基于激光图像次郎甜柿可溶性固形物含量检测*

刘　鹏[1]　屠　康[1]　潘磊庆[1]　徐洪蕊[1]　梅为云[2]

(1. 南京农业大学食品科技学院，南京 210095；2. 云南石林绿汀甜柿产品开发有限公司，石林 652200)

【摘要】 利用波长 650 nm、功率 13.25 mW 的半导体激光照射贮藏期的次郎柿表面，并采集激光光斑特征响应区域图像。通过折半试探方法确定光斑区域的图像分割阈值区间后对目标图像进行分割。再分析计算目标图像分割区域(S1、S2)的像素面积参数(A_{S1}、A_{S2}、$A_{S1}-A_{S2}$、A_{S1}/A_{S2})，区域的灰度值信息熵(H_{S1}、H_{S2})以及灰度值标准差(S_{DS1}、S_{DS2})。将以上参数作为体系的图像参数集，对次郎甜柿的可溶性固形物含量进行主成分分析(PCA)。通过分析，得到对检测次郎甜柿可溶性固形物含量起主导作用的激光图像参数分量组合(A_{S1}/A_{S2}、H_{S2}、S_{DS2})。以该分量组合建立对次郎甜柿可溶性固形物含量检测的改进型支持向量机(SVM)回归模型。模型性能参数(相关系数 R 达到 0.990 5，决定系数 D 达到 0.870 9)和验证性试验均表明该模型具有较好的稳定性和准确性(检测 SSC 的准确率平均值达到 94.1%，标准差为 0.014)。

关键词：次郎甜柿　可溶性固形物　主成分分析　支持向量机回归

中图分类号：TP391.41；TS255.1　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2011)01-0144-06

Non-destructive Detection of "Jiro" Persimmon's Soluble-solids by Laser Imaging Analysis

Liu Peng[1]　Tu Kang[1]　Pan Leiqing[1]　Xu Hongrui[1]　Mei Weiyun[2]

(1. *College of Food Science and Technology*, *Nanjing Agricultural University*, *Nanjing* 210095, *China*

2. *Yunnan Luting Persimmon Ltd.*, *Shilin* 652200, *China*)

Abstract

A semiconductor laser generator with 650 nm wavelength and power of 13.25 mW was used to irradiate the surface of "Jiro" persimmon during the storage and the characteristic laser refractive image was collected by a CCD camera. Through the midpoint subdivision method, the image region segmentation threshold was determined. Then, the image segmentation of the pixel size parameters, regional information entropy of the gray value as well as the standard deviation of gray value was calculated. The system parameters above were chosen as the parameters set. In order to get more compact model, the principal component analysis (PCA) was taken on the parameters set in the forecasting course of "Jiro" persimmon's soluble solids. Through the analysis, the most important laser image parameters were obtained for the contribution in forecasting the soluble solids content of "Jiro" persimmon. An improved SVM regression model was designed to forecast the "Jiro" persimmon's soluble solids content with the laser image parameters obtained by PCA. Both model performance parameters and verification experiments showed that the model had good stability and accuracy with the SVM related index R of 0.990 5 and the average prediction accuracy was 94.1%.

Key words　"Jiro" persimmon, Soluble-solids, Principal component analysis, Support vector machine regression

收稿日期：2010-03-12　修回日期：2010-05-17

* 国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(2007AA10Z213)和云南省-校科技合作项目(2008AD008)

作者简介：刘鹏，博士生，主要从事农产品无损检测研究，E-mail：llxx_2000@126.com

通讯作者：屠康，教授，主要从事农产品贮藏及物性研究，E-mail：kangtu@njau.edu.cn

引言

激光以其优异的方向性、单色性、相干性及能量高度集中等特点被广泛应用于各个领域。将激光技术和方法用于对水果等农产品的质量进行检测是光学测量的一种新应用。这种技术具有精度高、测量范围大、检测时间短、非接触式等优点。相对于高光谱,近红外等已有的无损检测方法,激光检测具有运行成本低,数据处理方法简单等优点。近年来,国内外已进行了不少激光检测食品或农产品品质的研究[1~6],都取得比较好的识别效果,但在激光参数的选择以及识别模型的构建上还有可以改进之处。

次郎甜柿原产于日本,近年来引种到中国,已成为云南等地区的主要出口创汇的经济型水果。随着种植面积和出口数量的扩大,开发一种低成本技术在非接触的情况下对其进行品质检测和分级成为亟待解决的问题。

本文利用半导体激光照射次郎甜柿表面,将获得的图像进行分割和参数提取,结合可溶性固形物对图像参数进行主成分分析筛选,通过构建的改进型支持向量机回归模型分析检测次郎甜柿的可溶性固形物含量。

1　激光图像分析原理及相关装置

1.1　激光图像分析原理

激光照射到次郎甜柿表面,一部分光直接被表面反射,另一部分光则进入次郎甜柿内部,经过吸收、散射后通过一个香蕉形的路径从入射点附近被折射回表面。通过计算机视觉系统(图 1a)采集图像,得到有明暗交替的近似圆形的图像,以 S1、S2 表示(图 1b)。其中,S1 为通过阈值分割后从背景中分离得到的图像,S2 为经过表面反射后得到的图像,S1 – S2 为经过内部折射后的图像。由于激光通过的路径不同,其在计算机视觉中的图像明暗也有差异,通过阈值分割法来获得大圆 S1,小圆 S2 以及内圈 S1 – S2,并计算两者的像素面积参数(A_{S1}、A_{S2}、$A_{S1}-A_{S2}$、A_{S1}/A_{S2})以及区域的灰度值信息熵(H_{S1}、H_{S2})和灰度值标准差(S_{DS1}、S_{DS2})。

灰度值信息熵以及灰度值标准差计算公式为

$$H = -\sum_{i=1}^{N} M_i \mathrm{lb} M_i \tag{1}$$

式中　N——图像灰度最大值,对 8 位图像,取 255

M_i——灰度值为 i 的像素点出现频数

$$S_D = \sqrt{\frac{1}{XY}\sum_{i=1}^{X}\sum_{j=1}^{Y}(k(i,j)-k)^2} \tag{2}$$

式中　X——图像宽度　　Y——图像长度

k——图像灰度均值

次郎甜柿在贮藏过程中果品质地以及细胞组织结构等发生变化影响到激光反射、吸收、散射时的性质[7~9],从而影响到 S1、S2 像素面积,同时图像的灰度也会发生变化。因此,可以提取计算激光图像参数来研究其与次郎甜柿可溶性固形物含量的相关性。

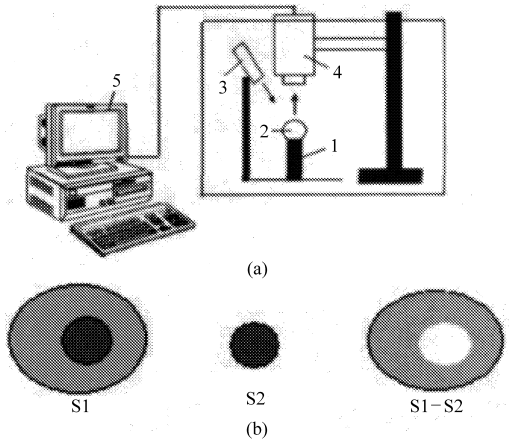


图 1　激光图像采集装置及图像分割方法

Fig. 1　Laser image acquisition device and image segmentation method

(a) 激光图像采集装置　(b) 图像分割方法

1. 载物台　2. 样品　3. 激光发射器　4. 摄像头　5. 计算机

将以上图像参数作为激光图像参数集的元素,确定激光图像参数集如下:$V = \{A_{S1}; A_{S2}; A_{S1}-A_{S2}; A_{S1}/A_{S2}; H_{S1}; H_{S2}; S_{DS1}; S_{DS2}\}$。由于试验用激光的波长范围处于红光区域,因此试验中通过设定 R 分量的阈值 r 对图像进行分割处理。后期再结合实验数据,用统计方法确定具体分割的阈值。

激光图像需要先进行预处理,然后再进行分割、测量。图像分割采用基于 RGB 颜色系统的彩色图像二值化处理方法,按照折半试探算法执行[10]。采用该方法进行图像分割而不是常用的灰度分割的原因在于从激光本身的特点来看,激光波长以红色为主要基色,因此可以通过 R 分量来区分外环和小圆,屏蔽掉 B 分量重叠带来的不利影响,从整体上来说本方法在区域扩张的过程中优于灰度值分割方法。不采用灰度分割的原因是因为未找到合适、简便的灰度分割阈值或阈值区间,整体来看分割的效果不理想。这可能是由柿子表面的颜色分布情况特殊性决定的,其表面颜色过渡区域极少,难以构建具有单峰性的连通区域。

1.2　图像采集系统

1.2.1　计算机视觉系统

如图 1a 所示,计算机视觉系统组成为:JVC TK C1381 型彩色 CCD 摄像头,分辨率为 752 × 512,输

出为模拟信号;加拿大产 Matrox Ⅱ型图像采集卡;计算机为 P4 1.7 GHz CPU,256 MB DDR 内存,GeForce 4MX440 显卡;木箱:80 cm×80 cm×100 cm。

1.2.2 激光发射器参数设置

半导体激光发射装置(南京来创激光科技有限公司)设定激光发射器的波长为 650 nm(红光),光斑直径为 6 mm,发射光源与被照样品呈 15°角,距离 15 cm,摄像头位于样品正上方 30 cm 处。通过前期研究并且考虑到成像质量的问题,确定照射水果的激光功率为 13 mW[9]。

2 试验方法与流程

2.1 试验方法和试验设计

试验原料来自云南石林绿汀食品有限公司,绿熟期采摘(个体成熟期差异在 5% 以内)。采摘当天空运到实验室,挑选出大小均匀,无果病的样品 120 枚置于 0℃,70% 湿度的恒温恒湿箱(PYX 250H A 型恒温恒湿培养箱)中贮藏(贮藏的目的是为了克服不同批次之间的差异性。由于柿子的成熟一般是一次一批,不同时期的样本存在批次之间的差异性)。样本分为两组,一组 80 枚用于模型构建测定,每 4 d 测定一次,共测定 8 次,每次每枚获取激光照射图像 4 幅;另一组 40 枚用于模型验证。随机选择 3 个时点进行测定,用于模型验证。

可溶性固形物含量按照 GB/T8855 测定。将整果去皮榨汁后逐个测定样品可溶性固形物含量(SSC),测定仪器为 WYT 4 型手持糖量仪(泉州光学仪器厂)。

2.2 试验总体流程

研究的整体流程如图 2 所示。

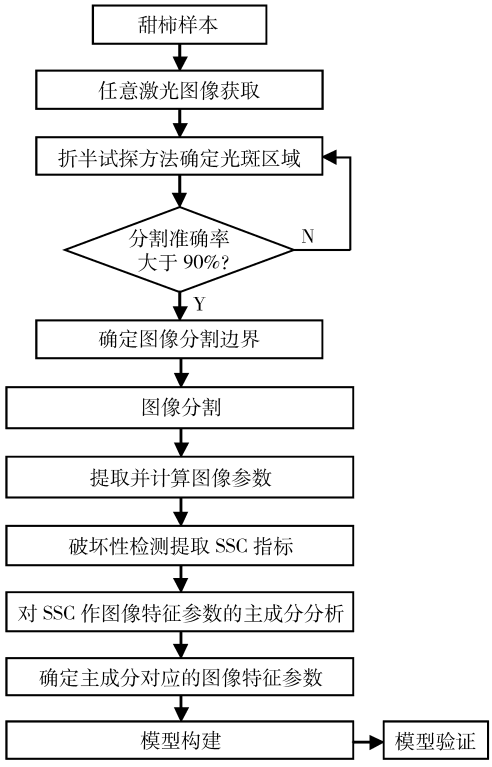


图 2 试验总体流程图

Fig. 2 General flow chart of the experiment

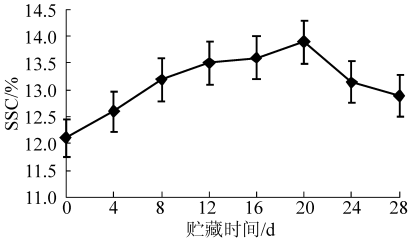


图 3 次郎甜柿贮藏期可溶性固形物含量变化曲线

Fig. 3 SSC changing of "Jiro" persimmon in the storage time

3 结果与分析

3.1 可溶性固形物含量

贮藏期内,次郎甜柿的可溶性固形物含量变化如图 3 所示。从图中可以看出,次郎甜柿的可溶性固形物含量在贮藏前期逐步升高,在第 20 天左右达到最大值(13.8%),这是由于不溶性多糖不断转化为可溶性糖的含量高于次郎甜柿本身呼吸作用分解的可溶性糖含量造成的。进入过熟期后由于无新的单糖分解产生,而呼吸作用的消耗使得整个次郎甜柿的可溶性固形物含量降低。整体来看:贮藏期内,次郎甜柿的可溶性固形物含量呈先上升后下降最后趋于稳定的变化趋势。贮藏末期可溶性固形物的含量大于贮藏初期的含量。

3.2 图像分割结果

在图像分割中采用阈值分割的方法对所得的彩色图像进行分割[11~13]。随机选择模型构建组内的样品,采集其激光图像。根据图像各部分的颜色特征将图像(图 1b)分为 3 个区域:大圆,内环和小圆。在每幅图的每 3 个区域内随机抽取 10 个点,分别对这些点的 RGB 分量进行统计分析。结果显示,除了小圆的 B 分量有重叠外,其余各区域都有各自独立的 RGB 范围。由于本次试验所使用的激光波长在红光范围内,因此可以通过 R 分量来区分外环和小圆,而忽略 B 分量的重叠。通过多次折半试探试验[10],在分割准确率达到 90% 时,确定 S1 的 R 值在 117 以内,S2 的 R 值在 57 以内,因此设定阈值 $117 \geqslant r > 57$ 得到图像 S1,$57 \geqslant r \geqslant 0$ 得到 S2。并用自编图像分析程序(Matlab 2007b)计算两者的像素面积,以及灰度标准差和信息熵。

3.3 激光图像参数

表 1 为激光照射次郎甜柿表面所得的图像参数。从表中可以看出,除了图像参数 A_{S2} 的像素值的

前期变化略显过大外，其余指标都呈先上升后下降，或下降后上升的趋势。以上两种趋势可能是图像参数与次郎甜柿的可溶性固形物呈正相关或负相关（通过统计各图像参数和可溶性固形物的相关性，结果表明各个图像参数和 SSC 的相关性在0.6～0.9 之间）。由此分析可知：所测图像参数的趋势与可溶性固形物含量在贮藏期内有较好的关联性。

表 1　样品激光图像参数

Tab.1　Samples' image parameters in the storage time

贮藏时间/d	H_{S1}	H_{S2}	S_{DS1}	S_{DS2}	A_{S1}	A_{S2}	$A_{S1}-A_{S2}$	A_{S1}/A_{S2}
0	-8 653	-13 478	930	770	1 275.33	204.56	1 070.77	6.23
4	-9 836	-14 671	983	787	1 346.78	260.56	1 086.22	5.17
8	-10 134	-15 342	996	883	1 460.14	296.65	1 163.49	4.92
12	-10 981	-15 983	1 165	946	1 490.57	350.49	1 140.08	4.25
16	-11 235	-16 452	1 377	1 013	1 604.47	412.73	1 191.74	3.89
20	-11 346	-18 721	1 459	1 347	1 734.77	387.45	1 347.32	4.48
24	-13 451	-19 875	1 673	1 465	1 684.31	356.12	1 328.19	4.73
28	-14 186	-21 347	1 924	1 603	1 590.74	344.44	1 246.30	4.62

3.4　激光图像参数主成分分析

在模型建立过程前，用主成分分析方法对激光图像特征因子数进行优化，选择最佳主成分因子的组合作为模型的输入变量。

用 SPSS 16.0 软件对可溶性固形物系统变量集中的 8 个分量检测效果进行主成分分析，结果如表 2 所示。从表 2 中可以看出：特征值（数据相关阵的特征值）是这里的 8 个主轴长度。前 3 个成分（A_{S1}/A_{S2}、H_{S2} 和 S_{DS2}）特征值累积占据总方差的 93.141% 大于 90%。与第 3 个主分量的特征根相比，后面的 5 个分量的特征根贡献越来越少，都减少了一个数量级。由此可以确定在激光图像特征参数集合中检测次郎甜柿可溶性固形物的特征变量为 A_{S1}/A_{S2}、H_{S2} 和 S_{DS2}。

表 2　变量主成分分析

Tab.2　Principal component analysis results of laser image parameters on SSC

主成分	参数		
	特征值	方差/%	累计方差/%
A_{S1}/A_{S2}	1.473	49.172	49.172
H_{S2}	0.947	31.621	80.793
S_{DS2}	0.370	12.348	93.141
A_{S1}	0.059	2.995	96.136
$A_{S1}-A_{S2}$	0.034	1.721	97.857
H_{S2}	0.016	0.789	98.646
S_{DS1}	0.014	0.718	99.364
A_{S2}	0.011	0.636	100.00

3.5　支持向量机回归模型构建

确定最优的图像参数后，用该组特征参数来构建次郎甜柿可溶性固形物含量检测模型。考虑本文的样本容量中等，且分量之间不存在共线性问题，采用一种支持向量回归的建模方法。SVM 是建立在统计学习理论（statistical learning theory）的 VC 维理论和结构风险最小化原则基础上的机器学习方法[14～15]。该方法避免了人工神经网络等存在陷入局部最优解的问题，同时还能有效避免人工神经网络常出现的“过学习”问题，因此具有较好的推广性[15]。SVM 最初被用于分类问题，后来被推广到函数逼近和信息融合领域，也取得了良好的效果。当 SVM 用于回归估计时，称为 SVM 回归机。

3.5.1　数据标准化

对通过 3.3 节选择的图像参数进行数据标准化。该过程是分类、检测中常用的基础数据处理方法。对于检测研究，进行标准化有助于提高收敛速度、缩短训练时间。本文采用数据中心化标准化方法，采用 SPSS 16.0 软件执行。

3.5.2　改进型支持向量机回归模型

通常情况下 SVM 模型的拟合和检测准确性高，但当数据在比较平缓的变化中出现一定变化时，也会出现较大误差。这对本研究的参数是有影响的（表 2）。研究表明 SVM 模型在跟踪性能和稳定性方面仍存在欠缺[16]。因此，考虑将 SVM 与其他检测方法结合构建一种改进性能的模型。在常用的检测方法中，多项式自回归检测具有较好的跟踪性，而鲁棒自回归检测具有较好的稳定性。故考虑将多项式方法作为跟踪因子，鲁棒方法作为抑制因子，并引入校正系数，构成的系统检测模型为

$$P=\beta_1 P_1+\beta_2 P_2+\beta_3 P_{SVM}+k' \tag{3}$$

式中　β_1、β_2、β_3——权重系数　　k'——校正系数

P、P_1、P_2、P_{SVM}——改进型系统模型、多项式、鲁棒和 SVM 自回归检测模型

SVM 模型具有较好的检测性能,在组合检测模型中将依然占据主导地位,多项式模型和鲁棒模型仅对 SVM 模型的检测结果进行微调,以提高拟合和检测的跟踪能力和稳定性。3 个权重系数分别为 0.1、0.1 和 0.8[17~18]。校正系数通过支持向量的交叉验证结果来确定。支持向量机回归建模选择 LIBSVM 软件包[19]进行,多项式模型选择四阶模型,鲁棒模型选择差异型模型[20]。代入数据进行训练,并构建模型。支持向量机的结构参数 Degree、Gamma 和训练参数 nu、probability 分别为 4.000、0.504、0.510 和 1.000。通过训练和构建,得到的模型相关系数 R 达到 0.990 5。决定系数 D 达到 0.870 9。说明该模型具有很好的检测性能。

3.5.3 模型验证

为了验证模型的检测推广能力,将已建立的系统模型和用一般支持向量机回归以及一般线性回归的方法进行检测效果的比较。将模型验证组的激光图像参数按照主成分分析结果代入以上 3 类模型,计算可溶性固形物含量的检测值,并与实际测量的 SSC 进行比较计算每个样本的检测准确率。其检测准确率结果比较如图 4 所示。从图 4 可以看出改进型 SVM 回归模型对次郎甜柿可溶性固形物含量的检测效果和稳定程度都明显高于一般的线性回归检测模型,也高于未经过改进的 SVM 回归检测模型。通过统计计算表明:经过改进型 SVM 回归模型对次郎甜柿可溶性固形物含量的检测准确率平均值达到 94.1%,标准差为 0.014,说明该模型具有很好的推广能力。

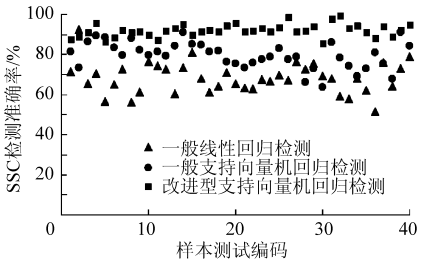


图 4 3 种不同模型检测次郎甜柿可溶性固形物含量准确率

Fig. 4 Forecast accuracy results comparison by 3 methods on "Jiro" persimmon's soluble solids

4 结论

(1)本文应用的激光发生器功率低,对生物体无损伤破坏作用,在农产品快速检测方面具有较好的应用前景。

(2)次郎甜柿在采后贮藏期内,可溶性固形物呈先上升后下降最后趋于稳定的趋势。该过程导致激光照射到次郎甜柿表面后产生反射、吸收和折射情况的差异,进而导致所得激光图像参数的变化。统计分析也表明可溶性固形物和激光图像参数有较好的相关性。

(3)将目标图像分割区域的像素面积参数,区域的灰度值信息熵以及灰度值标准差 3 类参数结合构建一个参数集,将该参数集对次郎甜柿的可溶性固形物进行主成分分析,通过分析得到了激光图像参数的最佳组合,并将其作为检测模型的自变量。

(4)通过构建一种改进型的支持向量模型,解决了 SVM 模型检测稳定性和跟踪能力较弱的问题,实现了用激光图像参数准确稳定检测次郎甜柿可溶性固形物含量的目的。改进 SVM 模型 SSC 检测的准确率平均值达到 94.1%,标准差为 0.014。

参 考 文 献

1 Tu K, Jancsok P, Nicolai B, et al. Use of laser-scattering imaging to study tomato-fruit quality in relation to acoustic and compression measurements[J]. International Journal of Food Science and Technology, 2000, 35(5): 503~510.

2 Mc Glone V A, Ko S M W, Jordan R B. Non-contact fruit firmness measurement by the laser air-puff method[J]. Transactions of the ASAE, 1999, 42(5):1 391~1 397.

3 Pajuelo M, Baldwin G, Rabal H, et al. Bio-speckle assessment of bruising in fruits[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2003, 40(1):13~24.

4 Qing Zhaoshen, Ji Baoping, Manuela Zude. Non-destructive analyses of apple quality parameters by means of laser-induced light backscattering imaging[J]. Postharvest Biology and Technology, 2008, 48(2):215~222.

5 饶秀勤. 基于机器视觉的水果品质实时检测与分级生产线的关键技术研究[D]. 杭州:浙江大学,2008:31~40.
Rao Xiuqin. Real-time inspection technology of fruit quality using machine vision[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2008: 31~40. (in Chinese)

6 陈育彦, 屠康, 任珂, 等. 基于激光图像分析的桃货架品质无损检测试验[J]. 农业机械学报, 2007, 38(3):110~112.
Chen Yuyan, Tu Kang, Ren Ke, et al. Experimental research of laser image analysis for peach quality during its shelf life [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(3):110~112. (in Chinese)

7 Valero C, Ruiz-Altisent M, Cubeddu R, et al. Selection models for the internal quality of fruit based on time domain laser reflectance spectroscopy[J]. Biosystem Engineering, 2004, 88(3):313 ~ 323.

8 Steinmetz V, Roger J M, Molto E, et al. On-line fusion of colour camera and spectrophotometer for sugar content prediction of apples[J]. Journal of Agricultural Engineering Research, 1999, 73(2): 207 ~ 216.

9 陈育彦,屠康,任珂,等. 基于激光图像的苹果品质分析与模型[J]. 农业工程学报, 2007,23(4):166 ~ 171.
Chen Yuyan, Tu Kang, Ren Ke, et al. Modeling apple quality changes based on laser scattering image analysis[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2007, 23(4): 166 ~ 171. (in Chinese)

10 Pan Deng, Zhang Dafang, Xie Kun, et al. An algorithm of packet classification based on binary search on levels[J]. Journal of Computer Applications, 2009, 29(2): 500 ~ 503.

11 Cheng H D, Jiang H X, Sun Y, et al. Color image segmentation: advances & prospects[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(12):2 259 ~ 2 281.

12 Peter Veelaert, Kristof Teelen. Adaptive and optimal difference operators in image processing[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(10):2 317 ~ 2 326.

13 聂守平,王鸣,刘峰. 低对比度图像分割算法研究[J]. 中国激光,2004,31(1):89 ~ 92.
Nie Shouping, Wang Ming, Liu Feng. Image segmentation algorithm study for low contrast image[J]. Chinese Journal of Lasers, 2004,31(1): 89 ~ 92. (in Chinese)

14 邓乃阳,田英杰. 数据挖掘中的新方法:支持向量机[M]. 北京:科学出版社,2004.

15 傅鹏,张德运. 基于离散核支持向量机的文本自动分类[J]. 清华大学学报:自然科学版,2005,45(增刊 1):1 778 ~ 1 782.
Fu Peng, Zhang Deyun. Automatic text categorization with discrete kernel-based support vector machine[J]. Journal of Tsinghua University: Sci. & Tech., 2005,45(Supp. 1): 1 778 ~ 1 782. (in Chinese)

16 Lanckrietg, Cristianinin, Bartlett P, et al. Learning the kernel matrix with semi definite programming[J]. Journal of Machine Learning Research, 2004(5): 27 ~ 72.

17 Pontil M, Verri A. Support vector machines for 3-D object recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(6):637 ~ 646.

18 Burges C J C. A totorial on support vector machines for pattern recognition[J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2):121 ~ 169.

19 Chang K W, Hsieh C J, Lin C J. Coordinate descent method for large-scale L2-loss linear SVM[J]. Journal of Machine Learning Research, 2008(9): 1 369 ~ 1 398.

20 张学莲,胡立生,曹广益. 鲁棒模型预测控制系统的评估基准[J]. 化工学报,2008,59(7):1 859 ~ 1 862.
Zhang Xuelian, Hu Lisheng, Cao Guangyi. Performance assessment for robust model predictive control systems[J]. Journal of Chemical Industry and Engineering (China), 2008, 59(7): 1 859 ~ 1 862. (in Chinese)