

结合突变论和离散聚类思想的视点空间划分算法

苏 淼, 马惠敏, 李凤亭

(清华大学 电子工程系, 北京 100084)

摘要: 针对视点空间划分问题中算法复杂以及计算复杂度大的问题, 提出了一种结合突变论和离散聚类思想的新方法。利用突变论获得视觉事件的空间切割曲面方程, 然后在视点空间球面上选取有序采样并计算每个样点的符号序列, 通过对符号序列的判断实现对离散点的聚类, 使用点集替代传统的边界线方程来表达视点空间划分结果。该方法避免了突变理论中求解视点空间分划线方程数值解以及从分划线相互关系中寻找闭合区域的过程。实验结果表明该方法能够有效地提高三维目标识别的实时性, 计算时间不足原算法的15%。

关键词: 三维目标识别; 形态图; 视点空间划分; 符号序列

中图分类号: TP 391. 41

文献标识码: A

文章编号: 1000-0054(2008)04-0518-04

Catastrophe theory and clustering algorithm based viewpoint space partition algorithm

SU Miao, MA Huimin, LI Fengting

(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: An efficient algorithm was developed for viewpoint space partitioning which incorporates both catastrophe theory and clustering. Analytical equations are given for all possible visual events (EV and EEE). Then, the viewpoint space is sampled in order and the sequenced symbols related to the analytical equations are calculated for every sample. Finally, samples with the same sequenced symbols are clustered into a region. The algorithm simplifies the identification of a region by using a cluster of points rather than the partitioned area boundary. The algorithm avoids the complexity of solving the analytical equations to obtain the boundaries and partition the viewpoint space using the boundaries. The computing time is less than 15% of original one. Experimental results shown in this paper demonstrate the algorithm's effectiveness and speed.

Key words: 3-D object recognition; aspect graph; viewpoint space partition; sequenced symbol

视点空间划分是基于形态图(aspect graph)^[1-2]的三维物体识别领域中一项重要研究内容。当前的

算法主要分为2大类: 一类从理论的角度建立所有可能视觉事件的微分方程, 通过对方程的求解找出视点空间分划线, 从而获得视点空间的划分^[3]。这类算法有较强的理论支撑, 难点在于物体表面微分方程的建立和求解。另一类采用聚类的思想, 获得采样视点的投影视图, 逐步比较这些投影的相似性, 合并相似投影对应的视点, 用聚类后特征视点代表视点空间的划分^[4]。这类算法简单, 易实现, 但精度有限, 不是一种最优分划方法。

传统的基于突变论的视点空间划分方法求解视点空间分划线方程复杂度大, 同时从分划线相互关系中寻找闭合区域的算法复杂, 数据难于组织。这些困难限制了形态图方法在三维识别中的应用。

本文提出了一种结合突变论和离散聚类思想的新方法: 利用突变论获得视觉事件的空间切割曲面方程, 在视点空间球面上选取有限多个采样点并计算每个样点的符号序列, 通过对符号序列的判断实现对离散点的聚类, 从而完成视点空间的划分。

1 改进的视点空间划分方法

本文的研究针对用多面体表达的三维物体, 只考虑由直线、平面、点等物体特征所组成的视觉事件^[5]: EV(点线)型视觉事件和 EEE(三边)型视觉事件。一个 EV 事件发生在从视点看去, 一个物体上的点与一条线段相交的时刻, 如图 1a 所示; 一个 EEE 事件发生在从视点看去, 3 条边相交的时刻(大多数情况下是一条直线与一个 T 型连接的交点重合), 如图 1b 所示。本文选用较为简单的透视投影模型, 并且设视点都位于一个半径 r 的 Gauss 球上。

收稿日期: 2007-01-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60502013);

国家“八六三”高技术项目(2006AA012115)

作者简介: 苏淼(1982—), 男(汉), 贵州, 硕士研究生。

通讯联系人: 马惠敏, 副教授, E-mail: mhmpub@tsinghua.edu.cn

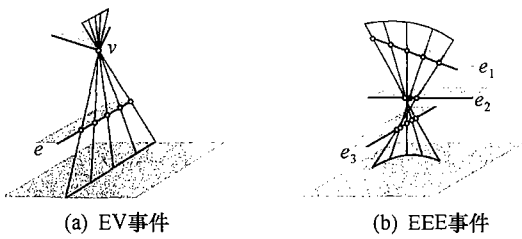


图 1 两种基本的视觉事件

1.1 对视点空间划分算法的改进

由于视觉事件的空间切割曲面会把视点空间划分为 2 个部分, 我们可以将求解视觉事件在 Gauss 球上分划线^[6]的过程转化为判断视点空间上采样点相对于空间切割曲面符号的过程, 以 EV 型视觉事件为例, 其切割曲面 2 边 2 部分数学描述分别为

$$\begin{cases} ax + by + cz + d > 0, \\ ax + by + cz + d < 0. \end{cases} \quad (1)$$

对于视点空间(Gauss 球)上的任何一点, 可以将其坐标值带入 EV 事件的方程, 判别结果的符号, 得知这个点是处于曲面的左侧还是右侧。那些刚好采样在切割曲面上的点, 可划分到任何一侧。

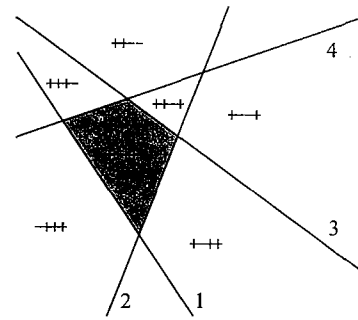
对 EEE 型视觉事件, 同样可以将求解 Gauss 球上分划线转化为判断 Gauss 球上采样点符号的过程, 其切割曲面两边两部分的数学描述分别为

$$\begin{cases} a_0x^2y + a_1x^2z + a_2y^2x + a_3y^2z + a_4z^2x + \\ a_5z^2y + a_6xyz + b_0x^2 + b_1y^2 + \\ b_2z^2 + b_3xy + b_4xz + b_5yz + c_0x + \\ c_1y + c_2z + d > 0, \\ a_0x^2y + a_1x^2z + a_2y^2x + a_3y^2z + a_4z^2x + \\ a_5z^2y + a_6xyz + b_0x^2 + b_1y^2 + \\ b_2z^2 + b_3xy + b_4xz + b_5yz + c_0x + \\ c_1y + c_2z + d < 0. \end{cases} \quad (2)$$

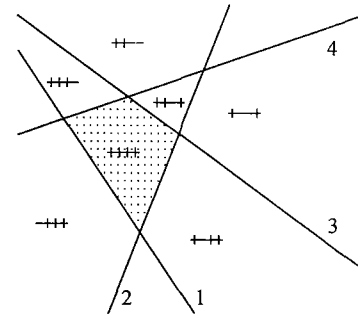
选取视点空间(Gauss 球)上的采样点后, 将每个点坐标代入每个 EV 事件和 EEE 事件的函数式(1)、(2)中, 得到结果的+-符号, 以判断该点在每个临界事件轨迹的哪一侧。对所有采样点计算后, 将符号序列相同的点聚到一起就形成了划分区域。

图 2 表示的是一个二维空间划分的例子。平面被 4 条直线切分, 分别以 1~4 标注。切分出来的区域都用 4 个正负号序列表示, 从图 2 可看出: 第一个正负号与直线 1 直接相关, 在直线 1 同侧区域内样点的第一个正负号是相同的, 其他直线也一样, 从而得到分别对应于第 1、2、3、4 这 4 条直线的一组符号序列。以图 2 中阴影区域为例, 其中所有样点的

符号序列均为“++++”。假设在平面内离散点按照直角坐标均匀分布, 在整个平面内计算离散点的符号序列, 然后将相同的离散点聚在一起, 比较图 2a 和图 2b 可以看出, 在分辨率较高的情况下, 离散空间可以逼真地还原连续空间划分的情况。



(a) 连续空间中用边界代表区域



(b) 离散空间中用离散点代表区域

图 2 连续空间和离散空间的区域符号序列

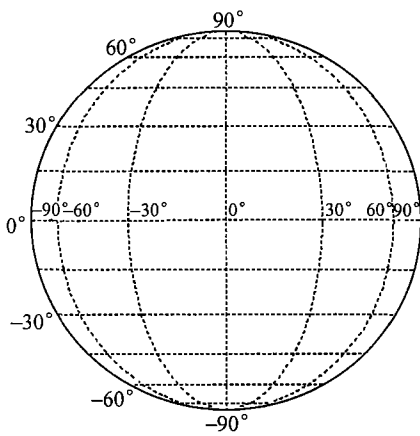
推广到三维 Gauss 球面的时候, 处理方法是相同的。只是离散样点不是分布在二维平面上, 而是分布在三维球面上。

改进的求解视点空间划分的方法不需要求解视觉事件空间切割曲面与视点空间(Gauss 球)联立方程; 不需要显式地求得视点空间分划线, 也避免了沿分划线搜索闭环的过程。用点集(视点子空间区域)而不是分段连接的分划线(视点子空间边界)来表示视点空间划分结果, 更加便于后续求取子空间的代表视点。

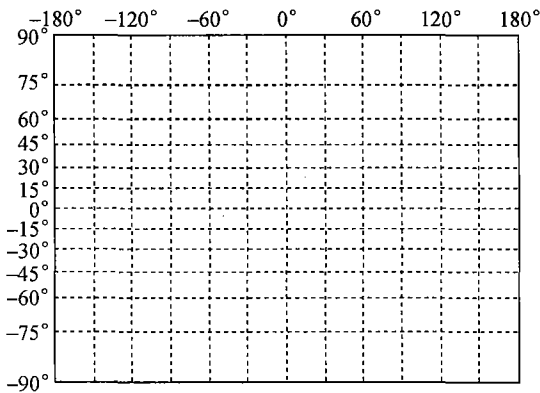
改进算法有效地避免了传统方法中计算量大的缺点, 同时用点集而不是边界线来表达视点子空间的数据结构, 也更加方便后续计算。

1.2 视点空间(Gauss 球)上的采样策略

在视点空间(Gauss 球)上按经纬度均匀取样, 这样选取的采样点将球面整齐划分, 并且可以方便地用地图显示视点空间划分结果。图 3 为沿经纬度分划的球面及球面的地图表示。



(a) 沿经纬度分划的球面



(b) 球面的地图表示

图3 Gauss 球面地理图

设纬度为 φ , 取值范围 $[-90^\circ, 90^\circ]$; 经度为 θ , 取值范围 $[-180^\circ, 180^\circ]$; Gauss 球半径为 r , 则经纬度与点的空间坐标的转换关系为

$$\begin{cases} x = r \sin \varphi \cos \theta, \\ y = r \sin \varphi \sin \theta, \\ z = r \cos \varphi. \end{cases}$$

为方便计算和处理, 选取按经纬度均匀分布的点 (N 、 M 分别为经纬度上的采样点数):

$$\begin{cases} \varphi = \frac{2i+1}{2M}\pi, & i = 0, 1, \dots, M-1; \\ \theta = \frac{2j+1}{N}\pi, & j = 0, 1, \dots, N-1. \end{cases}$$

应该指出, 改进算法划分视点空间的精度, 取决于采样的精度, 跟任何数值方法一样, 采样策略的选取是精度与计算量的折衷。

1.3 计算特征投影视图

在求出所有区域后, 需要对每个区域求出最具有代表性的视点。设区域集合为 Λ , 内含的所有点为 p_i 。本文选择标准是求集合内最大距离的最小值, 即寻找视点 $p_c \in \Lambda$, 满足下式:

$$p_c: \max_{p_i \in \Lambda} \|p_c - p_i\| = \min_{p \in \Lambda} \max_{p_i \in \Lambda} \|p - p_i\|. \quad (6)$$

式(6)对区域内每一点, 先求出区域内与它 Euclidian 距离最大的点和最大值, 然后在所有最大值中寻找最小值, 对应求出代表视点。此算法的优点在于计算速度快, 并且一定能够收敛。

得到代表视点后, 便可在代表视点处对三维物体进行投影, 形成每个区域的特征投影视图。本文对初始得到的形态图, 进行 Hausdorff 距离意义下的聚类, 将那些特征投影视图相似并且在视点空间上相邻的区域聚为一个新的子空间, 并重新计算代表视点。这一过程进行到所有的特征视图在某个给定的聚类门限下, 不会再被判断为相似时终止, 最后得到某种分辨率下的三维物体形态图表达。

2 实验及分析

将上述基于突变论的视点空间划分算法和改进后的基于符号判断的算法应用于同一个三维物体模型上: 首先按照相同的显著性标准选取最重要的 EV 和 EEE 事件, 然后运用 2 种算法分别得到被测物体的初始形态图划分, 使用相同的聚类标准对初始形态图进行聚类, 最后对聚类得到的视点空间划分结果(即各个特征视点下的形态图)进行分析。

被测试物体选用普林斯顿库^[7]中 4 类共 6 种模型, 分别如下。

- 1) 飞机: f117 ($T: 1791, V: 921$), f4 ($T: 642, V: 214$), Bomber ($T: 680, V: 424$).
- 2) 飞艇: blimp ($T: 1382, V: 795$).
- 3) 汽车: car ($T: 1416, V: 449$).
- 4) 导弹: generic ($T: 852, V: 445$).

原始模型为三角形网格数据, 以顶点 (V) 和三角形面片 (T) 描述。实验在 Pentium D 双核, 1 GB 内存计算机上, 用 VC++ .Net 平台编程实现。算法测试前, 对初始三维模型进行面片消减, 在保证模型拓扑结构基础上, 尽量简化模型, 便于后续计算。

图 4 显示了改进算法中采样点数对视点空间划分结果的影响。可以看出, 对 6 种被测试模型, 在经纬度采样小于 60 (即采样点数小于 60^2) 时, 划分的空间数随采样数增长而显著增长, 之后再增加采样点数, 划分的空间数基本不变。后续试验中, 取经纬度采样为 64, 即整个球面上的采样点数为 64^2 。

图 5 为用 2 种算法对 f117 模型进行视点空间划分的结果比较。改进算法在视点空间 Gauss 球上做经、纬各 64 点 (共 64^2 个点) 采样, 将被测试模型

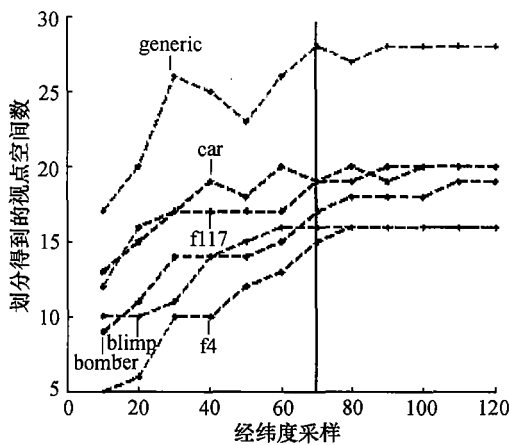
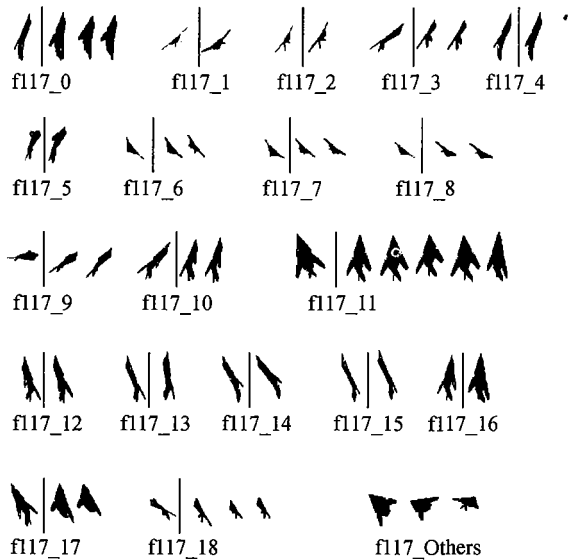


图 4 采样点数对改进算法划分结果的影响

的视点空间划分成 19 个特征子空间,如图 5 中 f117-0~f117-18 深色竖线左边视图所示。原算法将被测试模型的视点空间划分成 37 份,如图 5 f117-0~f117-18 深色竖线右边及 f117-Others 视图所示。



线左边为改进后算法,右边及 f117-Others 为原算法

图 5 2 种算法的划分结果比较

从划分结果上分析,改进算法有 3 个特征视点没有被覆盖到,如图 5 f117-Others 所示。这是因为改进算法在视点空间上进行离散采样,采样点数有限,不能达到原算法无限精度的结果,对一些面积较小的视点子空间,可能无法覆盖。由图 5 还可以看到,改进算法的一个特征视图,可能有数个原算法的特征视图与之对应。原算法的这些视图,在拓扑结构上有很强的相似性,可以被聚为一类,这正是改进算法达到的效果。其他模型均能够得到类似的结果。上述结果表明,改进算法能够在某种精度要求下代替原算法,在尽量少损失细节的情况下,大大减少了划

分出来的视点子空间的数量,对三维模型的视点空间进行有效划分。

表 1 显示了在实验平台上,对面片消减后的被测试模型运用 2 种算法进行视点空间划分,达到类似 f117 划分效果的情况下,所需要的运行时间。可以看出,改进算法在时间效率上的改善,与具体的被测试模型有关,但是无论对于何种模型,改进算法的计算时间仅为原算法的 $\frac{1}{7} \sim \frac{1}{10}$ 。

表 1 原算法与改进算法运行时间的比较

被试模型	原算法耗时	新算法耗时
f117	10.3	1.2
f4	9.8	1.3
bomber	12.3	1.1
blimp	7.9	0.8
car	13.6	1.4
generic	6.8	0.7

3 结束语

本文虽然是针对用多面体表达的三维物体进行讨论,但是这种结合突变论和离散聚类方法的思想却可以推广到曲面物体以及任意形状的物体。实验证明,改进算法在一定精度要求下能够代替原算法,对三维物体的视点空间进行有效划分,并且其计算速度较原算法有显著改善,在运用于三维目标识别系统时,能够有效地提高系统的实时性能。

参考文献 (References)

- [1] Plantinga H, Dyer C R. Visibility, occlusion, and the aspect graph [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1990, 5(2): 137 - 160.
- [2] ZENG Jiexian, LU Yuming, LI Ming, et al. A representation method based on aspect graph for 3D objects [J]. *Journal of Image and Graphic*, 2002, 7(A), (9): 906 - 910.
- [3] Gigus Z, Canny J, Seidel R. Efficiently computing and representing aspect graphs of polyhedral objects [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(6): 542 - 551.
- [4] Cyr C M, Kimia B B. 3D object recognition using shape similarity-based aspect graph [J]. *Proceedings Eighth IEEE International Conference on*, 2001, 1: 254 - 261.
- [5] Robert D. Schiffenbauer. A survey of aspect graphs, TR-CIS-2001-01 [R]. Department of Computer and Information Science, Polytechnic University, Brooklyn, Long Island, Westchester, 2001.
- [6] LUO Yuan. 3D object recognition based on aspect graph [D]. Beijing: Tsinghua University, 2005.
- [7] Shilane P, Min P, Kazhdan M, et al. The princeton shape benchmark [J]. *Proceedings Shape Modeling Applications*, 2004, 00: 167 - 178.