

文章编号:0253-2239(2008)11-2104-05

一种基于图像特征和神经网络的苹果图像分割算法

张亚静 李民赞 乔 军 刘 刚

(中国农业大学 现代精细农业系统集成研究教育部重点实验室,北京 100083)

摘要 苹果识别是开发苹果采摘机器人的关键环节,利用图像处理技术和神经网络分类器探索苹果图像分割算法。从苹果树图片中选取苹果图像样本和背景图像样本,分别计算这两类图像样本的颜色特征和纹理特征。颜色特征的计算基于 RGB 色彩模型,纹理特征的计算基于灰度共生矩阵。选取适当的颜色特征(R/B 值)和纹理特征(对比度值和相关性值)作为输入节点,利用反向传播神经网络分类器建模,输出值是一个 0~1 之间的计算值。通过阈值将输出结果分类为苹果或背景。试验结果表明,该算法正确率大于 87.6%,对光照的影响不敏感,是一种较为实用的苹果分割算法。

关键词 机器视觉;图像分割;纹理特征;灰度共生矩阵;神经网络

中图分类号 TN911.73 **文献标识码** A **doi**: 10.3788/AOS20082811.2104

Segmentation Algorithm for Apple Recognition using Image Features and Artificial Neural Network

Zhang Yajing Li Minzan Qiao Jun Liu Gang

(Key Laboratory of Modern Precision Agriculture System Integration Research, Ministry of Education, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract To improve the accuracy of the automatic detection and classification of apples on the tree, image features and artificial neural network classifier are applied to segment the apple images. First, apple image samples and background image samples are chosen. Then the color feature and the texture features of the samples are calculated. The color feature (R/B ratio) is calculated based on RGB color model, and the texture features (contrast and correlation) are calculated by gray level co-occurrence matrix (GLCM). These three parameters are used as the input to the back-propagation neural network (BPNN) classifier. The result of the output layer is a numerical value in the range of 0~1. It is classified into fruit and background based on a certain threshold value. The results of the segmentation show that the success rate is over 87.6%, and the influence of light is neglectable. It is feasible to use the algorithm in practical recognition of apple.

Key words machine vision; image segmentation; texture feature; gray level co-occurrence matrix(GLCM); neural network

1 引 言

苹果是中国的主要水果品种,也是中国入世后为数不多的具有国际竞争力的果品之一。但是直到今天,苹果的采摘依然主要依靠人力。不仅耗费大量的人力物力,并且采摘时也没有详细记录每个苹果的生产信息,如果实大小、成熟度和采摘时间等,

将大大影响中国苹果在日益激烈的国际水果市场上的竞争力。因此,研究一种能够采摘并同时记录苹果信息的苹果采摘机器人具有重要的现实意义。

目前,国内外已有很多学者在研究水果采摘机器人。智能采摘机器人的主要工作包括:水果识别、采摘、运输和存放。其中,大多采用机器视觉技术识

收稿日期: 2008-01-28; **收到修改稿日期**: 2008-05-14

基金项目: 国家 863 计划(2006AA10Z255)资助课题。

作者简介: 张亚静(1981—),女,博士生,主要从事机器视觉方面的研究。Email:yaking333@126.com

导师简介: 李民赞(1963—),男,教授,博士生导师,主要从事农业信息化技术方面的研究。

Email:limz@cau.edu.cn

别水果位置。只有当水果被正确定位后,采摘机器人才能进行下一步的采摘动作。机器视觉系统通过传感器(摄像机、激光扫描仪等)获取苹果图片并对图片进行分析,以获取质心坐标、果实大小等重要参数,以引导机器臂接近目标水果。在整个图片处理过程中,分割水果和背景是正确识别水果位置的第一步。背景包括除水果以外的所有物体,如树叶、树枝等。目前已有很多方法应用于图像分割^[1~3]。A. L. Tabb 等^[4]通过基于高斯混合原理的全局高斯混合算法(GMOG)进行苹果定位,正确识别率在 85.6%~95.6%之间。但是在拍摄之前,需要在苹果生长的地方放置幕布作为背景,以减少背景噪音,拍摄过程繁杂。D. M. Bulanon 等^[5]利用基于 LCD 色彩模型的阈值法进行图像分割,对于红色苹果的识别率大于 88%,错误率大于 18%。Teruo Takahashi 等^[6]利用双目立体视觉技术获取苹果的 3D 位置,通过减小搜索范围等措施提高左右两幅图片的匹配精度,对红色苹果的识别率高于 90%,对黄绿色苹果的识别率在 65%~70%之间。国内研究目前大多集中在苹果分级领域,用于苹果采摘的图片分割方法研究较少。因此,将开发一种新的用于苹果采摘的苹果图像分割算法,提高图像分割精度,为水果采摘机器人的开发与实用化提供理论基础。

2 图像采集和样本获取

供试苹果品种为茉莉斯,水果颜色属于红绿混合。采用的计算机图像处理系统由一台笔记本电脑(AMD processor 1.81 GHz)和一个 CMOS 彩色摄像机(中国大恒 DH-HV3103UC)组成。获取的图

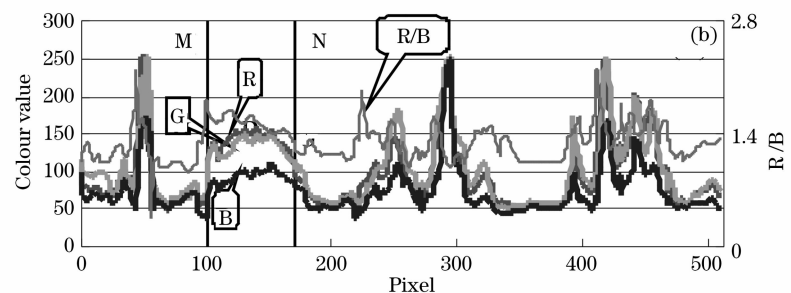
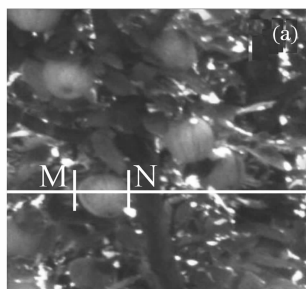


图 1 线剖面分析。(a)原图,(b)线剖面图

Fig. 1 Result of line profile map. (a) Original image, (b) Line profile map

因为大部分苹果的 R/B 值和背景不同,所以根据颜色就可以把大部分苹果从背景中分离出来。利用颜色特征时正确识别出的苹果个数是 1088 个,错误识别个数是 309 个。成功识别率为 77.9%,错误识别率小于 23%。但是有些背景和苹果颜色接近,

片格式为 BMP,分辨率为 512×512 。图像软件处理系统使用 Matlab v6.5 和 Visual C++6.0。

2007 年 8 月,在北京近郊的一个苹果园中,采集到迎光和逆光条件下的苹果图片共计 200 幅。在这 200 幅图片中随机选取 80 幅样本图片。所谓一个样本图片只是整幅图片的一部分,如果这个样本图片中的多数像素属于苹果,那么这个样本图片被看作是苹果样本,否则就是背景样本。在这 80 幅样本图片中,40 幅属于苹果样本图片,另外 40 幅属于背景样本图片。

3 结果与分析

3.1 基于颜色特征的图像分割

成熟的茉莉斯苹果呈现较多红色,和背景颜色差别较大,颜色特征的提取主要使用线剖面技术。图 1(a)是在自然光条件下拍摄的苹果图片,图 1(b)是图 1(a)中白色线的线剖面图,其横坐标是白色线的像素序号(0~511),纵坐标是这些像素的 RGB 值(0~255)。

图 1(b)中 M 和 N 之间的像素点对应于图 1(a)中线段 MN。M 和 N 点之间像素点属于苹果,其它点属于背景。通过对图像 R, G, B 值的统计分析,苹果部分由于红色较多,蓝色较少,其 R/B 值大部分大于 1.4;而背景部分,不论是树叶、树枝还是空隙,红色和蓝色都比较接近,这点从线剖面图中可以看出,所以 R/B 值大部分都小于 1.4。因此,1.4 是一个区分苹果和背景的敏感值(分割阈值)。如果一个像素点的 R/B 值大于 1.4,就认为这个像素属于苹果;否则就认为这个像素属于背景。

导致背景 R/B 值同样大于 1.4,因此利用颜色特征分割苹果图像,精度还是受到一定限制。

3.2 基于纹理特征的图像分割

图像的纹理表现为图像像素灰度级或颜色的某

种变化,在图像分类中得到广泛应用^[7~9],纹理分析中利用灰度共生矩阵作为描述参量。计算了对比度(Contrast)、熵(Entropy)、相关性(Correlation)和能

量(Energy)4种纹理特征^[10]。图2是利用灰度共生矩阵计算出来的对比度、能量、熵和相关性的分析图。

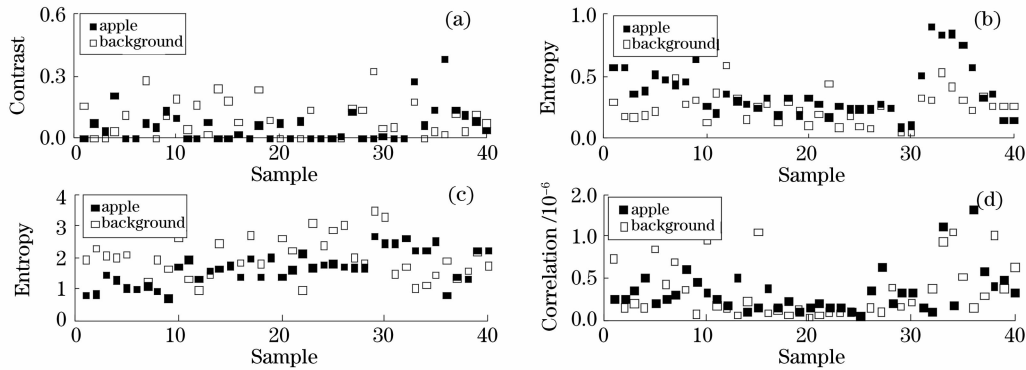


图2 苹果和背景的纹理特征分析。(a)对比度,(b)能量,(c)熵,(d)相关性

Fig. 2 Texture feature analysis of apple and background. (a) Contrast, (b) energy, (c) entropy, (d) correlation

考虑到背景和苹果之间的差别越大,分割效果越好,样本归一化后,将均值和方差作为评价参量,以考察背景类和苹果类的相异性。均值之差代表两类间的距离,越大越好;方差代表样本的分散程度,样本越分散就越有可能交叉在一起,所以方差越小越好。定义特征评价值(V_E)描述各种特征的优劣, V_E 越小越好,其计算公式为

$$V_E = \frac{1}{3}V_A + \frac{1}{3}V_B - \frac{1}{3}D_M, \quad (1)$$

其中 V_A 为苹果类的方差, V_B 为背景类的方差, D_M 是两类均值之差。计算结果如表1所示。根据 V_E 的计算结果,最后选择对比度和相关性应用于神经网络的训练。

表1 纹理特征分析结果
Table 1 Texture feature results

Texture feature	V_A	V_B	D_M	V_E
Contrast	2.328	1.728	0.049	1.336
Entropy	2.892	2.203	0.086	1.670
Correlation	2.452	2.483	0.122	1.604
Energy	3.667	2.598	0.047	2.073

3.3 基于反向传播(BP)神经网络分类器的图像分割

选定分类特征后,需要根据样本的分类特征建立图像分割模型。采用具有高度非线性映射的BP神经网络研究苹果图片分割模型,网络分三层:输入层、输出层和隐含层。输入层包括3个节点:样本图片的R/B值、对比度值和相关性值。隐含层的节点数根据经验公式

$$n_h = \left[\frac{n_i + n_o}{2} \right] + (n_p)^{0.5}, \quad (2)$$

其中, n_i 为输入层的个数, n_o 为输出层的个数, n_p 为 $[1, 10]$ 之间的常数,然后通过平衡图像的分割效果和网络收敛速度对隐层节点数加以调整,最后确定为6。输出层有1个节点,返回值位于 $[0, 1]$ 之间。通过阈值(模型选取阈值=0.7)将返回值分类为苹果值或背景值。隐含层传递函数为logsig,输出层传递函数为purelin,训练函数为trainlm。设定网络学习速率为0.05,训练要求精度为 10^{-6} ,最大训练次数为200。最后网络经过35次训练达到稳定,如图3所示。

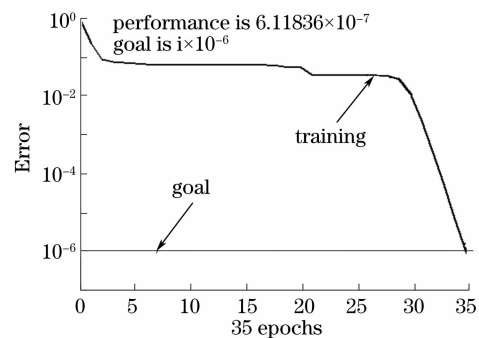


图3 网络训练结果

Fig. 3 Results of net training

3.3.1 样本图片的大小对算法的影响

研究发现,样本图片的大小会影响分类结果。因为不同大小的样本图片,纹理特征的明显程度不一样。样本图片越大,特征评价值越小,纹理特征表现越明显。如果一个样本的大小为($s \times s$ pixel)当BP神经网络分类模型训练好后,一幅图片(512×512)将被视为 $(512/s) \times (512/s)$ 个样本图片,然后把这些样本图片输入到分类模型中,以判断每一个样本图片是属于背景0还是苹果1。如果样本过

大,整幅图片处理就不够细致,会影响到苹果正确识别率。如果过小,图像被分割得支离破碎,也会影响分割精度。表 2 为 4×4 , 8×8 , 16×16 三种不同大小样本图片的处理结果。综合考虑,最后选择 8×8 的样本图片。

表 2 不同大小样本对正确识别率的影响

Table 2 Success rate of different size samples

Sample size	4×4	8×8	16×16
Success rate	81.2%	87.6%	79.2%

3.3.2 分割结果分析

图 4 为利用不同图像特征分割的示例。图 4 (a)为一副原始图片,在图片上共有 4 个苹果。图 4 (b)和(c)为仅利用 R/B 值分割得到的结果。图 4 (b)为一个二值图像,白色区域是苹果区域。图 4 (c)为识别的效果图。可以看到,除了 P2 外,其余三个苹果(P1, P3 和 P4)都被能正确识别。除此之外,还存在一个错误的识别区域(E1),原因是 E1 的颜色是淡绿色,接近于苹果。所以,仅使用 R/B 比

值还不能完全分割苹果和背景。因此,需要增加纹理特征来识别绿色的苹果。

图 4(d)和(e)为同时利用颜色特征和纹理特征分割得到的结果。苹果 P2 因为是绿色的,在仅利用颜色特征分割时未被识别出来,但是增加了纹理特征后,可被识别出来。另外,错误识别区域 E1 消失了。这是因为虽然 E1 的颜色和苹果很相似,但是纹理却和苹果有很大不同。所以,同时利用颜色特征和纹理特征,苹果和背景可以被更好的分割。

在不同的光线条件下,该算法也可以获得较好的结果。图 5 显示不同光线条件下的分割效果。图 5(a)、(b)为在逆光条件下的处理,图 5(c)、(d)为在迎光条件下的处理。从这个分割结果可以看出,无论在迎光还是逆光条件下,苹果都可以被较好的识别。通过对上述 80 幅图片的测试,算法正确识别出的苹果个数是 1224 个,错误识别个数是 181 个。成功识别率达到 87.6%,错误识别率小于 13%。

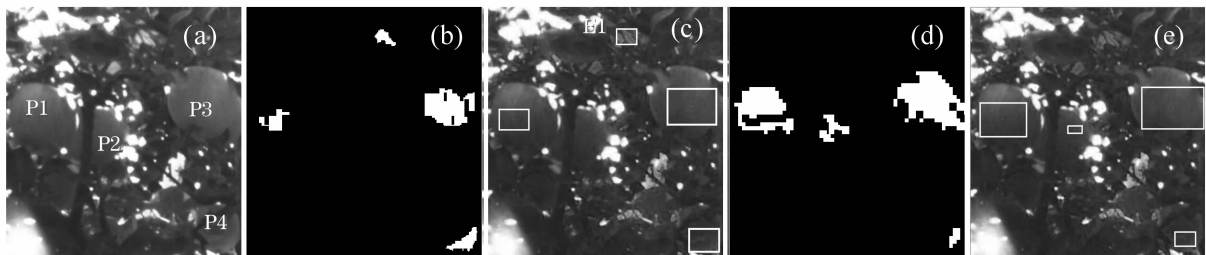


图 4 基于不同特征的分割结果。(a)原图,(b)二值图—R/B,(c)效果图—R/B,(d)二值图—R/B and Texture,(e)效果图—R/B and Texture

Fig. 4 Segmentation results based on different features. (a) original image, (b) binary image—R/B, (c) recognized image—R/B, (d) binary image—R/B and texture, (e) recognized image—R/B and texture

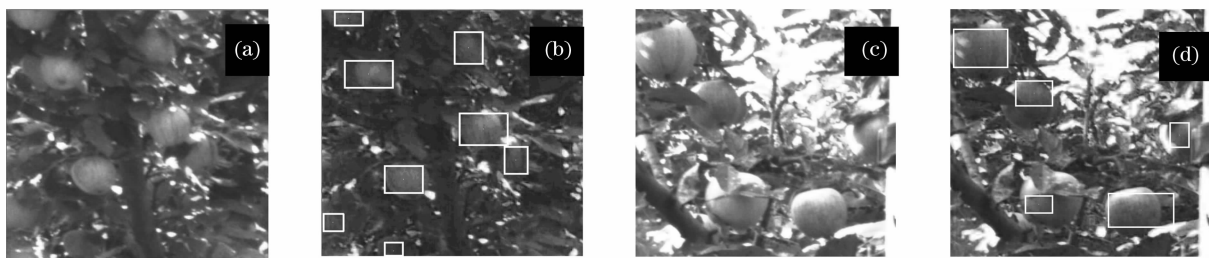


图 5 不同光线条件下的分割效果图。(a)原图 A,(b)效果图 A,(c)原图 B,(d)效果图 B

Fig. 5 Segmentation results under different light conditions. (a) Original image A, (b) recognized image A, (c) original image B, (d) recognized image B

4 结 论

通过分析设计一种苹果图像分割算法。该算法首先确定样本图像大小,然后利用灰度共生矩阵计算图片纹理特征,选择合适的颜色特征和纹理特征,

并将其输入神经网络建立识别模型,最后通过一个阈值将输出值分类为苹果或背景。

主要结论为:1) 对于茉莉斯苹果,R/B 值大于 1.4 时可有效分割大部分苹果与背景;2) 样本大小会对分类结果产生一定影响。对于苹果图像,样本

越大,纹理特征越明显,但对图片的处理越粗糙;3)算法稳健性较好,不论在迎光或逆光条件下都能得到较好的结果,是一种实用的苹果分割算法。

正确识别果实并定位是实现自动采摘的第一步,图像分割则是果实识别定位的基础。由于自然环境的复杂性,在未来的研究中还需对分割后的图像做进一步处理,以便为采摘机器人工作提供更精确的果实位置信息。

参 考 文 献

- 1 Guo Haitao, Tian Tan, Wang Lianyu *et al.*. Image segmentation using the maximum entropy of the two-dimensional bound histogram[J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(4): 506~509
郭海涛,田 坦,王连玉 等. 利用二维属性直方图的最大熵的图像分割方法[J]. *光学学报*, 2006, **26**(4): 506~509
- 2 Guo Ping, Lu Hanqing. A study on Bayesian probabilistic image automatic segmentation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2002, **22**(12): 1479~1483
郭 平,卢汉清. 贝叶斯概率图像自动分割研究[J]. *光学学报*, 2002, **22**(12): 1479~1483
- 3 Nie Shouping, Wang Ming, Liu Feng. Image segmentation algorithm study for low contrast image[J]. *Chin. J. Lasers*, 2004, **31**(1): 89~91
聂守平,王 鸣,刘 峰. 低对比度图像分割算法研究[J]. *中国激光*, 2004, **31**(1): 89~91
- 4 A. L. Tabb, D. L. Peterson, J. Park. Segmentation of apple fruit from video via background modeling[C]. *ASABE Meeting*, 2006. 063060
- 5 D. M. Bulanon, T. Kataoka, Y. Ota. A segmentation algorithm for the automatic recognition of Fuji apples at harvest [J]. *Biosystems Engineering*, 2002, **83**(4): 405~412
- 6 T. Takahashi, S. Zhang, H. Fukuchi. Measurement of 3-D locations of fruit by binocular stereo vision for apple harvesting in an orchard[C]. *ASAE Meeting*, 2002. 021102
- 7 Liu Delian, Zhang Jianqi. New texture segmentation-based approach for change detection in remote sensing image[J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(8): 1177~1181
刘德连,张建奇. 基于纹理分割的遥感图像的变化探测[J]. *光学学报*, 2006, **26**(8):1177~1181
- 8 Bo Hua, Ma Fulong, Jiao Licheng. Research on computation of GLCM of image texture [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, **1**(1): 155~158
薄 华, 马缚龙,焦李成. 图像纹理的灰度共生矩阵计算问题的分析[J]. *电子学报*, 2006, **1**(1): 155~158
- 9 Zhang Zhian, Feng Hongwei. A new retrieval algorithm based on the texture-spatial feature [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(2): 400~404
张志安,冯宏伟. 一种新的基于纹理和空间分布特征的图像检索 [J]. *光子学报*, 2008, **37**(2): 400~404
- 10 S. C. Kim, T. J. Kang. Texture classification and segmentation using wavelet packet frame and Gaussian mixture model [J]. *Pattern Recognition*, 2007, **40**: 1207~1221