

立体视觉中误匹配滤波方法的研究

高宏伟¹, 李斌², 梁英¹, 陈亮¹, 赵亚威¹

(1. 沈阳理工大学信息科学与工程学院, 沈阳 110168; 2. 中国科学院沈阳自动化研究所, 沈阳 110016)

摘要: 从二维空间和三维空间 2 种角度研究误匹配滤波算法, 提出在匹配前用于降低误匹配的灰度预处理算法和一种基于真实控制点的视差滤波算法。前者只针对 2 幅图像的重叠区域进行灰度均衡, 可以减少计算量, 后者在传统视差均值滤波的基础上可进一步提高误匹配的滤波效率。基于真实图像的实验结果表明, 新算法可以有效滤除误匹配, 提高三维重建精度, 保证重建效果。

关键词: 灰度均衡; 互相关; 松弛迭代; 最小中值平方法; 视差滤波

Research on False Matches Filtering Methods of Stereo Vision

GAO Hong-wei¹, LI Bin², LIANG Ying¹, CHEN Liang¹, ZHAO Ya-wei¹

(1. School of Information Science & Engineering, Shenyang Ligong University, Shenyang 110168;

2. Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016)

【Abstract】 This paper discusses some filtering algorithms for false matches on the basis of 2D space and 3D space, and puts forward a grey pre-processing algorithm applying beforehand to lower the false matching rate and a disparity filtering algorithm based on ground truth control points. The former balances the overlap area between two images to reduce the calculation quantity, and the latter based on disparity mean value filtering can improve the filtering efficiency. Experimental results of real images prove that the false matches can be eliminated effectively with the new algorithms, ensuring the effect and accuracy of 3D reconstruction.

【Key words】 grey equilibrium; cross-correlation; relaxation iteration; least median squares; disparity filtering

立体视觉的重要应用之一是三维重建, 影响三维重建精度的主要因素包括相机的标定精度和立体匹配的正确率。提高匹配正确率的传统方法有最小中值平方法^[1]和松弛迭代法, 但都只适用于稀疏匹配, 对于稠密匹配耗时巨大。此外, 采用点到对应极线设定阈值的办法滤出误匹配也只适用于稀疏匹配的情况^[2]。本文研究了双目立体视觉系统中的误匹配滤波方法, 除了实现传统的误匹配滤波算法外, 还提出了 2 种改进的算法, 并将各种误匹配滤波算法结合起来形成一套兼顾稀疏匹配与稠密匹配的误匹配滤波方案, 以确保三维重建的效果和精度。使用不同滤波算法对真实采集的图像进行了三维重建实验, 结果证明本文方法切实有效。

1 误匹配滤波算法

双目立体视觉系统中一个完备的误匹配滤波方法应该包括 2 大部分, 即基于二维空间的滤波和基于三维空间的滤波。前者主要对稀疏匹配后的匹配点进行滤波, 后者则是对稠密匹配后的匹配点滤波。

1.1 针对稀疏匹配的滤波算法

针对稀疏匹配的误匹配滤波算法主要包括灰度均衡算法、互相关算法、最小中值平方法和松弛迭代法。它们都是针对二维图像的匹配点坐标进行的, 属于基于二维空间的滤波方法。

1.1.1 图像灰度均衡法

图像灰度均衡算法是一种基于二维空间、用于间接减少误匹配的算法, 相当于在匹配前对图像进行预处理。传统的方法是直接对整幅图像进行灰度均衡^[3]。本文提出一种加入启发信息的局部均衡算法, 只针对重叠区域图像进行增强处理。首先进行初步的灰度均衡处理, 再采用各自图像中重叠

区域的直方图进行灰度均衡处理。根据双目视觉系统的正常成像距离确定最大视差。左右图像去掉最大视差带宽度所剩下的部分图像, 即为 2 幅图像的重叠部分, 也是重建中精度要求最高的部分。

算法步骤如下:

(1) 分别求出重叠区域内的像素点的灰度均值, 并求其差值。

(2) 由该差值对另一幅图像的重叠区域进行灰度补偿。

(3) 在灰度范围 $[0, 255]$ 内, 扫描重叠图像并统计第 k 灰度级出现的次数 n_k , $k \in [0, 255]$ 。

(4) 用频数近似代替概率值, 即进行直方图归一化处理。

$P_r(r_k) = n_k/n$, $r_k \in [0, 1]$, $k=0, 1, \dots, 255$, 其中, $P_r(r_k)$ 代表灰度值 r_k 出现的概率, 且归一化直方图的所有分量总和等于 1。

(5) 计算变换后的灰度值。灰度转换如下:

$$s_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k p_r(r_j) \approx \sum_{j=0}^k \frac{n_j}{n} \quad (1)$$

其中, $k=0, 1, \dots, 255$ 。

将初步灰度补偿与灰度均衡相结合可以有效提高均衡的效果。

1.1.2 互相关法

正确匹配的特征点间的灰度相关值不一定出现在灰度相关极大峰值处, 而可能出现在其他峰值处, 因此, 采用单向的灰度相关法会产生大量的误匹配。本文采用双向灰度相关

作者简介: 高宏伟(1978 -), 男, 副教授、博士, 主研方向: 计算机视觉, 图像处理; 李斌, 研究员; 梁英, 副教授、博士; 陈亮、赵亚威, 讲师、硕士

收稿日期: 2007-12-10 **E-mail:** ghw1978@sohu.com

匹配技术, 对一个候选匹配点进行双向确认, 可以较好地滤出奇点^[4]:

$$\begin{cases} u_2 = u_1 + sd(u_1, v_1) \\ v_2 = v_1 \end{cases} \quad (2)$$

其中, $s = \pm 1$, 以保证视差总为正值。正负视差的最大值可以在图像极线校正后计算出, 且由 $d_{\max+}$ 和 $d_{\max-}$ 表示。 (u_1, v_1) 和 (u_2, v_2) 分别为空间任一点在左右 2 幅图中图像的坐标。具体算法如下:

(1) 读取 2 幅校正后的图像, 分别进行角点检测, 并将结果存入 2 个动态数组, 令总循环变量 $i=0$ 。

(2) 以存储的左图中角点数组的第 i 个元素为基准, 将右图的相关搜索区域确定在宽度为 $[u_1 + d_{\max-}, u_1 + d_{\max+}]$ 的区域中。在算法设定的搜索空间内, 在右图中通过灰度相关法搜索候选匹配点, 记录分数值最大的点。

(3) 以右图中最大分数值的点为基准, 将左图的相关搜索区域确定在宽度为 $[u_1 + d_{\max-}, u_1 + d_{\max+}]$ 的区域中。在左图中搜索并记录相关分数值最大的候选匹配点, 判断该点与步骤(2)中左图中的基准点是否相同, 相同则认为匹配正确, 并保存匹配点对。

(4) 令 $i=i+1$, 判断 i 是否达到左图中角点数组的上限, 达到则退出, 否则转步骤(2)。

1.1.3 松弛迭代法

在进行初始灰度互相关匹配后, 仍然存在少量误匹配, 其数量与初始检测的角点数成正比, 有必要根据匹配点之间的相关性进一步滤出误匹配。松弛迭代法的依据是候选匹配点对必须满足连续性和唯一性准则^[1]。连续性是指正确匹配点对的邻域内存在大量其他的正确匹配点对。定义匹配强度为 $S(m_1, m_2)$, 当 (m_1, m_2) 邻域内候选匹配对较多时, $S(m_1, m_2)$ 较大, 反之, 较小。 $S(m_1, m_2)$ 实际上反映了邻域内特征点对该匹配的支持程度。唯一性是指一幅图像中的特征点在另一幅图像中只能存在一个候选匹配点。

$$P(m_1, m_2) = 1 - S'(m_1, m_2) / S(m_1, m_2) \quad (3)$$

其中, $S'(m_1, m_2)$ 指 (m_1, m_2) 邻域内仅次于 $S(m_1, m_2)$ 的最大匹配强度。 $P(m_1, m_2)$ 反映了匹配点对 (m_1, m_2) 在多大程度上是其邻域内唯一正确的匹配点对。松弛迭代过程必须兼顾唯一性和连续性, 为此可以构造 2 个数组 A_S 和 A_P , A_S 存储 $S(m_1, m_2)$ 值最大的 q 对候选匹配点对, A_P 存储 $P(m_1, m_2)$ 值最大的 q 对候选匹配点对。每次循环时, 选取同时位于前 60% 的匹配点对作为最后的输出, 因为这些匹配点对被认为在一定程度上兼顾了连续性和唯一性准则。

1.1.4 最小中值平方法

在进行松弛后仍然存在少量误匹配, 可以采用最小中值平方法进一步过滤。最小中值平方法主要利用了极线约束法和 RANSAC 法^[5]。

算法的主要步骤如下:

(1) 从匹配点集中任取 m 个样本, 每个样本由 p 个匹配点构成。

$$P = 1 - [1 - (1 - \varepsilon)^p]^m \quad (4)$$

其中, ε 是整个匹配集中含有错误匹配比例的估计值; P 是 m 个样本中至少含有一个正确样本的概率, 且必须接近于 1。

(2) 对样本 J 用 8 点法解出一个基础矩阵 F_J , $J=1, 2, \dots, m$ 。

(3) 设有 N 对特征点, 对每个 F_J 从整个点集得出一组平方残差, 并从中选出一个中值, 用 M_J 表示。

(4) 找出 M 中的最小者 M_M , 其对应的基础矩阵为 F_{M_0} 。

(5) 计算强壮标准偏差:

$$\hat{\sigma} = 1.4826 [1 + 5/(N-8)] \sqrt{M} \quad (5)$$

并给每个匹配赋予一个权值:

$$w_i = \begin{cases} 1 & \text{if } r_i^2 < (2.5\hat{\sigma})^2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

其中, r_i 是平方残差; w_i 为加权值。

(6) 用最小二乘法解最优化问题 $\min \sum_{i=1}^N w_i r_i^2$, 便可以求得

基础矩阵精确的估计。如果 $r_i^2 < (2.5\hat{\sigma})^2$, 则为正确的匹配点, 否则, 为错误匹配点。利用恢复出的基础矩阵和灰度相似性就可以在图像中找到更多的匹配点对。

1.2 针对稠密匹配的滤波算法

传统针对稠密匹配的误匹配滤波算法主要有视差均值滤波法。它对代表三维信息的视差进行滤波, 属于基于三维空间的滤波方法。此外, 本文还提出一种基于真实控制点的视差滤波算法。

1.2.1 基于视差均值的滤波法

传统基于视差均值的滤波算法的依据是光滑物体表面上对应点的视差变化是连续的。误匹配在三维重建中表现为光滑物体表面有毛刺存在, 即视差或距离深度值有突变。该滤波算法的目的是使某个小区域内视差过渡趋于平滑。

基于视差均值的滤波算法步骤如下:

(1) 将稠密候选匹配点以 (x_i, d) 形式存入数组 a 。

(2) 把左图像 (400×300) 划分为 1 200 个 10×10 的区域, 统计在每个区域内包含的稠密候选匹配点对数目。

(3) 分别计算各区域内的视差均值, 记录超过视差均值的稠密候选匹配点对, 并在数组 a 中滤出该匹配点对。

(4) 根据新的稠密候选匹配点对对左图像重新进行三角剖分、显示。

1.2.2 基于真实控制点的视差滤波法

上述算法可以在小区域内部误匹配较少的情况下取得较好的滤波效果, 但不适用于区域内部存在大量误匹配的情况。因此, 本文提出一种基于真实控制点 (Ground Control Points, GCPs) 的视差滤波算法。真实控制点即通过松弛迭代和最小中值平方法后的稀疏匹配点对, 由于这类匹配点对具有很高的匹配正确率, 因此可以作为视差滤波法中各小图像区域内的视差控制点。

基于 GCPs 的视差滤波算法步骤如下:

(1) 进行稀疏匹配, 并将通过松弛迭代后的稀疏匹配点对存入数组 a 。

(2) 将稠密的候选匹配点对写成 (x_i, d) 的形式, 存入数组 b 。

(3) 把左图像 (400×300) 划分为 1 200 个 10×10 的区域, 统计在每个区域内包含的稀疏和稠密候选匹配点对数目。

(4) 分别计算各区域包含的稀疏匹配点对的视差均值, 记录相同区域内超过视差均值的稠密候选匹配点对, 并在数组 b 中滤出该匹配点对。

(5) 根据新的候选匹配点重新进行三角剖分、显示。

2 实验结果

如图 1 所示, 经过直方图均衡后的图像其直方图上各个灰度级基本上服从均匀分布, 这样可以提高图像的对比度, 增强图像的可视效果。从均衡后的重建结果可以看出, 一些无纹理的区域 (如地面) 也得到了改善, 提高了匹配的正确率。

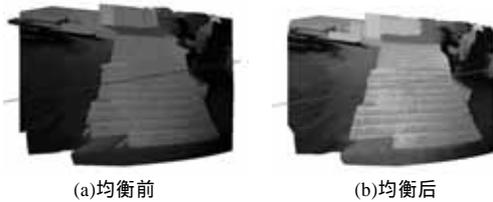


图1 直方图均衡

以梯子图像为例进行稀疏匹配实验,由表1可知检测出了200个角点对,经过初始相关匹配、松弛迭代算法和最小中值平方法之后,剩余70个角点对,经过极线校正后垂直视差消除,水平视差被控制在-12~16个像素之间。

表1 匹配后滤波结果比较

视差范围	匹配耗时/s	稀疏匹配 松弛迭代 (前-后)	稠密匹配视 差均值滤波 (前-后)	稠密匹配 GCPs 视差滤波(前-后)
-12~16	22	200-70	84 236-67 387	84 236-64 125

图2为滤波前的三维重建效果,左边图像已进行了纹理粘贴。图3(a)是经过基于视差均值的滤波算法过滤后的效果图,由表1可知,滤波前共有84236个匹配点对,过滤后剩下67387个匹配点对,重建效果得到了改善。如图3(b)所示,滤波前后的效果对比很明显,基于GCPs的视差滤波方法过滤出了更多的误匹配点,只剩下64125个匹配点对,得到的梯子重建表面也比较平滑。说明GCPs起到了局部区域视差约束的作用,基于GCPs的视差滤波算法优于基于视差均值的滤波算法。



图2 视差滤波前的三维重建效果

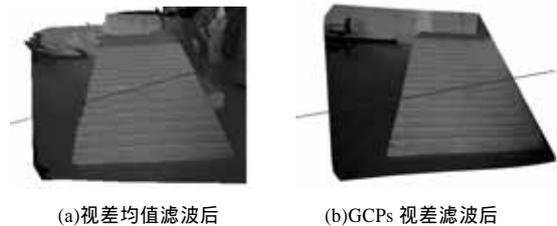


图3 视差滤波效果

3 结束语

本文从二维空间和三维空间2种角度探讨了立体匹配中误匹配的若干滤波方法。提出了一种2级灰度均衡算法和一种基于真实控制点的视差滤波算法,实验结果证明了新算法的有效性。在实际应用中,将基于二维与基于三维的算法结合在一起,可以有效提高滤波效果及三维重建效果。目前针对稠密匹配的滤波算法都是围绕视差展开的,利用一些先验知识或启发信息以提高滤波效果是值得深入研究的问题。

参考文献

- [1] Zhang Zhengyou, Deriche R, Faugeras O, et al. A Robust Technique for Matching Two Uncalibrated Images Through the Recovery of the Unknown Epipolar Geometry[J]. Artificial Intelligence, 1995, 7(8): 87-119.
- [2] 曾 彦, 张可黛, 李生良. 用极线束方法进行图像匹配后的质量控制[J]. 光学精密工程, 2000, 8(3): 221-224.
- [3] 刘常春, 胡顺波, 杨吉宏, 等. 一种直方图不完全均衡化方法[J]. 山东大学学报, 2003, 33(6): 661-664.
- [4] Fua P. A Parallel Stereo Algorithm that Produces Dense Depth Maps and Preserves Image Features[J]. Machine Vision and Applications, 1993, 6(1): 35-49.
- [5] 周 骥, 石教英, 赵友兵. 图像特征点匹配的强壮算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2002, 14(8): 754-757.

(上接第209页)

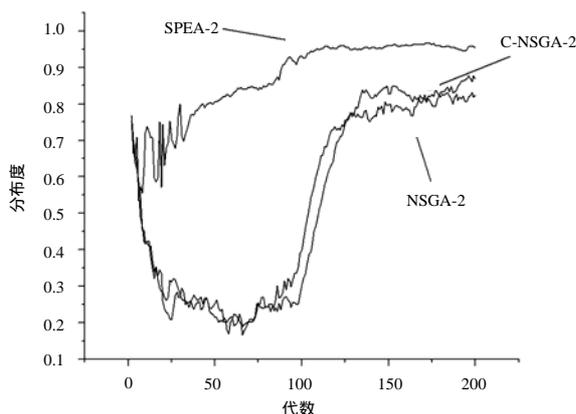


图2 3种算法对于DTLZ3的分布曲线

4 结束语

本文针对MOEA分布度评价方法进行了研究,分析了国际上流行的评价方法的特点和不足,提出了一种新的分布度评价方法,为了证明其有效性,选择了目前流行的几种MOEA对5个测试函数在二维、三维和四维目标空间下进行实验。实验证明本方法能精确地评价解集的分布情况。

参考文献

- [1] Deb K, Agrawal S, Pratap A, et al. A Fast Elitist Non-dominated Sorting Genetic Algorithm for Multi-objective Optimization: NSGA-II[R]. Kanpur: Indian Institute of Technology, 2000.
- [2] Deb K, Jain S. Running Performance Metrics for Evolutionary Multi-Objective Optimization[R]. Kanpur: Indian Institute of Technology, Tech. Report: 2002004, 2002.
- [3] Deb K, Pratap A, Agrawal S, et al. A Fast and Elitist Multi-Objective Genetic Algorithm: NSGA-II[J]. IEEE Trans. on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [4] Mostaghim S, Teich J. A New Approach on Many Objective Diversity Measurement[J]. Evolutionary Computation, 2005, 3(1): 1-16.
- [5] Zitzler E, Laumanns M, Thiele L. SPEA2: Improving the Strength Pareto Evolutionary Algorithm for Multi-Objective Optimization[C]//Proc. of the EUROGEN'01. Athens, Greece: [s. n.], 2001.
- [6] Deb K, Mohan M, Mishra S. A Fast Multi-objective Evolutionary Algorithm for Finding Well-spread Pareto-optimal Solutions[R]. Kanpur: Indian Institute of Technology, 2003.