

## 基于图像处理的苹果形状特征的提取研究

侯大军, 朱伟兴, 董国贵, 彭彦松, 朱晓芳  
(江苏大学 电气信息工程学院, 江苏 镇江 212003)

**摘要:** 从红富士苹果的 3 个面上样本中获得最佳样本, 再运用主成分分析算法从最佳样本的 16 个特征中提取出面积、周长等 7 个特征的最优特征子空间是; 采用支持向量机分类器对红富士苹果进行分类, 识别率达到 95.3%。经大量实验证明该方法是可行的。

**关键词:** 红富士苹果; 特征提取; 主成分分析; 支持向量机

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A

### Shape feature extraction of apple based on image processing

HOU Da Jun, ZHU Wei Xing, DONG Guo Gui, PENG Yan Song, ZHU Xiao Fang  
(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212003, China)

**Abstract:** The optimum sample is obtained by samples from the three surfaces of Fuji apple, and then the PCA algorithm was applied to the feature extraction of the optimum sample. The algorithm extracted seven features that were composed of the optimal feature space from the 16 morphological features, such as area and perimeter. Finally, the four species of the Fuji apples were recognized by the support vector machine classifier, and the correct identification ratio was 95.3%. Experimental results on the Fuji apple database show the method in this paper is feasible.

**Key words:** Fuji apple; feature extraction; PCA; support vector machine

在红富士苹果的检测分类中, 分类器要求的训练样本数量随输入的特征项呈指数关系增长, 重复和次要的特征项会使特征组合的分类能力下降, 因此需对红富士苹果的数字特征进行降维处理。目前, 苹果分级系统可以对苹果的尺寸、形状、颜色和外部缺陷等方面<sup>[1-3]</sup>进行全面的检测, 且每个方面均有大量特征, 这样就需要存储大量的冗余特征信息, 不能精确而简洁地描述图像。本文着重研究形状特征, 采用主成分分析的方法提取出红富士苹果外在品质的最优特征, 进而验证了红富士苹果特征提取的可行性。

#### 1 图像预处理

装置的工作过程如下: (1)装置中的传送机构控制苹果样本(每个检测点 2 个)单层传送; (2)途经 CCD 摄像机视区时, 在白色背景和普通光源照明下<sup>[4]</sup>实时地摄取

苹果样本的图像序列; (3)将采集到的图像信号通过 EMIF 接口传送到 Flash 中。借助于 TI 公司的 TMS320DM643 图像处理芯片作为数字图像处理硬件平台, 利用 CCS 开发环境来构建应用程序, 运用灰度数学形态学及自适应图像增强法提高苹果样本图像的质量, 利用相对熵阈值法提取最优阈值, 将目标与背景区分开来, 形成二值化图像, 以利于后续的特征提取和识别。图 1 为现场采集的 1 幅红富士苹果的彩色图像。图 2 为处理后的二值化图像。

#### 2 特征参数与归一化

##### 2.1 形状特征

形状特征是物体最本质的信息, 对于苹果来说, 饱满的苹果较受人们的欢迎。形状特征来识别和描述对象, 是图像分析最重要的任务之一。



图1 红富士苹果的彩色图像

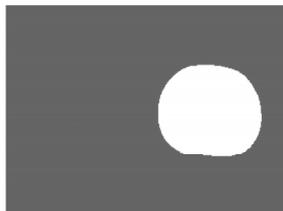


图2 提取出右边的红富士苹果二值化图像

### (1) 苹果横径

苹果的大小通常以苹果横径来表示。果实横径指果实最大横切面的直径，以 mm 表示。根据《无公害食品苹果》标准 (NY5011-2001)，标准规定特等果横径  $\geq 65$  mm，一等果横径  $\geq 60$  mm，二等果横径  $\geq 55$  mm。系统校验后 X 轴方向 10 个像素代表 6.166667 mm，Y 轴方向 10 个像素代表 6.568 627 mm。

### (2) 果形指数

国内评价苹果果形的指标通常用果形指数来描述。果形指数是指果实纵径与横径的比值(即果形指数 = 纵径 / 横径)。果形指数是鉴定某些果实外部形状的重要依据之一。

### (3) 周长

$$L = \sum_{i=1}^n (\sqrt{2})^{p_i}$$

$p_i$  是链码对 2 取的模， $L$  即是周长

### (4) 面积

$$A = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y)$$

面积为图像  $f(x, y)$  中目标所占的像素点总数 (其中图像的大小为  $M \times N$ )。

### (5) 占空比

$$B = A / (L_1 \times W_1)$$

其中： $L_1$ 、 $W_1$  是目标最小外接矩形的长和宽。占空比在某种程度上也反映了目标的复杂程度。

### (6) 等效圆半径

$$R = \sqrt{A / \pi}$$

它反映了区域的复杂度。

### (7) 偏心率

偏心率也可以叫伸长度。它在一定程度上描述了区域的紧凑性。一种常用的简单方法是计算边界长轴长度与短轴长度的比值，但受物体的形状和噪声的影响比较大。

### (8) 形状参数<sup>[5]</sup>

形状参数  $F$  是根据区域的周长和区域的面积计算出来的：

$$F = \frac{L^2}{4\pi A}$$

### (9) 标准积

标准积为目标面积与整个图像的总像素之比 (其中图像的大小为  $M \times N$ )。

$$RA = A / (M \times N)$$

### (10) 7 个 HU 距<sup>[6]</sup>

不变距的范围在  $1 \sim 10^{-12}$  之间，在实际应用中需要进行如下修正：

$$T_1 = \varphi_1, \quad T_2 = \varphi_2, \quad T_3 = \varphi_3^{0.4}, \quad T_4 = \varphi_4^{0.4}, \quad T_5 = \varphi_5^{0.4}, \\ T_6 = \varphi_6^{0.4}, \quad T_7 = \varphi_7^{0.4}.$$

## 2.2 数据归一化

对于图 2 所示的苹果的二值化图像，提取的各个特征参数值依次为：118, 0.889 8, 378.149 278, 10 273, 0.829 1, 57.183 892, 0.454 070, 1.107 693, 0.133 763, 0.000 631, 5.244 462e-09, 1.389 250e-05, 1.969 359e-06, 1.601 463e-11, 1.266 006e-08, 9.209 592e-12。

由于采集苹果外在品质特征参数的各数据单位不一致，且量级相差很大，因而须对数据进行  $[0, 1]$  归一化处理。否则，进行后续处理时会对系统产生很大影响。归一化方法如下：

$$y = (x - \text{MinValue}) / (\text{MaxValue} - \text{MinValue})$$

其中， $x$ 、 $y$  分别为转换前、后的值， $\text{MaxValue}$ 、 $\text{MinValue}$  分别为样本的最大值和最小值。

## 3 特征提取

由于用一个面来考察苹果的形状特征是远远不够的，本文采用平行与水平方向、且角度分别为  $0^\circ$ 、 $90^\circ$  和  $270^\circ$  的 3 台摄像机来采集 3 个面，即对 1 个苹果而言要提取 3 个面的形状特征。若把特征形成过程得到的 16 个三维原始特征都送往分类器，不仅使得分类器的设计很复杂，而且分类错误概率也不一定小，甚至影响分类器的性能。由于 PCA 是一种线性变换，有必要将 16 个三维特征数据转变成一维数据，然后运用 PCA 提取苹果的有效特征，以降低特征空间的维数。

### 3.1 参数选择

#### 3.1.1 相似度测度

假如  $X_i$ 、 $Y_i$  和  $Z_i$  是同一苹果的 3 个面上的样本，其 3 个面的形状特征值为：

$(x_1, y_1, z_1)^T, (x_2, y_2, z_2)^T, \dots, (x_n, y_n, z_n)^T, \dots$  构成  $n$  个三维的样本。其欧式距离定义为：

$$d(X, Y) = \sum_{i=1}^n \|x_i - y_i\|_2$$

#### 3.1.2 对称性指标<sup>[1]</sup>

采集同 1 苹果的 3 个面，通过标记来区分出同 1 苹果的 3 个面上归一化的特征样本，然后求解出同 1 苹果两两间的欧式距离  $d_1$ 、 $d_2$  和  $d_3$ 。苹果的对称性指标为：

$$\text{symmetry} = \sqrt{(d_1 - d_2)^2 + (d_1 - d_3)^2 + (d_2 - d_3)^2}$$

上述公式表明苹果的对称性指标越小，苹果越端正；否则，苹果越畸形。经大量实验表明，对称性指标

## 图形、图像及多媒体

在[0,0.002]之间表明果形很端正,从3个面上特征样本中任选1个进行就可以准确进行识别。

## 3.1.3 最佳样本的选择

由于三维直接转换后的一维向量的维数一般较高,于是对随后的特征提取造成困难,使得后续算法具有较高的计算复杂度。为此有必要改变算法求解出最佳样本。对于很端正的苹果,从3个面上特征样本中任选一个作为最佳样本。而对于畸形的苹果,将欧式距离最大的2个面上样本中的面积进行比较,把苹果横径小的那个面上样本作为最佳样本。最佳样本假设为 $p_1, p_2, \dots, p_n$ ,即 $p=[p_1, p_2, \dots, p_n]$ 。

## 3.1.4 类内残差样本比例

从前面的特征参数值可以看出其量级相差很大,虽然每个样本都归一化,但不同样本间也会出现量级相差很大这种情况。这样,就不能对这些数据进行主成分分析。设苹果图像的训练样本总数为 $N$ ,苹果图像样本的类别数为 $C$ , $N_c(1 \leq c \leq C)$ 为第 $c$ 类中的苹果样本个数。 $P_{ci}$ 表示苹果图像训练样本中第 $c$ 类的第 $i$ 个最佳样本,其中苹果图像 $P_{ci}$ 为 $1 \times 16$ 的矩阵。类内平均样本为:

$$\bar{P}_c = \frac{1}{N_c} \sum_{i=1}^{N_c} P_{ci}$$

第 $c$ 类中类内残差样本比例:

$$B_c = \begin{cases} 0, & (P_{ci} \geq \bar{P}_c, \text{其中 } i=1, 3, 4, 6) \\ |P_{ci} - \bar{P}_c| / P_c, & \text{其他} \end{cases}$$

其中 $P_c$ 表明 $P$ 为第 $c$ 类中的苹果最佳样本。 $B_c$ 越小,表明这个特征越重要。否则,则相反。

3.2 PCA算法<sup>[7]</sup>

主成分分析(PCA)是将多指标化为少数几个综合指标的一种统计分析方法。其关键是求原始数据协方差矩阵的特征值和特征向量。其算法如下:

(1)求出原始协方差矩阵 $\Sigma$ ;

(2)求出原始协方差矩阵 $\Sigma$ 的特征值和特征向量,并将各特征向量从大到小顺序排列,即 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$ ,这时可求出 $n$ 个新的特征 $y_1, y_2, \dots, y_n$ ;

(3)定义第 $i$ 个主分量 $y_i$ 的方差贡献率为 $\lambda_i / \sum_{j=1}^n \lambda_j$ 。前 $m$ 个主分量 $x$ 的累计方差贡献率为: $\Phi(m) = \sum_{i=1}^m \lambda_i / \sum_{j=1}^n \lambda_j$ 。特征向量所对应的特征值越小,它与类内平均样本误差越小,所以可以忽略那些特征值大的特征向量。

## 3.3 试验与结果分析

在苹果识别系统中,根据苹果的形状可以将苹果分为特等品、一等品、二等品、等外品四个等级<sup>[3]</sup>。试验样本共分4大类,每类60个样本(30个作训练样本,30个作测试样本)。利用上述方法可提取出最优特征子空间即苹果横径、果形指数、周长、面积、占空比、等

效圆半径、HU距。

由表1可以看出,在大量试验中,将16个三维特征压缩至七维,且与原始特征相比,最少降低7倍,大大地压缩了特征空间,同时用主分量分析后样本分类正确率与最佳样本的16个特征的分类识别率比较接近。在特征压缩前后进行分类时,特征压缩后的时间复杂度有明显优越性。这说明该方法能够成功提取出特征空间中较优的特征子集。

表1 特征提取和主成分累计贡献率

特征个数	累计贡献率(%)	正确识别率(%)
7	0	95.3
8	0.354 5	95.903
9	1.494 2	95.899
10	3.621 2	96.5
11	7.516 6	94.367
12	16.446 1	93.593
13	31.120 6	96.002
14	47.100 5	95.660
15	65.156 9	96.125
16	100	96

## 4 SVM识别分类

支持向量机(SVM(Support Vector Machine))是20世纪90年代Vapnik基于统计学习理论提出的一种新的机器学习方法。本系统用PCA提取苹果的最优特征子空间作为支持向量机的输入向量,对图像进行分类学习,应用LSSVM<sup>[8]</sup>分类器对红富士苹果进行识别。在这里也选用径向基函数作为内核函数时可得相对较好的分类效果。在采用LSSVM分类器识别的过程中,参数 $C$ 和 $\sigma$ 的取值对识别率有较大的影响。当惩罚因子 $C$ 取20,径向基函数中的 $\sigma$ 取1.343 8时,识别的正确率最大。系统算法结构如图3所示。

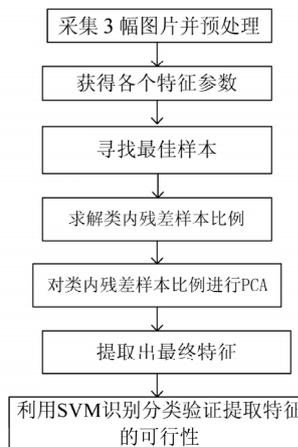


图3 系统算法结构图

## 图形、图像及多媒体

Image Processing and Multimedia Technology

本文提出了可在计算机上快速实现的 PCA 算法用于苹果外在品质形状特征的压缩,并用实验验证了该算法的可行性、有效性和准确性。

### 参考文献

- [1] 籍保平,吴文才.计算机视觉苹果分级系统[J].农业机械学报,2000,31(6):118-121.
- [2] 张书慧,陈晓光.苹果、桃等农副产品品质检测与分级图像处理系统的研究[J].农业工程学报,1999,15(1):201-204.
- [3] 赵彦如,钱东平.鸭梨品质检测计算机视觉系统研究[J].河北农业大学学报,2003,26:280-282.
- [4] 应义斌,景寒松,马俊福,等.黄花梨品质检测机器视觉系统[J].农业机械学报,2000,31(2):113-114.

[5] 章毓晋.图像工程(上册)——图像处理和分析.北京:清华大学出版社,2000.

[6] M.KHu. Visual pattern recognition by moment invariants[J].IRE Transactions on Information Theory, 1962; IT( 8) : 179- 187.

[7] 王辉,王克奇.基于主分量分析木材纹理的特征提取[J].森林工程,2006,22(6):14-16.

[8] 伊兵哲,平西建.基于 LSSVM 的 JPEG 图像隐写分析算法[J].东南大学学报(自然科学版),2007,37:81- 86.

(收稿日期:2009-04-17)