

# 有向非刚体形变局部不变特征描述符

邓志鹏, 侯毅, 雷琳, 周石琳

(国防科学技术大学电子科学与工程学院, 湖南长沙 410073)

**摘要:** 当前局部不变特征描述符主要针对刚体形变的图像匹配问题, 但非刚体形变图像匹配的需求普遍存在且应用日趋广泛. 非刚体形变的复杂性会导致同名特征点的局部支撑区域难以保持结构特性的相似性. 构造更具针对性的局部不变特征描述符成为解决非刚体形变图像匹配问题的关键. 针对如何准确地确定局部特征的主方向并划分局部支撑区域, 提出了一种有向非刚体形变局部不变特征描述符及其构建方法. 首先根据特征点的二阶矩阵估计其椭圆邻域并指示主方向, 然后对局部支撑区域进行同性化处理, 以消除各向异性形变的差异, 最后把局部支撑区域加权嵌入到三维空间, 用热核信号的形变不变性进行特征点局部支撑区域描述. 对比实验结果表明, 在非刚性形变和光度变化情况下, 本文描述符的匹配正确率高于 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)和 GIH(Geodesic Intensity Histogram)描述符, 且保持了较好的旋转不变性.

**关键词:** 局部不变特征; 非刚性形变; 二阶矩阵; 热核信号

**中图分类号:** TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2015)12-2421-08

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>

**DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2015.12.012

## An Oriented Non-Rigid Deformation Local Invariant Feature Descriptor

DENG Zhi-peng, HOU Yi, LEI Lin, ZHOU Shi-lin

(College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China)

**Abstract:** Recently, most local invariant features for image matching problems center around the invariance of rigid deformation. However, there is a widespread and growing need of the image matching for the non-rigid deformations. The complexity of non-rigid deformation makes the corresponding points' local support area difficult to maintain the structure similarity. So how to build the more pertinent local invariant feature descriptor is the key to solving non-rigid deformation image matching problems. We, therefore, propose an oriented non-rigid deformation local invariant feature descriptor and its structuring method to better specialize the direction of the local feature and divide local support area. We first estimate the elliptical neighborhood of each feature point and indicate the main direction according to its second moment matrix, and then normalized the local support area to eliminate differences in the anisotropic deformation. Finally, we embed the local area into 3D space and construct a descriptor in terms of a heat kernel signature, which is invariant to deformation. Comparative experiments show that, under the non-rigid deformation and photometric changes, our algorithm maintains good rotation invariance and a higher matching accuracy compared with the SIFT(Scale Invariant Feature Transform) and GIH(Geodesic Intensity Histogram) algorithm.

**Key words:** local invariant features; non-rigid deformation; second moment; heat kernel signal

## 1 引言

局部不变特征是计算机视觉领域近年来的一个研究热点, 在宽基线图像匹配、目标识别与跟踪、图像及视频检索、机器人导航等多个领域得到了广泛的应用.

近年来相继被提出的 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)描述符<sup>[1]</sup>及其改进描述符(SURF<sup>[2]</sup>、ASIFT<sup>[3]</sup>、GIFT<sup>[4]</sup>、BFSIFT<sup>[5]</sup>、KAZE<sup>[6]</sup>等)都主要针对刚性形变的图像匹配问题且取得了巨大的成功. 但是非刚性形变(拍

摄物体发生非线性变化以及相机抖动造成的图像扭曲等)是普遍存在的, 且应用需求(医学图像、无人机遥感图像配准等)日益强烈. 对于非刚体形变图像的匹配问题, 经典的 SIFT 类描述符则显得无能为力. 因此, 研究面向非刚体形变的局部不变特征描述符成为近年来的研究热点.

目前关于非刚体形变局部不变特征描述符的文献很少, 最具代表性且应用最广泛是 GIH(Geodesic Intensity Histogram)<sup>[7]</sup>和 DaLI (Deformation and Light Invariant)<sup>[8]</sup>

这两种描述符. GIH 是 Ling 等于 2005 年提出的一种局部形变不变特征描述符,其基本思想是将灰度图像看成是嵌入 3D 加权空间中的曲面,利用曲面上测地线距离的形变不变性来确定局部支撑区域,最后统计灰度直方图进行局部区域描述.虽然 GIH 能自适应地找到局部支撑区域,对抗常规的非刚体几何形变,但存在对光照变化非常敏感的缺陷,原因在于这种形变不变性严重依赖于每一个像素点的灰度值.针对这一缺陷,Francesc 等<sup>[8]</sup>于 2011 年提出了具有形变和光度不变的 DaLI 描述符,该描述符以具有各向同性形变不变的热核信号 HKS (Heat Kernel Signature)为基础,构造随频率变化的稠密描述符.作者实验表明, DaLI 描述符的非刚体形变图像匹配性能优于类 SIFT 描述符,具有非常优异的抗形变和抗光度变化能力.然而由于非刚体形变的不确定性很强,同名特征点局部支撑区域的结构特性难以保持,导致 DaLI 描述符很难利用灰度直方图统计来找到类似 SIFT 描述符局部支撑区域的主方向,因此不具备旋转不变性,严重制约了其实际应用范围.

为解决这一问题,本文利用二阶矩阵能够描述局部图像各向异性结构的性质,提出了一种有向非刚体形变局部不变特征描述符,简称为 oDaLI (oriented-DaLI). oDaLI 用二阶矩阵来估计在非刚体形变条件下特征点的局部支撑区域和主方向,并对局部支撑区域进行同性化处理,使得各向异性形变在一定程度上趋于各向同性,最后利用热核信号的形变不变性来描述点的

局部特征.实验结果表明, oDaLI 的正确匹配率优于 SIFT 和 GIH 描述符,且保持了较好的旋转不变性.

## 2 DaLI 描述符及其局限性

### 2.1 DaLI 描述符构建步骤

DaLI 描述符受启发于热扩散几何学在三维形状识别中的应用<sup>[9]</sup>.对于三维形状所发生的非刚体形变,常规的欧式距离度量不具备不变性,而热扩散距离用来度量两点之间热量随时间扩散到对方所走过的路径,它反映了分子间内在的热运动规律,因此具有形变不变性.基于这一原理,在三维形状匹配中, HKS<sup>[10]</sup>被提出用来描述三维形状表面特征点的局部特征,它对于非刚体形变具有不变性,但是对于三维形状的缩放变化敏感,为此 M. Bronstein 等<sup>[11]</sup>人提出了尺度不变热核信号 (Scale Invariant Heat Kernel Signature, SI-HKS),该信号特征能够在三维形状发生缩放变化和非刚体形变下保持不变.如图 1(a)所示,对于三维人体形状发生的缩放变化和非刚体形变,随机选取  $\omega$  频率处的 SI-HKS 特征值在同名点处完全相同.受这一不变性的启发, Francesc<sup>[8]</sup>把它引入三维加权图像空间,把图像的扭曲看作三维形状的非刚体形变,把光度变化看作三维形状的缩放变化,有效利用了 SI-HKS 的不变性,使得局部特征描述不仅具有非刚体形变不变性,而且能够有效的对抗光度变化.其描述过程分为以下三步进行.

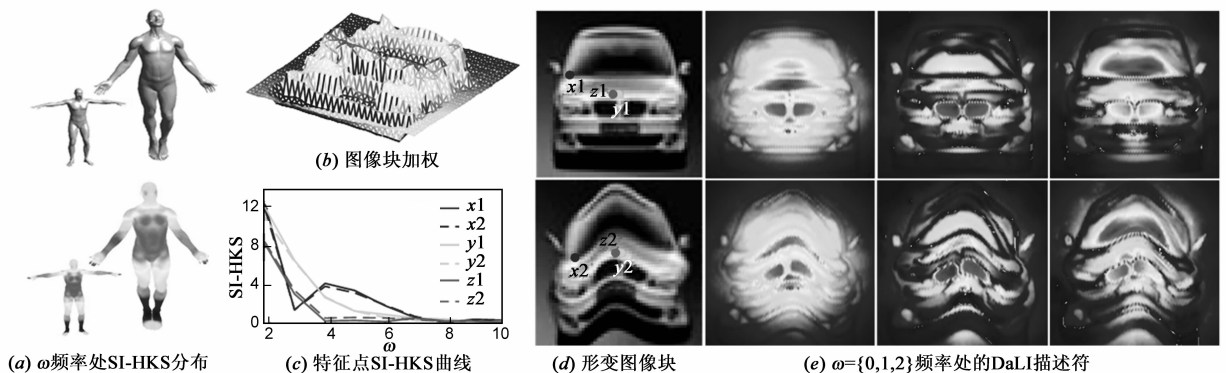


图1 DaLI描述符的基本思想

#### 2.1.1 局部支撑区域嵌入三维加权空间

首先以特征点  $p$  为中心截取一块  $S \times S$  像素大小的图像块  $P$  作为局部支撑区域,然后利用参数  $\beta$  把灰度图像块  $P$  加权嵌入到三维加权空间:

$$f: \mathbf{x} \rightarrow (x, y, \beta I(\mathbf{x})) \quad \forall \mathbf{x} \in P \quad (1)$$

其中  $I(\mathbf{x})$  是点  $\mathbf{x} = (x, y)^T$  处的灰度值,  $\beta$  是对灰度值的加权参数,加权后的三维流形结构如图 1(b) 所示.

#### 2.1.2 计算三维加权空间的 SI-HKS 特征

对于每一个由图像块  $P$  构造的三维流形空间 MS

可以定义如下热扩散方程:

$$\left( \Delta_M + \frac{\partial}{\partial t} \right) u(x, t) = 0 \quad (2)$$

其中  $\Delta_M$  是 Laplace-Beltrami 算子,它是 Laplace 算子在非欧式空间的推广,  $u(x, t)$  代表了热量在  $x$  处  $t$  时刻的热量分布值.这个方程的解被称作热核  $k(x, y, t)$ ,它代表了给定  $x$  点一个单位的初始热源,在  $t$  时刻传递给  $y$  点的热量值.对于紧密流形空间这个热核可以用谱分解展开的方法来精确表示<sup>[12]</sup>:

$$k(x, y, t) = \sum_{i=0}^{\infty} e^{-\lambda_i t} \phi_i(x) \phi_i(y) \quad (3)$$

其中  $\lambda_i$  和  $\phi_i$  分别是  $\Delta_M$  的特征值和特征向量. 基于这个谱分解表示, M. Bronstein<sup>[11]</sup> 提出了 HKS 来描述一个点  $p$  在流形空间 MS 中的信号特征:

$$\text{HKS}(p, t) = k(p, p, t) = \sum_{i=0}^{\infty} e^{-\lambda_i t} \phi_i^2(p) \quad (4)$$

HKS 描述性能卓越, 但是对于三维形状尺度的变化非常敏感, 当流形空间 MS 通过参数  $\alpha$  发生尺度缩放变化时,  $\alpha p$  点在  $\alpha$ MS 流形空间中的 HKS 可被表示如下<sup>[13]</sup>:

$$\text{HKS}(\alpha p, t) = \sum_{i=0}^{\infty} e^{-\frac{\lambda_i}{\alpha^2} t} \frac{\phi_i^2(p)}{\alpha^2} = \frac{1}{\alpha^2} \text{HKS}\left(p, \frac{t}{\alpha^2}\right) \quad (5)$$

为了消除 HKS 对尺度因子  $\alpha$  的依赖, M. Bronstein<sup>[11]</sup> 首先对 HKS 取对数, 把式(5)变换成  $\alpha^{-2} \text{HKS}(p, \log t - 2 \log \alpha)$ , 然后求偏微分消除  $\alpha^{-2}$  得到  $\partial \text{HKS}(p, \log t - 2 \log \alpha) / \partial \log t$ , 最后通过傅立叶变换消除  $-2 \log \alpha$ , 最终得到与尺度因子  $\alpha$  无关 SI-HKS( $p, \omega$ ), 这种变换不仅使得 HKS 具有了缩放不变性, 而且把时间域变换到频率域也压缩了特征表示的维数. 如图 1(c) 所示, 在图 1(d) 中的一对非刚体形变图像中分别选取三对同名点, 其 SI-HKS 特征随频率变化的曲线几乎完全重合, 即使  $y_1$  点和  $z_1$  点之间只相隔一个像素点, 其 SI-HKS 特征曲线也有较好的区分性, 所以 SI-HKS 特征在非刚体形变中具有良好的不变特性.

### 2.1.3 高斯加权构建描述符

为了消除噪声对描述符造成的影响, 对局部支撑区域每个像素点的 SI-HKS 特征进行高斯加权, 最终得到中心点  $p$  的局部 DaLI 描述符:

$$\text{DaLI}(p, \omega) = [\text{SI-HKS}(x, \omega) \cdot G(x; p, \sigma)]_{x \in p} \quad (6)$$

其中  $G(x; p, \sigma)$  是一个均值为  $p$ , 标准差为  $\sigma$  的高斯函数在  $x$  点处的权值. 由此可以得到一个维数为  $S \times S \times W$  的稠密描述符, 其中  $S \times S$  为图像块的尺寸,  $W$  为频率域的频次. 图 1(e) 显示了一对形变图像块分别在频率  $\omega = \{0, 1, 2\}$  时的 DaLI 描述符, 对比不同频率处的 DaLI 描述符可以发现加权后的 SI-HKS 特征值随频率变化较大, 使得 DaLI 描述符具有丰富的描述信息和卓越的区分性能, 对比发生非刚体形变的两幅图像块在不同频率处的描述符可以发现同名点区域有着相同的加权特征值, 使得 DaLI 描述符具有良好的抗形变能力.

## 2.2 DaLI 描述符局限性

DaLI 描述符是一种具有丰富描述信息的形变和光度不变描述符, 但其局限在于无法准确地找到最相似的局部支撑区域并判断该支撑区域的主方向, 其原始思想为: 当给定两个特征点  $p_1$  和  $p_2$  时, 它沿着图像平行的方向以  $p_1, p_2$  为中心,  $S \times S$  为大小截取两个图像块

$P_1, P_2$  作为构建描述符的局部支撑区域, 如图 2(a) 中绿色方框标示区域所示, 然后计算其描述符  $\text{DaLI}(p_1)$  和  $\text{DaLI}(p_2)$ . 由于非刚体形变会导致特征点局部邻域的结构信息发生不可预测的变化, 使得 DaLI 描述符无法得到类似 SIFT 描述符的尺度因子和主方向, 进而判断局部支撑区域的大小和旋转方向, 因此在度量描述符的相似性时, 原文作者只能以一定离散的角度和尺度因子对描述符进行旋转与缩放来寻找最小的相似度:

$$d(p_1, p_2) = \arg \min_{\theta, s_j} \| T_{\theta, s_j}(\text{DaLI}(p_1)) - \text{DaLI}(p_2) \| \quad (7)$$

其中  $\| \cdot \|$  是 2 范数,  $T_{\theta, s_j}(\text{DaLI}(p))$  是  $\text{DaLI}(p)$  经过角度  $\theta$  旋转和尺度  $s_j$  缩放后得到的描述符. 这种方法不仅无法进行局部支撑区域的自动检测, 而且利用离散旋转缩放的方法来寻找最小相似性度量, 增加了计算负担, 制约了 DaLI 描述符的实际应用. 如图 2(a) 所示, 当图像发生较大程度的非刚体形变后, 6 对样本点所检测的局部支撑区域内部结构信息不再保持一致, 其中 3 号点的局部支撑区域如图 2(c) 所示, 由于缺乏主方向信息的引导, 用这种局部支撑区域来构建 DaLI 描述符会使得寻找其最小相似度的匹配问题变得非常困难, 因此能否为 DaLI 描述符选择具有主方向信息的局部支撑区域显得尤为重要.



图2 同名特征点的局部支撑区域

## 3 oDaLI 描述符

由于非刚体形变的非线性和不可预测性, 常规的灰度直方图统计的方法已经难以找到稳定的主方向.

而二阶矩阵通常用来描述局部图像各向异性结构<sup>[14]</sup>, 所估计的椭圆区域不仅具有仿射不变特性<sup>[15]</sup>, 而且在非刚体形变下具有良好的方向指向性和结构相似性, 如图 2(b)所示, 在非刚体形变下, 所选取 6 对同名点的椭圆支撑区域均包含了非常相似的区域, 并且椭圆的长轴也为寻找局部支撑区域的主方向提供了参考, 基于这一启发, 本文引入二阶矩阵来自动寻找局部支撑区域, 提出了一种 oDaLI 描述符, 其实现步骤主要包括两个部分: 首先检测特征点的位置, 并利用二阶矩阵估计特征点的椭圆领域, 以椭圆长轴为主方向提取局部支撑区域; 然后对局部支撑区域进行同性化处理, 并利用 DaLI 描述符的基本步骤对同性化处理后的区域进行描述, 构建具有方向特性的形变不变描述符。

### 3.1 局部支撑区域的自适应检测

为方便与 SIFT 描述符对比, 本文使用 SIFT 方法提取特征点. 对于一个特征点  $\mathbf{x} = (x, y)^T$ , 在各向异性尺度空间中的二阶矩定义为<sup>[16]</sup>:

$$\begin{aligned} \mathbf{M} &= \mu(\mathbf{x}, \boldsymbol{\Sigma}_I, \boldsymbol{\Sigma}_D) = \begin{pmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} \\ \mu_{21} & \mu_{22} \end{pmatrix} \\ &= \det(\boldsymbol{\Sigma}_D) g(\mathbf{x}, \boldsymbol{\Sigma}_I) * \\ &\quad ((\Delta L)(\mathbf{x}, \boldsymbol{\Sigma}_D)(\Delta L)(\mathbf{x}, \boldsymbol{\Sigma}_D)') \end{aligned} \quad (8)$$

其中  $\boldsymbol{\Sigma}_D$  和  $\boldsymbol{\Sigma}_I$  分别表示对应尺度  $\sigma_D$  和  $\sigma_I$  的半正定协方差矩阵,  $g(\mathbf{x}, \boldsymbol{\Sigma})$  是对应尺度的各向异性二维高斯函数:

$$g(\mathbf{x}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{2\pi \sqrt{\det \boldsymbol{\Sigma}}} \exp\left(-\frac{\mathbf{x}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{x}}{2}\right) \quad (9)$$

对于任意一副图像  $I(\mathbf{x})$ , 与各向异性高斯核卷积可以得到仿射的各向异性尺度空间:

$$L(\mathbf{x}, \boldsymbol{\Sigma}) = g(\mathbf{x}, \boldsymbol{\Sigma}) * I(\mathbf{x}) \quad (10)$$

二阶矩阵可以用来估计局部图像结构的各向异性形状, 文献[17]给出了估计椭圆邻域的一种迭代方法:

$$\mathbf{M} = \mu(\mathbf{x}, \boldsymbol{\Sigma}_I, \boldsymbol{\Sigma}_D) \quad (11)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_D = \sigma_D \mathbf{M}^{-1} \quad (12)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_I = \sigma_I \mathbf{M}^{-1} \quad (13)$$

其中:  $\sigma_I$  是特征点所在的特征尺度,  $\sigma_D = s\sigma_I$ ,  $s$  为常量. 给定一个特征点, 联合式(11)~(13)计算二阶矩阵, 迭代算法如下.

初始化单位矩阵  $\mathbf{U}^0$ , 选定所在尺度  $\sigma_I$  和  $\sigma_D$ , 计算  $\mu(\mathbf{x}, \boldsymbol{\Sigma}_I, \boldsymbol{\Sigma}_D)$  使得  $\lambda_{\min}/\lambda_{\max}$  最大, 然后计算,  $\mu^{(k)} = \mu^{-\frac{1}{2}}(\mathbf{x}, \boldsymbol{\Sigma}_I, \boldsymbol{\Sigma}_D)$ , 级联变换  $\mathbf{U}^{(k)} = \mu^{(k)} \cdot \mathbf{U}^{(k-1)}$ , 并归一化  $\mathbf{U}^{(k)}$  使得  $\lambda_{\max}(\mathbf{U}^{(k)}) = 1$ , 如果  $1 - \lambda_{\max}(\mu^{(k)})/\lambda_{\min}(\mu^{(k)}) \geq 0.05$  则继续迭代运算, 否则算法停止, 所估计的椭圆描述区域如图 2(b)所示.

根据得到的椭圆邻域, 本文以特征点为中心, 以椭圆邻域的长轴为水平方向, 短轴为垂直方向截取边长

为  $S$  的图像块作为特征点的局部支撑区域. 为了进一步判断局部支撑区域主方向的正负, 避免图像块上下颠倒, 本文对椭圆领域内的梯度方向直方图进行统计来加以辅助判断. 如图 2(d)中绿色箭头所示, 梯度方向直方图统计得到的最大方向始终指向图像块的下方.

### 3.2 局部支撑区域的同性化特征描述

对于所检测的有向局部支撑区域, 由于非刚体形变具有各向异性且形变程度复杂多变, 因此局部支撑区域内部的结构相似性很难保持, 不利于 DaLI 描述符发挥其良好的性能, 因此, 本文对局部支撑区域进行各向异性形变同性化处理, 使局部各向形变在一定程度上趋于一致. 对于椭圆邻域, 二阶矩阵的特征值是描述该区域的仿射参数, 由式(11)~(13)迭代求解出的二阶矩阵  $\mathbf{M}$  可以用椭圆邻域的点表示如下:

$$\mathbf{M} = \frac{1}{|R|} \sum_{p \in R} \mathbf{p} \cdot \mathbf{p}^T \quad (14)$$

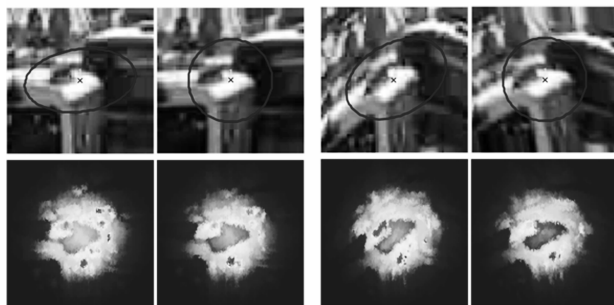
式中:  $|R|$  表示特征区域,  $\mathbf{p} = (x, y)^T$  表示椭圆区域内的像素点. 将椭圆区域进行  $\mathbf{M}^{-1/2}$  的基本变换可以获得同一尺度下的圆形区域, 具体过程如式(15)所示<sup>[15]</sup>:

$$\mathbf{p}' = \mathbf{M}^{-\frac{1}{2}} \cdot \mathbf{p} \quad (15)$$

式中:  $\mathbf{p}'$  表示变换后的点坐标,  $\mathbf{M}$  是椭圆领域的二阶矩阵. 然后根据式(14)计算变换后局部邻域的二阶矩, 如果其特征值不相等, 则重新对特征区域进行基本变换, 直到其特征值相等为止, 由此可以把椭圆区域变换到圆形区域, 根据二阶矩阵的对称性可知:  $\mathbf{M} = \mathbf{M}^T$ , 于是变换后圆形区域的二阶矩  $\mathbf{M}'$  为:

$$\begin{aligned} \mathbf{M}' &= \frac{1}{|R|} \sum_{p' \in R'} \mathbf{p}' \mathbf{p}'^T \\ &= \frac{1}{|R|} \sum_{p \in R} (\mathbf{M}^{-\frac{1}{2}} \cdot \mathbf{p}) \cdot (\mathbf{M}^{-\frac{1}{2}} \cdot \mathbf{p})^T \\ &= \mathbf{M}^{-\frac{1}{2}} \cdot \mathbf{M} \cdot \mathbf{M}^{-\frac{1}{2}} = \mathbf{I}_{2 \times 2} \end{aligned} \quad (16)$$

最后把得到的圆形区域标准化为一个  $S \times S$  大小的图像块, 按照 DaLI 描述符的具体步骤构造具有方向特性的维数为  $S \times S \times W$  的稠密描述符. 由图 3 可以看出, 同性化处理后的描述符较处理之前的描述符有着



(a) 原始图像块及其同性化处理后的描述符 (b) 形变图像块及其同性化处理后的描述符

图3 同性化局部特征描述

更大的结构相似性.

## 4 实验结果与分析

为了验证本文描述符,实验利用仿真图像数据和实际图像数据,从多个角度评估描述符的匹配性能,并与 GIH、SIFT 和 DaLI 描述符进行对比.

### 4.1 实验设置

实验选取了真实形变以及人工仿真得到的扭曲图像各三对,如图 4 所示,部分数据来自 Ling 提供的非刚体形变测试库<sup>[10]</sup>.真实形变主要源于拍摄物体的非线性运动,仿真图像采用 Photoshop 软件的滤镜功能来随机扭曲测试图像.为了评估描述符的匹配性能,本文选择了 SIFT<sup>[1]</sup>,GIH<sup>[7]</sup>和 DaLI<sup>[8]</sup>与本文所提出的 oDaLI 描述符进行对比实验.SIFT 描述符采用 vl-feat<sup>[18]</sup>提供的代码,GIH 描述符采用 Ling 提供的代码<sup>[7]</sup>,本文设置其加权参数  $\alpha = 0.98$ ,测地距离-灰度直方图大小为  $13 \times 8$ .DaLI 描述符设置六个参数如下,图像块大小  $S = 60$  像素,图像灰度加权到三维流形空间的权重  $\beta = 2000$ ,高斯加权函数的方差  $\sigma = 15$ ,描述符的频率维数  $\omega_{\max} = 10$ ,特征匹配阶段角度旋转因子  $\Phi = \{-20, -10, 0, 10, 20\}$ 以及尺度缩放因子  $s = \{0.8, 1, 1.2\}$ ,这样可以保证描述符在 40 度范围内旋转以及 20% 的尺度缩放.本文 oDaLI 描述符无需设置角度旋转因子,考虑到本描述符主要解决非刚体形变问题,所选取的测试图像集尺度变化较小,因此 oDaLI 描述符尺度缩放因子及其他参数设置与 DaLI 描述符相同.



图4 仿真形变数据和真实形变数据

沿用 GIH 和 DaLI 描述符文献中的评价准则,本文采用正确匹配率来评价匹配性能,分以下三步计算可得:①对给定的任意一对图像用 SIFT 检测器提取特征点,在参考图像中随机选取  $N$  个特征点 ( $100 < N < 200$ ),然后在形变图像中人工找到这  $N$  个特征点所对应的正确特征点;②分别用不同的描述符计算特征点局部特征,用描述符之间的欧式距离来度量其相似度,则参考图像中的每个特征点在形变图像中都能找到按相似度排序后的匹配点集,若所得到的匹配点与人工判断的正确点相距 3 个像素以内,则为正确匹配;③统计参考图像中的每个特征点在形变图像中前  $n$  个最相似的特征点集中正确匹配的个数,并计算正确匹配率如下:

$$\text{Matching Rate}(n) = N_c(n)/N \quad (17)$$

式(17)中,  $N_c(n)$  表示所有参考图像中的特征点在形变图像中前  $n$  个最相似的特征点集中正确匹配的个数.为了更直观的评价匹配性能,通过变化  $n$  可以得到一组正确匹配率的曲线,可以较为全面地对描述符性能进行评估.

### 4.2 抗非刚体形变性能评估

图 5 分别显示了在仿真和真实非刚体形变下的平均检测率曲线,其中一幅真实形变图像的实验结果如图 6(a) 所示,一幅仿真形变图像的实验结果如图 6(b) 所示.实验结果表明,在非刚性形变下,经典的 SIFT 算法性能显著下降,几乎无法适用于非刚体形变的图像匹配问题,这主要由于 SIFT 特征描述符依赖于图像局部结构信息,而在非刚体形变条件下,图像局部的结构发生了明显的变化,导致 SIFT 算法失去了其原有的优势.GIH 算法与 DaLI 算法性能相当,均明显优于 SIFT 算法,得益于这两种描述符分析了形变不变的本质,把图像看作三维流形空间,用测地距离和扩散距离取代了欧式距离来度量相似性,因而匹配性能有了很大提升,由于 DaLI 描述符具有更丰富的信息,匹配性能要略优于 GIH 描述符.本文算法较 DaLI 算法正确检测率明显提高,这主要在于本文所提出的方法有效的找到了 DaLI 描述符最佳的支撑区域,且同性化处理一定程度上消除了其各向异性差异,使得局部支撑区域有着更

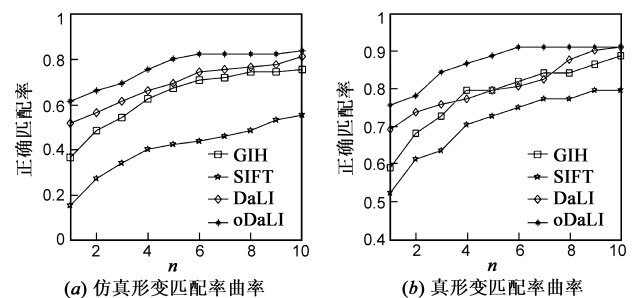


图5 非刚体形变检测率曲线

大的相似性,从而有效的提高了匹配性能.

### 4.3 旋转不变性性能评估

为评估描述符的旋转不变性,本文对图 6(b) 首行所示图像以  $30^\circ$  为间隔逆时针旋转  $180^\circ$ , 共得到 8 幅测试图像, 其中一幅图像如图 6(c) 首行所示, 从图像中可

以看出, 对应点的局部椭圆区域并不随着旋转角度的变化而变化, 具有良好的旋转不变性. 分别利用 SIFT、GIH、DaLI 和本文算法进行特征描述和图像匹配, 其检测率(取  $n=1$ ) 计算结果如图 7(a) 所示, 部分匹配结果如图 6(c) 所示.

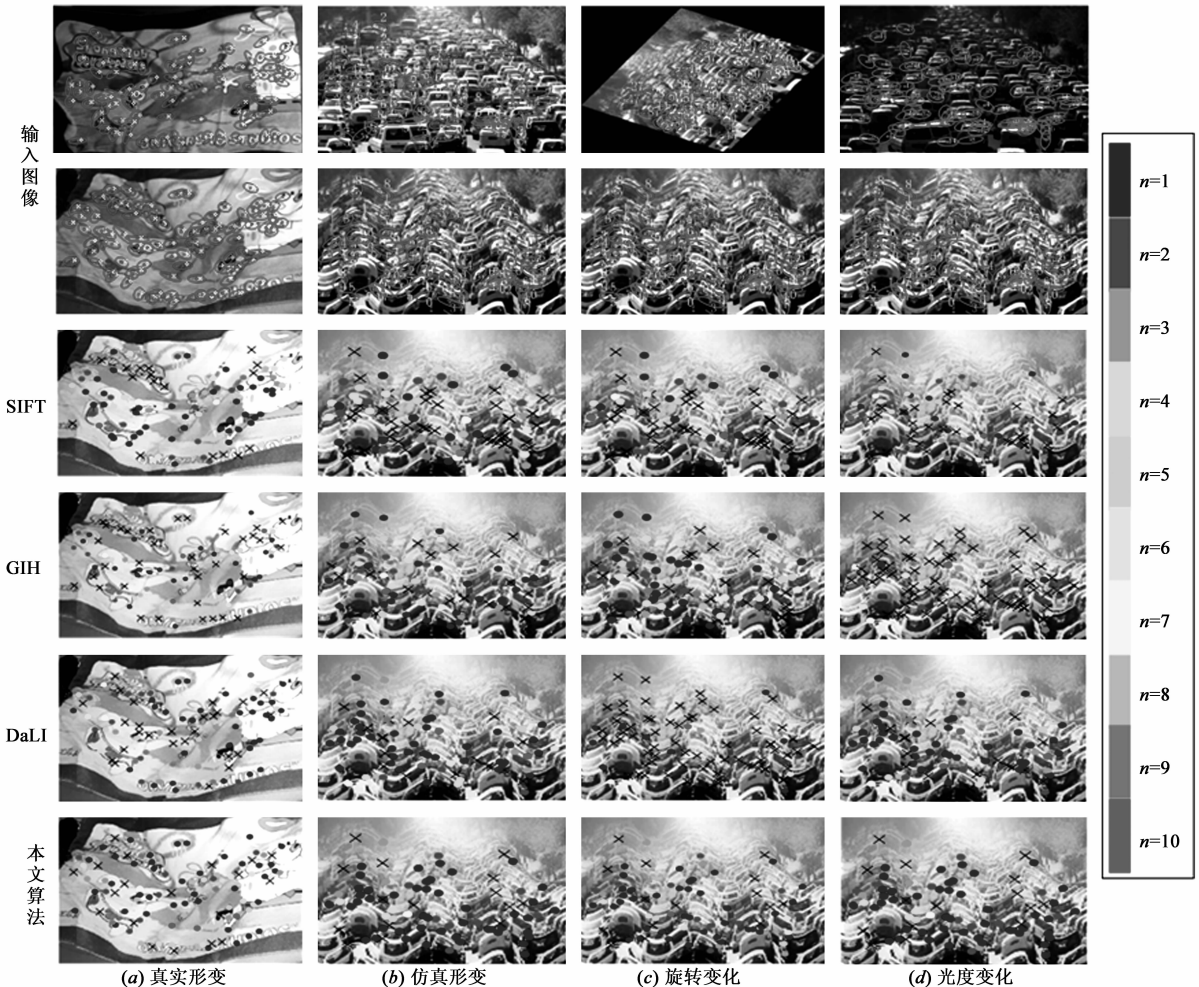
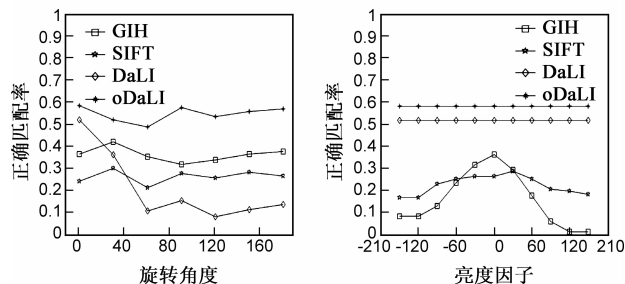


图6 部分实验结果(颜色所代表的值表示第 $n$ 个最相似的点是正确的匹配点, 当 $n>10$ 以后, 则认为该点没能正确匹配上)



(a) 不同旋转角度下匹配率( $n=1$ ) 曲线 (b) 不同亮度因子下匹配率( $n=1$ ) 曲线

图7 检测率( $n=1$ ) 曲线

实验结果表明, 本文算法具有较好的旋转不变性, DaLI 算法在图像旋转  $30^\circ$  时检测率有所下降, 超过  $30^\circ$

以后检测率急剧下降, 这主要是由于其不具备方向选择性, 而本文方法无论图像如何旋转, 所截取的局部椭圆区域都近似相同, 因而保持了较好的旋转不变性. SIFT 算法自身可以找到邻域主方向, 因而保持了一定的旋转不变性, 但是在非刚体形变下, 主方向并不能够保证一致, 因此检测率仍然较低. GIH 算法也具有较好的旋转不变性, 这主要得益于其能够自动的寻找局部支撑区域.

### 4.4 光度不变性性能评估

为测试描述符抗光度的性能, 本文对图 6(b) 首行所示图像的亮度因子以 30 为间隔, 在  $(-150, 150)$  区间内生成 10 幅不同等级亮度变化的仿真图像, 然后分别利用 SIFT、GIH、DaLI 和本文算法进行特征描述和图像

匹配,其检测率(取  $n = 1$ )计算结果如图 7(b)所示,部分实验结果如图 6(d)所示.实验结果表明,在抗光度变化方面,本文算法和 DaLi 算法的性能要明显优于其他方法,SIFT 描述符性能随光度变化下降较小,而 GIH 描述符性能下降明显.这主要是由于本文算法所基于的 SI-HKS 具有三维空间尺度不变性,对应到图像二维空间的灰度变化具有不变性,而 GIH 算法基于灰度来计算测地距离,当光度发生变换时,测地距离不具备不变性,因而对光度变化非常敏感.SIFT 方法是基于局部梯度方向统计得到的描述符,对光度的变换具备一定的不变性.

## 5 结论

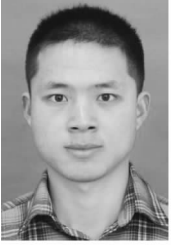
本文分析了目前最具代表性的面向非刚体形变图像的局部不变特征描述符 DaLi 的优缺点,针对 DaLi 描述符无法自适应寻找局部支撑区域的不足以及非刚体形变的各向异性,提出了一种改进的有向局部不变特征描述符 oDaLi 及其构建算法.oDaLi 描述符的优势在于:(1)利用二阶矩阵描述局部图像各向异性结构,所估计的椭圆邻域能够有效的指示方向,使得 oDaLi 描述符具有了旋转不变性;(2)椭圆邻域同性化处理有利于消除各向异性的形变差异,使得局部支撑区域具有更大的相似性,有效提高描述符的性能;(3)继承了 DaLi 描述符原有的抗形变和光度变化的优越性能.实验结果表明,本文的描述符能够有效的对抗旋转变换和非刚体形变,同时提高了匹配性能.为进一步提高 oDaLi 描述符的实用性,在保证算法良好匹配性能的同时,如何压缩描述符的特征维度,提高匹配速度是下一步研究工作的重点.

## 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] Bay H, Tuytelaars T, Van G. SURF: speeded up robust features [A]. *Proceedings of 9th European Computer on Conference on Computer Vision*[C]. Graz, Berlin: Springer, 2006. 404 – 417.
- [3] Morel J M, Yu G. ASIFT: A new framework for fully affine invariant image comparison[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(2): 438 – 469.
- [4] 侯毅,周石琳,雷琳,赵键.基于 Gabor 滤波器组的多特征尺度不变特征提取方法[J]. *电子学报*, 2013, 41(6): 1146 – 1152.  
HOU Yi, ZHOU Shi-lin, LEI Lin, ZHAO Jian. Invariant feature with multi characteristic scales using Gabor filter ban[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2013, 41(6): 1146 – 1152. (in Chinese)
- [5] Wang S, You H, Fu K. BFSIFT: A novel method to find feature

- matches for SAR image registration[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 9(4): 649 – 653.
- [6] Alcantarilla P F, Bartoli A, Davison A J. KAZE features[A]. *Proceedings of 12th European Computer on Conference on Computer Vision*[C]. Firenze, Italy: Springer, 2012. 214 – 227.
- [7] Ling H, Jacobs D W. Deformation invariant image matching [A]. *Proceeding of 10th IEEE International Conference on Computer Vision* [C]. Beijing, China: IEEE, 2005. 1466 – 1473.
- [8] Moreno-Noguer F. Deformation and illumination invariant feature point descriptor[A]. *Proceedings of the 22th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* [C]. Colorado Springs, USA: IEEE, 2011. 1593 – 1600.
- [9] Ling H, Yang X, Latecki L J. Balancing deformability and discriminability for shape matching[A]. *Proceedings of 11th European Computer on Conference on Computer Vision*[C]. Heraklion, Crete, Greece: Springer, 2010. 411 – 424.
- [10] Sun J, Ovsjanikov M, Guibas L. Aconcise and provably informative multi-scale signature based on heat diffusion[J]. *Computer Graphics Forum*, 2009, 28(5): 1383 – 1392.
- [11] Bronstein M M, Kokkinos I. Scale-invariant heat kernel signatures for non-rigid shape recognition. [A]. *Proceedings of the 21th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*[C]. Anchorage, AK: IEEE, 2010. 1704 – 1711.
- [12] Rustamov R M. Laplace-Beltrami eigenfunctions for deformation invariant shape representation[A]. *Proceedings of the 5th Eurographics Symposium on Geometry Processing* [C]. Barcelona, Spain: Eurographics Association, 2007. 225 – 233.
- [13] Reuter M, Wolter F E, Peinecke N. Laplace-Beltrami spectra as ‘Shape-DNA’ of surfaces and solids[J]. *Computer-Aided Design*, 2006, 38(4): 342 – 366.
- [14] Mikolajczyk K, Schmid C. Scale & affine invariant interest point detectors[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(1): 63 – 86.
- [15] Liao K, Liu G, Hui Y. An improvement to the SIFT descriptor for image representation and matching[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2013, 34(11): 1211 – 1220.
- [16] Baumberg A. Reliable feature matching across widely separated views[A]. *Proceedings of the 12th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*[C]. Hilton Head, SC, USA: IEEE, 2000. 774 – 781.
- [17] Lindeberg T, Gårding J. Shape-adapted smoothing in estimation of 3-D shape cues from affine deformations of local 2-D brightness structure[J]. *Image and Vision Computing*, 1997, 15(6): 415 – 434.
- [18] Vedaldi A, Fulkerson B. VLFeat: An open and portable library of computer vision algorithms[A]. *Proceedings of the 18th ACM International Conference on Multimedia*[C]. Firenze, Italy: ACM, 2010. 1469 – 1472.

## 作者简介



**邓志鹏** 男,1990 年出生于湖北襄阳.2012 年本科毕业于武汉大学遥感信息工程学院,现为国防科技大学电子科学与工程学院硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉及智能信息处理、遥感图像处理.

E-mail: dzp\_w hu@163.com



**侯毅** 男,1987 年出生于湖北应城.2010 年本科毕业于武汉大学遥感信息工程学院.现为国防科技大学电子科学与工程学院博士研究生,从事计算机视觉与智能信息处理、遥感图像处理方面的有关研究.

E-mail: yihou@nudt.edu.cn