

# 基于 Murkowski 距离连续的非刚体三维运动恢复算法研究

李学相<sup>1</sup> 安学庆<sup>2</sup>

(郑州大学软件技术学院 郑州 450002)<sup>1</sup> (郑州大学数学系 郑州 450002)<sup>2</sup>

**摘要** 现有的非刚体三维运动重建算法很难根据不同的场景、不同的非刚体来寻找不同的形状基,这种情况对重建过程产生了很大的影响,造成模型失真。为了解决这一问题,提出一种基于 Murkowski 距离连续的非刚体三维运动恢复算法,该算法根据在高速分解的图像序列中帧与帧之间的运动参数与特征点位移变化都呈现连续平缓的物理特性,在 Murkowski 距离约束的情况下,将运动结构参数通过非线性优化的方法来进行求解,最终得到非刚体的三维运动结构,并且通过仿真实验,验证了它的可行。

**关键词** 非刚体, Murkowski 距离, 三维运动重建, 非线性优化

**中图分类号** TP391.9 **文献标识码** A

## Based on the Distance of the Rigid Body Murkowski for 3D Movement Recovery Algorithm Research

LI Xue-xiang<sup>1</sup> AN Xue-qing<sup>2</sup>

(Software Technology School, Zhengzhou University, Zhengzhou 450002, China)<sup>1</sup>

(Department of Mathematics, Zhengzhou University, Zhengzhou 450002, China)<sup>2</sup>

**Abstract** The existing non rigid body three dimensional motion reconstruction algorithm is difficult to find different shapes according to different scene and different non rigid body mus, and this kind of situation will exert great influence on the reconstruction process, cause model distortion. In order to solve this problem, this paper put forward a murkowski distance based continuous non rigid body three dimensional movement recovery algorithm, which presents continuous physical characteristics on the decomposition of image sequence of frame and frame between the movement parameters and feature point displacement change. Using the physical characteristics will solve motion structure parameter in Murkowski range bound through the nonlinear optimization method, and get the non rigid body 3D motion structure, and the experiment shows that simulation verification results are feasible.

**Keywords** Non-rigid, Murkowski distance, Three-dimensional motion reconstruction, Non-linear optimization

以运动图像序列进行非刚体三维重建的研究成果可以应用在医学分析领域,如人体内部器官的运动规律、器官的异常诊断与分析研究等,这为医学的研究人员带来了更为直观的观测方法。另外在军事领域三维运动重建领域也发挥着极大的作用,比如对导弹的运行轨迹跟踪、战斗机与直升机的运行轨迹的监测、军事机器人的侦查路线跟踪等<sup>[1]</sup>。到目前为止,从动态图像序列中恢复非刚体的三维运动状态的研究已经取得了快速的发展,这些科研成果已经很好地应用在了上面所讨论的各个社会领域。Tomasi and Kanade<sup>[2]</sup>首次提出了因式分解法,这种方法的主要思想是:在秩约束的条件下,将二维的测量矩阵通过奇异值分解的方法分解为旋转矩阵和模型矩阵。他们提出的方法主要应用在正交投影模型下,这就限制了这种算法的使用空间。之后 Poelman and Kanade<sup>[3]</sup>把它推广到类透视和弱透视投影模型下。这些方法只能针对静态场景下的刚性物体,然而现实世界中很多物体是非刚性、动态的。于是 Bregler 等人<sup>[4]</sup>第一次提出了一种基于非刚体的运

动恢复算法,他们假设非刚体的三维运动模型是一系列线性形状基的线性加权组合。近几年, Xiao 等人<sup>[5]</sup>指出只在正交约束下,可能会造成结果的歧义性,并引进了基约束来解决这种歧义性,但在实际应用中我们无法自动选择模型基。Akhter 等人<sup>[6]</sup>最近还提出了一种在轨迹空间内进行非刚体运动恢复的算法。

现有的算法大部分都基于在仿射摄像机模型下恢复物体的三维结构和运动信息,并且以非刚体是一定数目的刚性形状基的加权线性组合这一思想为基础。而世上万物种类繁多、形态各异,不同的非刚体用来表示其形态的形状基及其数目也有所不同。这就使现有的非刚体运动重建算法适用性变得很差,它们只能适用于某些特定的应用场合,对象改变后必须重新考虑算法的一些关键因素与形状基模型,否则算法便会失效。为了寻找能描述所有的非刚体的一致运动状态模型提出了一种根据非刚体运动时的物理特性来构造非刚体的一致形态模型的算法。使用基于这种算法构造出的

到稿日期:2012-02-25 返修日期:2012-05-01 本文受国家高技术研究发展计划(2007AA010408),河南省自然科学基金项目(0311010500)资助。

李学相(1965—),男,博士,副教授,主要研究方向为计算机软件与理论, E-mail: lxx@zzu.edu.cn; 安学庆(1964—),女,硕士,副教授,主要研究方向为计算数学。

Murkowski 距离约束构造一个非线性的函数作为非线性优化的目标函数。采取 Lederberg-Marquardt 的非线性优化方法来求取非刚体的结构矩阵和运动矩阵。Lederberg-Marquardt 方法是最广泛使用的最小化的优化方法,这种优化方法由于对处理大规模的矩阵块有很多优点,又同时兼具梯度法和牛顿法的优点,因此广泛应用于计算机视觉和摄影测量学中。最后使用特征点标注的方法对几组图像序列进行了实验,实验效果明显。

## 1 三维投影变换与结构参数矩阵

已知由各帧图像的特征点  $\begin{bmatrix} u_{ij} \\ v_{ij} \end{bmatrix} i=1, \dots, F$  组成的测量矩阵  $W_{2F \times P}$  ( $F$  为图像帧数,  $P$  为一帧图像的特征点数) 可以证明世界坐标系的任何一点经过以下两个变换都能转换为投影平面上的点  $p(u, v)$ : 首先是世界坐标系中的  $p_w(x_w, y_w, z_w)$  通过旋转和平移变换得到该点在摄像机下的摄像机坐标  $p_c(x_c, y_c, z_c)$ 。其中  $Q$  为旋转变换矩阵,  $T$  为平移变换矩阵。其次是通过摄像机的变换矩阵将摄像机坐标下的点  $p_c(x_c, y_c, z_c)$  投影为投影平面上的点, 用  $P(u, v)$  表示, 其中  $R$  表示摄像机旋转矩阵。

$$\begin{bmatrix} U \\ V \end{bmatrix} = R \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} = R \left[ Q \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix} - T \right] \quad (1)$$

现在要解决的问题是: 给定一些非刚体目标物的二维图像上的特征点数据, 求得上面的 3 个变换矩阵  $Q, R, T$ , 这就是所谓的根据运动图像序列来进行非刚体三维运动重建的思想。正则化投影约束条件不足以用来求变换矩阵的确定解, 并为三维运动重建问题增加了形状基约束。在弱透视投影条件下, 由于通过同时强化旋转矩阵约束和形状基约束实现了非刚体形状和运动恢复问题的闭合形式的求解方法, 这样研究者们先计算初始运动规律和结构参数, 然后用最小误差和最大的似然估计的方法对参数进行优化求解, 优化后计算的结果即为非刚体的运动和结构参数。

Bill Trigs<sup>[6]</sup> 等人曾经指出的非线性 L-M (Lieberberg-Marquardt) 优化模式能为计算机视觉中运动结构参数提供快速收敛的正则化方法。这种方法在计算机视觉中被称为光束平差法或者是摄影测量法, 它主要提供了一种最小化的估计。这种估计的误差噪声是符合高斯分布的, 本文正是基于这样的优化闭合求解的方法, 将非刚体在运动过程中帧与帧之间的物理连续性约束引入到 Murkowski 距离最小化的约束中求出  $Q, R, T$  3 个变换矩阵。

## 2 Murkowski 距离与目标约束

### 2.1 非刚体运动中的 Murkowski 距离

非刚体运动过程中帧与帧之间的距离变化处在欧式空间中, 在欧式空间中距离变化之间的衡量有多种方法, Murkowski 距离是欧几里德距离与曼哈顿距离的推广, 定义如下:

设  $i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ ,  $j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jn})$  是两个  $n$  维的数据向量, 在非刚体运动过程中  $n=3$ , 这样就可以将距离的测量引入到以下的 Murkowski 距离公式。

$$d(i, j) = \left( \sum_{k=1}^n (\omega_k (x_{ik} - x_{jk})^p) \right)^{1/p} \quad (2)$$

式中,  $p$  是一个正整数。显然,  $p=1$  时, 它表示曼哈顿距离;  $p=2$  时, 它表示欧几里德距离, 另外为每一个变量赋予一个权重。设已知的二维图像序列的特征点  $\begin{bmatrix} u_{ij} \\ v_{ij} \end{bmatrix} i=1, \dots, F$  组成

$$\text{的测量矩阵 } W_{2F \times P} \begin{bmatrix} u_{11} & \dots & u_{1P} \\ v_{11} & \dots & v_{1P} \\ \dots & \dots & \dots \\ u_{F1} & \dots & u_{FP} \\ v_{F1} & \dots & v_{FP} \end{bmatrix}$$

( $F$  为图像帧数,  $P$  为图像的特征点数), 则非刚体的第  $j$  个特征点在第  $i$  帧与第  $i-1$  帧之间的距离差用 Murkowski 距离表示如下:

$$d_j = \sum_{i=1}^F \omega_k \left( \left( \begin{bmatrix} u_{ij} \\ v_{ij} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} u_{i-1j} \\ v_{i-1j} \end{bmatrix} \right)^p \right)^{1/p} \quad (3)$$

式中,  $d_j$  表示每个特征点在三维帧坐标之间的位置变化,  $\omega_k$  是 3 个坐标的位置权重系数, 在非线性优化的过程中这样的系数变化将直接影响优化的结果。本文在实验仿真过程中得到了很好的验证。

在式(1)中, 旋转矩阵  $Q$  与平移矩阵  $T$  在整个非刚体运动变化图像的帧与帧之间的参数变化也是连续平滑的。这样的约束也可以加到非线性优化中, 并且随着优化的效果随时对其进行调整, 本文分别将 Murkowski 距离表示后的旋转矩阵与平移矩阵的描述称为  $Q_i'$  和  $T_i'$ 。

$$Q_i' = \sum_{j=1}^P \omega_j \left( \left( \begin{bmatrix} Q_{xij} \\ Q_{yij} \\ Q_{zij} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} Q_{xi-1j} \\ Q_{yi-1j} \\ Q_{zi-1j} \end{bmatrix} \right)^p \right)^{1/p} \quad (4)$$

$$T_i' = \sum_{j=1}^P \omega_j \left( \left( \begin{bmatrix} T_{xij} \\ T_{yij} \\ T_{zij} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} T_{xi-1j} \\ T_{yi-1j} \\ T_{zi-1j} \end{bmatrix} \right)^p \right)^{1/p} \quad (5)$$

上述的 3 个 Murkowski 距离作为非刚体运动变化的物理规律描述依据, 在非刚体运动参数结构矩阵的闭合求解中将作为一系列的目标函数的约束。

### 2.2 目标函数的约束构造

假设一帧图像中的第  $j$  个特征点在第  $i$  帧的三维坐标为

$$\begin{bmatrix} x_{ij} \\ y_{ij} \\ z_{ij} \end{bmatrix}, \text{ 经过式(6)的投影变换以后得到该点的二维坐标为:}$$

$$\begin{bmatrix} u_{ij} \\ v_{ij} \end{bmatrix} = R \left[ Q_i \begin{bmatrix} x_{ij} \\ y_{ij} \\ z_{ij} \end{bmatrix} + T_i \right] \quad (6)$$

这样将每个特征点都经过形如式(6)的变化以后,

$\begin{bmatrix} u_{ij} \\ v_{ij} \end{bmatrix} i=1, \dots, F$  就是所有的特征点的二维坐标, 它与测量

矩阵的误差的 Murkowski 距离可以构成非线性优化中目标函数的最小化的一个部分, 如式(7)所示:

$$derr_j = \sum_{i=1}^F \omega_i \left( \left( \begin{bmatrix} u_{ij} \\ v_{ij} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} u'_{ij} \\ v'_{ij} \end{bmatrix} \right)^p \right)^{1/p} \\ = \sum_{i=1}^F \left( \left( R \left[ Q_i \begin{bmatrix} x_{ij} \\ y_{ij} \\ z_{ij} \end{bmatrix} + T_i \right] - \begin{bmatrix} u'_{ij} \\ v'_{ij} \end{bmatrix} \right)^p \right)^{1/p} \quad (7)$$

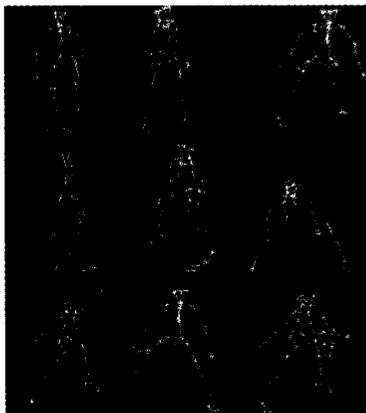
经过以上的物理约束讨论后,针对每个特征点的三维估计坐标进行恢复,在每次恢复的过程中将旋转矩阵、平移矩阵和三维坐标作为未知量,将测量矩阵作为已知量,上述讨论的各个约束作为目标函数的主体部分,如式(8)所示:

$$F\left(Q, R, \begin{bmatrix} x_j \\ y_j \\ z_j \end{bmatrix}\right) = \sum_{i=1}^F w_i ([derr_{ij} + Q_i' + T_i']^p)^{1/p} \quad (8)$$

### 3 实验结果及分析

在实验中使用“SONY HDR-XR150E-400 megapixels”高速拍摄相机获取图像,该相机为420万像素,可以精确地提取这些特征点的坐标。大约拍摄的人体变化为10s,然后使用专业的图像抓取软件共获取了120帧图像,这样大约每秒可以抓取12张图片。第三步,使用matlab7.1数学计算软件将每一帧的这些特征点的二维坐标提取出来,以描述一个人打篮球的三维运动过程,该数据包括300帧的图像,全身共提取了41个特征点的数据,基本上覆盖了做运动各个过程中身体各个变化的程度,这些图像基本上反映了人体在大型运动中较重要的运动特征点,如手臂与小腿这些部分在三维运动过程中的运动情况。本文从整个图像序列中抽取一些帧来代表,分别是第50帧、第100帧、第150帧,然后分别从正面、侧面和斜度为45度的角度观察各组的重建效果。

为了验证本文算法的实验效果,选取了一个人在不同运动场景下的三维运动恢复,此人运动幅度有大有小,运动较为丰富,能够涵盖常规的动作,手臂和下肢都有较为明显的运动轨迹。三维运动恢复的重建结果如图1所示。图2是在整个实验过程中,根据不同的初始值与权重系数的变化调整展示的描述旋转矩阵在整个非刚体运动过程的变化,图2可见整个参数变化呈现一种平缓光滑的趋势。



(第50帧) (第100帧) (第150帧)

图1 人体运动过程不同角度的展示

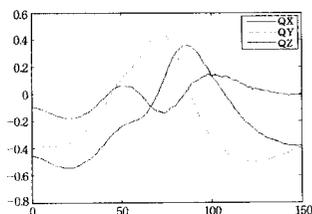


图2 在人运动过程中旋转矩阵3个元素的变化情况

图3描述了在非刚体运动过程中,整个平移矩阵的变化趋势,在150帧图像序列中平移矩阵分别在x、y、z3个坐标的变化中呈现一种变化平缓且连续的特性,整个坐标的变化趋势大体一致,符合非刚体的运动参数连续的情形。

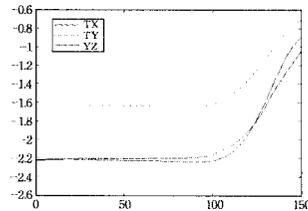


图3 在人体运动过程中平移矩阵3个元素的变化情况  
误差分析结果如表1所列。

表1 各种算法的反投影误差对比

试验方法	传统分解法	因式分解法	传统迭代法	本文算法
反投影误差(%)	6.42	3.75	0.27	0.19

通过误差统计结果可以看出,本文提出的方法在误差上取到较好的效果,要优于传统的三维动态重建算法。

**结束语** 本文介绍了一种基于Murkowski距离变化的方法来进行非刚体的三维运动重建,抛弃了现在存在的非刚体是一定数量的线性形状基的线性组合这一思想。基于非刚体运动的物理平滑连续性,构造了目标函数的参数求解闭合方法,提出了一系列在目标函数中的约束,实验证明本文的方法效果显著。由于本文只是在所有特征点完全已知的情况下的研究,因此后续工作主要研究在部分特征点缺失的情况下如何应用此算法。

### 参考文献

- [1] 李宁,徐守坤.自适应语音识别算法仿真研究[J].计算机仿真,2011(8):181-185
- [2] Tomasi C,Kanade T. Shape and motion from image streams under orthography[J]. A factorization method, IJCV,1992,9:137-154
- [3] Poelman, Fisker R, et al. Robust factorization[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), 2002, 24 (9):1215-1225
- [4] Bregler. Self-calibration of a stereo rig using monocular epipolar geometries[J]. Pattern Recognition,2003,40(10):2716-2729
- [5] Xiao Z,Ramesh V, et al. Error characterization of the factorization method[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2001,82(2):110-137
- [6] Akhter H, Fisker R, et al. Robust factorization[J]. IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence (PAMI), 2002, 24 (9):1215-1225
- [7] Triggs B. A factorization based algorithm for multi-image projective structure and motion[C]//Proc. Second European Conference on Computer Vision,1996,709-720
- [8] Lou Jian-guang, Liu Qi-feng, Tan Tie-niu, et al. 3D Model Based Visual Traffic Surveillance[J]. Acta Automatica Sinica,2009,29 (3):434-449