

文章编号 1004-924X(2017)02-0469-08

结合深度卷积网络与加速鲁棒特征 配准的图像精准定位

罗家祥^{*}, 林畅赫, 王加朋, 胡跃明

(华南理工大学 自动化科学与工程学院, 广东 广州 510640)

摘要:针对在大图像中定位小块区域图像的需求,本文提出一种结合深度卷积网络与加速鲁棒特征(SURF)配准的精准定位方法。将标准大区域图像分割成若干个小参考图像,利用深度卷积网络和类局部敏感哈希降维法提取参考图像集的特征并形成特征库;基于特征库,提出了先检索多个相似参考图像后再进行 SURF 精确配准的两阶段方法,实现目标小图像在标准大图像中的定位。针对电子工业过程中高密度柔性电路板(FPC)及精确末制导中的图像定位数据进行实验,实验结果表明,该方法避免了传统 SURF 算法大量的特征提取与配对过程,SURF 特征提取数减少近 90%;与直接根据图像特征进行配准的传统定位方法相比,在保证定位准确率的基础上,耗时可缩小一个数量级以上。

关键词:深度卷积网络;图像检索;特征匹配;精准定位

中图分类号:TH703 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20172402.0469

Accurate image locating combining deep convolution network with SURF registering

LUO Jia-xiang^{*}, LIN Chang-he, WANG Jia-peng, HU Yue-ming

(School of Automation Science and Engineering,
South China Univ. of Tech., Guangzhou 510640, China)

^{*} Corresponding author, E-mail: luojx@scut.edu.cn

Abstract: For small-scale image locating in a large image, an accurate locating method combining deep convolution network with SURF registering was introduced. The large-scale image was divided into several small reference images, and the feature of such reference image set was extracted to form a feature library by combining the deep convolution network and Similar Local Sensitive Hashing (SLSH); on the basis of the feature library, a two-stage method that carrying out accurate SURF registering after retrieval of multiple similar reference images was put forward to achieve the locating of small target in a large image. Experiment was established on high density FPC and location data of accurate final guidance image, and the results indicate that the method avoids approximately 90% in the amount of feature extraction by comparing with traditional SURF locating methods, in which registering is directly carried out in accordance with image features. So the method can ensure the locating

收稿日期:2016-09-01;修订日期:2016-11-01.

基金项目:国家科技重大专项(2014ZX02503-3);中央高校业务经费(2014z0033,2015ZM137)

precision, meantime can lower the time consumption by more than one order of magnitudes.

Key words: deep convolution network; image retrieval; SURF registering; accurate locating

1 引言

图像精准定位就是将目标图像与标准图像做配准,以确定目标图像在标准图像中的精确位置。图像精准定位是显微电子成像装置和导弹精确末制导的关键技术。在显微电子成像检测中,通过将采集的微小图像与标准大图像做配准,在标准大图像中快速确定采集图像的位置及标准信息^[1];在导弹精确末制导中,图像精准定位可以使导弹在高空采集到的高精度图像中识别出目标打击区,达到精准打击的目的^[2]。这些应用对实时性要求都较高,因此快速的图像精准定位方法成为当前的研究热点。

传统的图像定位主要通过图像配准实现。常用的配准方法有:基于区域的配准、基于特征的配准、基于混合模型的配准以及基于物理模型的配准^[3]。基于区域的配准利用全部可用的图像灰度信息直接进行配准,配准精度高,但当灰度信息查找区域较大时,配准耗时;基于特征的配准有尺度不变特征(Scale-Invariant Feature Transform, SIFT)、加速鲁棒特征(Speeded up Robust Features, SURF)、二进制鲁棒尺度不变特征(Binary Robust Invariant Scalable Keypoints, BRISK)等配准^[4-7]方法。它们的配准精度依赖于特征提取方法和能正确匹配的特征个数,这些方法配准速度较快;基于混合模型的配准^[8]是前两种方法的组合,当配准区域基本一致时,其配准精度高,但速度较慢;基于物理模型的配准^[9]在配准区域不确定的情况下,耗时较长。若标准图像很大而目标图像很小时,以上直接配准方法在特征提取和匹配上均需花费较长的时间。为了提高配准速度,文献[10]进行图像分块,但仍然难以实现目标小图像与标准大图像的快速配准。文献[11]提出了图像斑点特征和角点特征相结合的方法,该方法虽然配准精度高,但是也难以达到快速定位的目的;当标准图像的特征数量远大于目标图像时,直接采用特征配准容易失败。

针对上述问题,本文提出基于深度卷积网络

与 SURF 配准相结合的两阶段快速精准定位方法:在初定位阶段,通过深度卷积网络和特征降维法提取特征,在特征空间检索并获取目标小图像在大图像中相似的区域,缩小配准范围;在细定位阶段,利用 SURF 特征配准实现精准定位。

初定位试图通过图像检索方法预估目标图像可能出现的区域,从而减少配准范围。深度卷积网络学习通过特定训练得到的网络提取图像特征,再使用特征进行匹配,从而快速检索出高相似的图像^[12,13]。但是深度卷积网络特征输出的维数一般都比较高,提取得到的特征冗余也较大,针对这一缺点,可用降维方法简化特征,使计算更高效。综上所述,本文提出先将标准图像分解成多个小参考图像,利用深度卷积网络、主成分分析^[14]和类局部敏感哈希降维方法构建检索图像低维特征库(小参考图像特征的集合),再根据特征空间中的距离快速检索出与目标图像近似的小参考图像。

在初匹配的基础上,通过目标图像与相似参考图像集间的精确配准,对目标图像进行精确定位。本文采用 SURF 配准方法进行精配准。这是因为 SURF 具备尺度、旋转、平移等不变性^[15],故使用 SURF 配准定位鲁棒性较高。例如对于导弹精确末制导的应用,导弹拍摄的图像通常会有一定的旋转和小变形,使用 SURF 可以不受这些因素的影响,配准准确率更高。最后,为验证算法的有效性,分别采用显微电子成像和导弹精确末制导中的图像定位数据进行实验。

2 基于深度卷积网络与 SURF 配准的精准定位

2.1 基于深度卷积网络与 SURF 配准的精准定位流程

本文融合深度卷积神经网络、特征降维和 SURF 特征配准,提出了一种新的在大区域图像中快速精准地定位出目标小区域图像的方法,算法流程如图 1 所示。

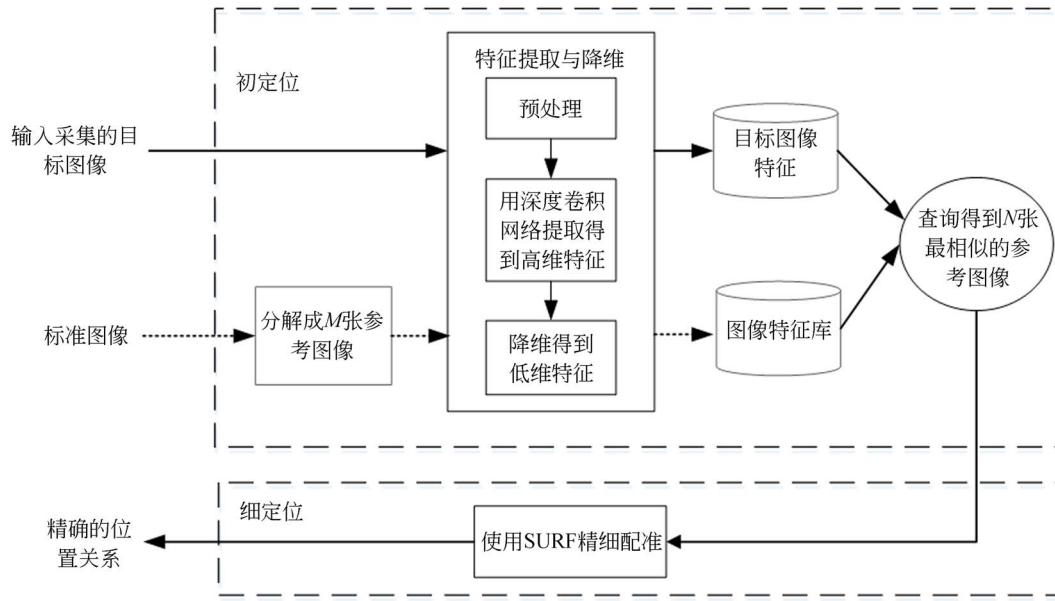


图 1 基于深度卷积网络与 SURF 配准的算法结构

Fig. 1 Algorithm structure based on deep convolution network and SURF registration

在算法实现过程中,首先将标准大图像分解成若干个小参考图像,再采用深度卷积网络提取图像特征并降维,得到检索特征库;当对采集图像进行定位时,先提取图像特征,并在特征空间中检索出与目标图像特征最相似的 N 张参考图像;最后采用 SURF 依次将目标图像与 N 张参考图像做配准,若目标图像与其中一张参考图像配准成功,则可根据参考图像的位置推算出目标图像在标准图像中的精确位置。在此过程中,特征提取、图像降维、精准定位是算法的核心。

2.2 基于深度卷积网络的特征提取方法

深度卷积网络^[13]是一种前馈神经网络,其特点是权值共享网络结构和图像的局部感知。通过对大量数据的训练学习,该方法能够获取对平移、缩放和旋转具有不变性的观测数据的显著特征。利用深度卷积网络提取的特征进行检索不仅在训练库上能得到好的效果,在其他图像库的表现也相当出色。本文利用参考文献[16]设计的网络模型对数据进行特征提取。文中的深度卷积网络体系结构由 3 部分组成:5 个卷积层和两个全连接层(输出层),具体如图 2 所示。

由图 2 可知,5 个卷积层先提取出图像的局部特征,这些局部特征通过两个全连接层后再次融合,最终获得图像的全局特征,该特征表征了图像的整体信息。文献[16]采用 ImageNet 图像库

对该网络进行训练并将其用于图像检索,ImageNet 图像库大约有 130 万张训练图片和 5 万张验证图片。通过训练可得到卷积网络内部和全连接层间的权重,文献[16]的实验结果表明,任意图像经过训练网络变换后的图像特征均能够很好地体现原图像信息。因此,本文直接采用该网络及参数进行图像特征提取。值得注意的是,网络中具有节点数固定不变的全连接层,因此在应用该网络时需对输入图像做标准化尺寸处理。根据文献[16]知,每个全连层有 4 096 个节点,总的输出特征为 $8\ 192 \times 1$ 维,需标准化的图像尺寸为 $224 \times 224 \times 3$ 。

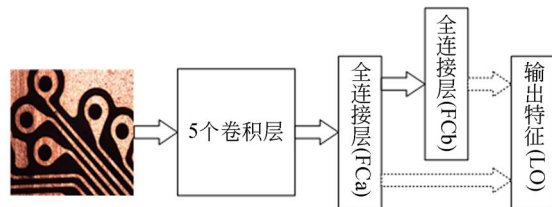


图 2 深度卷积网络

Fig. 2 Deep convolution network structure

2.3 主成分分析和类局部敏感哈希降维法

深度卷积网络所提取的特征总维数为 $8\ 192 \times 1$ 维,由于特征维数越大,越难快速地进行基于特征的图像相似度分析,因此需要采用图像特征降维方法处理,即在基本不损失数据信息的前提

下简化特征,提高图像数据的处理速度。

主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)^[14]是传统的特征降维方法。PCA 是一种在均方误差最小的前提下的线性降维方法。它通过将原始特征向量向更小的子空间上投影,达到降维和去冗余的效果。由于数据是以最小均方差的方式投影到维度更小的子空间上的,故使数据基本保持了原来的相对关系,从而可使得到的新特征向量能够在降维的基础上很好地表征原来的特征信息。

局部敏感哈希(Locality Sensitive Hashing, LSH)^[13]是将原始数据空间中的数据点通过随机矩阵进行快速映射并量化,因此,映射前相邻的数据映射后依然相邻的概率很大,从而在有效区分特征信息的同时降低了特征维数。基于该思想,本文采用多个随机矩阵对数据空间进行多次投影,并参考深度网络投影向量大小的设置方法,提出类局部敏感哈希降维法(Similar Locality Sensitive Hashing, SLSH),将 D_h 维的高维特征 X 转化为 D_l 维的低维特征 H ,具体描述如下:

随机生成 L 个 $D_h \times K$ 维投影矩阵 $W_1, \dots, W_i, \dots, W_L$, K 为单个矩阵投影后的数据维数;对 X 在 L 个投影矩阵上分别投影,将投影后的数据特征前后连接,形成维数为 $D_l = LK$ 的低维数据特征 H ,如式(1)所示:

$$H(X) = [XW_1, \dots, XW_i, \dots, XW_L], \quad (1)$$

其中,投影矩阵 W_i 通过式(2)^[17]生成:

$$W_i = R_{D_h \times K}(-1, 1) \sqrt{\frac{c}{K + D_h}}, \quad (2)$$

其中, $R_{D_h \times K}(-1, 1)$ 为一个 $[-1, 1]$ 区间的 $D_h \times K$ 维随机矩阵, c 为固定参数, $\sqrt{\frac{c}{K + D_h}}$ 将随机矩阵 R 的元素值进一步缩小,使得降维后特征向量中各元素的大小保持在一个合理范围内。 K 越大,信息损失越小,但图像数据的处理速度越慢; L 越大,则更能反映不同方向上的特征信息,但图像处理速度也越慢。在应用时, K 和 L 的取值可通过预实验确定。

2.4 基于 SURF 特征的精确配准定位

SURF 特征^[6]是利用积分图像快速构造高斯金字塔图像,通过提取图像像素变化明显的点特征,并用一个 64 维的描述符表示的向量。SURF 特征从 SIFT 特征改进而来,但特征提取速度比

SIFT 更快。同时,相比其他图像特征如 HARRIS、SUSAN (Smallest Univalve Segment Assimilating Nucleus)、FAST (Features from Accelerated Segment Test) 等角点特征, SURF 特征还具备旋转、尺度、平移及亮度不变性等特点^[15],使得 SURF 特征广泛应用于图像配准^[18]。本文利用 SURF 特征,将目标小图像与多个相似的小参考图像进行配准,找到和目标图像配准的小参考图像。由于参考图像在大图像中的位置已知,因此可根据配准信息进一步推断出目标小图像在标准大图像中的精确位置。

2.5 精确配准定位的具体过程

假设标准大图像的图像分辨率为 $W \times H \times 3$, 目标小图像的分辨率为 $w \times h \times 3$, 由于定位精度的上限主要受标准大图像分辨率的限制, 不管目标小图像的分辨率多高, 其定位到大图像中某个位置的精度取决于大图像的分辨率, 所以需要调整小图像分辨率, 使之与标准大图像具有相同的比例尺。整个基于深度卷积网络与 SURF 配准的精准定位方法描述如下:

(1) 检索特征库生成: 将标准大图像 I_{org} 平均分解成 M ($M = \lfloor \frac{W}{w} \rfloor \cdot \lfloor \frac{H}{h} \rfloor$) 个参考图像, 构成集合 $\Omega = \{I_1, \dots, I_M\}$, 参考图像与目标图像 I_{obj} 的大小基本相同, 记录每张参考图像 I_i 在大图像 I_{org} 中的位置信息。通过深度卷积神经网络提取每张参考图像的高维特征, 并对高维特征进行降维, 得到参考图像特征库。

(2) 初定位: 利用深度卷积神经网络提取目标图像的高维特征, 并对该特征进行降维。计算目标特征与特征库中每个向量的欧式距离, 形成距离空间 $D = \{d(I_i, I_{obj}), i = 1, \dots, M\}$, 根据距离选择距离目标图像最近的 N 个参考图像, 形成序列 $\Omega_N = (I_{[1]}, \dots, I_{[N]})$ 。

(3) 精准定位: 提取目标图像 I_{obj} 的 SURF 特征, 从 $i = 1$ 开始进行如下操作: 提取 Ω_N 中第 i 张图像 $I_{[i]}$ 的 SURF 特征, 并与 I_{obj} 配准。若配准成功, 则根据配准信息及 $I_{[i]}$ 图像在标准大图像 I_{org} 中的位置确定 I_{obj} 在大图像 I_{org} 中的精确位置; 若配准失败, 则令 $i = i + 1$, 若 $i > N$, 表明定位失败; 否则令 I_{obj} 与下一张图像进行配准。

值得注意的是, 当目标图像尺寸发生变化但与参考小图像尺寸差别不大时, 没必要重新生成

特征库, 仅需调整目标图像, 使之与标准图像具有相同比例尺即可。但若目标图像与参考小图像尺寸差别较大时, 则需重新生成特征库。

3 实验与分析

本文算法验证实验在具有如下配置的 PC 机上进行: Intel i5-3210M CPU @2.50GHz, 内存大小为 8G。实验平台为 Matlab2014b 与 VS2010。为分析算法特性和验证算法的有效性, 本文进行了三个实验, 第一个实验中详细分析了算法在显微图像精准定位应用中的计算过程; 第二个实验采用显微图像和卫星图像的精准定位数据, 对比分析了 PCA 降维方法和 SLSH 降维方法的性能; 第三个实验是比较本文算法和直接进行特征配准定位算法的性能。

3.1 实验 1

本文提出算法在显微图像精准定位应用中的计算过程。针对电子工业过程中高密度柔性电路板(FPC)检测的定位问题进行算法实验。图 3(a) 为实验采用的柔性电路板标准大图像, 图像分辨率为 $W \times H \times 3 = 8\ 315 \times 5\ 480 \times 3$; 待定位的目标小图像如图 3(b) 所示, 图像分辨率为 $2\ 454 \times 2\ 056 \times 3$, 根据统一比例尺原则将该分辨率缩放为 $w \times h \times 3 = 415 \times 274 \times 3$, 此图左上角的起始点在标准图像中对应的实际坐标为 (3 409, 2 202)。

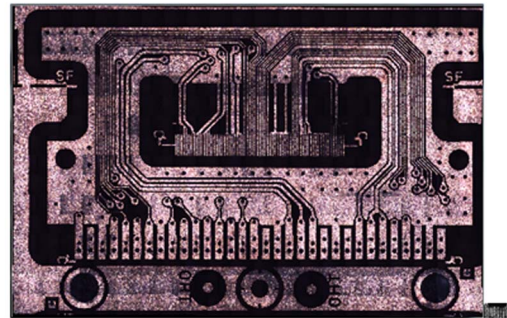
通过预实验设置算法参数 $N=4, K=20, L=3$ 。针对 FPC 检测的定位问题, 基于深度卷积网络与 SURF 配准的精准定位方法的计算过程如下:

步骤 1: 生成检索特征库。将图像平均分成 $M=400$ (经计算得到) 份, 记录每张参考图像的位置信息; 将分解得到的 400 张图像标准化为 $224 \times 224 \times 3$ 后, 依次输入到深度卷积网络, 得到图像的高维特征, 再利用降维方法对特征降维, 得到特征库。

步骤 2: 将目标小图像标准化为 $224 \times 224 \times 3$, 利用深度卷积网络和降维方法计算得到目标小图像的图像特征。计算该特征与特征库中每个特征的欧式距离, 对距离进行排序 (表 1 列出排名靠前的 9 张图像), 取距离最小的 $N=4$ 张图像。

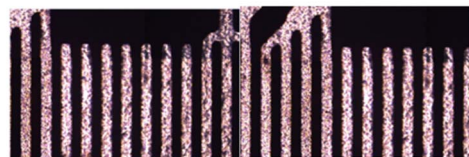
步骤 3: 按距离从小到大的顺序依次将目标图像 3(b) 与表 1 中前 4 张图像进行 SURF 配准。本文算法在第一次配准时便找到了与目标图像配

准的参考图像 (序号 1), 配准结果如图 4 所示。根据记录, 表 1 序号 1 图像的位置信息为 (3 320, 2 192), 配准得到的图像间的偏移信息为 (88, 9), 由此计算出目标图像在大图像中的位置为 (3 408, 2 201)。

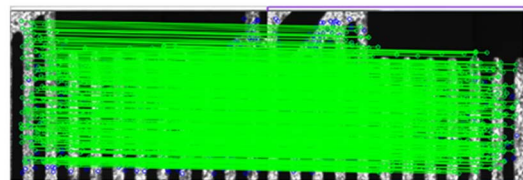


(a) (b)

图 3 柔性电路板检测的标准大图像(a)与目标小图像(b)
Fig. 3 Standard image (a) and small target image (b) of FPC



(a) 目标图像 (b) 检索得到图像
(a) Target image (b) Retrieval image



(c) 配准结果图

(c) Registrating results

图 4 源图像和配准结果图

Fig. 4 Source images and registering results

经过上述步骤得到的目标图像位置为 (3 408, 2 201), 目标图像的真实位置为 (3 409, 2 202), 它们在每个方向上仅相差一个像素点, 结果表明了算法的正确性。在上述步骤中, 生成特征库的步骤 1 只运行 1 次, 耗时 39.19 s; 步骤 2、3 分别耗时 0.72、2.45 s, 说明了方法的快速性。

3.2 实验 2

将本文提出的 SLSH 降维法与传统的 PCA 降维法进行比较。除了对 FPC 检测中的定位, 还

通过导弹精确末制导中的卫星图像定位过程对算法进行验证。所用卫星图像如图 5 所示。标准图像为 $W \times H \times 3 = 9\ 017 \times 3\ 998 \times 3$, 目标小图像为 $w \times h \times 3 = 360 \times 249 \times 3$, 两张图像具有相同的比例尺。

实验中, 在标准柔性电路板图像和卫星图像中随机选取 50 张分辨率分别为 $415 \times 274 \times 3$ 和 $360 \times 249 \times 3$ 的目标小图像。设置算法参数 $N=4, K=20, L=3$, 实验结果如表 2 所示。

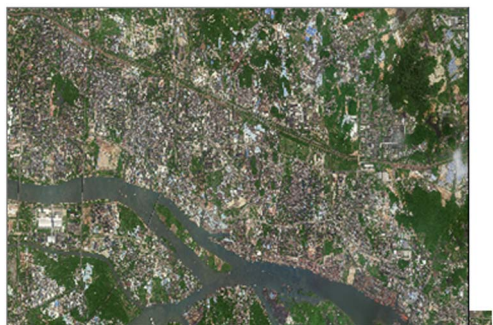


图 5 导弹精确末制导中的卫星标准图像和目标小图像

Fig. 5 Satellite image using in Missile terminal guidance

从表 2 可以看出 SLSH 降维法和 PCA 降维法的定位准确率相同, 但定位速度略有差异。在 FPC 图像定位中, SLSH 降维法比 PCA 降维法的速度更快, 而对于卫星图像的定位, SLSH 速度却略慢。这是因为定位时间主要由基于 SURF 特征的配准次数决定, 与目标图像配准的参考图像排名越靠前, 配准次数越少, 耗时也越短。

3.3 实验 3

为进一步验证算法的有效性, 将本文定位算法与传统的 SURF 直接配准定位方法^[6]进行比较。与实验 2 相同, 实验中在标准柔性电路板图像和卫星图像中分别选取 50 张分辨率为 $415 \times 274 \times 3$ 和 $360 \times 249 \times 3$ 的目标小图像进行实验。采用 SLSH 降维方法降维, 并通过预实验设定算法参数: $N=9, K=20, L=3$ 。显然 N 越大, 定位成功率越高, 但耗时增加。在传统的 SURF 直接配准定位算法中, 先提取标准图像的 SURF 特征, 在柔性电路板标准图像上提取约 48 万个特征, 耗时 417.73 s; 在卫星图像上提取约 38 万个特征, 耗时 314.39 s; 再根据目标图像的 SURF 特征直接与标准大图像进行配准。实验结果如表 3 所示。

从表 3 可以看出, 本文提出算法在 FPC 图像和卫星图像中的定位准确率分别高达 98% 和 94%, 而 SURF 特征直接定位法的定位准确率分别为 60% 和 70%, 这说明了本文算法在定位准确率上的优势。在定位速度方面, 本文所提算法花费的时间远远小于采用 SURF 特征的直接定位方法, 即使每次都对特征库进行重新生成, 针对 FPC 图像、卫星图像, 在多次运行下的平均时间也仅分别增加了约 39 s 和 27 s, 这说明本文算法在定位速度上的优势。这是因为标准图像的 SURF 特征点过多, 导致目标图像与标准大图像特征匹配极其耗时, 而且大量的特征点容易导致目标图像出现配准失误, 从而导致定位失败。

表 1 检索得到 9 张相似参考图像

Tab. 1 Nine frames of similar reference images by retrieval

序号	1	2	3	4	5	6	7	8	9
图像									
距离	137 709	137 723	137 725	137 730	137 732	137 734	137 736	137 738	137 741

表 2 两种降维方法的定位结果比较

Tab. 2 Comparison of location performances of two methods

定位图像	降维方法	定位图像数目	定位正确数目	定位准确率/(%)	平均每张图像的定位耗时(s)
FPC 图像	SLSH	50	43	86	5.7
	PCA	50	43	86	6.31
卫星图像	SLSH	50	40	80	4.95
	PCA	50	40	80	4.68

表 3 本文方法与 SURF 直接配准定位方法性能比较

Tab. 3 Comparison of location performances between proposed method and SURF directly registrating method

定位图像	定位方法	定位图像数目	定位正确数目	定位准确率/(%)	平均每张图像的定位耗时(s)
FPC 图像	本文定位方法	50	49	98	7.21
	SURF 特征直接配准定位法	50	30	60	640.12
卫星图像	本文定位方法	50	47	94	6.43
	SURF 特征直接配准定位法	50	35	70	496.66

4 结 论

本文提出一种基于深度卷积网络和 SURF 配准的精准定位方法。该方法首先基于深度卷积网络和降维法提取特征,通过检索初步定位出目标小图像的可能位置,再通过 SURF 特征配准精确定位出目标图像的位置。由于算法先基于深度卷积网络和降维方法进行图像初定位,因此实际

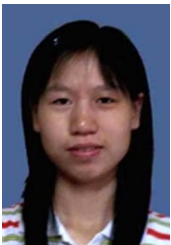
进行 SURF 特征配准的特征数量较少,保证了定位的准确性。同时,SURF 特征具备尺度、旋转、平移等不变性,因此本文所提出的定位方法即使在目标图像存在一定变形的情况下,仍能进行正确定位。通过高密度柔性电路板检测定位实验和导弹精确末制导中的卫星图像定位实验知,相对于直接配准定位方法,本文方法的定位准确率更高,速度更快。

参考文献:

- [1] ITO M, FUJITA I, TAKEUCHI Y, *et al.*. Pattern defect analysis and evaluation of printed circuit boards using CAD data [C]. *Fifteenth IEEE/CHMT International: Electronic Manufacturing for the Year 2000*, Santa Clara, CA: IEEE, 1993:7-10.
- [2] 范保虎, 赵长明, 马国强. 战术导弹成像精确制导技术分析与研究[J]. *飞航导弹*, 2007(1):45-50.
FANG B H, ZHAO CH M, MA G Q. Tactical missile imaging precision guidance technology analysis and research [J]. *Winged Missile Journal*, 2007(1):45-50. (in Chinese)
- [3] 余先川, 吕中华, 胡丹. 遥感图像配准技术综述 [J]. *光学精密工程*, 2013, 21(11): 2960-2972.
YU X CH, LV ZH H, HU D. Review of remote sensing image registration technique [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(11): 2960-2972. (in Chinese)
- [4] SUN Y, ZHAO L, HUANG S, *et al.*. L2-SIFT: SIFT feature extraction and matching for large images in large-scale aerial photogrammetry [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2014, 91: 1-16.
- [5] 丘文涛, 赵建, 刘杰. 结合区域分割的 SIFT 图像匹配方法 [J]. *液晶与显示*, 2012, 27(6):827-831.
QIU W T, ZHAO J, LIU J. Image matching algorithm combining SIFT with region segmentation [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2012, 27(6):827-831. (in Chinese)
- [6] KALIA R, LEE K D, SAMIR B V R, *et al.*. An analysis of the effect of different image preprocessing techniques on the performance of SURF: Speeded Up Robust Features [C]. *The Workshop on Frontiers of Computer Vision, Korea-Japan: IEEE*, 2011:1-6.
- [7] 何林阳, 刘晶红, 李刚, 等. 改进 BRISK 特征的快速图像配准算法 [J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(8): 2722-2727.
HE L Y, LIU J H, LI G, *et al.*. Fast image registration approach based on improved BRISK [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(8): 2722-2727. (in Chinese)
- [8] 赵辽英, 吕步云, 厉小润, 等. 基于尺度不变特征变换和区域互信息优化的多源遥感图像配准 [J]. *物理学报*, 2015(12):186-196.
ZHAO L Y, LV B Y, LI X R, *et al.*. Multi-source remote sensing image registration based on scale-invariant feature transform and optimization of regional mutual information [J]. *Acta Phys. Sin.*, 2015(12):186-196. (in Chinese)
- [9] CHRISTENSEN G E, RABBITT R D, MILLER M I. Deformable templates using large deformation kinematics [J]. *IEEE Transactions on Image Process-*

- ing, 1996, 5(10):1435-1447.
- [10] 李玉峰, 李广泽, 谷绍湖, 等. 基于区域分块与尺度不变特征变换的图像拼接算法[J]. 光学精密工程, 2016, 24(5): 1197-1205.
- LI Y F, LI G Z, GU SH H, *et al.*. Image mosaic algorithm based on area blocking and SIFT[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(5): 1197-1205. (in Chinese)
- [11] 王志强, 程红, 杨旸, 等. 全局图像配准的目标快速定位方法[J]. 红外与激光工程, 2015, 44(S): 225-229.
- WANG ZH Q, CHENG H, YANG G, *et al.*. Fast target location method of global image registration[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2015, 44(S): 225-229. (in Chinese)
- [12] WAN J, WANG D, HOI S C H, *et al.*. Deep learning for content-based image retrieval; A comprehensive study[C]. *Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Multimedia*, New York: ACM, 2014: 157-166.
- [13] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, Red Hook, NY: Curran Associates, 2012: 1097-1105.
- [14] WOLD S, ESBENSEN K, GELADI P. Principal component analysis[J]. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, 1987, 2(1-3): 37-52.
- [15] BAY H, ESS A, TUYTELAARS T, *et al.*. Speeded-up robust features (SURF)[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, 110(3): 346-359.
- [16] KRIZHEVSKY A. One weird trick for parallelizing convolutional neural networks[J]. *Computing Research Repository*, 2014, 3:4-11.
- [17] BOUVRIE J. Notes on Convolution Neural networks[R]. MIT CBCL, 2006.
- [18] PEREIRA J P, STOJANCIC M M, MERCHANT S. Method and apparatus for multi-dimensional content search and video identification: US, US 8171030 B2[P]. 2012.

作者简介:



罗家祥(1979—),女,四川自贡人,博士,副教授,2002年、2007年于东北大学分别获得学士、博士学位,主要从事生产与优化调度、工业集成自动化过程优化、机器视觉等方面的研究。E-mail: luojx@scut.edu.cn



林畅赫(1990—),男,广东饶平人,2014年于华南理工大学获得学士学位,主要从事模式识别、图像处理、机器学习等方面的研究。E-mail: lin_changhe@mail.scut.edu.cn