粒子滤波算法改进策略研究 *

于金霞, 汤永利, 许景民
(河南理工大学 计算机科学与技术学院, 河南 焦作 454003)

摘　要: 为了改进粒子滤波算法的性能,这里研究了一种粒子滤波算法改进策略。该粒子滤波算法改进策略包括四部分:首先,采用了结合退火参数的混合建议分布,以考虑当前观测测量值的最新信息;接着,基于有效样本大小确定自适应重采样的阈值,以保证有合适的重采样次数;然后,基于权重优化思想提出了一种改进的部分系统重采样算法,在利用算法执行速度快的同时优化部分系统重采样算法;最后,在重采样后执行粒子变异操作,以保证样本的多样性。通过仿真实验,粒子滤波改进策略的性能和有效性均得以验证。

关键词: 粒子滤波; 混合建议分布; 自适应重采样; 基于权重优化的部分系统重采样; 粒子变异操作
中图分类号: TP18　　**文献标志码**: A　　**文章编号**: 1001-3695(2012)02-0459-04
doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.02.014

Research on improved strategy for particle filter algorithm

YU Jin-xia, TANG Yong-li, XU Jing-min
(*College of Computer Science & Technology*, *Henan Polytechnic University*, *Jiaozuo Henan* 454003, *China*)

Abstract: In order to improve the algorithm performance, this paper studied the improved strategy for particle filter algorithm. The improved strategy for particle filter algorithm mainly included four steps. Firstly, it utilized a hybrid proposal distribution with annealing parameter to consider current information of the latest observed measurement. Moreover, the algorithm determined adaptive resampling threshold by effect sample size in order to assure the appropriate resampling number. Furthermore, it presented an improved partial stratified resampling (PSR) algorithm based on weight optimization, which not only used the implementation advantage of PSR algorithm but also optimized the PSR algorithm. Lastly, particle mutation operation after resampling was implemented to obtain the sample diversity. With the simulation program, the performance of the proposed strategy is evaluated and its validity is verified.

Key words: particle filter(PF); hybrid proposal distribution; adaptive resampling; PSR algorithm based on weight optimization; particle mutation operation

粒子滤波(PF)[1]算法作为解决非线性、非高斯及多模分布的递归 Bayesian 状态估计问题的研究热点,已经广泛应用于诸多领域。然而,由于基于序列重要性采样(sequential importance samping,SIS)进行采样,粒子滤波算法存在样本退化问题。为了改进粒子滤波算法的性能,主要提出了两种改进策略:选择好的建议分布和执行重采样算法[2]。

选择一个好的建议分布,能够有效地防止样本退化。因而许多策略被用于改进建议分布的选择机制[3]。其中,混合建议分布不仅考虑了状态转移概率密度函数 $p(x_t|x_{t-1},u_{t-1})$,而且考虑了当前最新的观测似然概率密度函数 $p(z_t|x_t)$,因而重要性权重的计算具有较小的方差。此外,重采样技术的引进是为了解决基于 SIS 进行采样的样本退化问题,在粒子滤波算法中起着非常重要的作用。已经提出的四种基本重采样算法[4],尽管能够在一定程度上解决样本退化,但不可避免地增加了计算复杂度,而且引入了额外的重采样误差。因此,一种新的重采样算法即部分分层重采样算法被研究[5]。

基于以上的分析,本文提出了一种粒子滤波算法改进策略。对于建议分布的选择,利用混合建议分布的优点,同时采用退火参数控制状态转移先验分布函数与观测似然函数之间的比例。此外,由于频繁/过少重采样会出现负面效应,为保证能够有合适的重采样次数,基于有效样本大小估计值执行自适应重采样策略。同时,针对重采样算法进行改进,一方面利用部分系统重采样执行速度快的优点,另一方面利用权重优化的思想[6]对其重采样前后权重计算的方法进行改进。而且,为了保证样本的多样性,在重采样后执行粒子变异操作。通过单机动目标跟踪的仿真实验,验证了所提粒子滤波算法改进策略的性能和有效性。

1　粒子滤波算法改进策略

1.1　混合建议分布选择机制

考虑状态转移先验分布以及观测似然分布这两种建议分布各自的优缺点,混合建议分布被提出来[7]。其实质思想是设计建议分布时,不仅考虑了状态转移概率密度函数 $p(x_t|x_{t-1},u_{t-1})$,而且考虑了当前最新的观测似然概率密度函数 $p(z_t|x_t)$。因而建议分布为

收稿日期: 2011-08-03; **修回日期**: 2011-09-16　**基金项目**: 河南省高校科技创新人才支持计划项目(2009HASTIT021);河南省高等学校青年骨干教师资助计划(2010GGJS-059);河南理工大学博士基金资助项目(B2011-58);河南理工大学青年骨干教师基金资助项目

作者简介: 于金霞(1974-),女,河南博爱人,副教授,博士,主要研究方向为人工智能、机器学习(melissa2002@163.com);汤永利(1972-),男,河南孟州人,副教授,博士,主要研究方向为信息安全、信息融合等;许景民(1986-),男,河南商丘人,硕士研究生,主要研究方向为目标追踪、图像处理.

$$q = p(z_t \mid x_t)\, p(x_t \mid x_{t-1}, u_{t-1})^{Bel(x_{t-1})} \tag{1}$$

其相应重要性权重计算公式为 $w_t = w_{t-1} p(z_t \mid x_t)\, p(x_t \mid x_{t-1}, u_{t-1})$。

由于利用了当前最新的观测信息,因而重要性权重相对于以上两种建议分布具有较小的方差。同时,这里利用退火参数 α 来控制状态转移先验分布函数 $p(x_t \mid x_{t-1}, u_{t-1})$ 与观测似然函数 $p(z_t \mid x_t)$ 之间的比例。此时,建议分布选择为 $q = p(z_t \mid x_t)^{1-\alpha} p(x_t \mid x_{t-1}, u_{t-1})^{\alpha}$,则重要性权重计算公式为 $w_t = w_{t-1} p(z_t \mid x_t)^{1-\beta} p(x_t \mid x_{t-1}, u_{t-1})^{\beta}$,其中,退火参数 $\alpha = 1-\beta; 0 \leqslant \alpha \leqslant 1$。

1.2　自适应重采样策略

重采样技术是为了解决 SIS 算法的样本退化而引入的,但重采样可能引入额外的误差,以及导致样本的多样性丧失从而出现样本耗尽问题。针对这些问题,这里基于有效样本大小(efficient sample size, ESS)实现粒子滤波算法的重采样自适应,以保证有合适的重采样次数。用来评定算法样本退化的有效因子是由 Yu 等人[8]定义的有效样本大小 N_{eff},它表示当前样本集合近似后验的好坏。但是真实权重很难评估,实践中采用有效样本大小 ESS 的估计值 $\hat{N}_{\text{eff}}$ 来评估当前样本集。

$$\hat{N}_{\text{eff}} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N_p} (w_t^{(i)})^2} \tag{2}$$

其中:$w_t^{(i)}$ 表示标准化的权重。

由于频繁/过少重采样均会出现负面效应,因而基于有效样本大小 ESS 估计值 $\hat{N}_{\text{eff}}$, Doucet 提出了重采样自适应技术[8],也即如果 $\hat{N}_{\text{eff}}$ 小于固定阈值 N_{thres},则在 SIS 算法执行重采样,否则不进行。这里采用 Doucet 所提出的基于有效样本大小 ESS 的重采样自适应技术,阈值 $N_{\text{thres}} = N_P/2$。

1.3　改进的部分分层重采样算法

部分重采样(partial stratified resampling, PSR)中,粒子按照权重门限值 T_h、T_l 分割成两部分:a)权重适中的粒子,它被认为是稳健的,不需要执行重采样;b)权重较大和较小的部分,重采样只在权重较大和较小的粒子中执行。PSR 算法的权重计算如式(3)所示。

$$\tilde{w}_t^{(j)} = \begin{cases} 1/S_{hl} & \text{当 } w_t^{(j)} > T_h \text{ 或者 } w_t^{(j)} < T_l \\ w_{t-1}^{(j)} & \text{否则} \end{cases} \tag{3}$$

其中:$S_{hl} = \sum_{i=1}^{N_h+N_l} w_t^i$。

PSR 算法的优点是:a)重采样的时间加快,计算复杂度降低,因为只有少数粒子参加重采样;b)通过控制权重的门限值来增加粒子的多样性,减少样本退化。其缺点在于重采样后的粒子权重不一致,沿用上一时刻的权重作为重采样后新粒子的权重,会导致权重计算的累积误差。这里基于权重优化的思想[6],对 PSR 重采样前后权重计算的方法进行改进。假设权重较大和较小的部分粒子集合在重采样前为 $\{x_t^i, w_t^i\}$,其中 $i = 1, \cdots, N_h + N_l$,粒子集合的权重均值为 $\bar{\zeta}_t$,则权重优化的组合公式如式(4)所示。

$$\bar{\zeta}_t = \frac{S_{hl}}{N_h + N_l},\ \psi_t^i = \frac{K-1}{K} w_t^i + \frac{1}{K} \bar{\zeta}_t \tag{4}$$

接下来,对这些部分粒子执行系统重采样,重采样后部分粒子的权重计算公式如式(5)所示。

$$\zeta_t^i = 1/S_{hl} \tag{5}$$

其中:比例系数 $K > 1$,新的权重较大和较小的部分粒子集合为 $\{x_t^i, \psi_t^i\}$, $i = 1, \cdots, N_h + N_l$。

在执行 PSR 重采样后,整个粒子集合的权重不再采用式(3)的方法计算,而是对于重新采样的权重较大和较小的部分粒子以及权重适中的粒子,统一采用归一化方法计算权重。

经过权重优化组合,权重偏小的粒子得到了提高,在对新的粒子集合 $\{x_t^i, \psi_t^i\}$ $(i = 1, \cdots, N_h + N_l)$ 进行重采样过程中,更多的粒子将被复制。由于权重优化组合没有改变权重系数的比例关系,因而概率密度分布在重采样前后是近似的。此外,对于权重适中的粒子不再沿用上一时刻的权重作为重采样后新粒子的权重,而是与经过重采样后的新的粒子统一归一化计算权重,这样粒子权重保持一致。

1.4　重采样后粒子变异操作

为了保证样本的多样性,对重采样后的粒子执行变异操作,对于整个粒子集合 $S_t = \{x_t^i, w_t^i\}$ $(i = 1, \cdots, N_p)$ 执行如式(6)所示的变异操作。

$$x_t^{\text{mutation},i} = f(x_{t-1}^{(i)}, u_{t-1}) + p_m N(0, (\sigma_t^i)^2) \tag{6}$$

其中:P_m 是变异因子, $\sigma_t^{(i)}$ 是过程噪声 u_k 的标准偏差。

P_m 通过非归一化的粒子权重来计算,即 $p_m = c_x(1 - \eta_t w_t^i)$。其中:$\eta_t$ 是归一化因子,等于 $\sum_{i=1}^{N_p} w_t^i$; c_x 是相对因子,通过实验预先设置。

2　改进后的粒子滤波算法

2.1　一般粒子滤波算法

粒子滤波是贝叶斯滤波的变种,它采用 N_p 个随机加权的样本集合 $\{x_t^i, w_t^i\}_{i=1,\cdots,N_p}$ 来近似表征后验概率密度函数 $p(x_t \mid z_{1:t}) = \sum_{i=1}^{N_s} w_t^i \delta(x_t - x_t^i)$。一般的粒子滤波算法如下所示。

算法 1　一般粒子滤波算法

a)初始化。粒子样本数目 $i = 1, \cdots, N_p$,时间步长 $t = 1, \cdots, T$,等。

对于每个时间步 t,执行步骤 b)e)。

b)重要性采样及权重更新。

对于粒子样本数目 $i = 1, \cdots, N_p$,执行:

(a)重要性采样。从建议分布(状态转移建议分布)$q(x_t^i \mid x_{t-1}^i, u_{t-1})$ 采样样本 x_t^i。

(b)权重更新。对于每个粒子 x_t^i $(i = 1, \cdots, N_p)$,分配相应的权重 $w_t^i \propto w_{t-1}^i \dfrac{p(z_t \mid x_t^i, u_t)\, p(x_t^i \mid x_{t-1}^i, u_t)}{q(x_t^i \mid x_{t-1}^i, z_t)}$。

c)权重归一化。

(a)计算权重和: $\sum_{i=1}^{N_p} w_t^i$。

(b)权重归一化:对每个粒子 x_t^i $(i = 1, \cdots, N_p)$ 的相应权重计算,执行 $\tilde{w}_t^i \propto w_t^i / \sum_{i=1}^{N_p} w_t^i$。

d)重采样。

(a)重采样(残差重采样算法)。从当前样本集合,依据粒子 x_t^i 的对应概率权重采样 $\tilde{w}_t^i$ 重新采样 N_p 个粒子,并用新的样本集合 $\tilde{x}_t^i$ 取代当前样本集合 x_t^i。

(b)重新分配权重。对于每个粒子 x_t^i $(i = 1, \cdots, N_p)$,分配相应的权重 $w_t^i = \tilde{w}_t^i = 1/N_p$。

e)状态预测。

(a)状态预测。依据状态方程进行状态预测 $\hat{x_t} = \sum_{i=1}^{N_p} w_t^i \tilde{x_t^i}$。

使时间步长 $t = t + 1$,取代原来的粒子及其权重,转向步骤 b)继续执行。

2.2　改进的粒子滤波算法

利用所提出的四种改进策略改进后的粒子滤波算法如下所示。

算法 2　改进的粒子滤波算法

a)初始化。粒子样本数目 $i = 1, \cdots, N_p$,时间步长 $t = 1, \cdots, T$,权重高低阈值 T_h、T_l,优化因子 K,变异因子 P_m 等。

对于每个时间步 t,执行步骤 b)e)。

b)重要性采样及权重更新。

对于粒子样本数目 $i = 1, \cdots, N_p$,执行:

(a)重要性采样。依据式(1)从混合建议分布 $q(\cdot)$ 采样样本 x_t^i。

(b)权重更新。对于每个粒子 $x_t^i (i = 1, \cdots, N_p)$,分配相应的权重 $w_t^i \propto w_{t-1}^i \frac{p(z_t | x_t^i, u_t) p(x_t^i | x_{t-1}^i, u_t)}{q(\cdot)}$。

c)权重归一化。

(a)计算权重和:$\sum_{i=1}^{N_p} w_t^i$。

(b)权重归一化。对每个粒子 $x_t^i (i = 1, \cdots, N_p)$ 的相应权重进行计算,执行 $\tilde{w_t^i} \propto w_t^i / \sum_{i=1}^{N_p} w_t^i$。

d)重采样。

(a)计算有效样本大小。依据式(2)计算有效样本大小 $\hat{N}_{\text{eff}}$ 用于评估粒子数目的有效性。

(b)执行改进的部分分层重采样。如果有效样本大小小于给定的阈值 $\hat{N}_{\text{eff}} < N_{\text{th}}$,转向(Ⅰ)执行改进的部分分层重采样,否则转向步骤(c)。

(Ⅰ)权重分组。依据式(3)即粒子的权重和给定的高低阈值 T_h、T_l 将其划分为三组,即粒子权重大于 T_h 的称之为优势粒子,在 T_h 与 T_l 之间为稳健粒子,小于 T_l 的为微不足道粒子。对于优势粒子和微不足道粒子,转向(Ⅱ)执行重采样;对于稳健粒子,无须执行重采样,其对应权重为 $\zeta_t^i = w_{t-1}^i$ for $T_l < w_t^i < T_h$,转向步骤(c)执行。

(Ⅱ)部分粒子重采样。对于优势粒子和微不足道粒子,依据式(4)执行相应的权重优化操作。然后执行系统重采样,并依据式(5)计算新粒子权重。

(c)执行粒子变异操作。所有粒子依据式(6)执行粒子变异操作。

e)状态预测。

(a)状态预测。依据状态方程进行状态预测,$\hat{x_t} = \sum_{i=1}^{N_p} w_t^i \tilde{x_t^i}$。

使时间步长 $t = t + 1$,取代原来的粒子及其权重,转向步骤 b)继续执行。

3　实验及分析

为了评估所提改进策略的有效性,使用 MATLAB 7.0 进行仿真。仿真实验执行的硬件处理器为 Intel® Core™2 Duo CPU 2.6 GHz,内存 4 GB,操作系统为 Windows XP Proffessional SP3。对固定观测点的单机动目标跟踪的仿真程序进行测试,跟踪采用恒速运动模型,状态方程为

$$X(t) = \begin{bmatrix} 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} X(t-1) + \begin{bmatrix} 0.5T^2 & 0 \\ T & 0 \\ 0 & 0.5T^2 \\ 0 & T \end{bmatrix} m(t-1) \quad (7)$$

其中:状态 $X(t) = [x(t) \quad v_x(t) \quad y(t) \quad v_y(t)]'$ 的各参数分别表示目标在时刻 t 的 x 坐标、x 方向的速度、y 坐标和 y 方向的速度;T 为采样时间间隔;$m(t)$ 为服从高斯分布的白噪声。

测量方程为

$$Z(t) = \arctan(x(t)/y(t)) + n(t) \quad (8)$$

其中:$Z(t)$ 为观测到的目标在极坐标上的航向角,$n(t)$ 为服从高斯分布的白噪声。实验中采用的参数为:粒子数目 $N_p = 1000$,采样时间间隔 $T = 1$。

3.1　不同建议分布的性能评估

进行实验分析的粒子滤波算法采用不同的建议分布,包括常用的状态转移建议分布(pf)、退火先验建议分布(pf_anneal)、似然建议分布(pf_likelihood)以及混合建议分布(pf_hybrid)。重采样算法采用残差重采样,退火参数 α 为 0.9。图 1 显示了采用不同建议分布的粒子滤波算法进行目标跟踪的 y 坐标位置误差曲线,其均方误差分别为 0.163 79、0.154 09、1.523 42 和 0.025 43,从数据和曲线均可以看出混合建议分布具有较好的性能。

3.2　改进的部分分层重采样的性能评估

采用常用残差重采样(RR)、部分分层重采样(PSR)和改进的部分分层重采样(oPSR)的粒子滤波算法进行目标跟踪,建议分布采用状态转移函数对上述算法性能进行评估。依据文献[5],权重划分的高阈值 T_h 取值范围为 $\{2/N_p, 5/N_p, 10/N_p\}$,低阈值 T_l 取值范围为 $\{1/2N_p, 1/5N_p, 1/10N_p\}$,权重优化中的优化因子 $K = 3$。实验结果如表 1 所示。从表 1 中可以看出,所提出的改进部分分层重采样在跟踪性能上优于部分重采样算法,在时间代价上优于残差和部分重采样算法。

表 1　不同阈值范围的重采样算法的追踪性能评估

重采样算法		时间(50 step)	RMSE	
			距离/m	角度/rad
$T_h = 2/N_p$, $T_l = 1/2N_p$	RR	0.125 00	1.324 96	0.007 84
	PSR	0.109 38	2.275 73	0.015 88
	oPSR	0.062 50	0.828 09	0.007 96
$T_h = 5/N_p$, $T_l = 1/5N_p$	RR	0.109 38	0.470 02	0.007 52
	PSR	0.078 12	0.824 17	0.018 41
	oPSR	0.062 50	0.297 03	0.009 34
$T_h = 10/N_p$, $T_l = 1/10N_p$	RR	0.093 75	0.571 54	0.007 66
	PSR	0.078 12	2.032 74	0.011 20
	oPSR	0.062 50	0.778 33	0.008 04

3.3　粒子滤波改进策略的性能评估

对于所提粒子滤波改进策略的总体性能进行评估,算法包括基于 PSR 的粒子滤波(PSR)、基于 PSR 且在重采样前优化权重的粒子滤波(PSRopt)、基于 PSRopt 且进行粒子变异的粒子滤波(PSRoptMut)、基于 PSRoptMut 且自适应重采样的粒子滤波(PSRoptMutAdp)以及基于 PSRoptMutAdp 结合混合建议分布的粒子滤波(PSRoptMutAdpHyb)。

实验参数为:权重划分的高阈值 T_h 取值为 $2/N_p$,低阈值 T_l 取值为 $1/2N_p$,退火参数 α = 0.9,变异相对因子 $c_x = 8$。图 2 显示了不同粒子滤波的位置追踪误差曲线。从图中可以看出,所提改进策略能有效改进粒子滤波的性能,相比文中所用其他

方法有最好的位置追踪性能。其他实验结果如表 2 所示。从表中的实验数据可以看出,所提改进策略能有效改进粒子滤波的性能。

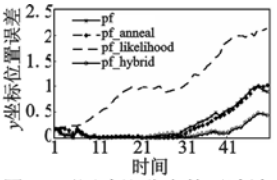

图1　不同建议分布粒子滤波的位置追踪性能评估

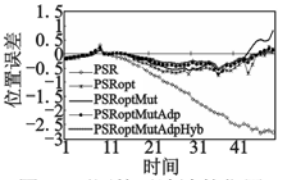

图2　不同粒子滤波的位置追踪性能评估

表 2　不同粒子滤波的追踪性能评估

粒子滤波算法 ($T_h=2/N_p$; $T_l=1/2N_p$)	时间 (50 step)	RMSE	
		距离/m	角度/rad
基于 PSR	0.109 38	2.275 73	0.015 88
基于 PSRopt	0.984 38	0.407 41	0.012 39
基于 PSRoptMut	1.015 60	0.355 67	0.010 64
基于 PSRoptMutAdp	0.906 25	0.290 72	0.009 99
基于 PSRoptMutadpHyb	0.908 16	0.206 27	0.009 13

4　结束语

近年来,粒子滤波引起了机器人学、目标追踪等诸多应用领域学者的关注。针对粒子滤波算法的样本退化问题,目前主流的改进策略为选择好的建议分布和执行重采样算法。在此研究基础上,本文提出了一种粒子滤波算法改进策略。针对建议分布,考虑采用混合建议分布对状态转移和观测似然概率来综合处理,并结合退火参数来控制这两种概率的比例。针对重采样算法,基于有效样本大小实现自适应重采样,结合权重优化思想,提出了一种改进的部分系统重采样算法,并在重采样后执行粒子变异操作来保证样本的多样性。通过单机动目标跟踪的仿真实验,验证了所提粒子滤波算法改进策略的性能和有效性。

参考文献:

[1] GORDON N J, SALMOND D J, SMITH A F M. Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation[J]. IEEE Proceedings on Radar and Signal Processing,1993,140(2):107-113.

[2] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, *et al*. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking [J]. IEEE Trans on Signal Processing,2002,50(20):174-188.

[3] 于金霞, 蔡自兴, 段琢华. 基于粒子滤波的移动机器人定位关键技术研究综述[J]. 计算机应用研究,2007,24(11):9-14.

[4] DOUC R, CAPPE O. Comparison of resampling schemes for particle filtering[C]//Proc of Image and Signal Processing and Analysis. Zagreb, Croatia: IEEE Press, 2005: 64-69.

[5] BOLIC M, DJURIC P, HONG Sang-jin. New resampling algorithms for particle filters[C]// Proc of International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. [S.l.]: IEEE Press, 2003: 589-592.

[6] 谌剑, 严平, 张静远. 权值优化组合粒子滤波算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(24): 33-35, 39.

[7] 胡士强, 敬忠良. 粒子滤波原理及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 2010.

[8] YU Jin-xia, TANG Yong-li, LIU Wen-jing. Research on the adaptive mechanisms in particle filter[C]//Proc of Chinese Control and Decision Conference. [S.l.]: IEEE Press, 2010:1316-1321.

(上接第 458 页)行单点顺序交叉、对换变异、选择操作以产生更好的解;然后以这组数据为蚁群算法下一次工作的备选值进行最大次数的循环迭代直至停止,即求得参数组合的近似最优解。本文最后的仿真模拟结果表明,所提出的算法具有更短的调度长度和更宽的适应性,当任务已知时,执行时间约缩短了21.7%,且有效地均衡了网格中各处理器负载,提升了系统效率。本方案具有较深的理论价值和现实意义。

参考文献:

[1] FOSTER I. What is the grid? A three point checklist[J]. Grid Today,2002,1(6):22-25.

[2] MAHESWARAN M, ALI S, SIEGEL H J, *et al*. Dynamic matching and scheduling of a class of independent tasks onto heterogeneous computing systems[C]//Proc of the 8th Heterogeneous Computing Workshop. Washington DC: IEEE Computer Society,1999:30-33.

[3] BRAUN T D, SIEGEL H J, BÖLÖNI L L, *et al*. A comparison of eleven static heuristics for mapping a class of independent tasks onto heterogeneous distributed computing system[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing,2001,61(6):810-837.

[4] FUJIMOTO N, HAGIHATA K. A comparison among grid scheduling algorithms for independent coarse-grained tasks[C]//Proc of Symposium on Applications and the Internet-Workshops. Washington: IEEE Computer Society,2004:674-680.

[5] 赵扬帆. 基于遗传算法和蚁群算法的网格任务调度策略[D]. 青岛:中国海洋大学,2006.

[6] 陈廷伟, 张斌, 郝宪文. 基于免疫遗传算法的网格任务调度[J]. 东北大学学报:自然科学版,2007,28(7): 229-332.

[7] ABRAHAM A, BUYYA R, NATH B. Nature's heuristics for scheduling jobs on computational grids[C]//Proc of the 8th International Conference on Advanced Computing and Communications. New Delhi:Tata McGraw-Hill Publishing, 2000:45-52.

[8] FRAN B, FOX G, HEY T. Grid computing: making the global infrastructure a reality[M]. [S.l.]: Wiley,2003:652-657.

[9] 张金标,陈科. 并行设计任务调度的自适应蚁群算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报,2010,22(6):1070-1074.

[10] WANG Hua, SHI Zhao, GE An-fen, *et al*. An optimized ant colony algorithm based on the gradual changing orientation factor for multi-constraint QoS routing[J]. Computer Communications,2009,32(4):586-593.

[11] 杨金辉. 若干组合优化的智能计算方法与应用研究[D]. 长春:吉林大学,2008.

[12] ZHANG Qiang, ZHANG Qiu-wen. An improved ant colony algorithm for the logistics vehicle scheduling problem[C]//Proc of the 2nd International Symposium on Intelligent Information Technology Application. Washington DC: IEEE Computer Society,2008:55-59.

[13] SONG H J, LIU Xin, JAKOBSEN D, *et al*. The MicroGrid: a scientific tool for modeling computational grids[J]. Scientific Programming,2000, 8(3):4-10.

[14] LAMEHAMEDI H, SHENTU Z J, SZYMANSKI B, *et al*. Simulation of dynamic data replication strategies in data grids[C]//Proc of the 17th International Symposium on Parallel and Distributed. Washington DC: IEEE Computer Society,2003:175-183.

[15] 吴庆洪, 张纪会, 徐心和. 具有变异特征的蚁群算法[J]. 计算机研究与发展,1999,36(10):1240-1245.