

应用免疫策略的多传感器决策融合设计

袁晓光, 杨万海, 史林

(西安电子科技大学电子工程学院 西安 710071)

【摘要】使用基于改进型人工免疫策略的优化算法,在统计相关的观测条件下,对固定融合规则的基于奈曼-皮尔逊准则的分布式多传感器决策融合系统进行优化设计。算法首先以筛选算子进行预搜索缩小范围,然后使用人工免疫策略方法进行全局搜索,计算过程无须使用目标函数的导数信息。对分布式多传感器决策融合系统的优化设计结果表明,优化算法在收敛性和精度上均优于传统梯度算法,并在此基础上对不同信号期望值下的最优融合规则进行了讨论。

关键词 人工免疫策略; 筛选算子; 多传感器决策融合; 奈曼-皮尔逊准则
中图分类号 TN18 **文献标识码** A

Multi-Sensor Decision Fusion Design Based on Immune Strategy

YUAN Xiao-guang, YANG Wan-hai, and SHI Lin

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071)

Abstract A method based on an improved artificial immune strategy is introduced for the optimization of distributed multi-sensor decision fusion systems under Neyman-Pearson criteria for the cases with statistically dependent observation and fixed fusion rule. The object function is optimized in two steps without any information of its derivation: filter operator is used for pre-search to reduce the search space and then an artificial immune strategy is applied for the global search. The experimental results show that the proposed method has better convergence and higher precision than the traditional gradient algorithms. A further discussion on the best fusion rule for different means of signals is given.

Key words artificial immune strategies; filter operator; multi-sensor decision fusion; Neyman-Pearson criteria

在分布式多传感器决策融合系统中,通常由各个传感器通过观测结果,独立给出局部决策,再将局部决策提交融合中心,由融合中心对局部决策进行融合处理,并做出最终判决。目前在各传感器观测数据统计分布条件独立的情况下,多传感器决策融合系统优化设计问题基本得到解决^[1]。现在研究重点已经转移到在各传感器观测数据统计分布条件相关的情况下,对多传感器决策融合系统优化设计问题的研究^[2]。在相关观测条件下,多传感器决策融合系统的参数计算方法目前主要基于梯度搜索方法^[3-5]。根据文献[6]中总结的决策融合系统的设计方法,本文将基于人工免疫策略的优化算法引入到多传感器决策融合系统设计中。融合中心使用N-P准则进行检验,决策融合规则使用 k/N 规则(即若 N 个传感器中有 k 个以上判定某一假设,则融合中心也判定此假设),在传感器数量固定时,通过确定最佳 k 值和

各传感器的最优决策门限,设计出最优的决策融合系统。

1 N-P准则下分布式决策融合系统的优化设计

N-P准则下分布式多传感器决策融合系统的优化问题可描述为:

$$\begin{cases} \min P_m \\ \text{s. t. } P_f = \nu \end{cases} \quad (1)$$

式中 P_m 和 P_f 分别为融合系统的漏检概率和虚警概率; ν 为期望达到的虚警概率值。

多传感器决策融合系统中各传感器的局部处理规则为:

$$I_i(y_i) = \begin{cases} 1 & y_i \geq \eta_i \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad i=1,2,\dots,n \quad (2)$$

收稿日期: 2007-08-27; 修回日期: 2008-02-11

基金项目: 国家自然科学基金(60472085)

作者简介: 袁晓光(1982-),男,博士生,主要从事传感器数据融合方面的研究。

式中 I_i 为第 i 个传感器的局部决策; y_i 为第 i 个传感器的观测值; η_i 为第 i 个传感器的决策门限系数。

当服从 k/N 规则时, 融合中心的融合规则为:

$$F(\cdot) = \begin{cases} 1 & \sum_{i=1}^n I_i \geq k \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

这时 P_m 和 P_f 可表示为:

$$\begin{cases} P_m = 1 - \int_{F(\cdot)=1} p(Y|H_1) dY \\ P_f = \int_{F(\cdot)=1} p(Y|H_0) dY \end{cases} \quad (4)$$

式中 $p(Y|H_1)$ 与 $p(Y|H_0)$ 分别为有、无目标时, 传感器观测值的联合条件概率密度函数。其中 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ 。

当融合规则的 k 值固定时, P_m 和 P_f 是 $\eta_i (i=1, 2, \dots, n)$ 的函数, 将式(4)代入式(1), 引入拉格朗日乘子 λ , 式(1)转化为无约束优化问题:

$$\min J = \left(1 - \int_{F(\cdot)=1} p(Y|H_1) dY\right) + \lambda \left(\int_{F(\cdot)=1} p(Y|H_0) dY - v\right) \quad (5)$$

式中 J 为目标函数。对所有可能的 k 值求解式(5), 再对不同 k 值下系统的检测性能进行比较, 可以确定最佳 k 值以及最佳决策门限系数 $\eta_{\text{Best}} = [\eta_{1\text{Best}}, \dots, \eta_{i\text{Best}}, \dots, \eta_{n\text{Best}}]$ 。

文献[7]给出了通过求解式(6)非线性方程组得到 η_{Best} 的牛顿-拉斐森(N-R)算法:

$$\begin{cases} \frac{\partial J(\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_n)}{\partial \eta_i} = 0 & i=1, 2, \dots, n \\ P_f = v \end{cases} \quad (6)$$

该方法是在当前 η_i 值下, 通过求解 J 关于 η_i 的一阶和二阶偏导数为系数的线性方程组, 得到 η_i 的修正值 $\Delta\eta_i$, 用 $\Delta\eta_i$ 值对 η_i 进行修正, 然后重复上述过程得到满足设定误差要求的值作为 η_{Best} 。当N-R算法运算时, 需要式(4)中 P_m 和 P_f 的解析表达式, 而且需要计算的 J 关于 η_i 的一阶和二阶偏导数的个数随传感器数量的增加呈指数倍增长。

文献[3]中也给出求解 η_{Best} 的离散迭代(DG)算法, DG算法通过求解式(6)的离散化形式进行。首先, 确定参数 η_i 的初值及其修正步长 $\Delta\eta'_i$, 从 η_i 开始, 在其他 η_i 值不变的情况下, 以 $\Delta\eta'_i$ 为步长调整 η_i , 通过计算 J 关于 η_i 的一阶偏导数, 找到 $\eta_{i\text{Best}}$, 用该值替代原 η_i 值, 然后对 $\eta_2, \eta_3, \dots, \eta_n$ 重复上述过程得到 η_{Best} 。由于采用了离散计算的形式, 所以 $\Delta\eta'_i$ 的取值直接影响算法的求解精度。

无论是N-R算法, 还是DG算法都属于梯度搜索算法, 梯度搜索的本质决定了上述算法在搜索过程中很可能收敛到局部极值点上。

2 基于人工免疫策略的优化方法

人工免疫策略(AIS)算法借鉴了自然免疫系统响应与进化机制的启发式搜索算法, 搜索过程不依赖目标函数的导数信息, 鲁棒性较强^[8], 与传统算法比较, 在收敛性和求解精度上具有优势, 适于解决一些困难的实际问题^[9-10]。本文中, AIS算法采用实数编码, 适用于实值函数的优化问题。

AIS算法的目标函数 $T(\eta)$ 与惩罚函数 $P(\eta)$ 为:

$$T(\eta) = 1 - \int_{F(\cdot)=1} p(Y|H_1) dY \quad (7)$$

$$P(\eta) = \int_{F(\cdot)=1} p(Y|H_0) dY - v \quad (8)$$

AIS算法基于群体优化技术, 操作对象为问题可行解组成的群体, 对分布式决策融合系统进行优化设计时, 群体中个体为 $\eta = [\eta_1, \eta_2, \dots, \eta_i, \dots, \eta_n]$ 。个体的优劣用抗体-抗原亲和度来衡量, 优化目标是找到满足式(1)的最优个体 $\eta^* = [\eta_1^*, \eta_2^*, \dots, \eta_k^*, \dots, \eta_n^*]$ 。本文引入筛选算子, 进一步改善AIS算法的收敛速度。为方便描述, 首先对本算法的主要操作进行描述:

(1) 筛选算子 $C(\eta)$: 对 $T(\eta)$ 和 $P(\eta)$ 进行加权和运算得到:

$$\begin{cases} C(\eta) = T(\eta) + MP(\eta) \\ M = \text{Num}(T(\eta)) / \text{Num}(P(\eta)) \end{cases} \quad (9)$$

式中 $\text{Num}(\cdot)$ 代表函数值的数量级; M 代表权值。

(2) 抗体-抗原亲和度 $f(\eta)$: 当抗体处于可行解空间($P_f = v$, 所得解大于0并小于信号的期望值)内, 将 $T(\eta)$ 的归一化值作为 $f(\eta)$ 值, 当抗体处于非可行解空间内, 引入概率 $P_c (P_c < 1)$, 分别依概率 P_c 、 $1 - P_c$ 随机选取 $T(\eta)$ 或 $P(\eta)$ 的归一化值作为 $f(\eta)$ 的值。

(3) 克隆死亡操作: 根据各抗体的 $f(\eta)$ 与克隆死亡比例 d , 计算抗体在抗体群中的权重 α_i , 剔除 $\alpha_i \leq 0$ 的个体, 根据 α_i , 用优秀抗体补充。

(4) 基因变异操作: 本文采用高斯变异, 即抗体 b_i 包括两个元素 (x, σ) , 第一个元素 x 表示搜索空间中的一个点, 第二个元素 σ 表示标准差。同理, 变异后的 b'_i 也包括两个元素 (x', σ') , 其中 x' 和 σ' 由以下两式得:

$$\sigma' = \sigma e^{N(0, \Delta\sigma)} \quad (10)$$

$$x' = x + N(0, \sigma') \quad (11)$$

式中 $N(0, \Delta\sigma)$ 是均值为0、标准差为 $\Delta\sigma$ 的高斯随

机变量。

改进型AIS算法的运算流程如下:

(1) 在可行解空间, 随机均匀产生 M 组个体, 使用筛选算子 $C(\eta)$ 得到较优的 $N(N < M)$ 组个体作为初始抗体种群 $B_0(0)$, 令当前迭代次数 $k = 0$ 。

(2) 对 $B_0(k)$ 执行克隆死亡操作, 得到 $B_1(k)$ 。

(3) 对 $B_1(k)$ 执行镜像复制操作, 得到 $B_2(k)$ 。

(4) 对 $B_2(k)$ 执行基因变异操作, 得到 $B_3(k)$ 。

(5) 对 $B_3(k)$ 执行克隆选择操作, 得到 $B_4(k)$ 。

(6) 令 $B_0(k+1) = B_4(k)$, $k = k + 1$, 转步骤(2)。

重复上面的操作, 直到满足目标函数要求, 以最后一代 $B(k)$ 中的最优抗体作为计算结果。

人工免疫策略的并行随机搜索特征使其具有更好的全局搜索能力, 借鉴自然免疫系统的行为特点, 在给予较优解更多变异机会的同时, 有效剔除不良解, 有更大的可能性收敛到最优解。结论将在下面的实验中得到证明。

3 数值实验及结果

对两传感器决策融合系统进行设计, 比较N-R算法、DG算法和AIS算法的性能。实验选取信号:

$$H_0: y_1 = n_1, y_2 = n_2; H_1: y_1 = s + n_1, y_2 = s + n_2$$

其中信号 s 和噪声 n_1 、 n_2 均服从高斯分布: $s \sim N(2,3)$ 、 $n_1 \sim N(0,3)$ 、 $n_2 \sim N(0,2)$, 且三者相互独立, 因而, 传感器观测值 y_1 、 y_2 关于 H_0 、 H_1 的条件概率密度分布分别为:

$$p(y_1, y_2 | H_0) \sim N\left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}\right)$$

$$p(y_1, y_2 | H_1) \sim N\left(\begin{bmatrix} 2 \\ 2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 6 & 3 \\ 3 & 5 \end{bmatrix}\right)$$

设定期望虚警概率为 $\nu = 0.099$, 取融合规则为与规则。先以N-R算法求解式(6)方程组, 解记为 $\eta_{NR} = [\eta_{1NR}, \eta_{2NR}]$ 。采用两种方法选择初值: (1) 在取值范围内均匀随机产生; (2) 随机产生一定量的初值, 选择性能最好的一组。考虑到难以求得 η 最优值的公式解, 本文约定, 若 η_{NR} 满足 $P_f = \nu$, $0 < \eta_{iNR} < 2$, $i = 1, 2$, 称N-R算法收敛。对于两种初值选择方法, 各进行100次运算, N-R算法收敛次数依次为5、47, 可见对初值进行选择, 能显著提高算法收敛的次数, 但为了得到47次收敛的结果, 每次需要随机产生2 000个初值, 再从中选出初值, 所耗费的时间约是N-R算法本身实际计算时间的8倍。对N-R算法收敛时的结果进行分析, 发现 η_{1NR} 、 η_{2NR} 的

方差 $D(\eta_{1NR})$ 、 $D(\eta_{2NR})$ 均小于等于 1×10^{-8} , J_{NR} 的方差 $D(J_{NR}) \leq 1 \times 10^{-3}$ 。记N-R算法的最优结果为 $\eta^* = [\eta_1^*, \eta_2^*]$ 和 J^* , 约定上述结果为最优的解和目标函数值。在 η^* 附近选择初值, 再进行100次运算, N-R算法的收敛次数提高到73次, η_{NR} 和 J_{NR} 的分布保持不变。这表明: N-R算法收敛时, 总能收敛到最优解; 但N-R算法能否收敛, 受初值的影响很大。要得到较理想的收敛性能, 选取初值需要进行非常繁重的运算; 即使在 η^* 附近选取初值, 也不能保证每次计算时N-R算法都收敛, 而且在实际运算中无法保证总将初值选取在 η^* 附近。

为了在相同精度下比较不同算法的收敛性, 先求出N-R算法收敛时得到的所有 η_{NR} 的均值 $\bar{\eta}_{1NR}$ 、 $\bar{\eta}_{2NR}$ 和方差 $D(\eta_{1NR})$ 、 $D(\eta_{2NR})$, 及 J_{NR} 的均值 \bar{J}_{NR} 和方差 $D(J_{NR})$, 考虑到 $\sqrt{D(\eta_{iNR})} \ll |\eta_i^* - \bar{\eta}_{iNR}|$, $i = 1, 2$; $\sqrt{D(J_{NR})} \ll |J^* - \bar{J}_{NR}|$ 。令 $\varepsilon_1 = 2 \min(\sqrt{D(\eta_{1NR})}, \sqrt{D(\eta_{2NR})})$, $\varepsilon_2 = 2\sqrt{D(J_{NR})}$, 从以下3个方面对DG算法和AIS算法进行评价: (1) 算法是否弱收敛(条件同N-R算法)。(2) 算法是否强收敛(收敛到最优解): 即 $|\eta_{1X} - \eta_1^*| \leq \varepsilon_1$ 且 $|\eta_{2X} - \eta_2^*| \leq \varepsilon_1$, 其中 X 代表DG或AIS; (3) 是否找到目标函数最优值: 即 $|J(\eta_X) - J^*| \leq \varepsilon_2$ 。

考虑求解精度并兼顾运算效率, 设定DG算法的运算参数为: $\Delta\eta'_i = 0.0001$, 其运算初值随机的选择在 η 的可行解的边界上; 将AIS算法的运算参数设定为: 选取初始种群规模 $M = 500$, 文献[10]选取抗体种群规模为 $N = 100$, $P_c = 0.45$, 克隆比例 $q = 2$, 变异概率 $P_m = 1$, 克隆死亡比 $d = 6/7$ 。考虑到求解精度和收敛速度的折中, 取基因高斯变异标准差初值为 $\sigma = 0.1$, σ 的指数高斯变异的标准差为 $\Delta\sigma = 0.01$ 。将DG算法和AIS算法求得的解分别记为 η_{DG} 、 η_{AIS} , 两算法的运算结果如表1所示。

表1 DG算法和AIS算法运算结果1(运算次数: 100次)

优化算法	弱收敛次数	强收敛次数	找到目标函数最优值次数	目标函数值的平均相对误差/(%)
DG算法	98	21	81	0.97
AIS算法	100	53	98	0.12

表中目标函数值的平均相对误差为 $|\bar{J}(\eta_X) - J(\eta^*)|/J(\eta^*)$, $\bar{J}(\eta_X)$ 为100次运算中 η_X 所对应的目标函数的平均值, X 代表AIS或DG。

由于AIS算法和DG算法强收敛时解的精度不低于N-R算法收敛时解的精度, 由表1中结果结合N-R

算法结果可知, AIS算法的收敛性最好, N-R算法最差。对AIS算法和DG算法弱收敛次数比较, 两者的收敛性能接近, 但在求得的目标函数值的精度上, 相对于DG算法, AIS算法具有明显优势。

在配置为P4 2.4 GHz处理器, 512 MB DDR内存的微机上使用Matlab, 分别对N-R算法(使用初值选择方法(1))、DG算法、AIS算法进行100次上述运算的运算总时间和得到一次有效结果(当N-R算法收敛, DG算法及AIS算法运算强收敛时)的平均运算时间, 如表2所示。可见, N-R算法的运算总时间最少, 而AIS算法得到一个有效结果所需的平均时间最短。

表2 3种算法的运算量比较(运算次数: 100次)

优化算法	运算总时间/s	得到一次有效结果的平均运算时间/s
N-R算法	5 132	1 026.4
DG算法	35 274	1 679.7
AIS算法	51 925	979.7

下面对三传感器决策融合系统进行实验, 在决策融合系统中加入第3个噪声 $n_3 \sim N(0,1)$, 其余参数与上述两传感器系统相同, 传感器观测值 y_1, y_2, y_3 关于 H_0, H_1 的条件概率密度分布分别为:

$$p(y_1, y_2, y_3 | H_0) \sim N \left(\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 3 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \right)$$

$$p(y_1, y_2, y_3 | H_1) \sim N \left(\begin{bmatrix} 2 \\ 2 \\ 2 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 6 & 3 & 3 \\ 3 & 5 & 3 \\ 3 & 3 & 4 \end{bmatrix} \right)$$

对3种可能的融合规则(1/3、2/3、3/3)分别进行运算, 考虑到N-R算法收敛性不佳, 本文通过两个方面对AIS算法和DG算法性能进行比较: (1) 解是否满足 $P_f = \nu$, $0 < \eta_{ix} < 2$, $i=1,2,3$, X 代表AIS或DG; (2) AIS算法的结果是否更优。如果 $J(\eta_{AIS}) \leq J(\eta_{DG})$, 就认为AIS算法优于DG算法。结果如表3所示。

表3 DG算法和AIS算法运算结果2(运算次数: 100次)

融合规则	所得解满足约束条件次数		AIS方法优于DG方法次数
	DG算法	AIS算法	
1/3	100	100	100
2/3	96	100	100
3/3	89	100	100

综上所述, AIS算法的收敛性明显优于N-R算法, 求解精度则优于DG算法。可见, AIS算法基于

全局搜索算法的模式^[8], 有效地避免了传统梯度算法对初值敏感、容易收敛到局部极值的问题。

4 最优融合规则的确定

下面以两传感器和三传感器决策融合系统为例, 对信号 s 的数学期望 u 不同取值情况下的最优融合规则(系统发现概率 P_d 最大)进行讨论。

4.1 两传感器

两传感器下, 信号 s 的数学期望 u 在1.5~10之间取值(间隔0.5), 其他参数与上节两传感器算例一致。融合中心的 P_d 与信号 s 数学期望 u 的关系如图1所示。当 u 小于3.5时, 最优融合规则为与规则; 当 u 大于3.5时, 最优融合规则为或规则。

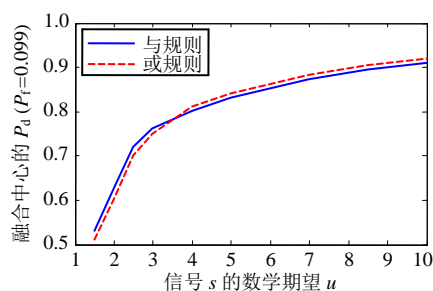


图1 两传感器决策融合系统 P_d 与信号 s 数学期望 u 的关系图

4.2 三传感器

三传感器下, 信号 s 的数学期望 u 在1.5~10之间取值(间隔0.5), 其他参数与上节三传感器算例一致。融合中心的 P_d 与信号 s 期望 u 关系如图2所示。当 u 小于2.8时, 最优融合规则为3/3规则; 当 u 在2.8~4.2之间时, 最优融合规则为2/3规则; 当 u 大于4.2时, 最优融合规则为1/3规则。

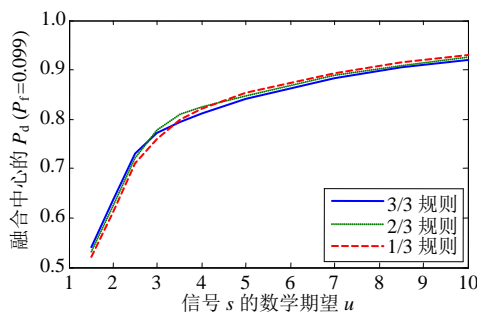


图2 三传感器决策融合系统 P_d 与信号 s 数学期望 u 的关系图

综上所述, 尽管使用AIS算法可以使各传感器在固定的融合规则下, 以最优门限 η_{Best} 来进行探测。但是随着 u 的变化, 最优融合规则本身也在发生变化。因此, 需要根据 u 的大小选择最优融合规则, 并根据融合规则, 将各传感器的门限系数调整至最优, 使决策融合系统在保证 $P_f = \nu$ 的情况下, 具有最大的发现概率 P_d 。

5 结 论

在N-P准则下分布式多传感器决策融合系统的优化设计实质上是带约束条件的非线性优化问题,传统梯度算法难以满足要求。本文使用的AIS算法,具有良好的全局搜索能力,能顺利收敛到最优值附近。数值实验表明,AIS算法与N-R算法和DG算法相比较,具有更好的收敛性和较高的精度。但是AIS算法基于群体优化技术,与传统算法相比单次运算量大,考虑到分布式多传感器决策融合系统优化设计的运算量随着传感器个数的增加急剧上升,在今后工作中需要在加快算法的收敛速度,减少运算量方面继续研究。

参 考 文 献

- [1] VARSHNEY P K. Distributed detection and data fusion[M]. New York: Springer-Verlag, 1997.
- [2] BLUM R S. Necessary conditions for optimum distributed sensor detectors under the Neyman-Pearson criterion[J]. IEEE Trans on IT, 1996, 42(3): 990-994.
- [3] ZHU Yun-min, LI Xiao-rong. Optimal decision fusion given sensor rules[J]. Journal of Control Theory and Applications, 2005, (1): 47-54.
- [4] ZHU Yun-min. Multisensor decision and estimation fusion[M]. Hong Kong: Kluwer Academic Publishers, 2003.
- [5] ZHU Yun-min, BLUM R S, LUO Zhi-quan, et al. Unexpected properties and optimum-distributed sensor detectors for dependent observation cases[J]. IEEE Trans on AC, 2000, 45(1): 62-71.
- [6] PAWLAK R J. A simple sub-optimal solution to the sensor-optimized, fusion-optimized Neyman-Pearson constrained decision fusion problem[J]. SPIE Signal and Data Processing of Small Targets, 1996, 2755: 218-225.
- [7] ELIAS-FUSTE A R, BROQUETAS-IBARS A, ANTEQUERA J P, et al. CFAR data fusion center with inhomogeneous receivers[J]. IEEE Trans on AES, 1992, 28(1): 276-284.
- [8] 公茂果, 焦李成, 杜海峰, 等. 用于约束优化的人工免疫响应进化策略[J]. 计算机学报, 2007, 30(1): 37-47.
- GONG Mao-guo, JIAO Li-cheng, DU Hai-feng, et al. A novel evolutionary strategy based on artificial immune response for constrained optimizations[J]. Chinese Journal of Computers, 2007, 30(1): 37-47.
- [9] 张成功, 黄迪明, 胡德昆. 基于人工免疫原理的反垃圾邮件系统AIASS[J]. 电子科技大学学报, 2007, 36(1): 96-99.
- ZHANG Cheng-gong, HUANG Di-ming, HU De-kun. An Anti-spam system AIASS based on artificial immune principle[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2007, 36(1): 96-99.
- [10] CAI Zi-xing, WANG Yong. A multiobjective optimization-based evolutionary algorithm for constrained optimization [J]. IEEE Trans on EC, 2006, 10(6): 658-675.
- [8] 傅向华, 彭小刚, 王志强, 等. 基于分布式范围树的结构化P2P多维范围查询[J]. 计算机科学, 2007, 34(8): 69-71, 119.
- FU Xiang-hua, PENG Xiao-gang, WANG Zhi-qiang, et al. Multidimensionality range query based on distributed range tree in structured peer-to-peer networks[J]. Computer Science, 2007, 34(8): 69-71, 119.
- [9] 张晓玲, 钟 诚, 李 智, 等. 基于P-范式模型的P2P网络分组查询算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(24): 127-130.
- ZHANG Xiao-ling, ZHONG Cheng, LI Zhi, et al. P2P network grouping search algorithm based on P-paradigm model[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(24): 127-130.
- [10] 曹华梁, 朱 星, 俞 勇. 适用于P2P的系统查询扩展优化方法[J]. 上海交通大学学报, 2005, 39(10): 1706-1710.
- CAO Hua-liang, ZHU Xing, YU Yong. SDQE: a semantic query optimization in P2P system[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2005, 39(10): 1706-1710.
- [11] 刘 涛, 张志明. 一种基于P2P网络Gnutella模型的查询策略[J]. 计算机应用与软件, 2006, 23(6): 53-55.
- LIU Tao, ZHANG Zhi-ming. A P2P based query strategy on guntella model[J]. Computer Applications and Software, 2006, 23(6): 53-55.
- [12] RATNASAMY S, HANDLEY M, KARP R, et al. Topologically-aware overlay construction and server selection[C]//Twenty-First Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies. New York, USA: IEEE, 2002: 1190-1199.
- [13] GUMMADI K P, SAROIU S, STEVEN D G, et al. Estimating latency between arbitrary internet end hosts[C]//Internet Measurement Conference. Marseille, France: ACM, 2002: 5-18.

编辑 张 俊

(上接第112页)

编辑 税 红