

温室环境下红掌图像拼接算法*

张凯 耿长兴 张二鹏 曲峰 张俊雄 李伟
(中国农业大学工学院, 北京 100083)

摘要: 研究了非结构环境复杂背景下图像拼接方法,实现了温室环境下红掌图像的拼接。以温室自然光照环境下随机垄地为研究对象,提出先采用 $2G-R-B$ 算法提取红掌、再采用 SIFT 算法进行图像特征匹配的方式,并对使用 SIFT 算法的图像拼接算法进行了改进,大大降低了原拼接算法在高噪声环境下的运算量及处理时间,实现了高噪声环境下红掌图像快速有效的拼接。在智能对靶施药系统的基础上进行实验,结果表明,所提出的方法拼接速度为 0.083 s,误判率为 7.3%。

关键词: 红掌图像 温室 自动拼接 SIFT 算法 特征匹配

中图分类号: S126 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2013)04-0223-05

Anthurium Image Mosaicing Algorithm in Greenhouse Environment

Zhang Kai Geng Changxing Zhang Erpeng Qu Feng Zhang Junxiong Li Wei
(College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: An image stitching method in the complex environment of non-structural context was studied. The anthurium image mosaicing under greenhouse environment was achieved. A random ridge by natural light environment in greenhouse was researched. An anthurium image stitching method based on SIFT only was improved by using a method that extracting anthurium by a $2G-R-B$ method firstly, and registering image by SIFT method secondly. The proposed method can greatly reduce the computation and processing time under high-noise environment. And a quickly and efficiently anthurium extraction method under high-noise environment was achieved. Experiments were carried on intelligence target spaying system. The results showed the mosaic time-consuming was 0.083 s and false positive rate was 7.3%.

Key words: Anthurium image Greenhouse Automatic mosaicing SIFT algorithm Feature matching

引言

在智能对靶施药系统中,对病害进行图像采集识别时,由于垄地较宽,如果摄像机要完全采集整个垄地的图像,摄像机和目标垄地之间需要有一定的距离;但是考虑到农药喷洒效果及实际垄地宽度,摄像机可以拍摄到喷杆覆盖的整个区域所需的高度是不可能实现的。如果采用全局摄像机对温室监控,无疑增加了成本,而且由于全局摄像机距离植株太高,分辨不出病害初期的细微特征及叶片上的小病斑,造成无法精准对靶施药,因此必须扩大病害识别

过程中摄像机的视野。如采用图像拼接方式可以完整拼接出整块垄地的作物信息,保留细节信息,对于温室大棚的管理、智能施药机的精准对靶等都极具实用性^[1~3]。温室环境下,由于温室土地的稀缺性,需要在温室内尽量多的种植作物,以增加温室的产出,所以种植花卉的时候尽量密集种植,这样就造成了温室环境复杂多样。利用现有拼接算法,不能满足智能对靶施药系统要求。本文在温室红掌病害前提下,使用配准效果及融合效果的评价方法进行分析,提出一种快速可靠、可满足智能施药机实时性要求的图像拼接算法。首先将待拼接的源图像进行预

收稿日期: 2012-04-11 修回日期: 2012-06-10

* 国家高技术研究发展计划(863 计划)资助项目(SS2012AA041507)、中国博士后科学基金资助项目(2011M500450)、中央高校基本科研业务费专项基金资助项目(2012QJ119)和中国农业大学基本科研业务费研究生科研创新专项资助项目(2012YJ106)

作者简介: 张凯,博士生,主要从事计算机视觉和农业机器人技术研究,E-mail: zk188@189.cn

通讯作者: 李伟,教授,博士生导师,主要从事机器视觉及农业机器人技术研究,E-mail: liww@cau.edu.cn

处理,去除随机噪声,增强图像特征;再根据图像特征寻找源图像对应特征点之间的位置,进行特征点配准;然后进行图像拼接和区域融合,消除拼接痕迹^[4-8]。

1 SIFT 算法原理

1.1 SIFT 特征算法

Lowe 提出的 SIFT 算法^[9-10] 主要包括 4 个步骤:

(1) 尺度空间极值点检测,获得尺度不变性。SIFT 使用高斯差分 (Difference of Gaussian, DoG) 尺度空间,由相邻尺度高斯差分核与输入图像卷积而成。

$$D(x,y,\sigma) = I(x,y) ((G(x,y,k\sigma) - G(x,y,\sigma)) = L(x,y,k\sigma) - L(x,y,\sigma) \tag{1}$$

式中 D ——DoG 差分核

(x,y) ——图像空间坐标

σ ——尺度空间因子,取 1.6

G ——尺度可变高斯函数

k ——相邻尺度比率,取 1.26

I ——输入图像

L —— I 与高斯核的卷积

图 1 为 DoG 尺度空间的 3 个相邻尺度。在检测尺度空间极值时,图中标记为 Δ 的像素需要与包括同一尺度的周围邻域 8 个像素和相邻尺度对应位置的周围邻域 9×2 个像素总共 26 个像素进行比较,以确保在尺度空间和二维图像空间都检测到局部极值。

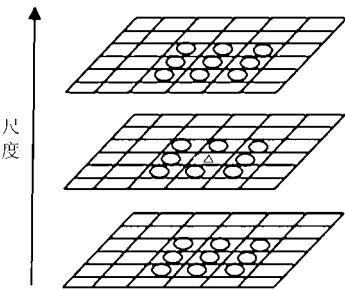


图 1 DoG 尺度空间局部极值检测
Fig. 1 Maxima and minima of DoG

(2) 为增强匹配算法的稳定性,提高抗噪声能力,对粗特征点过滤和精确定位以去除低对比度点和边缘响应点。采用泰勒级数展开 (最高至二次项),微分后求得极值位置,若极值处函数值的模小于某个阈值,判定当前极值点为低对比度点,予以去除。去除边缘响应点方法为

$$\frac{\text{Trace}(\boldsymbol{H})^2}{\text{Det}(\boldsymbol{H})} < \frac{(r+1)^2}{r} \tag{2}$$

式中 $\boldsymbol{H}$ —— 2×2 的 Hessian 矩阵

Trace($\boldsymbol{H}$)—— $\boldsymbol{H}$ 的迹
Det($\boldsymbol{H}$)—— $\boldsymbol{H}$ 行列式的值

r —— x 和 y 方向梯度比值,取 10

若满足式(2),则为非边缘点。

(3) 为特征点分配方向值,使算子具备方向不变性。首先以任意一个关键点为中心,用直方图统计邻域像素梯度方向,该方向即为该关键点方向。

(x,y) 处梯度的模值和方向公式分别为
$$m(x,y) = [(L(x+1,y) - L(x-1,y))^2 + (L(x,y+1) - L(x,y-1))^2]^{1/2} \tag{3}$$

$$\theta(x,y) = \arctan \frac{L(x,y+1) - L(x,y-1)}{L(x+1,y) - L(x-1,y)} \tag{4}$$

L 的尺度为每个关键点各自所在的尺度。

生成 SIFT 特征向量。首先将坐标轴旋转到关键点方向,以确保旋转不变性。如图 2 所示,以关键点为中心取 8×8 的窗口,每个小格代表关键点区域所在尺度空间的一个像素,箭头方向代表该像素梯度方向,此时一个关键点由 4 个种子点构成。在每个种子点的 4×4 子区域上计算 8 个方向梯度累加值,绘制梯度方向直方图,可形成 32 维的 SIFT 特征向量即特征描述符。实际计算中,为了增强匹配的稳健性,可使用 16 个种子点来描述,每个种子点有 8 个方向向量信息,这样对于一个关键点就会产生 128 个数据,即最终形成 128 维的 SIFT 特征向量。此时 SIFT 特征向量已去除尺度、旋转等几何变形因素影响,再将特征向量长度归一化,则可进一步去除光照变化影响。

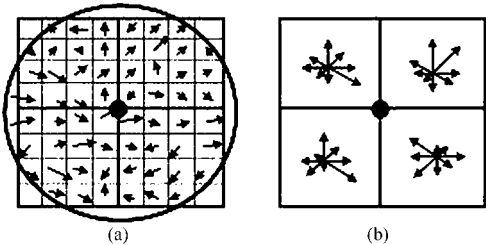


图 2 由特征点邻域梯度信息生成特征向量
Fig. 2 Creating SIFT descriptor from gradient information of neighborhood
(a) 邻域梯度方向 (b) 关键点特征向

(4) 特征匹配。当两幅图像的 SIFT 特征向量生成后,采用欧式距离作为两幅图像中关键点的相似性判定准则,当此距离小于某个阈值时就认为这两个点匹配成功。

1.2 SIFT 特征算法改进

实验表明,1.1 节所介绍的算法中,步骤(3)中算法复杂度较高,在整个算法中占用 80% 以上计算时间,严重影响算法实时性。为了提高实时性,先提取图像中的绿色植株,然后再使用 SIFT 特征算法的

方式,可大大加快匹配速度。具体改动步骤为:①提取绿色植株。②图像配准。③特征匹配。

对于获取到的图像,提取绿色植株算法很多,由于实验中杂草中也有一部分青草,单独使用 G 通道分量不能完全提取成功,造成后续匹配算法失败;根据图像分析,本文拟采用 $2G-R-B$ 方法提取,提取后的图像进行特征点匹配,这样使用 SIFT 算法提取后的特征点较少,匹配速度较快。

2 实验方法及分析

2.1 图像采集与预处理

随机选择温室中一垄地面作为研究对象,使用杭州海康威视数字技术股份有限公司生产的 DS-2CC1192P 型模拟监控相机、北京嘉恒中自图像技术有限公司生产的 OK_MC40B 型多路监控采集卡,在距离地面约 2 m 处,对红掌进行拍摄。两部监控相机均处于同一水平位置的喷杆上,拍摄图像时候,2 幅待拼接图像应有一定重叠(重叠像素数大于 20%),相机拍摄示意图如图 3 所示。采集图像分辨率均调整为 768 像素 $\times$ 576 像素,采集的原始图像存在噪声及特征不明显等问题,不利于后续处理,有必要进行噪声消除及图像增强等预处理。本文采用中值滤波法、灰度补偿及拉普拉斯锐化对图像进行预处理,预处理后的图像效果如图 4 所示。

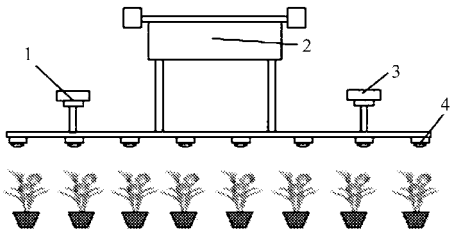


图 3 摄像机采集图像示意图
Fig. 3 Image acquisition methods
1, 3. 相机 2. 施药机 4. 喷头

2.2 图像配准

在图像配准过程中,一般选取左摄像机采集到的图像作为配准参考图像(图 4a),则右摄像机采集到的图像被称为搜索图像(图 4c)。图像配准是在参考图像上选取模板,让模板在搜索图像上有规则移动,计算模板与搜索图像之间相似度,与模板相似度最大的搜索图像位置作为最佳配准位置。图像配准是图像拼接的基础,也是最关键步骤。

SIFT 角点检测算法是基于尺度空间、对图像缩放、旋转甚至仿射变换保持不变性的图像局部特征描述算法,即尺度不变特征变化。通过 SIFT 算法从图像中提取的特征点可用于同一场景不同视角下的可靠匹配,提取的特征点对图像尺度和旋转保持不

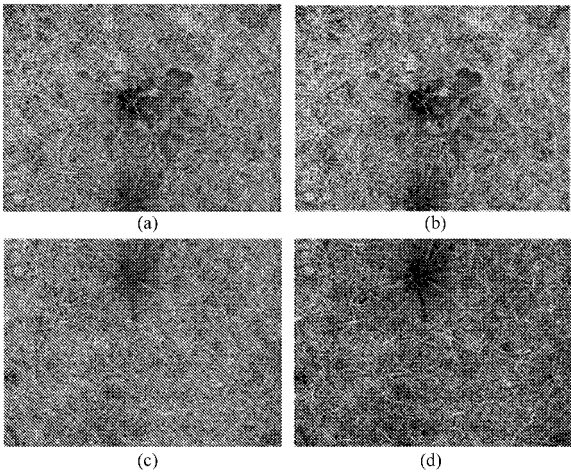


图 4 图像预处理
Fig. 4 Image preprocessing
(a) 待拼接图像一 (b) 图像一预处理后
(c) 待拼接图像二 (d) 图像二预处理后

变,具有很强的鲁棒性。SIFT 算法利用 2 幅图像中特征向量间的欧式距离相似性来判断特征点是否匹配。为提高特征点匹配稳定性,一般采用最近邻匹配法,即在左摄像机采集图像中取一个特征点,在右摄像机采集图像中找到与此特征点欧式距离最近的 2 个特征点,若最近距离与次近距离之比小于设定阈值为匹配。由于该方法计算量大,耗时多,一般不能直接用于实时匹配,而且误判较多。图 5 为图 4b、4d 直接进行 SIFT 算法配准后结果。由于本图像受地面杂草影响,特征点较多,使用 SIFT 图像提取特征点,共匹配到 5 737 个特征点,运算耗时 2.731 s,其中 866 个为误判特征点,误判率为 15.1%。

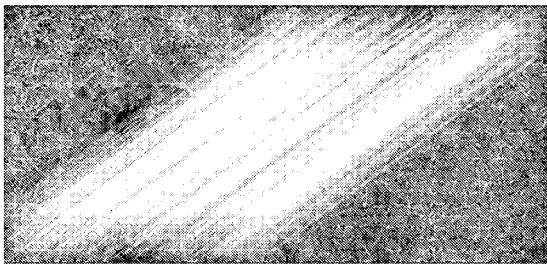


图 5 SIFT 算法图像配准
Fig. 5 Image registration based on SIFT

实际上,由于 SIFT 算法在匹配过程中,大部分时间消耗在杂草等的噪声干扰的配准中。本文采用一种改进的 SIFT 算法,采用近似计算,通过二值化的方法,先提取出绿色植株,再进行配准,以提高搜索效率。先采用计算 $2G-R-B > 100$ 提取绿色植株,因此配准得到的特征点具有较高的一致性,能够正确地提取尺度和视角变化较大的图像序列中存在的特征点,能有效克服输入图像中的噪声干扰大,但是对于边缘只有杂草等噪声的图像,有较明显的误

判,而且对于搜索图要求重叠区域较多。

图 6 为图 4b、4d 提取红掌后的图像,图 7 为采用本文提出的快速算法后图像配准情况,图像共匹配特征点 163 个,运算耗时 0.083 s,其中误判特征点 12 个,误判率为 7.3%。

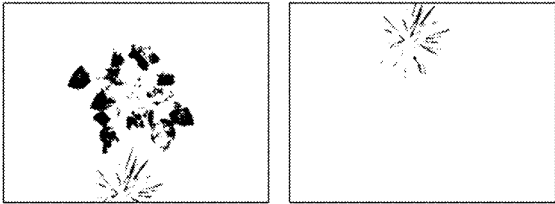


图 6 红掌提取
Fig.6 Anthurium extraction

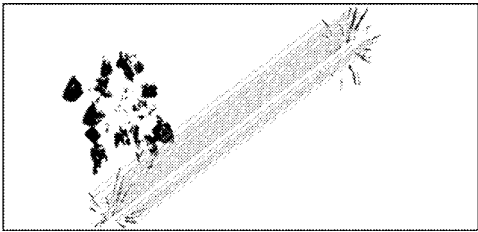


图 7 基于改进的 SIFT 算法图像配准
Fig.7 Image registration based on improved SIFT

图 8a 为采用直接 SIFT 算法提取的待拼接部分,图 8b 为本文改进算法提取的待拼接部分,从图中可以看出,两者提取部分完全一致,图像待拼接区域基本提取成功。

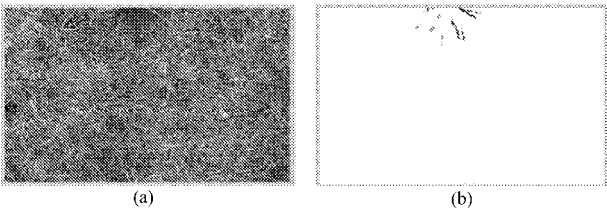


图 8 图像拼接区域
Fig.8 Image mosaicing area
(a) Lowe 的 SIFT 算法 (b) 本文改进算法

2.3 图像融合

总体来看,经过图像配准后,图像拼接工作基本完成,但是如果直接进行拼接,可能会出现拼接缝隙,本算法拟采用淡入淡出方法,即由前一幅图像重叠部分慢慢平滑过渡到第二幅图像。

令 $I_1(x, y)$ 、 $I_2(x, y)$ 、 $I(x, y)$ 分别表示配准参考图像、搜索图像和融合后图像在点 (x, y) 处的像素值,使用加权系数 $T(k)$,则融合图像各点的像素值为

$$I(x, y) = (1 - T(k))I_1(x, y) + T(k)I_2(x, y) \tag{5}$$

其中 $0 \leq T(k) \leq 1$ 。本算法中使用 $T(k)$ 的值为 0.95,使得图像过渡更为平滑。融合后的拼接图像如图 9 所示。由于 2 幅图像为 2 个相机拍摄,所以

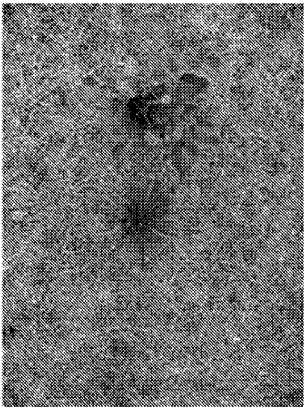


图 9 图像拼接结果
Fig.9 Result of mosaicing system

拼接后图像有一些方向、亮度、色度等的不一致。

2.4 实验结果与分析

不管采用 SIFT 算法,还是采用本文改进算法,对同一幅图像进行配准,均存在误判特征点,分析原因:2 个相机尽管调整得尽可能一致,但是由于受相机内部电路、曝光量等内部和外部参数不一致影响,还是有一定程度误判。采用改进算法后,匹配特征点大幅降低,运算速度明显提高。

为验证算法正确性,根据以上算法过程,使用 Matlab 编程实现了一个简单红掌图像自动配准拼接系统。程序运行在 P4 3.06 GHz CPU、1 GB 内存计算机下,该算法能基本实现图像的全自动配准和拼接,但是对于多幅图像连续拼接,会有一定的误差累积。由于 SIFT 算法本身的特性,本方法运算量依旧较大,但运算时间已经小于 0.1 s,已可以完成图像实时采集、实时拼接;算法具有较强的鲁棒性,拼接后图像区域融合较好。这意味着在智能对靶施药系统中,可以不必过多考虑摄像机的视野范围,从而进一步拓展了智能对靶施药机的垄内工作距离和垄间工作距离。

3 结束语

在对 SIFT 算法优化改进基础上,提出了一种适合温室非结构环境下的图像自动拼接算法,通过大量图像拼接实验结果表明,本文算法针对在温室非结构环境、复杂光照条件下,相机调校不完全一致、有大量背景噪声的图像有较完美拼接效果;即使在重叠部分较小和有运动物体遮挡等困难的环境下,也能成功进行拼接。本文算法跟其他算法一样也有局限性,即当重叠部分过小(重叠像素数小于 20%)和图像重叠区域没有绿色植株时,匹配特征点少且容易匹配失败或者拼接错误。因此下一步工作应该是:寻求一种速度更快的实时拼接算法;寻找一种更具鲁棒性的特征点改进算法。

参 考 文 献

1 耿长兴,张俊雄,曹峥勇,等. 基于色度和纹理的黄瓜霜霉病识别和特征提取[J]. 农业机械学报, 2011, 42(3): 170 ~ 174.
Geng Changxing, Zhang Junxiong, Cao Zhengyong, et al. Recognition and features extraction of cucumber downy mildew based on color and texture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(3): 170 ~ 174. (in Chinese)

2 耿长兴,张俊雄,曹峥勇,等. 温室黄瓜病害对靶施药机器人设计[J]. 农业机械学报, 2011, 42(1): 177 ~ 180.
Geng Changxing, Zhang Junxiong, Cao Zhengyong, et al. Cucumber disease toward-target agrochemical application robot in greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(1): 177 ~ 180. (in Chinese)

3 陈兵旗,郭学梅,李晓华. 基于图像处理的小麦病害诊断算法[J]. 农业机械学报, 2009, 40(12): 190 ~ 195.
Chen Bingqi, Guo Xuemei, Li Xiaohua. Image diagnosis algorithm of diseased wheat[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2009, 40(12): 190 ~ 195. (in Chinese)

4 周博,郑加强,周宏平. 树木图像拼接系统特征点匹配[J]. 农业机械学报, 2010, 41(10): 195 ~ 198.
Zhou Bo, Zheng Jiaqiang, Zhou Hongping. Tree image mosaicing system based on featured area matching[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2010, 41(10): 195 ~ 198. (in Chinese)

5 蔡丽欢,廖英豪,郭东辉. 图像拼接方法及其关键技术研究[J]. 计算机技术与发展, 2008, 18(3): 1 ~ 4.
Cai Lihuan, Liao Yinghao, Guo Donghui. Study on image stitching methods and its key technologies[J]. Computer Technology and Development, 2008, 18(3): 1 ~ 4. (in Chinese)

6 陈伟,刘丽. 结合角点特征与 SIFT 特征的加速图像匹配[J]. 计算机技术与发展, 2012, 22(1): 98 ~ 102.
Chen Wei, Liu Li. Combining corner and SIFT features to accelerate image matching[J]. Computer Technology and Development, 2012, 22(1): 98 ~ 102. (in Chinese)

7 李忠海,李申,崔建国,等. 基于快速 SIFT 特征提取的模板匹配算法[J]. 计算机工程, 2011, 37(24): 222 ~ 224.
Li Zhonghai, Li Shen, Cui Jianguo, et al. Template matching algorithm based on fast SIFT feature exteaction[J]. Computer Engineering, 2011, 37(24): 222 ~ 224. (in Chinese)

8 Friedman J H, Bentley J L, Frinkel Raphael R A. An algorithm for finding best matches in logarithmic expected time [J]. ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS), 1977, 3(3): 209 ~ 226.

9 Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91 ~ 110.

10 Gordon I, Lowe D G. What and where: 3D object recognition with accurate pose[J]. Toward Category-level Object Recognition, 2006, 30(12): 67 ~ 82.

~~~~~

(上接第 216 页)

8 闫学昆,陈英,张燕,等. 凸性颗粒构成的粘连区域的三类自动分离方法的对比分析[J]. 中国体视学与图像分析, 2011, 16(3): 237 ~ 242.  
Yan Xuekun, Chen Ying, Zhang Yan, et al. Comparative analysis on automated separation methods of clustered regions composed of convex particles [J]. Chinese Journal of Stereology and Image Analysis, 2011, 16(3): 237 ~ 242. (in Chinese)

9 吴忻生,刘洋,戚其丰. 基于凹性分析的粘连车辆分割[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(1): 344 ~ 347.  
Wu Xinsheng, Liu Yang, Qi Qifeng. Adhered vehicles segmentation based on concavity analysis [J]. Application Research of Computers, 2012, 29(1): 344 ~ 347. (in Chinese)

10 Grau V, Mewes A U J, Alcaniz M, et al. Improved watershed transform for medical image segmentation using prior information[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2004, 23(4): 447 ~ 458.

11 闫学昆,陈英,杜杰,等. 基于最短距离的粘连细胞分离点对的自动配对[J]. 中国体视学与图像分析, 2009, 14(3): 308 ~ 313.  
Yan Xuekun, Chen Ying, Du Jie, et al. Auto pairing of the separation pair-points in overlapping cells based on minimum distance [J]. Chinese Journal of Stereology and Image Analysis, 2009, 14(3): 308 ~ 313. (in Chinese)

12 傅蓉,申洪,陈浩. 基于凹点搜寻的重叠细胞图像自动分离的算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(17): 21 ~ 23.  
Fu Rong, Shen Hong, Chen Hao. Research of automatically separating algorithm for overlap cell based on searching concave spot [J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(17): 21 ~ 23. (in Chinese)

13 Bai X Z, Sun C M, Zhou F G. Splitting touching cells based on concave points and ellipse fitting[J]. Pattern Recognition, 2009, 42(11): 2 434 ~ 2 446.

14 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)

15 王家文,曹宇. MATLAB 6.5 图形图像处理[M]. 北京:国防工业出版社, 2004: 346 ~ 347.

16 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. Recognition of mature oranges in natural scene based on machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2008, 24(1): 175 ~ 178. (in Chinese)