第 5 卷(A 版)　第 9 期
2000 年 9 月

中国图象图形学报
Journal of Image and Graphics

Vol. 5(A), No. 9
Spet. 2000

图象特征点集配准的加权相关迭代算法

罗　纲
(安徽大学特种电视技术研究中心, 合肥　230039)

罗　斌
(安徽大学电子信息科学系, 合肥　230039)

摘　要　图象配准是计算机视觉中目标识别的一种基本方法. 其目的是在待识别图象中寻找与模型图象的最佳匹配. 该文以传统的 Umeyama 点集相关度量为基础, 结合 Procrustes 正规化方法, 通过引入加权矩阵, 以得到新的相关度量函数, 进而提出了一种图象特征点集匹配的新方法, 解决了传统方法要求点集维数相同的缺点. 经过迭代运算, 对存在几何失真, 且维数不同的两点集可得到精确配准. 文中给出的点集配准结果说明, 当两点集维数相同时, 该方法不仅与传统的点集相关法一样, 均可达到精确配准, 而且该方法对维数不同的点集也可实现精确配准.

关键词　图象配准　Procrustes 正规化　相关　迭代算法

中图法分类号: TP391.41　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1006-8961(2000)09-0755-04

Iterative Weighted Correlation Registration Algorithm for Feature Point Sets

LUO Gang
(*Research Center of Special TV Technology of Anhui University, Hefei* 230039)

LUO Bin
(*Electronic Engineering and Information Science Dept. of Anhui university, Hefei* 230039)

Abstract　Image registration is a fundamental object recognition method in computer vision. It aims to find a best match of an object image in an image to be processed. In this paper, we concentrate on image registration from image feature point-sets. A new method is proposed which is based on the conventional correlation measure of two point-sets which was introduced by Umeyama. The traditional Procrustes analysis method is used to normalize the point-sets. The novelty of the proposed method is by introducing a weight matrix into Umeyama´s correlation measure the limitation of the traditional method, which requires the dimensions of both point-sets to be the same, is released. The proposed method can register two point-sets with geometrical distortion and different dimensions. Point-sets registration results are given in the paper. When the dimensions of both point-sets are the same, both of the proposed method and the traditional method work well. But when the dimensions are different, only the proposed method can register point-sets precisely.

Keywords　Image registration, Procrustes normalization, Correlation, Iterative algorithm

0　引　言

数字图象的配准是计算机视觉及图象分析中的一个基本问题[1]. 众所周知, 立体视觉中需要配准多个摄像机从不同角度和位置获取的图象; 运动估计需要配准同一场景不同时间的多幅图象; 图象融合也要配准不同图象源(如 CT、MRI 和 PET 的图象); 目标识别需要配准目标模型与场景中的目标. 也就是说, 很多场合都会遇到图象配准问题.

由于图象间往往存在各种畸变, 因此要进行这种畸变图象的配准, 就需要进行畸变纠正, 目前研究人员针对不同畸变已研制出不同的算法, 其中, 最常见的畸变模型为仿射变换模型[2]. 该模型假设两幅

收稿日期: 1999-11-10; 改回日期: 2000-03-02

图象间存在线性的几何变换关系,应用该模型可配准由于相对位移、尺度及旋转而产生的图象线性畸变;另一类近年来受到关注的是非线性畸变模型,如动态弹性模型[3], Snakes[4],可变形状模板[5]等.非线性畸变模型可解决一类形状易变目标,如人体内脏影象的配准问题.如今,点集匹配方法大致可分为两类:其一是聚类方法,它假设两点集间存在某些几何变换关系,在预先设定的变换范围内,任意选取变换参数对两点集进行计算,然后在产生的参数空间中选取聚类最大的参数为估计的最佳变换参数,如Umeyama提出的最小平方估计方法[6],即利用两点集间的相关度量来确定点集的匹配,但该方法仅适用于两点集点数相同的情况;其二是点集匹配松弛算法,如Ranade的松弛算法[7]和Ogawa的模糊松弛算法[8]等,该方法是通过迭代运算逐步改善匹配精度,从而达到精确配准.本文提出一种新的基于图象特征点集相关运算的加权迭代算法.该方法通过引入加权矩阵,解决了相关匹配算法中要求两点集中点数相同的限制,并结合松弛算法,提高了匹配精度.同时给定两个特征点集

$$\boldsymbol{M} = \{z_1, z_2, \cdots, z_{|M|}\}(p \times |\boldsymbol{M}|)$$

$$\boldsymbol{D} = \{w_1, w_2, \cdots, w_{|D|}\}(p \times |\boldsymbol{D}|)$$

其中,$\boldsymbol{M}$为模型图象特征点集,由$|\boldsymbol{M}|$个特征点组成,$\boldsymbol{D}$为由$|\boldsymbol{D}|$个点组成的数据图象特征点集,p为数据空间维数,通常为2或3.本文的任务是将$\boldsymbol{M}$和$\boldsymbol{D}$进行配准,通过估计形变参数,使两特征点集间的差别极小化.

1 图象特征点集的相关配准——Procrustes正规化处理

线性畸变的特征点集的配准,可用下列Procrustes正规化处理[9]完成.

(1) 两个特征点集的中心位置配准

$\boldsymbol{M}$和$\boldsymbol{D}$的中心位置为

$$\mu_M = E(\boldsymbol{M}) = \frac{1}{|\boldsymbol{M}|}\sum_{i=1}^{|M|} z_i$$

$$\mu_D = E(\boldsymbol{D}) = \frac{1}{|\boldsymbol{D}|}\sum_{j=1}^{|D|} w_i$$

(2) 两个特征点集尺度的配准

为了使两个特征点集的尺度相同,以便于进一步的比较和进行计算配准误差量度,需要对$\boldsymbol{M}$和$\boldsymbol{D}$进行尺度归一化处理,方法是使$\boldsymbol{M}$和$\boldsymbol{D}$各点到其中心μ_M和μ_D的距离之和为1.即

$$d_M = \sum_{i=1}^{|M|} |z_i' - \mu_M| = 1$$

$$d_D = \sum_{j=1}^{|D|} |w_i' - \mu_D| = 1$$

(3) 两个特征点集的相对旋转配准

经中心位置配准和尺度配准后的两个点集$\boldsymbol{M}$和$\boldsymbol{D}$,可进一步用Procrustes正规化技术估计它们的最佳相对旋转角度.假设$\boldsymbol{M}$和$\boldsymbol{D}$分别是经过中心位置和尺度配准后的K个特征点($|\boldsymbol{M}| = |\boldsymbol{D}| = K$)的坐标矩阵,如果$\boldsymbol{DM}^{\mathrm{T}}$的奇异值分解($SVD$)为$\boldsymbol{U}\Delta\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}$,其中$\Delta$为主对角线上元素非正即零的对角阵,$\boldsymbol{U}$和$\boldsymbol{V}$分别为正交阵,那么,配准$\boldsymbol{M}$和$\boldsymbol{D}$的最佳旋转矩阵为$\boldsymbol{VU}^{\mathrm{T}}$.

2 加权相关迭代配准算法

从上节介绍可看出,若$|\boldsymbol{M}| \neq |\boldsymbol{D}|$,则旋转矩阵无法求得,原因是$\boldsymbol{D}(p \times |\boldsymbol{D}|)$和$\boldsymbol{M}^{\mathrm{T}}(|\boldsymbol{M}| \times p)$无法相乘.但需要配准的两个特征点集中,点数不同是很常见的.从模型图象提取的特征点集$\boldsymbol{D}$往往因为特征提取方法的不同,图象尺度的不同,甚至有遮挡等情况而具有不同的点数.$\boldsymbol{DM}^{\mathrm{T}}$实际上是两个点集的相关性度量.本文将加权矩阵$\boldsymbol{W}(|\boldsymbol{D}| \times |\boldsymbol{W}|)$引入到特征点集的相关性度量中,并提出加权相关的概念.通过计算$\boldsymbol{DWM}^{\mathrm{T}}$的奇异值分解$\boldsymbol{UDV}^{\mathrm{T}}$,从而获得两个点集的最佳旋转矩阵$\theta = \boldsymbol{VU}^{\mathrm{T}}$.当$|\boldsymbol{M}| = |\boldsymbol{D}|$时,加权相关配准算法与传统的Procrustes方法相同,但本文方法可处理两个点集点数不同的情况.加权矩阵$\boldsymbol{W}$用如下方法初始化

$$W_{ij}^{(0)} = \frac{1}{|\boldsymbol{M}| \cdot |\boldsymbol{D}|},$$

$$i = 1, 2, \cdots, |\boldsymbol{D}|, j = 1, 2, \cdots, |\boldsymbol{M}|$$

实际上,$\boldsymbol{W}$也可用随机初始化方法或其它初始化方法.但不同初始化方法会影响所得到的配准结果.本文除了引入加权矩阵外,还采用迭代算法来逐步修正加权矩阵,以获得最佳配准结果.具体做法是

$$\boldsymbol{D}^{(n+1)}\boldsymbol{W}^{(n)}\boldsymbol{M}^{\mathrm{T}} = \boldsymbol{U}\Delta\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}$$

其中,$\boldsymbol{W}^{(n)}$为第n次迭代的加权矩阵,$\boldsymbol{D}^{(n+1)}$为$n+1$次迭代配准修改后的数据特征点集.因此,加权相关迭代配准算法可解释如下:第一次奇异值分解的是$\boldsymbol{D}^{(1)}\boldsymbol{W}^{(0)}\boldsymbol{M}^{\mathrm{T}}$,得到第一次迭代的最佳旋转矩阵$\theta^{(0)}$.然后按$\theta^{(0)}$对$\boldsymbol{D}$进行旋转,得到新的配准后的数据

点集 $\boldsymbol{D}^{(2)}$, $\boldsymbol{W}^{(0)}$, 再按通用的 Scott 和 Longuet-Higgins 方法[10]加以修正. 若 $SVD(\boldsymbol{W}^{(0)}) = \boldsymbol{A}\Delta\boldsymbol{B}^{\mathrm{T}}$, 其中, Δ 为主对角线元素非正即零的对角阵, $\boldsymbol{A}$ 和 $\boldsymbol{B}$ 分别为正交阵, 则修正后的加权矩阵为 $\boldsymbol{W}^{(1)} = \boldsymbol{B}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}$. 第二次奇异值分解的是 $\boldsymbol{D}^{(2)}\boldsymbol{W}^{(1)}\boldsymbol{M}^{\mathrm{T}}$, 以得到旋转矩阵 $\theta^{(1)}$, 并且算法按与上述第一次迭代的同样方法对 $\boldsymbol{D}$ 和 $\boldsymbol{W}$ 进行修正. 当加权矩阵 $\boldsymbol{W}$ 的变化小于一很小的预定值时, 则迭代算法结束, 也就是两特征点集得到最佳配准.

3　实验结果

实验中, 首先利用随机数产生器产生一个点列 $\boldsymbol{X}$, $\boldsymbol{X}$ 为有 20 个点的二维坐标阵列, 并通过对 $\boldsymbol{X}$ 进行几何变换得到 20 个点的二维坐标阵列 $\boldsymbol{Y}$. 令 $\boldsymbol{M} = \boldsymbol{X}$, $\boldsymbol{D} = \boldsymbol{Y}$, 且 $\boldsymbol{M}$ 中的点数可通过删除某个或某些点加以控制, 应用本文算法对两个点集进行配准. 配准的精度可用两点集对应点的坐标差的均方根值度量, 令 $N = \min\{|\boldsymbol{M}|, |\boldsymbol{D}|\}$, 则两点集的配准误差为

$$E = \frac{1}{N}\left|\sum_{i=0}^{N}(M_i - D_i)\right|^{1/2}$$

当 $|\boldsymbol{M}| = |\boldsymbol{D}|$ 时, 本文算法能完全配准两个存在几何畸变的点集.

图 1 为原始模型点集和数据点集, 两个点集之间存在几何畸变. 数据点集由模型点集旋转 10°得到. $|\boldsymbol{M}| = 19$, $|\boldsymbol{D}| = 20$. 两点集之间的起始相对位置误差 $E = 6.117$.

图 2 为经过本文方法配准后的结果, 配准后误差 $E = 0.0004$. 图 3 和图 4 分别为当 $|\boldsymbol{M}| = 18$, $|\boldsymbol{D}| = 20$ 时的原始模型点集与数据点集以及配准后的两个点集的空间分布. 其初始误差 $E = 6.117$, 配准后的误差 $E = 0.0133$.

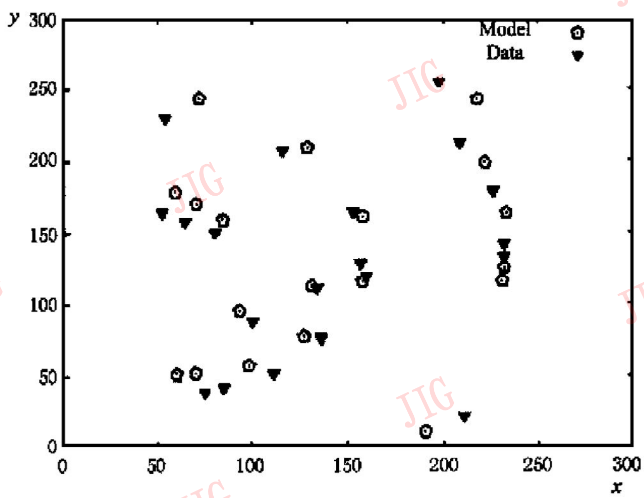

图 1　原始模型点集和数据点集的空间分布

($|\boldsymbol{M}| = 19$, $|\boldsymbol{D}| = 20$, $E = 6.117$)

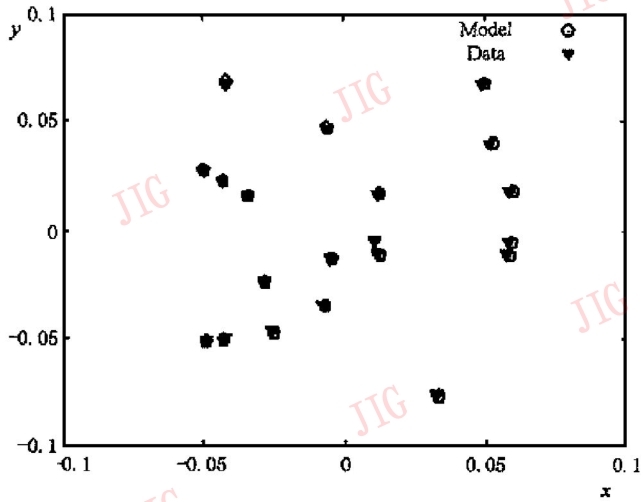

图 2　配准后的模型点集和数据点集的空间分布

($|\boldsymbol{M}| = 19$, $|\boldsymbol{D}| = 20$, $E = 0.0004$)

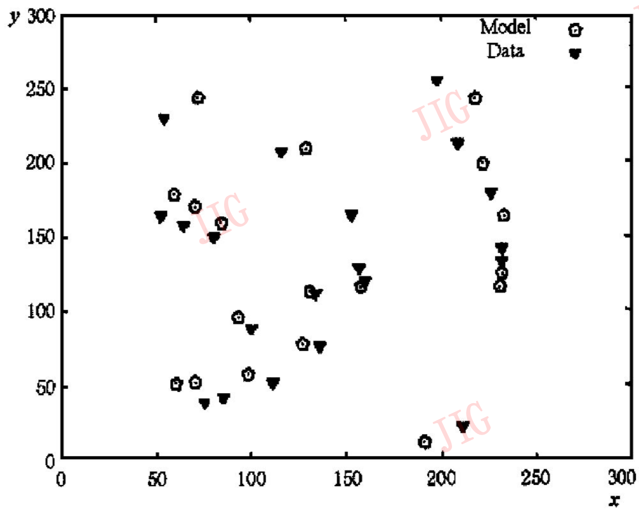

图 3　原始模型点集和数据点集空间分布

($|\boldsymbol{M}| = 18$, $|\boldsymbol{D}| = 20$, $E = 6.117$)

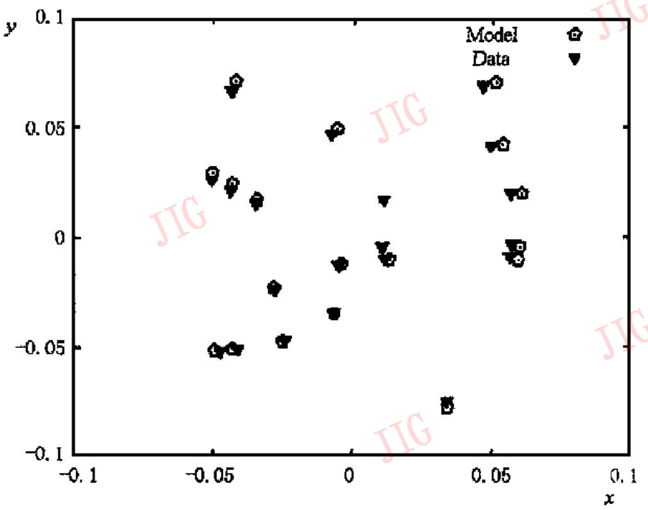

图 4　配准后的模型点集和数据点集的空间分布

($|\boldsymbol{M}| = 18$, $|\boldsymbol{D}| = 20$, $E = 0.0133$)

从实验结果可看出, 本文提出的配准算法除适用于模型点集与数据点集维数相同的情况外, 还适用于$|\boldsymbol{M}| \neq |\boldsymbol{D}|$的情况, 而且该迭代算法可大大减少两点集之间的相对位置误差. 另外, 与直观相吻合的是, 当 $\boldsymbol{M}$ 与 $\boldsymbol{D}$ 的点数差别增大时, 配准的结果误差也会增大, 但仍然能达到较高的配准精度.

4　结　论

本文在传统的 Procrustes 正规化配准方法基础上, 提出了一个新的图象特征点集配准的加权相关算法. 通过引入加权矩阵, 解决了传统方法要求两点集有相同点数的限制. 新的迭代算法还能逐步修正加权矩阵, 以优化几何畸变参数的估计. 实验结果证明该方法是一种更为通用的点集精确配准算法.

参 考 文 献

1 Lisa Gottesfeld Brown. A survey of image registration techniques. ACM Computing surveys, 1992, 24(4): 325~ 376.

2 Feldmar J, Ayache N J Rigid. Affine and locally affine registration of free-form surfaces. International Journal of Computer Vision, 1996, 18(2): 99~ 119.

3 Moshfeghi M, Ranganath S, Nawyn K. Three-dimensional elastic matching of volumes, IEEE Trans. on Image Processing, 1994, 3(2): 128~ 138.

4 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321~ 331.

5 Jain A K, Zhong Y, Lakshmanan S. Object matching using deformable templates. IEEE Trans. on Pattern Recognition and Machine Intelligence, 1996, 18(3): 267~ 278.

6 Umeyama S. Least squares estimation of transformation parameters between point sets. IEEE PAMI, 1991, 13(4): 376~ 380.

7 Bookstein F L. Shape and the information in medical images: a decade of the morphometric synthesis. Computer Vision and Image Understanding, 1997, 66(2): 97~ 118.

8 Scott G L, Longuet-Higgins H C. An algorithm for associating the features of 2 images. Proceedings of the Royal Society of London Series B-Biological, 1991, 244(1309): 21~ 26.

9 Ranade S, Rosenfeld A. Point pattern matching by relaxation. Pattern Recognition, 1980, 12(4): 269~ 275.

10 Ogawa H. Labeled point pattern matching by fuzzy relaxation. Pattern Recognition, 1984, 17(5): 569~ 573.

罗　纲　1965 年生, 1992 年获合肥工业大学机电一体化硕士学位, 现为安徽大学特种电视技术研究中心主任工程师. 主要研究方向为特种工业电视系统研制开发、工业图象处理与分析、计算机图形学及机电一体化产品开发.

罗　斌　1963 年生, 硕士, 安徽大学电子工程与信息科学系教授, 现从事信号与信息处理专业的教学与科研, 主要研究方向为计算机视觉和医学图象及工业图象处理分析、计算机图形学和模式识别.