

光度立体三维重建算法

陈宇峰 谭文静 王海涛 王阳生

(中国科学院自动化研究所高科技创新中心 北京 100080)

(yufeng.chen@ia.ac.cn)

摘 要 提出一种三维表面重建方法,以便快速准确地获得三维模型.首先获取控制光照和视角条件下的 3 幅图像,采用光度立体视觉的方法计算表面法向量,并在基于高度的全局优化和局部特征保持的基础上,通过金字塔式多尺度逼近,由表面法向量恢复三维表面信息.实验表明,这是一种简易快速的三维重建算法,在游戏三维建模、交互式动画等方面有着广泛的应用.

关键词 三维重建;表面法向量;计算机视觉

中图法分类号 TP242.6

Photometric Stereo 3D Reconstruction and Application

Chen Yufeng Tan Wenjing Wang Haitao Wang Yangsheng

(Hitic Innovation Center, Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

Abstract A new three dimensional reconstruction method is introduced to estimate height from surface normal. First, images are obtained under given lighting and view conditions, then surfaces are reconstructed from the normal by pyramids method, which optimizes both the global and local restrictions. Experiments show that our method possesses advantage both in computation efficiency and accuracy over the primary method in this field, and can be widely used in the application of animation model construction or interactive games.

Key words surface reconstruction; surface normal; computer vision

0 引 言

人类从外界获得的信息的 80% 来自视觉. 计算机视觉研究的发展开始于 20 世纪 60 年代初,在基础研究方面取得显著进展是在 20 世纪 70 年代末至 20 世纪 80 年代. 这主要归功于 Marr 的视觉计算理论^[1]的推动,其理论的核心是从图像恢复物体的三维形状.

三维重建是成像系统的逆过程,涵盖了各种应用场合的图像重建. 目前已有的非接触式三维重建方法,大体可以分为以下几种:1)直接测量距离的方法.如时间速度测距^[2]的技术.通过测量光从目标物体发出到返回传感器的时间来估计距离,但系统通常是既复杂又昂贵.2)间接重建深度的方法.通过

景物在光照下所成的图像测量各种参数来估计距离,有些方法可以同时求得表面反射率等参数.通过多幅图像的对应点的关系来恢复形状,如立体视觉法^[3],光流法^[4],纹理法^[5]和焦距法^[6]等.

立体视觉是传统经典的视觉重建方法,它的重建过程通过图像间的匹配、摄像机标定、摄像机运动参数的确定、点的三维结构的恢复等算法实现.这些算法都涉及到多幅图像点的对应关系,即对应点.但它存在很多难以解决的问题^[7],包括检测对应点的问题、对应点匹配的问题、连续性假设问题等.由于摄像机内外参数标定以及立体匹配等过程的不够准确和稳定,再加上烦杂的计算过程,立体视觉难以满足实际需求.

另外一种是从阴影恢复形状法^[8],它主要利用图像明暗的变化来恢复物体形状的信息.假设表面

反射系数已知等约束 ,通过图像中每个像素点来计算相对应的场景表面法向量 ;这样可以避免对应点的检测和匹配问题 ,但是需要严格控制场景的光照条件 .

本文采用基于光度立体视觉的方法 ,简化了系统的实现 ,并提出一种快速准确的金字塔表面重建算法 ,可以实现表面模型的准确、快速的重建 .

1 基于光度立体学的法向量计算

选择以观察者为中心的全局坐标系 ,使其中一坐标轴与成像系统的光轴对齐 ,则景物表面可用函数 $Z = f(x, y)$ 来描述 ,它表示点离透镜平面的垂直距离 (即 z 坐标) 随该点坐标变化的情形 . 因此其表面法向量为

$$N = (p, q, -1) / \sqrt{p^2 + q^2 + 1} \quad p = \frac{\partial z}{\partial x}, q = \frac{\partial z}{\partial y}.$$

我们可用固定向量来规定光源的方向 (p_s, q_s) ,如果给定具体的表面反射属性和光照条件 ,可以建立场景辐射度和表面法向 ,光源入射方向之间的关系表达式为 $R = G(p, q, p_s, q_s, c)$. 其中 R 为场景辐射度 , c 为光源辐照度常数 .

根据二维成像原理 ,固定光源和光源辐照度 ,物体表面某点的辐射度为 $R(p, q)$,则 $I(x, y) = R(p, q)$. 其中 $I(x, y)$ 是图像灰度函数 ,从而建立了场景表面形状信息和二维图像灰度信息间的关系 . 从二维图像恢复物体形状信息的过程是图像形成过程的逆过程 ,我们假设场景辐射度仅仅依赖于表面反射属性、表面法向和光照条件 ;表面反射遵从朗伯反射法则 ,并考虑到出射角度的影响 ,辐射度可以由表面法向和光源方向的夹角来表示 . 在正交投影的情况下 ,我们有物体表面反射模型^[9-10]为

$$R(p(x, y), q(x, y)) = E_0 \rho(x, y) \frac{1 + p_s p(x, y) + q_s q(x, y)}{\sqrt{1 + p_s^2 + q_s^2}}.$$

其中 ρ 是物体表面反射系数 ,与物体材料有关 ,反映了物体的纹理信息 . 这里隐含了光源是在无限远处 ,并且物体间的互反射是忽略的 .

用单幅图像来求解表面法向量是一个欠约束问题 ,因为要求解 3 个参量 $\rho(x, y)$, $p(x, y)$ 和 $q(x, y)$,而方程只能提供 1 个已知量 $I(x, y)$. 一般假设 $\rho(x, y)$ 已知 ,加入约束条件求解另外的 2 个参量 .

单幅图像恢复表面法向量的方法大都是依赖于

一些约束条件求解方程 ,但是实际上解的存在性和惟一性是很难从理论上得到保证的 ,求得的解往往是偏离正解的 . Zhang 等^[11]比较了多种 SFS(Shape From Shading)方法 ,得出单幅图像重建方法给出的重建结果很差的结论 ,建议采用多幅图像改善重建效果 .

由多幅图像重建三维场景形状信息的方法称为光度立体视觉法^[12-13] . 此方法利用在同一视点不同光照条件下得到的多幅图像来恢复物体形状 . 本文在摄像机和物体的位置保持不变的情况下 ,用 3 个光源分别从不同共面的 3 个方向照射物体 ,以获得物体的 3 幅图像 . 此三维重建方法的假设条件是 :光源为在各个方向有相同辐射度的辐射源 ,物体表面散射光向各个方向均匀辐射 ,所有光源方向已知 .

计算过程^[12]如下 ,设三幅图像的光源方向分别为 $n_i = [n_{i1}, n_{i2}, n_{i3}]$,其中 n_{ij} , $i, j = 1, 2, 3$ 为光源与座标轴角度参数 . 则 $N = [n_1, n_2, n_3]$ 构成 1 个三阶方阵 .

令 $I = [I_1, I_2, I_3]$ 表示 3 幅图像中某一点的灰度组成的向量 ,这一点的表面法向量为 $M = [m_1, m_2, m_3]$.

设该点的反射率为 a ,则 $I = aNM$ 在 N^{-1} 存在条件下 , M 为归一化向量 ,因此 $a = |N^{-1}I|$; $M = N^{-1}I/a$. 其中 $|\cdot|$ 表示取模运算 ,由此可以很容易地获得表面法向量 .

2 由梯度恢复三维信息及金字塔算法

2.1 表面重建算法分析

若物体表面可积条件满足

$$\frac{\partial p}{\partial y} = \frac{\partial^2 z}{\partial x \partial y} = \frac{\partial^2 z}{\partial y \partial x} = \frac{\partial q}{\partial x},$$

则根据格林定理积分与路径无关 ,可求得任意 2 点高度差 $z(p) - z(p_0) = \int_L p dx + q dy$. 其中 , L 为 2 点间的任意路径 .

但是使用简单的积分方法来恢复表面存在很多问题 ,因为虽然原物体表面是可积的 ,但是由于表面法向量计算误差以及噪声的影响 ,不同路径积分差别很大 ,直接积分效果很差 .

为了解决这样一个过约束问题 ,目前主要从局部和全局计算 2 个角度考虑^[14-15] .

很多基于局部积分的方法使用不同的积分路径、遍历方法 ,或者采用不同权重的方法进行优化 ,

但是重建的效果并不理想,因为很难找到合适的路径和权重使之达到最优.

另一个思路是采用全局的方法,最小化函数^[16]

$$F(\hat{p}, \hat{q}) = \iint |p(x,y) - \hat{p}(x,y)|^2 + |q(x,y) - \hat{q}(x,y)|^2 dx dy \quad (1)$$

或者频率域类似的函数^[17],但是这样会导致不可预测的局部信息改变^[15],最终影响到全局的重建效果.

最近,文献[18]中提出了1种局部梯度迭代的方法 $\hat{H}(n) = \hat{H}(n-1) + \eta \Delta H$;其中, H 是估计高度, n 是迭代次数, η 是学习速度.

假设任意一点 $P(X_n, Y_n)$,其表面法向量为 $N = (P_n, Q_n, -1)$ 则高度为

$$Z^{m+1}(X_n, Y_n) = \frac{1}{4} \sum_{i=-1,1} Z^m(X_{n+i}, Y_n) + Z^m(X_n, Y_{n+i}) + \frac{1}{4} [p(n-1, n) - p(n+1, n) + Q(n, n-1) - Q(n, n+1)],$$

迭代最后会收敛到某个值,而且不依赖于初始值的选取,但是这样的结果与实际表面并不相符.

为了准确地从表面法向量恢复表面,应该使恢复的表面尽可能地接近原来的表面.全局法和迭代法仅考虑法向量的逼近,但是法向量的局部误差累积会对全局形状产生巨大的影响.

以迭代法为例,考虑沿 X 轴一维问题,每一点都具有高度和与相邻点高度差,迭代过程中,每一次都把高度差平均后作用于相邻点,经过多次迭代以后,每一点的高度都由邻近的高度差线性组合而成,其系数呈归一化二项式分布.

设最终点 $P(n)$ 收敛到 $H(n)$,它们之间的高度关系可表示为

$$H^n(x) = \sum_{i=-(n-1)}^{n-1} C_{2n-1}^i H_0(x+2i) + \frac{1}{2} \sum_{i=-(n-1)}^{n-1} C_{2n-1}^i \text{sgn}(i) \Delta H(x+2i) \quad (2)$$

其中,前半部分可以看作是这个点集的一个高度基,后半部分则是每个点和这个基的高度差. C_n^m 表示贝努利系数, H_0 表示初始高度, ΔH 代表高度差, i 表示从 x 点开始的距离.

从式(2)可以看到,最终结果并非准确的结果,因为在不同点的高度系数是不相同的,邻近点离中心点越近系数越大,越远则系数越小.这样会导致过于强调局部信息,而使全局形态发生改变,而实际上其作用应该是相同的.在后面我们会做具体的分析.

2.2 金字塔重建算法

为了最大限度地避免变形,我们必须对式(1)的

优化函数进行改进.通过分析我们知道,对梯度空间的优化,并不能保证高度空间的逼近,因此我们提出基于高度空间的优化思想,将优化函数改为

$$F(x,y) = \sum_{x=0}^W \sum_{y=0}^H |z(x,y) - \hat{z}(x,y)|^2 = (3)$$

同时考虑到局部和全局的形状,我们提出了一种金字塔三维重建算法.通过对表面点进行采样,得到分散的表面点集,称为子表面.这样可以简化子表面的重建,并且可以忽略重建中的细节,从而保证全局重建的准确.

首先我们考虑最开始的采样情况,采样间隔尽可能大,以避免由于系数不同带来的影响.为了简化计算,我们取间隔

$$N = \max\{n = 2^m : n \leq W, n \leq H, m \in Z\},$$

其中, W 和 H 分别表示画面的宽和高.

同时梯度空间也进行相应的变化,为了简化计算,2点的梯度我们直接采用沿直线积分的办法.经过变化后的最优化函数保持不变,如

$$\sum_{n=0}^{n=N, m=N} \left(\sum_{x=0}^{W/N} \sum_{y=0}^{H/N} |z(xD+n, yD+m) - \hat{z}(xD+n, yD+m)|^2 \right) \quad (4)$$

下面考虑重建算法中的边界问题.因为真实图像范围有限,算法中边界会受到画面以外点的影响,为了最大程度地保持高度和梯度的连续性,我们沿边界作图像的镜像.

如图1所示,图中不同颜色表示不同的采样子图,图像的效果表示镜像的结果,其中浅红色为红色采样子图边界上的点,红线则表示红色子图采样点间的积分路线.

在此基础上对表面进行重建,由于问题被简化,很多积分方法都可以应用,本文仅沿点之间的直线进行积分.这样我们就可以得到交错的 D^2 个子表面,每一个表面仅含几个点,以便准确方便地恢复主体结构,而且这个结构也不会受细节点的影响,因为



图1 边界和采样示意图

很多噪声和误差在积分中被减弱了.

本文采用类似迭代的方法计算子表面 ,这样每一点高度仅与附近 4 点有关系 ,由

$$\begin{aligned} Z^{m+1}(X_n, Y_n) = & \frac{1}{4} \sum_{i=-k, k} Z^m(X_{n+i}, Y_n) + \\ & Z^m(X_n, Y_{n+i}) + \frac{1}{4} \sum_{i=1}^k P(n-i, n) + \\ & \frac{1}{4} \sum_{i=0}^{k-1} [-P(n+i, n)] + \frac{1}{4} \sum_{i=1}^k Q(n-1, n) + \\ & \frac{1}{4} \sum_{i=0}^{k-1} [-Q(n, n+i)] \end{aligned} \quad (5)$$

经过数次迭代即可较为准确地恢复表面高度 ,其中 , $k=2^l, l \in \mathbb{N}$.

如果我们把这个过程看作一种卷积的话 ,则高度 M_H 及高度差矩阵 M_P 和 M_Q 分别表示为

$$M_H = \begin{bmatrix} & & 1/4 & & & & \\ & & 0 & & & & \\ & & \vdots & & & & \\ 1/4 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 & 1/4 \\ & & \vdots & & & & \\ & & 0 & & & & \\ & & 1/4 & & & & \end{bmatrix}_{(2D+1) \times (2D+1)},$$

$$M_P = [-1, -1, \dots, -1, 1, 1, \dots, 1]_D,$$

$$M_Q = [-1, -1, \dots, -1, 1, 1, \dots, 1]_D^T.$$

则迭代公式矩阵形式为

$$Z^{m+1} = Z^m * M_H + P * M_P + Q * M_Q.$$

其中 , $*$ 表示以某点为中心的卷积运算.

当最大间距采样子表面构造完成后 ,我们可以得到同一表面的各点的相对高度 ,这样每个子表面可以看作是一个子基高度 .例如取左上角点高度 ,加各自的相对高度 ,子基高度往往是由初始条件确定的值.

为了将众多子表面拼接起来 ,我们将采样距离 K 降为 $K/2$,这样相邻的 4 个子表面可以拼接成下一级金字塔的一个子表面 .相关点的分布参见矩阵

$$M_A = \begin{bmatrix} S_4 & & S_2 & & S_4 \\ & & 0 & & \\ & & \vdots & & \\ S_3 & 0 & \dots & S_1 & \dots & 0 & S_3 \\ & & \vdots & & \\ & & 0 & & \\ S_4 & & S_2 & & S_4 \end{bmatrix}_{(k+1) \times (k+1)},$$

其中 S_i 表示来自不同的子表面的点.

为了归一化各表面的权重 ,我们设 S_i 分别为 $1/$

4 , $1/8$, $1/8$, $1/16$ 进行下一步卷积 ,

$$Z_{k/2} = Z_k * M_A + P * M_{P_{k/2}} + Q * M_{Q_{k/2}}.$$

这样将 4 个子表面统一于一个子基高度 ,而相对高度保持不变 , $P_K * L_{MP}(n) = P_{K/2} * L_{MP}(n) + P_{K/2} * R_{MP}(n + K/2)$.

其中 , $L_{MP} = [1, \dots, 1, 0, \dots, 0]_k$;

$$R_{MP} = [0, \dots, 0, 1, \dots, 1]_k.$$

经过数次拼接 ,直到采样间隔变为 1 ,这样就在保持原有结构不变的基础上重建了整个表面.

2.3 全局优化及结果

首先我们考虑子表面重建中用到的迭代算法 ,根据式(2) ,算法收敛于一个特定的值 ,设初始高度 H_0 相同 ,这样距离为 g 的 2 点间高度差为

$$\begin{aligned} H^n(x+g) - H^n(x) = & \frac{1}{2} \sum_{i=-(n-1)}^{n-1} (C_{2n-1}^i \text{sng}(i) \times \\ & \Delta H(x+2i+g) - C_{2n-1}^i \text{sng}(i) \Delta H(x+2i)) = \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=-(n-1)}^{-1} ((C_{2n-1}^{i-g} - C_{2n-1}^i) \Delta H(x+i)) + \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=g}^{n-1+g} ((C_{2n-1}^{i-g} - C_{2n-1}^i) \Delta H(x+i)) + \\ & \frac{1}{2} \sum_{i=0}^{g-1} ((C_{2n-1}^{i-g} + C_{2n-1}^i) \Delta H(x+i)) \end{aligned} \quad (6)$$

由式(6)可以看出 ,前 2 项是误差 ,由于二项式系数的分布关系 ,将随着间隔 g 的减小而加速下降 ;后一项是延 2 点间路径的积分 ,其二项式系数随着 n 的增大 g 的减小趋同.

由此显见 ,在大尺度下 ,普通的迭代法误差会加速积累 ,而积分系数会大幅变化 .在金字塔算法下 ,由于大尺度下的间隔也很小 ,有效地避免了误差的累计 ,保证了积分的准确性.

另一方面 ,在金字塔算法中 ,主要考虑了全局的形状优化 ,往往是以牺牲局部特征为代价的 .由于我们采用了延直线积分的办法求取采样点间的高度差 ,通过延两轴方向平均值更新坐标 ,其实质是对表面的平滑滤波 ,这样得到的表面会损失局部细节 .本文的重建不仅要考虑到重建表面与原表面的高度误差 ,而且也应该考虑是否反映了局部特征 ,即局部法向量的逼近情况 .因此目标函数(1)可以修正为

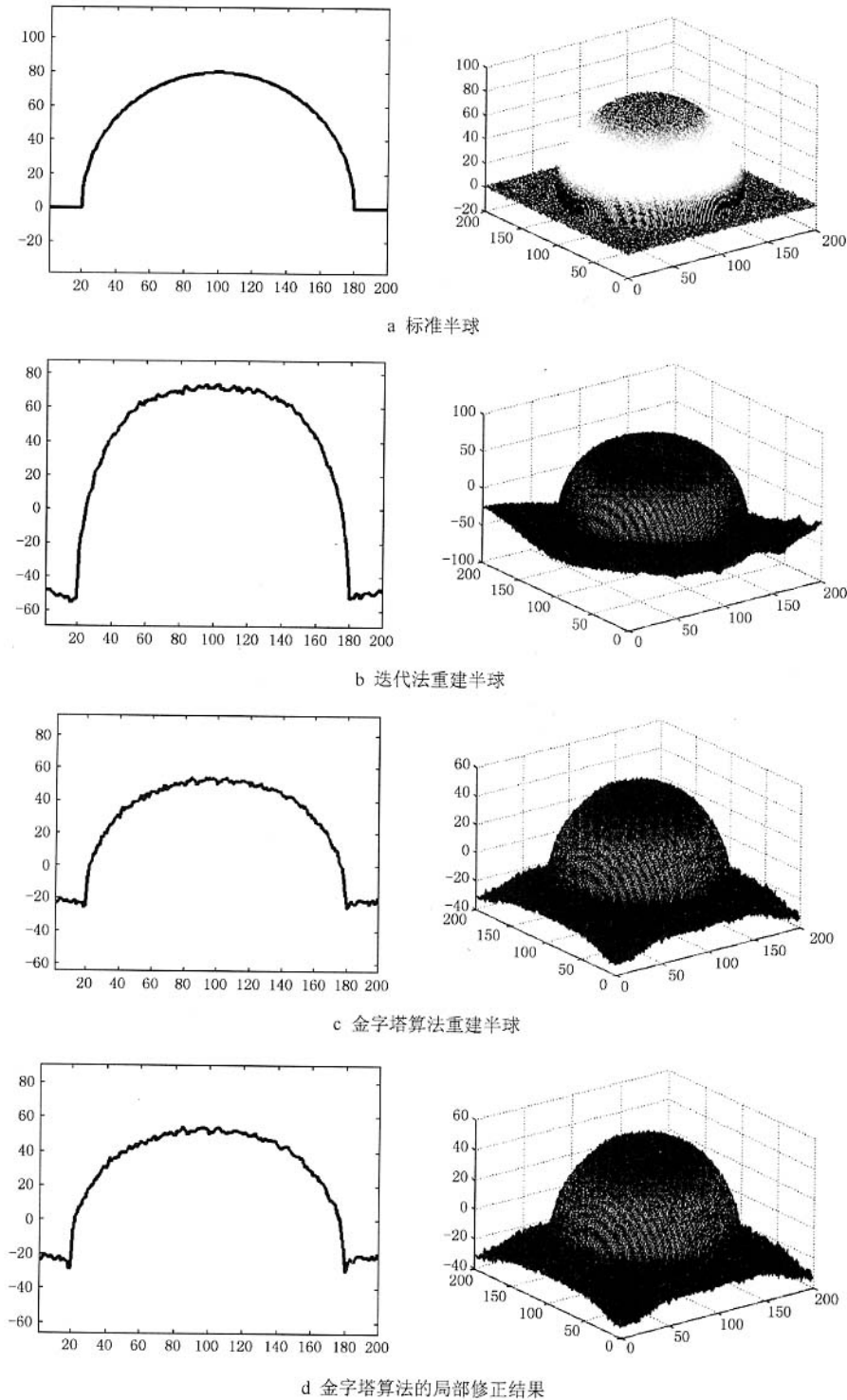
$$\begin{aligned} F(x, y) = & \sum_{x=0}^W \sum_{y=0}^H |z(x, y) - \hat{z}(x, y)|^2 + \\ & \alpha \iint |p(x, y) - \hat{p}(x, y)|^2 + \\ & |q(x, y) - \hat{q}(x, y)|^2 dx dy. \end{aligned}$$

同时满足 2 种约束的算法是难以实现的 ,往往

通过 α 达到一种经验的、可以接受的效果. 在基于金字塔的算法中, 实现了最外层子表面的重建以后, 在每一步子表面的重建过程中, 我们都可以通过迭代算法并加入适当的法向量优化, 其迭代次数与当前层次及预期的影响范围密切相关. 通过不同层次的子表面迭代修正次数, 可以控制重建表面在不同尺度的细节. 实验结果表明, 表面的局部优化对全局

的效果影响很小, 但是弥补了局部的信息丢失的缺陷, 具有更好的视觉效果.

如图 2 所示, 我们首先看一下理想条件下人工合成的半球表面法向量重建效果. 为了测试对抗噪声的能力我们加入了 1% 的噪声, 但是对于表面法向量来说就是很大的干扰. 我们还将其与迭代法计算的结果进行了如表 1 所示比较.



万方数据

图 2 半球表面重建效果比较(轮廓和斜侧视图)

表 1 计算速度和误差分析

方法	用时/s	最大误差	均方差
迭代 500 次	3.0310	50.2862	464.1124
迭代 2000 次	12.1100	30.4265	101.7157
迭代 5000 次	30.8600	32.1443	295.3790
金字塔算法	0.9680	10.1021	5.5586
迭代修正	1.0160	10.6395	6.2537

从图 2 和表 1 可以看出 ,金字塔算法精度大大提高 ,而且速度也快了很多 . 虽然修正的算法对金字塔的高度误差有些不利的影响 ,但是它在可以接受的程度内 ,大大提高了局部特征 ,这一点在图 3 所示的人脸重建系统中 ,特别是口、眼、鼻部的特征上 ,有很大的改善 .

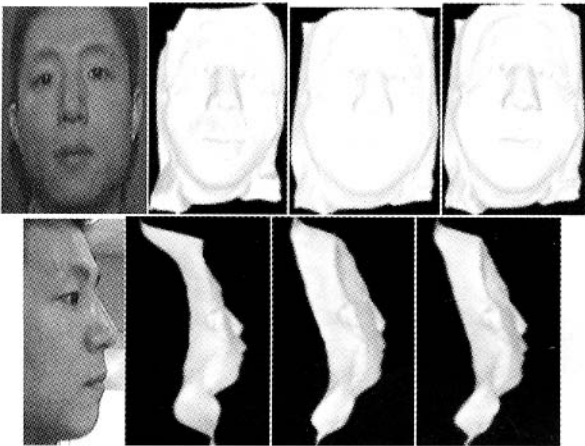


图 3 光线变化下的图像采集仪

3 系统实现及结果分析

基于光度立体视觉的三维表面重建系统的目的是要从光线变化的光学图像中估计景物的三维高度及其表面反射属性 ,通过纹理映射技术将恢复的反射属性贴到三维表面上 ,实现可视化 ,以达到较好的三维视觉效果 . 本文设计实现了光线变化的二维光学图像进行三维表面重建的软硬件系统 ,该系统可以运行在一般的 PC 机上 ,对计算机无特殊要求 .

我们设计了如图 4 所示光线可控的图像采集仪 ,光源方向依次为 :背景光、左方、上方、右方 . 此硬件系统由普通 CCD 摄像头、闪光灯、图像采集卡及其相应的控制设备组成 .

我们用普通 CCD 摄像头的奇偶脉冲来同步 3 盏闪光灯 ,在一百多毫秒内可以抓取固定视点的、不同光照方向下如图 5 所示的三幅图像 ,图像依次为

真实人脸、迭代方法、金字塔算法、金字塔改进 .

图 3 是从图 5 重建的结果 ,通过比较可以发现 ,迭代法过于强调局部特征 ,虽然轮廓清晰但是导致全局的形变 . 金字塔算法由于平均滤波的作用 ,导致特征模糊 ,但可以再通过局部迭代调整改善 .

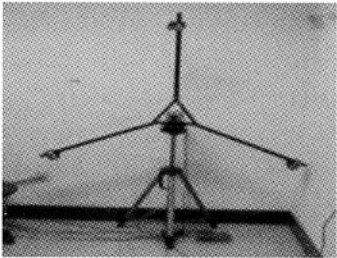


图 4 不同光照下人脸头像



图 5 人脸重建正视和侧视图

4 总 结

通过改变光照条件 ,运用光度立体视觉方法获取表面法向量 ,再通过金字塔算法恢复表面 ,是一个简单实用的三维重建系统 ,取得了一定的成功 . 但是对本文的算法还有待进一步改进 ,例如采样点间梯度的计算问题、光照的约束问题、表面连续性问题等 . 目前的工作已经初步应用于交互式网络游戏的人物模型生成中 ,并取得了较好的效果 .

参 考 文 献

[1] Marr D. Vision : A Computational Investigation Into the Human Representation and Processing of Visual Information[M]. San Francisco : W H Freeman , 1982

[2] Massa J S , Buller G S , Walker A C , et al . Time-of-flight optical ranging system based on time-correlated single photon counting[J]. Applied Optics , 1998 , 37(31) : 72 ~ 98

[3] Fauberas O. Three-Dimensional Computer Vision : A Geometric Viewpoint[M]. Cambridge : MIT Press , 1995

[4] Shahraray B , Brown M K. Robust depth estimation from optical flow [A]. In : Proceedings of the 2nd International Confereme on Computer Vision , Tampa , Florida , 1988. 641 ~ 650

[5] Aloimonos J. Shape from texture[J]. Biological Cybernetics , 1988 , 58(5) : 345 ~ 360

[6] Ens J , Lawrence P. An investigation of methods for determining depth from focus [J]. IEEE Transactinons on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 1993 , 15(2) : 97 ~ 108

[7] Binford T O. Stereo vision : Complexity and constraints [A]. In : Proceedings of International Symposium on Robotics Research [C]. Cambridge : MIT Press , 1984. 475 ~ 487

[8] Zhang R , Tsai PS , et al . Analysis of shape from shading techniques [A]. In : Proceedings of Computer Vision Pattern Recognition , Seattle , 1994. 377 ~ 384

[9] Lee D. A provably convergent algorithm for shape from shading[A]. In : IEEE Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition , Ann Arbor , Michigan , 1988. 478 ~ 485

[10] Horn B K P , Sojoberg R W. Calculating the reflectance map [J]. Applied Optics , 1979 , 18(11) : 1770 ~ 1779

[11] Zhang R , Tsai P , Cryer J , Shah M. A survey of shape from shading methods[R]. Orlando , Florida : Computer Science Department University of Central Florida , Technical Report : CS-TR-97-15 , 1997

[12] Woodham R J , Photometry method for determining surface orientation from multiple images [J]. Optical Engineering , 1980 , 19(1) : 139 ~ 144

[13] Woodham R J. Gradient and curvature from the photometric stereo method including local confidence estimation [J]. Journal of the Optical Society of America , A Optical Image , Science and Vision , 1994 , 11(11) : 3050 ~ 3068

[14] Klette R , Schluns K , Height data from gradient fields [A]. In : Proceedings of SPIE V , Boston , Massachusetts , 1996. 204 ~ 215

[15] Schluns K , Klette R. Local and Global Integration of Discrete Vector Fields [M]. In : Advances in Computer Vision , New York : Springer , 1997. 149 ~ 158

[16] Malik J , Maydan D. Recovering three dimensional shape from a single image of curved objects [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 1989 , 11(6) : 555 ~ 566

[17] Frankot R T , Chellappa R. A method for enforcing integrability in shape from shading algorithms [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 1988 , 10(4) : 439 ~ 451

[18] Smith G D J , Bors A G. Height estimation from vector fields of surface normals [A]. In : Proceedings of the 14th International Greece , Conference on Digital Signal Processing , Santorini , 2002. 1031 ~ 1034



陈宇峰 男 ,1977 年生 ,博士研究生 ,
主要研究方向为计算机视觉、模式识别。



谭文静 女 ,1979 年生 ,硕士研究生 ,
主要研究方向为计算机视觉。



王海涛 男 ,1970 年生 ,博士研究生 ,
主要研究方向为计算机视觉、机器学习。



王阳生 男 ,1949 年生 ,博士 ,研究员 ,
主要研究方向为计算机视觉、计算机、图形学。