

# 医学图像轮廓跟踪的广义模糊粒子滤波方法

周寿军<sup>1)</sup> 陈武凡<sup>1)</sup> 王涌天<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(第一军医大学医学图像全军重点实验室 广州 510515)

<sup>2)</sup>(北京理工大学信息工程学院光电工程系 北京 100081)

**摘 要** 在医学图像运动跟踪领域,轮廓线跟踪是描绘边缘运动的有力手段.为避免观测噪声的影响,增加轮廓的时空局部约束并利用粒子滤波(PF)技术解决该类跟踪问题是非常有效的.为更好地优化计算 PF 的重要比率(IR)以提高粒子滤波器的性能,该文提出了广义模糊粒子滤波(GFPF)方法,通过与当前较好的无迹粒子滤波(UPF)相比较,GFPF 显示了很好的效果;另外,在似然估计方面,GFPF 提供了独特的似然轮廓估计算法.理论和试验证明,GFPF 不仅能够很好地解决动态轮廓跟踪问题,还为当前各种 PF 算法的 IR 计算提供了全新的解决途径.

**关键词** 无迹粒子滤波;广义模糊粒子滤波;试探分布;重要比率;似然估计

中图法分类号 TP391

## Active Contours Tracking of Medical Images Based on the Generalized Fuzzy Particle Filter

ZHOU Shou-Jun<sup>1)</sup> CHEN Wu-Fan<sup>1)</sup> WANG Yong-Tian<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(Key Laboratory for Medical Image Processing, First Military Medical University, Guangzhou 510515)

<sup>2)</sup>(Department of Opto-Electronic Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

**Abstract** In the field of medical image visual tracking, Contour-based tracking methods have been proved to be a powerful tool for boundary delineation. During contour evolution, the particle filter (PF) is used to track the feature points by enforcing spatio-temporal local constraints to handle the observation noise. To improved the capability of PF and optimize its importance ratios (IR), the generalized fuzzy particle filter (GFPF) is presented in this paper. By comparing with the UPF which is a good method in object tracking, the GFPF shows great advantage. Another, with regard to likelihood estimation (LE), a special model of LE is constituted for contour estimation. By theoretic evaluation and sufficient contrast experiments, it is clear that the GFPF is a better measure for contours tracking and provide a novel resource for computing the IR of PF.

**Keywords** unscented particle filter; generalized fuzzy particle filter; proposal distribution; importance ratios; likelihood estimation

## 1 引 言

医学序列图像的形变运动研究属于非刚性运动

估计与跟踪问题,其主要特点在于不具有刚体运动的规律性和可描述性,所以各种用来描述刚体运动的状态方程或运动方程并不能对前者进行完整的过程描述.目前各种用来进行非刚体运动跟踪的方法

很多,较好的方法有无迹卡尔曼滤波 UKF<sup>[1]</sup>和粒子滤波(PF)<sup>[2,3]</sup>,这两种方法相结合生成的 UPF<sup>[1,4,5]</sup>已成为该类方法的研究热点,并占据主导地位。

PF 是一种按照状态到达的时间顺序进行概率递归计算的顺序蒙特卡罗方法<sup>[6,7]</sup>,又称概率浓缩算法.其算法的特点是:针对序列图像  $I(t)$  中的一点,如果存在空间状态  $x \in C_t \subset \mathfrak{R}^{M \times N \times T}$  ( $C_t$  为  $t$  时刻的轮廓;  $M, N, T$  分别为序列图像尺寸),初始点  $x_0$  给定后,后续状态  $x_t$  ( $t = 1, 2, \dots, T$ ) 可通过计算  $p(X|Y) \propto p(Y|X)p(X)$  得到(其中  $X$  代表状态序列、 $Y$  代表测量序列).在概率递归计算<sup>[7,8]</sup>过程中,状态  $X$  被分解为一簇加权粒子  $\{(x_t^i, \omega_t^i) | i = 1, 2, \dots, N_s\}$ ,粒子的更新依据重采样权函数  $\omega_t^i$  完成.权函数又称重要比率(IR),在本文的多处称谓中无需区别。

上述经典 PF 面临一些主要问题:没有高效的权函数优化算法,UPF 利用 UKF 的状态估计结果为权函数提供了较好的重要密度条件,然而 UPF 估计效果的提高是以增大计算量(UKF 估计步骤)为代价的.这一问题如果解决不好会直接导致粒子退化效应,其表现为:粒子权集  $\{\omega_t^i | i = 1; N_s\}$  中仅有一个为 1,其它为 0,并且重采样后所有粒子都将集中在一点上.有关文献<sup>[5,8,7]</sup>得出解决粒子退化的两种途径:改进重采样算法或采用更好的权值优化算法。

针对上述问题,本文提出了广义模糊粒子滤波(GFPF)方法,GFPF 通过定义广义模糊重要比率(GFIR)的概念给出了更加高效的权值算法,GFIR 不仅避免了粒子退化效应,提高了计算效率,而且明显增加了跟踪的精度。

另外,用 PF 进行状态估计时,需要构造非线性、非高斯状态转移方程  $x_t = f(x_{t-1}, \sigma_x)$  和观测方程  $y_t = h(x_t, \sigma_y)$ ,然而用于跟踪图像中的随机运动目标时,很难直接给出其具体形式.为此,GFPF 给出了一种特殊的试探分布(PD)形式进行采样和状态转移,并且通过似然估计(LE)算法构造观测模型。

针对图像动态轮廓跟踪问题,本文在似然估计算法中建立了轮廓相似性和梯度矢量流一致性约束,并将其合理地嵌入到贝叶斯似然估计模型中.进一步,在 GFPF 算法中动态地实现了轮廓跟踪。

本文建立了图 1 的解决问题框架.GFPF 与 UPF 的主要区别在于 IR 的计算方法有很大不同(见图 1),当图 1 中的虚线框内部 IR 模型采用 UPF 的权值算法时,结果明显不如 GFPF 优越。

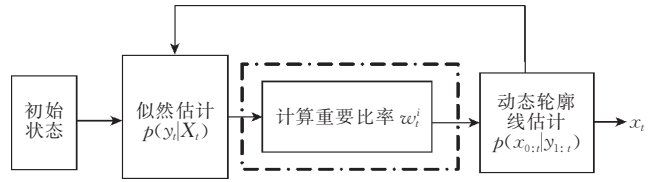


图 1 GFPF 解决问题框架

本文第 2 节介绍了 PF 技术背景、IR 的经典计算公式;第 3 节提出了 GFIR 的概念和计算方法;第 4 节结合动态轮廓线的特点,建立了点的贝叶斯 LE 模型;第 5 节通过建立 GFPF 算法完成动态轮廓的跟踪;第 6 节为比较试验结果及结论;第 7 节为结束语。

## 2 背景简介

依据试探分布和重要比率进行采样与重采样的顺序蒙特卡罗(SMC)技术<sup>[6,7]</sup>是 PF 算法的核心,其主要思想是利用一套加权的后验样本的随机测量值  $\{x_{0:t}^i, \omega_t^i\}_{i=1}^{N_s}$  来表示后验概率  $p(x_{0:t} | y_{1:t})$  的计算结果,其中点集  $\{x_{0:t}^i, i = 1, 2, \dots, N_s\}$  依次对映权集  $\{\omega_t^i, i = 1, 2, \dots, N_s\}$ . 权集是归一化的:  $\sum_i \omega_t^i = 1$ . 时间步  $t$  的后验概率近似表示为

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

由上式可以得到后验密度的离散权值估计,随后粒子便按照重要性采样原理<sup>[2]</sup>进行更新.粒子  $x_{0:t}^i$  的归一化权写为

$$\omega_t^i \propto \frac{p(y_t | x_t^i) p(x_t^i | x_{t-1}^i)}{q(x_t^i | x_{0:t-1}^i, y_{1:t})} \quad (2)$$

上式将  $1:t-1$  之间的顺序状态计算间接地纳入当前状态的估计之中,这是顺序重要性采样算法主要特点和便于实现的依据.式(2)中  $q(x_t^i | x_{0:t-1}^i, y_{1:t})$  称为重要密度,通常在每一时间步  $t$  下粒子的初始化可按照试探分布  $x_t^{(i)} \sim q(x_t | x_{0:t-1}^i, y_{1:t})$  的方式给出.针对式(2)这种 IR 表达形式,有关文献<sup>[1,2,5]</sup>通过理论和实验得出如下命题和结论。

**命题 1.** 当且仅当试探性分布  $q(x_t | x_{0:t-1}, y_{1:t})$  等于  $p(x_t | x_{t-1})$  时,基于条件  $x_{0:t-1}$  和  $y_{1:t}$  的重要比率(权)  $\omega_t^i$  的方差最小。

**命题 2.** 试探分布  $q$  的非条件方差(即观察值被当作随机数)应随时间增加。

**定理 1.** 令  $N_{\text{eff}} = N_s / (1 + \text{Var}(\omega_t^i))$ , 如果  $N_{\text{eff}}$  越大,则粒子退化程度越小。

在没有任何先验知识的情况下,经典 PF 算法仅选择了上述命题 1 的理想方法而不考虑观测值  $y_{1:t}$  的作用,实验及文献<sup>[2,5]</sup>认为该方法不能避免

似然分布  $p(y_t | x_t^i)$  过窄时出现的两种结果:其一,只有单独一颗粒子权为 1、其它为 0 的粒子退化状态;其二,粒子仍停留在先验密度  $p(x_t^i | x_{t-1}^i)$  高的地方.当前 UPF 方法结合了各命题和定理 1 的要求,通过 UKF 算得的密度  $q$  避免了权函数  $w_i^{(t)}$  的方差随时间增加的不利结果,从而减少了粒子退化现象.

UPF 作为当前一种较新的算法能较好地支持上述命题和定理,它利用了无迹卡尔曼滤波(UKF)的状态估计结果计算出重要密度函数  $q(x_t | x_{0:t-1}, y_{1:t})$  并产生试探性分布  $x_t^i \sim q(x_t | x_{0:t-1}, y_{1:t})$ . 其中  $y_{1:t}$  的估计可以通过本文第 4 节观测点的似然估计获得.

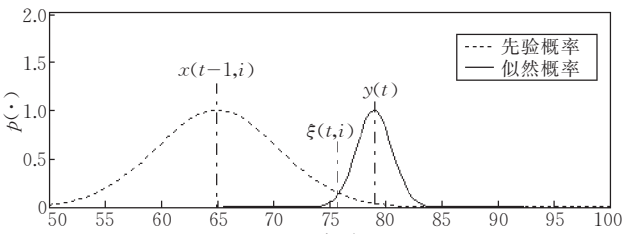
利用本文的似然估计结果  $y_{1:t}$  和各步状态值  $x_{0:t-1}$ ,并参照文献[1,4]的具体算法,可以得到 UKF 的各步状态估计值  $\bar{x}_t$  和协方差  $P_t$ . 由此写出 UPF 的试探分布为

$$q(x_t^{(i)} | x_{0:t-1}^{(i)}, y_{1:t}) = N(\bar{x}_t^{(i)}, P_t^{(i)}), i = 1, 2, \dots, N_s \quad (3)$$

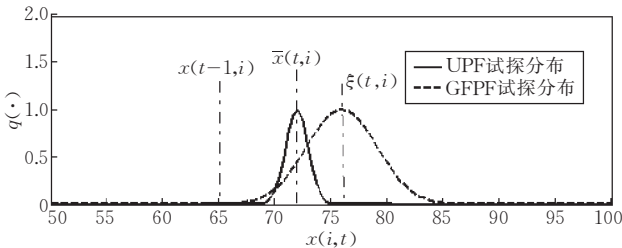
进而有

$$x_t^i \sim N(\bar{x}_t^{(i)}, P_t^{(i)}) \quad (4)$$

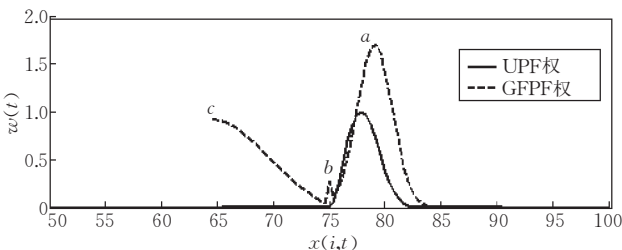
见图 2(b)的细实线所示,其中心和脉宽对应于  $\bar{x}_t^{(i)}$  和方差  $P_t^{(i)}$ .



(a) 先验和似然概率分布



(b) 两种试探分布比较(其中  $\bar{x}(t,i)$  即为式(4)中的  $\bar{x}^{(i)}$ )



(c) 两种试探分布下产生的权(上下分布区间严格对应)

图 2 两种 PF 算法下粒子权(重要比率)的分布比较

### 3 粒子的广义模糊权(GFIR)

鉴于式(3),(4)的 UPF 试探分布的计算结果和试探分布的给出来自粒子  $x_t^i$  的 UKF 真实状态  $\bar{x}_t^{(i)}$  估算,因此重要比率  $w_i^j$  的计算必然消耗了大量时间.为避免这一不足,同时优化计算 IR,我们首先讲述理想状态和试探分布的概念.

#### 3.1 理想状态与试探分布

粒子  $x_t^i$  的理想状态  $\xi_t^i$  为似然和先验分布的交点,在此用来替代 UKF 估计出的真实状态  $\bar{x}_t^{(i)}$ :现有的各种采样方法[2]的目的之一是使得粒子  $x_t^i$  的样本由先验密度中心  $x_{t-1}^i$  所在区域向似然密度中心  $y_t$  转移.因此,理想状态和真实状态必然存在近似关系:  $\xi_t^i, \bar{x}_t^{(i)} \in [x_{t-1}^i, y_t]$  且  $\bar{x}_t^{(i)} \sim N(\xi_t^i, P_t^{(i)})$ . 可作如下计算,令

$$p(y_t | \xi_t^i) = p(\xi_t^i | x_{t-1}^i) \quad (5)$$

其中  $\min(x_{t-1}^i, y_t) < \xi_t^i < \max(x_{t-1}^i, y_t)$ , 当先验和似然分布分别为  $\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_x} \exp\left(-\frac{(x_t^i - x_{t-1}^i)^2}{\sigma_x^2}\right)$  和

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_y} \exp\left(-\frac{(x_t^i - y_t)^2}{\sigma_y^2}\right)$$

且  $\sigma_x = \sigma_y$  时可以解得  $\xi_t^i = \frac{x_{t-1}^i + y_t}{2}$ . 再令  $\sigma_\xi = \max(|y_t - \xi_t^i|, |x_{t-1}^i - \xi_t^i|)$ , 则

试探分布写为

$$x_t^i \sim N(\xi_t^i, \sigma_\xi) \quad (6)$$

其分布由图 2(b)的虚线所示,其中心和脉宽对应于均值和方差.

#### 3.2 试探分布的广义模糊隶属度集合

沿引文献[9],本文如下定义试探分布的广义模糊隶属度集合.

**定义 1.** 在论域  $U = [\min(x_t^i), \max(x_t^i)]$  中,令  $X$  为有限个元素构成的有限域:  $X = \{x_t^i | i = 1, 2, \dots, N_s \text{ 且 } x_t^i \in U\}$ , 进而,我们可以定义试探分布事件的广义模糊隶属度集合为  $F = \{\mu_X(x_t^i) | x_t^i \in U, \mu_X(x_t^i) \in [-1, 1]\}$ .

可以给出  $\mu_X(\cdot)$  函数为

$$\mu_X(x_t^i) = \text{sgn}(y_t - x_{t-1}^i) \cos\left(\pi \cdot \frac{X_{\max} - x_t^i}{X_{\max} - X_{\min}}\right) \quad (7)$$

其中  $\text{sgn}(\cdot)$  为符号函数,以图像左上角为坐标原点建立笛卡尔坐标,上式的映射产生了一种恒定关系:  $-1 < \mu_X(x_{t-1}^i) < \mu_X(\xi) < \mu_X(y_t) < 1$ .

#### 3.3 GFIR

结合命题 1,命题 2 及定理 1,为使得粒子  $x_t^i$  的

采样(由试探分布得到)向似然密度高的区域(该区域以  $y_t$  为中心)转移,同时避免式(2)中的似然分布过窄时粒子退化效应出现,下述广义模糊算子<sup>[9]</sup>用来定义 GFIR.

**定义 2.** 一个广义模糊算子 GFO,它作用于试探分布集  $F$  上可产生一个普通模糊集  $W=[0,1]$ ,由此形成粒子的 GFIR 集  $\{w_t^i | i=1,2,\dots,N_s\}$ .

如果规定  $\mu_X(x_t^i) = \mu_X(x_{t-1}^i) \perp \mu_X(\xi) \perp \mu_X(y_t)$  (其中  $\mu_X(\xi) \geq 0$ ) 分别为完全不属于  $F$  的模糊分界点、模糊分界点、完全属于  $F$  的模糊分界点,便可以进行下述 GFO 变换:

$$W_t = \begin{cases} a \cdot \sqrt{1 - (1 - \mu_X(x_t^i))^2} p(y_t | x_t^i), & x_t^i \in \{x_t^i | \mu_X(\xi_t^i) < \mu_X(x_t^i) < 1\} \\ b(\mu_X(x_t^i))^2, & x_t^i \in \{x_t^i | 0 < \mu_X(x_t^i) \leq \mu_X(\xi_t^i)\} \\ c \cdot \sqrt{1 - (1 + \mu_X(x_t^i))^2} p(x_t^i | x_{t-1}^i), & x_t^i \in \{x_t^i | -1 < \mu_X(x_t^i) \leq 0\} \end{cases} \quad (8)$$

其中  $1 > a > b > c > 0$  为模糊隶属度系数,用来控制似然、临界、先验区域的权值大小. 见图 2(c),其中 GFPF 的左、右波峰和脉宽都可控制.

利用文献[9]的广义模糊变换的性质 1,2 以及上述 GFO 定义,可以给出 GFIR 的性质如下.

**性质 1.** 粒子的 GFIR 集  $\{w_t^i | i=1,2,\dots,N_s\}$  作用在粒子集  $\{x_t^i | i=1,2,\dots,N_s\}$  之上,其中似然概率或先验概率较高的粒子具有较大的权值,反之则保持较小的权值;同时,似然分布区间粒子的权值大于先验分布区间粒子的权值. 如图 2(c),似然分布区间 75~85 中有较大的权值分布;相反,先验分布区间 66~75 中维持较小的权值分布.

**性质 2.** 粒子权集的方差可以通过隶属度系数  $a, b, c$  进行约束,当  $\xi_t^i = \frac{x_{t-1}^i + y_t^i}{2}$  时  $\text{Var}(W_t) < \frac{a-c}{2}$ .

## 4 观测点的似然估计

有别于文献[10,11],本文的似然估计是改进粒子滤波算法的组成部分. 如前所述,一般状态估计问题需要两个条件:(1)状态转移方程  $x_t = f_t(x_{t-1}, n_{t-1})$ ; (2)状态观测方程  $y_t = h_t(x_t, v_t)$ . 在未知观测方程的情况下,我们有必要建立似然值  $y_t$  估计模型.

由于  $y_t$  是作为当前时刻状态的真实值进行估计的,可以采用 Bayesian 算法来构造似然估计模型

$p(y_t | X_t)$ ,  $X_t = \{x_t^i | i=1,2,\dots,N_s\}$ . 如果  $M$  代表轮廓线的长度(像素单位),该模型将基于初始轮廓上的某一点  $\bar{x}_{t-1}(j)$ ,  $j=1,2,\dots,M$  来预测当前轮廓中的真实点  $y_t(j)$ ,并且为粒子滤波这种概率递归算法提供了计算前提.

### 4.1 生成数据约束条件

为寻找较好帧间相关性约束,本文采用下述两种数据约束方法:

(1)我们引用文献[12]的梯度矢量流(GVF)扩散方程计算出图像的 GVF 场. 结合本算法需要,可将点  $x$  处的梯度矢量流写为  $U(x) = u(x) + v(x) \cdot i$ , 其中  $u, v$  为分量. GVF 场是一种优化梯度场,它描述了图像中各像素相对于边缘的“势”分布. 对于运动序列图像来说,GVF 是一种随时间连续渐变的场,因此可以用来作为质点定位的先验知识.

(2)轮廓线相似性测度:  $\rho = \phi(F(C_1), F(C_2))$ , 其中函数  $F(\cdot)$  用来计算轮廓链码  $C$  的傅立叶形状描述子<sup>[13]</sup>; 函数  $\phi(\cdot)$  用来计算两组形状描述子的相关系数  $\rho$  ( $0 < \rho < 1$ ),  $\rho$  越大,相似度越高.

### 4.2 基于粒子采样空间的似然估计模型

如果  $N_s$  为粒子样本数量,  $T, M$  为图像帧数和可变链码长度,则  $\mathfrak{R}^{N_s \times M \times T}$  为粒子样本空间. 建模之前,假设初始轮廓线链码  $C_{t-1}$  ( $t=1$ ) 已经给定、 $\{\bar{x}_{t-1}(j) | j=1,2,\dots,M\}$  为初始链码坐标,针对其中每一点  $\bar{x}_{t-1}(j)$ ,粒子滤波初始化时已产生粒子集:  $X_{t-1}(j) = \{x_{t-1}^i(j) | x_{t-1}^i \in \mathfrak{R}_{t-1}\}$ ,我们可以通过  $\bar{x}_{t-1}$  的  $N_s$  个初始粒子  $x_{t-1}^i$  估计似然值  $y_t$ ,如图 3.

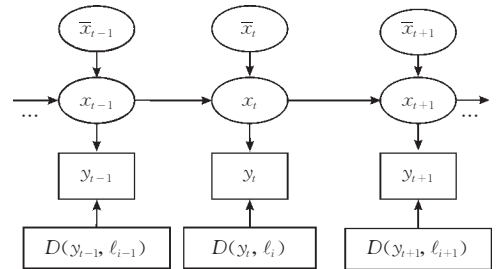


图 3 Bayesian 似然估计递归计算模型

其次,介入此算法的重要先验约束条件是轮廓线相似度  $\rho$ . 因此,估计当前帧的似然值  $y_t$  时,引入了图像帧  $I_t$  的  $L$  条灰度值介于  $I_{t-1}(\bar{x}_{t-1})$  附近的闭合等值线  $\ell = \{\ell_t^{(n)} | n=1:L\}$ . 其意义在于:感兴趣区的轮廓可看作是该区域的  $L$  条灰度近似且闭合的等值线链码按照优化方式选择合成,估计之前,每一条等值线依据其与  $C_{t-1}$  的相似程度赋予相似度  $\rho^{(n)}$ ; 估计过程中如果点  $y_t$  离  $\ell_t^{(n)}$  最近,同样赋予点的

相似度为  $\rho^{(n)}$ , 且点的相似度记为  $D(y_t, \ell^{(n)})$ . 如果令  $\mathbf{U}(y_t), \mathbf{U}(\bar{x}_{t-1})$  分别为  $y_t, \bar{x}_{t-1}$  处的梯度流矢量, 那么数据的采样、生成事件与概率表示有如下对应关系:

$$D(y_t, \ell), \mathbf{U}(y_t) | \mathbf{U}(\bar{x}_{t-1}) \rightarrow p(y_t); \quad (9)$$

$$x_t^i | y_t, D(y_t, \ell) \rightarrow p(x_t^i | y_t)$$

进一步, 可以得到如下后验概率公式:

$$p(y_t | X_t) \propto p(y_t) \times p(X_t | y_t) =$$

$$p(D(y_t, \ell), \mathbf{U}(y_t) | \mathbf{U}(\bar{x}_{t-1})) \times \int p(x_t^i | y_t, D(y_t, \ell)) dx_t^i \quad (10)$$

其中  $y_t, x_t^i \sim N(f(\bar{x}_{t-1}, 0), \sigma_x^2(t))$ , 且  $x_t$  由状态转移得到. 依据上式, Bayesian 模型构造如下:

$$P(y_t | X_t) \propto \frac{1}{\sqrt{2\pi} K_{\text{pri}}} \exp\left\{-\frac{|\mathbf{U}(y_t) - \mathbf{U}(\bar{x}_{t-1})|^2}{D(y_t, \ell) \cdot K_{\text{pri}}^2}\right\} \times$$

$$\frac{1}{\prod_{i=1}^{N_s} \sqrt{2\pi} K_{\text{lik}}} \exp\left\{-\frac{\sum_{i=1}^{N_s} (y_t - x_t^i)^2}{D(y_t, \ell) \cdot K_{\text{lik}}^2}\right\} \quad (11)$$

上式中,  $K_{\text{pri}}$  和  $K_{\text{lik}}$  分别代表先验、似然概率的指数中与方差有关的常数. 用相似度  $D(y_t, \ell^{(n)})$  的倒数作为欧氏距离系数, 可以保证当点的似然值越相近时后验概率越高.  $P(y_t | X_t)$  的计算结果可为粒子滤波提供重要的观测数据  $y_t$ , 其递归算法的概念模型见图 3.

似然估计将前一帧轮廓线  $C_{t-1}$  上每一点  $\bar{x}_{t-1}$  映射为当前帧与其最近似的轮廓附近, 为估计出平滑且连续的动态轮廓, 需要利用 GFPF 算法进行优化动态跟踪.

## 5 动态轮廓跟踪与 GFPF 实现

有别于经典粒子滤波算法<sup>[14]</sup>, GFPF 通过增强经典算法的下述方面来进行轮廓的估计与跟踪: 首先, 轮廓上点的似然估计结果纳入到粒子滤波算法的框架, 以此解决没有观测方程条件下的轮廓的预测问题; 其次, 没有为重要密度的计算专门提供开销: 通过构造 GFIR 函数来替代了经典 PF 的 IR 公式(2), 从而得到粒子的优化后验分布.

### 5.1 采样与似然概率、先验概率的计算

由于 GFPF 中 PD 和 GFIR 的构造算法可以充分提高粒子采样和逼近效率. 通常  $x_t$  为高斯分布的 Markov 空间坐标向量, 即  $x_t \in \mathfrak{R}$  且  $x_t^i \sim N(\bar{x}_t(j), \sigma_{x,t}^2)$ .

为优化估计轮廓  $C_t$ , 需合理地构造似然、先验

概率以及试探分布  $\hat{x}_t^i(j) \sim N(\xi_t^i, \sigma_\xi)$ , 由此产生 GFIR  $\hat{w}_t^i$  来约束粒子的运动. 决定粒子  $x_t^i(j)$  能否作为当前轮廓  $C_t$  上一点的关键因素是: (1) 与似然值  $y_t(j)$  的逼近程度; (2) 其距离最近的等值线  $\ell^n$  与  $C_{t-1}$  具有最大相似度; (3) 具有状态变化的平滑性. 由此, 状态观测、状态转移事件和其各自的概率对应关系可以表示为

$$y_t | x_{t-1}^i \rightarrow p(y_t | x_{t-1}^i); \quad (12)$$

$$x_t^i, D(x_t^i, \ell) | x_{t-1}^i \rightarrow p(x_t^i | x_{t-1}^i)$$

因此, 其概率可表示为

$$p(y_t | x_{t-1}^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} K_y} \exp\left[\frac{-(x_{t-1}^i - y_t)^2}{K_y^2}\right] \quad (13)$$

$$p(x_t^i | x_{t-1}^i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} K_x} \exp\left[\frac{-(x_t^i - x_{t-1}^i)^2}{D(x_t^i, \ell) \cdot K_x^2}\right] \quad (14)$$

进一步可依据定义 2 所述内容计算粒子的 GFIR.

### 5.2 GFPF 实现与轮廓估计

首先获取第一帧图像的初始感兴趣区轮廓(可采用各种方法), 然后逐点完成图 4 的计算步骤. 图 4 中重采样的作用是依据粒子  $x_t^i$  重要性权  $\hat{w}_t^i$  的不同, 复制样本  $\hat{x}_{0,t}$  中权大的粒子并削减权小的粒子, 以此获得的  $N_s$  个数值上接近后验分布  $p(x_{0,t}^i | y_{1,t})$  的粒子  $x_{0,t}^i$ . 总之, 轮廓估计的关键在于将轮廓线相似度引入似然和先验项中, 同时利用粒子滤波特有的重采样原理进行选择性的“复制”和“剔除”, 从而保证了稳定的跟踪和估计效果, 结合计算过程, 轮廓线跟踪的主要过程见图 5. 为使得轮廓进一步光滑与细化, 过程第(5)步(图 5(e))进行了轮廓的平滑与细化处理.

第 1 阶段:  $t=1$ ; 逐点初始化并分配权:  
 $X_0 = \{x_0^i(j) | i=1, 2, \dots, N_s; j=1, 2, \dots, M\}$ ;  
 $w_0^1 = \dots = w_0^{N_s} = 1/N_s$   
 第 2 阶段:  $t=2, 3, \dots, T$   
 提取  $L$  条与初始轮廓  $C_{t-1}$  形状相似、灰度值相近的闭合等值线  
 $j=1, 2, \dots, M$   
 似然估计: 由  $x_t^i(i=1, 2, \dots, N_s)$ , 估计  $y_t$ .  
 依据试探分布  $\hat{x}_t^i(j) \sim N(\xi_t^i, \sigma_\xi)$  采样, 并以此计算概率  $p(x_t^i | x_{t-1}^i), p(y_t | x_t^i)$ .  
 计算 GFIR(估计步)  
 暂存:  $\hat{x}_{0,t}^i \cong (x_{0,t-1}^i, \hat{x}_t^i)$ ;  
 计算:  $w_t^i$ ;  
 归一化权:  $\hat{w}_t^i = w_t^i \left(\sum_{m=1}^{N_s} w_t^m\right)^{-1}$   
 重采样(选择、更新步):  
 $[\{\hat{x}_t^i\}_{i=1}^{N_s}] = \text{resample}[\{\hat{x}_t^i, \hat{w}_t^i\}_{i=1}^{N_s}]$   
 真实状态的输出:  
 $\bar{x}_{1,t} = \hat{x}_{1,t}^{\text{MAP}}(t) = \underset{i=1, 2, \dots, N_s}{\text{argmax}} p(\hat{x}_{0,t}^i | y_{1,t})$   
 生成轮廓线  $C_{1,t}$

图 4 轮廓线跟踪的 GFPF 算法

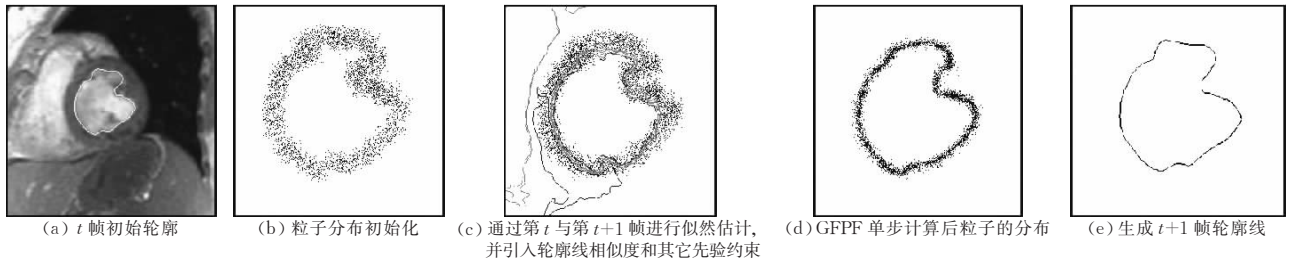


图 5 GPF 方法下轮廓线估计的基本过程

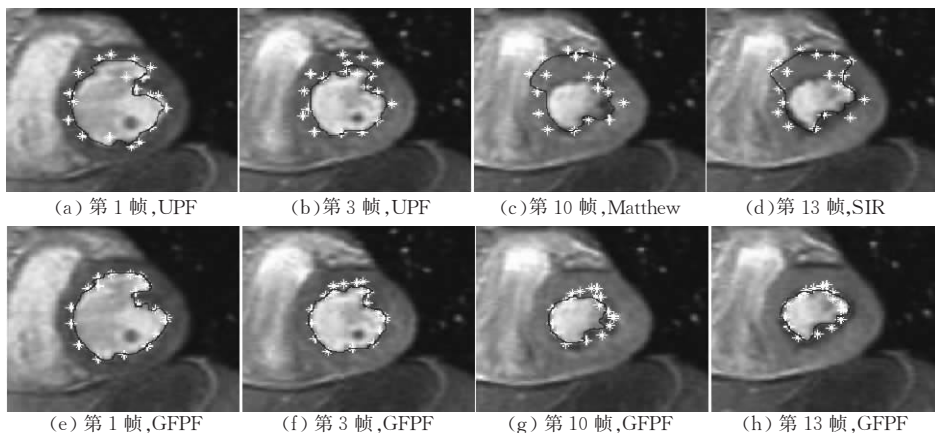
## 6 分析与实验

由于真正的轮廓估计标准参照数据很难获得,所以一般二维医学图像的运动跟踪问题不便直接作出比较.本实验针对医学序列图像跟踪问题建立了如下评估内容:(1)周期序列图像中,点的始、末运动状态应具有平滑接续性;(2)归一化轮廓线长度条件下,标准的手工勾勒轮廓与估计出的轮廓量化均方误差最小;(3)依据相关文献[1,2],归一化的重要比率  $w_i^j$  不能为 1 或随时间单调增加,否则粒子退化增强; $w_i^j$  的方差应保持平稳,并且具有较高计算效率.

实验中,我们提出的广义模糊 IR 算法分别与三种 PF(UPF、Matthew Orton<sup>[3]</sup>、经典 SIR-PF)的 IR 算法进行了比较.对比实验的前提是同一序列图像,针对相同的初始轮廓,采用相同的状态转移方程和似然估计算法、相同的概率算法以及相同的重采样算法.结果发现 Matthew Orton 以及经典 SIR 的 IR 算法存在严重的粒子退化效应,并导致计算出的轮廓发生严重畸变,如图 6(c),(d).在相同前提下,各种 IR 算法关于其它评估标准的比较情况如下

所述.

鉴于图 6 反映出 GPF 和 UPF 有较好的计算效果,在图 7 中进一步对两者粒子  $x_j$  权值分布进行比较:其中 UPF 权值总体分布方差较大,且许多时刻下粒子的权值为  $w_i^j = 1, w_i^{j \neq i} = 0$ ,这种情况符合粒子退化条件;GPF 的权值总体方差较小,没有出现粒子退化情况,所以拥有较高的粒子存活率和跟踪精度.图 8 是各种算法下全周期运动幅度变化情况,反映出 GPF 的始末状态接续性较好.不仅如此,图 9 的轮廓跟踪结果和表 1 的量化均方误差体现出 GPF 更逼近真实的心内边缘.表 1 从第(2)项评估要求出发,对各种重要密度下的 IR 计算结果进行了比较.针对 MR\_1 和 MR\_2 图像在任一帧的估计结果与手工标准进行比较,在最小均方误差条件下,GPF 的跟踪结果更加接近实际轮廓;为方便均方误差的计算,分别将各帧手工勾勒的轮廓  $\bar{P}_m$  和估计出的轮廓  $\hat{P}_m$  归一化为长度  $M_n$ ,并采用  $e(t) = \sqrt{\frac{1}{M_n} \sum_m^{M_n} (\hat{P}_m(t) - \bar{P}_m(t))^2}$  计算各帧轮廓与对应的标准轮廓的跟踪误差(表 1 简要显示了 3 帧的结果).可见 GPF 更加满足评估项目(2)的要求.



(上):不同算法下粒子退化效应对生成的轮廓线的影响  
(下):GPF 算法下的轮廓线生成结果

图 6 采用 GPF 和其它算法时轮廓线逼近效果比较

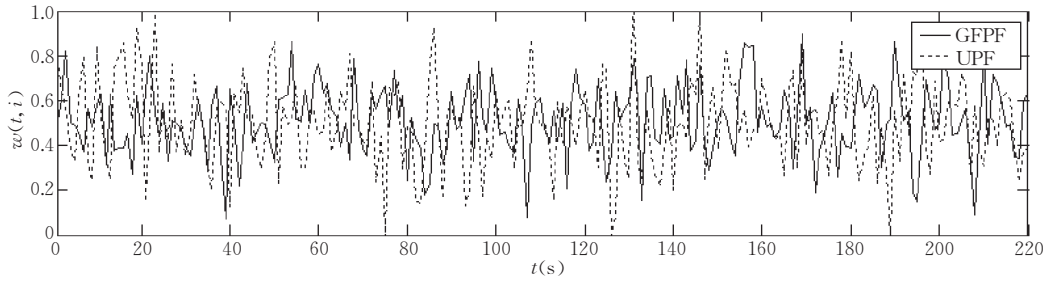


图 7 连续 10 个心动周期下粒子权集随时间分布情况

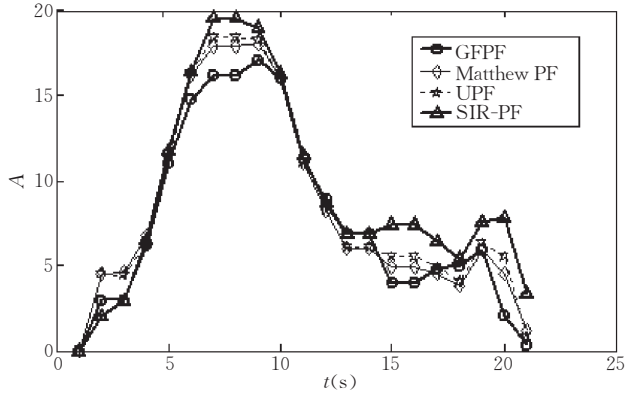


图 8 不同重要比率(权)算法下跟踪到的单点周期运动的幅度(A)变化情况

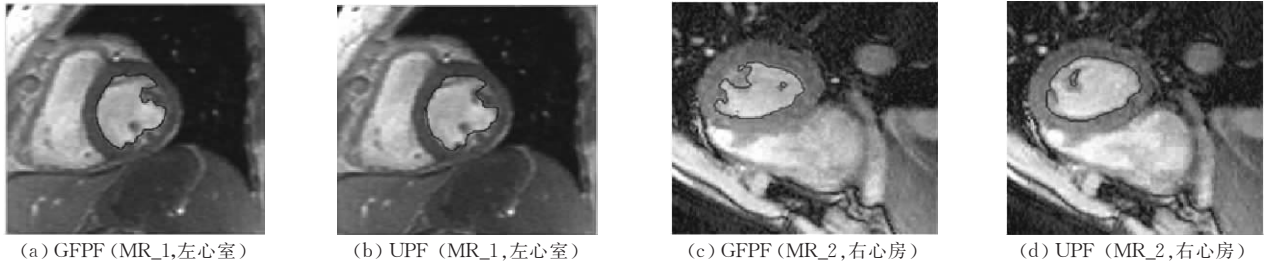


图 9 分别采用 GFPP 和 UPF 对左心房和右心室的心动周期图像 MR\_1, MR\_2 进行轮廓线跟踪的结果(GFPP 的跟踪结果具有更高的精确性)

表 1 归一化轮廓量化均方误差(RMSE)比较

序号	重要密度(ID) *	ID 出自文献、PF 类型	M=240, Fr=22 时的总耗时(s)	归一化轮廓量化均方误差(RMSE)				
				(像素)	第 2 帧	第 6 帧	第 10 帧	$\sum_{t=1, \dots, T} e(t) / T$
1	$N(\xi^i, \sigma_\xi)$	GFPP	232.40	MR_1 MR_2	0.3845 0.8974	1.4031 1.3379	1.003 1.6423	1.4114p 1.5060p
2	$N(\bar{x}^{(i)}, P_i^{(i)})$	文献[1,4,5], UPF	320.60	MR_1 MR_2	1.5000 1.4401	1.6093 1.5644	1.6770 1.3708	1.7060p 1.6832p
3	$Taylor[\ln(\mu_{lik}) + \ln(\mu_{pri})]$	文献[3], Matthew's PF	245.73	MR_1 MR_2	1.8901 1.5401	2.013 1.6644	1.9790 1.7708	2.7883p 1.6002p
4	$\mu_{pri}$	文献[7], SIR-PF (经典)	231.01	MR_1 MR_2	3.0497 2.6210	4.0784 3.9610	7.1456 4.9709	6.084p 5.8110p

注:带 \* 为  $\mu_{lik} = (x_t | x_{t-1}^i)$ ;  $\mu_{pri} = p(y_t | x_t^i)$

依据图 10 的方差分布情况可以直接判断各 IR 算法的粒子退化效应. 结果表明, GFIR 极大地提高了粒子滤波器的性能, 它具有较小的权方差、较低的粒子退化效应和较高的跟踪精度; 在 P-IV1.2G 微型计算机环境下, 采用 Win2000 系统和 Matlab 6.5 平台上, GFPP 计算精度和速度分别较 UPF 提高了

约 40.0% 和 26.7%. 针对初始链码长  $M=240$ 、帧数  $T=22$ 、粒子数  $N_s=121$  的情况; 当  $N_s=169$  时两者总耗时相当, 跟踪精度将增加近一倍. 因此, 针对二维图像的随机目标跟踪问题, GFPP 算法在各方面优于 UPF 和其它粒子滤波算法.

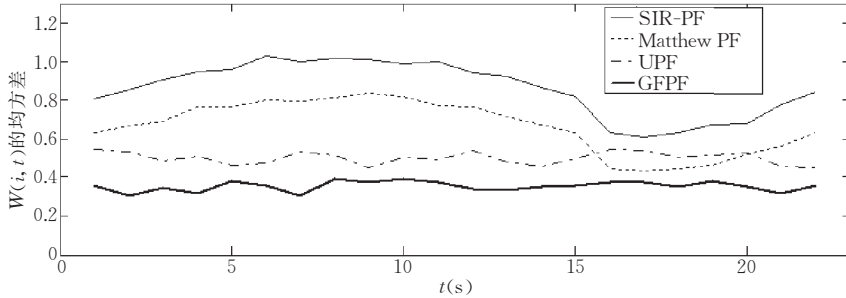


图 10 采用不同 PF 对目标进行单周期计算, IR 的均方差分布情况

## 7 结 语

综合上面论述和试验,本文建立了基于 GFPP 的序列图像轮廓跟踪模型,并对 IR 函数的构造、似然估计、先验和后验概率密度的计算提出了新的思路.该模型对于解决较强局部结构特征(如边缘、角点、标记线或标记点)的一类跟踪问题具有很好的效果,对于无明显特征(纹理、噪声)的跟踪问题也有相对的稳定性.因此,本文发展了概率跟踪技术,给出了新的 IR 算法、LE 模型、局部的概率约束条件,从而丰富和完善了粒子滤波理论和蒙特卡罗方法,并为医学非刚体运动跟踪问题提供了很好的借鉴.

## 参 考 文 献

- 1 van Merwe Rudolph, Doucet Arnaud. The unscented particle filter. Department of Engineering, Cambridge University: Technical Report CUED/F-INFENG/TR 380, 2000
- 2 Arulampalam Sanjeev, Maskell Simon, Gordon Neil, Clapp Tim. A tutorial on particle filters for on-line non-linear/non-Gaussian Bayesian tracking. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2002, 50(2): 174~188
- 3 Orton Matthew, Fitzgerald William. A bayesian approach to tracking multiple targets using sensor arrays and particle filters. Department of Engineering, Cambridge University: Technical Report CUED/F-INFENG/TR 401. 2001
- 4 Yong Rui, Chen Yun-Qiang. Better proposal distributions: Object tracking using unscented particle filter. In: *Proceedings of the IEEE CVPR*, Hawaii, 2001, 2: 786~793

- 5 Merwe R., Doucet A., Freitas N., Wan E.. The unscented particle filter. Department of Engineering, Cambridge University: Technical Report CUED/F-INFENG/TR 380, 2000
- 6 Tanizaki H.. Nonlinear and non-gaussian state-space modeling with Monte-Carlo simulations. *Journal of Econometrics*, 1998, 83(1~2): 263~290
- 7 Liu J. S., Chen R.. Sequential Monte Carlo methods for dynamical systems. *Journal of the American Statistical Association*, 1988, 93: 1032~1044
- 8 Doucet A., Gordon N. J.. Simulation-based optical filter for manoeuvring target tracking. In: *SPIE Signal and Data Processing of Small Targets*, SPIE 3809, 1999
- 9 Leung Chung-Chu, Chen Wu-Fan. Brain tumor boundary detection in MR image with generalized fuzzy operator. In: *Proceedings of IEEE ICIP Conference*, Barcelona, Spain, 2003, 14 ~17
- 10 Wu Ying, Yu Ting, Hua Gang. Tracking appearances with occlusions. In: *Proceedings of IEEE Conference on CVPR'03*, Madison, Wisconsin, 2003, 789~795
- 11 Chen Yun-Qiang, Thomas Huang, Yong Rui. Parametric contour tracking using unscented kalman filter. In: *Proceedings of IEEE Conference on ICIP'02*, Rochester, New York, 2002, 613~616
- 12 Xu Chen-Yang, Jerry L. P. Snakes, shapes, and gradient vector flow. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, 7 (3): 359~369
- 13 Zahn C. T., Roskies R. Z.. Fourier descriptors for plane closed curves. *IEEE Transactions on Computers*, 1972, C-21(3): 269~281
- 14 Pérez P., Blake A., Gangnet M.. JetStream probabilistic contour extraction with particles. In: *Proceedings of the International Conference on Computer Vision, ICCV'2001*, Vancouver, Canada, 2001, II: 524~531



**ZHOU Shou-Jun**, born in 1971, Ph. D.. His main research interests include pattern recognition, image processing.

**CHEN Wu-Fan**, born in 1949, professor, Ph. D. supervisor. His research interests include medical image processing, Gibbs random field and generalized fuzzy theory.

**WANG Yong-Tian**, born in 1957, professor and Ph. D. supervisor. His research interests include virtual and augmented realism, medical image processing and surgery navigation.



## Background

The work has been funded by programs as follows:

The sub-task (No. 2003CB716104) of the '973' program (No. 2003CB716101) of China: Object segmentation and motion estimation in medical image, which aimed to solve the problem of medical image segmentation and motion analyzing. In this task, to solve the problems of segmentation and motion estimation in fast and accurate, authors use the theory of Generalized Fuzzy Stochastic Field to provide a robust dynamic model for segmentation and motion estimation. So it can provide some quantitative analysis about pathological structure's volume, shape and motion state for clinical diagnosis. To this day, sixteen papers has been finished. Simultaneously, various analysis software which involve these productions have been developing under the new platform f-Pax

of medical image processing.

Another, authors' work has been supported by the National Youth Foundation of Natural Science (No. 60302022), that is: Motion estimation for cardiac image sequences based on the generalized fuzzy gradient vector flow. In this project, two key purposes are presented: Firstly, the challenging problem of local constraint is to be solved; secondly, the global optimal solution can be approached by the spatio-temporal model which is based on the GFPP. The realization of this project will improve the application of motion estimation and non-rigid tracking for clinical medical field. Up to the present, five papers of this project have been released by the research group, Practical software about motion analysis has been investigating and elementary effect has been achieved.

## 中国计算机学会

### 第二届全国 Web 信息系统及其应用会议(WISA2005)

#### 征文通知

全国 Web 信息系统及其应用会议(WISA)是中国计算机学会电子政务与办公自动化专委会主办的系列会议. 首届会议 WISA2004 于 2004 年 10 月在湖北省武汉市圆满召开, 会议共收到 368 篇, 其中 54 篇论文在《武汉大学学报(英文)》(EI 源刊)作为正刊专辑发表(已经全部被 EI 收录). WISA2005 将于 2005 年 8 月 5-7 日在沈阳召开. 会议将继续这一良好的传统, 将在 Web 技术、信息系统、电子政务与办公自动化等方面进行深入广泛的学术交流. 会议论文集仍将分两部分出版, 录用论文中将选择 50 篇左右高水平论文以英文方式继续由《武汉大学学报(英文)》正刊专辑(Special Issue)出版, 中文论文集将由著名计算机核心期刊和中央级出版社出版. 会议期间除进行会议论文交流外, 还将邀请著名学者作特邀报告. 本次会议还将评选大会优秀论文和优秀学生论文.

#### 征文范围(包括但不限于)

Web 信息挖掘与检索	语义 Web 与智能 Web	Web 与网络计算	Web 与数据库技术
XML 与半结构化数据管理	Web 信息系统环境与基础	Web 应用框架和体系结构	Web 与信息系统安全性
Web 信息系统开发工具	Web 系统度量与分析技术	Web 站点逆向工程与维护技术	
Web 测试与 Web 应用的质量保证		多媒体数据管理	workflow 模型
组件与中间件技术	代理技术及信息管理	自动文本索引与分类技术	决策支持与分析技术
电子政务与电子商务框架及应用		电子政务与办公自动化发展现状与趋势	

#### 来稿要求

1. 本次会议只接受 E-mail 投稿.
2. 中英文稿均可, 一般不超过 6000 字, 为了便于出版论文集, 来稿必须附中英文摘要、关键词、资助基金与主要参考文献, 注明作者及主要联系人姓名、工作单位、详细通信地址(包括 E-mail 地址)与作者简介. 稿件要求采用 WORD 或 PDF 格式.

#### 联系信息

论文投稿地址及联系人: 中国人民大学信息学院 孟小峰 刘青(qliu@ruc.edu.cn)

会务负责人: 东北大学信息学院软件所 于戈 赵志滨(zhaozb@mail.neu.edu.cn)

大会网站: <http://www.neu.edu.cn/wisa2005>

#### 重要日期

征文截止日期: 2005 年 4 月 5 日

录用通知发出日期: 2005 年 4 月 30 日

正式论文提交日期: 2005 年 5 月 20 日