·图形图像处理· 文章编号：1000-3428(2018)05-0209-06 文献标志码：A 中图分类号：TP751

高斯平滑下引线框架的多尺度噪声图像快速配准算法

曹晓欢，杨建华，张 扬

（西北工业大学 自动化学院，西安 710072）

摘 要： 为满足机器视觉系统的实时性要求，提出一种新的快速图像配准算法，即高斯多尺度快速注册算法（GMFR）。GMFR 综合图像空间域互相关算法（CC）与频域互功率谱算法（CPS）在配准精度和效率上的优势，并在图像多尺度表达的基础上，通过引入高斯平滑来避免图像亚采样过程中的细节丢失问题。为了对配准算法进行定量分析，进一步定义性能函数，随图像规模的增大算法的性能优势得到成倍提高。在真实引线框架图像上的实验结果表明，即使针对复杂噪声图像，GMFR 仍具备较高的配准准确率和较强的鲁棒性，与传统的 CC 以及 CPS 图像配准方法相比，该算法效率明显提高。

关键词： 引线框架；噪声图像；快速配准；高斯多尺度；性能函数

中文引用格式： 曹晓欢，杨建华，张 扬. 高斯平滑下引线框架的多尺度噪声图像快速配准算法[J]. 计算机工程，2018，44(5)：209-214.

英文引用格式： CAO Xiaohuan，YANG Jianhua，ZHANG Yang. Multi-scale Fast Registration Algorithm for Noise Image of Lead Frame Under Gauss Smoothing[J]. Computer Engineering，2018，44(5)：209-214.

Multi-scale Fast Registration Algorithm for Noise Image of Lead Frame Under Gauss Smoothing

CAO Xiaohuan，YANG Jianhua，ZHANG Yang

（School of Automation，Northwestern Polytechnical University，Xi'an 710072，China）

【Abstract】 In order to fulfill the real-time requirement for machine vision system，this paper proposes a new fast image registration method，i. e. Gauss Multi-scale Fast Registration（GMFR）. The GMFR algorithm integrates the advantages of registration accuracy and efficiency from Cross Correlation（CC） algorithm in image spatial domain，as well as Cross Power Spectrum（CPS） algorithm in image frequency domain. Based on image multi-scale representation，the image details can be protected via Gauss smoothing during image down sampling. A performance function is further defined in order to perform quantitative analysis of the registration algorithm，and as the image size increases，the efficiency of this new algorithm is improved exponentially. Experimental results on real lead frame images demonstrate that，the proposed GMFR method still has high registration accuracy and strong robustness，even for the complex noise images. Moreover，compared with the traditional CC and CPS image registration methods，the efficiency of the algorithm is significantly improved.

【Key words】 lead frame；noise image；fast registration；Gauss multi-scale；performance function

DOI： 10.19678/j.issn.1000-3428.0046316

0 概述

引线框架[1-2]是集成电路芯片的载体，是实现芯片内部电路引出端与外引线电气连接的关键结构。基于机器视觉[3-4]的引线框架缺陷检测技术[5-6]是提高引线框架产能的关键技术之一。随着机器视觉技术[7]的逐步发展，通过机器视觉代替人工视觉实现引线框架缺陷检测与识别是引线框架产业目前发展的重要方向。而制约机器视觉技术发展的主要因素除了机器视觉软硬件集成还包括图像处理技术[8-10]。

图像配准是引线框架缺陷检测中图像处理技术的关键，是将同一目标或相似目标取自不同时间、不同传感器、不同视角以及不同光照条件下的图像进行匹配融合的过程[11]。在图像配准中，图像空间域互相关匹配（Cross Correlation，CC）算法[12]和频域

基金项目： 西安市科技计划项目（CXY1510(4)）。

作者简介： 曹晓欢（1989—），女，博士研究生，主研方向为检测技术、图像处理；杨建华，教授；张 扬，博士研究生。

收稿日期： 2017-03-10 **修回日期：** 2017-05-25 **E-mail：** 532898513@qq.com

互功率谱算法(Cross Power Spectrum,CPS)[13]以其优良的配准精度与较强的鲁棒性,一直以来备受欢迎。但在工业实际应用中,除了良好的配准精度,算法的执行效率也是一个很重要的因素。因此,本文首先对现有的 CC 和 CPS 图像配准算法进行研究,在此基础上引入高斯平滑的多尺度图像分析技术,提出一种新的高斯多尺度图像快速配准方法(Gauss Multi-scale Fast Registration,GMFR),并通过定义性能函数对算法性能进行分析。然后基于以上算法,设计并搭建一套成本适中的完整机器视觉系统,最终实现引线框架缺陷的智能识别。

1 图像配准技术

1.1 传统的 CC 和 CPS 算法

1.1.1 CC 算法

假设 $f(x,y)$ 是一幅包含目标区域且尺寸为 $M\times N$ 的灰度图像,$g(x,y)$ 是包含目标区域的模板灰度图像,$f(x,y)=g(x-x_0,y-y_0)$。若 $f(x,y)$ 进行变换后其目标区域能与 $g(x,y)$ 中的目标区域完全匹配,则需要求解出位移参数 (x_0,y_0)。2-D 灰度图像的互相关函数表示为:

$$R_{fg}(x,y)=\frac{1}{MN}\sum_{m=0}^{M-1}\sum_{n=0}^{N-1}f^*(m,n)g(x+m,y+n) \tag{1}$$

其中,$f^*(x,y)$ 为 $f(x,y)$ 的复共轭[14]。

由于引线框图像是在有限范围内进行的位置变化,因此在互相关的实现中无需进行完整相关运算,只需输出与模板图像大小相同的部分即可。两幅图像完整互相关运算后得到 $R_{fg}(x,y)$ 的尺寸为 $2M\times 2N$,应用中通常只取 $R_{fg}(x,y)$ 中间的 $M\times N$ 部分。由于输出的不完整性,位置匹配的峰值点会出现在靠近 $R_{fg}(x,y)$ 中心区域的 (x'_0,y'_0) 处,而非出现在所期望的 (x_0,y_0) 处。因此还需进行中心变换:$x_0=x'_0-N/2$,$y_0=y'_0-M/2$,进而得到配准参数 (x_0,y_0)。

1.1.2 CPS 算法

设 $F(u,v)$ 与 $G(u,v)$ 分别为 $f(x,y)$ 和 $g(x,y)$ 的离散 Fourier 变换,则:

$$F(u,v)=\frac{1}{MN}\sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1}f(x,y)\exp\left[-\mathrm{j}2\pi\left(\frac{ux}{M}+\frac{vy}{N}\right)\right] \tag{2}$$

$$G(u,v)=\frac{1}{MN}\sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1}g(x,y)\exp\left[-\mathrm{j}2\pi\left(\frac{ux}{M}+\frac{vy}{N}\right)\right]=F(u,v)\exp\left[-\mathrm{j}2\pi\left(\frac{ux_0}{M}+\frac{vy_0}{N}\right)\right] \tag{3}$$

两幅图像的归一化互功率谱可表示为:

$$\frac{F(u,v)G(u,v)^*}{|F(u,v)G(u,v)^*|}=\exp[\mathrm{j}2\pi(ux_0+vy_0)] \tag{4}$$

其中,$G(u,v)^*$ 为 $G(u,v)$ 的复共轭[14]。式(4)等号右边进行反 Fourier 变换后的峰值点即为 (x'_0,y'_0)。与互相关类似,所得数据还需进行中心变换:$x_0=x'_0-(N/2+1)$,$y_0=y'_0-(M/2+1)$,进而得到配准参数 (x_0,y_0)。中心变换算式中等号右边的括号里面加 1 是因为在 Fourier 反变换过程中,u,v 的取值是从 0 开始而不是从 1 开始的。

快速 Fourier 变换能够减少传统 Fourier 变换的运算量,故在图像配准中,CPS 算法的性能会优于 CC 算法。但工业实际应用中,算法效率仍有待提高,采用图像多尺度表达来优化算法效率能为问题的解决提供新的思路。而 Fourier 变换由于无法直接实现图像局部处理,在算法优化过程中具有一定的局限性。因此,可考虑将频域处理与可以实现图像局部处理的互相关算法相结合,在确保达到相同精度的同时,提高算法执行效率。

1.2 高斯平滑下的图像多尺度表达

图像多尺度表达可通过亚采样实现。对于一幅 2-D 图像,亚采样是指在图像正交方向上隔行抽取。当 2 个方向上尺度均以 2 倍变化时,图像尺寸将以 4 倍变化[11],重复进行亚采样将会得到如图 1 所示的结构,即为图像原始多尺度表达。此时,引入尺度参数 $\lambda=0,1,\cdots$,图像则可改用 $f(x,y;\lambda)$ 表示,$\lambda=0$ 时对应原始图像,λ 越大表示图像分辨率越低,描述的图像细节越粗糙。低尺度图像虽然模糊,但在配准过程中仍可以表示图像平移变化趋势。对低尺度图像进行相应的配准处理将会节省大量运算。

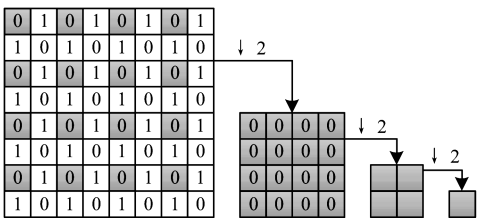


图 1 图像多尺度表达过程

一幅数字灰度图像为一个 2-D 数组,直接通过亚采样减少图像尺寸必然会丢失很多图像细节。基于 Fourier 变换的 CPS 配准是针对整幅图像信息实现的配准技术,在有噪声干扰时表现出了很强的鲁棒性。但是随着亚采样的实现,图像信噪比急剧下降,图像细节丢失与噪声干扰都会导致配准失败,以牺牲配准精度提高配准效率是不科学的。

本文通过引入高斯滤波技术来抑制低尺度图像细节丢失问题。高斯滤波是实现图像平滑、抑制图像噪声的重要技术。平滑后图像的各像素值都会携带其邻域内的其他像素点信息,使得亚采样图像可极大程度地还原原始尺度图像细节。

高斯滤波器可表示为:

$$\boldsymbol{h}=\left[\frac{c}{2}\quad\frac{b}{2}\quad a\quad\frac{b}{2}\quad\frac{c}{2}\right]^{\mathrm{T}}\times\left[\frac{c}{2}\quad\frac{b}{2}\quad a\quad\frac{b}{2}\quad\frac{c}{2}\right] \tag{5}$$

其中,$a+b+c=1$,且 $a+c=b$,以保证图像平滑后归一化处理且中心点有不低于其他点的贡献[15]。图像 $f(x,y)$ 的高斯滤波表示为:

$$h\times f(x,y)=\frac{1}{5\times 5}\sum_{m=0}^{4}\sum_{n=0}^{4}h(m,n)f(x-m,y-n) \quad (6)$$

高斯平滑下的图像多尺度表达过程如图 2 所示。图 3 为同一图像在 $\lambda=3$ 的尺度下通过 CPS 算法得到配准的结果,其中图 3(a)为经过高斯滤波实现多尺度表达的结果,图 3(b)为没有经过滤波的结果。可见,没经过高斯平滑的图像由于细节大量丢失,配准结果杂波较多,很难得到正确结果。

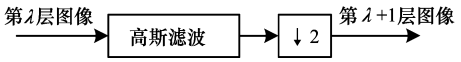
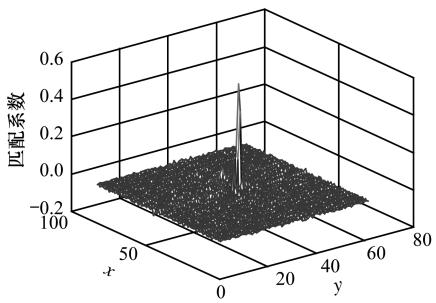
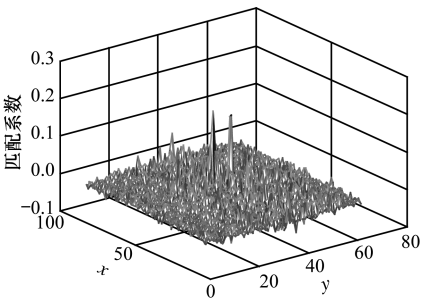


图 2　高斯平滑下的多尺度实现方法



(a)高斯平滑



(b)无平滑

图 3　低尺度图像配准结果对比

1.3　GMFR 配准算法

构造待配准图像与标准模板图像高斯平滑下的多尺度表达 $f(x,y;\lambda)$,$g(x,y;\lambda)$。其中,$\lambda=0,1,\cdots,s$。$s=\max\lambda$ 为最低尺度图像,其取值以原始图像大小及其是否可以表达原始图像为主要依据。根据式(2)、式(3)得到最低尺度图像 Fourier 变换结果为:

$$F(u,v;s)=\frac{1}{\frac{M}{2^s}\cdot\frac{N}{2^s}}\cdot\sum_{x=0}^{\frac{M}{2^s}-1}\sum_{y=0}^{\frac{N}{2^s}-1}f(x,y;s)\exp\left[-\mathrm{j}2\pi\left(\frac{ux}{M}+\frac{vy}{N}\right)\right] \quad (7)$$

$$G(u,v;s)=\frac{1}{\frac{M}{2^s}\cdot\frac{N}{2^s}}\cdot\sum_{x=0}^{\frac{M}{2^s}-1}\sum_{y=0}^{\frac{N}{2^s}-1}g(x,y;s)\exp\left[-\mathrm{j}2\pi\left(\frac{ux}{M}+\frac{vy}{N}\right)\right]=F(u,v;s)\exp\left[-\mathrm{j}2\pi\left(\frac{ux_{0s}}{M}+\frac{vy_{0s}}{N}\right)\right] \quad (8)$$

根据式(4)得到两幅图像的归一化互功率谱为:

$$\frac{F(u,v;s)G(u,v;s)^*}{|F(u,v;s)G(u,v;s)^*|}=\exp\left[\mathrm{j}2\pi\left(\frac{ux_{0s}}{M}+\frac{vy_{0s}}{N}\right)\right] \quad (9)$$

得到 s 层图像的配准结果(x_{0s},y_{0s})后,在 $s-1$ 层进行图像局部空间域互相关运算,运算范围为$(2x_{0s}-\Delta x:2x_{0s}+\Delta x,2y_{0s}-\Delta y:2y_{0s}+\Delta y)$。在多尺度表达中,相邻尺度图像横纵 2 个方向均已 2 倍抽取,则有 $\min\Delta x=2$,$\min\Delta y=2$。在 $s-1$ 层只需在 5×5 的局部范围内进行互相关运算,根据式(1)可得:

$$R_{fg}(x,y;\lambda)=\frac{1}{5\times5}\sum_{m=2x_{0s}-2}^{2x_{0s}+2}\sum_{n=2y_{0s}-2}^{2y_{0s}+2}f^*(m,n;\lambda)\cdot g(x+m,y+n;\lambda) \quad (10)$$

重复上述局部互相关运算,直至迭代至原始尺度图像($\lambda=0$),得到配准结果(x_0,y_0)。

2　GMFR 算法性能分析

为简化表达,将待处理图像尺寸记为 $M\times M$,且只考虑运算中耗时较多的乘法运算,不考虑加法运算的影响。2 幅同样大小的图像完成 CC 算法进行乘法运算次数记为 $C_{CC}(M)$,则:

$$C_{CC}(M)=M^4 \quad (11)$$

对于一幅灰度图像进行 Fourier 变换需要运算 M^4 次乘法;采用快速 Fourier 变换的方法可将其简化至$(M\mathrm{lb}M)^2$ 次。2 幅图像完成 CPS 算法需进行的乘法运算次数记为:

$$C_{CPS}(M)=2\times[(M\mathrm{lb}M)^2+4M^2+4(M\mathrm{lb}M)^2]=2\times[5(M\mathrm{lb}M)^2+4M^2] \quad (12)$$

其中,第 1 项表示 Fourier 变换乘法运算,第 2 项表示两幅图像频域乘积运算,由于是复数运算,因此是普通乘法运算的 4 倍,第 3 项表示反 Fourier 变换,同样也是复数运算。

完成 GMFR 算法需进行的乘法运算次数记为:

$$C_{GMFR}(M)=2\left[5\left(\frac{M}{2^s}\mathrm{lb}\frac{M}{2^s}\right)^2+4\left(\frac{M}{2^s}\right)^2\right]+\underbrace{25\left(\frac{M}{2^{s-1}}\right)^2+\cdots+25\left(\frac{M}{2^0}\right)^2}_{s\text{项}} \quad (13)$$

其中,s 为最高层尺度参数。第 1 项表示最高尺度图像 CPS 运算,后面的 s 项表示逐层局部 CC 运算。取 $s=3$,得:

$$C_{\mathrm{GMFR}}(M)=2\left[5\left(\frac{M}{2^3}\mathrm{lb}\frac{M}{2^3}\right)^2+4\left(\frac{M}{2^3}\right)^2\right]+\frac{525}{16}M^2 \quad (14)$$

定义算法性能优势函数 P(Performance),一般来讲,取 $M=2^n$,得到性能函数:

$$P_{\mathrm{CC/CP}}(n)=\frac{C_{\mathrm{CC}}(M)}{C_{\mathrm{CP}}(M)}=\frac{2^{2n}}{10n^2+4} \quad (15)$$

$$P_{\mathrm{CC/GMFR}}(n)=\frac{C_{\mathrm{CC}}(M)}{C_{\mathrm{GMFR}}(M)}=\frac{2^{2n}}{\frac{10(n-3)^2}{2^6}+\frac{527}{16}} \quad (16)$$

2 个函数曲线如图 4 所示。GMFR 方法迅速增加的优势是 n 的函数。当 $n=10$ 时,GMFR 较 CC 算法有接近 2.6×10^4 倍的性能优势;而当 $n=15$ 时,有接近 1.9×10^7 倍的性能优势。如图 4 中右下角曲线所示,CPS 算法相较于 CC 算法的性能增长远没有 GMFR 算法明显,因此 GMFR 算法相比于 CPS 算法亦有明显优势。

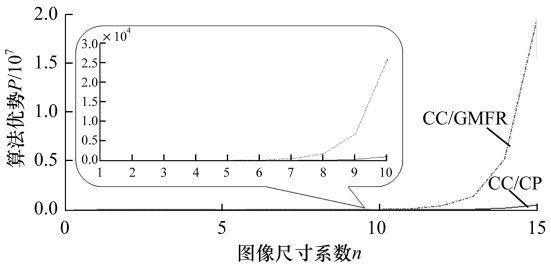
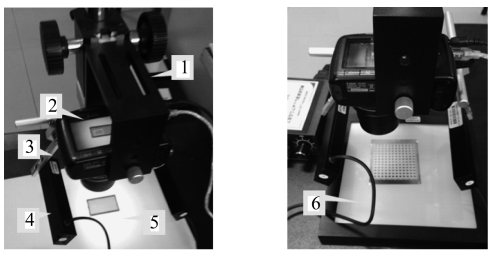


图 4 算法性能函数曲线

3 机器视觉环境的构建和算法应用分析

本文搭建的机器视觉环境用于工业上引线框架缺陷的检测,而图像配准是实现缺陷精确检测的基础。为最大限度地验证算法性能,搭建低成本机器视觉系统,选取普通面阵 CCD 相机及白光光源。对称条形光源组成低角度沐光照明方式,实现表面缺陷检测中的图像获取;背光光源实现形状缺陷检测中的图像获取。完整的机器视觉环境如图 5 所示。

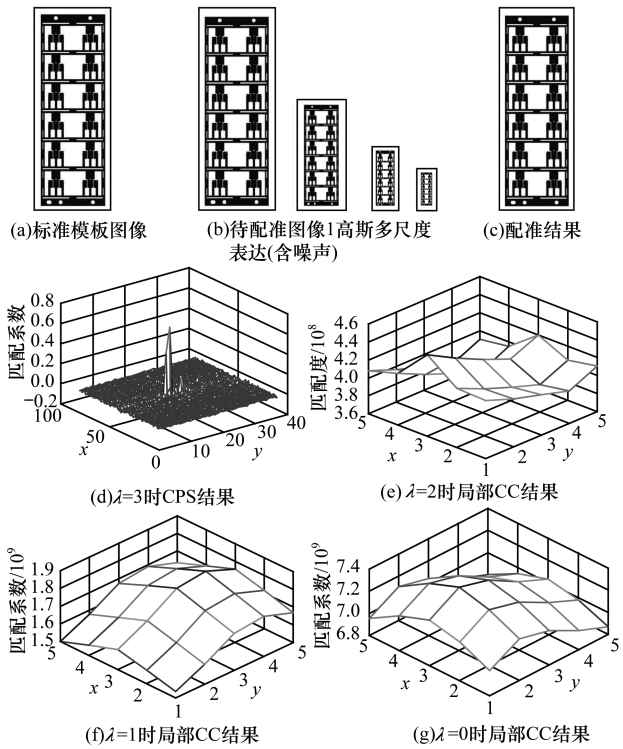


(a)俯视图 (b)侧视图

图 5 机器视觉图像采集系统

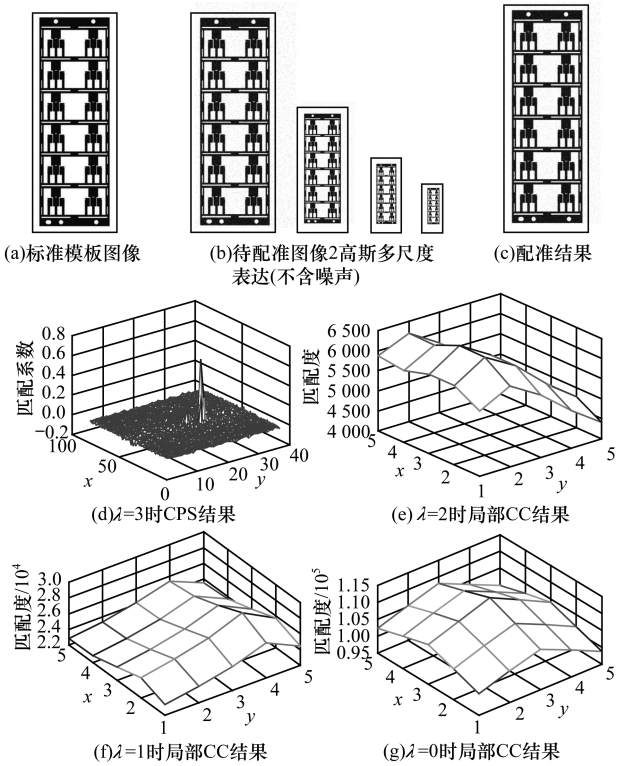
在图 5 中,1 为相机架,可以调节相机的工作高度;2 为面阵 CCD 相机,用于获取图像;3 为条形光源架;4 为条形光源;5 为目标物体,即待配准的引线框实物;6 为背光光源。

在图 6 ~ 图 9 中,分别对应的子图图 6(a) ~ 图 9(a)、图 6(b) ~ 图 9(b)是在图 5 机器视觉环境下获取的引线框图像。图 6(a) ~ 图 9(a)为标准模板图像;图 6(b) ~ 图 9(b)为待配准图像及其高斯平滑下的多尺度表达,取 $s=\max\lambda=3$;图 6(c) ~ 图 9(c)为图像配准结果,图 6(d) ~ 图 9(d)、图 6(e) ~ 图 9(e)为 GMFR 算法每一尺度图像的配准结果。图 6、图 7 的尺寸为 672 像素 ×296 像素,图 8、图 9 的尺寸为 768 像素 ×608 像素。



(a)标准模板图像 (b)待配准图像1高斯多尺度表达(含噪声) (c)配准结果
(d)λ=3时CPS结果 (e)λ=2时局部CC结果
(f)λ=1时局部CC结果 (g)λ=0时局部CC结果

图 6 GMFR 算法对型号 1 待配准图像 1 的配准结果



(a)标准模板图像 (b)待配准图像2高斯多尺度表达(不含噪声) (c)配准结果
(d)λ=3时CPS结果 (e)λ=2时局部CC结果
(f)λ=1时局部CC结果 (g)λ=0时局部CC结果

图 7 GMFR 算法对型号 1 待配准图像 2 的配准结果(含噪声)

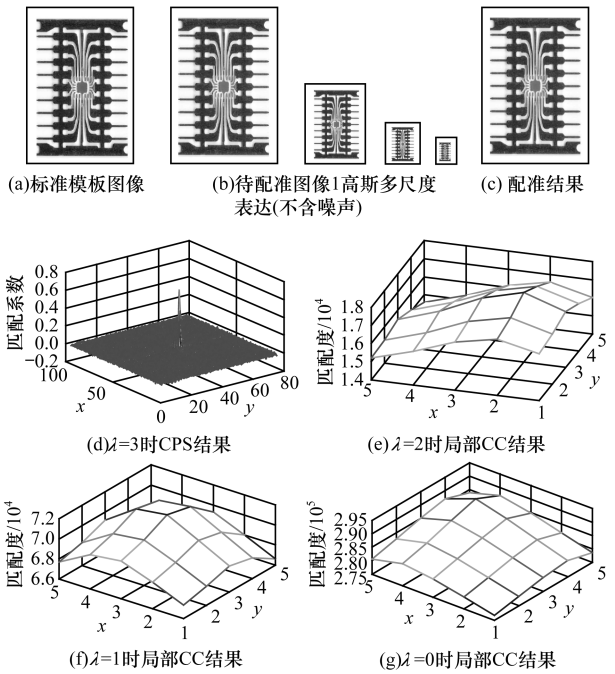


图 8　GMFR 算法对型号 2 待配准图像 1 的配准结果

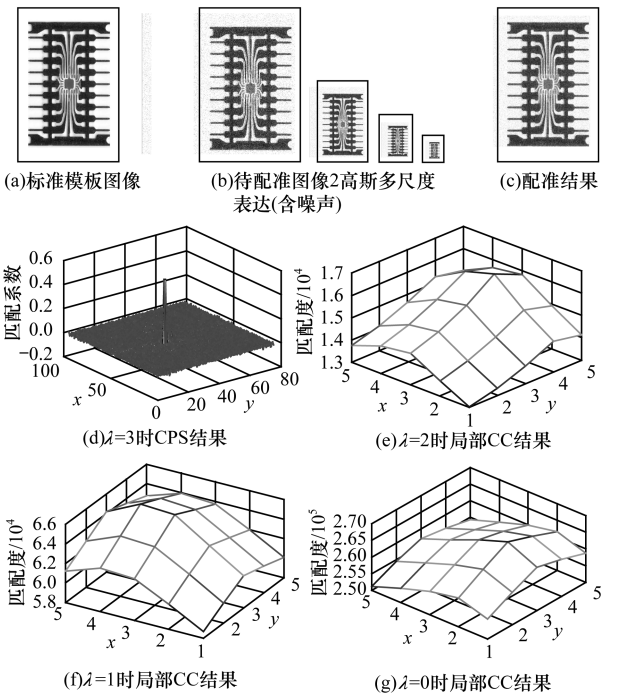


图 9　GMFR 算法对型号 2 待配准图像 2 的配准结果(含噪声)

在表 1、表 2 中,局部 CC 结果是在 5 ×5 的局部范围内进行运算所得,与仿真结果图中的图(e) ~图(g)对应;换算结果是指由低尺度配准结果向高尺度换算的过程,具体为:上一层的换算结果 ×2 -3 +本层局部 CC 结果。加粗部分为 GMFR 算法的最终配准结果,其与空间域全局 CC 算法精度保持一致,且图像在有噪声干扰下也可得到精确结果。对最终配准结果进行中心变换,即可得到平移配准参数(x_0,y_0),换算结果依次为:型号 1 是(-27,16)、(26,-34);型号 2 是(41,21)、(-60,-39),根据结果将图像进行平移变换,即可实现配准。

表 1　待配准图像 1 的 GMFR 算法验证量化表示结果

图像型号	图像尺度	CPS 结果	局部 CC 结果	换算结果
1	λ=3	(16,44)	—	(16,44)
	λ=2	—	(1,3)	(30,88)
	λ=1	—	(4,3)	(161,176)
	λ=0	—	(2,3)	(**121**,**352**)
2	λ=3	(43,51)	—	(43,51)
	λ=2	—	(3,2)	(86,101)
	λ=1	—	(3,3)	(172,202)
	λ=0	—	(4,4)	(**345**,**405**)

表 2　待配准图像 2(含噪声)的 GMFR 算法验证量化表示结果

图像型号	图像尺度	CPS 结果	局部 CC 结果	换算结果
1	λ=3	(22,38)	—	(22,38)
	λ=2	—	(2,3)	(43,76)
	λ=1	—	(4,2)	(87,151)
	λ=0	—	(3,3)	(**174**,**302**)
2	λ=3	(30,43)	—	(30,43)
	λ=2	—	(4,3)	(61,86)
	λ=1	—	(3,4)	(122,173)
	λ=0	—	(3,2)	(**244**,**345**)

表 3 给出了相同实验环境下,GMFR 算法、传统 CC 以及 CPS 算法的运算性能对比实验结果。其中,型号 1 的尺寸为 672 像素 ×296 像素,型号 2 的尺寸为 768 像素 ×608 像素。由于图像配准过程除完成配准算法,同时还包括相机驱动、图像读取、预处理、得到配准结果后的图像变换等运算内容,这些运算与配准算法的运算时间叠加在一起,使得机器视觉环境中实际的优势没有理论上分析的明显。所以与图 4 进行对比,实验结果的优势体现并不如性能函数分析的那样明显。但是在保证相同精度的同时,相对于传统的 CC 以及 CPS 算法,GMFR 算法的运算效率仍旧得到了明显提升,可以更好地满足工业上机器视觉系统对算法的实时性要求。

表 3　Matlab 环境下 3 种算法实现图像配准运算时间　s

型号	图像	GMFR	CC	CPS(快速 Fourier 变换)
1	待配准 1	0.585 622	7.988 955	0.853 264
	待配准 2	0.586 639	8.551 765	0.847 500
2	待配准 1	0.663 821	37.040 103	1.105 019
	待配准 2	0.630 012	36.717 005	1.109 305

4　结束语

本文从研究高性能图像处理算法和构建成本适中的机器视觉软硬件环境出发,设计并搭建了一套完整的机器视觉系统来实现引线框架缺陷的智能识别。为解决传统图像配准算法运行效率低的问题,研究新的 GMFR 快速配准算法。GMFR 综合了图像空间域 CC 算法与频域 CPS 算法的优势,融合了高斯平滑、图像多尺度表达等技术,提高了算法的执行

效率。最后通过所定义的优势函数以及真实引线框架图像数据对算法的良好性能进行展示分析。此外,该算法同样适用于 Fourier-Mellin 变换下图像尺度与旋转配准的情况,可满足机器视觉、生物医学图像处理、视觉导航等多个领域对图像处理算法的实时性要求,针对尺寸较大的图像将表现出更加优良的算法性能。

参考文献

[1] 朱本明. LED 封装胶体与引线框架热失配可视化研究[D]. 广州:华南理工大学,2013.

[2] 王 磊. 引线框架镀银生产线中电镀银装置的分析研制[D]. 西安:西安电子科技大学,2010.

[3] DAVIES E R. Machine vision: theory, algorithms, practicalities[M]. [S. l.]: Access Online via Elsevier, 2004.

[4] KASTURI J R R, SCHUNCK B G. Machine vision[M]. New York, USA: McGraw-Hill, 1995.

[5] 张 耀,王耀南,周博文. 异型瓶药液中可见异物的智能视觉检测机器人[J]. 仪器仪表学报,2010,31(5):1058-1063.

[6] 张 辉,王耀南,周博文. 基于机器视觉的液体药品异物检测系统研究[J]. 仪器仪表学报,2009,30(3):548-553.

[7] SONKA M, HLAVAC V, BOYLE R. Image processing, analysis, and machine vision[M]. [S. l.]: Cengage Learning, 2014.

[8] 雷 涛,周 进,吴钦章. DSP 实时图像处理软件优化方法研究[J]. 计算机工程,2012,38(14):177-180.

[9] 罗 兰,杜钦生. 基于多尺度局部方差的图像融合质量评价算法[J]. 计算机工程,2017,43(2):264-267.

[10] WACHOWIAK M P, SMOLIKOVA R, ZHENG Yufeng. An approach to multimodal biomedical image registration utilizing particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 289-301.

[11] Zitova B, Flusser J. Image registration methods: a survey[J]. Image and vision computing, 2003, 21(11): 977-1000.

[12] REDDY B, PRASAD T. Color image registration and template matching using quaternion phase correlation[J]. Ubiquitous Computing and Communication Journal, 2011(6): 714-721.

[13] MADISETTI V. Digital signal processing fundamentals[M]. [S. l.]: CRC Press, 2010.

[14] INGLE V K, PROAKIS J G. Digital signal processing using MATLAB[M]. Berlin, Germany: Springer, 2011.

[15] JAHNE B. Practical handbook on image processing for scientific and technical applications[M]. Berlin, Germany: Springer, 2004.

编辑 顾逸斐

(上接第 204 页)

[3] 黄书强,王高才,单志广,等. 智慧城市中无线网络节点部署优化方案研究[J]. 计算机研究与发展,2014,51(2):278-289.

[4] 凌 权,李枚毅. 无线 Mesh 网络中骨干节点部署算法研究[J]. 计算机工程,2015,41(11):147-152.

[5] XHAFA F, SANCHES C, BAROLLI L. Genetic algorithms for efficient placement of router nodes in wireless mesh network[C]//Proceedings of the 24th EEE International Conference on Advanced Information Net-working and Applications. Perth, Australia: IEEE Press, 2010: 465-472.

[6] XHAFA F, SANCHES C, BAROLLI L. Local search methods for efficient router nodes placement in wireless mesh networks[J]. Journal of Intelligent Manufacturing, 2012, 23(4): 1293-1303.

[7] YANG Shengxiang. A Clustering Particle Swarm optimizer for locating and tracking multiple optima in dynamic environment[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2010, 14(6): 959-974.

[8] REZGUI J, HAFID A, GENDREAU M. Distributed admission control in wireless mesh networks: models, algorithms, and evaluation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2010, 59(3): 1459-1473.

[9] WANG Junfang, CAI Kan, AGRAWAL D R, A multi-rate based router placement scheme for wireless mesh networks[C]//Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Mobile Ad Hoc and Sensor Systems. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2009: 100-109.

[10] SAKAMOTO S, KULLA E, ODA T, et al. A comparison study of simulated annealing and genetic algorithm for node placement problem in wireless mesh networks[J]. Journal of Mobile Multimedia, 2013, 9(1/2): 101-110.

[11] LIN Chuncheng. Dynamic router node placement in wireless mesh networks: a PSO approach with constriction coefficient and its convergence analysis[J]. Information Sciences, 2013, 232: 294-308.

[12] 刘子坤,李枚毅,张 晓. 动态环境下运用对称位移映射的 PSO 算法[J]. 计算机工程,2014,40(11):200-204.

[13] EBERHART R C, SHI Yuhui. Tracking and optimizing dynamic systems with particle swarms[C]//Proceedings of Congress on Evolutionary Computation. New York, USA: IEEE Press, 2001: 94-97.

[14] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. Washington D. C., USA: IEEE Press, 1995: 1942-1948.

[15] HERNANDEZ P N, CORONA C C, PELTA D A. Efficient multi-swarm PSO algorithms for dynamic environments[J]. Memetic Computing, 2011(3): 163-174.

编辑 索书志