

文章编号:1004-4213(2011)10-1494-6

# 基于最小二乘支持向量机回归的背景偏振光谱 二向反射分布建模分析

赵永强, 柳丹, 陈超, 程咏梅

(西北工业大学 自动化学院, 西安 710072)

**摘 要:**详细分析了土壤背景偏振光谱二向反射分布函数与探测角及探测方位角之间关系. 提出了基于最小二乘支持向量机回归的偏振光谱二向反射分布函数建模, 将有限实验观测条件下测量得到的少数偏振光谱二向反射分布函数扩展到  $2\pi$  空间范围内任意入射及观测条件. 通过模型结果和实验结果分析比较, 表明该模型能很好地满足准确度要求.

**关键词:**偏振光谱二向反射分布函数; 探测几何条件; LS-SVM 回归

**中图分类号:** TN247

**文献标识码:** A

**doi:** 10.3788/gzxb20114010.1494

## 0 引言

同非偏振探测相比, 偏振探测能够提供更多区分目标的特征信息, 而且偏振探测并不需要很高的辐射量测量准确度就可以达到相对较高的准确度<sup>[1-2]</sup>. 偏振特性是探测目标本身所具有的较为稳定的特性, 不同性质的目标之间偏振特性差异较大, 特别是前景和背景之间的差异更为明显<sup>[2]</sup>. 二向反射分布函数 (Bidirectional Reflectance Distribution Function, BRDF) 能够较为全面地描述探测目标的空间散射分布特性, 而偏振特性是探测目标本身所具有的较为稳定的特性, 不同性质的目标之间的偏振特性差异较大, 特别是前景和背景之间的差异则更为明显. 偏振光谱 BRDF<sup>[3]</sup> 是研究目标在较高的波长分辨率下获得探测目标表现出的偏振二向反射特性, 不仅获得对应波长偏振 BRDF 的空间分布, 同时也获得任意入射角和散射角的偏振 BRDF 随波长的变化规律, 研究物质的偏振光谱二向反射特性在地物遥感<sup>[4-5]</sup>、计算机图像处理<sup>[6]</sup>、目标检测<sup>[7]</sup>、物质分类<sup>[2,8]</sup>等领域都有广泛的应用.

目前已有大量关于土壤 BRDF 模型的研究. 研究表明, 土壤的各向异性主要是由其组成成分决定的, 同时还有表面粗糙度和土壤水分等<sup>[9]</sup>. 土壤属于典型地物背景, 研究其偏振 BRDF 是地物目标分类有效的途径之一. 同时, 对土壤偏振 BRDF 的研究可以用于对土壤进行变化检测<sup>[10]</sup>. 然而, 对其进行

每个角度及方位的测量, 显然是不切实际, 也是不必要的, 因而利用有限的测量实验值建立描述模型, 并推广到  $2\pi$  空间是必需的. 目前偏振 BRDF 采用的模型主要是针对单波段, 同时关于在不同入射和观测方向上探测目标偏振光谱反射特性变化的定量研究较少<sup>[11]</sup>.

本文以典型的土壤背景为研究对象, 通过大量试验采集的数据, 详细分析土壤偏振光谱 BRDF 与观测角度、探测方位角及波长之间的关系. 基于已经测量得到的数据集, 将其中一部分作为训练集, 一部分作为测试集. 通过分别对偏振光谱 BRDF 的强度分量和偏振度分量采用最小二乘支持向量机 (Least Square Support Vector Machine, LS-SVM) 回归来建立偏振光谱 BRDF 模型, 最后在测试集中评价建模准确度.

## 1 LS-SVM 回归建模

给定训练样本集为  $\{\mathbf{x}_i, \mathbf{d}_i\}_{i=1}^N$ , 其中  $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^p$  表示训练样本是  $p$  维输入向量;  $\mathbf{d}_i = y_i + z_i$ ,  $\mathbf{d}_i \in \mathbf{R}$  是标量测量输出值, 表示系统输出  $y_i$  受到噪音  $z_i$  影响. 回归的目的是为了构建表示输出  $y_i$  和输入  $\mathbf{x}_i$  向量之间的函数  $y = f(\mathbf{x})$ . 其定义方程<sup>[12-16]</sup>为

$$y = \sum_{i=1}^h w_i \varphi_i(\mathbf{x}) + b = \mathbf{w}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) + b \quad (1)$$

式中,  $\mathbf{w} = [w_1, w_2, \dots, w_h]^T$ ,  $\boldsymbol{\varphi} = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_h]^T$ .  $\boldsymbol{\varphi}(\cdot)$  表示的是  $\mathbf{R}^p \rightarrow \mathbf{R}^h$  的映射, 该映射为将输入空

**基金项目:**国家自然科学基金 (No. 61071172, No. 60602056, No. 60634030)、航空科学基金 (No. 20105153022) 和西北工业大学基础研究基金 (No. JC200941) 资助

**第一作者:**赵永强 (1976—), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为偏振遥感、图像处理、自动目标识别和信息融合. Email: zhaoyq@nwpu.edu.cn

**收稿日期:** 2010-11-00; **修回日期:** 2011-05-20

间映射到有限维的特征空间的非线性映射, 特征空间的维数较  $p$  高. LS-SVM 与标准的 SVM 之间最大的区别就是 LS-SVM 的约束是等式约束, 如式(3), 而非不等式约束, 且损失函数为最小二次平方函数, 如式(2). 式(2)和式(3)分别表示回归的优化问题及其约束条件为

$$\min_{\mathbf{w}, b, e} J_p(\mathbf{w}, e_1, \dots, e_N) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2 \quad (2)$$

$$d_i = \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b + e_i \quad (3)$$

$C \in \mathbf{R}^+$  为常量, 其作用是平衡回归曲线的光滑度和训练样本的回归误差. 由式(2)和式(3)可得 Lagrangian 式为

$$L(\mathbf{w}, b, e; \boldsymbol{\alpha}) = J_p(\mathbf{w}, e) - \sum_{i=1}^N \alpha_i \{ \mathbf{w}^T \varphi(\mathbf{x}_i) + b + e_i - d_i \} \quad (4)$$

根据 Karush-Khun-Tucker (KKT) 条件, 并消去其中  $\mathbf{w}, e$ , 则  $\boldsymbol{\alpha}, b$  的解由式(5)一系列线性方程给出<sup>[16-17]</sup>

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{1} \\ \mathbf{1} & \boldsymbol{\Omega} + C^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{\alpha}^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{d} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$\mathbf{d} = [d_1, d_2, \dots, d_N]^T$ ,  $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]$ ,  $\boldsymbol{\Omega}_{ij} = K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \varphi^T(\mathbf{x}_i) \varphi(\mathbf{x}_j)$ ,  $K(g)$  为核函数,  $\boldsymbol{\Omega}$  为核矩阵,  $\mathbf{1} = [1, \dots, 1]$ . 回归方程为

$$y = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (6)$$

本文通过实验测量得到有限土壤偏振光谱 BRDF 样本(这里总共有 21 组样本), 选取其中的一部分作为训练样本(11 组)得到式(6)的回归方程; 选取其余的样本(10 组)作为测试样本来进行回归性能的评价. 将建立的回归解析式作为土壤偏振光谱 BRDF 数学模型, 将有限测量条件得到的偏振光谱 BRDF 推广到  $2\pi$  空间任意测量几何条件下的偏振光谱 BRDF.

## 2 探测几何关系分析

BRDF 能很好地将材料的反射特性和散射特性有机的统一于同一概念中, 它表示一个基本的光学特性, 是对于某一入射方向光波在表面半球空间的反射能量的分布. 它由反射介质的表面粗糙度、介电常量及辐射波长和偏振等因素决定, 与入射辐射的空间分布无关. 偏振光谱 BRDF<sup>[3]</sup> 是标量 BRDF 的更一般形式, 它除了能量化方向散射的大小之外, 还可以给出散射的偏振特性, 可以表示为

$$dLr(\theta_i, \varphi_i, \varphi; \lambda) = Fr(\theta_r, \theta_r, \varphi; \lambda) dEi(\theta_i, \varphi_i; \lambda) \quad (7)$$

式中  $\lambda$  为波长,  $dLr(\theta_i, \varphi_i, \theta_r, \varphi_r; \lambda)$  表示沿着  $(\theta_r, \varphi_r)$  方向出射的辐射亮度,  $dEi(\theta_i, \varphi_i; \lambda)$  表示沿着  $(\theta_i, \varphi_i)$  方向入射到被测表面的辐照度. 将式(7)写成 Stokes 矢量形式为(忽略  $V$  分量)

$$\begin{bmatrix} L_0 \\ L_1 \\ L_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_{00} & f_{01} & f_{02} \\ f_{10} & f_{11} & f_{12} \\ f_{20} & f_{21} & f_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} E_0 \\ E_1 \\ E_2 \end{bmatrix} \quad (8)$$

式中  $L_0, L_1$  和  $L_2$  分别为反射辐射亮度的 Stokes 矢量参量,  $E_0, E_1$  和  $E_2$  分别为入射辐照度的 Stokes 矢量参量, 矩阵  $f_{00}$  元素就等于标量 BRDF 值  $f_r$ .

偏振 BRDF 与入射角、探测器观测角、方位角、波长等有关<sup>[3]</sup>, 下面主要分析土壤偏振光谱 BRDF 与观测角及方位角之间的关系, 观测角的范围为  $0^\circ \sim 55^\circ$ . 考虑到土壤背景具有较好的各向同性性质, 因而实验测量过程中分析方位角  $180^\circ \sim 360^\circ$  范围. 为了研究不同波长土壤偏振光谱 BRDF 和观测角、方位角之间的关系, 应当在实验测量过程中使入射角保持不变. 户外实验测量当天天气晴朗, 实验测量时间集中在正午十二时前后一小时, 此时太阳高度角和方位角可以近似认为不发生变化. 假设较为干燥的土壤可以近似为朗伯体<sup>[3]</sup>. 本文实验所采用的土壤为褐色土壤, 有机物成分含量较高, 实验测量前将土壤进行晾干、研磨处理, 使其含有少量水分.

### 2.1 探测器观测角

比较图 1(a)、(b)、(c) 和 (d), 可以得到如下结论: 偏振度  $\text{DoP}(\lambda)$  则对探测角变化最为敏感. 探测角从  $0^\circ$  变化到  $40^\circ$  时, 土壤背景偏振度基本上随着探测角的增大而增大, 且在  $40^\circ$  左右达到最大值; 当探测角从  $40^\circ$  变化到  $55^\circ$  时, 偏振度从最大值较快的衰减. 当波长  $\lambda$  小于  $500 \text{ nm}$  时, 不同探测角度下的  $\text{DoP}(\lambda)$  由于受到噪音影响较大, 表现异常. 总体来说, 土壤背景的偏振度很小, 最小值为  $0.02$ , 接近于  $0$ , 最大值也不过  $0.16$ . 土壤  $\text{AoP}$  参量在测量观测角及波长范围内都很杂乱, 变化规律不明显(图 1(e)).

针对以上对于土壤偏振光谱 BRDF 及导出各参量随探测角、波长之间的变化关系可知, 对其中的  $f_{00\lambda}$  参量和  $\text{DoP}(\lambda)$  参量进行建模是现实可行的, 且在进行图像分析时, 该两参量对应的图像特征也是最为明显的<sup>[3]</sup>. 因而下文若不加以说明, 所提及偏振光谱 BRDF 指的即为  $f_{00\lambda}$  参量和  $\text{DoP}(\lambda)$  参量, 而非所有的五参量.

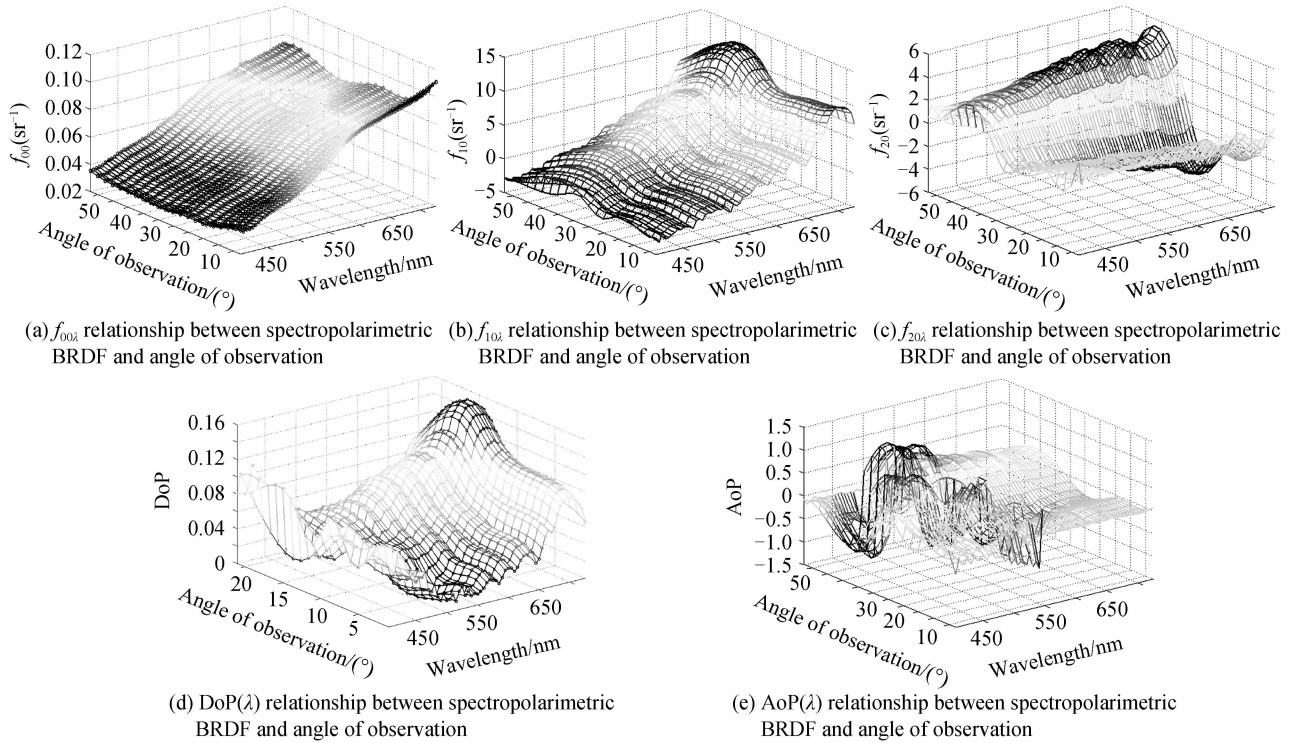
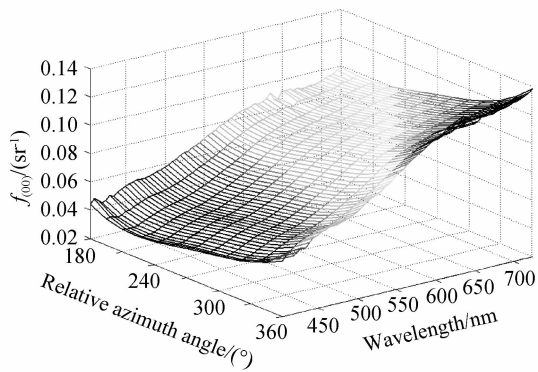


图 1 土壤偏振光谱 BRDF 及导出参量与观测角的关系

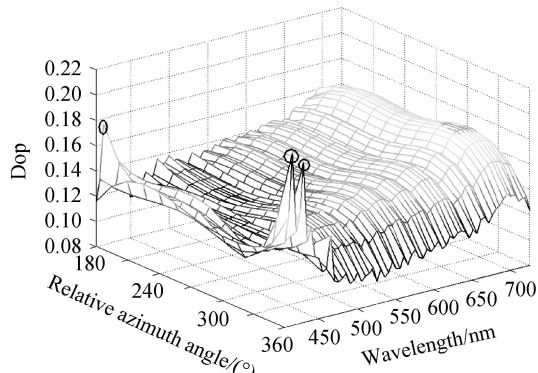
Fig. 1 Relationships between spectropolarimetric BRDF and angles of observation

### 2.2 探测器方位角

由图 2(a)可以看出,土壤背景  $f_{00\lambda}$  随探测方位



(a) Relationship between spectropolarimetric BRDF and azimuth angle of  $f_{00\lambda}$



(b) Relationship between spectropolarimetric BRDF and azimuth angle of DoP( $\lambda$ )

图 2 土壤偏振光谱 BRDF 与方位角的关系

Fig. 2 Relationships between spectropolarimetric BRDF and azimuth angles

角的变化不明显,基本表现为朗伯体性质.文献[3]表明,很多自然物体(如草和土壤)具有较强的后向散射值.从图中可以看出,当探测方位角为  $360^\circ$  时,  $f_{00}$  值最大,在测量方位角范围内,其随着方位角的减小而缓慢减小.这表明土壤背景后向散射较前向散射强,与相关文献得出的结论一致<sup>[3]</sup>.  $f_{00}$  随着波长的变化趋势与探测几何条件无关,不同的探测几何条件只会改变幅值的大小,不影响其随波长的变化趋势.

相比探测角而言,偏振度对于方位角的变化并不敏感,不同的方位角对应的偏振度变化不明显.最小的偏振度值 DoP 是出现在当方位角为  $360^\circ$  时,也即当  $f_{00}$  值最大时.通常情况下,  $f_{00}$  值较小时, DoP 往往较大.这是因为当  $f_{00}$  值较大时,探测器接收到的反射光中多次散射光占主要成分,而多次散射光与目标发生多次相互作用,往往趋向于无偏.在整个感兴趣的方位角范围内, DoP( $\lambda$ ) 变化都很小,除了在波长小于 550 nm 时,由于测量仪器在该波段范围内容易受噪音影响,如图 2(b) 中已经被圈出来的几个异常尖峰点.正如前面讨论的一致,波长和测量几何条件是高度独立的,不同的测量几何条件只会影响其峰值大小,并不影响其随波长的变化趋势.

### 3 模型及建模结果分析

本文通过实验测量得到有限土壤偏振光谱 BRDF 样本(这里总共有 21 组样本),选取其中的一

部分作为训练样本(11组)得到基于 LS-SVM 的回归方程; 选取其余的样本(10组)作为测试样本来进行回归性能的评价. 将建立的回归解析式作为土壤偏振光谱 BRDF 数学模型, 从而达到将有限测量条件得到的偏振光谱 BRDF 推广到  $2\pi$  空间任意测量几何条件下的偏振光谱 BRDF 的目的.

### 3.1 背景偏振光谱 BRDF 模型

通过分别建立  $f_{00\lambda}$  模型和 DoP( $\lambda$ ) 模型来实现偏振光谱 BRDF 的模型建立. 从第 2 节的讨论可知, 不同探测几何条件下的土壤背景的  $f_{00\lambda}$  相差很小, 基本表现为朗伯体性质, 可以推知当训练样本和测试样本随机选择时, 模型准确度的差异不会很明显.

本文采用基于 LS-SVM 回归的方法对其建模, 其中核函数选择径向基函数, 根据训练样本求取  $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]$  及  $b$ , 继而也就确定了模型的表达式(式(6)). 由于参量  $\alpha$  是根据训练样本求出, 并没有任何的物理意义, 因而在文中并未列出. 对于  $f_{00\lambda}$  的建模, 对应  $\{x_i, d_i\}$  为  $\{\theta_i, \theta_r, \varphi, f_{00\lambda}\}$ ; 对于 DoP( $\lambda$ ) 的建模, 我们引入相位角  $\epsilon \in [92, 135, 136]$  作为回归变量, 对应  $\{x_i, d_i\}$  为  $\{\epsilon, \text{DoP}(\lambda)\}$ ,  $\epsilon$  定义为

$$\cos \epsilon = \cos \theta_i \cos \theta_r + \sin \theta_i \sin \theta_r \cos \varphi \quad (9)$$

图 3 所示为三个不同的波段上, 基于 LS-SVM 回归曲线和 11 个不同相位角的训练样本点的偏振度拟合情况. 从图中可以看出, 基于 LS-SVM 回归曲线和样本数据点拟合得较好, 且拟合曲线光滑, 均方误差也较小. 此外, 不同波段下基于 LS-SVM 的回归曲线具有相同的变化趋势, 这点和我们上面讨论偏振光谱 BRDF 特性所得出的结论是一致的. 在 3.2 节, 将讨论基于 LS-SVM 的建模方法的预测值和实验测量值之间的差异, 也即在已知探测几何条件下的测试集的性能和建模准确度.

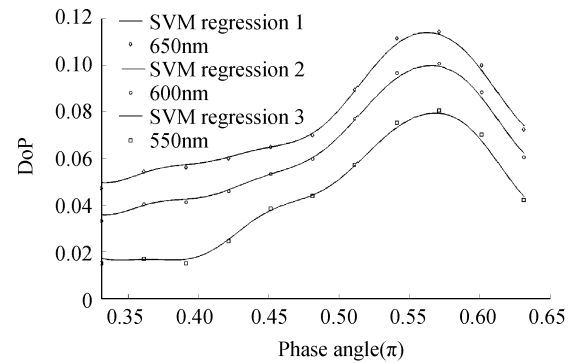


图 3 基于 LS-SVM 回归曲线和不同相位角的训练样本点的拟合情况

Fig. 3 Fitting curves of regression based on LS-SVM and samples at three different wavelengths

### 3.2 建模结果分析

用于建模的总共样本总数为 21 组, 每一样本的探测几何条件均为已知. 我们随机选择其中的 11 组作为训练样本, 进行回归解析式的参量求解, 剩余 10 组作为测试样本, 用来评价所建立模型的性能及建模准确度. 表 1~3 为所有测试样本分别在 550 nm, 600 nm, 650 nm 时实验测量值与基于回归模型的预测值之间的比较. 从表 1~3 在 11 组测试集的建模结果中可以看出,  $f_{00\lambda}$  的准确度都较高, 除了在第一组测试样本的准确度较差外, 其余准确度都较高, 最高准确度达到 0.12%. 当波长为 550 nm, 在 11 个测试样本中的准确度普遍比其它两个波长差; 相比  $f_{00\lambda}$ , DoP( $\lambda$ ) 的建模准确度要差得多, 特别是当波长为 550 nm 时, 准确度较差, 最差准确度达到 24.5%, 和  $f_{00\lambda}$  类似, 11 个测试样本的准确度在波长为 550 nm 最差, 这跟实验采集所用的 Ger2600 本身有关, 该设备的波长小于 550 nm 时, 测量受到噪音的影响较大, 且噪音为有色噪音.

图 4 所示为采用上述基于 LS-SVM 回归的建模方法在 10 组测试样本其中一组的预测值和实验

表 1 550 nm 试验数据和基于 LS-SVM 的预测数据对比

Table 1 Comparison between experimental and predicted based on LS-SVM model at 550 nm

No.	Predicted $f_{00}$	Experimental $f_{00}$	Error/(%)	Predicted DoP	Experimental DoP	Error/(%)
1	0.071 4	0.062 5	14.3	0.049 3	0.049 3	0
2	0.065 2	0.063 4	2.8	0.032 5	0.026 1	24.5
3	0.065 9	0.0667	1.2	0.032 0	0.036 1	11.4
4	0.071 7	0.0688	4.2	0.030 4	0.031 3	2.88
5	0.070 4	0.0786	10.4	0.052 4	0.055 1	4.90
6	0.084 6	0.0863	2.0	0.047 1	0.048 3	2.48
7	0.070 4	0.0696	1.1	0.052 4	0.049 4	6.07
8	0.074 9	0.0764	1.96	0.039 6	0.048 3	18.01
9	0.061 2	0.0608	0.66	0.048 0	0.057 1	15.93
10	0.063 2	0.062 1	1.78	/	/	/

表 2 600 nm 试验数据和基于 LS-SVM 的预测数据对比

Table 2 Comparison between experimental and predicted based on LS-SVM model at 600 nm

No.	Predicted $f_{00}$	Experimental $f_{00}$	Error/(%)	Predicted DoP	Experimental DoP	Error/(%)
1	0.086 6	0.076 8	12.76	0.069 7	0.073 1	4.65
2	0.080 5	0.077 4	4.01	0.050 7	0.040 8	24.26
3	0.081 4	0.081 3	0.12	0.050 2	0.057 8	13.15
4	0.088 2	0.084 1	4.88	0.049 4	0.053 7	8.01
5	0.085 5	0.094 8	9.81	0.072 3	0.072 7	0.55
6	0.101 4	0.103 2	1.74	0.065 7	0.067 0	1.94
7	0.085 6	0.084 8	0.94	0.072 2	0.068 9	4.79
8	0.072 9	0.071 6	1.82	0.057 0	0.066 1	13.76
9	0.075 2	0.074 9	0.40	0.059 5	0.052 2	13.98
10	0.077 0	0.075 8	1.58	0.066 0	0.075 1	12.11

表 3 650 nm 试验数据和基于 LS-SVM 的预测数据对比

Table 3 Comparison between experimental and predicted based on LS-SVM model at 650 nm

No.	Predicted $f_{00}$	Experimental $f_{00}$	Error/(%)	Predicted DoP	Experimental DoP	Error/(%)
1	0.094 3	0.0839	12.39	0.081 2	0.085 2	4.69
2	0.088 3	0.0846	4.37	0.063 1	0.055 0	14.73
3	0.089 3	0.089 1	0.22	0.062 7	0.073 5	14.69
4	0.096 6	0.092 0	5.00	0.062 6	0.070 3	10.95
5	0.093 2	0.102 8	9.34	0.083 0	0.088 8	6.53
6	0.109 1	0.110	0.82	0.079 6	0.081 1	1.85
7	0.093 2	0.092 4	0.86	0.083 0	0.079 1	4.93
8	0.080 1	0.078 6	1.91	0.068 5	0.076 9	10.92
9	0.082 6	0.082 3	0.36	0.070 9	0.064 3	10.26
10	0.084 2	0.082 9	1.57	0.078 2	0.086 3	9.39

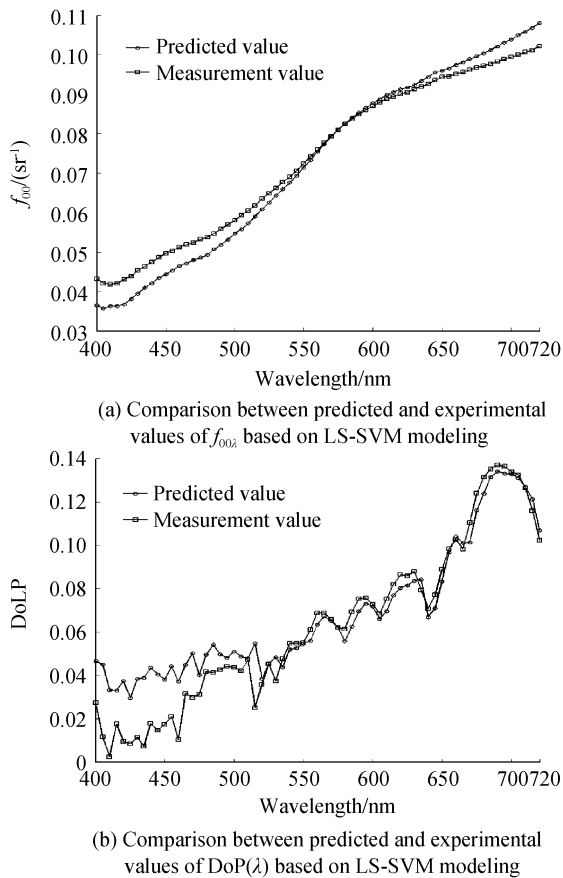


图 4 基于 LS-SVM 建模模型预测值与实验测量值比较  
Fig. 4 Comparison between predicted and experimental values based on LS-SVM modeling

测量值之间比较的结果. 从图 4 中可以看出, 在

400~720 nm 整个波长范围内,  $f_{00\lambda}$  模型的预测值与实际实验测量值之间相差很小, 建模准确度较高, 特别是当波长在 550~650 nm 时, 模型预测值和实际实验测量值误差很小. 对于 DoP( $\lambda$ ) 建模准确度而言, 当波长小于 550 nm 时, 由于测量仪器本身受噪音影响明显, 因而在该范围的建模准确度也相应较差. 当波长大于 550 nm 时, 模型预测值和实际实验测量值吻合也较好.

图 5 给出了 DoP 模型预测值与实验测量值分析结果, 图中标记有箭头在旁边的数据点是指误差明显的点. 分析图 4 和图 5 可以看出, 本文所提出的模型能很好地满足准确度要求, 同时也说明对 BRDF 的参数  $f_{00\lambda}$  和 DoP( $\lambda$ ) 进行建模是现实可行的.

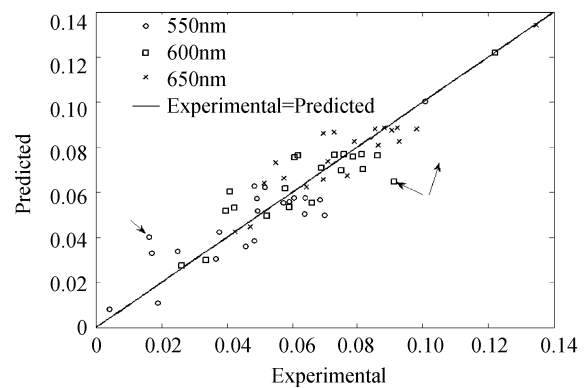


图 5 基于 LS-SVM 建模 DoP 模型预测值与实验测量值比较  
Fig. 5 Comparison between predicted and experimental DoP values based on LS-SVM modeling

## 4 结论

本文通过大量的实验, 建立土壤背景的偏振光谱 BRDF 样本数据库, 分析土壤背景偏振光谱 BRDF 特性与探测几何条件的关系(探测角、探测方位角), 可以得出: 对于土壤背景来说,  $f_{00\lambda}$  随探测几何条件变化并不明显, 总体表现为朗伯体性质; 土壤反射光的 DoP( $\lambda$ ) 在不同的观测角变化明显, 且随观测角变化为一单峰曲线, 随方位角的变化相对较不敏感. 本文提出基于 LS-SVM 回归的建模方法, 并将模型预测值和实验测量值进行了分析比较, 实验结果表明本文采用的模型能达到准确度要求, 因而可以代替实验方法得到任意入射及观测条件下的偏振光谱 BRDF 值.

### 参考文献

- [1] ZHAO Yong-qiang, GONG PENG, PAN Quan. Object detection by spectropolarimetric imagery fusion [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2008, **46**(10): 3337-3345.
- [2] ZHAO Yong-qiang, ZHANG Guo-hua, JIE Fei-ran, et al. Unsupervised classification of spectropolarimetric data by region-based evidence fusion[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2011, **8**(4): 755-759.
- [3] 赵永强, 潘泉, 程咏梅. 成像偏振光谱遥感及应用[M]. 国防工业出版社, 2011.
- [4] WANG Dao-rong, ZHAO Yong-qiang, PAN Quan. Classification of spectropolarimetric imagery based on fuzzy clutter and evidence theory[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(12): 2365-2370.  
王道荣, 赵永强, 潘泉. 基于模糊聚类和证据理论的光谱偏振图像分类[J]. *光子学报*, 2007, **36**(12): 2365-2370.
- [5] ZHAO Yong-qiang, PAN Quan, ZHANG Hong-cai. Study of adaptive multi-band polarization image fusion [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2007, **36**(7): 1356-1359.  
赵永强, 潘泉, 张洪才. 自适应多波段偏振图像融合研究[J]. *光子学报*, 2007, **36**(7): 1356-1359.
- [6] TREIBITZ T, SCHECHNER Y Y. Polarization: beneficial for visibility enhancement[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*, 2009.
- [7] ZHAO Yong-qiang, ZHANG Lei, ZHANG D, et al. Object separation by polarimetric and spectral imagery fusion [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2009, **113**(8): 3337-3345.
- [8] WOLFF L B. Polarization-based material classification from specular reflection [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1990, **12**(11): 1059-1071.
- [9] WU T X, ZHAO Y S. The bidirectional polarized reflectance model of soil[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, **43**(12): 2854-2859.
- [10] GEORGIEV G, GATEBE C K, BUTLER J, et al. BRDF analysis of savanna vegetation and salt-pan samples [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, **47**(8): 2546-2556.
- [11] DUNCAN D D, HAHN D V, THOMAS M E. Physics-based polarimetric BRDF models[C]. *SPIE*, 2003, **5192**: 129-140.
- [12] SUKENS J A K, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. *Neural Processing Letters*, 1999, **9**(3): 293-300.
- [13] SAUNDERS C, GAMMERMAN A, VOVK V. Ridge regression learning algorithm in dual variables[C]. *Proc. of the 15th Int. Conf. on Machine Learning ICML-98*, Madison-Wisconsin, 1998.
- [14] ESPINOZA M, SUYKENS J, De MOOR B. Imposing symmetry in least squares support vector machines regression [C]. *Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control, and the European Control Conference 2005*.
- [15] VALYON J, HORVATH G. A robust LS-SVM regression world academy of science[J]. *Engineering and Technology*, 2005, **7**: 148-153.
- [16] CUI Wen-tong, YAN Xue-feng. Adaptive weighted least square support vector machine regression integrated with outlier detection and its application in QSAR [J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 2009, **98**(2): 130-135.
- [17] CHEN Chao, ZHAO Yong-qiang, CHENG Yong-mei, et al. Materials classification based on spectropolarimetric BRDF imagery [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(6): 1026-1033.  
陈超, 赵永强, 程咏梅, 等. 基于偏振光谱 BRDF 图像的物质分类[J]. *光子学报*, 2010, **39**(6): 1026-1033.

## Spectropolarimetric Bidirectional Reflectance Distribution Modeling for Background Based on LS-SVM Regression

ZHAO Yong-qiang, LIU Dan, CHEN Chao, CHENG Yong-mei

(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

**Abstract:** Relationship between detection geometry and spectropolarimetric bidirectional reflectance distribution function for soil background was analyzed in detail. The modeling of spectropolarimetric bidirectional reflectance distribution function was proposed based on LS-SVM, aiming to extend the value of measured spectropolarimetric bidirectional reflectance distribution function with limited geometry to whole hemi-sphere space. Results show that the predicted value and experimental value are close and meet the need of correction.

**Key words:** Spectropolarimetric bidirectional reflectance distribution function; Detection geometry; LS-SVM Regression