

一种改进粒子群迭代优化的集成网络智能节点部署算法

任剑锋 张永强

(河南财经政法大学计算机与信息工程学院 郑州 450002)

摘要 为了解决复杂环境中集成网络系统的智能节点交叉覆盖和相互干扰对智能节点最优位置选择的影响问题,提出了一种改进粒子群迭代优化的集成网络智能节点部署算法。在该算法中,首先将集成网络系统智能节点部署模型转化为在交叉率和干扰约束目标下的优化问题;然后利用改进粒子群算法对节点部署方案进行映射,依据粒子粒距聚类度和粒子信息熵对粒子权值进行修正,再计算粒子的适应度值,对粒子的局部最优解和全局最优解进行更新;最后利用粒子速度和位置更新策略对智能节点部署进行迭代优化。仿真对比实验证明,该算法具有较好的收敛速度,且收敛值更优,有效地保证了在覆盖率最大时干扰最小。

关键词 集成网络,智能节点,节点部署,粒子群

中图分类号 F163 **文献标识码** A

Integrated Network Intelligent Node Deployment Algorithm of Improved Particle Swarm Optimization Iteration

REN Jian-feng ZHANG Yong-qiang

(School of Computer and Information Engineering, Henan University of Economics and Law, Zhengzhou 450002, China)

Abstract In order to solve effects of intelligent node cross cover and mutual interference in complex environment integrated network system on intelligent node optimal position select, an integrated network intelligent node deployment algorithm of improved particle swarm optimization iteration was proposed. This algorithm first integrates network system intelligent node deployment model into the cross rate and interference constraint targets optimization problems, then uses the improved particle swarm optimization (ps) algorithm to map node deployment scheme, on the basis of the particle grain distance clustering degree and particle information entropy modifies particle weights, and then computes of the particle's fitness value, updates the local optimal solution and the global optimal solution of the particle, finally, uses the particle velocity and position update strategies to make iterative optimization to intelligent node deployment. Simulation experiments show that this algorithm has good convergence speed and convergence value is more excellent, effectively guarantees the maximum interference minimum coverage.

Keywords Integrated network, Intelligent node, Node deployment, Particle swarm

1 引言

集成网络系统中以 RFID 和 WSNS 组建的网络具有可扩展性、可移植性和系统性,在对物理识别和信息追踪的同时,能够感知目标节点的位置和环境信息,这是未来智能集成系统的发展趋势^[1]。集成网络系统中,如何部署智能节点使得网络覆盖率最大化,同时降低智能节点间干扰,是网络集成系统性能优劣的关键。文献[2]提出了一种基于概率预测模型的粒子群算法,其以无线传感器网络的覆盖率为目标进行节点部署优化,但该算法对于智能节点的干扰没有进行研究;文献[3]提出了基于改进粒子群算法的节点部署算法,其从智能节点覆盖率和相互干扰方面出发改进了目标优化函数,但是由于该算法的粒子群收敛权系数为固定值,收敛整体较慢;文献[4]提出了基于改进遗传算法的智能节点部署优化算法,其

在交叉覆盖和节点通信不干扰的目标下对智能节点的最优位置进行寻优,但是该算法对交叉率值很敏感,该值的变动对收敛值影响较大,且易陷入随机搜索。基于此,对集成网络系统的 RFID 和 WSNS 节点部署进行归纳,提出一种改进粒子群迭代优化的集成网络系统智能节点部署算法,其在智能节点覆盖率和干扰模型的约束下,对智能节点最优部署方案的最优解进行搜索。实验仿真证明,该算法具有较好的收敛速度,能够获取较好的适应度值。

2 集成网络系统智能节点部署模型

集成网络系统主要包括 RFID 标签及识别节点和传感器集成节点,设集成网络系统部署区域离散节点集为智能节点候选集合 F 和标签测试集合 T ,则智能节点和标签通信过程中标签接收的功率为:

到稿日期:2012-06-02 返修日期:2012-08-27 本文受河南省科技厅重点科技攻关项目(112102210199)资助。

任剑锋(1979-),男,硕士,讲师,主要研究方向为软件工程,E-mail:cyrfj@163.com;张永强(1972-),男,硕士,副教授,主要研究方向为软件工程、情景感知。

$$P_r = P_t - L$$

式中, P_t 为智能节点发送端的功率, L 为多路径衰减的能量损耗, 则:

$$L = 10 \ln \left[\frac{1}{G_r G_t} \left(\frac{4\pi}{\lambda} \right)^2 d^n \right] + \sigma$$

式中, n 取 2, σ 为 $[3, 10]$ 区间的正态随机量, 单位为 dB, $\{G_r, G_t\}$ 为智能节点的天线和标签天线增益量。当 RFID 超高频达 915MHz 时, $\lambda = \frac{c}{f} \approx 0.33\text{m}$ 。

该模型主要考虑到节点的标签位置、智能节点的位置和相互之间与天线的角度^[5]。本文研究过程中设定智能节点和标签仅放置全向天线, 并且智能节点的天线和电子标签的天线的极向相同。则第 t 个标签测试节点接收的智能节点信号强度为:

$$Td(\tau, t) = P_r = P_t - \{10 \ln \left[\frac{1}{G_r G_t} \left(\frac{4\pi}{\lambda} \right)^2 d^n \right] + \sigma\}$$

式中, d 是智能节点与标签测试节点间的距离。

设 $G(\tau)$ 为智能节点 τ 的通信覆盖范围, 且 $\tau \in RS$, 则

$$G(\tau) = \{t = T | Td(\tau, t) \geq R_q \cap \forall \tau' \in RS, \tau' \neq \tau, Td(\tau, t) \geq Td(\tau', t)\}$$

式中, T 为通信覆盖区域的所有标签节点集合, R_q 为智能节点和标签节点数据通信的信号强度门限值, 一般为 10dBm, RS 为选出的智能节点部署方案, 对应集成网络系统节点部署方案的一个解。若 $Td(\tau, t) > 10\text{dBm}$, 则智能节点与标签节点可建立通信路径, 且在通信覆盖区域内的标签节点至少应被一个智能节点覆盖, 覆盖范围为:

$$\text{Cov}(\tau) = \bigcup_{\tau \in RS} C(\tau)$$

在智能节点通信区域内存在大量交叉区域, 也称为干扰区域。设智能节点 τ 覆盖的标签节点为 t , $Td(\tau, t)$ 为 t 节点接收的最强的智能节点信号, 则 t 节点的干扰 $D(t)$ 为该点接收的信号强度在区域 $[R_d, Td(\tau, t)]$ 内的智能节点信号的总和, 令 R_d 为信号的敏感度, 则:

$$D(t) = \sum (Td(\tau_j, t) - R_d)$$

$$Td(\tau, t) > Td(\tau_j, t) \geq R_d$$

则集成网络系统智能节点部署的最小干扰目标函数为:

$$f(\tau) = \sum_{t \in T} \frac{Td(\tau, t)}{D(t) + Td(\tau, t)}$$

集成网络节点部署就是在智能节点和标签节点部署的过程中, 选择具有最小干扰和最优点通信的部署方案, 这是一个多目标优化问题, 需要在节点通信干扰和覆盖性能间寻找最优平衡方案, 因此本文采用改进粒子群算法对该问题的最优解进行搜索。

3 改进粒子群迭代优化的智能节点部署算法

3.1 粒子群算法

粒子群算法是粒子在空间维度中以特定的速度进行飞行时动态地对粒子的位置进行更新, 在维度方向上搜索粒子当前环境中的最优解和当前群体的最优解。设粒子群体由 M 个粒子组成, 维度空间为 D 维, 则第 i 个粒子在第 d 维空间中的位置为: $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}\}$, 粒子的速度为: $V_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}\}$, 个体的最优位置为: $P_i = \{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}\}$, 种群的全局最优位置为: $P_g = \{p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd}\}$, 则粒子 i 在第

$t+1$ 时刻的速度和位置更新为:

$$v_{id}^{t+1} = v_{id} + c_1 * r_1 (p_{id} - x_{id}^t) + c_2 * r_2 (p_{gd} - x_{id}^t)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1}$$

由于粒子群算法中粒子都以最优解进行当前位置的迭代更新, 因此粒子的整体变化趋向相同, 这易造成粒子的多样性较低, 从而引起粒子群后期迭代计算的收敛速度较慢, 难以在有限的时间和迭代次数内获取较好的优化效果。文献[6]分析了将惯性权系数引入粒子群算法, 对粒子群算法的全局寻优和局部寻优进行调节。则粒子的速度更新为:

$$V_{id}^{t+1} = \omega * v_{id} + c_1 * r_1 (p_{id} - x_{id}^t) + c_2 * r_2 (p_{gd} - x_{id}^t)$$

式中, $\{c_1, c_2\}$ 是加速常数, $\{r_1, r_2\}$ 的值域为 $[0, 1]$, ω 为惯性权系数。粒子群优化算法在寻优过程中主要包括了当前粒子对邻近粒子的信任判定, 依据当前粒子运行趋势进行惯性运动决策, 同时粒子要对自身运行所经历的历史位置进行权衡, 以决定历史运行轨迹对当前粒子运行趋势的影响, 最后粒子在优化过程中要考虑到粒子间的搜索能力。基于此, 对惯性系数的 ω 权值映射和粒子间的相关关系进行研究。

文献[7]对 LDIW 策略分析方法进行了研究。设 $\Delta\omega = \omega_{\max} - \omega_{\min}$, 则:

$$\omega(t) = \omega_{\max} - \Delta\omega * \frac{t}{t_{\max}}$$

式中, ω_{\max} 为最大权值, ω_{\min} 为最小权值, t 为当前粒子计算的次数, t_{\max} 为粒子迭代总次数。

3.2 改进的粒子群迭代优化算法

在对粒子群惯性系数赋值时, 若其映射函数为线性递减, 则算法的极值点未必为真实动态系统的极值点, 较大的 ω 会影响粒子速度 v_{ij} 偏离当前环境的极值点, 从而有利于快速进入局部极值搜索, 整个算法的极值更优。但是若 ω 惯性系数在算法执行到一定阶段时, 粒子群粒子的多样性降低, 势必会导致粒子较难寻找到全局极值收敛点。文献[8]提出了粒距, 设粒子群在第 t 次迭代计算时第 j 个粒子在第 i 维空间中的粒距为 $d_{ij}(t)$, 则:

$$d_{ij}(t) = |x_{ij}(t) - g_{best}(t)|$$

因此对该次计算中粒子的粒距根据更新速度的大小进行排序, 形成该次迭代环境下粒子粒距的速度序列, 然后对粒子当前速度在粒距序列中的概率进行计算, 设当前环境中粒距序列对为 $X(d_m)$, 当前粒子速度 v_i 属于第 n 个粒距的概率为:

$$p_{ij} = \frac{|n|}{|m|}$$

式中, $|n|$ 为当前粒子速度在粒距中计算的最接近粒距对, 其约束条件为:

$$0 < |v_i - \sum_{i=1}^n \overline{v_{ii}}| < X(d_m)$$

且 $\overline{v_{ii}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_{mji}$, 表示第 m 个粒距中 i 个粒子的第 j 维速度均值。 $|m|$ 为当前计算环境中总的粒距数目, 则粒子 i 在当前迭代计算中的信息熵为:

$$H(v_i) = - \sum_{j=1}^n p_{ij} \ln p_{ij}$$

设在当前的 m 个依据粒子速度排序的粒距对中, 随机地在每个粒距中提取一个粒子速度, 则:

$$\overline{v}_1 = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m v'_{im}$$

设 $0 < |\overline{v_1}' - k * \overline{v_1}| |X(d_m), k=1, 2, \dots, n$, 其中 $|\overline{v_1}|$ 为粒距的中位数速度均值。

则满足约束条件的粒距为粒距对中的第 n' 个粒距, 粒子在粒距中的平均信息熵为:

$$\overline{H(v_1)} = - \sum_{j=1}^n p_{ij}' \ln p_{ij}' = - \sum_{j=1}^n \frac{|n'|}{|m|} \ln \frac{|n'|}{|m|}$$

则对于任意迭代计算的粒子惯性权函数, 有:

$$\begin{cases} H(v_i) > \overline{H(v_1)}, \omega = -(\omega_{start} - \omega_{end}) \left(\frac{t}{t_{max}}\right)^2 + \omega_{start} \\ H(v_i) \leq \overline{H(v_1)}, \omega = (\omega_{start} - \omega_{end}) \left(\frac{t}{t_{max}}\right)^2 + (\omega_{end} - \omega_{start}) \left(\frac{2t}{t_{max}}\right) + \omega_{start} \end{cases}$$

式中, $\omega_{start} = 0.95, \omega_{end} = 0.05, t_{max} = 1000$ 。

在实际的粒距计算时, 粒子速度的聚集特性会导致粒子按照速度分类时产生紧集合, 当粒距较小时, 种群易陷入局部极值, 而距离较大时算法收敛较难。因此在进行粒距划分后, 应对粒子的聚类程度进行记录, 当粒子的聚类度较高时, 粒距间距离较小, 此时应增大惯性系数, 当粒子聚类度较低时, 降低惯性系数, 提高算法的自适应收敛。设

$$\begin{cases} d_{mean}(t) = \frac{[\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^d d_{ij}(t)]}{(n * d)} \\ d_{max}(t) = |\max[d_{ij}(t)]| \\ k = \frac{[d_{max}(t) - \overline{d}(t)]}{d_{max}(t)} \end{cases}$$

式中, $d_{mean}(t)$ 是粒子种群的平均粒距, $d_{max}(t)$ 为最大粒距, k 为当前粒子状态的聚类度, 取值为 $[0, 1]$, 则粒子权重计算时, 其惯性系数应调整为:

$$\begin{cases} \omega(t) = \omega * \omega_{start}, & k \geq \alpha \\ \omega(t) = \omega * \frac{1}{\omega_{end}}, & k < \beta \end{cases}$$

式中, $\{\alpha, \beta\}$ 为惯性系数调整参数。

3.3 集成网络标示

集成网络系统的优化目标函数为:

$$F(\tau) = \alpha * f(\tau) + \beta * Cov(t)$$

式中, $\{\alpha, \beta\}$ 为目标函数加权系数, 其取值受网络指标性能需求影响, 且 $\alpha + \beta = 1$ 。当 α 值较大时, 集成网络系统能够保证智能节点对标签节点的通信最大覆盖率, 而 β 较大时则能够减少智能节点通信时相互间的干扰。

3.4 算法步骤

Step1 初始化 n 个粒子, 在定义域内初始粒子的速度和位置;

Step2 对粒子进行粒距聚类, 并依据粒距聚类度和粒子信息熵对粒子的映射权值进行修正;

Step3 依据集成网络迭代优化目标函数对每个粒子的适应度值进行计算;

Step4 将粒子适应度值与当前自身最好的局部位置 P_{best} 进行比较, 若更优, 则更新 P_{best} ;

Step5 将粒子适应度值和种群最优位置 P_g 进行比较, 若更优, 则更新 P_g ;

Step6 依据粒子速度和位置更新机制对粒子的当前状态进行更新;

Step7 判断当前迭代计算的终止条件, 若满足则输出全局最优值的节点位置, 否则转 Step2。

4 实验仿真与分析

实验仿真环境: IntelCorei3-5301G 内存、WindowsXP 系统的 PC 机, 算法运行平台为 Matlab7.0.1。实验区间为 $30m * 30m$, 其中包括 9 个智能节点和 50 个标签节点, 粒子种群为 150, 解空间为 18 维, 迭代计算次数为 500。实验仿真参数和智能节点位置如表 1 和表 2 所列。

表 1 实验仿真参数

参数	值
P_t /dBm	30
R_d /dB	10
N	2
σ /dB	5
G_r	7
G_r	1
ω_{max}	0.95
ω_{min}	0.05
∞	0.9
β	0.1

表 2 智能节点的初始位置

(18.97, 8.48)	(9.05, 17.38)	(17.26, 3.69)
(12.50, 15.55)	(19.17, 10.15)	(10.12, 8.02)
(19.55, 24.32)	(20.52, 25.83)	(16.82, 12.12)

随机初始化监测区域内的智能节点和标签节点, 具体如图 1 所示。

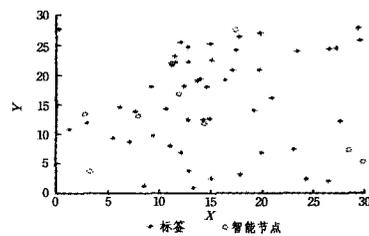


图 1 初始节点位置示意图

采用集成网络系统的优化目标函数对该网络系统的适应度值进行计算, 其值为 31。然后利用改进粒子群迭代优化的集成网络系统智能节点部署算法对该网络系统进行迭代优化, 优化后的最优智能节点部署分布如图 2 所示。

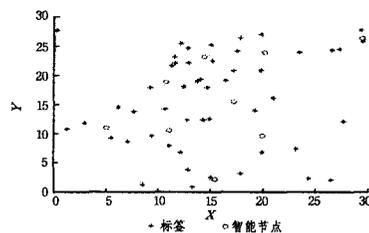


图 2 利用粒子群迭代优化的智能节点部署分布示意图

从图 2 可以看出, 经过粒子群迭代优化, 智能节点从边缘区域移动到聚类区, 其节点的感知范围逐步增大。

由于本文是基于粒子群迭代优化算法对智能节点的感知部署进行多目标进化计算, 进化算法的迭代性能对集成网络系统的目标函数适应度值影响较大。为了验证本文算法的有效性, 将本文算法与文献[3]的 IPSO 算法和文献[4]改进的

遗传算法进行对比,具体如图 3 所示。

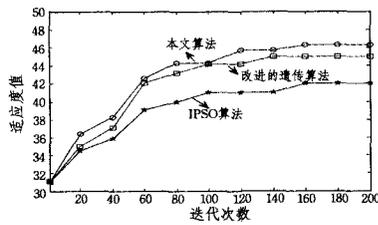


图 3 3种算法迭代次数与适应值关系变化图

从图 3 可以看出,3 种算法在迭代计算 60 次时,集成网络系统的适应度值快速增加,当迭代 80 次后,适应度值增幅趋缓,并逐渐趋于一个稳定值。这主要是由于惯性系数对全局和局部搜索的权衡。本文算法最终收敛于 46.3,比最初的适应度值提高了 15.3,相对 IPSO 算法,本文算法的权系数经过粒距聚类度和粒子信息熵进行了修正,算法能够较快地到达收敛值附近,且适应度值有明显的提高,而改进的遗传算法在同等实验参数和环境下,选择交叉概率为 65%时,最优的搜索效果与本文算法的搜索趋势基本相同,但改进的遗传算法对于交叉率较敏感,交叉较小,变异较小,算法的搜索能力降低,而交叉率较大时又会陷入随机搜索,而本文算法在初始时由于权值调整更接近收敛值,且在收敛值附近搜索时增强了局部搜索能力,使得算法的最终收敛值要优于改进的遗传算法。

通过迭代优化,智能节点的最优位置如表 3 所列。

表 3 智能节点最优位置分析

(19.93,9.72)	(5.10,11.04)	(10.73,18.77)
(11.26,10.38)	(29.37,26.21)	(14.46,23.42)
(15.62,2.21)	(17.24,15.33)	(20.18,24.27)

(上接第 154 页)

段考虑避免使用能耗和负载瓶颈节点,综合链路质量选择路径,均衡了负载和网络能耗,缓解了拥塞的产生,延长了网络生存周期。而算法 LQI-AODV 和 AODV 都是单一的路由量度,只能改善单一方面的性能,不能很好地解决热点(HOT-POINT)问题,降低了链路质量好的节点被选入多条路由路径的概率。

结束语 本文提出了一种新的基于跨层信息综合量度的路由算法,使用该算法能够选择链路质量和节点状态相对较好的路径进行路由,可以保证高效可靠的传输数据以及延长网络生存时间。另外,在该算法中提出了两个节点之间使用 CAP 阶段相互发送数据的创新思想,避免了在大规模网络中时隙不够分配的现象。通过仿真验证了 HLS 路由算法在吞吐量、端到端时延以及网络生存时间等指标上有明显提高,可以应用在无线 mesh 传感网当中。

参考文献

[1] 王海峰,钱建生,孙彦景. WSN 中基于能量代价的能量优化路由算法[J]. 计算机科学,2012,39(1):73-76
 [2] 阔永红,耿春娜,陈建. 能量优化和负载均衡的 QoS 按需路由协议[J]. 应用科学学报,2012,30(1):26-29
 [3] Jiang Wen-bin, Li Zhao-jing. Loadbalancing routing algorithm

结束语 通过对集成网络系统的智能节点部署模型进行研究,在全向天线模式下对智能节点的覆盖范围和干扰函数进行分析,以提高智能节点的信号覆盖率,降低节点间的通信干扰;将集成网络系统智能节点的部署问题转化为迭代地在网络系统中寻找具有最优平衡能力的节点位置,然后利用改进粒子群迭代优化节点部署算法对网络系统中智能节点的最优位置进行搜索。最后通过对比仿真实验,验证了本文算法在网络系统适应度值求解时的快速收敛特性,并且可以获得较优的收敛值。

参考文献

[1] Zhang Yan, Yang Laurence T, Chen Ji-ming. RFID and sensor networks[M]. [S. l.]: Taylor and Francis, 2010
 [2] 林祝亮,冯远静. 基于粒子群算法的无线传感器网络覆盖优化策略[J]. 计算机仿真,2009,26(4):190-193
 [3] 赵祥,纪志成. 基于改进粒子群算法的集成网络节点部署优化[J]. 江南大学学报:自然科学版,2011,10(4):402-406
 [4] 纪志成,赵祥. 基于改进遗传算法的集成网络节点部署优化[J]. 控制工程,2012,19(2):270-273
 [5] Mitrokotsa A, Douligieris C. Integrated RFID and sensor networks[M]. Norway: Taylor and Francis, 2010
 [6] 黄泽霞,俞攸红,黄德才. 惯性权自适应调整的量子粒子群优化算法[J]. 上海交通大学学报,2012,2:228-232
 [7] Eberhart R. Fuzzy adaptive particle swarm optimization[C]// Proceedings of 2001 IEEE International Conference on Evolutionary Computation. San Francisco: IEEE Press, 2001:101-106
 [8] 阳春华,谷丽珊,桂卫华. 自适应变异的粒子群优化算法[J]. 计算机工程,2008,16:188-190
 [9] 顾晓燕,孙力娟,郭剑,等. 一种有向传感器网络改进粒子群覆盖增强算法[J]. 重庆邮电大学学报:自然科学版,2011,23(2):214-219
 for Ad hoc networks [C]// International Conference on Mobile Ad hoc Networks, 2009:334-339
 [4] 江涛,蔡海滨. 新型无线 mesh 网络的 QoS 路由判据与算法[J]. 计算机工程与设计,2009,30(11):2671-2674
 [5] Athanasiou G, Korakis T, Ercetin O, et al. A cross-layer framework for association control in wireless mesh networks[J]. IEEE Transaction on Mobile Computing, 2009, 8(1):65-80
 [6] 袁正午,梁均军. 累积链路质量无线传感器网络路由算法研究[J]. 计算机工程与应用,2011,47(14):66-69
 [7] Koksali C E, Balakrishnan H. Quality-aware routing metrics for time-varying wireless mesh networks[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2006, 24(11):1984-1994
 [8] Draves R, Padhye J, Zill B. Routing in multiradio, multi-hop wireless mesh network [C]// Proceedings of Tenth Annual International Conference on Mobile Computing and Networking. Philadelphia, PA, USA, New York, NY, USA: ACM, 2004:114-12
 [9] 张希元,赵海,朱剑,等. 基于 LQI 量度的无线链路质量评估模型[J]. 2008,29(9):1263-1265
 [10] Rezgui J, Hafid A. Gendreau, Distributed admission control in wireless mesh networks: models, algorithms, and evaluation[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2010, 59(3):1459-1473
 [11] 孙佩刚,陈燕,王琳,等. 基于链路质量的无线传感器网络路由量度研究[J]. 系统仿真学报,2008,20(7):1938-1943