

一种具有自终止特性的视点规划方法

何炳蔚

(福州大学机械工程及自动化学院机电系,福州 350002)

摘要 提出了一种具有自终止特性的对未知物体模型自动3维测量的视点规划方法。首先在寻找最优视点阶段,利用群矢量链方法获得视觉传感器在下一个视点的观测方向,而视觉传感器在空间的确切位置参数是通过计算矢量场内的边界积分获得,其中获得最大边界积分的空间位置被定为下一个最优视点。同时为了保证对未知物体模型自动3维测量过程具有自终止特性,根据高斯定理,提出由测量所得的点云直接计算出物体体积的方法,并将连续两个视点下物体体积的变化量作为终止测量的依据来判断规划过程是否需要终止或继续。实验结果表明,该具有自终止特性的视点规划方法是可行而且有效的。

关键词 视点规划 3D模型 下一个最优视点 群矢量链 自终止

中图法分类号:TP391 文献标识码:A 文章编号:1006-8961(2006)12-1827-07

A Viewpoint Planning Method with Self-Termination

HE Bing-wei

(Department of Mechatronics Engineering School of Mechanical Engineering & Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350002)

Abstract In this paper we present a method of view planning for automatically constructing the model of an unknown object from range images. The method computes the next best view in two steps. First, the exploration direction for the next view is determined via a Mass Vector Chain (MVC) based scheme. Then the accurate position of the next view is obtained by computing the boundary integral of the vectors fields. The position with the maximum integral value is selected as Next Best View (NBV). We also present a self-termination criterion for judging the completion condition in the measurement and reconstruction process. The termination condition is derived based on changes in the volume computed from two successive viewpoints. The experimental results show that the method is effective in practical implementation.

Keywords viewpoint planning, 3D modeling, next best view, mass vector chain, self-termination

1 引言

传感器规划(sensor planning, SP)是计算机视觉中新出现的一个研究领域,它是指利用给定的环境信息以及将要完成的任务信息来自动决定传感器参数最佳值的策略。由于摄像机是计算视觉研究中的主要输入设备,这里讨论的传感器通常均是指摄像机,因此传感器规划有时也称为摄像机规划或视点规划(viewpoint planning)。

早期计算机视觉研究的重点通常放在被观察目

标上,观察视点是预先给定的,而与视点布置有关的论题则很少受到重视。自1987年Sakane等人提出SP方法规划以来,SP研究的重点由基于模型的物体检测与特征识别转变为未知CAD模型物体的重构规划和3维场景恢复规划以及探测规划。特别是在自动获取未知对象的3维数字化信息过程中,SP主要任务是设法理解和量化观察目标与传感器之间的关系,并决定出传感器在下一个最佳视点(next best view, NBV)的空间位置和方向参数,以便自动、可靠地操作传感器系统获取物体深度图像信息,从而以最少的视点获得物体表面3维信息^[3~10]。众

基金项目:国家自然科学基金项目(50305027, 50605007);福建省自然科学基金计划项目(2006J0163)

收稿日期:2006-05-22 改回日期:2006-07-26

第一作者简介:何炳蔚(1973~),男,副教授。2003年于西安交通大学获机械制造及自动化专业博士学位。研究方向为逆向工程、视觉规划与测量。E-mail:bw_he@yahoo.com.cn

多研究者提出了多种下一个最优视点算法,其中 NBV 问题的解实际是完全重建未知场景(物体)模型所用的最少传感器规划次数,目的就是想构建一个不需要人工介入的自动模型重建系统^[11-13]。例如:Abidi^[14]提出基于信息熵方法利用视觉传感器来自动重构未知物体模型,其中下一个最优视点的定义为视觉传感器获得模型最大信息熵的空间位置。Maver 等人^[5]提出利用最小-最大原则从所有可能的空间位置解中确定下一个最优视点,然而该方法只能用于特定配置的视觉传感器系统。Pito^[15]提出了一个自动获取任意模型表面数据信息系统,其中视觉传感器位置被限制在一个等半径的圆柱面上。被重构模型表面数据被分为:视点下可见表面、不可见表面以及不存在表面。下一个最优视点被定为能够获取最大不可见表面区域所对应的圆柱面上的点。另外也有研究者将视觉传感器空间位置定义在一个给定半径的球体表面上^[8],但是这些方法都没有能够确切给出针对任意场景自动重建的算法过程。另外这些研究大部分都是将 6D 的问题转化为 3D 或者 2D 的问题来研究,把视觉传感器位置空间限制在球面上或者圆柱面上,大大简化了求取下一个最优视点的难度,如文献 2][8][15]。

在利用视点规划方法对未知模型自动 3 维测量过程中的另外一个重要的问题,就是规划过程应具有自终止特性。目前尽管有些自终止方法被提出,但是这些方法都只适用于一些特定的环境。例如:早期的终止方法是通过预先设定好视点的规划次数从而完成未知环境(物体)的自动建模^[16]。以后,Reed^[16]、Banta 和 Abida^[17]提出根据在新视点下所获得的模型表面区域作为终止规划的依据。视点规划终止于如果在新视点下所获得的模型表面区域与遮挡的区域相比足够大并且新获得的表面区域变化足够小;或者如果该视点所观测到的遮挡区域足够小。遗憾的是,首先这些终止方法中终止条件缺乏一个明确表达,其次,这些终止条件在模型构建过程中是如何被应用的也没有具体的说明;另外,这些终止的条件也仅仅使用了新视点下所获得的数据,而忽略了以前所获得的数据。对于物体表面较复杂甚至存在有孔洞的,仅从一个视点下得到的数据来判断是否终止或继续规划过程缺乏全面性和可靠性,从而导致这些终止条件对于任意形状的物体不具备鲁棒型。

1995 年, Yuan^[1]提出了基于群矢量链(mass vector chain, MVC)的视点规划方法。该方法将被

测物体表面分为无数个微小的曲面片,这些无数个微小曲面片的法向量首尾相连形成了物体表面的群矢量链。对于一个边界封闭的物体来讲,群矢量链具有自封闭性,即群矢量链的和为零。利用此性质很容易获得下一个最优视点,即已有视点下所获取的物体表面群矢量链之和的反方向。但是此种方法只能获得下一个视点的观测方向参数,而无法得到视觉装置在空间中的确切位置参数。另外,由于数据获取过程中存在测量和计算误差,物体表面的群矢量链之和很难为零,因此,在实际应用中群矢量链之和小于预先设定的阈值,则可以中止该规划过程。但是,当物体表面存在有孔洞的时候,该阈值很难被合理的预先设定,因此,在对任意物体表面视点规划过程中,需要提供更为可靠的终止判据。

这里主要强调根据未知物体部分已知的表面信息,如何自动、有效地通过视点规划获取物体的 3D 模型。因此,提出一种具有自终止特性的基于群矢量链的两步视点规划新方法。首先,初始的未知物体表面数据信息来自于任意视点下所获取的信息,根据初始表面信息,利用群矢量链方法获得视觉传感器在下一个视点观测方向参数,然后,通过计算矢量场内已知物体表面的边界积分,把能够获得最大边界积分的空间位置定为下一个最优视点,从而获得视觉装置在空间确切的位置参数,最后,整个规划过程在自终止算法控制下完成对未知对象的自动 3 维信息获取。

2 两步视点规划方法

2.1 获取下一个视点的观测方向

假设视觉传感器在空间任意一点获取到物体初始的深度信息,且初始信息可由 m 个有界的面片来表示。在任一面片 $S_i(0 < i < m)$ 上取一微小区域 δ , 如果区域 δ 足够小,区域 δ 内所有数据点具有相同的单位表面法矢 $n(s)$ 。该面片 S_i 的平均法矢可由下式来表示:

$$n_i = \frac{1}{S_i} \iint_{S_i} n(s) ds \quad (1)$$

物体表面上有界面片的群矢量是由一系列具有权重的矢量组成,该群矢量被定义为 $L_i = n_i R_i$ (如图 1 所示),其中 n_i 是该面片的平均法矢, R_i 是指沿着平均法矢的方向面片可见区域的面积。对于一个封闭物体表面的群矢量链等于该物体表面上所有有界面片

的群矢量总和 经证明此总和为零。即 $\sum_{j=1}^m (L_j) = 0$,
 式中 m 是该物体表面上有界面片的个数。

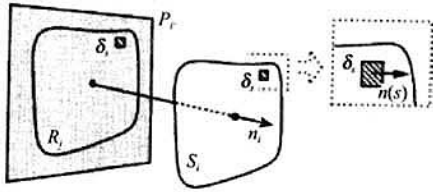


图 1 群矢量的定义
 Fig. 1 Definition of mass vector

在物体表面重建过程 ,如果已被测量物体表面
 面片的群矢量总和不为零 ,而是等于一个数值为 L_A
 的矢量(即 $\sum_{j=1}^n L_j = L_A$)。根据封闭物体表面群矢量
 链总和的关系 ,可知必存在另一个矢量 L_X 使得此
 式 $L_A + L_X = 0$ 成立 L_X 代表那些尚未被测量物体表面
 面片的群矢量总和。该矢量的大小为 L_A ,方向为
 L_A 的负方向。由此可得 ,下一个最优视点的探索方
 向沿着已测量表面面片的群矢量总和(L_A)的负方
 向对物体表面进行测量 ,如图 2 所示。

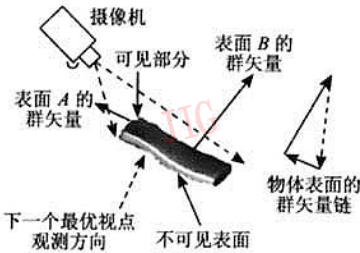


图 2 物体表面的群矢量链示意图
 Fig. 2 Mass vector chain

2.2 获取下一个视点在空间的确切位置

对于未知的物体模型 ,视点规划方法只能依据
 已获得的物体表面信息进行下一个最优视点的规
 划。由于 MVC 只能提供下一个最优视点的观测方
 向 ,而缺乏观测点的空间位置信息。因此 ,针对该问
 题 ,提出了 MVC 改进方法。在利用 MVC 方法确定
 出下一个最优视点的观测方向后 ,下一步就是如何
 获取观测点的空间位置信息。

在未知对象的 3 维数字化过程中 根据初始得到
 的表面信息无法预测对象的形体以及表面形状的复
 杂程度 ,那么只有对象边界处的信息是建立规划推
 理模型最重要的依据。又因为目前最优视点规划的准
 则是在每一步规划出的新视点能够获得未知对象

表面上最多的曲面信息。故提出根据斯托克斯定理
 的实质(即表达了有向曲面上的曲面积分与其边界曲
 线上的曲线积分之间的关系) ,建立基于斯托克斯定
 理的以边界积分为推理依据最优视点位置的求解方
 法 ,从而使得视点规划推理过程由获取未知部分的曲
 面信息转化为获取已知边界的边界积分。

斯托克斯(Stokes)定理 :设 Γ 为分段光滑的空
 间有向闭曲线 Σ 是以 Γ 为边界的分片光滑的有向
 曲面。 Γ 的正向与 Σ 的侧符合右手规则 ,函数 $P(x,$
 $y, z), Q(x, y, z), R(x, y, z)$ 在包含 Γ 的曲面 Σ 上连
 续 ,且具有一阶连续的偏导数 ,则有 :

$$\iint_{\Sigma} \left(\frac{\partial R}{\partial y} - \frac{\partial Q}{\partial z} \right) dydz + \left(\frac{\partial P}{\partial z} - \frac{\partial R}{\partial x} \right) dzdx +$$

$$\left(\frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial P}{\partial y} \right) dx dy = \oint_{\Gamma} P dx + Q dy + R dz \quad (2)$$

从式(2)中可知 ,最关键的是如何构造函数
 $P(x, y, z), Q(x, y, z)$ 和 $R(x, y, z)$ 。首先在选择最
 优视点的过程中 ,为了保证在不同视点下对相同边
 界的积分数值存在不同 ,就必须要求下面 3 个不等
 式至少有一个成立 ,否则就会出现曲线积分与路径
 无关的情况 ,从而导致推理无法进行。

$$\frac{\partial R}{\partial y} \neq \frac{\partial Q}{\partial z}$$

$$\frac{\partial P}{\partial z} \neq \frac{\partial R}{\partial x}$$

$$\frac{\partial Q}{\partial x} \neq \frac{\partial P}{\partial y}$$

另一个要求矢量场的大小能够随着视觉传感器与
 物体之间距离变化而变化。因此 ,为了使建立的矢量
 场函数能够满足上述两个要求 ,且又便于建立 ,提出依
 据牛顿万有引力定律来建立视觉传感器的矢量场。

$$F = Ai + Bj + Ck \quad (3)$$

其中 ,

$$A = \frac{gmMx}{((x_0 - x)^2 + (y_0 - y)^2 + (z_0 - z)^2)^{3/2}}$$

$$B = \frac{gmMy}{((x_0 - x)^2 + (y_0 - y)^2 + (z_0 - z)^2)^{3/2}}$$

$$C = \frac{gmMz}{((x_0 - x)^2 + (y_0 - y)^2 + (z_0 - z)^2)^{3/2}}$$

(x_0, y_0, z_0) 是视觉传感器在工作空间中的任意
 一点 (x, y, z) 是未知模型物体已知边界上的任意一
 点。 M, m 分别是视觉传感器和物体边界上一质点
 的质量 ,在这里 ,为了简便计算都被设置为 1。 g 是
 万有引力的常数。

当矢量场建立之后,根据斯托克斯定理,矢量场内的曲面积分完全可以转化为曲线积分。由于实际获取得到的物体边界形状可能复杂,导致难于直接建立曲线方程。故在实际应用中,已知的边界可以用一系列直线段来逼近,这样可以大大简化计算的复杂程度。

对于边界上任意一条直线段 $l_i (i=1, 2, \dots, n-1, n)$ 建立其对应的空间直线方程

$$\frac{x-x_1}{x_2-x_1} = \frac{y-y_1}{y_2-y_1} = \frac{z-z_1}{z_2-z_1} \quad (4)$$

其中 $\{x_2-x_1, y_2-y_1, z_2-z_1\}$ 表示该空间直线的方向矢量。 (x_1, y_1, z_1) 和 (x_2, y_2, z_2) 分别表示该空间直线段起终点的坐标。

物体边界积分表示为

$$\iint_{\Sigma} \text{rot} \mathbf{F} \cdot \mathbf{n} dS = \oint_{\Gamma} \mathbf{F} \cdot \mathbf{t} ds = \oint_{\Gamma} A dx + B dy + C dz \quad (5)$$

其中 $\text{rot} \mathbf{F} = \left(\frac{\partial C}{\partial y} - \frac{\partial B}{\partial z} \right) \mathbf{i} + \left(\frac{\partial A}{\partial z} - \frac{\partial C}{\partial x} \right) \mathbf{j} + \left(\frac{\partial B}{\partial x} - \frac{\partial A}{\partial y} \right) \mathbf{k}$,

有向曲面 Σ 上点 (x, y, z) 处的单位法向量为

$$\mathbf{n} = \cos(\alpha) \mathbf{i} + \cos(\beta) \mathbf{j} + \cos(\gamma) \mathbf{k}$$

而 Σ 的正向边界曲线 Γ 上点 (x, y, z) 处的单位切向量为

$$\mathbf{t} = \cos(\lambda) \mathbf{i} + \cos(\mu) \mathbf{j} + \cos(\nu) \mathbf{k}$$

依据上面的描述,未知模型物体的已知边界的线积分为

$$u(x_0, y_0, z_0) = \sum_{i=1}^n \left(\int_{a_i}^{b_i} A_i dx + B_i dy + C_i dz \right) \quad (6)$$

其中 n 为已知曲面边界曲线的直线逼近的段数。

根据 MVC 方法获得了下一个最优视点的探索方向,该方向是沿着 (x_0, y_0, z_0) 与物体近似中心点连接空间直线方向,式(6)中曲线边界积分函数 u 是关于传感器初始点 (x_0, y_0, z_0) 的函数,最优视点的最终空间位置为能够使函数 u 获得最大值。即 $(x_f, y_f, z_f) = \text{Max}(u(x_0, y_0, z_0))$ 。

最终视觉传感器在空间的位置用一矢量来表示:

$$\mathbf{P}_i = [x_f^i, y_f^i, z_f^i, \alpha_f^i, \beta_f^i, \gamma_f^i]$$

其中 i 代表第 i 个视点。

3 规划的自终止准则

对于刚性物体,物体在空间中所占有的体积是恒定的。而对于一个被测量的刚性物体,物体在空间所占有的体积是随着测量的进行逐渐扩大,直到测量完成。但是由于测量过程中物体表面数据不封闭,且复

杂物体的体积很难直接计算,因此提出基于反用高斯定理来计算物体体积,即通过计算由测量数据构成的曲面的曲面积分来获取物体体积,然后根据连续两个视点下物体体积的变化量来判断是否终止规划过程。

这里大概说明一下高斯(Gauss)定理,设空间有界闭曲面 Ω 是由分片光滑的闭曲面 Σ 所围成,函数 $P(x, y, z), Q(x, y, z), R(x, y, z)$ 在 Ω 上具有连续偏导数,则有:

$$\iiint_{\Omega} (P dx dz + Q dz dx + R dx dy) = \iiint_{\Omega} \left(\frac{\partial P}{\partial x} + \frac{\partial Q}{\partial y} + \frac{\partial R}{\partial z} \right) d\Omega$$

其中左端的曲面积分是沿边界曲面 Σ 的外侧。它表达的是空间区域上的三重积分与其边界曲面上的曲面积分之间的关系,如图 3 所示。当 $\frac{\partial P}{\partial x} = \frac{\partial Q}{\partial y} = \frac{\partial R}{\partial z} = 1$ 时,曲面积分就等于 3 倍的体积积分。

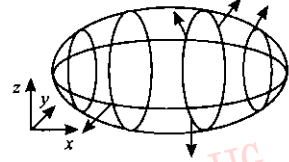


图 3 高斯定理示意图

Fig. 3 The principle of Gauss' theorem

从上述可知,被物体表面数据点所包含的物体空间体积能够通过计算由这些数据点形成的表面的面积分获得。由于物体表面的复杂性,直接由数据点构建曲面较困难,而且曲面的面积分计算也较麻烦。提出根据这些数据点云获得数据点的三角网格,然后通过计算三角面片的面积分从而代替曲面的面积分,不仅大大简化了积分的过程也降低了积分的难度。

由数据点云所包围的体积就等于这些三角平面片面积分总和的 1/3,即 $V = 1/3 \iiint_{\Omega} d\Omega = \sum_{i=1}^n S_i$ 。

在视觉规划过程中,已获得的数据点云所形成的三角平面片的面积分都将被计算。如果在一个新视点所获得的数据点能够明显地改变表面面积分,那么规划过程将被继续;如果下式成立,即

$$|V_i - V_{i+1}| = \left| \iiint_{\Omega_i} d\Omega - \iiint_{\Omega_{i+1}} d\Omega \right| < \Delta \quad (7)$$

规划过程就将结束。

其中 V_i, V_{i+1} 代表连续两个视点 $(i, i+1)$ 所获得的物体表面的体积。

式(7)中 V_{i+1} 是视觉传感器在 $i+1$ 个视点下获

得的物体点云所包围的体积，具体定义如下：

$$V_{i+1} = V_i + V'_{i+1} - \sum_{j=1}^i V_{j \cap i+1} \quad (8)$$

其中， V_i 是视觉传感器在 i 个视点下获得的物体点云所包围的体积， V'_{i+1} 表示视觉传感器仅在第 $i+1$ 视点下所获得的物体点云包围的体积， $\sum_{j=1}^i V_{j \cap i+1}$ 表示第 $i+1$ 视点与以前 j 个视点所获得物体表面数据点云的重叠区域的体积。

在视觉规划过程中，相邻两个视点间所获得的数据点云所包围的体积变化量为

$$|V_{i+1} - V_i| = \left| V'_i - \sum_{j=1}^i V_{j \cap i+1} \right| = \Delta_i \quad (9)$$

从上式可得，在视觉规划实际过程中，首先判断在新视点所获得数据点云与已经获得数据点云是否有重叠，如果没有，只需要计算新数据点云的三角平面片的面积分即可，否则，就需要计算重叠区域内的数据点三角平面片的面积分，以及非重合区域内的数据点云的三角平面片的面积分。

随着规划过程的进行，数据点云的重叠区域会越来越大。因此视觉规划的终止条件就是：新视点所获得的数据点云几乎完全与先前视点所获得的数据点云重合，也就是说新视点没有获得物体表面任何新的数据，且相邻两视点间所获得的数据点云所包围的体积变化量为 Δ_i 。但是实际过程中，由于视觉传感器位置、视觉系统的标定以及计算等误差，都很难保证该式完全成立。因此，当相邻两视点间所获得的数据点云所包围的体积变化量满足条件

$$|V_{i+1} - V_i| = \left| V'_i - \sum_{j=1}^i V_{j \cap i+1} \right| = \Delta_i < \delta \quad (10)$$

视觉规划就应该被终止，否则规划将继续下去。

4 实验结果

被重建的物体被放置在一个工作台上，由一台 CCD 摄像机和一个 LCD 投影仪构成了基于主动视觉的视觉规划系统^[18]。所获得的图像具有 1024×768 个像素，被重建的物体的大小在一个 $400 \times 400 \times 400\text{mm}^3$ 空间内。视觉传感器被固定在一个机械手臂上，由此通过移动机械手臂从而使得视觉系统可以围绕物体运动。视觉传感器与被测物体的距离被设置在 $580 \sim 650\text{mm}$ 。这个系统如图 4 所示。第 1 个视点是从空间任意一个观测点开始，以后的视点的空间位置与方向通过改进的 MVC 方法获得。

随着规划的进行，物体的模型逐渐增加并被重

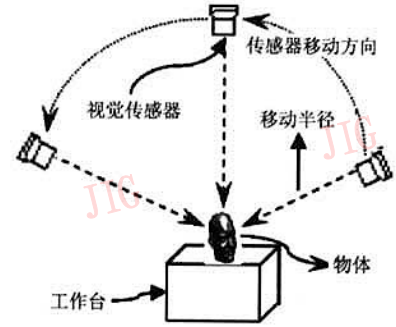


图 4 视觉传感器系统的简图

Fig. 4 A View of the scanning setup

建。在每个新视点位置，新获取的数据点云与该视点以前的视点位置所获得数据点云一起被集成到同一个坐标系下。除了第一视点位置之外，其余视点的位置与方向都是由改进的 MVC 方法获得（如图 5 所示）。以人头模型构建为例说明该方法的整个过程。每个视点在空间的位置都可用一个矢量 $[x, y, z, \alpha, \beta, \gamma]$ 来表示，该矢量由 3D 空间位置与 3 个旋转方向组成。整个视点规划过程如图 6 所示，视点在空间的位置参数如表 1 所示。



图 5 人头模型

Fig. 5 Head model

表 1 获取 3D 模型过程中的实验数据结果

Tab. 1 The experimental results in the process of view planning for 3D object model

		单位: 10^2mm^2
		边界积分
视点 1	(-329.39 , -534.14 24.268 , 238.37 ,148.32 87.83)	2.2523
视点 2	(414.4 , -58.619 , 133.24 , -8.001 , 261.99 72.38)	3.7581
视点 3	(51.48 , 43.19 , 615.489 , 40.02 50.02 6.23)	5.8694
视点 4	(-58.219 , 373.31 280.85 , 98.82 8.87 53.40)	6.9967
视点 5	(-533.05 , -309.39 , 190.25 , 239.90 , 149.85 72.88)	8.1869

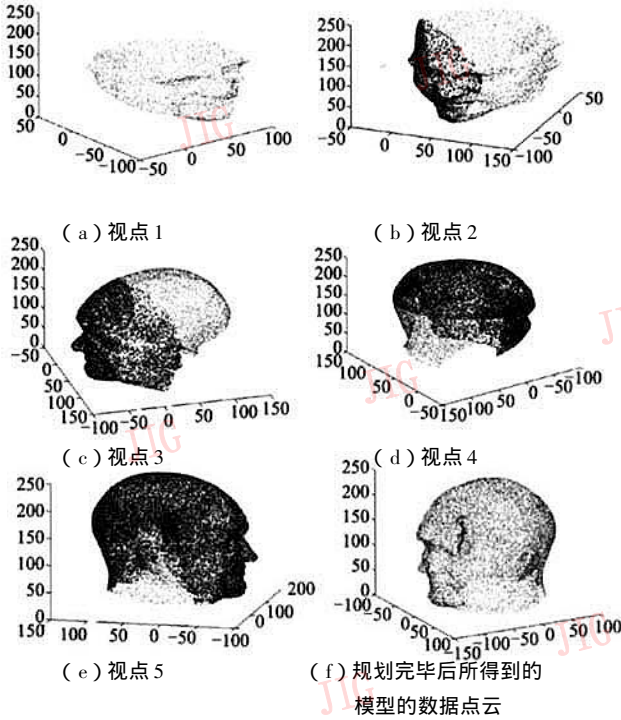


图 6 获取人头的 3D 模型的视点规划过程

Fig. 6 The procedure of acquisition a male head model

在图 6 中,浅色表示视觉传感器在新视点位置获取的数据,深色表示视觉传感器在先前视点位置获取的数据。在人头模型重建过程中,对自终止准则也进行了测试,其结果如表 2 所示。

表 2 视觉规划过程中自终止准则计算结果

Tab.2 Computation results in reconstructing the head model with self-termination

	视点					
	1	2	3	4	5	6
CPU 计算时间(s)	16.62	46.10	78.23	98.34	113.7	128.3
表面积分	2.252	3.758	5.869	6.997	8.187	8.189
体积变化量		1.506	2.111	1.128	1.19	0.002

根据表 2,可以得到图 7。图 7 显示了相邻两个视点间被测物体体积的变化量,最终的体积的变化

量趋近于零。

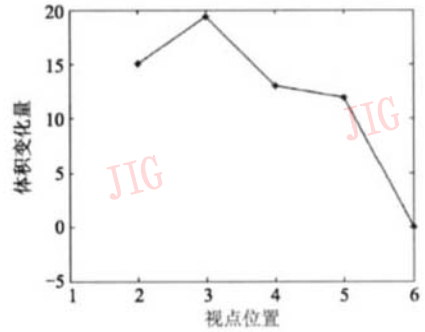


图 7 相邻两视点间物体体积的变化量

Fig. 7 The variation of volume between adjacent two viewpoints to male head

5 结 论

本文提出了一种改进的 MVC 视点规划新方法。该方法的规划过程分两步,首先利用传统的 MVC 方法获得 NBV 的观测方向参数;第二步,由计算矢量场内的物体边界曲线积分来获取下一个视点的位置参数,并将能够取得边界曲线积分最大值的空间位置定为下一个最优视点的空间位置。该方法不仅可以获取 NBV 的方向参数,也可以获取到相应的空间位置,从而改进了传统 MVC 方法的局限性。

另外,一种基于反用高斯定理得自终止规划准则被提出。该准则利用连续二个视点之间数据点云所包围的空间体积的变化量作为规划算法继续或终止的判据。由于数据点云的体积难于直接计算,提出反用高斯定理,通过计算点云所形成的三角网格中的三角面片面积分来代替体积积分,从而简化了体积计算的难度。当体积变化量小于预先设定的阈值时,规划将被终止,否则规划将继续进行。该准则中所有的已获取表面数据都被用于规划终止准则中,避免了已有方法只用部分数据作为终止准则的局限性。实验结果验证了改进 MVC 方法以及自终止规划准则可行性,也验证了它们的有效性。

参考文献 (References)

- 1 Yuan X. A mechanism of automatic 3D object modeling [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 1995 , 17(3) :307 ~ 311.
- 2 Li Y F , Liu Z. Method for determining the probing points for efficient measurement and reconstruction of freeform surfaces [J].

- Measurement Science and Technology , 2003 , **14**(8) :1280 ~ 1288.
- 3 Vemuri B , Malladi R. Constructing intrinsic parameters with active models for invariant surface reconstruction[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 1993 , **15**(7) : 681 ~ 688.
 - 4 Scott W R , Roth G , Rivest J F. View planning for automated three-dimensional object reconstruction and inspection[J]. ACM Computer Surveys , 2003 , **35**(1) : 64 ~ 96.
 - 5 Maver J , Leonardis A , Solina F. Planning the next view using the max-min principle [A]. In : 5th International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns[C] , Budapest , Hungary , 1993 : 543 ~ 547.
 - 6 Taranabis K A , Allen P K , Tsai R Y. A survey of sensor planning in computer vision[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation , 1995 , **11**(1) : 86 ~ 104.
 - 7 Klein K , Sequeira V. The view-cube : an efficient method of view planning for 3D modeling from range data[A]. In : 5th IEEE Workshop on Applications of Computer Vision[C] , Palm Springs , California , USA , 2000 : 186 ~ 191.
 - 8 Morooka K , Zha H , Hasegawa T. Computations on a spherical view space for efficient planning of viewpoints in 3-D object modeling[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 1999 , **21**(3) : 193 ~ 205.
 - 9 Roy S D , Chaudhury S , Banerjee S. Active recognition through next view planning : a survey[J]. The Journal of the Pattern Recognition , 2004 , **37**(3) : 429 ~ 446.
 - 10 Foley J , Dam A , Feiner S , *et al.* Computer Graphics : Principles and Practice(second edition)[M]. Reading , Pennsylvania , USA : Addison Wesley , 1992.
 - 11 Zhang S , Sullivan G D , Baker K D. The automatic construction of a view-independent relational model for 3D object recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 1993 , **15**(6) : 531 ~ 544.
 - 12 Nishiada H , Mori S. An algebraic approach to automatic construction of structural model[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence , 1993 , **15**(12) : 278 ~ 1311.
 - 13 Ye Y , Tsotsos J K. A complexity-level analysis of the sensor planning task for object search [J]. Computational intelligence , 2001 , **17**(4) : 605 ~ 619.
 - 14 Abidi B A. Automatic sensor placement[A]. In : Proceeding of Intelligent Robots and Computer Vision XIV[C] , Philadelphia , Pennsylvania , USA , 1995 , **2588** : 387 ~ 398.
 - 15 Pito R. A sensor-based Solution to the ' next best view ' problem [A]. In : 13th International Conference on Pattern Recognition[C] , Vienna , Austria , 1996 : 25 ~ 30.
 - 16 REED M K. Solid Model Acquisition form Range Imagery[D]. New York : Columbia University , 1998.
 - 17 Banta J E , Abida A. A next-best-view system for autonomous 3-D object reconstruction[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics-Part A : Systems and Humans , 2000 , **30**(5) : 589 ~ 598.
 - 18 Li Y F , Chen S. Automatic recalibration of an active structured light vision system[J]. IEEE Transactions on Robotics and Automation , 2003 , **19**(2) : 259 ~ 268.