doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.11.002

基于对数相似度约束 Otsu 的自然场景病害果实图像分割*

赵瑶池 胡祝华 (海南大学信息科学技术学院,海口 570228)

摘要:针对自然场景下,由于复杂背景以及多变环境,水果病害果实图像分割难的问题,提出了一种基于对数相似度约束 Otsu 和水平集活动轮廓的近椭圆形病害果实图像分割方法。考虑背景的复杂多变,提出对数相似度约束 Otsu 分割来区分病害果实与背景;由于水平集活动轮廓模型的局部最优性,提出采用自适应膨胀系数的改进距离规则水平集活动轮廓模型来精确演化轮廓。先对病害果实区域样本的颜色进行混合高斯建模,获得整个病害果实图像与样本模型的对数相似度;对对数相似度进行约束 Otsu 阈值分割以及形态学滤波;采用最小二乘法对滤波后的曲线轮廓进行椭圆拟合,对拟合后的椭圆采用自适应膨胀系数的距离规则水平集活动轮廓演化,得到病害果实完整轮廓。对 18 个不同场景的病害果实进行分割,平均误判率和漏判率分别为 1.77% 和 1.6%,实验结果表明,该方法可以从复杂自然场景图像中分割出病害果实。

关键词: 病害果实 图像分割 约束 Otsu 混合高斯模型 距离规则水平集演化

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2015)11-0009-07

Image Segmentation of Fruits with Diseases in Natural Scenes Based on Logarithmic Similarity Constraint Otsu

Zhao Yaochi Hu Zhuhua

(College of Information Science and Technology, Hainan University, Haikou 570228, China)

Abstract: Due to complex and changeful environment, the image segmentation of fruits with diseases in natural scenes is a difficult problem. A logarithmic similarity constraint Otsu and level set active contour (LSAC) based image segmentation approach of fruits with diseases was proposed in this paper. Considering the complexity and changeableness in natural scenes, the constraint Otsu method for segmenting logarithmic similarity image between diseased fruits and samples was introduced to distinguish diseased fruits and background; because of the local optimality of LSAC, improved distance regularization level set evolution (DRLSE) with adaptive expansion coefficient was used to lead contour to actual position. Firstly, the sample color of fruits with diseases, which included not only health area but also diseases area, was modeled using Gaussian mixture model (GMM), and then the logarithmic similarity between the image of fruits with diseases and model was obtained. Secondly, logarithmic similarity image was segmented with constraint Otsu and then morphology operator was used to filter out noise and interference. Thirdly, least-squares ellipse fitting method was employed to further removal interference and get initial contour for LSAC. Finally, the contour of fruits with diseases was evolved to the actual position taking use of improved DRLSE with adaptive expansion coefficient. The experimental results show that the actual contour of fruits with disease in complex natural scenes can be obtained and the proposed method can provide the basis for the subsequent diseases density estimation and prevention of fruit diseases.

Key words: Diseased fruits Image segmentation Constraint Otsu Gaussian mixture model Distance regularization level set evolution

收稿日期: 2015-07-28 修回日期: 2015-08-26

^{*} 国家自然科学基金资助项目(61261024)、海南省自然科学基金资助项目(614221、20156228、20156245)、海南省教育厅基金资助项目(HNKY2014-18)和海南省社会发展科技专项资助项目(2015SF33)

作者简介:赵瑶池,讲师,主要从事计算机视觉与模式识别研究,E-mail:yaochizi@163.com

通讯作者: 胡祝华,副教授,主要从事无线通信与信号处理、智能嵌入式系统研究, E-mail: eagler_hu@163. com

引言

现代化果园病虫害防治中,为了实现最佳时期 采用最佳方法对病虫害进行防治,需要生产者时刻 掌握果实的病虫害情况。采用机器视觉技术对场景 监控和对病虫害的种类、数量自动分析可以满足现 代化果园病虫害防治的要求。而利用机器视觉技术 来防治病虫害时,采用相关的图像处理技术对病害 果实图像正确分割是关键的一步。

目前,对果实的图像分割方法可以分为 3 类:聚类分析,使用阈值法、K 均值(K-means)或者模糊 C 均值(Fuzzy C means, FCM)方法,采用单个特征或者多个特征向量^[1-5]; SVM 分类法,先训练大量样本,建立样本特征,再对特征向量使用 SVM 分类器分类^[6];采用分层的方法,如使用前述的聚类方法,得到基于区域的粗分割,再结合基于边缘的方法进行边缘的局部优化^[7]。

上述分割方法在果实的数量统计、果实的机器 人自动采摘等应用上取得了一些成果,但上述方法 都是针对正常果实的分割。在现代化果园的病虫害 防治中,需要对病害果实进行精确的分割,目前鲜有 文献在这方面展开研究。

本文以芒果、柑橘和苹果等具有近椭圆形状的 病害果实为研究对象。考虑到自然场景中背景可能 包含树叶、树枝、天空、土壤等多种情况,如果用某一 个或多个固定的特征向量来进行聚类,当背景发生改变时,算法可能失效。本文提出用图像点与样本的相似度来区分果实和背景,用统计概率值来表示相似度,根据对数相似度的特征进行约束 Otsu 聚类。利用果实形状接近椭圆的特点,对形态学处理后的边缘进行椭圆拟合。考虑拟合后的椭圆曲线可能在实际果实轮廓的里面,也可能在外面,利用自适应膨胀系数的距离规则水平集演化(Distance regularization level set evolution, DRLSE)模型将活动轮廓演化至实际轮廓处。

1 算法

自然场景中,由于图像结构复杂,分割结果往往不理想,文献[8]提出了利用图像变换得到图像特征向量,再研究图像特征向量和图像目标区域的隶属关系,利用隶属关系区分目标和背景。受该思路启示,本文采用统计方法得到目标颜色统计特征值(概率统计模型),利用图像像素点属于该统计模型的概率密度进行约束 Otsu 聚类,得到基于区域的分割结果。再结合椭圆拟合和改进的距离规则水平集来演化活动轮廓。从算法的流程来看,主要分为两个步骤:对数相似度的约束 Otsu 分割(GMM 建模、相似度获取、约束 Otsu 分割、形态学后处理);轮廓演化(椭圆拟合、距离规则活动轮廓演化)。算法流程如图 1 所示。

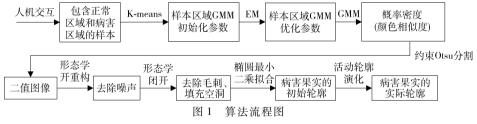


Fig. 1 Algorithm flow chart

2 对数相似度约束 Otsu 分割

2.1 混合高斯建模和相似度获取

在 RGB 颜色空间对数据进行处理,假定样本区域中正常果实的 $R \setminus G \setminus B$ 值和病害区域的 $R \setminus G \setminus B$ 值分别服从各自的混合高斯分布,即

$$p_r(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^K \pi_k N(\mathbf{x}; u_k, \Sigma_k)$$
 (1)

式中 x---颜色向量

 π_k 、 u_k 一 第 k 个高斯模型的权值因子和均值 N 一 高斯分布 Σ_k 一 协方差

本文算法中,先采用 K 均值聚类和期望最大化 (Expectation maximum, EM) 方法估计式(1) 中的模型参数 $\{\pi_k, u_k, \Sigma_k\}$,再计算图像中各像素点服从样

本模型的概率密度并取对数,从而得到与样本模型的对数相似度。令 p(x,y)为像素点(x,y)的概率密度,该点与样本模型的对数相似度表示为

$$p_{1g}(x,y) = \lg(p(x,y)) \tag{2}$$

图 2 为实验原图、相似度图和对数相似度图的比较。由图可知,相似度图中,大部分像素点的相似度很小,而且果实内部相似度存在较大差异,而在对数相似度图中,果实区域内部的值分布较集中。

图 3 为图 2b、图 2c 所示的相似度和对数相似度的直方图对比。变换后的直方图,峰值之间的差异较小,有利于后续的聚类分割。

2.2 约束 Otsu 分割

在图像分割中, Otsu 阈值法^[9]因计算简单、自适应性强而被广泛使用。其思想为寻找最佳阈值,

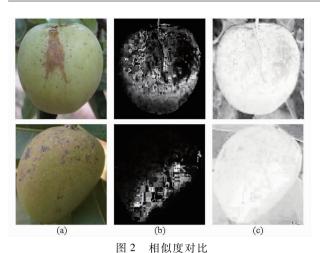
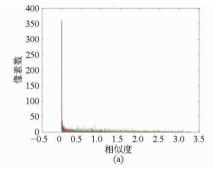


Fig. 2 Comparison of similarity

(a) 实验图像 (b) 相似度 (c) 对数相似度



使聚类后两类的类间方差最大。令t为阈值, w_1 、 w_2 为采用t聚类后背景、目标在整个图像中的比例, u_1 、 u_2 、u为聚类后背景均值、目标均值和图像均值, p_{\min} 和 p_{\max} 为图像中像素值的最小值和最大值,Otsu阈值求解问题可表示为

$$t_{\text{otsu}} = \operatorname{argmax} \{ w_1(t) (u_1(t) - u(t))^2 + w_2(t) (u_2(t) - u(t))^2 \} \quad (p_{\min} \leq t \leq p_{\max}) \quad (3)$$

另外,许向阳等 $^{[10]}$ 从理论上证明了 Otsu 方法得到的阈值 t_{otsu} 是以该阈值分割出的两类均值的平均值,即

$$t_{\text{otsu}} = \frac{1}{2} (u_1 + u_2) \tag{4}$$

式(4)说明:对于目标与背景方差值相差较大的图像而言,Otsu 阈值将偏向方差大的一类。

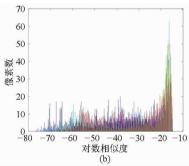


图 3 相似度的直方图对比

Fig. 3 Comparison of similarity histogram

(a) 相似度 (b) 对数相似度

在本实验中,通过分析对数直方图可知:果实区域的对数相似度值方差较小,而由于背景的多样性,背景区域的对数相似度的方差较大;另外,果实的对数相似度大于背景的对数相似度。所以,Otsu 阈值将偏向于背景,相对于实际最佳阈值将会偏小。利用上述先验知识,可采用 Otsu 约束空间分割方法:先获得对数相似度的 t_{otsu} ,然后在约束空间(t_{otsu} 和 p_{max} 之间)中获得使得类间方差最大的阈值,问题可表示为

$$t_{opt} = \operatorname{argmax} \{ w_1(t) (u_1(t) - u(t))^2 + w_2(t) (u_2(t) - u(t))^2 \} \quad (t_{otsu} \leq t \leq p_{max}) \quad (5)$$

图 4 为对对数相似度图进行 Otsu 分割效果对比,图 4a 为对图 2b 进行 Otsu 分割的结果,图 4b 为对图 2c 进行 Otsu 分割的结果,图 4c 为对图 2c 约束 Otsu 分割的结果。由图可知,利用先验知识,对对数相似度进行约束 Otsu 分割能较好地将目标和背景分割开。图中存在的干扰可以在后续的形态学后处理中滤除掉。

2.3 形态学滤波

形态学开重构^[11]是一种无损滤波法,能保证目标无损的情况下,将某些小的孤立目标滤除掉。形

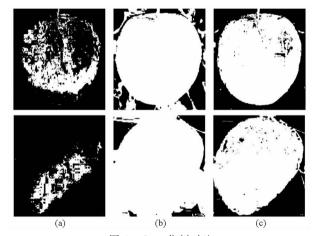


图 4 Otsu 分割对比

Fig. 4 Comparison of segmentation with Otsu
(a) 相似度 Otsu 分割 (b) 对数相似度 Otsu 分割
(c) 对数相似度约束 Otsu 分割

态学闭运算能将图像中某些小于结构元的空洞填充。形态学开运算能去除图像中的毛刺。图 5 分别为对图 4c 进行形态学开重构、形态学闭运算、形态学开运算,以达到滤除噪声、消除干扰的目的。

3 轮廓演化

上述基于区域的分割,得到的分割图像可能还

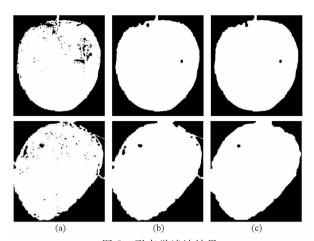


图 5 形态学滤波结果

Fig. 5 Results of morphological filter
(a) 开重构 (b) 闭运算 (c) 开运算

存在如下问题:①目标中仍然可能存在一些空洞。 ②目标边缘处一些与果实的颜色特征类似的背景可能被分割成了目标。③反复的形态学操作可能会影响获得的目标形状。对上述处理得到的轮廓进行距离规则水平集演化,可以基本消除这些问题。演化的初始轮廓由椭圆拟合得到,演化过程中采用自适应膨胀系数的距离规则水平集活动轮廓模型。

3.1 曲线的椭圆拟合

前述聚类分割后得到的像素点虽然存在一些错误分割点,但是整体基本上还是分布在一个椭圆区域内,对得到的边缘采用最小二乘法进行椭圆拟合^[12],可以将目标内空洞边缘滤掉,并且可以使与目标粘合在一起的背景边缘更贴近于实际边缘。

3.2 自适应膨胀系数 DRLSE 演化

最小二乘椭圆拟合后的目标曲线大部分与实际 边缘一致,但是由于果实本身并非严格的椭圆形状, 拟合后的曲线与实际边缘存在偏差。本文采用距离 规则水平集演化方法,将拟合后的曲线收敛至实际 边缘处。

水平集活动轮廓模型(Level set active contour, LSAC) $^{[13]}$ 是一种精确的曲线演化方法。将轮廓曲线表示为水平集函数 ϕ 的零水平集,采用距离规则水平集演化曲线 $^{[14-17]}$,问题可描述为

$$\begin{cases} \min \left\{ \varepsilon(\phi) = \mu R_{p}(\phi) + \lambda \int_{\Omega} g \delta(\phi) \mid \nabla \phi \mid dX + \\ \alpha \int_{\Omega} g H(-\phi) dX \right\} \\ \phi(0) \end{cases}$$

式中第 1 项 $R_p(\phi)$ 为距离约束力,第 2 项为长度力,第 3 项为面积力,在曲线演化中表现为膨胀力, μ 、 λ 、 α 分别为各项的系数,g 为待分割图像的函数。

利用距离规则水平集活动轮廓模型进行图像分割的关键在于:①定义能量泛函中的图像函数 g。②确定各能量项的系数。对于第1个问题,本文采用的 g 为梯度力。

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G * I|^2} \tag{7}$$

式中 I——待分割的图像

G---标准方差的高斯核

在 DRLSE 模型中,膨胀力系数 α 为一个常数,是一个经验值,如果 α < 0 则曲线膨胀,如果 α > 0 则曲线膨胀,如果 α > 0 则曲线收缩。由椭圆曲线拟合的结果可知,椭圆曲线可能位于果实内部,也可能位于外部,常量 α 将不能适应演化要求。本文提出自适应膨胀系数,令 I_{obj} 为进行约束 Otsu 分割和形态学处理后得到的目标像素点集合, $\alpha(x,y)$ 为像素点(x,y)处的膨胀系数, α 的确定方法为

$$\alpha(x,y) = \begin{cases} -b & ((x,y) \in I_{obj}) \\ b & ((x,y) \notin I_{obj}) \end{cases}$$
(8)

式中 b——正常数

由式(6)~(8)可知,活动轮廓在距离规则力、梯度外力和膨胀/收敛力的共同作用下演化。椭圆拟合后的初始曲线朝着区域分割后的目标轮廓方向演化,在演化过程中会收敛于实际轮廓处。

4 实验结果与分析

对芒果、柑橘、苹果 3 类病害果实进行算法测试,对 18 个不同场景中的病害果实图像进行分割,其中芒果、柑橘、苹果各 6 个不同的场景图片。部分实验结果见图 6、7 和表 1。实验中的部分病害芒果数据为数码摄像机(中国大恒 DH - HV3100FC 型)在芒果种植园采集的图像,采集地点为海南省昌江市十月田镇保平村芒果优质高产示范基地,另一部分数据来源于果实病害库。对病害果实图片要求在光线较强的天气拍摄,对顺光、反光条件不作要求。本文算法的硬件环境为: Intel(R), Core(TM) i5 - 2500 CPU @ 3.30 GHz,4.00 GB 内存;软件实验环境为: Window 7 操作系统, Matlab R2013a。

图 6 是采用本文算法、K-means 算法和 FCM 算法对多种复杂场景下病害芒果的分割效果对比图,其中图 6b~6e 是本文算法过程。图 6a 中的实验原图存在有较大的干扰,例如:第 2 幅图中病害芒果与背景的颜色区分度较小;第 3 幅图中,背景存在亮度差异,而且树叶与芒果果实的颜色相似,树干与芒果病斑的颜色相似。采用混合高斯建模和对数相似度的约束 Otsu 分割,能将病害芒果果实从复杂背景中初步分割出来(如图 6b 所示),但是仍然存在有较

多的干扰,例如:孤立的背景区域;与病害芒果果实相连的背景区域;病害芒果果实中存在的空洞。在形态学滤波阶段能将这些干扰基本滤除(如图 6c 所示),但还是可能存在一些干扰,例如第 2 幅图像中的空洞,第 3 幅图像底部的树干背景跟果实区域相

连。采用椭圆曲线拟合,可以将这些干扰进一步滤除(如图 6d 所示),从而将演化初始轮廓定位在一个较佳的位置,再利用活动轮廓模型的局部最优化原理将目标曲线收敛到病害果实的实际轮廓处(如图 6e 所示)。

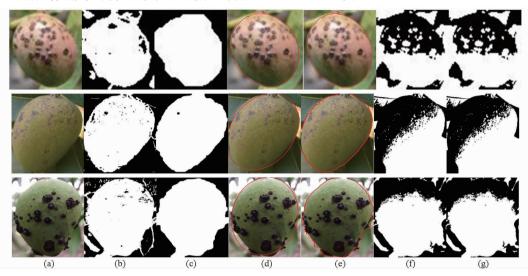


图 6 病害芒果图像分割过程图及效果对比图

Fig. 6 Image segmentation process and effects comparisons of mango fruits with diseases

(a) 实验原图 (b) 对数相似度约束 Otsu 分割 (c) 形态学处理 (d) 椭圆拟合

(e) 改进 DRLSE 轮廓演化结果 (f) K-means 分割 (g) FCM 分割

与采用本文方法得到的图 6e 的分割结果进行对比,可以看出 K-means(图 6f)和 FCM 聚类方法(图 6g)在本实验的场景下分割基本失败。而本文方法分割的结果贴近病害芒果的真实边缘,而且,分割出的边缘比较光滑、连续,因此,分割结果相对准确。

图 7 为本文算法对病害柑橘和病害苹果的部分实验分割效果。由图 7 可知,在自然场景下,采用 K-means 和 FCM 分割方法会存在较多的误分割和漏分割,有些场景下会分割失败,而采用本文算法能比较准确地将病害果实分割出来。

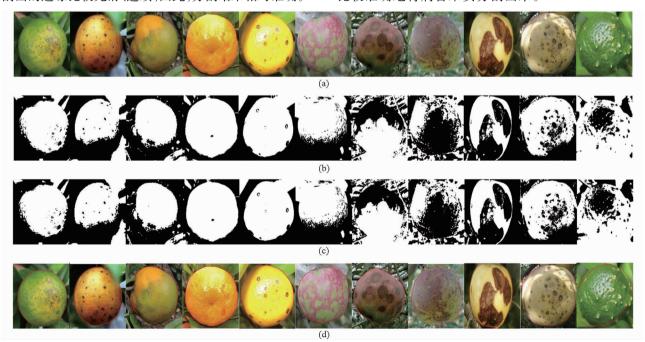


图 7 病害柑橘和苹果图像分割效果对比图

Fig. 7 Effects comparisons of image segmentation of orange and apple fruits with diseases

(a) 实验原图 (b) K-means 分割效果 (c) FCM 分割效果 (d) 本文算法分割效果

表 1 为对本文算法分割结果进行误分割(将实际的背景像素点分割为病害果实像素点)和漏分割

表 1 多种病害果实分割正确率统计结果
Tab. 1 Segmentation accuracy statistics of a variety of fruits with diseases

| variety of fruits with diseases | | | | | | |
|---------------------------------|-----|---------|--------|-------|---------|--------|
| 序号 | 分割后 | 病害果实 | 误判像 | 漏判像 | 误判 | 漏判 |
| | 缩略图 | 实际像素数 | 素数 | 素数 | 率/% | 率/% |
| 1 | | 24 344 | 168 | 44 | 0. 690 | 0. 180 |
| 2 | | 110 910 | 1 263 | 286 | 1. 140 | 0. 260 |
| 3 | | 184 581 | 1 360 | 2 012 | 0. 740 | 1. 090 |
| 4 | | 183 548 | 2 201 | 4 771 | 1. 200 | 2. 600 |
| 5 | | 64 623 | 1 591 | 377 | 2. 462 | 0. 583 |
| 6 | | 227 577 | 219 | 6 872 | 0. 096 | 3. 020 |
| 7 | | 230 693 | 39 | 864 | 0. 017 | 0. 375 |
| 8 | | 272 824 | 673 | 945 | 0. 247 | 0. 346 |
| 9 | | 68 033 | 424 | 717 | 0. 623 | 1. 054 |
| 10 | | 275 973 | 0 | 3 173 | 0 | 1. 150 |
| 11 | | 234 143 | 2 637 | 4 564 | 1. 126 | 1. 949 |
| 12 | | 33 545 | 35 | 258 | 0. 104 | 0. 769 |
| 13 | | 75 683 | 947 | 0 | 1. 251 | 0 |
| 14 | | 97 389 | 24 | 3 791 | 0. 025 | 3. 893 |
| 15 | | 88 653 | 604 | 0 | 0. 681 | 0 |
| 16 | | 39 743 | 1 548 | 102 | 3. 895 | 0. 257 |
| 17 | | 89 443 | 3 984 | 1 965 | 4. 454 | 2. 197 |
| 18 | | 78 540 | 10 331 | 7 112 | 13. 154 | 9. 055 |
| | | | | | | |

(将实际的病害果实像素点分割为背景像素点)的结果统计,其中的"病害果实实际像素个数"以人工精确分割统计为准,平均误判率和漏判率分别为1.77%和1.6%。表1中序号为17和18的图像为图7中最后两幅苹果图像和柑橘图像。在苹果图像中,由于背景中存在有其他果实的干扰,造成果实右上角区域存在误分割现象。在柑橘图像中病害果实和背景的区分度较小,造成果实左下角区域存在误分割现象。序号1至序号16的病害果实分割效果都比较好,误判率和漏判率均在4%以下。从表1可以看出,从总体上来讲,运用本文提出的算法可以准确地分割出自然场景下的病害果实,分割的结果是有效的。

在算法的时间消耗上,分割时间为 10~40 s 之间,其中距离规则水平集演化耗费的时间占据了整个算法时间的 80%~85%。

5 结束语

为了能分析果实病害特征,统计果实的病害程 度,首先要将病害果实从自然场景的图像中分割出 来。本文以近椭圆形状的果实为例,提出了一种适 用于自然场景的病害果实分割方法。首先为图像建 立高斯混合模型,对对数相似度进行约束 Otsu 分 割,并进行形态学滤波、椭圆拟合和轮廓演化,从而 得到较为精确的病害果实轮廓。由于背景的复杂 性,利用相似度来进行分割能保证算法对多种场景 的自适应;而对数相似度中背景的方差较大,利用这 一先验知识采用约束 Otsu 分割;形态学滤波、曲线 椭圆拟合可以逐步滤除 Otsu 分割后的干扰;自适应 膨胀系数的距离规则水平集演化可以自由引导拟合 后的曲线收敛在局部最优处。因为算法采用了椭圆 曲线拟合边缘,算法适应于分割具有椭圆形状的病 害果实,对于具有其他形状特征的果实,可以将椭圆 拟合改为其他形状的拟合。目前,算法只考虑了单 个果实的分割,另外,算法 DRLSE 演化阶段的时间 开销较大。下一步考虑将算法推广到多个果实的分 割,以及采用优化的快速 DRLSE 来加快运算速度。

参考 文献

- 1 王玉德,张学志. 复杂背景下甜瓜果实分割算法[J]. 农业工程学报, 2014,30(2):176-181.

 Wang Yude, Zhang Xuezhi. Segmentation algorithm of muskmelon fruit with complex background[J]. Transactions of the CSAE, 2014,30(2):176-181. (in Chinese)
- 2 司永胜,刘刚,高瑞. 基于 K-均值聚类的绿色苹果识别技术[J]. 农业机械学报, 2009,40(9):100 104.
 Si Yongsheng, Liu Gang, Gao Rui. Segmentation algorithm for green apples recognition based on K-means algorithm [J].
 Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(9): 100 104. (in Chinese)
- 3 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)
- 4 彭红星,邹湘军,陈丽娟,等. 基于双次 Otsu 算法的野外荔枝多类色彩目标快速识别[J]. 农业机械学报,2014,45(4):61-68. Peng Hongxing, Zou Xiangjun, Chen Lijuan, et al. Fast recognition of multiple color targets of litchi image in field environment based on double Otsu algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014,45(4):61-68. (in Chinese)
- 5 罗陆锋,邹湘军,杨洲,等. 基于改进人工蜂群模糊聚类的葡萄图像快速分割方法[J].农业机械学报,2015,46(3):24-28. Luo Lufeng, Zou Xiangjun, Yang Zhou, et al. Grape image fast segmentation based on improved artificial bee colony and fuzzy clustering [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(3):24-28. (in Chinese)
- 6 王津京,赵德安,姬伟,等. 采摘机器人基于支持向量机苹果识别方法[J].农业机械学报,2009,40(1):148-151. Wang Jinjing,Zhao Dean,Ji Wei, et al. Apple fruit recognition based on support vector machine using in harvesting robot [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009,40(1):148-151. (in Chinese)
- 7 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)
- 8 陈启东,程宜康,石澄贤. 利用统计概率的活动轮廓模型分割图像[J]. 中国农机化学报,2014,35(1):112-116. Chen Qidong, Cheng Yikang, Shi Chengxian. Active contour model for image segmentation using statistical probability [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2014,35(1):112-116. (in Chinese)
- 9 Otsu N. A threshold selection method from gray-level histogram [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- 10 许向阳,宋恩民,金良海. Otsu 准则的阈值性质分析[J]. 电子学报,2009,37(12):2716-2719.

 Xu Xiangyang, Song Enmin, Jin Lianghai. Characteristic analysis of threshold based on Otsu criterion[J]. Acta Electronica Sinica, 2009,37(12): 2716-2719. (in Chinese)
- 11 Rafael C Gonzalez, Richard E Woods. Digital image processing [M]. 3rd ed. Beijing: Electronics Industry Publish House, 2011;421-426.
- 12 陈健,郑绍华,潘林,等. 结合椭圆拟合与参数传递的瞳孔检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2014,35(8):1890-1898. Chen Jian, Zheng Shaohua, Pan Lin, et al. Pupil detection method based on ellipse fitting and parameter passing [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014,35(8):1890-1898. (in Chinese)
- 13 Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61-79.
- Li Chunming, Xu Chenyang, Gui Changfeng, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation [C] // 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2005, 2005: 430 436.
- Li Chunming, Xu Chenyang, Gui Changfeng, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(12):3243-3254.
- 16 赵瑶池, 胡祝华, 白勇,等. 基于纹理差异度引导的 DRLSE 病虫害图像精准分割方法[J]. 农业机械学报,2015,46(2): 14-19.
 - Zhao Yaochi, Hu Zhuhua, Bai Yong, et al. An accurate segmentation approach for disease and pest based on DRLSE guided by texture difference [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015,46(2):14-19. (in Chinese)
- 17 胡祝华,赵瑶池,程杰仁,等. 基于改进 DRLSE 的运动目标分割方法[J]. 浙江大学学报:工学版,2014,48(8):1488-1495.
 - Hu Zhuhua, Zhao Yaochi, Cheng Jieren, et al. Moving object segmentation method based on improved DRLSE[J]. Journal of Zhejiang University: Engineering Science, 2014, 48(8): 1488 1495. (in Chinese)