

基于控制点一致性约束的点集仿射配准算法

吴礼洋¹, 凌琳¹, 贾方超¹, 杜少毅^{2*}, 胡智勇¹

¹空军通信士官学校地空导航系, 辽宁 大连 116600;

²西安交通大学人工智能与机器人研究所, 陕西 西安 710049

摘要 提出一种基于控制点一致性约束的稳健仿射迭代最近点算法, 该方法通过建立控制点约束下的目标函数, 引导数据点集仿射配准到目标点集, 建立数据点集和目标点集的最近点对应关系, 采用随机抽样一致性方法筛选高精度形状控制点, 实现控制点约束下的目标函数更新仿射变换。实验结果表明, 与传统的图像点集仿射配准算法相比, 所提算法的准确性和稳健性显著提高。

关键词 图像处理; 图像点集配准; 仿射配准; 仿射迭代最近点; 形状控制点; 一致性约束

中图分类号 TN911.37; TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.091008

Point Set Affine Registration Algorithm Based on Control Point Consistency Constraint

Wu Liyang¹, Ling Lin¹, Jia Fangchao¹, Du Shaoyi^{2*}, Hu Zhiyong¹

¹Department of Ground-to-Air Navigation, Air Force Communication NCO Academy, Dalian, Liaoning 116600, China;

²Institute of Artificial Intelligence and Robotics, Xi'an Jiaotong University, Xi'an, Shaanxi 710049, China

Abstract A robust affine iterative closest point algorithm is proposed based on a control point consistency constraint. The proposed algorithm establishes an objective function that is constrained by the control points, and the data point set can be affinely registered to a target point set. Furthermore, the nearest point correspondence is established between the data point and target point sets; subsequently, a random sample consensus method is used to select the high-precision shape control points, and the new affine transformation is obtained using an objective function under a control point constraint. The experimental results demonstrate that the accuracy and the robustness of the proposed algorithm are improved significantly when compared with those exhibited by the conventional image point set affine registration algorithms.

Key words image processing; image point set registration; affine registration; affine iterative closest point; shape control point; consistency constraint

OCIS codes 100.2000; 100.3020; 100.5760

1 引言

图像点集配准作为图像配准的关键技术之一, 是计算机视觉^[1-3]和图像分析^[4-6]等研究领域的基础性问题。点集配准可描述为在两个图像点集之间建立点对应关系, 然后求得将一个图像点集映射到另外一个图像点集的空间变换。两个图像点集之间的对应关系和空间变换都是未知的, 因此图像点集配

准问题是一个非常困难的问题。

图像点集配准研究最初主要集中于刚体配准问题, 并且一直未得到有效解决。直到 20 世纪 90 年代初期, Besl 等^[7]提出的迭代最近点(ICP)算法才较好地解决了图像点集刚体配准问题, 由于算法的准确性和高效性, 其他学者陆续进行了深入研究, 并进行了改进。如 Zhang 等^[8]利用离群点消除方法提高了 ICP 算法对噪声的适应性; Yang 等^[9]利用

收稿日期: 2018-10-22; 修回日期: 2018-11-22; 录用日期: 2018-12-06

基金项目: 国家自然科学基金(61379104, 61372167)

* E-mail: wuleeyang@163.com

分支定界理论搜索图像点集的全部运动空间,提高了ICP算法的配准精度;Luo等^[10]引入距离视差矩阵增强了ICP算法估计初始变换时的准确性;曾繁轩等^[11]引入曲率极值算法增加了ICP算法对曲率变化明显的点云数据的收敛效率。

在刚体配准的基础上,ICP算法被进一步扩展为仿射ICP算法^[12],因为缺乏约束,仿射ICP算法容易陷入局部最优解。在仿射ICP算法的基础上,Myronenko等^[13]引入位移一致性约束,增强了算法对缺失点集的稳健性;Du等^[14]提出了一种双向仿射ICP算法,从正反两个方向逼近求解两图像点集间的最佳仿射变换,解决了仿射配准易陷入局部最优解的问题;在双向仿射ICP算法的基础上,Dong等^[15]在目标函数中引入裁剪策略,进一步降低了离群点对图像点集仿射配准的干扰;Xiong等^[16]提出了一种利用形状角点引导数据点集进行仿射配准的方法,提高了简单局部形变下图像点集仿射配准的准确性。

虽然上述仿射配准算法可以快速准确地完成图像点集间的仿射配准,但是当图像点集间存在局部形变、噪声、离群点干扰和点集缺失时,算法的配准精度都较低。针对该问题,本文提出一种基于控制点一致性约束的图像点集仿射配准算法,该算法建立了一个控制点约束下的目标函数,通过迭代筛选高精度形状控制点作为约束引导数据点集进行仿射配准,提高了图像点集配准的准确性和稳健性。

2 传统仿射ICP算法

传统仿射ICP算法是一种快速准确的图像点集仿射配准算法,其目标可描述为寻找一个仿射变换,使得模板图像上的数据点集 $\mathbf{P} = \{\mathbf{p}_i\}_{i=1}^{N_p}$ 经此变换后能够完全映射到目标图像上的点集 $\mathbf{M} = \{\mathbf{m}_j\}_{j=1}^{N_m}$,其中 i 和 j 分别为点集 \mathbf{P} 和 \mathbf{M} 中的点顺序, N_p 和 N_m 分别为点集 \mathbf{P} 和 \mathbf{M} 中的点数量。由于仿射变换可以分解为一个仿射矩阵 \mathbf{A} 和一个形状偏移量 \mathbf{t} ,因此在最小均方准则(LS)下的图像点集仿射配准问题可以利用目标函数表示为

$$\min_{\mathbf{A}, \mathbf{t}, j \in \{1, 2, \dots, N_m\}} \sum_{i=1}^{N_p} \|\mathbf{A}\mathbf{p}_i + \mathbf{t} - \mathbf{m}_j\|_2^2, \quad (1)$$

式中: \mathbf{p}_i 为数据点集 \mathbf{P} 中第 i 个点的空间坐标; \mathbf{m}_j 为目标点集 \mathbf{M} 中第 j 个点的空间坐标。

仿射ICP算法利用多次迭代解决两图像点集间的仿射配准问题,每一次迭代由以下两个步骤组成:

1) 根据 $k-1$ 次迭代的仿射变换 $(\mathbf{A}_{k-1}, \mathbf{t}_{k-1})$ 建立 $\mathbf{P} = \{\mathbf{p}_i\}_{i=1}^{N_p}$ 和 $\mathbf{M} = \{\mathbf{m}_j\}_{j=1}^{N_m}$ 之间的对应关系

$$c_k(i) = \underset{j \in \{1, 2, \dots, N_m\}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{A}_{k-1}\mathbf{p}_i + \mathbf{t}_{k-1} - \mathbf{m}_j\|_2^2, \quad i = 1, 2, \dots, N_p. \quad (2)$$

2) 根据所建立的对应关系,计算 $\mathbf{P} = \{\mathbf{p}_i\}_{i=1}^{N_p}$ 和 $\mathbf{M} = \{\mathbf{m}_j\}_{j=1}^{N_m}$ 之间新的仿射变换

$$(\mathbf{A}_k, \mathbf{t}_k) = \underset{\mathbf{A}_k, \mathbf{t}_k}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^{N_p} \|\mathbf{A}_k\mathbf{p}_i + \mathbf{t}_k - \mathbf{m}_{c_k(i)}\|_2^2. \quad (3)$$

重复上述两个步骤,直到第 k 次迭代,两个图像点集之间的均方误差(MSE)收敛或者算法达到最大迭代次数,循环结束,并输出最终的仿射变换。

3 基于控制点一致性约束的仿射ICP配准算法

3.1 问题描述

传统仿射配准算法假设数据点集 \mathbf{P} 中的每一点经过仿射映射后都能在目标点集 \mathbf{M} 中找到与之对应的点。然而,在实际的图像点集配准问题中,受采集环境和传感器噪声的影响, \mathbf{P} 和 \mathbf{M} 之间通常存在局部形变、噪声、离群点干扰和点集缺失等情况,这些都给图像点集仿射配准带来了困难,限制了算法的配准准确性和稳健性。图1给出了存在上述情况的图像点集实例。

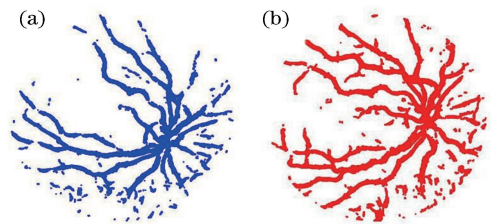


图1 实际提取的图像点集实例。(a)数据点集;(b)目标点集
Fig. 1 Real extraction example of image point set.

(a) Data point set; (b) target point set

由图1可知,解决局部形变、噪声、离群点干扰和点集缺失下两图像点集的仿射配准问题,首先需要确定两图像点集中未发生位置偏移的部分,但是在实际操作中难以确定该部分是否发生位置偏移,因此本文转而寻找两图像点集中未发生位置偏移的对应点,并利用这些对应位置点对数据点集的仿射配准进行约束,进而提高配准的准确性和稳健性。

在图像点集中总存在着一些特殊的位置点,这些位置点能够对整个图像点集的形状起到控制作

用,本文将这些特殊的位置点称为形状控制点(简称控制点)。首先,利用角点检测算法^[17-18]分别提取 \mathbf{P} 和 \mathbf{M} 的控制点点集 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_l\}_{l=1}^{N_x}$ 和 $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_n\}_{n=1}^{N_y}$, 其中 l 和 n 分别为 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 中的点顺序, N_x 和 N_y 分别为 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 中的点数量;然后,将两图像点集的控制点信息加入(1)式,得到新的目标函数

$$\min_{\mathbf{A}, \mathbf{t}} \left(\frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|\mathbf{A} \mathbf{p}_i + \mathbf{t} - \mathbf{m}_{c(i)}\|_2^2 + \frac{\beta}{N_l} \sum_{l=1}^{N_l} \|\mathbf{A} \mathbf{x}_l + \mathbf{t} - \mathbf{y}_{s(l)}\|_2^2 \right), \quad (4)$$

式中: $c(i)$ 为 \mathbf{P} 和 \mathbf{M} 之间的对应关系; $s(l)$ 为 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 之间的对应关系; β 为控制点的约束系数,当 β 增大时,两图像点集中控制点的约束作用也增大。通过迭代筛选高精度形状控制点作为形状约束,可以利用控制点点集引导数据点集精确仿射配准到目标点集。

3.2 基于控制点一致性约束的仿射 ICP 配准算法

由 2.1 节内容可知,可将基于控制点一致性约束的仿射 ICP 算法视为(4)式的约束优化问题。优化(4)式存在三个困难:1) 两图像点集的对应关系未知;2) 两控制点点集的对应关系未知;3) 两图像点集间的仿射变换未知。因此本文采用三步迭代法求解(4)式的约束优化问题。

1) 根据 $k-1$ 次迭代的仿射变换 $(\mathbf{A}_{k-1}, \mathbf{t}_{k-1})$, 利用(2)式建立 \mathbf{P} 和 \mathbf{M} 之间的对应关系集合 $\{c_k(i)\}_{i=1}^{N_p}$ 。

2) 利用下式建立 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_l\}_{l=1}^{N_x}$ 和 $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_n\}_{n=1}^{N_y}$ 之间的对应关系集合 $\{s_k(l)\}_{l=1}^{N_x}$, 筛选具有形状一致性的对应点对,建立新的控制点点集 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_l\}_{l=1}^{N_l}$ 和对应关系集合 $\{s_k(l)\}_{l=1}^{N_l}$, 得到

$$s_k(l) = \underset{n \in \{1, 2, \dots, N_y\}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{A}_{k-1} \mathbf{x}_l + \mathbf{t}_{k-1} - \mathbf{y}_n\|_2^2, l = 1, 2, \dots, N_x. \quad (5)$$

3) 根据对应关系集合和 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_l\}_{l=1}^{N_l}$, 计算两点集间新的仿射变换 $(\mathbf{A}_k, \mathbf{t}_k)$, 得到

$$(\mathbf{A}_k, \mathbf{t}_k) = \underset{\mathbf{A}_k, \mathbf{t}_k}{\operatorname{argmin}} \left(\frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|\mathbf{A}_k \mathbf{p}_i + \mathbf{t}_k - \mathbf{m}_{c_k(i)}\|_2^2 + \frac{\beta}{N_l} \sum_{l=1}^{N_l} \|\mathbf{A}_k \mathbf{x}_l + \mathbf{t}_k - \mathbf{y}_{s_k(l)}\|_2^2 \right), \quad (6)$$

式中: β 为控制点的约束系数; \mathbf{x}_l 和 $\mathbf{y}_{s(l)}$ 为两点集中的对应控制点; N_p 和 N_l 分别为数据点集和控制点点集的数量。算法每次迭代中的第一步可以通过 k -d 树^[19]或者基于 Delaunay 三角分解的最近点搜索算法^[20]实现。因此,所提算法求解的关键在于每

次迭代中的第 2) 步和第 3) 步。

在第 2) 步中,采用抽样迭代方法筛选两控制点点集中的一致性对应点对,具体过程为:

1) 从对应关系集合 $\{s_k(l)\}_{l=1}^{N_x}$ 中随机抽取三个对应控制点计算仿射变换模型。

2) 将集合 $\{s_k(l)\}_{l=1}^{N_x}$ 中的其他对应控制点代入仿射变换模型,利用最小均方准则计算满足当前模型的一致性对应点对。

3) 根据当前一致性对应点对的点数判断是否为最优一致集,若是,则更新最优一致集。

4) 重复 1)~3) 步,直至一致集中的点数不再增加,输出最优一致性对应点对,更新控制点对应关系集合 $\{s_k(l)\}_{l=1}^{N_l}$ 。

在第 3) 步中,改写(6)式的目标函数为

$$F(\mathbf{A}, \mathbf{t}) = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|\mathbf{A} \mathbf{p}_i + \mathbf{t} - \mathbf{m}_{c_k(i)}\|_2^2 + \frac{\beta}{N_l} \sum_{l=1}^{N_l} \|\mathbf{A} \mathbf{x}_l + \mathbf{t} - \mathbf{y}_{s_k(l)}\|_2^2, \quad (7)$$

将(7)式的目标函数 $F(\mathbf{A}, \mathbf{t})$ 对 \mathbf{t} 求导,得到

$$\frac{dF(\mathbf{A}, \mathbf{t})}{d\mathbf{t}} = \frac{2}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} (\mathbf{A} \mathbf{p}_i + \mathbf{t} - \mathbf{m}_{c_k(i)}) + \frac{2\beta}{N_l} \sum_{l=1}^{N_l} (\mathbf{A} \mathbf{x}_l + \mathbf{t} - \mathbf{y}_{s_k(l)}), \quad (8)$$

令 $dF(\mathbf{A}, \mathbf{t})/d\mathbf{t} = 0$, 解得

$$\mathbf{t} = \frac{1}{1 + \beta} \left(\frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \mathbf{m}_{c_k(i)} + \frac{\beta}{N_l} \sum_{l=1}^{N_l} \mathbf{y}_{s_k(l)} - \frac{\mathbf{A}}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \mathbf{p}_i - \frac{\beta \mathbf{A}}{N_l} \sum_{l=1}^{N_l} \mathbf{x}_l \right), \quad (9)$$

将 \mathbf{t} 代入(7)式中,并令

$$\left\{ \begin{aligned} \mathbf{p}_i^\dagger &= \sqrt{\frac{1}{N_p}} \left[\mathbf{p}_i - \frac{1}{1 + \beta} \left(\sum_{i=1}^{N_p} \frac{\mathbf{p}_i}{N_p} + \beta \sum_{l=1}^{N_l} \frac{\mathbf{x}_l}{N_l} \right) \right] \\ \mathbf{x}_l^\dagger &= \sqrt{\frac{\beta}{N_l}} \left[\mathbf{x}_l - \frac{1}{1 + \beta} \left(\sum_{i=1}^{N_p} \frac{\mathbf{p}_i}{N_p} + \beta \sum_{l=1}^{N_l} \frac{\mathbf{x}_l}{N_l} \right) \right] \\ \mathbf{m}_{c_k(i)}^\dagger &= \sqrt{\frac{1}{N_p}} \left[\mathbf{m}_{c_k(i)} - \frac{1}{1 + \beta} \left(\sum_{i=1}^{N_p} \frac{\mathbf{m}_{c_k(i)}}{N_p} + \beta \sum_{l=1}^{N_l} \frac{\mathbf{y}_{s(l)}}{N_l} \right) \right] \\ \mathbf{y}_{s_k(l)}^\dagger &= \sqrt{\frac{\beta}{N_l}} \left[\mathbf{y}_{s_k(l)} - \frac{1}{1 + \beta} \left(\sum_{i=1}^{N_p} \frac{\mathbf{m}_{c_k(i)}}{N_p} + \beta \sum_{l=1}^{N_l} \frac{\mathbf{y}_{s_k(l)}}{N_l} \right) \right] \end{aligned} \right., \quad (10)$$

可以将(7)式化简为

$$F(\mathbf{A}) = \sum_{i=1}^{N_p} \|\mathbf{A}\mathbf{p}_i^\dagger - \mathbf{m}_{c_k(i)}^\dagger\|_2^2 + \sum_{l=1}^{N_l} \|\mathbf{A}\mathbf{x}_l^\dagger - \mathbf{y}_{s_k(l)}^\dagger\|_2^2. \quad (11)$$

将点集 $\{\mathbf{p}_i^\dagger\}_{i=1}^{N_p}$ 和 $\{\mathbf{x}_l^\dagger\}_{l=1}^{N_l}$ 合并,得到 $\mathbf{U} = \{\mathbf{u}_j\}_{j=1}^N$,将点集 $\{\mathbf{m}_{c_k(i)}^\dagger\}_{i=1}^{N_p}$ 和 $\{\mathbf{y}_{s_k(l)}^\dagger\}_{l=1}^{N_l}$ 合并,得到 $\mathbf{V} = \{\mathbf{v}_j\}_{j=1}^N$,其中 $N = N_p + N_l$ 。然后(11)式可化简为

$$F(\mathbf{A}) = \sum_{j=1}^N \|\mathbf{A}\mathbf{u}_j - \mathbf{v}_j\|_2^2, \quad (12)$$

为了最小化(12)式中目标函数 $F(\mathbf{A})$,令 $dF(\mathbf{A})/d\mathbf{A} = 0$,解得仿射矩阵 \mathbf{A} 为

$$\mathbf{A} = \left(\sum_{j=1}^N \mathbf{v}_j \mathbf{u}_j^T \right) \left(\sum_{j=1}^N \mathbf{u}_j \mathbf{u}_j^T \right)^{-1}. \quad (13)$$

将仿射矩阵 \mathbf{A} 代入(9)式,可以进一步求解形状偏移量 \mathbf{t} 。为了在每次迭代后计算两个图像点集之间的仿射配准误差,设误差函数为

$$e_k = \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} \|\mathbf{A}\mathbf{p}_i + \mathbf{t} - \mathbf{m}_{c_k(i)}\|_2^2 + \frac{\beta}{N_x} \sum_{l=1}^{N_x} \|\mathbf{A}\mathbf{x}_l + \mathbf{t} - \mathbf{y}_{s_k(l)}\|_2^2, \quad (14)$$

直至第 k 次迭代,(14)式中的误差函数 e_k 收敛或者算法运行到最大迭代次数,则结束循环,并输出最终的仿射变换 $(\mathbf{A}_k, \mathbf{t}_k)$ 。

综上所述,所提算法的主要步骤如下。

输入:数据点集 $\mathbf{P} = \{\mathbf{p}_i\}_{i=1}^{N_p}$ 及其控制点点集 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_l\}_{l=1}^{N_x}$,目标点集 $\mathbf{M} = \{\mathbf{m}_j\}_{j=1}^{N_m}$ 及其控制点点集 $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_n\}_{n=1}^{N_y}$ 。

输出:仿射矩阵 \mathbf{A}_k 和形状偏移量 \mathbf{t}_k 。

1) 根据 $k-1$ 次迭代的仿射变换 $(\mathbf{A}_{k-1}, \mathbf{t}_{k-1})$,利用(2)式建立 $\mathbf{P} = \{\mathbf{p}_i\}_{i=1}^{N_p}$ 和 $\mathbf{M} = \{\mathbf{m}_j\}_{j=1}^{N_m}$ 之间的对应关系集合 $\{c_k(i)\}_{i=1}^{N_p}$ 。

2) 利用(5)式建立 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_l\}_{l=1}^{N_x}$ 和 $\mathbf{Y} = \{\mathbf{y}_n\}_{n=1}^{N_y}$ 之间的对应关系集合 $\{s_k(l)\}_{l=1}^{N_x}$,筛选具有形状一致性的对应点对,建立新的控制点点集 $\mathbf{X} = \{\mathbf{x}_l\}_{l=1}^{N_x}$ 和对应关系集合 $\{s_k(l)\}_{l=1}^{N_x}$ 。

3) 利用(13)式和(9)式计算新的仿射变换 $(\mathbf{A}_k,$

$\mathbf{t}_k)$ 。

4) 重复步骤1)~3),直至 $|e_k - e_{k-1}| \leq \delta_e$ (δ_e 为收敛阈值),或者 k 达到最大迭代次数,结束循环并输出。

4 实验结果与分析

为了验证所提出算法的准确性和稳健性,选择MPEG_CE-Shape-1_Part_B^[21]形状数据集和FIRE(Fundus Image Registration Dataset)视网膜图像数据集^[22]进行实验。实验中,利用边缘检测提取图像模板的数据点集和目标点集,利用角点检测分别提取数据点集和目标点集的控制点点集。选择一致性点漂移(CPD)算法^[13]、双向仿射ICP(BAICP)算法^[14]和角点引导仿射ICP(CPGAICP)算法^[16]进行对比。设置两组实验:第一组研究复杂局部形变下算法在配准精度和收敛速度上的差异;第二组研究算法在噪声、离群点干扰和点集缺失情况下对视网膜图像点集进行仿射配准的稳健性。实验均在配置为Intel Core 3.1 GHz的CPU和16 G RAM的电脑上实现。

4.1 算法准确性

第一组实验选择MPEG_CE-Shape-1_Part_B数据集的Bat、Ray和Deer三个图像模板进行仿射配准实验。实验中,Sobel边缘检测算法用于提取图像模板的数据点集,Harris角点检测算法^[17]用于提取数据点集和目标点集的控制点点集。

首先,对数据点集 \mathbf{P} 进行随机仿射变换 $(\mathbf{A}_r, \mathbf{t}_r)$ 得到目标点集 \mathbf{M} ;然后,对 \mathbf{P} 进行复杂局部变形得到 \mathbf{P}' ,并分别提取 \mathbf{P}' 和 \mathbf{M} 的控制点点集 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} ;最后,分别利用CPD算法、BAICP算法、CPGAICP算法和所提算法求解从 \mathbf{P}' 到 \mathbf{M} 的仿射变换 (\mathbf{A}, \mathbf{t}) 。为了对比各配准算法对复杂局部形变数据的仿射配准效果,令 $(\mathbf{A}_r, \mathbf{t}_r)$ 为从 \mathbf{P}' 到 \mathbf{M} 的真实仿射变换,并定义 $e_A = \|\mathbf{A} - \mathbf{A}_r\|_{m_1}$ 和 $e_t = \|\mathbf{t} - \mathbf{t}_r\|_{m_1}$ 为真实仿射变换的相对误差, $\|\cdot\|_{m_1}$ 表示矩阵的 m_1 范数。不同仿射配准算法对复杂局部形变数据的仿射配准结果如表1和图2所示。

表1 复杂局部形变数据的仿射配准结果

Table 1 Affine registration results of complex local deformation data

Point set	CPD			BAICP			CPGAICP			Proposed		
	e_A	e_t	Time / s	e_A	e_t	Time / s	e_A	e_t	Time / s	e_A	e_t	Time / s
Bat	0.1034	26.447	3.2571	0.0965	26.402	0.8140	0.1083	29.912	0.0850	0.0084	0.5772	0.0703
Ray	0.1013	12.970	4.1270	0.1015	13.354	0.6799	0.0631	5.4720	0.0861	0.0098	1.6609	0.0769
Deer	4.3690	248.70	12.112	0.2832	55.005	1.9130	0.0422	5.8255	0.1587	0.0063	1.7660	0.1075

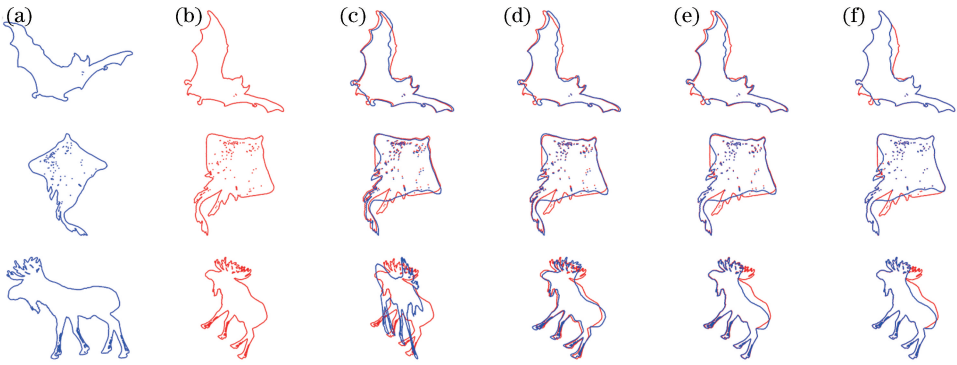


图2 复杂局部形变数据的仿射配准效果图。(a)数据点集;(b)目标点集;(c) CPD;(d) BAICP;(e) CPGAICP;(f)所提算法
Fig. 2 Affine registration effect of complex local deformation data. (a) Data point set; (b) target point set;

(c) CPD; (d) BAICP; (e) CPGAICP; (f) proposed algorithm

由表1可以看出,所提算法的相对误差 e_A 、 e_t 以及收敛时间都远低于其他三种图像点集仿射配准算法,这说明在数据点集仿射配准到目标点集的过程中,迭代筛选高精度形状控制点作为约束,有助于提高图像点集仿射配准的精度和速度。在图2的仿射配准效果图中,图2(c)~(f)分别为CPD算法、BAICP算法、CPGAICP算法和所提算法对复杂局部形变数据的仿射配准效果。由实验结果可知,相对于其他三种图像点集仿射配准算法,所提算法有效克服了因图像点集局部形变而产生的干扰,实现了最佳的仿射配准效果,进一步证明了所提算法在处理局部形变数据时的有效性。

4.2 算法稳健性

第二组实验选择FIRE视网膜图像数据集中的134对视网膜图像作为图像点集提取模板。实验中,采用Zitnick等^[23]提出的边缘检测算法提取图像模板的数据点集和目标点集,采用FAST角点检测算法^[18]提取数据点集和目标点集的控制点点集。由图2(a)~(b)可知,数据点集和目标点集之间存在着不同程度的噪声、离群点干扰和点集缺失,这些因素都增加了图像点集仿射配准的难度。为了验证所提出算法的稳健性,使用视网膜图像数据集检验所提算法在噪声、离群点干扰和点集缺失情况下的仿射配准性能。

由于该数据集中的每幅视网膜图像都有与之对应的标注点,因此可以计算各图像点集配准算法的仿射配准误差 E_{Affine} ,即

$$E_{\text{Affine}} = \sqrt{\frac{1}{N_k} \sum_{i=1}^{N_k} \| \mathbf{A} \mathbf{q}_i + \mathbf{t} - \mathbf{n}_i \|_2}, \quad (15)$$

式中: \mathbf{q}_i 为模板视网膜图像上的标注点; \mathbf{n}_i 为目标视网膜图像上的标注点; (\mathbf{A}, \mathbf{t}) 表示各仿射配准算

法求解出的仿射变换; N_k 为标注点数量。平均仿射配准误差 \bar{E}_{Affine} 是通过将134对视网膜图像点集的仿射配准误差求和取平均得到。通过在FIRE视网膜图像数据集上进行仿射配准实验,得到不同仿射配准算法对视网膜图像点集的仿射配准结果如表2所示,不同仿射配准算法对视网膜图像点集的部分仿射配准效果图如图3所示。

表2 视网膜图像点集的仿射配准结果

Table 2 Affine registration results of retinal image point set

Parameter	CPD	BAICP	CPGAICP	Proposed
\bar{E}_{Affine}	111.05	127.14	133.09	0.94
Time /s	97.28	41.48	11.70	6.74

由表2可知,与其他三种图像点集仿射配准算法相比,所提算法对视网膜图像点集的平均仿射配准误差和总收敛时间都最小。这证明所提算法可以有效解决噪声、离群点干扰和点集缺失等情况下的图像点集仿射配准问题。从图3可以看出,不管是图像点集中存在噪声、离群点干扰,还是点集缺失,所提算法都可以获得较好的仿射配准效果,这进一步证明所提算法对于噪声、离群点干扰和点集缺失下的仿射配准问题具有较强的稳健性。

5 结 论

提出了一种基于控制点一致性约束的稳健仿射ICP算法,解决了二维图像点集的仿射配准问题。该算法在每一步迭代中,利用上一步迭代得到的仿射变换,建立了数据点集和目标点集的最点对应关系;利用随机抽样一致性方法筛选两控制点点集中的高精度形状控制点,实现了利用控制点约束下的目标函数求解新的仿射变换。在公共数据集上的实验验证了所提算法的准确性,以及对于局部形变、噪声、离群点干扰和点集缺失的稳健性。在下一步

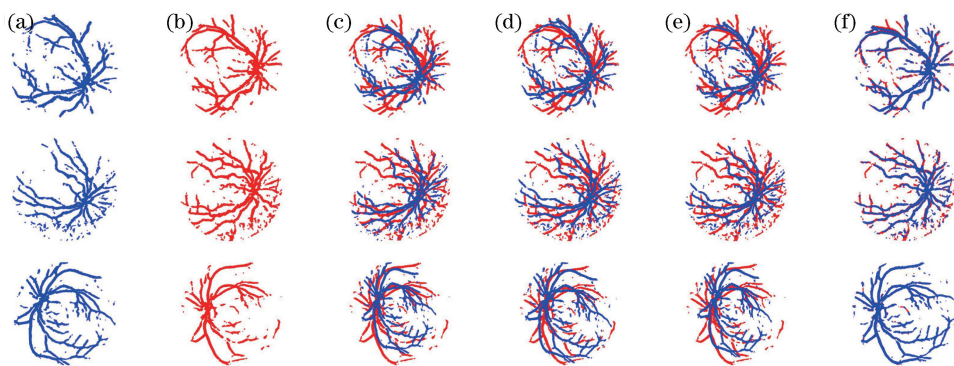


图3 视网膜图像点集的部分仿射配准效果图。(a)数据点集;(b)目标点集;(c) CPD;(d) BAICP;(e) CPGAICP;(f) 所提算法

Fig. 3 Partial affine registration effect of retinal image point set. (a) Data point set; (b) target point set; (c) CPD; (d) BAICP; (e) CPGAICP; (f) proposed algorithm

工作中,所提算法将被扩展为三维点集配准算法,并应用于三维重建和即时定位与地图构建的前端中。

参 考 文 献

- [1] Pomerleau F, Colas F, Siegwart R. A review of point cloud registration algorithms for mobile robotics[J]. Foundations and Trends in Robotics, 2015, 4(1): 1-104.
- [2] Li Y, Stevenson R L. Multimodal image registration with line segments by selective search [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2017, 47(5): 1285-1298.
- [3] Wu L Y, Xiong L, Du S Y, *et al.* Robust and precise affine registration for faces based on fast affine template matching and modified affine iterative closet point algorithm [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(2): 0210004.

吴礼洋,熊磊,杜少毅,等.基于快速仿射模板匹配和改进仿射迭代最近点算法的人脸稳健精确仿射配准[J].光学学报,2018,38(2):0210004.

- [4] Almhdie A, Léger C, Deriche M, *et al.* 3D registration using a new implementation of the ICP algorithm based on a comprehensive lookup matrix: application to medical imaging [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(12): 1523-1533.
- [5] Wu G R, Kim M, Wang Q, *et al.* S-HAMMER: hierarchical attribute-guided, symmetric diffeomorphic registration for MR brain images [J]. Human Brain Mapping, 2014, 35(3): 1044-1060.
- [6] Chen X, He B W. A fast global registration algorithm based on correcting point cloud principal component coordinate system [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(6): 061003.

陈旭,何炳蔚.一种基于校正点云主成分坐标系的快

速全局配准算法[J].激光与光电子学进展,2018,55(6):061003.

- [7] Besl P J, McKay N D. A method for registration of 3D shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.
- [8] Zhang K, Li X Z, Zhang J X. A robust point-matching algorithm for remote sensing image registration [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2014, 11(2): 469-473.
- [9] Yang J L, Li H D, Campbell D, *et al.* Go-ICP: a globally optimal solution to 3D ICP point-set registration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(11): 2241-2254.
- [10] Luo N, Wang Q. Effective outlier matches pruning algorithm for rigid pairwise point cloud registration using distance disparity matrix [J]. IET Computer Vision, 2018, 12(2): 220-232.
- [11] Zeng F X, Li L, Diao X P. Iterative closest point algorithm registration based on curvature features [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(1): 011003.
- 曾繁轩,李亮,刁鑫鹏.基于曲率特征的迭代最近点算法配准研究[J].激光与光电子学进展,2017,54(1):011003.
- [12] Du S Y, Zheng NN, Ying S H, *et al.* Affine iterative closest point algorithm for point set registration [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(9): 791-799.
- [13] Myronenko A, Song X B. Point set registration: coherent point drift [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(12): 2262-2275.

- [14] Du S Y, Guo Y R, Sanroma G, *et al.* Building dynamic population graph for accurate correspondence detection[J]. *Medical Image Analysis*, 2015, 26(1): 256-267.
- [15] Dong J M, Cai Z M, Du S Y. Improvement of affine iterative closest point algorithm for partial registration[J]. *IET Computer Vision*, 2017, 11(2): 135-144.
- [16] Xiong L, Wu L Y, Cui W T, *et al.* Robust non-rigid registration based on affine ICP algorithm and part-based method[J]. *Neural Processing Letters*, 2018, 48(3): 1305-1321.
- [17] Harris C. A combined corner and edge detector[C]// *Proceedings of Fourth Alvey Vision Conference*, 1988: 147-151.
- [18] Rosten E, Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection[C]// *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2006: 430-443.
- [19] Habib A, Lin Y J. Multi-class simultaneous adaptive segmentation and quality control of point cloud data [J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(2): 104.
- [20] Beyhaghi P, Bewley T. Implementation of Cartesian grids to accelerate Delaunay-based derivative-free optimization [J]. *Journal of Global Optimization*, 2017, 69(4): 927-949.
- [21] Latecki L J, Lakamper R, Eckhardt T. Shape descriptors for non-rigid shapes with a single closed contour[C]// *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2000: 424-429.
- [22] Hernandez C, Zabulis X, Triantafyllou A, *et al.* FIRE: fundus image registration dataset[J]. *Journal for Modeling in Ophthalmology*, 2017, 1(4): 16-28.
- [23] Zitnick C L, Dollár P. Edge boxes: locating object proposals from edges[C]// *European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2014: 391-405.