

基于特征距离加权的手势识别

王 艳 徐诗艺 谡海云
(西南石油大学电气信息学院 成都 610500)

摘 要 基于计算机视觉的手势识别是当前人机交互领域的热门研究,但由于受光照、环境等因素的影响,使得采用单一特征描述手势的方法不能很好地识别手势,因此提出一种将 H_u 不变矩和指尖个数特征相结合的静态手势识别方法,对采集的手势图像进行预处理,再使用肤色模型分割出手势,并采用重心距离法检测指尖个数,进而对提取的手势轮廓进行 H_u 值的计算,最后采用模板匹配法对特征距离进行加权和融合来识别手势。实验结果表明,与采取单一的 H_u 矩或指尖个数作为手势特征的方法相比,该方法可以获得更高的识别率。

关键词 静态手势,肤色模型,重心距离法,指尖, H_u 不变矩,模板匹配
中图分类号 TP391.41 文献标识码 A

Gesture Recognition Based on Weighted Feature Distance

WANG Yan XU Shi-yi CHEN Hai-yun

(Department of Electric Engineering and Information, Southwest Petroleum University, Chengdu 610500, China)

Abstract Gesture recognition based on computer vision has become a hot research topic. But due to the influence of illumination, environment and other factors, method based on single feature can't identify gestures well. Therefore a method combined H_u invariant moments with number of fingertips as features of static gestures was proposed. After preprocessing the collected static gesture images, a kind of skin color model was applied to segment gesture, then the numbers of fingertips were detected by centroid distance method, and then the H_u values of the extracted gesture contour were calculated. Next the number of fingertips and H_u values were weighted respectively as gesture features. Finally the template matching was used to recognize gestures by weighting and fusing feature distance. Experimental results show that the proposed way can obtain a higher recognition rate of ten kinds of gestures than traditional H_u invariant moments feature recognition method and fingertip detection recognition method.

Keywords Static gesture, Skin color model, Centroid distance method, Fingertip, H_u invariant moments, Template matching

1 引言

手势识别在人机交互领域有着十分重要的意义。传统的基于数据手套^[1]的手势识别方法,虽然识别准确率高,但需用户穿戴专门的设备,使用不方便且设备的价格昂贵,导致该方法的发展受到一定的限制。而基于计算机视觉的手势识别方法因具有自然、丰富、友好、方便、成本低等优点^[2]成为当前人机交互领域的研究热点。但是,由于手势本身存在的多样、多义和时空差异性等特点^[3],使得基于视觉的手势识别仍面临许多挑战。

手势识别的过程主要分为图像预处理、手势分割、特征提取和手势识别 4 个阶段^[4]。而特征提取作为手势识别过程的关键部分,影响着识别准确率的高低。通常,基于单一特征的手势识别方法存在识别不准确、系统不稳定以及模糊识别等问题^[5]。为此,许多学者尝试将不同的特征相结合来识别手势。Liu 等人^[5]通过肤色特征检测出手形轮廓,并结合不变矩作为手势特征来识别手势。张立志等人^[6]将手势的局部特征和全局特征结合,采用 HMM 方法来识别静态手势。Priyal

等人^[7]将几何矩、连续正交矩、离散正交矩结合来描述图像特征,进而识别出手势。杨文姬等人^[8]使用显著性、轮廓、局部二进制模式和梯度特征来表示手势,并通过特征加权来确定两幅图像的相似性。总之,使用多特征结合并对特征加权来识别手势的方法较多,虽然可获得高的识别率,但通常使得方法很复杂,因为特征越多,计算量越大,计算越复杂,对计算机的性能要求和内存也越高,还会影响实时性。本文首先在 YCrCb 颜色空间建立肤色模型,分割出手势,并检测出手指个数,再对手势图像进行二值化和形态学处理,提取出手势轮廓,并计算出 H_u 矩值,然后将 H_u 矩和指尖个数相结合来作为手势特征,最后通过对待测手势和模板手势之间的特征距离进行加权来识别手势。其中 H_u 矩能够描述手势的轮廓信息,而指尖描述了手势的边界信息,这样用少量的特征也可获得较高的手势识别率,方法简单有效。

2 手势分割

为了能从复杂背景中分割出较完整的手势,可在手势分割的前和后对图像进行高斯滤波^[9]和形态学处理^[10],这样可

本文受四川省科技厅应用基础项目(2014JY0208),西南石油大学科研起航计划(2014QHZ026),四川省教育厅科研项目(14ZB0051)资助。

王 艳(1986—),女,博士,讲师,主要研究方向为时频控制技术、数字图像处理,E-mail:wangyan80410468@163.com;徐诗艺(1993—),女,硕士生,主要研究方向为数字图像处理,E-mail:283015734@qq.com;谡海云(1967—),男,硕士,教授,主要研究方向为控制理论与控制工程。

消除噪声带来的影响,较好地保留手势的边缘和细节。

由于人的肤色与周围的环境具有明显的差异,因此常把肤色信息作为分割手势的有效依据。通常我们采集到的是 RGB^[11] 彩色图像,这种颜色空间包含亮度、色度和饱和度^[12] 信息,对光照的变化敏感。而人的肤色在不同的光照下会发生变化,从而导致 RGB 颜色空间下的肤色分割效果不理想。在众多颜色空间^[13] 中, YCrCb 空间对肤色具有很好的聚类性。其中 Y 表示亮度, Cr 和 Cb 代表色度,实验表明肤色在 CrCb 平面上分布在一个近似的椭圆区域范围内^[14], 因此可以利用这个特点将肤色与亮度信息分开,有效分割出手势。首先需要将图像从 RGB 空间转换到 YCrCb 空间,转换公式为:

$$\begin{bmatrix} Y \\ Cr \\ Cb \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.169 & 0.331 & 0.550 \\ 0.500 & -0.419 & 0.081 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} \quad (1)$$

为了使肤色聚类不受亮度的影响,将图像转换到 YCrCb 空间后,将其投影到 CrCb 平面并进行相应的非线性变换,进而得到椭圆边界方程。当像素点在椭圆内(包括边界),则判断为皮肤,否则为非皮肤像素点。不同背景下的肤色分割效果如图 1 所示。

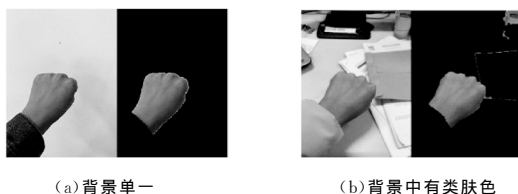


图 1 不同背景下的肤色分割效果

从图 1(a)、图 1(b) 可以看到,在背景单一的情况下肤色分割效果较好,而当背景中有类肤色的干扰时,分割效果明显变差。

3 特征提取

在手势识别中,特征选取^[15] 的好坏直接影响识别准确性的高低。一般来说,选取的特征越多,越能准确描述目标的特点,识别效果也会越好。但过多的特征会增加计算量和计算复杂度,从而影响识别速度的快慢,因此必须在识别准确性和效率之间进行权衡。在静态手势识别中,特征矢量要求同时具有平移、旋转和缩放不变性^[16],而 Hu 不变矩刚好具有这 3 种特性,因此在静态手势识别中得到了广泛的应用。

3.1 Hu 矩

矩在统计学中用来反映随机变量的分布情况,而在图像处理中,如果将图像的灰度值看作一个二维或三维的密度分布函数,那么矩可看作描述图像特征的算子。而 Hu 矩是由 Hu M K 于 1962 年提出的,用来表征图像区域的几何特征,因此又称几何矩^[17]。

对于一幅数字图像 $f(x, y)$, 设其分辨率为 $M \times N$ (即图像的宽度和高度分别为 M 和 N), 则其 $(p+q)$ 阶几何矩(原点矩)定义为:

$$m_{pq} = \sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^M f(x, y) x^p y^q, p, q=0, 1, 2, \dots \quad (2)$$

其中, 0 阶矩 m_{00} 表示目标区域的质量; 1 阶矩 (m_{01}, m_{10}) 表示目标区域的质心; 2 阶矩 (m_{02}, m_{20}, m_{11}) 表示目标的旋转半

径; 3 阶矩 $(m_{03}, m_{30}, m_{12}, m_{21})$ 表示目标的方位和斜度。

而新 $(p \times q)$ 阶中心矩定义为:

$$m_{pq} = \sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^M f(x, y) (x-\bar{x})^p (y-\bar{y})^q dx dy, \quad p, q=0, 1, 2, \dots \quad (3)$$

其中, (x, y) 代表图像上的像素点, $(\bar{x}, \bar{y})$ 代表图像的质心, 且 $\bar{x} = m_{10}/m_{00}$, $\bar{y} = m_{01}/m_{00}$ 。

归一化的中心矩定义为:

$$\eta_{pq} = \mu_{pq} / \mu_{00}^\rho, \text{ 其中 } \rho = (p+q)/2 + 1 \quad (4)$$

然后利用二阶和三阶归一化的中心矩,可构造以下 7 个不变矩 $M1 \sim M7$:

$$\begin{aligned} M1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ M2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ M3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ M4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\ M5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{30} + 3\eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2 + \\ &\quad (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + 3\eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ M6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ M7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + \\ &\quad (3\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (5)$$

当图像平移、旋转和缩放时,这 7 个值保持不变,因此被称为不变矩。由式(5)可以看出,高阶矩的计算量很大,且容易受噪声影响,因此在选取特征时一般只取前 4 个。为了验证 Hu 矩的这 3 个特性(见图 2),将手分别进行平移、旋转和缩放,提取手势的轮廓后计算 Hu 值。

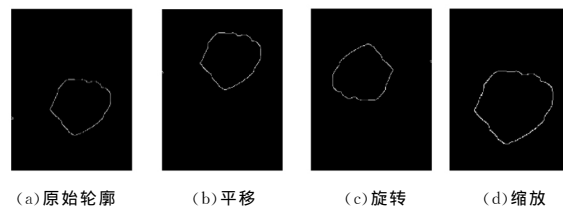


图 2 手势轮廓经平移、旋转、缩放后的图像

上述各图的前 4 个 Hu 值如表 1 所列。

表 1 原图及平移、旋转、缩放后的 Hu 值

	Hu 值			
原始轮廓	4.04931e-2	1.62391e-4	2.01332e-5	1.10725e-5
平移后	3.94687e-2	1.11395e-4	1.27368e-5	8.9021e-6
旋转后	3.04251e-2	1.25358e-5	2.55914e-6	1.29083e-6
缩放后	3.16933e-2	5.997721e-6	1.37782e-9	4.89048e-7

从表 1 可以看出,手势轮廓经过平移、旋转和缩放后的各 Hu 值仅有微小的变化,从理论上讲 Hu 值几乎没有改变,但在实际的手势识别过程中,由于人手的多样性、多变性和差异性等原因,采用 Hu 矩作为手势特征的识别率较低, Hu 矩未能将手势的细节描述出来,导致图像描述不完整。因此,通常将 Hu 矩和其他特征相结合来识别手势。

3.2 指尖检测

手势的变化主要通过手指来实现,因此作为手势最明显的特征之一,指尖检测^[18] 成为手势识别中的一种重要的特征提取方法。重心距离法可用于指尖检测,其检测步骤如下:

(1) 首先采用肤色检测找到手的区域。

(2) 计算手势区域的重心。

(3) 按顺时针或逆时针计算手的区域的边缘点与重心点之间的距离,找到所有距离中出现的峰值。

例如,比划手势“2”,这时在所有计算出的距离中会出现 2 个峰值,则识别出指尖有 2 个,如图 3 所示。

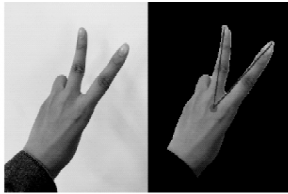


图 3 指尖检测结果

3.3 构造特征矢量

本文定义了 0—9 这 10 种数字手势,其提取出的轮廓如图 4 所示。

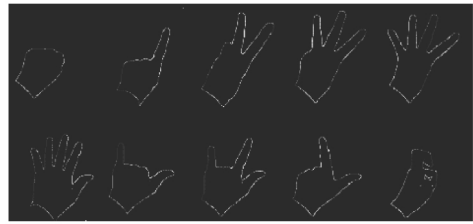


图 4 各手势的轮廓

将计算出的各手势轮廓的 Hu 值和指尖检测个数共同作为描述手势的特征矢量,可得到最终的手势模板如表 2 所列。

表 2 模板手势的特征矢量

	手势 0	手势 1	手势 2	手势 3	手势 4	手势 5	手势 6	手势 7	手势 8	手势 9
M1(*e-2)	3.8057	4.4241	4.0982	3.2412	2.7458	2.3931	3.6307	3.1508	3.1508	2.8450
M2(*e-4)	1.2458	8.3488	7.8327	3.0050	1.0118	0.6780	0.0218	0.7014	0.7014	2.5758
M3(*e-6)	0.6062	13.7971	6.2890	8.4768	6.4538	0.5172	19.4113	1.0839	1.0839	2.9049
M4(*e-7)	4.3520	10.4145	56.5989	47.0736	24.7000	15.9614	1.1495	4.9421	4.9421	14.8202
指尖个数	0	1	2	3	4	5	2	3	3	1

4 手势识别

本文共采集了 11 套手势,其中 1 套作为模板手势,剩余 10 套作为待识别手势。通过计算待识别手势与模板手势之间的相似度来识别手势,即采用模板匹配法^[19]。相似度的计算采用的是欧氏距离^[20],其定义为:

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{1i} - x_{2i})^2} \quad (7)$$

其中, x_{1i} , x_{2i} 分别为两组 n 维向量。

现在,将 Hu 矩和指尖个数相结合描述手势特征,定义待识别手势 f_t 与任一模板手势 f_m 之间的特征距离(即相似度)为:

$$D(f_m, f_t) = \omega_h D_h(f_m, f_t) + \omega_z D_z(f_m, f_t) \quad (8)$$

首先, $D(f_m, f_t)$ 为待识别手势与模板手势之间的 Hu 矩特征距离,其计算公式为:

$$D_h(f_m, f_t) = \sqrt{\sum_{i=1}^A \omega_i^2 |T_i - M_i|^2} \quad (9)$$

T_i 为待识别手势的 Hu 矩特征分量, M_i 为模板手势的 Hu 特征分量,由于 Hu 矩各特征分量的数量级不一致,为了计算方便,在实验中分别取 ω_i 为 $10^2, 10^4, 10^6, 10^7$ 。

然后, $D_z(f_m, f_t)$ 为待识别手势与模板手势之间的指尖个数特征距离。 ω_h 为 Hu 矩特征距离的权值, ω_z 为指尖个数特征距离的权值, D 越小代表两幅图越相似。

在实验中,将待识别手势与模板库中的手势一一作特征距离的匹配,计算它们之间的 $D(f_m, f_t)$,然后选出最小的 $D(f_m, f_t)$ 值,相应地得到待识别手势与该模板手势相似的结果。通过多次实验,当 $\omega_h = 1$, $\omega_z = 10$ 时,可获得较高的平均识别率。为了突出本文的识别效果,还做了两组对比实验,即单独采用 Hu 矩或指尖个数作为手势特征的识别实验,3 组实验结果如表 3—表 5 所列。

表 3 基于 Hu 矩的识别率

手势	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
测试次数	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
正确次数	8	7	7	2	4	4	8	3	5	3
识别率/%	80	70	70	20	40	40	80	30	50	30

表 4 基于指尖个数的识别率

手势	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
测试次数	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
正确次数	1	9	9	10	8	7	9	7	9	7
识别率/%	100	90	90	100	80	70	90	70	90	70

表 5 基于本文的识别率

手势	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
测试次数	10	10	10	10	10	10	10	10	10	10
正确次数	9	10	9	10	8	8	9	8	10	7
识别率/%	90	100	90	100	80	80	90	80	100	70

从上表可以计算出,单独采用 Hu 矩来描述手势特征的平均识别率仅有 51%,这是因为 Hu 矩虽然可以描述物体的形状,但不能很好地描述物体的细节,导致部分手势的 Hu 值仅因微小的差别被误识。单独采用指尖个数描述手势特征的平均识别率为 76%,这是因为重心距离法在检测指尖时计算的是最大值保持的点数,而这个点数由人为设置,设置不当就会影响识别率。在实验中发现,仅将两种特征相结合进行特征距离匹配的识别率并不高,因此本文对特征距离又进行了加权和融合,最终可取得 88% 的平均识别率,比前两种方法分别提高了 39% 和 12%,说明了该方法确实简单有效。

结束语 本文在特征提取阶段,将 Hu 矩和指尖个数相结合来描述手势特征,建立了 5 维特征向量,并在手势识别中对特征距离加权来进行模板匹配,从而识别手势。虽然特征越多,识别准确率会越高,但也会增加计算量,影响识别的效率。而本文提出的特征距离加权的方法仅用了少量的特征来构建手势模板库,计算量小,识别速度快,最终也取得了较高的识别率,说明了该方案的可行性。

由于在手势分割阶段采用的是肤色分割,当背景中有类肤色干扰时,分割效果将会不理想,从而影响后续工作的进行以及最终的识别效果。因此下一步的工作方向是提高系统对复杂背景的适应性和鲁棒性,并且进一步提高手势识别的准确性。

参考文献

- [1] BANDSAL M, SAXENA S, DESALE D, et al. Dynamic Gesture

- Recognition Using Hidden Markov Model in Static Background [J]. International Journal of Computer Science Issues, 2011, 8 (1):391-398.
- [2] BADI H. Recent methods in vision-based hand gesture recognition[J]. International Journal of Data Science and Analysis, 2016, 1(2):77-87.
- [3] RAN W, YU Z, LIU M, et al. Real-time visual static hand gesture recognition system and its FPGA-based hardware implementation[C]// International Conference on Signal Processing. IEEE, 2015:434-439.
- [4] LEITE D A T Q, DUARTE J C, OLIVEIRA J C, et al. A System to Interact with CAVE Applications Using Hand Gesture Recognition from Depth Data [C] // Virtual and Augmented Reality. IEEE, 2014:246-253.
- [5] YUN L, ZHANG L, ZHANG S. A Hand Gesture Recognition Method Based-on Multi-feature Fusion and Template Matching [J]. Procedia Engineering, 2012, 29(4):1678-1684.
- [6] 张立志, 黄菊, 孙华东, 等. 局部特征和全局特征结合的 HMM 静态手势识别[J]. 计算机科学, 2016, 43(11A):247-251.
- [7] PRIYAL S P, BORA P K. A study on static hand gesture using moments[C] // International Conference on Signal Processing and Communications. IEEE, 2010:1-5.
- [8] 杨文姬, 孔令富. 使用视觉注意和多特征融合的手势检测与识别 [J]. 小型微型计算机系统, 2015, 36(3):610-615.
- [9] HE L W, XU Y, CHEN Y, et al. Recent Advance on Mean Shift Tracking: A Survey [J]. International Journal of Image & Graphics, 2013, 13(3).
- [10] QURESHI A, MARVI M, UNAR M A, et al. Performance analysis of skin classifiers in RGB and YC b C r, color space[C]// International Multi Topic Conference. IEEE, 2014:223-228.
- [11] HASAN M M, MISHRA P K. HSV Brightness Factor Matching for Gesture Recognition System [J]. International Journal of Image Processing, 2010, 4(5):456-467.
- [12] CREPALDI D, MORONE E A, RDUINO L S, et al. Morphological Processing of Printed Nouns and Verbs: Cross-class Priming Effects[J]. Journal of Cognitive Psychology, 2014, 26(4):433-460.
- [13] M M, JACKIN I M. Wireless Vision Based Mobile Robot Control Using Hand Gesture Recognition Through Perceptual Color Space[C]// International Conference on Advances in Computer Engineering. IEEE, 2010:95-99.
- [14] BADI H, HUSSEIN S H, KAREEM S A. Feature extraction and ML techniques for static gesture recognition [J]. Neural Computing and Applications, 2014, 25(3):733-741.
- [15] JIA S, WOO C. Face Detection and Extraction Based on Ellipse Clustering Method in YCbCr Space [J]. Journal of Korea Multimedia Society, 2010, 13(6):833-840.
- [16] LIN Y H, CHEN C H. Template matching using the parametric template vector with translation, rotation and scale invariance [J]. Pattern Recognition, 2008, 41(7):2413-2421.
- [17] HOSNY K M. Extract and fast computation of geometric moments for gray level images [J]. Applied Mathematics & Computation, 2007, 189(2):1214-1222.
- [18] BHUYAN M K, KAR M K, NEOG D R. Finger tips detection for two handed gesture recognition [C] // International Conference on Graphic and Image Processing. SPIE, 2011.
- [19] 易靖国, 程江华, 库锡树. 视觉手势识别综述[J]. 计算机科学, 2016, 43(6A):103-107.
- [20] WANG L, ZHANG Y, FENG J. On the Euclidean distance of images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2005, 27(8):1334-1339.

(上接第 219 页)

为后期的病害的诊断和预测提供了理论基础。

参 考 文 献

- [1] 彭彦颖, 孙旭东, 刘燕德. 果蔬品质高光谱成像无损检测研究进展[J]. 激光与红外, 2010, 40(6):586-592.
- [2] GOWENA A A, O'DONNELL C P, CULLEN P J, et al. Hyperspectral imaging-an emerging process analytical tool for food quality and safety control [J]. Trends in Food Science & Technology, 2007, 18(12):590-598.
- [3] 贾建楠, 吉海彦. 基于病斑形状和神经网络的黄瓜病害识别[J]. 农业工程学报, 2013(SI):115-121.
- [4] 张飞云. 基于提升小波和学习向量化神经网络的小麦病害图像识别[J]. 江苏农业科学, 2013(5):103-106.
- [5] 彭占武, 司秀丽, 王雪, 等. 基于图像处理和模糊聚类方法的黄瓜霜霉病识别研究[J]. 中国农机化学报, 2013(2):103-106.
- [6] RUMPFAT, MAHLEINBAK, STEINERB U, et al. Early detection and classification of plant disease with Support Vector Machines based on hyperspectral reflectance [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010(74):91-99.
- [7] 申广荣, 王人潮. 植被光谱遥感的应用研究综述[J]. 上海交通大学学报(农业科学版), 2001, 19(4):315-306.
- [8] HARTMUT K, LICHTENTHALER, FATBARDHA B. Detection of photosynthetic activity and water stress by imaging the red chlorophyll fluorescence[J]. Plant Physiol Bio-chem, 2000, 38:889-895.
- [9] AGGARWAL P K, KALRA N, CHANDER S, et al. InfoCrop: A dynamic simulation model for the assessment of crop yields, losses due to pests, and environmental impact of agro-ecosystems in tropical environments. I. Model description [J]. Agricultural Systems, 2006, 7(1):1-25.
- [10] 梅慧兰, 邓小玲, 洪添胜, 等. 柑橘黄龙病高光谱早期鉴别及病情分级[J]. 农业工程学报, 2014, 30(9):140-147.
- [11] 杨倩. 基于机器视觉的甘肃大麦病害分类识别研究[D]. 甘肃: 甘肃农业大学, 2013.
- [12] ELMASRY G, NING W, VIGNEAULT C, et al. Early detection of apple bruises on different background colors using hyperspectral imaging [J]. Lebensmittel-Wissenschaft und-Technologie, 2008, 41(2):337-345.
- [13] 岳兰菊. 安徽砀山酥梨炭疽病的发生规律及防治措施[J]. 中国果树, 2011(3):54-56.
- [14] 黄文倩, 陈立平, 李江波, 等. 基于高光谱成像的苹果轻微损伤检测有效波长选取[J]. 农业工程学报, 2013, 29(1):272-277.
- [15] HAF R P, SARANWONG S, THANAPASE W, et al. Automatic image analysis and spot classification for detection of fruit fly, infestation in hyperspectral images of mangoes[J]. Postharvest Biology and Technology, 2013, 86(1):23-28.
- [16] KAMRUZZAMAN M, SUN D W, ELMASRY G, et al. Fast detection and visualization of minced lamb meat adulteration using NIR hyperspectral imaging and multivariate image analysis [J]. Talanta, 2013(103):130-136.
- [17] 李娜, 赵慧洁. 高光谱数据非监督分类的改进独立成分分析方法 [J]. 国土资源遥感, 2011(2):70-74.
- [18] 李震, 洪添胜, 曾祥业, 等. 基于 K-means 聚类的柑橘红蜘蛛图像目标识别[J]. 农业工程学报, 2012, 28(23):147-153, 299.
- [19] 田有文, 牟鑫, 程怡. 基于高光谱成像技术的苹果表面轻微损伤检测[J]. 沈阳农业大学学报, 2015, 46(4):508-512.
- [20] 于建平, 李贵喜. 用权重系数法综合评价冬小麦品种[J]. 甘肃农业科技, 2015(4):17-20.