

# 基于图像分析的梅花品种识别研究

张娟<sup>1,2</sup> 黄心渊<sup>1</sup>

(1 北京林业大学信息学院 2 江苏海事职业技术学院信息工程系)

**摘要:** 针对梅花图像,提出了适合其颜色、形状、纹理 3 方面特征的描述方法。在颜色特征提取方面,通过直方图归类的结果,提出了适合描述梅花图像色彩特征的方法。改进了对形状特征进行描述的平坦度算法,在计算平坦度时只计算花朵区域,没有统计背景区域,使算法得到简化,并且不影响最终的效果。改进了灰度共生矩阵的计算方法,首先提取出花朵区域的最小外接长方形,以此作为新的图像的长和宽,降低灰度共生矩阵的计算量;然后再计算 4 个角度的灰度共生矩阵,累加相应的矩阵元素除以 4 求出 4 个矩阵的平均矩阵,作为参与运算的灰度共生矩阵;计算该矩阵的相关参数作为纹理特征的描述。最后对提取到的 19 个特征采用 SVM 分类器进行分类和识别。对 660 幅梅花图像(每个品种 60 幅,11 个品种)进行测试,330 幅作为训练样本,另外 330 幅作为测试样本。实验结果表明,在对 SVM 分类器做交叉验证后,识别率可达到 93.94%。该识别系统具有较高的识别准确率和稳定性,能够起到知识普及的作用,减轻专业人员的负担,增加梅花的鉴赏性。

**关键词:** 图像分析;梅花品种识别;特征提取;支持向量机

中图分类号: S685.17 文献标志码: A 文章编号: 1000-1522(2012)01-0096-09

ZHANG Juan<sup>1,2</sup>; HUANG Xin-yuan<sup>1</sup>. **Species identification of *Prunus mume* based on image analysis.** *Journal of Beijing Forestry University* (2012) **34**(1) 96-104 [Ch, 11 ref.]

1 School of Information Science and Technology, Beijing Forestry University, 100083, P. R. China;

2 Department of Information and Engineering, Jiangsu Maritime Institute, Nanjing, 211170, P. R. China.

*Prunus mume* was studied as research object in this paper. Image segmentation, feature extraction, classification, etc. were studied based on the image of *P. mume*. A *P. mume* species recognition system was automatically established based on these technologies. Different methods were proposed for describing the color, shape and texture features of *P. mume* respectively. With its color feature extraction, the method suitable for describing the color characteristics of *P. mume* image was proposed through the results of a histogram classification. Its flatness describing its shaped feature was improved. Only the flower region was calculated for its flatness whereas the background region was not included. The algorithm was simpler than the original method and the final result was not to be affected using the improved method. The method of calculating gray level concurrence matrix (GLCM) was improved. The flower's smallest external rectangular region was extracted firstly as the new length and width of the image before calculating GLCM. Then the matrixes were calculated for four angles. The corresponding matrix elements were cumulated and divided with the results by 4. The average matrix was then used for the new GLCM, and the related parameters of the new matrix were calculated as part of texture features. At last, the SVM (support vector machine) was used for classification and recognition. Experiments were conducted for 660 *P. mume* images (60 images each for 11 different types). Three hundred and thirty images were used for the training samples, and the rest of 330 images was used for the test samples. After cross validation being conducted for SVM classifier, the experimental results showed that the average recognition accuracy reached 93.94%. The system has high recognition accuracy and stability. It is

收稿日期: 2011-05-23

基金项目: “948”国家林业局引进项目(2009-4-41)、国家青年基金项目(61100132)、江苏省青蓝工程项目。

第一作者: 张娟, 博士生。主要研究方向: 图像处理、模式识别。电话: 15101156727 Email: sylvia004@126.com 地址: 211170 江苏省南京市江宁区格致路 309 号江苏海事职业技术学院信息工程系。

责任作者: 黄心渊, 教授, 博士生导师。主要研究方向: 虚拟现实。电话: 010-62338422 Email: hxy@bjfu.edu.cn 地址: 100083 北京市清华东路 35 号北京林业大学信息学院。

本刊网址: <http://journal.bjfu.edu.cn>

important to propagate the *P. mume*, reduce the burden of professionals and increase the appreciation of *P. mume*.

**Key words** image analysis; *Prunus mume* species identification; feature extraction; support vector machine

在植物学领域,植物的分类与识别是一项重要的基础工作。在物种识别中,植物的花朵是识别和分类的重要器官。随着数码相机的普及,花朵的各种形态可以以图像的方式呈现,可以采用计算机技术对花朵图像进行分析处理,识别植物物种。中国第一个栽培植物国际登录权威是梅花,梅花产自中国<sup>[1]</sup>。中国是世界梅花栽培中心,梅花品种资源最为丰富,关于梅花的各项研究,在国际上一直处于领先地位。本文以梅花为识别对象,研究梅花图像的特征提取,采用 SVM (support vector machine) 分类器自动识别梅花的品种。

目前,尚未见到国内外有关计算机自动识别梅花品种研究成果的报道。很多人研究了关于花朵的识别,综合其研究的结果和条件,并不适合梅花图像。Das 等<sup>[2]</sup>提取了花朵的颜色特征,用来识别花朵的种类,并没有考虑花朵的形状、纹理等其他全局特征,识别效果有限。Saitoh 等<sup>[3]</sup>提出了一种自动识别盛开花朵的算法,但要求花朵只能位于整个图像的中央部分,并且花朵部分是在焦距之内,是清晰的,而背景是模糊的。该方法识别效果不错,但有一定的局限性,对花朵的采集要求过高,不便推广使用。Nilsback 等<sup>[4-5]</sup>提出了一种花朵的分类方法,在该算法中,采用视觉词袋来描述花朵的颜色、形状、纹理等方面的特征,获得了较好的实验结果,但是该算法太过于繁琐,在分类的过程中需要优化太多的参数以得到较好的识别率。Hsu 等<sup>[6]</sup>提出了一种交互式花朵识别方法,该系统取得了良好的识别率,但是系统在特征提取过程中存在大量的用户交互操作。

本文提出了适合梅花图像特征提取的方法。提取目标区域的底层视觉特征,包括颜色、形状和纹理特征,用这些特征去描述梅花图像;采用 SVM 分类器来分类和识别。本文还引入了目前识别和分类中的研究热点:采用局部特征去描述梅花图像。在实验部分,比较了两种特征描述方法的识别率以及特征提取所耗费的时间,结果表明本文提出的底层视觉特征的描述方法更稳定,并取得了较高的识别率。

## 1 算法综述

为了实现对梅花图像的识别,首先实现了将梅花花朵从背景中分割出来,然后对目标花朵区域进行特征提取,最后采用 SVM 分类器进行分类和识

别。本文从底层视觉特征和局部区块特征两个方面提取梅花花朵的区域特征。视觉特征主要包括颜色、形状、纹理 3 个方面。局部区块特征是目前在分类和识别中的研究热点,本文也尝试将其应用到梅花的识别中,并在实验部分和视觉特征进行比较。最后采用分类器分类和识别。图 1 给出了完整的梅花识别系统的主要步骤和流程,主要分为训练模块和测试模块两大模块。训练模块和测试模块中的图像分割、特征提取操作是相同的,因此统一为特征文件生成。训练模块训练出来的模型要给测试模块使用,梅花分类是将测试样本用训练出来的模型进行分类和识别。本文的分割主要结合纹理特征和颜色特征进行综合目标区域提取,采用纹理特征分割,可以去除背景中大部分干扰物,剩下的就只有枝条,可以通过颜色特征去除,最后通过形态学操作可以获得目标区域。

## 2 视觉特征提取

本文关注的是图像中的花朵区域,不是整幅图像,因此只描述花朵区域的视觉特征。这里所指的视觉特征主要是梅花图像的颜色特征、形状特征和纹理特征。

### 2.1 颜色特征提取

颜色特征是区分梅花品种的最为简单有效的手段,对于梅花图像本身的尺寸、方向、视角等变化不敏感,具有较高的鲁棒性。在对梅花的品种调查过程中,发现梅花花朵图像的颜色大致由 3 部分构成,第一是花瓣的颜色,第二是花蕊的颜色,第三是花药的颜色,这个结论也可以通过梅花的颜色直方图归类得到验证。如图 2 所示,从花朵区域的灰度直方图归类中可以发现,无论归类因子为多少,直方图都有明显的 3 个峰值。因此,在颜色特征提取时可以依据此结论,提取相关的颜色信息,足以表达出梅花花朵的色彩信息。

#### 2.1.1 色彩模型选择

在进行颜色特征提取之前,需要选择合适的色彩空间。由于原始采集到的梅花图像,都是基于 RGB 颜色空间。RGB 颜色空间存在的不足之处就是不够直观,从 RGB 值中很难知道该值所表示的真正色彩,而 HSV 颜色空间是一种面向视觉感知的颜色模型。因此,在颜色特征提取之前,需要将图像的颜色空间从 RGB 空间转换到 HSV 空间。假设所有

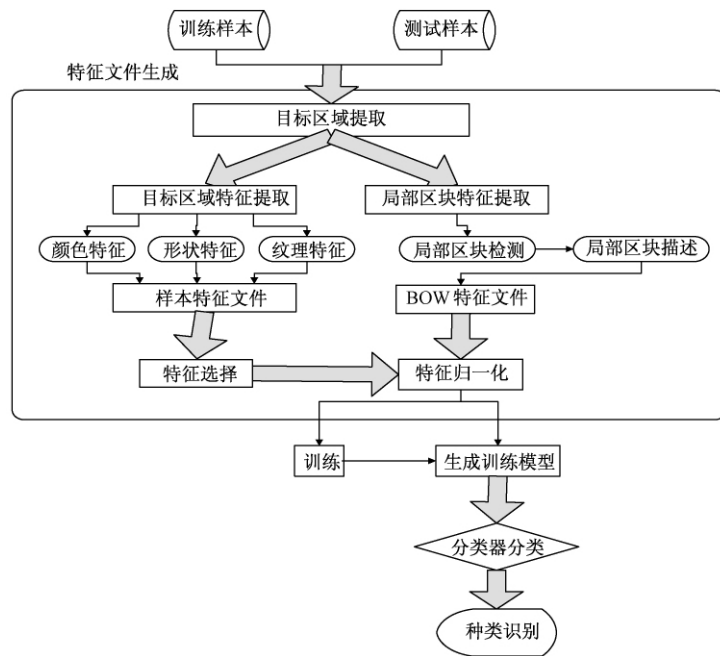


图 1 技术路线图

Fig. 1 Technology road map

的颜色值都已经归一化到 [0, 1] 范围。在 RGB 的 3 个分量中, 设定最大值和最小值, 分别为 MAX 和 MIN。从 RGB 到 HSV 的转换公式如下:

$$H = \begin{cases} \frac{G - B}{MAX - MIN} \times 60^\circ, & R = MAX \\ \left(2 + \frac{B - R}{MAX - MIN}\right) \times 60^\circ, & G = MAX \\ \left(4 + \frac{R - G}{MAX - MIN}\right) \times 60^\circ, & B = MAX \end{cases} \quad (1)$$

$$S = \frac{MAX - MIN}{MAX} \quad (2)$$

$$V = MAX \quad (3)$$

式中:  $H$  为图像的色度值, 在实际计算中,  $H$  的范围为  $0^\circ \sim 360^\circ$ ;  $G$  为图像的绿色值,  $B$  为图像的蓝色值,  $R$  为图像的红色值;  $S$  为图像的饱和度,  $V$  为图像的亮度,  $S$  和  $V$  的取值范围为  $0 \sim 1$ 。

如果  $MAX = MIN$ ,  $H$  没有色彩, 是纯灰色; 如果  $H < 0^\circ$ , 则  $H$  的值加上  $360^\circ$ ; 如果  $MAX = 0$ ,  $S = 0$  就是没有色彩; 如果  $V = 0$ , 则是纯黑色。

### 2.1.2 HS 均匀量化特征提取

本文主要对 11 个梅花品种的花朵样例进行识别。这 11 个品种分别是: 单瓣江梅、单瓣绿萼、单瓣朱砂、复瓣大宫粉、跳枝、杏梅、玉蝶品种群、重瓣江梅、重瓣绿萼、重瓣玉蝶、重瓣朱砂。11 个品种的花朵图像见图 3。

在具体提取颜色特征时, 根据梅花图像色彩分布的特点, 改进了 Saitoh 算法, 提出了适合梅花花朵图像颜色特征提取的色度饱和度区间划分和参与计算的分布区域的个数。具体算法是: 将 HS 色盘均

匀地分为 12 个区间, 也就是色度方向上, 分为 12 个区间; 在饱和度方向上, 则分成 10 个区间(如图 4 所示)。在具体量化时, 色度和饱和度分别采用公式 (4) 和 (5) 的方法进行量化。

$$h = \begin{cases} 0 & \text{if } H \in [0, 29] \parallel H = 360 \\ 1 & \text{if } H \in [30, 59] \\ 2 & \text{if } H \in [60, 89] \\ 3 & \text{if } H \in [90, 119] \\ 4 & \text{if } H \in [120, 149] \\ 5 & \text{if } H \in [150, 179] \\ 6 & \text{if } H \in [180, 209] \\ 7 & \text{if } H \in [210, 239] \\ 8 & \text{if } H \in [240, 269] \\ 9 & \text{if } H \in [270, 299] \\ 10 & \text{if } H \in [300, 329] \\ 11 & \text{if } H \in [330, 359] \end{cases} \quad (4)$$

$$s = \begin{cases} 0 & \text{if } S \in [0, 0.09] \\ 1 & \text{if } S \in [0.1, 0.19] \\ 2 & \text{if } S \in [0.2, 0.29] \\ 3 & \text{if } S \in [0.3, 0.39] \\ 4 & \text{if } S \in [0.4, 0.49] \\ 5 & \text{if } S \in [0.5, 0.59] \\ 6 & \text{if } S \in [0.6, 0.69] \\ 7 & \text{if } S \in [0.7, 0.79] \\ 8 & \text{if } S \in [0.8, 0.89] \\ 9 & \text{if } S \in [0.9, 0.99] \parallel S = 1 \end{cases} \quad (5)$$

在特征提取时, 依据聚类 and 直方图归类的结果, 将每幅图像的目标区域映射到 HS 空间; 选择分布

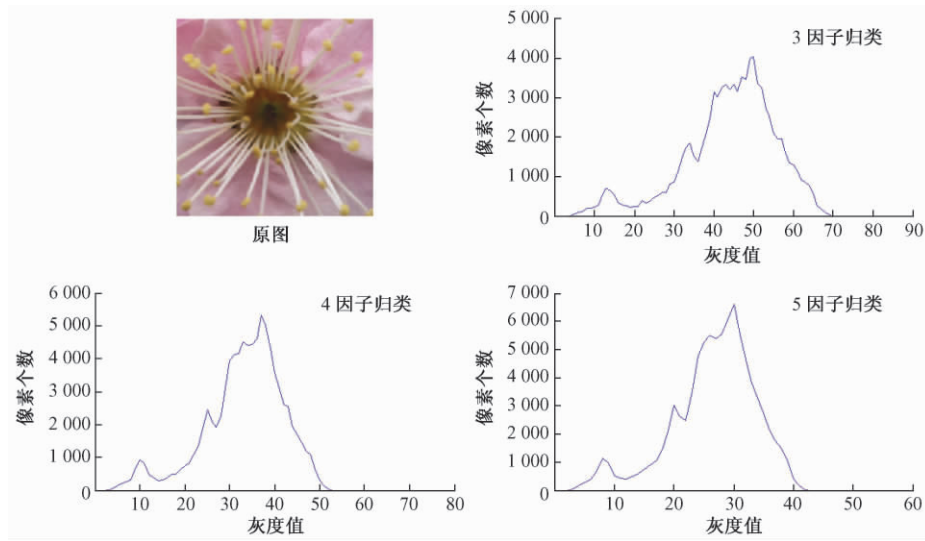


图 2 直方图归类

Fig.2 Histogram clustering



图 3 11 个梅花品种花朵样例

Fig.3 Flower samples of 11 *P. mume* species

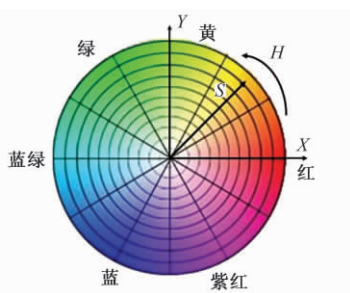


图 4 HS 空间划分成 12 × 10 区域

Fig.4 Separate HS space divided into 12 × 10 cells

最多的 3 个区域,提取区域对应的坐标和所占的比例共 9 个特征作为参与计算的特征值。这 9 个特征为:  $F_1$ , 最大区域对应的  $H$ ;  $F_2$ , 最大区域对应的  $S$ ;  $F_3$ , 最大区域像素所占的比例 (Ratio1);  $F_4$ , 第 2 大区域对应的  $H$ ;  $F_5$ , 第 2 大区域对应的  $S$ ;  $F_6$ , 第 2 大区域像素所占的比例 (Ratio2);  $F_7$ , 第 3 大区域对应的  $H$ ;  $F_8$ , 第 3 大区域对应的  $S$ ;  $F_9$ , 第 3 大区域像素所占的比例 (Ratio3)。

### 2.2 形状特征提取

形状特征的提取建立在以下两个基础之上: 一

是花朵的开放程度,花瓣有没有残缺、卷曲等;二是分割的精确程度。从图 3 可以看出,不同品种的梅花,花朵的形状存在差异,尤其是单瓣和复瓣之间,形状的差异尤为明显。本文采用凸包面积比<sup>[7]</sup>、平坦度和边界矩<sup>[8]</sup>来描述梅花的形状特征。

#### 2.2.1 凸包面积比

凸包是花朵的一个最小外接多边形,花朵部分完全被这个多边形包围。采用面积比定量地描述花朵的形状,定义花朵面积与其凸包面积的比值 ( $F_{10}$ ):

$$F_{10} = A_{flower} / A_{ch} \quad (6)$$

式中:  $A_{flower}$  为花朵面积,  $A_{ch}$  为花朵轮廓凸包面积。

如图 5 所示,红色的线框为提取到的凸包(图 5b)。花朵轮廓凸包构建的具体算法<sup>[7]</sup>如下:

- 1) 在轮廓线上找到最右边的点作为起始点。
- 2) 沿着逆时针方向在轮廓上寻找下一个点,这个点满足一个条件,即轮廓上所有的点都在它和上一点连线的左边。
- 3) 重复第 2 个步骤,直到回到起点。
- 4) 将所有的点用直线连接起来,得到的就是梅花花朵的最小外接多边形,也就是凸包。

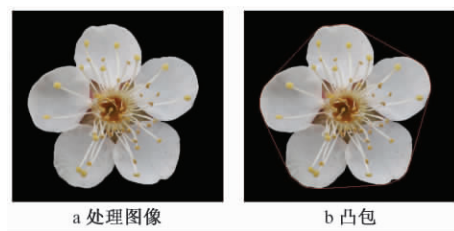


图 5 凸包提取

Fig.5 Convex hull

#### 2.2.2 平坦度

平坦度<sup>[8]</sup>是描述梅花图像形状的另一方法。

对于一幅图像,如果像素间的灰度值差异大,则表现的比较起伏,否则就比较平坦,这种现象可以通过像素灰度值的标准差来反映。本文使用的是对文献[8]中平坦度算法的改进方法。文献[8]中将图像分为若干个子块,对于某一区域子块,如果该区域内像素间的灰度值差别较大,则认为这个区域表现得比较起伏。在具体计算过程中,首先将图像的颜色量化为13个级别,然后将图像划分为 $32 \times 32$ 的子块,计算每一子块的平坦度,最后量化平坦度的值。在本文的计算过程中,只考虑花朵部分,不考虑背景像素点,不进行分块统计。设 $v(i, j)$ 为图像亮度分量中 $(i, j)$ 的灰度值,则定义平坦度为:

$$F_{11} = [1/(mn)] \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n v(i, j) \quad (7)$$

式中: $m, n$  分别代表图像的宽度和高度。

本文没有对平坦度的值进行量化操作,是为了防止量化区间的划分引起不必要的错误,这样反而简化了算法,减少了计算量,并且不影响最终的效果。

### 2.2.3 边界序列矩

边界序列矩(边界矩)能够实现对形状的可靠识别和分类。假设梅花图像的边界点 $i$ 表示为 $(x, y)$ ,其中 $i=1, 2, \dots, N, N$ 为边界点的数目;整个轮廓的中心点坐标为 $(\bar{x}, \bar{y})$ ,则边界点到中心点的距离用函数表示为: $z(i), i=1, 2, \dots, N$ 。图6给出了一幅梅花图像的轮廓图,图7是对应的 $z(i)$ 函数曲线图。利用函数 $z(i)$ 可以获得边界轮廓的几何矩

$$(M_p): M_p = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [z(i)]^p (p=1, 2, \dots, N) \text{。} p \text{ 阶中心矩为: } \mu_p = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [z(i) - M_1]^p (p=1, 2, \dots, N) \text{。}$$

选择以下3个低阶矩作为梅花形状的描述,分别是:

$$F_{12} = (\mu_2)^{1/2} / M_1 \quad (8)$$

$$F_{13} = \mu_3 / (\mu_2)^{3/2} \quad (9)$$

$$F_{14} = \mu_4 / (\mu_2)^2 \quad (10)$$

式中: $\mu_2, \mu_3, \mu_4$  分别为2阶、3阶、4阶中心矩; $M_1$ 为几何矩; $F_{12}$ 用来衡量轮廓的幅度变化,如果边界是一个圆,那么 $F_{12} = 0$ ,即轮廓的幅度没有变化; $F_{13}$ 用来衡量形状的对称程度; $F_{14}$ 为与密度函数的峰值陡峭度有关的量。

以上3个特征可以满足图像的平移、选择和尺度不变性。

### 2.3 纹理特征

纹理是物体表面固有的特征之一,也是图像的一个重要特征。梅花的花瓣数目不同,表现在纹理上就有差异。本文采用分形维数和灰度共生矩阵来描述梅花的纹理特征。分形维数表现在图像上,主

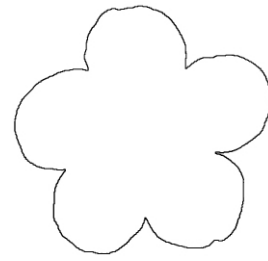


图6 梅花轮廓图

Fig. 6 Profile of *P. mume* flower

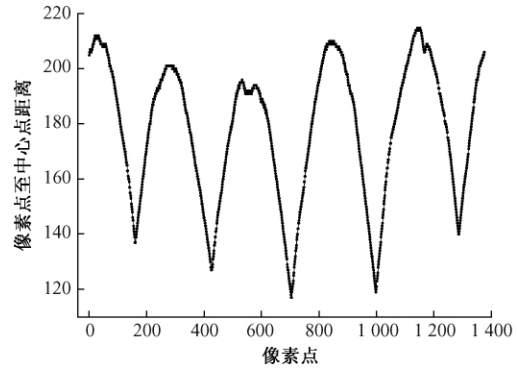


图7 梅花轮廓图对应的 $z(i)$ 函数曲线图

Fig. 7 Graph of function  $z(i)$

要是反映了纹理的粗糙性。物体的纹理越粗糙越复杂,分形维数就越大,将分形维数作为第15个特征,即 $F_{15}$ 为图像的分形维数FD(Fractal Dimension)。

灰度共生矩阵<sup>[8]</sup>是根据图像中各个像素之间的角度、方位和距离关系构造的矩阵。对于梅花图像,经过分割后,背景都置为黑色,对于共生矩阵的统计没有实际意义。因此,在实际计算的过程中,对其计算方法进行了改进:先提取花朵的最小外接长方形,然后以这个长方形的长和宽为图像的长和宽进行计算。本文在构造共生矩阵时,为了满足图像的旋转不变性,选择4个方向分别计算灰度共生矩阵,即 $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ 这4个方向分别构造矩阵;累加对应的4个矩阵元素,除以4得到均值矩阵,最后以4个矩阵的均值矩阵作为最终的共生矩阵。设 $m(i, j)$ 为灰度共生矩阵的元素,所提取的纹理特征主要是能量、熵、对比度和相关性4个参数:

$$F_{16} = \sum_i \sum_j [m(i, j)]^2 \quad (11)$$

$$F_{17} = - \sum_i \sum_j m(i, j) \log_2 m(i, j) \quad (12)$$

$$F_{18} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 m(i, j) \quad (13)$$

$$F_{19} = \frac{\sum_i \sum_j ij m(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y} \quad (14)$$

式中: $\sigma_x, \sigma_y$  为标准差,  $\mu_x, \mu_y$  为均值。

以上19个特征如表1所示,分别反映了梅花颜色特征、形状特征和纹理特征3个方面。

表 1 梅花的 19 个描述特征  
Tab.1 Nineteen features of *P. mume*

视觉特征	特征序号	特征描述
颜色特征	$F_1$	最大区域对应的 $H$
	$F_2$	最大区域对应的 $S$
	$F_3$	最大区域像素所占的比例 (Ratio1)
	$F_4$	第 2 大区域对应的 $H$
	$F_5$	第 2 大区域对应的 $S$
	$F_6$	第 2 大区域像素所占的比例 (Ratio2)
	$F_7$	第 3 大区域对应的 $H$
	$F_8$	第 3 大区域对应的 $S$
	$F_9$	第 3 大区域像素所占的比例 (Ratio3)
形状特征	$F_{10}$	凸包面积比
	$F_{11}$	平坦度
	$F_{12}$	低阶矩 1
	$F_{13}$	低阶矩 2
	$F_{14}$	低阶矩 3
纹理特征	$F_{15}$	分形维数
	$F_{16}$	能量
	$F_{17}$	熵
	$F_{18}$	对比度
	$F_{19}$	相关性

### 3 局部区块特征描述

局部区块的特征提取分为 3 个基本步骤: 1) 采用合适的检测子检测局部不变特征; 2) 使用描述子对检测到的不变特征进行描述, 生成相应的向量; 3) 使用聚类量化的 Bag-of-Words 方法生成特征文件。

#### 3.1 局部区块检测

局部区块检测通常是用特定的算子检测图像中的角点、斑块和区域的显著局部结构, 获取其坐标和尺度信息。本文采用 Harris-Affine 方法<sup>[9]</sup>检测梅花图像的局部特征区域。该方法是建立在 Harris-Laplace 检测的基础之上。首先需要利用 Harris-Laplace 算子检测出特征点, 然后采用迭代的方法获取特征点的坐标和尺度及特征区域。Harris 检测主

$$m(x, y) = \sqrt{[L(x+1, y) - L(x-1, y)]^2 + [L(x, y+1) - L(x, y-1)]^2} \quad (17)$$

$$\theta(x, y) = \arctan((L(x, y+1) - L(x, y-1)) / (L(x+1, y) - L(x-1, y))) \quad (18)$$

式中:  $L$  代表了图像的尺度空间,  $m(x, y)$  是图像  $(x, y)$  处梯度的模值,  $\theta(x, y)$  表示图像  $(x, y)$  处梯度的方向。

#### 3.3 BOW 生成

将以上生成的特征向量采用 Kmeans 算法进行聚类, 类中心的数目为 200。每个聚类被称为一种“视觉关键词”(visual words), 所有的聚类则组成了视觉关键词词表。将梅花图像生成的每个局部特征都映射到视觉词表的某个视觉关键词上, 再根据每个关键词的频率可以将目标描述为一个 200 维的特征向量, 即生成 BOW (bag-of-words)<sup>[11]</sup>。

要是基于以下的二阶矩阵:

$$\mu(x, \sigma_1, \sigma_D) = \sigma_D^2 g(\sigma_1) \begin{bmatrix} L_x^2(x, \sigma_D) & L_x(x, \sigma_D) L_y(x, \sigma_D) \\ L_x(x, \sigma_D) L_y(x, \sigma_D) & L_y^2(x, \sigma_D) \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中:  $\sigma_1$  为积分尺度,  $\sigma_D$  为微分尺度,  $L_x(x, \sigma_D) = \frac{\partial (g(\sigma_D) I(x))}{\partial x}$ ,  $I(x)$  为原图像,  $g(\sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x+y}{2\sigma^2}}$ 。

公式 (14) 主要描述的是局部特征点  $x$  的邻域梯度分布。多尺度 Harris 角点检测利用以下公式给出:

$$\text{cornerness} = |\mu(x, \sigma_1, \sigma_D)| - k \cdot \text{trace}^2 \cdot \mu(x, \sigma_1, \sigma_D) \quad (16)$$

式中:  $k$  是权值系数, 取 0.04,  $\text{trace}$  为矩阵的迹。

#### 3.2 局部区块描述

检测到图像的局部不变特征区域之后, 需要对其进行描述, 生成兴趣区域的特征向量。本文采用基于分布的描述子 SIFT (scale-invariant feature transform) 来生成对局部不变性的特征描述。

为了使局部特征具有旋转不变性, 首先要确定主方向。SIFT 算法<sup>[10]</sup>是通过统计找出局部区块中的主方向, 并将所有梯度向量投影在此主方向上, 形成 SIFT 直方图。需要计算出局部区块中每个像素点的梯度模值和方向, 其中图像的尺度空间  $L$  采用的是每个区块对应的尺度 (见公式 (16) 和 (17))。其次, 生成 SIFT 特征向量。在此之前需要将坐标轴旋转到局部区块的主方向上, 然后将区块像素通过插值和抽样得到  $16 \times 16$  的窗口, 统计每个子窗口 8 个方向的梯度直方图。将  $16 \times 16$  的窗口分割成 16 个  $4 \times 4$  的子窗口, 那么每个窗口描述的维数就是  $4 \times 4 \times 8$  共 128 维的 SIFT 特征向量, 因此, 对于一个关键点就可以产生 128 个数据。再将特征向量进行归一化, 可以去除光照的影响。

## 4 实验与分析

梅花的品种目前大概有 300 多种, 在陈俊愉院士主编的《中国梅花品种图志》中, 共记载了 318 个梅花品种。按照陈俊愉院士的最新分类方法, 认为梅花可以按 11 个品种群来分类, 这种分类方法主要还是依赖于梅花的视觉特征。但是很多视觉特征不是来自于梅花花朵的正面图像, 有很多分类依据是靠枝条、叶片、果实等方面的视觉特征。本研究主要是针对梅花花朵器官, 在样本的选择上, 我们也是选择采集地花朵器官视觉有差异的品种, 如果不同品

种之间的花朵在人的肉眼上很相似或者几乎没有差异,那么对于计算机而言,也是很难将其分开的。实验样本分2年采集完成。实验数据主要采自南京梅花山,并采集于花朵盛开的初期。为了使数据具有代表性,有一部分品种的部分样例来自于北京植物园,大多数采集于花朵盛开的晚期。

样本的采集条件如下:

1) 相机。佳能 5d mark II, 180 mm 微距镜头,采用光圈优先模式拍摄。

2) 第1年的样本分别是在南京梅花山和北京植物园现场采集,天气晴好。第2年的样本采集主要是在南京梅花山完成,连续采集7d,基本都是小雪天气。

3) 样本的分辨率为 5 616 × 3 744。

4) 梅花样本都是单幅梅花。

参与实验的品种共11个,每个品种60幅。11个品种分别是:单瓣江梅、单瓣绿萼、单瓣朱砂、复瓣大宫粉、跳枝、杏梅、玉蝶品种群、重瓣江梅、重瓣绿萼、重瓣玉蝶、重瓣朱砂。在分类和识别阶段,把测试样本分为两类:一类样本是正面拍摄的梅花,梅花样本大多数完好,没有卷瓣、残瓣,这类测试样本每个品种20幅图像,共220幅样本;另一类样本是在前面的样本基础上,加入存在花瓣卷曲、残缺、光照不均匀、非完全正面拍摄的样本,共330幅样本。假设每个品种参与测试的总样本数为  $T_{sum}$ , 识别正确的样本数为  $T_{correct}$ , 那么定义该品种的平均识别率为:

$$REC = \frac{T_{correct}}{T_{sum}} \times 100\%;$$

如果参与测试的样本品种为  $n$ , 那么定义品种的平均识别率为:  $REC_{average} = \frac{REC_1 + REC_2 + \dots + REC_n}{n}$ 。在本文实验中,主要使用平均识别率来衡量实验结果的好坏。

4.1 不同梅花样本的实验

实验是针对19个特征进行的,并且采用特征数方差法将特征文件归一化到  $[-1, 1]$  区间,使用SVM分类器分类。SVM分类器采用默认参数,参数如下:采用了C\_SVC类型,核函数选择径向基函数(RBF),RBF的本身参数  $\gamma = 1$ , 错误代价系数  $C = 1$ 。以上两类测试样本的平均识别率如表2所示。

表2 不同样本的平均识别率

Tab. 2 Average recognition rate of different samples

训练样本数	测试样本数	SVM 平均识别率/%
330	330	88.09
330	220	90.64

4.2 SVM 不同参数的识别实验

SVM 分类器一共有4个核函数,选择不同核函

数的识别情况如表3所示。

表3 不同核函数的平均识别率

Tab. 3 Average recognition rate of different kernel functions

训练样本数	测试样本数	核函数	平均识别率/%
330	330	线性核函数	88.06
330	330	多项式核函数	83.64
330	330	Sigmoid 核函数	86.67
330	330	径向基核函数(RBF)	88.09

在以上实验中,训练样本和测试样本的归一化区间为  $[-1, 1]$ 。由表3可以看出:选择RBF的识别率相对较高。下面对其进行交叉验证(cross validation, CV),以获得最佳参数。交叉验证是用来验证分类器性能的一种统计分析方法。首先将原始数据分为训练集和验证集;用训练集对分类器进行训练;利用验证集来测试训练得到的模型;记录最后分类的正确率,并记下分类器的参数。当交叉验证的精度达到96.06%时,  $C = 11.3137$ ,  $\gamma = 0.707107$ 。对应的识别结果如表4所示。

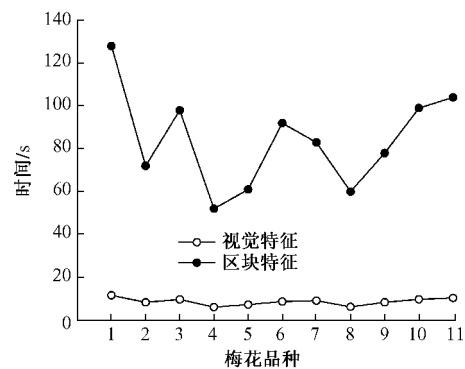
表4 CV 验证后的平均识别率

Tab. 4 Average recognition rate after cross validation

训练样本数	测试样本数	采用默认参数的平均识别率/%	CV 验证后的平均识别率/%
330	330	88.09	93.94
330	220	90.64	95.23

4.3 不同特征文件的相关实验

以下实验使用的是SVM分类器,分类器的核函数为RBF,  $C = 11.3137$ ,  $\gamma = 0.707107$ , 19个底层视觉特征的归一化区间为  $[-1, 1]$ 。对330幅(11个品种,每个品种30幅)训练样本的局部区块特征和视觉的19个底层特征进行提取。提取特征所耗费的时间如图8所示。



- 1. 单瓣江梅; 2. 单瓣绿萼; 3. 单瓣朱砂; 4. 复瓣大宫粉;
- 5. 跳枝; 6. 杏梅; 7. 玉蝶品种群; 8. 重瓣江梅;
- 9. 重瓣绿萼; 10. 重瓣玉蝶; 11. 重瓣朱砂

图8 特征提取时间

Fig. 8 Time for feature extracting

由图8可以看到,对于底层的视觉特征提取,要比局部区块特征提取的速度快很多。局部区块方法

提取 330 个训练样本特征需要 927 s, 而视觉特征提取同样的样本数需要 95.283 s, 时间相差很大。两种特征提取方法对不同样本的平均识别率如表 5 所示。

表 5 不同特征提取的平均识别率

Tab. 5 Average recognition rates of different feature extraction

训练样本数	测试样本数	归一化区间	局部区块特征的识别率/%	底层视觉特征的识别率/%
330	330	不归一化	54.55	80.00
330	330	[-1, 1]	22.34	93.94
330	220	不归一化	97.66	84.45
330	220	[-1, 1]	26.67	95.23

从提取特征的时间来看, 局部区块的特征提取非常耗时, 但是在样本良好的情况下, 平均识别率高于之前其他所有条件下的平均识别率。局部特征向量在生成 BOW 特征向量时已经做过归一化处理, 虽然归一化的区间不在常见的区间范围内, 但不需要再做一次归一化处理; 如果再做一次归一化, 反而会使得识别率下降。局部区块特征提取方法用来识别的鲁棒性不够, 对数据的要求太高, 在样本发生变化的情况下, 平均识别率迅速下降。从表 5 中也可以发现, 如果不做归一化处理, 对于底层特征而言, 识别率会降低很多。由于 19 个特征分别用来描述梅花的颜色、形状和纹理特征, 产生的数据不具备可比性, 因此需要进行归一化处理。

#### 4.4 错分种类的分析实验

本实验使用的是 SVM 分类器, 分类器的核函数为 RBF,  $C=11.3137$ ,  $\gamma=0.707107$ , 19 个底层视觉特征的归一化区间为 [-1, 1]。对 330 幅 (11 个品种, 每个品种 30 幅) 测试样本进行分类实验, 识别的正确率如表 6 所示。表 6 中除了给出每个品种的识别率, 还给出了具体错分的品种以及错分的个数。从表 6 可以得到如下结论:

1) 单瓣江梅和复瓣大宫粉的识别率相对较低。

表 6 错分的品种和识别率

Tab. 6 Misclassification and recognition rate

正确的品种名	识别错误的个数	错分的品种名	SVM 识别率/%
单瓣江梅	4	单瓣绿萼	86.67
单瓣绿萼	2	单瓣江梅	93.33
单瓣朱砂	0		100
复瓣大宫粉	4	跳枝、杏梅	86.67
跳枝	2	重瓣玉蝶、复瓣大宫粉	93.33
杏梅	0		100
玉蝶品种群	2	重瓣绿萼	93.33
重瓣江梅	0		100
重瓣绿萼	2	玉蝶品种群	93.33
重瓣玉蝶	2	跳枝	93.33
重瓣朱砂	2	单瓣朱砂	93.33

2) 单瓣江梅和单瓣绿萼容易相互错分。从图 3 可以看出, 这两个品种的形状特征和纹理特征都比较相似, 只有颜色特征区别较大, 因此容易发生相互错分。其他发生相互错分的品种也存在类似的原因。

#### 4.5 通用花卉样本的识别实验

为了测试本文提出的梅花识别系统的通用性, 从他人构建的“普通花卉图片样本库”( <http://www.ecse.rpi.edu/doclab/flowers/>) 中选取了一部分图片 (见图 9) 作为实验样本。该样本库存在以下特点: 1) 图像的分辨率较小, 为  $320 \times 240$ , 因此图像的纹理信息不足; 2) 样本种类较多, 包括 129 个种类, 但是很多种类里面的花朵数量少于 10 朵, 有的甚至少于 5 朵, 还有一些文件夹里面不是花朵的图像。本实验在使用这些样本时进行了一些筛选, 选择样本数至少在 10 张以上的种类, 保证每个种类的训练样本和测试样本至少各 5 幅图像。最终选择了 60 个种类, 共 660 幅图像参加运算, 训练样本为 330 幅, 测试样本为 330 幅。实验中, 提取了样本的 19 个视觉特征, 采用 SVM 分类器进行分类, 最后的平均识别率为 78.93%, 明显要低于梅花样本的识别率。其原因可能是: 1) 本文提出的颜色特征提取方法是针对梅花图像的。颜色特征在分类和识别中起着至关重要的作用, 梅花花朵的颜色主要为 3 种, 而普通花卉实验样本的颜色则多样。2) 本文提出的特征提取方法中, 纹理是一个比较重要的因素, 普通花卉实验样本的像素较低, 纹理特征不明显。3) 参加训练的普通花卉实验样本太少。



图 9 普通花卉样本

Fig. 9 General flower samples

## 5 结 论

本文对梅花品种识别的关键技术进行了研究, 提出了适合梅花视觉特征的描述方法, 分别从颜色、形状、纹理 3 个方面提取了 19 个特征, 并将其和目前研究的热点——局部区块特征提取方法进行了对比。通过各种不同的实验, 证明本文提出的视觉特征描述方法能全面地描述出不同品种梅花图像之间

的差异性,具有较高的鲁棒性;将 SVM 分类器经过交叉验证后,能够得到 93.94% 的识别率。在对普通花卉样本进行识别的实验结果中,虽然识别率不如梅花的识别率高,为 78.93%,但该结果仍具有一定的实际意义。如果排除样本本身存在的分辨率低和样本量少等问题,识别率会进一步提高。

本文对梅花图像的分类和识别进行了初步研究和探索,由于水平和时间有限,还有很多关键的技术问题没有解决。在以后的研究中,可以进一步研究花卉图像的特征描述方法,还可以考虑融合叶片等器官进行识别,进一步完善现有的系统模型,并将其移植到手持设备中,将更具有实际应用价值。这也是未来的重要研究方向之一。

#### 参 考 文 献

- [1] 陈俊愉. 中国梅花品种图志[M]. 北京: 中国林业出版社, 2010.
- [2] DAS M, MANMATHA R, RISEMAN E M. Indexing flower patent images using domain knowledge[J]. *IEEE Intelligent Systems & Their Applications*, 1999, 14(5): 24-33.
- [3] SAITOH T, AOKI K, KANEKO T. Automatic recognition of blooming flowers[J]. *Pattern Recognition*, 2004, 1: 27-30.
- [4] NILSBACK M E, ZISSERMAN A. Delving deeper into the whorl of flower segmentation[J]. *Image and Vision Computing*, 2010, 28(6): 1049-1062.
- [5] NILSBACK M E, ZISSERMAN A. A visual vocabulary for flower classification[C/OL] // *Proceedings of the 2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington: IEEE Computer Society, 2006: 1447-1454. [2011-03-01]. [http://www.robots.ox.ac.uk/~men/papers/nilsback\\_cvpr06.pdf](http://www.robots.ox.ac.uk/~men/papers/nilsback_cvpr06.pdf).
- [6] HSU T H, LEE C H, CHEN L H. An interactive flower image recognition system[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2010, 53(1): 53-73.
- [7] 贺鹏. 基于叶片综合特征的阔叶树机器识别研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2008.
- [8] 孙君顶, 赵珊. 图像低层特征提取与检索技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009.
- [9] MIKOLAJCZYK K, SCHMID C. Comparison of affine-invariant local detectors and descriptors[C/OL] // *Proceedings of 12th European Signal Processing Conference*, Vienna: 2004: 1729-1732. [2011-03-03]. <http://www.eurasip.org/Proceedings/Eusipco/Eusipco2004/defevent/papers/cr1767.pdf>.
- [10] LOWE D G. Distinctive image features from scale invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
- [11] SIVIC J, ZISSERMAN A. Video Google: A text retrieval approach to object matching in videos[C/OL] // *Proceedings of the Ninth IEEE International Conference on Computer Vision*. Nice: IEEE Computer Society, 2003: 1470-1477. [2011-03-02]. <http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/publications/papers/sivic03.pdf>.

(责任编辑 冯秀兰)