

基于 Hamiltonian 马氏链蒙特卡罗方法的突变运动跟踪*

王法胜^{1,2}, 李绪成^{1,2}, 肖智博¹, 鲁明羽¹

¹(大连海事大学 信息科学技术学院, 辽宁 大连 116026)

²(大连东软信息学院 计算机科学与技术系, 辽宁 大连 116023)

通讯作者: 鲁明羽, E-mail: lumingyu@dlnu.edu.cn, http://www.dlnu.edu.cn

摘要: 在计算机视觉领域,由镜头切换、目标动力学突变、低帧率视频等引起的突变运动存在极大的不确定性,使得突变运动跟踪成为该领域的挑战性课题.以贝叶斯滤波框架为基础,提出一种基于有序超松弛 Hamiltonian 马氏链蒙特卡罗方法的突变运动跟踪算法.该算法将 Hamiltonian 动力学融入 MCMC(Markov chain Monte Carlo)算法,目标状态被扩张为原始目标状态变量与一个动量项的组合.在提议阶段,为抑制由 Gibbs 采样带来的随机游动行为,提出采用有序超松弛迭代方法来抽取目标动量项.同时,提出自适应步长的 Hamiltonian 动力学实现方法,在跟踪过程中自适应地调整步长,以减少模拟误差.提出的跟踪算法可以避免传统的基于随机游动的 MCMC 跟踪算法所存在的局部最优问题,提高了跟踪的准确性而不需要额外的计算时间.实验结果表明,该算法在处理多种类型的突变运动时表现出出色的处理能力.

关键词: 视觉跟踪;突变运动;马氏链蒙特卡罗;Hamiltonian 马氏链蒙特卡罗方法;有序超松弛

中图法分类号: TP391

中文引用格式: 王法胜,李绪成,肖智博,鲁明羽.基于 Hamiltonian 马氏链蒙特卡罗方法的突变运动跟踪.软件学报,2014,25(7): 1593-1605. http://www.jos.org.cn/1000-9825/4453.htm

英文引用格式: Wang FS, Li XC, Xiao ZB, Lu MY. Hamiltonian Markov chain Monte Carlo method for abrupt motion tracking. Ruan Jian Xue Bao/Journal of Software, 2014,25(7):1593-1605 (in Chinese). http://www.jos.org.cn/1000-9825/4453.htm

Hamiltonian Markov Chain Monte Carlo Method for Abrupt Motion Tracking

WANG Fa-Sheng^{1,2}, LI Xu-Cheng^{1,2}, XIAO Zhi-Bo¹, LU Ming-Yu¹

¹(School of Information Science and Technology, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

²(Department of Computer Science and Technology, Dalian Neusoft University of Information, Dalian 116023, China)

Corresponding author: LU Ming-Yu, E-mail: lumingyu@dlnu.edu.cn, http://www.dlnu.edu.cn

Abstract: Tracking of abrupt motion is a challenging task in computer vision due to the large motion uncertainty induced by camera switching, sudden dynamic change, and rapid motion. This paper proposes an ordered over-relaxation Hamiltonian Markov chain Monte Carlo (MCMC) based tracking scheme for abrupt motion tracking within Bayesian filtering framework. In this tracking scheme, the object states are augmented by introducing a momentum item and the Hamiltonian dynamics (HD) is integrated into the traditional MCMC based tracking method. At the proposal step, the ordered over-relaxation method is adopted to draw the momentum item in order to suppress the random walk behavior induced by Gibbs sampling. In addition, the paper provides an adaptive step-size scheme to simulate the Hamiltonian dynamics in order to reduce the simulation error. The proposed tracking algorithm can avoid being trapped in local maxima with no additional computational burden, which is suffered by conventional MCMC based tracking algorithms. Experimental results reveal that the presented approach is efficient and effective in dealing with various types of abrupt motions compared with several alternatives.

Key words: visual tracking; abrupt motion; MCMC; Hamiltonian MCMC; ordered over-relaxation

* 基金项目: 国家自然科学基金(61300082, 61272369, 61073133, 61175053, 61001158); 中央高校基本科研业务费专项资金(3132013335); 大连市科技计划项目(2013A16GX115, 2011A17GX073)

收稿时间: 2012-04-22; 修改时间: 2012-09-29; 定稿时间: 2013-06-28

视觉跟踪是计算机视觉领域的热点研究问题,这主要是由于它在智能交通、人机交互、视频监控和军事等领域有着广泛的应用^[1].传统的解决视觉跟踪问题的方法可以分为两类,即:基于随机采样的方法和确定性方法.在基于随机采样的跟踪算法中,粒子滤波算法是典型的代表^[2,3],它在处理非线性、非高斯多模态的跟踪问题中显示出较强的适应性.粒子滤波算法通过一个加权的粒子集合近似地表示后验滤波分布,其中,粒子是从后验滤波分布的状态空间中抽取的,后验的更新则依赖于粒子的序贯传播;粒子的权值则通过观测似然进行更新.在多目标跟踪问题中,一般采用多个随机变量描述目标状态,导致状态空间维数过高,而马氏链蒙特卡罗方法(Markov chain Monte Carlo,简称 MCMC)^[4]可以针对这类高维状态空间降低计算耗费.在确定性跟踪方法中,均值漂移(mean shift,简称 MS)算法^[5,6]最具代表性,该算法一般通过计算目标区域与模板区域的距离,如巴特查里里距离,并使其最大化来计算目标的位置.以上两种方法都受到研究人员的重视并取得了成功的应用,但它们都是基于平滑运动假设,即被跟踪目标在运动中不发生状态突变.在现实应用中,由于低帧率视频、目标动力学特征突变以及摄像机频繁的镜头切换所引起的突变运动大量存在,使得在传统的平滑运动限制背景下的跟踪算法很难有效地实现这些场景下的目标跟踪.

处理突变运动最直接的方法就是在跟踪过程中搜索整个状态空间,但这在实际应用中难以实现,因为搜索整个状态空间会使得计算时间急剧增长.文献[7]基于轮廓表示法,提出一种基于粒子群优化和水平集评估的突变运动跟踪框架,但目标的轮廓表示法过度依赖于图像边缘的准确定位,在低分辨率图像中很难提取.目前,针对突变运动跟踪,较多采用的方法是基于模板的矩形框目标表示.文献[8]针对低帧率视频引起的突变运动跟踪问题,提出了一种级联粒子滤波算法.在该算法中,以粒子滤波算法框架为基础,引入识别方法来检测被跟踪目标,在人脸跟踪中取得了较好的效果.但是这种跟踪方法需要较为可靠的先验目标观测模型以及离线学习过程.Kwon 等人^[9]提出一种基于 Wang-Landau 蒙特卡罗采样(WLMC)的突变运动跟踪算法,该算法以贝叶斯滤波框架为基础,使用基于态密度(density of states,简称 DOS)的先验分布,将每一帧图像划分为多个相同大小的子空间,然后使用 WLMC 算法更新每一个子区域的态密度,并运用态密度引导跟踪器进行目标状态的更新.WLMC 跟踪算法可以有效地避免传统的 MCMC 方法易陷入局部最优的问题,这在统计物理领域具有非常重要的意义.但是研究表明:WLMC 算法尚未有严格的收敛理论作为支持,在某些应用中该算法也只能达到有限的统计精度^[10].Kwon 等人^[11]将 WLMC 跟踪算法进行了一定的改进,提出了一种 N-fold WLMC(NWLMC)突变运动跟踪算法,该算法能够处理目标位置突变和尺度突变的问题.NWLMC 跟踪算法可以分为两个阶段,即:开发(exploitation)和探索(exploration).在开发阶段,采用边缘似然项的估计进行平滑运动的跟踪.在探索阶段,采用 DOS 项的估计跟踪突变运动.NWLMC 算法能够以较少的样本数获得相对较好的跟踪结果.以 Kwon 等人提出的 DOS 思想为基础,周修庄等人^[12,13]针对突变运动跟踪难题提出了一种自适应随机逼近蒙特卡罗跟踪算法(adaptive stochastic approximation Monte Carlo,简称 ASAMC).ASAMC 算法是一种基于粒子滤波算法框架和随机逼近蒙特卡罗采样(SAMC)的方法,在粒子滤波算法框架内运用 SAMC 采样和 DOS 动态更新粒子权值,在突变运动跟踪中取得了优于 WLMC 算法的跟踪结果.但 WLMC 算法和 ASAMC 算法都采用了 DOS 的思想,需要将包含目标的图像切分成大小相等的子空间,在将每一帧图像进行切分时,如果图像尺寸过大,则会降低跟踪算法的效率,而且基于子空间 DOS 的目标状态转移不够鲁棒.此外,由于 MCMC 算法大都基于随机游动方法,使得从复杂、高维目标分布进行采样时非常缓慢,易陷入局部最优,为取得一个相对理想的目标状态,通常需要较长的迭代过程.

本文针对以上问题,提出一种基于有序超松弛 Hamiltonian MCMC 方法的突变运动跟踪算法.Hamiltonian 马氏链蒙特卡罗方法,又称为混合蒙特卡罗方法(hybrid Monte Carlo,简称 HMC),由 Duane 等人^[14]提出,并被应用于诸如神经网络、机器学习等统计问题^[15-17].Alfaki 等人^[18]将 HMC 算法应用于参数估计与不确定性量化问题. Choo 等人^[19]首次将该算法应用于高维空间的三维人体运动跟踪问题,实验结果表明,在高达 28 维的状态空间中,该算法比传统的粒子滤波算法快数千倍.HMC 算法基于 Hamiltonian 动力学(Hamiltonian dynamics,简称 HD),由于 HD 具有可逆性、保护 Hamiltonian 特性、容量保持以及对偶性等特征,使得 HD 可以与 MCMC 算法集成^[20].HMC 方法集成了动态状态序列的梯度信息,可以在一定程度上抑制传统 MCMC 方法的随机游动,确保

了算法的快速混频以及更快速的收敛,并改进了马氏链的有效性^[21].目前,多数文献中 HD 的实现采用蛙跳技术,HMC 算法分为两步:在提议阶段,首先采用 Gibbs 采样方法抽取动量项,然后采用蛙跳方法迭代 L 次,每次步长为 ϵ ,迭代完成后得到当前时刻的提议联合状态.在接受阶段,判断是否接受提议联合状态.文献[22]采用基于蛙跳方法实现的 HMC 算法跟踪突变运动,取得了优于 WLMC 跟踪算法的结果.然而,基于 HMC 的突变运动跟踪算法仍然不可避免地受到 Gibbs 采样阶段的随机游动行为的影响.同时,步长参数 ϵ 的值难以确定:若 ϵ 的值较小,则能保证更好的搜索状态空间,但算法时间耗费过高;如果值太大,则会使得算法提议状态的接受率偏低.因此,本文将通过两种策略对 HMC 跟踪算法进行改进:首先,采用有序超松弛(ordered over-relaxation,简称 OR)方法抑制提议阶段 Gibbs 采样中的随机游动行为,OR 方法适用于任何存在 Gibbs 采样的系统^[23];其次,采用自适应步长的 HD 实现方法,在跟踪过程中动态调整步长.实验结果表明:基于以上两种策略的跟踪算法,能够在不增加时间耗费的前提下提高算法跟踪不同类型的突变运动的准确性.

1 基本 HMC 算法与有序超松弛方法

1.1 HMC 算法

在 HMC 算法中,将原始的状态变量 $X \in R^k$ 扩张为一个新的联合状态变量 (X, V) , $V \in R^k$ 表示动量, k 表示维数.然后,构造一个 Hamiltonian 函数如下:

$$H(X, V) = \rho(X) + K(V) \quad (1)$$

$$\rho(X) = -\log(q(X)) \quad (2)$$

$$K(V) = \frac{V^2}{2} \quad (3)$$

其中, $q(X)$ 表示目标概率分布, $\rho(X)$ 和 $K(V)$ 分别表示动能与势能.基于该函数,可以从新的与 $\exp(-H)$ 成比例的概率密度函数中抽取随机样本.

根据统计力学中正则分布的概念,Hamiltonian 函数是关于联合状态 (X, V) 的能量函数,因此定义如下形式的联合概率分布:

$$P(X, V) = \frac{1}{Z} \exp\left(\frac{-\rho(X)}{T}\right) \exp\left(\frac{-K(V)}{T}\right) \quad (4)$$

其中, T 表示系统的温度, Z 是归一化常数.

在 Gibbs 采样阶段,从高斯分布中抽取动量项 V ,然后经过 L 次蛙跳迭代,提议新的状态 (X', V') .在接受阶段计算接受概率 α ,然后判断该状态是否可以作为马氏链的下一个状态.

$$\alpha = \min(1, \exp(-H(X', V') + H(X, V))) \quad (5)$$

如果提议状态被拒绝,则当前时刻的状态 (X, V) 将会作为马氏链的下一个状态.

HMC 算法是一种典型的具有各态历经性的算法^[20],因此在搜索过程中不会陷入状态空间的某个子空间中,从而避免了传统 MCMC 算法易陷入局部最优的缺陷.

1.2 有序超松弛方法

有序超松弛方法是一种用于抑制 Gibbs 采样中的随机游动行为的方法^[23],在实际应用中可用于使用 Gibbs 采样方法的所有系统中.在 Gibbs 采样方法的一次迭代中,从条件分布 $P(V_i | \{V_j^l\}_{j \neq i})$ 中抽取样本值 V_i^{l+1} ,有序超松弛方法需要从条件分布 $P(V_j | \{V_i^l\}_{j \neq i})$ 中抽取 k 个样本值.

假设函数 $CDF(V)$ 为条件分布 $P(V_i | \{V_j^l\}_{j \neq i})$ 的累积分布函数, $CDF^{-1}(V)$ 为其逆函数,对 V_j 进行有序超松弛的操作过程如下所示:

步骤 1. 计算 $u_j = CDF(V_j)$.

步骤 2. 对 u_j 进行有序超松弛变换,得到 u'_j .

步骤 3. 计算 $V'_j = CDF^{-1}(u'_j)$.

V'_j 即为 V_j 超松弛之后的结果.

2 基于有序超松弛 Hamiltonian 马氏链蒙特卡罗方法的跟踪算法

2.1 贝叶斯目标跟踪框架

定义在 t 时刻的目标状态 X_t 包括目标的位置信息和尺度信息,即 $X_t = (X_t^x, X_t^y, X_t^s)$. 这里, X_t^x, X_t^y 分别表示目标的 x, y 坐标, X_t^s 表示目标的尺度. 目标跟踪问题可以描述为贝叶斯滤波问题: 在 t 时刻, 根据观测值序列 $Y_{1:t} = \{Y_1, Y_2, \dots, Y_t\}$ 递归地估计目标的状态 X_t . 贝叶斯滤波通过式(6)递归地更新目标状态的后验概率密度:

$$p(X_t | Y_{1:t}) = c p(Y_t | X_t) \int p(X_t | X_{t-1}) p(X_{t-1} | Y_{1:t-1}) dX_{t-1} \quad (6)$$

其中, $p(X_t | X_{t-1})$ 表示系统状态转移模型, $p(Y_t | X_t)$ 表示观测模型, c 是一个归一化常数. 计算出后验概率 $p(X_t | Y_{1:t})$ 后, 在数目为 N 的样本集上, 通过执行最大后验估计获得当前时刻的目标状态估计值:

$$X_t^{MAP} = \arg \max p(X_t^{(i)} | Y_{1:t}), i = 1, \dots, N \quad (7)$$

X_t^{MAP} 即为当前时刻的目标状态估计值, 表示在当前时刻的观测值序列下, 最优的目标状态估计值.

然而, 在实际运用贝叶斯滤波算法进行状态估计时, 计算公式(6)所示的复杂积分是很难实现的, 尤其是对于高维状态空间. 为解决该问题, 有研究者提出了运用 Metropolis Hastings (MH) 算法从提议分布密度 Q 中采样的思想^[24], 运用采样得到的样本集合 $\{X_t^{(i=1:N)}\}$ 近似目标的后验概率分布密度 $p(X_t | Y_{1:t})$. 这样, 公式(6)所示的复杂积分运算就被近似为求和运算.

2.2 基于有序超松弛 Hamiltonian 马氏链蒙特卡罗方法的跟踪算法

如前所述, 传统的 MCMC 方法通过模拟收敛于稳态分布 $p(X_t | Y_{1:t})$ 的马氏链来逼近后验概率分布, 但该类算法受随机游动的影响极易陷入局部最优. 如果状态变量之间的相关性很高, 采样分布就会变得非常狭窄而导致需要较长的迭代过程访问分布空间. 图 1 所示为二维状态空间中的随机游动行为示例: 在相邻的两帧图像中, 目标位置发生了突变, 为了捕获被跟踪目标, 基于随机游动的跟踪算法需要多次迭代来搜索状态空间, 以找到关于目标的最有希望的区域.



Fig.1 Random walk behavior in 2D state space during tracking

图 1 二维空间中的随机游动

Neal 等人^[23]提出采用有序超松弛方法可以抑制 Gibbs 采样的随机游动行为, 本文首次将该方法引入到突变运动跟踪问题中, 在 Hamiltonian 马氏链蒙特卡罗方法的跟踪框架下, 使用该方法抑制提议阶段的 Gibbs 采样方法中的随机游动行为, 改善算法的跟踪性能. 在该跟踪框架中, 首先将目标状态 X_t 扩张为一个新的联合状态 (X_t, V) , 其中, V 表示 X_t 的动量. 在提议阶段, 首先使用有序超松弛方法产生动量的值 V' , 其步骤如下:

- 步骤 1. 假设累积分布函数 $CDF(\cdot)$ 为高斯分布, 计算 V 在该函数上的值 $u=CDF(V)$.
- 步骤 2. 定义松弛度 k , 以 k 和 u 为参数构建二项分布, 并从中随机抽取一个整数 $r \sim \text{binomial}(k, u)$.
- 步骤 3. 如果 $r > k-r$, 构建贝塔分布, 并生成随机数 $w \sim \text{Beta}(k-r+1, 2r-k)$, 令 $u'=u \times w$;
 否则, 如果 $r < k-r$, 生成随机数 $w \sim \text{Beta}(r+1, k-2r)$, 令 $u'=1-(1-u) \times w$;
 否则, 如果 $r = k-r$, 令 $u'=u$.
- 步骤 4. 根据累积分布函数的逆函数计算动量的值 $V'=CDF^{-1}(u')$.
- 在得到动量值之后, 执行蛙跳迭代, 并最终得到提议联合状态 (X^*, V^*) .
- 在接受阶段, 计算接受概率 α^* , 并判断是否接受该提议联合状态, 计算公式如下:

$$\alpha^* = \min\{1, \exp(H(X_t^{(*)}, V_t^{(*)}) - H(X^{(0)}, V^{(0)}))\} \quad (8)$$

其中, $(X^{(0)}, V^{(0)})$ 为当前时刻的初始化状态. 算法执行完成后, 得到当前时刻的样本集合 $\{X_t^{(i)}, V_t^{(i)}\}_{i=1}^N$.

基于有序超松弛 Hamiltonian 马氏链蒙特卡罗方法的跟踪算法(ordered over-relaxation Hamiltonian Markov chain Monte Carlo method, 简称 ORHMC)如算法 1 所示.

算法 1. 基于 ORHMC 的跟踪算法.

初始化:

1. 初始化参数 $L=30, \varepsilon=0.02$.
2. 初始化松弛度 $k=10$.
3. 初始化 $X_t^{(0)}, V_t^{(0)}$.

FOR $i=1, \dots, N$,

1. 计算 $u = CDF(V_t^{(0)})$.
2. 生成服从二项分布的随机数: $r = \text{Binomial}(k, u)$.
3. IF $r > k-r$,

- (1) 生成随机数 $w \sim \text{Beta}(k-r+1, 2r-k)$.
- (2) $u' = u \times w$.

ELSE IF $r < k-r$,

- (1) 生成 $w \sim \text{Beta}(r+1, k-2r)$
- (2) $u' = 1 - (1-u) \times w$.

ELSE IF $r = k-r$

$u' = u$

END IF

4. 计算 $V' = CDF^{-1}(u')$.
5. 令: $(X^{(0)}, V^{(0)}) = (X_t^{(i-1)}, V')$.
6. FOR $j=1, \dots, L$,

$$(1) V^{(j-\frac{1}{2})} = V^{(j-1)} - \frac{\varepsilon}{2} \nabla V(X^{(j-1)}).$$

$$(2) X^{(j)} = X^{(j-1)} + \varepsilon V^{(j-\frac{1}{2})}.$$

$$(3) V^{(j)} = V^{(j-\frac{1}{2})} - \frac{\varepsilon}{2} \nabla V(X^{(j)}).$$

END FOR

7. 提议新的联合状态 $(X^*, V^*) = (X^{(L)}, V^{(L)})$.
8. 从均匀分布中抽取 $\alpha_a \sim U(0, 1)$.
9. 根据式(8)计算接受概率 α^* .

10. IF $\alpha_a < \alpha^*$, 接受提议状态, $(X_t^{(i)}, V_t^{(i)}) = (X^*, V^*)$.
 ELSE 拒绝提议状态, $(X_t^{(i)}, V_t^{(i)}) = (X_t^{(i-1)}, V_t^{(i-1)})$.
 END FOR

得到样本集合,根据公式(7)计算目标状态估计值.

END

算法中的 ∇V 表示 V 的梯度, ε 为迭代步长.

ORHMC 跟踪算法的关键是选择合适的参数 ε : 如果其值过大, 则会导致提议状态的拒绝率过高; 如果其值偏小, 则会导致计算量的增加. 但通常很难确定一个最优的值, 在跟踪过程中自适应地调整步长值, 是解决该问题的一种有效方法.

2.3 自适应步长方法

采用蛙跳方法实现 Hamiltonian 动力学比较普遍. 如前所述, 为了获得较好的跟踪结果, 需要选择一个最优的步长值. Huang 等人^[25]提出了一种修正的 Störmer-Verlet 方法来实现 Hamiltonian 动力学. 在该方法中, 引入一个虚构变量 γ 和尺度函数 S 来调整步长的大小. 调整的过程如下所示:

$$V_{n+\frac{1}{2}} = V_n - \frac{\varepsilon}{2\gamma_n} \nabla V(X_n) \quad (9)$$

$$X_{n+\frac{1}{2}} = X_n + \frac{\varepsilon}{2\gamma_n} V_{n+\frac{1}{2}} \quad (10)$$

$$\gamma_{n+1} + \gamma_n = 2S\left(X_{n+\frac{1}{2}}, V_{n+\frac{1}{2}}\right) \quad (11)$$

$$X_{n+1} = X_{n+\frac{1}{2}} + \frac{\varepsilon}{2\gamma_{n+1}} V_{n+\frac{1}{2}} \quad (12)$$

$$V_{n+1} = V_{n+\frac{1}{2}} - \frac{\varepsilon}{2\gamma_{n+1}} \nabla V(X_{n+1}) \quad (13)$$

其中, n 表示第 n 次迭代. 尺度函数 S 定义如下:

$$S(X, V) = (V^T(X)[V'(X)]^T + V^T V''(X)V''(X)V)^{\frac{1}{2}} \quad (14)$$

其中, $V'(X) = [\nabla V(X)]^T$, $V''(X) = [\nabla^2 V(X)]^T$.

如果尺度函数 S 满足 $S(X, V) = S(X, -V)$, 那么该方法是完全明确、对称和时间可逆的^[26]. 虚构参数 γ 可以初始化为 $\gamma_0 = S(X_0, V_0)$. 与算法 1 中基于蛙跳方法的实现相比, 该方法通过公式(10)中的 $\frac{\varepsilon}{2\gamma_n}$ 项自适应地调整步长值, 将该过程集成到算法 1 中的蛙跳步骤中, 就得到自适应 ORHMC 算法(adaptive ORHMC, 简称 A-ORHMC), 算法步骤如算法 2 所示.

算法 2. 自适应 ORHMC 跟踪算法.

初始化: 如算法 1.

FOR $i=1, \dots, N$,

1. 执行有序超松弛变换得到 V' , 如算法 1.

2. 令 $(X^{(0)}, V^{(0)}) = (X_t^{(i-1)}, V')$.

3. $\gamma_0 = S(X^{(0)}, V^{(0)})$.

4. FOR $j=1, \dots, L$,

$$(1) V^{(j-\frac{1}{2})} = V^{(j-1)} - \frac{\varepsilon}{2\gamma_{j-1}} \nabla V(X^{(j-1)});$$

$$(2) \quad X^{(j-\frac{1}{2})} = X^{(j-1)} + \frac{\varepsilon}{2\gamma_{j-1}} V^{(j-\frac{1}{2})};$$

$$(3) \quad \gamma_j = -\gamma_{j-1} + 2S \left(X^{(j-\frac{1}{2})}, V^{(j-\frac{1}{2})} \right);$$

$$(4) \quad X^{(j)} = X^{(j-\frac{1}{2})} + \frac{\varepsilon}{2\gamma_j} V^{(j-\frac{1}{2})};$$

$$(5) \quad V^{(j)} = V^{(j-\frac{1}{2})} - \frac{\varepsilon}{2\gamma_j} \nabla V(X^{(j)}).$$

END FOR

5. 提议步骤,如算法 1.

6. 接受步骤,如算法 1.

ENDFOR

得到样本集合,根据公式(7)计算目标状态估计值.

END

3 算法实现与实验结果分析

本文采用 11 个视频序列来测试 A-ORHMC 跟踪算法的跟踪性能,见表 1.为对比分析实验结果,将 A-ORHMC 算法与其他几种算法进行比较,包括 WLMC 算法^[9]、ASAMC 算法^[12]、HMC 算法^[22]、MCMC-PF 算法^[27]、自适应 MCMC(AMCMC)算法^[28].

Table 1 List of data sequences in our experiments

表 1 实验采用的 11 组视频序列明细

视频序号	视频名称	描述
1	ChoiHongMan.avi	镜头切换引起的突变运动
2	Face.avi	目标快速运动
3	Pingpong.avi	目标动力学突变
4	YoungKi.avi	镜头切换引起的突变运动
5	Tennis.avi	低帧率视频
6	SeqMS.avi	目标频繁遮挡
7	Tennis10.avi	低帧率视频,降采样区间为 10
8	Tennis15.avi	低帧率视频,降采样区间为 15
9	Tennis20.avi	低帧率视频,降采样区间为 20
10	Tennis30.avi	低帧率视频,降采样区间为 30
11	Tennis35.avi	低帧率视频,降采样区间为 35

在算法实现时,目标状态转移模型采用标准的二阶恒加速度动态模型,跟踪模型采用文献[29]中的基于颜色的跟踪模型,基于 HSV 颜色直方图的相似度定义滤波分布的似然函数如下:

$$p(Y_t | X_t) = e^{-\eta D(HS_r, HS(X_t))} \quad (15)$$

其中, HS_r 是参考目标模型; $HS(X_t)$ 为 t 时刻的候选目标模型,是预先定义的调节参数; $D(\cdot)$ 用于计算 HSV 颜色直方图的巴氏距离.

本文采用的视频序列均为国外研究机构的开放视频序列.

为了评估本文提出算法的性能,我们采用信息检索领域中较为常用的 f -measure 作为度量指标,该指标也常用于视觉跟踪领域^[9].召回率 ρ (recall)也称查全率,准确率 ζ (precision)又称为正确率,用来度量不同跟踪算法的跟踪性能,定义如下:

$$\phi = \frac{U_t^E \cap U_t^G}{U_t^G} \quad (16)$$

$$\zeta = \frac{U_t^E \cap U_t^G}{U_t^E} \quad (17)$$

其中, U_t^E 为 t 时刻估计的目标区域位置, U_t^G 为标定的 t 时刻的目标区域位置. f -measure 定义为

$$F = \frac{2\phi\zeta}{\phi + \zeta} \quad (18)$$

如果估计目标位置与真实目标位置重合, 则 f -measure 为 1.0; 其值越大, 则跟踪结果越好.

3.1 定性比较

为了定性比较 A-ORHMC 跟踪算法的性能, 实验中针对不同情形的突变运动进行了测试, 分别是: 摄像机镜头切换、低帧率视频、快速移动目标、运动学突变. 同时, 针对遮挡问题进行测试. 若不作特殊说明, 各算法使用的样本(粒子)数默认为 300 个.

• 目标快速运动

目标的快速移动和低帧率视频能够引起运动突变, 本实验采用 Face 序列(数据来自于 Clemson 大学工程科学学院^[30])和 Tennis 序列测试 A-ORHMC 算法处理快速运动目标的能力. 实验中采用的样本数目为: A-ORHMC 算法 50 个, WLMC, ASAMC, HMC 算法 100 个, MCMC-PF 和 AMCMC 算法各 150 个. 跟踪结果如图 2 所示: A-ORHMC 算法能够以较少的样本数目准确跟踪快速移动的人脸和网球运动员, 而其他 5 种算法不能连续地捕获快速运动带来的不确定性, 整体跟踪结果比 A-ORHMC 算法要差. 该实验结果表明: A-ORHMC 算法在处理目标快速移动带来的突变时, 性能优于其他算法.

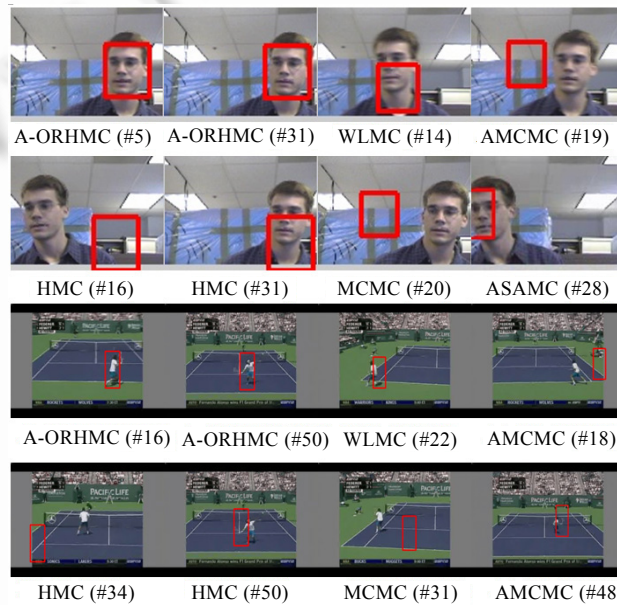


Fig.2 Tracking results over the Face and Tennis sequences

图 2 各跟踪算法在 Face 序列和 Tennis 序列上的跟踪结果

• 镜头切换

在本实验中, 实验数据采用文献[9]中的 ChoiHongMan 和 YoungKi 序列, 跟踪场景中的行人和拳击运动员. 实验结果如图 3 所示.

从结果中可以看出:目标不发生镜头切换时,A-ORHMC 算法可以有效地跟踪目标.

- 在 ChoiHongMan 序列中,在第 236 帧~第 248 帧发生镜头切换时,本算法仍然可以有效地捕获拳击运动员;
- YoungKi 序列中的突变在第 546 帧和第 547 帧,A-ORHMC 算法能够准确地跟踪行人.WLMC 算法、ASAMC 算法、HMC 算法在部分发生突变的帧可以捕获目标,但无法实现连续的有效跟踪;MCMC 和 AMCMC 算法则频繁地失去目标.在处理镜头切换引起的运动突变时,A-ORHMC 算法的跟踪结果优于其他算法.

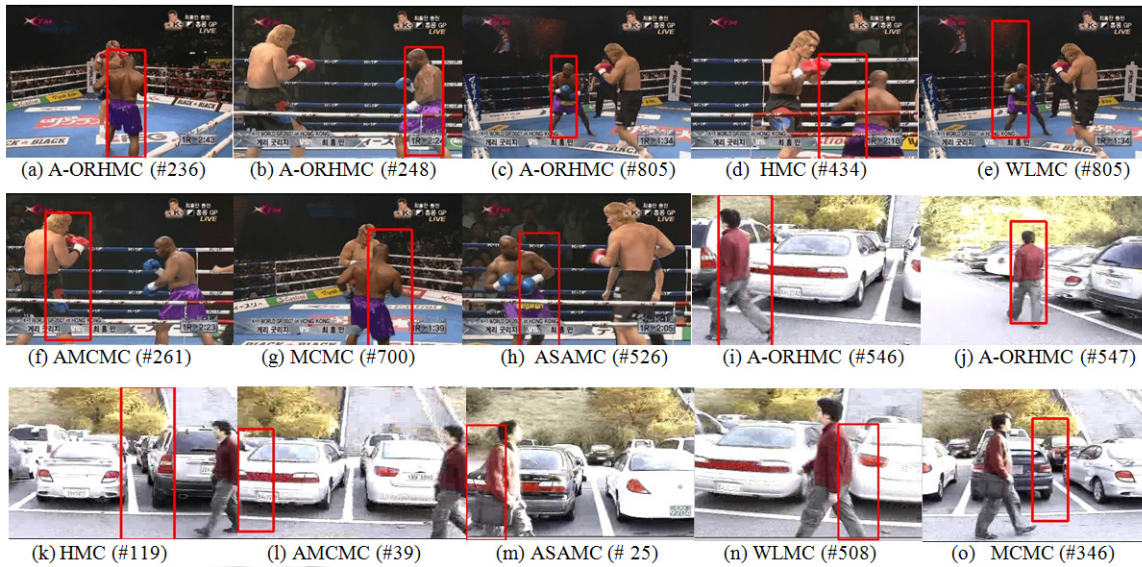


Fig.3 Tracking results over the YoungKi and ChoiHongMan sequence

图 3 各算法在 YoungKi 及 ChoiHongMan 序列上的跟踪结果

- 目标动力学突变

该实验采用 Pingpong 序列,跟踪一个在球拍上来回运动的白色乒乓球.当乒乓球敲击球拍时,球的运动发生突然的变化,在视频序列的最后几帧发生了摄像机镜头的变化,使得跟踪小球的难度加大.结果表明:A-ORHMC 算法能够在发生运动突变以及摄像机镜头发生变化时准确地跟踪小球,如图 4 所示;而其他 5 种算法在特定帧上可以取得可接受的跟踪结果,但整体性能比 A-ORHMC 算法要差.

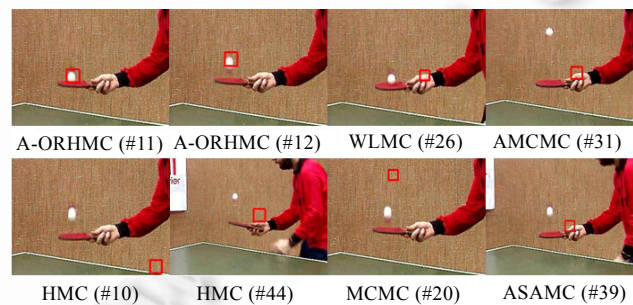


Fig.4 Tracking results over the Pingpong sequence

图 4 各算法在 Pingpong 序列上的跟踪结果

• 目标频繁遮挡

采用 SeqMS 视频序列测试不同算法在处理频繁遮挡时的能力.场景中,人脸被双手频繁地全部或部分遮挡.实验中,A-ORHMC 算法使用 100 个样本,WLMC,ASAMC,HMC 算法各 300 个,其他算法 600 个,跟踪结果如图 5 所示.A-ORHMC 算法能够在遮挡前后准确地捕获人脸,在人脸被完全遮挡时仍然能够准确定位其位置;而其他 5 种算法无法持续地捕获人脸,跟踪的准确性比 A-ORHMC 算法要差.

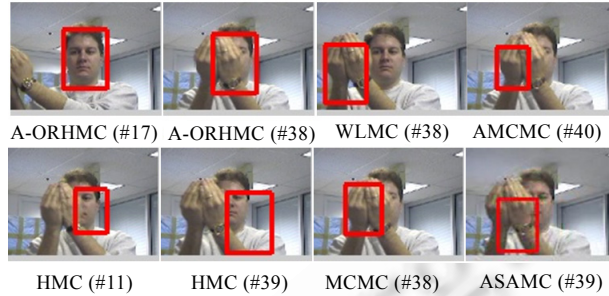


Fig.5 Tracking results over the SeqMS sequence
图 5 各算法在 SeqMS 序列上的跟踪结果

3.2 定量比较

在定量比较实验中,主要考察各算法的跟踪成功率、降采样区间对成功率的影响以及算法的计算时间等指标.

• 算法跟踪成功率

对视频序列的某一帧来说,如果 $f\text{-measure}$ 的值大于 0.5,则认为在当前帧目标被准确跟踪.成功率定义为被准确跟踪到目标的帧数和视频序列总帧数的比值.

图 6 所示为各算法在不同视频序列上的成功率对比.A-ORHMC 算法与 ASAMC,WLMC,HMC 算法使用 300 个样本,MCMC 和 AMCCM 算法各 600 个样本.

从结果中可以看出:除在 ChoiHongMan 序列上 WLMC 算法比 A-ORHMC 算法的成功率稍高之外,在其他序列上,A-ORHMC 算法的跟踪成功率明显高于其他算法.ASAMC 算法、WLMC 算法及 HMC 算法在部分序列上的成功率相差不多,总体优于 MCMC 和 AMCCM 算法,A-ORHMC 算法的成功率则高于其他算法.

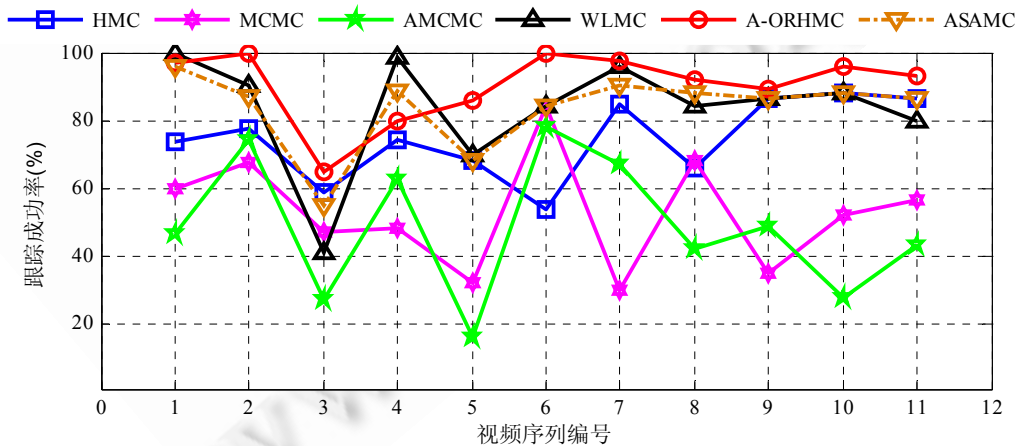


Fig.6 Success rates of different trackers over the data sequences
图 6 不同跟踪算法在各视频序列上的跟踪成功率

- 降采样区间的影响

在处理低帧率视频引起的突变运动时,降采样区间的大小对算法的跟踪结果具有非常重要的影响.实验中,采用 Tennis10,Tennis15,Tennis20,Tennis30,Tennis35 序列,针对 6 种算法在不同降采样区间的低帧率视频上进行跟踪测试,样本数为:A-ORHMC 算法、ASAMC 算法、WLMC 算法、HMC 算法各 300 个,其他算法各 600 个.图 7 所示为各算法在不同降采样区间上的成功率曲线,本文算法的成功率明显高于其他几种算法,A-ORHMC 算法、WLMC 算法和 ASAMC 算法不易受降采样区间的影响,而 MCMC 算法和 AMCCM 算法则受降采样区间的影响比较明显.本实验结果表明,A-ORHMC 算法对不同类型的突变运动跟踪具有鲁棒性.

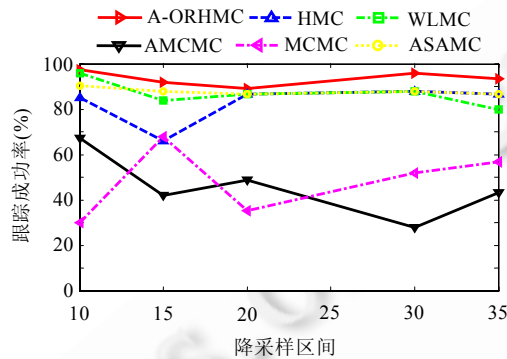


Fig.7 Effect of down-sampling interval on success rates of different trackers

图 7 降采样区间对各跟踪算法成功率的影响曲线

- 算法计算时间

表 2 所示为不同跟踪算法在 Tennis 序列上的运行时间(秒/帧).实验中,各算法均采用 300 个样本.结果显示:A-ORHMC,HMC,WLMC,ASAMC 这 4 种算法的运行时间几乎一样,而 AMCCM 与 MCMC 算法的运行时间与以上 4 种算法也相差不多.这表明,A-ORHMC 算法与 ASAMC,WLMC,HMC 算法相比没有引入额外的计算时间.

Table 2 Running time of different trackers on Tennis sequence

表 2 不同算法在 Tennis 序列上的运行时间

跟踪算法	运行时间(秒/帧)
A-ORHMC	0.063 8
HMC	0.066 8
ASAMC	0.068 2
WLMC	0.060 7
AMCCM	0.050 4
MCMC	0.048 0

4 结 论

本文提出一种基于有序超松弛 Hamiltonian 马氏链蒙特卡罗方法的跟踪算法,解决突变运动跟踪中的难点问题.为抑制 Gibbs 采样过程中的随机游动行为,采用有序超松弛方法抽取动量值,该方法可以有效地消除样本之间的依赖性,提高跟踪算法的跟踪性能.同时,采用自适应步长方法实现 Hamiltonian 动力学,在跟踪过程中自适应地调整步长.在贝叶斯滤波框架下集成以上两种策略,得到 A-ORHMC 跟踪算法.实验结果表明:该算法在处理不同类型的突变运动时,与传统的基于随机游动的 MCMC 跟踪算法相比,表现出较好的性能,同时不需要额外的计算时间.本文提出的跟踪算法可以与复杂的目标外观模型结合,来处理目标外观剧变和尺度剧变的跟踪问题,这也是我们下一步的研究目标.

致谢 感谢韩国首尔大学计算机视觉实验室 Junseok Kwon 博士和首都师范大学信息工程学院周修庄博士在

此研究中提供的帮助.

References:

- [1] Yilmaz A, Javed O, Shah M. Object tracking: A survey. *ACM Computing Surveys*, 2006,38(4):1–45. [doi: 10.1145/1177352.1177355]
- [2] Li PH. A novel color based particle filter algorithm for object tracking. *Chinese Journal of Computers*, 2009,32(12): 2454–2463 (in Chinese with English abstract). [doi: 10.3724/SP.J.1016.2009.02454]
- [3] Martinez-del-Rincon J, Orrite C, Medrano C. Rao-Blackwellised particle filter for color-based tracking. *Pattern Recognition Letters*, 2011,32(2):210–220. [doi: 10.1016/j.patrec.2010.08.006]
- [4] Smith K, Perez, DG, Odobez J. Using particles to track varying numbers of interacting people. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Diego: IEEE Press, 2005. 962–969. [doi: 10.1109/CVPR.2005.361]
- [5] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-Time tracking of non-rigid objects using mean shift. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. Hilton Head: IEEE Computer Society, 2000. 142–149. [doi: 10.1109/CVPR.2000.854761]
- [6] LI PH. An improved Mean Shift algorithm for object tracking. *Acta Automatica Sinica*, 2007,33(4):347–354 (in Chinese with English abstract).
- [7] Li W, Zhang XQ, Hu WM. Contour tracking with abrupt motion. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Image Processing*. Egypt: IEEE Press, 2009. 3593–3596. [doi: 10.1109/ICIP.2009.5414311]
- [8] Li Y, Ai HZ, Yamashita T, Lao S, Kawade M. Tracking in low frame rate video: A cascade particle filter with discriminative observers of different life spans. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. Minneapolis: IEEE Press, 2007. 1–8. [doi: 10.1109/CVPR.2007.383199]
- [9] Kwon JS, Lee KM. Tracking of abrupt motion using Wang-Landau Monte Carlo estimation. In: *Proc. of the 10th European Conf. on Computer Vision*, Vol.5302. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2008. 387–400. [doi: 10.1007/978-3-540-88682-2_30]
- [10] Liang FM, Liu CH, Carroll RJ. Stochastic approximation in Monte Carlo computation. *Journal of the American Statistical Association*, 2007,102(477):305–320. [doi: 10.1198/016214506000001202]
- [11] Kwon JS, Lee KM. Wang-Landau Monte Carlo-based tracking methods for abrupt motions. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013,35(4):1011–1024. [doi:10.1109/TPAMI.2012.161]
- [12] Zhou XZ, Lu Y. Abrupt motion tracking via adaptive stochastic approximation Monte Carlo sampling. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. San Francisco: IEEE Press, 2010. 1847–1854. [doi: 10.1109/CVPR.2010.5539856]
- [13] Zhou XZ, Lu Y, Lu JW, Zhou J. Abrupt motion tracking via intensively adaptive Markov-chain Monte Carlo sampling. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2012,21(2):789–801. [doi: 10.1109/TIP.2011.2168414]
- [14] Duane S, Kennedy AD, Pendleton BJ, Roweth D. Hybrid Monte Carlo. *Physics Letters B*, 1987,195:216–222. [doi: 10.1016/0370-2693(87)91197-X]
- [15] Ishwaran H. Applications of hybrid Monte Carlo to Bayesian generalized linear models: Quasicomplete separation and neural networks. *Journal of Computational and Graphical Statistics*, 1999,8(4):779–799. [doi: 10.1080/10618600.1999.10474849]
- [16] Akhmatskaya E, Reich S. New hybrid Monte Carlo methods for efficient sampling: From physics to biology and statistics. *Progress in Nuclear Science And Technology*, 2011,2:447–462. <http://www.aesj.or.jp/publication/pnst002/index.html>
- [17] Schmidt MN. Function factorization using warped gaussian processes. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Machine Learning*. Montreal: ACM Press, 2009. 921–928. [doi: 10.1145/1553374.1553492]
- [18] Mohammed A. Improving efficiency in parameter estimation using the Hamiltonian Monte Carlo algorithm [MS. Thesis]. Bergen: University of Bergen, 2008.
- [19] Choo K, Fleet DJ. People tracking using hybrid Monte Carlo filtering. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Computer Vision*. Vancouver: IEEE Press, 2001. 321–328. [doi: 10.1109/ICCV.2001.937643]
- [20] Brooks S, Gelman A, Jones G, Meng X. *Handbook of Markov Chain Monte Carlo*. Chapman and Hall/CRC Press, 2011. 113–162. <http://mcmchandbook.net/index.html>

- [21] Hanson KM. Markov chain Monte Carlo posterior sampling with the Hamiltonian method. Proc. of the SPIE, 2001,4322:456–567. [doi: 10.1117/12.431119]
- [22] Wang F, Lu M. Hamiltonian Monte Carlo estimator for abrupt motion tracking. In: Proc. of the Int'l Conf. on Pattern Recognition. Tsukuba: IEEE Press, 2012. 3066–3069.
- [23] Neal RM. Suppressing random walks in Markov chain Monte Carlo using ordered overrelaxation. Technical Report, No.9508, Department of Statistics, University of Toronto, 1995. [http://arxiv.org/abs/bayes-an/9506004]
- [24] Brooks S, Gelman A, Jones G, Meng X. Handbook of Markov Chain Monte Carlo. Chapman and Hall/CRC Press, 2011. 3–48.
- [25] Huang WZ, Leimkuhler B. The adaptive verlet method. SIAM Journal on Scientific Computing, 1997,18(1):239–256. [doi: 10.1137/S1064827595284658]
- [26] Holder T, Leimkuhler B, Reish S. Explicit variable step-size and time reversible integration. Applied Numerical Mathematics, 2001, 39(3-4):367–277. [doi: 10.1016/S0168-9274(01)00089-7]
- [27] Khan Z, Balch T, Dellaert F. MCMC-Based particle filter for tracking a variable number of interacting targets. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005,27(11):1805–1819. [doi: 10.1109/TPAMI.2005.223]
- [28] Roberts GO, Rosenthal JS. Examples of adaptive MCMC. Journal of Computational and Graphical Statistics, 2009,18(2):349–367. [doi: 10.1198/jcgs.2009.06134]
- [29] Perez P, Hue C, Vermaak J, Gangnet M. Color-Based probabilistic tracking. In: Proc. of the 7th European Conf. on Computer Vision, Vol.2350. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag, 2002. 661–675. [doi: 10.1007/3-540-47969-4_44]
- [30] Birchfield S. BMP image sequences for elliptical head tracking. 1998. http://www.ces.clemson.edu/~stb/research/headtracker/seq/headtracker_sequences.zip

附中文参考文献:

- [2] 李培华. 一种新颖的基于颜色信息的粒子滤波器跟踪算法. 计算机学报, 2009, 32(12): 2454–2463. [doi: 10.3724/SP.J.1016.2009.02454]
- [6] 李培华. 一种改进的 Mean Shift 跟踪算法. 自动化学报, 2007, 33(4): 347–354.



王法胜(1983—),男,山东费县人,博士生,讲师,CCF 学生会员,主要研究领域为计算机视觉,模式识别.
E-mail: fswang@dlmu.edu.cn



李绪成(1977—),男,博士生,副教授,主要研究领域为计算机视觉,模式识别.
E-mail: lixucheng@dlmu.edu.cn



肖智博(1984—),男,博士生,CCF 会员,主要研究领域为机器学习,数据挖掘,推荐系统.
E-mail: xiaozhibo@gmail.com



鲁明羽(1963—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究领域为机器学习,数据挖掘,模式识别.
E-mail: lumingyu@dlmu.edu.cn