

[文章编号] 1003-4684(2022)02-0048-07

基于 NCC 的 PCB 图像配准算法研究

舒 军¹, 李 灵², 邓明舟²

(1 湖北工业大学电气与电子工程学院, 湖北 武汉 430068;

2 湖北工业大学太阳能高效利用及储能运行控制湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430068)

[摘 要] 为解决 PCB 数码喷印中图像数据量大导致传统 PCB 图像配准时间复杂度高的问题, 研究归一化互相关匹配算法(NCC), 从候选点集和特征块选取两个角度对算法效率优化。利用统计滤波的方法滤除候选点中的误差点, 减少计算量; 分析 PCB 图像中配准点特点, 利用动态规划的思路, 并基于广度优先搜索方法, 对特征块自适应选取, 从而减少配准点集的遍历。实验中, 利用分割后的基板图像与 Gerber 图像配准建立空间位置关系, 再使用改进的配准算法来配准。实验表明, 配准精度在 99% 左右, 效率提高至 1.6 倍。

[关键词] PCB 数码喷印; 归一化互相关匹配算法; 统计滤波; 动态规划; 广度优先搜索方法

[中图分类号] TP391.4 **[文献标识码]** A

PCB 数码喷印技术作为一种高效、高精度的新型 PCB 字符喷绘解决方案, 在缩短生产周期、提高产品质量、降低生产成本和减少环境污染等方面有显著优势, 该技术正在逐步取代传统 PCB 制造工艺。在 PCB 数码喷印中, 配准算法的目的是寻找基板图像中的 Mark 点位置, 而 Mark 点的多样性以及与焊盘、导线等非目标因子的相似性是 PCB 图像配准主要技术难点。

2012 年, 郭峰林等学者^[1]采用特征线匹配的方法, 并提取边缘信息作为特征对 Mark 点配准, 该方法对边缘信息的完备性依赖较高。2013 年, 管士勇等学者^[2]采用特征点匹配的方法, 提取图像中低维描述符 KPB-SIFT^[3]作为特征进行匹配, 在仿射变换、遮挡、视角变化等复杂环境下具有一定稳定性, 但 KPB-SIFT 提取算法计算量大、效率较低。2015 年, 岑誉等^[4]采用模板匹配的方法, 利用权重式椭圆拟合对 PCB 图像中 Mark 点配准, 类似的还有熊光洁^[5]基于 Hough 变换的 Mark 点快速定位方法、Liu^[6]基于随机圆 (randomized circle detection, RCD) 检测的定位方法, 上述方法对圆形 Mark 点配准精度较高, 但对多类型的 Mark 点识别存在局限性。2019 年, 刘俊锋^[7]设计了一种基于多相机的大尺寸 PCB 定位系统, 采用改进的归一化互相关性配准方法 (normalized cross correlation, NCC) Mark 点实时查找, 该方法实时性高, 但系统由多处

理器分布式计算, 要求较高的硬件成本。同年, Wei 等学者^[8]基于深度神经网络实现 PCB 精确配准和定位, 结合支持向量回归 (SVR) 的简单多层感知器 (MLP)、卷积神经网络模型对 PCB 图像进行配准, 精度明显高于传统算法, 但时间效率较低, 且缺少足够样本训练, 深度学习的方法在本文应用存在较大局限性。

模板匹配采用单一或低维度特征比对, 在效率上高于其他算法, 但全局遍历图像需要占用大量的内存资源, 对高分辨率 PCB 图像配准效率受限, 无法满足实时性。进一步分析特征点匹配和模板匹配的特点, 发现特征点匹配在特征点的描述、查找、多维度特征比对上, 花费大量时间, 导致时间复杂度较高; 而模板匹配则是采用单一或低维度特征进行图像全局比对, 精度较差。本文在特征点匹配和模板匹配的基础上对 PCB 图像配准技术进一步研究。

1 NCC 匹配基本原理

图像配准的本质是建立同一个目标在不同位置、角度、光照、视角等状态变化下的坐标映射关系, 即通过关键点提取获得参考图像 I_S 上 n 个关键点集 $C^S = \{c_1^S, c_2^S, \dots, c_n^S\}$ 和浮动图像 I_R 上 m 个关键点集 $C^R = \{c_1^R, c_2^R, \dots, c_m^R\}$ 。图像配准算法的核心问题是设计一种相似度函数 $dis(.,.)$, 通过筛选 C^R 中与 C^S 一一对应的配准点集 $C^{SR} = \{c_i^S, c_i^R | i = 1,$

[收稿日期] 2021-08-20

[第一作者] 舒 军 (1973-), 男, 湖北荆门人, 工学博士, 湖北工业大学副教授, 研究方向为机器视觉, 深度学习

[通信作者] 李 灵 (1997-), 女, 湖北恩施人, 湖北工业大学硕士研究生, 研究方向为机器视觉, 深度学习

2, \dots\}, 使得公式(1)成立。

$$\operatorname{argmax}_{C^{SR}} \sum_{i=1}^n \operatorname{dis}(c_i^S, c_i^R) \quad (1)$$

归一化相关性模板匹配的核心思路是归一化待匹配目标之间的相关程度。假设参考图像 T 的宽高为 $w \times h$, 待匹配图像 G 的宽高为 $W \times H$, 则模板图像 T 与待匹配图像 G 在位置 (x, y) 处的相关系数 ρ 定义为:

$$\rho = \frac{\sum_{\alpha=1}^W \sum_{\beta=1}^H (T_{\alpha, \beta} - \bar{T}) \cdot (G_{x+\alpha, y+\beta} - \bar{G})}{\sqrt{\sum_{\alpha=1}^W \sum_{\beta=1}^H (T_{\alpha, \beta} - \bar{T})^2 \cdot \sum_{\alpha=1}^W \sum_{\beta=1}^H (G_{x+\alpha, y+\beta} - \bar{G})^2}} \quad (2)$$

其中, $0 < x \leq W - w + 1, 0 < y \leq H - h + 1, \bar{T}$ 和 \bar{G} 分别为图像 T 和 G 的灰度平均值。在本文应用中模板图像 T 为参考图像 I_S 上以关键点 c_i^S 为中心, 边长为 h_0 的正方形子区域, 记为参考特征块 t_i , 待匹配图像 G 为浮动图像 I_R 上以关键点 c_j^R 为中心, 边长为 h_1 的正方形子区域, 记为浮动特征块 g_j , 其中 $i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m$ 。计算关键点集 C^S 中每个点与 C^R 中相关系数最大的点, 如公式(3), 获得最终配准点对集合 $C^{SR} = \{c_i^S, c_j^R \mid i = 1, 2, \dots\}$ 。

$$c_i^{SR} = \max\{\rho(t_i, g_j) \mid j = 1, 2, \dots\} \quad (3)$$

2 基于 NCC 的改进

通过公式(3)可知, 基于归一化互相关性的图像配准总算法时间复杂度为 $O(n \times m \times h_0 \times h_1)$, 即需要遍历 C^S 与 C^R 中所有点的组合, 对于 PCB 图像配准, 存在大量关键点, 即 n 和 m 较大, 是算法效率的主要约束。另外, 由公式(2)可知, 关键点的特征块 g_j 大小 h_1 直接影响相关系数, 在配准精度和效率方面均有影响。若特征块选取过大, 对于相关系数相差过多的候选点会产生大量的冗余计算, 算法效率较低。若特征块选取过小, 关键点周围的灰度信息无法表达完备, 配准误差增加。

分别针对以上两个问题, 进行如下优化。候选点集的优化, 分析 PCB 图像中关键点, 发现正确配准点的空间距离偏移量变化较低。针对这一特性, 本文通过计算关键点间的欧氏距离关系建立配准点的空间特征向量, 并基于统计滤波器 (statistical outlier removal, SOR) 的方法将相关性较低的配准点剔除, 以此得到关键点集 C^S 中每个点的候选点集; 特征块的优化, 则通过分析特征块大小对相关系数的影响, 提出一种自适应的特征块选取算法。基于动态规划 (dynamic programming, DP) 的思想, 将特征块边长 h_1 的设定问题转化为多阶段决策问题,

利用广度优先搜索方法 (breadth-first search, BFS) 动态扩大特征块边界, 通过“剪枝”的方法截止搜索, 提高特征块质量, 减少配准误差并提高效率。

2.1 候选点集优化

统计滤波器^[9]是利用图像的局部统计特征剔除离群点, 其中离群点是指特征值与统计特征值偏差较大的点。该方法的思路是对每一个点的邻域做统计分析, 计算该点到所有临近点的平均距离作为局部特征值, 将特征值在统计特征范围之外的点定义为离群点, 其中统计特征范围由所有特征值计算均值和标准差决定。

在图像配准前需分别提取参考图像和浮动图像的关键点集 C^S 和 C^R , 分析 Mark 点图像的特点可以看出, 关键点信息多集中于角点上, 采用 SUSAN 角点检测^[10]的方法得到关键点集, 该方法通过邻域像素值比较来确定角点。考虑两幅图像的关键点提取算法相互独立, 在程序中采用多线程处理。

为约束邻域的方向性, 分别将点集 C^S 和 C^R 利用灰度质心法^[11]建立方向特征 θ^S 和 θ^R 。对于点集 C^S 中任意一点 c_i^S 取点集 C^R 中方向特征相近的点作为该点邻域, 并计算邻域内的各点与 c_i^S 的欧式距离作为特征值 $d_{i,j}$ 。同理遍历 C^S 所有点组合的空间距离关系, 建立特征值集合 $D = \{d_{i,j}, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m\}$, 并计算该集合均值和标准差得到统计特征范围。最后将局部特征值在统计特征范围内的点作为候选点集。算法细节如下:

1) 建立领域, 计算各阶矩, 公式如下:

$$\vartheta_{p,q} = \sum_{x,y} x^p y^q I_{x,y}$$

其中, $I_{x,y}$ 为点 c_i^S 坐标 (x, y) 处的灰度值, p, q 表示定义矩的阶数。对于点集 C^S 的质心坐标可通过零阶矩 $\vartheta_{0,0}$ 和一阶矩 $\vartheta_{1,0}, \vartheta_{0,1}$ 计算得到。对于点 c_i^S 由下式可得该点的方向特性。对于点集 C^R 同理可得:

$$\theta_i^R = \arctan(\vartheta_{0,1}, \vartheta_{1,0})$$

2) 建立邻域的局部特征, 由欧氏距离公式计算特征值集合 $D = \{d_{i,j}, i = 1, 2, \dots, n, j = 1, 2, \dots, m\}$ 。如点 c_i^S 与 c_j^R 的坐标分别为 (x_i^S, y_i^S) 和 (x_j^R, y_j^R) , 其特征值 $d_{i,j}$ 由下式可得:

$$d_{i,j} = \sqrt{(x_i^S - x_j^R)^2 + (y_i^S - y_j^R)^2}$$

对于点集 C^S 中每一点的特征值集合 D 求均值得到局部特征值集合 $\bar{D} = \{\bar{d}_i, i = 1, 2, \dots, n\}$ 。如点 c_i^S 的局部特征值由下式可得:

$$\bar{d}_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m d_{i,j}$$

3) 确定统计范围, 分别通过下式计算局部特征

值集合的均值 μ 和标准差 σ 。

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{d}_i$$

$$\sigma = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\bar{d}_i - \mu|$$

设定的标准差倍数 λ , 当点 c_i^S 与 c_j^R 的特征值 $d_{i,j}$ 在标准范围 $(\mu - \lambda \times \sigma, \mu + \lambda \times \sigma)$ 内, 则设定 c_j^R 为 c_i^S 的一个候选点, 否则进行剔除。得到 c_i^S 的候选点集 $c_i^* = \{c_{i,k}^R, k=1, 2, \dots, L\}$, 如下式所示。

$$c_i^* = c_{i,k}^R \quad \text{if} \quad \mu - \lambda \times \sigma \leq d_{i,j} \leq \mu + \lambda \times \sigma$$

2.2 优化特征块

由式(3)可知, 对于关键点 c_i^S 与候选点 $c_{i,k}^R$ 的相关系数 $\rho_{i,k}$ 由特征块的边长 h_1 直接影响。图1为人工标定的关键点与其正确候选点、错误候选点在选取不同尺度的图像块 ($h_1 = 5, 10, 15, 20, 25$) 对相关系数 ρ 的影响实验。

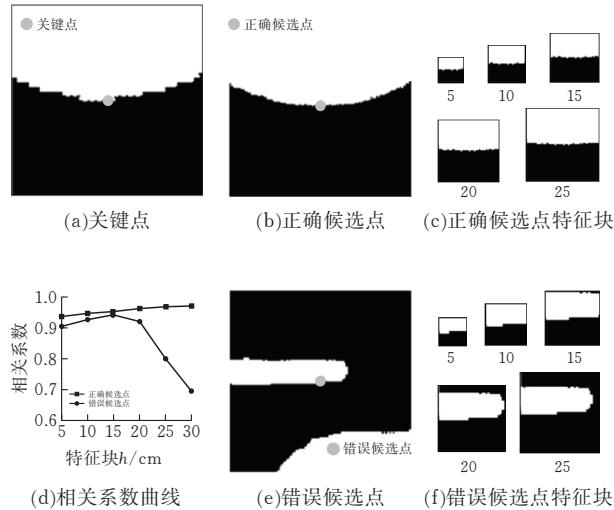


图1 图像块对相关系数的影响实验图

分析图1d, 发现正确候选点的相关系数 ρ 随着特征块 h_1 的增加而单调递增, 但错误候选点当 $h_1 = 20$ 时出现明显的特征错误 (图1f), 使得 ρ 在 $[20, 30]$ 区间单调下降。

正确候选点 $c_{i,k}^R$ 与关键点 c_i^S 的相关系数 $\rho_{i,k}$ 随着特征块的边长 h 的增加, 当相关系数 ρ 下降时, 可直接设定该点为错误候选点。基于动态规划的思想, 将特征块边长 h_1 选取问题转化为多阶段决策问题。动态规划流程见图2, 将图像块边长 h_1 的升序变化作为阶段划分, 对于每个阶段由状态转移方程决策当前候选点是否为错误候选点, 直到达到边界条件。

在设计动态规划时, 边界条件选择和状态转移方程的设计如下:

1) 边界条件选择

由于设定特征块边长 h_1 的升序变化为阶段标志, 因此需限制 h_1 的上界, 避免时间复杂度的增加。

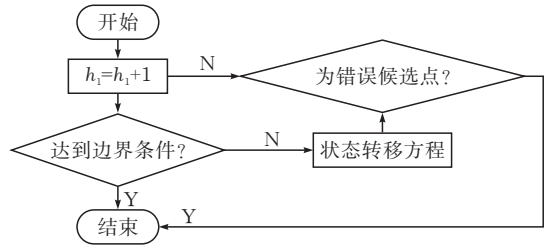


图2 动态规划流程图

本文中图像由特定采集设备获得, 无需考虑针对不同采集环境的图像尺寸兼容性问题, 仅需设固定最大值 h_{max} , 使 $h_1 < h_{max}$, 并且保证特征块在浮动图像边界内, 即 $c_{i,k}^R + h_1 \in I_R$ 。

2) 状态转移方程

通过动态规划思想, 将主要问题转化为每一阶段的小问题, 即 h_1 的增加对 ρ 的影响, 因此需将式(2)转化为迭代式。为便于分析, 对原公式归纳整理如下:

$$\rho(t, g) = \frac{S_{tg} - S_t S_g / h_1^2}{\sqrt{(S_{gg} - S_t^2 / h_1^2)(S_{gg} - S_g^2 / h_1^2)}}$$

其中:

$$S_{tg}(t, g) = \sum_{\alpha=1}^{h_1} \sum_{\beta=1}^{h_1} t(\alpha, \beta) \cdot g(x + \alpha, y + \beta)$$

$$S_{tt}(t) = \sum_{\alpha=1}^{h_0} \sum_{\beta=1}^{h_0} t(\alpha, \beta)^2$$

$$S_t(t) = \sum_{\alpha=1}^{h_0} \sum_{\beta=1}^{h_0} t(\alpha, \beta)$$

$$S_{gg}(g) = \sum_{\alpha=1}^{h_1} \sum_{\beta=1}^{h_1} g(x + \alpha, y + \beta)^2$$

$$S_g(g) = \sum_{\alpha=1}^{h_1} \sum_{\beta=1}^{h_1} g(\alpha, \beta)$$

通过整理易知, $S_{tg}(t, g)$ 为参考特征块 t 对浮动特征块 g 在尺度 h_1 下的卷积运算, $S_{tt}(t)$ 和 $S_t(t)$ 分别为参考特征块 t 在尺度 h_0 下的像素灰度平方和以及灰度和, $S_{gg}(g)$ 和 $S_g(g)$ 分别为浮动特征块 g 在尺度 h_1 下的像素灰度平方和以及灰度和。

上述公式均有累加性质, 将 $\rho(t, g)$ 中累加顺序改为将候选点作为起始点的广度优先搜索, 如图3a所示, 对于 $h_1 = n + 1$ 阶段的相关系数 $\rho(t_{n+1}, g_{n+1})$ 可以由 $h_1 = n$ 时的 S_{tg} 、 S_{gg} 、 S_g 并加入边界区域, 即图3(b)中 $g_{n+1} \cap g_n$ 区域, 求得。

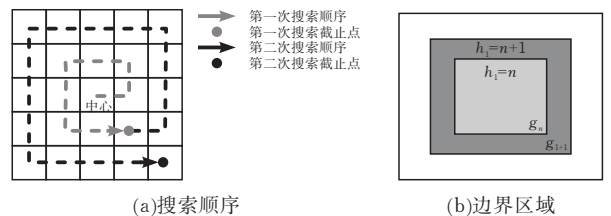


图3 广度优先搜索示意图

则 $S_{t_g}(t_{n+1}, g_{n+1})$ 和 $S_{g_g}(g_{n+1})$ 可写成迭代式,如下式所示, S_g 同理,得到对于相关系数 ρ 的状态转移方程 $\rho(t_{n+1}, g_{n+1})$ 。

$$\rho(t_{n+1}, g_{n+1}) = \frac{S_{t_g}(t_{n+1}, g_{n+1}) - S_t(t_{n+1})S_g(g_{n+1}) / (h_1 + 1)^2}{\sqrt{(S_{g_g}(g_{n+1}) - S_t(t_{n+1})^2 / (h_1 + 1)^2)(S_{g_g}(g_{n+1}) - S_g(g_{n+1})^2 / (h_1 + 1)^2)}}$$

3) 决策设置

通过分析图 1 可知,随着 h_1 的增加,当相关系数 ρ 下降时,可直接设定该点为错误候选点。因此,当 $\rho(t_{n+1}, g_{n+1}) < \rho(t_n, g_n)$ 时,决策当前点为错误候选点,结束迭代;否则继续迭代,即增加 h_1 ,进入下一阶段,直到达成边界条件。

3 改进的 NCC 算法实现

将 PCB 图像(图 4b)与 Gerber 图像(如图 4b)中对应目标区域的关键点进行匹配,筛选出配准点集。其中 PCB 图像分割采用了马尔科夫随机场模型(markov random field, MRF)^[12] 的图像分割算法。拟定目标区域有两种,第一种对于 PCB 上 Mark 点区域,第二种是铜层区域。PCB 配准算法由三个步骤组成(图 5),分别为关键点提取和本文改进的候选点优化、特征块优化。

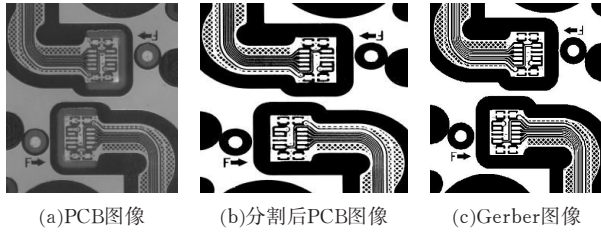


图 4 PCB 图像分割样本局部示意图

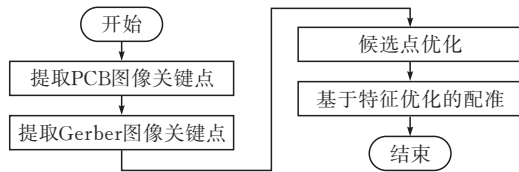


图 5 改进的 NCC 图像配准流程图

首先分别提取分割后的 PCB 图像和 Gerber 图像的关键点集 C^S 与 C^R , 采用 SUSAN 算法提取的角点作为关键点,然后,通过候选点优化算法,对每一个关键点 c_i^S 筛选候选点集 c_i^* , 算法步骤如算法 1 所示;最后通过对每个关键点与候选点的特征块动态选取,获得配准点对集合 C^{SR} , 算法步骤如算法 2 所示。

算法 1 候选点优化算法

输入:关键点集 C^S , 关键点集 C^R

输出:候选点集 C^*

步骤 1:分别遍历 C^S 和 C^R , 计算各阶矩。得到 PCB 图像和 Gerber 图像的质心坐标;

步骤 2:分别遍历 C^S 和 C^R , 计算各点的方向特

$$S_{t_g}(t_{n+1}, g_{n+1}) = S_{t_g}(t_n, g_n) + S_{t_g}(t_{n+1} \cap \bar{t}_n, g_{n+1} \cap \bar{g}_n)$$

$$S_{g_g}(g_{n+1}) = S_{g_g}(g_n) + S_{g_g}(g_{n+1} \cap \bar{g}_n)$$

性。得到方向特性集合 θ^S 和 θ^R ;

步骤 3:对于第 i 个关键点 c_i^S 和第 j 个点 c_j^R , 若方向特性 θ_i^S 与 θ_j^R 相近,则计算两点的特征值 $d_{i,j}$;

步骤 4:跳转到步骤 3,直到遍历 C^R 结束。将方向集合的点建立搜索树,作为关键点 c_i^S 的邻域,并计算邻域内的局部特征值 \bar{d}_i ;

步骤 5:跳转到步骤 3,直到遍历 C^S 结束。得到局部特征值集合 \bar{D} , 并计算均值 μ 和标准差 σ ;

步骤 6:对于第 i 个关键点 c_i^S 和第 j 个点 c_j^R 的特征值 $d_{i,j}$, 若在标准范围内,加入 c_i^S 的候选点集 c_i^* ; 否则剔除;

步骤 7:跳转到步骤 6,直到遍历 C^S 和遍历 C^R 结束。得到关键点集 C^S 对应的候选点集 C^* 。

算法 2 基于特征点优化的配准算法

输入:关键点集 C^S , 候选点集 C^*

输出:配准点对集合 C^{SR}

步骤 1:对于第 i 个关键点 c_i^S , 求当前点的参考特征块 t 在尺度 h_0 下的像素灰度平方 S_{tt} 和以及灰度和 S_t ;

步骤 2:对于第 j 个候选点 c_j^* , 建立动态规划中初始阶段,即 $h_1 = 1$, 计算相关系数 $\rho(t, g)$;

步骤 3:以 c_j^* 为起始点做广度优先搜索,由状态转移方程计算当前 $h_1 = n$ 阶段的相关系数 ρ ;

步骤 4:比较当前 $h_1 = n$ 阶段与上一阶段 ($h_1 = n - 1$) 的相关系数 ρ 。若递减则结束搜索;反之,进入下一阶段,即 $h_1 = n + 1$;

步骤 5:若当前阶段未达到边界条件或者结束搜索,跳转到步骤 3,计算下一个候选点 c_j^* ; 否则,将当前候选点 c_j^* 的相关系数 ρ 保存,跳转到步骤 2,直到第 i 个关键点 c_i^S 的候选点集 c_i^* 遍历结束,保留相关系数 ρ 最大的候选点即为 c_i^S 的配准点 c_i^R ;

步骤 6:跳转到步骤 1,直到遍历 C^S 结束。得到最终的配准点对集合 C^{SR} 。

综上所述,候选点优化算法的时间复杂度为 $O(n \times m)$, 基于特征点优化的配准算法的时间复杂度为

$$O(n \times m' \times h_0 \times h_1')$$

其中 m' 为优化后的候选点数, h_1' 为特征块 h_1 动态规划后的大小,一定有 $m' < m$ 和 $h_1' < h_1$ 。相较于原算法时间复杂度 $O(n \times m \times h_0 \times h_1)$ 理论上具有的更高效率。

4 实验

实验样本按工艺的不同分为三类,分别为硬质PCB图像、柔性PCB图像、PCB铜层图像,每类样本包含50张图像,样本局部如图6所示。采用基于马尔科夫随机场模型(MRF)^[12]的图像分割算法对各类原始PCB图像分割,分割效果如图7所示。图像配准是PCB数码喷印系统中机器视觉算法的一个中间环节,输入为分割后的PCB图像,输出为配准点集。从候选点集和特征块两个方面进行优化。首先确定配准算法的实验设置和评价指标;再分别对提出的候选点集和特征块优化算法有效性实验,分别在精度、效率和鲁棒性三个方面,验证优化配准算法的有效性和优势。

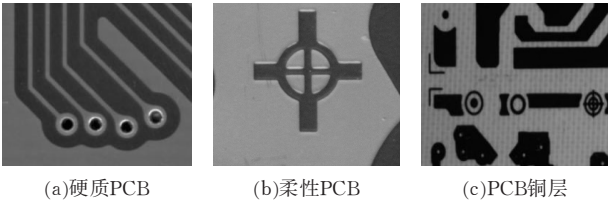


图6 样本局部示意图

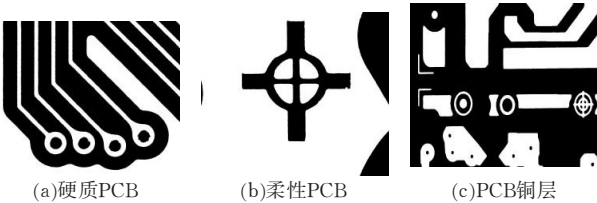


图7 MRF算法分割效果图

4.1 实验设置和评价指标

样本根据PCB板面宽度不同分为5 cm、10 cm、20 cm、50 cm四组样本,每组样本分别为呈现不同程度的刚性变换的10幅图像。在提出的候选点和特征块优化算法上分别进行实验,随机取一组样本的局部区域对候选点优化过程可视化展现,并分析优化前后的精度率和效率的变化。此外,对于工业现场中出现的配准目标刚性变换条件下,进行鲁棒性测试。最后,通过与文献[3]、[8]、[7]方法实验对比,验证本文算法的可靠性。

在评价指标方面,图像配准精度由匹配率和正确率构成。匹配率等于匹配数除以关键点数,主要度量候选点集的质量,匹配数不变的情况下,候选点集越少配准率越高,说明候选点集的质量越好,反之则质量越差;正确率等于正确配准数除以匹配数,主要度量配准效果,若配准点集中人工标定的正确配准点越多则正确率越高,说明配准方法的有效性。

4.2 候选点集优化实验

采用统计滤波的方法对候选点中的离群点剔

除。为证明该方法剔除离群点的有效性与配准算法的匹配率和效率优势,本节实验将首先通过部分样本的候选点集优化前后进行可视化比对,再统计配准算法的匹配率和效率,分析优化前后对配准算法的影响。图8将PCB图像关键点对应的Gerber图像关键点的优化效果可视化。

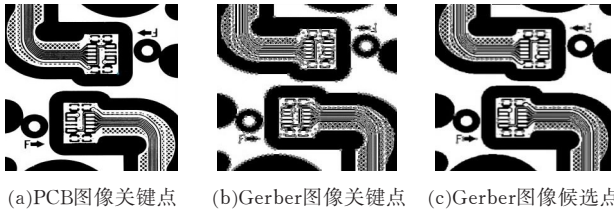


图8 候选点集优化效果图

将图8b与图8c中灰色点数量对比可以看出,优化后的候选点集数量明显减少。该实验表明,通过统计滤波可以有效保留正确配准点,且有效滤除错误点。

进一步地,将Gerber图像做旋转等处理,测试该方法在刚体变换下的鲁棒性(图9)。从图9中可以看出,在刚体变换下,该方法依然可以较好地滤除错误点,保留正确配准点。

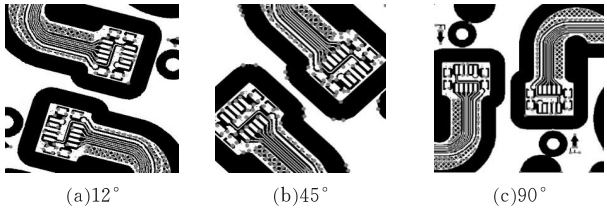


图9 刚体变换下优化效果图

表1展示了候选点优化前后对样本的配准精度和效率比对实验,此实验未加入特征块优化,选用 $h_1 = 60$ 的特征块大小。

表1 优化前后匹配率

	平均候选点个数	匹配率/%	配准时间/ms
优化前	8427	78.42	2445
候选点优化后	6318	97.53	1254

由表1知,对候选点优化后,可大幅度减少候选点数量,提高配准率,并缩短算法的时间复杂度。综上所述,提出的基于统计滤波优化候选点可有效滤除错误候选点,提高配准精度和效率。

4.3 特征块优化实验

候选点优化的基础上,本章提出动态规划思想确定特征块长度,达到特征块优化的目的。为证明该方法的有效性,本节实验将在前一节实验的基础上,对特征块优化前后的正确率和效率进行实验。表2展示了图8样本的特征块优化前后匹配率、正确率和配准时间的变化,其中特征块优化前实验为

上节候选点优化的结果。

表 2 优化前后匹配率

	匹配率/%	正确率/%	配准时间/ms
特征块优化前	97.53	83.79	1254
特征块优化后	95.47	99.46	972

由表 2 知,精度上,优化后匹配率有一定程度的下降,而正确率大幅度提升,原因是特征块大小若设置为固定阈值,可能存在较多错误点,从而匹配率较高,但正确率较低;效率上,优化后的配准时间大幅度减小,提取部分关键点的特征块 h 的取值可以发现原因,如图 10 展示了选取部分改进后的迭代截止点时的特征块大小,图中灰色圆圈标注的点为正确配准点,其他点为错误候选点。当出现错误配准点时,动态规划可以提前跳出迭代,减少冗余计算,因此降低了原配准时间复杂度 $O(n \times m \times h_0 \times h_1)$ 中的 h_1 ,大大减少配准时间。

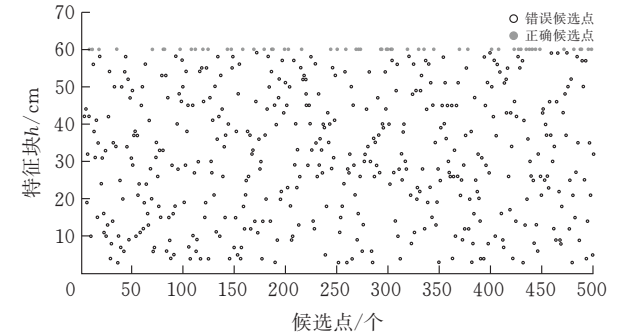


图 10 动态规划特征块 h 取值

4.4 综合实验

在分割后的基板图像提取连通域并遍历,将连通区域的局部图像作为参考图像。再遍历初始化中的 Mark 点索引,将每个 Mark 点的 Gerber 图像作为浮动图像。程序主线程对参考图像基于 SUSAN 算法提取关键点 C^S ,并分配子线程对浮动图像提取关键点 C^R 。配准算法采用改进的 NCC 算法步骤进行,先对候选点优化,输入关键点集 C^S 和 C^R ,输出候选点集 C^* ,然后基于特征点优化的配准算法,最后输出配准点对集合 C^{SR} 。表 3 展示算法改进前后对于各 PCB 实验样本的平均正确率和配准时间。

表 3 优化前后匹配率

样本组/cm	正确率/%		配准时间/ms	
	优化前	优化后	优化前	优化后
5	87.26	99.84	377	172
10	86.18	98.93	9274	361
20	79.37	97.35	18645	986
50	75.94	97.64	189786	7193

由表 3 知,优化后的配准正确率在小面幅(宽度 10 cm 内)样本上可在 98%左右,在大面幅 50 cm 样

本可控制在 96%以上,有效提升配准精度;配准效率方面,优化后的配准时间有大幅度提升,小面幅样本配准时间在 0.5 s 以内,大面幅样本配准时间在 7 s 左右。结合硬件环境分析,配准算法采用的是并发计算,每个线程占用的内存资源峰值是配准效率的主要约束条件,通过候选点集优化减少关键点匹配计算次数,使得并发率提高,因此配准效率具有较大提高。改进的 NCC 配准效果见图 11,其中灰色连线将配准点的坐标位置可视化。

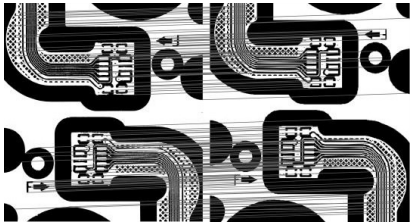


图 11 配准效果图

为验证算法的可靠性,将样本组改为 100 mm、300 mm、600 mm,通过与文献[3]、[8]、[7]方法作实验对比,配准算法的效率对比图

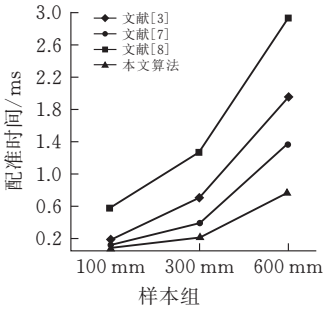


图 12 不同配准算法的效率对比图

通过图 12 可以发现,文献[3]采用的 KPB-SIFT 依赖多维度特征,配准效率远低于文献[7]和本文算法,而该现象在基于深度神经网络的文献[8]方法中更为明显;文献[7]改进传统 NCC 算法,适应分布式计算,但时间复杂度依然略高于本文算法。提出的 Fast-NCC 配准算法可有效提高配准正确率和效率,本节实验证明了该优化方法的有效性。

5 结论

针对 PCB 数码印刷系统中 NCC 图像配准效率低的问题,从候选点集和特征块两个角度进行优化。实验表明,该方法对于宽度在 10 cm 以内的 PCB 配准正确率在 98%左右,配准效率在 0.5 s 以内;对于宽度在 20 cm 以上的 PCB 配准正确率在 97%左右,配准效率在 1~7s。提出的改进方案可有效提高配准精度和效率。

[参 考 文 献]

[1] 郭峰林,管庶安,孔岩.基于 AOI 的印刷电路图像对准算法研究[J].中国工程科学,2012,14(11):103-106.

[2] 管士勇,童莉,闫镔,等.基于点对匹配的印刷电路板 CT 图像配准方法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2013,25(1):42-48.

[3] ZHAO G, CHEN L, CHEN G, et al. KPB-SIFT: a compact local feature descriptor[C] // Proceedings of the 18th ACM international conference on Multimedia. Firenze. DBLP,2010:1175-1178.

[4] 岑誉,高健,曾友,等.面向 PCB 圆形基准点的权重式椭圆拟合定位方法[J].组合机床与自动化加工技术,2015(4):19-23,28.

[5] 熊光洁,马树元,刘瑞祯.PCB 检测中圆 Mark 的快速精确定位[J].计算机工程,2012,38(11):211-213,216.

[6] LIU J, FAN Q. An improved randomized circle detection algorithm using in printed circuit board locating mark[J]. Applied Mathematics, 2019, 10(10): 848-861.

[7] 刘俊锋.基于多相机的大尺寸 PCB 对位系统开发[D].广州:广东工业大学,2019.

[8] TSAI D M, CHOU Y H. Fast and precise positioning in PCBs using deep neural network regression [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, (99):1-1.

[9] TONY P, HERBERT K. H. LEE. The statistical filter approach to constrained optimization[J]. Technometrics,2020,62(3):303-312.

[10] 张立亭,黄晓浪,鹿琳琳,等.基于灰度差分与模板的 Harris 角点检测快速算法[J].仪器仪表学报,2018,39(2):218-224.

[11] XIAOBIN, ZHONGWEN, FEI, et al. Improved calibration method based on the RANSAC approach and an improved gray centroid method for a laser-line-based structured light system.[J]. Applied optics, 2019, 58(35):9603-9613.

[12] YANG J, FANG L. Fuzzy connectedness road extraction from high resolution remote sensing image based on GMM-MRF[C]. Changsha: IEEE, 2013:502-507.

Research on PCB Image Registration Algorithm Based on NCC

SHU Jun¹, LI Ling², DENG Mingzhou²

(1 School of Electrical and Electronic Engineering, Hubei Univ. of Tech., Wuhan 430068, China ;
2 Hubei Key Laboratory for High-efficiency Utilization of Solar Energy and Operation Control of Energy Storage System, Wuhan 430068, China)

Abstract: In PCB digital printing, the large amount of image data leads to the high complexity of traditional PCB image registration, which is the main factor that affects the efficiency of the system. By studying the image registration algorithm, based on the normalized cross correlation matching algorithm (NCC), the efficiency of the algorithm is optimized from two perspectives of candidate point set and feature block selection. Statistical filtering is used to filter out the error points in the candidate points and reduce the amount of calculation; the characteristics of the registration points in the PCB image are analyzed. By using the idea of dynamic programming, and based on the breadth first search method, feature blocks are adaptively selected, thereby reducing the registration points Set traversal. Experiments show that this method can effectively improve the traditional normalized cross correlation registration method, that the registration accuracy is about 99%, and that the efficiency is increased by 1.6 times.

Keywords: PCB digital printing; normalized cross correlation matching algorithm; statistical filtering; dynamic programming; breadth first search method

[责任编辑: 张岩芳]