

# 基于视觉显著性改进的水果图像模糊聚类分割算法

陈科尹<sup>1</sup>, 邹湘军<sup>1</sup>, 熊俊涛<sup>1,2</sup>, 彭红星<sup>1,2</sup>, 郭艾侠<sup>1,2</sup>, 陈丽娟<sup>1</sup>

(1. 华南农业大学南方农业机械与装备关键技术省部共建教育部重点实验室, 广州 510642;

2. 华南农业大学信息学院, 广州 510642)

**摘要:**准确分割水果图像是采摘机器人实现视觉定位的关键技术。该文针对传统模糊聚类对初始聚类中心敏感、计算量大和易出现图像过分割等问题, 结合机器人的视觉特性, 提出了一种基于多尺度视觉显著性改进的水果图像模糊聚类分割算法。首先, 选择适当的颜色模型把彩色水果图像转换为灰度图像; 然后对灰度图像做不同尺度的高斯滤波处理, 基于视觉显著性的特点, 融合了多个不同尺度的高斯滤波图像, 形成图像聚类空间; 最后, 用直方图和模拟退火粒子群算法对图像的传统模糊聚类分割算法进行了改进, 用改进的算法分别对采集到的100张成熟荔枝和柑橘图像, 各随机选取50张, 进行图像分割试验。试验结果表明: 该方法对成熟荔枝和柑橘的图像平均果实分割率分别为95.56%和93.68%, 平均运行时间分别为0.724和0.790 s, 解决了水果图像过分割等问题, 满足实际作业中采摘机器人对果实图像分割率和实时性的要求, 为图像分割及其实时获取提供了一种新的基础算法, 为视觉精确定位提供了有效的试验数据。

**关键词:**图像处理, 模糊聚类, 模拟退火, 多尺度视觉显著性, 粒子群算法, 采摘机器人

doi: 10.3969/j.issn.1002-6819.2013.06.020

中图分类号: TP751

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2013)-06-0157-09

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 Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2013, 29(6): 157 - 165. (in Chinese with English abstract)

## 0 引言

目前, 国内的水果采摘大多数采用人工方式, 它属于劳动密集型的工作, 约占整个水果生产过程所用劳动力的33%~55%<sup>[1-2]</sup>, 劳动强度大, 时令性强, 效率低, 成本高。为了提高作业效率, 降低劳动成本, 机械化与自动化是采摘机器人发展的必然趋势<sup>[3-4]</sup>。采摘机器人的视觉定位系统, 主要是检测水果的空间位置, 为运动控制提供位姿信息。选择合适的图像分割技术, 把水果从复杂的背景中快速、准确、无遗漏地分割出来, 是实现果实视觉识别与定位的基础。一般图像分割是指将图像划分为一系列相互不重叠的独特性质区域<sup>[5]</sup>。每一种图像分割算法都有自身的局限性和应用范围, 需根据具

体问题, 选择和研究其图像分割算法。文献[6-10]研究了自然场景下成熟水果的自适应Otsu阈值分割算法, 分析了水果的色调、饱和度和灰度等特性, 实现从复杂背景中提取出完整的果实; 文献[11-12]依据水果损伤的机理, 用图像模糊聚类分割算法进行水果损伤检测, 成功地提取出水果表面伤疤; 文献[13-14]用图像阈值分割技术, 提取出与水果内部品质相关的表面特征, 检测水果内部品质。文献[15-17]讨论了模糊聚类分割算法在成熟果蔬检测与识别中的应用, 构建了基于颜色模型的果蔬图像模糊聚类分割方案。文献[18-19]选择了合适的图像分割方法, 提取出田间作物导航路线, 实现了机器人的全方位视觉导航。

本文比较了Otsu阈值分割与模糊聚类分割算法的优缺点<sup>[20-21]</sup>, 结合采摘机器人对图像处理算法有一定的自适应性和实时性的要求, 以成熟荔枝和柑橘为例, 提出了一种改进的水果图像模糊聚类分割算法。该算法在传统模糊聚类图像分割算法的基础上, 把水果图像的颜色模型和视觉显著性融为一体, 构造出合适的图像聚类分割空间, 解决了传统模糊聚类图像分割算法出现的图像过分割现象。同时, 运用直方图和改进的模拟退火粒子群算法对模

收稿日期: 2012-05-31 修订日期: 2013-01-18

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(31171457, 31201135)

作者简介: 陈科尹(1982-), 男, 广东雷州人, 博士生, 主要从事机器视觉、农业机器人、仿生智能算法研究。广州 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, 510642。

Email: chenkeyin10@126.com

通信作者: 邹湘军(1957-), 女, 湖南衡阳人, 博士生导师, 主要从事农业机器人、智能设计与制造研究。广州 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, 510642。

Email: xjzou1@163.com

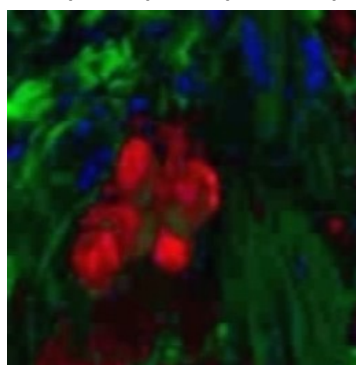
糊聚类的聚类中心进行优化处理,提高聚类分割的效率,达到水果采摘机器人视觉定位的要求。

## 1 颜色模型与视觉显著性

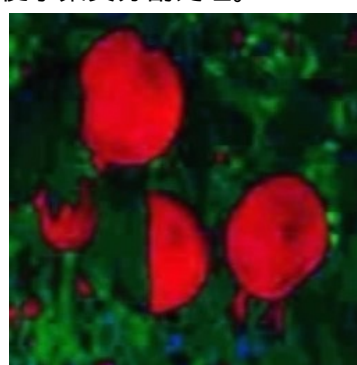
### 1.1 颜色模型

物体的颜色取决于光源特性及其表面反射,具有不同对比度特点。成熟果实的对比度不同于背景,用该特性可把果实从复杂环境中辨别出来。常用的颜色模型有:2R-G-B、R-G、R/G、R/B、I(亮度)、R-I、H(色调)、S(饱和度)等<sup>[22]</sup>。

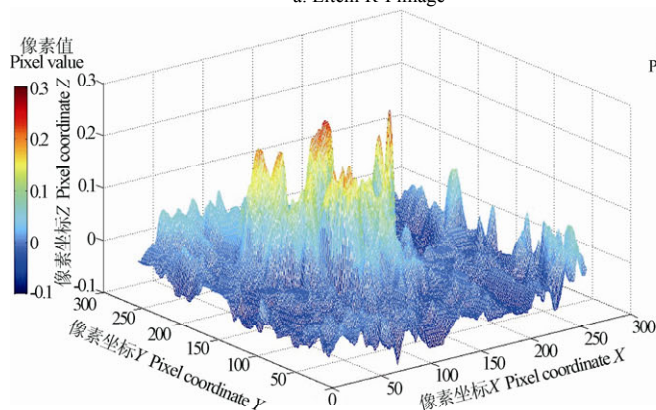
判断和选取颜色模型,主要依据其模型的二维数据空间图和统计直方图的状态,一个理想的颜色模型应满足其二维数据空间图的同类数据内聚异类数据稀疏,统计直方图有明显的波谷状态,通过分析比较,认为 R-I 模型较适合,图 1 给出了荔枝和柑橘图像的 R-I 模型的分析效果图。由图 1 可以发现,基于 R-I 颜色模型的相同像素以同一种颜色呈现,不相同像素以不同颜色呈现,并且统计直方图出现波峰和波谷形状,符合上述的要求,便于聚类分割处理。



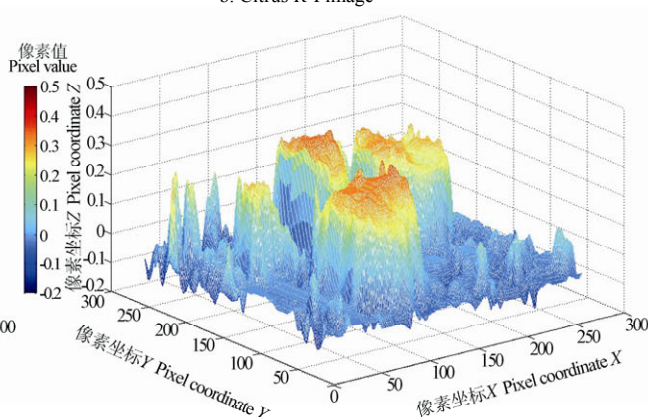
a. 荔枝 R-I 图像  
a. Litchi R-I image



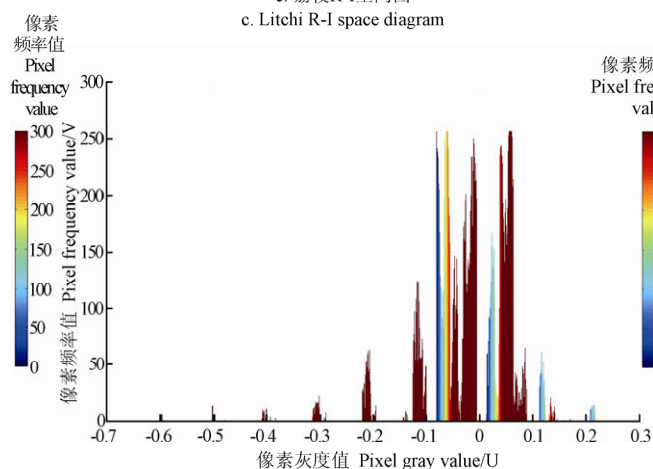
b. 柑橘 R-I 图像  
b. Citrus R-I image



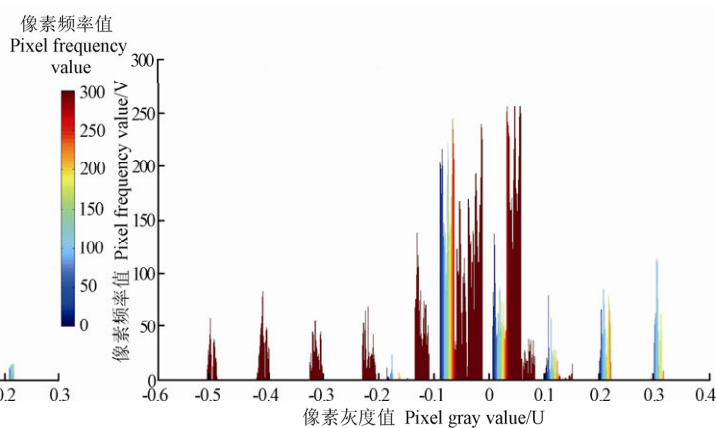
c. 荔枝 R-I 空间图  
c. Litchi R-I space diagram



d. 柑橘 R-I 空间图  
d. Citrus R-I space diagram



e. 荔枝 R-I 直方图  
e. Litchi R-I histogram



f. 柑橘 R-I 直方图  
f. Citrus R-I histogram

注: R-I 空间图的坐标  $X$  和  $Y$  分别与 R-I 图像的纵横方向对应。

Note: The  $X$  and  $Y$  pixel coordinates of the R-I space diagram is corresponded to the horizontal and vertical coordinates of the R-I image respectively.

图 1 R-I 模型的分析效果

Fig.1 Analysis effect diagram of R-I model

## 1.2 视觉显著性

视觉显著性是基于人类的注意力机制和认知心理学的视觉生物模型,表现出人对图像某部分的关注程度。自从 Itti.L 等<sup>[23-24]</sup>提出了 Itti 视觉显著模型以来,产生了大量的视觉显著性算法,用于图像压缩、编码、边缘和区域加强、显著性目标分割和提取。常用的是 Achanta.R 等<sup>[25]</sup>提出的基于 Lab 颜色模型的显著性数学模型

$$S(x, y) = \|I_{\mu} - I_{Lab}(x, y)\| \quad (1)$$

式中,  $I_{\mu}$  表示图像 Lab 颜色模型的 L、a、b 3 个通道的平均值,  $I_{Lab}$  表示图像 Lab 颜色模型的 L、a、b 3 个通道经过高斯滤波后的对应值。

为把视觉显著性用于水果图像的 R-I 颜色模型上,提高其图像的对比度,避免产生图像过分割现象,本文对 Achanta.R 等提出的视觉显著性进行重新定义

$$S(x, y) = \|I_{R-I} - I_{R-I, \sigma}(x, y)\| \quad (2)$$

式中,  $I_{R-I}$  表示图像经过 R-I 颜色模型处理后的值,  $I_{R-I, \sigma}(x, y)$  表示图像经过 R-I 颜色模型处理和不同尺度  $\sigma$  高斯滤波后的对应值。图 2 为荔枝和柑橘图像的基于 R-I 的多尺度视觉显著性效果图。



a. 荔枝  
a. litchi  
b. 柑橘  
b. citrus  
图 2 基于 R-I 的多尺度视觉显著性图像效果  
Fig.2 Multi-scale saliency image effect for R-I

## 2 基于直方图的快速模糊聚类分割算法与改进的模拟退火粒子群算法

### 2.1 基于直方图的快速模糊聚类分割算法

图像模糊聚类分割方法是根据图像像素和聚类中心的加权相似性测度,对目标函数进行迭代优化,进而确定最佳的聚类效果。为了提高传统模糊聚类(fuzzy c-means, FCM)算法的运行速度,本文依据文献<sup>[26-27]</sup>在 FCM 的基础上,引入直方图,用灰度级来代替图像数据样本,压缩聚类数据空间,达到减少模糊聚类时的运算量。设模糊指数为  $m$ ,基于直方图的快速模糊聚类的目标函数定义如下

$$J_m(U, V) = \sum_{k=0}^{L-1} \sum_{i=1}^c (\mu_{ik})^m (d_{ik})^2 h(k) \quad (3)$$

式中,  $h(k)$  为图像的直方图,  $k=0, 1, \dots, L-1$  为灰

度级,  $L-1$  为最高灰度级。 $d_{ik}$  为第  $k$  个数据到第  $i$  类的距离

$$d_{ik} = \|k - v_i\| \quad (4)$$

$U = \{\mu_{ik}\}$  为隶属度矩阵,  $V = \{v_i\}$  为聚类中心矩阵, 隶属度  $\mu_{ik}$  和  $c$  个聚类中心  $v_i$  的取值可按照下面的公式计算

$$\mu_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (5)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=0}^{L-1} (\mu_{ik})^m h(k) k}{\sum_{k=0}^{L-1} (\mu_{ik})^m h(k)} \quad i = 1, 2, \dots, c \quad (6)$$

基于直方图的快速模糊聚类图像分割算法的具体步骤如下:

1) 求取图像的灰度级  $k=0, 1, \dots, L-1$ , 且设置分类数目  $c$ , 模糊指数  $m$  和阈值  $\varepsilon$ , 初始化迭代次数  $r=0$  和隶属度矩阵  $U^{(0)} = \{\mu_{ik}^{(0)}\}$ 。

2) 根据式(6)计算每一步的聚类中心矩阵  $V^{(r)} = \{v_i^{(r)}\}$ 。

3) 根据式(4)、式(5), 利用  $V^{(r)}$  更新隶属度矩阵  $U^{(r)}$ , 得到新的隶属度矩阵  $U^{(r+1)} = \{\mu_{ik}^{(r+1)}\}$ 。

4) 如果  $\|U^{(r)} - U^{(r+1)}\| < \varepsilon$ , 就停止运算转至 5); 否则置  $r=r+1$ , 返回 2)。

5) 依据  $\mu_{ik} = \max\{\mu_{1k}, \mu_{2k}, \dots, \mu_{ck}\}$ , 将灰度级  $k$  归于  $i$  类, 然后标记各类对应的像素, 输出分割后的图像。

### 2.2 改进的模拟退火粒子群算法

传统模糊聚类图像分割算法对聚类中心的取值非常敏感,需用智能优化手段(如粒子群算法)选择合适的聚类中心。粒子群算法运算量小且效率高<sup>[28-29]</sup>, 但该算法容易过于早熟,即过早陷入局部极值,本文结合模拟退火算法解决此问题。然而,如果选择不当的降温策略和状态接受概率函数,模拟退火算法易陷入局部极值<sup>[30-31]</sup>。为此,对降温策略和状态接受概率函数进行非线性改进

#### 1) 降温策略

$$T_{i+1} = T_i a^i \quad (7)$$

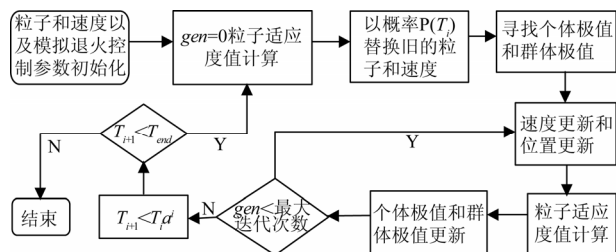
式中,  $a$  为温度冷却系数, 常取 0.8;  $i$  为降温控制变量。

#### 2) 状态接受概率函数

$$P(T_i) = \begin{cases} 1 & \Delta F_i < 0 \\ \exp\left(-\frac{1}{T_i} \Delta F_i\right) & \Delta F_i \geq 0 \end{cases} \quad (8)$$

式中,  $T_i$  为第  $i$  次的温度;  $\Delta F_i$  为第  $i$  次新旧目标函

数值之差,也就是新旧粒子适应度函数值之差; $i$ 为降温控制变量; $b$ 为状态接受系数,常取 $b=-1$ ,当目标函数接近全局极值时,接受局部极值的概率将趋于 0,维持了全局极值或者全局极值邻域的近似值。具体流程见图 3。



注:  $gen$  为当前计算次数;  $P(T_i)$  为状态概率接受函数;  $T_i$  为第  $i$  次的温度;  $a$  为温度冷却系数;  $i$  为降温控制变量。

Note:  $gen$  is the current calculation count;  $P(T_i)$  is accept function of the state probability;  $T_i$  is the  $i$  time temperature;  $a$  is cooling coefficient of the temperature;  $i$  is controlling variable of cooling temperature.

图 3 改进的模拟退火粒子群算法流程

Fig.3 Improved particle swarm based on simulated annealing algorithm flow

### 3 基于多尺度视觉显著性和改进的模糊聚类的水果图像分割算法

#### 3.1 算法步骤

以 R-I 颜色模型和多尺度视觉显著性为分割特征,结合机器人作业的实时性,用基于直方图的快速模糊聚类分割算法和改进的模拟退火粒子群算法对传统模糊聚类分割算法进行改进,具体步骤如下:

1) 将水果彩色图像按模型 R-I 转换为灰度图像  $Y$ 。

2) 设置尺度  $\sigma$ , 依据式 (2) 对灰度图像  $Y$  进行多尺度视觉显著性计算, 得到显著性图像  $S$ 。

3) 计算视觉显著性图像  $S$  的直方图  $H$ 。

4) 初始化控制参数: 粒子种群的大小  $sizepop$ , 最大迭代次数  $max\_gen$ , 粒子速度的更新系数  $c_1$  和  $c_2$ , 惯性系数  $w$ , 退火初始温度  $T_0$ , 温度冷却系数  $a$ , 状态接受系数  $b$ , 终止温度  $T_{end}$ 。

5) 在视觉显著性图像  $S$  的像素值范围内, 随机生成  $sizepop$  个  $c$  维的初始聚类中心粒子种群, 按照式 (4)、式 (5) 和式 (6) 计算各个聚类中心粒子的隶属度, 以及按照式 (3) 计算每个聚类中心粒子的初始适应度  $F_0$ 。

6) 设置迭代变量  $i=0$ 。

7) 更新聚类中心粒子, 产生新的聚类中心粒子, 再按照式 (3)、式 (4)、式 (5) 和式 (6) 式计算每个新的聚类中心粒子的隶属度以及每一个新的聚类中心粒子的适应度  $F_i'$ 。令  $\Delta F_i = F_i - F_i'$ , 按照公式 (8) 计算状态接受概率函数  $P(T_i)$ , 并以  $P(T_i)$  的概率替换旧的聚类中心粒子。

8) 若  $i < max\_gen$ , 则令  $F_{i+1} = F_i'$ ,  $i=i+1$ , 转至

7); 否则, 转至 9)。

9) 若  $T_i < T_{end}$ , 则聚类分割成功, 整理输出分割后的图像; 否则, 按照公式 (7) 执行降温操作, 转至 6)。

#### 3.2 试验条件与参数

图像分割试验测试平台为 Pentium(R) Dual-Core CPU E5800@3.20GHz, 2 g 内存, WindowXP 系统。用 Matlab 编写分割算法, 对成熟荔枝和柑橘的图像进行试验分析。试验参数设置为: 尺度  $\sigma=0.5, 0.4, 0.3$  (尺度  $\sigma$  主要用于控制图像视觉显著性的对比度, 其设置源于文献[32]); 模糊指数  $m=1.75$  (模糊指数  $m$  主要用于设置数据分类的模糊程度, 其设置依据于文献[33]); 粒子种群大小  $sizepop=2$  (粒子种群大小  $sizepop$  的设置源于需要分割对象的个数); 最大迭代次数  $max\_gen=100$ ; 粒子速度的更新系数  $c_1=1.49445$  和  $c_2=1.49445$ ; 惯性系数  $w=0.5$  (最大迭代次数  $max\_gen$  主要控制粒子的最大进化次数, 粒子速度的更新系数  $c_1, c_2$  控制算法的局部收敛能力, 惯性系数  $w$  控制算法的全局收敛能力, 设置参考于文献[34]); 退火初始温度  $T_0=100$ , 温度冷却系数  $a=0.8$ , 状态接受系数  $b=-1$ , 终止温度  $T_{end}=1$  (初始温度  $T_0$ , 终止温度  $T_{end}$  主要控制算法的运行时间, 温度冷却系数  $a$ , 状态接受系数  $b$  主要用于调节模拟退火的温度, 避免算法过早陷入局部极值, 设置依据于文献[35])。试验所用图像是用柯达 c1530 数码相机于 2011 年 12 月 22 日上午 10 点 (晴朗, 光线充足) 在广州萝岗果园拍摄, 品种分别为桂味荔枝和天香柑橘, 图像大小为  $2592 \times 1944$  像素, 各拍摄 100 张。为了减少人为因素的影响, 分别从图像中各随机选取 50 张作为试验图像。因拍摄图像分辨率高, 数据量大, 调用 Matlab 的图像大小变换函数将试验图像调整为  $256 \times 256$  像素<sup>[36]</sup>。

### 4 结果与分析

#### 4.1 不同算法的结果比较

图 4~6 是基于多尺度视觉显著性的改进模糊聚类水果图像分割算法 (fuzzy c-means image segmentation based multi-scale visual saliency, FCMSMS) 与传统模糊聚类分割算法 (fuzzy c-means image segmentation, FCMS)、基于直方图的快速模糊聚类分割算法 (fast fuzzy c-means image segmentation based histogram, FFCMSH) 和基于粒子群的快速模糊聚类分割算法 (fast fuzzy c-means image segmentation based particle swarm, FFCMSPS) 的模糊聚类图像分割的试验结果比较。

比较图 4、5 中 b、c、d 的分割效果可知, FCMS、FFCMSH 和 FFCMSPS 分割算法因没有引入视觉显



著性，造成了图像过分割现象，较隐蔽的果实分割不出；FCMSMS 算法引入了多尺度视觉显著性方法，有一定的自适应性，避免了过分割现象，成功地提取了隐蔽的果实。由图 6 可知，FFCMSPS 分

割算法的最优个体适应值呈现了非线性变化，易陷入局部极值，稳定性差；FCMSMS 分割算法的最优个体适应值，随着算法进化代数的增加，趋向于固定的值，算法稳定性较为理想。



a. 荔枝原图  
a Litchi original image



b. 传统模糊聚类分割算法  
b. Segmentation result for fuzzy c-means image segmentation



c. 基于直方图的快速模糊聚类分割算法  
c. Segmentation result for fast fuzzy c-means image segmentation based histogram



d. 基于粒子群的快速模糊聚类分割算法  
d. Segmentation result for fast fuzzy c-means image segmentation based particle swarm



e. 基于多尺度视觉显著性的改进模糊聚类水果图像分割算法  
e. Segmentation result for fuzzy c-means image segmentation based multi-scale visual saliency

图 4 各种模糊聚类图像分割算法对荔枝图像的分割效果

Fig.4 Segmentation effect of several fuzzy clustering algorithm for image segmentation of litchi image



a. 柑橘原图  
a. Citrus original image



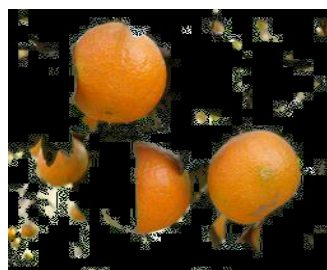
b. 传统模糊聚类分割算法  
b. Segmentation result for fuzzy c-means image segmentation



c. 基于直方图的快速模糊聚类分割算法  
c. Segmentation result for fast fuzzy c-means image segmentation based histogram



d. 基于粒子群的快速模糊聚类分割算法  
d. Segmentation result for fast fuzzy c-means image segmentation based particle swarm



e. 基于多尺度视觉显著性的改进模糊聚类水果图像分割算法  
e. Segmentation result for fuzzy c-means image segmentation based multi-scale visual saliency

图 5 各种模糊聚类图像分割算法对柑橘图像的分割效果

Fig.5 Segmentation effect of several fuzzy clustering algorithm for image segmentation of citrus image

#### 4.1 验证试验

为验证各种模糊聚类图像分割算法的性能,分别从 100 幅荔枝和柑橘图像中各随机抽取 50 幅(50 幅荔枝图像总共有 378 个荔枝果实,50 幅柑橘图像总共有 430 个柑橘果实),对各种模糊聚类图像分割算法进行分割试验。FCMS 算法对 50 幅荔枝和柑橘图像的总运行时间分别为 479.05 和 1 081.75 s,成功分割出的果实个数分别为 298 和 318 个;FFCMSPS 算法对 50 幅荔枝和柑橘图像的总运行时间分别为 37.1 和 43.6 s,成功分割出果实的个数分别为 299 和 322 个;FFCMSMS 算法对 50 幅荔枝和

柑橘图像的总运行时间分别为 37.1 和 38.5 s,成功分割出果实的个数分别为 339 和 361 个;FCMSMS 算法对 50 幅荔枝和柑橘图像的总运行时间分别为 36.2 和 39.5 s,成功分割出果实的个数分别为 361 和 403 个。并且,分别对 50 幅荔枝图像和 50 幅柑橘图像的运行时间( $T$ =算法开始时刻-算法结束时刻, s)和果实分割率( $V$ =每幅图像中所能分割出来的果实个数/每幅图像中总的果实个数 $\times 100\%$ , %)进行了统计计算,求取平均值作为评价以上几种模糊聚类图像分割算法的性能指标。平均运行时间和平均果实分割率如表 1 所示。

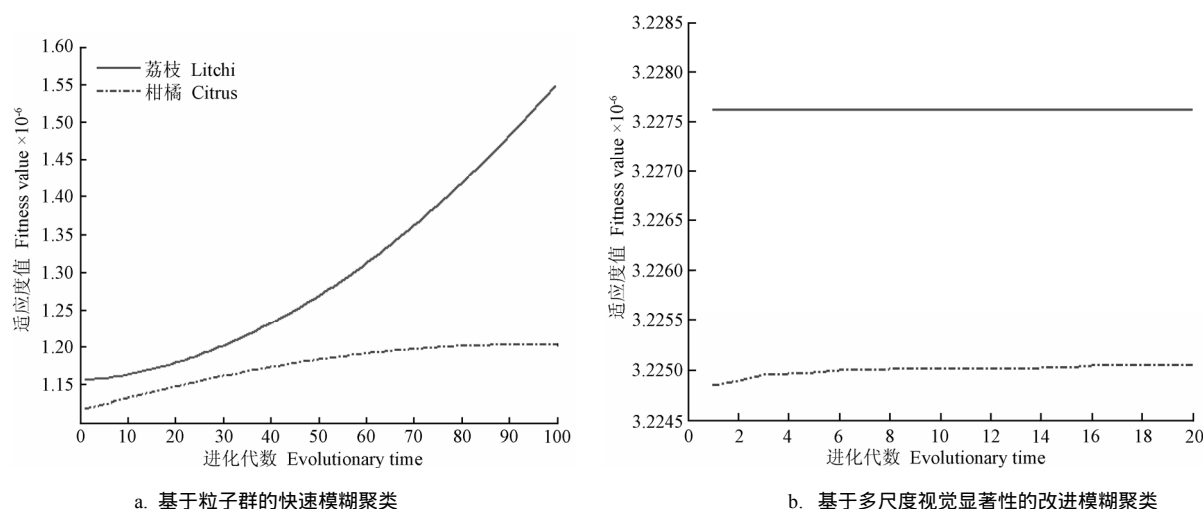


图 6 基于粒子群的快速模糊聚类和多尺度视觉显著性的改进模糊聚类水果图像分割算法的最优个体适应值  
Fig.6 Optimal individual fitness of fast fuzzy c-means image segmentation based particle swarm and fuzzy c-means image segmentation based multi-scale visual saliency

表 1 不同模糊聚类图像分割算法的平均运行时间和果实分割率

Table 1 Average running time and fruit segmentation rate of different fuzzy clustering image segmentation algorithm

	平均运行时间/s				果实平均分割率/%			
	FCMS	FFCMSPS	FFCMSMS	FCMSMS	FCMS	FFCMSPS	FFCMSMS	FCMSMS
荔枝	9.581	0.742	0.742	0.724	78.65	78.89	89.67	95.56
柑橘	21.635	0.872	0.770	0.790	73.85	74.78	83.81	93.68

注:FCMS 为传统模糊聚类图像分割算法;FFCMSPS 为基于直方图的快速模糊聚类图像分割算法;FFCMSMS 为基于粒子群的快速模糊聚类图像分割算法;FCMSMS 为基于多尺度视觉显著性的改进模糊聚类图像分割算法。

Note: FCMS is fuzzy c-means image segmentation algorithm; FFCMSPS is fast fuzzy c-means image segmentation algorithm based on histogram; FFCMSMS is fast fuzzy c-means image segmentation algorithm based on particle swarm; FCMSMS is fuzzy c-means image segmentation algorithm based on multi-scale visual saliency.

由表 1 可知,对于荔枝和柑橘的图像,FCMS 的平均运行时间分别为 9.581 和 21.635 s;FFCMSPS 的平均运行时间分别为 0.742 和 0.872 s;FFCMSMS 的平均运行时间分别为 0.742 和 0.770 s;FCMSMS 的平均运行时间分别为 0.724 和 0.790 s;可见,FCMSMS 的平均运行时间同 FFCMSPS 分割算法和 FFCMSPS 分割算法差不多,但远小于传统 FCMS 分割算法的平均运行时间。并且,成熟荔枝和柑橘图像的 FCMSMS 分割算法的果实平均分割率均高于 FCMS、FFCMSPS、FFCMSMS 等分割算法。

由此可见,利用直方图和改进的模拟退火粒子

群算法可以大大减少传统模糊聚类分割算法的计算量,缩短运行时间,提高算法的实时性;把视觉显著性应用到水果图像的模糊聚类分割算法上,在一定程度上可以减少图像过分割的现象。

## 5 结 论

针对模糊聚类分割方法在水果图像分割中的过分割现象和计算量大等问题,本文提出了一种基于多尺度视觉显著性改进的水果图像模糊聚类的分割算法。首先,通过融合 R-I 颜色模型与多尺度视觉的显著性,构建了多尺度视觉显著性的水果图

像的聚类分割空间,提高了水果图像的对比度,解决了大部分图像分割算法存在的图像过分割现象。再用直方图把基于像素的高维聚类分割空间转换为基于直方图和灰度级的低维聚类分割空间,降低了传统模糊聚类图像分割算法的计算量,提高了水果图像聚类分割的运行效率。进一步地,针对图像模糊聚类分割算法对聚类中心的初值敏感和过早陷入局部极值的问题,采用基于模拟退火的粒子群算法,对其聚类中心进行优化,改善了水果图像模糊聚类分割算法的稳定性。最后,分别对成熟荔枝和柑橘的图像分割进行了试验,验证了改进的算法的有效性和实时性。试验结果表明:成熟荔枝和柑橘的图像果实平均分割率分别为95.56%和93.68%,平均运行时间分别为0.724和0.790 s,均优于其他算法。

#### 【参 考 文 献】

- [1] Harrell R C, Adsit P D, Mumlla R D, et al. Robotic picking of citrus[J]. *Robotica*, 1990, 8(4): 269 - 278.
- [2] 蓝峰, 苏子昊, 黎子明, 等. 果园采摘机械的现状和发展趋势[J]. *农机化研究*, 2010, 32(11): 249 - 252.  
Lan Feng, Su Zihao, Li Ziming, et al. The actuality and development directions of fruit harvesting machine[J]. *Agricultural Research*, 2010, 32(11): 249 - 252. (in Chinese with English abstract)
- [3] Sario Y. Robotics of fruit harvesting: A state of the art review[J]. *Transactions of the American Society of Agricultural Engineers*, 1993, 54(4): 265 - 280.
- [4] 赵匀, 武传宇, 胡旭东, 等. 农业机器人的研究进展及存在的问题[J]. *农业工程学报*, 2003, 19(1): 20 - 24.  
Zhao Yun, Wu Chuanyu, Hu Xudong, et al. Research progress and problems of agricultural robot[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2003, 19(1): 20 - 24. (in Chinese with English abstract)
- [5] 章毓晋. 图像工程(中册)[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 73 - 105.
- [6] Harrell R C, Slaughter D C, Adsit P D. A fruit tracking system for robotic harvesting[J]. *Machine Vision and Applications*, 1989, 2(2): 69 - 80.
- [7] Tony Grift, Qin Zhang, Naoshi Kondo, et al. A review of automation and robotics for the bio-industry[J]. *Journal of Biomechanics Engineering*, 2008, 1(1): 37 - 54.
- [8] 蔡健荣, 周小军, 李玉良, 等. 基于机器视觉自然场景下成熟柑橘识别[J]. *农业工程学报*, 2008, 24(1): 175 - 178.
- Cai Jianrong, Zhou Xiaojun, Li Yuliang, et al. Based on machine vision recognition of mature oranges in natural scene[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2008, 24(1): 175 - 178. (in Chinese with English abstract)
- [9] 石雪强, 程新文, 李春福, 等. 自然环境下苹果彩色图像分割研究[J]. *安徽农业科学*, 2011, 39(30): 18993 - 18995.  
Shi Xueqiang, Cheng Xinwen, Li Chunfu, et al. Natural environment apple color image segmentation[J]. *Anhui Agricultural Science*, 2011, 39(30): 18993 - 18995. (in Chinese with English abstract)
- [10] 李斌, Ning Wang, 汪懋华, 等. 基于单目视觉的田间菠萝果实识别[J]. *农业工程学报*, 2010, 26(10): 345 - 349.  
Li Bin, Ning Wang, Wang Maohua, et al. In field pineapple recognition based on monocular vision[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2010, 26(10): 345 - 349. (in Chinese with English abstract)
- [11] Ghabousian A, Shamsi M. Segmentation of apple color images utilizing fuzzy clustering algorithms[J]. *Advances in Digital Multimedia*, 2012, 1(1): 59 - 63.
- [12] Moradi G, Shamsi M, Sedaghi M H, et al. Fruit defect detection from color images using ACM and MFCM algorithms[C]// *International Conference on Electronic Devices Systems and Applications*, Malaysia, 2011: 182 - 186.
- [13] 赵海波, 周向红. 基于计算机视觉的番茄催熟与正常熟识别[J]. *农业工程学*, 2011, 27(2): 355 - 359.  
Zhao Haibo, Zhou Xianghong. Recognition of artificial ripening tomato and nature mature tomato based on computer vision[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2011, 27(2): 355 - 359. (in Chinese with English abstract)
- [14] 张亚静, Sakae Shibusawa, 李民赞. 基于机器视觉的番茄内部品质预测[J]. *农业工程学报*, 2010, 26(增刊 2): 366 - 370.  
Zhang Yajing, Sakae Shibusawa, Li Minzan. Prediction of tomato inner quality based on machine vision[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2010, 26(Suppl. 2): 366 - 370. (in Chinese with English abstract)
- [15] 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. Based on machine vision environment ripe litchi recognition[J].

- Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(9): 162 - 166. (in Chinese with English abstract)
- [16] 熊俊涛, 邹湘军, 陈丽娟, 等. 荔枝采摘机械手果实识别与定位技术[J]. 江苏大学学报, 2012, 33(1): 1 - 5.
- Xiong Juntao, Zou Xiangjun, Chen Lijuan, et al. Litchi fruit picking mechanical hand recognition and location technology[J]. Journal of Jiangsu University, 2012, 33(1): 1 - 5. (in Chinese with English abstract)
- [17] 宋凯, 任晓哲. 基于 YCbCr 色彩空间的玉米叶部病斑的图像分割[J]. 农业工程学报, 2008, 24(增刊 2): 202 - 205.
- Song Kai, Ren Xiaozhe. Based on YCbCr color space of maize leaf disease image segmentation[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2008, 24(Suppl.2): 202 - 205. (in Chinese with English abstract)
- [18] 曹倩, 王库, 李寒. 基于机器视觉的旱田多目标直线检测方法[J]. 农业工程学报, 2010, 26(增刊 1): 187 - 191.
- Cao Qian, Wang Ku, Li Han. Detection algorithm for crop target multi-lines of the field image based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(Suppl.1): 187 - 191. (in Chinese with English abstract)
- [19] 李明, 李旭, 孙松林, 等. 基于全方位视觉传感器的农业机械定位系统[J]. 农业工程学报, 2010, 26(2): 170 - 174.
- Li Ming, Li Xu, Sun Songlin, et al. Localization system of agricultural machinery based on omni-directional vision sensor[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2010, 26(2): 170 - 174. (in Chinese with English abstract)
- [20] 陈滨, 田启川. 改进的快速 Otsu 自适应分割算法及其应用[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(4): 1572 - 1574.
- Chen Bin, Tian Qichuan. The improved Otsu adaptive segmentation algorithm and its application[J]. Application Research of Computers, 2012, 29(4): 1572 - 1574. (in Chinese with English abstract)
- [21] Hafiane A, Zavidovique B. FCM with spatial and multiresolution constraints for image segmentation[C]// International Conference on Image Analysis and Recognition, Canada, 2005: 17 - 23.
- [22] Levkowitz H, Herman G T. GLHS: A generalized lightness, hue, and saturation color model[J]. CVGIP: Graphical Models and Image Processing, 1993, 55(4): 271 - 285.
- [23] Itti L, Koch C, Niebur E. A model of saliency based visual attention for rapid scene analysis[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(11): 1254 - 1259.
- [24] Itti L, Baldi P. Bayesian surprise attracts human attention[J]. Vision Research, 2009, 49(10): 1295 - 1306.
- [25] Achanta R, Hemami S, Estrada F, et al. frequency-tuned salient region detection[C]// IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Miami, 2009: 1597 - 1604.
- [26] 叶秀清, 顾伟康, 肖强. 快速模糊分割算法[J]. 模式识别与人工智能, 1996, 9(1): 66 - 70.
- Ye Xiuqing, Gu Weikang, Xiao Qiang. The fast fuzzy segmentation algorithm[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 1996, 9(1): 66 - 70. (in Chinese with English abstract)
- [27] 丁震, 胡钟山, 杨静宇, 等. 一种基于模糊聚类的快速二值化方法[J]. 计算机学报, 1998, 21(增刊): 331 - 334.
- Ding Zhen, Hu Zhongshan, Yang Jingyu, et al. A method based on fuzzy clustering value of two methods[J]. Chinese Journal of Computers, 1998, 21(Suppl.): 331 - 334. (in Chinese with English abstract)
- [28] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, USA, 1995: 1942 - 1948.
- [29] Laura Diosan, Mihai Oltean. What else is the evolution of PSO telling us[J]. Journal of Artificial Evolution and Applications, 2008, 8(2): 1 - 12.
- [30] Bohachevsky I O, Johnson M E, Stein M L. Generalized simulated annealing for function optipazation[J]. Technometrics, 1986, 28(3): 209 - 217.
- [31] Bandyopadhyay S, Saha S, Maulik U, et al. A simulated annealing-based multiobjective optimization algorithm: AMOSA[J]. Evolutionary Computation, 2008, 12(3): 269 - 283.
- [32] Lindebeg T. Scale-space theory: A basic tool for analyzing structures at different scales[J]. Journal of Applied Statistics, 1994, 21(2): 224 - 270.
- [33] Rezaee M R, Van der Zwet P J, Lelieveldt B P, et al. A multiresolution image segmentation technique based on pyramidal segmentation and fuzzy clustering[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(7): 1238 - 1248.
- [34] Eberhart R, Shi Y, Kennedy J. Swarm Intelligence[M]. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 2001.



- [35] Goffe W L, Ferrier G D, Rogers J. Simulated annealing: An initial application in econometrics[J]. *Computational Economics*, 1992, 5(2): 133.
- [36] 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.

## Improved fruit fuzzy clustering image segmentation algorithm based on visual saliency

Chen Keyin<sup>1</sup>, Zou Xiangjun<sup>1</sup>, Xiong Juntao<sup>1,2</sup>, Peng Hongxing<sup>1</sup>, Guo Aixia<sup>1</sup>, Chen Lijuan<sup>1</sup>

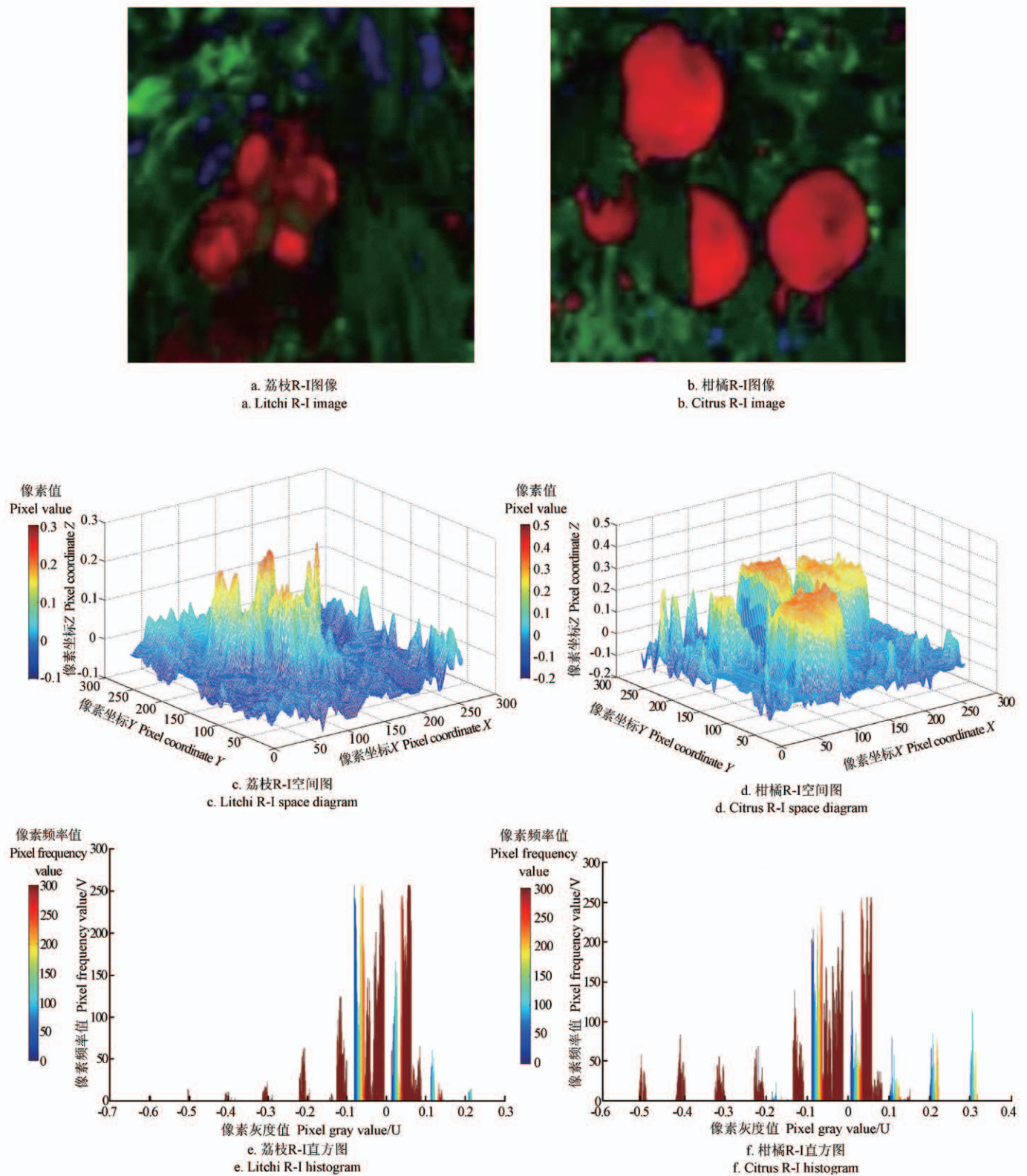
(1. Key Lab of Key Technology on South Agricultural Machine and Equipment Ministry of Education, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China; 2. College of Informatics, South China Agricultural University, Guangzhou 510642, China)

**Abstract:** The vision location system of the picking robot, which is an important part of the robot, is mainly used to detect the spatial position of the fruit and provide the motion control system of the robot with position information. Extracting the fruit waited for picking in a complex background by selecting an appropriate image segmentation technology provides us with the full assurance to obtain the position information of the fruit. So, aiming at the problems that the traditional fuzzy clustering is sensitive to the initial clustering centers and has large amounts of calculation and image over-segmentation, combining with the picking robot visual characteristics, an improved fuzzy clustering segmentation algorithm based on the multi-scale visual saliency for fruit image was put forward in this paper. First, a color model of the litchi and citrus image was discussed respectively, their diagrams of the R-I color model was expatiated, the fruit color image was converted into gray image by selecting a R-I color model; the gray image was processed with different scale Gaussian filters and the image clustering segmentation space was formed by blending all the different scale Gaussian filtering images according to the visual saliency, effect chart of the multi-scale visual saliency image algorithm was given based on R-I, and the over-segmentation problem most of the fruit image fuzzy clustering segmentation algorithms was solved. Second, the high dimensional clustering segmentation space based on pixels was changed into the low dimensional clustering segmentation space based on the histogram and the gray level by using the histogram method and the specific steps of image segmentation algorithm was given; the calculation of the fuzzy clustering image segmentation algorithm was greatly decreased and the fuzzy clustering image segmentation speed was improved. Furthermore, in the light of the problems that the fuzzy clustering algorithm easily fell into the local extreme value, the clustering center was optimized with the particle swarm algorithm based on simulated annealing, and the image clustering segmentation performance was improved. At the same time, the cooling strategy and state acceptance probability function of the particle swarm algorithm based on simulated annealing was nonlinearly reformed. Finally, the fuzzy clustering image segmentation algorithm based on multi-scale visual saliency of this paper was tested with 50 randomly selected images each of the 100 ripe litchi images and 100 ripe citrus images, and the contrast effect charts of the traditional and improved fruit image segmentation algorithms were given. The experimental results showed that: for the ripe litchi and citrus image, the average fruit segmentation rate of this method was 95.56% and 93.68%, and the average running time was 0.724 s and 0.790 s. The algorithm could meet the requirement of fruit image segmentation and real-time operation of the picking robot in the real picking activities; It has also provided a new basis algorithm for the image segmentation and its real-time research, and offered testing data for the vision accurate location of the picking robot.

**Key words:** image processing, fuzzy clustering, simulated annealing, multi-scale visual saliency, particle swarm, picking robot

陈科尹, 等. 基于视觉显著性改进的水果图像模糊聚类分割算法 (图1)

Chen Keyin, et al. Improved fruit fuzzy clustering image segmentation algorithm based on visual saliency(Figure 1)



注：R-I空间图的坐标X和Y分别与R-I图像的纵横方向对应。  
Note: The X and Y pixel coordinates of the R-I space diagram is corresponded to the horizontal and vertical coordinates of the R-I image respectively.

图1 R-I模型的分析效果

Fig.1 Analysis effect diagram of R-I model