doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2015.04.053

基于 M-估计的线性化稳健配准算法研究*

谭高山[1,2]　张丽艳[1]　刘胜兰[1]　张　涛[2]

(1.南京航空航天大学机电学院，南京 210016；2.安徽工业大学数理科学与工程学院，马鞍山 243002)

摘要：复杂曲面在制造中的广泛应用对曲面配准技术提出了新的要求，特别是不同区域精度存在差异的复杂曲面配准问题日益突出。为了稳健估计思想推广到不同区域精度存在差异的复杂曲面配准，给出了基于 M-估计的一种稳健配准算法。该算法利用 M-估计子削弱复杂曲面低精度数据对配准结果的影响，但是这一模型目标函数是高度非线性的分段函数，求解效率不高。现有配准方法已能够迅速获得较好初始位置，因此利用 Taylor 展式线性逼近偏差函数，得到配准问题 M-估计的线性化模型，提高了配准模型估计效率。每步迭代利用 F-范数最小逼近旋转矩阵。对仿真数据和实测叶片数据进行试验，结果证明，对精度存在差异的复杂曲面所提算法比最近点迭代算法更加合理。

关键词：稳健估计　线性化　配准　M-估计　最小二乘

中图分类号：TP391　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2015)04-0360-05

Linearized Robust Registration Algorithm Based on M-estimation

Tan Gaoshan[1,2]　Zhang Liyan[1]　Liu Shenglan[1]　Zhang Tao[2]

(1. *College of Mechanical Engineering*, *Nanjing University of Aeronautics and Astronautics*, *Nanjing* 210016, *China*
2. *School of Mathematics and Physics*, *Anhui University of Technology*, *Maanshan* 243002, *China*)

Abstract: Rapid and wide application of the complex surface in modern manufacturing makes new demands of the registration techniques on complex surface. Although significant progress has been made in complex surface registration, it remains a difficult problem in some situation. For a complex part with multiple freeform surfaces, the precision of measurement points often exists different in different surface regions due to a variety of measurement methods. Meanwhile, the manufacture precision in different regions is also not the same in complex manufacture process. Problems of registration on complex surface, have become increasingly prominent and new methods are bound to be found. Robust principle was generalized to the complex surface registration in which the precision difference existed in different surface regions. A robust registration was presented based on M-estimation. The effect of low precision measured data was weakened for the registration result by M-estimation functions. But the solving efficiency of the model was low due to the highly nonlinear and piecewise of the objective function. A good initial position was easily available with current registration method, and the error functions were linearly approximated by Taylor expansion when the rotation transform was slight. A linear registration model was found and the efficiency was improved. An approximation of the rotation matrix based on the minimization of Fibonacci norm was adopted in each iteration. Both theoretical and experimental results confirmed the stabilization and efficiency.

Key words: Robust estimation　Linearization　Registration　M-estimation　Least-squares

收稿日期：2014-06-17　修回日期：2014-08-01

*航空科学基金资助项目(20131625)、江苏省研究生培养创新工程资助项目(KYLX-0309)、民机专项科研资助项目(MJ-G-2011-24)和国家自然科学基金资助项目(11326088)

作者简介：谭高山，博士生，安徽工业大学讲师，主要从事数字化设计与制造研究，E-mail：tangaoshan2006@ahut.edu.cn

通讯作者：张丽艳，教授，博士生导师，主要从事数字化设计与制造、柔性三维测量和 CAD/CAM 研究，E-mail：zhangly@nuaa.edu.cn

引言

近年来,曲面配准已经成为一个活跃的研究课题[1-3]。由于测量坐标系和设计坐标系不同,配准问题本质是两个坐标系的统一,即根据两曲面间的对应关系找到一个空间坐标变换,使得测量数据与理论模型对齐。

一般测量数据和理论模型总是存在不同程度的误差,这种误差的来源包括不同数据相对理论模型的制造精度不同、各个测点本身存在不同程度的测量误差等,因此测量数据和理论模型的配准难以达到完全对齐。常用的配准准则是最小二乘,即所有测量点到其在理论曲面上对应点之间的距离平方和最小。迭代最近点(ICP)[4]是应用最广泛的最小二乘配准方法。最小二乘准则具有均衡误差的特性,因此对大误差数据非常敏感,制造误差较大的点会使整个配准结果受到不利的影响。

基准配准[1]和一些加权最小二乘[2]配准直接不考虑大的偏差点而用高精度数据配准。稳健估计[5-6]是在粗差情形下,通过选择适当的估计方法,使未知量估值尽可能少的受粗差的影响,得出正常模式的最佳估计。文献[7]从配准点集的选取、对应距离的常值加权、点对的剔除等方面对 ICP 进行改进。加权方法[2,8-9]是一类稳健配准算法。也有研究利用统计分析、多次随机取样或规划配准点集获取有效配准点[10-13]来控制配准稳健性。另外文献[14-16]通过控制大偏差点对配准结果的干扰,增强配准模型的可靠性。

本文研究基于 M-估计的稳健配准算法,它本质上是一种加权最小二乘算法,根据当前位姿实时获取不同精度数据的配准权系数。利用 Taylor 展式逼近 M-估计函数获得线性化模型,每步配准迭代只需求解 6 阶线性方程组即可。

1　配准问题描述及稳健分析

设 p_i 为测量数据集 $\boldsymbol{P}$ 中参与配准的点,q_i 为 p_i 在理论模型 $\boldsymbol{Q}$ 上的对应点,理论上两模型配准要求

$$g(\boldsymbol{X})p_i = q_i \quad (i=1,2,\cdots,n) \tag{1}$$

即配准点变换到其在理论模型上的对应点,其中 n 为配准点个数,$g(\boldsymbol{X})$是三维空间变换矩阵

$$g(\boldsymbol{X}) = \begin{bmatrix} \boldsymbol{R}(\boldsymbol{X}) & \boldsymbol{T}(\boldsymbol{X}) \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

其中

$$\boldsymbol{R}(\boldsymbol{X}) = \begin{bmatrix} c\theta_z c\theta_y & c\theta_z s\theta_y s\theta_x - s\theta_z c\theta_x & c\theta_z s\theta_y c\theta_x + s\theta_z s\theta_x \\ s\theta_z c\theta_y & s\theta_z s\theta_y s\theta_x + c\theta_z c\theta_x & s\theta_z s\theta_y c\theta_x - c\theta_z s\theta_x \\ -s\theta_y & c\theta_y s\theta_x & c\theta_y c\theta_x \end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{T}(\boldsymbol{X}) = [t_x \quad t_y \quad t_z]^{\mathrm{T}} \tag{2}$$

$$\boldsymbol{X} = [\theta_x \quad \theta_y \quad \theta_z \quad t_x \quad t_y \quad t_z]^{\mathrm{T}}$$

式中　$\boldsymbol{R}(\boldsymbol{X})$——旋转矩阵,即 $\boldsymbol{R}(\boldsymbol{X}) \in \boldsymbol{SO}(3)$

$\boldsymbol{T}(\boldsymbol{X})$——平移向量　$\boldsymbol{X}$——空间变换变量

θ_x、θ_y、θ_z——沿着三坐标轴的旋转角度

t_x、t_y、t_z——沿着三坐标轴的平移量

这里 c、s 分别表示余弦函数 cos 和正弦函数 sin。

由于测量数据量大,方程(1)的数目远大于问题维数 6,因此有最小二乘问题

$$\min_{\boldsymbol{X} \in \mathbf{R}^6} \sum_{i=1}^{n} \| g(\boldsymbol{X})p_i - q_i \|^2 \tag{3}$$

即常用的最小二乘配准模型。记偏差函数为

$$\varepsilon_i(\boldsymbol{X}) = g(\boldsymbol{X})p_i - q_i = [\varepsilon_i^x(\boldsymbol{X}) \quad \varepsilon_i^y(\boldsymbol{X}) \quad \varepsilon_i^z(\boldsymbol{X})]^{\mathrm{T}} \tag{4}$$

$\varepsilon_i(\boldsymbol{X})$是变换变量 $\boldsymbol{X}$ 的非线性向量函数。模型(3)等价地对待精度不同点的偏差 ε_i,导致配准位姿受大偏差点的影响,偏离理想位姿。如图 1 所示,受大偏差点的影响,满足整体距离平方和最小的配准位姿 line 2 的偏差较大,因此应适当考虑不同点对配准的影响。首先大偏差点可能是制造精度低的点,这些点也有误差要求,也要参与配准;其次,即使允许低精度点不参与配准,事先也无法确定复杂曲面上哪些点是低精度点。利用 M-估计进行配准得到 line 1,可见控制低精度点对配准的影响可以得到更合理的整体配准结果。

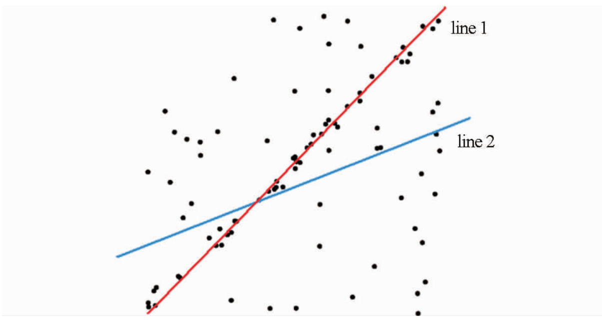

图 1　配准比较

Fig. 1　Comparison of registration methods

2　基于稳健估计的配准方法及其求解

2.1　M-估计子

稳健估计方法很多,其中 Huber[5]提出的 M-估计是一种广义极大似然估计,应用较广泛。根据实际情况可以采用不同的影响函数来代替偏差函数,从而得到不同的优化目标函数。式(5)~(8)给出了常见的几种 M-估计子

$$\rho(t,c) = \begin{cases} \dfrac{1}{2}t^2 & (|t| \leqslant c) \\ c|t| - \dfrac{1}{2}c^2 & (|t| > c) \end{cases} \tag{5}$$

$$\rho(t,c)=\begin{cases}t^2 & (|t|\leqslant c)\\ c^2 & (|t|>c)\end{cases} \tag{6}$$

$$\rho(t,c)=\frac{t^2}{t^2+c^2} \tag{7}$$

$$\rho(t,c)=\begin{cases}\frac{1}{2}t^2 & (|t|<1.5\sigma)\\ |t| & (1.5\sigma\leqslant|t|<2.5\sigma)\\ c & (|t|\geqslant 2.5\sigma)\end{cases} \tag{8}$$

其中，t为偏差函数，σ为其统计均方差，式(5)中通常取$c=2\sigma$；式(6)可以取c为t的阈值；估计式(7)避免了使用分段函数带来的求解困难；式(8)中c为常数，c可依据对大误差数据的抑制程度进行设定。为了直观分析不同M-估计子的变换趋势，给定一组参数值得到估计函数如图2所示。可见，不同M-估计子对不同程度误差数据的抑制作用不同。实际应用中可根据误差情况选择合适的估计子。

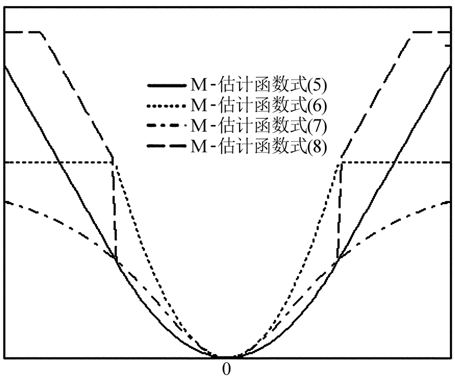

图2 4种M-估计函数

Fig. 2 Four robust functions

2.2 稳健配准及其线性求解

配准问题的M-估计是如下形式的优化问题

$$\min_{X\in\mathbf{R}^6}\sum_{i=1}^{n}\rho(\varepsilon_i(\boldsymbol{X}),c) \tag{9}$$

$\rho(\varepsilon_i(\boldsymbol{X}),c)$是影响向量函数，又叫估计函数，它是配准问题的M-估计子，参数c由经验或者先验估计决定。式(9)可看作3个坐标方向上的多目标优化，其解是变换变量$\boldsymbol{X}$的M-估计。以x方向为例推导其求解方程。令目标函数$\sum_{i=1}^{n}\rho(\varepsilon_i(\boldsymbol{X}),c)$的梯度为零，得

$$\sum_{i=1}^{n}w_i^x\ \nabla\varepsilon_i^x(\boldsymbol{X})\varepsilon_i^x(\boldsymbol{X})=0 \tag{10}$$

其中
$$w_i^x=\frac{\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}\varepsilon_i^x}\rho(\varepsilon_i^x,c)}{\varepsilon_i^x(\boldsymbol{X})}$$

对于估计函数$\rho(t,c)$存在个别点左右导数不相等的情况，利用定义区间的单侧导数代替导数值。式(10)是6元非线性方程组，求解困难，但形式上与加权最小二乘目标函数的梯度形式一致，因此式(9)本质上是一种加权最小二乘算法。为了简化非线性方程组(10)的计算，考虑偏差函数$\varepsilon_i(\boldsymbol{X})$，当变量$\theta_x$、$\theta_y$、$\theta_z$为微小量时，用仿射变换矩阵近似表示旋转

$$\boldsymbol{R}=\begin{bmatrix}1 & -\theta_z & \theta_y\\ \theta_z & 1 & -\theta_x\\ -\theta_y & \theta_x & 1\end{bmatrix} \tag{11}$$

则偏差向量函数为

$$\varepsilon(\boldsymbol{X})=\begin{bmatrix}1 & -\theta_z & \theta_y\\ \theta_z & 1 & -\theta_x\\ -\theta_y & \theta_x & 1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}x^p\\ y^p\\ z^p\end{bmatrix}+\begin{bmatrix}t_x\\ t_y\\ t_z\end{bmatrix}-\begin{bmatrix}x^q\\ y^q\\ z^q\end{bmatrix} \tag{12}$$

将p_i点处的误差ε_i表示成变换变量$\boldsymbol{X}$的线性形式，得

$$\varepsilon_i(\boldsymbol{X})=\begin{bmatrix}\varepsilon_i^x\\ \varepsilon_i^y\\ \varepsilon_i^z\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{\alpha}_i^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{\beta}_i^{\mathrm{T}}\\ \boldsymbol{\gamma}_i^{\mathrm{T}}\end{bmatrix}\boldsymbol{X}+\begin{bmatrix}\Delta x_i\\ \Delta y_i\\ \Delta z_i\end{bmatrix} \tag{13}$$

其中
$$\boldsymbol{\alpha}_i=[0\quad z_i^p\quad -y_i^p\quad 1\quad 0\quad 0]^{\mathrm{T}}$$
$$\boldsymbol{\beta}_i=[-z_i^p\quad 0\quad x_i^p\quad 0\quad 1\quad 0]^{\mathrm{T}}$$
$$\boldsymbol{\gamma}_i=[y_i^p\quad -x_i^p\quad 0\quad 0\quad 0\quad 1]^{\mathrm{T}}$$
$$\Delta x_i=x_i^p-x_i^q\quad \Delta y_i=y_i^p-y_i^q\quad \Delta z_i=z_i^p-z_i^q$$

将$\varepsilon_i^x(\boldsymbol{X})=\boldsymbol{\alpha}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}+\Delta x_i$代入式(10)，得

$$\sum_{i=1}^{n}w_i^x\boldsymbol{\alpha}_i(\boldsymbol{\alpha}_i^{\mathrm{T}}\boldsymbol{X}-\Delta x_i)=0$$

写成矩阵形式

$$\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^x\boldsymbol{A}\boldsymbol{X}=\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^x\Delta\boldsymbol{X} \tag{14}$$

其中
$$\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}=[\alpha_1\quad \alpha_2\quad \cdots\quad \alpha_n]$$
$$\Delta\boldsymbol{X}=[\Delta x_1\quad \Delta x_2\quad \cdots\quad \Delta x_m]^{\mathrm{T}}$$
$$\boldsymbol{W}^x=\mathrm{diag}(w_1^x,\cdots,w_n^x)$$

同理得到y、z方向上的M-估计方程

$$\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^y\boldsymbol{B}\boldsymbol{X}=\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^y\Delta\boldsymbol{Y}$$
$$\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^z\boldsymbol{C}\boldsymbol{X}=\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^z\Delta\boldsymbol{Z}$$

其中
$$\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}=[\beta_1\quad \beta_2\quad \cdots\quad \beta_n]$$
$$\Delta\boldsymbol{Y}=[\Delta y_1\quad \Delta y_2\quad \cdots\quad \Delta y_m]^{\mathrm{T}}$$
$$\boldsymbol{W}^y=\mathrm{diag}(w_1^y,\cdots,w_n^y)$$
$$\boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}=[\gamma_1\quad \gamma_2\quad \cdots\quad \gamma_n]$$
$$\Delta\boldsymbol{Z}=[\Delta z_1\quad \Delta z_2\quad \cdots\quad \Delta z_n]^{\mathrm{T}}$$
$$\boldsymbol{W}^z=\mathrm{diag}(w_1^z,\cdots,w_n^z)$$

$$w_i^y=\frac{\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}\varepsilon_i^y}\rho(\varepsilon_i^y,c)}{\varepsilon_i^y(\boldsymbol{X})}\qquad w_i^z=\frac{\frac{\mathrm{d}}{\mathrm{d}\varepsilon_i^z}\rho(\varepsilon_i^z,c)}{\varepsilon_i^z(\boldsymbol{X})}$$

联立求解方程组

$$\begin{cases} \boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^{x}\boldsymbol{A}\boldsymbol{X} = \boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^{x}\Delta\boldsymbol{X} \\ \boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^{y}\boldsymbol{B}\boldsymbol{X} = \boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^{y}\Delta\boldsymbol{Y} \\ \boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^{z}\boldsymbol{C}\boldsymbol{X} = \boldsymbol{C}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^{z}\Delta\boldsymbol{Z} \end{cases} \tag{15}$$

即可得到变换向量 $\boldsymbol{X}$ 的稳健估计 $\hat{\boldsymbol{X}}$。

2.3　旋转变换矩阵的正交近似

三维旋转矩阵 $\boldsymbol{R}(\boldsymbol{X})$ 用仿射变换矩阵(5)近似表示，无法满足正交性，即 $\boldsymbol{R}(\boldsymbol{X}) \in \boldsymbol{SO}(3)$ 不成立。若在配准迭代过程中直接用矩阵(5)进行变换将导致曲面变形。本节研究由方程组(15)所得仿射变换矩阵(5)的正交近似。

设 $\boldsymbol{M}$ 为已知三阶矩阵，矩阵 F-范数意义下的一般三阶矩阵的正交逼近是优化问题，即

$$\begin{cases} \min\limits_{\boldsymbol{R} \in \mathbf{R}^6} \| \boldsymbol{R} - \boldsymbol{M} \|_F^2 \\ \mathrm{s.\,t.}\ \boldsymbol{R}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R} = \boldsymbol{E} \end{cases} \tag{16}$$

利用 F-范数定义，得

$$\| \boldsymbol{R} - \boldsymbol{M} \|_F^2 = 3 + \mathrm{trace}[\boldsymbol{M}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{M}] - 2\mathrm{trace}[\boldsymbol{R}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{M}]$$

因此式(16)等价于

$$\max_{\boldsymbol{R} \in \mathbf{R}^6} \mathrm{trace}(\boldsymbol{R}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{M}) \tag{17}$$

对矩阵 $\boldsymbol{M}$ 进行奇异值分解，设 $\boldsymbol{M} = \boldsymbol{U}\boldsymbol{S}\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}$，定义正交矩阵 $\boldsymbol{Z} = \boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{U}$，则

$$\mathrm{trace}(\boldsymbol{R}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{M}) = \mathrm{trace}(\boldsymbol{Z}\boldsymbol{S}) = \sum_{i=1}^{3} z_{ii}\sigma_i$$

其中 $\sigma_i (i = 1,2,3)$ 是矩阵 $\boldsymbol{M}$ 的奇异值，因此 $\boldsymbol{R} = \boldsymbol{U}\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}$ 是式(17)的解，故得到一般 3×3 矩阵 $\boldsymbol{M}$ 的正交近似。

单步配准迭代中，由方程组(15)求得如式(5)的仿射矩阵 $\boldsymbol{M}$，再利用 F-范数最小逼近正交旋转矩阵 $\boldsymbol{R}$，即得配准旋转矩阵。

2.4　稳健配准算法步骤

采用三角网格来描述。基于初始位置对应点搜索和仿射变换近似旋转的考虑，稳健配准迭代过程如下：

(1) 三点对齐法进行粗配，得到测量数据集 $\{p_i | i = 1,2,\cdots,n\}$ 的初始位置。

(2) 令 $\boldsymbol{R} = \boldsymbol{I}, \boldsymbol{T} = 0$，设置迭代次数 $k = 0$，给定最大迭代次数和误差要求停止条件。

(3) 用 $k-d$ 树搜索算法找到测量点 p_i 在理论曲面上的对应点 q_i。

(4) 用 2.2 节中给出的线性化求解方法解多目标稳健优化模型(9)，得到旋转矩阵和平移变量 $\boldsymbol{R}^{(k)}$ 和 $\boldsymbol{T}^{(k)}$，并更新 $\boldsymbol{R} = \boldsymbol{R}_k\boldsymbol{R}, \boldsymbol{T} = \boldsymbol{R}_k\boldsymbol{T} + \boldsymbol{T}_k$。

(5) 用 $\boldsymbol{R}^{(k)}$ 和 $\boldsymbol{T}^{(k)}$ 更新测量点坐标，得到新的配准位置，验证配准满足停止条件，停止迭代，转下一步；否则令 $k = k + 1$ 转步骤(3)，继续配准。

(6) 输出配准变换 $\boldsymbol{R}$、$\boldsymbol{T}$ 以及当前误差或者最大迭代次数。

3　实验

为了验证算法的性能，对基于 M-估计子和 F-范数正交逼近策略的稳健配准算法进行 C++ 编程实现，并把它与经典的迭代最近点(ICP)配准算法结果进行比较。用式(5)～(8)列出的 M-估计函数代替偏差函数进行配准，其结果存在一定差异，对于不同的复杂曲面应根据实际情况采用恰当的 M-估计函数来代替偏差函数，从图 2 可以看出 4 种影响函数对低精度数据的抑制作用大小顺序是式(7)、(6)、(8)、(5)，且分段越多越适合复杂情形。最小二乘的影响函数是适用于误差均匀分布情形的。配准实验是在 CPU 2.10 GHz 和 RAM 2.5 GB 的计算机上进行的。

3.1　仿真实验

用立方体 3 个相邻平面进行稳健配准仿真实验，3 个平面分别加上了从低到高不同程度的噪声，随机选取 884 个点模拟测量数据。图 3 中黄色三角网格表示(模拟)测量数据，蓝色网格表示理论上的三平面。图 3a 是未进行空间变换的两模型曲面的实际位姿，基于图 3b 模拟的初始位置分别进行 ICP 配准和本文算法配准，配准结果分别如图 3c 和 3d 所示。容易观察本文配准方法更接近真实位姿。

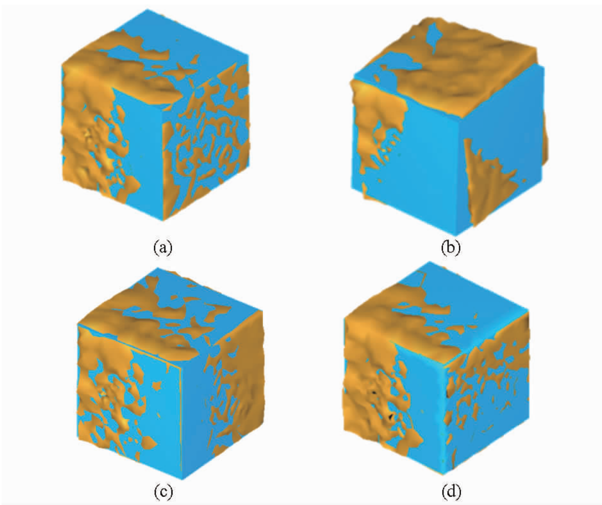

图 3　仿真数据配准实验

Fig. 3　Registration of artificial three surfaces of cube

(a) 真实位姿　(b) 初始位姿

(c) ICP 配准　(d) 稳健配准

3.2　叶片稳健配准实例

本实验选取一个叶片的光学测量数据与其理论模型进行配准。由于制造过程中的变形问题，叶根和叶尖部位与叶身相比制造精度要低，实际配准中这些低精度数据往往影响叶身配准结果。利用三点

法对齐测量数据到理论模型接近的位置,然后再分别基于经典的 ICP 法和本文提出的稳健估计方法进行精确配准。图 4a 是三点粗配准结果,作为本文配准实验的初始位置,可见理论模型与测量模型偏差较明显;图 4b 是 ICP 配准结果;图 4c 是采用本文算法配准的结果。初始位置、最小二乘 ICP 算法和本文配准算法的统计结果如表 1 ~ 3 所示。从实验结果看,本文采用的稳健估计配准与最小二乘 ICP 配准相比,最大误差、平均误差和正负向均方差均比初始位置有了较大改善,且本文算法配准效果有较大优势,能够较稳定地处理刚性配准问题,可以减小或者避免低精度数据对配准结果的影响,提高了配准算法的鲁棒性。另外,本文稳健配准方法的整体均方根误差为 0.223 mm,比 ICP 配准整体均方根误差大,这是因为 ICP 法的配准目标即均方根最小。

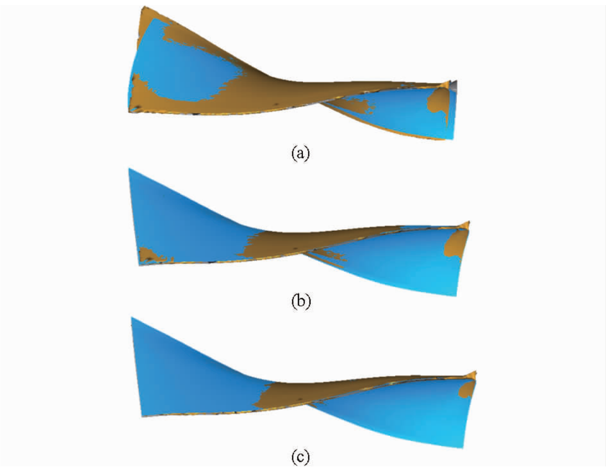

图 4 叶片配准实验

Fig. 4 Registration of blade

(a) 初始位置 (b) ICP 配准 (c) 稳健配准

表 1 最大误差比较

Tab. 1 Comparison of maximum errors mm

最大误差	正向	负向
初始位置	14.673	-14.949
ICP 配准	2.182	-1.156
稳健配准	1.809	-0.758

表 2 平均误差比较

Tab. 2 Comparison of average errors mm

平均误差	正向	负向	绝对值
初始位置	1.056	-0.392	0.940
ICP 配准	0.317	-0.193	0.265
稳健配准	0.200	-0.125	0.176

表 3 均方差比较

Tab. 3 Comparison of mean square errors mm

标准差	正向	负向	绝对值
初始位置	1.474	1.286	1.464
ICP 配准	0.250	0.152	0.181
稳健配准	0.195	0.134	0.223

4 结束语

通过区别对待制造精度不同的曲面在配准中的地位,有效地控制了低精度数据对配准结果的影响程度,得到稳健的配准结果。在旋转量变动较小情况下,通过 Taylor 近似,用线性函数表示高度非线性的偏差函数,在不改变问题维数的前提下简化了问题求解。由于每步迭代只需要求解一个低阶线性方程组,因此求解效率较高。与多数单步配准需要迭代求解变换的精确配准方法不同,本文精确配准的初始位置可以通过三点法粗对齐得到,而无需通过 ICP 配准等得到相对精确初始位置。这是因为单步配准迭代方法不仅需要更好的初始位置保证其迭代收敛性,而且需要通过较好的初始位置来提高整个配准效率。本文求解算法不存在收敛性和效率问题,而且随着配准迭代逐步逼近最佳位置,仿射变换矩阵与旋转矩阵之间的近似程度也越来越高,并最终收敛。在配准步骤(2)中,可根据旋转角的收敛条件设定配准迭代算法的停止条件。

参 考 文 献

1 刘胜兰, 张丽艳, 王晓飞. 一种考虑区域精度差异的模型配准方法[J]. 机械工程学报, 2013, 49(13): 139-144.
Liu Shenglan, Zhang Liyan, Wang Xiaofei. A shape registration method considering the regional difference in precision[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2013, 49(13): 139-144. (in Chinese)

2 Guan G, Lin Y, Shen M. Measurement points registration for hull blocks based on multi-objective optimization[J]. Journal of Information & Computional Science, 2013, 10(8): 2315-2328.

3 谭高山, 张丽艳. 基于最大熵原理的复杂曲面位姿配准技术[J]. 农业机械学报, 2014, 45(7): 300-305.
Tan Gaoshan, Zhang Liyan. Pose registration technology based on the maximum-entropy principle for complex surfaces[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(7): 300-305. (in Chinese)

4 Besl P, McKay N D. A method for registration of 3-d shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2): 239-256.

5 Peter J Huber. Robust estimation of a location parameter[J]. The Annals of Mathematical Statistics, 1964, 35(1): 73-101.

6 周江文. 经典误差理论与抗差估计[J]. 测绘学报, 1989, 18(2): 115-120.
Zhou Jiangwen. Classical theory of errors and robust estimation[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 1989, 18(2): 115-120. (in Chinese)

(下转第 343 页)

87 – 92.
11 Rao A R M. MPI-based parallel finite element approaches for implicit nonlinear dynamic analysis employing sparse PCG solvers [J]. Advances in Engineering Software, 2005, 36(3):181 – 198.
12 Chen P, Zheng D, Sun S, et al. High performance sparse static solver in finite element analyses with loop-unrolling [J]. Advances in Engineering Software,2003, 34(4): 203 – 215.
13 Skogestad J O, Keilegavlen E, Nordbotten J M. Domain decomposition strategies for nonlinear flow problems in porous media[J]. Journal of Computational Physics, 2013, 234: 439 – 451.
14 Kurc O. Workload distribution framework for the parallel solution of large structural models on heterogeneous PC clusters[J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2010, 24(2):151 – 160.
15 Kraus J. Additive Schur complement approximation and application to multilevel preconditioning[J]. Siam Journal on Scientific Computing, 2012, 34(6):A2872 – A2895.
16 Kocak S, Akay H. Parallel Schur complement method for large-scale systems on distributed memory computers[J]. Applied Mathematical Modelling, 2001, 25(10):873 – 886.
17 Carter W T, Law K H. A parallel finite element methods and its prototype implementation on a hypercube[J]. Computer & Structures, 1989, 31(6): 921 – 934.
18 Intel Math Kernel Library—Fastest and most used math library for Intel and compatible processors [EB/OL]. [2014 – 05 – 03]. http://software. intel. com/en-us/intel-mkl/.

(上接第 **364** 页)

7 Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient variants of the ICP algorithm [C]// Proceedings of the Third International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, 2001: 145 – 152.
8 Zhu L, Barhak J, Srivatsan V, et al. Efficient registration for precision inspection of free-form surfaces[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology,2007,32(5 – 6): 505 – 515.
9 Maurer J R, Aboutanos C R, Dawant G B, et al. Registration of 3-D images using weighted geometrical features[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1996,15(6): 836 – 849.
10 Zinsser T, Schnidt H, Niermann J. A refined ICP algorithm for robust 3-D correspondences estimation[C]// Proceedings of International Conference on Image Processing, 2003:695 – 698.
11 Stewart C V, Tsai C L, Roysam B. The dual bootstrap iterative closest point algorithm with application to retinal image registration [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2003, 22(11): 1379 – 1394.
12 Chetverikov D, Stepanov D, Krsek P. Robust Euclidean alignment of 3D point sets: the trimmed iterative closest point algorithm [J]. Image and Vision Computing, 2005, 23: 299 – 309.
13 程云勇，张定华，卜昆，等. 涡轮叶片形状检测中的模型配准控制点集选取[J]. 机械工程学报,2009, 45(11): 240 – 246.
Cheng Yunyong, Zhang Dinghua, Bu Kun, et al. Model registration control point set selection for turbine blade shape inspection [J]. Journal of Mechanical Engineering,2009, 45(11): 240 – 246. (in Chinese)
14 Bing Jian, Baba C Vemuri. Robust point set registration using Gaussian mixture models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(8): 1633 – 1646.
15 Tsin Y, Kanade T. A correlation-based approach to robust point set registration[C]// 8th European Conference on Computer Vision, 2004, 1: 558 – 569.
16 Per Bergstrom, Ove Edlund. Robust registration of point sets using iteratively reweighted least squares[J]. Computational Optimization and Applications, 2014,58(3):543 – 561.

(上接第 **378** 页)

17 苗虎，周玉成，盛振湘，等. 连续平压机热压板升降系统控制算法[J]. 农业机械学报,2014,45(7):333 – 339.
Miao Hu, Zhou Yucheng, Sheng Zhenxiang, et al. Design and application of a control algorithm for hydraulic lifting system of the hot platen in continuous flat press [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014,45(7):333 – 339. (in Chinese)
18 张健，肖兴明. 基于 LabVIEW 的螺旋给料机状态监测与变频调速反馈控制系统设计[J]. 矿山机械,2013,41(6):103 – 106.
Zhang Jian, Xiao Xingming. Design of condition monitoring and frequency conversion speed feedback control system for screw feeder based on LabVIEW [J]. Mining & Processing Equipment, 2013,41(6):103 – 106. (in Chinese)
19 刘宝，宗力，张东兴. 锤片式粉碎机空载运行中锤片的受力及运动状态[J]. 农业工程学报,2011,27(7):123 – 128.
Liu Bao, Zong Li, Zhang Dongxing. Force and motion states of hammer mill at unloaded running [J]. Transactions of the CSAE, 2011,27(7):123 – 128. (in Chinese)
20 陈君梅，赵祚喜，陈嘉琪，等. 水田激光平地机非线性水平控制系统[J]. 农业机械学报, 2014,45(7):79 – 84.
Chen Junmei, Zhao Zuoxi, Chen Jiaqi, et al. Design of nonlinear leveling control system for paddy land leveler [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014,45(7):79 – 84. (in Chinese)