

基于多尺度角点的种子破损特征检测算法

曾凯¹ 王慧婷²

(1. 浙江农林大学 信息工程学院, 浙江 临安 311300;
2. 浙江农林大学 天目学院, 浙江 临安 311300)

摘要 针对种子破损局部特征检测,提出一种基于多尺度角点准确性检测的簇分类算法。该算法对多尺度破损特征角点分类并进行分类点空间位置和尺度上非最大值抑制确定破损局部结构的簇候选特征点,并以候选特征点来参与特征准确性精化的迭代计算。试验结果表明,该算法去除了常规多尺度角点算法检测破损特征存在的冗余点,有效提高了多尺度下种子破损特征定位准确度,降低了迭代计算的时间复杂度。

关键词 种子;多尺度;角点;簇分类;破损特征

中图分类号 TP 391 文章编号 1007-4333(2014)05-0187-05 文献标志码 A

The algorithm of seed damage feature detection basing on multi-scale corner

ZENG Kai¹, WANG Hui-ting²

(1. School of Information Engineering, Zhejiang A & F University, Lin'an 311300, China;
2. School of Tian Mu, Zhejiang A & F University, Lin'an 311300, China)

Abstract The paper proposed a cluster classification algorithm for the detection of accuracy of multi-scale corner used for seed damage detection. The algorithm was used to classify multi-scale damage feature corner and to explore cluster-candidate feature points of damage via non-maximum suppression in space domain and scale domain. The candidate feature points were used for the computation to refine the accuracy of the features. Experiment result showed that the algorithm midht remove the redundant points of detection for damage feature of existing multi-scale corner algorithm. It could improve accuracy to locate seed damage feature of multi-scale and reduce time complexity of iterative computation.

Key words seed; multi-scale; corner; cluster classification; damage feature

无损检测方法在种子筛选工程领域应用广泛,其中基于机器视觉的无损检测技术对种子质量和品种进行检测的相关研究是一个热点^[1-2]。目前针对种子的颜色^[3]、形状面积和外形轮廓^[4-5]以及纹理^[6]等特征,采用机器视觉技术能够有效实现对种子特征的分割和提取,并且已经设计出了相关农机系统^[7],同时针对破损的种子,采用基于形态学^[8]的方法也能够有效的检测识别出种子的破损特征。以上研究主要是基于种子的固定特征进行检测识别,但种子检测是一个动态过程,对种子破损等特征的识别和获取需要考虑多尺度条件下的状态,因此在种

子检测筛选领域,以上研究在检测精度和准确性上存在一定的局限性。

由于 Harris^[9]角点检测具有局部特征显著、稳定性强的特点,目前许多研究将 Harris 角点算子应用到局部特征检测中^[10-11]。Mikolajczyk 等在 Laplacian of Gaussian (LoG)^[12]算法的基础上提出了多尺度角点检测算法 Harris-Laplace^[13-15],该算法中角点检测具有尺度不变性,同时鲁棒性增强。但由于 Harris-Laplace 算法在多尺度下特征点对局部结构的表示存在冗余,造成了多尺度下部分角点检测不准确,并且由于冗余点的存在,使得角点准确

收稿日期:2013-12-06

基金项目:杭州市科技攻关项目(062422B09)

第一作者:曾凯,实验师,主要从事计算机视觉、嵌入式图像处理研究,E-mail:brownzengkai@163.com

性精化的迭代计算^[14]的时间复杂度过高。

本研究采用常规多尺度 Harris 算法检测种子破损特征角点,并对检测出的角点进行簇分类,以确定局部特征簇,对簇内所有特征点进行非最大值抑制计算以去除冗余点,然后在空间位置上和尺度上确定有效的候选特征点,旨在利用候选特征点参与迭代计算,以提高种子破损特征定位精度。

1 角点特征检测

1.1 Harris 角点检测

Harris 角点算子通过图像窗口平移在各个方向上产生灰度变化 $E(u, v)$

$$E(u, v) = [u, v] \mathbf{M} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: $[u, v]$ 为局部微小的变化量, \mathbf{M} 为 Harris 角点检测二阶矩阵。

$$\mathbf{M} = \sum_{x, y} w(x, y) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$w(x, y) = \exp\left(-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

Harris 角点检测通过计算图像的响应值 R , $R = \det \mathbf{M} - k(\text{trace } \mathbf{M})^2$, 同时设定 R 阈值,并在 3×3 领域内进行非最大值抑制计算出局部最大值点,从而确定出位置空间上的角点。

1.2 多尺度角点特征检测

在同一局部特征需要对尺度的变化具有稳定性,图像尺度空间表达式为

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) \otimes I(x, y) \quad (4)$$

式中: $G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2 + y^2)}{2\sigma^2}}$, $I(x, y)$ 为输入图像。该表达式表示不同尺度的局部特征。多尺度 Harris 检测是在 Harris 角点检测和 Laplacian of Gaussian (LoG) 研究的基础上,使 Harris 角点检测能够应用到不同的尺度范围。而 Harris-Laplace 检测也是仿照 Harris 角点检测,使多尺度二阶矩表达式为

$$\mathbf{M} = \sigma_D^2 g(\sigma_I) \otimes \begin{bmatrix} L_x^2(x, y, \sigma_D) & L_x L_y(x, y, \sigma_D) \\ L_x L_y(x, y, \sigma_D) & L_y^2(x, y, \sigma_D) \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: $g(\sigma_I)$ 表示尺度为 σ_I 的高斯函数; x, y 表示图像坐标; $L_x(x, y, \sigma_D)$ 和 $L_y(x, y, \sigma_D)$ 表示高斯 $g(\sigma_I)$ 函数和输入图像卷积在 x, y 方向的导数, σ_I 为积分尺度,表示 Harris 角点当前尺度的变量, σ_D 为微分

尺度,表示角点附近微分值变化的变量, $\sigma_D = 0.7\sigma_I$ 。在给定尺度 σ_n 下 Harris 角点响应值计算和阈值判断表达式为

$$\text{corner} = \det(\mu(x, y, \sigma_n)) - \alpha \cdot \text{trace}^2(\mu(x, y, \sigma_n)) > \text{threshold}_H \quad (6)$$

式中: α 为经验参数,取值范围为 $0.04 \sim 0.06$ 。采用表达式(6)检测出满足表达式特征点,并在特征点领域范围内进行非最大值抑制,在空间上搜索到响应为最大值的候选特征角点。

在位置空间上检测的候选特征角点同时需要在尺度空间上进行计算以确定该角点的特征尺度值。对候选点 Laplace 响应计算,给出阈值条件

$$F(x, y, \sigma_n) = \sigma^2 |L_{xx}(x, y, \sigma_n) + L_{yy}(x, y, \sigma_n)| \geq \text{threshold}_L \quad (7)$$

并与相邻 2 个尺度空间 Laplace 响应进行比较,找到最大响应下的尺度值就是特征尺度。

2 种子破损特征检测分析

按照 Harris-Laplace 检测种子破损特征,会存在 2 个尺度之间具有最大 Laplace 响应的点被拒绝,造成检测的特征角点在位置空间和尺度空间上的不准确,因此需要通过迭代计算进行精化,迭代算法使检测的特征值逐步逼近真实值,其具体实现为:

对于点 $(x, y)^k$,在尺度空间内搜索局部极值点,如果不存在极值点,则拒绝该点,搜索的尺度范围限制在 $\sigma_I^{(k+1)} = s\sigma_I^{(k)}$, $s \in [0.7, 0.8, \dots, 1.4]$;搜索得到的 $\sigma_I^{(k+1)}$,在 $(x, y)^k$ 领域内使用角点响应计算:

$$\text{corner} = \det(\mu(x, y, \sigma_I^{(k+1)})) -$$

$$\alpha \cdot \text{trace}^2(\mu(x, y, \sigma_I^{(k+1)})) \geq \text{threshold}_H \quad (8)$$

并进行非最大值运算,检测到最大 Harris 响应值所在的位置 $(x, y)^{(k+1)}$,在尺度空间上通过式(9)

$$F(x, \sigma_I^{(k+1)}) = \sigma^2 |L_{xx}(x, y, \sigma_I^{(k+1)}) + L_{yy}(x, y, \sigma_I^{(k+1)})| \geq \text{threshold}_L \quad (9)$$

进行判断,如果不满足条件,拒绝该点;如果 $\sigma_I^{(k+1)} \neq \sigma_I^k$ 并且 $(x, y)^{(k+1)} \neq (x, y)^k$,转到开始循环。

但是由于迭代计算需要对所有的候选特征点进行检测,因此会造成时间复杂度过高。为了去除冗余角点,提高迭代计算的效率,本研究利用将常规多尺度 Harris 检测的角点进行簇分类预处理,以找到特定半径内簇角点中的最大值响应角点作为候选特征点进行迭代计算。

同时在常规 Harris-Laplace 算法中,破损特征

局部结构和特征角点之间的对应存在重复性,位置不同的角点却表现出了相同的局部结构。

多尺度角点局部结构(图 1)中,圆圈内的 2 个点具有相同的局部结构,但却是不同位置的点,对于种子破损裂缝,局部相同裂痕表现的是相同的破损状态,破损特征的检测只需要检测出其中 1 个代表性破损特征点。在进行 Harris-Laplace 计算时会对表现同一个局部结构的不同点进行多次计算,在特征尺度计算中形成多次重复检测,造成冗余点使缺陷特征检测不准确,因此需要对角点进行簇分类以删除多余角点。

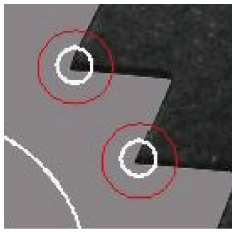


图 1 多尺度角点局部结构

Fig. 1 Local structure of multi-scale corner

通常种子破损局部结构相同的点空间位置基本处于相邻区域,并且整个种子表面结构中,种子代表性破损特征位置比较集中,多数为破损裂缝开口处,因为在破损裂缝开口处具有较强的灰度变化,因此在确定种子破损特征角点簇时以多尺度 Harris 检测的角点为中心,2~5 个像素为搜索半径 r ,对 r 内的簇角点进行空间位置上的非最大值抑制和尺度空间上 Laplace 最大响应判定,以角点簇搜索范围内最大响应值的角点作为候选特征点。

由于每个角点簇范围都通过最大值响应来确定该角点簇的候选特征点,因此在整个尺度空间上,所检测的多尺度角点数量就能够大大降低,从而去除了冗余点,提高了种子破损特征检测精度。簇分类算法步骤如下:

1)输入待测种子图像,以常规多尺度 Harris 检测得到的种子破损特征角点作为样本角点,设定样本角点 $I = \{I_{x,y}^{\sigma}\}$ 。

2)以角点 I 当前坐标为中心,2~5 个像素为半径搜索区域内的点归为簇角点,整个簇为 Z_n ,对于给定的尺度值对整个簇角点进行非最大值抑制计算,确定整个簇的最大响应点 $Z_{(n)\max}(x,y)$ 。

3)在位置空间上,取簇 Z_n 的最大响应角点的值,并与相邻簇最大响应值进行比较,通过公式 $\max(Z_{(n)\max}, Z_{(n-1)\max}, Z_{(n+1)\max})$ 选取比较结果最大值的点。

4)对所有簇选取的点采用式(7)进行 Laplace 响应计算,并采用式(10)比较判定相邻尺度空间,确定该点是否为尺度空间上具有最大 Laplace 响应。

$$F(x,y,\sigma_n) > F(x,y,\sigma_l) \quad (10)$$

式中 $l \in \{n-1, n+1\}$ 。

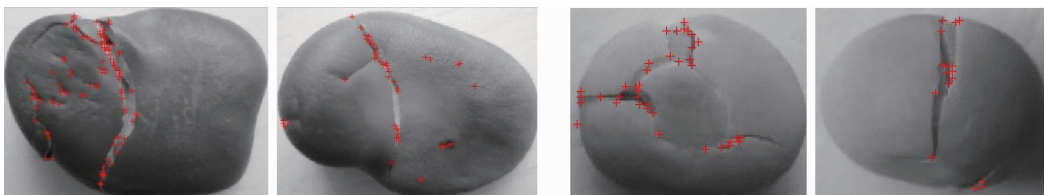
5)把在位置空间上和尺度空间上都具有最大响应值的簇角点作为迭代计算候选点进行迭代精化计算,得到更加精确的多尺度种子破损特征点。

3 试验结果与分析

输入具有破损特征的蚕豆和豌豆图像,采用常规多尺度 Harris 提取破损特征点作为样本角点,通过簇分类算法对样本角点进行处理,以精确定位在空间位置和尺度上都具有最大响应的种子破损特征点。

试验硬件平台为 Intel 奔腾酷睿双核 2.2 GHz,内存 4 G;软件平台为 windows XP 操作系统, Matlab2011b 试验开发平台。

图 2 和图 3 分别表示多尺度 Harris 算法和簇分类算法对蚕豆和豌豆图像检测出的破损特征角点。检测结果表明,在种子裂缝处,常规多尺度 Harris 检测存在一定的冗余角点,这些点会在后续的迭代计算中使时间复杂度增加。而簇分类算法减少了破



(a) 样品蚕豆 Sample of broad bean

(b) 样品豌豆 Sample of pea

图 2 多尺度 Harris 检测的蚕豆和豌豆破损特征角点

Fig. 2 Broad bean and pea damage feature corner detected by multi-scale Harris

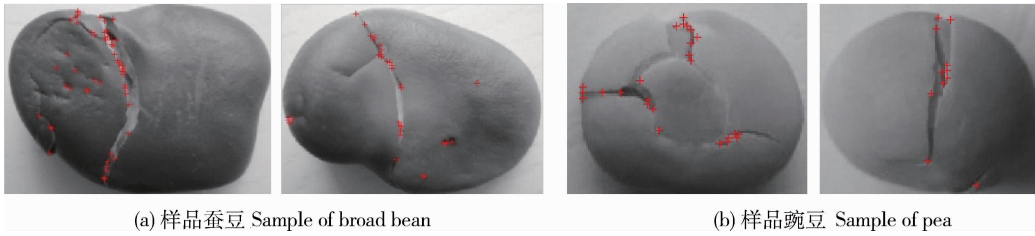


图3 簇分类算法检测的蚕豆和豌豆破损特征角点

Fig. 3 Broad bean and pea damage feature corner detected by cluster classification algorithm

损特征角点的数量,使破损局部结构由位置空间上的最大响应角点来表示;并且该算法使位置空间上检测的破损特征点主要集中在裂缝口的开口位置,这符合以下特性:1)破损裂缝口的开口位置的灰度变化最强;2)裂缝开口处在整个裂缝局部结构中具有代表性。

常规 Harris-Laplace 算法和簇分类算法对蚕豆和豌豆图像破损特征角点的检测结果(图 4 和图 5)表明,在尺度空间上常规 Harris-Laplace 算法中种

子破损局部结构多尺度检测方面,有些破损特征角点出现了多个特征尺度的重复检测,在多尺度下造成了检测的破损特征角点冗余和角点定位不准确;而簇分类算法中,局部结构特征角点和特征尺度准确对应,因此对破损特征角点的检测更加准确。试验结果(表 1)表明,采用的簇分类算法去除了常规 Harris-Laplace 算法在种子破损特征检测中的冗余点,从而在后续的点角准确性精化的迭代计算中降低了时间复杂度,能够快速准确定位多尺度破损特征角点。

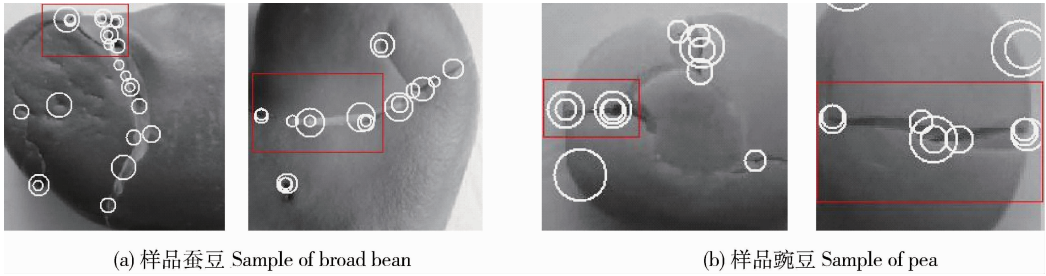


图4 Harris-Laplace 检测的破损特征角点

Fig. 4 Damage feature corner detected by Harris-Laplace

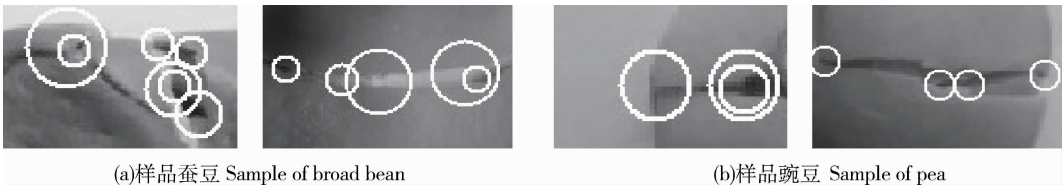


图5 簇分类算法检测的破损特征角点

Fig. 5 Damage feature corner detected by Cluster classification algorithm

表1 Harris-Laplace 算法和簇分类算法检测的破损特征角点数量比较

Table 1 Contrast of the number of damage feature corner by Harris-Laplace and cluster classification algorithm

样品名称 Name of sample	Harris-Laplace 算法 Harris-Laplace algorithm	簇分类算法 Cluster classification algorithm
1号蚕豆 Broad No. 1	24	17
2号蚕豆 Broad No. 2	16	13
1号豌豆 Pea No. 1	11	7
2号豌豆 Pea No. 2	9	4

4 结 论

采用本研究提出的簇分类算法对种子破损特征进行检测,能够对破损特征角点和特征尺度进行准确定位,有效去除了其他算法在多尺度特征检测中存在的冗余点,提高了种子破损特征检测的准确度,并降低了时间复杂性。试验结果表明,在准确性方面,簇分类算法较传统的 Harris-Laplace 算法,每100个样品检测错误率从16%降低到7%,平均检测时间减少400~450 ms,因此簇分类算法对种子破损特征检测准确性更高,速度更快,能够有效应用于破损种子检测和筛选工程实际。

参 考 文 献

- [1] 成芳,应义斌. 机器视觉技术在农作物种子质量检验中的应用研究进展[J]. 农业工程学报,2001,17(6):175-179
- [2] 孙群,王庆,薛卫青,等. 无损检测技术在种子质量检验上的应用研究进展[J]. 中国农业大学学报,2012,17(3):1-6
- [3] 吴继华,刘燕德,欧阳爱国. 基于机器视觉的种子品种实时检测系统研究[J]. 传感技术学报,2005,18(4):742-744
- [4] 陈兵旗,孙旭东,韩旭,等. 基于机器视觉的水稻种子精选技术[J]. 农业机械学报,2010,41(7):168-173
- [5] 马长青. 基于机器视觉的种子质量检测新型算法[J]. 农机化研究,2008,30(12):166-168
- [6] 王润涛,张长利,房俊龙,等. 基于机器视觉的大豆籽粒精选技术[J]. 农业工程学报,2011,27(8):355-359
- [7] 饶洪辉,刘燕德,孙旭东,等. 基于机器视觉的水稻种子质量在线检测机[J]. 农机化研究,2009(10):79-81
- [8] 李伟,于振东,陈涛,等. 基于形态学的棉花种子破损检测[J]. 农业机械学报,2009,40(4):169-172
- [9] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector [C]//University of Manchester. Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference. Manchester: The University of Sheffield Printing Unit,1988:147-151
- [10] 郭永芳,于明,孙以材. 一种改进的快速角点检测方法研究[J]. 计算机工程与应用,2011,47(12):159-161
- [11] 何海清,黄声享. 改进的 Harris 亚像素角点快速定位[J]. 中国图象图形学报,2012,17(7):853-857
- [12] Lindeberg T. Feature detection with automatic scale selection [J]. Int J Comput Vis,1998,30(2):79-116
- [13] Mikolajczyk K, Schmid C. Indexing based on scale invariant interest points [C]//INSTICC. Proceedings of the 8th International Conference on Computer Vision. Vancouver, 2001:525-531
- [14] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale & affine invariant interest point detectors[J]. Int J Comput Vis,2004,60(1):63-86
- [15] Mikolajczyk K, Schmid C. An affine invariant interest point detector[C]//Anders Heyden, Gunnar Sparr. Proceedings of 7th European Conference on Computer Vision. London: UK, 2002:128-142

责任编辑：刘迎春