

文章编号 1004-924X(2016)02-0413-09

锥束 CT 图像中的印刷电路板导线自动检测方法

乔 凯, 陈 健, 李中国, 曾 磊, 闫 镔*
(解放军信息工程大学 信息工程学院, 河南 郑州 450001)

摘要:针对印刷电路板(PCB)的CT图像存在灰度不均匀、导线形状多变等特点导致的导线难以有效检测的问题,提出了一种基于超像素分割的PCB导线自动检测方法。该方法使用基于引导滤波的类顶帽变换对图像预处理,提高不同类别区域的类间差异,改善后续的超像素分割结果;然后选择 graph-based 超像素分割算法对导线定位;最后,采用导线几何形状、灰度分布等特征判断识别导线区域,实现导线检测。对存在灰度不均匀、多条导线、多尺度的PCB CT图像进行了实际实验。结果显示:该算法取得了较好的导线检测结果,在实验测试图像上检测率达到了90%以上,基本满足导线自动检测对精度和抗干扰能力的要求,具有较高的应用价值。

关键词:CT图像;印刷电路板(PCB);导线检测;顶帽变换;超像素分割
中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20162402.0413

Automatic printed circuit board wire detecting method of cone beam CT image

QIAO Kai, CHEN Jian, LI Zhong-guo, ZENG Lei, YAN Bin*

(Information System Engineering Academy, Information Engineering
University of the PLA, Zhengzhou 450001, China)
* Corresponding author, E-mail: ybpace@hotmail.com

Abstract: The CT image of Printed Circuit Board (PCB) exists problems in grey inhomogeneity, changeable and irregular wire shapes, so it is difficult to be detected efficiently. This paper proposes an automatic PCB wire detecting method based on superpixel segmentation. The comparably top-hat transform based on a guided filtering was used to preprocess images and to improve the interclass difference of different regions and the subsequent superpixel segmentation results. Then, the graph-based segmentation algorithm was selected to achieve the wire positioning. Finally, the wire region was identified by using the geometry and grayscale distribution features of the wire to implement the wire detection. The experiments for the PCB CT images with inhomogeneity grey, multi-wire and multi-scales were performed. The results show that the algorithm is able to overcome the intensity inhomogeneity of PCB CT image and achieves a better result with a detection rate more than 90%. It concludes that the algorithm satisfies higher precision and strong anti-jamming requirements for automatic detection of the wires of PCBs and has high application values.

收稿日期:2015-10-02;修订日期:2015-11-30.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61372172)

Key words: CT image; Printed Circuit Board(PCB); wire detection; top-hat transformation; superpixel segmentation

1 引言

印刷电路板(Printed Circuit Board, PCB)用于实现电子元器件间的电气连接,是电子设备的重要组成部分,因此对其进行高精度的无损检测非常重要。基于锥束 CT(Cone Beam Computed Tomography, CBCT)成像^[1,5-6]的检测方法具有无损、分辨率高、快速等特点,为 PCB 无损检测提供了一种开创性的技术手段,是目前的主流方法。而 PCB CT 图像具有尺寸较大、容易出现伪影和灰度不均匀以及导线形状多变的特点,使得对 PCB CT 图像中的导线自动检测一直是研究的难点和热点。

导线检测属于线检测的范畴,文献[2]对基于 Hough 变换的方法及其改进方法作了很好的综述,但该方法难以检测线段端点和宽度,另外,由于图像空间到 Hough 特征空间的映射比较耗时且依赖于二值图像,故基于 Hough 变换的 PCB CT 图像导线自动检测无法取得较好的结果^[3-4]。

对导线进行检测首先要进行目标定位。通常使用基于滑动窗^[7-9]或分割^[10-11]的方法进行目标定位。由于导线形状多变、迂回曲折使其对定位方法要求较高,而基于滑动窗的方法无法对目标精确定位;基于分割的方法一旦分割错误则会直接导致检测失败,对分割质量的依赖性很高。目前,超像素分割方法引起了学者们的关注,超像素分割的目的不是分割出最终结果,只是把图像分成若干区域,从而降低了对分割的依赖性。另外超像素较好的边缘贴合度能够间接实现导线的精确定位。更为重要的是超像素更有利于局部信息的提取和结构信息的表达,并且能够大幅度降低计算复杂度。

目前超像素分割方法主要分为两类^[12]:基于图论的方法和基于梯度上升的方法。2000 年,Shi 等人^[13]提出的 Normalized cuts(简称 NC)算法利用轮廓特征和纹理特征迭代实现图像分割。NC 算法能生成较规则的超像素,但边缘贴合度较差,算法复杂度为 $O(N^{3/2})$,计算速度较慢,不适用于大尺寸图像分割。2002 年,Comaniciu 等

人^[14]提出 Mean Shift(简称 MS)算法,其为基于核密度梯度估计的迭代式搜索方法。通过定位密度函数的局部最大值,把具有相同模点的像素聚类在一起形成超像素。MS 算法生成不规则的超像素,抗噪性和边缘贴合度较好,算法复杂度为 $O(N^2)$,计算速度较慢,同样不适用于大尺寸图像分割。2004 年,Felzenszwalb 等人^[15]提出了基于图的贪心聚类实现图像分割的 graph-based(简称 GS)算法,其中的每一个超像素均是该区域中像素的最小生成树。GS 算法能生成不规则的超像素,边缘贴合度较好,算法复杂度为 $O(N \log N)$,计算速度较快,但不能直接控制生成超像素的数量和紧密度。2008 年,Moore 等人^[16]提出的 Superpixel lattices(简称 SL)算法采用寻找最优路径的方式不断地在垂直和水平两个方向将图像分割成较小的区域,从而得到超像素。SL 算法能够直接控制超像素的数量,但分割结果过于依赖输入边界图(Edge Map)的质量,算法复杂度为 $O(N^{3/2} \log N)$,计算速度较慢,不适用于大尺寸图像分割。2009 年,Levinshtein 等人^[17]提出了 Turbopixel(简称 TP)算法。该算法利用几何流的水平集方法逐渐膨胀初始化种子点,从而将图像分割为网格化的超像素,几何流依赖于图像局部梯度,目的是使超像素的分布尽可能规则。TP 算法能够直接控制生成的超像素数量,算法复杂度为 $O(N)$,计算速度较快,但超像素边缘贴合度较差。2012 年,Achanta 等人^[12]提出了基于颜色相似度和空间距离关系的 SLIC(Simple Linear Iterative Clustering)算法,该算法采用 K 均值聚类方法实现超像素分割。SLIC 算法能生成较规则的超像素,算法复杂度为 $O(N)$,计算速度较快,边缘贴合度较好,能够直接控制生成超像素的数量和紧密度。

综上所述,GS 算法、TP 算法、SLIC 算法复杂度较低,速度较快;对于目标的精确定位,GS 算法和 SLIC 算法所生成超像素的边缘贴合度较高^[12],但 SLIC 算法生成的超像素较为规则,不适用于检测形状不定、迂回曲折的导线。因此,本文基于 GS 算法产生超像素,对导线进行快速精确定位。

由于在锥束CT成像的过程中存在散射噪声、金属伪影等因素,PCB CT图像导线区域易出现严重的灰度不均匀,使得导线和背景间的差异不显著,从而导致GS算法在区域聚类过程中很容易把导线与周围背景区域归为一类,影响超像素分割结果。

针对PCB CT图像灰度不均匀的问题,本文结合基于保持边缘滤波的类顶帽变换和GS超像素分割算法对导线定位,首先对图像进行引导滤波^[18]并将滤波前后图像作差来弱化边缘,以提高导线与周围背景区域的类间差异。该方法改善了GS算法对目标的定位精度。最后通过几何形状、灰度分布等特征对超像素进行判断识别,以验证算法性能。

2 基于超像素分割的PCB CT图像导线自动检测方法

PCB CT图像存在灰度不均匀、导线形状多变和迂回曲折等特点,故难以对导线进行高效检测。针对该问题,本文提出了一种基于超像素分割的PCB CT图像导线自动检测方法,方法流程如图1所示。为了克服PCB CT图像存在的灰度不均匀对超像素分割的影响,如图2(彩图见期刊电子版)中“红色矩形区域”所示,首先对图像进行基于引导滤波的类顶帽变换,提高不同类别区域的类间差异,以改善后续超像素分割结果。考虑导线特点以及对导线精确定位和检测效率的要求,选择GS超像素分割算法把图像分割成若干区域。在此基础上,考虑到导线是一种细长目标,文中通过提取超像素分割区域的几何形状、亮度等一些简单高效的特征来与相应阈值进行比较,从而判别出导线,该方法计算速度快,并取得了较好的检测效果。



图1 导线检测流程

Fig. 1 Flowchart of wire detection

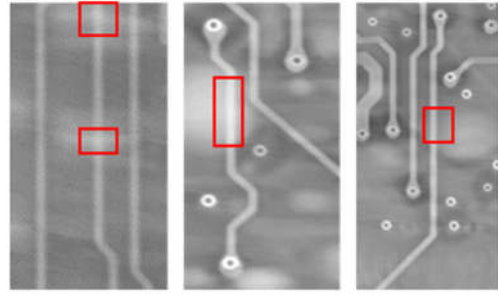


图2 导线区域灰度不均匀图像

Fig. 2 Intensity-inhomogeneity images in wire region

2.1 基于引导滤波的类顶帽变换

2.1.1 引导滤波

引导滤波的关键假设是输出图像是引导图像的局部线性变换,如公式(1)所示:

$$q_i = a_k I_i + b_k, \forall i \in \omega_k, \quad (1)$$

其中: q 为滤波后的输出图像, I 为引导图像, i 为像素索引, ω_k 为正方形局部区域, a_k 和 b_k 为区域中的线性常数。通常采用输入图像作为引导图像。

对公式(1)左右两边求梯度可得:

$$\nabla q = a \nabla I = a \nabla p, \quad (2)$$

上式中 p 为输入图像。因此,输出图像和引导图像(输入图像)的梯度具有一致性,这表现出了边缘保持特性。

对每一个局部区域 ω_k ,通过输出图像和输入图像的差构造代价函数 E ,其表达式如式(3)所示,其中 ϵ 为正则项,用来防止 a_k 过大。然后通过线性回归最小化代价函数 E 可以确定 a_k 和 b_k ,如公式(4)和(5)所示,其中 $|\omega|$ 为局部区域 ω_k 所包含的像素总数, μ_k 、 σ_k^2 分别为引导图像 I 在 ω_k 区域内的均值和方差, \bar{p}_k 为输入图像 p 在 ω_k 区域内的均值。

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((q_i - p_i)^2 + \epsilon a_k^2) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k I_i + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2), \quad (3)$$

$$a_k = \frac{\frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon}, \quad (4)$$

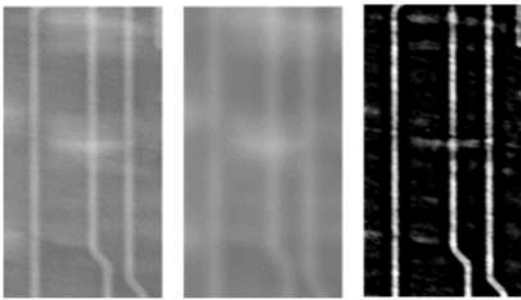
$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k, \quad (5)$$

一般取参数 $\epsilon > 0$,因此,当局部区域 ω_k 为较平坦区域,即 $\sigma_k^2 \ll \epsilon$ 时,为了使代价函数 E 较小,需令 $a_k \approx 0$, $q_i \approx b_k \approx p_i$,对该区域进行平滑;当局

部区域为边缘区域,即 $\sigma_k \gg \epsilon$ 时,为了使代价函数 E 较小,需令 $a_k \approx 1, b_k \approx 0, q_i \approx p_i$,即对该区域起到了保持边缘的作用。因此可以通过改变正则项 ϵ 和局部区域尺寸 w_k 来调节图像的滤波效果。

2.1.2 类顶帽变换

由图 3 可知,对引导滤波前后图像作差所得的结果相对降低了导线和背景相邻区域的灰度值,较好地实现了导线和相邻背景的分离,提高了导线和相邻背景区域的类间差异,改善了后续超像素分割的结果。



输入图像 引导滤波 滤波前后图像作差
图 3 类顶帽变换

Fig. 3 Similar top-hat transformation

2.2 GS 算法

GS 算法是基于图的贪心聚类实现超像素分割的,其将像素作为图的节点,将像素间不相似度即颜色或灰度距离作为图中边的权重,由此得到的每一个超像素都是该区域中像素的最小生成树。

对于聚类合并策略,定义区域的类内差异 $Int(C)$,采用区域最小生成树中不相似度最大的边作为区域所能接受的最大差异,如公式(6)所示,其中 MST (Minimum Spanning Tree)为区域的最小生成树,即 (MST, E) 代表区域最小生成树中所有边的集合。采用连接两个区域的所有边中不相似度最小的边定义区域的类间差异 $Diff(C_1, C_2)$,如公式(7)所示,其中 C_1 和 C_2 为两个不同的区域, v_i 和 v_j 分别为不同区域的像素节点, (v_i, v_j) 为连接两个像素节点的边, E 为连接两个区域的所有边, $\omega(v_i, v_j)$ 为边的权重即像素间的不相似度。

$$Int(C) = \max_{e \in (MST, E)} e, \quad (6)$$

$$Diff(C_1, C_2) = \min_{v_i \in C_1, v_j \in C_2, (v_i, v_j) \in E} \omega(v_i, v_j), \quad (7)$$

根据公式(6)可知,每个节点即单像素区域的

类内差异为 0,故无法进行初始聚类合并操作,本文对类内差异的定义进行修正,如公式(8)所示,其中 $\tau(C)$ 为阈值函数,用来修正较小区域的 $Int(C)$ 无法较好地估计区域的局部特性的问题, k 为常量参数, $|C|$ 为区域像素总数,当区域较大时,阈值函数项的作用可以忽略。

$$Int'(C) = Int(C) + \tau(C) = Int(C) + \frac{k}{|C|}. \quad (8)$$

对于一幅图像,每个像素为一个节点,节点具有初始类别属性,首先计算每个像素点与其 8 邻域的不相似度,得到图中的所有边;然后根据权值大小对边进行排序,并按照从小到大的顺序对各个边所连接的像素或区域进行合并判断,对合并后区域中的所有像素进行类别属性更新,直至对最大的一条边判断结束,从而得到各超像素区域。所生成超像素的边缘贴合度较好,很好地实现了对 PCB CT 图像导线的精确定位。

2.3 导线特征

为了从 PCB 图像各要素中区分导线,需要提取导线特征。如图 4 所示,细长性是导线最突出的特点,同时,导线灰度值较高,为了减少非导线细长区域的干扰,需增加区域亮度性的特征。

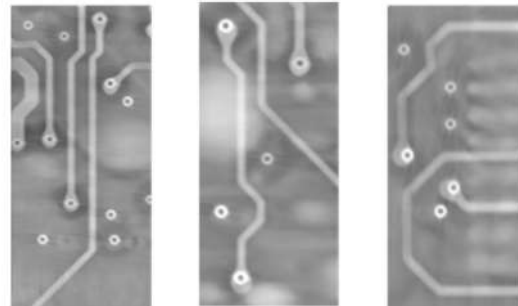


图 4 PCB CT 图像

Fig. 4 PCB CT image

2.3.1 细长性特征描述

周长和面积在一定程度上描述了物体的形状特性,可以用周长面积比来刻画物体的细长性。

由于图像是由若干离散像素点构成的,因此图像中物体的周长、面积的计算与连续图形的计算略有差别。使用像素总数来定义区域的面积,如公式(9)所示:

$$A(C) = \text{card}(C), \quad (9)$$

其中 card 用来计算区域的像素总数, $A(C)$ 为区域 C 的面积。

使用经典的 Canny 边缘检测算子^[20]计算区域边缘 E ,使用区域边缘的像素总数来定义区域的周长,如公式(10)所示,其中 $P(C)$ 为区域 C 的周长。

$$P(C) = \text{card}(E), E = \text{Canny}(C). \quad (10)$$

根据区域的面积和周长来定义区域的细长性,如公式(11)所示,其中 $R(C)$ 为区域 C 的细长性特征。

$$R(C) = \frac{P(C)}{A(C)}. \quad (11)$$

由公式(11)可知,细长性会随着区域尺度的变化而改变,细长性相同的矩形在尺度变为原来的 2 倍后,周长变为原来的 2 倍,面积变为原来的 4 倍,则周长面积比变为原来的一半,由此对尺度进行归一化,如公式(12)所示:

$$R(C) = \frac{P(C)}{\sqrt{A(C)}}, \quad (12)$$

图 5 描述了在相同面积(100)条件下矩形区域细长性随矩形长和宽的变化趋势。

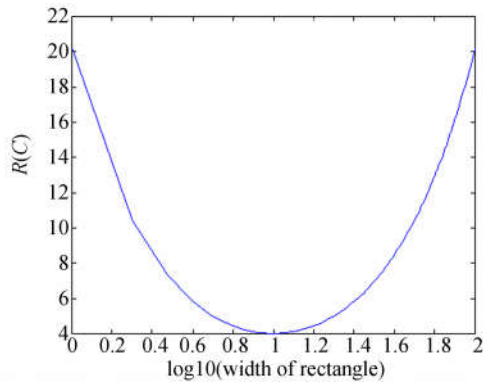


图 5 细长性与矩形形状的关系

Fig. 5 Relationship between degree of thin and shape and rectangle

2.3.2 亮度性特征描述

通过细长性特征的判断可以去除大量非线状细长区域,但仍然存在部分细长性非导线区域,例如在两个相邻导线间的区域有可能被独立分割出来,该区域也表现出了细长性的特征,容易造成导线检测错误。因此,对符合细长性特征的区域需再次进行亮度性判断。本文使用区域的灰度均值定义区域的亮度性特征,如公式(13)所示:

$$I(C) = \frac{\sum_{P_i \in C} P_i}{A(C)}, \quad (13)$$

其中 p_i 为区域 C 中第 i 个像素的灰度值, $A(C)$

为区域 C 的面积即总像素数。

定义导线区域亮度阈值为 t_l ,对于不同的 PCB 图像,亮度差异较大,因此,亮度阈值的选取与图像的亮度特性密切相关,定义亮度阈值为整幅图像 M 的灰度均值,如公式(14)所示:

$$t_l = \frac{\sum_{P_i \in M} P_i}{A(M)}, \quad (14)$$

其中 P_i 为整幅图像 M 中的第 i 个像素的灰度值, $A(M)$ 为图像 M 的面积即总像素数。

3 实验结果及分析

对实际存在灰度不均匀以及多条导线、多尺度的 PCB CT 图像进行实验。为了验证 GS 算法对 PCB CT 图像导线检测的适应性以及类顶帽变换对 GS 算法鲁棒性的改善效果,把是否对图像作类顶帽变换作为实验变量;为了验证算法的实用性,选择一些大尺寸 PCB CT 图像进行检测;为了验证方法流程的高效性,与基于水平集图像分割的方法^[19]进行比较,首先基于水平集分割得到二值分割结果,然后使用相同的形状和亮度特征对导线进行检测识别。使用定性和定量两种评价方式对本文方法进行评价。对 PCB 导线进行检测是为了能够从检测结果中判断出电路连接关系,因此检测结果中出现导线中断、串联等产生歧义的连接关系,都认为是检测失败。因此,将一幅图像的导线检测率定义为成功检测的导线条数与总导线条数的比值。

在实验中各阶段参数设置如表 1 所示,其中引导滤波^[18]、GS 超像素分割^[15]、水平集分割^[19]方法中的参数使用相应文章中的经验值,选择实验测试时的经验值作为细长性阈值。

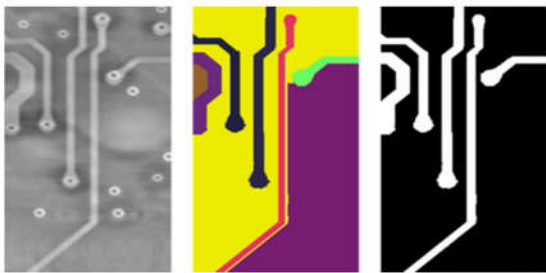
表 1 实验中各阶段关键参数设置

Tab. 1 Key parameter settings in each experiment stage

实验各阶段	参数设置
引导滤波	正则项 $\epsilon=0.04$ 局部区域 $\omega_k=4$
GS 超像素分割	阈值函数项中常量 $k=300$
细长性阈值	$t_R=5$
亮度性阈值	输入图像的灰度均值,如公式(14)
水平集分割(对比方法)	邻域尺度 $\sigma=4$

图 6、7(彩图见期刊电子版)为本文方法对于

不同尺寸图像的检测结果。其中超像素分割结果中不同颜色代表不同的区域,从图 6、7 可以看出,使用 GS 算法所生成超像素的边缘贴合度较好,能够实现对 PCB CT 图像导线的精确定位,从而较好地检测出导线。导线虽然具有形状多变、迂回曲折等特点,但在空间上和灰度上具有一定的连续性,因此对于 GS 算法来说,同类区域差异较低,而导线和背景区域的类间差异通常较高,结果显示,该算法对区域的快速分割表现出了很好的适应性。

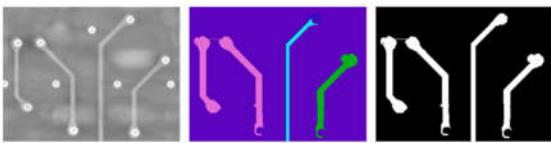


(a) 原始图像 (b) 超像素分割 (c) 检测结果

(a) Original image (b) Superpixel segmentation (c) Detection result

图 6 本文方法的检测结果(图像尺寸:200×401)

Fig. 6 Detection result of proposed method (image size: 200×401)



(a) 原始图像 (b) 超像素分割 (c) 检测结果

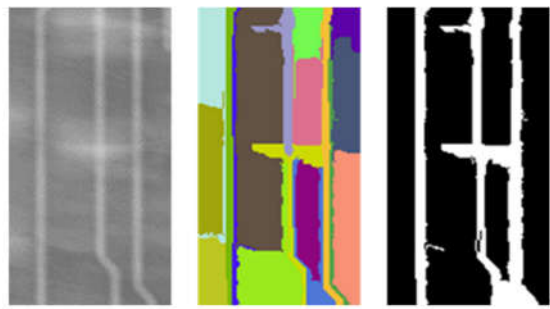
(a) Original image (b) Superpixel segmentation (c) Detection result

图 7 本文方法的检测结果(图像尺寸:326×247)

Fig. 7 Detection results of proposed method (image size: 326×247)

采用本文方法对于一些在导线区域出现严重灰度不均匀的 PCB CT 图像进行实验,结果如图 8~10 所示,从图 8、9 可以看出,对于这类图像,导线与周围背景区域的类间差异不显著,影响了 GS 算法的超像素分割结果,但可以通过图像预处理手段(滤波前后图像作差)提高导线与周围背景区域的类间差异以改善了 GS 算法的鲁棒性和分割质量。

从图 9、10 可以看出,水平集分割结果为二值图像,其检测结果较依赖于分割结果,一旦分割失败会很大程度上影响检测结果,而本文算法进行

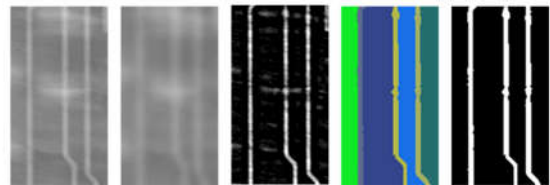


(a) 原始图像 (b) 超像素分割 (c) 检测结果

(a) Original image (b) Superpixel (c) Detection result segmentation

图 8 本文方法的检测结果(图像尺寸:105×192)

Fig. 8 Detection results of proposed method (image size: 105×192)

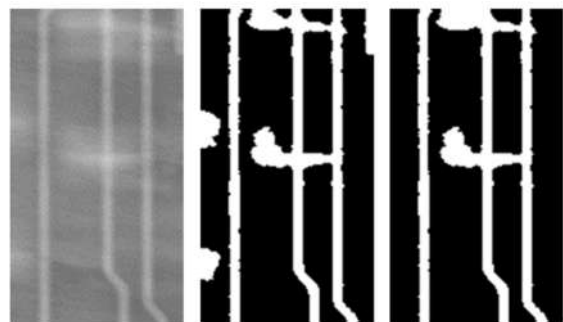


(a)原始 (b)引导 (c)类顶帽 (d)超像素 (e)检测
图像 滤波 变换 分割 结果

a) Original (b)Guided (c)Similar (d)Superpixel (e)Detection
image filtering top-hat segmen- result
transfor-
mation

图 9 本文方法的检测结果(图像尺寸:105×192)

Fig. 9 Detection results of proposed method (image size: 105×192)



(a) 原始图像 (b)水平集分割 (c) 检测结果

(a) Original image (b) Level-set (c) Detection result segmentation

10 基于水平集分割的检测结果(图像尺寸:105×192)

Fig. 10 Detection result based on levelset segmentation (image size: 105×192)

超像素分割的只是根据图像灰度和空间的连续性得到各个区域,在此基础上进行导线检测。通过对比,验证了本文方法的设计流程的合理性。

本文方法对于大尺寸 PCBCT 图像仍然能够取得较好的检测结果。对图 11 的检测结果进行定量评价,本文方法的导线检测率为 97.1%,而基于水平集分割的导线检测率仅为 55.3%,且存在多余过孔等。由于 GS 算法全局性较好且速度

较快,另外类顶帽变换和导线特征提取步骤复杂度较低,在保证检测质量的同时速度较快,具有一定的实际应用价值。

为了进一步验证本文方法的性能,以下从 4 层 PCB CT 图像中选择 2 幅导线层图像作为研究对象,图像尺寸为 $1\ 723 \times 3\ 406$ 。通过图 12 可以看出,本文方法取得了较好的检测结果。

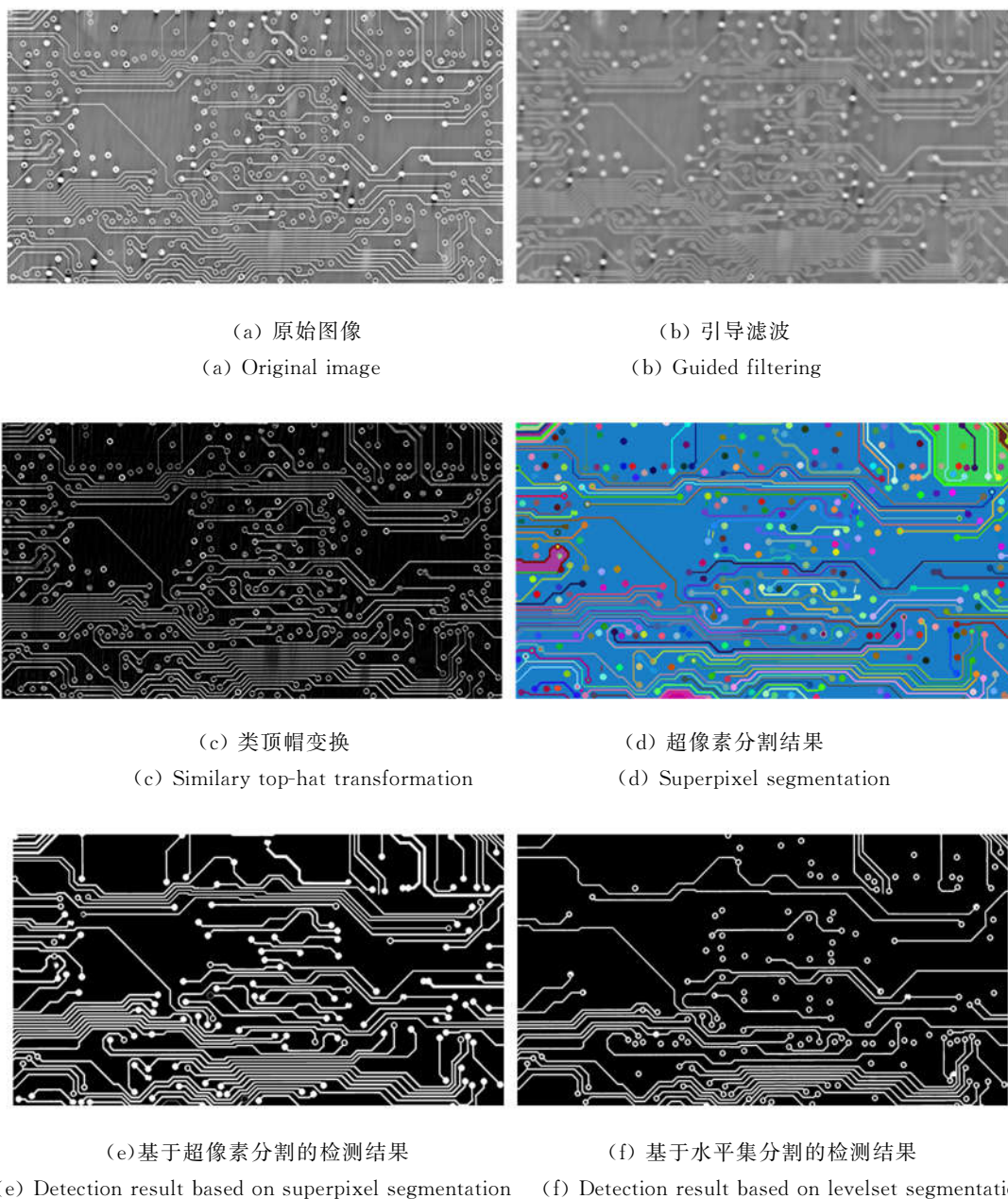
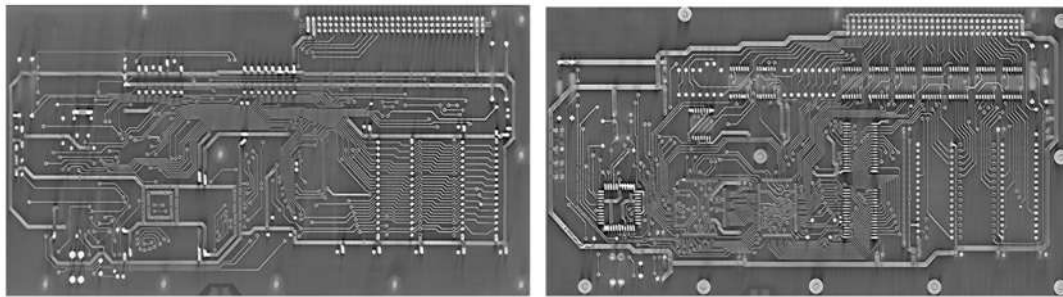


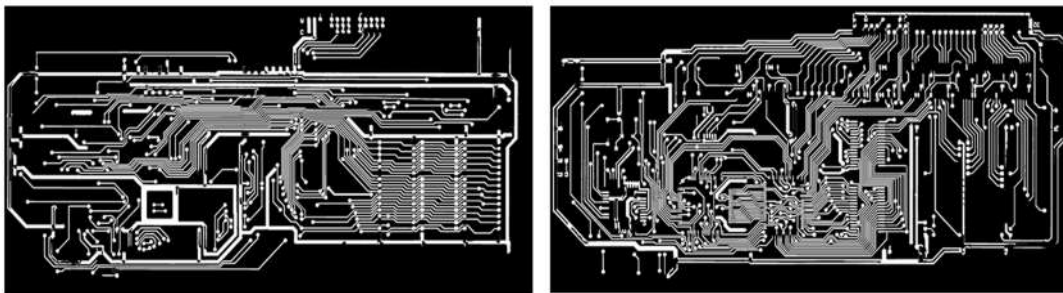
图 11 两种方法的检测结果对比(图像尺寸: $1\ 335 \times 2\ 424$)

Fig. 11 Comparison of detection results of two methods (image size: $1\ 335 \times 2\ 424$)



(a) 原始图像

(a) Original images



(b) 检测结果

(b) Detection results

图 12 本文方法的检测结果(图像尺寸:1 723×3 406)

Fig. 12 Detection results of proposed method (image size: 1 723×3 406)

4 结 论

PCB CT 图像存在灰度不均匀现象,并且其中的导线具有形状不定和迂回曲折的特点,故难以实现导线的高效检测。针对该问题,本文提出了一种基于超像素分割的 PCB CT 图像导线自动检测方法。通过使用基于引导滤波的类顶帽变换

对图像进行预处理,以提高不同类别区域的类间差异,改善后续的超像素分割结果。综合考虑检测速度和质量,选择 GS 算法对导线进行定位,在此基础上,采用导线几何形状、灰度分布等特征对导线区域进行判断识别,从而实现了导线的高效检测,在实验测试图像上的检测率达 90% 以上,基本满足导线自动检测的精度要求,具有较高的实际意义和应用价值。

参考文献:

- [1] KIM H K, JEON S C, CHO G, *et al.*. X-ray laminographic application of lens-coupled CMOS detector for PCB inspection [C]. *IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record*, 2001, 3: 1620-1623.
- [2] MUKHOPADHYAY P, CHAUDHURI B B. A survey of Hough transform [J]. *Pattern Recognition*, 2015, 48(3): 993-1010.
- [3] SONG J, LYU M R. A Hough transform based line recognition method utilizing both parameter space and image space [J]. *Pattern Recognition*, 2005, 38(4): 539-552.
- [4] XU Z, SHIN B S, KLETTE R. Accurate and robust line segment extraction using minimum entropy with Hough transform [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2015, 24(3): 813-822.
- [5] 张峰,江桦,闫铨,等. 锥束 CT 圆轨迹半覆盖扫描的几何校正[J]. *光学精密工程*, 2013, 21(7): 1659-1665.
ZHANG F, JIANG H, YAN B, *et al.*. Geometric calibration for half-cover scanning in circular cone-beam CT [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(7): 1659-1665. (in Chinese)
- [6] 周凌宏,李翰威,徐圆,等. 锥束 CT 圆轨道扫描的

- 几何校正[J]. 光学精密工程, 2014, 22(10): 2847-2854.
- ZHOU L H, LI H W, XU Y, *et al.*. Geometry calibration for circular trajectory scanning in cone-beam CT [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(10): 2847-2854. (in Chinese)
- [7] DALAL N, TRIGGS B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005, 1: 886-893.
- [8] WANG X Y, HAN T X, YAN S C. An HOG-LBP human detector with partial occlusion handling [C]. *12th IEEE International Conference on Computer Vision*, 2009: 32-39.
- [9] CHENG M M, ZHANG Z, LIN W Y, *et al.*. BING: Binarized normed gradients for objectness estimation at 300fps [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014: 3286-3293.
- [10] 赵宏伟, 陈霄, 刘萍萍, 等. 视觉显著目标的自适应分割[J]. 光学精密工程, 2013, 21(2): 531-538.
- ZHAO H W, CHEN X, LIU P P, *et al.*. Adaptive segmentation for visual salient object [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(2): 531-538. (in Chinese)
- [11] CARREIRA J, SMINCHISESCU C. CPMC: Automatic object segmentation using constrained parametric min-cuts [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(7): 1312-1328.
- [12] ACHANTA R, SHAJI A, SMITH K, *et al.*. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(11): 2274-2282.
- [13] SHI J, MALIK J. Normalized cuts and image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(8): 888-905.
- [14] COMANICIU D, MEER P. Mean shift: A robust approach toward feature space analysis [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 603-619.
- [15] FELZENSZWALB P F, HUTTENLOCHER D P. Efficient graph-based image segmentation [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 59(2): 167-181.
- [16] MOORE A P, PRINCE J D, WARRELL J, *et al.*. Superpixel lattices [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008: 1-8.
- [17] LEVINSHTEIN A, STEREA A, KUTULAKOS K N, *et al.*. Turbopixels: Fast superpixels using geometric flows [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(12): 2290-2297.
- [18] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [19] HUANG C, ZENG L. An active Contour model for the segmentation of images with intensity inhomogeneities and bias field estimation [J]. *PloS one*, 2015, 10(4): e0120399.

作者简介:



乔凯(1992—),男,河南周口人,博士研究生,2014年于信息工程大学获得学士学位,主要研究方向为三维成像与智能信息处理。E-mail: qiao_kai0075@163.com



闫斌(1976—),男,河南内黄人,博士,教授,博士生导师,1999年于信息工程大学获得学士学位,2002年于电子工程学院获得硕士学位,2005年于中国科学院获得博士学位,主要从事CT成像技术及应用的研究。E-mail: ybspace@hotmail.com