

基于改进人工蜂群模糊聚类的葡萄图像快速分割方法*

罗陆锋^{1,2} 邹湘军¹ 杨 洲¹ 李国琴² 宋西平² 张 丛²

(1. 华南农业大学南方农业机械与装备关键技术教育部重点实验室, 广州 510642;
2. 天津职业技术师范大学机械工程学院, 天津 300222)

摘要: 为解决基于模糊 C-均值聚类(FCM)的图像分割算法需要预先给定初始聚类数目和聚类中心,易使得算法陷入局部最优的问题,提出一种改进的人工蜂群优化模糊聚类的图像分割方法。该方法在传统的人工蜂群的基础上进行优化,以 FCM 算法中目标函数为基础改进人工蜂群的适应度函数,运用蜂群行为中的采蜜蜂、跟随蜂和侦察蜂的分工合作来快速求解图像中的最优初始聚类中心,将求出的最优聚类中心输入给 FCM 进行处理,根据最大隶属度原则对果实图像进行分割。以 300 幅不同光照情况下拍摄的夏黑葡萄果进行分割试验,试验结果表明,改进的图像分割方法能更快地将水果从自然环境中分割识别出来,单幅图像平均分割时间为 0.219 3 s,正确分割率达到 90.33%,能满足采摘机器人及水果分级系统对目标图像的实时性要求。

关键词: 葡萄 图像分割 改进人工蜂群算法 模糊聚类 适应度

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2015)03-0023-06

Grape Image Fast Segmentation Based on Improved Artificial Bee Colony and Fuzzy Clustering

Luo Lufeng^{1,2} Zou Xiangjun¹ Yang Zhou¹ Li Guoqin² Song Xiping² Zhang Cong²

(1. Key Laboratory of Key Technology on Agricultural Machine and Equipment, Ministry of Education, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China
2. College of Mechanical Engineering, Tianjin University of Technology and Education, Tianjin 300222, China)

Abstract: The image segmentation algorithm based on the fuzzy C-average clustering (FCM) needs initial cluster number and cluster center in advance, which make the algorithm easy to fall into local optimum. An image segmentation method based on improved artificial swarm optimization fuzzy clustering was proposed. The optimization of proposed method was conducted on the basis of the traditional artificial colony. The fitness function of artificial colony was improved by using objective function of FCM algorithm. With the collaboration of bee colony, follow bees and computerized bee, the optimal initial clustering center could be solved quickly. Then the optimal initial clustering center was input into FCM and image segmentation was finally realized by using maximum membership principle. The fruit segmentation experiment was carried out with 300 ‘summer black’ grape photos taken under frontlight, backlight and normal light illumination conditions. The experiment proves that the proposed method can identify fruit from the natural environment quickly. The average time for segmentation was 0.219 3 s per photo and accuracy was 90.33%. The time consuming was shorter and the accuracy was higher than OTSU and traditional FCM algorithm. It can meet the real-time requirement of picking robot and fruit grading system.

Key words: Grape Image segmentation Improved artificial bee colony algorithm Fuzzy clustering Fitness

收稿日期: 2014-08-09 修回日期: 2014-09-25
* 国家自然科学基金资助项目(31171457)
作者简介: 罗陆锋, 博士生, 天津职业技术师范大学讲师, 主要从事机器视觉与虚拟现实技术研究, E-mail: luolufeng617@163.com
通讯作者: 邹湘军, 教授, 博士生导师, 主要从事农业机器人、智能设计与制造研究, E-mail: xjzou1@163.com

引言

图像分割是机器视觉、模式识别等领域的基础问题。水果采摘机器人作业时,首先需将水果从复杂环境中识别出来,然后才根据其成熟度决定是否摘取。目前,水果识别方法主要基于色彩空间的模糊聚类分割和阈值分割,通过分析水果的彩色空间模型分量来寻找目标^[1-6]。近年来,用聚类思想解决图像分割问题比较热门^[7-10],在聚类分割算法中,模糊 C-均值(Fuzzy C-means, FCM)聚类算法应用较广,但 FCM 聚类划分算法中聚类中心的初值直接影响迭代效率和分割效果,如果聚类中心接近最后结果,那么迭代次数会大大减少,否则,FCM 算法容易陷入局部极小值,导致最终难以得到最优图像分割。

近年来仿生智能算法发展迅速,其中人工蜂群算法^[11]是模拟蜂群行为的一种仿生智能方法,能较好地解决多变量函数优化问题,可在多峰值函数中寻找最优极值,与遗传算法、微粒群算法等仿生智能计算方法相比,该算法的突出优点是每次迭代中都进行全局和局部搜索,能较大程度地防止迭代过程陷入局部最优^[12]。研究者常把该方法用于解决多目标分配问题^[13-14]、优化调度^[15-16]、并联机器人运动求解^[17]等领域。而较少用于复杂环境的水果图像分割与识别,尤其少见用于夏黑葡萄等串型水果的图像处理。

机器人定位水果时,既要准确获取水果的全局优化解,又要快速处理和识别目标。为了克服 FCM 图像分割算法陷入局部最优,提高算法速度和分割效果,本文提出一种改进人工蜂群优化 FCM 算法的葡萄图像分割方法。

1 图像采集及色彩模型分析

1.1 图像采集

本文试验所用图像为 2014 年 7 月 22 日 10:00 (天气晴朗,光线充足)在天津市茶淀葡萄科技园用尼康 D5200 型数码相机拍摄,图像分辨率为 2 592 像素×1 944 像素。分别在顺光、背光、自然光 3 种情况采集图片,每种光线分别采集 100 幅。

1.2 颜色模型分析

为提高分割算法的速度,减少识别时间,先对葡萄的色彩模型进行分析,找出能凸显夏黑葡萄颜色量的色彩模型。在对 300 幅夏黑葡萄的色彩空间 $2R-G-B$ 、 $R-G$ 、 R/G 、 I (亮度)、 $H-I$ 、 H (色调)、 S (饱和度)等分析对比后,发现 $H-I$ 颜色组合模型呈现的波峰状较好,便于人工蜂群算法求解聚类中心,也利于运用聚类方法进行快速图像分割。因此,采用 $H-I$ 组合分量预处理待分割图像,生成统计直方图。图 1 为夏黑葡萄图像 $H-I$ 组合颜色模型的三维像素分布图和二维像素统计分布直方图。在通过对图像进行 $H-I$ 颜色模型提取后,将灰度统计直方图数据输入到本文提出的分割算法中进行处理。

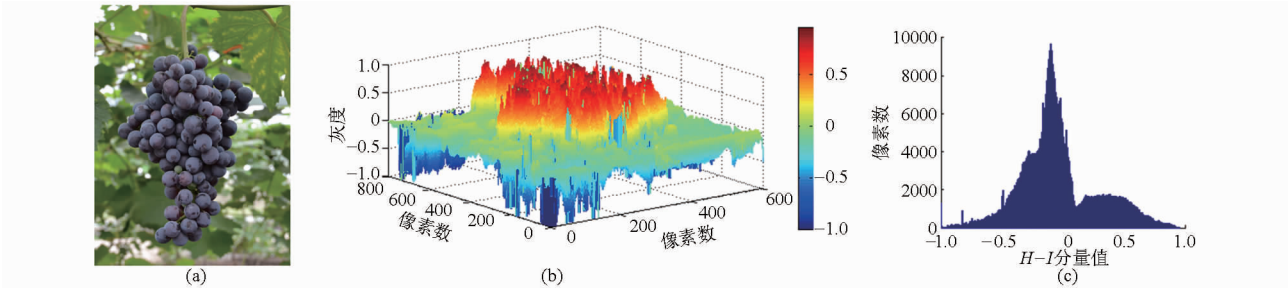


图 1 夏黑葡萄图像 $H-I$ 色彩空间分布图及直方图

Fig. 1 $H-I$ color space distribution and histogram of ‘summer black’ grape image

(a) 原图 (b) $H-I$ 组合分量三维分布图 (c) $H-I$ 组合分量统计直方图

2 改进的人工蜂群模糊聚类算法

2.1 模糊 C 均值聚类图像分割

传统的模糊 C 均值聚类图像分割方法是根据像素和聚类中心的加权相似性测度,对目标函数作迭代优化,确定最佳聚类效果^[18]。为提高其分割速度,用 $H-I$ 颜色模型的灰度直方图作为聚类方法的数据样本,削减了聚类数据的空间维度。则 FCM 算法的目标函数可表示为

$$J_{\text{FCM}}(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c \mu_i^m(x_k) d_{i,k}^2 \tag{1}$$

其中

式 中 n ——图像灰度级样本数据

c ——聚类个数 U ——隶属度矩阵

V ——图像聚类中心

$\mu_i(x_k)$ ——隶属度矩阵 U 的元素

m ——模糊隶属度指数,通常大于 1

$d_{i,k}$ ——第 k 个灰度级 x_k 到第 i 个聚类中心 v_i 的欧氏距离

$J_{FCM}(U, V)$ 表示图像各灰度级样本到各聚类中心的加权距离平方和。为求解目标函数的极小值, 常令 $J(U, V)$ 对 U, V 的偏导数等于 0, 给定初始值后进行迭代求解。因该算法是基于目标函数式(1)的局部搜索^[8], 迭代前需初始化聚类中心和聚类数目, 不同初始值可能导致算法陷入局部极值, 较难获得全局最优解。因此, 提出用自然界蜂群的采蜜智能行为来优化传统 FCM 算法对初始化聚类中心的敏感性问题。

2.2 改进的人工蜂群优化模糊聚类方法

人工蜂群算法是由 Karaboga^[11] 在 2005 年提出的一种模拟蜜蜂群体寻找优良蜜源的仿生智能计算方法, 其突出优点是每次迭代中都进行全局和局部搜索, 且具有快速收敛性^[12]。本文通过改进的人工蜂群适应度函数和蜂群智能行为来加速 FCM 算法中最佳聚类中心的求解。

算法开始时由采蜜蜂寻找食物源, 用改进的适应度函数值 F_i 表示食物源的花蜜量, 根据贪心算法对新旧食物源进行选择, 采蜜蜂完成搜索后, 将信息传递给跟随蜂, 该蜂根据与花蜜量相关的概率 P 选一个食物源, 它们同时也在食物源附近进行邻域搜索。当在某个食物源附近经有限次搜索后花蜜量无改进, 则放弃该蜜源, 跟这个食物源相关的采蜜蜂就转为侦察蜂来独立随机寻找蜜源。每个食物源的位置代表待分割图像最优聚类中心的一个可能解^[19]。

2.2.1 改进的适应度函数

人工蜂群算法的适应度函数直接影响着图像分割的优劣性。蜂群行为是一个寻找最佳蜜源的搜索过程, 即求解具有最大适应度蜜源的过程, 而 FCM 算法的迭代过程是求解目标函数极小值的过程, 因此, 以 FCM 算法中目标函数为基础, 构建改进的人工蜂群适应度函数 F_i 。把求 FCM 算法目标函数的极小值转化成求解人工蜂群算法中适应度函数 F_i 的极大值。

$$F_i = \frac{1}{1 + \lambda J_{FCM}(U, V)} \quad (2)$$

其中, λ 为适应度动态因子, 是一个调节适应度幅度的常数, 为一个大于等于 1 的整数。

2.2.2 新聚类中心选取概率

算法中各跟随蜂依照适应度大小从采蜜蜂提供的信息中选取一个蜜源, 并在其邻域内同样依概率 P_i 进行新位置搜索。选择概率为

$$P_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^{S_N} F_i} \quad (3)$$

式中 S_N ——食物源数

2.2.3 新聚类中心搜索策略

采蜜蜂在食物源位置 X_i 附近进行新的食物源搜索, 新食物源位置为

$$V_i = X_i + \psi_i (X_i - X_k) \quad (4)$$

式中, $k \in \{1, 2, \dots, S_N\}$, 且 $k \neq i$ 随机生成, ψ_i 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数, 这个参数控制搜索步长。

2.2.4 最优聚类中心搜索加速策略

当某个采蜜蜂的位置搜索次数 N 到达预定的阈值 L 后, 如果食物源花蜜量 (即适应度) 不能得到改进, 就放弃这个食物源。

$$X_i(n+1) = \begin{cases} X_{\min} + r(X_{\max} - X_{\min}) & (N \geq L) \\ X_i(n) & (N < L) \end{cases} \quad (5)$$

($i = 1, 2, \dots, s_n$)

式中 $X_{\min}$ ——食物源取值范围的最小值

$X_{\max}$ ——食物源取值范围的最大值

r —— $[0, 1]$ 间的随机数

$X_i(n)$ ——第 n 个可行解

蜂群搜索加速策略防止种群陷入局部最优, 因而能加快 FCM 算法求解最优聚类中心。

3 算法流程

先将待分割图像经过色彩空间变化后生成 $H-I$ 颜色模型的灰度直方图, 令聚类样本集为直方图中的 256 个灰度级。然后运用人工蜂群算法中的采蜜蜂、跟随蜂、侦察蜂的分工合作来快速找出果实图像的最优聚类中心。最后用 FCM 算法对图像进行聚类分割。算法流程如图 2 所示, 具体步骤如下:

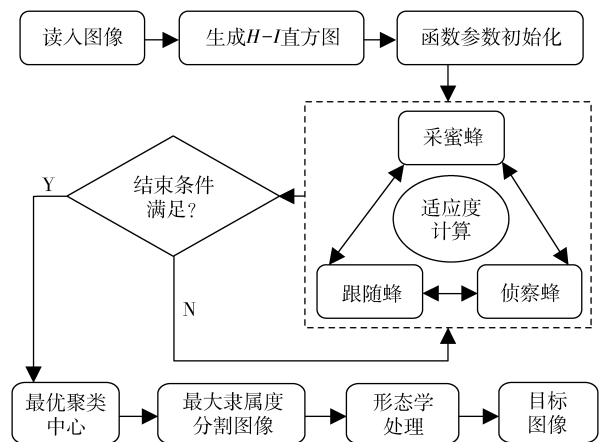


图 2 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of algorithm

(1) 读入原始图像, 生成图像的 $H-I$ 颜色模型统计直方图。

(2) 种群初始化, 输入阈值 L 、最大循环次数 M 、模糊隶属度指数 m 。初始化隶属度矩阵 U 。设采蜜蜂与跟随蜂数量为 S_N , 随机产生 $S_N/2$ 个采蜜蜂的位置作为聚类中心。

(3) 由式(2)计算所有食物源的适应度,并设当前迭代次数为 $C=1$,开始循环。

(4) 采蜜蜂根据式(4)做邻域搜索得到新食物源位置 V_i ,用式(2)计算其新适应度。

(5) 利用贪心算法对新旧位置择优,若 V_i 的适应度大于记忆中的最优值,则 $X_i = V_i$,否则, X_i 不变。

(6) 根据式(3) 计算跟随蜂 i 与食物源相关的概率 P_i ,跟随蜂根据 P_i 选择食物源。

(7) 跟随蜂进行邻域搜索产生新解 V_i , 计算其适应度,若 V_i 的适应度大于记忆中的最优适应度,则 $X_i = V_i$,否则, X_i 不变。

(8) 经过 L 次循环后, 如果适应度没有变化,则放弃该食物源,此时侦察蜂根据式(5) 产生一个新解代替当前 X_i 。

(9) 记忆当前适应度最大的食物源位置,若迭代次数达到 M ,则停止迭代,找到最优聚类中心。否则转到步骤(4), $C = C + 1$ 。

(10) 求解每个样本对于最优聚类中心的隶属度,根据最大隶属度原则对图像进行分割,再通过形态学处理得到目标图像。

4 试验与分析

4.1 试验设备

为使本文算法的分割效果和效率与实际样机工作时保持一致性,在进行试验时,首先将采集的试验图像缩小为 1 280 像素 $\times$ 960 像素,与自主研制的 HN-ROBOT2 型采摘机器人样机的相机分辨率保持一致,同时采用与实际样机相同型号的联想便携式计算机进行图像处理。实际样机所用计算机配置: Intel(R) Core(TM) i5-3230M CPU @ 2.60 GHz, 4 GB 内存, Window 7 操作系统。其工作过程包括: ① 图像识别。② 立体匹配。③ 匹配后确定采摘点。④ 计算机与机器人控制系统通信,把采摘点的空间坐标信息传输给机器人,机器人再进行轨迹规划与采摘。本文算法是用于第 1 步的图像识别处理。

4.2 试验分析

选择 300 幅不同方位拍摄的夏黑葡萄图像用本文算法进行试验分析,按正常光、顺光、背光 3 种情况进行分类试验。并通过运用 Matlab R2010a 编写测试本文算法。设定算法中初始化参数:模糊隶属度指数 $m=2$, 适应度动态因子 $\lambda=5$,蜂群规模 $S_N=16$,放弃食物源参数 $L=4$,最大循环次数 $M=250$ 。

4.2.1 算法性能分析

在 3 种光照情况下,对算法改进前后的收敛迭

代次数进行统计分析,具体数据见表 1。从表 1 可以得知,在通过改进适应度函数后,运用人工蜂群智能行为进行全局搜索能更快实现最佳聚类中心的收敛。总的情况来看,改进后迭代次数相对于改进前减少 82.86%。

表 1 算法改进前后迭代次数统计表
Tab.1 Iterations before and after algorithm improvement

算法	正常光	顺光	背光
FCM	81	73	56
本文算法	13	12	11

改进的适应度函数值收敛情况如图 3 所示。从图中可以看出,本文算法的收敛迭代次数控制在 10~15 次之间,迭代次数较为稳定,能较好地克服传统 FCM 算法对初始值的敏感问题。

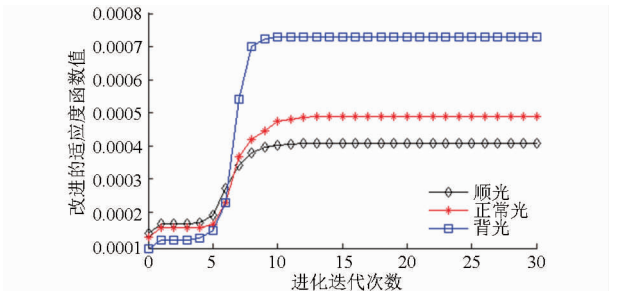


图 3 3 种光照下适应度函数的收敛情况
Fig.3 Convergence condition of fitness function with three different illuminations

4.2.2 图像分割效果对比分析

为测试本文算法的图像分割效果,分别将 OTSU、FCM 与本文算法的分割效果进行比对。3 种光照下的分割效果对比如图 4~6 所示。

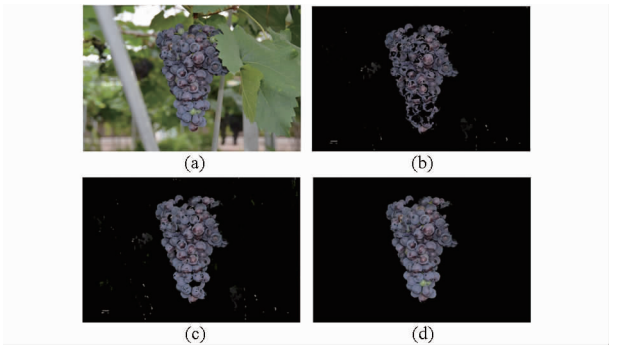


图 4 正常光下图像分割效果
Fig.4 Effect of image segmentation with normal illumination

(a) 原图 (b) OTSU 算法分割效果
(c) FCM 算法分割效果 (d) 本文算法效果

3 种情况下,本文算法的正确分割率如表 2 所示。顺光下分割正确率最高,而背光最低。

为了对比分析算法的速度和准确率,分别计算 FCM、OTSU 和本文算法的分割耗时量和分割正确

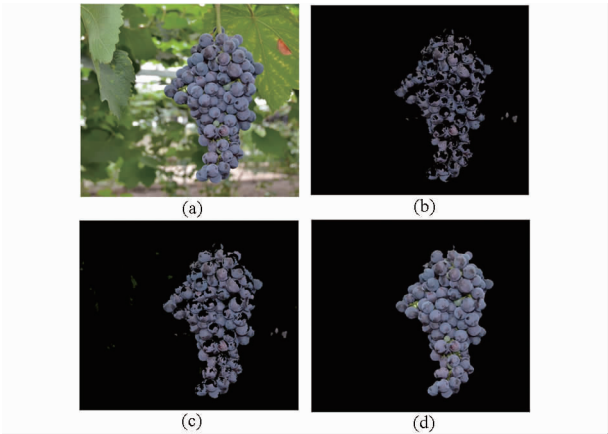


图 5 顺光下图像分割效果

Fig. 5 Effect of image segmentation with front light
(a) 原图 (b) OTSU 算法分割效果
(c) FCM 算法分割效果 (d) 本文算法效果

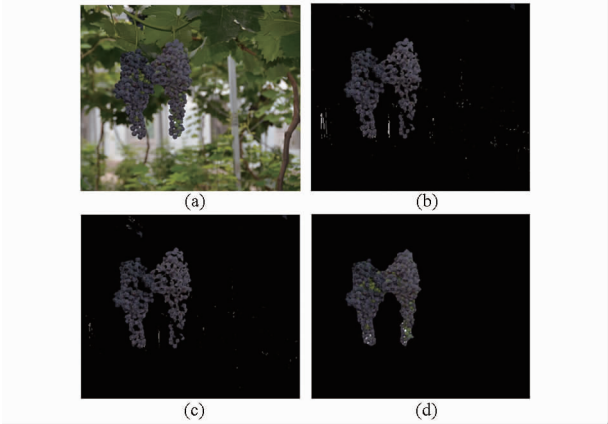


图 6 背光下图像分割效果

Fig. 6 Effect of image segmentation with back light
(a) 原图 (b) OTSU 算法分割效果
(c) FCM 算法分割效果 (d) 本文算法效果

表 2 3 种光照下的分割情况统计表

Tab.2 Segmentation accuracy with three different illuminations

光照情况	原图数	正确分割数	分割比例/%
正常光	100	91	91
顺光	100	94	94
背光	100	86	86

率,见表 3。结果表明,本文算法的运行时间优于未

改进前的 FCM 算法,分割准确率也提高 6.66%。虽然 OTSU 算法分割时间较短,但出现过分割现象,分割正确率相对较低。

表 3 平均分割时间和准确率对照表

Tab.3 Comparison table of average segmentation time and accuracy

参数	FCM 算法	OTSU 算法	本文算法
平均分割时间/s	9.342 2	0.312 5	0.219 3
综合情况正确分割率/%	83.67	77.67	90.33

虽然本文算法在速度和准确率有了明显改进,但还有一些因素会对分割准确率产生影响:①葡萄表面色泽不均使葡萄表面的白色成分影响其整体识别效果。②背景较为复杂,有些枝干等颜色较为接近葡萄目标,易造成干扰。③由于光线对葡萄色彩成像的干扰,背光情况下算法易受光照的影响,准确率有所下降。在今后的研究中,需要考虑自然环境的影响,在图像采集、视觉系统硬件以及软件算法方面进行改进,提高果实分割的准确率。

5 结束语

为避免 FCM 算法陷入局部最优,提高采摘机器人和水果自动分级的目标识别速度,本文提出了一种改进的人工蜂群优化 FCM 算法的图像分割方法,利用人工蜂群中跟随蜂按概率选择采蜜蜂进行跟随,加快了算法的迭代速度,同时又利用侦察蜂帮助算法跳出局部最优,有效地迭代出全局最优解。首先计算出原始图像 $H-I$ 色彩空间的灰度级统计数据,以 FCM 算法中目标函数为基础改进人工蜂群中的适应度函数,运用蜂群行为中的采蜜蜂、跟随蜂和侦察蜂的分工合作来求解图像中的最优聚类中心,再求出最优聚类中心输入 FCM 算法进行聚类分割。通过 300 幅夏黑葡萄果分割试验的对比分析,表明本文方法能快速而又准确地分割出目标图像,单幅图像平均分割时间为 0.219 3 s,正确分割率达到 90.33%,可满足农业机器人作业采摘的实时性需求。

参 考 文 献

1 项荣,应义斌,蒋焕煜. 田间环境下果蔬采摘快速识别与定位方法研究进展[J]. 农业机械学报,2013,44(11):208-303.
Xiang Rong, Ying Yibin, Jiang Huanyu, et al. Development of real-time recognition and localization methods for fruits and vegetables in field[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2013,44(11):208-303. (in Chinese)

2 王福杰,饶秀勤,应义斌. 苹果图像的背景分割与目标提取[J]. 农业机械学报, 2013, 41(1): 196-210.
Wang Fujie, Rao Xiuqin, Ying Yibin. Background segmentation and object extraction of apples images [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2013, 41(1): 196-210. (in Chinese)

3 吕强,蔡健荣,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):185-188,170.
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, 170. (in Chinese)
- 4 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)
- 5 Zou Xiangjun, Zou Haixin, Lu Jun. Virtual manipulator-based binocular stereo vision positioning system and errors modeling[J]. Machine Vision and Applications, 2012, 23(1): 43 – 63.
- 6 毛亮, 薛月菊, 孔德运, 等. 基于稀疏场水平集的荔枝图像分割算法[J]. 农业工程学报, 2011, 27(4): 345 – 349.
Mao Liang, Xue Yueju, Kong Deyun, et al. Litchi image segmentation algorithm based on sparse field level set[J]. Transactions of the CSAE, 2011, 27(4): 345 – 349. (in Chinese)
- 7 张扬, 王士同, 韩斌. 基于改进模糊聚类算法鲁棒的图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(5): 911 – 917.
Zhang Yang, Wang Shitong, Han Bin. Robust image segmentation based on improved fuzzy clustering algorithm[J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(5): 911 – 917. (in Chinese)
- 8 李旭超, 刘海宽, 王飞. 图像分割中的模糊聚类方法[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(4): 447 – 458.
Li Xuchao, Liu Haikuan, Wang Fei. The survey of fuzzy clustering method for image segmentation[J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(4): 447 – 458. (in Chinese)
- 9 Suna H, Wanga S, Jiang Q. FCM-based model selection algorithms for determining the number of clusters[J]. Pattern Recognition, 2004, 37(10): 2027 – 2037.
- 10 Yan G, Chen W F. A new algorithm based on fuzzy Gibbs random fields for image segmentation[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2004, 3150(9): 163 – 170.
- 11 Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. Erciyes; Erciyes University, Engineering Faculty. Computer Engineering Department, 2005.
- 12 段海斌, 张祥银, 徐春芳. 仿生智能计算[M]. 北京: 科学出版社, 2010: 93 – 94.
- 13 Francisco J Rodriguez, M Lozano, C García-Martínez. An artificial bee colony algorithm for the maximally diverse grouping problem[J]. Information Sciences, 2013, 230: 183 – 196.
- 14 Pınar Tapkan, Lale Özbakr, Adil Baykasoğlu. Solving fuzzy multiple objective generalized assignment problems directly via bees algorithm and fuzzy ranking[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(3): 892 – 898.
- 15 Zhou Jianzhong, Xiang Liao, Shuo Ouyang, et al. Multi-objective artificial bee colony algorithm for short-term scheduling of hydrothermal system[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2014, 55: 542 – 553.
- 16 Arif N Afandi, Hajime Miyauchi. Improved artificial bee colony algorithm considering harvest season for computing economic dispatch on power system[J]. IEEJ Transactions on Electrical and Electronic Engineering, 2014, 9(3): 251 – 257.
- 17 任子武, 王振华, 孙立宁. 基于改进人工蜂群算法的并联机器人正运动学解[J]. 机械工程学报, 2013, 49(13): 48 – 55.
Ren Ziwu, Wang Zhenhua, Sun Lining. Forward kinematics solution for parallel manipulators based on improved artificial bee colony algorithm[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(13): 48 – 55. (in Chinese)
- 18 陈科尹, 邹湘军, 熊俊涛, 等. 基于视觉显著性改进的水果图像模糊聚类分割算法[J]. 农业工程学报, 2013, 29(6): 157 – 165.
Chen Keyin, Zou Xiangjun, Xiong Juntao, et al. Improved fruit fuzzy clustering image segmentation algorithm based on visual saliency[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(6): 157 – 165. (in Chinese)
- 19 赵小强, 张守明. 基于人工蜂群的模糊聚类算法[J]. 兰州理工大学学报, 2010, 36(5): 79 – 82.
Zhao Xiaoqiang, Zhang Shouming. Fuzzy clustering algorithm based on artificial bee colony[J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2010, 36(5): 79 – 82. (in Chinese)