

# 基于自适应特征融合的粒子滤波目标跟踪算法

郇二洋 李 睿

(兰州理工大学计算机与通信学院 兰州 730050)

**摘 要** 提出了一种基于自适应特征融合的粒子滤波跟踪算法,用于解决传统的粒子滤波跟踪方法在复杂背景下容易跟踪失败的问题。该算法选取颜色特征和边缘特征来描述目标,并通过粒子滤波进行特征融合,根据可靠性因子调整各特征的权值系数;在跟踪过程中,随着目标自身形变,自适应更新目标模板。实验结果表明,在复杂背景下以及受到遮挡时,本算法能够准确稳健地跟踪目标。

**关键词** 目标跟踪,粒子滤波,颜色直方图,边缘直方图,可靠性因子

**中图分类号** TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.2.067

## Particle Filter Object Tracking Based on Adaptive Feature Fusion

HUAN Er-yang LI Rui

(School of Computer and Communication, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

**Abstract** In order to solve the problem that the traditional particle filter tracking method fails under the complex background, a tracking algorithm named particle filter object tracking based on feature fusion adaptively was proposed. The object is represented by color feature and edge feature that are selected in our algorithm and fused by the particle filter. The weighting coefficient of feature is adjusted by the reliability. If the scale of object is changing, the template of object in the tracking process is needed to update. The experimental results show that the proposed algorithm can track the object stably and more accurately when the object is under the complex background or is occluded.

**Keywords** Object tracking, Particle filter, Histogram of color, Histogram of edge, Reliability

## 1 引言

目标跟踪已经成为计算机视觉领域的一个热点,在军事和民用领域具有广泛的应用,如视频监控、医疗诊断和武器制导等。常用的目标跟踪方法有基于区域的跟踪、基于特征的跟踪、基于模型的跟踪、基于运动场分析的跟踪等<sup>[1]</sup>。近些年,粒子滤波<sup>[2]</sup>由于能够适用非线性非高斯系统等<sup>[3]</sup>特性,被广泛用于目标跟踪。Nummiaro 等<sup>[4]</sup>提出基于颜色特征的粒子滤波跟踪方法。Pérez 等<sup>[5]</sup>提出基于颜色特征的概率跟踪算法。但是在实际的跟踪过程中,光照变化、目标遮挡以及目标自身形变等因素的影响,使得基于单一特征的粒子滤波跟踪算法跟踪失败。于是许多学者提出多特征融合的粒子滤波方法,通过选取多种特征如颜色<sup>[6]</sup>、纹理<sup>[7]</sup>、边缘<sup>[8]</sup>、运动<sup>[9]</sup>等和粒子滤波相结合。高秀斌等<sup>[10]</sup>提出了基于颜色特征和纹理特征相结合的方法来提高目标跟踪的鲁棒性,但特征权值固定,跟踪精度得不到保证。李成功等<sup>[11]</sup>提出基于颜色和运动边缘特征的粒子滤波算法,其通过 Bhattacharyya 距离来调节特征权值系数,但是没有考虑背景因素的影响。Yuan 等<sup>[12]</sup>选取颜色和梯度特征,通过不确定性来调整特征权值系数,但是不够全面。

本文提出基于自适应特征融合的粒子滤波目标跟踪算

法,即通过选取互补性的颜色和边缘特征,结合粒子滤波算法进行目标跟踪。

## 2 粒子滤波算法

粒子滤波又称蒙特卡洛滤波,是一种数值近似统计方法。其用带权值的粒子来近似目标状态的后验概率,精度逼近最优估计,应用于非线性非高斯系统。粒子滤波包含随机采样、预测、权值更新、参数估计等步骤。

### ① 预测

$$p(x_t | z_{1:t-1}) = \int p(x_t | x_{t-1}) p(x_{t-1} | z_{1:t-1}) dx \quad (1)$$

式中,  $p$  为概率密度;  $x$  为状态量;  $z$  为观测量;  $t$  为时刻。

### ② 更新

$$p(x_t | z_{1:t}) = \frac{p(z_t | x_t) p(x_t | z_{1:t-1})}{p(z_t | z_{1:t-1})} \quad (2)$$

用一组加权随机样本  $\{x_{0:t}^i, w_t^i\}_{i=1}^{N_s}$  近似表征后验密度函数为:

$$p(x_t | z_{1:t}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} w_t^i \delta(x_t - x_t^i) \quad (3)$$

式中,  $N_s$  为粒子数;  $w$  为权值,则权值更新为:

$$w_t^i \propto w_{t-1}^i \frac{p(z_t | x_t^i) p(x_t^i | x_{t-1}^i)}{q(x_t^i | x_{t-1}^i, z_t)} \quad (4)$$

到稿日期:2014-04-04 返修日期:2014-06-16 本文受国家自然科学基金资助项目(61263019)资助。

郇二洋(1989—),男,硕士生,主要研究方向为模式识别, E-mail: 827226975@qq.com; 李睿(1971—),女,教授,主要研究方向为模式识别、数字图像处理、数字水印、智能信息处理。

归一化权值为:

$$w_i = w_i / \sum_{i=1}^N w_i \quad (5)$$

则  $t$  时刻  $x$  的最小均方估计为:

$$\hat{x} \approx \sum_{i=1}^N w_i x_i \quad (6)$$

### 3 目标颜色特征和边缘特征提取

#### 3.1 目标颜色特征提取

颜色特征是用来表征目标的主要特征之一,它对目标的自身变化、旋转、局部遮挡不敏感。本文采取颜色直方图来表示目标的颜色分布。在 HSV 空间下,颜色信息被分成  $M=8 \times 8 \times 4$  ( $H$  和  $S$  分量各划分 8 个,  $V$  向量划分 4 个) 个。可得目标区域颜色直方图:  $H_o^{color} = \{h_o^{color}(u)\}_{u=1, \dots, M}$ 。

$$h_o^{color}(u) = k \sum_{i=1}^N \delta[f(x_i) - u] \quad (7)$$

式中,  $k$  为归一化常数,  $N$  为目标区域像素总个数,  $u$  为直方图段数索引值,  $f(x_i)$  是表示像素点  $x_i$  所在直方图段数的指示函数,  $\delta$  是 Kronecker Delta 函数。

由式(7)可得候选目标区域颜色直方图  $H_{candidate}^{color} = \{h_{candidate}^{color}(u)\}_{u=1, \dots, M}$ 。本文采用 Bhattacharyya 距离来度量  $H_o^{color}$  和  $H_{candidate}^{color}$  之间的相似性,即:

$$d_{color} = \sqrt{1 - \rho[H_o^{color}, H_{candidate}^{color}]} \quad (8)$$

$$\rho[H_o^{color}, H_{candidate}^{color}] = \sum_{u=1}^M \sqrt{h_o^{color}(u) h_{candidate}^{color}(u)} \quad (9)$$

#### 3.2 目标边缘特征提取

目标的颜色特征对场景中的光照变化敏感,而且不包含空间信息。而边缘特征对光照不敏感,因此引入边缘特征与颜色特征互补。本文用边缘直方图来表征目标,通过 Sobel 算子来提取目标的边缘信息。

$$G_x(x, y) = K_x I(x, y) \quad (10)$$

$$G_y(x, y) = K_y I(x, y) \quad (11)$$

式中,  $K_x$ 、 $K_y$  分别为水平 Sobel 算子和垂直 Sobel 算子。

则梯度的大小  $S(x, y)$  为:

$$S(x, y) = \sqrt{G_x^2(x, y) + G_y^2(x, y)} \quad (12)$$

水平分量归一化为:

$$g_x = \frac{G_x(x, y)}{S(x, y)} \quad (13)$$

垂直分量归一化为:

$$g_y = \frac{G_y(x, y)}{S(x, y)} \quad (14)$$

$g_x$ 、 $g_y$  取值范围为  $[0, 1]$ , 将其分成  $k$  等分。本文中  $k=5$ 。在  $k^2$  个区间内, 计算落在每一区间上的像素点的个数占整个候选区域像素点个数的比重, 于是得到目标的边缘直方图  $E_m = \{e_m^i\}_{i=0, \dots, k^2-1}$ 。目标区域边缘直方图与候选目标区域边缘直方图之间的相似性用 Bhattacharyya 距离度量。

### 4 自适应特征融合策略和模板更新

#### 4.1 多特征融合策略

定义置信度来表达特征对目标以及相邻背景之间的区分能力。颜色特征和边缘特征的置信度分别定义为:

$$L_{color} = \sum_{i=1}^N \lg\left(\frac{\max\{p_i^c(h(l_i)), \xi\}}{\max\{p(h(l_i)), \xi\}}\right) \quad (15)$$

$$L_{edge} = \sum_{i=1}^N \lg\left(\frac{\max\{p_i^e(h(l_i)), \xi\}}{\max\{p(h(l_i)), \xi\}}\right) \quad (16)$$

式中, 可以通过  $\xi$  来调节置信区间,  $p(h(l_i))$  和  $p(h(x_i))$  分别为颜色和边缘模型的背景概率密度函数。

Jeffery 距离<sup>[13]</sup>用来表示直方图相似性度量函数。颜色特征和边缘特征的 Jeffery 距离分别定义为:

$$S_j^{color}(O, C) = \sum_{k=0}^{L-1} (H_O^{color}(k) \lg \frac{H_O^{color}(k)}{M(k)} + H_C^{color}(k) \lg \frac{H_C^{color}(k)}{M(k)}) \quad (17)$$

$$S_j^{edge}(O, C) = \sum_{k=0}^{L-1} (H_O^{edge}(k) \lg \frac{H_O^{edge}(k)}{M(k)} + H_C^{edge}(k) \lg \frac{H_C^{edge}(k)}{M(k)}) \quad (18)$$

式中,  $H_O(k)$  表示目标模板的特征直方图,  $H_C(k)$  表示候选目标模板的特征直方图,  $M(k) = \frac{H_O(k) + H_C(k)}{2}$ 。

定义可靠性因子。由式(15)~式(18)可分别得到颜色特征和边缘特征的可靠性因子:

$$R_{color} = \frac{1}{L_{color} \times S_j^{color}} \quad (19)$$

$$R_{edge} = \frac{1}{L_{edge} \times S_j^{edge}} \quad (20)$$

分别归一化颜色特征和边缘特征的可靠性因子:

$$C_{color} = \frac{R_{color}}{R_{color} + R_{edge}} \quad (21)$$

$$C_{edge} = \frac{R_{edge}}{R_{color} + R_{edge}} \quad (22)$$

得到综合 Bhattacharyya 系数:

$$\rho(p, q) = C_{color} \rho_{color} + C_{edge} \rho_{edge} \quad (23)$$

$\rho(p, q)$  越大, 说明目标模板和候选区域的分布越相似。

观测模型可以由式(24)得到:

$$p(z_k | x_k) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{D_k^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (24)$$

式中,  $\sigma$  为高斯分布的方差,  $D_k = \sqrt{1 - \rho(p, q)}$ 。

#### 4.2 模板更新

在目标的跟踪的过程中, 由于光照的变化以及目标自身形变的影响, 需要自适应更新颜色特征模板和边缘特征模板。

本文定义一个模板更新因子  $T = \sum_j c_j \rho_j(x)$ ,  $j \in [color, edge]$ , 并且定义  $T \in [0.3, 0.9]$ 。当  $T \geq 0.9$  时, 说明候选目标与目标模板匹配良好, 目标没有发生变化, 不更新目标模板。当  $T \leq [0, 0.3]$  时, 说明目标可能被遮挡或发生形变, 为了防止目标模板发生漂移, 不更新模板。当  $T \in [0.3, 0.9]$  时, 说明目标受到光照及其它噪声的影响, 外观发生变化, 需要更新模板。

$$q = \lambda \times p + (1 - \lambda) \times r \quad (25)$$

$q$  为更新后的模板,  $p$  为估计位置的目标模板,  $r$  为  $t$  时刻的参考模板,  $\lambda$  自适应调节模板的更新,  $\lambda = \frac{\rho_j^{t-1}}{\rho_j^{t-1} + \rho_j^t}$ ,  $k$  为时刻。

### 5 算法实现

首先在初始帧位置手动框定要跟踪的目标(本文选用矩形框), 中心位置为  $O_x, O_y$ , 宽和高分别为  $W, H$ 。采用布朗运动模型:

$$x_k = x_{k-1} + u_{k-1} \quad (26)$$

式中,  $\omega_{k-1}$  表示  $k-1$  时刻的系统噪声矩阵。

由式(27)、式(28)分别得到颜色特征、边缘特征下的观测似然函数为:

$$p(z_{color}^k | x_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(1-\rho(x)_{color})^2}{2\sigma}\right) \quad (27)$$

$$p(z_{edge}^k | x_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{(1-\rho(x)_{edge})^2}{2\sigma}\right) \quad (28)$$

算法实现的具体步骤如下:

(1) 粒子初始化。在初始帧位置手动框定要跟踪的模板,并提取目标的颜色直方图和边缘直方图。粒子初始状态为  $x_0 = (O_x, O_y, W, H)$ 。

(2) 粒子的转移。由式(26)可得新的粒子集。

(3) 计算融合权值。利用式(21)、式(22)计算每个特征的权值  $C_{color}$  和  $C_{edge}$ 。

(4) 融合。根据式(27)、式(28)分别得到颜色特征、边缘特征下的观测似然函数,由式(24)得到融合后的观测似然函数。

(5) 状态估计。利用式(4)一式(6)以及式(24)获得系统的状态估计。

(6) 模板更新。由式(25)自适应更新颜色特征模板  $q_{color}$  和边缘特征模板  $q_{edge}$ 。

(7) 重采样。重采样粒子,返回步骤(2)。

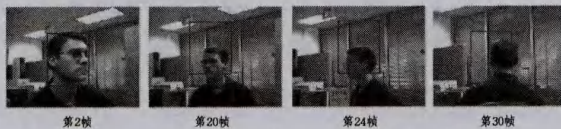
## 6 实验结果与分析

本文实验环境为 Intel Core i3 CPU, 2.0GHz, 2GB 内存, 软件开发工具为 Windows 7 操作系统, MATLAB R2011b。

本文的测试数据来自 <http://www.ces.clemson.edu/~stb/research/headtracker/seq/> 以及自拍现实场景序列。前者图像大小为  $128 \times 96$ , 后者图像大小为  $800 \times 592$ , 本文选取的粒子总数为 100。实验将基于颜色特征的粒子滤波算法与本文算法进行比较。

图像序列 1 中, 选取办公室内的人脸进行跟踪, 背景相对简单, 在跟踪的过程中, 头像发生旋转, 颜色发生改变。本次实验分别选用序列图像 1 中的第 2 帧、第 20 帧、第 24 帧、第 30 帧进行说明。

从图 1 可看出, 头像发生了旋转, 颜色改变。基于单一颜色特征的粒子滤波算法, 在跟踪过程中跟踪框偏离目标, 随着误差的不断积累, 偏移更加明显, 跟踪效果不佳。而本文提出的算法融合了对光照变化不敏感的边缘特征, 如图 2 所示, 在跟踪过程中由于颜色变化, 颜色特征的权值减小, 而边缘特征的权值反而增大, 仍能稳健地跟踪目标。



(a) 基于颜色特征的粒子滤波跟踪结果



(b) 本文算法的跟踪结果

图 1 序列 1 的跟踪结果

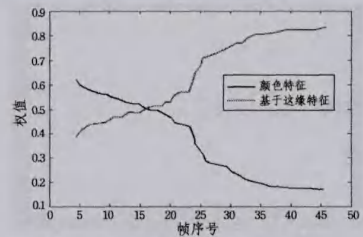


图 2 光照变化下颜色与边缘特征的权值变化情况

图像序列 2 中, 对自拍的行人进行跟踪, 其背景复杂而且在跟踪过程中目标受到局部遮挡。本次实验分别选用序列图像 2 中的第 37 帧、第 89 帧、第 107 帧、第 148 帧进行说明。

从图 3 看出, 行人在走的过程中逐渐受到汽车的遮挡。基于颜色特征的跟踪方法在目标受到较小的遮挡时(第 89 帧)可以跟踪目标, 但是随着跟踪继续, 目标受遮挡的部分增多, 跟踪的目标出现了偏移; 而且可以从图 4 看出, 该算法的误差也越来越大。本文提出的算法在受到遮挡时, 仍能对目标进行准确的跟踪, 而且随着目标外观的变化, 能够更新目标模板。通过实验结果分析, 本文提出的算法效果优于传统的粒子滤波算法, 而且本文算法抗遮挡、鲁棒性较强。



(a) 基于颜色特征的粒子滤波跟踪结果



(b) 本文算法的跟踪结果

图 3 序列 2 的跟踪结果

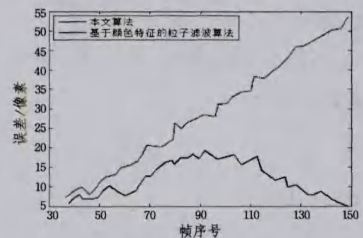


图 4 不同算法跟踪结果误差对比

**结束语** 本文提出了一种基于自适应特征融合的粒子滤波目标跟踪方法。利用颜色直方图和边缘直方图来描述颜色和边缘特征, 特征之间可以实现互补, 如果一种特征在跟踪过程中失效, 其他的特征可以继续跟踪目标。本文利用了粒子滤波对非线性非高斯系统的特性及对目标遮挡具有良好的鲁棒性等特性, 结合本文选取的特征并自适应对其更新, 从而在复杂场景下对目标进行跟踪。实验结果表明, 本文算法优于传统的粒子滤波算法, 并且抗遮挡鲁棒性强。

## 参考文献

- [1] Yilmaz A, Javed O, Shah M. Object tracking: A survey[J]. Acm computing surveys (CSUR), 2006, 38(4): 13

[2] 陈志敏,薄煜明,吴盘龙,等. 基于自适应粒子群优化的新型粒子滤波在目标跟踪中的应用[J]. 控制与决策, 2013, 28(2): 193-200

[3] 卢锦,苏洪涛,水鹏朗,等. 辅助粒子滤波实现天波超视距雷达弱目标似然比检测[J]. 西安交通大学学报, 2013, 47(8): 93-97

[4] Nummiaro K, Koller-Meier E, Van Gool L. An adaptive color-based particle filter[J]. Image and vision computing, 2003, 21(1): 99-110

[5] Pérez P, Hue C, Vermaak J, et al. Color-based probabilistic tracking[C]// Computer vision—ECCV 2002. Springer Berlin Heidelberg, 2002: 661-675

[6] 张晓伟,刘弘,孙玉灵. 一种多特征自适应融合的球跟踪算法[J]. 计算机工程, 2012, 38(17): 214-217, 225

[7] 陈刚,杨勇. 一种自适应基于纹理和颜色特征的目标跟踪算法[J]. 智能计算机与应用, 2013, 3(2): 54-57

[8] 刘士荣,朱伟涛,杨帆,等. 基于多特征融合的粒子滤波目标跟踪算法[J]. 信息与控制, 2012, 41(6): 752-759

[9] Ma Jia-qing, Han Chong-zhao. Visual tracking using particle filters based on data fusion[J]. Opto-Electronic Engineering, 2007, 34(4): 22-25

[10] 高秀斌,丁盼盼,蒋长帅,等. 一种基于多特征融合的粒子滤波目标跟踪算法[J]. 扬州大学学报:自然科学版, 2013, 16(1): 57-60

[11] 李成功,曹宁,王炳珏. 基于特征融合的改进粒子滤波目标跟踪算法[J]. 科学技术与工程, 2012, 12(21): 5337-5341, 5346

[12] Yuan Sheng-zhi, Li Jian-hua, Han Jian-li. An Adaptive Target Tracking Algorithm Based on Multi-Feature Fusion[C]// 2010 International Conference on Biomedical Engineering and Computer Science (ICBECS). IEEE, 2010

[13] 郑瑾,尤红建. 基于 Radon 变换和 Jeffrey 散度的 SAR 图像变化检测方法[J]. 雷达学报, 2012, 1(2): 182-189

(上接第 279 页)

型总数<sup>[3]</sup>, 计算结果如表 1 所列。

表 1 理想对齐率比较(%)

| 类别 | CPCA | 万    | Johan | Sfikas | LTI-G | LTI-E | LTI-F | 本文   |
|----|------|------|-------|--------|-------|-------|-------|------|
| 昆虫 | 7    | 21.4 | 42.9  | 42.9   | 42.9  | 46.4  | 50    | 60.7 |
| 蜘蛛 | 0    | 13.7 | 27.3  | 27.3   | 27.3  | 27.3  | 45.5  | 54.5 |
| 桌子 | 89   | 93.3 | 93.3  | 100    | 93.3  | 100   | 100   | 100  |
| 颅骨 | 0    | 0    | 0     | 16.7   | 0     | 16.7  | 16.7  | 16.7 |
| 象棋 | 93.3 | 93.3 | 93.3  | 100    | 93.3  | 100   | 100   | 100  |

从表 1 可以看出,当三维模型具有多个对称面时,算法均取得了较好的效果;当三维模型形状趋于复杂时,算法对齐效果下降,但本文算法要优于其它算法。

在检索性能上,采用形状直方图<sup>[11]</sup>算法,参数设为 5 个球壳,经度分 5 块,纬度分 8 块,利用 L1 范式距离计算三维模型相似度,对上述算法进行测试。为了使绘图清楚,图 6 仅显示 CPCA<sup>[1,2]</sup>和 Mohamed 等<sup>[3]</sup>的向量形状描述符 LTI-F、万丽莉<sup>[4]</sup>、Johan 等<sup>[5]</sup>、Sfikas 等<sup>[9]</sup>以及本文算法的结果。可以看出,本文算法提高了检索准确率。

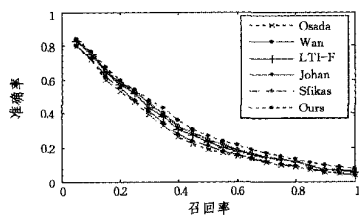


图 6 检索性能比较

**结束语** 为了避免对称特征的局限性,本文利用 CPCA 坐标系,提出一个结合局部对称的三维模型对齐方法。将三维模型划分为两类:可通过局部对称进行对齐的模型和无对称特性的模型。具有局部对称性的三维模型利用最大局部对称长度比来确立最终姿态;否则将模型达到力矩平衡时的姿态确立为最终姿态。进一步的工作需要为无对称特性的模型寻找更为合适的姿态表达方法。

## 参考文献

[1] Vranic D. 3D model retrieval[D]. Leipzig: University of Leipzig,

2004

[2] Vranic D, Saupe D. 3D model retrieval[C] // Spring Conference on Computer Graphics and its Applications (SCCG2000). ACM, 2000: 89-93

[3] Chaouch M, Verroust-Blondet A. Alignment of 3D models[J]. Graphical Model, 2009, 71: 63-76

[4] 万丽莉. 一种结合法线分布特征的三维模型旋转归一化方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20(6): 683-688

[5] Johan H, Li Bo, Wei Yuan-min, et al. 3D model alignment based on minimum projection area[J]. The Visual Computer, 2011, 27(6-8): 565-574

[6] Joshua P, Philip S, Aleksey G, et al. A planar-reflective symmetry transform for 3D shapes[C] // Proceedings of ACM SIGGRAPH 2006. ACM, 2006: 549-559

[7] Michael K, Thomas F, Szymon R. Symmetry descriptors and 3D shape matching[C] // Eurographics Symposium on Geometry Processing. ACM, 2004: 156-166

[8] Kazhdan M, Chazelle B, Dobkin D, et al. A reflective symmetry descriptor for 3D models[J]. Algorithmica, 2004, 38(1): 201-225

[9] Sfikas K, Theoharis T, Pratikakis I. ROSy+: 3D Object Pose Normalization Based on PCA and Reflective Object Symmetry with Application in 3D Object Retrieval[J]. International Journal of Computer Vision, 2011, 91(3): 262-279

[10] Axenopoulos A, Litos G, Daras P. 3D model retrieval using accurate pose estimation and view-based similarity[C] // Proceedings of the 1st ACM International Conference on Multimedia Retrieval. ACM, 2011: 1-8

[11] Thompson D W. On Growth and Form[M]. England: Cambridge University Press, 1961

[12] Minovic P, Ishikawa S, Kato K. Symmetry identification of a 3-D object represented by octree[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(5): 507-514

[13] Princeton Shape Retrieval and Analysis Group. Princeton Shape Benchmark[DB/OL]. 2005-3-15. <http://shape.cs.princeton.edu/benchmark>

[14] Osada R, Funkhouser T, Chazelle B, et al. Shape distributions[J]. ACM Transaction on Graphics, 2002, 21(4): 807-832