

一种具有径向畸变校正的图像整合算法

解 凯^{1,2}, 郭恒业¹, 张田文¹

(1. 哈尔滨工业大学计算机科学技术学院, 黑龙江哈尔滨 150001; 2. 哈尔滨师范大学计算机系, 黑龙江哈尔滨 150080)

摘 要: 本文讨论了基于圆序列的具有径向畸变校正的整合图像问题. 由于相机旋转拍摄图片, 可避免光源变化、遮挡和特征变化等出现在一般匹配中的问题, 因此容易自动生成匹配点. 本文主要结果为: (1) 首次将径向畸变校正方法引入到图像整合问题; (2) 给出优化计算投影变换和径向畸变校正参数的目标函数并推导出目标函数线性化公式; (3) 用非线性优化技术对投影变换和径向畸变校正参数同时迭代优化求解.

关键词: 虚拟现实; 径向畸变校正; 投影变换

中图分类号: TN92.9 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2004) 10-1726-04

An Image Conformity Algorithm with Lens Distortion Correction

XIE Kai^{1,2}, GUO Heng-ye¹, ZHANG Tian-wen¹

(1. Computer Science & Technology Institute, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China;

2. Department of computer Science, Harbin Normal University, Harbin, Heilongjiang 150080, China)

Abstract: The paper discusses the circle images-based image conformity with the lens distortion correction. Due to finding matched points between images taken from the same point, it may avoid the problems of lighting changes and occlusion and aspect changes. It is easier than in the general point-matching problem. The paper has three main contributions: (1) At first we combine the radial distortion correction method with image conformity problem. (2) The paper presents the optimal objection function of projective transformation and lens distortion parameters and derives the linear formulate of the optimal objection function. (3) The projective transformation and lens distortion parameters are computed simultaneously with the nonlinear optimal method.

Key words: virtual reality; lens distortion correction; projective transformation

1 引言

基于图像的虚拟环境建模技术近来发展十分迅速. 它是一种直接从已存在的场景图像(照片/录像等)中构造虚拟环境的方法. 它涉及到给定某个真实场景的一组局部图像, 如何生成包含这组局部图像的新视图, 即图像的整合问题. 其核心是: 即寻找一个变换, 使图像间重叠的部分对准, 并“缝合”成一个新的更大的视图. 这涉及到图像间匹配部分的对应关系和实现对应部分对准所需的变换. 现有图像整合技术可分为三种. 一种是基于相关性运算. 例如在 QuickTime^[1]和 Plenoptic Modeling^[2]等系统中使用了该技术. 另一种是基于投影变换. Shum^[3]和吴福^[4]等提出的方法利用匹配点和运动分析技术进行图像整合, 对相机定点旋转放宽到手持相机旋转拍摄. 第三种是基于视频的直接图像对齐技术. 该方法^[5]利用层次运动估计框架和基于灰度梯度方法来直接估计投影变换. 但上述方法都没有考虑图像畸变问题. 即对于 PC 简易摄像机等拍摄的图像中会出现畸变问题. 因此对图像整合之前还应进行图像畸变校正. 本文提出了一种具有径向畸变校正的图像整合算法来处理由摄像机旋转运动所产生图像序列的整合问

题. 首先由系统自动寻找匹配点, 使用最小中值方法来生成投影变换矩阵, 然后删除局外点. 最后用非线性最小二乘技术来优化计算投影变换矩阵和径向畸变参数. 该方法不需要事先知道摄像机的内、外参数.

2 投影变换及自动寻找匹配点

2.1 投影变换及求解技术

设相机先拍摄的图像为 I_1 , 旋转运动后拍摄的图像为 I_2 , 设旋转矩阵为 R , K 为相机内部参数, 则三维空间一点 $x = (X, Y, Z, 1)^T$ 变换到图像上一点 u , 有 $u = (u, v, 1)^T = K(R|0)(X, Y, Z, 1)^T$. 由于平移向量位 0 向量, 则 $u = (u, v, 1)^T = KR(X, Y, Z)^T$. 现在我们考虑点 x 在图像 I_1 和 I_2 上的投影点 u 和 u' , $u_1 = (u, v, 1)^T = KR_1(X, Y, Z)^T$, $u_2 = KR_2(X, Y, Z)^T$, 则 $u_2 = (u', v', 1)^T = KR_2 R_1^{-1} K u_1$, 令 $M = KR_2 R_1^{-1} K$, 有

$$u_2 = M u_1, \quad M = \begin{bmatrix} m_0 & m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 & m_5 \\ m_6 & m_7 & m_8 \end{bmatrix} \quad (1)$$

收稿日期: 2003-07-17; 修回日期: 2004-07-04

基金项目: 国家自然科学基金(No. 60075010); 黑龙江省教育厅科研基金(No. 10531085)

考虑一组对应点 u_i 和 u_i' . 我们需要寻找一个二维投影变换 M , 它将 u_i 映射到 u_i' . 由于噪音的存在, 这种匹配是不精确的, 因此我们只能寻找最佳的近似 M . 当匹配点数多于四个时, 将有形式为 $A_m = 0$ 的一组过定方程, m 是有 M 各项组成的一个向量. 为了寻找 m , 它满足 $\|m\| = 1$ 和 $\|Am\|$ 最小. 这个解就是对应 $A^T A$ 矩阵最小特征值的特征向量. 求解方法可以有两种: A 的奇异值分解法和雅可比法来求解 $A^T A$ 对称矩阵的特征值.

2.2 自动寻找匹配点

由旋转图像自动生成匹配点要比其它采样方式容易, 旋转图像除了方向改变外, 重叠部分看上去是相同的. 没有遮挡和光源的变化, 在同一视野内, 一个图像上可见的在另一个图像亦可见. 为了寻找匹配点对, 一种自动的基于特征抽取的方法被使用. 该算法由下列步骤组成.

- (1) 在图像对中, 用 Harris^[6] 特征检测器自动抽取数百个特征点.
- (2) 自动推断匹配点.
- (3) 通过最小中值算法来消除局外点即假匹配点.

第二步的细节如下: 对于第一个图像上的每一个特征点 u_i , 在第二个图像上设置该点的一个搜索匹配集. 该集合是以 u_i 点为中心的一个搜索窗内所有第二图像的特征点组成. 通过规范化的相关性匹配 (5×5 窗口) 算法计算最小值的特征点作为推断匹配点. 使用该方法, 大约数百个或更多匹配点很容易找到, 但有可能存在局外点, 重要的是检测和删除它们. 我们采用最小中值法, 假如确认的局外点不超过 25%, 则随机选择四个匹配点, 不会有局外点的概率为 32%. 假如我们选择充分多的匹配点集, 那么可以肯定没有选择一套无局外点集概率是充分小的. 完整算法如下:

- (1) 选择 N 套四点匹配集, 重复 N 此执行下列步骤:
 - (a) 每一套四匹配点集, 计算一个投影变换 M (注: M 有 8 个未知数, 4 点对产生八个方程正好求解).
 - (b) 对所有匹配点对 U_i 与 U_i' , 计算 $d_i = d(MU_i, U_i')$ (欧几里德距离).
 - (c) 将距离 d_i 的集合排序, 然后寻找中间距离.
- (2) 寻找能导致最小中值距离的那套四点对集合, 由它产生的最优的投影变换.
- (3) 删除局外点对即大于等于 3 倍的平均误差距离.

在寻找四点对集时, 应注意在垂叠区域上的均匀分配, 可将该区域分成四部分东南, 西南, 东北, 西北四个区域, 每个区域内选择一个点.

3 优化迭代求解径向畸变参数和投影变换

我们使用上节方法产生的一组局内点来优化投影变换 M 和径向畸变参数. 根据文献[7], 带有畸变参数的摄像机模型如下:

$$\begin{aligned} \tilde{u} &= u + (u - u_0) r^2 * & r &= \sqrt{(u - u_0)^2 + (v - v_0)^2} \quad (2) \\ \tilde{v} &= v + (v - v_0) r^2 * & & \text{——径向畸变参数} \end{aligned}$$

(\tilde{u}_0, \tilde{v}_0) 是图像中心像素坐标, (u, v) 是已变形的图像像素坐

标. (\tilde{u}, \tilde{v}) 是校正后的理想图像像素坐标.

设图像 I_1 的实际坐标 $U = (u, v)^T$, 校正后的理想坐标 $\tilde{U} = (\tilde{u}, \tilde{v})^T$. 设图像 I_2 的实际坐标 $U = (u, v)^T$, 校正后的理想坐标 $\tilde{U} = (\tilde{u}, \tilde{v})^T$. 由于图像是相机旋转拍摄的, 所以两个图像坐标之间的变换是投影变换, 即有公式(1)得:

$$\begin{cases} \tilde{u} = \frac{M_0 \tilde{u} + M_1 \tilde{v} + M_2}{M_6 \tilde{u} + M_7 \tilde{v} + M_8} \\ \tilde{v} = \frac{M_3 \tilde{u} + M_4 \tilde{v} + M_5}{M_6 \tilde{u} + M_7 \tilde{v} + M_8} \end{cases} \quad (3)$$

设有 n 个匹配点对 $(U_1, U_1') (U_2, U_2') \dots (U_n, U_n')$, 其中 $U_1 = (u_1, v_1)^T, U_i = (u_i, v_i)^T$. 我们假设初始时, $\tilde{u}_i = u_i$ 和 $\tilde{v}_i = v_i (i = 1, 2, \dots, n)$. 用 n 个匹配点对来计算 M 的初始估计, 然后用式(3)计算出 $\tilde{U}_1, \tilde{U}_2, \dots, \tilde{U}_n$ 的对应点 $\tilde{U}_1, \tilde{U}_2, \dots, \tilde{U}_n$ 即 $\tilde{U}_i = M\tilde{U}_i$, 但由于 \tilde{u}_i 不等于 0, M 的估计是一种近似. 因此 \tilde{U}_i 与 \tilde{U}_i' 之间有一定的误差. 通过优化 M , 使所有点 \tilde{U}_i 与 \tilde{U}_i' 的误差和最小.

$$\text{令 } E = \sum_{i=1}^n \|\tilde{U}_i - \tilde{U}_i'\|^2 \text{ ——为优化目标函数} \quad (4)$$

$$\min_{M_0, M_1, \dots, M_8} E = \min_{M_0, M_1, \dots, M_8} \sum_{i=1}^n \|\tilde{U}_i - \tilde{U}_i'\|^2$$

很明显式(4)需要用非线性优化技术求解. 我们采用阻尼最小二乘法求解上述目标函数. 为了使用此法, 需将式(4)的每一项线性化.

$$\text{令 } S(\tilde{U}_i, \tilde{U}_i'; M,) = \|\tilde{U}_i - \tilde{U}_i'\|^2 \text{ 即 } S(\tilde{U}_i, \tilde{U}_i'; M,) = (\tilde{U}_i - \tilde{U}_i')^T (\tilde{U}_i - \tilde{U}_i')$$

假如在第 K 次迭代后给定了参数 M_K 和 K 的解, 则 S 关于该解的线性化公式为:

$$S(\tilde{U}_i, \tilde{U}_i'; M_{K+1}, K+1) = S(\tilde{U}_i, \tilde{U}_i'; M_K, K) + \nabla S|_{(M_K, K)} [M,]^T$$

其中 $M = (M_0, M_1, \dots, M_8)$

$$\nabla S|_{(M_K, K)} = (\nabla S|_{M_K}, \nabla S|_K)$$

$$\nabla S|_{M_K} = (\tilde{U}_i - \tilde{U}_i')^T * \nabla_{M_K} \tilde{U}_i \quad \text{令 } M = (M_1^T, M_2^T, M_3^T)^T, D_i = (\tilde{u}_i^T, 1) M_3;$$

$$\text{则 } \nabla_{M_K} \tilde{U}_i = \begin{bmatrix} h_1 & 0_3 & h_2 \\ 0_3 & h_1 & h_2 \end{bmatrix} \quad 0_3 = [0, 0, 0],$$

$$h_1 = \begin{bmatrix} \frac{\tilde{u}_i}{D_i} & \frac{\tilde{v}_i}{D_i} & \frac{1}{D_i} \\ -\frac{\tilde{u}_n \tilde{u}_i}{D_i} & -\frac{\tilde{u}_n \tilde{v}_i}{D_i} \\ -\frac{\tilde{v}_n \tilde{u}_i}{D_i} & -\frac{\tilde{v}_n \tilde{v}_i}{D_i} \end{bmatrix}, \quad h_2 = \begin{bmatrix} -\frac{\tilde{u}_n \tilde{u}_i}{D_i} & -\frac{\tilde{u}_n \tilde{v}_i}{D_i} \\ -\frac{\tilde{v}_n \tilde{u}_i}{D_i} & -\frac{\tilde{v}_n \tilde{v}_i}{D_i} \end{bmatrix}, \quad h_3 = \begin{bmatrix} -\frac{\tilde{u}_n \tilde{u}_i}{D_i} & -\frac{\tilde{u}_n \tilde{v}_i}{D_i} \\ -\frac{\tilde{v}_n \tilde{u}_i}{D_i} & -\frac{\tilde{v}_n \tilde{v}_i}{D_i} \end{bmatrix}$$

而 $\nabla S = (\tilde{U}_i - \tilde{U}_i')^T (\nabla \tilde{U}_i - \nabla \tilde{U}_i')$

$$\nabla \tilde{U}_i = (U_i - U_0) \cdot r_2^2, \text{ 其中: } U_0 \text{ 为图像 } I_2 \text{ 的中心. } r_2^2 = (U_i - U_0)^T \cdot (U_i - U_0)$$

$$\nabla \tilde{U}_i = (\nabla \tilde{u}_i, \nabla \tilde{v}_i)^T \quad \text{令 } \tilde{U}_a = (\tilde{U}_i, 1)^T \text{ 则 } \nabla \tilde{U}_a = (\nabla \tilde{U}_i, 0)^T;$$

$$\text{令 } \nabla \tilde{U}_i = (U_i - U_0) \cdot r_1^2, \text{ 其中: } U_0 \text{ 为图像 } I_1 \text{ 的中心. } r_1^2 = (U_i - U_0)^T \cdot (U_i - U_0)$$

$$\text{则 } \nabla \tilde{u}_i = [(M_1^T \cdot \nabla \tilde{U}_a) D_i - (M_3^T \cdot \nabla \tilde{U}_a) \cdot (M_1^T \cdot \tilde{U}_a)] / D_i$$

$\nabla \tilde{v}_i = [(M_2^T \cdot \nabla \tilde{U}_a) D_i - (M_3^T \cdot \nabla \tilde{U}_a) \cdot (M_2^T \cdot \tilde{U}_a)] / D_i$
 每次迭代使用阻尼最小二乘法求解下式平方的线性化:

$$\min_{M, i=1}^n (S(\tilde{U}_i, \tilde{U}_i; M_{K, K}) + \nabla S |_{(M_{K, K})} (M,)^T)^2 \quad (5)$$

阻尼最小二乘法迭代寻找的解将导致误差目标函数减少. 假如误差目标函数增加, 将使 Hessian 矩阵主对角线的元素渐进增加. 为了得到良好条件的方程系统, 应当恰当标定未知参数的范围以使 Hessian 矩阵具有良好的条件数. 我们规范化 3×3 投影矩阵的参数, 即乘上一个标定因子, 它大于图像维尺度的一半. 这种规范化类似于 Hartly^[8]提出用于基本矩阵的计算. 此外我们进一步标定 m_6 和 m_7 参数使它们幅值粗略为其它参数同阶.

4 图像的整合

为了减少图像重叠之间的光强不连续性, 我们采用一种简单的帽函数^[3], $W(x, y) = W(x) * W(y)$ 其中 $W(x)$ 为三角状函数, 该函数在图像边缘处为 0, 而中间值为最大值. 在融合时将权加到重叠图像的像素强度上:

$C(x, y) = \sum_k W_k(x, y) I_k(x, y) / \sum_k W_k(x, y)$, 其中 k 为帧号, $C(x, y)$ 为融合后的像素强度值. 使用该方法图像拼接融合效果好.

5 实验验证

5.1 模拟数据试验

在本节中, 我们将通过计算机模拟数据来给出试验结果. 模拟摄像机的内部参数为: 焦距 2.5 毫米, 每毫米个 20 像素, 像素为正方形. 图像大小为 320×240 个像素, 即视野约为 $:35^\circ \times 27^\circ$ 合成景物为两个正交平面. 相机经旋转一个小角度采集

两幅图像. 该试验是为了验证该算法对噪音的敏感度. 设畸变参数为 $\alpha = -1.8 \times 10^{-6}$. 两个图像具有相同的畸变参数. 图 1 是实际畸变参数与估计值之间绝对值差的平均值曲线. 从试验结果看该算法对噪音是较敏感的, 尤其是噪音级在 0.4 以上. 但是噪音在 0.4 以下结果是令人满意的.

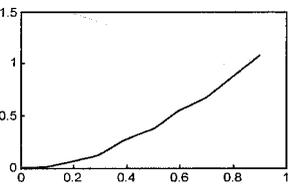


图 1 实际畸变参数与估计值之间绝对值差的平均值

5.2 实际数据的试验

我们采用一种普通数码相机: SAN YO VCC-2900. 它所拍摄的图像有变形. 图 4 是我们从实验室拍摄的二幅图像, 它们是旋转拍摄而来, 尺寸为 320×240 大小的图像. 我们拍摄的为彩色图像, 因灰度图像的处理原理与彩色图像相同, 因此我们把它们转换为灰度图像. 从图中看出图像在边界处有较大的变形, 直线已变成弧线. 我们首先用 Harris 特征检测器自动抽取百 258 个特征点. 然后用最小中值法计算出投影矩阵做为优化函数的初始值, 局内点为 156 个. 径向畸变参数的初始值为 0. 优化结果 $-2.6.36E-7$. 校正效果明显. 从图 3 中看出图像变得逼真, 尤其是图 3 中左侧的弧线已变成了直线. 我们

将二幅图像通过上述方法对齐并整合成一幅图像如图 4 所示. 从图 4 我们基本看不出图像拼接的痕迹. 二个图像完美的结合在一起构成一幅较大视野的图像. 其中图 4(a) 为校正前的整合图像, 有明显的变形. 但图 4(b) 为校正后的整合图像, 基本消除了畸变效果, 整合图像显得更逼真.



图 2 原始图像

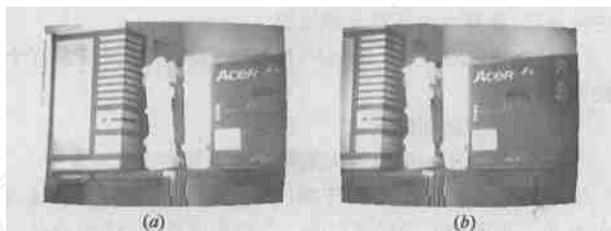


图 3 校正后图像



图 4 整合图像

6 结束语

本文讨论了用固定相机旋转拍摄图像来求解带有自动校对畸变参数的图像整合技术方法. 该方法能自动计算畸变参数, 因此图像整合效果更佳. 其次由于相机旋转拍摄图片, 可避免光源变化、遮挡和外观变化等出现在一般匹配中的问题, 因此自动生成匹配点要容易得多. 从实验结果看, 计算精度比较高. 该方法与相机移动后拍摄图像, 利用几何结构求解畸变参数的方法相比, 具有目标函数物理含义明确的优点.

参考文献:

- [1] Chen S. QuickTime vr-an Image-based Approach to Virtual Environment of Navigation [A]. Proc of SIGGRAPH '95 Computer Graphics [C]. Los Angeles, California: ACM, 1995. 29 - 38.
- [2] McMillan L. Plenoptic Modeling: An Image-based Rendering System [A]. Proc of SIGGRAPH 95 Computer Graphics [C]. Los Angeles, California, 1995. 39 - 46.
- [3] Shum H Y, Szeliski R. Systems and Experiment Paper: Construction of panoramic image mosaics with global and local alignment [J]. International Journal of Computer Vision, 2000: 101 - 130.
- [4] 吴福, 于满川, 等. 旋转图像序列的整合 [J]. 模式识别与人工智

能,1999,3(12):249-254.

- [5] Ielnik-manor L, Lrani M. Multi-frame estimation of planar motion[J]. IEEE Trans on PAMI,2000,22(10):1105-1116.
- [6] C J Harris, M Stephens. A combined corner and edge detector[A]. In Proc. 4th Alvey Vision conference[C]. Manchester,1988. 147-151.
- [7] Zhang Z Y. On the epipolar geometry between two images with lens distortion[A]. In Proc. Int'l Conf. Pattern Recognition (ICPR) [C]. Vienna,1996,1.407-411.
- [8] R Hartly. In Defense of the Eight Point Algorithm[A]. Proc Int'l Conf. Computer Vision[C]. San Logeles,1995. 1064-1070.
- [9] Faugeras O D, Luong Q-T, Maybank S J. Camera self calibration: Theory and experiments[A]. In Computer Vision [C]. ECCV '92, LNCS-Series, Springer-Verlag 588,1992. 321-334.
- [10] Maybank S J, Faugeras O D. A theory of self-calibration of a moving camera[J]. International Journal of Computer Vision,1992,8(2):123-151.

作者简介:



解 凯 男,1962年10月生于天津,博士生,教授,主要研究领域:虚拟现实,计算机视觉等. Email: xiejingxiao@sohu.com

郭恒业 男,1947年2月生于黑龙江乎兰,教授,主要研究领域:虚拟现实,图形学等.

张田文 男,1940年6月生于河北张家口,博士生导师,教授,主要研究领域:计算机视觉,虚拟现实,图像处理等.

(上接第 1725 页)

参考文献:

- [1] 赵曙光. 基于进化的电路自动设计方法研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2003.
- [2] Fonseca C M, Fleming P J. An overview of evolutionary algorithms in multiobjective optimization [J]. Evolutionary Computation, 1995, 3(1):1-16.
- [3] Leung Y W, Wang Y P. Multiobjective programming using uniform design and genetic algorithm[J]. IEEE Trans Systems, Man and Cybernetics-Part C,2000,30(3):293-304.
- [4] 方开泰,马长兴. 正交与均匀试验设计[M]. 北京:科学出版社,2001.
- [5] Schaffer J D. Multiobjective optimization with vector evaluated genetic algorithms[A]. Proc of the first int. Conf. on Genetic Algorithms[C]. Lawrence: Erlbaum,1985. 93-100.
- [6] Kursawe F. A variant of evolution strategies for vector quantization[A]. Parallel Problem solving from Nature [C]. Berlin: Springer-Verlag, 1991. 193-197.
- [7] Ishibuchi H, Murata T. A multi-objective genetic local search algorithm and its application to flowshop scheduling[J]. IEEE Trans. Systems, Man and Cybernetics-Part C,1998,28(8):392-403.
- [8] 吴少岩,张青富,陈火旺. 基于家族优生学的进化算法[J]. 软件学报,1997,8(2):137-144.
- [9] 朱学军,陈彤,薛量. 多个体参与交叉的 Pareto 多目标遗传算法[J]. 电子学报,2001,29(1):106-109.
- [10] 张铃,张钊. 佳点集遗传算法[J]. 计算机学报. 2001. 24(9):917-922.