

基于自适应惯性权重的混沌粒子群优化无线传感器网络成簇算法^①

薛晶晶¹, 何 锋², 赵仕俊¹

¹(中国石油大学(华东)信息与控制工程学院, 青岛 266580)

²(中国石油大学(华东)地球科学与技术学院, 青岛 266580)

摘 要: 为了解决簇头选举过程中多因素冲突问题, 以优化簇头选举和延长网络生命周期为目标, 提出一种基于自适应惯性权重混沌粒子群优化(AWCPSO)的分簇算法. 该算法在簇头竞选过程中, 考虑了节点剩余能量、与基站的距离以及该节点担任簇头的概率, 通过自适应惯性权重的混沌粒子群算法优化簇头的选举, 并将通信范围内的节点作为其簇成员. 簇头数目的选择满足最优簇头个数, 从而进一步提高了网络的能量使用效率. 仿真结果表明, 与SEP和DEEC算法相比, 本文算法能够更有效的节省能量, 网络稳定周期分别延长62.31%和16.45%, 同样有效的均衡网络能量消耗, 延长了网络生命周期.

关键词: 无线传感器网络; 分簇算法; 粒子群算法; 混沌理论; 网络生命周期

引用格式: 薛晶晶, 何锋, 赵仕俊. 基于自适应惯性权重的混沌粒子群优化无线传感器网络成簇算法. 计算机系统应用, 2017, 26(11): 139-144. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/6037.html>

Clustering Protocol for Wireless Sensor Networks Based on Inertia Weight Chaos-PSO Optimization

XUE Jing-Jing¹, HE Feng², ZHAO Shi-Jun¹

¹(College of Information and Control Engineering, China University of Petroleum(East China), Qingdao 266580, China)

²(School of Earth Science and Technology, China University of Petroleum(East China), Qingdao 266580, China)

Abstract: In order to solve the multi-factor conflict problem in cluster head election process, a clustering algorithm based on adaptive inertia weight chaotic particle swarm optimization (AWCPSO) is proposed to optimize the cluster head election and extend the network life cycle. This algorithm considers the residual energy of the nodes, the distance from the base station and the probability of the node as the cluster head during the cluster head election process. At the same time, it uses the adaptive inertia weight chaotic particle swarm algorithm to optimize the cluster head election, and elects the cluster members around the node communication range. The number of cluster heads can satisfy the optimal number of cluster heads, which further improves the energy efficiency of the network. The simulation results show that the proposed algorithm can save energy more effectively compared with the SEP and DEEC algorithm, and the stability and lifetime of the network can be improved by 62.31% and 16.45%, respectively.

Key words: wireless sensor networks; clustering algorithm; particle swarm optimization algorithm; chaos theory; network life cycle

1 引言

无线传感器网络 (WSN, Wireless Sensor Networks)

由大量微型的、低功耗和廉价的传感器节点组成, 这些节点随机或手动部署在无人值守的目标区域, 从而

^① 基金项目: 企业信息化与物联网测控技术四川省高校重点实验室(2014WYJ07); 广东省高科技发展专项基金(2013B10401036); 国家自然科学基金(41404088)

收稿时间: 2017-02-17; 修改时间: 2017-03-06; 采用时间: 2017-03-09

满足各种实际应用^[1,2]。由于传感器节点体积较小,所携带能量有限,在恶劣环境的应用中若要重新部署节点或更换电池代价过大,所以如何有效降低网络的能量消耗成为 WSN 最具挑战的问题之一。相关研究表明,设计能量高效的成簇算法是一种最实用的解决方法。

成簇的路由协议是将网络中的节点按照一定规则分成若干簇,每个簇包括簇头节点和簇内成员节点。簇内成员节点负责感知、采集目标信息并发送给簇头节点,簇头节点接收到信息后进行融合处理,并按照某种方式传输给基站。由簇的工作过程表明,准确的选择簇头及簇内成员节点才能保证网络生命周期得到最大化延长。目前,国内外学者已经提出了多种成簇算法^[3,4],下面,简要介绍一些相关的研究工作。

最早的成簇路由协议 LEACH(Low Energy Adaptive Clustering Hierarchy)^[5]由 Heinzelman 等人提出,它以“轮”为周期通过等概率随机的选择簇头节点,并将网络负载均匀分布到每个传感器节点上,从而达到降低网络能量消耗,延长网络生命周期的目的。但是算法在选择簇头节点过程中忽略了能量因素,这会造成局部低能量节点多次担任簇头角色过早“死亡”,进一步影响到网络实际应用的服务质量。此后大量算法 LEACH-C^[3]、HEED^[6]考虑了该因素。也有多种算法从不同方面考虑簇头的选举,如节点到基站的距离、节点和基站的通信代价、节点和邻居节点的接收信号强度等。另外,网络中簇的数量和分布的均匀性也会影响网络的性能,过多的簇会浪费网络资源,过少同样会导致感知、监测等任务无法达到相应精度。为此,考虑多种因素来选择簇头节点是一个 NP(Non-deterministic Polynomial) 难问题^[7],智能优化算法在解决这类问题时具有独特的优势。文献^[8]利用蚁群优化完成分簇,但该算法不适用于大规模网络。文献^[9]采用粒子群算法(Particle Swarm Optimization-PSO)进行优化分簇,并考虑最优簇数,但是没有考虑簇头到基站距离这一因素。

簇头选举过程中,如何找到满足多种因素的簇头是多目标问题,为了有效解决各目标之间的冲突,需要利用现有智能算法。根据多目标优化理论,没有任何一种算法对任何多目标都能使其分别得到最优解。因此,需要根据实际问题,融合不同算法的优势,构造出适应问题的新算法。与其他智能算法相比,PSO 具有算法简单、搜索速度快、效率高等优点,并广泛应用在信息与控制领域的各个领域。本文提出一种基于自适应惯性权重的混沌粒子群优化的(AWCPSO)分簇算法。该

算法在簇头选择过程中,综合考虑了节点剩余能量、与基站的距离以及该节点担任簇头的概率,通过自适应惯性权重的混沌粒子群算法优化簇头的选举,并将通信范围内的节点作为其簇成员。簇头选择的数目满足最优簇头个数,从而进一步提高了网络的能量使用效率,延长了网络的生命周期。

2 网络模型和能量消耗模型

2.1 网络模型

本文采用多级能量异构的无线传感器网络模型,该模型具有以下性质:

- (1) 网络中包含三种能量不同的传感器节点: α 节点、 β 节点、 ω 节点。
- (2) 监测区域为边长为 M 的正方形,并根据距离基站的远近分为 α 区域、 β 区域、 γ 区域,能量最大的 α 节点随机部署在距基站最远的 α 区域,能量次之的 β 节点随机部署在 β 区域, ω 节点随机部署在整个监测区域。
- (3) 基站固定在监测区域中心,并有足够能量。
- (4) 传感器节点除能量有差异外,其他性能完全相同。

2.2 能量消耗模型

数据的收发和处理会消耗节点大量能量,与之相比的侦听和休眠则微不足道。因此,本文仅考虑数据收发和处理所消耗的能量。为了方便与 DEEC^[10](Distributed Energy-Efficient Clustering) 算法进行仿真比较,本文采用与文献^[11]相同的无线通信模型,网络节点发送 l bit 数据传输 d 距离消耗的能量 E_{TX} 为:

$$E_{TX}(l, d) = E_{TX-elec}(l) + E_{TX-amp}(l, d) = \begin{cases} lE_{elec} + l\epsilon_{fs}d^2 & d < d_0 \\ lE_{elec} + l\epsilon_{mp}d^4 & d > d_0 \end{cases} \quad (1)$$

公式(1)表示网络在传输 l bit 数据到距离为 d 的位置所消耗的能量,其中 E_{elec} 表示每发送或接收 1 bit 数据所消耗的能量, ϵ_{fs} 和 ϵ_{mp} 分别为自由空间模型和多路径衰减模型中功率放大所需的能量,其中 d_0 为距离阈值,且 $d_0 = \sqrt{\frac{\epsilon_{fs}}{\epsilon_{mp}}}$ 。

接受数据包的能量消耗模型如式(2),接收 l bit 数据消耗的能量 $E_{RX}(l)$ 为:

$$E_{RX}(l) = lE_{elec} \quad (2)$$

3 自适应惯性权重混沌粒子群优化算法(AWCPSO)

PSO 算法^[12]是由 Kennedy 和 Eberhart 提出的基于

种群搜索策略的全局优化算法,它在搜索空间内随机初始化一群粒子,每个粒子都为优化问题的可行解,并且由目标函数确定相应的适应值.每个粒子在搜索空间内根据其自身经验和群体经验动态调整自己的飞行速度,并通过迭代找到最优解,粒子的速度和位置更新公式如下:

$$v_{k+1} = \omega v_k + c_1 r_1 (p_{best} - x_k) + c_2 r_2 (g_{best} - x_k) \quad (3)$$

$$x_{k+1} = x_k + v_{k+1} \quad (4)$$

公式(3)、(4)中 x_k 表示粒子当前位置, v_k 是粒子当前飞行速度, p_{best} 为粒子自身当前时刻找到的最优解位置, g_{best} 为群体当前时刻找到的最优解的位置. r_1 和 r_2 为分布于[0, 1]之间的随机数; c_1 和 c_2 为加速度常数,通常取 2. ω 为惯性权重,用来平衡粒子全局和当前搜索能力,较小的 ω 具有较好的局部搜索能力,能有效提高求解精度,较大的 ω 具有较好的全局搜索能力,能够有效避免限于局部最优,所以本文考虑采用自适应的惯性权重.

3.1 自适应惯性权重

惯性权重是 PSO 算法中最重要的参数之一,其主要控制历史时刻对当前状态的影响.可以通过调整惯性权重来达到平衡全局搜索能力和局部搜索能力的目的.多数 PSO 的改进算法^[13]中,一般采用线性递减的方法,初始时期通常取有利于全局搜索的较大值,但使得算法开销过大且搜索效率低,这种方法并不适用于对能量要求高的无线传感器网络;后期会取较小的惯性权重值,但算法容易陷入局部最优,不能准确找到全局最优解.所以本文根据粒子当前自适应值和前一时刻自适应值的关系来动态确定惯性权重值,惯性权重 ω 生成公式如下:

$$S(i, t) = \begin{cases} 1 & \text{if } fit(p_{best}_i^t) < fit(p_{best}_i^{t-1}) \\ 0 & \text{if } fit(p_{best}_i^t) = fit(p_{best}_i^{t-1}) \end{cases} \quad (5)$$

$$P_S(t) = \frac{\sum_{i=1}^n S(i, t)}{n} \quad (6)$$

$$\omega(t) = f(P_S(t)) = (\omega_{max} - \omega_{min})P_S(t) + \omega_{min} \quad (7)$$

其中 t 为当前迭代次数, ω_{max} 、 ω_{min} 分别为惯性权重最大值和最小值,根据多次实验 ω_{max} 取 0.9、 ω_{min} 取 0.4.

3.2 混沌粒子群

由粒子速度位置更新公式可知,如果粒子当前位置、当前最优值以及群体最优值三者一致,该粒子会因为速度和惯性因子不为零而远离最佳位置导致算法

不能收敛;如果速度非常接近零,粒子也到达当前种群最优位置,这会使种群多样性丧失,粒子会停止移动,处于停滞状态,这种情况会导致早熟;如果在迭代过程中粒子速度始终保持初始化状态,此时粒子“自我认知”和“社会学习”将失效,将搜索不到全局最小值,算法的适应性将降低.为了避免早熟,提高算法适应性,本文考虑将混沌思想引入粒子群优化算法中.混沌^[14]是非线性系统中的一种随机运动形式,广泛存在于自然现象和社会现象中,并具有随机性、遍历性、规律性三种特点. PSO 中加入混沌思想,提高了收敛速度得到,获得了大范围的搜索能力.由文献^[13]可知, Tent 映射比 Logistic 映射具有更好的遍历均匀性,因此本文采用 Tent 映射作为混沌扰动产生器.表达式如下(8):

$$x_{k+1} = \begin{cases} 2(x_k + 0.1 \text{rand}(0, 1)) & 0 \leq x_k \leq 1/2 \\ 2(1 - (x_k + 0.1 \text{rand}(0, 1))) & 1/2 < x_k \leq 1 \end{cases} \quad (8)$$

混沌粒子群优化算法的思想如下:

(1) 采用混沌序列初始化粒子的位置和速度,既保持了粒子群优化算法初始化时的随机性,又提高了种群的多样性和搜索的遍历性.

(2) 当达到设定的运算次数之后,对得到的个体最优位置和群体最优位置进行混沌优化,并映射到 Tent 方程迭代产生的混沌序列,再将产生的混沌变量序列通过逆映射公式(9)返回到原解空间.

$$y_{ik} = x_{ik} - a_k / b_k - a_k \quad (9)$$

3.3 AWCPSO 算法流程

AWCPSO 算法的流程如图 1 所示.

4 基于 AWCPSO 的分簇算法

4.1 簇头竞选原则

本文簇头竞选主要遵循以下原则:

(1) 拥有较多剩余能量的节点更有机会成为簇头;由于簇头负责接收簇内成员发送的消息,并融合后发送给基站,由能量消耗模型可知,这一过程需要消耗大量能量,所以当选的簇头必须拥有较多能量,否则会因能量耗尽过早死亡,影响网络生命周期.

(2) 簇头节点和基站的距离相对较近;由公式(1)可知,距离 d 是主要影响能量消耗的因素,所以短距离的传输会节省大量能量,有效延长网络整体寿命.

(3) 均衡节点的能量消耗,避免某些节点多次担任簇头;让满足条件的节点都有机会成为簇头,从而避免某些节点过多次担任簇头而过早死亡,使网络能量消耗均衡,最大化网络生命周期.

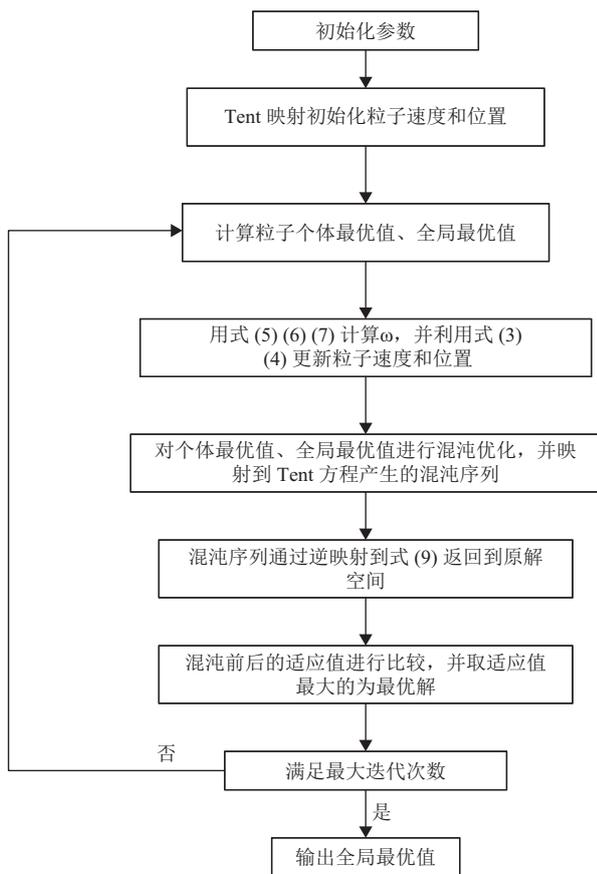


图1 AWCPSO 算法流程图

基于上述分析本文在簇头竞选过程中考虑节点的剩余能量、节点和基站的距离以及节点成为簇头的次数三个因素. 适应度计算公式如下:

$$fitness_i = \alpha \cdot f_1 + \beta \cdot f_2 + \gamma \cdot f_3 \quad (10)$$

$$f_1 = E_k / \sum_{i=1}^N E_i \quad (11)$$

$$f_2 = \sum_{i=1}^N D_i / D_K \quad (12)$$

$$f_3 = 1 / H_K \quad (13)$$

其中 α 、 β 、 γ 是影响因子, 用来调节各方面因素, 满足 $\alpha + \beta + \gamma = 1$; E_i 表示网络中第 i 个节点的剩余能量, E_k 是竞选簇头节点当前剩余能量, f_1 是能量评价因子, 表示竞选簇头节点的剩余能量和网络总剩余能量比值. D_i 表示第 i 个节点和基站间的距离, D_K 是竞选簇头节点和基站之间的距离, f_2 是距离评价因子, 表示网络所有节点和基站距离之和与竞选簇头节点和基站的距离的比值. H_K 表示竞选簇头节点当前状态下已经成功当选过簇头的总次数, f_3 是概率因子. 节点剩余能量越

多、距离基站越近且之前成为簇头的次数越少, 越有可能成为簇头.

由于本文采用多级异构网络, 网络中有少量能量不同的节点, 汇聚节点可按照 AWCPSO 算法直接进行簇头选举, 按照文献[1]的结论确定最优簇头数 K 为:

$$K = \sqrt{\frac{N}{2\pi}} \frac{D \sqrt{\epsilon_{fs}}}{\sqrt{E_{elec}(N+1) + l^4 \epsilon_{mp}}} \quad (14)$$

公式 (14) 中 N 为网络存活节点个数, D 为网络区域的边长, l 簇头到基站的距离, ϵ_{fs} 、 ϵ_{mp} 、 E_{elec} 如前文所述. 基于 AWCPSO 的簇头选举算法步骤如图 2 所示.

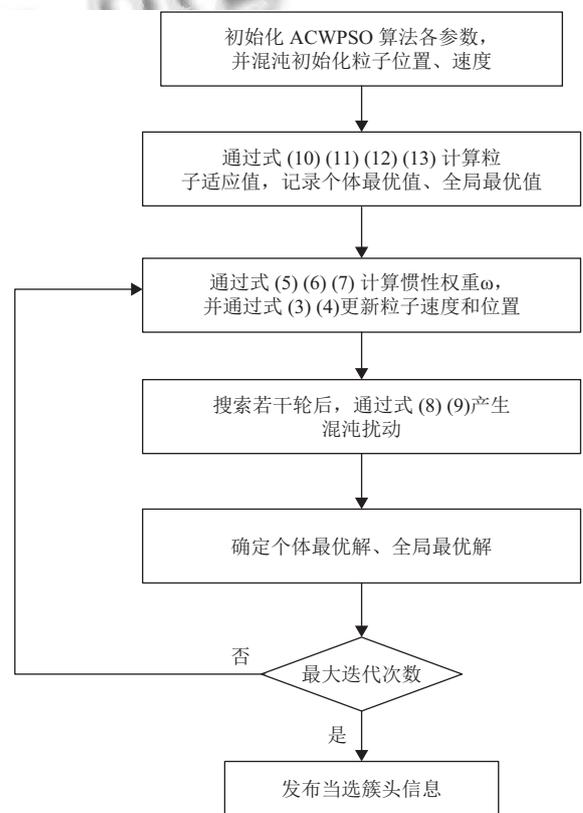


图2 AWCPSO 成簇流程图

4.2 簇内成员选取

簇头节点确定之后, 在其通信范围内的节点加入, 并完成网络分簇.

4.3 数据传输

本文采用 TDMA 方式进行数据传输.

5 算法仿真及性能评估

为了评价和分析本文算法的性能, 使用 Matlab 进行仿真. 实验环境如下: 模拟区域为 100 m×100 m 的正

方形区域内,并将区域按照 2.1 中的理论划分为三部分 α 区域、 β 区域、 γ 区域, γ 区域是以坐标 (50, 50) 为中心的 $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ 的范围, β 区域为围绕 γ 区域以外宽度为 20 米的范围, α 区域为围绕 β 区域以外宽度为 20 米的范围, 基站位于网络中心, 网络部署如图 3 所示.

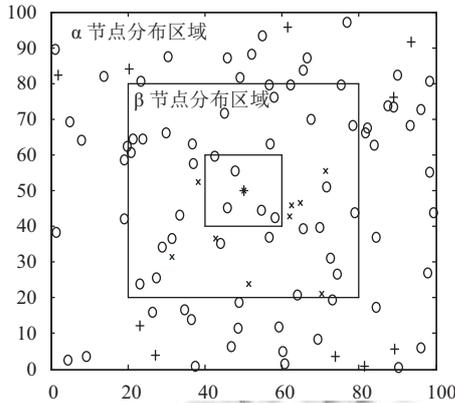


图 3 节点分布图

实验仿真参数如表 1 所示.

表 1 实验仿真参数

参数	值
E_0	0.5J
A	0.1
B	0.1
α	2
β	1
E_{DA}	5 nJ/bit
E_{elec}	50 nJ/bit
ϵ_{fs}	10 pJ/bit/m ²
ϵ_{mp}	0.0013 pJ/bit/m ⁴
P_{opt}	0.1
E_α	$E_0(1+\alpha)$
E_β	$E_0(1+\beta)$
N	100
数据包长度c1、c2	4000 bit 2

为了验证本文算法的有效性, 将本文提出的 AWCP SO 分簇算法与 SEP、DEEC 算法在同等仿真环境中进行了比较, 并用网络生命周期和能耗两个技术指标来评价算法性能.

图 4 给出了随着仿真轮数的增大, 网络中死亡节点数的变化, 即网络生命周期, 从图 4 中可以看出, AWCP SO 成簇算法的第一个死亡节点轮数大于 SEP 和 DEEC 算法, 这表明 AWCP SO 成簇算法的稳定周期大于 SEP 和 DEEC 算法, 并分别提高了 62.31% 和 16.45%. 新协议较好的均衡了网络能量消耗, 避免了个

别节点快速死亡. 同时, 随着网络运行, 相比与 SEP、DEEC 算法, AWCP SO 分簇算法节点死亡速率较小, 从而有效的延长了网络生命周期.

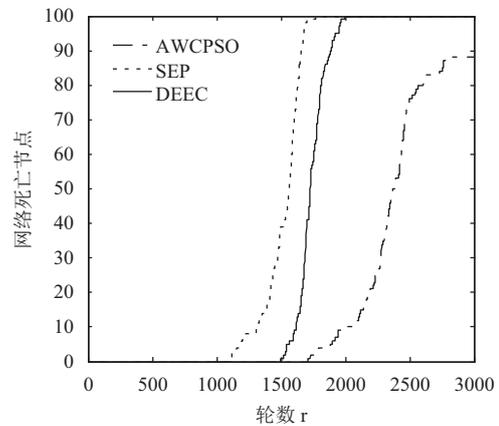


图 4 网络死亡节点随着轮数的变化

图 5 给出了网络运行轮数和剩余能量的关系图, 从图中可以看出, SEP、DEEC 算法运行了 1646、1862 轮能量全部消耗完, 而 AWCP SO 成簇算法则在运行大于 3000 轮后才消耗完所有能量. SEP、DEEC 的曲线斜率变化较大, 说明不同时间内簇头选择不合理会造成能量大量消耗, 而 AWCP SO 曲线斜率相对平稳, 说明簇头选择相对更合理. 可见在能量消耗方面 AWCP SO 成簇算法优于 SEP、DEEC 算法.

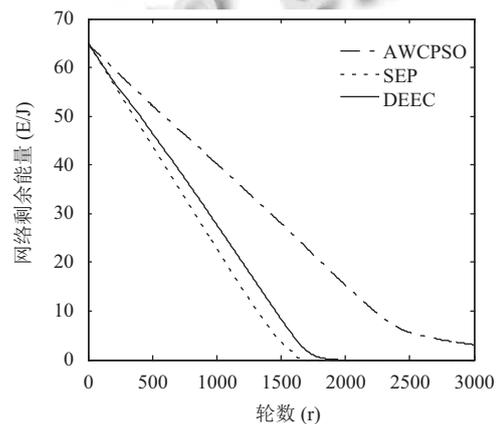


图 5 网络剩余能量随着轮数的变化

6

本文提出了基于自适应惯性权重的混沌粒子群优化 (AWCP SO) 无线传感器网络成簇算法. 利用了智能算法在解决 NP 难问题上的优越性, 将混沌理论和自适应惯性权重粒子群算法相结合应用于分簇问题的优化.

利用节点初始能量不同的特点,将网络划分三种不同的区域,并根据不同区域和基站距离的关系部署不同的节点.同时在簇头竞选时考虑节点剩余能量、节点和基站距离以及节点竞选簇头概率.考虑多个因素选择最优的节点担任簇头,从而均衡了网络能量消耗,有效的延长了网络生命周期.通过仿真,本文算法与 SEP 和 DEEC 算法相比,网络稳定周期分别延长 62.31% 和 16.45%,同样网络生命周也比 SEP 和 DEEC 长,这表明本文算法具有更好的性能,对能量异构环境的适应性和可扩展性更好.

参考文献

- 1 Aqeel-ur-Rehman, Abbasi AZ, Islam N, *et al.* A review of wireless sensors and networks' applications in agriculture. *Computer Standards & Interfaces*, 2014, 36(2): 263–270.
- 2 Rawat P, Singh KD, Chaouchi H, *et al.* Wireless sensor networks: A survey on recent developments and potential synergies. *The Journal of Supercomputing*, 2014, 68(1): 1–48. [doi: 10.1007/s11227-013-1021-9]
- 3 Heinzelman WB, Chandrakasan AP, Balakrishnan H. An application-specific protocol architecture for wireless microsensor networks. *IEEE Trans. on Wireless Communications*, 2002, 1(4): 660–670. [doi: 10.1109/TWC.2002.804190]
- 4 Singh SP, Sharma SC. A survey on cluster based routing protocols in wireless sensor networks. *Procedia Computer Science*, 2015, 45: 687–695. [doi: 10.1016/j.procs.2015.03.133]
- 5 Pantazis NA, Nikolidakis SA, Vergados DD. Energy-efficient routing protocols in wireless sensor networks: A survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2013, 15(2): 551–591.
- 6 Younis O, Fahmy S. HEED: A hybrid, energy-efficient, distributed clustering approach for ad hoc sensor networks. *IEEE Trans. on Mobile Computing*, 2004, 3(4): 366–379. [doi: 10.1109/TMC.2004.41]
- 7 Lucas A. Ising formulations of many NP problems. *arXiv: 1302.5843*, 2013.
- 8 张荣博, 曹建福. 利用蚁群优化的非均匀分簇无线传感器网络路由算法. *西安交通大学学报*, 2010, 44(6): 33–38. [doi: 10.7652/xjtub201006007]
- 9 郭剑, 孙力娟, 王汝传. 基于最佳簇数的无线传感器网络粒子群分簇协议. *南京邮电大学学报(自然科学版)*, 2010, 30(2): 36–40.
- 10 卿利, 朱清新, 王明文. 异构传感器网络的分布式能量有效成簇算法. *软件学报*, 2006, 17(3): 481–489.
- 11 Esmine AAA, Coelho RA, Matwin S. A review on particle swarm optimization algorithm and its variants to clustering high-dimensional data. *Artificial Intelligence Review*, 2015, 44(1): 23–45. [doi: 10.1007/s10462-013-9400-4]
- 12 Jordehi AR, Jasni J. Particle swarm optimisation for discrete optimisation problems: A review. *Artificial Intelligence Review*, 2015, 43(2): 243–258. [doi: 10.1007/s10462-012-9373-8]
- 13 魏玉琴, 戴永寿, 张亚南, 等. 基于 Tent 映射的自适应混沌嵌入式粒子群算法. *计算机工程与应用*, 2013, 49(10): 45–49. [doi: 10.3778/j.issn.1002-8331.1202-0394]
- 14 张浩, 张铁男, 沈继红, 等. Tent 混沌粒子群算法及其在结构优化决策中的应用. *控制与决策*, 2008, 23(8): 857–862.