

基于偏好免疫网络的油茶果采摘机器人图像识别算法*

李立君 李 昕 高自成 周 健 闵淑辉

(中南林业科技大学机电工程学院,长沙 410004)

【摘要】 针对油茶果采摘机器人视觉识别中外界物体的形态学特性要求,采用了偏好人工免疫网络算法作为机器视觉的图像识别算法,并根据采摘环境及采摘对象的特点对算法结构进行了改进,增强了算法的识别率。仿真实验表明,采用偏好人工免疫网络算法对油茶果的识别率在晴天时达到了81.67%,阴天时达到了87.69%,满足采摘识别率的要求。

关键词: 油茶果 采摘机器人 偏好人工免疫网络 图像识别

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2012)11-0209-05

Camellia Fruit Image Recognition Based on Preference Artificial Immune Net

Li Lijun Li Xin Gao Zicheng Zhou Jian Min Shuhui

(College of Mechanical and Electrical Engineering, Central South University of Forestry and Technology, Changsha 410004, China)

Abstract

With the demanding of morphological features recognition in picking robot machine-vision system, preference artificial immune net (aiNet) was used as the image recognition algorithm, mainly modified the structure of the algorithm to promote the accuracy rate. The algorithm was modified according to picking environment and real-time require. The simulation proved the clustering accuracy of preference aiNet reached to 81.67% in the sunny day and 87.69% in the cloudy day. The modified algorithm has certain meaning in the next research of picking robot.

Key words Camellia fruit, Picking robot, Preference artificial immune net, Image recognition

引言

油茶树,果实体积小、多数分布集中,大部分果实成熟时颜色呈淡黄色或暗红色、少部分果实颜色呈绿色,与树叶颜色相近。油茶果这些特点与自然采摘环境中光斑、障碍物等因素相似,给果实图像的识别带来很大困难。在农林业图像分割识别中常采用人工神经网络^[1~2]、支持向量机^[3~4]、模糊聚类^[5]、色差阈值分割^[6~7]、多元统计聚类^[8]等方法,但这些识别算法在实时性要求较强的采摘环境下存在缺点,如神经网络算法由于具有训练过程且训练时间较长,不适合实时性要求较高的采摘机使用;支持向量机算法虽然具有训练过程较短的优点,但是其算法设计适合于二分类,不适用于油

茶果采摘条件下的多目标聚类分析;在杂质干扰较多的外界环境中,模糊聚类算法会大幅度增加识别的时间。

油茶果大部分集中分布在从树表向里深度大约在300 mm的范围内,树干和粗大树枝上油茶果非常少,另外在离地500 mm高度内,枝叶、果都比较少,可以不考虑在采摘范围内。为有效实时地识别油茶果,提高采摘效率,本文提出使用偏好人工免疫网络识别果实形态学参数的方法。

1 目标形状特征提取

将采集的彩色图像转换为灰度图像以提高图像的处理速度,灰度图像中包含了亮度信息,滤除了彩色信息,可以较好地反映外界采摘中的光影情况。

收稿日期: 2011-12-05 修回日期: 2011-12-21

* 林业公益性行业科研专项基金资助项目(201104090)

作者简介: 李立君,教授,博士生导师,主要从事林业技术与装备研究,E-mail: junlili1122@163.com

灰度化处理后的图像应进行光影处理使图像达到预定的数值范围,便于后续处理。对由拍摄条件或光

线条件等原因造成直方图分布散乱的图片,先进行直方图均衡化,再取图像阈值,如图 1 所示。

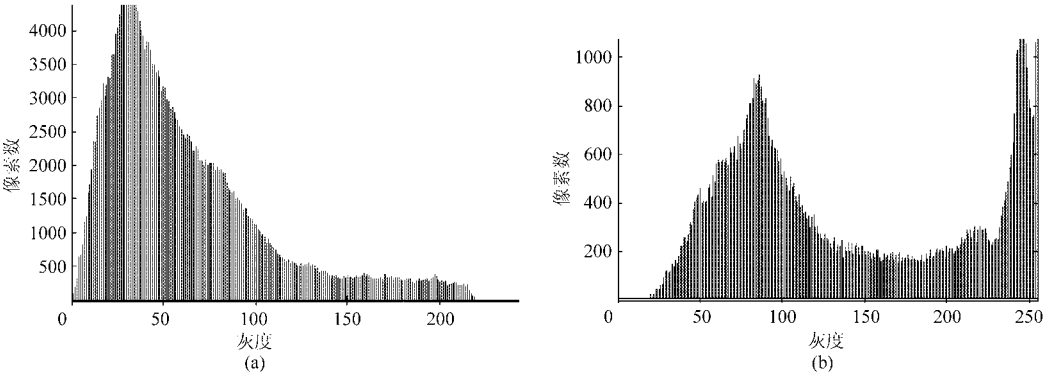


图 1 油茶果实及花瓣灰度直方图
Fig. 1 Gray histogram of fruit and petal
(a) 油茶果实 (b) 油茶花瓣

使用最大方差阈值法^[9]求灰度图的分割阈值,其表达式为

$$\delta^2(T) = \frac{w_0(\mu_0 - \mu)^2 + w_1(\mu_1 - \mu)^2}{w_0w_1(\mu_1 - \mu_0)^2} \tag{1}$$

式中 $\delta^2(T)$ ——最大阈值方差
 T ——图像阈值
 w_0, w_1 ——前景、背景权重
 μ, μ_0, μ_1 ——图像的灰度平均值、前景灰度平均值、背景灰度平均值

为了更好地辨识目标果实,使用求得的灰度图像阈值对图像进行二值化处理,初始的二值化图像中包含了光斑等大量非果实信息,将严重干扰后续的物体辨识工作,故此对二值图像进行后期处理以滤除大部分噪声或杂质。后处理实验中采用了降噪、平滑、腐蚀、膨胀、边缘处理等数学形态学处理方法^[10],达到了较好的效果,如图 2 所示。

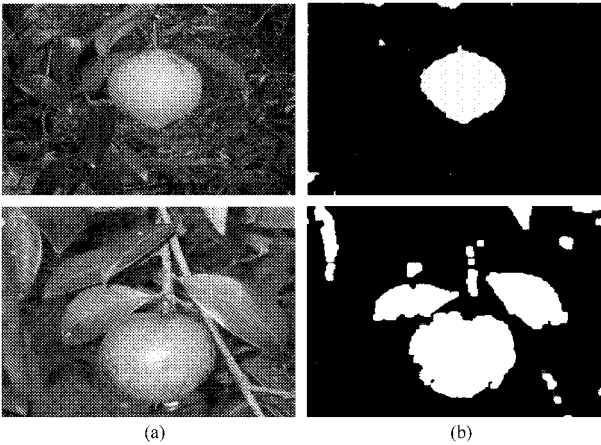


图 2 灰度阈值法分割原图与最终效果图
Fig. 2 Origin figure and processed figure by gray-threshold
(a) 原图像 (b) 分割后图像

采摘图像在经过灰度阈值法分割及形态学后处理后,仍然包含有大量信息,例如果实、树枝、树叶、

光斑等杂质,其中太阳斑点对采摘图像干扰最大。在晴天时图像光斑等干扰较大,阴天时干扰较小。采摘前必须先从图像上找到果实所在的区域,再对该区域实施采摘。参考前人在特征提取方面的工作^[11~13],本文确定的样本形态特征要素为面积 A 、周长 S 、长度 L 、宽度 W ,主要参数选取延伸率 $E = L/W$ 、紧度 $C = S/A^2$ 、圆形度 $R = 4\pi A/S^2$ 、圆满度 $F = 4A/(\pi L^2)$ 等作为单个物体的形态特征,以上 4 个参数均具备 RST 不变性^[14](旋转、比例、平移变化恒定),适用于形态学识别。

2 偏好人工免疫网络算法

2.1 偏好人工免疫网络算法结构

根据文献[15]中的思想,把决策者的偏好信息融入研究中可以较好地增加人工免疫网络^[16]的聚类识别率,基于此原理,Shaw 等^[17]将偏好信息多目标优化应用于生成调度问题,Pierro 等^[18]用偏好信息区分不同的个体,杨咚咚等^[19]提出了一种偏好等级的克隆算法以求解多目标优化问题。本文在这些研究的基础上,提出基于偏好信息的人工免疫网络(preference aiNet)算法,并将其应用于油茶果识别中,偏好抗体类似于教师抗体,为拟提取目标的形态学参数。可以使网络以偏好抗体为中心收敛,从而加快算法收敛速度、提高算法识别率。

偏好免疫网络中的拥挤距离是根据目标空间中抗体与周围数据之间的亲和度判定的,拥挤距离是对抗体与偏好抗体拥挤程度的度量准则,一个抗体 d 在其种群 D 中的拥挤距离定义为

$$I(d,D) = \sum_{i=1}^k \|X_i - X_j\| \quad (d \in D) \tag{2}$$

式中 X_j ——偏好抗体数据
 X_i ——其他抗体数据

在偏好算法中引入克隆等级的概念,即抗体与偏好抗体的拥挤距离越小克隆等级越大,拥挤距离越大克隆等级越小。抗原等级与拥挤距离的设定有利于赋予抗体克隆优先权,保持抗体克隆的多样性。克隆等级定义为

$$T^c(a_1+a_2+\cdots+a_n)=T^1(a_1)+T^2(a_2)+\cdots+T^n(a_n) \tag{3}$$

式中 T^c ——克隆系数
 $a_1、a_2、\cdots、a_n$ ——待克隆的网络细胞
 $T^1、T^2、\cdots、T^n$ ——根据各网络细胞实际拥挤程度定义的单体克隆系数

在人工免疫网络及其改进算法中,网络抑制阈值的数值是由手工给定的,在实际应用条件下缺乏灵活性,偏好免疫网络算法根据网络中的数据分布情况自适应地确定,不需要手工定义聚类数目与抑制阈值,使整个网络具备自定义抑制阈值的功能,其表达式为

$$\sigma_s=k\frac{\sum_{i=1}^n(x-x')}{n-1} \tag{4}$$

式中 x' ——网络中任一个数据点,分子是这个数据点与网络中所有数据点距离的和
 σ_s ——阈值均值
 k ——阈值系数

k 可以根据网络中的数据总体分布情况调整,利用自适应确定阈值的方法在油茶果的实时采摘环境中更具有实用性。

在经典人工免疫网络算法中,经过抗体死亡和网络抑制的抗体经过新的抗体网络与抗原进行下一步匹配,可以将欲提取的数据作为先验知识,并以先验知识作为免疫疫苗,在偏好人工免疫网络算法中将疫苗注入到抗体网络中形成记忆抗体,以先验知识作为疫苗注入抗体有助于使网络具有先验知识特性,而疫苗的规模控制又可以在允许的范围控制记忆网络多样性和聚类正确率。

$$M_i=[M_i;H] \tag{5}$$

其中 $H=pM_f$
式中 M_i ——最优记忆网络
 M_f ——先验知识抗体
 p ——疫苗控制系数,可控制的复制抗体规模

2.2 偏好人工免疫网络算法流程

- (1) 按照油茶果参数生成一定数量的偏好抗体。
- (2) 随机从待识别数据中抽取抗原作为网络的初始输入抗体数据。
- (3) 计算所有输入抗原细胞的亲和力。

(4) 对每个网络细胞按式(3)进行克隆。

(5) 对克隆细胞变异,变异概率与父代亲和力成反比,并保留父代群体于网络中。变异公式为

$$C'=\rho+\alpha N(0,1) \tag{6}$$

$$\alpha=\exp(-f)/\beta \tag{7}$$

式中 C' ——细胞 ρ 产生变异后形成的新细胞
 $N(0,1)$ ——均值为 0、标准偏差为 1 的高斯随机变量

β ——用于控制函数指数衰减的变量

f ——经过标准化处理后细胞适应值

(6) 计算变异后网络细胞的亲和力。

(7) 选择亲和力最高的网络细胞组成新的网络,并计算新网络的细胞亲和力。

(8) 计算网络中所有细胞的亲和力,淘汰亲和力最低的 5% 的抗体细胞,设定抗体细胞死亡,保留其他抗体细胞。

(9) 根据阈值表达式(4)产生网络抑制阈值对网络进行抑制。

(10) 取油茶果形态学参数的先验知识作为疫苗,注入一定比例的疫苗及随机生成细胞到抗体网络,并返回步骤(2)。

(11) 输出产生的网络细胞。

2.3 偏好人工免疫网络算法仿真对比分析

使用 UCI 数据集中 Iris 数据对经典免疫网络算法与偏好免疫网络算法进行对比分析,在默认系数为 $k=1, p=0.3$ 时,使用 Versicolor 数据作为偏好抗体,在识别数据集中的 Versicolor 数据时,偏好免疫网络算法的识别率在无干扰、轻度随机干扰和高度随机干扰 3 种情况下较经典算法分别增加了 13.17%、8.77% 和 6.51%,平均识别率增加了 9.48%。聚类时间分别减少了 1.44 s、1.21 s 和 0.54 s,平均聚类时间减少了 1.06 s,达到了较好的效果。

3 油茶果参数聚类实验

3.1 实验流程

使用偏好人工免疫网络算法对户外采集的油茶林图片中物体的形态学参数进行聚类,油茶果图片采集地为湖南省浏阳市油茶林基地,采集时间为 2011 年 10 月中旬,分别采集了 30 组晴天图片与 20 组阴天图片。实验总体流程如图 3 所示,算法验证实验的硬件环境为 Intel 四核 Q8200 处理器,软件环境为 Windows 7 及 Matlab R2010a。

3.2 形态参数提取

使用灰度阈值法进行图像分割及后处理后提取图片中的果实、花朵、树枝、树叶、光斑及其他杂质,

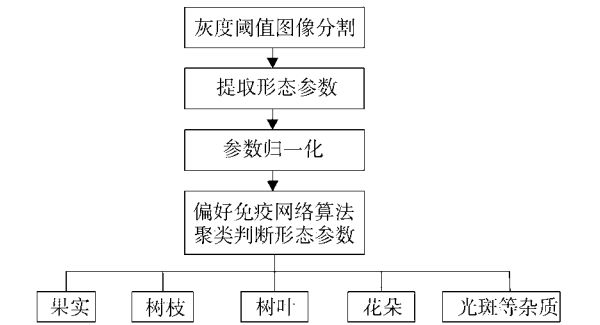


图3 油茶果识别流程图

Fig.3 Flowchart of camellia fruit identification

再分别测量对这些区域的延伸率、紧度、圆弧度、圆满度4个形态学参数,得到的结果如表1所示。可以看出,4个参数的数值分布范围较广,因此需要对这些数据进行归一化以提高识别率,归一化的数值区间由参数的实际取值区间决定。

表1 图像中形态参数				
Tab.1 Shapes parameters in image				
对象	延伸率 E	紧度 C	圆弧度 R	圆满度 F
果实	0.7 ~ 1.6	0.53 ~ 4.3	0.88 ~ 1.18	0.71 ~ 1.84
树叶	1.2 ~ 4.1	2.1 ~ 3.8	0.77 ~ 0.81	0.31 ~ 3.12
树枝	4.8 ~ 10.7	2.2 ~ 2.8	0.37 ~ 0.45	0.012 ~ 0.63
花朵	1.7 ~ 5.2	1.7 ~ 3.6	0.69 ~ 0.84	0.43 ~ 2.77
光斑及杂质	0 ~ ∞	0 ~ ∞	0 ~ ∞	0 ~ ∞

3.3 偏好免疫算法聚类

对于归一化后的参数,采用偏好免疫网络算法进行聚类,并选取5组典型的果实形态学数据作为偏好抗体注入网络,聚类的二维效果如图4所示。通过观察聚类效果图可以发现,果实的数据聚类效果在二维环境下较好,可以有效对目标进行识别。

最后得到的形态识别率如表2所示,可以看到,由于采用了典型果实参数作为偏好抗体,因此果实的识别率比花朵、树叶的识别率都要高,在阴天条件下识别率达到了87.69%,晴天由于环境光干扰较

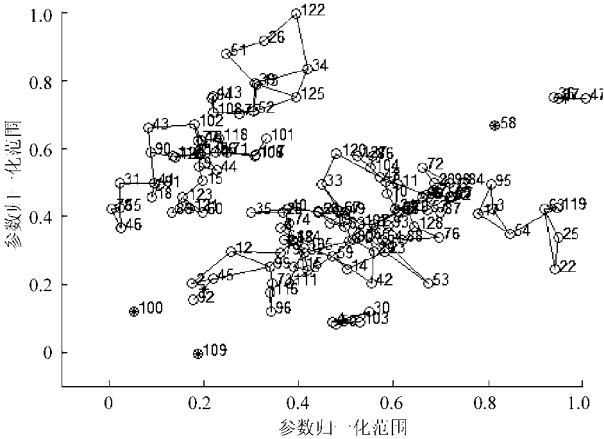


图4 油茶果二维参数聚类图

Fig.4 Target 2-D parameters clustering figure

表2 形态识别率				
Tab.2 Recognition rate of shapes				
对象	待识别样本数	识别数	识别率/%	
晴天	果实	60	49	81.67
	树叶	50	31	62.00
	花朵	35	24	68.57
阴天	果实	65	57	87.69
	树叶	48	34	70.83
	花朵	45	33	73.33

大,识别率为81.67%,均达到了采摘所要求的识别率。

4 结束语

为了在油茶果采摘中将目标正确识别,首先使用灰度阈值法对图像进行分割,再进行后处理,提取了图像中物体形态学参数,并用偏好人工免疫网络算法将参数聚类。在偏好免疫网络算法中采用了定义偏好抗体和注入疫苗等方法以提高算法的识别率,仿真实验显示偏好免疫网络算法提高了油茶果的识别精度,使识别率达到了要求,在晴天时达到了81.67%,阴天时达到了87.69%,证明了偏好免疫网络算法的可行性。

参 考 文 献

1 姚立健,丁为民,赵三琴,等. 基于SOFM神经网络的茄子图像分割方法[J]. 南京农业大学学报, 2008,31(3): 140 ~ 144.
Yao Lijian, Ding Weimin, Zhao Sanqin, et al. Method of image segmentation for eggplant based on SOFM neural network[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2008,31(3): 140 ~ 144. (in Chinese)

2 张铁中,周天娟. 草莓采摘机器人的研究: I. 基于BP神经网络的草莓图像分割[J]. 中国农业大学学报, 2004, 9(4): 65 ~ 68.
Zhang Tiezhong, Zhou Tianjuan. Strawberry harvesting robot: I. segmentation of strawberry image by BP network[J]. Journal of China Agricultural University, 2004,9(4): 65 ~ 68. (in Chinese)

3 张建华,冀荣华,袁雪,等. 基于径向基支持向量机的棉花虫害识别[J]. 农业机械学报, 2011,42(8): 178 ~ 183.
Zhang Jianhua, Ji Ronghua, Yuan Xue, et al. Recognition of pest damage for cotton leaf based on RBF-SVM algorithm[J].

- Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(8): 178 ~ 183. (in Chinese)
- 4 李先锋, 朱伟兴, 孔令东, 等. 基于 SVM 和 D-S 证据理论的多特征融合杂草识别方法[J]. 农业机械学报, 2011, 42(11): 164 ~ 168.
- Li Xianfeng, Zhu Weixing, Kong Lingdong, et al. Method of multi-feature fusion based on SVM and D-S evidence theory in weed recognition[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(11): 164 ~ 168. (in Chinese)
- 5 熊俊涛, 邹湘军, 陈丽娟, 等. 基于机器视觉的自然环境中成熟荔枝识别[J]. 农业机械学报, 2011, 42(9): 162 ~ 166.
- Xiong Juntao, Zou Xiangjun, Chen Lijuan, et al. Recognition of mature litchi in natural environment based on machine vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(9): 162 ~ 166. (in Chinese)
- 6 耿楠, 于伟, 宁纪锋. 基于水平集和先验信息的农业图像分割方法[J]. 农业机械学报, 2011, 42(9): 167 ~ 172.
- Geng Nan, Yu Wei, Ning Jifeng. Segmentation of agricultural images using level set and prior information[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(9): 167 ~ 172. (in Chinese)
- 7 吕强, 蔡建荣, 赵杰文, 等. 自然场景下树上柑橘实时识别技术[J]. 农业机械学报, 2010, 41(2): 185 ~ 188.
- Lü Qiang, Cai Jianrong, Zhao Jiewen, et al. Real-time recognition of citrus on trees in natural scene[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(2): 185 ~ 188. (in Chinese)
- 8 王典, 刘晋浩, 王建利. 基于系统聚类的林地内采育目标识别与分类[J]. 农业工程学报, 2011, 27(12): 173 ~ 177.
- Wang Dian, Liu Jinhao, Wang Jianli. Identification and classification scanned target in forest based on hierarchical cluster [J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(12): 173 ~ 177. (in Chinese)
- 9 Otsu N. A threshold method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on System Man and Cybernetics, 1979, 9(1): 62 ~ 69.
- 10 杨立国, 杨瑾, 李晶, 等. 基于小波包和数学形态学结合的图像特征提取方法[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(10): 2 285 ~ 2 290.
- Yang Ligu, Yang Jin, Li Jing, et al. Image characteristic extraction method based on wavelet packet and mathematical morphology[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(10): 2 285 ~ 2 290. (in Chinese)
- 11 Tellaeché A, Burgos-Artizzu X P, PaJares G. A vision-based method for weeds identification through the Bayes decision theory[J]. Pattern Recognition, 2008, 41(3): 521 ~ 530.
- 12 Slaughter D C, Giles D K, Downey D. Autonomous robotic weed control systems: a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 61(1): 63 ~ 78.
- 13 Neto J C, Meyer G E, Jones D D, et al. Plant species identification using elliptic Fourier leaf shape analysis[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2006, 50(2): 121 ~ 134.
- 14 门蓬涛, 张秀彬, 张峰, 等. 图像特征识别方法研究[J]. 微计算机信息, 2004, 43(5): 103 ~ 105.
- Men Pengtao, Zhang Xiubin, Zhang Feng, et al. Study on methods about disposal and recognition of image [J]. Microcomputer Information, 2004, 43(5): 103 ~ 105. (in Chinese)
- 15 Ishibuchi H, Tsukamoto N, Nojima Y. Evolutionary many-objective optimization: a short-review[C] // Proceedings of the 2008 Congress on Evolutionary Computation, Hong Kong, 2008: 2 424 ~ 2 431.
- 16 De Castro L N, Von Zuben F J. An evolutionary immune network for data clustering[C] // Proceedings of the 6th Brazilian Symposium in Neural Networks. Rio de Janeiro, Brazil: IEEE Press, 2000: 84 ~ 89.
- 17 Shaw K J, Fleming P J. Including real-life preference in genetic algorithms to improve optimization of production schedules [C] // Proceedings of Genetic Algorithm in Engineering Systems Innovations and Applications, Glasgow, 2004: 239 ~ 244.
- 18 Pierro F D, Khu S T, Savic D A. An investigation on preference order ranking scheme for multi-objective evolutionary optimization[C]. IEEE Transaction on Evolutionary Computation, 2007, 11(1): 17 ~ 45.
- 19 杨咚咚, 焦李成, 公茂果, 等. 求解偏好多目标优化的克隆选择算法[J]. 软件学报, 2010, 21(1): 14 ~ 33.
- Yang Dongdong, Jiao Licheng, Gong Maoguo, et al. Clone selection algorithm to solve preference multi-objective optimization [J]. Journal of Software, 2010, 21(1): 14 ~ 33. (in Chinese)