煤矿井下 WSN 中基于自适应粒子群聚类算法的 多 sink 节点部署

胡长俊^{1,2} 袁树杰^{1,3}

(安徽理工大学煤矿安全高效开采省部共建教育部重点实验室 安徽 淮南 232001)1

(安徽理工大学电气与信息工程学院 安徽 淮南 232001)²

(安徽理工大学能源与安全学院 安徽 淮南 232001)3

摘 要 多 sink 节点的部署是井下传感器网络的重要研究课题,对网络性能的影响很大。针对目前采用的部署方法 存在计算过程复杂、收敛速度慢、容易陷入局部最优等问题,在标准粒子群聚类算法的基础上,提出一种基于自适应粒 子群聚类算法的井下多 sink 节点部署算法(简称 A-PSOCA 算法),在惯性权重系数中考虑了粒子的进化和聚合状况, 使改进的算法的自适应能力更强,并在算法迭代过程中引入预防粒子位置重叠策略,防止粒子搜索局部最优化。仿真 结果表明,A-PSOCA 算法可以得到合理的 sink 节点位置,算法的收敛速度比标准粒子群聚类算法快 1 倍,所对应的 网络的平均能耗和均衡性以及网络生存期也优于其他基于粒子群算法,适用于井下通信环境。

关键词 矿井监测,多 sink 节点部署,自适应算法,粒子群算法,聚类算法

中图法分类号 TP393 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.11.015

Multi-sink Deployment in Wireless Sensor Networks for Underground Coal Mine Based on Adaptive Particle Swarm Optimization Clustering Algorithm

HU Chang-jun^{1,2} YUAN Shu-jie^{1,3}

(Key Laboratory of Safety and High-efficiency Coal Mining, Ministry of Education, Anhui University of

Science and Technology, Huainan, Anhui 232001, China)¹

(School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology, Huainan, Anhui 232001, China)² (School of Energy and Safety, Anhui University of Science and Technology, Huainan, Anhui 232001, China)³

Abstract Multi-sink deployment is an important research topic in underground sensor networks, which has a great influence on network performance. In view of the defect of complex calculation process, slow convergence rate, and trapping into local optimization existing in current deployment methods, on the basis of standard particle swarm optimization algorithm, a multi-sink deployment algorithm (A-PSOCA) based on adaptive particle swarm optimization clustering algorithm was proposed. In the A-PSOCA algorithm, the status of particle evolution and aggregation is introduced in the inertia weight coefficient to make the proposed algorithm more adaptive, and a preventive strategy from position overlapping in the iterative process of the algorithm is introduced to prevent particle swarm search from local optimization. Simulation results show that the A-PSOCA algorithm obtains reasonable locations for sink nodes, and its convergence rate is twice as faster as the standard particle swarm clustering algorithm. Compared with the other algorithms based on particle swarm optimization, the A-PSOCA approach has obvious advantages in terms of average energy consumption, proportionality and the lifetime of corresponding network. It is more suitable for underground communication environment.

Keywords Underground mine monitoring, Multi-sink deployment, Adaptive algorithm, Particle swarm optimization algorithm, Clustering algorithm

1 引言

目前,无线传感器网络 WSN 已经成为煤矿井下安全监

测监控的主要手段之一^[1]。应用井下的单 sink 结构 WSN 无 法保证信息传递的及时性和可靠性,是网络性能的瓶颈。多 sink 节点的 WSN 网络结构不仅能够缩短传感器节点到 sink

到稿日期:2017-10-22 返修日期:2018-03-18 本文受国家自然科学青年基金项目(61300001,51404008,61401003),安徽省矿用电子工程 技术研究中心开放基金项目(2013KF04)资助。

胡长俊(1973-),男,博士生,主要研究方向为井下安全检测,E-mail:601254090@qq.com;**袁树杰**(1963-),男,教授,博士生导师,主要研究 方向为煤矿安全、矿山通风与防灭火,E-mail:yuansj@aust.edu.cn(通信作者)。

节点的距离、缩短数据转发的延时并减少能耗,还能提高网络 的可靠性和鲁棒性。而在需要检测不同信号的井下环境中, 不同 sink 节点负责收集不同的环境监测信息,可以有效控制 网络中的数据流向,因此井下多 sink 结构 WSN 技术已经成 为目前研究的热点。

井下 sink 节点的数目及部署位置对井下 WSN 的消息响 应时间、节点的能耗分布以及网络寿命都有直接影响,是重要 的研究课题。文献「2]采用粒子群聚类算法解决 sink 部署问 题,首先采用 K-means 算法将监测区域划分为几个区,在每 个区内用 PSO-MSP 算法确定 sink 节点的最佳位置。文献 [3]提出了 DPSO-LS 算法,该算法先将多 sink 节点部署问题 进行公式化和离散化,然后采用粒子群算法进行局部搜索,以 确定多 sink 节点的优化位置。文献「4]采用了一种基于约束 的算法,该算法把节点至 sink 的最短路径和矩阵位置法相结 合,以确定多 sink 节点的最佳位置,能更充分地发挥网络的 作用和潜能。文献[5]提出了基于基因表达的多 sink 节点部 署方法,该方法一定程度地降低了网络响应时间和能耗,延长 了网络寿命。Liu 等^[6]提出了 RDF(Region Density First)算 法,在随机分布网络结构上给出了网络寿命表达式,该算法可 以在给定 sink 节点数目的情况下快速确定 sink 节点的位置。

多 sink 节点的部署属于一定条件约束下的优化问题,粒 子群优化算法 PSO^[7-8]具有易实现、参数少、收敛快等优点, 适用于井下网络环境。但标准 PSO 算法的搜索精度不高,很 容易陷入局部最优,很多研究者在其基础上提出了改进的 PSO 方法^[9-14]。Van 等^[15] 和 Kao 等^[16] 提出了基本粒子群的 聚类算法(简称为 B-PSOCA 算法),该算法是将粒子群算法 和 K-means^[17]算法相结合的混合聚类方法,利用 PSO 算法的 全局寻优能力和分布式随机搜索特性来解决两个算法容易陷 入局部最优解和对初值依赖的问题,提高了算法的收敛速度, 一定程度上提高了聚类的有效性,但网络规模较大时仍可能 陷入局部最优。

本文在 B-PSOCA 的基础上,提出一种自适应粒子群聚 类算法(简称 A-PSOCA 算法),该算法在粒子迭代过程中考 虑了粒子的进化和聚合状况,动态调整惯性因子,克服了粒子 群优化后期容易陷入局部最优的缺点,同时加快了粒子的收 敛速度,优化效果好于其他同类优化算法,更适用于井下通信 环境。

标准粒子群算法的描述及不足 2

设粒子群空间有m个粒子,搜索空间有n维,粒子i表示 为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T$, 粒子 *i* 的速度表示为 $v_i = (v_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T$, 粒子 *i* 的速度表示为 $v_i = (v_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T$, 粒子 *i* 的速度表示为 $v_i = (v_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T$, 粒子 *i* 的速度表示为 $v_i = (v_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T$, 粒子 *i* 的速度表示为 $v_i = (v_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T$, 粒子 *i* 的速度表示为 $v_i = (v_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T$, 粒子 *i* 的速度表示为 $v_i = (v_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T$, 粒子 *i* 的速度表示为 $v_i = (v_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})^T$, $v_{i2}, \dots, v_{in})^{T}$ 。在标准粒子群算法^[8]中粒子 *i* 的运动过程 如下:

$$V_{i}(k+1) = \omega V_{i}(k) + c_{1} \gamma_{1} (P_{ibest} - X_{i}(k)) + c_{2} \gamma_{2} (P_{gbest} - X_{i}(k))$$

$$(1)$$

$$X_{i}(k+1) = X_{i}(k) + V_{i}(k+1)$$
(2)

$$\omega(k) = \omega_{\max} - k \cdot \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{k_{\max}}$$
(3)

其中, ω 为惯性权重系数, c_1 和 c_2 为调整步长, γ_1 和 γ_2 为(0, 1)之间的随机数, P_{ibest} 和 P_{obest} 分别表示粒子 i 经历的自身最 好位置和粒子群的全局最好位置, $X_{k}(k)$ 和 $V_{k}(k)$ 分别表示粒 算法中,ω较大时,粒子群的全局搜索能力较强,而ω较小时, 粒子群有较好的局部搜索能力。式(3)说明标准粒子群算法 在前期有较强的全局搜索能力,在后期有较好的局部搜索 能力。 粒子群算法对ω的变化很敏感,而标准算法中ω只是随

着迭代次数的增加而线性减少,并不能实时反映粒子群的进 化寻优程度和对最优值的接近程度,实时搜索性能较差。本 文在惯性权重系数中引入进化因子和聚合因子,使改进的粒 子群算法具有自适应能力,同时采用了防止粒子位置重叠的 措施,保证了粒子的多样性,更有利于最优解的搜寻。

3 改进的自适应粒子群聚类算法

3.1 相关定义

假设粒子适应度函数为 f(x),第 k 次迭代后粒子 i 的函 数值为 $f(x_i^k)$,局部最优函数值为 $f(P_{ibest})$,全局最优函数值 为 $f(P_{abest})$,给出以下相关定义。

定义1 粒子群第 k 次迭代后,粒子的局部最优平均值为:

$$AVloc(P_{ibest}^{k}) = \frac{\sum_{i=1}^{m} f(P_{ibest}^{k})}{m}$$
(4)

定义2 粒子群第 k 次迭代后,粒子的平均函数值为:

$$AVf(x^{k}) = \frac{\sum_{i=1}^{m} f(x_{i}^{k})}{m}$$
(5)

定义3 粒子群第 k 次迭代后,粒子 i 的进化程度为:

$$EV_{1i}^{k} = \frac{f(P_{ibest}^{k-1})}{f(P_{ibest}^{k})}$$
(6)

由定义3可知,EV指能实时衡量粒子i经过每次迭代后 进化的程度,迭代过程中 EV靠值逐渐接近 1,当值为 1时,粒 子 i 的位置不再变化。

定义4 粒子群第 k 次迭代后, 粒子群局部最优平均值 的进化程度为:

$$EV_2^k = \frac{AVloc(P_{best}^{k-1})}{AVloc(P_{best}^k)}$$
(7)

当 EV% 值为1 时表示粒子群找到了全局最优解或者陷入了局 部最优。

定义5 粒子群第 k 次迭代后, 粒子群全局最优平均值 的讲化程度为:

$$EV_3^k = \frac{f(P_{gbest}^{k-1})}{f(P_{gbest}^k)}$$
(8)

当 EV^{*} 值为1时可以认为找到了全局最优解。

以上3项都反映了粒子群的进化程度,将三者综合为粒 子进化因子。

定义6 粒子群第 k 次迭代后的进化因子为:

$$EV_{i}^{k} = a_{1} \cdot EV_{1i}^{k} + a_{2} \cdot EV_{2i}^{k} + a_{3} \cdot EV_{3i}^{k}$$
(9)

其中, a_1 , a_2 , a_3 为调整系数,且 $a_1+a_2+a_3=1$ 。 另一方面,粒子群在迭代过程中会逐渐聚合,局部搜索能 力加强,特引入聚合因子反映粒子群的聚合程度。

定义7 粒子群第 k 次迭代后的聚合因子为:

$$AGG^{k} = \frac{AVf(x^{k})}{AVloc(P^{k}_{lest})}$$
(10)

根据定义 5 和定义 6,当进化因子较大时,说明粒子群的 进化速度减慢,这时需要适当减少惯性因子ω以增加局部搜 索能力;而当聚合因子较大时,说明粒子群的聚合程度较高, 需要适当增加惯性因子ω以增加全局搜索能力。因此将自适 应惯性因子ω的表达式修改为:

$$\omega_i^k = \omega - b_1 \cdot EV_i^k + b_2 \cdot AGG^k$$
(11)
其中, b_1, b_2 为权重系数, 且 b_1 + b_2 = 1。

将式(11)代入式(1)得到粒子 *i* 的第 *k* +1 次迭代速度改进公式为:

$$V_{i}(k+1) = (\omega - b_{1} \cdot EV_{i}^{k} + b_{2} \cdot AGG^{k})V_{i}(k) + c_{1}\gamma_{1}$$
$$(P_{ibest} - X_{i}(k)) + c_{2}\gamma_{2}(P_{gbest} - X_{i}(k)) \quad (12)$$

粒子的适应度函数应反映粒子位置的好坏,本文中聚类 的效果用离散度衡量,离散度越小,聚类的效果就越好,即聚 类中心距离该聚类的每个传感器节点的平均距离和越小,聚 类效果就越好。假设将 N 个传感器节点划为K 个聚类,则适 应度函数定义为:

$$f = \sum_{i=1}^{K} \sum_{j=1}^{N} \phi_{ij} \sum_{k=1}^{M} (S_{jk} - c_{ik})^{2}$$
(13)

其中, ϕ_{ij} 为 $N \times K$ 的矩阵,元素为0和1,当传感器 S_i 属于聚 类i时元素为1,否则为0。 S_{ji} 为传感器位置, c_{ik} 为聚类i的 中心位置,其值通过K均值聚类计算得出,计算表达式为:

$$c_{ik} = \frac{\sum_{j=1}^{N} \phi_{ij} S_{jp}}{\sum_{i=1}^{N} \phi_{ij}}$$
(14)

经过多次迭代后,粒子之间可能会很接近,出现位置重 叠,搜索容易陷入局部最优,影响搜索效果。为了避免这一情况,采用如下预防策略。

设粒子之间允许的最短距离为 D,经过 k 次迭代后,如果 粒子 i 和粒子 j 的距离 $d(x_i^k, x_j^k) = \sqrt{\sum_{s=1}^n (x_{is}^k - x_{js}^k)^2} < D$,则 分别调整粒子 i 和粒子 j 的位置:

 $\begin{cases} x_{is}^{k} = x_{is}^{k} + RND * (v_{is}^{k} + v_{js}^{k}) \\ x_{js}^{k} = x_{js}^{k} - RND * (v_{is}^{k} + v_{js}^{k}) \end{cases}$ (15)

其中,RND为区间(0,1)的随机数。

3.2 自适应粒子群聚类 A-PSOCA 算法

假设传感器节点在监测区域内随机分布,每个传感器节 点可以通过定位算法事先确定自己的准确位置,相邻 sink 之 间可以通过互通消息协商最优通信半径,以获得网络最佳连 通性和保证监测空间的覆盖率。为便于分析,假设传感器节 点数为 N,在监测区域内布设 K 个 sink 节点,粒子 i 表示为 K 维向量 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iK})^{T}$ 。

自适应粒子群聚类算法确定井下监测区域中 K 个 sink 节点的位置的步骤如下。

Step1 设定聚类数为 K,粒子数为 M,把 N 个传感器节 点逐一随机指定到某一个聚类,作为初始聚类划分,按照式 (14)计算各聚类中心,作为粒子 i 的初始位置 x_i ,计算粒子适 应度 $f(x_i)$,设粒子 i 的初始速度为 0,其余粒子位置由聚类 内节点位置随机化。

Step2 对于每个粒子,根据聚类划分,按照式(14)计算 聚类中心,根据式(12)更新粒子适应度。

Step3 由粒子适应度大小确定粒子的个体最优位置 P_{ibest}和全局最优位置P_{sbest}。 Step4 按式(11)更新粒子惯性因子,分别按照式(12)和 式(2)更新所有粒子的速度和位置。

Step5 如果粒子出现位置重叠,按式(15)调整粒子 位置。

Step6 根据粒子的聚类中心位置,对每个传感器节点按 照最近原则确定聚类划分。

Step7 若达到最大迭代次数或者 EV_3^k 为 1,则输出 $K \uparrow$ sink 节点的位置(P_{gbest}),算法结束;否则转 Step2,继续迭代。

4 仿真与数据分析

为了验证 A-PSOCA 算法的有效性,使用 MATLAB 工 具进行仿真,分别针对井下采空区和井下巷道环境进行模拟, 将本文提出的自适应粒子群聚类算法与标准粒子群聚类算法 以及其他相关智能算法的网络性能做比较。通过多次仿真发 现,公式中的参数取如下值时,算法的性能较好,本文仿真中 将使用如下参数值: $c_1 = 0.8(前期), c_1 = 0.2(后期), c_2 = 0.5,$ $\omega_{max} = 0.9, \omega_{min} = 0.4, a_1 = 0.3, a_2 = 0.3, a_3 = 0.4, b_1 = 0.5,$ $b_2 = 0.5$ 。

4.1 sink 节点位置

假设煤矿采空区的检测区域为 600 m×400 m,随机分布 200 个传感器节点,其中部署 5 个 sink 节点,传感器感知半径 和通信半径均为 5 m,采用本文改进的粒子群聚类算法得到 的结果如图 1 所示。图 1 中黑色五角星为得到的 sink 节点 位置,将 200 个节点划分为 5 个聚类,分别用不同形状表示, 图 1 中 X 轴为采空区走向位置,Y 轴为采空区倾向位置。



图 1 煤矿采空区 sink 节点的位置 Fig. 1 Positions of sinks in coal mine goaf

假设煤矿巷道的检测区域为 200 m×5 m,随机分布 60 个 传感器节点,部署 5 个 sink 节点,采用本文改进的粒子群聚 类算法得到的 sink 部署位置如图 2 所示。图 1 和图 2 说明 A-PSOCA 算法能得到合理的 sink 部署位置。





4.2 与其他同类算法的比较

以 4.1 节中使用的采空区环境和网络参数作为仿真环境,将本文提出的 A-PSOCA 算法同标准粒子群聚类算法、文献[2]提出的 PSO-MSP 算法以及文献[3]提出的 DPSO-LS 算法做仿真比较,考查算法在收敛速度、sink 位置的聚类效 果、网络生存期等方面的性能差别,所有数据取相应算法 20 次仿真结果的平均值。

仿真采用同样大小的采空区环境,用以上4种算法确定 sink 节点的位置后,定期采用 LEACH^[18]方法选举簇头,由每 个簇头给其成员分配 TDMA 时隙,假设每个传感器节点定期 发送检测信息,并且能够根据距离调整发送功率以节省能耗。 簇头收集成员节点的消息并处理后通过多跳方式传至最近的 sink 节点,节点采用文献[19]中描述的无线通信模型。

节点发送能耗: $E_T = (E_{elec} + \mu r^n)b$

节点接受能耗: $E_R = E_{elec}b$

其中,*E*_{elee}为射频能耗系数,μ表示电路放大器的能耗系数,r 表示发送距离,n表示路径损耗指数(一般为 2~4),b表示单 位信息的数据量,簇头处理消息的能耗忽略不计。仿真参数 如表1所列。

表1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters	
参数名称	取值
算法节点数目 N	$200 \sim 400$
节点感知和通信半径/m	5
sink 节点数目 K	$4 \sim 8$
节点初始能量 E_o/mJ	50
$E_{\rm elec}/({\rm nJ/bit})$	50
$\mu/(J/(bit \cdot m^4))$	$1 * 10^{-16}$
路径损耗指数 n	3

4.2.1 收敛速度和聚类效果比较

算法的收敛速度和聚类效果与传感器节点的随机分布情况有关,为便于比较,仿真时4种算法针对同一种随机分布情况进行迭代聚类,每一种算法在迭代的过程中统计迭代次数和适应度函数值的变化关系,算法适应度函数统一采用式(12)。算法的迭代次数直接体现算法的收敛速度,而适应度函数值的大小则用于衡量聚类效果。各算法的迭代过程如图3所示,由图3可见,标准PSO聚类、PSO-MSP、DPSO-LS的迭代次数分别为10,8,7,A-PSOCA算法比其他算法的收敛速度更快,在20次仿真中平均5次就可以确定sink节点的部署位置,迭代次数是标准POS聚类算法的一半,说明A-PSOCA算法的改进效果明显。其主要原因是A-PSOCA引入了聚合因子、进化因子以及预防粒子位置重叠策略,能实时根据搜索情况改善权重系数,优化了粒子群的搜索过程,权衡了全局搜索和局部搜索两者的关系,使得粒子群能够快速搜索到合适的位置。





Fig. 3 Relationship between number of iterations and corresponding fitness function value in four algorithms

4.2.2 节点平均能耗大小和均衡性比较

假设 sink 节点收集完区域内所有节点采集的信息所需

要的时间为1轮,在网络中随机选择20个节点(编号为1~20),sink节点数K取8,节点数目N取300。图4给出了使用4种算法分别在10轮、20轮信息采集以后,20个节点的剩余能量的情况比较(剩余能量取10次仿真的平均值)。由图4可知,本文提出的A-PSOCA算法和PSO-MSP算法对应的节点能耗较为均衡,而A-PSOCA算法中节点的能耗最低,20个节点能量分布均衡,10轮和20轮信息采集后20个节点的剩余能量分别在45mJ和42mJ以上,网络的寿命更容易预测,说明A-PSOCA算法确定的sink位置更有利于节省和均衡网络能耗。



图 4 4 种算法对应的网络中 10 轮和 20 轮信息采集后 20 个 节点的剩余能量比较



4.2.3 网络生存期比较

WSN 网络生存期与节点的初始能量及分布(包括普通节 点和 sink 节点的数量及位置分布)、节点采用的组织方式、路 由方法、网络负载大小以及服务质量的要求都有关系,这里主 要比较节点的聚类划分和 sink 节点位置对网络寿命的影响。 由于井下环境中 WSN 节点的有效使用时间较短,这里把网 络生存期定义为 WSN 中一半节点死亡的时间。网络生存期 以轮次为单位,即监测区域 WSN 中所有分簇的数据经过簇 头汇聚处理并发送至最近的 sink 节点为一个轮次。

图 5 给出了 sink 节点数为 5 时,4 种算法的网络生存期 与节点数目的关系。由图 5 可知,4 种算法对应的网络生存 期都随着节点数的增加而增加,节点数增加保证了成为分簇 的簇头节点的数目增加,延长了网络寿命。但在节点数超过 300 后,生存期增加缓慢,主要原因是随着节点数的增加,网 络负载也随之增加,并逐渐抵消了节点数增加从而延长网络 寿命的因素。从图 5 中还可以明显看出, A-PSOCA 算法对应 的网络生存期好于其他三者,说明 A-PSOCA 确定的 5 个 sink 节点位置有利于延长网络寿命。图 6 给出了节点数目为 300 时,网络生存期与 sink 节点数目的关系。随着 sink 节点 数目的增加,节点到 sink 节点的平均距离减少,传递能耗降 低,因此图5中网络生存期变长,而当 sink 节点超过6个时, 网络生存期增加不明显,故对于以上大小的采空区区域,在满 足消息传递实时可靠的前提下, sink 节点的最佳数目为 6。 从图 5 中看出, 部署的 sink 节点数较少时, 其位置对网络寿 命的影响不大,而当 sink 节点数为 2 个以上时, A-PSOCA 算 法对应的生存期好于其他三者,平均寿命比标准粒子群聚类 算法延长了 8%,说明 A-PSOCA 得出的 sink 节点位置更有 利于减少 WSN 节点的能耗,能够均衡网络负载,比其他几种



图 5 节点数和网络生存期的关系





图 6 sink 节点数和网络生存期的关系

Fig. 6 Relationship between number of sink nodes and lifetime of network

结束语 本文在标准粒子群聚类算法的基础上,针对井下环境提出一种自适应的粒子群聚类算法(A-PSOCA 算法)。为了让权重系数更好地体现粒子群迭代过程的变化,防止粒子群算法陷入局部最优,引入了进化因子和聚合因子,提出的适应度函数更有利于聚类的划分。仿真实验验证了本文算法的有效性。所提算法的收敛速度比标准粒子群聚类算法 快1倍,网络生存期比标准粒子群聚类算法延长了约8%,相比其他同类算法也有一定优势,说明 A-PSOCA 比其他同类算法更适合在井下应用。未来的工作是在 sink 节点部署的基础上,设计适用在井下的节点通信机制和路由,真正体现出井下 sink 节点部署位置的优势。

参考文献

- [1] SUN J P. Revision amendments for sensor setting of AQ 1029-2007 Use and Management specification of Coal Mine Safety Monitoring System and Testing Instrument [J]. Industry and Mine Automation, 2016, 42(4):1-6. (in Chinese) 孙继平. AQ 1029-2007《煤矿安全监控系统及检测仪器使用管理规范》传感器设置修订意见[J]. 工矿自动化, 2016, 42(4):1-6.
- [2] DANDEKAR D, DESHMUKH P R. Energy balancing multiple sink optimal deployment in multi-hop Wireless Sensor Networks [C]// 2013 IEEE 3rd International Advance Computing Conference (IACC). IEEE, 2013;408-412.
- [3] SAFA H, ELHAJJ W, ZOUBIAN H. Particle swarm optimization based approach to solve the multiple sink placement problem in WSNs [C] // 2012 IEEE International Conference on Communications (ICC). IEEE, 2012;5445-5450.
- [4] FLATHAGEN J.KURE Q.ENGELSTAD P E. Constrainedbased multiple sink placement foe wireless sensor networks[C]// 2011 IEEE 8th International Conference on IEEE. Valencia, 2011:783-788.

- [5] DAI S, TANG C, QIAO S, et al. Optimal multiple sink nodes deployment in wireless sensor networks based on gene expression programming[C] // 2010 ICCSN'10 Second International Conference on IEEE. Chengdu, 2010:355-359.
- [6] LIU Q.MAO Y M. Algorithm of multi-sink placement in Wireless Sensor Networks with random distribution [J]. Computer Engineering and Applications, 2013, 49(22);82-85.
- [7] 纪震,廖惠连,吴青华.粒子群算法及应用[M].北京:科学出版 社,2009:1-17.
- [8] YANG C W,GAO W,LIU N G,et al. Low-Discrepancy Sequence Initialized Particle Swarm Optimization Algorithm with High-Order Nonlinear Time-Varying Inertia Weight[J]. Applied Soft Computing, 2015, 29(4), 386-394.
- [9] WANG R Y,LIU H,WU D P,et al. Low-cost Optical Network Unit Deployment Strategy with Survivability Aware in Hybrid Optical-wireless Broadband Access Networks[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2016, 38(6): 1354-1361. (in Chinese)

王汝言,刘辉,吴大鹏,等.带有生存性感知的低成本光无线混合 网络无线功能部署策略[J].电子与信息学报,2016,38(6): 1354-1361.

- [10] GAOFR, WANGJJ, XIXG, et al. Gait Recognition for Lower Extremity Electromyography Signals Based on PSO-SVM Method[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2015,37(5):1154-1159. (in Chinese)
 高发荣, 王佳佳, 席旭刚,等. 基于粒子群优化-支持向量机方法 的下肢肌电信号步态识别[J]. 电子与信息学报,2015,37(5): 1154-1159.
- [11] WU J H,WANG B H,ZHANG X G,et al. Cloud model particle swarm optimization algorithm based on pattern search method [J]. Control and Decision, 2017, 32 (11): 2076-2080. (in Chinese)

吴建辉,王博华,张小刚,等.基于模式搜索法的云模型粒子群算法[J].控制与决策,2017,32(11):2076-2080.

[12] ZHANG C, LI Q, WANG W Q, et al. Immune particle swarm optimization algorithm based on the adaptive search strategy [J]. Chinese Journal of Engineering, 2017, 39(1):125-132. (in Chinese)

张超,李擎,王伟乾,等.基于自适应搜索的免疫粒子群算法[J]. 工程科学学报,2017,39(1):125-132.

[13] JIANG G Q, YANG X Y, WANG Z H, et al. Crop rows detection based on image characteristic point and particle swarm optimization-clustering algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(11):165-170. (in Chinese)

姜国权,杨小亚,王志衡,等.基于图像特征点粒子群聚类算法的 麦田作物行检测[J].农业工程学报,2017,33(11):165-170.

[14] WANG R H,CUI X M,ZHOU W,et al. Simplified particle swarm K-means clustering algorithm for merging adjacent disturbances[J/OL]. Application Research of Computers,2018, 35(11):1-7. (in Chinese)

王日宏,崔兴梅,周炜,等.融合邻域扰动的简化粒子群 K-均值 聚类算法[J/OL].计算机应用研究,2018,35(11):1-7. payment schemes[J]. Electronics Letters, 2000, 36(2): 132-133.

- [5] BUTTYÁN L.JEAN-PIERRE H. Rational Exchange A Formal Model Based on Game Theory[M] // Electronic Commerce. Berlin: Springer, 2001:114-126.
- [6] BUTTYÁN L, HUBAUX J P, ČAPKUN S. A Formal Model of Rational Exchange and Its Application to the Analysis of Syverson's Protocol[J]. Journal on Computer Security, 2004, 12 (3-4):551-587.
- [7] BUTTYÁN L, HUBAUX J P, CAPKUN S. A Formal Analysis of Syverson's Rational Exchange Protocol[C]//Computer Security Foundations Workshop(CSFW). IEEE, 2002:193.
- [8] ALCAIDE A, ESTEVEZ-TAPIADOR J M, HERNANDEZ-CA-STRO J C, et al. An extended model of rational exchange based on dynamic games of imperfect information [M] // Emerging Trends in Information and Communication Security. Berlin: Springer, 2006; 396-408.
- [9] ESTEVEZ-TAPIADOR J M, ALCAIDE A, HERNANDEZ-CAS-TRO J C, et al. Bayesian rational exchange [J]. International Journal of Information Security, 2008, 7(1):85-100.
- [10] ALCAIDE A. ESTEVEZ-TAPIADOR J M, HERNANDEZ-CAS-TRO J C, et al. A multi-party rational exchange protocol [C] // Proceedings of Workshops on the Move to Meaningful Internet Systems. Berlin: Springer, 2007: 42-43.
- [11] CAMPOS F A,PHAM V. Rational information exchange model: A new optimization approach for equilibrium computing[C] // Proceedings of the 6th International Conference on Modeling, Simulation, and Applied Optimization. IEEE, 2015;1-6.
- [12] TAO X,LI G,SUN D, et al. A game-theoretic model and analysis of data exchange protocols for Internet of Things in clouds [J]. Future Generation Computer Systems, 2016, 76: 582-589.
- [13] LV Z, PENG C G, LIU H, et al. Rational fairness exchange protocols based on maximum entropy principle[J]. Application Research of Computers, 2014, 31(2):563-567. (in Chinese) 吕桢, 彭长根, 刘海,等. 基于极大熵原理的理性公平交换协议
 [J]. 计算机应用研究, 2014, 31(2):563-567.
- [14] LIU H, PENG C G, ZHANG H, et al. Game Logic Formal Model of Rational Secure Protocol[J]. Computer Science, 2015, 42(9): 118-126. (in Chinese) 刘海,彭长根,张弘,等. 一种理性安全协议的博弈逻辑描述模型

(上接第107页)

- [15] VAN D W, ENGELBRECHT A P. Data clustering using particle swarm optimization [C] // The 2003 Congress on Evolutionary Computation, 2003. IEEE, 2003(1):215-220.
- [16] KAO Y C, LEE S Y. Combining K-means and particle swarm optimization for dynamic data clustering problems [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems, 2009:757-761.
- [17] ANIL K J. Data clustering: 50 years beyond K-Means[J]. Pat-

[J]. 计算机科学,2015,42(9):118-126.

- [15] NIU C C, PENG C G, LI X. Rational Model of Exchange Protocol and Its Mechanism Design on Fairness[J]. Application Research of Computer, 2017, 34(5):1504-1508. (in Chinese)
 牛翠翠,彭长根,李新.一种交换协议的理性模型及其公平机制
 设计[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(5):1504-1508.
- [16] ZHAO J, WU X H, TAO J. A Rational Exchange Protocol Model Based on Dynamic Game[J]. Computer Applications and Software, 2011, 28(7):121-124. (in Chinese)
 赵君,吴小红,陶杰.一种基于动态博弈的理性交换协议模型 [J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(7):121-124.
- [17] ZHOU X, JIN J H, LI Y B, et al. Multi-Party Fair Exchange Protocol Based on Rational Secure Sharing[J]. Journal of Information Engineering University, 2016, 17(6): 705-708. (in Chinese) 周變,金江浩,李延斌,等. 基于理性秘密共享的多方公平交换协

议[J]. 信息工程大学学报,2016,17(6):705-708.

- [18] SIMON H A. A Behavioral Model of Rational Choice[J]. Quarterly Journal of Economics, 1955, 69(1):99-118.
- [19] ELLSBERG D. Risk, Ambiguity, and the Savage Axioms[J]. Quarterly Journal of Economics, 1961, 75(4):643-669.
- [20] ALLAIS M, HAGEN O. Expected Utility Hypotheses and the Allais Paradox[J]. Journal of the American Statistical Association, 1979, 79(385): 224.
- [21] HALPERN J, TEAGUE V. Rational secret sharing and multiparty computation: extendedabstract [C] // Thirty-Sixth ACM Symposium on Theory of Computing. ACM, 2004:623-632.
- [22] TIAN Y, MA J, PENG C, et al. Secret Sharing Scheme with Fairness[C] // IEEE International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications. IEEE, 2011: 494-500.
- [23] CAMERER C, HO T H. Experience-weighted Attraction Learning in Normal Form Games-Camerer-2003-Econometrica - Wiley Online Library[J]. Econometrica, 2010, 67(4): 827-874.
- [24] NI S B. Design and Implementation of Two Kinds of Multi-agent Platform Integration Schemes[D]. Kunming: Yunnan University, 2015. (in Chinese)

倪盛斌.两种多主体平台集成方案的设计与实现[D].昆明:云 南大学,2015.

tern Recognition Letters, 2010, 31(8):651-666.

- [18] WENDI B H.ANANTHA P C.HARI B. An application-specific protocol architecture for wireless micro sensor networks [J].
 IEEE Trans on Wireless Communications, 2002, 1(4):660-670.
- [19] MARGI CB, PETKOV V, OBRACZKA K, et al. Characterizing energy consumption in a visual sensor network testbed[C]//International Conference on Testbeds and Research Infrastructures for the Development of Networks and Communities(Trident Com). Barcelona, Spain, 2006: 335-339.