

基于图像绘制技术的红外场景模拟

左峥嵘, 申晓凡, 张天序

(华中科技大学 图像识别与人工智能研究所 图像信息处理与智能控制教育部重点实验室,
湖北 武汉 430074)

摘要: 红外场景模拟可为目标识别、跟踪提供必要的图像样本,对算法的训练、评估和可靠性检验具有十分重要的意义,基于建模的红外模拟方法不一定反映场景的客观情况,并且,计算量大、耗时,难于模拟出有真实感的红外图像。基于图像绘制技术,提出无需建模的基于图像的绘制方法来模拟红外场景图像,根据红外图像的特点,给出了计算基本矩阵的非线性迭代算法和基于特征约束的动态规划立体匹配算法。由于参考图集是实际图像,因此,模拟图像更符合景物的真实情况,并且,该方法无需很复杂的建模过程,利于实时模拟。实验结果表明,该方法可有效地模拟出真实感的红外图像。

关键词: 红外场景模拟; 图像绘制; 基本矩阵; 立体匹配

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-2276(2005)03-0297-04

Infrared scene simulation with image based rendering technique

ZUO Zheng-rong, SHEN Xiao-fan, ZHANG Tian-xu

(Key Laboratory of Ministry of Education for Image Processing and Intelligent Control,
Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, Huazhong University Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: Infrared scene simulation can provide the necessary sample images for target recognition and tracking, and has very important meaning for algorithm's training, evaluation and reliability test. Infrared simulation based on geometric modeling is difficult to provide the realistic simulation effect. Moreover, its computation is very large. The simulation method of infrared scene image with image based rendering (IBR) technique that is free of geometric modeling is proposed. According to the characteristic of infrared image, the nonlinear iteration algorithm for fundamental matrix computation and the dynamic programming stereo matching algorithm with feature constrains are proposed. The simulated images are more realistic because the reference images for simulation are real images. Furthermore, without intricate geometric modeling, the method can provide real time realization. The experiment result shows the method can produce realistic infrared images.

Key words: Infrared scene simulation; Image based rendering; Fundamental matrix; Stereo matching

0 引言

绘制物体的不同视点图像进而模拟其三维场景可以为目标识别和跟踪提供必要的图像样本,对于算法的训练、评估和可靠性检验具有重要的意义。在红外目标匹配识别制导中,由少量有限视点下的目标场景参考图像来获得任意视点的参考图像,可减少所需的参考图数量,降低对弹载处理机的存储容量的要求。在过去的工作中,红外图像的模拟一般是通过使用建模软件生成物体的几何和热模型,并用软件计算目标和背景的热辐射特性,以及气体分子吸收、微粒散射、湍流、气象条件等引起的大气辐射衰减,生成各种视点下的红外图像。但这种方法存在一些缺陷:(1)模型由人工生成,并不一定符合场景的客观情况。(2)计算量大,耗时多,特别是对于存在内热源的复杂物体,其表面温度分布的计算十分困难。

相比之下,无需建模的基于图像的绘制方法具有明显的优点:(1)参考图集是实际拍摄所得,更符合景物的真实情况。(2)不需要很复杂的建模过程,利于实时生成更多的样本图像,用于算法的训练和评价。因此,研究直接从图像到图像的基于图像的绘制方法具有重要的意义和应用价值。

基于图像的绘制(IBR)是计算机视觉和图形学领域出现的一种新方法,已广泛地应用于可见光图像的三维场景模拟。视图变形(Viewmorphing)是其中一种有效的方法,它采用较简便的、具有物理有效性(保持物体的三维形状不变)的线性视图插值方法,从两幅源图像中产生连续的中间视图,从而实现三维场景的模拟。此前的研究主要基于可见光图像,当应用于红外图像时,由于红外图像比较模糊,信噪比相对较低,从而导致基本矩阵估计及立体匹配的困难,本文将结合红外图像的特点,解决基本矩阵估计、立体匹配等相关问题,并给出了相应的算法。

1 视图合成基本原理^[1]

视图合成是建立在平行视图的插值基础上的,所谓平行视图,是指摄像机沿平行于成像平面的方向移动而在不同位置上获得的视图。平行视图是对平行两个视图上的对应点位置进行简单的线性插值,即可得到一个新的视图,如图 1 所示。

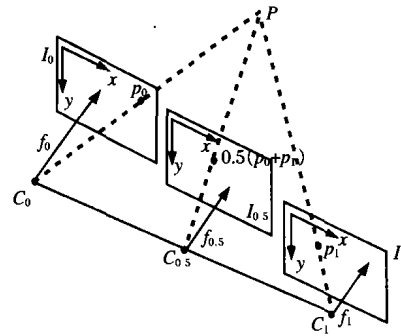


图 1 平行视图插值示意图

Fig.1 Sketch map of parallel view interpolation

$p_0(x_0, y_0, 1)$, $p_1(x_1, y_1, 1)$ 分别为空间点 $P(X, Y, Z, 1)$ 在图像 I_0, I_1 上的投影,则 p_0 和 p_1 的线性插值为:

$$p_s = (1-s)p_0 + sp_1 \quad (1)$$

对图像 I_0, I_1 施加一扫描线特性约束,即同名点位于图像同一扫描线上,则可线性插值的两个视图的基本矩阵满足(不计尺度因子):

$$\hat{F} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

上式提供了一个从两个视图的基本矩阵中判断是否满足可线性插值的充要条件。

非定标非平行视图图像的校正和插值将完全依赖于基本矩阵的信息。对于非定标情况下非平行视图的插值,基本思想就是寻找一对变换矩阵 H_0, H_1 对图像 I_0, I_1 进行变换,以使变换后的图像 $\hat{I}_0 = H_0^{-1}I_0, \hat{I}_1 = H_1^{-1}I_1$, 其基本矩阵满足公式(3),即:

$$H_1^T F H_0 = \hat{F} \quad (3)$$

通过对 \hat{I}_0, \hat{I}_1 上的同名点进行线性插值可获得新视点下的图像。

实际上有很多 H_0, H_1 满足公式(3),参考文献[1]给出了一种确定变换矩阵 H_0, H_1 的有效途径。

2 基本矩阵的获取

图像变换的关键在于两视图的基本矩阵的精确估计,由于红外图像较为模糊,信噪比较低,从而导致各匹配点的误差较大,影响基本矩阵的稳定、准确的求取,本文在线性迭代算法的基础上,考虑到各匹配点对基本矩阵的不同影响,通过在目标函数中引入与

余差有关的权值函数,给出了新的加权线性迭代算法。

设 $m_i([u_i \ v_i \ 1]^T)$ 和 $m'_i([u'_i \ v'_i \ 1]^T)$ 分别为两幅图像上对应点的齐次坐标,则它们之间满足方程^[5]:

$$m_i^T F m_i = 0 \quad (4)$$

式中 F 为 3×3 秩为 2 的基本矩阵。上式可写成九元线性齐次方程的形式:

$$U_i^T f = 0 \quad (5)$$

式中 $U_i = [u_i u'_i, v_i u'_i, u_i v'_i, u_i v_i, v_i v'_i, u_i, v_i, 1]^T$; $f = [F_{11}, F_{12}, F_{13}, F_{21}, F_{22}, F_{23}, F_{31}, F_{32}, F_{33}]^T$ 。

基于所有匹配点外极距离和最小的原则,求取基本矩阵的目标函数^[2]为:

$$\min_F \sum_i d_i^2 = \min_F \sum_i [d^2(m'_i, l'_i) + d^2(m_i, l_i)] = \min_F \sum_i \omega_i^2 (m_i^T F m_i)^2 \quad (6)$$

式中 $\omega_i = \left(\frac{1}{l_1^2 + l_2^2} + \frac{1}{l'_1{}^2 + l'_2{}^2} \right)^{1/2}$

但公式(6)认为各点对基本矩阵估计的贡献相同,没有考虑各匹配点不同误差的影响。实际上,目标函数增长的速度随着误差的增大呈增长,这将使某些大误差点对估计结果产生较大的影响,难以得到稳定的结果,故考虑在目标函数中引入加权因子加以限制。相对较大误差点,可用较小系数来限制其影响,减小系统对其敏感性。故考虑[0,1]之间的有界递减权值函数(误差为0时,权值达到最大值1),改善估计结果的稳定性。考虑到保持中间大部分点权值,并使两边变化不太陡,对于每个匹配点对,选择权值函数:

$$\rho_i(d_i) = \begin{cases} \frac{1 + \cos\left[\frac{\pi(d_i/c\sigma)^2}{2}\right]}{2} & |d_i| < c\sigma \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中取 $c=3$, σ 是 d_i 的方差。假定误差服从 $N(0, \sigma^2)$ 的正态分布,因为从 $N(0,1)$ 分布中随机采样的绝对中值等于 $\Phi^{-1}(0.75)=1/1.4826$,故 σ 可采用估计值, $\sigma=1.4826 \text{median } |d_i|$ 。匹配点精度越高, ρ_i 越大,反之越小。新的目标函数为:

$$\min_F \sum_{i=1}^n \rho_i^2 d_i^2 \quad (8)$$

由于 ρ_i 取值本身依赖于 F ,故先对匹配点坐标进

行规范化以减小噪声的影响,用八点法估计矩阵 F 的初值(此时得到的 F 并不一定满足秩为 2 的约束,还需将 F 的秩强置为 2),然后用此矩阵来计算权值 ρ_i 。这是一个迭代过程,每次迭代的加权系数 ρ_i 都用上一次所得的 F 来计算。算法步骤如下:

- (1) 对匹配点坐标进行规范化变换;
- (2) 用八点法^[3]估计基本矩阵;
- (3) 计算各点权值因子;
- (4) 公式(5)各行乘上相应因子,再用 SVD 分解求 F ,返回(3),直到稳定;
- (5) 给 F 加上秩 2 约束;
- (6) F 经规范化反变换得到所求基本矩阵。

3 校正图像的立体匹配

对于校正图像,通过立体匹配来确定校正图像上的对应点的位置,以通过插值方法来获得中间视图图像。立体匹配的方法主要分为两大类,即灰度相关和特征匹配。由于红外图像较为模糊,导致匹配误差较大,本文采用的基于特征约束^[4]的动态规划算法来获得稠密的视差图。首先对图像上的梯度特征点进行匹配,以得到匹配误差较小的稀疏视差图,在此约束下,进一步获得稠密的视差图^[6],以提高匹配的可靠性。在特征点匹配过程中,因为一般梯度值大的点有更大的匹配可靠性,所以将特征点按梯度值从大到小的顺序匹配,这里图像已经过校正,满足扫描线特性(即对应点 y 坐标相同),因而搜索范围缩小为一维,匹配时采用梯度和灰度相关来判断。然后考虑到较快地获得视差图,并避免局部解的要求,采用动态规划算法在特征点约束下进行区域的匹配,如图 2 所示。在匹配过程中注意到,对于一幅图像上的某一特定位置的一个窗口,通常另一幅图像上会有多个候选的匹配点。为获得正确的匹配,需要附加一些额外的信息或限制来减小候选点的数目。一些常用的附加限制如下:

- (1) 外极几何限制,在这种限制条件下,匹配点必须位于两幅图像相应的外极线上。对于经过校正的图像,匹配点位于同一扫描线上。
- (2) 平滑性或连续性限制,除了遮挡、有限的深度不连续点之外,视差图局部区域应相对的平滑。
- (3) 保序性或单调性限制,对于由两幅图组成的立体图对来说,沿其中一幅图像的某一外极线上的一

系列点,其对应点集应在另一幅图像的相应外极线上按同样的顺序排列。

由于需要匹配的图像已经过校正,故满足条件(1),而特征点之间的区域可以认为满足平滑性条件,它和保序性限制条件可以在动态规划阶段加上。

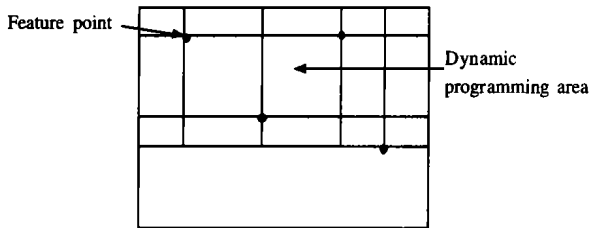


图2 基于特征约束的动态规划示意图

Fig.2 Sketch map of feature constrain based dynamic programming

区域中的动态规划算法是以这块图像平面和视差为坐标轴,相关系数为函数值构成三维空间,从中找到最大值曲面,从而确定其视差图。在从相关系数空间搜寻最大值曲面的过程中,使用了两次动态规划过程,并考虑了相邻外极线的连续性问题。这样所获得的曲面保证了其在整个相关系数空间中的相关值累积和取得最大值。由于使用了两次动态规划过程,算法的复杂性与相关空间的体积线性相关。同时,对整幅图像采用了金字塔式由粗到细的匹配策略,减小了算法的计算量。整个匹配算法的流程如下:

(1) 对输入的左右两幅源图像(已经过图像校正,满足水平外极线约束),分别逐次降低 ω 倍分辨率,构成金字塔结构(从第1级到第 k 级)。

(2) 将视差图初始化为零,从金字塔最上层(第1层)图像开始匹配,先提取特征点,再采用区域动态规划算法。

(3) 在第 i 层图像上进行匹配,首先根据上层图像所得的视差图(相应点处的视差值乘以 ω),将图像划分为各个小块,并找到右图中对应区域;其次对每小块分别用快速算法计算去均值互相关系数,并获得整个图像平面上的互相关系数空间;最后采用两次动态规划算法,在三维互相关系数空间提取具有最大累计值的曲面,即为所求图像的视差。

(4) 如果 $i \neq k$,返回到(3),处理下一级图像, $i = i + 1$ 。否则,进行(5)。

(5) 将视差归一化,得到视差图,即得到两幅图的对对应关系。

4 实验结果

图3给出了红外真实图像的实验结果,图中, $s=0$ 和 $s=1$ 代表输入基本视图, s 为插值系数; $s=0.5$ 为中间视图。由于拍摄图像的视点变化不是很大,造成总体插值效果不是很明显,对于图像中央的建筑物,由于结构特征较清晰,其插值效果较好,基本上保持了建筑物红外图像的结构特征,但对于远处结构特征不明显和较模糊的区域,插值效果不明显,甚至有模糊化的影响。



图3 红外图像实验结果

Fig.3 Experimental result of infrared image

在视图合成过程中,虽然可以自动选择特征点,但实验中发现基本矩阵的精度将很大程度地影响合成的结果。因此通过人机交互的方式减小误匹配点的影响,最终确定所得的基本矩阵。从实验结果看出,该方法基本保证了新视图的有效性,可有效地模拟不同视点下的红外图像。

参考文献:

- [1] Seitz S M, Dyer C R. View morphing[A]. Proceeding of the ACM SIGGRAPH Conference on Computer Graphics[C]. LA: New Orleans, 1996. 21-42.
- [2] Beardsley P A, Zisserman A. Navigation using affine structure from motion[A]. 3rd European Conference on Computer Vision[C]. Stockholm, Sweden: Springer, 1994. 85-96.
- [3] Longuet-Higgins H C. A computer algorithm for reconstructing a scene from two projections[J]. Nature, 1981, 293: 133-135.
- [4] 周东翔, 蔡宜平, 孙茂印. 一种基于特征约束的立体匹配算法[J]. 中国图像图形学报, 2001, 6(7): 653-656.
- [5] 马颂德, 张正友. 计算机视觉——计算理论与算法基础[M]. 北京: 科学出版社, 1998.
- [6] 徐奕, 周军, 周源华. 基于稀疏-密集匹配算法的视差度量[J]. 红外与激光工程, 2003, 32(6): 630-634.