

文章编号: 2095-2163(2020)05-0081-05

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

基于 PSO 优化 K 均值聚类的葡萄果穗图像分割算法

张永剑, 任洪娥

(东北林业大学 信息与计算机工程学院, 哈尔滨 150040)

摘要: 针对复杂背景下现实葡萄果穗图像分割问题, 本文提出了一种基于粒子群优化 K 均值聚类的分割算法, 利用粒子群算法的全局搜索能力, 优化初始聚类中心的选择, 根据得到的聚类中心进行聚类, 可以有效改善 K 均值聚类算法易受初始化聚类中心影响的问题。实验表明, 该算法分割准确率较高, 分割得到的葡萄轮廓完整, 可以有效的将葡萄从复杂背景中识别出来。

关键词: 粒子群算法; K 均值聚类算法; 图像分割

Grape Image Segmentation Algorithm

Based on Particle Swarm Optimization and K-means Clustering

ZHANG Yongjian, REN Honge

(College of Information and Computer Engineering, Northeast Forestry University, Harbin 150040, China)

[Abstract] Aiming at the problem of segmentation of realistic grape image under complex background, a segmentation algorithm based on particle swarm optimization and K-means clustering was proposed, by using the global search capability of particle swarm algorithm to optimize the selection of initial clustering centers. Class center clustering can effectively improve the problem that K-means clustering is susceptible to initialization cluster centers. Experiments show that the proposed algorithm has high segmentation accuracy and complete grape contours, which can effectively identify grapes from complex backgrounds.

[Key words] Particle Swarm Algorithm; K-means Clustering; Image Segmentation

0 引言

葡萄是一种重要的农作物,在我国各个省市都有分布,然而葡萄采摘季节性强,采摘工作劳动强度大,效率低,费时费力。因此,研制葡萄自动采摘机器人来提高效率。研制葡萄自动采摘机器人,首先要解决的就是图像的分割问题。葡萄图像分割是葡萄图像由处理到识别的重要过程,分割结果的好坏会直接影响到葡萄图像特征提取、目标分类等阶段的性能^[1]。

在计算机视觉领域中,图像分割是指将数字图像分割成多个片段并提取感兴趣的的技术和过程^[2]。图像分割方法有很多种,如基于聚类^[3]、基于阈值^[4]、基于深度学习^[5]等方法。其中,基于聚类的分割算法因其快速有效的分割特点已成功应用于智能交通、医学影像、遥感图像等领域^[6]。如吴迪等人采用 K-means 算法,将彩色图像从 RGB 颜色空间变换到 Lab 颜色空间,再对图像聚类实现分割^[7];徐黎明等使用 K-means 算法对杨梅图像进行

分割,并取得较好的分割效果^[8]。吕小莲等基于颜色特征的成熟番茄果实分割实验,根据彩色番茄图像的特征分布,将彩色图像转换为灰度图像,并根据灰度直方图中目标和背景不同峰值进行分割^[9]。

针对葡萄果穗图像分割问题,本文提出了一种基于粒子群优化的改进 K 均值聚类算法,采用粒子群优化算法作为初始聚类中心的选择,不断进行迭代,可以有效地改善 K 均值聚类易受初始化聚类中心影响的问题,使分割后的葡萄果穗图像更加完整,可以满足进一步葡萄果穗处理实验的要求。

1 改进的 K 均值聚类算法

1.1 K 均值聚类算法

K 均值聚类是基于样本集合划分的聚类算法,样本被划分为 k 个子集,组成 k 个簇,每个样本被划分到 k 个簇中且与其所属簇中心的欧式距离最小。

K 均值聚类是一个迭代的过程,每次迭代包括两个步骤,首先初始化 k 个聚类簇,将样本逐个指派到与其距离最近的中心的簇,得到一个聚类结果,然

基金项目: 东北林业大学国家级大学生创新创业计划训练项目(201810225177);中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2572017PZ10)。

作者简介: 张永剑(1997-),男,本科生,主要研究方向:机器学习、图像处理;任洪娥(1962-),女,博士,教授,博士生导师,主要研究方向:图像识别与智能控制。

通讯作者: 任洪娥 Email: nefu_rhe@163.com

收稿日期: 2020-01-18

后更新每个簇的样本的各个维度的均值,将其作为新的簇;重复以上过程,直至两次迭代中聚类簇不发生改变或者达到迭代次数停止算法。

K 均值聚类算法的具体流程如下:

输入 n 个 m 维的样本 X

输出 样本集合的聚类 C

(1) 类簇初始化,随机选择 k 个样本点作为初始聚类中心。

(2) 对样本进行聚类。

(3) 计算新的聚类中心。

(4) 重复 2、3 步,直至迭代收敛或符合停止条件。

虽然 K 均值算法具有简洁、时间复杂度较低的优点,但不能保证收敛得到全局最优解,而且对初始聚类簇比较敏感。聚类簇在聚类的过程中会发生移动,但是往往不会移动太大,因此选择不同的初始聚类中心,经常会得到不同的聚类结果。

1.2 粒子群优化算法

粒子群优化算法的思想源于对鸟或鱼群捕食行为的研究,Eberhart 和 Kennedy 在 1995 年提出^[10]。通过模拟鸟群飞行觅食之间的行为,鸟群之间通过集体协作使群体达到最优目的^[11]。

在粒子群算法中,每个粒子都有速度 v 和位置 x 两个属性, x 代表粒子移动的快慢, v 代表粒子移动的方向。每个粒子搜索的最优值成为个体极值,粒子群中最优的个体极值称为当前全局最优值。算法不断迭代,更新每个粒子的速度和位置以及全局最优值,最终得到满足适应度 (*fitness*) 或迭代次数的最优值。

在 N 维问题空间中,第 i 个粒子速度更新公式(1)如下:

$$v_{k+1}^i = v_k^i + c_1 r_1 (p_k^i - x_k^i) + c_2 r_2 (p_k^q - x_k^i). \quad (1)$$

其中, v_k^i 为粒子当前速度; r_1, r_2 为 0-1 之间的随机数; c_1, c_2 是系数; x_k^i 为粒子当前位置, p_k^i 为当前粒子的历史最优位置, p_k^q 为全局历史最优解。

第 i 个粒子的位置更新公式(2)为:

$$x_{k+1}^i = x_k^i + v_{k+1}^i. \quad (2)$$

1.3 基于粒子群优化的 K 均值聚类算法

K 均值聚类算法对初始化聚类中心比较敏感,而且容易陷入局部最大值,因此,本文提出了一种 PSO 的 K 均值聚类算法,首先利用 PSO 算法寻找两个像素粒子,作为 K 均值聚类算法的初始聚类簇中心,然后 K 均值聚类算法根据初始聚类中心进行聚类,得到最终的分割后的图像。

在进行图像分割时,待分割的每一幅图像可以

看作是具有 n 维空间向量的像素点集合 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ ^[12]。随机选取像素点集 X 中的 m 个像素点作为初始聚类中心, c_j 为第 j 个聚类中心。确定 m 个聚类中心后,将像素点集 X 中剩余像素点分配到 m 个类中。粒子 i 的适应值用 f_i 表示,其计算公式(3)如下^[13]:

$$f_i = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n \|x_i - c_j\|^2. \quad (3)$$

粒子平均适应值用 f_{avg} 表示,其计算公式(4)为:

$$f_{avg} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_i. \quad (4)$$

粒子群的收敛程度可用粒子群的适应性 (*fitness*) 变化来表示。设 var 为粒子群适应度方差,其计算公式(5)如下:

$$var = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_i - f_{avg})^2. \quad (5)$$

在葡萄图像聚类分割过程中,将葡萄果穗视为前景,其余视为背景,因此可以设置初始聚类数目 $k = 2$ 。聚类准则如下: x_i 为第 i 个像素点, c_j 为第 j 个聚类中心,当 $\|x_i - c_j\| = \min \|x_i - c_k\|$, $k = 1, 2, \dots, m$ 时,将 x_i 分配到第 j 类。

算法流程如下:

(1) 种群初始化:随机选取 2 个像素点作为初始聚类中心,将剩余的像素点按照聚类准则分配给这 2 个聚类中心。

(2) 根据公式(3)计算每个粒子的 *fitness*,同时计算每个粒子的个体极值和全局最值。

(3) 根据公式(1)、(2)更新粒子的速度和位置。

(4) 以更新后的粒子为聚类中心,对种群进行 K 均值聚类,并分别计算每个像素点的适应度值。

(5) 判断当前种群适应度方差是否低于某个阈值(说明种群已经收敛)或者达到最大迭代次数,如果是,算法结束;否则转向(3)。

2 葡萄图像分割

2.1 图像预处理

为了解决相机拍摄的图像光线分布不均匀、整体图像过明或过暗的问题,如图 1 所示。首先采用伽马变换,增强图像对比度,之后采用中值滤波进行降噪处理。中值滤波法是一种非线性平滑滤波,它将窗口中心的像素点的像素值设为该窗口内所有像素值的中值^[14]。经过上述处理后,原始图像的噪声降低,光照更加均匀,改善了图片质量,如图 2 所示,为下一步分割实验处理做好了准备。



图 1 原始葡萄图像 图 2 预处理后的图像

Fig. 1 The original grape image Fig. 2 The image after preprocessing

2.2 颜色空间转换

目前 RGB、HSV (HIS)、Lab、以及 YCrCb 等颜色模型被广泛应用于图像处理。多数葡萄图像分割实验采用了 RGB 和 HSV 颜色空间模型。相对于 RGB 空间,HSV 空间能够非常直观的表达颜色的明暗、色调以及鲜艳程度,方便进行颜色的对比及分割。HSV 中的 H、S、V 分别代表了色相、饱和度和明度。本文采用的是普通数码相机拍摄的葡萄果穗图像,属于 RGB 颜色空间模型,利用公式(6)由 RGB 到 HSV 进行转换

$$R' = R/255, G' = G/255, B' = B/255$$

$$C_{max} = \max(R', G', B'),$$

$$C_{min} = \min(R', G', B'),$$

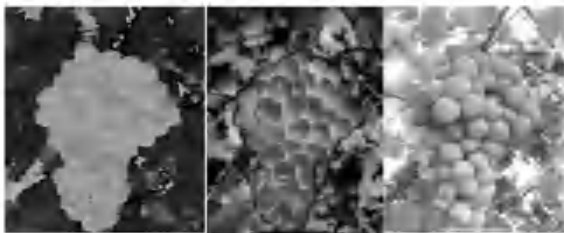
$$\Delta = C_{max} - C_{min}$$

$$V = C_{max}$$

$$H = \begin{cases} 0^\circ, & \Delta = 0; \\ 60^\circ \times \left(\frac{G' - B'}{\Delta} \text{mod} 6 \right), & C_{max} = R'; \\ 60^\circ \times \left(\frac{B' - R'}{\Delta} + 2 \right), & C_{max} = G'; \\ 60^\circ \times \left(\frac{B' - G'}{\Delta} + 4 \right), & C_{max} = B'. \end{cases}$$

$$S = \begin{cases} 0, & C_{max} = 0; \\ \frac{\Delta}{C_{max}}, & C_{max} \neq 0. \end{cases} \quad (6)$$

图 2 转化为 HSV 颜色空间后,H、S、V 分量如图 3 所示:



(a) H 分量 (b) S 分量 (c) V 分量

(a) H components (b) S components (c) V components

图 3 H、S、V 分量

Fig. 3 H、S、V components

由实验图像可知,H 分量下,葡萄图像与背景颜色差异较大,因此,采用 H 分量作为分割输入图像。

2.3 葡萄图像分割过程

将图 2 的 H 分量作为输入图像,利用公式(2)、(5)进行种群初始化,依据公式(3)进行图像聚类,执行算法(1)~(5),得到算法处理后的图像,将处理后的图像二值化处理。由于聚类二值化处理后的图像仍存在一些细小连接及孔洞,因此,要对图像进行形态学开运算消除孔洞,最终得到分割后的葡萄果穗图像。

3 实验结果与分析

3.1 实验环境

计算机的处理器为 Intel (R) Core (TM) i5 - 7200U, @2.5 GHz 2.7 GHz, 内存为 8GB。佳能 50D 数码相机。软件运行环境:64 位 Windows 操作系统,算法在 Python 3.6 下实现。

本文所用采集图像包括顺光、逆光下的自然葡萄果穗图像。选取了 40 幅不同背景、不同生长形态的葡萄果穗图像作为实验图像。

3.2 实验结果分析

为了验证本文算法,选取葡萄图像,光照条件均为晴天逆光、没有套袋、背景较为复杂,如图 4 所示;分别采用本文算法、传统 K 均值聚类算法和 Canny 算法进行图像分割。三种算法的分割结果如图 5 所示。



图 4 原始图像

Fig. 4 The original image



(a) 本文算法

(a) Our Algorithm



(b) Canny 边缘检测

(b) Canny EdgeDetection



(c) 传统 K-means

(c) Traditional K-means Algorithm

图 5 算法分割结果

Fig. 5 Segmentation results

从分割效果来看,Canny 边缘检测效果最差,在有叶子遮挡或者复杂背景情况下,不能检测出葡萄果穗完整轮廓,传统 K 均值聚类算法能有效检测识别葡萄果穗轮廓,但有少量像素点丢失,还存在将背景错分为前景的情况;基于 PSO 优化的 K 均值聚类分割算法则可以有效识别出葡萄果穗,轮廓较为完整,边缘清晰,误分率明显低于传统聚类算法,分割结果优于其余另外两种算法。

图像的分割效果可用自动分割与手动分割的匹

配率、错分率以及准确率来评价。匹配率越高,错分率越低,准确率越高,分割效果就越好。定义如下:匹配率 = $[(M_1 - |M_2 - M_1|) / M_2] \times 100\%$;错分率 = $[(M_2 - M_1) / (m \times n)] \times 100\%$;准确率 = 匹配率 - 错分率^[15]。其中, M_1 为自动分割图像的目标像素值, M_2 为手动分割图像的目标像素值, m, n 分别为图像的宽度和高度。表 1 展示了 20 幅葡萄图像,分别采用传统 K 均值聚类算法和本文算法分割得到的匹配率、错分率以及准确率。

表 1 实验分割结果分析 (%)

Tab. 1 Experimental segmentation results analysis

图片编号	传统 K-means 算法			本文算法		
	匹配率	错分率	准确率	匹配率	错分率	准确率
IMG01	85.25	11.20	74.05	90.76	5.20	85.56
IMG02	89.36	9.63	79.73	91.23	8.54	82.69
IMG03	90.25	7.89	82.36	94.69	0.25	94.44
IMG04	77.21	19.36	57.85	84.36	10.35	74.01
IMG05	86.36	8.69	77.67	90.78	4.52	86.26
IMG06	84.25	3.36	80.89	89.41	2.74	86.67
IMG07	88.96	1.23	87.73	92.14	1.02	91.12
IMG08	78.60	15.36	63.24	82.36	14.97	67.39
IMG09	87.69	16.69	71.00	88.14	12.45	75.69
IMG10	91.25	0.59	90.66	93.61	1.25	92.36
IMG11	89.36	2.56	86.80	90.58	1.47	89.11
IMG12	85.74	1.58	84.16	90.70	1.69	89.01
IMG13	91.33	14.58	76.75	93.19	9.10	84.09
IMG14	79.25	6.52	72.73	86.48	4.12	82.36
IMG15	92.36	0.36	92.00	93.62	0.25	93.37
IMG16	93.16	12.99	80.17	91.30	9.86	81.44
IMG17	84.12	18.26	65.86	89.23	10.60	78.63
IMG18	86.26	14.98	71.28	90.26	7.54	82.72
IMG19	93.78	0.98	92.8	94.76	1.25	93.51
IMG20	90.32	1.21	89.11	90.58	0.99	89.59

由表 1 可知,采用本文算法得到的匹配率和准确率明显高于传统聚类算法,对葡萄图像分割效果比较理想。

4 结束语

为解决 K 均值聚类算法不能保证收敛得到全局最优解,而且对初始聚类中心比较敏感的问题,本文提出了一种基于粒子群优化的改进 K 均值聚类算法的图像分割算法,利用粒子群算法初始化聚类中心,在此基础上进行聚类图像分割。实验结果表明,此算法分割效果较好,准确度较高,优于 K 均值聚类等传统分割算法。

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
- [2] ZHANG K, ZHANG L, LAM K M, et al. A Level Set Approach to Image Segmentation With Intensity Inhomogeneity[J]. IEEE

Transactions on Cybernetics, 2017, 46(2):546-557.

- [3] 刘智杭,于鸣,任洪娥. 基于改进 K 均值聚类的葡萄果穗图像分割[J]. 江苏农业科学,2018,46(24):239-244.
- [4] 刘媛媛,王跃勇,于海业,等. 基于多阈值图像分割算法的秸秆覆盖率检测[J]. 农业机械学报,2018,49(12):27-35+55.
- [5] BADRINARAYANAN V, KENDALL A, CIPOLLA R. Segnet: A deep convolutional encoder-decoder architecture for image segmentation[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2017, 39(12):2481-2495.
- [6] 雷涛,张肖,加小红,等. 基于模糊聚类的图像分割研究进展[J]. 电子学报,2019,47(08):1776-1791.
- [7] 吴迪,刘伟峰,胡胜,等. 基于 Lab 空间的 K 均值聚类彩色图像分割[J]. 电子科技,2017,30(10):29-32.
- [8] 徐黎明,吕继东. 基于同态滤波和 K 均值聚类算法的杨梅图像分割[J]. 农业工程学报,2015,31(14):202-208.
- [9] 吕小莲,吕小荣,张祖立. 基于颜色特征的番茄图像分割算法的研究[J]. 农机化研究,2010,32(1):30-32+36.
- [10] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of ICNN '95 - International Conference on Neural Networks. IEEE, 1995, 4: 1942-1948. (下转第 88 页)