

# 一种基于稳定区域的图像特征描述子

管士勇, 陆利忠, 闫 斌, 童 莉

(解放军信息工程大学信息工程学院, 郑州 450002)

**摘 要:** 当不同成像条件下图像局部内容的特征存在明显差异时, 会导致特征描述子难以正确匹配。为此, 提出一种基于稳定区域的图像特征描述子。利用最大稳定极值区域检测算法提取图像的稳定区域, 结合图像特征点的位置和尺度信息, 根据稳定区域计算特征主方向, 在适应于特征点所属稳定区域尺度的较大邻域内, 生成基于对数-极坐标系的特征描述子。应用结果表明, 该描述子在图像局部内容变化较大时仍具有旋转不变性和稳定的匹配性能, 能有效解决印刷电路板 CT 图像的配准问题。

**关键词:** 特征描述子; 最大稳定极值区域; 印刷电路板图像; CT 图像配准; 尺度不变特征变换; 相似区域

## An Image Feature Descriptor Based on Stable Region

GUAN Shi-yong, LU Li-zhong, YAN Bin, TONG Li

(Institute of Information Engineering, PLA University of Information Engineering, Zhengzhou 450002, China)

**【Abstract】** Aiming at the large difference of local image context under different imaging condition, which leads to descriptors can not be matched correctly, this paper presents a descriptor based on stable region. It uses Maximally Stable Extremal Region(MSER) detector to extract the stable image region, then assigns the consistent orientation based on stable regions and computing the descriptor based on log-polar coordinate in the larger neighborhood that adapted to keypoint's scale. It applies the descriptor in the CT image registration of Printed Circuit Board(PCB). Application results show that this descriptor is invariant to image rotation and can be used to perform reliable matching when the local image context changes, and has the distinctive performance to resolve ambiguities. The descriptor can work well in the CT image registration of PCB.

**【Key words】** feature descriptor; Maximally Stable Extremal Region(MSER); Printed Circuit Board(PCB) image; CT image registration; Scale Invariant Feature Transform(SIFT); similar region

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.18.050

### 1 概述

在许多计算机视觉任务中, 如图像融合、图像检索、目标识别、3D 场景重建等, 一个重要的步骤就是建立来自同一场景或目标的不同图像之间的稳定特征匹配关系。其中, 特征的描述是建立这种特征匹配关系的一个重要环节。人们提出了许多不同的局部特征描述子, 文献[1]提出了一种基于图像梯度的尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)描述子, 主要使用梯度直方图来表示不同的图像纹理和形状特征。文献[2]提出了 PCA-SIFT 描述子, 使用主分量分析技术对 SIFT 描述子进行降维, 保留不变性的同时提高匹配速度。文献[3]引入积分图像计算图像 Haar 小波响应, 通过统计响应值生成 SURF 描述子。文献[4]生成图像梯度方向块时采用 Walsh-Hadamard 变换降低描述子维度, 提出一种紧凑的 KPB-SIFT 描述子。

通过这些局部特征描述子, 特征匹配能够在一定程度上适应图像间的尺度变化、旋转变化和视角变化。然而当图像间存在大视角变化时, 如宽基线匹配<sup>[5]</sup>, 图像特征会

发生明显失真或者当同一目标在不同背景下进行匹配时, 如目标跟踪<sup>[6]</sup>, 图像背景存在较大差异, 这些都会导致图像局部内容发生明显变化, 造成匹配时同一特征点的描述子在特征邻域内主方向和特征向量存在较大差异, 导致匹配失败。

本文通过引入最大稳定极值区域<sup>[5]</sup>(Maximally Stable Extremal Regions, MSER)检测算法提取图像稳定区域, 基于稳定区域设计一种主方向指定方法, 在较大邻域范围内统计稳定区域的像素分布情况, 形成一种基于对数-极坐标系的 49 维描述子, 称为基于稳定区域的特征描述子(Stable Regions Based Descriptor, SRBD), 并将其应用到印刷电路板(Printed Circuit Board, PCB)的 CT 图像(简称 PCB 图像)配准中。PCB 图像在各自成像方向上会出现大量的黑色带状金属伪影, 造成待配准图像背景发生明显变化、区域特征发生变形, 以致特征描述子难以正确匹配而无法完成配准。为此, 本文结合简化 SIFT 特征点检测算法, 提出一种 PCB 图像的配准方法。

**基金项目:** 国家“863”计划基金资助重点项目(2009AA012201)

**作者简介:** 管士勇(1986—), 男, 硕士研究生, 主研方向: 图像配准, PCB 缺陷检测; 陆利忠, 教授; 闫 斌, 副教授、博士; 童 莉, 讲师、博士

**收稿日期:** 2011-10-31 **修回日期:** 2012-01-04 **E-mail:** guanshiyongvct@gmail.com

## 2 基于稳定区域的特征描述算法

### 2.1 最大稳定极值区域提取

2002 年, Matas 等提出 MSER 区域检测算法, 文献[7]比较了各类区域检测算法, MSER 检测算法具有较优的性能, 具有仿射不变性、稳定性。最大稳定极值区域是一种相对于周围背景或暗或亮且在一定阈值范围内保持稳定的区域, 下面给出最大稳定极值区域的定义。

图像  $I$  是区域  $D$  到灰度  $S$  的映射:  $D \subset Z^2 \rightarrow S$ 。如果  $S$  是完全可排序的, 即具有自反性、非对称性和传递的二值关系。对于像素之间的邻域关系  $A \subset D \times D$  (四邻域或八邻域), 区域  $Q$  是  $D$  的一个连通子集, 对于每个  $p, q \in Q$ , 存在一个序列  $p, a_1, a_2, \dots, a_n, q$  和  $pAa_1, a_1Aa_2, \dots, a_nAq$ 。

区域边界  $\partial Q$  是一类不属于区域  $Q$ , 但区域  $Q$  中至少存在一个像素与其构成邻接关系的点集。

极值区域  $Q \subset D$ , 对于所有  $p \in Q, q \in \partial Q: I(p) > I(q)$  时,  $Q$  称为最大极值区域;  $I(p) < I(q)$  时  $Q$  称为最小极值区域。如果  $Q_1, Q_2, \dots, Q_{i-1}, Q_i, \dots$  是一组相互包含的极值区域, 即  $Q_i \subset Q_{i+1}$ 。当且仅当区域面积变化率:

$$q(i) = (|Q_{i+\Delta}| - |Q_{i-\Delta}|) / |Q_i| \quad (1)$$

在  $i$  处取得局部极小值时, 称区域  $Q_i$  为最大稳定极值区域。 $|\cdot|$  表示区域面积;  $\Delta$  表示微小的灰度变化。

MSER 算法具有较高的计算效率, 首先对图像像素按照灰度值进行排序; 然后将排序后的像素放入图像中, 采用合并-查找算法维护连通区域的列表和面积, 并利用一种称为 Component Tree 的数据结构组织极值区域之间的关系; 最后对于任意连通区域  $Q_i$ , 如果阈值在  $[i - \Delta, i + \Delta]$  范围内变化时, 具有极小面积变化率  $q(i)$ , 则认为区域  $Q_i$  是最大稳定极值区域。Component Tree 建立后, 子节点  $C(Q_i)$  和父节点  $C(Q_{i+1})$  之间是一种包含关系:  $Q_i \subset Q_{i+1}$ , 由于本文主要提取稳定区域的分布情况, 为避免重复的区域提取和提高计算效率, 当父节点  $C(Q_{i+1})$  为最大稳定极值区域时, 将它所包含的全部子区域取消 MSER 的资格, 以避免出现嵌套的稳定区域。最后将提取的最大稳定极值区域和图像背景进行二值化形成二值图像。

### 2.2 特征描述子生成

二值稳定区域图像中的区域特征可能会发生一定的形变或存在多个相似区域。文献[8]结合全局信息(Global Context, GC)和 SIFT 描述子来解决相似特征的误匹配问题, 提高了正确匹配率。这种组合描述子生成计算量大、维度高造成特征匹配耗时, 主方向依赖 SIFT 描述子且无法适应图像的内容变化。类似 GC 描述子的邻域划分, 首先指定主方向, 然后将邻域大小的选取和特征尺度相关联, 在较大邻域范围内建立对数-极坐标系来考虑相似区域和变形区域的描述问题, 最后统计非零像素在坐标系中的分布形成 49 维的 SRBD 描述子。

#### 2.2.1 主方向指定

为保证描述子具有旋转不变性, 需要对每个描述子指定一个主方向。因此, 以特征点为中心, 将以  $m\delta$  ( $\delta$  为特

征点尺度,  $m=16$ ) 为半径的圆域等分为 36 个张角为  $\pi/18$  扇形窗, 在扇形窗内统计非零像素数得到 36 个柱的像素数统计直方图。为了得到更加精确的主方向, 对直方图进行插值拟合处理, 最后得到的最大值对应的方向为该特征点的主方向  $\theta$ 。

#### 2.2.2 特征向量形成

如图 1 所示, 为适应图像区域特征的变形, 使 SRBD 描述子具有仿射不变性, 对于每一个特征点, 以特征点为中心建立严格的对数-极坐标系, 而对于多个相似区域的问题, 在与特征尺度相关的较大邻域内生成描述子, 特征点的邻域半径  $r$  取为所在尺度  $\delta$  的函数,  $r$  取  $n\delta$  ( $n=32$ ), 沿极径方向的增量为:

$$\frac{r}{32}, \frac{r}{16}, \frac{r}{8}, \frac{r}{4}, \frac{r}{2}。$$

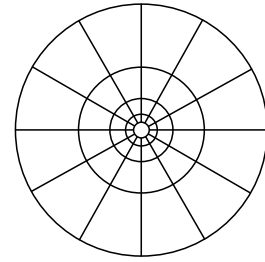


图1 SRBD 描述子邻域划分

对于最内层同心圆, 像素数累加值差异不大, 因此, 最内层同心圆不再等分, 最后形成  $4 \times 12 + 1 = 49$  维的特征描述子。如果特征点的位置为  $(x_f, y_f)$ , 主方向为  $\theta$ , 则对于其中一维:

$$a = \left\lfloor \frac{6}{\pi} (a \tan(\frac{y - y_f}{x - x_f}) - \theta) \right\rfloor \quad (2)$$

$$d = \max(0, \left\lfloor \lg(\frac{L}{r}) + 6 \right\rfloor) \quad (3)$$

其中,  $a$  和  $d$  分别是角度和径向的索引下标;  $L$  为点  $(x, y)$  到  $(x_f, y_f)$  的距离。特征向量  $SD$  的每一维则统计该区域范围内非零像素数:

$$SD_{a,d} = \sum_{(x,y) \in N_{a,d}, I(x,y)=1} I(x,y) \quad (4)$$

其中,  $N_{a,d}$  是邻域范围;  $I(x, y)$  为二值图像。合并该描述子的低 12 维, 归一化得到 SRBD:

$$SD_{i,j} = \frac{SD_{i,j}}{\|SD_{i,j}\|} \quad (5)$$

## 3 基于 SRBD 的印刷电路板 CT 图像配准方法

### 3.1 印刷电路板 CT 图像特点

通过锥束 CT(Cone Beam Computed Tomography, CBCT)技术获取印刷电路板 CT 图像, 能够在无损的情况下完成 PCB 的缺陷检测, 但由于系统成像视野和图像成像质量的影响, 需要对局部 PCB 图像进行拼接形成整幅图像或将不同方向成像的 PCB 图像融合来抑制金属伪影, 其中图像配准是一个关键步骤。

不同方向成像的 PCB 图像存在严重的金属伪影, 金属伪影的形成原因较为复杂, 它主要表现为方向性的黑色带状区域, 造成图像中的焊盘、过孔变形, 导线断裂或被

掩盖等问题，因此当成像视角发生变化时 PCB 图像区域特征和背景同时发生变化，造成图像局部内容差异较大，而且 PCB 图像特征单一、存在较多的相似区域，这些导致目前的特征描述子难以正确匹配。

3.2 PCB 图像配准方法

针对 PCB 图像局部内容差异大、相似区域多难以自动配准的问题，本文基于 SRBD 描述子提出一种 PCB 图像配准方法：首先简化 SIFT 特征点检测算法提取稳定特征点，获取特征点位置和尺度信息；然后提取稳定区域生成 SRBD 描述子；最后采用一种特征匹配策略实现 PCB 图像的自动配准。

3.2.1 简化的 SIFT 特征点检测算法

SIFT 算法具有亮度、平移、旋转和尺度不变性，对视角变化、噪声也保持一定程度的稳定性，能够有效提取图像的特征点。但 SIFT 算法复杂度高，在检测 PCB 图像时存在较多的不稳定特征点，这些特征点主要是位于伪影区域或白色区域边缘，容易受到金属伪影的影响，不易被重复检出，降低了算法效率。SIFT 算法在高斯差分金字塔检测极值点，包括极小值和极大值点。易知较暗(黑色)和较亮(白色)的特征点分别对应尺度空间的极大值点和极小值点，为了提高检出特征点的重复率，本文仅检测极小值点。由于 PCB 图像是高分辨率图像，细节丰富而且低尺度的特征点在 PCB 图像中不稳定，因此在建立金字塔空间时不对图像进行上采样。

3.2.2 特征匹配策略

为进一步减少相似特征造成误匹配的情况，本文以最近邻与次近邻之比(Nearest Neighbor Distance Ratio, NNDR)作为衡量特征相似程度的准则，如果最近邻与次近邻之比小于设定阈值  $T_0$  则认为是匹配对。为提高算法效率，本文采用 BBF<sup>[9]</sup>(Best Bin First)策略来查找最近邻和次近邻进行匹配，此时得到的潜在匹配点对为初匹配点对，可能存在误匹配的情况，进一步利用随机抽样一致性(Random Sample Consensus, RANSAC)<sup>[10]</sup>匹配对提纯算法来去除误匹配点对并估计变换矩阵，符合变换矩阵的样本点称为内点，不符合的称为外点。

4 实验结果与分析

实验环境参数：CPU 为 E5300，主频 1.60 GHz，内存 2 GB，操作系统为 Microsoft Windows XP，实验平台为 VC 2005。

以 2 幅实际系统中获取的大小为 800×800 像素的 PCB 图像进行实验，图 2(a)是水平方向成像，图 2(b)是将 PCB 顺时针旋转 90°后成像(为方便观察将其旋转 90°)，2 幅图像中都存在大量的方向性黑色带状伪影。

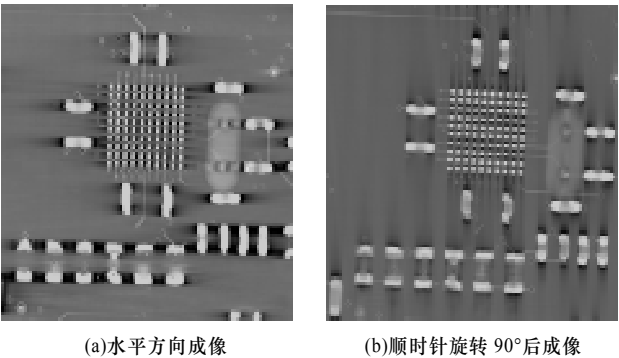


图 2 PCB 的 CT 图像

图 3 是稳定区域提取结果，可以看出，它们在各自成像方向上存在导线等断裂掩盖和提取的稳定区域存在一定变形。

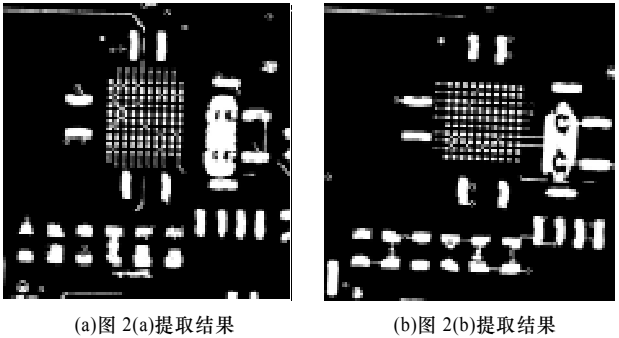


图 3 稳定区域提取结果

如图 4 所示，简化 SIFT 算法(S-SIFT)可有效剔除位于黑色伪影区域和区域边缘的不稳定特征点，检出的特征点一般位于稳定区域的中心，不易受到伪影的影响。

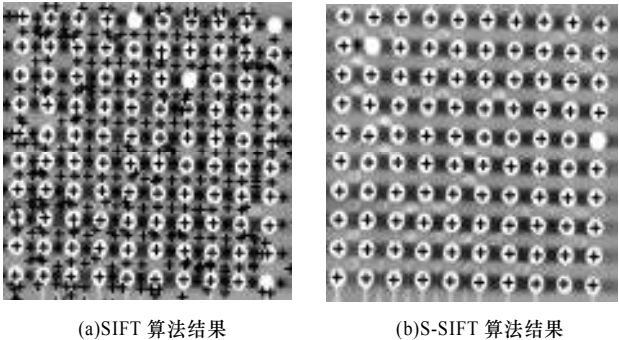


图 4 检测结果比较

简化前后 SIFT 算法指标比较如表 1 所示，可见，简化后的 SIFT 算法特征点数大量减少、特征点检测时间缩短了约 3/4，SRBD 生成时间缩短了约 3/4，由于 SRBD 仅处理邻域内的非零像素，因此虽然选取邻域范围较大，但仍保持较快的运算速度。而且初匹配对下降、内点数提高了，主要是由于不稳定的特征点造成初匹配时存在大量的误匹配。

表 1 检测指标比较

算法	金字塔参数/(阶, 层)	特征点检测时间/s	SRBD 生成时间/s	特征点数	总匹配点对数	提纯内点对数
SIFT 算法	(6, 4)	1.344	16.484	1 208	217	39
S-SIFT 算法	(4, 4)	0.312	3.957	407	123	48



文献[7]中提出的重复率指标主要用来衡量算法的性能:  $\text{重复率} = \frac{\text{内点数}}{\text{总匹配数}}$ 。

PCB 在成像时位置是固定的, 故尺度变化较小, 主要考虑旋转变换和平移变换。图 5 是 SIFT 算法结合不同描述子的重复率指标随图像间成像角度变化情况。

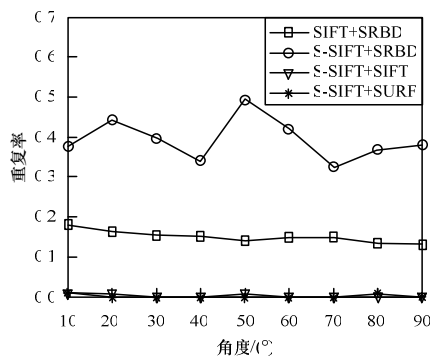


图 5 重复率随成像角度的变化情况

结合 SRBD 描述子的结果表明, 简化后的 SIFT 算法重复率大幅提升, 这主要是由于 S-SIFT 主要检测极小值点, 剔除了大量位于伪影区域和边缘的不稳定特征点, 从而提升了算法检出特征点的重复率。随着图像间成像角度的不断变化, PCB 图像局部内容也发生变化, 直接基于灰度图像的 SIFT、SURF 描述子的重复率较低, 导致配准失败。而 SRBD 描述子重复率始终在 0.4 上下浮动, 表明 SRBD 描述子对图像内容差异具有较好的适应性, 这是由于基于图像稳定区域且在较大邻域内基于对数-极坐标生成的 SRBD 描述子对多个相似区域具有较好的独特性, 能适应区域特征变形。通过 3.2.2 节的特征匹配策略完成图像配准, 特征匹配结果如图 6 所示。

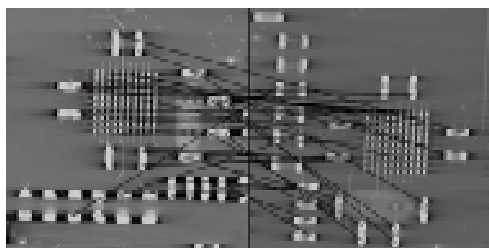


图 6 PCB 图像特征匹配结果

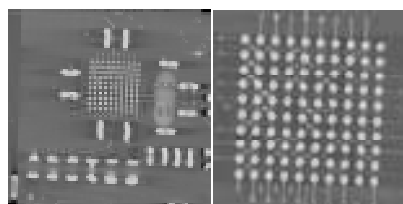
然后得到变换矩阵:

$$M = \begin{bmatrix} -0.0358 & -1.0040 & 795.2505 \\ 0.9603 & -0.0206 & 59.3371 \\ 0 & 0 & 1.0 \end{bmatrix}$$

从变换矩阵  $M$  可以看出图像间存在微小的尺度变化, 旋转角度约为  $90^\circ$ , 水平平移为 795.2505, 垂直平移为 59.3371。图像采用下式进行融合:

$$I_f(x, y) = \max(I_0(x, y), I_{90^\circ}(x, y))$$

图 7 是图像配准融合后的结果, 可以看出, 融合后的图像综合不同方向图像特征信息, 背景中的方向性伪影被有效抑制, 提高了图像质量, 融合结果表明, 提出的 PCB 图像配准算法能有效实现 PCB 图像的自动配准。



(a) 融合结果 (b) 局部图

图 7 图像融合结果

## 5 结束语

本文针对不同成像条件下图像局部内容差异大导致特征难以正确匹配的问题, 引入最大稳定极值算法提取图像的的稳定区域, 基于稳定区域生成一种基于对数-极坐标的大邻域特征描述子, 并将其应用到 PCB 图像的配准中, 设计一种 PCB 图像的配准方法。实验结果表明, 该描述子能适应图像间局部内容的差异, 区分相似区域和完成变形区域的匹配, 且具有旋转不变性和稳定匹配性能。结合简化 SIFT 算法和 SRBD 描述子的 PCB 图像配准方法, 降低时间复杂度的同时提高特征匹配的重复率, 能解决 PCB 图像的配准问题。但 SIFT 算法对畸变的斑点不能较好地检测, 对相似特征 SRBD 描述子的区分能力仍有待提高, 这是下一步的研究方向。

## 参考文献

- [1] Lowe D. Distinctive Image Features from Scale-invariant Keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [2] Yan Ke, Sukthankar R. PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptor[C]//Proc. of CVPR'04. Washington D. C., USA: IEEE Computer Society, 2004.
- [3] Bay H, Tuytelaars T, van Gool L. Speeded-up Robust Features (SURF)[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2008, 110(3): 346-359.
- [4] Zhao Gangqiang, Chen Ling, Chen Gencai, et al. KPB-SIFT: KPB-SIFT: A Compact Local Feature Descriptor[C]//Proc. of ACM International Conference on Multimedia. Firenze, Italy: ACM Press, 2010.
- [5] Matas J, Chum O, Urban M, et al. Robust Wide Baseline Stereo from Maximally Stable Extremal Regions[C]//Proc. of British Machine Vision Conference. Cardiff, UK: [s. n.], 2002.
- [6] Donoser M, Riemenschneider H, Bischof H. Shape Guided Maximally Stable Extremal Region(MSER) Tracking[C]//Proc. of ICPR'10. Istanbul, Turkey: IEEE Press, 2010.
- [7] Mikolajczyk K, Schmid C. A Performance Evaluation of Local Descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630.
- [8] Mortensen E N, Deng Hongli, Shapiro L. A SIFT Descriptor with Global Context[C]//Proc. of CVPR'05. San Diego, USA: IEEE Computer Society, 2005.
- [9] 戚世贵. 基于图像特征点的提取匹配及其应用[D]. 长春: 吉林大学, 2006.
- [10] 杨 敏, 沈春林. 基本矩阵随机采样鲁棒估计[J]. 应用科学学报, 2004, 22(2): 178-182.

编辑 金胡考



