

ASM 和 BP 网络在苹果果形研究中的方法比较

许月明¹, 蔡健荣², 杜丰玉³

(1. 芜湖职业技术学院生物工程系, 安徽 芜湖 241000

2. 江苏大学食品与生物工程学院, 江苏 镇江 212013 3. 莱阳农学院植物保护学院, 山东 青岛 266061)

摘 要: 形状判别是苹果外观品质检测中不可缺少的内容。本文先后采用主动形状模型(ASM)和基于傅立叶描述子的神经网络方法进行苹果形态分级, 实验结果表明: 传统神经网络方法的判别准确率为 83.3% 左右, 而 ASM 方法的分级效果较好, 对苹果果形的判别准确率高达 95%, 模型与实际对象匹配的时间不超过 2s, 且直观性强、鲁棒性好, 具有较好的灵活性, 能够满足苹果实时分级的需要。

关键词: 苹果; 果形; ASM; 主成分分析; BP; 傅立叶变换

Methods Compared between ASM and BP Network in Apple Shape Research

XU Yue-ming¹, CAI Jian-rong², DU Feng-yu³

(1. Department of Biology Engineering, Wuhu Institute of Technology, Wuhu 241000, China

2. School of Food and Biological Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China

3. Institute of Plant Protection, Laiyang Agricultural College, Qingdao 266061, China)

Abstract: Apple shape identification is an essential character on appraising its appearance quality. This paper introduces a method of active shape models (ASM) as the neural network method based on Fourier to identify the apple shape. The experiment results demonstrate that the accuracy of the neural network is about 83.3% and the ASM method has good effect reaching as high as 95%. The matching time between the model and the actual image does not surpass 2 sec. ASM has good visibility, high flexibility and strong robustness to satisfy the real-time graduation of apple.

Key words apple shape ASM principal component analysis BP(error back propagation); Fourier transformation
中图分类号: TS255 文献标识码: A 文章编号: 1002-6630(2007)04-0056-04

苹果是人们最喜爱食用的水果之一。中国苹果的种植面积、总产量居世界首位, 但是与苹果先进生产国相比出口量少、价格低, 主要原因是忽视了采后处理^[1], 使得苹果价值大大降低, 因此, 采用先进、高效的处理方法已经成为迫在眉睫的任务。分级是采后处理中最为重要的一个环节, 中国苹果分级的技术比较落后, 目前主要还是靠人工分选。人工分选存在客观性差、精度低、易视觉疲劳、速度慢等问题, 给水果的销售和出口带来很大困难^[2]。

近年来, 国内外学者研究利用傅立叶描述子或神经网络^[3]等方法进行苹果形态识别, 能够满足分级的基本需要, 但分级效果不理想。鉴于此, 本文提出一种基于主动形状模型(active shape model, 简称 ASM)的苹果

果形分级方法, 并将此方法与传统方法进行比较。

1 基于 ASM 方法的苹果分级

ASM 是图像分析与理解领域著名的算法^[4-5], 最初由 Cootes 等人提出, 是一种用于检测图像中某一类对象边缘的方法^[6-7]。目前 ASM 方法已经成功地用于人脸检测、人脸特征提取^[8]以及骨骼定位、骨龄评价^[9]等研究, 但在农业工程中的应用研究还鲜见报道。

本文首先针对苹果轮廓建立一个形状模型, 形状模型用一系列的特征点表示, 并建立特征点附近的灰度模型; ASM 方法在形状模型的基础上, 根据模型点所代表的特征, 利用灰度模型在目标图像中搜索特征点的最佳位置, 并根据搜索结果对模型的参数进行不断调整,

收稿日期: 2006-04-30

基金项目: 江苏省高校自然科学基金项目(05KJB210019)

作者简介: 许月明(1980-), 女, 硕士, 研究方向为计算机视觉应用。

改变模型形状,然后将模型匹配到目标的轮廓上;最后提取目标图像的特征参数,从而达到将苹果按形状分级的目的。

1.1 建立苹果图像库

苹果图像库是用来建立ASM模型的,因此图像库中包含了各种形状的苹果图像。研究中选择100幅红富士苹果作为样本,依据苹果的国家标准和建模要求,将苹果分成九种形态,分别为:一级果,二级果L,二级果R,二级果U,二级果D,三级果L,三级果R,三级果U,三级果D(L-left; R-right; U-up; D-down),每种形状等级的苹果图片都有各自的描述,如图1所示。

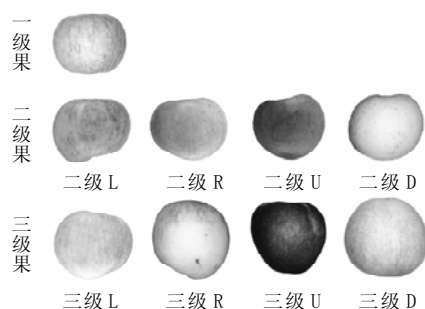


图1 苹果等级描述图

Fig.1 Description of apple rank

1.2 标定训练集

采用计算机自动标定的方法:首先计算苹果的形心,然后将此形心作为圆心,以经过形心的垂线为基线,沿顺时针方向,每隔一定角度(如:10°, 20°...)进行搜索,并对搜索到的苹果轮廓点进行标定。通过对比试验,选取36为最佳特征点数,标定后提取苹果轮廓的边界点信息,形成训练集^[10]。

训练集中的每个样本 x_i 都可以表示为一个 $2n$ 维向量,记为:

$$x_i = (x_{i1}, y_{i1}, x_{i2}, y_{i2}, \dots, x_{in}, y_{in})^T, i=1, 2, \dots, N \quad (1)$$

其中, (x_{ij}, y_{ij}) 是第 i 个训练样本上第 j 个特征点的坐标, n 是代表苹果形状模型的点数($n=36$), N 是训练图像的个数。

1.3 校准训练集

要建立苹果的形状模型,需获得训练集中模型点坐标的统计特征。由于训练图像中苹果大小和位置存在较大的偏差,因此在进行统计分析之前需要进行归一化处理。本文采用Procrustes方法^[10],分四个步骤进行:

(1) 通过旋转、平移和缩放,将训练集中的每个实物同某个实物对准(一般取第一个实物);(2) 计算对准后的均值;(3) 重新将集合中的每个形状向均值对准;(4) 回到(2),直到结果收敛或达到一定次数。

训练集经过对准后,均值形状的方向、尺度和重心归一化到特定的值,如图2所示。

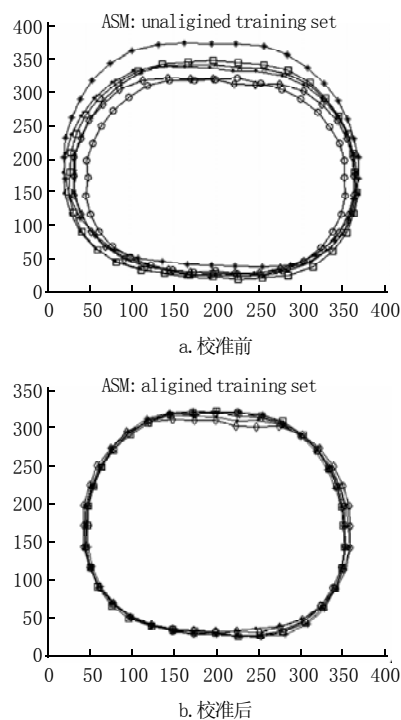


图2 样本校准前后对比

Fig.2 Comparison of samples before and after alignment

1.4 建立ASM模型

经过校准后的样本就表示了苹果形状在 $2n$ 维空间的分布情况。由于在 $2n$ 维空间计算非常复杂,必须进行简化处理,这里采用了主成分分析法(PCA)^[12]。对 N 个训练样本作PCA分析后,任意的苹果形状可表示为:

$$x = \bar{x} + Pb \quad (2)$$

式中, \bar{x} 为样本均值, $P(p_1, p_2, \dots, p_t)$ 为PCA得到的前 t 维(主成分占总量的比例>98%)特征向量组成的矩阵; $b(b_1, b_2, \dots, b_t)^T$ 为任意苹果在特征空间的投影。

$$b = P^T(x - \bar{x}) \quad (3)$$

通过调整参数 b 可以产生新的苹果形状,但 b 的变化不能太大,否则模型会与苹果训练样本产生较大的偏差,因而需要对 b 加以限制,对 b 的限制如式(4)所示, λ 为特征值。

$$-3\sqrt{\lambda} \leq b_i \leq 3\sqrt{\lambda} \quad (4)$$

表1计算了先验模型的特征值,取前9个特征值满足 $\sum_{i=1}^9 \lambda_i \geq 0.98 \sum_{i=1}^{36 \times 2} \lambda_i$; 图3显示了参数 b 的变化对苹果形状的影响。

形状模型完成后,需要建立灰度模型。标定训练图像时,对每个特征点都有明确的定义,因此,特征点附近的灰度分布应该相似。对于训练集图片上的每一个特征点,提取其法线方向上 n_p 个像素的灰度信息,构成一个 n_p 维向量,对训练样本中第 j 个特征点的 N 个 n_p

表1 先验模型的特征值
Table 1 Eigenvalues of the prior models

特征值	所占比例(%)	比例累计(%)
117.6956	46.7358	46.7358
42.0822	16.7104	63.4462
31.3762	12.4592	75.9054
20.7323	8.2326	84.1380
10.0440	3.9884	88.1264
8.7676	3.4815	91.6079
7.3922	2.9354	94.5433
6.0763	2.4128	96.9561
3.7386	1.4846	98.4407
2.2801	0.9054	99.3461
1.6464	0.6538	99.9999

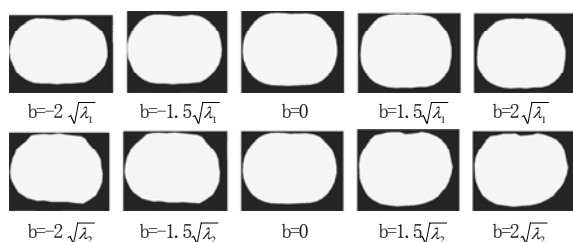


图3 b值变化对形状变化的影响

Fig.3 Effects of varying the first two parameters

维向量做PCA分析,与形状模型建立方法类似,采用PCA分析建立每个特征点的灰度模型,得到:

$$g = \bar{g} + p_s b_s \quad (5)$$

式中, g 为第 j 个特征点附近的平均灰度特征, p_s 为PCA分析得到的最大的 t_s 个特征向量组成的矩阵, b_s 为投影向量。实验中沿苹果36个特征点法线方向上、下各取10个像素点,即21个像素点的灰度信息来建立灰度模型。

1.5 苹果分级

任意采集一幅苹果图像,将已建立的苹果形状模型与该图像匹配。ASM方法利用灰度模型特征进行迭代,迭代过程通过调整参数 b 改变当前模型的位置和形状,产生新的模型,继续迭代,最终实现与检测苹果轮廓匹配。图4为苹果模型搜索匹配过程。

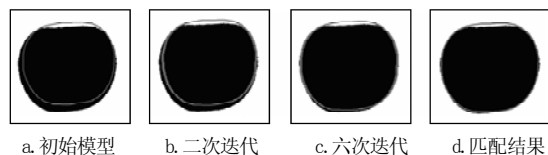


图4 苹果模型搜索匹配过程

Fig.4 Matching process of apples by model searching

模型匹配完成后,提取特征参数值。试验是以像素数目比为主要判决依据。所谓像素数目比是苹果模型与实际检测苹果的相交部分与相并部分的像素数目比。通过对结果统计分析,根据比值的分布情况对苹果进行

分级,确定本试验的判别准则:(1)匹配的像素数目比高于94%的苹果所对应的等级即为该模型的等级;(2)当匹配的像素数目比都低于94%时,在匹配最好的等级基础上再降一级。鉴于市场上出现的苹果中以一级果、二级果占大多数,等级为三级果者较少,故试验中按照一级果模型、二级果模型、三级果模型的顺序分别对苹果进行匹配。试验结果表明,ASM方法进行苹果果形分级的准确率约为95%,模型与实际对象匹配的时间不超过2s。

2 基于BP神经网络苹果分级

BP神经网络通常是指基于误差反向传播算法(error back propagation, BP算法)的多层前向神经网络,它是D E Rumelhart和J L McClelland及其研究小组在1986年研究并设计出来的。BP算法已经成为目前应用最为广泛的神经网络学习算法。

2.1 傅立叶描述子

提取苹果边界主要是确定边界的位置信息,可以将边界看作是平面或空间坐标系下点集构成的曲线,因而可利用傅立叶变换描述曲线。傅立叶描述子(FD)是物体边界曲线的傅立叶变换系数,对物体的摆放位置不敏感。傅立叶描述子的基本思想是:如果边界是一条封闭的曲线,随着动点 $P(l)$ 在曲线上移动,该点与形心点之间的距离 $r(l)$ 是一个以边界周长为周期的离散函数,这个函数可以用离散傅立叶级数的展开式来表示,傅立叶级数中的一系列系数 $X(k)$ 是与边界曲线的形状直接相关,这一方法被称为傅立叶描述子^[13](如图5所示)。

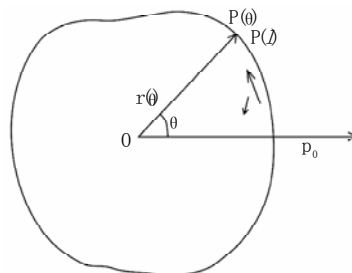


图5 $r(\theta)$ 随 θ 而变化

Fig.5 $r(\theta)$ changes with θ

2.2 基于苹果轮廓的特征提取

苹果所有形状特征的提取都是基于苹果边界图像。本文用取边界点辐长的方法对边界曲线做了傅立叶描述,选取经过形心的纵轴与苹果上轮廓线相交的点作为起始离散点,而且对离散序列进行了归一化处理,结果表明该方法是一种理想的形状描述方法。

作傅立叶描述子首先是要把连续函数 $r=r(\theta)$ 离散化。试验中采取把苹果边界按角度等分:选取经过形心的纵轴与苹果上轮廓相交的点为起始离散点 p_0 ,然后以

p_0 和形心的连线为基线, 按顺时针方向, 每隔 10° 为一份, 即将苹果边界按角度等分为 36 份。如图 6 所示, 图中标号为 1 的点为起始离散点 p_0 。

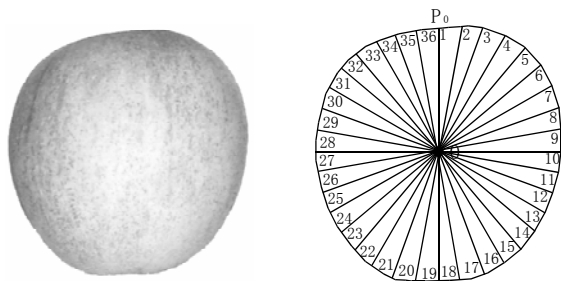


图6 辐长的离散序列
Fig.6 Discrete sequences of radius

连接等分点 p_k 和形心 o , 得到:

$$r(k) = |op_k| = \sqrt{(x_k - \text{center}_x)^2 + (y_k - \text{center}_y)^2} \quad (6)$$

其中 (x_k, y_k) 是等分点 p_k 的坐标, $r(k)$ 是一个周期为 36 的周期序列。

根据以上方法得到的离散序列 $r(k)$ 不受目标的平移、旋转等因素的影响。但是由于苹果大小不同, 即使经过傅立叶变换, 仍不具可比性, 为此, 将 $r(k)$ 归一化成半径为 1 的标准圆, 方法如下:

$$r_p = \sum_{k=1}^{36} r(k) / 36 \quad r_g(k) = r(k) / r_p \quad (7)$$

式中, r_p 表示半径的平均值, $r_g(k)$ 表示归一化后的半径。此时, 各苹果无论其大小都可以进行比较, 对其做离散傅立叶变换

$$F(h) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n r_g(k) e^{-j2\pi h k / n} \quad h=0, 1, \dots, n/2 \quad (8)$$

因为 $F(h)$ 是对称的, 所以只要计算其前 $n/2$ 个值即可。如图 7 所示, 16 个 $F(h)$ 已经足以代表苹果的主要形状, 且起主要作用的是前几个 $F(h)$, 所以试验中结合实际情况, 提取苹果图像中前 9 个谐波的辐值作为该苹果的形状特征参数输入值。试验结果表明: 基于傅立叶描述子的 BP 神经网络判别准确率为 83.3% 左右。

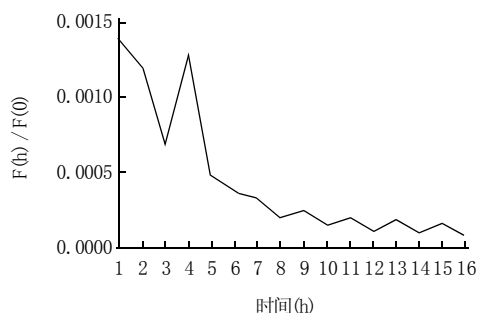


图7 $F(h)$ 值的变化示意图
Fig.7 $F(h)$ changes sketch

3 ASM 与 BP 网络方法比较

3.1 采用 ASM 和 BP 神经网络的方法都可以进行苹果果形识别: ASM 方法将苹果按照九个等级进行建模, 通过模型与实际对象的匹配, 提取像素数目比为特征参数, 根据特征参数值的比较对苹果进行分级; 基于傅立叶描述子的 BP 网络方法是提取苹果图像中前 9 个谐波的辐值作为该苹果的形状特征参数输入值, 进而实现分级。

3.2 ASM 方法判别准确率高达 95%, 模型与实际对象匹配的时间不超过 2 s, 且直观性强, 具有较好的鲁棒性和灵活性; 而传统 BP 神经网络方法的判别准确率为 83.3% 左右, 匹配时间相对较长。

综上所述, ASM 和 BP 网络方法都是描述苹果果形的有效方法。ASM 在很大程度上解决了苹果果形标准化难、不易测量等难题, 对于各种形状的苹果均能达到较好的分级效果。同时, 它也适用于其他有形状要求的农产品分级, 如梨、桃、芒果等常见果品的分级, 将分级标准定量化、标准化, 进一步提高中国农产品分级水平和国际竞争力。

参考文献:

- [1] 王小兵, 李莉. 我国苹果产业发展与展望[J]. 中国果树, 2003(2): 1-3
- [2] 刘禾, 汪懋华. 水果果形判别人工神经网络专家系统的研究[J]. 农业工程学报, 1996, 12(1): 171-176.
- [3] 陈晓光, 杨秀坤. 果型综合评价系统中的退火演化和神经网络融合方法研究[J]. 农业工程学报, 1997, 12(4): 161-165.
- [4] 杜成, 苏光大, 林行刚, 等. 改进的用于人脸对准的多尺度ASM方法[J]. 光电子·激光, 2004, 15(6): 706-709.
- [5] 蔡宇新, 徐涛. 基于ASM的图像中二维物体的定位方法研究[J]. 计算机应用, 2003, 23(6): 191-194.
- [6] 山世光, 卢新明, 范昊, 等. 使用ASM与AAM方法进行器官定位[J]. 山东科技大学学报, 2002, 21(3): 40-43.
- [7] COOTES T F, TAYLOR C J, COOPER D, et al. Active shape models—their training and application[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61(1): 38-59.
- [8] WANG Wei, SHAN Shi-guang, GAO Wen, et al. An improved active shape model for face alignment[C]//Multimodal Interfaces, 2002, Proceedings. Fourth IEEE International Conference on 14-16 Oct, 2002: 523-528.
- [9] 胡永利, 王巍, 尹宝才. 基于ASM模型的骨龄评价系统研究[J]. 中国图像图形学报, 2003, 8(1): 33-40.
- [10] 蔡健荣, 许月明. 基于主动形状模型的苹果果形分级研究[J]. 农业工程学报, 2006, 22(6): 123-126.
- [11] GRIMSON W E L. Object recognition by computer: the role of geometric constraints[M]. Cambridge, MIT Press, MA, 1990.
- [12] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models in proceedings[C]//First international Conference on Computer Vision. IEEE Computer Soc Press, 1987: 259-268.
- [13] KUTHIRUMMAL S, VJAWAHAR C, NARAGANAN P J. Fourier domain representation of planar curves for recognition in multiple views[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(4): 739-754.