

基于高光谱技术的铁观音茶叶等级判别

于英杰¹, 王琼琼¹, 王冰玉¹, 陈 君¹, 孙威江^{1,2,*}

(1.福建农林大学园艺学院, 福建 福州 350002; 2.福建农林大学安溪茶学院, 福建 泉州 362000)

摘 要:应用高光谱技术结合支持向量机分类理论对不同等级的铁观音茶叶进行判别分析。采集铁观音各等级茶样的高光谱数据, 提取红边幅值、蓝边位置、黄边面积、红谷反射率、归一化植被指数等共20个光谱特征参数, 以其作为输入量带入以径向基函数作为核函数的支持向量机分类模型, 探讨惩罚参数 C 和核参数 g 的最佳取值, 构建判别模型, 并对其进行验证和评价。结果显示, 当惩罚参数 C 和核参数 g 分别为 10^6 和0.007 5时, 所建模型对未知等级的铁观音样品正确判别率可达92.86%, 表明应用高光谱技术进行铁观音茶叶等级的快速无损准确鉴别是可行的。

关键词:高光谱技术; 支持向量机; 铁观音; 等级判别

Identification of Tieguanyin Tea Grades Based on Hyperspectral Technology

YU Ying-jie¹, WANG Qiong-qiong¹, WANG Bing-yu¹, CHEN Jun¹, SUN Wei-jiang^{1,2,*}

(1. College of Horticulture, Fujian Agriculture and Forestry University, Fuzhou 350002, China;

2. Anxi College of Tea Science, Fujian Agriculture and Forestry University, Quanzhou 362000, China)

Abstract: Hyperspectral technology combined with support vector machine (SVM) as a classification theory was applied to identify the grades of Tieguanyin tea. Twenty characteristic spectral parameters were extracted based on the hyperspectral data of tea samples, including red edge amplitude, blue edge position, yellow edge area, red valley reflectivity, normalized difference vegetation indexes, etc. The optimal values for the penalty parameter (C) and the kernel parameter (g) were determined based on the SVM classification model with the radial basis function (RBF) as the kernel function by using these characteristic spectral parameters as the inputs. An identification model for Tieguanyin tea grades was constructed and verified. The best experimental results were obtained using the RBF SVM classifier with $C = 10^6$ and $g = 0.007\ 5$. The discrimination accuracy rate for unknown Tieguanyin tea samples was 92.86%, suggesting that hyperspectral technology can be utilized for rapid, nondestructive and accurate identification of Tieguanyin tea grades.

Key words: hyperspectral technology; support vector machine (SVM); Tieguanyin; grade identification

中图分类号: TS272.7

文献标志码: A

文章编号: 1002-6630 (2014) 22-0159-05

doi:10.7506/spkx1002-6630-201422030

近年来, 作为中国名茶之一的安溪铁观音, 因其香气馥郁、滋味甜鲜的品质特征深得国内外消费者的喜爱, 销量逐年上涨, 但茶叶定级混乱、原料混配、质价不匹等现象严重影响消费者的积极性以及铁观音的市场竞争力, 因此, 建立一种快速准确的铁观音等级判别方法已成为广大茶叶生产者及消费者的迫切需求。

茶叶的品质指标包括外部品质指标(色泽和外形等)和内部品质指标(滋味和香气等), 传统的茶叶感官审评评级方法易受审评者的主观因素影响和环境干扰, 审评结果往往不够客观, 易引起争议。对此, 光

谱技术^[1]和图像分析技术^[2-3]逐渐被人们所关注并得到应用, 但二者均不能做到对茶叶品质进行“内外兼顾”的综合判别, 而电子鼻^[4]、电子舌^[5]、气相色谱-质谱^[6]、光谱图像技术^[7-8]等分析方法由于仪器昂贵、耗时耗工、扫描区域局限等原因也未能在茶叶的等级判别上得到广泛应用。高光谱技术作为一种绿色、快速、高效的无损检测技术, 其光谱扫描区域更广泛, 覆盖紫外、可见光、近红外和中红外区域, 可以得到大量细分且连续的高分辨率波段信息, 提取到更多的光谱特征参数, 更准确、全面的表征被测物质^[9]。蒋帆等^[10]引入支持向量机(support

收稿日期: 2014-03-12

基金项目: “十二五”国家科技支撑计划项目(2011BAD01B03-3);

2013年教育部高等学校博士学科点专项科研基金项目(20133515110006)

作者简介: 于英杰(1989—), 女, 硕士研究生, 研究方向为茶叶标准化及品质调控。E-mail: yyj2188238@163.com

*通信作者: 孙威江(1964—), 男, 教授, 博士, 研究方向为茶树种质资源、茶叶质量安全与品质调控。

E-mail: 598207899@qq.com

vector machine, SVM) 分类方法, 探讨应用高光谱技术进行龙井茶等级判别的可行性。现如今, 国内外关于茶叶等级快速无损鉴别的相关研究较少, 且大都以绿茶为研究对象, 针对铁观音等其他茶叶品种的相关研究尚未见报道。本研究以铁观音为对象, 采用高光谱技术结合SVM的分析方法, 建立茶叶等级判别模型, 以期为其他茶叶品种的科学快速定级研究提供方法借鉴。

1 材料与方法

1.1 材料

所有实验茶样均为2012年秋茶铁观音, 共5个等级, 分别为特级(T₀)、一级(T₁)、二级(T₂)、三级(T₃)、四级(T₄), 由福建省安溪铁观音集团有限公司提供。

1.2 仪器与设备

FieldSpec Pro FR™光谱仪 美国Analytical Spectral Device公司。

1.3 方法

每个等级各收集不同批次的茶样40份, 其中30份作为校正集样本, 10份作为验证集样本, 每份样本约15 g, 盛放在直径90 mm、高度20 mm的培养皿中, 培养皿预先内置反射率近似为零的黑色橡胶, 以免影响实验数据。

采集上述样品在350~2 500 nm波段范围内的反射率值, 其中350~1 000 nm波段采样间隔为1.4 nm, 光谱分辨率为3 nm, 1 000~2 500 nm波段采样间隔为2 nm, 光谱分辨率为10 nm。采集光谱数据时, 将装好样品的培养皿垂直放置在距探头0.1 m的位置, 光源为50 W卤化灯, 距样品表面距离0.45 m, 方位角(即光源与样品表面之

间的夹角)为70°。每次采集数据前均进行标准白板校正, 光谱扫描10次, 取其平均值待用。

1.4 数据处理

采用View Spec Pro、Matlab R2010a软件进行数据分析。

2 结果与分析

2.1 采集光谱

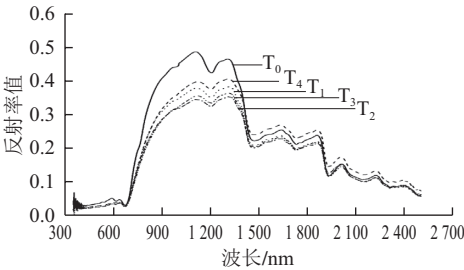


图1 各等级铁观音茶样光谱数据图
Fig.1 Spectra of Tieguanyin tea samples from different grades

由图1可知, 300~425 nm以及2 450~2 500 nm波段间的光谱因对外在因素较敏感, 易受干扰, 导致光谱数据波动较大, 不稳定。为确保数据的精度和实验结果的可靠性, 决定采用425~2 450 nm间的光谱数据进行分析并建模。此外, 铁观音样本反射率值与其等级没有直接的对应关系, 因此, 还需对光谱数据进行深入分析, 提取各等级铁观音样本的光谱特征参数, 构建铁观音等级判别模型。

2.2 提取光谱特征参数

2.2.1 基于光谱位置和面积的特征参数

根据文献[11], 本实验基于5个等级共200个样本的光谱数据, 提取了14个基于光谱位置和面积的特征参数, 其中基于光谱位置的参数主要包括“红边”、“蓝

表1 铁观音样本的基于光谱位置和面积的特征参数值
Table 1 Spectral variable data based on spectral position and area of Tieguanyin tea

特征参数	T ₀			T ₁			T ₂			T ₃			T ₄		
	1	...	40	1	...	40	1	...	40	1	...	40	1	...	40
D _r	0.003 180±0.000 014	...	0.003 226±0.000 013	0.002 575±0.000 011	...	0.002 660±0.000 011	0.001 863±0.000 020	...	0.001 732±0.000 014	...	0.001 932±0.000 018	...	0.001 909±0.000 021	...	0.001 909±0.000 021
λ _r	711	...	711	712	...	711	710	...	711	...	710	...	710	...	710
SD _r	0.168 640±0.000 113	...	0.161 568±0.000 426	0.162 916±0.000 170	...	0.167 297±0.000 136	0.119 849±0.000 666	...	0.114 693±0.000 324	...	0.128 157±0.001 90	...	0.123 258±0.000 742	...	0.123 258±0.000 742
D _b	0.000 409±0.000 041	...	0.000 364±0.000 031	0.000 341±0.000 044	...	0.000 330±0.000 041	0.000 265±0.000 045	...	0.000 216±0.000 053	...	0.000 245±0.000 034	...	0.000 242±0.000 029	...	0.000 242±0.000 029
λ _b	522	...	519	514	...	522	517	...	517	...	519	...	517	...	517
SD _b	0.005 901±0.000 320	...	0.004 728±0.000 273	0.003 656±0.000 173	...	0.003 831±0.000 374	0.001 825±0.000 367	...	0.002 042±0.000 580	...	0.001 911±0.000 358	...	0.002 474±0.000 410	...	0.002 474±0.000 410
D _y	0.000 369±0.000 012	...	0.000 342±0.000 015	0.000 447±0.000 025	...	0.000 433±0.000 026	0.000 323±0.000 016	...	0.000 306±0.000 016	...	0.000 351±0.000 018	...	0.000 322±0.000 048	...	0.000 322±0.000 048
λ _y	572	...	572	626	...	624	625	...	625	...	625	...	625	...	625
SD _y	0.002 759±0.000 130	...	0.000 280±0.000 126	0.008 581±0.000 78	...	0.008 373±0.000 135	0.007 434±0.000 116	...	0.008 546±0.000 106	...	0.008 792±0.000 138	...	0.007 871±0.000 092	...	0.007 871±0.000 092
ρ _g	0.047 241±0.000 125	...	0.040 080±0.000 187	0.041 986±0.000 114	...	0.042 740±0.000 165	0.029 792±0.000 228	...	0.028 391±0.000 184	...	0.031 980±0.000 155	...	0.031 760±0.000 291	...	0.031 760±0.000 291
λ _g	560	...	559	560	...	560	560	...	560	...	560	...	560	...	560
SD _g	2.143 837±0.005 345	...	1.817 810±0.013 143	1.920 579±0.007 529	...	1.957 231±0.006 786	1.381 301±0.010 308	...	1.305 311±0.010 291	...	1.491 327±0.007 122	...	1.467 685±0.013 028	...	1.467 685±0.013 028
ρ _r	0.033 594±0.000 084	...	0.027 130±0.000 106	0.032 766±0.000 079	...	0.033 608±0.000 096	0.026 537±0.000 192	...	0.027 359±0.000 096	...	0.029 018±0.000 104	...	0.027 870±0.000 200	...	0.027 870±0.000 200
λ ₀	669	...	669	669	...	669	668	...	668	...	669	...	669	...	669

注: 1...40表示样本数。

边”、“黄边”，在一定光谱区域内一阶导数的光谱最大值即为相应的“边”幅值，如红边幅值 D_r 、蓝边幅值 D_b 、黄边幅值 D_y ；“边”幅值所在波长位置即为相应的“边”位置，如红边位置 λ_r 、蓝边位置 λ_b 、黄边位置 λ_y ；区域内所有波段的一阶导数值的总和即为相应的面积，如红边面积 SD_r 、蓝边面积 SD_b 、黄边面积 SD_y 。“绿峰”是由植物中的色素对蓝光和黄光的强吸收而在绿光区形成的相对反射峰，与叶绿素含量关系密切^[12]，描述“绿峰”的参数有绿峰幅值 ρ_g （绿光区域内最大的波段反射率）、绿峰位置 λ_g （ ρ_g 对应的波长）和绿峰面积 SD_g （绿光区域内原始光谱曲线所包围的面积）。红谷反射率 ρ_r （650~690 nm范围内最小的波段反射率）和红谷位置 λ_r （ ρ_r 对应的波长）是描述红光吸收谷的参数，红光吸收谷是由植物叶绿素的强吸收在650~690 nm红光范围内形成的低谷，是绿色植物的特征之一^[13]。相关数据见表1。

2.2.2 归一化植被指数

表2 铁观音样本的NDVI
Table 2 Normalized different vegetation indexes (NDVI) of Tieguanyin tea

样本等级	样本数	NDVI ₁	NDVI ₂	NDVI ₃	NDVI ₄	NDVI ₅	NDVI ₆
T ₀	1	0.864 11	0.847 37	0.736 66	0.764 84	0.553 48	0.528 36
	2	0.881 92	0.865 53	0.757 55	0.784 89	0.578 64	0.548 70
	...	...	...	...	...	...	...
	40	0.888 59	0.873 47	0.772 64	0.797 56	0.597 66	0.565 47
T ₁	1	0.849 70	0.840 10	0.757 15	0.782 56	0.653 28	0.582 38
	2	0.867 68	0.857 18	0.768 24	0.793 23	0.651 47	0.570 89
	...	...	...	...	...	...	...
	40	0.859 22	0.849 04	0.766 27	0.788 72	0.654 27	0.589 48
T ₂	1	0.861 91	0.853 40	0.770 99	0.796 29	0.639 38	0.586 48
	2	0.862 16	0.854 97	0.779 21	0.803 47	0.675 50	0.622 60
	...	...	...	...	...	...	...
	40	0.861 26	0.853 29	0.771 76	0.796 87	0.649 64	0.594 70
T ₃	1	0.855 31	0.847 24	0.762 88	0.790 25	0.636 07	0.594 59
	2	0.856 00	0.847 94	0.763 92	0.790 45	0.630 24	0.589 79
	...	...	...	...	...	...	...
	40	0.855 67	0.849 11	0.777 15	0.799 75	0.668 39	0.630 83
T ₄	1	0.863 08	0.855 04	0.775 15	0.798 61	0.657 32	0.610 16
	2	0.860 07	0.852 72	0.777 22	0.800 12	0.658 27	0.613 83
	...	...	...	...	...	...	...
	40	0.854 75	0.846 52	0.763 98	0.788 14	0.629 19	0.584 25

注：NDVI₁~NDVI₆的入选波长分别是669、1 112、1 203、1 469、1 857、2 225 nm。

归一化植被指数（normalized difference vegetation index, NDVI）是指植被在近红外和可见光/红光区域的光谱数据经线性和非线性组合构建，并经公式（1）^[14]进行归一化后的光谱指数。利用归一化植被指数可有效减少外界因素带来的数据误差，提高信息提取精度，现已被广泛用于植物生物物理及化学参数的提取和植物胁迫及生物量监测^[15-17]。

$$NDVI = \frac{\rho_{NIR} - \rho_{RED}}{\rho_{NIR} + \rho_{RED}} \times 100 \quad (1)$$

式中： ρ_{NIR} 为特定波长对应的反射率值； ρ_{RED} 为相应最值红边波长对应的反射率值。

通过对200个样本的光谱数据进行分析，发现反射率值分别在669、1 112、1 203、1 469、1 857、2 225 nm处取得局部最小或最大值，相应的最值红边波长为743 nm处，选用上述波长的光谱数据依据式（1）计算相应的归一化植被指数，见表2。

2.3 建立模型

2.3.1 SVM

SVM是由Cortes和Vapnik于1995年提出的，它的主要思想是基于VC维（vapnik-chervonenkis dimension）理论和结构风险最小化原理，在正反数据点（即支持向量）间建立一个最优分类超平面，使得正反例之间的隔离边缘被最大化，即支持向量到达与决策面的最优位置，实现模式分类^[18]。与传统的计量方法相比，SVM结构简单，能较好地解决非线性、高维数和局部极小点等实际问题，各项技术性能尤其是泛化能力明显提高^[19]。

SVM通过将高维特征空间中的内积运算转化为低维输入空间上的一个简单的内积核函数 $K(x_i, x_j)$ ，实现某一非线性变换后的线性分类。在支持向量 $x_{(i)}$ 和输入空间抽取的向量 x 之间的内积核函数 K 是构造SVM学习算法的关键^[20]。

SVM的分类原理（即最优超平面的推导方法）是：考虑训练样本集 $X = \{x_i, y_i\}_{i=1}^N$ ，其中 x_i 是输入模式的第 i 个样本， $y_i \in \{-1, 1\}$ ，则超平面应满足公式（2）：

$$w \cdot x + b = 0 \quad (2)$$

经过推导，若要使训练集中的支持向量间隔边缘达到最大化，则最优分离超平面应满足 $2/\|w\|$ 最大，即 $\|w\|^2$ 最小，最终可归结为如下的二次最规划问题：

$$J(w, b, a) = \frac{1}{2} w^T w - \sum_{i=1}^N a_i [y_i (w \cdot x_i + b) - 1] \quad (3)$$

此时原问题的最优解为：

$$w = \sum_{i=1}^N a_i^* y_i x_i \quad b = 1 - w \cdot x^{(s)}, \quad y^{(s)} = 1 \quad (4)$$

至此，可以得出最终的判断函数为：

$$\text{sgn} \left(\sum_{i=1}^N a_i^* y_i x_i \cdot x + b \right) \quad (5)$$

式（2）、（3）、（4）、（5）中： x 为测试样本； w 为权值向量，即超平面的法向量； b 为偏置，即超平面的常数项； J 为Lagrange函数； a_i 为Lagrange乘子； a_i^* 为最优的Lagrange乘子。

2.3.2 确定核函数和相关参数

SVM完全由输入量和核函数组成。SVM的核函数主要有4类，包括线性核函数、多项式核函数、径向基

(radial basis function, RBF)核函数、Sigmoid核函数,应用不同的核函数可得到各种不同的超平面和分类效果^[21]。相关研究^[22-24]表明,RBF核函数不仅能够解决线性和非线性问题,而且RBF参数较少,减轻了模型的复杂度,训练速度快,易于实现。因此,本实验以提取的光谱特征参数和已知的茶叶等级作为输入量,选用RBF核函数,构建铁观音等级判别的SVM模型。

选用RBF核函数需考虑2个重要参数:惩罚参数 C 和核参数 g ,SVM分类模型的精度取决于这2个参数的组合。经过初步试算,设定惩罚参数 C 的取值范围为 $[10^5, 10^8]$,核参数 g 取0.001、0.005、0.007 5、0.01、0.05、0.1。以各等级铁观音样本的光谱特征参数为输入量,结合RBF核函数的参数,对模型进行训练,以交叉验证得到的模型全样本正确判别率(A)以及预测结果与实际结果之间的相关系数 R ^[25]为依据,选取最佳的惩罚参数 C 和核参数 g ,使模型精度达到最高^[26]。相关系数 R 按公式(6)计算:

$$R = \sqrt{1 - \frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (6)$$

式中: n 为全样本个数; $\hat{y}_i$ 和 y_i 分别为第 i 个样品的预测值和实际值; $\bar{y}$ 为样本均值。

表3 不同惩罚参数 C 和核参数 g 情况下的正确判别率(A)和相关系数 R
Table 3 Results (correct discrimination rate and correlation coefficient) of model parameter selection

C	g									
	0.001		0.005		0.007 5		0.01		0.05	
	$A/\%$	R	$A/\%$	R	$A/\%$	R	$A/\%$	R	$A/\%$	R
10^5	88.54	0.93	90.63	0.95	92.71	0.96	93.75	0.97	94.79	0.96
10^6	92.71	0.96	96.88	0.98	97.92	0.99	97.92	0.99	94.79	0.96
10^7	96.88	0.98	96.88	0.98	97.92	0.99	97.92	0.99	94.79	0.96
10^8	96.88	0.98	96.88	0.98	97.92	0.99	97.92	0.99	94.79	0.96

由表3可知,铁观音等级判别全样本最高正确判别率为97.92%,相关系数最高可达0.99。为防止模型过拟合,惩罚参数 C 和核参数 g 选择到达最高判别率和相关系数时的最小值,即 $C=10^6$, $g=0.007 5$ 。

2.4 模型验证

采用铁观音各等级验证集样本的光谱特征参数,引入惩罚参数 $C=10^6$ 、核参数 $g=0.007 5$,以样品的正确判别率、相关系数 R_p 、相对预测均方根误差(relative prediction mean square error, RMSEP)、校正均方根误差(root mean square error of correction, RMSEC)^[27]为指标,对模型进行验证和评价。 R_p 值越大, RMSEP和RMSEC值越小,代表模型精度越高^[28]。RMSEP和RMSEC按公式(7)、(8)计算:

$$RMSEP = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n_p} (\hat{y}_i - y_i)^2}{n_p}} \quad (7)$$

$$RMSEC = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n_c} (\hat{y}_i - y_i)^2}{n_c}} \quad (8)$$

式中: n_c 和 n_p 分别为校正集和验证集的样品个数; $\hat{y}_i$ 和 y_i 分别为校正集和验证集中第 i 个样品的预测结果和实际结果。

结果显示,共50个验证集样本,仅4个茶样判别错误,正确判别率达到92.86%。判别结果见表4。

表4 验证集样本判别结果
Table 4 Identification results in the prediction set

样品等级	样本数	识别结果					正确判别率/%	验证集相关系数 R_p	RMSEP	RMSEC
		T_0	T_1	T_2	T_3	T_4				
T_0	10	9	1	0	0	0	92.86	0.96	0.27	0.14
T_1	10	0	10	0	0	0				
T_2	10	0	1	9	0	0				
T_3	10	0	0	1	8	1				
T_4	10	0	0	0	0	10				

3 结论

应用高光谱技术结合支持向量机的计量方法,对铁观音茶样进行等级判别分析,提取样品在350~2 500 nm波段范围内的光谱特征参数,采用RBF函数作为支持向量机核函数建立模型,当惩罚参数 $C=10^6$ 、核参数 $g=0.007 5$ 时,所建SVM模型对未知等级的铁观音茶样正确判别率最高,可达92.86%,相关系数 R_p 为0.96, RMSEP为0.27, RMSEC为0.14,表明模型具有很好的泛华能力,满足茶叶等级快速准确的判别要求,显示应用高光谱技术进行茶叶等级判别的可行性,为进一步的相关研究提供了一定的前期基础和方法借鉴。

参考文献:

- [1] 阎守和. 评价茶品质的近红外光谱(NIRS)法[J]. 上海茶叶, 2005(3): 19-21.
- [2] WU Di, YANG Haiqing, CHEN Xiaojing, et al. Application of image texture for the sorting of tea categories using multi-spectral imaging technique and support vector machine[J]. Journal of Food Engineering, 2008, 88(4): 474-483.
- [3] 马建红, 姬莉霞, 卫权岗. 基于多智能体的茶叶图像等级鉴定技术研究[J]. 计算机仿真, 2012, 29(7): 297-299.
- [4] 陈哲, 赵杰文. 基于电子鼻技术的碧螺春茶叶品质等级检测研究[J]. 农机化研究, 2012, 34(11): 133-137.
- [5] 甘芝霖, 刘远方, 杨阳. 基于电子舌技术对信阳毛尖茶品质的评价[J]. 食品工业科技, 2013, 34(3): 74-76.
- [6] 陈美丽, 唐德松, 张颖彬. GC-MS结合化学计量学对茶叶品质的判别研究[J]. 浙江大学学报: 农业与生命科学版, 2013, 39(1): 84-91.

- [7] 陈全胜, 赵杰文, 蔡健荣, 等. 利用高光谱图像技术评判茶叶的质量等级[J]. 光学学报, 2008, 28(4): 669-674.
- [8] 吴瑞梅, 吴彦红, 艾施荣, 等. 茶叶外形品质的高光谱图像量化分析[J]. 江西农业大学学报, 2013, 35(2): 413-418.
- [9] ELACHI C, van ZYL J J. Introduction to the physics and techniques of remote sensing[M]. New York: John Wiley & Sons, 2006.
- [10] 蒋帆, 乔欣, 郑华军. 基于高光谱分析技术的机炒龙井茶等级识别方法[J]. 农业工程学报, 2011, 27(7): 343-347.
- [11] 浦瑞良, 宫鹏. 高光谱遥感及其应用[M]. 北京: 高等教育出版社, 2000: 123-327.
- [12] GITELSON A A, KAUFMAN Y J. Modis NDVI optimization to fit the AVHRR data series-spectral considerations[J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 66(3): 343-350.
- [13] 李海云, 任秋萍, 孙书娥, 等. 10 种园林树木叶绿素与SPAD值相关性研究[J]. 林业科技, 2009, 34(3): 68-71.
- [14] ROUSE J R J W, HAAS R H, SCHELL J A, et al. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS[J]. NASA Special Publication, 1974, 35(1): 309.
- [15] JU X T, XING G X, CHEN X P, et al. Reducing environmental risk by improving N management in intensive Chinese agricultural systems[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2009, 106(9): 3041-3046.
- [16] 熊勤学, 黄敬峰. 利用NDVI指数时序特征监测秋收作物种植面积[J]. 农业工程学报, 2009, 25(1): 144-148.
- [17] 贺冬仙, 胡娟秀. 基于叶片光谱透过特性的植物氮素测定[J]. 农业工程学报, 2011, 27(4): 214-218.
- [18] NELLO C, JOHN S T. An introduction to support vector machines and other kernel-based learning methods[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2000: 159-214.
- [19] 张明光, 阎威武, 李战明. 基于支持向量机的非线性系统辨识研究[J]. 计算机应用研究, 2006, 23(5): 47-48.
- [20] 史峰, 郁磊, 李洋, 等. Matlab神经网络30 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2010: 4.
- [21] 张小超, 吴静珠, 徐云. 近红外光谱分析技术及其在现代农业中的应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2012: 151.
- [22] 范金城, 梅长林. 数据分析[M]. 北京: 科学出版社, 2002: 67.
- [23] PIEMA A, BAETEN V, RENIER M, et al. Combination of support vector machines (SVM) and near-infrared (NIR) imaging spectroscopy for the detection of meat and bone meal (MBM) in compound feeds[J]. Journal of Chemometrics, 2004, 18(7): 341-349.
- [24] FEMANDEZ J A, VERMEULEN P, AMAND O, et al. NIR hyperspectral imaging spectroscopy and chemometrics for the detection of undesirable substances in food and feed[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2012, 117: 233-239.
- [25] REN Guangxin, WANG Shengpeng, NING Jingming, et al. Quantitative analysis and geographical traceability of black tea using Fourier transform near-infrared spectroscopy (FT-NIRS)[J]. Food Research International, 2013, 53(2): 822-826.
- [26] ZHANG Xiaolei, HE Yong. Rapid estimation of seed yield using hyperspectral images of oilseed rape leaves[J]. Industrial Crops and Products, 2013, 42: 416-420.
- [27] CHEN Quansheng, GUO Zhiming, ZHAO Jiewen, et al. Comparisons of different regressions tools in measurement of antioxidant activity in green tea using near infrared spectroscopy[J]. Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis, 2012, 60: 92-97.
- [28] WU Di, HE Yong, NIE Pengcheng, et al. Hybrid variable selection in visible and near-infrared spectral analysis for non-invasive quality determination of grape juice[J]. Analytica Chimica Acta, 2010, 659(1): 229-237.