

文章编号: 1001-0920(2012)10-0000-00

基于改进 Bhattacharyya 系数的粒子滤波视觉跟踪算法

朱明清, 王智灵, 陈宗海

(中国科学技术大学 自动化系, 合肥 230027)

摘要: 基于颜色直方图的粒子滤波跟踪通常采用 Bhattacharyya 系数(B 氏系数)衡量目标与候选区域特征模型之间的相似性. 分析说明目标内部区域的 B 氏系数存在大量的峰值, 使得粒子滤波跟踪仅能适应目标收缩, 无法适应目标的膨胀. 为此, 提出了一种改进的 B 氏系数, 从理论上分析说明了该系数具有单峰特性, 基于该系数的粒子滤波跟踪能同时适应目标收缩和膨胀. 分析和实验结果均表明, 基于本文提出的改进 B 氏系数的粒子滤波跟踪对目标快速膨胀和收缩等形变具有较好的鲁棒性和准确性.

关键词: 粒子滤波器; Bhattacharyya 系数; 视觉跟踪; 颜色直方图

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Modified Bhattacharyya coefficient for particle filter visual tracking

ZHU Ming-qing, WANG Zhi-ling, CHEN Zong-hai

(Department of Automation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027, China.

Correspondent: ZHU Ming-qing, E-mail: mqzhu3@mail.ustc.edu.cn)

Abstract: Bhattacharyya coefficient(BC) is always utilized as the measurement of similarity between models of object and candidate region in particle filter visual tracking based on color histogram. This paper analyzes and explains that there exists thousands of peaks of BC of internal regions in object such that particle filter tracking with BC only adapts to object shrinking while not to object dilating. Therefore, a modified version of BC is proposed, which is proved to be single-peak, and the particle filter based on which is applicable for both object shrinking and dilating. Both analysis and experimental results demonstrate the robustness and accuracy of particle filter tracking based on the modified BC.

Key words: particle filter; Bhattacharyya coefficient; visual tracking; color histogram

1 引言

视觉目标跟踪是众多视觉应用的必需组成部分, 在计算机视觉研究领域占有重要地位. 在各种视觉目标跟踪算法中, 粒子滤波跟踪(PF)能够有效地解决视觉目标跟踪中普遍存在的非线性、非高斯性的问题^[1], 以及同时跟踪目标多种状态的变化, 而且既适用于静止视觉平台, 又适用于移动视觉平台, 因而成为视觉目标跟踪算法的一种较优选择. 建立可靠的目标特征模型是有效实现粒子滤波跟踪的一个关键要素. 目标特征模型明确了待搜索目标的属性特征, 常用的有颜色直方图^[2-5]、轮廓^[1,6]等, 或者这些特征的搭配组合^[7]. 其中, 颜色直方图最为常用, 对目标非刚性形变、旋转和尺度变化都具有一定的鲁棒性. 以颜色直方图为特征模型的粒子滤波跟踪常采用 Bhattacharyya 系数(B 氏系数)衡量目标与粒子所

确定区域的特征模型之间的相似性^[2-5].

B 氏系数是测量模型之间相似性的常用准则. 文献[8]研究了特征降维方法, 将 B 氏系数作为特征向量的相似性准则, 实现低维特征挖掘; [9]在研究电话分布集群问题时, 采用 B 氏系数计算模式分布之间的相似性. 早期, [10]从理论上证明了 B 氏系数是估计误差标准差的数学期望, 并推荐采用 B 氏系数代替概率偏差法; [11]指出对于多模态或多峰分布问题, B 氏系数是有偏的, 同时证明了 B 氏系数的精确度高于概率偏差法, 肯定了[10]的理论; [12]通过实验, 也证明了 B 氏系数在用于视觉目标检测时会产生有偏的结果.

本文测试了 B 氏系数在基于颜色直方图的粒子滤波跟踪中对目标形变的适应能力; 从理论上分析说明 B 氏系数仅适合于目标收缩, 而不适应目标膨胀;

收稿日期: 2011-03-08; 修回日期: 2011-06-04.

基金支持: 国家自然科学基金项目(61075073, 61005091); 高等学校博士学科点专项科研基金课题(20093402110014).

作者简介: 朱明清(1982—), 男, 博士生, 从事计算机视觉与模式识别的研究; 陈宗海(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 从事复杂系统的建模仿真与控制、机器人与智能系统等研究.

分析得出在该情况下, B 氏系数具有多峰分布特性因而有偏的结论. 这点与文献 [11] 在一般意义上的证明结果是一致的. 为了解决该问题, 提出了一种改进的 Bhattacharyya 系数 (简称 MB 系数), 将它用于粒子滤波跟踪中. 从理论上分析了 MB 系数对目标形变的适应能力, 证明它具有单峰特性, 既适应目标收缩, 又适应目标膨胀. 针对人造样本和实际场景视频的对比实验结果表明, 基于 MB 系数的粒子滤波跟踪对目标快速膨胀和收缩等形变都具有较好的鲁棒性和准确性.

2 粒子滤波跟踪算法

视觉目标跟踪问题的状态转移模型和观测模型可描述为

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \mathbf{u}_k), \quad (1)$$

$$\mathbf{z}_k = h(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k). \quad (2)$$

其中: \mathbf{x}_k 为目标状态; \mathbf{z}_k 为观测值; $\mathbf{u}_k, \mathbf{v}_k$ 分别为独立同分布的零均值的过程噪声和观测噪声. 式 (1) 和 (2) 为非线性、非高斯性方程. 粒子滤波是一种贝叶斯状态估计方法, 能够有效解决视觉目标跟踪问题. 其核心思想是采样一组含有权值的随机粒子 $\{\mathbf{x}_k^i, w_k^i\}_{i=1}^N$ 逼近后验概率分布 $\{\mathbf{x}_k^i, w_k^i\}_{i=1}^N$, 通过粒子集融合的方式估计出目标的状态 $\hat{\mathbf{x}}_k$.

在基于颜色直方图的粒子滤波跟踪中, 通常采用一阶自回归方程作为状态转移模型, 即

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{A}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{u}_k, \quad (3)$$

其中 \mathbf{A} 为状态转移矩阵. 算法步骤描述如下:

Step 1: 初始化. 确定目标区域 $(x_0, y_0, h_{x_0}, h_{y_0})$ 及目标的颜色直方图 $\mathbf{H}_o = \{q^{(u)}\}_{u=1}^\tau$. 其中: τ 为直方图的格间数, $q^{(u)}$ 为第 u 个格间的值. 从初始分布中采样 N 个粒子 $\{\mathbf{x}_k^i\}_{i=1}^N$, 赋粒子权值 w_0^i 为 $1/N$.

Step 2: 第 k 时刻, 按照式 (3) 演化上一时刻的粒子集 $\{\mathbf{x}_{k-1}^i\}_{i=1}^N$, 并采样得到当前时刻的粒子集 $\{\mathbf{x}_k^i\}_{i=1}^N$.

Step 3: 计算每个粒子 \mathbf{x}_k^i 所确定的图像区域的颜色直方图 $\mathbf{H}_i = \{p_i^{(u)}\}_{u=1}^\tau$. 通常采用 B 氏系数衡量粒子 \mathbf{x}_k^i 的模型 \mathbf{H}_i 与目标模型 \mathbf{H}_o 之间的相似性, 即

$$\rho[\mathbf{H}_i, \mathbf{H}_o] = \sum_{u=1}^\tau \sqrt{q^{(u)} p_i^{(u)}}, \quad (4)$$

进而根据 B 氏系数计算粒子 \mathbf{x}_k^i 的观测概率为

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{1 - \rho[\mathbf{H}_i, \mathbf{H}_o]}{2\sigma^2}\right\}, \quad (5)$$

其中 σ 为高斯密度标准差.

Step 4: 粒子的观测概率反映了该粒子的重要程度, 据此计算粒子的权值 $\hat{w}_k^i = w_{k-1}^i p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i)$, 进而得到粒子的归一化权值 $w_k^i = \hat{w}_k^i / \sum_{j=1}^N \hat{w}_k^j$.

Step 5: 依据最小均方差准则 (MMSE), 估计目标

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^N w_k^i \mathbf{x}_k^i.$$

Step 6: 为了减小粒子退化的影响, 采用重采样方法^[13]

$$\{\mathbf{x}_k^{i*}, 1/N\}_{i=1}^N \sim \{\mathbf{x}_k^i, w_k^i\}_{i=1}^N,$$

重新采样一组粒子 $\{\mathbf{x}_k^{i*}\}_{i=1}^N$. 返回 Step 2.

3 基于 Bhattacharyya 系数的粒子滤波跟踪

3.1 分析 Bhattacharyya 系数

Bhattacharyya 系数是一种广为使用的模型相似性测量准则. 在采用颜色特征的粒子滤波跟踪中, 将目标的颜色直方图模型 $\mathbf{H}_o = \{q^{(u)}\}_{u=1}^\tau$ 与粒子状态确定的图像区域的颜色直方图 $\mathbf{H}_i = \{p_i^{(u)}\}_{u=1}^\tau$ 之间的 B 氏系数 $\rho[\mathbf{H}_i, \mathbf{H}_o]$ (见式 (4)) 作为两者之间的相似性测量.

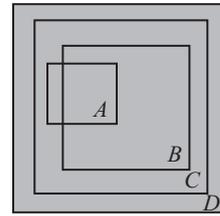


图 1 目标膨胀情况

通常情况下, 采用 B 氏系数可以得到令人满意的跟踪结果. 然而, 当目标形状快速变大时, 如汽车目标迎着摄像机方向驶来, B 氏系数很难感知到目标的这种变化. 图 1 中含有一个灰色目标. 其中: 4 个粒子 A, B, C 和 D 所确定区域的颜色直方图与目标颜色直方图完全相同, 即它们的 B 氏系数都为 1. 然而, 只有粒子 D 确定的区域与目标最为接近. 当目标快速膨胀时, 最容易出现如图 1 所示的现象. 由于内部粒子 (A, B 和 C) 仍然保持了与目标高度的相似性, 导致若继续维持不变, 则会造成较大的目标状态估计误差. 究其原因, 目标内存在大量峰值 (B 氏系数接近 1 的状态), 因而采用 B 氏系数作为相似性估计是有偏的^[11].

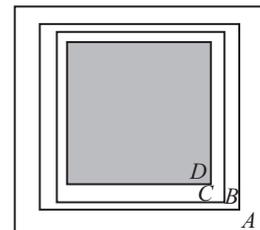


图 2 目标收缩情况

对于目标收缩, B 氏系数表现良好. 图 2 中, 粒子 D 与目标的颜色直方图最为相似; 而粒子 A, B 和 C 由于目标占其确定的区域 (方框内) 的比重依次增大, 因此其 B 氏系数依次增大, 权值依次增大, 从而粒

子 D 的 B 氏系数达到最大. 由此可见, 当目标收缩时, 通过粒子和目标模型之间的 B 氏系数能够较快地感知到这一现象, 状态估计将向着权重较大粒子的状态靠近, 因而跟踪窗口会收缩到目标的实际状态.

3.2 改进的 Bhattacharyya 系数

从 3.1 节对 B 氏系数的分析可知, 采用 B 氏系数作为颜色直方图的相似性测量, 仅适合目标收缩的情况, 而当目标快速膨胀时效果不佳. 为了使粒子滤波跟踪既适应目标收缩, 又适应目标膨胀, 本文改进了 B 氏系数, 提出一种新的相似性测量准则 (MB 系数), 即

$$\rho[\mathbf{H}_i, \mathbf{H}_{i-out}, \text{Scale}, \mathbf{H}_o] = \rho[\mathbf{H}_i, \mathbf{H}_o] - \frac{\rho[\mathbf{H}_{i-out}, \mathbf{H}_o]}{\text{Scale}}. \quad (6)$$

其中: \mathbf{H}_i 为粒子确定的候选区域的颜色直方图, \mathbf{H}_{i-out} 为候选区域 \mathbf{H}_i 中心放大 1.2 倍的区域与候选区域之间的环形部分的颜色直方图, 如图 3 所示, Scale 为候选区域的对角线长度, $\rho[\mathbf{H}_i, \mathbf{H}_o]$ 和 $\rho[\mathbf{H}_{i-out}, \mathbf{H}_o]$ 按照式 (4) 计算. 本文称如式 (6) 所示的改进 B 氏系数为改进 Bhattacharyya 系数 (MB 系数).

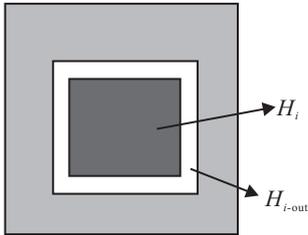


图 3 待选区域内部和外部的示意图

为了具体分析式 (6), 考虑目标内部的一个粒子从很小 (包含于目标内) 逐渐变大 (包含目标) 的过程. 为了叙述简便, 将粒子确定的区域称为粒子.

在粒子包含于目标内部的阶段, 当粒子逐渐变大时, $\rho[\mathbf{H}_i, \mathbf{H}_o]$ 恒等于 1; $\rho[\mathbf{H}_{i-out}, \mathbf{H}_o]$ 开始时等于 1, 当粒子接近目标形状时, \mathbf{H}_{i-out} 包含部分目标区域, 也包含部分背景区域, 且 \mathbf{H}_{i-out} 含有的目标区域的比重不断变少, 因此 $\rho[\mathbf{H}_{i-out}, \mathbf{H}_o]$ 不严格单调减; Scale 严格单增. 由式 (6) 易知, 这一阶段 $\rho[\mathbf{H}_i, \mathbf{H}_{i-out}, \text{Scale}, \mathbf{H}_o]$ 严格单调增加, 当粒子与目标完全一致时达到最大值.

在粒子包含目标的阶段, 当粒子继续变大时, 由于粒子中含有的目标区域的比重不断减少, $\rho[\mathbf{H}_i, \mathbf{H}_o]$ 严格单调减; \mathbf{H}_{i-out} 中已不含目标区域, 从而 $\rho[\mathbf{H}_{i-out}, \mathbf{H}_o]$ 恒为零; Scale 严格单增. 由式 (6) 易知, 这一阶段 $\rho[\mathbf{H}_i, \mathbf{H}_{i-out}, \text{Scale}, \mathbf{H}_o]$ 严格单调减, 在初始时刻粒子与目标完全一致时达到最大值.

综上所述, 随着粒子不断变大, MB 系数 $\rho[\mathbf{H}_i, \mathbf{H}_{i-out}, \text{Scale}, \mathbf{H}_o]$ 先严格单调增加, 然后严格单调减

小, 当且仅当目标与粒子的形状完全一致时达最大值. 因此, 不论目标收缩还是膨胀, 粒子都能通过 MB 系数感受到目标变化, 从而使粒子滤波跟踪跟随目标变化.

以上是针对人造样本的理论分析结果. 本工作还对实拍样本作了同样的实验和分析. 由于实际的目标和背景的特征存在一定程度的相似性, 基于 MB 系数的粒子滤波无法完全精确地框住目标, 但较为接近目标形状, 其误差相对基于 B 系数的跟踪误差小得多. 另外, 示意图中采用了方框形状模型, 但从其定义的表达式 (6) 可以看出, MB 系数对模型的形状没有要求, 可很容易地拓展到椭圆等其他形状模型, 仍然可以用本节的方法进行分析和推导.

3.3 基于改进 Bhattacharyya 系数的粒子滤波跟踪算法

3.2 节介绍了改进的 Bhattacharyya 系数 (MB 系数). 本节将 MB 系数与粒子滤波 (PF) 相结合, 以解决视觉目标跟踪问题. 工作重点是改进 B 氏系数, 对粒子滤波跟踪算法不作改进.

记目标状态为 $\mathbf{x}_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k, h_x, h_y]^T$, 其中: (x_k, y_k) 为目标区域的中心位置, (\dot{x}_k, \dot{y}_k) 为目标在水平和垂直方向的速度, (h_x, h_y) 为目标区域的宽度和高度. 第 1 节介绍了算法, 这里只需将 Step 3 改用 MB 系数, 相关步骤如下:

计算粒子的颜色直方图 $\mathbf{H}_i = \{p_i^{(u)}\}_{u=1}^{\tau}$, 以及每个粒子中心放大 1.2 倍后的环形区域的颜色直方图 $\mathbf{H}_{i-out} = \{p_{i-out}^{(u)}\}_{u=1}^{\tau}$ (如图 3 所示); 其次, 按照式 (4) 和 (6) 计算每个粒子的 MB 系数; 接着, 计算每个粒子的高斯观测概率

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k^i) = \exp \left\{ - \frac{1 - \rho[\mathbf{H}_i, \mathbf{H}_{i-out}, \text{Scale}, \mathbf{H}_o]}{2\sigma^2} \right\} / (\sqrt{2\pi}\sigma).$$

其他步骤仍然按照第 3.1 节的算法描述进行.

4 实 验

采用人造样本和实拍视频, 检验提出的改进 B 氏系数 (简称 MB 系数) 的有效性, 将其与 B 氏系数进行了定性和定量的对比实验. 对于人造样本的实验验证了正文部分理论分析结果的正确性. 对于实拍视频的实验, 从定性和定量角度进一步检验 MB 系数提高粒子滤波跟踪的可靠性和准确性, 给出了两者定性的对比结果、定量的跟踪误差曲线以及平均跟踪误差. 实验中, 粒子滤波跟踪粒子数均为 100 个.

图 4 是针对人造样本的膨胀和收缩实验结果. 目标是图片中的灰色方块. 考察基于 B 系数和 MB 系数的粒子滤波的膨胀和收缩能力. 图 4(a) 显示了初始状态包含于目标内的基于 B 系数的状态估计结果.

由图4(a)可见,基于B系数的状态估计从初始帧到第13帧,没有膨胀到目标位置,甚至发生略微收缩.这是由于目标内部初始状态附近存在大量的B系数为1的峰值,它们与目标模型完全相同,因而跟踪算法会误以为已经准确地跟上目标,从而不会发生膨胀,说明B系数无法适应目标膨胀.图4(b)显示了初始状态包含于目标内的基于MB系数的状态估计结果.由图4(b)可知,基于MB系数的状态估计在13帧内不断膨胀,直至目标位置.该结果验证了正文部分的理论分析结果,表明MB系数能够较好地适应目标膨胀.图4(c)和图4(d)分别显示了初始状态包含目标时的基于B系数和MB系数的状态估计结果.由图4(c)和图4(d)可知,从最终结果(第13帧)来看,基于B系数和基于MB系数的状态估计均逼近了目标状态,说明B系数和MB系数都能够适应目标收缩.整个实验表明,B系数只能适应目标收缩,而MB系数能够同时适应目标收缩和膨胀.这点与理论分析的结果一致.另外,从图4(a)和图4(c)的第13帧还可看出,结果都略微发生收缩,说明B系数对目标收缩十分敏感.

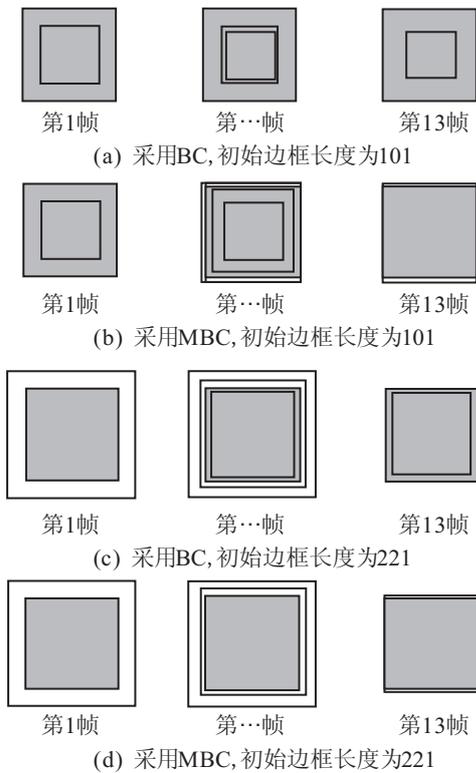


图4 膨胀和收缩实验

图5是针对实拍模型汽车的实验结果.视频分辨率为 720×480 .目标从远处驶来,先旋转 180° ,然后快速倒车,接着向前方快速开走,其形状先快速变大,然后快速变小.从每幅图片左上角跟踪窗口的放大图可明显看出,基于B系数的粒子滤波跟踪无法完整定位目标,而基于MB系数在每一时刻都较为准确地框住了目标,体现了MB系数对目标快速膨胀和收缩的

鲁棒性.图6为跟踪误差.图中,实线是基于B系数的结果,虚线是基于MB系数的结果.MB系数在水平方向的误差明显小于B系数,这可能与目标在水平方向的状态变化较为剧烈有关.两者在垂直方向的误差较为接近.表1给出了平均误差.除垂直方向的中心位置误差相等之外,MB系数的平均误差均小于B系数.尤其是,MB系数的平均跟踪误差控制在9个像素以内,验证了MB系数能够较好地适应目标膨胀和收缩等形变.



图5 汽车跟踪

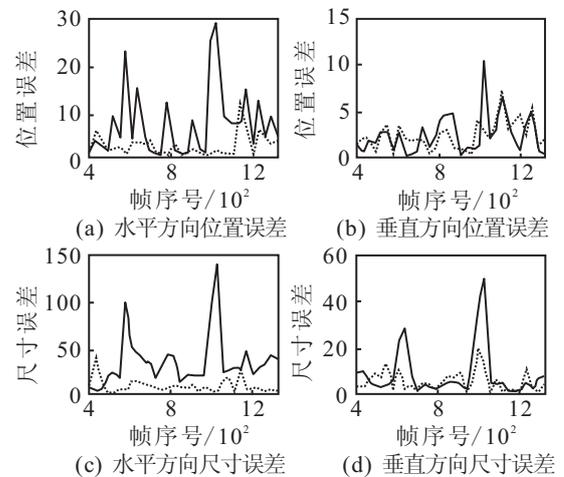


图6 跟踪误差

表1 平均误差 像素

平均误差	B系数	MB系数
水平方向位置	7.3	2.6
垂直方向位置	2.2	2.2
水平方向尺寸	34.7	8.9
垂直方向尺寸	7.7	4.5

5 结 论

本文分析了 B 氏系数在基于颜色直方图的粒子滤波跟踪中的性能, 说明它对目标收缩较为敏感, 但无法适应目标膨胀. 为此, 提出了一种改进的 B 氏系数 (简称 MB 系数), 使其既能适应目标收缩, 又能适应目标膨胀. 从理论上证明了 MB 系数具有单峰特性, 当状态估计达到实际目标状态时达到峰值, 从而克服了 B 氏系数由于具有多峰特性而无法适应目标膨胀的缺陷. 针对人造和实际场景视频样本的对比实验结果表明, 基于 MB 系数的粒子滤波跟踪对目标收缩和膨胀具有较好的鲁棒性和准确性.

参考文献(References)

- [1] Isard M, Blake A. Condensation: Conditional density propagation for visual tracking[J]. *Int J of Computer Vision*, 1998, 29(1): 5-28.
- [2] Chang C, Ansari R. Kernel particle filter for visual tracking[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2005, 12(3): 242-245.
- [3] Zhou S, Chellappa R, Moghaddam B. Appearance tracking using adaptive models in a particle filter[C]. *Proc of 6th Asian Conf on Computer Vision*, 2004.
- [4] Zhou S K, Chellappa R, Moghaddam B. Visual tracking and recognition using appearance-adaptive models in particle filters[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2004, 13(11): 1491-1506.
- [5] Nummiaro K, Koller-Meier E, Gool L V. Object tracking with an adaptive color-based particle filter[J]. *Pattern Recognition, Lecture Notes in Computer Science*, 2002, 2449(2002): 353-360.
- [6] Li P H, Zhang T W. Visual contour tracking based on particle filters[J]. *Image and Vision Computing*, 2002, 21(1): 111-123.
- [7] Shen C, Hengel A V D, Dick A. Probabilistic multiple cue integration for particle filter based tracking[C]. *Proc of the 7th Digital Image Computing: Techniques and Applications*, 2003: 399-408.
- [8] Choi E, Lee C. Feature extraction based on the Bhattacharyya distance[J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(8): 1703-1709.
- [9] Mak B, Barnard E. Phone clustering using the Bhattacharyya distance[J]. *The 4th Int Conf on Spoken Language*, 1996, 4: 2005-2008.
- [10] Lainiotis D G. On a general relationship between estimation, detection, and the Bhattacharyya coefficient[J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 1969, 15(4): 504-505.
- [11] Jain A K. On an estimate of the Bhattacharyya distance[J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 1976, 6(11): 763-766.
- [12] Khalid S, Ilyas U, Sarfaraz S, et al. Bhattacharyya coefficient in correlation of gray-scale objects[J]. *J of Multimedia*, 2006, 1(1): 56-61.
- [13] Kitagawa G. Monte Carlo filter and smoother for non-Gaussian non-Linear state space models[J]. *J of Computational and Graphical Statistics*, 1996, 5(1): 1-25.