

有向传感网能量节省覆盖优化算法

夏凌楠¹, 林振华¹, 王莹冠¹, 徐正艺¹, 张红广², 魏建明²

(1. 中国科学院上海微系统与信息技术研究所, 上海 200050; 2. 中国科学院上海高等研究院, 上海 201203)

摘要: 针对由可移动节点组成的有向传感器网络提出了一种节能节省粒子群优化 (ESPSO) 算法. 针对现有算法在节点最大移动距离约束下, 仅将节点位置和感知角度作为可调参数而造成的节点冗余移动问题, 将节点的移动距离引入粒子群优化 (PSO) 算法元变量, 自适应地调整节点的最大移动范围, 并在粒子中引入变异. 实验结果表明, 与吸附式粒子群优化 (PSO) 算法相比, 本文提出的算法在相同的节点移动距离约束下, 在实现覆盖优化的同时能够显著降低节点移动能耗.

关键词: 有向传感器网络; 移动节点; 覆盖优化; 粒子群算法; 变异; 能量节省

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1002-0411(2012)-06-0663-05

Energy Saving Coverage Optimization Algorithm for Directional Sensor Networks

XIA Lingnan¹, LIN Zhenhua¹, WANG Yingguan¹, XU Zhengyi¹, ZHANG Hongguang², WEI Jianming²

(1. Shanghai Institute of Microsystem and Information Technology, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200050, China;

2. Shanghai Advanced Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201203, China)

Abstract: An energy saving particle swarm optimization (ESPSO) algorithm is proposed to improve the coverage of directional sensor networks with mobile nodes. Since the existing algorithms consider the maximum movement distance of each node as a constant constraint and only treat the position and sensing angle of each node as adjustable parameters which may result in redundant movement of the nodes, the movement distance of each node is added as a tuple in the particles of particle swarm optimization (PSO) algorithm to adaptively adjust the movement distance and introduce mutation in the particles. Experimental results show that the proposed algorithm can significantly reduce the energy cost compared with absorbing PSO algorithm under the same node movement constraint while achieving the same coverage optimization.

Keywords: directional sensor network; mobile node; coverage optimization; particle swarm optimization; mutation; energy saving

1 引言 (Introduction)

区域覆盖是无线传感网应用的关键问题, 传感器网络覆盖优化不仅能够使其更有效地进行环境感知, 而且对于合理分配网络空间资源、完成信息获取以及提高网络生存期等都有重要意义^[1]. 能耗问题是传感网应用中的另一个关键问题. 由于无线传感网的节点通常是由电池供电的无人值守节点, 节点能耗控制对延长网络的生存期至关重要. 在移动节点无线传感网覆盖优化时, 节点过多的移动能耗会使其过早地丧失监测功能.

早期的传感器网络覆盖研究主要针对震动、声音、温湿度等全向传感器节点. 近年来, 由视频、超声波等有向传感器组成的有向传感器得到了越来越广泛的应用, 如 CMUcam3^[2]、iMouse^[3] 等, 这些

移动视频传感网通过安装在移动机器人上的视频节点, 实现区域监控、模式识别、图像处理和传输等功能. 由于全向传感器与有向传感器的感知模型的不同, 针对全向传感网的覆盖优化算法不能直接应用于有向传感网中.

目前针对有向传感网区域覆盖优化的算法主要有虚拟势场^[1,4]、贪婪算法^[5]、Voronoi 图法^[6]等, 这些算法都是基于静态节点, 通过调整传感器的感知方向实现覆盖最大化. 文 [2] 采用粒子群优化算法对随机布设的静态节点视频传感器网络的覆盖进行优化, 利用粒子群算法良好的寻优能力, 取得了较好的优化效果. 文 [7] 在此基础上研究了基于机器人应用的有向传感网的覆盖优化问题, 分析了在节点移动距离受限时 3 种粒子群优化算法的性能, 证明了

吸附式粒子群算法 (absorbing PSO) 具有最好的优化效果, 但此算法没有充分考虑节点的能量消耗问题. 本文将针对粒子群优化算法在节点固定约束下产生的冗余移动问题, 提出一种能量节省的有向传感网能量节省粒子群优化 (energy saving particle swarm optimization, ESPSO) 算法, 将节点的最大移动范围加入到粒子群优化问题的编码参数元中, 抑制优化算法运行时节点的快速分离而造成的冗余移动. 其次, 通过在粒子群算法中引入高斯变异, 增强粒子的多样性, 避免优化算法过早地收敛于局部最优值. 仿真结果表明在节点最大移动距离为 10 m、20 m 及 40 m 的约束下, ESPSO 均能在优化覆盖的同时分别降低 32.79%、30.93% 和 26.45% 以上的节点移动总能耗.

2 基于粒子群优化的有向传感网覆盖优化算法 (Particle swarm algorithm based coverage optimization of directional sensor networks)

传统的全向传感器节点感知模型可用一个 3 元组 $\langle x, y, R \rangle$ 表示, 其中 (x, y) 代表节点的 2 维笛卡尔坐标, R 代表节点的感知半径, 见图 1(a). 有向传感器节点的感知模型则由 5 元组 $\langle x, y, \phi, R, \alpha \rangle$ 来描述, 其中 x, y, R 的含义与全向传感器的相同, ϕ 和 α 分别表示节点的感知方向向量 \mathbf{W}_d 在 2 维极坐标下的角度和传感器的视角, 这里用 ϕ 来指代感知方向, 如图 1(b) 所示. 全向传感器的覆盖优化可通过节点移动来实现, 而有向传感器网络则可以通过节点移动、调整节点的感知方向 ϕ 或两者同时调整来实现. 典型的随机布设有向传感网如图 2 所示, 假设网络中所有节点同质, 即它们具有相同的 R 和 α , 那么区域覆盖问题可由如下的优化问题描述:

$$\begin{aligned} \max C &= f(\mathbf{x}) \\ \mathbf{x} &= (x_1, y_1, \phi_1, \dots, x_N, y_N, \phi_N) \end{aligned} \quad (1)$$

其中 C 表示区域覆盖率, \mathbf{x} 为网络中所有节点可调参数组成的向量, N 为节点个数, f 表示在某个节点配置下的覆盖率计算函数, 通常实际应用时覆盖率并不能精确计算, 常用的算法有网格法、Voronoi 图法等, 本文采用网格法来计算.

粒子群优化算法是一种基于群智能的随机搜索优化算法^[8], 其基本原理可由式 (2)、(3) 描述:

$$\begin{aligned} v_{id}^t &= W \times v_{id}^{t-1} + \\ & C_1 \times \Psi \times (P_{id} - x_{id}^{t-1}) + C_2 \times \Psi \times (G_d - x_{id}^{t-1}) \\ x_{id}^t &= x_{id}^{t-1} + v_{id}^t \end{aligned} \quad (2) \quad (3)$$

其中, $d = 1, \dots, D$, $i = 1, \dots, N$, D 为变量维数, N 为粒子数量; x_{id}^t 为第 i 个粒子第 d 维的值, v_{id}^t 为粒子的移动速度, 上标 t 表示算法迭代时间; P_{id} 为粒子个体最优位置, G_d 为群体最优位置. W 为惯性权重, C_1 和 C_2 为粒子学习系数, Ψ 是 $(0, 1)$ 区间的均匀分布随机数. 算法开始时在解空间随机地生成 N 个粒子, 每个粒子根据 P_{id} 和 G_d 的值不断地迭代更新, 以达到优化的目的.

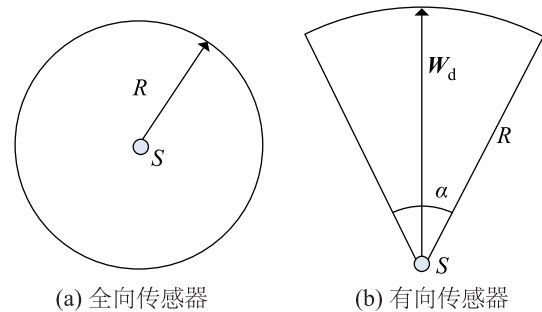


图 1 全向和有向传感器感知模型

Fig.1 Sensing models of omni-directional sensor and directional sensor

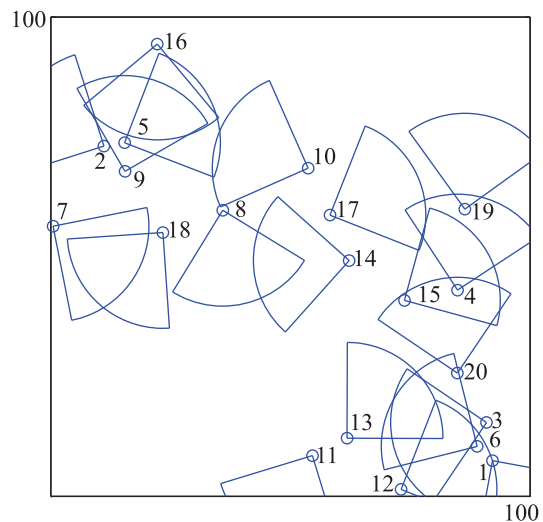


图 2 随机布设有向传感网

Fig.2 Randomly deployed directional sensor network

对比式 (1) 和式 (2)、(3), 可以将有向传感网的覆盖优化问题转换为粒子群优化问题, 但是这种方法并没有涉及节点的能耗. 文 [7] 中的吸附式 PSO 算法通过限制节点的最大移动距离来实现部分节能, 其约束条件为

$$\sqrt{(x_i - x_{i0})^2 + (y_i - y_{i0})^2} < r_{\max}, \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

其中, (x_{i0}, y_{i0}) 为节点随机布设时的初始位置, r_{\max} 为允许节点移动的最大范围, 可根据不同应用需求进行设定. 算法采用的机制为在采用粒子群算法进行搜索时, 如果某个粒子中有节点 i 的移动范围违反式 (4) 的约束, 则将其拉回到距 (x_{i0}, y_{i0}) 为 r_{\max} 的

位置. 但在有向传感器条件下此约束条件仍然可能造成不必要的能量损耗, 这是由于粒子群优化是一个随机搜索过程, 在式 (4) 的约束下节点仍然有可能收敛至约束的边界上, 造成冗余移动.

3 能量节省粒子群优化算法 (Energy saving particle swarm optimization algorithm)

针对上述问题, 本文采用将节点的最大移动范围当做参数元的方法, 来抑制节点的冗余运动, 此时优化问题的编码形式为

$$\mathbf{x} = (x_1, y_1, \phi_1, \Delta r_1, \dots, x_N, y_N, \phi_N, \Delta r_N) \quad (5)$$

节点移动的约束条件为

$$\begin{aligned} \sqrt{(x_i - x_{i0})^2 + (y_i - y_{i0})^2} < \Delta r_i, \\ \Delta r_i < r_{\max}, \quad i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (6)$$

其中 Δr_i 为节点 i 移动的最大距离, 与文 [7] 中的方法不同的是, 每个节点的最大移动范围约束并不是固定的, 而是在优化的过程中进行自动调整, 由此来抑制节点快速移动至边界的情况. 初始时, 每个节点的随机移动距离为 $r_{\max} \times \Psi$. 由于参数元中的 x_i 、 y_i 、 Δr_i 在算法优化时可能会产生互相约束而造成局部收敛的情况, 本文在算法中加入粒子变异机制. 由于高斯变异分布形式简单且对多数问题都有良好的效果 [9], 本文采用高斯变异方法. 高斯粒子变异方法为

$$x_{id_mutate} = x_{id} + g\sigma \quad (7)$$

其中 x_{id_mutate} 表示变异后的变量值, $g\sigma$ 表示在该粒子维度上的高斯扰动值, σ 为高斯分布的标准差. 粒子变异概率计算方法为

$$m_p = \frac{m_{rate}}{N_p \times D} \quad (8)$$

其中 m_p 表示粒子的变异概率, m_{rate} 表示变异率. 算法的伪代码见表 1.

4 仿真实验及结果分析 (Simulation experiment and result analysis)

本文采用优化覆盖率 C_{opt} 和节点能耗来比较算法的性能, 节点能耗由网络中所有节点在覆盖优化时需要移动的总距离来描述, 即:

$$\Delta r_{sum} = \sum_{i=1}^N \sqrt{(x_i - x_{i0})^2 + (y_i - y_{i0})^2} \quad (9)$$

这里用 η 来表征本文算法与吸附式 PSO 算法相比的节能效率, 如式 (10):

$$\eta = 1 - \frac{\Delta r_{sum_absorbingPSO}}{\Delta r_{sum_ESPSO}} \quad (10)$$

表 1 ESPSO 算法的伪代码

Tab.1 Pseudocode of ESPSO algorithm

```

initializing PSO parameters  $W, C_1, C_2, D, N_p$ 
initializing  $\Delta r_i = r_{\max} \times \Psi, \quad i = 1, 2, \dots, N$ 
for  $j = 1, 2, 3, \dots, N_p$ 
    initializing  $\mathbf{x}_j$  according to Eq.(5) and Eq.(6)
end
 $t = 0$ 
while( $t < \max\_iter$ )
    updating  $\mathbf{x}_j, \quad j = 1, 2, 3, \dots, N_p$ 
        according to Eq.(2) and Eq.(3)
    if( $t < \max\_iter \times m_{rate}$ )
        mutating  $\mathbf{x}_j, \quad j = 1, 2, 3, \dots, N_p$ 
            according to Eq.(7) and Eq.(8)
    end
    adjusting  $\Delta r_i, (x_i, y_i)$  according to (6)
end

```

测试场景是一个拓扑大小为 100×100 的矩形观测区域, 用网格法计算覆盖率, 由于网格密度过高时会显著增大运算量, 这里采用 50×50 的网格, 当网格中心被覆盖时认为该网格区域被覆盖. 初始时按随机方式布设 20 个搭载有向传感器的移动节点. 传感器配置参数 $R = 20$, $\alpha = \frac{\pi}{4}$, 粒子群算法参数的选择与文 [7] 相同, 算法最大迭代次数设为 1000 次. 随机生成 10 个不同的节点分布场景, 10 个随机布设场景的初始覆盖率 C_0 见表 2.

表 2 10 个随机布设场景的初始覆盖率

Tab.2 Initial coverage of 10 randomly deployed scenes

场景编号	C_0	场景编号	C_0
1	0.3716	6	0.4128
2	0.3820	7	0.4012
3	0.4076	8	0.4228
4	0.4164	9	0.3056
5	0.4508	10	0.3888

根据应用场景设定每个节点允许移动的最大距离 $r_{\max} = 10, 20, 40$, 对每个场景执行 100 次吸附式 PSO 和 ESPSO 算法进行比较. 为了说明变异操作的作用, 这里 ESPSO 算法分别在含变异操作和不含变异操作两种情况下进行计算. 其中不含变异操作的算法标记为 (ESPSO basic, ESPSO-B), 而含变异操作的算法标记为 (ESPSO with mutation, ESPSO-M), 高斯变异算法参数按文 [9] 的经验值进行选取, 即按粒子中各维动态范围的 0.1 倍, 相应的节能效率 η 记为 $\eta_{ESPSO-B}$ 和 $\eta_{ESPSO-M}$. 首先对场景 1 进

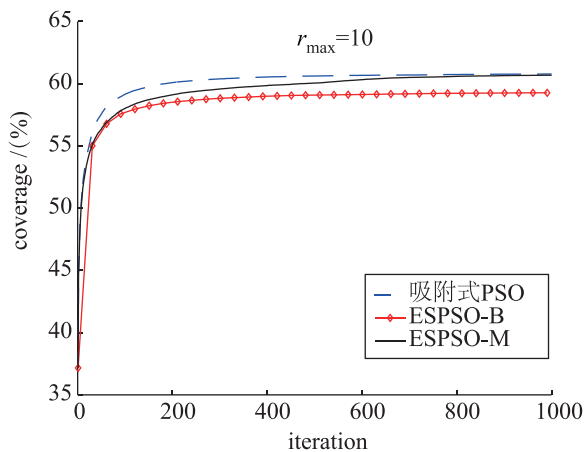
行仿真验证, 分别采用吸附式 PSO 算法和 ESPSO 算法对其进行场景优化. 图 3 为 $r_{\max} = 10$ 时吸附式 PSO、ESPSO-B 和 ESPSO-M 算法的平均优化曲线和节点移动总能耗对比曲线, 可以看出 3 种算法均能够极大地提高场景的覆盖率, 但节点移动总能耗方面 ESPSO-B 和 ESPSO-M 明显小于吸附式 PSO.

为进一步验证算法的有效性, 对表 2 中的 10 个随机布设场景分别进行覆盖优化. 表 3 ~ 5 为 10 个随机布设场景的优化结果对比, 从表中数据可以看出, 对所有的场景, ESPSO-M 算法均能达到与吸附式 PSO 算法相近或者更高的覆盖率, 在 $r_{\max} = 10$ 时至少能够节省 32.79% 的节点移动总能耗, 而在 $r_{\max} = 20$ 和 40 时, 至少能够节省 30.93% 和 26.45% 的节点移动总能耗. ESPSO-B 与 ESPSO-M 相比, 在所有的场景和 r_{\max} 约束下, ESPSO-M 的优

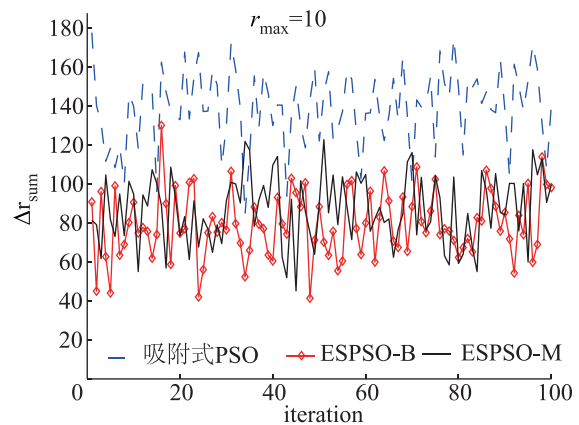
化效果均高于 ESPSO-B, 而 ESPSO-B 的节点移动能耗略小于 ESPSO-M, 这是由于优化算法在无变异操作时更易过早收敛.

5 结束语 (Conclusion)

本文基于粒子群优化算法, 研究了移动节点有向传感网的覆盖优化问题, 提出了一种节省能量的覆盖优化算法 ESPSO, 通过将节点的最大移动范围作为粒子参数元的方法, 改善了粒子群算法在覆盖优化时随机搜索空间过大而造成的节点冗余移动问题, 仿真实验证明了本文的算法与吸附式 PSO 算法相比能够显著地减少节点移动能耗, 因此在能耗要求较严格的场景下本文的算法具有很好的应用价值. 本文的算法仍然是建立在预置节点最大移动距离的基础上的全局优化算法, 下一步工作包括研究



(a) 优化算法平均收敛曲线



(b) 节点移动总能耗

图 3 场景 1 在 $r_{\max} = 10$ 时吸附式 PSO、ESPSO-B 和 ESPSO-M 算法收敛曲线和节点移动总能耗

Fig.3 Convergence curves and the total movement energy of all nodes using absorbing PSO, ESPSO-B and ESPSO-M when $r_{\max} = 10$ for Scene 1

表 3 $r_{\max} = 10$ 时 10 个随机场景下吸附式 PSO 算法和 ESPSO 算法比较

Tab.3 Comparison among absorbing PSO and ESPSO algorithms for 10 randomly-deployed scenes when $r_{\max} = 10$

场景编号	吸附式 PSO $C_{\text{opt}}/\Delta r_{\text{sum}}$	ESPSO-B $C_{\text{opt}}/\Delta r_{\text{sum}}$	ESPSO-M $C_{\text{opt}}/\Delta r_{\text{sum}}$	$\eta_{\text{ESPSO-B}}$	$\eta_{\text{ESPSO-M}}$
1	60.78%/139.18	59.27%/79.39	60.67%/86.94	42.96%	37.53%
2	61.48%/121.49	60.34%/68.05	61.80%/77.96	43.99%	35.83%
3	59.25%/122.01	57.87%/71.61	59.46%/81.86	41.31%	32.91%
4	60.22%/127.90	58.88%/75.85	60.22%/85.97	40.70%	32.79%
5	61.62%/112.73	60.69%/64.12	61.98%/71.55	43.13%	36.53%
6	61.47%/131.14	60.41%/75.16	61.86%/81.69	42.69%	37.70%
7	62.41%/116.57	61.42%/67.36	62.65%/74.99	42.21%	35.66%
8	61.38%/129.24	60.24%/72.68	61.68%/80.46	43.77%	37.74%
9	60.82%/137.70	59.90%/75.63	61.51%/82.20	45.08%	40.30%
10	59.81%/133.99	58.27%/78.21	60.13%/87.19	41.63%	34.93%

表 4 $r_{\max}=20$ 时 10 个随机布设场景下吸附式 PSO 算法和 ESPSO 算法比较Tab.4 Comparison among absorbing PSO and ESPSO algorithms for 10 randomly-deployed scenes when $r_{\max}=20$

场景 编号	吸附式 PSO $C_{\text{opt}}/\Delta r_{\text{sum}}$	ESPSO-B $C_{\text{opt}}/\Delta r_{\text{sum}}$	ESPSO-M $C_{\text{opt}}/\Delta r_{\text{sum}}$	$\eta_{\text{ESPSO-B}}$	$\eta_{\text{ESPSO-M}}$
1	61.71%/237.83	60.95%/139.64	62.22%/155.07	41.29%	34.80%
2	62.04%/204.84	61.44%/130.50	62.80%/138.26	36.29%	32.51%
3	60.62%/214.29	59.66%/134.59	60.94%/144.06	37.19%	32.77%
4	61.25%/215.43	60.10%/138.25	61.50%/148.80	35.83%	30.93%
5	61.90%/193.98	61.51%/117.30	62.73%/126.70	39.53%	34.68%
6	62.83%/215.60	61.28%/133.80	62.84%/137.29	37.94%	36.32%
7	63.20%/198.17	62.31%/123.40	63.49%/132.16	37.73%	33.31%
8	62.42%/207.05	61.19%/122.75	62.33%/134.10	40.71%	35.23%
9	61.90%/232.82	60.84%/135.58	62.47%/140.66	41.77%	39.58%
10	61.38%/231.47	60.21%/147.32	61.93%/153.95	36.35%	33.49%

表 5 $r_{\max}=40$ 时 10 个随机布设场景下吸附式 PSO 算法和 ESPSO 算法比较Tab.5 Comparison among absorbing PSO and ESPSO algorithms for 10 randomly-deployed scenes when $r_{\max}=40$

场景 编号	吸附式 PSO $C_{\text{opt}}/\Delta r_{\text{sum}}$	ESPSO-B $C_{\text{opt}}/\Delta r_{\text{sum}}$	ESPSO-M $C_{\text{opt}}/\Delta r_{\text{sum}}$	$\eta_{\text{ESPSO-B}}$	$\eta_{\text{ESPSO-M}}$
1	62.43%/361.42	61.54%/234.01	63.05%/250.44	35.25%	30.71%
2	62.73%/340.73	62.05%/221.05	63.21%/237.39	35.12%	30.33%
3	62.24%/389.30	60.59%/245.24	62.32%/251.87	37.01%	35.30%
4	62.18%/343.86	61.12%/239.39	62.57%/252.92	30.38%	26.45%
5	62.47%/321.94	61.86%/212.31	63.33%/221.63	34.05%	31.16%
6	62.62%/350.07	62.44%/218.52	63.45%/232.88	37.58%	33.48%
7	63.14%/312.53	62.64%/206.96	63.75%/215.10	33.78%	31.18%
8	62.46%/332.88	62.02%/214.58	62.91%/217.93	35.54%	34.53%
9	62.52%/361.97	61.25%/214.70	63.23%/224.93	40.68%	37.86%
10	62.03%/376.58	60.90%/240.46	63.08%/268.77	36.15%	28.63%

不同场景的节点分布规律, 结合节点局部信息和全局优化算法, 进一步节省能耗。

参考文献 (References)

- [1] 陶丹, 马华东, 刘亮. 基于虚拟势场的有向传感器网络覆盖增强算法[J]. 软件学报, 2007, 18(5): 1152-1163.
Tao D, Ma H D, Liu L. A virtual potential field based coverage-enhancing algorithm for directional sensor networks[J]. Journal of Software, 2007, 18(5): 1152-1163.
- [2] Rowe A, Goode A G, Goel D, et al. CMUcam3: An open programmable embedded vision sensor[R]. Pittsburgh, PA, USA: Robotics Institute, Carnegie Mellon University, 2007.
- [3] Tseng Y C, Wang Y C, Cheng K Y, et al. iMouse: An integrated mobile surveillance and wireless sensor system[J]. Computer, 2007, 40(6): 60-66.
- [4] Zhao J, Zeng J C. A virtual centripetal force-based coverage - Enhancing algorithm for wireless multimedia sensor networks[J]. IEEE Sensors Journal, 2010, 10(8): 1328-1334.
- [5] Cheng W F, Li S S, Liao X K, et al. Maximal coverage scheduling in randomly deployed directional sensor networks[C]//International Conference on Parallel Processing Workshops. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2007: 68.
- [6] Li J, Wang R C, Huang H P, et al. Voronoi based area coverage optimization for directional sensor networks[C]//2nd International Symposium on Electronic Commerce and Security. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 488-493.
- [7] Xu Y C, Lei B J, Sun S F, et al. Three particle swarm algorithms to improve coverage of camera networks with mobile nodes[C]//IEEE 5th International Conference on Bio-Inspired Computing: Theories and Applications. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2010: 816-820.
- [8] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]//IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [9] Andrews P S. An investigation into mutation operators for particle swarm optimization[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 1044-1051.

最佳分裂点的变化挖掘方法可以有效地挖掘 2 个不同时期的客户分类变化模式。

然而, 本文提出的方法只能挖掘 2 个不同时期的数据集的变化, 如果不同时期的数据集的数目是 3 个或者更多, 本文的方法就不适用了. 适合 3 个或者更多不同时期的数据集的变化挖掘方法是进一步研究的目标。

参考文献 (References)

- [1] Chen Y L, Hsu C L, Chou S C. Constructing a multi-valued and multi-labeled decision tree[J]. Expert Systems with Applications, 2003, 25(2): 199-209.
- [2] Cheng C H, Chen Y S. Classifying the segmentation of customer value via RFM model and RS theory[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(3): 4176-4184.
- [3] Chen W M, Ma C, Ma L. Mining the customer credit using hybrid support vector machine technique[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(4): 7611-7616.
- [4] Ahn H, Kim K J, Han I. A case-based reasoning system with the two-dimensional reduction technique for customer classification[J]. Expert Systems with Applications, 2007, 32(4): 1011-1019.
- [5] Ahn H, Ahn J J, Oh K J, et al. Facilitating cross-selling in a mobile telecom market to develop customer classification model based on hybrid data mining techniques[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(5): 5005-5012.
- [6] Ahn H, Kim K J, Han I G. Hybrid genetic algorithms and case-based reasoning systems for customer classification[J]. Expert Systems, 2006, 23(3): 127-144.
- [7] Kim J K, Song H S, Kim T S, et al. Detecting the change of customer behavior based on decision tree analysis[J]. Expert Systems, 2005, 22(4): 193-205.
- [8] Liu B, Hsu W, Han H S, et al. Mining changes for real-life applications[M]//Lecture Notes in Computer Science: vol.1874. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2000: 337-346.
- [9] Wang K, Zhou S Q, Fu C A, et al. Mining changes of classification by correspondence tracing[C]//Proceedings of the Third Siam International Conference on Data Mining. 2003: 95-106.
- [10] Song H S, Kim J K, Kim S H. Mining the change of customer behavior in an internet shopping mall[J]. Expert Systems with Applications, 2001, 21(3): 157-168.
- [11] Chen M C, Chiu A L, Chang H H. Mining changes in customer behavior in retail marketing[J]. Expert Systems with Applications, 2005, 28(4): 773-781.
- [12] Shih M J, Liu D R, Hsu M L. Discovering competitive intelligence by mining changes in patent trends[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(4): 2882-2890.
- [13] Liu D R, Shih M J, Liau C J, et al. Mining the change of event trends for decision support in environmental scanning[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(2): 972-984.
- [14] Liu B, Hsu W. Post-analysis of learned rules[C]//Proceedings of the Thirteenth National Conference on Artificial Intelligence and the Eighth Innovative Applications of Artificial Intelligence Conference. 1996: 828-834.

作者简介:

- 朱慧云 (1978-), 女, 博士生, 讲师. 研究领域为商务智能.
- 陈森发 (1945-), 男, 教授, 博士生导师. 研究领域为智能控制, 复杂系统优化.
- 曹杰 (1973-), 男, 教授, 博士生导师. 研究领域为信息管理, 应急管理.

(上接第 667 页)

作者简介:

- 夏凌楠 (1984-), 男, 博士生. 研究领域为多媒体传感网络和数据传输.
- 林振华 (1983-), 男, 博士生. 研究领域为无线传感网系

统设计和信号处理.

- 王营冠 (1970-), 男, 博士, 研究员. 博士生导师. 研究领域为无线传感网系统设计, 通信系统与信号处理.