [J]. *农业工程学报*, 2009, **25**(8): 14–17.
- [6] 吴建. 基于最小二乘支持向量机的土壤含水量检测的研究与分析 [J]. *电脑知识与技术*, 2008, **3**(9): 2043–2044.
- [7] 吴沿友, 周秋月, 向忠平, 等. 基于图像分析的土壤速效磷的测定 [J]. *农业环境科学学报*, 2008, **27**(6): 2504–2508.
- [8] 张荣标, 何加祥, 吴涛, 等. 基于图像处理的土壤表层含水率在线检测方法研究 [J]. *农业工程学报*, 2007, **23**(10): 57–61.
- [9] Bartholomeus H, Kooistra L, Stevens A, et al. Soil Organic Carbon Mapping of Partially Vegetated Agricultural Fields with Imaging Spectroscopy [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2011, **13**(1): 81–88.
- [10] 许新征, 丁世飞, 史忠植, 等. 图像分割的新理论和新方法 [J]. *电子学报*, 2010, **38**(2A): 76–82.
- [11] 黄长专, 王彪, 杨忠. 图像分割方法研究 [J]. *计算机技术与发展*, 2009, **19**(6): 76–79.
- [12] 庞晓敏, 闵子健, 阚江明. 基于 HSI 和 LAB 颜色空间的彩色图像分割 [J]. *广西大学学报 (自然科学版)*, 2011, **36**(6): 976–980.