

文章编号: 1001-0920(2013)07-1041-05

## 面向级联失效的加权网络负载容量非线性模型鲁棒性优化

陈世明<sup>1</sup>, 庞少鹏<sup>1</sup>, 邹小群<sup>1</sup>, 方华京<sup>2</sup>, 陈 曜<sup>3</sup>

(1. 华东交通大学 电气与电子工程学院, 南昌 330013; 2. 华中科技大学 控制科学与工程系, 武汉 430074; 3. 广西大学 物理科学与工程技术学院, 南宁 530004)

**摘要:** 在考虑网络负载容量关系的情况下, 研究加权网络中的级联失效现象. 提出了负载容量非线性模型, 并针对模型参数的多目标优化问题, 通过理论分析确定其影响因素. 以级联失效前后网络连通性测度的比值作为鲁棒性测度, 以网络容量与负载的比值平均数作为网络成本测度, 采用基于拥挤距离排序的多目标粒子群优化算法(MOPSO-CD)对参数进行优化. 最后通过在模拟网络 and 实际网络中进行的仿真比较, 验证了优化后的负载容量非线性模型可以在有限的网络成本下更好地提高网络对级联失效的抵御能力.

**关键词:** 复杂网络; 级联失效; 负载容量模型; 粒子群优化算法

中图分类号: TP273

文献标志码: A

## Robustness optimization of load-capacity nonlinear model in weighted network for cascading failure

CHEN Shi-ming<sup>1</sup>, PANG Shao-peng<sup>1</sup>, ZOU Xiao-qun<sup>1</sup>, FANG Hua-jing<sup>2</sup>, CHEN Yao<sup>3</sup>

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China; 2. Department of Control Science and Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 3. College of Physical Science and Technology, Guangxi University, Nanning 530004, China. Correspondent: CHEN Shi-ming, E-mail: c1977318@hotmail.com)

**Abstract:** Cascading failure behavior in weighted network is studied based on the load-capacity relationship, and a load-capacity nonlinear model is proposed in this paper. To solve the parameter optimization problem of the model, influencing factors of parameter value are specified by using theoretical analysis at first, and then multi-objective particle swarm optimization algorithm based on crowding distance sorting strategy(MOPSO-CD) is used to optimize capacity parameters by taking the robustness measure and network cost measure as the objective function, where the robustness measure is defined as the ratio of network connectivity fore-and-aft cascading failure and the network cost measure is defined as the average of the ratio of network capacity and load. The numerical simulations on both model networks and real-world networks verify the effectiveness of the proposed model and the optimization method.

**Key words:** complex networks; cascading failure; load-capacity model; particle swarm optimization algorithm

## 0 引 言

网络鲁棒性<sup>[1]</sup>是复杂网络研究的一个重要方向. 网络鲁棒性是指网络在遇到随机故障或蓄意攻击时, 顶点或边受损的情况下仍能够提供关键服务或功能的能力. 在考虑由于边(点)的失效引起连锁反应的动态复杂网络鲁棒性研究中, 一条或少数几条边(点)失效引起网络中其他边(点)相继失效, 最终导致网络中部分边(点)甚至整个网络失效, 称这种现象为级联失

效(Cascading failure)<sup>[2]</sup>. 这种级联失效现象比故意攻击网络所造成的后果更严重, 在电力系统、Internet网络和交通网络中常有发生. Sachtjen等<sup>[3]</sup>研究了电网中的级联失效的危害评估和控制方法; Guimerá等<sup>[4]</sup>对互联网中的级联失效现象进行了鲁棒性分析; Wu等<sup>[5]</sup>将级联失效引入交通网络系统, 揭示了级联失效这一重要因素对交通网络的影响.

考虑级联失效的复杂网络鲁棒性分析, 可以使人

收稿日期: 2012-02-23; 修回日期: 2012-12-20.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60804066); 江西省教育厅科技项目(GJJ12286, KJLD12068); 江西省青年科学家培养计划项目(20122BCB23010); 江西省自然科学基金项目(20132BAB201039).

作者简介: 陈世明(1977—), 男, 副教授, 博士, 从事复杂网络理论、多机器人系统和优化算法等研究; 庞少鹏(1986—), 男, 硕士生, 从事复杂网络抗毁性的研究.

们更好地理解和控制级联失效所引起的危害. 为此, 人们提出了许多描述级联失效的模型, 如负载容量模型、Cascad 模型、OPA 模型、二值影响模型、沙堆模型等<sup>[6]</sup>, 其中负载容量模型对于级联失效的研究具有重要的现实意义. 网络负载为实际网络中存在的相关物理量, 如电网中线路上的电压值、Internet 网络上的数据量以及交通网络中的运输量等. 网络容量表示网络所能承受最大负载的能力, 可以直接影响网络的鲁棒性能. 实际网络构建和维护是需要计算网络成本的, 如何在有限的网络成本下进行合理的容量分配来抵御级联失效已成为研究的重点. Motter 等<sup>[7]</sup>提出了负载容量线性模型  $C = (1 + \mu)L$ , 其中  $L$  和  $C$  分别为网络负载和容量, 并通过调整容忍参数  $\mu$  对复杂网络上级联失效的破坏程度进行了分析. Yang 等<sup>[8]</sup>提出了一种可以有效抵御级联失效现象和交通拥挤的负载容量非线性模型  $C = \alpha + \beta L$ , 其中  $\alpha \geq 0$  和  $\beta \geq 0$  为容量参数. 窦炳琳等<sup>[9]</sup>提出了一种更符合实际网络特点的负载容量非线性模型, 并将其应用于 Internet AS 级联网络, 模型中负载与容量的关系为  $C = L + \beta L^\alpha$ , 其中  $\alpha$  和  $\beta$  为容量参数. 在基于负载容量关系研究实际网络中的级联失效现象时, 人们发现实际网络中负载与容量呈非线性分布, 且较小负载边有较大比例的容量. Kim 等<sup>[10]</sup>依据实际数据, 对航空运输网、高速公路网、供电线路网和因特网进行模拟仿真, 证实了实际网络中这一现象的存在, 并建立了负载容量优化模型  $F_i = (1 - w)R_i + wS_i$ , 其中  $F_i$  为目标函数,  $R_i$  和  $S_i$  分别为鲁棒性测度和成本测度,  $w$  为调节参数. 该文根据模型研究了网络负载容量的优化策略, 但没有很好地解决负载容量模型的多目标优化问题 (MOP).

为了摆脱负载容量线性模型的局限性, 同时进一步基于网络中负载容量关系研究级联失效现象, 本文的主要工作如下: 使用负载容量非线性模型模拟实际网络中负载与容量的关系; 使用局部负载重分配原则模拟实际网络中的级联失效过程; 通过理论分析确定容量参数的影响因素; 以鲁棒性测度和网络成本测度作为目标函数, 基于 MOPSO-CD<sup>[11]</sup> 算法优化容量参数; 通过在模拟网络 and 实际网络中的仿真结果和比较分析, 验证了优化后的负载容量非线性模型的有效性和通用性.

## 1 级联失效模型

图  $G$  为无向无权的简单连通图. 其中:  $V = \{v_i | i = 1, 2, \dots, n\}$  是一个非空集合, 代表顶点集;  $E = \{e_k | e_k = (v_i, v_j), k = 1, 2, \dots, m\}$  代表边集; 其顶点数和边数为  $N(G)$  和  $M(G)$ ;  $A = (a_{ij})_{n \times n}$  为图  $G$  的邻接矩阵 (如果顶点  $v_i$  连接  $v_j$ , 则  $a_{ij} = 1$ , 否则  $a_{ij} = 0$ ).

### 1.1 负载容量非线性模型

为了准确刻画实际网络中负载与容量的非线性分布, 本文基于负载容量非线性模型研究加权网络中的级联失效现象, 表示形式为

$$\begin{aligned} C_{ij} &= L_{ij} + \beta L_{ij}^\alpha, \\ L_{ij} &= a_{ij} (K_i K_j)^\theta. \end{aligned} \quad (1)$$

其中:  $C_{ij}$  为网络边容量,  $L_{ij}$  为边负载,  $\alpha$  和  $\beta$  为容量参数. 在网络边负载中,  $K_i$  和  $K_j$  为边  $e_{ij}$  的顶点的度,  $\theta$  为负载参数. 通过调节负载参数, 可以模拟实际网络中不同的网络负载分布情况; 通过调节容量参数, 可以得到网络容量与负载之间不同比例的非线性关系.

### 1.2 局部负载重分配原则

网络中某条边的移除会导致其负载在其近邻域内重新分配, 使得邻边上的负载超过其容量而失效, 这些边的失效又可能导致其他边的失效, 该级联过程延续到没有新的失效边出现时才停止.

如图 1 所示, 边  $e_{mn}$  失效, 其负载按近邻域中的边负载的比例重新分配到其他边上, 表示形式为

$$\Delta L_{mn} = L_{mn} \frac{L_{ij}}{\sum_{a \in \Gamma_m} L_{ma} + \sum_{b \in \Gamma_n} L_{nb}}. \quad (2)$$

其中:  $L_{mn}$  为边  $e_{mn}$  的初始负载,  $\Delta L_{mn}$  为边  $e_{mn}$  分配到  $e_{ij}$  的负载,  $\Gamma_m$  和  $\Gamma_n$  分别为点  $v_m$  和  $v_n$  邻接节点集 ( $\Gamma_m$  不包含点  $v_n$ ,  $\Gamma_n$  不包含点  $v_m$ ).

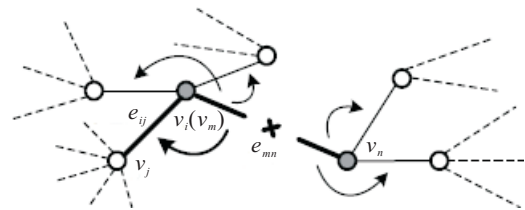


图 1 复杂网络负载重分配示意图

### 1.3 测 度

本文以级联失效前后网络连通性测度的比值  $g$  来衡量网络的鲁棒性, 表示形式为

$$g = \frac{G'}{G}, \quad G = 1 / \omega \sum_{i=1}^{\omega} \frac{N_i}{N} l_i, \quad (3)$$

其中  $G$  和  $G'$  分别为级联失效前后的网络连通性测度. 当  $g \approx 1$  时, 说明级联失效前后的网络连通性几乎不变, 可以在级联失效的初始阶段便阻止其进一步传播; 当  $g \approx 0$  时, 说明网络几乎完全崩溃, 无法阻止级联失效的传播. 在网络连通性测度<sup>[12]</sup>中,  $\omega$  为网络连通分支数,  $N_i$  和  $l_i$  为第  $i$  个连通分支的顶点数和平均最短路径,  $N$  为网络顶点数.

网络构建和维护是需要计算成本的, 网络容量在影响网络鲁棒性的同时, 还受到成本的严格限制. 本文以网络边容量与负载的比值平均数  $\bar{B}$  来衡量网络

成本, 表示形式为

$$\bar{B} = \frac{1}{M} \sum B_{ij}, B_{ij} = \frac{C_{ij}}{L_{ij}}. \quad (4)$$

由于在实际网络中不可能无限制地提高网络容量, 网络成本测度  $\bar{B}$  应控制在合理的范围内.

## 2 理论分析

设网络边容量  $C_{ij}$  大于或等于边负载  $L_{ij}$  与重分配负载  $\Delta L_{mn}$  之和, 即网络可以在第一时间阻止级联失效的传播.

$$\Delta L_{mn} + L_{ij} \leq C_{ij}. \quad (5)$$

将式 (1)、(2) 和 (4) 代入 (5), 经推导得

$$\frac{(K_m K_n)^\theta}{\sum_{a \in \Gamma_m} (K_m K_a)^\theta + \sum_{b \in \Gamma_n} (K_n K_b)^\theta} + 1 \leq 1 + \beta (K_i K_j)^{\theta(\alpha-1)} = B_{ij}. \quad (6)$$

采用贝叶斯公式<sup>[13]</sup>可得

$$\sum_{a \in \Gamma_m} (K_m K_a)^\theta = K_m^\theta \sum_{K'=K_{\min}}^{K_{\max}} K_m P(K'|K_m) K'^\theta,$$

其中  $P(K'|K_m)$  表示度为  $K$  的顶点  $m$  的近邻域中含有度数为  $K'$  的点的条件概率, 小世界和无标度网络中没有度相关性<sup>[14]</sup>, 所以  $P(K'|K_m) = K' P(K') / \langle K \rangle$ . 因此

$$\sum_{a \in \Gamma_m} (K_m K_a)^\theta = K_m^{\theta+1} \sum_{K'=K_{\min}}^{K_{\max}} \frac{K'^{\theta+1} P(K')}{\langle K \rangle} = \frac{K_m^{\theta+1} \langle K^{\theta+1} \rangle}{\langle K \rangle}. \quad (7)$$

将式 (7) 代入 (6), 化简得

$$\frac{(K_m K_n)^\theta \langle K \rangle}{K_m^{\theta+1} + K_n^{\theta+1} \langle K^{\theta+1} \rangle} + 1 \leq 1 + \beta (K_i K_j)^{\theta(\alpha-1)} = B_{ij}. \quad (8)$$

由于  $K_m^{\theta+1} + K_n^{\theta+1} \geq 2(K_m K_n)^{(1+\theta)/2}$ , 整理式 (8), 得

$$\frac{(K_m K_n)^{(\theta-1)/2} \langle K \rangle}{2 \langle K^{\theta+1} \rangle} + 1 \leq 1 + \beta (K_i K_j)^{\theta(\alpha-1)} = B_{ij}. \quad (9)$$

将  $\bar{B} = \frac{1}{M} \sum B_{ij}$  代入式 (9), 经推导得

$$\frac{\langle K \rangle^\theta}{2 \langle K^{\theta+1} \rangle} + 1 \leq 1 + \beta \langle K \rangle^{2\theta(\alpha-1)} = \bar{B}. \quad (10)$$

同理可以推出负载容量线性模型  $C_{ij} = (1+\mu)L_{ij}$  满足式 (5) 的容量参数不等式为

$$\frac{\langle K \rangle}{2 \langle K^{\theta+1} \rangle} + 1 \leq 1 + \mu = \bar{B}. \quad (11)$$

在同样满足第一时间阻止级联失效传播的情况下, 线性模型的容忍参数  $\mu$  为定值, 并使得网络边的容量与负载呈线性分布, 这便造成了网络中负载较大的边上有多余容量, 增加了网络成本, 同时网络中负

载较小的边上容量严重不足, 降低了网络抵御级联失效的鲁棒性能. 非线性模型的容量参数取值与网络度平均数和负载参数有关, 可以根据网络中不同的度平均数和负载分部情况相应地调整成本, 更有效地应对实际网络中负载的不均匀分布这一特点, 从而可以在实现网络对级联失效具有强鲁棒性的情况下减少网络成本.

## 3 基于 MOPSO-CD 的容量参数优化

负载容量非线性模型中的容量参数优化属于多目标优化问题. 本文以网络鲁棒性测度  $g$  和网络成本测度  $\bar{B}$  作为目标函数, 采用 MOPSO-CD 优化容量参数  $\alpha$  和  $\beta$ . 粒子群规模为  $N$ 、最大迭代次数为  $T_{\max}$ ; 粒子  $i$  的位置、速度和个体最优位置为  $x_i = (x_{i,1}, x_{i,2})$ 、 $v_i = (v_{i,1}, v_{i,2})$  和  $p_i^b = (p_{i,1}^b, p_{i,2}^b)$ ; 全局最优位置为  $p^g = (p_1^g, p_2^g)$ ; 外部存储器为  $R_{(N \times 2)}$ . PSO<sup>[15]</sup> 算法的位置和速度更新公式为

$$\begin{cases} v_{i,d}^{t+1} = v_{i,d}^t + c_1 r_1 (p_{i,d}^{b,t} - x_{i,d}^t) + c_2 r_2 (p_d^{g,t} - x_{i,d}^t), \\ x_{i,d}^{t+1} = x_{i,d}^t + v_{i,d}^{t+1}. \end{cases} \quad (12)$$

其中: 参数  $r_1$  和  $r_2$  为均匀分布在 (0, 1) 区间的随机数, 学习因子  $c_1 = c_2 = 2$ .

MOPSO-CD 实现的具体步骤如下.

**Step 1:** 随机初始化粒子位置  $x_{i,d} \in (x_{\min}, x_{\max})$  和速度  $v_{i,d} \in (v_{\min}, v_{\max})$ , 粒子速度的上界和下界分别为  $v_{\max} = 0.3(x_{\max} - x_{\min})$ ,  $v_{\min} = -v_{\max}$ ; 计算粒子的适应度值, 即计算每个粒子所对应的网络鲁棒性测度  $g$  和网络成本测度  $\bar{B}$ ; 初始化个体最优位置  $p_i^b$  和外部存储器  $R$ .

**Step 2:** 根据拥挤距离值从  $R$  中的最优粒子中选择全局最优位置. 首先, 分别计算最优粒子的拥挤距离值, 本文为双目标优化问题, 最优粒子  $x_i$  的拥挤距离值为  $i_{\text{dist}} = i_{\text{dist}}^g + i_{\text{dist}}^{\bar{B}}$ , 其中  $i_{\text{dist}}^g$  和  $i_{\text{dist}}^{\bar{B}}$  分别为粒子在目标空间  $g$  和  $\bar{B}$  上的距离值; 然后, 选择拥挤距离值最大的最优粒子为全局最优位置.

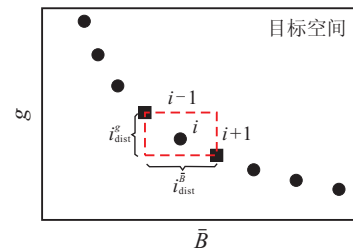


图2 拥挤距离值计算过程

**Step 3:** 根据式 (12) 更新粒子的速度和位置.

**Step 4:** 根据 Pareto 支配关系更新个体最优位置. 如果更新后的粒子支配当前个体最优位置, 则将新粒子作为其个体最优位置; 如果二者互不支配, 则随机选择二者之一作为个体最优位置.

**Step 5:** 根据 Pareto 支配关系更新外部存储器最优粒子. 将个体最优位置添加到外部存储器中, 计算外部存储器中所有粒子的拥挤距离值并降序排列. 判断相邻粒子的 Pareto 支配关系, 删除被支配的粒子, 并保留支配粒子和两两互不支配的粒子.

**Step 6:** 当外部存储器中最优粒子数超出最大容量时, 采用拥挤距离排序策略裁剪外部存储器中的最优粒子. 其步骤如下:

**Step 6.1:** 计算外部存储器中的所有最优粒子的拥挤距离值, 根据各自的拥挤距离值将所有的最优粒子降序排列;

**Step 6.2:** 根据 Step 6.1 确定的拥挤距离值降序排列关系进行裁剪, 如果最小的拥挤距离值有 2 个或 2 个以上时, 则随机选择其中的一个最优粒子移出外部存储器, 否则直接移出外部存储器;

**Step 6.3:** 判断外部存储器的容量是否超出最大值, 若超出, 则转 Step 6.1, 否则结束裁剪操作.

**Step 7:** 判断当前迭代次数是否达到最大迭代次数, 若达到, 则输出外部存储器中的最优粒子集作为最终解, 否则转 Step 2.

## 4 仿真结果及分析

不同的网络模型会使得基于 MOPSO-CD 算法优化容量参数的结果有较大差异, 所以本文通过仿真对比来检验优化结果的优劣, 与基于 MOPSO-CD 算法优化的负载容量非线性模型 (model 1) 相对比的分别为负载容量优化模型 (model 2) 和负载容量线性模型 (model 3). 级联失效的触发方法为删除网络中的一条最大负载边. 基于模拟网络 and 实际网络进行仿真, 观察鲁棒性测度  $g$  随着成本  $\bar{B}$  的不断增大所呈现的不同变化. 模型在 Matlab 平台下进行仿真, MOPSO-CD 算法的参数设置如下: 种群规模为  $N = 100$ , 最大迭代次数为  $T_{\max} = 1000$ , 粒子位置的上下界分别为  $x_{\max} = 1, x_{\min} = 0$ .

### 4.1 基于模拟网络的仿真

分别建立小世界 (WS)<sup>[16]</sup> 网络模型和无标度 (BA)<sup>[17]</sup> 网络模型, 网络规模  $N(G) = 100$ , 仿真结果如图 3 所示.

首先, 3 种模型随着网络成本测度  $\bar{B}$  的不断增大鲁棒性测度  $g$  呈上升趋势, 这表明随着网络成本的增加, 网络抵御级联失效的能力也在不断增强; 其次, 与 model 2 和 model 3 相比, model 1 的鲁棒性测度  $g$  更早地开始增大, 这说明 model 1 具有更优的容量利用率, 在有限的成本下便可以对级联失效产生抵御作用; 再次, 与 model 2 和 model 3 相比, model 1 的鲁棒性测度  $g$  更早地达到最大值, 这说明 model 1 可以利用更少的成本实现在第一时间阻止级联失效的传播;

最后, 在改变网络结构、负载参数  $\theta$  和网络度平均数的条件下, model 1 都优于 model 2 和 model 3, 这说明 model 1 具有普遍适用性.

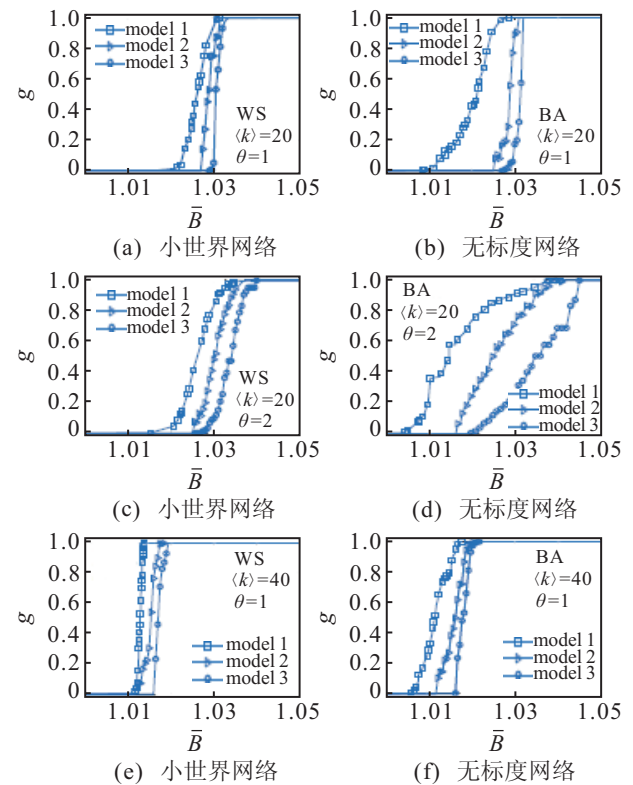


图 3 模拟网络中的仿真结果与比较分析

### 4.2 基于实际网络的仿真

分别建立深圳航空网 SA (<http://www.shenzhenair.com>) 和上海地铁网 SM (<http://www.shenzhenair.com>). SA 中: 机场数为 90、航班数为 743, 以机场为节点, 航班经过的机场之间都存在连线, 两个机场间的航班数为权值; SM 中: 站点数为 244、列车数为 11, 以列车经过的站点为节点, 同一趟列车路径上的站点之间都存在连线, 两个站点间的车流量为权值.

仿真结果如图 4 所示, 与 model 2 和 model 3 相比, model 1 的鲁棒性测度  $g$  更早地开始增大, 也更早地达到最大值, 而且可以在有限的网络成本下最大化网络对级联失效的抵御能力. 这说明基于 MOPSO-CD 算法优化的容量参数非线性模型适用于实际网络, 具有现实指导意义, 可以在实际网络的构建和维护中起到参考作用.

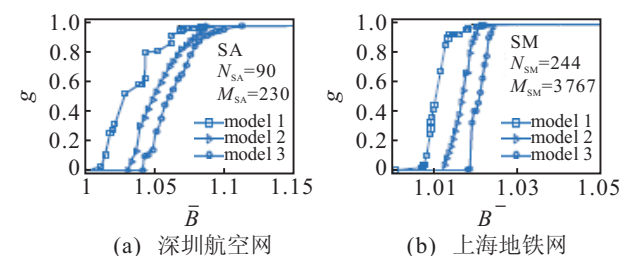


图 4 实际网络中的仿真结果与比较分析

## 5 结 论

在面向级联失效的加权网络鲁棒性研究中, 合理的容量分配可以实现网络对级联失效的强抵御能力, 使网络具有强鲁棒性的同时减少成本. 本文在分析和总结相关工作的基础上, 基于负载容量非线性模型研究加权网络中的级联失效现象, 通过理论分析确定了容量参数的影响因素, 基于MOPSO-CD算法完成了对容量参数的双目标优化, 并通过仿真对比验证了所提出的模型和优化策略的有效性和通用性.

### 参考文献(References)

- [1] Zeng A, Liu W P. Enhancing network robustness against malicious attacks[J]. *Physical Review E*, 2012, 85(6): 066130.
- [2] Huang L, Lai Y C, Chen G. Understanding and preventing cascading breakdown in complex clustered networks[J]. *Physical Review E*, 2008, 78(3): 036116.
- [3] Sachtjen M L, Carreras B A, Lynch V E. Disturbances in a power transmission system[J]. *Physical Review E*, 2000, 61(5): 4877-4882.
- [4] GuimeróR, Arenas A, Díaz-Guilera A, et al. Dynamical properties of model communication networks[J]. *Physical Review E*, 2002, 66(2): 026704.
- [5] Wu J J, Sun H J, Gao Z Y. Optimal traffic networks topology: A complex networks perspective[J]. *Physica A*, 2008, 387(4): 1025-1032.
- [6] 丁琳, 张嗣瀛. 复杂网络上相继故障研究综述[J]. *计算机科学*, 2012, 39(8): 8-12.  
(Ding L, Zhang S Y. Survey on cascading failures on complex networks[J]. *Computer Science*, 2012, 39(8): 8-12.)
- [7] Motter A E, Lai Y C. Cascade-based attacks on complex networks[J]. *Physical Review E*, 2002, 66(6): 065102.
- [8] Yang R, Wang W X, Lai Y C, et al. Optimal weighting scheme for suppressing cascades and traffic congestion in complex networks[J]. *Physical Review E*, 2009, 79(2): 026112.
- [9] 窦炳琳, 张世永. 复杂网络上级联失效的负载容量模型[J]. *系统仿真学报*, 2011, 23(7): 1459-1463.  
(Dou B L, Zhang S Y. Load-capacity model for cascading failures of complex networks[J]. *J of System Simulation*, 2011, 23(7): 1459-1463.)
- [10] Kim D H, Motter A E. Resource allocation pattern in infrastructure networks[J]. *J of Physics A: Mathematical and Theoretical*, 2008, 41(22): 224019.
- [11] 施展, 陈庆伟. 基于QPSO和拥挤距离排序的多目标量子粒子群优化算法[J]. *控制与决策*, 2011, 26(4): 540-546.  
(Shi Z, Chen Q W. Multi-objective quantum-behaved particle swarm optimization algorithm based on QPSO and crowding distance sorting[J]. *Control and Decision*, 2011, 26(4): 540-546.)
- [12] 吴俊, 谭跃进. 复杂网络抗毁性测度研究[J]. *系统工程学报*, 2005, 20(2): 128-131.  
(Wu J, Tan Y J. Study on measure of complex network invulnerability[J]. *J of Systems Engineering*, 2005, 20(2): 128-131.)
- [13] Holfman J M, Wiggins C H. A Bayesian approach to network modularity[J]. *Physical Review Letters*, 2008, 100(25): 258701.
- [14] Mirzasoileiman B, Babaei M, Jalili M, et al. Cascaded failures in weighted networks[J]. *Physical Review E*, 2011, 84(4): 046114.
- [15] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]. *Proc of IEEE Int Conf on Neural Networks*. New York: IEEE Press, 1995, 4: 1942-1948.
- [16] Newman M E J, Watts D J. Renormalization group analysis of the small-world network model[J]. *Physics Letters A*, 1999, 263(4): 341-346.
- [17] Barabasi A L, Albert R. Emergence of scaling in random networks[J]. *Science*, 1999, 286(15): 509-512.

(上接第1036页)

- [14] 吴利丰, 王义闹, 刘思峰. 灰色凸关联及其性质[J]. *系统工程理论与实践*, 2012, 32(7): 1501-1505.  
(Wu L F, Wang Y N, Liu S F. Grey convex relation and its properties[J]. *System Engineering Theory & Practice*, 2012, 32(7): 1501-1505.)
- [15] 谢乃明, 刘思峰. 几类关联度的平行性和一致性[J]. *系统工程*, 2007, 25(8): 98-103.  
(Xie N M, Liu S F. The parallel and uniform properties of several relational models[J]. *System Engineering*, 2007, 25(8): 98-103.)
- [16] Sun Q, Tang Y. The grey relational degree measurement of city's S&T input and sustainable economic development based on the data from Hu'nan province[J]. *Procedia Engineering*, 2011, 2(21): 457-463.