

基于 SURF 算法的绿色作物特征提取与图像匹配方法

张志斌¹, 赵帅领¹, 罗锡文², 魏凤岐¹

(1. 内蒙古大学计算机学院, 呼和浩特 010021;

2. 华南农业大学南方农业机械装备关键技术省部共建教育部重点试验室, 广州 510642)

摘要: 由于田间环境的复杂性, 绿色作物特征提取与匹配仍然是基于双目视觉技术农田作物三维信息获取急需解决的关键技术之一。该文首先在 RGB 空间进行图像分割滤波处理。然后, 采用 SURF 算法旋转不变性分两步获取绿色作物特征点: 第一步采用 Hessian 矩阵检测作物特征点, 运用非极大值抑制法和插值运算寻找、定位极值点; 第二步确定特征点主方向, 采用描述算子进行特征点提取。最后, 运用最近距离比次近距离法进行特征点匹配, 并采用全约束条件滤除错误的匹配点对。同时将 SURF 和 SIFT 法进行对比分析, 通过对不同光照、土壤的田间条件下芥蓝、芹菜、白菜 13 组图像进行试验, 结果表明采用 SURF 和 SIFT 法绿色作物特征提取率均值分别为 1.2%、3.3%, 双目视觉系统左、右作物图像特征正确匹配率的均值分别为 94.8%、92.4%, 时间消耗均值分别为 4.6s、4.8s。采用 SURF 优越于采用 SIFT 法, 这为进一步进行农业机械 3D 视觉导航或基于无线传感器网络的田间作物在线三维信息准确获取提供可借鉴思路和方法。

关键词: 机器视觉; 匹配; 作物; RGB 空间; SURF; SIFT; 三维信息

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.14.024

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2015)-14-172-07

张志斌, 赵帅领, 罗锡文, 等. 基于 SURF 算法的绿色作物特征提取与图像匹配方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(14): 172—178. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.14.024 http://www.tcsae.org

Zhang Zhibin, Zhao Shuailing, Luo Xiwen, et al. Matching method of green crops based on SURF feature extraction[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(14): 172—178. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.2015.14.024 http://www.tcsae.org

0 引言

20 世纪中期刚刚起步的双目立体视觉技术, 伴随着新理论方法的不断涌现, 已经发展为多领域交叉综合的新学科, 在机器人视觉、工业图像检测、空间遥感技术、医学图像分析和交通管理等诸多领域得到了广泛应用^[1-7], 且应用领域正在日益扩大。双目立体视觉技术是以图像传感器为手段, 检测空间物体的三维坐标, 进而得到物体的空间尺寸或运动状态等相关信息。在农作物状态检测及农业机器人导航方面, 双目视觉技术应用也取得一定成果。Rovira-Más 等^[8]较早采用双目立体相机、惯性传感器和 GPS 信息进行田间三维地图的产生。其可为农田作物管理提供较丰富的作物状态信息。之后, 他们又发展了便于精细农业管理的地形地图^[9]。Kise 和张勤^[10]采用两台多光谱相机进行立体匹配以获得全景式田间作物 3D 信息。之后, 他们采用双目立体视觉系统开发了基于田间机器人导航的 3D 垄行结构、体积及高度信息获取系统^[11]。Rovira-Más 等^[12]基于田间机器人视觉导航系统图像识别垄线长度问题, 对立体相机参数优化进行研究, 并给出双目立体视觉系统向前采集图像的可适距离

范围为 6~20m。Wang 等^[13]采用立体相机进行茬地机器人行走侧向距离获取, 田间试验结果表明所提出的侧向距离获取算法在大于 10 m 长直线路径上, 偏差小于 50 mm, 但有待进一步进行田间试验验证。Correal 等^[14]采用直方图匹配技术对立体相机系统中左、右目标点像素灰度差异进行矫正方法研究, 以改善左、右图像目标特征点匹配的准确性。罗锡文与周学成^[15]研究了作物根系的三维特征提取与重建算法, 提出根系原位测试理论方法, 为系统研究作物根系生长参数的获取奠定基础。姬长英等^[16]利用双目视觉系统获得的点云图来检测农业机器人导航中遇到的障碍物尺寸和距离, 但未对双目视觉系统田间环境下作物图像特征提取和匹配算法进行深入研究。李斌等^[17]采用 CMOS 摄像机, 结合张正友标定方法设计出一种低成本双目视觉平台, 以应用于菠萝采摘机器人对菠萝果实的深度检测, 其误差为 6~8 cm。贺磊盈等^[18]通过动态跟踪法提取双目视觉系统左、右图像中果树枝干, 并利用曲率约束、树杆的拓扑结构及其形状相似性对核桃树枝进行三维重建。试验结果表明该方法对果树枝干半径的测量误差小于 9%。毛罕平和李明喜^[19]通过融合近红外光谱和可见光谱生物信息, 采用极线约束和唯一性约束进行番茄图像区域相关双向匹配。试验结果表明, 基于此匹配方法可以实现果实的唯一匹配, 准确率较高。但在实际应用时, 该算法的可靠性和准确性还有待进一步提高。

现有大部分研究均基于双目立体相机匹配后的图像

收稿日期: 2015-05-24 修订日期: 2015-06-30

基金项目: 国家自然科学基金 (31160253; 31360289; 31171864); 内蒙古自然科学基金 (No.2013MS0903)

作者简介: 张志斌, 副教授, 硕士研究生导师, 主要从事农业机器人机器视觉导航、模式识别和图像处理、嵌入式技术应用方面研究。呼和浩特 内蒙古大学计算机学院, 010021。Email: cszhibin@imu.edu.cn

进行目标检测或三维重建等，部分研究涉及到双目系统特征匹配方面的问题，但鲜有算法对田间环境条件下双目视觉系统左、右图像目标作物特征提取及匹配方法的研究。由于田间环境的复杂性，双目视觉系统中作物图像目标特征的有效提取和准确匹配仍然是一个急需解决的问题。本文就此问题展开研究，首先，在 RGB 空间进行图像分割，并采用开运算对分割图像进行滤波处理；然后，采用加速鲁棒特征（speeded up robust features, SURF）旋转不变性原理进行左、右绿色作物图像特征提取；最后，采用最近距离比次近距离法匹配特征点。同时，采用全约束匹配条件去除误匹配点，以提高匹配的准确率。为在田间条件下，3D 视觉导航参数精度的提高、基于无线传感器网络作物生长参数的准确获取研究提供参考。

1 材料与方法

本文算法流程如图 1 所示。

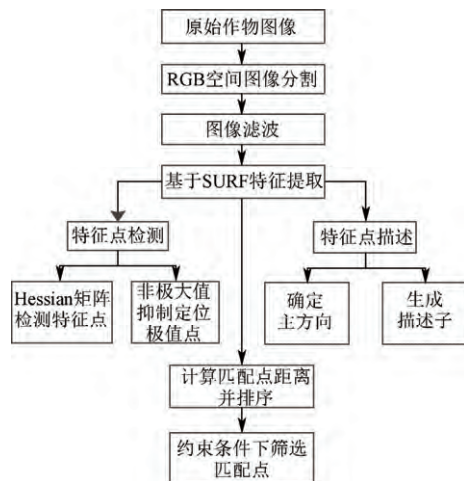


图 1 本文算法流程图
Fig.1 Flowchart of algorithm

1.1 绿色作物分割与滤波

本文试验所采用的图像为 24 位真彩色位图，共 13 组（26 幅芥蓝、芹菜和白菜），由陕西维视提供的双目视觉系统拍摄。由于在光照良好条件下，绿色作物图像的绿色分量 G 总是大于其 2 个分量（红色 R 和蓝色 B），故本文采用文献^[20]中 RGB 颜色模型对图像中的绿色像素（ $G>R$ 且 $G>B$ ，作物）区域与非绿色像素（非作物）区域进行分割预处理。分割后，图像中作物区域（目标）被保留，大部分非作物区域（土壤、茎秆或小石块）被变为黑色，如图 2b 所示。其中，图 2a 为白菜作物左、右图像对。

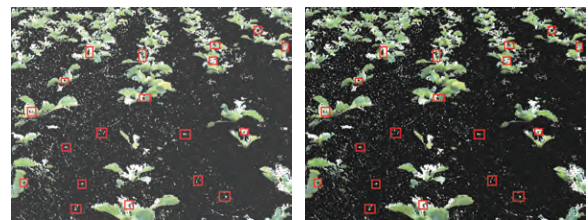
由图 2b 可见，自然光照条件下采用 RGB 分割后的作物区域将出现很多孔洞；同时受一些绿色杂草和异物的影响，非作物区域出现一些小区域噪声。如图 2b 中红色方框标记所示，在作物区域为孔洞，在非作物区为噪声。为减小这些噪声对特征点检测的影响，采用开运算对分割图像进行处理。其模板为 4×4 像素，可将作物区域中的孔洞补上纯绿色，同时将非作物区域噪声去除。如图 2c 所示，处理后的图像孔洞和非作物区的噪声明显减少。

1.2 SURF 特征点检测

特征提取与匹配关系特征匹配对能否反映空间点的真实位置，在三维测算中占有非常重要的位置。特征点的提取与所获得图像的特性有关，同时也与特征点对匹配方法有关。常用的特征提取主要有角点特征（如 Harris 算子^[21]等）、线特征（图像边缘检测）、局部区域特征（斑点特征）、不变性特征（尺度不变特征）等^[22]。鉴于田间作物背景环境复杂、光照因素影响等，本文采用 Bay^[23]提出的快速鲁棒性尺度不变特征提取 SURF 算法，能够在光照改变和图像发生一定变化的情况下较好地提取特征点，且尺度不变性相对于 Harris 较好，时间复杂度相对 SIFT（scale-invariant feature transform）较低^[24-26]。SURF 算法主要包括两部分：特征点检测与定位，生成特征点描述算子^[27]。



a. 白菜作物左右图像对
a. Left-right image couples of cabbage



b. 采用 RGB 模型图像分割后在原图上的孔洞标记
b. Segmentation with hole marks using RGB model



c. 采用开运算去噪的结果
c. Filtering result with morphological opening

注：红色方框标记为作物叶面孔洞或背景噪声
Notice: Red rectangular for hole of leaves or noise of backgrounds

图 2 图像分割结果

Fig.2 Results of image segmentation

1.2.1 SURF 特征点检测与定位

SURF 利用 Hessian 矩阵 $H(x, \sigma)$ 检测特征点^[28]， x 表示特征点坐标， σ 表示尺度； $L_{xx}(x, \sigma)$ 是输入图像与高斯二阶微分 $\frac{\partial^2}{\partial x^2} g(\sigma)$ 的卷积（ $g(\sigma)$ 为高斯函数， $L_{yy}(x, \sigma)$ ， $L_{yy}(x, \sigma)$ 与 $L_{xx}(x, \sigma)$ 的意义类似）。其主要运用了积分原理，

只需进行三次整型加(减)法和四次存储器访问,就可完成像素求和运算,大大减少运算量,提高了运行速度。如式(1)^[28]所示。

$$H(x, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (1)$$

为降低算法运算时间,将高斯模版简化为矩形区域盒子滤波器后,用 D_{xx} , D_{xy} , D_{yy} 表示盒子滤波与图像的卷积,则 Hessian 矩阵的行列式可近似为式(2)^[28]所示:

$$\Delta(H_{approx}) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (2)$$

SURF 算法的尺度不变性主要依靠在不同尺度下寻找特征点。尺度空间按组 (Octaves) 划分,每组代表渐增的滤波模板与图像卷积的响应图。第一组尺度空间依次为 9×9 、 15×15 、 21×21 、 27×27 ; 其他组类似增加,但增量翻倍,分别 6、12、24。为了覆盖所有的尺度,组与组之间会出现重叠,如图 3a 所示。图 3a 为不同尺度空间下对应的各组划分。图 3b 对应尺度空间第 1 组中 9×9 滤波器模板,且尺度从倒立金字塔底部至顶部依次增大^[29]。

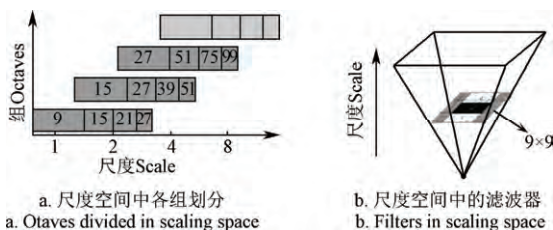
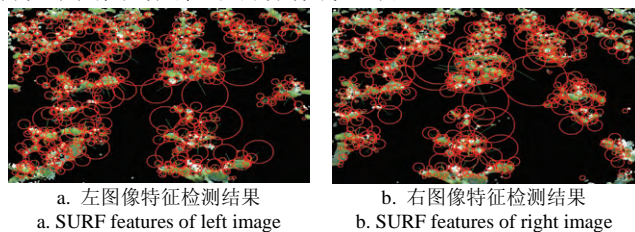


图 3 各组的尺度空间
Fig.3 Scales of octaves

为了定位特征点,运用 3 维空间上的非极大值抑制法寻找极值点。即为将 Hessian 矩阵特征点与以该点为中心的 $3 \times 3 \times 3$ 尺度空间的其他 26 个值比较,只有该点比其他值都大或都小时,才为局部极值点;然后,再在尺度空间及图像空间中插值,得到最终特征点位置和所在尺度值。图 4 为对图 2c 进行 SURF 特征点检测与定位的结果图。其中,为显示直观,采用红色小圆圈代表 SURF 特征点所在位置,圆心为其特征点,圆半径(绿线段)大小对应不同的尺度,方位对应主方向。可见,特征点所在小圆圈均定位于目标作物区域。



注:红色圆心为 SURF 特征点所在位置,绿色线段对应半径。
Note: Red centre of the circle for SURF feature points, green line segment corresponding to the radius.

图 4 图像进行 SURF 特征点检测结果

Fig.4 Result of image feature point extraction using SURF

1.2.2 SURF 特征描述算子

为使特征具备较好的旋转不变性,需给每个特征点

一个主方向,具体方法为^[29]:

1) 在以该特征点为中心,6 倍尺度为半径的圆形区域内,计算各点的 Haar 小波响应。

2) 将 $\pi/3$ 范围内的所有 Haar 小波 dx , dy 相加形成一个新的矢量 (m_w, θ_w) , 其中, $m_w = \sum_w dx + \sum_w dy$,

$$\theta_w = \arctan \left[\frac{\sum_w dx}{\sum_w dy} \right], \text{ 以步长 } 0.2 \text{ rad 遍历整个圆形区域,}$$

最长矢量代表该特征点的主方向。然后,以特征点为中心将坐标轴旋转到主方向,选取 $20s \times 20s$ 的正方形区域 (s 为特征点的尺度),划分成 4×4 共 16 个的正方形子窗口,每个子窗口边长为 $5s$;再利用尺度为 $2s$ 的 Haar 小波模板获得沿主方向和垂直于主方向的高斯加权 dx 和 dy 。最后,在每个正方形内,对 Haar 小波在 x 和 y 方向的响应求和 (x 方向与主方向垂直, y 与主方向平行),形成四维向量 $v = [\sum dx \quad \sum |dx| \quad \sum dy \quad \sum |dy|]$,归一化后形成 16×4 共 64 维 SURF 描述算子^[30]。另一方面,Haar 小波响应本身具有亮度不变性,通过特征矢量的归一化处理可实现对比度不变性。图 5a 为对图 4a 进行旋转 0° 、 90° 、 180° 、 270° 后所获得的 SURF 特征点在原图像中的位置对比结果。可见,旋转后所提取的目标特征点与未旋转所提取的目标特征点直观上位置几乎重合,且数量一致,如表 1 所示。

表 1 图像旋转后 SURF 特征点数量

旋转角 Rotating angle/(°)	0	90	180	270
SURF 特征数量 Number of SURF featuring points	803	822	821	801

图 5b 为各旋转角度下所提取的目标特征点主矢量方向模,亦可见,旋转后的 SURF 特征主矢量方向模几乎相同。可见, SURF 描述算子不仅具有尺度和旋转不变性,同时在有没有噪声干扰时都具有相同的特征矢量。

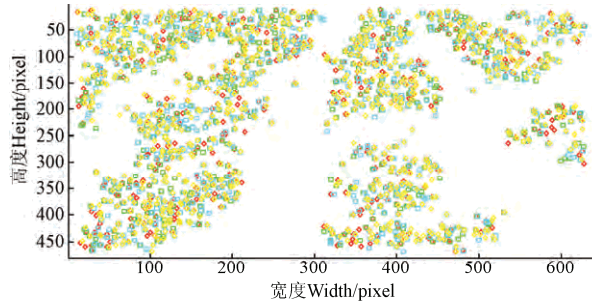
1.3 特征点匹配

特征点提取准确与否直接影响匹配结果。另一方面,在图像匹配中,由于畸变和特征不一致性等诸多因素影响,匹配过程会出现误匹配。为削弱误匹配,需要选取相应的测度方法。常用的有 3 种:距离误差测度、相似度和概率测度。距离误差又分为绝对值误差、均方根误差和马氏距离。本文采用相似度测度法。设 n_1 , n_2 分别为图像 Q , T 的特征点数量, $Q_j (j=1, \dots, n_1)$, $T_j (j=1, \dots, n_2)$ 、分别为图像 Q 、 T 的任意一个特征点,则 Q_j 与 T_j 的距离相似度为式^[29] (3):

$$D(Q_i, T_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^m (Q_i^k - T_j^k)^2} \quad (3)$$

式中: m 为维度, $D(Q_i, T_j)$ 越小特征点相似度越高,但这样做很可能会出现 2 种误匹配^[30]。

1) 左图中特征点已知, 右图在经过图像变换处理后, 正确的特征点可能无法被检测出来, 导致某个误匹配点使式 (3) 最小。

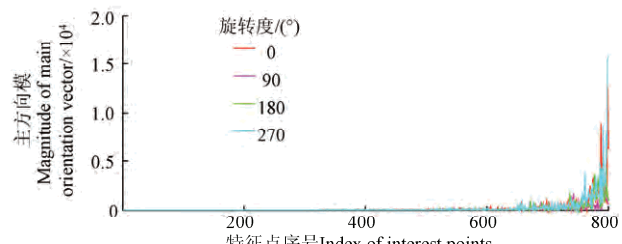


a. 旋转后特征点坐标重合对比
a. Comparison of featuring point positions after rotating

注: 红色为旋转0°; 绿色为旋转90°; 蓝色为旋转180°; 黄色为旋转270°。

Notice: Red for rotating 0 degree; green for rotating 90 degree; blue for rotating 180 degree; yellow for rotating 270 degree.

2) 图像中会存在多个区域亮度信息分布差别较小的点, 导致左图像中的一个特征点可与右图像中的多个特征点匹配。



b. 旋转后特征向量主方向幅值对比
b. Comparison of magnitudes of main directions of featuring points after rotating

图 5 图像旋转不变性

Fig.5 Rotational invariance of image

为此, 本文采用最近距离 (nearest distance) 比次近距离 (next nearest distance) [31] 寻找设定阈值内最明显的特征点, 以减少上述两种情况的发生。该方法定义为: 设 $d1$ 为最近距离 (无量纲), $d2$ 为次近距离, ε 是设定的阈值 ($0 < \varepsilon \leq 1$), 匹配点需满足条件如式 (4) 所示。

当 ratio 增大时, 正确匹配率下降较快, 结果如图 6 中虚线所示。因此需进一步滤除错误匹配点。本文综合局部极线约束、左右坐标约束、唯一性约束 3 种约束条件 (合称为全约束条件), 以提升正确匹配率。

$$\begin{cases} \text{ratio} = \frac{d1}{d2} \leq \varepsilon & \text{success} \\ \text{ratio} = \frac{d1}{d2} > \varepsilon & \text{failure} \end{cases} \quad (4)$$

局部极线约束: 实际应用中, 平行式双目摄像头 x 轴并不共线, 存在微小的偏差。因而在左、右目标点匹配时无法直接运用极线约束条件 [32]。于是, 局部极线约束被提出来 [32]。即在纵向 y 轴上存在一个左、右目标点匹配搜索区域, 如式 (5) 所示。

$$|y_l - y_r| < \text{threshold} \quad (5)$$

其中, y_l 、 y_r 分别为左、右匹配点纵坐标。若 threshold 取值太小 (接近 0), 则蜕化为极线约束。这使得正确匹配点对被大量滤除; 若 threshold 取值太大, 则不能滤除错误匹配点对, 且会增加时间消耗。如图 7 所示, 为对图 4 图像采用不同 ratio 条件下进行滤除错误匹配点和滤出正确匹配点对比分析。显然, 图 7a) 中不同 ratio 所表示滤除曲线在局部约束范围 10~20 时接近水平, 表明在该局部范围内对错误匹配对滤除没有影响; 图 7b) 则为在该局部约束范围内采用不同 ratio 将正确匹配点滤除的变化曲线。显然曲线呈下降趋势, 表明在该局部约束范围内被滤除的正确匹配点逐渐减少, 至 20 时, 接近 0。综上所述, 本试验中取局部约束范围阈值 threshold=20 较合适。

左、右坐标约束: 左、右坐标约束为目标点在左图像中 x 坐标大于其在右图像中对应的 x 坐标 [33], 其差可

表示为式 (6)。

$$y_l - y_r = \frac{b \cdot f}{z_c \cdot ds} \quad (6)$$

其中, z_c 为目标点在摄像机坐标系中的 z 坐标, b 为基线的长度 (mm), f 为焦距 (mm), ds 为像素的物理尺寸 (mm), y_l 为目标点在左图像中 x 坐标, y_r 为该目标点在右图像中对应的 x 坐标。式 (6) 右边物理量皆为正。因此式 (7) 成立, 此即为左右目标点匹配坐标约束。

$$y_l > y_r \quad (7)$$

唯一性约束原理: 左图像中一特征点, 右图中与之匹配的若存在, 则是唯一的 [33]。综合式 (5), (7) 和唯一性约束, 匹配区域将进一步缩小。显然, 这极大地减少了目标点匹配搜索的区域范围。

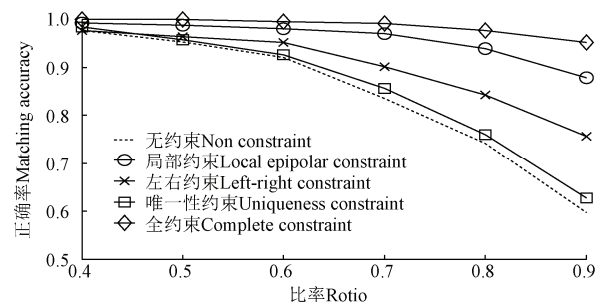


图 6 不同约束条件下采用不同 ratio 的正确匹配率比较
Fig.6 Comparisons of matching rate under different constraint conditions using different ratios

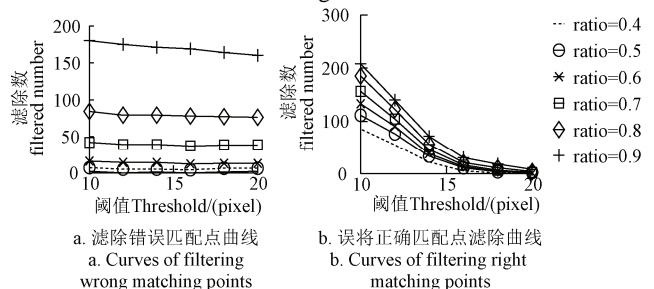


图 7 采用不同 ratio 匹配点滤除统计对比
Fig.7 Comparisons of filtering errors using different ratios

添加约束条件后,就整个图像而言,左图像中目标点在右图像中匹配搜索的区域明显变小,可提高匹配效率和正确率。图 6 为不同 ratio 条件下采用上述 3 种约束与全约束对图 4 进行正确匹配率比较统计结果。可见,本试验中,采用局部约束、左右坐标约束和唯一性约束的正确匹配率依次降低;同时,采用全约束的正确匹配率在 ratio 范围内变化不大,在全约束条件下,正确率仍可达 90%。另一方面,考虑 ratio 较小时,检测到的作物特征点数会减少,故为保证足够的作物特征点数量,则需 ratio 尽量大。故在本文试验中取 ratio=0.9 较为合适。

2 试验结果与分析

2.1 数据获取

为了测试本文算法的准确性,试验对象为田间自然条件下 1 组芥蓝(拍摄于 2013 年 9 月 9 日 10:00,天气晴朗,光照条件良好,微风,背景为典型北方褐色土壤)和 7 组白菜(拍摄于 2013 年 3 月 20 日 11:00,光照条件良好,微风,背景为典型北方褐色土壤,如图 2 所示)、大棚条件下 5 组芹菜(拍摄于 2013 年 3 月 20 日 16:00,光照条件良好,微风,背景为典型北方褐色土壤),共 13 组作物图像。双目摄像头型号:陕西维视 MV-VD030SC,镜头焦距:12 mm,双目视觉系统基线长度:12 cm,双目摄像头中心离地高为 83 cm,摄像头向下倾角控制范围为 30°~45°,以保证图像清晰和畸变较小,符合田间作物苗期生长高度条件,亦便于采用人工方法进行特征点数量和匹配的统计。本文算法程序代码均在 Matlab2014a 环境下运行。在统计匹配数量及匹配正确性判断方面,邀请有经验专业人员进行手工统计。

2.2 数据分析

表 2 为在田间条件下芥蓝、白菜,以及大棚环境中的芹菜,分别采用 SURF 和 SIFT 进行特征提取和匹配的统计结果;试验中各组统计以左图像为例(右图像统计结果与左图相近)。其中,“提取率”为采用 SURF 或 SIFT 所提取的特征点数与分割和滤波后总绿色像素数之比;“初始匹配数”为不采用全约束时,对 SURF 或 SIFT 特征点进行匹配的特征点对数;“初始正确匹配率”为

SURF 或 SIFT 特征初始匹配对中正确匹配对所占百分比;“全约束匹配数”为采用全约束条件对 SURF 或 SIFT 特征点进行匹配的特征点对数;“全约束正确匹配率”为 SURF 或 SIFT 特征在全约束匹配数中正确匹配对所占的百分比。

由表 2 知,对于不同的作物和环境,检测到的特征点提取率、初始匹配数、初始正确匹配率、全约束条件下的匹配数和正确匹配率均有所不同。其中,序号为 1 对应田间自然条件下芥蓝图像,采用 SURF 和 SIFT 检测的特征点提取率分别为 1.4%、3.5%,初始正确匹配率分别为 59.7%、41.4%,而全约束条件下正确匹配率分别达 95.2%和 97.4%;序号为 2~6 对应大棚条件下芹菜图像,采用 SURF 和 SIFT 检测的特征点提取率均值分别为 1.2%、2.9%,初始正确匹配率均值分别为 52.7%、33.7%,而全约束条件下正确匹配率均值分别为 96.1%、95.4%;序号为 7~13 对应自然条件下白菜图像,采用 SURF 和 SIFT 检测的特征点提取率分别为 1.2%、3.6%,初始正确匹配率均值分别为 48.3%、23.8%,而全约束条件下正确匹配率分别为 93.8%、89.6%。另一方面,从表 2 中可见,SURF 和 SIFT 特征在全约束条件下,匹配数与初始匹配数相比,虽然它们各自平均减少了 29%和 57.4%,但它们各自的匹配正确率平均提高了 43.9%和 35%;且两者特征像素点提取率对全约束条件下正确匹配率无明显的影响。

因此,对于自然条件下生长的芥蓝、白菜,大棚内生长的芹菜,在双目视觉系统左、右图像作物特征正确匹配率方面,采用 SURF 法明显优于采用 SIFT 法。且由 SURF 法提取的图像特征点数量较大,分布可覆盖整个目标区域,具有较好的尺度不变性和旋转不变性,对光照变化具有一定鲁棒性;而采用 SIFT 法的特征提取率虽然较高,但其错误匹配率也较高。试验中采用 SURF 和 SIFT 法处理 13 组图像所消耗时间均值分别为 4.6s 和 4.8s。这为在田间条件下,对绿色作物特征提取和左、右特征点匹配提供了思路和方法,也为本课题组下一步应用 SURF 进行田间机器人双目视觉导航或基于无线传感器网络在线作物三维信息获取提供了依据。

表 2 SURF 和 SIFT 特征提取和图像匹配统计结果
Table 2 Matching results of SURF and SIFT featuring points

序号 Index	提取率 Rate of extracting green features/%		初始匹配数 Number of initial matching		初始正确匹配率 Accurate rate of initial matching/%		全约束匹配数 Matching number with complete constraints		全约束正确匹配率 Accurate rate of matching with complete constraints/%	
	SURF	SIFT	SURF	SIFT	SURF	SIFT	SURF	SIFT	SURF	SIFT
1	1.4	3.5	496	585	59.7	41.4	291	268	95.2	97.4
2	1.3	3.2	718	893	54.7	33.6	404	338	98.5	96.2
3	1.0	2.7	594	706	55.1	42.4	333	262	95.8	96.2
4	1.2	3.4	674	799	54.7	30.5	375	285	96.0	95.1
5	1.2	2.8	645	716	46.0	27.0	323	210	94.4	92.9
6	1.1	2.1	555	556	53.2	34.9	288	213	95.8	96.7
7	1.0	2.9	571	567	44.7	24.0	302	295	92.7	90.3
8	1.6	3.4	614	608	45.0	18.1	282	300	91.8	93.4
9	1.6	5.0	638	755	42.0	12.5	265	259	90.9	78.2
10	1.4	4.3	681	629	58.6	25.6	375	385	96.0	88.0
11	1.3	4.4	676	674	51.6	24.0	337	320	92.9	90.5
12	0.8	2.7	503	570	54.9	36.3	264	246	95.5	92.6
13	1.0	2.8	567	650	41.1	25.9	319	324	96.6	94.3
平均 Average	1.2	3.3	610	670	50.9	28.9	320	285	94.8	92.5

3 结 论

本文基于 RGB 颜色空间, 采用绿色作物分割和开运算滤波处理后, 再分别采用 SURF 和 SIFT 算法进行绿色作物特征提取。然后, 采用最近距离比次近距离分别进行特征点初始匹配, 而全约束条件提高了两者特征匹配的正确率。选取 3 种北方地区典型作物, 分别在不同光照条件及时间下进行双目视觉图像获取和试验验证, 结果表明采用 SURF 算法进行田间条件下作物图像特征点提取和匹配的有效性, 其性能优于 SIFT 法。其中, 绿色作物特征提取率均值达 1.2%, 双目视觉系统左、右作物图像特征点正确匹配率均值达 94.8%, 且试验中整个图像处理过程所消耗的时间约为 4.6s, 为进一步采用 SURF 进行田间机器人双目视觉导航或基于无线传感器网络的作物 3D 信息在线获取提供了可借鉴的思路和方法。

[参 考 文 献]

- [1] Lim Young-Chul, Lee Minho, Lee Chung-Hee et al. Improvement of stereo vision-based position and velocity estimation and tracking using a stripe-based disparity estimation and inverse perspective map-based extended Kalman filter[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2010, 48(9): 859—868.
- [2] Delmerico Jeffrey A, David Philip, Corso Jason J. Building facade detection, segmentation, and parameter estimation for mobile robot stereo vision[J]. Image and Vision Computing, 2013, 31(11): 841—852.
- [3] Šuligoj Filip, Šekoranja Bojan, Švaco Marko, et al. Object Tracking with a Multiagent Robot System and a Stereo Vision Camera[J]. Procedia Engineering, 2014, 69: 968—973.
- [4] Liu Yuankun, Su Xianyu. High precision phase measuring profilometry based on stereomicroscope[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(19): 5861—5863.
- [5] Tian J, Reinartz P, d'Angelo P, et al. Region-based automatic building and forest change detection on Cartosat-1 stereo imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2013, 79: 226—239.
- [6] Tepole Adrián Buganza, Gart Michael, Gosain Arun K, et al. Characterization of living skin using multi-view stereo and isogeometric analysis[J]. Acta Biomaterialia, 2014, 10(11): 4822—4831.
- [7] Schindler Konrad, Ess Andreas, Leibe Bastian, et al. Automatic detection and tracking of pedestrians from a moving stereo rig[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2010, 65(6): 523—537.
- [8] Rovira-Más F, Zhang Q, Reid J F. Creation of Three-dimensional Crop Maps based on Aerial Stereoimages[J]. Biosystems Engineering, 2005, 90(3): 251—259.
- [9] Rovira-Más Francisco, Qin Zhang, Reid John F. Stereo vision three-dimensional terrain maps for precision agriculture[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 60(2): 133—143.
- [10] Kise M, Zhang Q. Creating a panoramic field image using multi-spectral stereovision system[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2008, 60(1): 67—75.
- [11] Kise Michio, Zhang Qin. Development of a stereovision sensing system for 3D crop row structure mapping and tractor guidance[J]. Biosystems Engineering, 2008, 101(2): 191—198.
- [12] Rovira-Más Francisco, Wang Qi, Zhang Qin. Design parameters for adjusting the visual field of binocular stereo cameras[J]. Biosystems Engineering, 2010, 105(1): 59—70.
- [13] Wang Qi, Zhang Qin, Rovira-Más Francisco, et al. Stereovision-based lateral offset measurement for vehicle navigation in cultivated stubble fields [J]. Biosystems Engineering, 2011, 109(4): 258—265.
- [14] Correal R, Pajares G, Ruz JJ. Automatic expert system for 3D terrain reconstruction based on stereo vision and histogram matching[J]. Expert Systems with Applications, 2014, 41(4): 2043—2051.
- [15] 周学成, 罗锡文, 严小龙, 等. 基于遗传算法的原位根系 CT 图像的模糊阈值分割[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(4): 681—687.
- [15] Zhou Xuecheng, Luo Xiwen, Yan Xiaolong, et al. A fuzzy thresholding segmentation for plantroot CT Images Based on genetic algorithm[J]. Journal of Image and Graphic, 2009, 14(2): 681—687. (in Chinese with English abstract)
- [16] 姬长英, 沈子尧, 顾宝兴, 等. 基于点云图的农业导航中障碍物测方法[J]. 农业工程学报, 2015, 31(7): 173—179.
- [16] Ji Changying, Shen Ziyao, Gu Baoxing, et al. Obstacle detection based on point clouds in application of agricultural navigation[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2015, 31(7): 173—179. (in Chinese with English abstract)
- [17] Li B, Wang H, Huang W, et al. Construction and in-field experiment of low-cost binocular vision platform for pineapple harvesting robot[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(Supp.2): 188—192.
- [18] 贺磊盈, 武传宇, 杜小强. 基于双轮廓同步跟踪的果树枝干提取及三维重建[J]. 农业工程学报, 2014, 30(7): 182—189.
- [18] He Leiying, Wu Chuanyu, Du Xiaoqiang. Fruit tree extraction based on simultaneous tracking of two edges for 3D reconstruction[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2014, 30(7): 182—189. (in Chinese with English abstract)
- [19] 毛罕平, 李明喜. 基于多源机器视觉信息融合的番茄目标匹配[J]. 农业工程学报, 2009, 25(10): 142—147.
- [19] Mao Hanping, Li Mingxi. Tomato target matching based on multi-sensors machine vision information fusion[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2009, 25(10): 142—147. (in Chinese with English abstract)
- [20] 张志斌, 罗锡文, 臧英, 等. 基于颜色特征的绿色作物图像分割算法[J]. 农业工程学报, 2011, 27(7): 183—189.
- [20] Zhang Zhibin, Luo Xiwen, Zang Ying, et al. Segmentation algorithm based on color feature for green crop plants[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2011, 27(7): 183—189. (in Chinese with English abstract)
- [21] Bo Yu, Li Wang, Zheng Niu. A novel algorithm in buildings/shadow detection based on Harris detector[J]. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125(2): 741—744.
- [22] Zhao Wanlei, Ngo Chongwah. Flip-invariant SIFT for copy and object detection[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(3): 980—991.
- [23] Gui Yang, Su Ang, Du Jing. Point-pattern matching method using SURF and Shape Context[J]. Optik - International Journal for Light and Electron Optics, 2013, 124(14): 1869—1873.
- [24] 冯娟, 刘刚, 王圣伟, 等. 采摘机器人果实识别的多源图像配准[J]. 农业机械学报, 2013, 44(3): 197—203.
- [24] Feng Juan, Liu Gang, Wang Shengwei, et al. Multi-source images registration of harvesting robot to recognize fruits[J].

- Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machiner, 2013, 44(3): 197—203. (in Chinese with English abstract)
- [25] 李寒, 王库, 曹倩, 等. 基于机器视觉的番茄多目标提取与匹配[J]. 农业工程学报, 2012, 28(5): 168—172.
Li Han, Wang Ku, Gao Qian, et al. Tomato targets extraction and matching based on computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2012, 28(5): 168—172. (in Chinese with English abstract)
- [26] 曾凯, 王慧婷. 基于区域灰度增强的种子特征匹配方法[J]. 中国农业大学学报, 2013, 18(5): 136—140.
Zeng Kai, Wang Huiting. Method of seed-features matching based on enhancing area-grayscale[J]. Journal of China Agricultural University, 2013, 18(5): 136—140. (in Chinese with English abstract)
- [27] 仝如强, 黄玉清, 田瑞娟. SURF 算法及其对运动目标的检测跟踪效果[J]. 西南科技大学学报, 2011, 26(3): 63—67.
Tong Ruqiang, Huang Yuqing, Tian Ruijuan. SURF algorithm and its detection effect on object tracking[J]. Journal of Southwest University of Science and Technology, 2011, 26(3): 63—67. (in Chinese with English abstract)
- [28] Huang Liqin, Chen Caigan, Shen Henghua, et al. Adaptive registration algorithm of color images based on SURF[J]. Measurement, 2015, 66: 118—124.
- [29] Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF)[J]. Computer vision and image understanding, 2008, 110(3): 346—359.
- [30] 石雅笋, 刘晓云, 陈奋. 基于 SURF 的彩色图像配准[J]. 红外技术, 2010, 32(7): 415—419.
Shi Yasun, Liu Xiaoyun, Chen Fen. Color image registration technique based on SURF[J]. Infrared Technology, 2010, 32(7): 415—419. (in Chinese with English abstract)
- [31] 卜珂. 基于 SURF 的图像配准与拼接技术研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2009.
Bo Ke. Research on Image Registration and Mosaic Based on SURF[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2009. (in Chinese with English abstract)
- [32] Tan X, Sun C, Sirault X, et al. Feature matching in stereo images encouraging uniform spatial distribution[J]. Pattern Recognition, 2015, 48(8): 2530—2542.
- [33] 刘占. 基于双目视觉的农田路径导航信息获取研究[D]. 呼和浩特: 内蒙古大学, 2014.
Liu Zhan. Binocular Stereo Vision-Based Navigation Information Research in Crop Fields[D]. Hohhot: Inner Mongolia University, 2014.

Matching method of green crops based on SURF feature extraction

Zhang Zhibin¹, Zhao Shuailing¹, Luo Xiwen², Wei Fengqi¹

(1. College of Computer Science, Inner Mongolia University, Hohhot 010021, China; 2. Key Laboratory of Key Technology on Agricultural Machine and Equipment (South China Agricultural University), Ministry of Education, Guangzhou 510642, China)

Abstract: At present three-dimensional (3D) reconstruction of crop images and binocular vision guidance of agricultural robot are still important hot research contents in the related field, in which the feature extraction and matching of green crops is one of key technologies for monitoring crop growth state or providing 3D guiding information for agricultural robot because they directly affect the accuracy of obtained 3D information of crops. A feature extraction and matching method of the green crops is proposed in this paper. We focus on the crop regions in an image that can provide enough crop information. Firstly, a pre-treatment process of the image in RGB (red, green and blue) space is employed to segment the green crop from the backgrounds. Then the morphology opening operation with an optimal size is used to filter the noises including some isolated points or small areas caused by weeds, small stone, shadows and residue etc. Considering the field application conditions, the SURF is adopted to obtain the featuring points because of its attractive performance including repeatability, distinctiveness and robustness without bad time consumption. And the reason is that its detector and descriptor are scale invariance and rotation invariance with the length of 64 dimensions. There are 2 steps to get the featuring points: the first step is to employ Hessian matrix to detect the featuring points, and then, the non-maxima suppression is used to search the extreme points and the interpolation arithmetic is to position them; in the second step, the featuring points are extracted by using a main direction vector which is the main factor of the invariance property. Finally, the Euclidean distances between each searching points are calculated in the left and right image to measure the similarity of searching point pair. The ratio of the nearest distance to the sub-nearest is used to determine whether the point is the matching one or not. If the ratio is larger than the set threshold, the matching is right otherwise wrong. At the same time, for improving the accuracy of matching, the complete constraint matching is implemented to restrain the wrong matching points. The constraint consists of 3 components: the first is the local epipolar line constraint, which requests the matching points must be located in a certain region; the second is left-right constraint that is the x coordinate of the point in left image must be larger than that of the corresponding point in right image; the third is a point of the left image is allowed to only match sole one of the right image. The experimental results show that each of the 3 constraints makes the accuracy of matching decrease when the ratio rises; but when the complete constraint matching is applied, the accuracy of matching has an inconspicuous variation. After the constraint procedure is implemented, the corresponding pairs will be sorted according to their distances. And the smaller the distance is, the more the probability of correct matching is. Thirteen groups of images under various illumination conditions about celeries, vegetables and cabbages are used to test the algorithm in this paper. The experimental results show that SURF is superior to SIFT and can be used to obtain the 3D information of crops for agricultural machinery vision system. And the mean of the extraction rate of featuring points for SURF and SIFT is 1.2%, 3.3%, respectively; and the mean of the accurate rate of matching of them is 94.8%, 92.4%, respectively; the time consumption is 4.6 s, 4.8 s, respectively.

Key words: computer vision; matching; crops; RGB; SURF; SIFT; three-dimensional information