

基于同态滤波和改进 K-means 的 苹果分级算法研究

Research on apple classification algorithm based on homomorphic filtering and improved K-means algorithm

王阳阳 黄勋 陈浩 黄伦 雷扬博

WANG Yang-yang HUANG Xun CHEN Hao HUANG Lun LEI Yang-bo

(陕西科技大学, 陕西 西安 710021)

(Shaanxi University of Science and Technology of Shaanxi Province, Xian, Shaanxi 710021, China)

摘要: 针对苹果在分级的过程中, 光线不均所导致的表面反光和阴影问题, 利用同态滤波和改进的 K-means 算法予以解决。同态滤波前, 将苹果图像由 RGB 空间转换到 HSV 空间, 再对 HSV 空间的 V 分量进行同态滤波增强, 最大限度地削弱光线不均带来的影响; 对传统 K-means 聚类算法, 新增加距离度量方法、确定聚类数目和初始中心点, 能较好地去除苹果阴影对图像分割的影响。从大小、果形、质量、颜色、缺陷 5 个方面对陕北富县的秦冠苹果进行分级, 分级成功率达到 97%。利用同态滤波算法结合改进的 K-means 算法来对苹果图像进行处理, 能够大大提高苹果分级的准确性。

关键词: 苹果; 分级; 同态滤波; 改进 K-means 算法

Abstract: Homomorphic filtering and improved k-means algorithm were used to solve the problem of apple surface reflection and apple shadow caused by uneven light during apple grading. Before homomorphic filtering, the apple image was converted from RGB space to HSV space. Then the V component of HSV space was enhanced by homomorphic filtering to minimize the impact of uneven light. For the traditional K-means clustering algorithm, distance measurement method, determination of clustering number and initial center point were newly added, which can better remove the influence of apple shadow on image segmentation. The Qin Guan apples in Fu Xian county of northern Shaanxi were classified from five aspects, such as size, shape, quality, color and defect. Compared with the artificial and mechanical classification, the classification success rate reached 97%. Using homomorphic filtering algorithm and improved k-

means algorithm to process apple images can greatly improve the accuracy of apple classification.

Keywords: apple; grading; homomorphic filtering; improved K-means clustering method

在对苹果进行分级的过程中, 由于 LED 光源的位置不当, 采集到的图像会有阴影伴随, 而一般的图像分割方法只能去除多余背景而不能将阴影去除掉。目前关于苹果图像的阴影问题已有报道, 但相关研究普遍通过颜色来进行阴影分割的, Cucchiara 等^[1]将 RGB 空间的图像转化到 HSV 空间, 通过对亮度、色度分量的分离, 大致确定阴影的范围; 刘艳丽等^[2]利用 $C_1C_2C_3$ 色彩空间发现, C_3 通道中阴影区域与背景和目标的差异较大, 结合马尔科夫随机场和信任传导算法, 扩展阴影区域再进行分割, 但是效果不佳; Sun 等^[3]使用 $C_1C_2C_3$ 色彩空间的光照不变性以及 HIS 彩色看空间中的色度、亮度来对于图像的阴影进行分割, 分割过程中因为没有区分前景和背景, 分割效果不明显; Qu 等^[4]提出一种基于正交投影的彩色图像分解方法, 可以将单幅图像分解为本来图像以及光照图像。以上算法虽然都有一定的分割效果, 但是分割的图像会有部分信息丢失且目标和阴影部分的边缘分割不理想, 不能达到预期效果。

聚类算法可以融合多种特征, 利用各个特征之间的距离来对目标进行分割, 是常用的一种分割算法。研究拟采用改进 K-means 聚类的方法, 对苹果图像的背景和阴影进行分离, 以期去除苹果阴影对图像分割的影响。

1 材料与方法

1.1 材料与设备

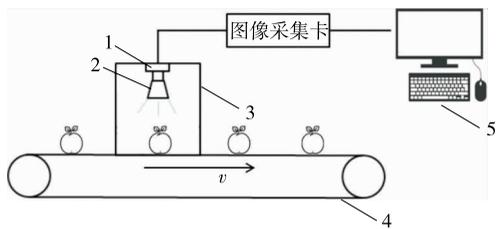
苹果: 陕北富县的秦冠苹果。苹果分级系统组成见图 1, 所用相机为 CCD 相机; 传送带颜色为白色, 长度为

作者简介: 王阳阳, 女, 陕西科技大学在读硕士研究生。

通信作者: 黄勋(1968—), 男, 陕西科技大学副教授, 博士。

E-mail: 345937948@qq.com

收稿日期: 2019-08-12



1. 视觉传感器 2. 环形光源 3. 暗箱 4. 传送带 5. 计算机
图 1 苹果在线分级系统

Figure 1 Apple online grading system

1 500 mm;光源采用 LED 光源;暗箱尺寸为 800 mm×1 000 mm。

检测流程为:在传送带的驱动作用下,苹果与传送带运行方向一致,经过暗箱时内部的 3 个视觉传感器分别从上方和两个侧面对苹果进行拍照,保证每个苹果表面信息 85% 以上可以一次性被采集到;图像采集完成后,将采集的 3 张不同角度的图像通过图像采集卡传输给计算机进行处理,通过软件编程来完成图像的预处理,之后按照标准提取苹果的 5 个特征参数,分别从果实的大小和形状、表面颜色以及病虫害缺陷等特征进行苹果的等级划分,完成苹果自动分级过程。苹果分级算法流程如图 2 所示。

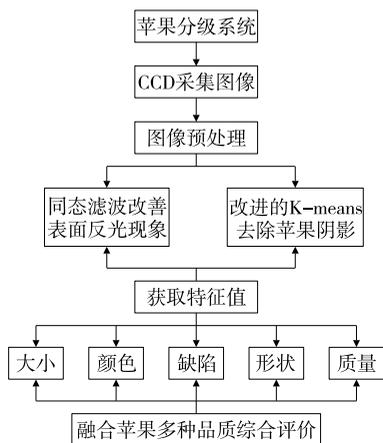


图 2 苹果分级算法流程图

Figure 2 Apple grading algorithm flow chart

1.2 图像预处理

在苹果分级之前,应该对图像进行预处理来保证苹果图像与背景完全分离,同时应该保证苹果图像的信息特征更加明确。采用同态滤波算法来改善光线不均造成的苹果表面反光现象,再通过传统的 K-means 算法去除背景里面掺杂的苹果阴影,同时对苹果背景进行分割以便特征提取。光线不均导致表面反光的苹果图像和带有阴影的苹果图像如图 3、4 所示。

1.2.1 利用同态滤波来对图像进行光照补偿 由于 LED 光源光线不均以及相机摆放位置不当等原因,视觉传感



图 3 表面反光的苹果图像

Figure 3 Surface reflective apple image



图 4 带有阴影的苹果图像

Figure 4 Apple image with shadow

器采集到的苹果图像表面会出现明暗不均。同时苹果表皮光滑,在光照不均时极易发生镜面反射现象。因此,需对光照不均的现象进行消减以利于苹果图像分割以及苹果特征提取。

1.2.2 RGB 向 HSV 颜色空间转换 在 RGB 颜色空间中,任何色光都可由 RGB 分量 R、G、B 不同的取值来表示,而且 RGB 的颜色空间是不均匀的,3 个分量 R、G、B 之间分别具有较强的相关性。要使苹果图像的亮度增加,苹果图像的其他两个分量信息会发生同样的变化,所以采用 RGB 模型对苹果图像的亮度进行增加会造成其他信息的变化,这一方法是不可行的。HSV 空间相对于 RGB 空间来说,它更像是人眼所看到相对真实的颜色,饱和度中包含着苹果图像的大部分相关的颜色信息,且明度变化基本不会引起色度以及饱和度的变化。因此在同态滤波之前,先将苹果图像由 RGB 转到 HSV 颜色空间,在 HSV 空间中,只对其 V 分量增强,不改变 H 和 S 分量,从而达到对苹果图像的暗区域的亮度调节,对苹果图像的质量进行增强。苹果图像的 HSV 及各个分量图像如图 5 所示。

1.2.3 同态滤波 同态滤波是一种典型的非线性滤波系统,能够在频域中对图像对比度进行增强和对图像进行压缩从而提高图像亮度的方法。同态滤波器能减少低频增加高频,从而减少光照变化对图像的影响并对图像的边缘细节进行锐化^[5]。因此可通过使用同态滤波的方法

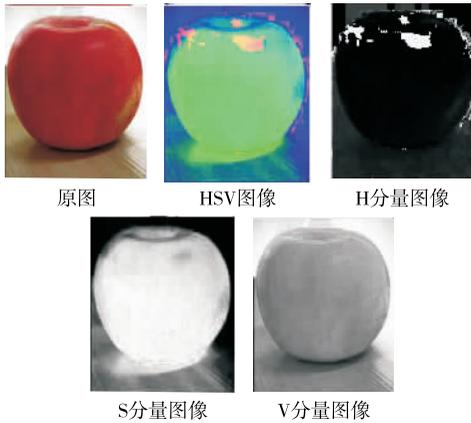


图5 苹果图像的 HSV 及各分量图像

Figure 5 HSV and individual component images of apple images

来消除光线不均引起的苹果表面反光现象。一副图像的灰度由 LED 光源的照射分量 $i(x, y)$ 与苹果表面的反射分量 $r(x, y)$ 合成,其数学模型^[6]为:

$$f(x, y) = i(x, y)r(x, y), \quad (1)$$

式中:

$i(x, y)$ ——LED 光源的光照均匀程度;

$r(x, y)$ ——图像的内容及细节特点(随着图像细节变化在空间上迅速变化)。

如图 6 所示,同态滤波在应用过程中,首先对苹果图像的照射分量两边取对数,然后进行 Fourier 变换,得到线性组合的频率域,再通过压制低频能量来降低动态范围并且通过提高高频来增强图像对比度。最后进行反变换,运算后得到已经处理过的图像^[7]。同态滤波处理后的图像如图 7 所示。

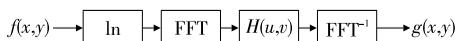


图6 同态滤波流程图

Figure 6 Homomorphic filtering flowchart



V分量图像 V分量同态滤波增强后图像 经过同态滤波的RGB图像

图7 同态滤波处理后的图像

Figure 7 Homomorphic filtered image

1.3 图像分割

1.3.1 颜色空间转换 将已经完成同态滤波的苹果样本图像从 RGB 颜色空间转换到 Lab 颜色空间。由于 L 是指一副图像中的亮度,背景颜色与苹果的颜色之间没有较大的差别,因此在分割背景与苹果图像时不考

虑其中的 L 分量,然而在苹果图像的 a、b 分量中,苹果图像的阴影与图像本身并没有区分开来,背景与苹果图像、苹果阴影之间的差异大,容易区分^[8]。因此在分割苹果图像和背景过程中,利用 a、b 分量来实现背景与苹果图像的分割。同态滤波后的 Lab 图像如图 8 所示。

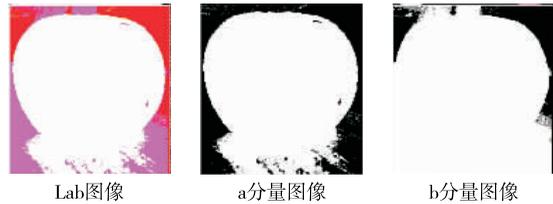


图8 同态滤波后的 Lab 图像

Figure 8 Homomorphic filtered Lab image

1.3.2 基于传统的 K-means 算法优化 目前 K-means 算法被广泛地应用于模式识别、机器学习和数据挖掘等方面,通常情况下 K-means 算法拥有简易、效率高、容易理解、高性能以及可拓展性好等优势^[9]。首先使用 K-means 算法对同态滤波后的图像进行处理,发现虽然经过处理后的图像能够去除大部分的阴影,但在苹果图像与阴影交汇的细节方面效果不理想,会影响后续的苹果图像特征提取。因此为了更好地分割苹果图像与苹果阴影,在传统的 K-means 算法基础上进行改进。

(1) 利用马氏距离替代欧式距离:K-means 算法通常采用欧式距离来进行距离测量,然而欧式距离不能明确地区分出不同样本之间的联系与区别,在实际的应用过程中不能够满足需求^[10]。对比于欧式距离,马氏距离考虑了各个样本之间的关系,并且各个样本具有独立的测量特性^[8]。为更好地解释各个样本间的相关性,利用马氏距离来代替传统的欧式距离来衡量距离的相似度。

(2) 确定聚类个数 P:DBI 指标评价对于 K 值来说是至关重要的。DBI 指数是一个使用类簇内数据的紧密情况来评价聚类算法聚类效果好坏的度量指标,是计算类内的距离之和与类间的距离之和的比值,本质上属于内部评估。DBI 值的计算步骤为^[9]:

① 假设待测样本中描述第 i 类内的数据集合分散程度的分散度值为 S ,且其可由式(2)计算得到。

$$S_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} \|x_j - \bar{x}_i\|, \quad (2)$$

式中:

N_i ——第 i 类内数据的数目;

x_j ——对应的数据点;

\bar{x}_i ——第 i 类的质心。

② 第 i 类的质心与第 j 类的质心间的欧式距离为 D ,其表达式为:

$$D_{ij} = \|\bar{x}_i - \bar{x}_j\|, \quad (3)$$

式中:

D_{ij} ——样本 i 到样本 j 的欧式距离；

\bar{x}_j ——第 j 类的质心；

\bar{x}_i ——第 i 类的质心。

③ 令 i 和 j 间的相似度值为 R ，利用分散度和欧式距离的相互关系可以得到：

$$R_{ij} = \frac{S_i + S_j}{D_j} \quad (4)$$

式中：

R_{ij} ——样本 i 和样本 j 之间的相似度；

S_i ——样本 i 的分散度；

S_j ——样本 j 的分散度；

D_j ——样本 j 的欧式距离。

④ DBI 的值即是全部分类(各个分类和其他分类之间)的最大相似度的平均值,可由式(5)得到。

$$DBI = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \max_{j:i \neq j} R_{ij} \quad (5)$$

式中：

R_{ij} ——样本 i 和样本 j 之间的相似值；

K ——聚类个数；

DBI——全部分类的最大相似度的平均值。

聚类过程中当每次得到一个新的聚类中心,应该计算当下时刻的 DBI 值,并与之前的 DBI 值比较,当结果出现当下时刻的 DBI 值大于之前的 DBI 值时,证明此时进行了新的分类,如果与预测结果相反时,此时应该排除新的分类,结束这一过程。

(3) 初始聚类中心点选择:第一个初始聚类的中心点是选择样本中密度最大的点,第二个初始聚类中心点选择与第一个聚类中心距离最大的点,同理,距离最近的数据点都可以算作同一类簇^[10]。通过这种方法选取各个聚类中心点,能够克服传统算法在聚类中心点选取过程中点的重复问题。

选择聚类中心点的步骤为:计算各个样本点的数据密度,找出其中密度最大的点作为首个聚类中心点 K_1 ,算出样本中其他点到首个聚类中心点 K_1 之间的马氏距离,其中马氏距离最大的数据点成为下一个聚类中心点,按照以上的方法,当找到第 K 个聚类中心点时结束。传统的 K-means 算法分割结果如图 9 所示,改进后的 K-means 算法分割结果如图 10 所示。



图 9 K-means 算法分割结果

Figure 9 K-means algorithm segmentation result



图 10 改进的 K-means 算法分割结果

Figure 10 Improved K-means algorithm segmentation results

1.4 图像特征提取

GB/T 10651—2008 苹果的外观品质等级指标主要包括苹果大小、果形、缺陷等,通常分为优等品、一等品、二等品和等外品。但目前还没有针对质量的无损检测方法,通过建模研究苹果大小和苹果质量之间的关系,新增机器视觉的苹果质量检测,提高了苹果分级的准确性。

1.4.1 苹果大小参数提取 视觉传感器捕获到的苹果图像经过同态滤波和改进的 K-means 算法后得到正面苹果图像,从正面苹果图像中来获得苹果大小的参数。找到苹果的外部轮廓才能提取苹果图像的大小特征参数,通

常用 Sobel、Canny 算子来实现图像的边缘提取,但是这种方法会对图像信息中的一些噪声敏感,在提取苹果轮廓时选取逐像素遍历法,先对正面图像进行二值化,后遍历寻找并标定图像中阈值变化较大的点,描绘这些点并计算其中心坐标,根据这个坐标计算轮廓到中心点的距离平均值,半径的 2 倍即为所求苹果的轮廓。分割后的苹果边缘提取图像如图 11 所示。

1.4.2 苹果的颜色参数提取 GB/T 10651—2008 明确规定优等品的红色着色比例 90% 以上,一等品 80% 以上,二等品 55% 以上。红色着色比例可以看作是苹果图

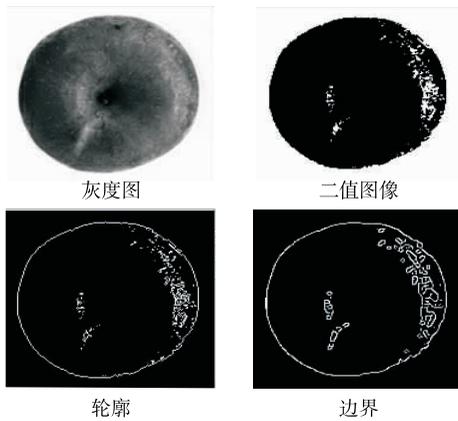


图 11 分割后的苹果边缘提取图像

Figure 11 Segmented apple edge extraction image

像中的红色占整个苹果像素点的面积的比值,但是从红色着色比例并不能反映苹果的整体颜色特征,还需要考虑整个苹果表面的红色分布是否均匀,由于光照不均或者是叶子遮挡的原因造成的一半红色一半绿色,显然是不符合要求的。所以应该将红色着色比例和红色是否分布均匀结合起来对苹果的颜色进行等级划分。

1.4.3 苹果缺陷特征提取 受自然环境条件的影响和制约,苹果的表面特征导致苹果图像的灰度值中间高两边低,苹果的形状也是千奇百怪,人工分级的难度太大,无法正确地对苹果的缺陷进行分级。通过计算机对相机采集到的 3 幅苹果图像进行反复的计算,寻找像素为 0 的点并计算像素面积,得到缺陷的位置以及缺陷的面积大

小;通过反复扫描将苹果图像中的全部缺陷数目和全部缺陷面积进行累加,得到苹果图像中全部的缺陷面积和数目,苹果的缺陷特征通过缺陷数目加上缺陷面积来对缺陷苹果进行等级划分。

1.4.4 苹果的形状参数分析 在进行苹果的形状分级过程中,已知苹果中心点对应的坐标,对苹果图像进行轮廓提取,找出横纵坐标与重心点相同的两个点。通过两点之间的距离公式,求出两点到苹果重心点之间的距离,苹果横径与纵径比值即为两者距离的比值,比值与 1 的差值越小,苹果的形状越接近于圆形,苹果等级也就越高。

1.4.5 苹果质量参数提取 机器视觉是不能直接通过苹果图像得到苹果的质量,但对于苹果来说,体积越大质量越大。以视觉传感器采集的苹果上面和两个侧面图像来分析苹果的体积大小,通过测量上面相机采集到的苹果俯视图像得到苹果的俯视面积,提取苹果图像轮廓后其面积为去除背景的像素总数;通过侧面相机得到的苹果图像得到它的侧视周长,提取苹果图像轮廓后其周长为边界所有的像素之和,建立回归模型通过结合苹果图像的俯视面积以及它的侧视周长来计算苹果的质量。

2 结果验证与分析

GB/T 10651—2008 规定,苹果通常可以分为:优等苹果、一等苹果、二等苹果和次品苹果,以陕北富县的秦冠苹果作为试验对象,以苹果大小、形状、质量、表皮颜色及病虫害缺陷 5 个参数来进行等级划分,结果如表 1 所示。

表 1 通过多特征结合的苹果分级结果

Table 1 Apple grading results by multiple features

样本	样本数	人工分级		机器分级		试验方法	
		正确数	正确率/%	正确数	正确率/%	正确数	正确率/%
优等果	100	94	94	111	89	98	98
一等果	100	107	93	109	91	104	96
二等果	100	109	91	92	92	96	96
次品果	100	90	90	88	88	102	98
总计	400	400	92	400	90	400	97

采用试验方法对苹果样本等级进行在线检测,虽然分级成功且结果相对准确,但是还存在一定的误差,主要原因有以下几个方面:① 受到传送带运行过程以及 LED 光照不均等因素的干扰,采集到的图像既有噪声又有阴影,这对于后续苹果分级过程有一定的影响;② 由于分级装置相机位于上方和两个侧面,未采集苹果底部信息,可能导致将低等级苹果误判为高等级苹果;③ 利用苹果质量和体积大小的相关性来模拟苹果质量,存在一定的误差。

3 结论

利用相应的改进算法对苹果分级过程中遇到的反光

及阴影问题进行处理,大大增加了苹果分级的准确率。利用同态滤波算法对光源照射不均产生影响的苹果图像进行处理,结果显示同态滤波对图像的增强效果明显;采用改进的 K-means 聚类算法对苹果图像的阴影进行去除并完成图像分割,能基本消除光源照射下的阴影对苹果图像分割的影响。

研究的不足之处在于图像特征提取过程中,仅提到了苹果面积与苹果质量呈正相关,没有具体给出苹果质量与苹果面积的关系式,这将是后续研究的一个关键点。

(下转第 112 页)