

基于多元统计的柑桔图像分割和目标识别^{*}

李 震¹, 洪添胜², 王 卫星¹, 宋淑然¹

(1. 华南农业大学工程学院, 广东 广州 510642; 2. 华南农业大学信息学院, 广东 广州 510642)

摘 要: 对含有复杂背景的彩色柑桔图像应用多元统计中的马氏距离分析法分别进行了图像分割和目标识别, 对识别结果进行了分析, 计算了不同条件下拍摄的柑桔图像中柑桔所占的面积比例。结果表明, 马氏距离法在合理选择图像元素类别和各类别判定指标的情况下, 经过对进行训练的样本空间进行确认, 能够克服光照、复杂背景等因素的影响, 较好地对柑桔彩色图像进行了图像分割, 通过程序实现了目标面积比例的计算。

关键词: 柑桔图像; 马氏距离; 图像分割; 目标识别; 误差分析

中图分类号: TN911.73 文献标识码: A 文章编号: 0529-6579 (2005) S2-00136-05

中国有 20 个省 (区、市) 生产柑桔, 种植面积达 133 万 hm^2 , 但平均单产为美国和世界的 1/4 和 1/2。在柑桔收获时, 90% 以上为手工操作, 收获效率低下^[1]。目前对于柑桔产量的预测, 主要是根据气候条件 (如温度、降水量等) 进行宏观的分析得到如增产、减产等模糊的结果。此外, 对于柑桔的挂果情况、成熟率等也缺少合理的评价手段。因此, 进一步提高柑桔挂果情况、成熟情况分析的准确性, 更加合理和有效地预测柑桔产量并指导市场定价是十分必要的。

随着数字图像技术的发展, 可以通过对在一定果树树冠面积下拍摄到的柑桔彩色图像进行图像分割并识别出柑桔, 并通过计算图中水果所占比例的方法研究其挂果情况, 也可以通过近距离拍摄生长图片并进行目标识别和定位的方法指导农药的喷洒和收获机械的运作。目前图像分割并进行目标识别的方法多用阈值分割方法^[2-3], 在户外拍摄的柑桔彩色图像受光照的影响且内容复杂, 阈值分割法在彩色图像目标与背景灰度相近或混淆的情况下不能获得较满意的效果。本文针对不同状态下的柑桔照

片, 利用马氏距离法较好地分割图像, 实现柑桔目标提取和果实比例计算; 以所得比例值作为单株柑桔挂果情况依据, 进而预测柑桔的产量。此图像分割方法也可以用于机器视觉及靶对喷施农药技术中。

1 基于马氏距离的柑桔图像分割

图 1 (a) 为沙糖桔在八成熟时所拍摄的单向全景彩色照片, 从该图片中可以看出, 远处拍摄时, 图片中内容除了沙糖桔树本身所包含的元素 (树枝、树叶、果实) 外, 还包括土地、杂草、天空背景等元素。通过该图, 可以对本株沙糖桔某个朝向的挂果情况进行分析, 得到挂果情况的定量结果, 作为对柑桔的单株产量进行预算的基础; 图 1 (b) 为具有自然背景 (天空) 的橙红色桔皮柑桔彩色照片; 图 1 (c) 为近距离拍摄的柑桔照片, 该照片可以作为指导自动喷雾和采摘机构行动的依据。三幅图片中目标 (柑桔) 颜色不相同。将图片中元素按其颜色情况分为六类, 分类情况如表 1 所示。



图 1 不同类型、生长期柑桔彩色图像
Fig 1 Pictures of different kinds of orange

a. 沙糖桔, b. 橙红色柑桔, c. 黄色柑桔

^{*} 收稿日期: 2005-08-10

基金项目: 国家自然科学基金项目资助 (30270764)

作者简介: 李震 (1981 年生), 男, 硕士研究生; E-mail: Master-LiZhen@tom.com

表 1 不同情况下柑桔彩色 图像中元素
Tab 1 Elements in different orange color picture

图像	分类 1	分类 2	分类 3	分类 4	分类 5	分类 6
图 1 (a)	自然背景	嫩绿色树叶	深绿色树叶	果实 (黄色)	树枝树干及杂草	土地
图 1 (b)	自然背景	嫩绿色树叶	深绿色树叶	果实背光面 (橙红色)	果实向光面 (金黄色)	树枝树干
图 1 (c)	无光区	嫩绿色树叶	深绿色树叶	果实背光面 (黄色)	果实向光面 (亮黄色)	树枝树干

现实中拍摄的图像往往受光照的影响比较严重，为了克服光照对于目标识别的影响，应义斌^[4]等针对柑桔图像中的各像素，采用半径与该像素所在的柑桔半径相等的球体图像亮度校正模型修正图像亮度，从而完成像素颜色的校正。但是，以上实验于特制的光照箱内完成，且目标为单个柑桔模型。

现在常用的基于马氏距离的图像分割，主要研究的是灰度图像中目标与背景灰度值差别较大时目标在平移、旋转、尺度变化后的识别问题^[5]。本文直接利用彩色图像中的颜色信息基于马氏距离进行图像分割和目标识别。

马氏距离属于多元统计学中的距离判别^[6]，是考虑样本中变量间相关性的各样本至样本平均值的距离，即一个 k 维向量总体中的两个样本之间的一种加权距离。利用该距离可以区分某一空间点的归属问题，又可以计算某一样本的任意一点相对于一已知点的距离以区分远近^[7]。其公式如式 (1)：

$$M(F, k) = [(F - E_k) S_k^{-1} (F - E_k)^T]^{1/2} \quad (1)$$

其中， F 为某一像素点的分类指标， E_k 表示样本空间的均值向量， S_k 表示待分类元素与样本空间的协方差。

$M(F, k)$ 表示一个以 E_k 为中心的 k 维中的超椭圆面， E_k 为 k 维正态随机变量。比较 $M(F, k)$ 的大小，若 $M(F, n) \leq \min_{(k \neq n)} \{ (M(F, k)) \}$ ，则将该待分类元素划入第 n 类元素中。

利用马氏距离法进行图像分割和目标识别，首先要选取样本空间用以对算法进行训练。训练时考虑光照的影响并挑选合适的样本，便能够在一定程度上克服光照的影响。

根据分类，本文采集六类元素样本，以 $k=1, 2, 3, 4, 5, 6$ ，分别表示样本的序号。其均值向量和协方差阵的估计值分别为 $E_1, E_2, \dots, E_6$ ； $S_1, S_2, \dots, S_6$ ，且协方差阵估计值为非奇异阵。

运用马氏距离进行图像分割，要选取各类元素的样本空间对算法进行训练。本文中，对各类元素分别选取 20 个像素点作为其对应的样本空间。样本空间的数量并非越多越好^[8]，因为随着其数量的增加，一部分非该类的像素点也被纳入该类中，并

被认为比该类元素点更像。根据样本个数与检测正确率曲线（如图 2 所示，该图中包括特征向量个数与检测正确率的关系）可以发现在特征向量个数为 20 个时，三条曲线均得到了比较理想的检测正确率。因此，每类的样本空间个数为 20 个。在每个样本空间中，包括六类指标，分别为：

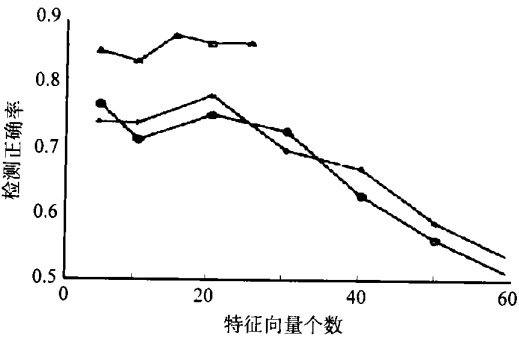


图 2 特征向量数与检测正确率关系图
Fig 2 Relationship between sampling points and analyzing precision

- R (彩色图像像素的红色分量)；
- G (彩色图像像素的绿色分量)；
- B (彩色图像像素的蓝色分量)；
- $P_1 = R / (R + G + B)$ (彩色图像像素的红色分量在颜色总量中的比例)；
- $P_2 = G / (R + G + B)$ (彩色图像像素的绿色分量在颜色总量中的比例)；
- $P_3 = B / (R + G + B)$ (彩色图像像素的蓝色分量在颜色总量中的比例)；

以此为基础计算其均值向量和协方差阵的估计值 $E_1, E_2, \dots, E_6$ ； $S_1, S_2, \dots, S_6$ 。以样本均值向量作为总体均值向量 E_k 的第 i 个估计，则：

$$E_k = (\frac{1}{20} \sum_{l=1}^{20} R_{k,l}, \frac{1}{20} \sum_{l=1}^{20} G_{k,l}, \frac{1}{20} \sum_{l=1}^{20} B_{k,l}, \frac{1}{20} \sum_{l=1}^{20} P_{k,1l}, \frac{1}{20} \sum_{l=1}^{20} P_{k,2l}, \frac{1}{20} \sum_{l=1}^{20} P_{k,3l}) = (X_{K,1}, X_{k,2}, X_{k,3}, X_{k,4}, X_{k,5}, X_{k,6}) \quad (2)$$

由式 (2) 可以看出，本试验中 E_k 为一个 6×6 的方阵， $X_{k,n}$ 为均值向量。它是一元情况下 $X_0 = X + ks$ 的多元推广。

协方差阵的计算方法为用样本协方差阵 S^2 作

为总体协方差阵 S_k 的估计, 如式 (3)。

$$S_k = S^2 = \begin{bmatrix} S_{k,11} & \cdots & S_{k,16} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{k,61} & \cdots & S_{k,66} \end{bmatrix} \quad (3)$$

其中,

$$S_{k,j} = \frac{1}{n-1} \sum_{i,j=1}^6 (X_{k,i} - X_{k,i})(X_{k,lj} - X_{k,j}) \quad (4)$$

式 (4) 中 $X_{k,li}$ 表示第 k 类元素中, 第 l ($l=1 \sim 20$) 个样本中第 i ($i=1 \sim 6$) 个指标的取值; $n=20$, 表示样本点的个数。

假如出现 $M(F, k_1) = M(F, k_2) = \min \{M(F, k)\}$ 的情况, 则令 $\min \{M(F, k)\} = M(F, k_1)$ 。

分类的结果为得到矩阵 G , 如式(5)所示, 其中 g_{ij} 为原图像中坐标为 (i, j) 的像素经过分类后所属的类号。根据矩阵 G 按式 (6) 进行图像重构, 就可以完成目标 (柑桔) 的提取。

$$S_k = S^2 = \begin{bmatrix} S_{11} & \cdots & S_{1j} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{il} & \cdots & S_{ij} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$F_{ij}[R, G, B] = \begin{cases} [0, 0, 0] & g_{ij} = 4, 5 \\ [255, 255, 255] & g_{ij} = 1, 2, 3, 6 \end{cases} \quad (6)$$

例如, G 中下标为 (120: 124, 140: 149) 的元素如表2所示:

表 2 G 中部分元素示例

Tab. 2 Part of the elements in matrix G

行/列号	140	141	142	143	144	145	146	147	148	149
120	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
121	2	4	1	4	2	2	2	2	2	2
122	1	1	1	4	2	2	2	6	6	6
123	1	4	4	2	2	2	2	2	2	6
124	4	4	2	2	2	2	2	2	2	2

利用以上算法, 对图 1 中的柑桔彩色图像进行了图像分割和目标 (柑桔) 识别, 结果如图 3 所示。对比图 1 与图 3 可以发现, 黑白图片中白色部分基本上反映了原彩色图片中柑桔的生长状况及生长位置。

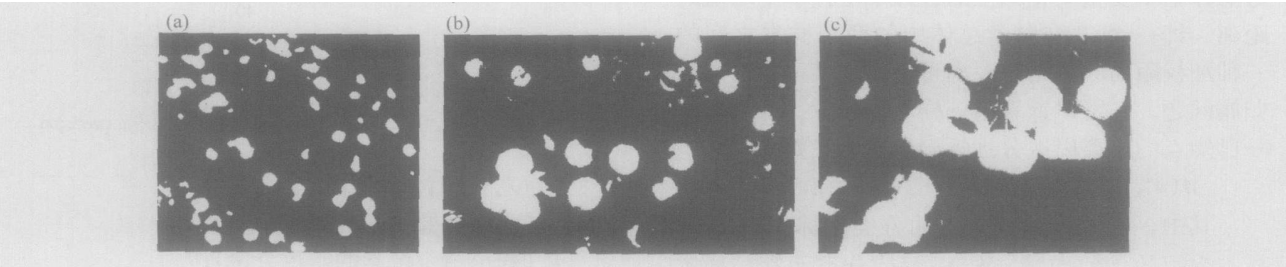


图 3 图像分割和目标识别结果
Fig 3 Results of image division and object detection
a. 沙糖桔, b. 橙色柑桔, c. 黄色柑桔

2 图像分割的误差分析与误差减小

在运用马氏距离进行图像分割时, 样本空间是人为选取的。错误的样本空间将导致图像分割出现误差。为了减小样本空间选取所带来的误差, 程序设计时在样本选取与训练之间插入了样本分析与确定的过程, 经过检验后的数据才能被确定成为样本空间。经过实验, 能够在一定程度上减小图像分割过程中的误差。

样本分析包括: 样本在图中位置分析, 六类元素20个样本点各指标的平均值、标准误差分析。平均值与式 (2) 的计算方法相同, 标准误差的计算方法如式 (7)、(8):

$$S_k(x) = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (X_i - X_k)^2} \quad (7)$$

$$P_k = \frac{S_k(x)}{X_k} \times 100\% \quad (8)$$

其中, 式(7) 计算的是各分类指标的标准差, X_i 表示各指标样本, $n=20$; 式(8) 中 P_k 为标准误差。

图 1 (c) 样本空间六类指标选取情况的一个实例如表 3、4 所示, 其中表 3 为平均值, 表 4 为标准误差。

由表4 可以看出, 第六类指标 (树枝树干) 的标准误差比较大, 这是由于在原图中, 树枝树干的颜色既有绿色, 也有褐色, 颜色范围比较大造成的。

3 柑桔在图像中面积比例的计算

面积计算的方法为: 将图 3 中的黑白图像二值

表 3 图像样本空间六类指标平均值

Tab 3 Average value of six elements in the sampling space

类别	平均值					
	R	G	B	P ₁	P ₂	P ₃
无光区	236. 25	226. 45	235. 15	0. 2945	0. 3459	0. 3596
嫩绿色树叶	98. 95	128. 9	101. 9	0. 2972	0. 3911	0. 3117
深绿色树叶	230. 25	170. 35	30. 2	0. 5368	0. 3908	0. 0698
果实背光面(黄色)	76. 1	89. 95	88. 7	0. 2730	0. 3174	0. 4096
果实向光面(亮黄色)	247. 3	245. 9	201. 45	0. 3583	0. 3558	0. 2859
树枝树干	132. 55	139. 95	142. 5	0. 3277	0. 3369	0. 3356

表 4 图像样本空间六类指标标准误差

Tab 4 Error criterion of six elements in the sampling space

类别	标准误差 /%					
	R	G	B	P ₁	P ₂	P ₃
无光区	11. 815	7. 8859	8. 3223	6. 1681	3. 2497	6. 5947
嫩绿色树叶	3. 0036	2. 5882	2. 6737	9. 5903	4. 9069	13. 5194
深绿色树叶	9. 4492	2. 2556	5. 5497	4. 8882	1. 2468	5. 5881
果实背光面(黄色)	7. 6565	7. 9664	4. 474	17. 886	19. 814	25. 079
果实向光面(亮黄色)	3. 3322	3. 3971	22. 929	8. 748	7. 3097	19. 55
树枝树干	33. 123	35. 455	36. 496	14. 948	3. 9967	16. 41

化，计算其中白色区域像素的个数在总像素个数中的比例，并以此值作为柑桔在图像中的面积比例。计算公式为：

$$R_L = \frac{\sum P_w}{\sum P_i} \times 100\%$$

(9)

其中， $\sum P_w$ 为二值图像中白色像素的总量， $\sum P_i$ 为二值图像的总像素数， R_L 为面积比例。

经过计算，图 3（a）中柑桔的面积比例为：10. 7376%；图 3（b）中柑桔的面积比例为：12. 6023%；图 3（c）中柑桔的面积比例为：33. 2194%

4 结 论

- (1) 采用马氏距离分类法对柑桔彩色图片中的不同元素进行了分类，实现了对图像的分割和目标的识别。该方法能够在一定程度上克服光照条件对图像分割的影响。计算出的柑桔面积比例可以作为产量预测的一个依据。
- (2) 马氏距离法中作为标准的样本是人为确定的，容易带来不稳定因素。建议用在大量样本统计的基础上来构造特征空间的方法来代替人为确定的方法，消除不稳定因素^[9]。
- (3) 在产量预测中，仅凭少量图片的柑桔比例

值进行估计可能会引起比较大的误差。应根据柑桔的生长机理，找出具有代表性的不同朝向的柑桔图像进行分析。

参考文献:

[1] 沈兆敏. 大力提升我国柑桔业的整体素质[J] . 中国南方果树, 2002, 31(6): 24— 27.

[2] SAHOO P, SOLTENI S, WONG A. A survey of thresholding techniques[J] . Computer Vision, Graphics and Image Processing, 1988, 41(2): 233— 260.

[3] WELLNER P D. Adaptive thresholding on the DigitalDesk[R] . Technical Report EPC-1993-110, Rank Xerox Research Center, Cambridge Laboratory, England, 1993.

[4] 应义斌, 付峰. 水果品质机器视觉检测中的图像颜色变换模型[J] . 农业机械学报, 2004, 35(1): 85— 89.

[5] 李晗, 计时鸣, 张利. 马氏距离不变量用于灰度图像的识别[J] . 浙江工业大学学报, 2001, 29(4): 357— 359.

[6] 何平. 数理统计与多元统计[M] . 成都: 西南交通大学出版社, 2004, 161— 163.

[7] 李斌. 房地产估价的马氏距离法[J] . 武汉城市建设学院学报, 1998, 15(2): 7— 11.

[8] 袁超, 张长水. 基于多模版匹配的自动人脸检测[J] . 电子学报, 2000, 28(3): 95— 98.

[9] 王雪, 李勇. 零件形状误差的 MTS 测量识别方法[J] . 电测与仪表, 2004, (41): 7— 10.

[10] 宋淑然. 水稻田农药喷雾分布质量的试验研究[D] . 广州: 华南农业大学, 2003.

Image Division and Object Detection of Orange Fruits Pictures Based on Multi element Statistical Analysis

LI Zhen¹, HONG Tian sheng², WANG Wei xing¹, SONG Shu ran¹

(1. College of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou 510642;

2. College of Information, South China Agricultural University, Guangzhou 510642)

Abstract: Orange color pictures with complicated background were divided and the objects in them were detected purposely by using the Mahalanobis distance algorithm which belongs to multi element statistical analysis and the results were analyzed. The ratio of orange fruits in the pictures of different growing period was calculated. It indicated that the Mahalanobis distance algorithm could overcome the influences of the light and the complicated background, as long as the elements of the picture and its index were reasonably selected and confirmed. The results showed that by programming, it could divide the image and detect the objects effectively.

Key words: orange pictures; Mahalanobis distance; image clustering; object detection; error analysis