

基于外点检测与校正的填充射影分解算法

徐 炯, 王 庆

(西北工业大学计算机学院, 西安 710129)

摘 要: 针对三维重构中存在的缺失数据与遮挡问题, 提出可处理缺失数据的填充射影分解算法, 利用子空间约束与对极几何约束进行矩阵拟合并填充缺失数据, 通过奇异值分解得到射影运动与结构参数。为克服该算法对噪声和外点的敏感性, 结合 RANSAC 算法和三角形法对其进行外点检测与校正。实验结果表明, 加入外点校正后的算法可提高射影重构的鲁棒性, 降低误差, 具有较高的实用价值。

关键词: 射影重构; 因式分解; 外点检测与校正

Filling Projective Decomposition Algorithm Based on Exterior Point Detection and Correction

XU Jiong, WANG Qing

(School of Computer Science and Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710129)

【Abstract】 Aiming at the problems of data missing and occlusions in 3D reconstruction, this paper proposes a filling projective decomposition algorithm which can handle missing data. Sub-space and epipolar constraints are used to fit the measurement matrix and fill the missing data. The projective motion and structure are recovered by Singular Value Decomposition(SVD). To solve the problem that the method is sensitive to noise and exterior point, RANSAC algorithm and triangulation algorithm are employed to detect and correct the exterior point. Experimental results indicate that the algorithm can strengthen the robustness and reduce error for projective reconstruction through correcting the exterior point, and it has great application value.

【Key words】 projective reconstruction; factorization; exterior point detection and correction

1 概述

利用多幅未标定图像进行三维重构是当前视觉领域的研究热点之一。较为通用的方法是分层求解, 首先估计射影结构参数, 再通过摄像机标定进一步得到度量重构。射影重构包含多种方法, 如基于基本矩阵或三氏张量的方法、基于因式分解^[1-2]的方法以及捆集调整^[3]等。其中, 第1种方法比较灵活, 适合进行增量重构, 但对数据可能存在处理不平衡的情况; 第2种方法可以同时且平衡处理所有数据, 但数据若有缺失会使一般方法失效; 第3种方法需要较好的初始值, 一般用于重构的最后一步以得到更加精确的结果。

在理想条件下, 对测量矩阵进行奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)可直接得到最优解。然而, 一方面, 真实拍摄环境中由于遮挡、光照或者超出视图等原因, 某些特征点不是在所有图像中都可见, 造成测量矩阵不完整, 无法直接利用奇异值分解。另一方面, 现实世界中存在噪声及一些错误数据, 如错误匹配点(外点)会严重影响射影重构的结果。本文利用子空间约束对缺失数据进行填充, 并结合对极几何约束、RANSAC 算法以及三角形法去除并校正原始数据中的错误匹配点, 能得到更加精确的重构结果。

2 问题定义

假设三维点个数为 n , 图像数量为 m 。目标是从图像测量数据中恢复三维结构与运动参数。令 X_p 表示三维空间点的齐次坐标, P^i 为摄像机投影矩阵, x_p^i 表示图像测量点的齐次

坐标。由于存在遮挡, 对应某些 i 和 p , x_p^i 是未知的。

由基本投影方程可知, x_p^i 与 X_p 的投影之间可相差一个尺度因子 λ_p^i , 即

$$\lambda_p^i x_p^i = P^i X_p \quad (1)$$

其中, λ_p^i 定义为射影深度。

所有投影点可联合表示为

$$\underbrace{\begin{bmatrix} \lambda_1^1 x_1^1 & \lambda_1^2 x_1^2 & \cdots & \lambda_1^n x_1^n \\ * & \lambda_2^2 x_2^2 & \cdots & * \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \lambda_1^m x_1^m & * & \cdots & \lambda_n^m x_n^m \end{bmatrix}}_S = \underbrace{\begin{bmatrix} P^1 \\ P^2 \\ \vdots \\ P^m \end{bmatrix}}_P \underbrace{\begin{bmatrix} X_1 & X_2 & \cdots & X_n \end{bmatrix}}_X \quad (2)$$

其中, “*” 表示未知元素; $\begin{bmatrix} x_p^i \end{bmatrix}_{3m \times n}$ 称为测量矩阵 M ; S 为缩放测量矩阵; P 和 X 的维数分别为 $3m \times 4$ 与 $4 \times n$ 。可以看出, S 并不是一个满秩矩阵, 其秩为 4。

3 可处理缺失数据的填充射影分解算法

本文在 Martinec 和 Pajdla 的射影分解算法^[4]基础上进行

基金项目: 国家“863”计划基金资助项目(2007AA01Z314); 国家自然科学基金资助项目(60873085); 新世纪优秀人才支持计划基金资助项目(NCET-06-0882)

作者简介: 徐 炯(1987—), 男, 硕士研究生, 主研方向: 图像处理, 计算机视觉; 王 庆, 教授、博士生导师

收稿日期: 2010-03-10 **E-mail:** chuanfengyijian@163.com

研究。

3.1 射影深度估计

利用对极几何约束, 令 F_{ij} 为第 i 幅与第 j 幅图像对应的基本矩阵, e_{ij} 为对应极点, 2 幅图像中存在点对应关系 $[x_p^i, x_p^j]$, 通过式(3)、式(4)计算射影深度(见式(5))^[4]:

$$F_{ij}^T x_p^j \lambda_p^i = (e_{ij} \times x_p^i) \lambda_p^i \quad (3)$$

$$(F_{ij}^T x_p^j) \cdot (e_{ij} \times x_p^i) \lambda_p^i = (e_{ij} \times x_p^i) \cdot (e_{ij} \times x_p^i) \lambda_p^i \quad (4)$$

$$\frac{(F_{ij}^T x_p^j) \cdot (e_{ij} \times x_p^i)}{\|e_{ij} \times x_p^i\|^2} \lambda_p^i = \frac{(e_{ij} \times x_p^i) \cdot (e_{ij} \times x_p^i)}{\|e_{ij} \times x_p^i\|^2} \lambda_p^i = \lambda_p^i \quad (5)$$

3.2 缺失点填充

由于 S 的秩为 4, 因此恢复遮挡点实质上是寻找一个秩为 4 的完整矩阵 \tilde{S} 拟合 S , 即寻找由 S 的列向量生成的线性空间的基^[5]。

S 的每个完整列生成 \mathbb{R}^{3m} 的一个一维子空间, 而不完整列生成的子空间 V 如下: 用任意实数 c 替换列中的未知元素, V 为包含其生成的所有一维子空间的最小线性空间。令 B 表示 \tilde{S} 的列生成的空间, B_i 表示 S 的第 i 列四元组的生成子空间, 四元组中各列的已知元素必须线性独立。由于 B 包含于每个 B_i 中, 因此 $B \subseteq \bigcap_{i \in T} B_i$ 。当列四元组数足够多时, 可求得四维线性空间 B , S 的缺失数据即可填充。

由于真实数据中存在噪声, 因此只能寻找最接近 B_i 的 B , 使已知元素的误差平方和最小。根据 De Morgan 规则得到:

$$\bigcap_{i \in T} B_i = (\text{Span}_{i \in T} B_i^\perp)^\perp \quad (6)$$

其中, “ \perp ” 表示线性空间的补集, 利用奇异值分解得到:

$$B_i = S_i V_i D_i^T \quad (7)$$

B_i^\perp 即为 S_i 的最后 4 列, 有

$$\text{Span}_{i \in T} B_i^\perp = [B_1^\perp B_2^\perp \dots B_z^\perp] \quad (8)$$

再利用奇异值分解得到:

$$[B_1^\perp B_2^\perp \dots B_z^\perp] = \text{SVD}^T \quad (9)$$

其中, z 为 T 的基数, 最终得到 B 为 S 的后 4 列。

3.3 可处理遮挡点的射影重构

在进行射影深度估计后, S 中仍然包含一些射影深度未知的测量点, 若能利用这些点则会有以下优势^[4]: (1)在算法迭代过程中利用了更多的有用信息, 可减少迭代步数; (2)能够恢复更多场景结构。因此, 对 3.2 节的填充方法进行扩展, 如图 1 所示。

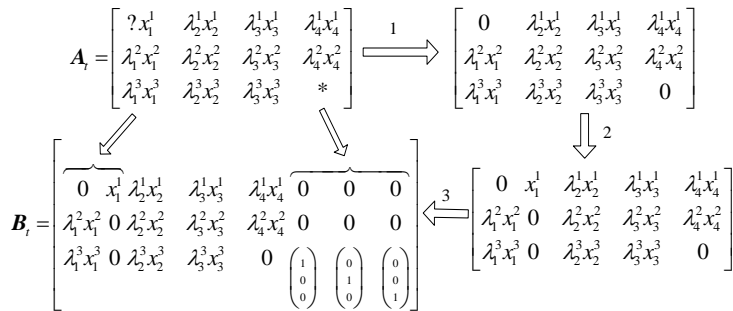


图 1 将初始列四元组 A_i 转化为 B_i 的过程

最终射影分解算法如下:

Step1 估计射影深度;

Step2 随机挑选符合条件的列四元组, 寻找拟合矩阵;

Step3 填充缺失点;

Step4 若 S 已经完整或者无法填充新的元素, 结束; 否则转 Step1。

4 外点检测与校正

上述填充射影分解算法对噪声与错误数据很敏感, 当测量矩阵中存在外点时, 将会极大影响重构的准确度与稳定性。本文提出一种使用 RANSAC 的外点校正方法, 以提高算法的鲁棒性。

4.1 外点检测

因为在双视图中确定重投影图像点是否为内点存在不确定性, 所以外点检测需要 3 幅或 3 幅以上的图像。在三视图或更多视图条件下, 首先利用三角形法得到三维结构, 通过比较图像测量点与重投影点判断对应图像点是否为内点。当图像点与其重投影点的距离足够小时(通常小于一个像素), 该点属于内点, 否则属于外点。

4.2 外点校正

通常将检测到的外点直接从输入数据中去除, 这样能减少输入数据。为得到更加精确可靠的重构结果, 需要尽可能利用已知信息, 将某些外点转化为内点^[6]。

通过三角形法从匹配点计算三维结构点 X 。如果 X 在第 3 台摄像机的投影点与测量点距离较大, 则为错误匹配。然而如果 X 在第 1 幅与第 2 幅图像的重投影误差都很小, 即 $x^{(1)}$ 与 $x^{(2)}$ 内点, 仅 $x^{(3)}$ 为外点, 此时可以用 X 在第 3 幅图像的重投影点 $\hat{x}^{(3)}$ 替换 $x^{(3)}$ 达到校正目的。

定义虚假外点为错误匹配关系中的正确匹配点, 真正外点为错误匹配点。外点检测与校正具体步骤如下:

(1)寻找初始正确匹配关系;

对于每个匹配关系:

1)计算在所有视图中的可见点数;

2)计算满足对极几何关系的点数;

3)若 1), 2)满足阈值, 则置为初始正确匹配;

(2)利用射影分解对正确匹配集合进行射影重构;

(3)从错误匹配中选取 2 个样本点;

(4)利用三角形法从选取的样本点计算三维结构参数;

(5)对每个未选取点:

1)从对应匹配中选取新点;

2)计算重投影误差;

3)若该点满足阈值, 则将其存为虚假外点;

(6)若迭代步数达到指定值, 转(7), 否则转(3);

(7)保存虚假外点数最多的情况;

(8)从虚假外点中计算结构参数;

(9)如果虚假外点数大于真正外点数, 则将真正外点校正, 同时将匹配置为正确匹配;

(10)对每个初始正确匹配:

1)计算每个对应点的重投影误差;

2)若不满足阈值, 则置为遮挡点;

(11)最后进行一次射影重构。

5 实验结果分析

5.1 简单数据实验

喷泉数据图像(见图 2)共 3 幅, 每幅包含 20 个特征点, 其中, 白色圆点表示手工提取的特征点。图像大小为 933×598。由于图像点较少, 因此可以直观地对结果进行对比与分析。



(a)图像 1 (b)图像 2 (c)图像 3

图 2 喷泉数据图像

喷泉数据的三维重构结果、存在外点的三维重构结果如图 3、图 4 所示。

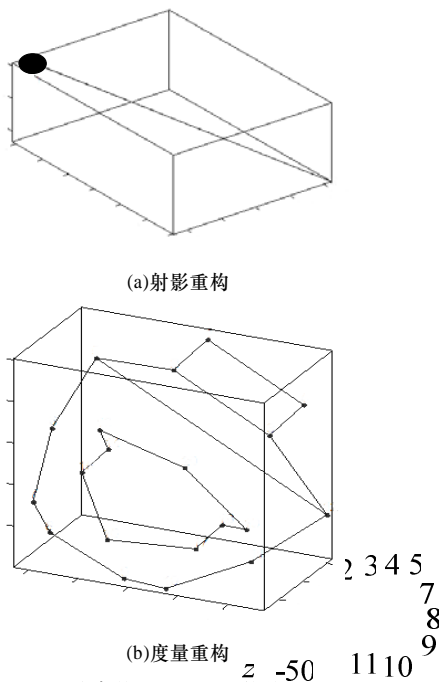


图 3 喷泉数据的三维重构结果

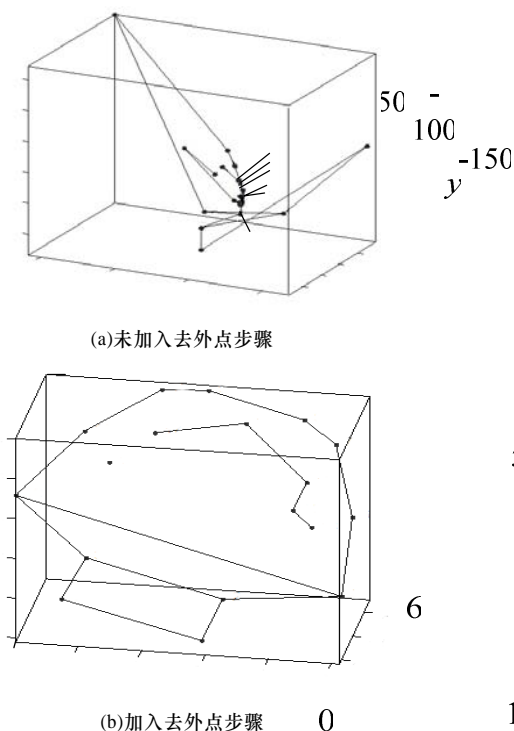


图 4 喷泉数据存在外点的三维重构结果

喷泉数据中并不存在遮挡情况，通过随机将部分特征点置空进行遮挡模拟。为验证填充算法的正确性，将遮挡点填

充值与原有真实数据进行比较，并与非遮挡点的误差值进行对比。通过设置模拟遮挡点的数量分析缺失数据对重构结果的影响，如表 1 所示。为减小随机性的干扰，将整个过程执行 10 次取平均值。

表 1 遮挡点数与缺失点数的关系

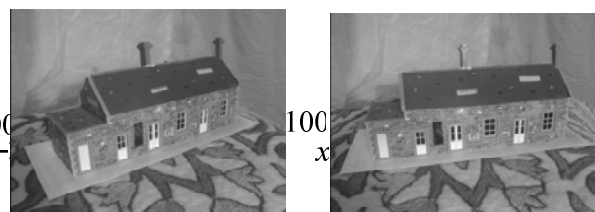
缺失点数	遮挡点与真实数据的平均误差/像素	非遮挡点与真实数据的平均误差/像素	射影重构平均误差/像素
0	-	0.594 6	0.594 6
3	0.671 0	0.593 3	0.602 5
5	0.647 2	0.640 0	0.669 0
7	0.619 4	0.648 0	0.661 2
9	0.782 0	0.625 9	0.669 0
11	0.923 7	0.713 4	0.781 5
15	1.711 0	0.914 2	1.210 7
20	8.821 4	8.692 8	10.217 3

从表 1 可以看出，当缺失点数在 0~11 时，各部分的误差数量级是相同的，始终保持在 1 个像素以内。对比遮挡点误差与非遮挡点误差，两者有微小差别，验证了本文算法的可靠性。当缺失点大于 15 时，由于未遮挡数据已无法提供足够的约束，因此各部分误差较大。若缺失点进一步增加，则将无法进行三维重构。

在测量矩阵中人工随机加入数量不定的外点，图 4 为原始填充分解算法与加入外点检测与校正得到的实验结果对比，其中，加入了 3 个外点。对比图 4(a)与图 4(b)，从前者极度扭曲变形的三维结构可看出：在存在外点情况下，原始算法无法得到正确的重构结果。在加入外点检测与校正后，18 与 20 这 2 个外点被去除，得到与测量点全部为内点的近似结果。

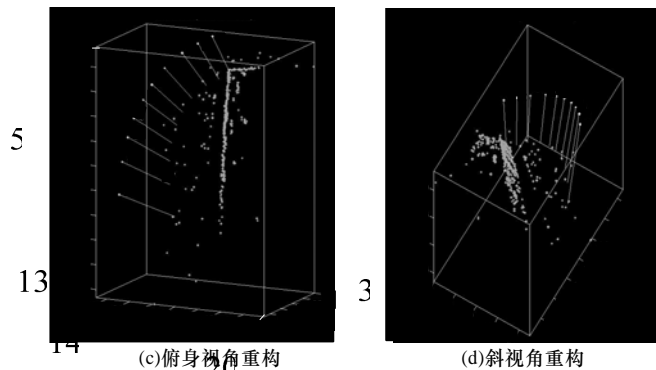
5.2 标准数据实验

这里选用牛津大学 vgg 小组公布的图像序列进行实验，取自 <http://www.robots.ox.ac.uk/~vgg/data/data-mview.html>，这是三维重构的标准测试数据之一。Model House 序列共包含 10 幅图像，大小为 768×576，缺失数据比例为 57.65%。对每幅图像提取特征点^[7]，经重构得到 672 个三维结构点。Model House 图像序列重构结果如图 5 所示。



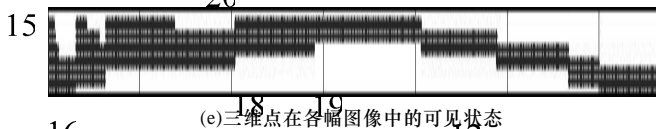
(a)Model House 图像 1

(b)Model House 图像 2



(c)俯身视角重构

(d)斜视角重构



(e)三维点在各幅图像中的可见状态

图 5 Model House 图像序列重构结果

图 6 将加入外点校正后的算法与原算法的实验结果进行对比,可以看出,经过外点检测与校正后,每幅图像的误差都有不同程度的减小。

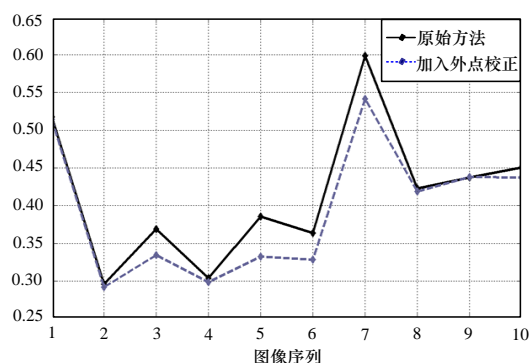


图 6 射影重构的均值误差对比

6 结束语

本文提出可处理缺失数据的填充射影分解算法,在此基础上,通过结合对极几何约束、三角形法与 RANSAC 方法,克服了该对噪声与外点敏感的缺点。实验结果表明,本文算法为基于无序图像的三维重构提供一种稳定有效的方法。下一步工作包括提高算法效率以处理大规模图像,以及在数据填充过程中有效避免误差的累积。

参考文献

- [1] Aaaes H, Fisker R, Astrom K, et al. Robust Factorization[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(9): 1215-1225.
- [2] Tang W K, Hung Y S. A Column-space Approach to Projective Reconstruction[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2006, 101(3): 166-176.
- [3] Hartley R I, Zisserman A. Multiple View Geometry in Computer Vision[M]. 2nd ed. Cambridge, UK: Cambridge University, 2004.
- [4] Martinec D, Pajdla T. Structure from Many Perspective Images with Occlusions[C]//Proc. of the 7th European Conference on Computer Vision. London, UK: Springer-Verlag, 2002.
- [5] Jacobs D W. Linear Fitting with Missing Data for Structure From Motion[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2001, 82(1): 57-81.
- [6] Kim J K, Han J H. Outlier Correction from Uncelebrated Image Sequence Using the Triangulation Method[J]. Pattern Recognition, 2006, 39(3): 394-404.
- [7] 罗三定, 贺俊耀. 基于 SURF 和 KLT 跟踪的图像拼接算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(1): 215-217.

编辑 陆燕菲

(上接第 227 页)

渐变序列中,尾巴有一定程度的萎缩,还存在头部扭曲,过渡不自然现象。限于篇幅,选取部分图像罗列。

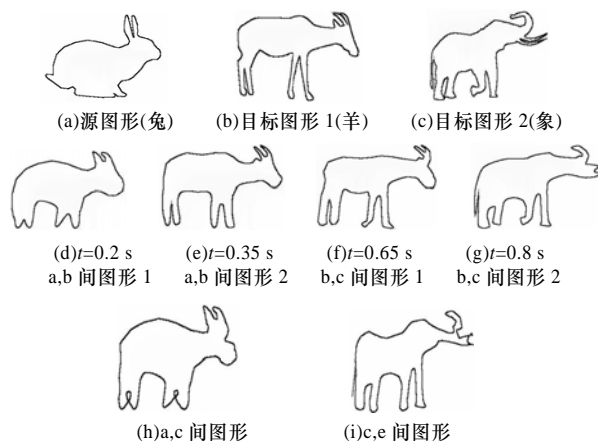


图 2 兔、羊和象之间的渐变

4 结束语

从算法过程和实验结果可以看出,本文方法使用灵活,操作者无需修改算法便可实现多个多边形间的渐变。渐变过程光滑自然,每幅中间图形具有良好的可视性。下一步工作为:对插值算法进行优化,减少变形时间,达到实时要求以及将本文插值算法扩展到数字图像处理领域。

参考文献

- [1] 李 环, 周帅锋, 覃 征. 多不动点约束下的网格变形算法[J]. 计算机工程, 2009, 35(10): 25-26.
- [2] Zhang Yuefeng. A Fuzzy Approach to Digital Image Warping[J]. IEEE Computer Graphics and Applications, 1996, 16(4): 34-41.
- [3] Liu Ligang, Wang Guopu. Perceptually Based Approach for Planar Shape Morphing[C]//Proc. of the 12th Pacific Conference on Computer Graphics and Applications. [S. l.]: IEEE Press, 2004.
- [4] 韦东兴, 陈晓云, 徐荣聪. 基于角点检测的图像形状特征提取方法[J]. 计算机工程, 2010, 36(4): 220-222.
- [5] Sederberg T W, Gao P. 2D Shape Blending: An Intrinsic Solution to the Vertex Path Problem[J]. Computer Graphics, 1993, 27(2): 5-8.
- [6] Alexa M, Cohen O D, Levin D. As-rigid-as-possible Shape Interpolation[C]//Proc. of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New York, USA: ACM Press, 2000.
- [7] Tan Jieqing, Fang Yi. Newton-thiele's Rational Interpolation[J]. Numerical Algorithms, 2000, 24(1-2): 141-157.

编辑 陆燕菲