文章编号: 1000-5862(2013) 06-0569-05

自动3维重构中确定下一最优视点的方法研究

姚兴田,吴亮亮,马永林,张 磊

(南通大学机械工程学院,江苏 南通 226019)

摘要:提出了基于牛顿万有引力定律矢量场的当前视点下曲面积分最大化的方法,以确定下一最优视点的3维空间位置.在该方法中采用斯托克斯公式计算边界曲线积分的途径间接获得曲面积分,从而方便地确定了视点的位置数据.实验结果表明:该文提出的下一最优视点的确定方法可使机器人自动实现多视点规划,同时解决了单视点规划下存在采集盲区的问题.

关键词: 视点规划; 下一最优视点; 自动 3 维重构中图分类号: TP 274⁺. 2 文献标志码: A

0 引言

物体的 3 维重构被广泛应用于医学、建筑、工业产品仿制、文物修复、机器人探测与服务等领域. 在应用机器人进行太空探测、危险环境与水下作业、家庭服务等场合,环境未知、目标物不可预知的情况经常发生. 在这些应用场合,往往要求对未知环境或目标物的重构能自主进行,以便于机器人作业的顺利开展. 因此开展自动 3 维重构有较高的应用价值与研究意义.

一般3维重构由人工确定多个视点 将目标物表面数据采集完整.而在没有人干预的机器人探知未知环境中进行3维重构时,如何确定所有视点需要一定理论方法支撑,即视点自动规划的理论问题,否则只能在单视点下进行.单视点采集数据往往存在盲区多.数据不完整,甚至大面积缺损等问题.

机器人采集数据时视点自动规划理论中最核心的问题是在前一视点采集数据完成后,如何自动确定下一最优视点(next best view,NBV)的方位. J. Maver等[1]提出利用最小最大原则从所有可能的空间位置解中确定 NBV 但主要集中在 NBV 的方向确定,且只能用于特定配置的视觉传感器系统. Yuan Xiaobu^[2]提出了基于群矢量链(MVC)的视点规划方法,使 NBV 问题在通用理论方法上前进了一大步,然而该方法只解决了下一视点观测的方向参数,无法得到下一视点在空间中的确切位置参数. Sören Larsson等^[3]提出通过建立视觉系统的扫描窗模型,使扫描仪沿着物体表面3维曲线路径进行自动规划

的方法,其并非基于 NBV 的技术,而是根据之前已知表面曲率简单预测下一视点的方位.该方法的合理性缺乏理论支撑,导致视点即便多,也仍然存在扫描盲区或数据不完整等问题. W. R. Scott 等^[4-7]提出基于模型的视点确定方法,其重在解决表面局部凹陷的问题,与 NBV 以最少的视点获得最大信息的思想有较大差别.

国内目前在目标物的自动 3 维重构方面刚刚起步 ,何炳蔚等^[8-44] 研究了未知目标物的自动 3 维重构中的视点路径规划基本问题 ,针对 NBV 未能解决视点的空间位置问题 提出了一种多视点选择方法,通过计算未知空间区域来确定下一最优视点的若干候选 根据候选视点的位置确定能够获得最大可视范围的为下一最优视点,但该方法的缺点是平台需要特殊布置,并未真正解决机器人面对未知环境时的视点自动规划问题。

本文基于经典群矢量链法,提出基于牛顿万有引力定律矢量场的当前视点下曲面积分最大化的方法,解决了 NBV 问题中的位置参数; 其次通过 UG 二次开发技术实现了确定 NBV 方向参数与位置参数的理论; 最后进行了完整地数据分析与 3 维重构,验证了本文方法的有效性.

1 NBV 问题的群矢量链法描述

C. I. Connoll^[4] 首次提出了下一最优视点(NBV)的概念. Yuan Xiaobu^[2]于20世纪90年代初提出了群矢量链法(mass vector chain ,MVC)解决

收稿日期: 2013-07-16

基金项目: 江苏省高校自然科学研究项目(11KJB460007) 南通市应用研究计划项目(BK2012002)和南通大学研究生科技创新计划(YKC12065)资助项目.

作者简介: 姚兴田(1965) 男 江苏海安人 副教授 硕士 主要从事机器人、3 维重构和机电控制等方面的研究.

NBV 问题中的方向参数. 群矢量链法认为: 对于某个目标物,可以看作是无数个微小的曲面片的法矢量从头至尾相连形成群矢量链. 对于一个整体完好无损、边界封闭的物体来讲,群矢量链的和为 0,即具有自封闭性[14].

在目标物表面重构过程中(如图 1 所示),在视点一下,重构的表面 1 形成矢量链和 L_1 ,表面 2 形成矢量链和 L_2 .假设通过视点一只能"观察"并采集到表面 1 与表面 2 的数据,该 2 个表面重新构成矢量链和为 $L_1 + L_2$,剩余的未"观察"采集的表面矢量和设为 L_4 .根据目标物群矢量链和为 0 的结论,应该有 $L_1 + L_2 + L_4 = 0$.

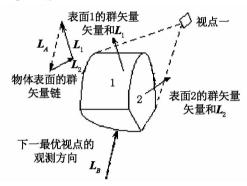


图 1 物体表面的群矢量链示意图

根据剩余表面的矢量和 L_A ,下一视点可由其相反的矢量 L_B 来确定 NBV 的方向参数 ,如图 1 所示. 这便是群矢量链法的思想.

2 确定 NBV 位置参数的新方法

在群矢量链法的视点规划基础上,为求得 NBV 的空间位置,本文提出了一种基于牛顿万有引力定律矢量场,以当前视点下曲面积分最大化,来获取 NBV 的空间位置信息的新方法.以视点矢量场作为约束条件,求取当前视点的最大曲面积分,以此极值形成 NBV 的位置参数,其符合最优视点的定义.

本文通过斯托克斯(Stokes) 公式将曲面积分的计算问题化为边界曲线积分,从而使得视点规划推理过程由获取下一视点下的曲面信息转化为获取已知边界的边界曲线积分[11].

2.1 曲面面积的斯托克斯计算方法

斯托克斯公式: 设 Γ 为分段光滑的空间有向闭曲线 ,且分片光滑的有向曲面 Σ 是以 Γ 为边界的 $^{[14]}$. Σ 的侧与 Γ 的正向符合右手规则 ,具有一阶连续偏导数的函数 P(x y z) Q(x y z) R(x y z) 在包含 Γ 的曲面 Σ 上连续 如下所示:

$$\iint\limits_{S} \left(\frac{\partial R}{\partial y} - \frac{\partial Q}{\partial z} \right) \, \mathrm{d}y \mathrm{d}z \; + \; \left(\; \frac{\partial P}{\partial z} - \frac{\partial R}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial R}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \mathrm{d}x \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial Q}{\partial x} \right) \, \mathrm{d}z \; + \; \left(\; \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial$$

$$\frac{\partial P}{\partial y}\right) dxdy = \oint_{\Gamma} Pdx + Qdy + Rdz , \qquad (1)$$

其中 Σ 为曲面z = z(x,y) 的上侧 Σ 的正向边界曲线 Γ 在 xoy 面上的投影为平面有向曲线 A A 所围成的 闭区域为 D_{xx} .

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,下面3个不等式中必须至少有一个成立,否则无法获得 NBV 的位置参数:

$$\frac{\partial R}{\partial y} \neq \frac{\partial Q}{\partial z} \frac{\partial P}{\partial z} \neq \frac{\partial R}{\partial z} \frac{\partial Q}{\partial z} \neq \frac{\partial P}{\partial y}.$$
 (2)

2.2 引入万有引力矢量场约束条件的曲面面积最大化的计算方法

为了使建立的矢量场函数能够满足上述要求,本文借鉴了文献[5-7]中的部分几何模型或者信息熵最大化的思想,提出了依据牛顿万有引力定律来建立激光位移传感器的矢量场,结合计算得到的矢量和,来确定最优的 NBV 位置参数:

$$F = Ai + Bj + Ck$$

其中

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

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

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

 (x_0, y_0, z_0) 为数据采集系统中机器人在工作空间中的任意一点; (x, y, z) 为已知视点下获得的物体模型已知边界上的任意一点; $M \setminus m$ 分别为数据采集系统中机器人和物体边界上一质点的质量 ,为了简便计算 $M \setminus m$ 都被设置为 1; G 为万有引力常数.

NBV 理论确定位置的示意图如图 2 所示. 当矢量场建立之后 将矢量场内的曲面积分转化为简单的曲线积分. 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^[940,1243]. 对于边界上任意一条直线段 *l* 建立其对应的空间直线方程

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

其中 $\{x_2 - x_1, y_2 - y_1, z_2 - z_1\}$ 表示该空间直线段的方向矢量. (x_1, y_1, z_1) 和 (x_2, y_2, z_2) 分别表示该空间直线段起点和终点坐标.

此视点下目标物的边界积分可表示为

$$\iint_{\Sigma} rot F \cdot ndS = \oint_{\Gamma} F \cdot tdS = \oint_{\Gamma} Adx + Bdy + Cdz, (5)$$

$$rot F = \left(\frac{\partial C}{\partial y} - \frac{\partial B}{\partial z}\right) i + \left(\frac{\partial A}{\partial z} - \frac{\partial C}{\partial x}\right) j + \left(\frac{\partial B}{\partial x} - \frac{\partial A}{\partial y}\right) k, (6)$$

其中有向曲面 Σ 上点(x y z) 处的单位法向量为

 $n = \cos\alpha i + \cos\beta j + \cos\gamma k$. 而 Σ 的正向边界曲线 Γ 上点(x,y,z)处的单位切向量为 $t = \cos\lambda i + \cos\mu j + \cos\nu k$.

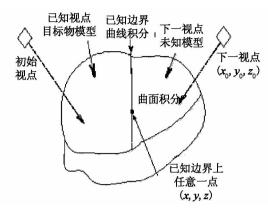


图 2 下一最优视点理论确定位置示意图

依据上面的描述,目标物模型某视点下的已知 边界的曲线积分为

$$u(x_0, y_0, z_0) = \sum_{i=1}^{n} \left(\int_{a_i}^{b_i} A_i dx + B_i dy + C_i dz \right)$$
, (7)

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 NBV 的探索方向 $[^{14}]$,该方向是沿着 (x_0,y_0,z_0) 与物体近似中心点连接的空间直线方向 (7) 式中曲线边界积分函数 u 是关于激光位移传感器初始点 (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 获得最大的值 ,即 (x_M,y_M,z_M) = Max $(u(x_0,y_0,z_0))$. 最终激光位移传感器在空间的位置与方向可用一矢量 $P_i = [x_{M_i},y_{M_i},z_{M_i},\alpha_{M_i},\beta_{M_i},\gamma_{M_i}]$ 来表示 其中 i 代表第 i 个视点.

3 实验结果

本文方法的验证实验平台基于 FANUC M-6iB型号工业机器人,在该机器人末端固定安装一只ZDLS102型号激光位移传感器,构成目标物表面数据采集系统,与机器人和传感器通信的PC机上建立软件处理系统,构成目标物模型3维重构系统.该系统可获得机器人末端的3维坐标,激光位移传感器与目标物表面测量点之间的深度信息,从而可获得目标物表面3维信息(具体原理因篇幅所限,不详述).通过机器人移动机械臂,从而使得测量系统可以围绕物体运动.实验系统原理示意如图3所示.

本文虽然集中阐述下一视点确定的新方法,但实验的验证需要完整的数据采集、数据预处理、网格化、与曲面重构等技术. 另外,目标物表面的每个局部表面的矢量和计算也是根据 UG 二次开发技术设计完成(因为 UG 或 Imageware 并没现成的、可满足要求的矢量计算功能),这些都是产生实验结果的重要模块(因篇幅有限,本文不作阐述).

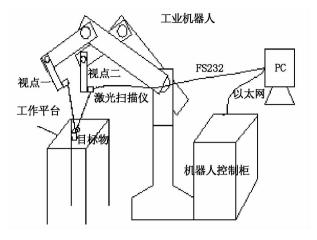


图 3 实验系统结构示意图

3.1 无视点规划理论的单视点数据采集

在无人工参与或者理论引导的情况下,只能进行单视点采集.本文将具有较复杂曲面特征的玩具娃娃头作为采集对象,以娃娃头正上方为视点进行采集,图 4(a)、图 4(b) 为单视点下采集的点云数据.观察这 2 个图可以发现,脸部鼻子以下、嘴巴及后脑勺表面处数据存在明显漏洞,即采集盲区.

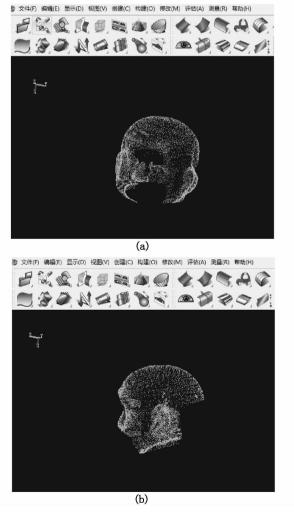


图 4 单视点存在采集盲区

3.2 本文方法下的实验

图 5 (a) 是初始视点下获得的玩具娃娃头点云数据模型 将它在 Imageware 软件中打开 ,进行点云数据预处理 ,点云三角形网格化处理 ,以 STL 格式另存为视点一下的文件 ,然后由 UG UIStyle 开发的菜单栏导入上述步骤获得的 STL 格式文件 根据群矢量链理论 基于 UG 二次开发技术实现各个微小面的矢量和运算 ,如图 6 (a) ,结果为: X = -188.037171 ,Y = -1190.184052 Z = 752.832827 ,也就是说视点2的观测方向参数可取为: $(\alpha_{M_2} \beta_{M_2} \gamma_{M_2}) = (-188.037, -1190.184752.833)$.

将视点一下获得的数据才 Imageware 软件中打开 通过软件中点与点距离操作 获得边界上任意一点的坐标为(-39.5982,11.3478,12.0963) 该坐标是本文理论中的(x,y,z).接着通过数据采集软件实时采集数据界面,读取一个激光位移传感器在工作空间任意一点的坐标,这里取(728.433,-160.701,213.501)即(x0,y0,z0).然后将这2个坐标带入(3)式计算获得A=25.6524B=36.5589C=20.2234,

这里 A、B、C 分别取整数 26 37 20.

将 $A \ B \ C$ 代 入 (7) 式 得 $u(x_0, y_0, z_0) = \sum_{i=1}^n \left(\int_{a_i}^b 26 \, \mathrm{d}x + 37 \, \mathrm{d}y + 20 \, \mathrm{d}z \right)$,然后计算出使得函数 $u(x_0, y_0, z_0)$ 值最大的 $(x_{M_i}, y_{M_i}, z_{M_i})$ 得 $(x_{M_i}, y_{M_i}, z_{M_i}) = (596.367, -62.717, 205.093)$.

将获得下一视点的方向参数与获得的位置参数结合起来确定为视点 2 在空间的位置有一个矢量 $P_2 = [x_{M_2} \ \gamma_{M_2} \ z_{M_2} \ \alpha_{M_2} \ \beta_{M_2} \ \gamma_{M_2}]$. 综合数据见表 1 , 视点 1 的下一最优视点 ,即视点 2 的方向与位置参数数据.

根据视点一获得的下一最优视点的方向、位置信息、确定第2视点.在第2视点下重复采集数据,计算矢量和及曲面重构等过程.视点2下采集的点云数据如图5(b)所示,曲面重构与矢量和计算的结果如图6(b)所示.类似的产生视点2的下一最优视点,即视点3效果如图5(c)与图6(c)所示,又在视点3下3维重构并计算矢量和与最优位置参数.

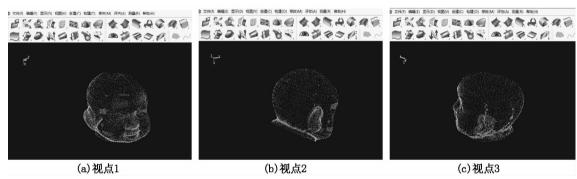


图 5 3 个视点下的目标物点云数据



图 6 3 个视点下的目标物曲面重构与矢量和计算结果

表 1 列出各视点下按本文方法计算出的下一最 优视点的方向与位置数据.

经自动视点规划的多个视点采集的完整娃娃头点云数据如图 7 与图 4 相比较 深集的数据更为完整 基本上无采集盲区 证明了本文方法的可行性.

表 1 各视点下计算的下一最优视点的方向与位置参数

位置方向参数	対 视点1	视点 2	视点3
x	596. 367	673. 366	247. 650
y	- 62. 717	- 98. 359	30. 664
z	205. 093	206. 467	579. 248
α	- 188. 037	<i>−</i> 478. 347	- 254. 927
$oldsymbol{eta}$	-1 190. 184	−972.337	1 365. 282
γ	752. 833	- 768. 501	190. 528

4 结束语

在机器人对未知环境或目标物的自动 3 维重构中,自动视点规划是其中的首要任务;而自动视点规划中最核心的问题是下一最优视点(NBV)的确定问题.本文针对经典群矢量链法只解决了 NBV 的方向确定问题 提出了基于牛顿万有引力定律矢量场的当前视点下曲面积分最大化的新方法 ,以确定NBV 的 3 维空间位置.在该方法中,通过斯托克斯(Stokes)公式将曲面积分的计算问题化为边界曲线积分 将问题转化为获取已知边界的边界曲线积分最大化.实验结果表明,本文提出的 NBV 确定方法能使机器人自动实现多视点规划,解决了单视点下存在采集盲区的问题,从而解决了机器人在未知环境中作业.而人工无法直接参与的情况下 如何进行自动视点规划的问题 其对机器人探索未知环境、认知未知目标物具有积极的参考价值.

5 参考文献

- [1] Maver J , Leonardis A , Solina F. Planning the next view using the max-min principle [J]. Computer Science , 1993 ,719: 543-547.
- [2] Yuan Xiaobu. A mechanism of automatic 3D object modeling [J]. IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1995, 17(3):307-311.
- [3] Sören Larsson ,Kjellander J A P. Path planning for laser scanning with an industrial robot [J]. Robotics and Autonomous Systems 2008 56(7):615-624.

- [4] Connolly C I. The determination of next best views [EB/OL]. [2013-06-11]. http://ieeexploreieee.org/stamp.jsp? tp = arnumber = 1087372.
- [5] Scott W R ,Roth G ,Rivest J F. View planning for automatic three dimensional object reconstruction and inspection [J]. ACM Computer Surveys 2003 35(1):64-96.
- [6] Scott W R. Model based view planning [J]. Machine Vision and Applications 2009 20(1):47-69.
- [7] Li Youfu ,Liu Z G. Information entropy-based viewpoint planning for 3-D object reconstruction [J]. IEEE Trans. Robotics 2005 21(3):324-337.
- [8] 何炳蔚 周小龙. 面向未知物体自动测量和重建的视点规划方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报 2008, 22(5):1374-1382.
- [9] 何炳蔚 周小龙. 面向未知 3 维物体自动建模的视点规划方法研究 [J]. 中国工程机械学报 2008 β(4):494-499
- [10] He Bingwei Zhou Xiaolong Li Y F. The research of an automatic object reconstruction method based on limit visible region of the laser-scanning vision system [J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing ,2010 ,26 (6): 711-719.
- [11] 何炳蔚. 未知对象自动 3 维重建过程自终止判别方法 研究 [J]. 工程图学学报 2007 3(5):76-82.
- [12] 于水生 蔡勇 烧锦锋. 具有对称特征的 3 维模型重构技术研究 [J]. 机械设计与制造 2012 9(9):80-82.
- [13] 张磊 涨兴国. 基于李群代数表达帧间位姿变化矩阵的 3D 视觉跟踪研究 [J]. 江西师范大学学报: 自然科学版 2012 36(5):466-471.
- [14]何炳蔚. 用于自动三维测量的终止视点规划方法 [J]. 测试技术学报 2007 21(2):163-170.

Research on Next Best View in Automatic 3D Reconstruction

YAO Xing-tian ,WU Liang-liang ,MA Yong-lin ZHANG Lei (School of the Mechanical Engineering ,Nantong University ,Nantong Jiangsu 226019 ,China)

Abstract: Since the classical mass vector chain (MVC) can only solve the determination of the NBV direction a new approach is proposed which determines the NBV spatial position through maximizing the surface integral in the current viewpoint based on the vector field of Newton's law of universal gravitation. In the new approach the Stokes formula is used to calculate the boundary curve integral in place of the surface integral for efficient determination of the NBV position. The experimental results show that the proposed method can help the robot achieve automatic multiview planning and can avoid acquisition blind areas which often occur in the single viewpoint planning.

Key words: view planning; next best view; automatic 3D reconstruction

(责任编辑: 冉小晓)