

# 基于改进尺度不变特征的图像局域几何配准研究

孙统风<sup>1</sup> 丁世飞<sup>1,2</sup>

(中国矿业大学计算机科学与技术学院 徐州 221116)<sup>1</sup>

(中国科学院计算技术研究所智能信息处理重点实验室 北京 100190)<sup>2</sup>

**摘要** 针对图像配准容易产生误配准、漏配准的问题,提出了基于改进尺度不变特征的图像局域几何配准。该方法改进了尺度不变特征,通过构建边缘尺度空间设计了尺度不变边缘特征变换,融合了尺度不变特征点和尺度不变边缘。以尺度不变特征为基础,搜寻图像间的局域图像变换,实现图像局域几何配准。实验表明,SIFT特征点和边缘信息互补能够提供更多的配准信息并减少错误配准;该方法对尺度、噪声、形变、光照等不敏感,能够配准移动目标,真实地反映图像的配准状况。

**关键词** 尺度不变边缘特征变换,尺度不变特征变换,图像变换,局域几何配准

**中图分类号** TP391.41 **文献标识码** A

## Image Local Geometric Registration Based on Improved Scale Invariant Features

SUN Tong-feng<sup>1</sup> DING Shi-fei<sup>1,2</sup>

(School of Computer Science and Technology, China University of Mining and Technology, Xuzhou 221116, China)<sup>1</sup>

(Key Laboratory of Intelligent Information Processing, Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Aiming at the problems that the existing image registrations may trigger inaccurate registrations or miss some registrations, an image local geometric registration based on improved scale invariant features was proposed. The approach improves scale invariant features, designs SI(E)FT (scale invariant edge feature transform) by constructing edge scale space and combines scale invariant feature points and scale invariant edges. Based on the improved scale invariant features, the local transforms between two images are searched to implement image local geometric registration. Experiments show that the complementary combination of SIFT points and edges provides more registration information and reduces registration errors, and the approach is insensitive to scale, noise, deformation, light, etc., can register moving objects and truly reflects image registration status.

**Keywords** Scale invariant edge feature transform, Scale invariant feature transform, Image transform, Local geometric registration

## 1 引言

图像配准广泛应用在图像融合、图像识别、图像修复、图像拼接、双目立体成像等领域,是多图像处理的重点之一,可以分为灰度配准(颜色配准,由于彩色图像通常转化为灰度图像,因此简称灰度配准)和几何配准。灰度配准根据图像单个像素或局域像素的灰度特征配准,是图像配准的基本方法<sup>[1,2]</sup>,但是容易导致误配准和漏配准。几何配准根据图像的坐标、角度、相邻点距离等几何特征配准,包括全局几何配准<sup>[3,4]</sup>和局域几何配准<sup>[5,6]</sup>。图像几何变换配准是常见的几何配准方式,图像几何变换简称图像变换,其中全局几何配准采用一个图像变换,局域几何配准采用多个图像变换。

可靠的图像配准应该同时满足灰度配准和几何配准,由于图像几何配准中的图像变换一般是未知的,通常的做法是首先根据灰度特征实现灰度初配准,然后由灰度初配准确定

图像变换,最后再由图像变换几何配准验证/约束灰度配准。Low<sup>[1]</sup>提出了SIFT算法,详细描述了SIFT特征点的检测、描述、配准以及图像识别,在图像识别中,根据灰度特征初配准建立配准簇,计算图像间的全局图像变换,使得配准点变换坐标与实际坐标的均方根误差最小,然后使用全局图像变换对灰度初配准结果几何约束配准,得到可靠配准点,最后根据配准情况识别图像。Awrangjeb和Lu<sup>[3]</sup>根据灰度初配准筛选可靠配准点对,遍历所有可能配准变换,寻找提供最多配准点对的仿射变换作为全局几何配准的约束。但是全局几何配准对复杂图像的配准,如包含移动物体、物体发生形变、视角发生变化、深度发生变化等图像,几何误差较大,局域几何配准得到了越来越多地重视<sup>[5,6]</sup>。文献[5]采用三角形配准,但是该方法的最大缺点是需要手工指定初始配准点对,并且没有很好地解决错误传播控制的问题。文献[6]使用栅格约束实现人脸图像的灰度配准,但许多图像并不满足栅格配准约

到稿日期:2013-05-15 返修日期:2013-06-04 本文受国家重点基础研究发展计划(973)项目(2013CB329502),国家自然科学基金(41074003,51104157)资助。

孙统风(1977—),男,博士,讲师,主要研究方向为智能信息处理、模式识别;丁世飞(1963—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为人工智能与模式识别。

束,并且该方法的主要目的是图像的识别,而不是提供精确的配准信息。

图像配准由兴趣点/区域检测、特征描述、特征配准 3 部分组成,其中关键是兴趣点/区域检测。兴趣点/区域的检测方法有:基于滑动窗口的方法、基于特征点的方法、基于边缘的方法等,其中基于特征点和基于边缘的方法由于具有较高的稳定性、可靠性,得到了广泛的应用。基于特征点的方法有 Moravec<sup>[7]</sup>、Forstner<sup>[8]</sup>、Harris<sup>[9]</sup>、SIFT<sup>[1]</sup>等算子,基于边缘的方法与基于特征点的方法联系紧密,通过检测边缘角点,可以转换为基于特征点的方法<sup>[12,13]</sup>。在上述特征点的检测算子中,SIFT(尺度不变特征变换)算子对尺度、噪声、旋转、光照等不敏感,是目前常见的特征点提取算子<sup>[10,11]</sup>,但是该算子为了克服 DOG 算子的边缘效应,删除了边缘响应点,丢失了许多结构和轮廓信息。

使用局部几何配准代替全局几何配准,能够更好地描述图像间的非线性图像变换。图像变换隐藏于灰度配准中,尤其是局部图像变换,容易受到虚假灰度配准的影响,因此可靠的灰度配准是局部几何配准的关键。本文提出的局部几何配准以改进的尺度不变特征为基础,通过多个图像变换实现整幅图像的几何配准。

## 2 SIFT 算法基础

尺度不变特征变换 SIFT 及其改进算法 SURF、PCA-SIFT<sup>[1,10,11]</sup>等是常见的图像灰度特征提取算法,该算法以尺度空间为基础,包括特征点检测、特征点描述和特征点配准,详细讲解见文献[1]。尺度空间的生成需要创建高斯金字塔和高斯差分金字塔,金字塔由若干组(Octave)组成,每组分为若干层(Interval),每组图像的第一层(第一幅图像)由原始图像或者其逐次 2 倍降采样得到。通过式(1)采用不同尺度因子的高斯核对图像卷积生成高斯尺度空间(Gaussian scale-space),通过式(2)采用不同尺度因子的高斯差分核与图像卷积,即每组高斯空间图像的相邻图像相减,生成高斯差分尺度空间(DOG scale-space)。如图 1 所示,限于篇幅,只给出了第一组和第二组高斯尺度空间图像和高斯差分尺度空间图像,它们分别位于虚线的左侧和右侧。

$$L(x, y, \sigma) = G(x, y, \sigma) * I(x, y) \quad (1)$$

$$D(x, y, \sigma) = (G(x, y, k\sigma) - G(x, y, \sigma)) * I(x, y) \\ = L(x, y, k\sigma) - L(x, y, \sigma) \quad (2)$$

式中, $G(x, y, \sigma)$ 表示高斯核函数, $(x, y)$ 表示核函数中心点坐标, $\sigma$ 表示平滑尺度因子; $I(x, y)$ 表示灰度图像本身, $(x, y)$ 表示图像像素坐标。

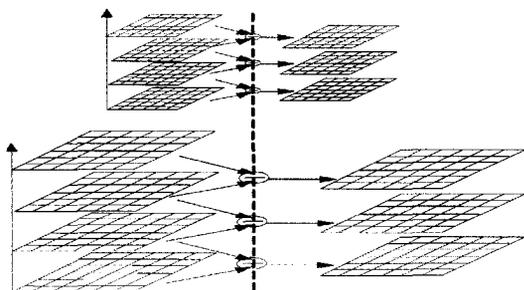


图 1 高斯尺度空间与高斯差分尺度空间

SIFT 特征点是高斯尺度空间的极值点,如图 2 所示,对

被检测点(标记为×)和 26 个相邻点(标记为●,包括同尺度的 8 个相邻点,以及上下相邻尺度的  $9 \times 2$  个相邻点)进行比较,以确保在尺度空间和二维图像空间都满足极大值或极小值。删除低对比度的极值点和不稳定的边缘响应点,同时获取特征点的精确位置以及尺度。

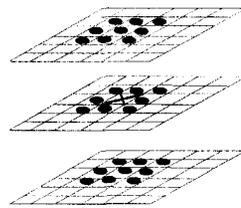


图 2 SIFT 极值点检测

每一个特征点,除了具有位置、尺度等特征,还拥有方向、邻域灰度等特征。根据特征点的尺度选取特征点的邻域像素,用直方图统计邻域像素的梯度方向。梯度方向直方图的范围是  $0 \sim 360^\circ$ ,每  $10^\circ$  一柱,共 36 柱,直方图的峰值代表了该特征点处邻域梯度的主方向。在计算直方图时,用高斯权重窗口(方差  $\sigma$  等于特征点所在尺度的 1.5 倍)对像素的梯度进行加权。将坐标轴旋转为特征点的方向,以确保旋转不变性,以特征点为中心取  $16 \times 16$  的邻域窗口像素提取灰度特征。将此邻域均匀地分为  $4 \times 4$  个子区域,计算每个子区域的梯度方向直方图,直方图由 8 柱组成,采用高斯加权函数(方差  $\sigma$  等于邻域窗口宽度的 0.5 倍)为每一个采样点分配权重值。对  $4 \times 4$  个子区域的直方图根据位置依次排序,构成了一个  $4 \times 4 \times 8 = 128$  特征向量,该向量称为 SIFT 描述子。

在图像配准中,采用灰度特征最近距离(欧式距离)和次近距离比值法配准特征点。假设图像 A 与图像 B 配准,两图分别包含 SIFT 特征点集  $P_A$  和  $P_B$ ,特征描述用  $V$  表示,如果  $P_A$  中的点  $p_A$  与  $P_B$  中的  $p_B$  点配准,则配准应该满足式(3)、式(4):

$$d_{\text{first}}(V(p_A), V(p_B)) / d_{\text{second}}(V(p_A), V(p_B)) < \tau \quad (3)$$

$$d(V(p_A), V(p_B)) = d_{\text{first}}(V(p_A), V(p_B)) \quad (4)$$

式中, $d_{\text{first}}(V(p_A), V(p_B))$ 、 $d_{\text{second}}(V(p_A), V(p_B))$ 、 $\tau$  分别表示  $V(p_A)$  与  $V(p_B)$  的最近距离和次近距离,以及最近距离和次近距离的比值阈值。

## 3 改进的尺度不变特征

尺度不变特征基于图像的多尺度表示,通过研究不同模糊尺度下的特征,达到与尺度无关的图像处理效果。SIFT(尺度不变特征变换)具有对尺度、噪声、旋转、光照等不敏感的特性,但是该算法删除了边缘响应点,而边缘是图像中较为稳定的信息,反映图像的结构和轮廓信息。本文提出了改进的尺度不变特征,包括尺度不变特征点和尺度不变边缘。为了叙述方便,本文把尺度不变特征点、尺度不变边缘和改进的尺度不变特征对应的算法称为尺度不变特征点特征变换 SI(P)FT(等价于 SIFT)、尺度不变边缘特征变换 SI(E)FT 和尺度不变特征点边缘特征变换 SI(PE)FT。

### 3.1 尺度不变边缘特征变换

在 SIFT 算法中,采用了高斯尺度空间、SIFT 描述子、最近距离与次近距离比值配准等方法,涉及特征点的检测、描述和配准,这些为尺度不变边缘配准提供了借鉴。

尺度不变边缘特征变换 SI(E)FT 在高斯尺度空间图像

边缘特征达到尺度不变的效果。尺度的变化在高斯空间的外在表现形式是图像 2 倍降采样和高斯平滑滤波,构成的高斯尺度空间由  $N \times M$  幅图像 ( $N$  组, 每组  $M$  层) 构成。边缘及其角点的检测分别使用 CANNY 和 CSS (curvature scale space)<sup>[14]</sup>。由于同一组的图像虽然平滑尺度不同,但尺寸相同,而边缘是图像中的稳定信息,同一组中不同层的图像边缘具有较高的稳定性,近似相同,因此每组图像只需检测其中一层图像的边缘。本文选择每组的第一层来检测边缘和角点,形成降采样边缘尺度空间,如图 3 所示,为了节省篇幅,仅仅画出  $N=2$  的情况,虚线的左侧是高斯尺度空间,右侧是边缘尺度空间,边缘尺度空间有效降低了边缘检测的运算复杂度。

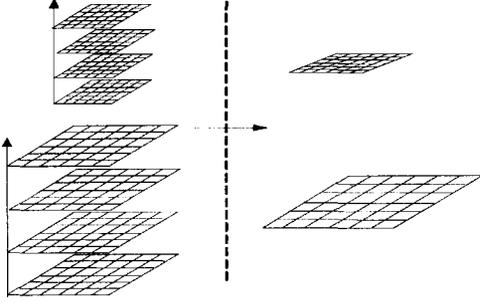


图 3 高斯尺度空间与边缘尺度空间

边缘尺度空间是边缘(角点)的检测空间,边缘(角点)的描述仍然采用高斯尺度空间。角点是边缘的曲率极大值点,和边缘具有相同的尺度特征。如果在边缘尺度空间的某一层检测到一个角点,则相当于在高斯尺度空间的对应组都检测到了该角点,会产生  $M$  个特征描述子。如果把不同边缘尺度空间角点的坐标变换到原始图像坐标,则两个角点的距离在一定阈值范围内,认为是同一点。不同高斯尺度下的边缘构成边缘集合  $E_k (k \in [1 K], K=M \times N)$ , 角点描述采用 SIFT 描述子,尺度采用高斯图像尺度,每个角点  $q$  的特征描述记作  $V_k(q)$ ,  $k$  与图像的高斯尺度  $s_k$  一一对应,如果在高斯尺度  $s_k$  检测到该角点,则  $V_k(q)$  包含一个 SIFT 描述子,否则,  $V_k(q)$  描述子为空。

为了边缘描述的方便,本文对研究的边缘做了限定:位于两个角点之间,且长度超过 20 个像素。边缘配准描述了两条边缘线上点的映射关系,如果图像 A 的边缘  $e_A$  与图像 B 的边缘  $e_B$  配准,则  $e_A$  上的每个点都能够在  $e_B$  上找到映射,同样,  $e_B$  上的每个点也能够在  $e_A$  上找到映射。在高斯尺度空间中,设图像 A 在  $s_i$  尺度下的边缘集合是  $E_{A,i}$ , 图像 B 在  $s_j$  尺度下的边缘集合是  $E_{B,j}$ ,  $E_{A,i}$  中的边缘  $e_{A,i}$  和  $E_{B,j}$  中的边缘  $e_{B,j}$  配准,  $e_{A,i}$  到  $e_{B,j}$  的映射函数为  $f$ , 则边缘配准应该满足式(5)、式(6):

$$\begin{aligned} & \text{If } q_A \in e_{A,i}, \\ & f(q_A) \in e_{B,j} \quad e_{A,i} \subset E_{A,i}, e_{B,j} \subset E_{B,j}, i \in [1 K], j \in [1 K] \end{aligned} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} & \text{If } q_B \in e_{B,j}, \\ & f^{-1}(q_B) \in e_{A,i} \quad e_{A,i} \subset E_{A,i}, e_{B,j} \subset E_{B,j}, i \in [1 K], j \in [1 K] \end{aligned} \quad (6)$$

鉴于边缘自身及其灰度特征都难以使用数学表达式描述,而角点具有较高的识别特征<sup>[3]</sup>,因此边缘配准演变成特定尺度和边缘约束下的角点配准,通过配准将得到一系列配准边缘对和配准角点对。设图像 A 和 B 在边缘尺度空间的角点集合是  $Q_A$  和  $Q_B$ , 边缘配准策略如下:

(1) 边缘角点灰度初配准。角点一般具有不同尺度下的灰度特征,每个特征描述单独处理。设角点  $q_A \in Q_A$  的特征描述为  $V_i(q_A)$ , 尺度为  $s_i$ , 根据特征描述计算  $q_A$  在  $s_i$  尺度下与点集  $Q_B$  的最小距离和次小距离  $d_{first}(V_i(q_A), V(Q_B))$ 、 $d_{second}(V_i(q_A), V(Q_B))$ , 以及两者的比值, 如果比值小于阈值  $\tau_v$ , 表示灰度配准可靠, 记下  $d_{first}(V_i(q_A), V(Q_B))$  在点集  $Q_B$  中对应的特征点  $q_B$ 、尺度  $s_j$  和比值  $\tau_{i,j}(q_A, q_B)$ , 如式(7)、(8):

$$d_{first}(V_i(q_A), V(Q_B)) / d_{second}(V_i(q_A), V(Q_B)) < \tau_v \quad (7)$$

$$d(V_i(q_A), V_j(q_B)) = d_{first}(V_i(q_A), V(Q_B)) \quad (8)$$

由于每个角点都有不同尺度下的描述, 如果  $q_A$  在多个尺度与同一角点  $q_B$  灰度配准, 同时满足式(7)、式(8), 这种情况等价于一个角点配准; 如果  $q_A$  在多个尺度与不同角点  $q_B$  灰度配准, 取  $\tau_{i,j}(q_A, q_B)$  最小值对应的特征点作为最终配准结果, 记作  $\{q_A, q_B''\}_{m,n}$ , 其中  $q_A, q_B''$ 、 $m, n$  分别是测试点、最终配准点及它们的尺度, 如式(9):

$$\{q_A, q_B''\}_{m,n} = \arg \min(\tau_{i,j}(q_A, q_B)), i \in [1 K], j \in [1 k] \quad (9)$$

(2) 边缘配准。图像边缘配准是特定尺度下的配准, 假设图像 A 的边缘  $e_{A,i}(q_{A,1}, q_{A,2})$  与图像 B 的边缘  $e_{B,j}(q_{B,1}, q_{B,2})$  配准, 则边缘角点配准除了满足灰度配准:  $q_{A,1}$  与  $q_{B,1}$  配准、 $q_{A,2}$  与  $q_{B,2}$  配准, 还应满足边缘约束和尺度约束:  $q_{A,1}$  和  $q_{A,2}$  所在的边缘和尺度相同,  $q_{B,1}$  和  $q_{B,2}$  所在的边缘和尺度相同, 如式(10):

$$\{q_{A,1}, q_{A,2}\} \in e_{A,i}(q_{A,1}, q_{A,2}) \& \{q_{B,1}, q_{B,2}\} \in e_{B,j}(q_{B,1}, q_{B,2})$$

$$\begin{aligned} & e_{A,i}(q_{A,1}, q_{A,2}) \in E_{A,i} \& e_{B,j}(q_{B,1}, q_{B,2}) \in E_{B,j} \\ & i \in [1 K], j \in [1 K] \end{aligned} \quad (10)$$

通过边缘配准得到一系列不同尺度下的配准边缘对和符合边缘约束的配准角点对。

(3) 孤立边缘角点配准。一些配准角点并不满足边缘约束, 为了保证可靠性, 提高灰度特征配准条件实现孤立角点配准:

$$\tau_{m,n}(q_A, q_B'') < \tau_\beta, m \in [1 K], n \in [1 k] \quad (11)$$

式中,  $\tau_\beta$  是预设阈值, 小于式(7)中的  $\tau_v$ 。

### 3.2 改进尺度不变特征的灰度配准

改进的尺度不变特征包括尺度不变特征点(SIFT 特征点)和尺度不变边缘, 两者信息互补, 共同组成图像的尺度不变特征。在图像灰度配准中, SIFT 特征点和边缘(角点)的检测、描述、灰度配准各自独立进行, SIFT 特征点按照式(3)、(4)配准, 边缘(角点)按照式(7)~式(11)配准。

## 4 基于改进尺度不变特征的局域几何配准

配准是两幅图像在空间和灰度(颜色)上的映射, 如果把待配准图像 A、B 视为两个二维数组, 分别用  $I_A(x, y)$  和  $I_B(x, y)$  表示, 则图像配准在数学上可表示为<sup>[15]</sup>:

$$I_A(x, y) = g(I_B(f(x, y))) \quad (12)$$

式(12)中的  $f$  是二维空间坐标变换,  $g$  为灰度(或其它颜色空间)变换。图像变换(几何配准)是  $f$  变换的表现形式, 灰度配准是  $g$  变换的表现形式。由于图像变换通常是未知的非线性变换, 无法使用一个变换矩阵准确地描述, 因此需要多个变换矩阵来描述图像间的坐标映射关系。

### 4.1 基于改进尺度不变特征的局域几何配准

改进的尺度不变特征克服了 SIFT 特征点不包含边缘信

息的缺陷,融合了尺度不变特征点和尺度不变边缘(角点)。仿射变换是图像变换常用的变换方式,该变换的计算需要3对已知配准点。图像的配准分为3部分:灰度初配准、图像变换构建与验证、图像配准扩展。设有图像A、B,具体的配准步骤如下:

(1)根据灰度特征实现初配准,筛选候选配准SIFT特征点对和边缘对/角点对。检测尺度不变SIFT特征点,根据灰度特征欧氏距离最小值与次小值之比筛选候选配准SIFT特征点对;检测尺度不变边缘及其角点,根据特征欧氏距离最小值与次小值之比和边缘约束选取候选配准边缘对/角点对。

(2)构建仿射变换。任选一对候选配准SIFT特征点 $\{p_A, p_B\}$ 和一对候选配准边缘边(包含两对候选配准角点 $\{q_{A,1}, q_{B,1}\}, \{q_{A,2}, q_{B,2}\}$ ),如果3点不在一条直线上,则以它们为基准点建立A、B两幅图像的仿射变换。

(3)验证仿射变换的可靠性。以步骤(2)的仿射变换为约束对候选配准边缘对 $\{e_{A,i}(q_{A,1}, q_{B,1}), e_{B,j}(q_{A,2}, q_{B,2})\}$ 进行几何配准验证,同时要求至少还存在不同于基准信息的两对特征点(特征点可能是SIFT特征点,也可能是角点,如果角点满足边缘约束配准,要求对应的边缘满足该仿射变换配准)满足该仿射变换,记录满足条件的变换。

(4)如果步骤(3)得到了可靠仿射变换,以该变换为约束对候选配准信息几何配准,记录配准结果。

(5)对没有几何配准的候选配准信息迭代执行(2)–(4),直到所有的候选配准信息无法构建可靠的仿射变换,记下整个过程中通过验证的仿射变换。

(6)配准扩展。降低灰度配准条件,在仿射变换约束下找出隐藏的配准信息。

## 4.2 SIFT特征点和边缘配准准则

SIFT特征点配准需要同时满足灰度配准和几何(图像变换)配准,灰度配准按照最近距离和次近距离比值准则配准<sup>[1]</sup>,如式(3)、式(4),几何配准准则采用坐标距离阈值准则。假设图像A与图像B配准,通过3对配准基准点构建仿射变换(基准点包含一对SIFT特征点和一对边缘上的两对角点),图像A中的点 $p_A$ 与图像B中的点 $p_B$ 配准,距离阈值准则要求 $p_A$ 的图像变换点 $p_B'$ 的坐标与实际配准点 $p_B$ 的坐标在一定的误差范围之内<sup>[2,3]</sup>,如式(13):

$$d(p_B', p_B) < \lambda \quad (13)$$

式中, $\lambda$ 为事先设定的距离阈值。

边缘配准同样需要同时满足灰度配准和几何配准,灰度配准采用3.1节的尺度不变边缘配准,如式(7)–式(11),几何配准包括角点几何配准和边缘几何配准。角点几何配准与SIFT特征点类似,如式(13);边缘几何配准采用边缘最大几何配准误差作为配准衡量指标<sup>[26,27]</sup>,边缘最大几何配准误差指边缘上所有点几何配准的最大误差。设图A中的边缘 $e(q_{A,1}, q_{A,2})$ 与图B中的边缘 $e(q_{B,1}, q_{B,2})$ 配准, $d(q_B', q_B)$ 表示边缘线 $e(q_{A,1}, q_{A,2})$ 上任意一点 $q_A$ 的变换点 $q_B'$ 与实际配准点 $q_B$ 的坐标误差,则边缘配准还应该满足式(14):

$$\max(d(q_B', q_B)) < \gamma, q_B \in e(q_{B,1}, q_{B,2}) \quad (14)$$

式中, $\lambda$ 为事先设定的边缘最大几何配准误差阈值。

## 4.3 图像变换配准扩展

在图像配准中,人们总是希望获得尽可能多的配准信息。灰度配准和局域几何配准密切相关,可靠的灰度配准有助于确定真实的局域变换,同时真实的局域变换结合灰度配准能

够提供更多可靠配准信息。前期构建、验证局域变换的过程也是对可信度高的灰度初配准实现几何配准的过程,图像配准扩展是根据已建立的多个局域变换关系以及取得的配准结果,降低灰度配准条件对未配准的SIFT特征点和边缘的配准。配准扩展分为两部分:

(1)灰度配准。按照灰度特征距离,为图像A中每个没有配准的SIFT特征点 $p_A$ (或边缘角点 $q_A$ )在图像B中寻找3个特征距离最近点作为候选配准点,依次为 $(p_{B,1}, p_{B,2}, p_{B,3})$ (或 $(q_{B,1}, q_{B,2}, q_{B,3})$ ),该工作可以在灰度初配准时同步完成。

(2)配准扩展。对于SIFT特征点配准扩展,在局域变换约束下按照 $(p_{B,1}, p_{B,2}, p_{B,3})$ 的顺序配准,如果排在前面的候选配准点满足任意一个变换约束,则后面的候选配准点不再需要验证;如果都不满足变换约束,则配准失败。对于边缘/角点配准扩展,与SIFT配准扩展类似,但需要考虑边缘配准,配准分两步进行:第1步,对图像A中没有配准的边缘角点 $q_A$ 在局域变换和边缘配准约束下按照 $(q_{B,1}, q_{B,2}, q_{B,3})$ 顺序配准,第二步对仍然没有配准的角点按照SIFT特征点的扩展方法配准,以寻找不满足边缘约束关系的孤立边缘配准点。

## 5 实验结果

实验采用MATLAB语言仿真,运行在1.6GHz双核CPU、内存2G的电脑中。为了验证本文方法的有效性,选择3种配准方法做比较:SIFT(SI(P)FT)配准、SIFT+全局几何变换(SI(P)FT+Global Geometric Transform, SI(P)FTGGT)配准、改进尺度不变特征+局域几何变换(SI(PE)FT+Local Geometric Transform, SI(PE)FTLGT,本文方法)配准。

### 5.1 人脸图像配准

图像选自Georgia Tech人脸数据库<sup>[16]</sup>,每次从图库中任意选中一幅图像,如图4(a),对图4(a)作仿射变换 $H=[0.5 \ 0 \ 0; -0.25 \ 0.5 \ 0; 0 \ 0 \ 1]$ ,然后使用黑色矩形 $120 \times 80$ 对仿射变换得到的图像任意覆盖,并添加高斯噪声(平均值0,方差0.05),得到图4(b),对上述两图配准。

在SI(P)FT配准中,SIFT特征点灰度特征距离最小值与次小值比值阈值 $\tau=0.67$ ,配准图像如图4(c),得到74对配准SIFT特征点,但准确率仅仅是38%。

在SI(P)FTGGT配准中,SIFT特征点灰度特征距离最小值与次小值比值的阈值 $\tau=0.67$ ,变换点 $p'$ 与实际点 $p$ 的坐标距离阈值 $\lambda=2$ ,配准图像如图4(d),得到19对配准SIFT特征点,准确率为100%。

在SI(PE)FTLGT配准中,对图像A、B建立高斯尺度空间和边缘尺度空间,在提取SIFT特征点的同时,使用CANNY和CSS检测边缘及其角点。SIFT特征点和边缘角点的灰度特征都用SIFT描述子描述,描述子最近距离与次近距离比值 $\tau_a=0.8, \tau_p=0.6, \tau=0.67$ ,特征点变换坐标与实际配准点坐标距离误差阈值 $\lambda=3$ ,配准边缘长度 $l>20$ 像素,边缘最大几何配准误差阈值 $\gamma=6$ 。配准过程中得到两个局域变换,以及16对配准SIFT特征点和10对配准边缘(29对配准角点),如图4(e)。通过图像变换扩展,得到131对配准SIFT特征点和14对配准边缘(46对配准角点),如图4(f)–(h),分别是配准扩展后的SIFT特征点配准、边缘(角点)配准和总体配准,准确率100%。

对3种方法的配准点对、配准边缘(角点)对、准确率、运

行时间作比较,取 10 次结果的平均值,结果如表 1 所列。SI(P)FT 配准虽然速度最快,但是错误配准较多,在复杂的环境中无法使用。SI(P)FTGGT 配准的准确率较高,但是配准信息最少,且运行时间较长。SI(PE)FTLGT 配准的准确率与 SI(P)FTGGT 配准近似相同,配准信息最多,包括配准 SIFT 特征点对和配准边缘角点对,并且还包括许多不同尺度空间下的配准边缘对;该配准的运行时间与 SI(P)FTGGT 配准也近似相同,虽然高于 SI(P)FT 配准,但是能够满足现场操作的需要。

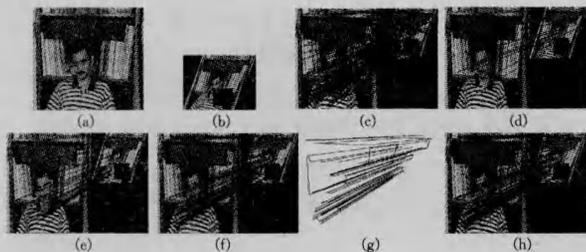


图 4 人脸图像 SI(P)FT、SI(P)FTGGT、SI(PE)FTLGT 配准

表 1 SI(P)FT、SI(P)FTGGT、SI(PE)FTLGT 配准效果统计

	配准 SIFT 特征点对	配准 边缘对	配准边 缘角点对	准确率	运行 时间
SI(P)FT	75	0	0	15%	5
SI(P)FTGGT	21	0	0	99%	40
SI(PE)FTLGT	98	15	72	98%	41

## 5.2 自拍图像配准

在自然条件下,采用佳能相机 A530,改变拍摄角度、焦距和时间得到两幅目标对象的图像,把图像变换成  $640 \times 480$  的灰度图像,如图 5(a)、(b),其中台历的位置还发生了变动。



图 5 不同角度自拍图像(包含移动物体)SI(P)FTGGT、SI(PE)FTLGT 配准

由于 SI(P)FT 配准在实际应用中错误较多,本次实验选择 SI(P)FTGGT 配准和 SI(PE)FTLGT 配准作对比,配准方法的参数设置与人脸图像配准实验中的参数设置相同。SI(P)FTGGT 的配准结果如图 5(c),获得 72 对配准 SIFT 特征点,没有实现对台历的配准;SI(PE)FTLGT 的配准结果如图 5(d),配准过程中自适应建立 7 个图像局域变换,通过扩展得到 562 对配准 SIFT 特征点、34 对配准边缘(69 对配准边缘角点),实现了对台历的配准。自拍图像属于近距离成像,图像与目标对象是复杂的非线性关系,当视角、距离以及目标物体等都发生了变化时,单一变换不能满足要求,局域变换能够很好地描述复杂的非线性关系。

**结束语** 图像配准既要满足灰度(颜色)配准,还要满足几何配准,同时尽可能获取更多的配准信息。本文提出了基于改进尺度不变特征的局域几何配准,并设计了相关配准准则和配准扩展,有效地提高了多尺度特征的配准效果。该方法通过建立高斯差分尺度空间和边缘尺度空间,检测尺度不变特征点和边缘,两者信息互补,且对模糊、旋转、缩放、噪声等不敏感。与 SI(P)FT 配准以及 SI(P)FT+全局几何配准相比,该方法不仅能够得到更多的配准 SIFT 特征点对,还能够获得许多配准边缘对/角点对。对复杂图像的配准,比如包

含移动物体、图像成像畸变、物体深度改变、成像视角和光照变化等图像,其具有更强的适应能力,会自适应建立多个图像变换,以满足整幅图像几何配准的需要。当然,该方法还有一些不足之处需要进一步研究,比如:当非刚性物体变形明显,或者拍摄视角相差较大时,灰度配准的可靠度整体降低,会产生部分边缘漏配准,同时增加建立局域图像变换的时间;当移动目标较小时,可能无法找到足够的配准信息,导致移动目标配准失败。

## 参考文献

- [1] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110
- [2] Mikolajczyk K, Schmid C. A performance evaluation of local descriptors[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(10): 1615-1630
- [3] Awrangjeb M, Lu G. Techniques for efficient and effective transformed image identification[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2009, 20(8): 511-520
- [4] Krish K, Heinrich S, Snyder W E, et al. Global registration of overlapping images using accumulative image features[J]. Pattern Recognition Letters 31, 2010: 112-118
- [5] Boufama B, Jin K. Towards a fast and reliable dense matching algorithm[C]//Proc. of Vision Interface. Calgary, 2002: 178-185
- [6] Cho M, Park H. A robust keypoints matching strategy for SIFT; an application to face recognition[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2009, 5863: 716-723
- [7] Moravec H P. Toward automatic visual obstacle avoidance [C]//Proc. 5th Int. Joint Conf. Artificial Intelligence. Cambridge, USA, 1977: 584
- [8] Forstner W, Gulch E. A fast operator for detection and precise location of distinct points, corners and centres of circular features[C]//Intercommission Conference on Fast Processing of Photogrammetric Data. Interlaken, Switzerland, 1987: 281-305
- [9] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector [C]//Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference, 1988: 147-162
- [10] Bay H, Tuytelaars T, Van Gool L. SURF: speeded up robust features[C]//Proc. of the 9th European Conference on Computer Vision, Graz, Austria; Springer, 2006: 404-417
- [11] Ke Y, Sukthankar R. PCA-SIFT: a more distinctive representation for local image descriptors[C]//Proc. of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D C, USA; IEEE, 2004: 506-513
- [12] Smith S M, Brady J M. SUSAN-a new approach to low level image processing [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 23(1): 45-78
- [13] Mokharian F, Suomela R. Robust image corner detection through curvature scale space[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(12): 1376-1381
- [14] Mokharian F, Suomela R. Robust image corner detection through curvature scale space[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(12): 1376-1381
- [15] 倪国强, 刘琼. 多源图像配准技术分析与发展[J]. 光电工程, 2004, 31(9): 1-6
- [16] Georgia Institute of Technology. Georgia tech face image database[DB/OL]. [http://www.anefian.com/face\\_reco.htm](http://www.anefian.com/face_reco.htm), 2013