

# 基于FW-PSO算法优化无线传感网络拓扑结构的方法

张颖\* 杨广媛

(上海海事大学信息工程学院 上海 201306)

**摘要:** 无线传感网络(WSN)具有无标度网络的特征, 通常工作在无人值守的开放性环境中, 极易遭受到各种蓄意攻击。攻击使得网络发生故障, 甚至会导致整个网络瘫痪。该文基于复杂网络领域的无标度网络, 构建具有无标度特性的无线传感网络模型。利用烟花算法及粒子群算法(PSO)寻优过程中的搜索能力、种群多样性等优点, 提出了一种FW-PSO算法, 该算法在全局搜索能力和收敛速度上具有较好的性能。针对具有无标度特性的网络模型, 用FW-PSO算法对网络拓扑进行优化, 在不同的攻击策略下分别从动态抗毁性和静态抗毁性分析优化前后网络的性能。仿真实验表明, 与其他同类算法相比, 经过该文所提算法优化后的无线传感网络的动态和静态抗毁性能都有明显提升。

**关键词:** 无标度网络; 无线传感网络; 抗毁性; FW-PSO算法; 拓扑优化

中图分类号: TN915.08; TP393.08

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)02-0396-08

DOI: 10.11999/JEIT191039

## The Optimization of Wireless Sensor Network Topology Based on FW-PSO Algorithm

ZHANG Ying YANG Guanyuan

(College of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

**Abstract:** Wireless Sensor Network (WSN) has the characteristics of scale-free network, usually works in an unattended open environment, and is vulnerable to a variety of deliberate attacks. The attack causes the network to break down, and even causes the whole network to be paralyzed. In this paper, the scale-free network in complex network is taken as the research object, and a scale-free wireless sensor network model is constructed. Using the advantages of Fireworks algorithm and Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm, such as search ability and population diversity, the FW-PSO (FireWorks and Particle Swarm Optimization) algorithm is proposed, which has good performance in global search ability and convergence speed. For the scale-free network model, FW-PSO algorithm is used to optimize the network topology. Under different attack strategies, the performance of the network before and after the optimization is analyzed from dynamic and static invulnerability respectively. Simulation results show that, compared with other similar algorithms, the dynamic and static invulnerability of wireless sensor network optimized by the proposed algorithm has obvious advantages.

**Key words:** Scale-free network; Wireless Sensor Networks (WSN); Invulnerability; FireWorks and Particle Swarm Optimization (FW-PSO) algorithm; Topology optimization

### 1 引言

无线传感网络(Wireless Sensor Network, WSN)<sup>[1]</sup>具有较高的抗毁性是各种实际应用中的一重要需求。由于应用环境复杂, 无线信号的传输

极易发生中断、衰变等状况; 另一方面, 网络节点很容易受到恶意攻击或由于能量耗尽而导致网络拓扑分区, 大大降低网络的连通性及覆盖范围, 甚至会使整个网络瘫痪<sup>[2,3]</sup>。因此如何提高网络的抗毁性是WSN部署实施的关键问题。

现实世界中的网络都可以用复杂网络来表示。复杂网络中的无标度网络<sup>[4]</sup>对于随机攻击具有很强的抗毁性, 但对故意攻击是脆弱的。其度分布近似服从“幂律分布”<sup>[5]</sup>, 故节点度小的节点占大部分, 节点度大的节点占少数, 但节点度较低的节点失效

收稿日期: 2019-12-25; 改回日期: 2020-07-26; 网络出版: 2020-08-21

\*通信作者: 张颖 yingzhang@shmtu.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61673259)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61673259)

对网络的连通性影响并不明显。显然, 构造具有无标度特性的WSN拓扑能够使其具有更强的抗毁性。

网络抗毁性分为静态抗毁性和动态抗毁性, 其中动态抗毁性又称为级联抗毁性。如果一个传感器节点在WSN中失效会导致负载重新分配到相邻节点, 不断增加的负载可能会导致整个网络出现级联问题, 这将严重影响网络的性能, 甚至会导致整个网络崩溃。在设计WSN的拓扑结构时, 不仅要考虑网络性能, 还要考虑级联故障。Motter等人<sup>[6]</sup>提出了级联失效的简化模型, 分析了产生级联失效的原因。文献<sup>[7]</sup>进一步发现无标度网络的级联故障具有幂律特征。崔文岩等人<sup>[8]</sup>为了控制复杂网络中级联失效的扩散, 提出了节点度和介数中心性相关的边缘加权模型。由于网络的节点和链路具有处理和传输数据的作用, 一个链路或部分节点的故障会导致负载重新分配, 进而导致其他节点的故障, 但是进一步的负载重新分配将导致级联故障, 于是Wang等人<sup>[9]</sup>研究了负载重新分配对抗毁性的影响。文献<sup>[10]</sup>提出一种基于非均匀负载再分配的级联故障模型。Ren等人<sup>[11]</sup>提出了另一种基于节点剩余能量的级联故障模型, 该模型在负载重新分配时考虑到节点的剩余能量。尹荣荣等人<sup>[12]</sup>提出了一种基于可变负载和节点固定容量的级联故障模型, 并求解出网络级联故障时负载的临界值。李黎等人<sup>[13]</sup>提出了一种基于有限资源来添加边的网络拓扑重构办法。以上研究都依赖于优化节点性能来控制级联故障, 有的只注重研究单一节点或边受到攻击无法通信的情况, 有的只分析网络的静态连接性能, 并没有考虑在网络级联故障下如何构造强连通性及强抗毁性的拓扑结构。本文考虑网络的动态特性, 通过智能优化算法构造具有最强连通性的网络拓扑结构, 研究其优化后的网络在级联故障情况下的抗毁性能。

本文首先构建具有无标度特性的WSN, 并提出了一种FW-PSO(FireWorks and Particle Swarm Optimization)算法, 通过对模型变量和约束条件做适当的改变, 将FW-PSO算法应用于具有无标度特性的WSN, 对网络拓扑进行优化, 并在不同攻击策略下对优化后的网络进行静态抗毁性和动态抗毁性分析。仿真实验表明, 优化后的网络在遭受级联故障和随机故障时抗毁性明显提高。文章结构如下: 第2节主要介绍级联故障模型的构建; 第3节主要介绍提出的FW-PSO算法及基于该算法优化具有无标度特性的WSN拓扑结构的具体过程; 第4节为仿真实验及结果分析; 第5节对本文进行总结。

## 2 级联故障模型

在网络中, 当一个节点发生故障时, 未处理的数据将被重新分配给其邻居节点。为了维护网络流量, 避免网络拥塞, 高容量的邻居节点将被重新分配更多未处理的数据。因此, 本文使用故障节点负载优先重分配原则的级联失效模型, 其中节点的初始负载<sup>[14]</sup>被设置为节点度的函数。

(1) 将网络中节点 $j$ 的初始负载 $L_j$ 与它的节点度 $k_j$ 的函数关系定义为

$$L_j = \beta k_j^\alpha \quad (1)$$

其中,  $\alpha, \beta$ 控制着节点初始负荷的强度, 均为可调参数。节点的度 $k_j$ 表示与该节点相邻的节点个数, 即连接该节点的边的数目。

(2) 节点 $i$ 的负载按照优先原则重新分配给邻居节点 $j$ , 节点负载重分配原则描述为

$$\Pi_j = \frac{\beta k_j^\alpha}{\sum_{n \in \Gamma_i} \beta k_n^\alpha} \quad (2)$$

其中,  $\Gamma_i$ 为节点 $i$ 上所有邻居节点的集合。

根据负载重新分配的原则, 当节点 $i$ 失效后节点 $j$ 从 $i$ 接收到的附加负载 $\Delta L_{ij}$ 为

$$\Delta L_{ij} = L_j \frac{k_j^\alpha}{\sum_{n \in \Gamma_i} k_n^\alpha} \quad (3)$$

可以看出节点 $j$ 接收到的额外负载 $\Delta L_{ij}$ 中与参数 $\beta$ 的选择无关, 故在仿真实验中不对 $\beta$ 进行设置。

(3) 节点容量 $C_{a_j}$ 反映了负载的承载能力, 并且受到网络成本的约束。假设节点 $j$ 的容量与其初始负载成正比, 则 $C_{a_j}$ 描述为

$$C_{a_j} = TL_j, \quad j = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

式中,  $T \geq 1$ , 为故障容忍参数。如果节点 $j$ 接收到超出其容量的额外负载, 即 $L_j + \Delta L_{ij} > C_{a_j}$ , 则节点 $j$ 将失效。节点 $j$ 的故障导致进一步的负载重新分配, 这可能触发其他节点的故障并导致级联故障。

本文中采用 $CF_i$ 表示节点 $i$ 所导致的失效节点的数量<sup>[15]</sup>, 显然 $0 \leq CF_i \leq N - 1$ , 为了量化节点受到袭击后导致的网络全局级联故障的程度, 采用了节点遭受袭击后的归一化指标, 即

$$CF_{at} = \frac{\sum_{i \in A} CF_i}{N_A(N - 1)} \quad (5)$$

其中,  $A$ 表示遭受袭击节点的集合,  $N_A$ 表示遭受袭击节点的数量。

分析以上模型可知容忍参数 $T$ 的大小直接影响

网络是否故障。当 $T$ 很大时,任一节点的失效都不能导致级联故障。当 $T$ 很小时,任一节点的失效都会导致网络瘫痪。所以,网络存在着一个从自由态到拥塞态的转变,转变点就是关键阈值 $T_c$ 。当 $T > T_c$ 时,网络中的每个节点都能够处理来自其他节点的额外负载,不会出现级联故障的现象,网络能够正常运行。但当 $T < T_c$ 时,由于每个节点处理故障的能力是有限的, $CF_{at}$ 突然从0迅速增长,导致整个或部分网络故障。

显然 $T_c$ 是网络避免级联故障的容忍能力的最小值。 $T_c$ 的值越小,网络在发生级联故障时的抗毁性就越强,所以关键阈值 $T_c$ 能够很好地反映出网络的级联抗毁性。

### 3 基于FW-PSO算法优化具有无标度特性WSN拓扑的过程

#### 3.1 PSO算法与烟花算法概述

##### 3.1.1 PSO算法

在PSO(Particle Swarm Optimization)算法<sup>[16]</sup>中,如果粒子群的总数为 $n$ ,搜索空间是 $D$ 维,第 $i$ 个粒子的位置表示为 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ,速度变化率为 $\mathbf{V}_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。第 $i$ 个粒子目前搜索到的最优位置为 $\mathbf{P}_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ ,整个粒子群目前搜索到的最优位置为 $\mathbf{P}_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ ,单个粒子每一步迭代的速度和位置则可表示为

$$v_{id}(t+1) = w \times v_{id}(t) + c_1 \times r_1 \times (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 \times r_2 \times (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (6)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1), 1 \leq i \leq n, 1 \leq d \leq D \quad (7)$$

其中, $c_1, c_2$ 为加速因子,均为常数。 $r_1, r_2$ 为在 $[0, 1]$ 之间的随机数。 $w$ 采用线性递减权重策略。定义为

$$w = w_{\max} - (w_{\max} - w_{\min}) \times \frac{\text{iter}}{\text{iter}_{\max}} \quad (8)$$

其中, $w_{\min}$ 为最小惯性权重, $w_{\max}$ 为最大惯性权重,iter为当前迭代次数,iter<sub>max</sub>为该算法迭代的总次数。

##### 3.1.2 烟花算法

烟花算法<sup>[17]</sup>主要由3部分组成:爆炸算子、高斯变异算子和选择策略。假设烟花数量为Num,第 $i$ 个烟花 $x_i$ 的爆炸半径 $A_i$ 和爆炸火花数目 $S_i$ 分别如式(9)、式(10)

$$A_i = A \times \frac{f(x_i) - y_{\min} + \varepsilon}{\sum_{i=1}^N (f(x_i) - y_{\min}) + \varepsilon} \quad (9)$$

$$S_i = M \times \frac{y_{\max} - f(x_i) + \varepsilon}{\sum_{i=1}^N (y_{\max} - f(x_i)) + \varepsilon} \quad (10)$$

其中, $A$ 和 $M$ 均为常数,分别用来调整烟花的爆炸半径大小和产生的爆炸火花数目。 $f(x_i)$ 表示烟花 $x_i$ 的适应度值, $y_{\min} = \min(f(x_i)), y_{\max} = \max(f(x_i))$ 。 $\varepsilon$ 是机器精度,用来避免除以零的操作。其中, $S_i$ 的边界定义为

$$S_i = \begin{cases} \text{round}(a \times M), & S_i < a \times M \\ \text{round}(b \times M), & S_i > b \times M \\ \text{round}(S_i), & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

式中, $a, b$ 为爆炸数目限制因子,均为常数。

为了增加爆炸烟花的多样性,引入高斯变异操作。烟花 $x_i$ 在维度 $k$ 上执行高斯变异操作的方式为

$$\hat{x}_{ik} = x_{ik} \times e \quad (12)$$

其中, $e$ 表示均值和方差均为1的高斯分布。

在经过上述步骤产生爆炸火花和高斯变异火花后,将从所有的烟花、爆炸火花和高斯变异火花中选择一定数量的个体作为下一代烟花进行迭代。其中,适应度最好的被选入下一代,剩下的Num-1个烟花采用轮盘赌的方法进行选择,如式(13)、式(14)

$$P(X_i) = \frac{R(X_i)}{\sum_{k \in K} R(X_k)} \quad (13)$$

$$R(X_i) = \sum_{j \in K} d(X_i, X_j) = \sum_{j \in K} \|X_i - X_j\| \quad (14)$$

其中, $K$ 表示所有烟花和两种火花(爆炸火花和高斯变异火花)的集合, $R(X_i)$ 表示当前个体到剩余其他个体之间的距离之和。 $P(X_i)$ 表示当前烟花被选择的概率。

#### 3.2 FW-PSO算法

对于PSO算法,粒子在其历史最优解和当前全局最优解的指导下,能够快速找到更好的解,收敛速度快。然而,粒子群中粒子位置主要通过比较其自身位置、周围位置和粒子群中的当前最佳位置更新,模式较单一,因此在后期迭代计算中收敛速度不高,极易陷入局部最优。在烟花算法中,烟花可以通过爆炸和突变操作在整个搜索空间中找到全局最优解。为了利用两种算法的优点,本文提出了一种FW-PSO算法,该算法主要分以下3步:

步骤1 PSO算法在进化到maxgen代后,保留适应度最优的 $n$ 个粒子,删除适应度较差的gronum- $n$ 个粒子,其中gronum为种群规模。

步骤2 保留下来的 $n$ 个粒子进行烟花算法的爆炸、变异和选择操作,得到gronum- $n$ 粒子。

步骤3 PSO保留的 $n$ 个粒子与经过烟花算法优化得到的gronum- $n$ 粒子合并形成新的粒子群继续进行下次迭代, 直到达到总迭代次数 $gen_{max}$ 。

### 3.3 无标度特性的WSN拓扑结构模型及优化求解过程

#### 3.3.1 无标度特性的WSN拓扑结构模型

将WSN用一个无权无向图 $G = (V, E)$ 描述, 其中 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_N\}$ 是一组节点,  $E = \{e(v_i, v_j)\}$ 是一组边,  $N = |V|$ 是网络中的节点总数,  $W = |E|$ 表示边的数量。为了对网络进行建模, 给出以下定义。

**定义1(邻接矩阵):** 定义 $A(G) = (a_{ij})_{N \times N}$ 表示图的邻接矩阵, 那么图 $G$ 就可以用其邻接矩阵表示。其中,  $a_{ij}$ 的取值集合为 $\{a_{ij} = a_{ji} = 1 | e(v_i, v_j) \in E(G)\}$ 和 $\{a_{ij} = a_{ji} = 0 | e(v_i, v_j) \notin E(G)\}$ 。

**定义2(拉普拉斯矩阵):** 若 $L(G) \in R \times R^N$ 是图 $G$ 的拉普拉斯矩阵, 则 $L(G) = \hat{D}(G) - A(G)$ , 其中 $\hat{D}(G) = \text{diag}\{d_i\}$ 为节点的度构成的对角矩阵。记拉普拉斯矩阵 $L(G)$ 的特征根为 $\mu_i, i = 1, 2, \dots, N$ 。将特征值从大到小排序可得:  $\mu_N \geq \mu_{N-1} \geq \dots \geq \mu_2 \geq \mu_1 = 0$ 。

**定义3(代数连通度):** 定义 $\mu = \mu_2$ , 当且仅当 $\mu > 0$ 时图是连通的。 $\mu$ 即为图的代数连通度。

节点 $v_i$ 和 $v_j$ 之间的冗余路径越多, 网络的抗毁性越强。为了度量网络中的冗余路径, 需计算任一节点对 $\{v_i, v_j\}$ 之间长度为 $l$ 的路径数目 $n_{ij}^l$ , 然后对其求和, 如式(15)

$$R = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \sum_{l=0}^{\infty} n_{ij}^l \quad (15)$$

然而 $n_{ij}^l$ 的计算存在难度, 故用闭路径的数目度量冗余路径, 则上式化简为式(16)

$$R = \sum_{i=1}^N \sum_{l=0}^{\infty} n_i^l = \sum_{l=0}^{\infty} \sum_{i=1}^N n_i^l = \sum_{l=0}^{\infty} n_l \quad (16)$$

其中,  $n_i^l$ 表示起点和终点均为 $v_i$ 且长度为 $l$ 的闭路径的数目。则 $n_l$ 表示网络中长度为 $l$ 的闭路径的数目。由于较短的闭路径对替代路径的冗余性影响较大, 故将 $R$ 除以长度 $l$ 的阶乘来衡量闭路径的贡献, 如式(17)

$$R = \sum_{l=0}^{\infty} \frac{n_l}{l!} \quad (17)$$

为了进一步化简式(17), 给出以下引理。

**引理1** 设 $n_l$ 表示网络中长度为 $l$ 的闭途径的数目, 则

$$n_l = \text{trace}(A^l) = \sum \lambda_i^l \quad (18)$$

其中,  $\lambda_i$ 为邻接矩阵 $A(G)$ 的特征根。

将式(18)代入式(17)得

$$R = \sum_{l=0}^{\infty} \frac{n_l}{l!} = \sum_{l=0}^{\infty} \sum_{i=1}^N \frac{\lambda_i^l}{l!} = \sum_{i=1}^N \sum_{l=0}^{\infty} \frac{\lambda_i^l}{l!} = \sum_{i=1}^N e^{\lambda_i} \quad (19)$$

将式(19)变换得到式(20), 就得到图 $G$ 的自然连通度如式(19)

$$\bar{\lambda} = \ln\left(\frac{R}{N}\right) = \ln\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e^{\lambda_i}\right) \quad (20)$$

经上述分析知, 自然连通度从网络的内部结构刻画出网络中替代路径的冗余性。自然连通度越大, 网络的抗毁性越好, 找到自然连通度最大的网络拓扑结构, 对网络抗毁性的提升具有重要意义<sup>[18]</sup>。由于网络受到成本的限制, 所以网络边的数量必然受限, 故将边的约束条件设置为:  $W = |E| = 1/2 \cdot \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_{ij}$ 。在拓扑优化的过程中需要保证图的连通性, 考虑到计算精度问题, 将代数连通度按照实验经验设置为 $\mu > 0.01$ , 确保在拓扑图中不会出现使网络不连通的孤立节点。根据以上分析, 对网络的拓扑结构进行优化, 寻优函数设置如式(21)

$$\max \bar{\lambda} = \ln\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e^{\lambda_i}\right) \quad (21)$$

约束条件如式(22)

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N a_{ij} &= 2W \\ \mu &> 0.01 \end{aligned} \quad (22)$$

#### 3.3.2 FW-PSO算法求解过程

首先, 根据“增长”及“择优连接”<sup>[5]</sup>特性构造具有无标度特性的WSN网络, 得到其邻接矩阵 $A(G)$ 。又由于FW-PSO算法适合求解连续优化问题, 所以需要对其拓扑优化模型做一个变量变换。具体操作如下:

(1) 在式(22)中 $a_{ij}$ 表示的是邻接矩阵 $A(G)$ 的下三角矩阵(不包括对角线), 即 $i > j$ 。故将 $N(N-1)/2$ 个元素重新排列记入 $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_{N(N-1)/2})$ 中。

(2) 将变量转换为连续变量。上步得到的 $\mathbf{X}$ 中 $x_i$ 是属于0或者1的, 若令 $\mathbf{X}' = g(\mathbf{X})$ , 那么 $g(\mathbf{X})$ 表示的就是 $\mathbf{X}$ 到 $\mathbf{X}'$ 的映射, 可得:  $\{x'_i = 0 | x_i < 0.5$  or  $x'_i = 1 | x_i \geq 0.5\}$ 。

(3) 为了保证映射之后仍然满足边的约束条件  $\sum_{i=1}^{N(N-1)/2} x'_i = W$ , 即在 $\mathbf{X}$ 里面,  $x_i \geq 0.5$ 的数量

$M = W$ 。在对粒子群进行寻优过程中,  $\mathbf{X}$ 中 $x_i \geq 0.5$ 的数量 $M$ 可能出现大于 $W$ 的情况也可能小于 $W$ , 鉴于此, 将变量调整如下:

$M < W$ 时, 在 $\mathbf{X}$ 里面随机地抽取 $M - W$ 个 $x_i < 0.5$ 的数, 在 $(0, 1)$ 之间随机生成大于 $0.5$ 的数将其代替;  $M > W$ 时, 在 $\mathbf{X}$ 里面随机的抽取 $M - W$ 个 $x_i < 0.5$ 的数, 在 $(0, 1)$ 之间随机生成小于 $0.5$ 的数将其代替。

根据上述分析, 基于FW-PSO算法优化网络拓扑结构过程的伪代码如表1。

## 4 仿真实验及分析

### 4.1 优化拓扑结构的实验仿真

本小节为了验证3.3节提出的网络拓扑优化算法的有效性, 用MATLAB R2016a进行仿真实验。假设网络监控区域为 $100 \times 100 \text{ m}^2$ , 参数设置如表2。首先构造初始WSN网络拓扑并得到其邻接矩阵 $\mathbf{A}(G)$ 。然后通过表2设置的参数进行FW-PSO算法的初始化。再根据3.2节的FW-PSO算法步骤, 通

表1 FW-PSO算法的伪代码

FW-PSO算法:
1. -- fpbest: 个体的最佳适应度值
2. -- fgbest: 群体的最佳适应度值
3. 输入: 目标函数 $f(x)$ , 邻接矩阵 $\mathbf{A}(G)$ ;
4. 参数初始化: gronum, $n, c_1, c_2, w_{\max}, w_{\min}, \text{gen}_{\max}, A, M, a, b, \text{maxgen}$
5. Set $\text{fpbest}_i \leftarrow x_i (x_i \in 1, 2, \dots, \text{gronum}), \text{gen}_{\max} \leftarrow 1$
6. While $\text{gen} < \text{gen}_{\max}$
7.     for $\text{pgen} \leftarrow 1$ to $\text{maxgen}$
8.         for $i \leftarrow 1$ to $\text{gronum}$
9.             更新粒子的 $v_i, x_i$ by式(6)、式(7)
10.             计算 $f(x_i)$
11.             if $f(x_i) > \text{fpbest}(x_i)$
12.                 then $\text{fpbest}(x_i) \leftarrow f(x_i)$
13.             end if
14.             if $f(x_i) < \text{fpbest}(x_i)$
15.                 then $f(x_i) \leftarrow \text{fpbest}(x_i)$
16.             end if
17.         end for
18. $\text{pgen} \leftarrow \text{pgen} + 1$
19.     end for
20.     将粒子组按降序排序, 选出适合度较好的 $n$ 个粒子, 并根据3.2节FW-PSO算法选出 $n$ 个最优粒子
21.     计算新种群的 $\text{fpbest}, \text{fgbest}$
22. $\text{gen} \leftarrow \text{gen} + 1$
23. end while
24. 输出: $\text{fgbest}$

过FW-PSO算法得到式(21)的最优值, 即具有最大自然连通度的WSN网络拓扑, 实验结果如图1。

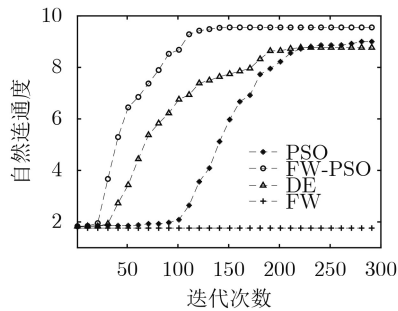
图1(a)比较了几种优化算法中自然连通度随着进化代数增加的变化情况, 从图中可以看出随着迭代次数的不断增加, 拓扑结构的不断优化, 自然连通度会不断增加, FW-PSO算法的自然连通度最优值达到9.5526, 标准PSO算法、差分进化算法(Differential Evolution algorithm, DE)及初始网络拓扑分别为: 9.0486, 8.7691和1.7559。图1(b)单独给出了PSO算法和烟花算法(FireWorks algorithm, FW)的性能比较, 其中FW的最优值为9.1930。从图中可以看出, 两者在第130次迭代附近有个曲线交叉, 在迭代优化前期PSO算法表现出了比FW算法更强的搜索优势, 而在后期FW算法的优势较大, 这是因为PSO算法在早期虽然收敛速度快, 但是由于缺少有效的振荡和变异措施, 使得该算法在后期收敛速度较慢, 易陷入局部寻优; 而FW算法通过爆炸和突变操作使得解的多样性获得提高, 具有较强的全局搜索能力。上述表明, 经过拓扑优化, 网络的抗毁性不断增强, 且本文提出的FW-PSO算法比标准PSO算法及DE算法收敛速度更快, 寻优结果更好。

### 4.2 抗毁性分析

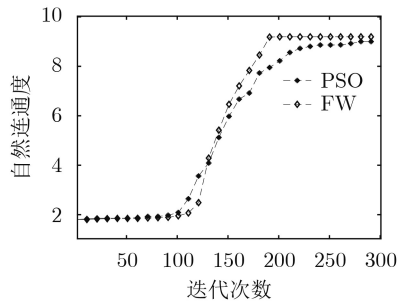
为了研究优化前后网络拓扑的抗毁性, 本小节将从动态抗毁性和静态抗毁性两方面分析。首先选择攻击策略为度大袭击(High-Degree, HD)和度小袭击(Lowest-Degree, LD), 分析优化前后的网络抵御级联故障的能力, 即动态抗毁性。度大袭击为袭击网络中度大的节点, 度小袭击为袭击网络中度

表2 仿真参数设置

参数仿真	参数值
网络节点数gronum	100
网络边数 $W$	191
加速因子 $c_1, c_2$	1.49445
最小惯性权重 $w_{\min}$	0.4
最大惯性权重 $w_{\max}$	0.9
PSO算法保留的最优粒子数 $n$	40
爆炸数目调节因子 $A$	5
爆炸数目调节因子 $M$	6
爆炸数目限制因子 $a$	0.3
爆炸数目限制因子 $b$	0.6
机器精度 $\epsilon$	$2.2204 \times 10^{-16}$
变异火花数	10
总迭代次数 $\text{gen}_{\max}$	100
PSO迭代次数 $\text{maxgen}$	300



(a) 几种优化算法性能比较



(b) PSO 算法和烟花算法性能比较

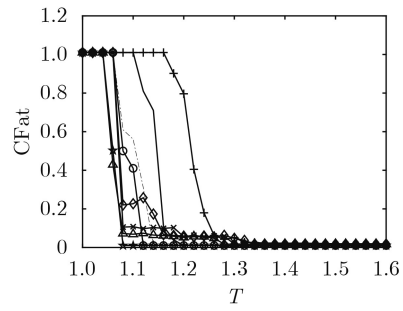
图1 自然连通度随迭代次数变化情况

小的节点。然后，还分析了网络受到随机攻击时的静态抗毁性。

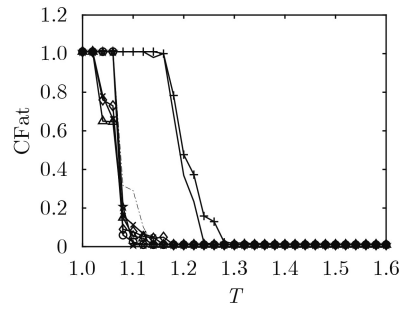
#### 4.2.1 动态抗毁性

根据第2节提到的级联故障模型，分析优化前及由FW-PSO算法，PSO算法和DE算法优化后的网络拓扑在HD和LD这两种袭击策略下的阈值 $T_c$ 。为了避免偶然性，进行10次重复实验，取其平均值。对 $\alpha > 1$ ， $\alpha < 1$ 及 $\alpha = 1$ ，3种情况下进行抗毁性分析。结果如图2。

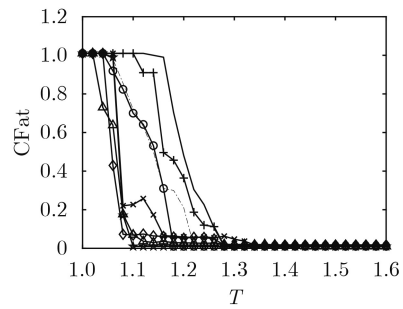
从图2(a)中可以看出 $\alpha < 1$ 时，HD攻击时优化前的关键阈值 $T_c$ 为1.2，经过DE算法，PSO算法和FW-PSO算法优化后的网络的 $T_c$ 分别为1.14，1.12和1.08；LD攻击时优化前的关键阈值 $T_c$ 为1.38，经过DE算法，PSO算法和FW-PSO算法优化后的网络的 $T_c$ 分别为1.34，1.31和1.28。图2(b)显示， $\alpha = 1$ 时，HD攻击时优化前的关键阈值 $T_c$ 为1.32，经过DE算法，PSO和FW-PSO算法优化后的网络的 $T_c$ 分别为1.15，1.13和1.10；LD攻击时优化前的关键阈值 $T_c$ 为1.33，经过DE算法，PSO算法和FW-PSO算法优化后的网络的 $T_c$ 分别为1.25，1.22和1.20。图2(c)显示， $\alpha > 1$ 时，HD攻击时优化前的关键阈值 $T_c$ 为1.30，经过DE算法，PSO算法和FW-PSO算法优化后的网络的 $T_c$ 分别为1.22，1.18和1.10；LD攻击时优化前的关键阈值 $T_c$ 为1.20，经过DE算法，PSO算法和FW-PSO算法优化后的网络的 $T_c$ 分别为1.18，1.16和1.14。显然，无论在 $\alpha$ 取何值的情况下，经本文所提出的FW-PSO算法优化后的网络



(a)  $\alpha < 1$



(b)  $\alpha = 1$



(c)  $\alpha > 1$

—HD    ◊PSO HD    ---DE HD    ★FW-PSO HD  
 →LD    →PSO LD    →DE LD    →FW-PSO LD

图2  $\alpha$ 不同时，4种方法的抗毁性对比

在遭受到HD或LD攻击时的抗毁性都获得明显提高，且FW-PSO算法比DE算法和PSO算法对网络抗毁性的提升效果更好。

#### 4.2.2 静态抗毁性

为了更好地验证优化后网络的性能，分析在随机攻击下的静态抗毁性，给出了网络整体效率的概念，定义如式(23)

$$E = \frac{1}{N(N-1)} \sum_{i \neq j} \frac{1}{l_{ij}} \quad (23)$$

其中， $l_{ij}$ 为节点 $i$ 和 $j$ 之间的最短路径。上式在任何情况下都能够测度网络在受到攻击时的网络整体连通性。

仿真实验结果如图3，从图中可以看出，优化后的网络在遭受到随机攻击时的连通性比优化前有了很大改进，说明优化后的网络抗毁性明显增强。随着随机攻击节点数的上升，网络系统的整体连通

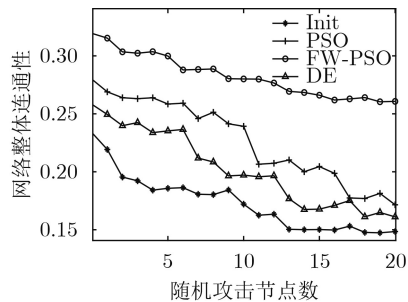


图3 随机攻击时网络连通性对比

性不管对于初始网络还是几种算法优化后的网络都有下降的趋势,但是FW-PSO算法下降得最为缓慢,且始终保持较高的网络整体连通度。FW-PSO算法优化后的网络比PSO算法和DE算法优化后的网络在面对随机故障时,网络的连通性更高,即FW-PSO算法较PSO算法和DE算法优化后的网络及未优化的初始网络在遭受随机攻击时拥有更好的抗毁性能,具有较佳的网络静态抗毁性。

## 5 结论

本文提出了一种针对WSN的FW-PSO网络拓扑优化算法,该算法融合了烟花算法种群多样性和PSO算法搜索能力强的优点,具有较高的收敛速度和搜索性能。构建了具有无标度特性的WSN,并以自然连通度为寻优函数建模,通过变量变换,将FW-PSO算法运用到WSN网络拓扑优化中。通过实验分析了算法优化后网络的动态和静态抗毁性。仿真实验表明,本文所提算法对WSN网络拓扑优化后在网络动态和静态抗毁性上取得明显提升效果。

## 参考文献

- [1] 郝晓辰,刘金硕,姚宁,等.无线传感器网络基于容量和传输能耗的功率与信道联合博弈算法[J].电子与信息学报,2018,40(7):1715-1722. doi: 10.11999/JEIT170927.  
HAO Xiaochen, LIU Jinshuo, YAO Ning, *et al.* Research of network capacity and transmission energy consumption in WSNs based on game theory[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(7): 1715-1722. doi: 10.11999/JEIT170927.
- [2] 秦宁宁,金磊,许健,等.邻近信息约束下的随机异构无线传感器网络节点调度算法[J].电子与信息学报,2019,41(10):2310-2317. doi: 10.11999/JEIT190094.  
QIN Ningning, JIN Lei, XU Jian, *et al.* Neighbor information constrained node scheduling in stochastic heterogeneous wireless sensor networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(10): 2310-2317. doi: 10.11999/JEIT190094.
- [3] 吕敬祥,罗文浪.无线传感网络量化及能量优化策略[J].电子与信息学报,2020,42(5):1118-1124. doi: 10.11999/JEIT190185.  
LÜ Jingxiang and LUO Wenlang. Quantization and energy optimization strategy of wireless sensor networks[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(5): 1118-1124. doi: 10.11999/JEIT190185.
- [4] YAMASHITA K, NAKAMURA R, and OHSAKI H. A study on robustness of complex networks against random node removals[C]. The 42nd IEEE Annual Computer Software and Applications Conference (COMPSAC), Tokyo, Japan, 2018: 966-969.
- [5] QIU Tie, LIU Jie, SI Weisheng, *et al.* Robustness optimization scheme with multi-population Co-Evolution for Scale-Free Wireless Sensor Networks[J]. *IEEE/ACM Transactions on Networking*, 2019, 27(3): 1028-1042. doi: 10.1109/TNET.2019.2907243.
- [6] MOTTER A E and LAI Yingcheng. Cascade-based attacks on complex networks[J]. *Physical Review E*, 2003, 66(2): 065102(R). doi: 10.1103/PhysRevE.66.065102.
- [7] D'SOUZA R M, BRUMMITT C D, and LEICHT E A. Modeling Interdependent Networks as Random Graphs: Connectivity and Systemic Risk[M]. D'AGOSTINO G and SCALA A. Networks of Networks: The Last Frontier of Complexity. Cham: Springer, 2014: 73-94.
- [8] 崔文岩,孟相如,康巧燕,等.基于复合边权重的加权复杂网络级联抗毁性优化[J].系统工程与电子技术,2017,39(2):355-361. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2017.02.19.  
CUI Wenyan, MENG Xiangru, KANG Qiaoyan, *et al.* Optimization of cascading invulnerability on weighted complex networks based on composite edge weight model[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2017, 39(2): 355-361. doi: 10.3969/j.issn.1001-506X.2017.02.19.
- [9] WANG Wenxu and CHEN Guanrong. Universal robustness characteristic of weighted networks against cascading failure[J]. *Physical Review E*, 2008, 77(2): 026101. doi: 10.1103/PhysRevE.77.026101.
- [10] HOU Yueyi, XING Xiaoyun, LI Menghui, *et al.* Overload cascading failure on complex networks with heterogeneous load redistribution[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2017, 481: 160-166. doi: 10.1016/j.physa.2017.04.039.
- [11] REN Wendi, WU Jiajing, ZHANG Xi, *et al.* A stochastic model of cascading failure dynamics in communication networks[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2018, 65(5): 632-636. doi: 10.1109/TCSII.2018.2822049.
- [12] 尹荣荣,刘彬,刘浩然,等.无线传感器网络中无标度拓扑的动态容错性分析[J].物理学报,2014,63(11):110205. doi: 10.7498/aps.63.110205.

- YIN Rongrong, LIU Bin, LIU Haoran, *et al.* Dynamic fault-tolerance analysis of scale-free topology in wireless sensor networks[J]. *Acta Physica Sinica*, 2014, 63(11): 110205. doi: [10.7498/aps.63.110205](https://doi.org/10.7498/aps.63.110205).
- [13] 李黎, 郑庆华, 管晓宏. 基于有限资源提升网络可生存性的拓扑重构方法[J]. *物理学报*, 2014, 63(17): 170201. doi: [10.7498/aps.63.170201](https://doi.org/10.7498/aps.63.170201).
- LI Li, ZHENG Qinghua, and GUAN Xiaohong. A topological reconfiguration method for enhancing networks survivability with limited resources[J]. *Acta Physica Sinica*, 2014, 63(17): 170201. doi: [10.7498/aps.63.170201](https://doi.org/10.7498/aps.63.170201).
- [14] WANG Jianwei and RONG Lili. Cascade-based attack vulnerability on the US power grid[J]. *Safety Science*, 2009, 47(10): 1332–1336. doi: [10.1016/j.ssci.2009.02.002](https://doi.org/10.1016/j.ssci.2009.02.002).
- [15] WANG Jianwei, RONG Lili, ZHANG Liang, *et al.* Attack vulnerability of scale-free networks due to cascading failures[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2008, 387(26): 6671–6678. doi: [10.1016/j.physa.2008.08.037](https://doi.org/10.1016/j.physa.2008.08.037).
- [16] 庄雷, 田帅魁, 和孟佺, 等. 基于滑动区域的粒子群虚拟网节能映射算法[J]. *电子与信息学报*, 2019, 41(12): 3029–3035. doi: [10.11999/JEIT190168](https://doi.org/10.11999/JEIT190168).
- ZHUANG Lei, TIAN Shuaikui, HE Mengyang, *et al.* Energy-saving virtual network embedding algorithm based on sliding region particle swarm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(12): 3029–3035. doi: [10.11999/JEIT190168](https://doi.org/10.11999/JEIT190168).
- [17] ZHANG Bei, ZHENG Yujun, ZHANG Minxia, *et al.* Fireworks algorithm with enhanced fireworks interaction[J]. *IEEE/ACM Transactions on Computational Biology and Bioinformatics*, 2017, 14(1): 42–55. doi: [10.1109/TCBB.2015.2446487](https://doi.org/10.1109/TCBB.2015.2446487).
- [18] ZHANG Xiaoling and GODSIL C. Connectivity and minimal distance spectral radius of graphs[J]. *Linear and Multilinear Algebra*, 2011, 59(7): 745–754. doi: [10.1080/03081087.2010.499512](https://doi.org/10.1080/03081087.2010.499512).

张颖: 男, 1968年生, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为海洋物联网、海事无线通信、无线自组织网络。

杨广媛: 女, 1994年生, 硕士生, 研究方向为无线传感器网络拓扑控制、抗毁性及系统自愈控制。

责任编辑: 马秀强