

一种基于 Integral Imaging 和多基线立体匹配算法的深度测量方法

伍春洪¹, 杨 扬¹, 游福成²

(1. 北京科技大学信息工程学院, 北京 100083; 2. 北京印刷学院信息与机电学院, 北京 102600)

摘要: Integral Imaging (II) 是一种能够记录和显示全真三维场景的图像技术. 该技术采用微透镜阵列记录空间场景, 空间任意一点的深度信息只需通过一次成像即可直接获得. 本文研究结合多基线立体匹配算法采用 II 直接获取物体空间信息的方法. 其结果既可为下一代基于 II 的三维电视图像的数据处理提供应用基础, 同时也可望应用于开发新型的深度测量工具.

关键词: Integral Imaging; 深度测量; 立体匹配; 多基线算法; 视差分析

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112(2006)061090-06

A Depth Measurement Approach Based on Integral Imaging and Multiple-Baseline Stereo Matching Algorithm

WU Chunhong¹, YANG Yang¹, YOU Fucheng²

(1. Beijing University of Science and Technology, Beijing 100083, China; 2. Beijing Institute of Graphic and Communication, Beijing 102600, China)

Abstract: Integral Imaging (II) is a technique capable of displaying three-dimensional images with continuous parallax in full natural color. Since micro-lens sheet is used in recording, only one recording is necessary in containing three-dimensional information. This paper introduced the technology of II and presented a method of extracting depth information directly from lenticular II images with a modified multiple-baseline algorithm. The results not only can provide fundamental for data processing of the next generation II-based 3D TV, but also can be used as a novel depth measurement methodology.

Key words: integral imaging; depth measurement; stereo matching; multiple-baseline; disparity analysis

1 引言

Integral Imaging (II) 是一种通过微透镜阵列来记录和显示全真的三维场景的三维图像技术^[1-3]. 近年来, 随着理论研究、光学系统的技术革新和微透镜制造工艺的进展, 该技术正成为目前最有希望实现下一代三维电视的方法, 吸引着国际上三维技术领域的众多关注^[2-9]. 在未来基于 II 的三维电视带来的众多的数据处理问题中, 场景的空间位置(深度信息)在实现有关基于内容的三维图像编码以及基于 II 的三维虚拟现实环境等方面显得十分重要. 此外, 深度信息本身在测量、遥感、导航等方面也有着十分可观的应用. 本文研究结合多基线立体匹配算法, 采用 II 直接获取物体空间信息的方法. 其结果既可为下一代基于 II 的三维电视的数据处理提供应用基础, 同时也可望应用于

开发新型的深度测量工具.

本文的组织如下: 第一节首先介绍 II 光学成像过程及其发展; 第二节接下来介绍从 II 中抽提视图的方法以及场景深度和视图间视差信息的关系; 第三节重点描述了将多基线立体匹配算法运用于分析多幅视图间视差, 利用多幅视图的信息来获取准确、可靠的深度信息的方法; 第四节给出了相应的实验结果; 第五节最后对本文的工作进行了总结.

2 Integral Imaging

Integral Imaging, 简称 II, 是一种用微透镜阵列来记录和显示的全真三维显示技术. 由于这一技术是通过重建原来的物空间场景的光学模型来再现三维, 观看者的眼睛以自由的看到特定的深度的相应的空间位置, 因而不存在

立体视或多目视(multiview)中目光的汇聚于和调整问题. 观众得到的感觉好像是在通过一个窗口观看真实景物, 当你走近它时, 物体向外扩展, 反之亦然. II 具有: (1) 记录和显示的是点到点的立体空间信息, 产生的图像包含全真色彩以及连续的视差信息. (2) 其记录和显示过程简单, 无须相干光源, 不仅可以适用于静态三维场景, 还可以应用于三维视频通讯领域动态捕获和显示. (3) 无须观众佩戴特殊的眼镜, 可多人同时观看. (4) 以二维的形式存在, 较容易用现有的二维图像数据处理理论和传输技术来进行处理. 以上特点使得这一技术在三维电视和可视化方面有着广泛的应用前景^[9].

目前的各种 II 技术都源于 Lippmann 1908 年的工作. 图 1 展现了 II 图像的记录和再现过程^[1]. 这里, 一张由微透镜阵列组成的薄片被用来记录三维物体空间场景, 记录胶片被放置在微透镜阵列的焦平面上. 由于每个微透镜都从不同的方向记录一部分物体空间, 空间任意一点的视差信息被扩散在整个记录平面上被记录下来, 图 1(a). 在 II 图像中每个微透镜之下对应的一幅幅小图被称为“子图”(subimage), 又叫“元素图像”(elemental image). 有多少个微透镜就有多少个相应的“子图”. 空间任意一点的视差信息都被这许许多多的“子图”分散记录于整个记录胶片. 将记录胶片放在一张具有同样参数的微透镜阵列薄片后, 相应的显示微透镜阵列把许许多多“子图”透射出来的光线聚集还原, 即可再现原来的三维光学场景, 图 1(b).

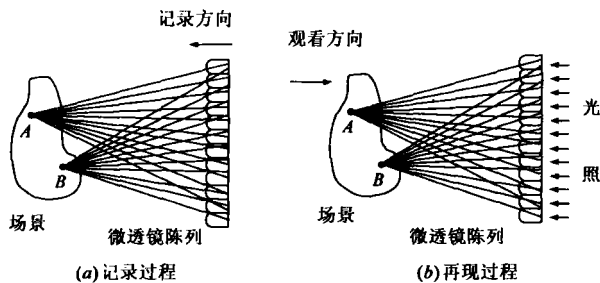


图 1 II 记录和再现过程原理图

自 lippmann 于 1908 年提出 II 的构想以来, 不少科学家分别对 II 成像系统的设计、优化参数的选取以及分辨率问题进行讨论, 为理解和推进这一领域的发展做出了贡献^[1]. 然而, 受到理论研究和微透镜制造工艺的限制, 尤其是两次记录过程所带来的图像质量的下降的影响, 基于 II 的光学成像系统在早期并没有受到人们的广泛关注. 1988 年, 英国的 Davies 和 McCormick 设计了一种由两极光学传输网络的构成的 II 成像系统^[2]. 随后, Okano 等也提出由多模光纤组成的集成光学传输阵列用来实现相类似的功能^[3]. 在 McCormick 和 Okano 等人的工作基础之上, II 技术日趋成熟. 目前, 该技术作为最有希望实现下一代三维电视的三维图像技术, 正吸引着越来越多的三维图像领域内的科学家和公司企业的注意, 成为在三维图像领域的研究热点^[4-9]. 当前, 限制该技术在三维电视发展的因素主要集中在 CCD 摄像机和 LCD 显示器的分辨率、记录场景

有限的景深和视角范围以及数据的传输等几个问题之上. 围绕着几个问题, 十分活跃的理论研究和更新正在国际上进行着^[6-8]. 从 2002 年起, 在 SPIE 会议的 Stereoscopic Displays and Applications 分支会议已将 II 列入专题讨论的范围. 一些复杂 II 系统被研制成功, 如采用时分多路 (Time Multiplexed) 技术来提高 II 的分辨率^[8], 双图像平面 (Double Image Plane) 方法来增强景深和视角^[7], 采用非球面 (Fresnel) 透镜来增大视角^[9]. 可以期望, 随着理论研究、微透镜制造工艺和高分辨显示技术的进展, 全新的三维电视将在不远的将来出现在我们的生活中. 由于这种图像和传统的二维图像有着不同的数据记录格式和特点, 它的出现和普及, 必将带来整个图像研究领域及通讯领域的技术革新.

3 从 II 中获取深度信息

从场景中获取深度信息一直是机器视觉研究领域中最重要的问题之一. 在经典的机器视觉领域中, 深度信息是通过两个或多个相机对同一场景从不同角度拍摄的二维图像的视差信息来获取的. 虽然 II 也是通过许许多多的微透镜来实现对三维场景从不同角度的记录, 由于尺寸的限制, 每个微透镜实际只能相当于一个非常低分辨率的相机. 典型情况下, II 中微透镜的孔径为 600 μ m, 在 300dpi 的记录分辨率下, 对应于每个透镜下的“元素图像”在单一方向上将只包含 6~7 个点. 企图用传统的多目视方法通过从每个透镜下的元素图像间的视差信息来直接获取深度信息十分困难. 因此, 早期在这一领域的研究工作主要试图通过建立 II 成像系统的几何光学模型, 从图像形成的反转理论来挑战这一问题. 这些方法不仅需要卷入大量的计算, 而且由于无法克服由于物空间离散化过程中的信息丢失所带来影响, 一直未能实现从理论到实际应用的突破^[10, 11].

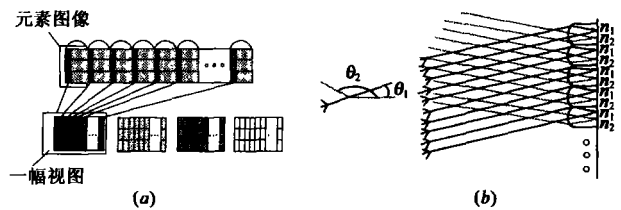


图 2 视图形成和方向选择性

在作者前期的工作中, 通过分析 II 图像中像素点的相关性, 发现 II 图像像素点之间的相关性存在周期性. 这个周期刚好等于微透镜的宽度. 经过进一步的进行理论分析和推导, 提出从 II 图像中提取出“视图”的方法^[12]. 图 2(a) 示意性的描述了 II 中视图的形成过程. 为简单起见, 假设每个微透镜下只有 4 个点, 位于不同的微透镜下相同局部位置的点用同一种图案来表达; 具有相同图案的点, 被抽提出来形成相应的视图. 同一视图中的数据将对应于 II 图

像中对三维空间场景按照某一特定方向的平行投影的记录, 图 2(b). 举例来说, 由所有标记为的 n_1 的点形成的视图包含且仅包含对场景沿 θ_1 方向的记录. 视图的抽提和人工合成, 使得以 II 图像数据格式存在的三维场景信息可以用一些我们熟悉的二维图像的形式来表达, 从而提供了分析 II 图像的新途径.

在经典的机器视觉领域中, 深度信息可以通过两个以上的相机对同一场景从不同位置拍摄的二维图像的视差信息来获取的^[13]. 从前面的分析我们知道, 不同视图包含对同一场景沿不同方向的记录, 所不同的是视图记录的是对场景沿某一方向的平行投影而不是透射投影. 物空间一点 $P(x_0, D)$ 的深度 D 与该点在视图对之间的视差 d 的关系可以用以下公式 (1) 来描述. 具体的推导和证明过程可参见文献 [12].

$$D = \frac{d \cdot \phi \cdot F}{\Delta} \quad (1)$$

其中, $\Delta = ds_1 - ds_2$ 表示两视图对之间的抽样距离. ϕ, F 分别为微透镜的孔径和焦距, 图 3.

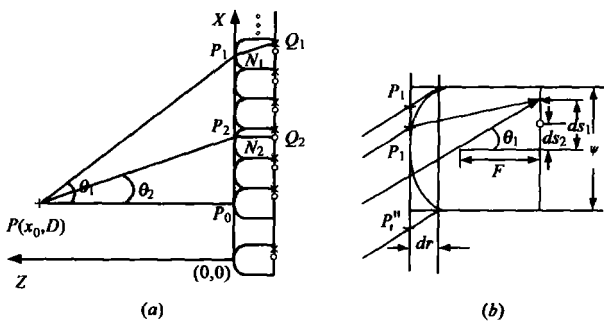


图 3 用于分析深度和视差关系的几何模型.(a)笛卡尔坐标系 (b)一个放大的微透镜部分

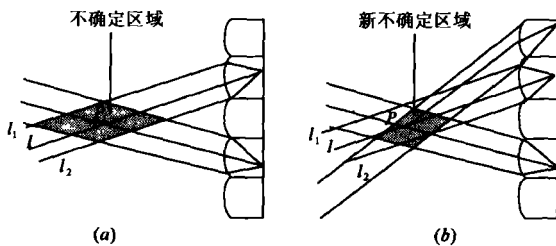


图 4 由视图恢复场景空间位置过程中存在的空间不确定区域的分析 (a)仅考虑两幅视图时; (b)考虑三幅视图时

根据公式 (1), 如果微透镜阵列的参数和对应两幅视图的抽样距离已知, 则空间任意一点的深度可以通过求解该点在对应视图间的视差来获取. 图 4 图示性的描述了从视图恢复场景空间位置的过程: 由于所有进入同一透镜的平行光都将被记录于该透镜下的同一位置, 在图 4(a) 中钻石状的灰色区域内的任意一点在两幅视图中的记录位置都将和 P 点相同. 也就是说, 从两幅视图间的对应点恢复的空间点的位置存在一不确定区域 (图中钻石状的灰色区域). 图 4(b) 表明这一不确定区域可以通过考虑更多的视

图引入的限制而缩小. 本文接下来将研究如何利用多幅视图来减小深度测量的不确定性的问题.

4 运用多基线立体匹配算法从多幅视图中获取准确的深度信息

由公式 (1) 可知, 在 II 系统的参数已知的情况下, 从 II 中获得深度信息的关键是获得视图间的视差. 视差估计的性能将直接影响到深度测量的可靠性和准确性. 寻找视差, 也即求解图像对间的对应问题一直是立体视觉中最困难的一步. 考虑到计算的简单和有效性, 目前最常用的仍是以 SSD (Sum of Square Difference) 为计分准则的基于相关的块匹配算法. SSD 计分准则的数学公式可以描述如下^[13]:

$$d^* = \arg\{\min_{d \in R} \{SSD(d)\}\} \quad (2)$$

$$SSD(d) = \sum_{x,y \in w} [I_1(x,y) - I_2(x+d,y)]^2$$

公式中, I_1 和 I_2 , 分别代表两幅视图, (x, y) 是被分析的点的坐标, $I_1(x, y)$ 为对应点 (x, y) 的强度, w 是用来匹配的窗口, R 是搜索范围. 由于这里的视图间只有水平视差存在, 搜索范围被限制在水平方向. 给定一个匹配窗口, 该算法寻找第二幅图中在搜索范围内使记分函数最小的位置.

在立体匹配中, 一幅图像上的每一个特征点只能与另一幅图像上的唯一一个特征点对应, 这一性质称为唯一性约束. 然而, 在实际中, 由于大多数特征点不是十分明显, 特别是重复纹理的出现, 常常会产生对应多义性. 即一幅图像上的一个特征点对应另一幅图像的若干个对应点. 在这种情况下, 由于记录噪声等其他原因, 真正的对应点可能被其它假对应点所掩盖. 多基线立体匹配算法是由 Okutomi 和 Kandade 提出的一种利用多幅具有不同长度的基线的立体图像对来消除立体匹配中对应点多义性的一种有效方法^[14]. 该算法可以用数学公式描述如下:

$$\zeta = \arg\{\min_{\zeta \in R} \{SSSD(\zeta)\}\} \quad (3)$$

$$SSSD(\zeta) = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{x,y \in w} [I_0(x,y) - I_i(x + B_i F \zeta, y)]^2$$

公式中, n 是参与计算的立体图像数目, $\zeta = 1/D$, D 是用来估计的深度值. I_0 和 I_i , 分别代表第一幅和第 i 幅视图, B_i 是第 i 幅视图对的基线长度, F 是相机的焦距长度, w 是用来匹配的窗口, R 是搜索范围. 该算法的实质在于将不同基线长度的多幅立体图像的总的相关性进行积累, 然后再做出匹配判断. 理论分析和实验均证明了该算法在立体匹配的有效性^[14].

在 II 图像中改变抽样位置可获得多幅具有不同视角的视图, 图 2, 这些视图各自从不同的方向记录同一三维场景信息. 类似于经典多基线立体匹配算法中从不同的位置来记录三维场景的多幅立体图像. 不同视图间的抽样距离决定了不同视图“看”三维场景方向上的差异. 但是, 由于当前的视图不同于普通的立体视中的二维图像, 深度方程中的深度正比于视差而不是立体视中的反比关系, 经典的

多基线立体匹配算法不能直接运用. 需对其作相应的修改以运用于当前的任务. 修改后的公式可以表述如下:

$$D^* = \arg\{\min_{D \in R} \{\text{score}(D)\}\}$$

$$SSSD(D) = \sum_{i=2}^n \sum_{x,y \in W} \left[I_1(x,y) - I_i\left(x + \frac{D \cdot \Delta_i}{\phi \cdot F}, y\right) \right]^2 \quad (4)$$

这里 ϕ, F 分别为微透镜的孔径和焦距, Δ_i 表示第 i 幅视图对之间的抽样距离, 其他参数同前. 用 D 来代替 ζ 是由于这里的视图是对三维场景的平行记录, 深度方程中深度正比于视差而不是立体视中的反比关系. 该修改后的算法的有效性可以用类似于文献[13]的数学方法来证明, 附录1中给出了具体的数学证明过程.

5 实验

我们构造了一个只包含两个深度层次的简单空间场景(一垂直平面及紧贴该平面放置的火柴盒), 来测试上述方法测量深度的可行性. 该火柴盒的厚度用游标卡尺测量为 15.6mm. 本实验具体所采用的光学设备为英国 De Montfort 大学三维图像组的 II 光学成像系统^[2]. 该实验中采用的微透镜阵列参数 ϕ, F 和 r 分别为 0.6mm, 1.237mm 和 0.88mm. 图 5 是被记录的 II 图像. 该图直接看起来有些模糊不清是由于特殊的记录方式而引起的. 当将该图像放在合适的微透镜阵列后, 原来的三维场景即可清楚地再现出来. 图 6 是从图 5 中水平方向均匀抽样得到的 12 幅视图. 从图中可以看出, 除第 1、2 以及第 11、12 幅视图由于处于记录透镜的边缘质量较差外, 大部分视图都清晰的展现了

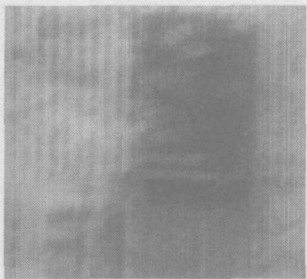


图 5 一幅包含两个深度层次的简单空间场景的 II 图像

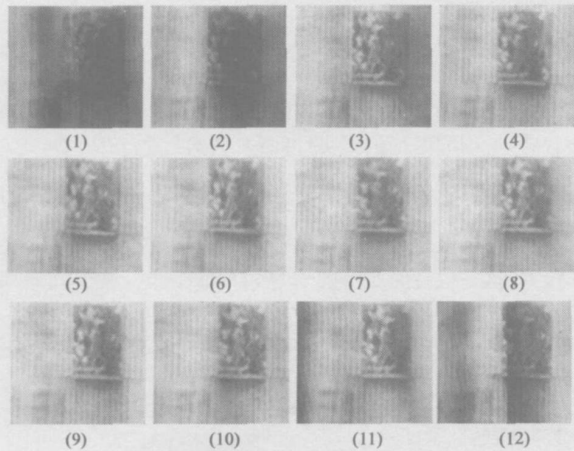


图 6 从图 5 中提取的 12 幅视图

对三维场景沿着特定方向的二维记录.

为测量火柴盒的厚度, 两个分别置于火柴盒表面和火柴盒后的平面背景的窗口, w_1 和 w_2 , 被选取来进行视差分析, 图 7. 由推导的深度方程, 如果知道这两个窗口的视差, 火柴盒表面和背景的深度就可以通过深度方程来分

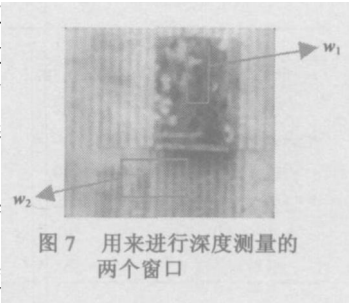


图 7 用来进行深度测量的两个窗口

别求解, 而火柴盒的厚度可以通过求两者之差来获得. 图 8(a)(b) 分别显示了将修改后的多基线算法应用于第 3~10 幅视图的两个区域上分别得到的评估函数. 从图中可读出两个区域的深度分别为 19.8mm 和 4.24mm, 由此可计算出火柴盒的厚度为 15.56mm. 和实际游标卡尺测量结果 15.6mm 相比, 相对误差小于 0.3%.

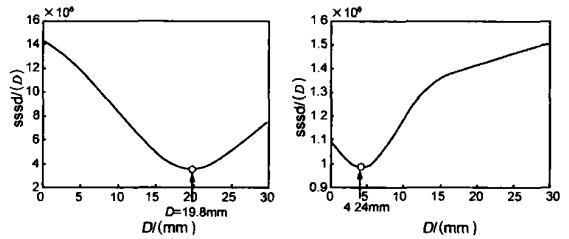


图 8 将修改后的多基线算法应用于多幅视图上得到的评估函数

为便于比较, 图 9(a)(b) 给出了对第 3~10 幅视图分别组成的具有不同基线长度的视图对分别进行视差分析的结果. 表 1 是从图 9(a)(b)(1-7) 中读出的相应的视差值以及由此计算出的深度值和相对误差. 其中, 在第 3 和第 10 幅视图对的结果, 图 9(b) 中(7)中有一明显的测量错($d = 14$). 这一测量错是由于背景中周期性的结构、光照条件的不均匀性以及记录噪声引起的. 真正的匹配位置应该在 ($d = 3$) 附近. 即使在修正上面明显的测量错误后, 由基本立体匹配方法给出的平均值为 18.4mm, 相对误差为 17.9%, 仍远远高于由修改的多基线算法得到的结果.

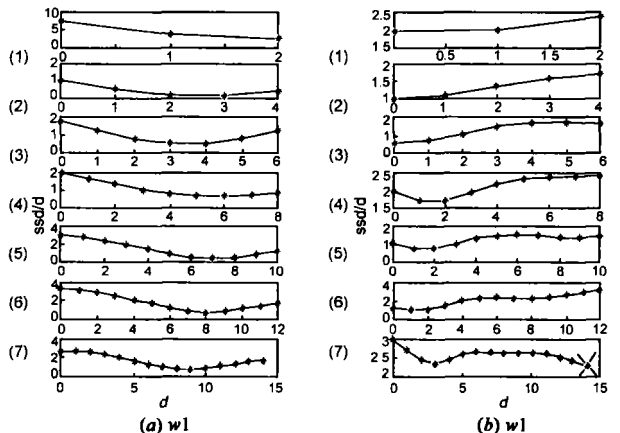


图 9 对第 3~10 幅视图组成的视图对分别进行视差分析的结果

表 1 由第 3~ 10 幅视图对分别计算出的深度值和相对误差

视图对	1	2	3	4	5	6	7	平均值	中值
抽样距离(mm)	0.05	0.10	0.15	0.20	0.25	0.30	0.35	NA	NA
视差(窗口 1)	2	3	3	6	7	8	9	NA	NA
火柴盒表面深度(mm)	29.7	22.3	14.8	22.3	20.8	17.8	19.1	21.0	20.8
视差(窗口 2)	0	0	0	2	2	1	14(3)	NA	NA
火柴盒底面深度(mm)	0	0	0	3.7	5.9	2.5	27.7(6.4)	2.6	2.5
火柴盒厚度(mm)	29.7	22.3	14.8	18.6	14.9	15.3	-8.6(12.7)	18.4	18.3
相对误差(%)	90.4	42.9	5.1	19.2	4.5	1.9	NA(18.6)	17.9	17.3

6 结论

在发展下一代基于全景图像的三维电视所面临的众多数据处理的问题中,深度信息的获取起着至关重要的作用.本文在对 II 图像进行视图提取的基础上,提出了一种采用修正的多基线立体匹配算法来分析多幅视图间的视差关系,直接利用 II 测量物体深度的方法.在本文采用 II 测量火柴盒厚度的实例中取得了较好的结果,验证了将多基线立体匹配算法运用于 II 测量物体深度的有效性.由于 II 是通过微透镜阵列一次成像直接获取场景的深度信息,其记录方式简单,同时不存在摄像机的标定和校准问题,这一研究结果也可望应用于开发新型的深度测量工具.

附录:修改的多基线立体匹配算法有效性的数学证明

以下为修改的多基线立体匹配算法运用于从 II 图像提取的多幅视图中的有效性的数学证明

(1) 设 I_1 和 I_i , 分别代表两幅视图, (x, y) 是被分析的点的坐标, $I_1(x, y)$ 和 $I_i(x, y)$ 的强度可以表示为:

$$I_1(x, y) = I(x, y) + n_1(x, y) \quad (1)$$

$$I_i(x, y) = I(x, y - dr_i) + n_i(x, y) \quad (2)$$

这里, $n_1(x, y)$ 和 $n_i(x, y)$ 用来表示图像中的噪声, dr_i 是匹配点的视差.

在基本的基于块相关的立体匹配算法中,对于第 i 个图像对,在候选匹配位置附近的评估函数可定义为:

$$SSD_i(d) = \sum_{x,y \in w} [I_1(x, y) - I_i(x + d_i, y)]^2 \quad (3)$$

使得 $SSD_i(d)$ 取最小值的位置 d_i 将被判定为估计的视差.

假定 $n_i(x, y)$ 符合高斯白噪声分布, $n(x, y) \sim N(0, 2\sigma_n^2)$, 那么上述评估函数的期望值可以表达为:

$$E[SSD_i(d)] = \sum_{x,y \in w} [I(x, y) - I(x + d_i - dr_i, y)]^2 + 2N_w \sigma_n^2 \quad (4)$$

N_w 是匹配窗口内点的数目. 在 $d_i = dr_i$ 时, $SSD_i(d)$ 期望取得最小值.

(2) 定在图像中匹配位置 (x, y) 附近有一相同/相似的纹理,使得:

$$I(x, y) = I(x + a, y) \quad (5)$$

这里, a 为一不等于 0 的常量. 这时,除了 $d_i = dr_i$ 时,在 $d_i = dr_i + a$ 时 $E[SSD_i(d_i)]$ 也将取得最小值,从而引入视差分析的多义性问题.

(3) 在从提取的 II 视图中获取深度的公式中, 两幅视图的视差 d 决定于物体的深度 D . 因此, 对估计的视差 d_i , 和真实视差 dr_i , 分别有如下关系:

$$d_i = \frac{D_i \cdot \Delta_i}{F \cdot \phi}, \quad dr_i = \frac{D_r \cdot \Delta_i}{F \cdot \phi} \quad (6)$$

这里 D_r 和 D_i 分别表达点 (x, y) 真实的深度值和由第 i 对视图估计的深度值.

将公式(6)代入公式(4)中, 可得到 $E[SSD_i(D)]$ 和距离 D 的关系.

$$E[SSD_i(D)] = \sum_{x,y \in w} \left[I(x, y) - I\left(x + \frac{(D - D_r) \cdot \Delta_i}{F \cdot \phi}, y\right) \right]^2 + 2N_w \sigma_n^2 \quad (7)$$

(4) 现在, 再假定在图像中匹配位置 (x, y) 附近有一相同/相似的纹理在 (x, y) 和 $(x + a, y)$ 附近. 方程(7)将在 $\frac{(D - D_r) \cdot \Delta_i}{F \cdot \phi} = 0$ 和 $\frac{(D - D_r) \cdot \Delta_i}{F \cdot \phi} = a$ 处取得最小值, 即对应于 $D = D_r$ 和 $D = D_r + \frac{a \cdot \phi \cdot F}{\Delta_i}$ 位置. 值得注意的是现在错误的深度估计部分 $\frac{a \cdot \phi \cdot F}{\Delta_i}$ 随着抽样距离的改变而改变.

在修改后的多基线算法中, 新的评估函数为:

$$SSSD(D) = \sum_{i=1}^n [SSD_i(D)]$$

它的期望值为:

$$E[SSSD(D)] = \sum_{i=1}^n \sum_{x,y \in w} \left[I(x, y) - I\left(x + \frac{(D - D_r) \cdot \Delta_i}{F \cdot \phi}, y\right) \right]^2 + 2nN_w \sigma_n^2 \quad (8)$$

现在, 再考虑由相同/相似的纹理在图像 (x, y) 和 $(x + a, y)$ 附近引起匹配的多义性问题. 虽然每个 $SSD_i(D)$ 均可在 $D = D_r$, $D = D_r + \frac{a \cdot F \cdot \phi}{\Delta_i}$ 这两个位置取得最小值, 但是深度估计错误地部分随着抽样距离的改变而改变. 只有在 $D = D_r$ 这一位置时所有的 $SSD_i(D)$ 都能取得最小值, 也就是说, D_r 是使得 $E[SSSD(D)]$ 取得最小值的唯一位置.

结论: 匹配过程中由于相同/相似的纹理引起的对应点多义性问题可以被有效地消除.

参考文献:

[1] Okoshi T. Three Dimensional Imaging Techniques[M].

- London: Academic Press, 1976.
- [2] Davis N, et al. Design and analysis of an image transfer system using microlens arrays[J]. *Optical Engineering*, 1994, 33(11): 3624– 3633.
- [3] Okano F, et al. Realtime pickup method for a three-dimensional image based on integral photography[J]. *Applied Optics*, 1998, 36(7): 1598– 1603.
- [4] MotoKi T, et al. Present status of Three-dimensional television research[J]. *Proc IEEE*, 1995, 83(7): 1009– 1021.
- [5] Kim S. Recent development of 3D display technology for new market[A]. *Proceedings of SPIE [C]*. Orlando: The International Society for Optical Engineering, 2003. 1– 6.
- [6] Min S, et al. Study for wide viewing integral photography using an aspheric Fresnel lens array[J]. *Optical Engineering*, 2002, 41(10): 2572– 2576.
- [7] Min S, et al. Enhanced three-dimensional integral imaging system by use of double display devices[J]. *Applied Optics*, 2003, 42(20): 4185– 4195.
- [8] Jang J, Javidi B. Time-multiplexed integral imaging for 3D sensing and display[J]. *Optics & Photonics News*, 2004, 4: 36– 43.
- [9] 伍胜男, 伍春洪. 三维集成图像技术及其在发展三维电视上的应用[J]. *江西科学*, 2004, 22(2): 110– 114.
- [10] Manolache S, et al. Hierarchical adaptive regularization method for depth extraction from planar recording of 3D-integral images[A]. *IEEE Proceedings of ICASSP [C]*. Salt Lake City, 2001. 1433– 1436.
- [11] Manolache S, et al. 3D-object space reconstruction from planar recorded data of 3D-integral images[J]. *Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image, and Video Technology*, 2003, 35(1): 5– 18.
- [12] Wu C, et al. Depth extraction from unidirectional integral image using a modified multi-baseline technique[A]. *Proceedings of SPIE [C]*. San Jose: The International Society for Optical Engineering, 2002. 135– 143.
- [13] Trucco E. Introductory techniques for 3D computer vision[M]. Prentice Hall, 1998.
- [14] Okutomi M, Kanade T. A multiple-baseline stereo[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15(4): 353– 363.

作者简介:



伍春洪 女, 1972 年生于江西南昌, 2003 年于英国 De Montfort 大学获博士学位. 北京科技大学副教授. 主要研究兴趣为三维图像技术和机器视觉. E-mail: cwu@ies.ustb.edu.cn

杨 扬 男, 博士生导师, 主要方向包括图象处理、计算机网络通信、网格计算和多媒体技术等.