

# 基于多光谱图像及组合特征分析的茶叶等级区分<sup>\*</sup>

李晓丽 何勇

(浙江大学生物系统工程与食品科学学院, 杭州 310029)

**【摘要】** 提出了一种采用多光谱成像的机器视觉技术对4个等级的西湖龙井茶进行区分的方法。首先采用3CCD多光谱摄像机同时获取茶叶在540、670和800 nm波谱处的波长图像,然后对预处理后的图像进行图像特征提取,选取了18个形状特征和15个纹理特征。基于这2组特征分别对4个等级的茶叶进行主成分聚类分析,得到的两幅主成分空间的聚类图都不能对4个等级茶叶进行有效的区分。为了得到高效的区分模型,本研究对形状特征和纹理特征进行组合,聚类分析的结果优于原先的分析结果。随后,采用多类逐步判别分析法对形状特征、纹理特征和组合特征(形状+纹理)这3组特征分别进行特征优化,并建立了对应各组特征的等级区分模型,经过比较发现基于组合特征的区分模型的效果仍为最佳,对于预测集样本的区分正确率为85%。本研究还发现对于等级区分最重要的两个特征依次为波长800 nm通道图像的相关性、波长800 nm通道图像的二阶角矩。

**关键词:** 茶叶等级 多光谱成像 形状特征 纹理特征 组合特征

**中图分类号:** S126; S571.1

**文献标识码:** A

## Classification of Tea Grades by Multi-spectral Images and Combined Features

Li Xiaoli He Yong

(College of Biosystems Engineering and Food Science, Zhejiang University, Hangzhou 310029, China)

### Abstract

A method for classification of Xi-hu-long-jing tea in four grades was introduced based on machine vision of multi-spectral imaging technique. Firstly, three monochrome images at 540, 670 and 800 nm wavelengths were simultaneously obtained based on 3CCD multi-spectral camera, then image features including 18 shape features and 15 texture features were extracted based on image processing technology. These two groups of features were adopted for cluster analysis with principal component analysis of the four grades tea. However the result was not satisfactory. In order to obtain a more effective separation model, the two groups of features were combined, and the cluster analysis was conducted again based on the combined features. The result was better than the former. After optimization of these three groups of features, three classification models were developed by means of multiple stepwise discriminant analysis (MSDA). It was found that model based on the combined features had the best performance with accuracy of 85% for prediction of unknown samples. The most important two features for classification were correlation and energy of 800 nm wavelength monochrome image.

**Key words** Tea grade, Multi-spectral images, Shape feature, Texture feature, Combined feature

### 引言

据不完全统计,在我国占茶叶总产量不到5%

的名优茶,其产值竟达到了总产值的20%以上,说明茶叶品质越好,价值越高,经济效益也越显著。虽然我国茶叶的产量和销量都很大,然而由于缺乏科

收稿日期: 2009-07-27 修回日期: 2009-07-30

<sup>\*</sup> 国家“863”高技术研究发展计划资助项目(2007AA10Z210)和国家自然科学基金资助项目(30671213、30600371)

作者简介: 李晓丽, 博士生, 主要从事农产品品质无损检测研究, E-mail: polyphenols@yahoo.cn

通讯作者: 何勇, 教授, 博士生导师, 主要从事数字农业及智能化装备研究, E-mail: yhe@zju.edu.cn

学的茶叶品质检测和茶叶分级技术,难以快速客观地鉴别茶叶的品质和级别。目前,市场上茶叶的分级存在很大的随意性<sup>[1]</sup>,影响了茶叶的生产和经营。同时随着发达国家绿色技术贸易壁垒的技术标准越来越高<sup>[2]</sup>,我国茶叶出口贸易受到的影响也越来越明显。因此亟需研究茶叶品质快速检测的机理和方法,提高我国茶叶品质的检测技术水平,加强茶叶分级管理。为此,本文提出采用多光谱图像处理技术对龙井茶的等级进行区分的方法。

## 1 材料与方法

### 1.1 仪器设备

#### 1.1.1 机器视觉系统主要硬件

##### (1) 光源

为了得到各个波谱段均匀的光照条件,本实验采用室外的太阳光作为光源进行茶叶图像采集,实验在室外进行。

##### (2) 多光谱成像仪

多光谱成像仪是由美国 DuncanTech 公司生产的 MS3100 Duncan Camera(3CCD camera)。该摄像机技术特点:有 3 个 CCD 影像传感器,色彩独立棱镜;探测区域为 480 mm×650 mm,焦距为 2.5 mm;采集速度为 30 帧/s;图像分辨率为 1 392(H)×1 040(V),430 万像素数据;曝光时间范围为 0.12~130.75 ms;具有 RGB、CIR 和 RGB/CIR 等几种颜色空间表达模式。

3CCD 多光谱成像仪的光学结构如图 1 所示。物体发射的光线经过第 1 个色膜,使波长高于 630 nm 的光线通过,被反射的部分经过滤光片后在 CCD 传感器上成像,得到绿光通道图像。通过部分再经过第 2 个色膜,使光线按频率被分为 2 部分。一部分在红光 CCD 传感器上成像,另一部分在近红外 CCD 传感器上成像。3 个波段的通过频率分布为:绿光通道的中心频率在 540 nm,通道带宽 40 nm 左右;红光通道中心频率在 670 nm,通道带宽 40 nm 左右;近红外通道的中心频率在 800 nm,通道带宽 65 nm 左右。摄像机获得绿、红、近红外 3 个波段通

道的单色图像后,通过 PCI1424 (National Instrument 公司)的数据接收板传送到计算机,其输入控制端口为 RS-232。

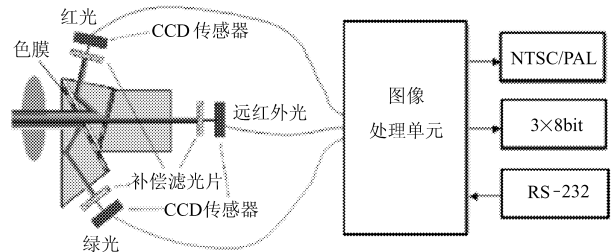


图 1 MS3100 Duncan 多光谱成像仪的光学结构图

Fig. 1 Optical structure of MS3100 Duncan multi-spectral camera

#### 1.1.2 机器视觉系统软件组成

CCD DTControl 图像采集软件,用于设置图像增益、控制曝光时间、图像集成、RGB 调节和图像分析等。Matlab 图像处理软件,用于图像处理和茶叶特征的提取。Matlab 数据分析模块用于主成分分析, DPS (data procession system for practical statistics)用于建立模式识别模型。

### 1.2 实验材料

选择西湖龙井茶的 1 级、2 级、3 级和 4 级作为研究对象,样本的具体情况如表 1 所示。在该实验过程中,把茶叶摆放成互相不接触的状态,然后进行多光谱图像采集,以单颗茶叶的特征作为茶叶等级区分的基础。采用 3CCD 多光谱成像仪获取茶叶片不接触状的图像,样本的多光谱合成图像如图 2 所示。每个等级各随机选择出 20 个样本共 80 个作为预测集样本,每个等级余下的样本组成建模集。

表 1 不同等级西湖龙井茶叶

Tab. 1 Detailed information of different grades tea

等级	外形	颜色	图片数目
1	一芽一叶开展,扁平光滑	嫩绿	50
2	一芽二叶开展,较扁平	青绿	90
3	一芽二叶开展,含量少二叶对夹叶,尚扁平	墨绿	49
4	一芽二、三叶与对夹叶,尚扁平,欠光洁	墨绿	57

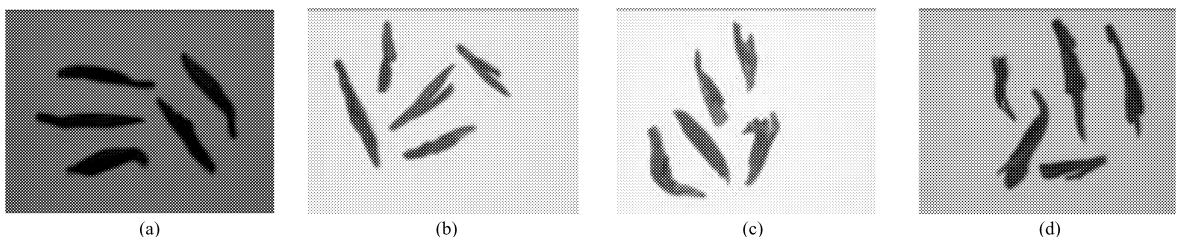


图 2 多通道光谱(540、670 和 800 nm)响应的合成图像

Fig. 2 Compositive image with multi-channel spectral response

(a) 1级 (b) 2级 (c) 3级 (d) 4级

表 2 18 个形状特征参数的具体意义

Tab.2 Detailed information of 18 shape features

属性编号	定义
1	与区域具有相同标准二阶中心矩的椭圆的长轴与 x 轴的交角(度)
2	等价直径(与区域具有相同面积的圆的直径)
3	图像各个区域中像素总个数(总面积)
4	与区域具有相同标准二阶中心矩的椭圆的长轴长度
5	与区域具有相同标准二阶中心矩的椭圆的短轴长度
6	与区域具有相同标准二阶中心矩的椭圆的离心率
7	同时在区域和其最小凸多边形中的像素比例(固靠度)
8	同时在区域和其最小边界矩形中的像素比例(扩展度)
9	区域的周长
10	长方形度
11	平均幅宽
12	形状系数 1
13	圆形度系数
14	形状系数 2
15	长轴短轴比
16	内切圆半径
17	形状复杂度
18	周长幅宽比

### 1.3 图像的特征分析方法

#### 1.3.1 形状特征描述

运用图像转换、图像平滑、图像反相、区域标注来对茶叶图像进行处理。基于处理后的图像进行形状特征分析,采用 18 个特征参数对图像的特征进行描述,这些特征的具体含义如表 2 所示<sup>[3]</sup>。

#### 1.3.2 纹理特征的提取

##### 1.3.2.1 图像的灰度共生矩阵

灰度共生矩阵反映了图像灰度关于方向、相邻间隔、变化幅度的综合信息,作为纹理分析的特征量往往不是直接应用所得到的灰度共生矩阵,而是在灰度共生矩阵的基础上再提取统计学特征。基于灰度共生矩阵,可以得到 11 种纹理特征参数<sup>[4]</sup>。其中最重要的纹理特征参数有<sup>[5]</sup>

$$Q_1 = \sum_{i=0}^X \sum_{j=0}^Y |i-j|^2 p(i,j) \quad (1)$$

$$Q_2 = \sum_{i=0}^X \sum_{j=0}^Y \frac{p(i,j)}{1+|i-j|} \quad (2)$$

$$Q_3 = \sum_{i=0}^X \sum_{j=0}^Y p(i,j)^2 \quad (3)$$

$$Q_4 = \sum_{i=0}^X \sum_{j=0}^Y \frac{(i-\mu_i)(j-\mu_j)p(i,j)}{\sigma_i\sigma_j} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \text{其中} \quad \mu_i &= \sum_{i=0}^X i \sum_{j=0}^Y p(i,j) \\ \mu_j &= \sum_{j=0}^Y j \sum_{i=0}^X p(i,j) \\ \sigma_i &= \sqrt{\sum_{i=0}^X (i-\mu_i)^2 \sum_{j=0}^Y p(i,j)} \\ \sigma_j &= \sqrt{\sum_{j=0}^Y (j-\mu_j)^2 \sum_{i=0}^X p(i,j)} \end{aligned}$$

式中  $Q_1$ ——惯性矩  $Q_2$ ——同质性  
 $Q_3$ ——二阶角矩  $Q_4$ ——相关性

惯性矩是反映纹理变化快慢、周期性大小的物理量,值越大,表明纹理周期性越大。同质性是反映纹理的规则程度,纹理杂乱无章、难以描述的,同质性值较小;规律性较强、易于描述的,同质性值较大。二阶角矩是图像灰度分布均匀程度和纹理粗细的一个度量,当图像较细致、均匀时,二阶角矩值较大,最大值为 1.0,表明区域内图像灰度分布完全均匀,反之亦然。相关性是衡量灰度共生矩阵在行或列方向上的相似程度,是灰度线性关系的度量<sup>[6]</sup>。本文基于 Matlab 的图像纹理分析函数分别计算了 3 个通道单色图像(540、670 和 800 nm)的上述 4 个特征参数。

##### 1.3.2.2 图像的纹理滤波

图像的滤波又叫图像的邻域操作,输出图像中的每个像素值都是由对应的输入像素及其某个邻域内的像素共同决定的。图像的纹理滤波是通过标准统计测量来提取图像特征。邻域操作包括 2 种类型:滑动邻域操作和分离邻域操作。本研究所用的纹理滤波是滑动邻域操作。可以使用滑动邻域操作来实现很多种类的滤波操作。例如,一个使输出图像的像素值等于输入图像中各个邻域像素标准偏差的滑动邻域操作,图像的标准差滤波,可以使用 stdfilt 函数来实现<sup>[7]</sup>。使用 stdfilt 函数得到的图像中每个像素的值为

$$s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (5)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (6)$$

式中  $n$ ——滑动邻域操作窗口中的像素点数目  
 $x_i$ ——输入图像中以某个研究像素点为中心的操作窗口中的各个像素点  
 $s$ ——输出图像中对应于输入图像中的某个研究像素点的输出像素值

纹理滤波可以提取图像特征,是因为它们提供了与图像中像素亮度值的局部变化有关的信息<sup>[7]</sup>。本研究提取的纹理特征参数如表 3 所示。

表3 15个纹理特征的具体意义

Tab.3 Detailed information of 15 texture features

属性编号	详细定义
1	540 nm 图像的惯性矩( $Q_1$ )
2	540 nm 图像的同质性( $Q_2$ )
3	540 nm 图像的二阶角矩( $Q_3$ )
4	540 nm 图像的相关性( $Q_4$ )
5	670 nm 图像的惯性矩( $Q_1$ )
6	670 nm 图像的同质性( $Q_2$ )
7	670 nm 图像的二阶角矩( $Q_3$ )
8	670 nm 图像的相关性( $Q_4$ )
9	800 nm 图像的惯性矩( $Q_1$ )
10	800 nm 图像的同质性( $Q_2$ )
11	800 nm 图像的二阶角矩( $Q_3$ )
12	800 nm 图像的相关性( $Q_4$ )
13	复合图像的标准差滤波后图像中的斑纹百分比
14	复合图像的熵滤波后图像中的斑纹百分比
15	复合图像的标准差滤波后图像的熵

## 2 实验结果与分析

### 2.1 基于形状特征的等级区分

对西湖龙井茶叶的4个等级多光谱图像(图2)进行图像处理和特征提取得到18个形状特征,对应246样本的18个形状特征得到一个 $246 \times 18$ 的特征矩阵。主成分分析由于其高效的数据压缩和特征提取性能被广泛用于聚类分析中<sup>[8]</sup>,对该特征矩阵进行主成分聚类分析前3个主成分的累积贡献率达到85.08%,样本在这3个主成分空间的分布如图3所示。从图3中可以看出,4个等级样本重叠严重,很难一一区分,但是各个等级样本的聚合度较好。

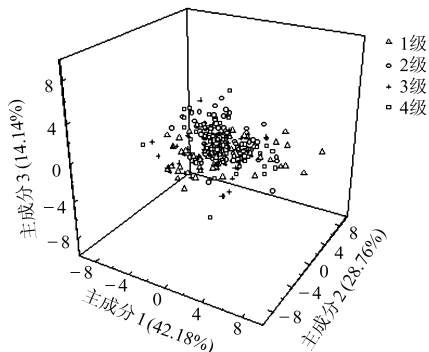


图3 基于形状特征的聚类分析图

Fig.3 Cluster analysis plot based on shape features

以第1、2、3、4类分别表示西湖龙井1级、2级、3级和4级,每一类各随机挑选20个样本作为预测,剩下的样本用于建模。采用多类逐步分析方法进行特征优化并建立区分模型,以 $F_a = 1.67$ 为临

界值筛选出了10个特征,并建立判别函数模型为

$$y_1 = -18672 + 47.6x_1 + 31518.4x_3 + 1753.8x_5 + 47.9x_7 - 7.8x_9 + 8627.9x_{10} + 323.7x_{12} - 123.5x_{13} - 0.02x_{16} + 1.4x_{17} \quad (7)$$

$$y_2 = -18625 + 47.2x_1 + 31484.1x_3 + 1720.8x_5 + 48.2x_7 - 12.6x_9 + 8671.2x_{10} + 327.8x_{12} - 123.9x_{13} - 0.02x_{16} + 1.5x_{17} \quad (8)$$

$$y_3 = -18448 + 47.7x_1 + 31340.7x_3 + 1705.1x_5 + 47.6x_7 - 9.4x_9 + 8649.2x_{10} + 322.5x_{12} - 123.8x_{13} - 0.02x_{16} + 1.5x_{17} \quad (9)$$

$$y_4 = -18440 + 46.7x_1 + 31332.9x_3 + 1740.8x_5 + 47.6x_7 - 3.7x_9 + 8539.7x_{10} + 320.6x_{12} - 121.8x_{13} - 0.02x_{16} + 1.3x_{17} \quad (10)$$

其中,自变量的具体定义如表2所示。由判别函数可以得到:在基于形状特征的区分中,对等级判别影响较大的是 $x_3$ 、 $x_5$ 和 $x_{10}$ ,即总面积,椭圆短轴和长方形度。判别方程对预测集样本区分结果如表4所示,判对的概率为67.50%。

表4 基于形状特征模型的不同等级茶叶样本预测结果

Tab.4 Prediction result of different grades based on model with shape features

类别	判为					正确率 /%
	类1	类2	类3	类4	小计	
类1	16	4	0	0	20	80
类2	2	14	3	1	20	70
类3	3	4	12	1	20	60
类4	5	1	2	12	20	60

### 2.2 基于纹理特征的等级区分

基于 Matlab 的图像纹理分析函数分别计算了3个通道单色图像的惯性矩、同质性、二阶角矩和相关性4个特征参数共12个纹理特征。并对图像进行纹理滤波。选择 Matlab 纹理分析工具箱中的 stdfilt 和 entropyfilt 函数,用 $3 \times 3$ 的窗口对输入图像进行局部标准差滤波和局部熵滤波,分别得到图像的标准差图像和熵图像。在滤波后形成的图像中,斑纹成为图像的主要特征,提取图像的斑纹面积占整副图片面积之比作为第13和第14个纹理特征。标准熵滤波后形成图像的熵作为第15个纹理特征,如表5所示。基于这15个纹理特征对龙井茶的4个等级进行主成分聚类分析,前3个主成分的累积贡献率达到83.15%,4个等级样本在这3个主成分空间的聚类图如图4所示。从图4中可以看出,2级和4级各自的聚合度很好,但是相互重叠严重;3级样本与2级和4级间的区分度很好,但是与部分

1 级样本有交叉;同时,部分 1 级样本与 2 级和 4 级样本相互混淆。

表 5 基于纹理特征模型的不同等级茶叶样本预测结果

Tab.5 Prediction result of different grades based on model with texture features

来自	判为					正确率/%
	类 1	类 2	类 3	类 4	小计	
类 1	20	0	0	0	20	100
类 2	0	15	0	5	20	75
类 3	0	0	20	0	20	100
类 4	0	12	0	8	20	40

图 4 基于纹理特征的聚类分析图

Fig.4 Cluster analysis plot based on texture features

采用多类判别分析进行特征优化并建立判别模型,以  $F_a = 1.67$  为临界值筛选出了 8 个特征,并建立判别函数,这 8 个特征按照重要性排列顺序依次为: $x_{12}$ 、 $x_{11}$ 、 $x_9$ 、 $x_{13}$ 、 $x_8$ 、 $x_{15}$ 、 $x_5$ 、 $x_{10}$ 。对等级判别影响最大的 3 个特征依次是波长 800 nm 图像的相关性、波长 800 nm 图像的二阶角矩、波长 800 nm 图像的惯性矩。可以看出波长 800 nm 图像即近红外波段的图像对于等级的区分起到了非常重要的作用。模型的判别方程为

$$y_1 = -50\ 934\ 825.6 + 2\ 050.1x_5 - 50\ 506x_8 + 585\ 756.1x_9 - 1\ 016.2x_{10} + 49\ 959\ 176x_{11} + 1.0 \times 10^8 x_{12} - 233\ 170x_{13} - 48\ 434.5x_{15} \quad (11)$$

$$y_2 = -51\ 171\ 645.4 + 2\ 089.9x_5 - 50\ 893.4x_8 + 591\ 096.5x_9 - 1\ 011.9x_{10} + 50\ 067\ 781x_{11} + 1.0 \times 10^8 x_{12} - 235\ 576x_{13} - 48\ 923.8x_{15} \quad (12)$$

$$y_3 = -51\ 164\ 877.7 + 2\ 089.1x_5 - 50\ 882x_8 + 590\ 939.8x_9 - 1\ 011x_{10} + 50\ 064\ 534x_{11} + 1.0 \times 10^8 x_{12} - 235\ 555x_{13} - 48\ 914x_{15} \quad (13)$$

$$y_4 = -51\ 172\ 072.9 + 2\ 089.3x_5 - 50\ 888.1x_8 + 591\ 008.5x_9 - 1\ 011.4x_{10} + 50\ 068\ 038x_{11} + 1.0 \times 10^8 x_{12} - 235\ 574x_{13} - 48\ 917.3x_{15} \quad (14)$$

对于未知预测集样本的判别情况如表 5 所示,

判对的概率为 78.75%。

### 2.3 基于组合特征的等级区分

由于以上单独基于形状特征和纹理特征的等级区分效果不理想,所以把 18 个形状特征和 15 个纹理学特征结合起来,得到 33 个组合特征,基于这 33 个组合特征进行主成分聚类分析,前 3 个主成分的累积贡献率为 66.11%,基于这 3 个主成分的 4 个等级样本的得分图如图 5 所示,1 级龙井茶与其他 3 种茶的分界线较明显,2 级和 4 级的样本呈条带状分布,但是中间有部分交叉。比较图 5 与图 4 和图 3 的区别,发现基于组合特征的聚类分析中,各个等级间的区分清楚些。

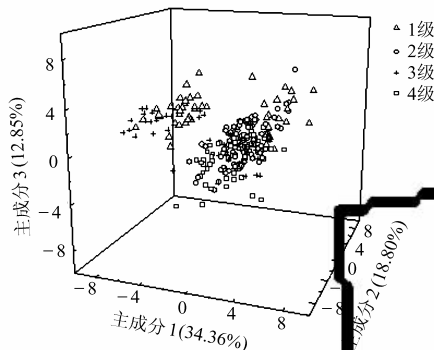


图 5 基于尺寸特征和纹理特征的聚类分析

Fig.5 Cluster analysis plot based on shape and texture features

然后基于这 33 个特征,进行逐步判别分析,以  $F_a = 1.49$  为临界值得出了 14 个重要特征,其判别函数为

$$y_1 = -5.6 \times 10^7 + 135.6x_2 + 140.2x_3 - 253.5x_5 - 53\ 033.8x_6 - 52\ 294.2x_7 - 28\ 415.2x_8 + 314.9x_{16} + 1\ 653.6x_{23} - 154.7x_{28} + 55\ 070\ 477x_{29} + 1.1 \times 10^8 x_{30} - 28\ 435x_{31} + 8\ 586.9x_{32} - 5\ 273.4x_{33} \quad (15)$$

$$y_2 = -5.6 \times 10^7 + 137.5x_2 + 140.6x_3 - 254.8x_5 - 53\ 418.9x_6 - 52\ 582.9x_7 - 28\ 571.4x_8 + 318.6x_{16} + 1\ 686.9x_{23} - 148.1x_{28} + 55\ 194\ 722x_{29} + 1.1 \times 10^8 x_{30} - 289\ 909x_{31} + 8\ 669.3x_{32} - 55\ 850.7x_{33} \quad (16)$$

$$y_3 = -5.6 \times 10^7 + 137.5x_2 + 140.7x_3 - 254.8x_5 - 53\ 554.6x_6 - 52\ 637.5x_7 - 28\ 561.5x_8 + 318.7x_{16} + 1\ 686.8x_{23} - 147.2x_{28} + 55\ 193\ 570x_{29} + 1.1 \times 10^8 x_{30} - 289\ 906x_{31} + 8\ 667.9x_{32} - 55\ 844.2x_{33} \quad (17)$$

$$y_4 = -5.6 \times 10^7 + 137.6x_2 + 140.7x_3 - 255.1x_5 - 53\ 669.5x_6 - 52\ 669.2x_7 - 28\ 588.7x_8 + 318.8x_{16} + 1\ 687.4x_{23} - 147.7x_{28} +$$

8  
4  
分 3 (12.10%)

$$55\ 196\ 509.x_{29} + 1.1 \times 10^8 x_{30} - 289\ 926.x_{31} + 8\ 665.8.x_{32} - 55\ 846.3.x_{33} \quad (18)$$

这 14 个特征按照重要性排列顺序依次为:  $x_{30}$ 、 $x_{29}$ 、 $x_{31}$ 、 $x_{33}$ 、 $x_6$ 、 $x_7$ 、 $x_8$ 、 $x_{32}$ 、 $x_{23}$ 、 $x_{16}$ 、 $x_5$ 、 $x_{28}$ 、 $x_3$ 、 $x_{20}$ 。最重要的前 5 个特征分别是波长 800 nm 图像的相关性、波长 800 nm 图像的二阶角矩、复合图像的标准差滤波图的斑纹百分比、复合图像的标准差滤波图的熵和与区域具有相同标准二阶中心矩的椭圆的离心率。模型对于未知预测集样本的判别结果如表 6 所示,判对的概率为 85%。

### 3 结束语

对于茶叶等级的区分只依靠形状特征参数或者仅仅依靠纹理特征参数都不能取得满意的结果,而基于形状特征和纹理特征的组合特征能够建立精度

表 6 基于组合特征的模型对于预测集样本的判别结果

Tab.6 Prediction result of different grades based on model with combined features

类别	判为					正确率/%
	类 1	类 2	类 3	类 4	小计	
类 1	20	0	0	0	20	100
类 2	0	17	1	2	20	85
类 3	0	0	19	1	20	95
类 4	0	6	2	12	20	60

更高的模型,表明组合特征能够更好地描述不同等级茶叶的特征,对于区分模型最重要的前 5 个特征分别是波长 800 nm 图像的相关性、波长 800 nm 图像的二阶角矩、复合图像的标准差滤波图的斑纹百分比、复合图像的标准差滤波图的熵和与区域具有相同标准二阶中心矩的椭圆的离心率。

### 参 考 文 献

- 1 杨士新. 茶叶产品质量现状及对策探讨[J]. 中国茶叶加工, 2005(3): 16~18.  
Yang Shixin. Current situation of tea quality and exploration of countermeasures[J]. China Tea Processing, 2005(3): 16~18. (in Chinese)
- 2 李芸, 姚国伟, 李宁. 茶叶标准与技术性贸易壁垒[J]. 中国标准化, 2005(8): 23~24.  
Li Yun, Yao Guowei, Li Ning. Standards of tea and technical trade barriers[J]. China Standardization, 2005(8): 23~24. (in Chinese)
- 3 孙兆林. Matlab 6.x 图像处理[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
- 4 Haralick R, Shanmugam K, Dinstein I. Textural features for image classification[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1973, 3(6): 610~621.
- 5 于海鹏, 刘一星, 张斌, 等. 应用空间灰度共生矩阵定量分析木材表面纹理特征[J]. 林业科学, 2004, 40(6): 121~129.  
Yu Haipeng, Liu Yixing, Zhang Bin, et al. Application of spatial gray level cooccurrence matrix in wood surface texture quantitative analysis[J]. Scientia Silvae Sinicae, 2004, 40(6): 121~129. (in Chinese)
- 6 蔡健荣. 利用计算机视觉定量描述茶叶色泽[J]. 农业机械学报, 2000, 31(4): 67~70.  
Cai Jianrong. Quantitative description of tea color using computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2000, 31(4): 67~70. (in Chinese)
- 7 李晓丽, 何勇, 裘正军, 等. 基于多光谱图像的不同品种绿茶的纹理识别[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2008, 42(12): 2 133~2 138.  
Li Xiaoli, He Yong, Qiu Zhengjun, et al. Texture discrimination of different kinds of green tea based on multi-spectral imaging technique[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2008, 42(12): 2 133~2 138. (in Chinese)
- 8 He Y, Li X L, Deng X F. Discrimination of varieties of tea using near infrared spectroscopy by principal component analysis and BP model[J]. Journal of Food Engineering, 2007, 79(4): 1 238~1 242.