基于改进遗传算法的电力网络负载预警模型

随着生活水平的提高，城市内用电量每年都在急速增长，给电力网络带来极大的负载压力。传统的电力网络负载预警方法，由于电力网络的各自独立而造成负载检测时的重复计算，造成电力网络负载计算效率低，电网瘫痪的可能性加大。为此，提出一种基于改进遗传算法的电力网络负载预警模型，来提高城市用电过程中电力网络的超标负载预警问题，增强城市用电安全。改进的遗传算法引入适应度函数，修订在遗传算法中由于电力网络的各自独立而造成负载检测时的重复计算，提高负载预警的效率；优化遗传算法流程，在总体参数的筛选上进行改进，预警算法有了更大的自主选择余地，对用电负载中的混沌状态有了更准确的把握。仿真结果表明，改进的遗传算法可以有效提高城市电力网络的负载预警的效率，缓解了城市用电压力。

刘建粉　赵　凯/平顶山学院计算机科学与技术学院

刘建粉/副教授

关键词/Keywords
遗传算法·
电力网络·
负载预警·
模型·

随着中国城镇化发展速度的加快，大中城市用电问题越来越突显，并成为制约城市快速发展、影响城市经济建设的重要因素。不仅是中国，世界各国在对如何有效解决城市用电压力问题进行大量的研究。

遗传算法，主要理论是建立在Jiuh－Biing Sheu[1]提出的混合模糊聚类算法和D Berkoune[2]提出的以高效的响应为目标，多物资储备中心、多需求点和多种应急物资的数学模型的基础上。基于以上理论发展起来的遗传算法电网模型的负载预警软件，对电力网络主要是按不同的独立电网分别建立和计算的。这种传统的计算方法不但造成数据冗余，信息量拥堵，其最大的缺陷是掩盖了电网动态演变的过程，造成模型对负载预警的实际指导价值的降低，不能有效缓解城市用电压力[3-8]。

针对遗传算法的不足，基于改进遗传算法的新型电力网络预警模型能够有效解决模型的负载计算速度，充分体现电网方案之间的内在关联性，精准地表现了电力网络的动态特性，提高模型的实用价值，对缓解现实环境中的用电压力问题有着良好的借鉴与指导作用。

传统的遗传算法电力网络预警模型

1. 电力网络概念及模型描述

电力网络其实质是由单个初始的电网个体经过不同过程的演变而派生出的一系列有着直接或间接派生关系的原始电网的集合[9-12]。

可用方案树对其结构进行拓扑定义。树的每个节点代表一个初始电网个体，根节点即为初始电网个体；连接节点的边表示电网个体间的直接派生关系；互为相邻关系两个个体结点，根节点定义为基础方案，派生节点定义为递增方案；树的高度定义为电力网络集合的层次总数；一个集合层次代表电力网络的一个派生阶段；根节点所在层定义为基础层[13-16]。

图1为一个用方案树描述的电力网络集合，它有5个演变阶段，21个方案。其中，节点1为基础节点；节点2、3和4均是节点1派生出来的，即递增节点；节

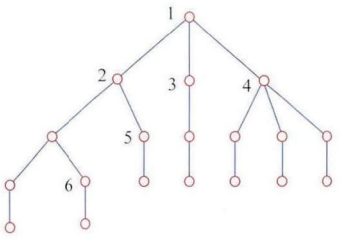

图1　电力网络方案树

中国知网 https://www.cnki.net

点2直接派生节点5，间接派生节点6，…。以此类推，经过不断演变，可推衍出如图2所示的电力网络模型拓扑关系图。

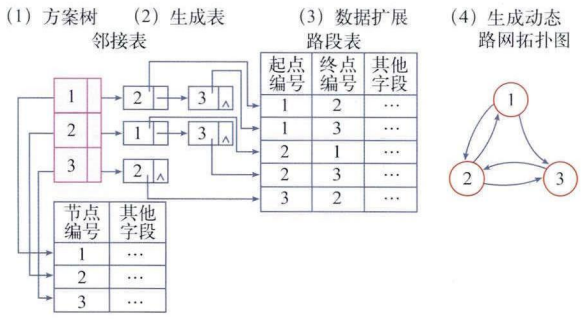

图2 动态电网模型拓扑关系图

其函数关系建立如下

$$\alpha_1(m-1)=[y_1(x+1),y_1(x+2),\cdots,y_1(x+n)]t \quad (1)$$

$$\alpha_2(m-2)=[y_2(x+1),y_2(x+2),\cdots,y_2(x+n)]t \quad (2)$$

$$\alpha_k(m-k)=[y_k(x+1),y_k(x+2),\cdots,y_k(x+n)]t \quad (3)$$

$$\lambda(\alpha)=\frac{y!}{y!(n-k)!}\frac{\partial^2\alpha}{\partial^2 m}\lim_{\delta x\to 0}\sqrt{(x+1)^2+(x+2)^2\cdots(x+n)^2} \quad (4)$$

式中，α_1，α_2，…，α_k为相应节点的函数关系；$\lambda(\alpha)$为动态电网模型函数关系。

2. 遗传算法的描述及计算函数

遗传算法是一种模拟城市用电负载在自然状态下通过遗传和进化自然形成的一种自主适应全局用电负载状态的概率搜索计算法。它起始于混沌的用电负载状态，通过随机的选择交叉和自然的变异等遗传因素，使用电负载状态由静态演变到动态，经过不断的演变，直至达到最优点[17]。

用遗传算法求解电力网络用电负载的具体步骤如下：

1）策划遗传算法的编码方案。

2）选择合适的用电负载策略。

3）确定适应电力网络函数模型。

4）定义计算参数，计算参数主要包括两类：一类是用电负载规模的最大迭代函数及执行不同遗传操作的概率系数；另一类是针对用电负载规模的辅助性控制参数。

5）遗传算法的设计不仅要包括所选择的交叉和变异，还要涵盖其他的高等遗传操作。

6）根据编码方案和用电负载策略，确定遗传算法的终止准则。

7）所推衍的动态电网模型函数可编程上机运行，并且通过多次运行后经过计算机筛选能够得到满足电力网络运行的最优解。

图3为遗传算法流程。

图3 遗传算法流程

根据遗传算法流程图，列出遗传算法的函数关系为

$$\varepsilon_1=\frac{\Delta y}{\Delta x}\sum_{i=1}^{n}x_i y_i\sum_{i=1}^{n}(x_i-y_i)^2(1-\tau_1) \quad (5)$$

$$\varepsilon_2=\frac{\Delta y}{\Delta x}\sum_{i=1}^{n}x_i y_i\sum_{i=1}^{n}(x_i-y_i)^2(1-\tau_2) \quad (6)$$

$$\varepsilon_k=\frac{\Delta y}{\Delta x}\sum_{i=1}^{n}x_i y_i\sum_{i=1}^{n}(x_i-y_i)^2(1-\tau_k) \quad (7)$$

式中，ε_1，ε_2，…，ε_k为遗传算法针对不同电力网络节点的对应函数。

3. 遗传算法在电力网络计算中的效果

据此，可推导出遗传算法按不同的独立电网分别建立的函数关系为

$$\beta_1(m-1)=\frac{\mathrm{d}y}{\mathrm{d}k}\frac{\partial^2\Omega}{\partial u^2}[y_1(x+1),y_1(x+2),\cdots y_1(x+n)]t\sum_{i=1}^{n}(y_i-k)^2 \quad (8)$$

$$\beta_1(m-2)=\frac{\mathrm{d}y}{\mathrm{d}k}\frac{\partial^2\Omega}{\partial u^2}[y_2(x+1),y_2(x+2),\cdots y_2(x+n)]t\sum_{i=1}^{n}(y_i-k)^2 \quad (9)$$

中国知网 https://www.cnki.net

$$\beta_1(m-k)$$
$$=\frac{\mathrm{d}y}{\mathrm{d}k}\frac{\partial^2\Omega}{\partial u^2}[y_k(x+1),y_k(x+2),\cdots y_k(x+n)]t\sum_{i=1}^{n}(y_i-k)^2 \tag{10}$$

此函数关系在计算机上运行分析，虽然可以处理电网在动态变化时的供需关系，但由于计算方法的冗长和不能实时模拟电网动态演变的过程，无法实现电力网络负载的分配最优化[18]。

基于改进遗传算法的电力网络负载预警模型

针对遗传算法在电力网络设计应用中存在的局限性，提出了一种基于改进遗传算法的动态电网模型方案，用以改进城市用电负载预警中的弊端，缓解城市用电压力。

1. 在遗传算法中引入适应度函数

基于传统的遗传算法的电力网络方案所涵盖的电网数据存在大量的重复部分，按此电网模型来确定负载预警方案，数据冗余繁杂。因此需要搭建一个既能动态同电网数据紧密相连，又能减少数据冗余，同时能够适应数据库最优化管理的典型的电力网络模型。

适应度函数的引入，就是为了实现这一目的。适应度函数可以在遗传算法中有效修订由于动态电网的各自独立而造成的重复计算，而使得动态电网在应用遗传算法时更加简洁合理，提高负载预警的效率。

根据遗传算法中动态电网分配的实际情况得知，动态电网任意时段总的阻力为正数，因此，适应度函数可由下式确定

$$N_0=F-\sum_{i=1}^{n}(x_i-y_i)^2 \tag{11}$$

式中，F为一足够大的数，以确保$N_0\geqslant 0$。

函数的推衍过程为：初始阶段，假设为最大电力网络规模。自我调整功能的交叉概率和变异概率的参数设置，确保电力网络为各自独立的节点状态时，当前进化程度可以计算初始规模的适应值并利用新的适应度来调整标定方式，并对引入的适应度函数进行跟踪标定。

其标定公式为

$$\delta=\frac{1}{\delta_{\max}+\delta_{\min}+k}(\delta_0+\delta_{\min}) \tag{12}$$

式中，δ为标定后的适应度值；δ_0为原适应度值；$\delta_{\max}$为适应度值的一个上界；$\delta_{\min}$为适应度值的一个下界；k为（0，1）区间内的一个正实数。

将适应度函数引入遗传算法，用以对式（4）进行修订，逐步进行推导，最终确定最优化的函数关系。

推导演变过程为

$$\begin{cases}T(\max)=\delta\sum_{i=1}^{n}X_iY_j\\ T(\min)=\delta\sum_{i=1}^{n}(X_i-\bar{X})^2\\ \sum_{i=1}^{n}X_iY_j=MT_a\frac{x-\mu}{\sigma}(N_0+1)\\ \sum_{i=1}^{n}(X_i-\bar{X})^2=ET_a\frac{x-\mu}{\sigma}(N_0-1)\\ i=1,2,\cdots,m\\ j=1,2,\cdots,n\end{cases} \tag{13}$$

$$\lambda'(\alpha)=\frac{y!T(\max)}{y!(n-k)!T(\min)}\frac{\partial^2\alpha}{\partial^2 m}\times$$
$$\lim_{\delta x\to 0}\sqrt{(x+1)^2+(x+2)^2+\cdots+(x+n)^2} \tag{14}$$

式中，$T(\max)$、$T(\min)$分别为适应度函数引入后所修订的最大值和最小值；$\lambda'(\alpha)$为所对应的修订后的遗传算法的函数关系。

根据修订后的遗传算法，重新确定电力网络方案树如图4所示。

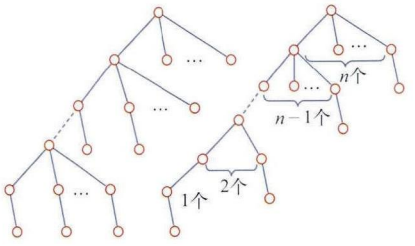

图4　修订后的动态电网方案树

由图4可看出，修订后的动态电网方案树的节点变化更加细腻，演变阶段由粗放到细化，节点数可根据适应度函数的变化而增长。

据此进一步演绎出新的电力网络模型拓扑图如图5所示。

中国知网　https://www.cnki.net

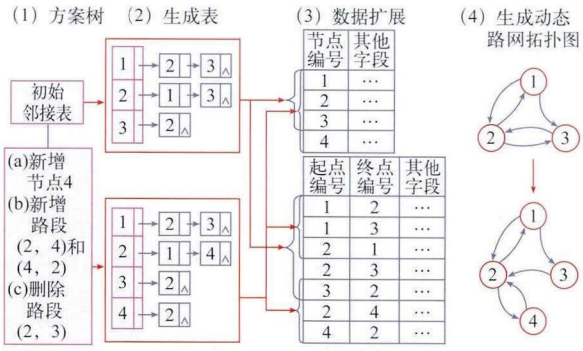

图5 修订后的动态电网模型拓扑图

2. 优化遗传算法流程

如前所述，传统的遗传算法是经过自然的变异等遗传因素，使用电负载状态由静态演变到动态，经过不断的演变，直至达到最优点。

在这个演变的过程中，由于缺乏对演变过程的总体控制，使得电力网络在应用于遗传算法时不能够对城市运输总体状态进行主动把握，造成对客观环境的迁就和放任，无法在电力网络流程的建立上进行宏观控制。

为此，对遗传算法求解电力网络的具体步骤和遗传算法的流程进行了改进，改进的遗传算法流程如图6所示。

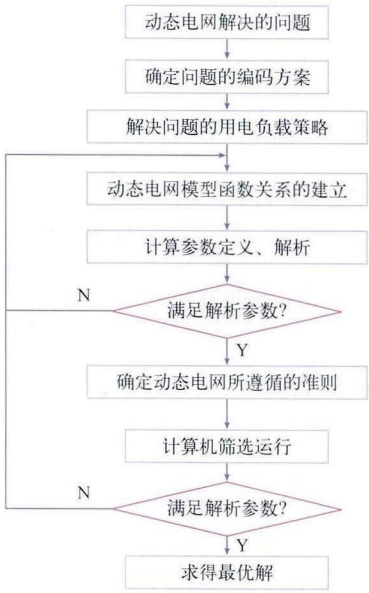

图6 改进的遗传算法流程

根据改进的遗传算法流程，重新确定了电力网络遗传算法的函数关系如下

$$\varepsilon_1' = \eta \frac{\Delta y}{\Delta x} \sum_{i=1}^{n} x_i y_i \sum_{i=1}^{n} (x_i - y_i)^2 (1 - \tau_1) \tag{15}$$

$$\varepsilon_2' = \eta \frac{\Delta y}{\Delta x} \sum_{i=1}^{n} x_i y_i \sum_{i=1}^{n} (x_i - y_i)^2 (1 - \tau_2) \tag{16}$$

$$\varepsilon_k' = \eta \frac{\Delta y}{\Delta x} \sum_{i=1}^{n} x_i y_i \sum_{i=1}^{n} (x_i - y_i)^2 (1 - \tau_k) \tag{17}$$

式中，ε_1'，ε_2'，…，ε_k'为流程改进后遗传算法针对不同动态电网节点的对应函数。

由于流程的改进，使得遗传算法在总体参数的筛选上较之改进前有了更大的自主选择余地，对用电负载中的混沌状态有了更准确的把握。

3. 改进遗传算法模型的最终函数

结合在遗传算法中引入适应度函数和对总体流程的改进，将基于改进遗传算法的电力网络负载预警模型用如下公式来描述

$$\begin{pmatrix} \sigma = T(\max) \dfrac{\partial^2 \Omega}{\partial u^2} \displaystyle\sum_{i=1}^{n} X_i \\ \omega = T(\min) \dfrac{\partial^2 \Omega}{\partial u \partial v} \displaystyle\sum_{i=1}^{n} Y_i^2 \\ \eta = (\omega - \sigma) \lim\limits_{x \to \infty} \dfrac{x - \mu}{\sigma} \\ \dfrac{x - \mu}{\sigma} \geqslant 0 \end{pmatrix} \tag{18}$$

$$\partial = \frac{\lambda_\alpha' (\rho_1 + \rho_2 + \cdots + \rho_k) \displaystyle\sum_{i=1}^{n} X \pi_i^2}{\eta (\varepsilon_1' + \varepsilon_2' + \cdots + \varepsilon_k')} \tag{19}$$

式中，σ、ω和η为改进中的修订系数；∂为最终改进的函数。

仿真分析

对基于改进遗传算法的电力网络负载预警模型进行仿真分析，分析方法是将改进前和改进后的模型以实际动态电网运行的数据为例，输入大型仿真计算机进行解码运算，进而进行负载调动速度的对比。

随机抽取10次类似环境下负载调动前的城市数据如下表所示。

将表中的随机数据通过传统遗传算法和改进算法模拟计算，得出两种算法用电负载计算速度对比如图7所示。

中国知网 https://www.cnki.net

表　负载调动城市环境数据表

测试点坐标	X轴	Y轴	σ	ω	η
1	15	21	0.3	5.0	1.0
2	3	17	0.7	4.2	2.1
3	33	42	0.5	3.7	1.2
4	18	45	0.6	3.9	1.7
5	32	8	0.9	6	3.4
6	19	51	0.7	4.5	1.6
7	65	31	0.6	3.8	1.0
8	44	48	0.5	5.2	3.1
9	9	25	0.7	4.6	2.2
10	22	51	0.1	3.0	1.1

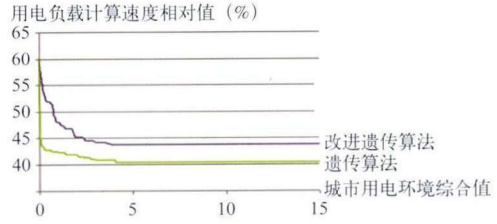

图7　两种算法用电负载计算速度对比

结束语

针对电力网络负载预警模型，建立一种改进的遗传算法的负载预警方案，通过引入适应度函数和改进求解流程，来确定优化的计算函数模型。

经过对两种计算方法的仿真对比，证明基于改进遗传算法的电力网络负载预警模型可以有效提高城市电力网络的负载计算速度，提高效率，为缓解城市用电压力提供了切实的解决方案。

参考文献

[1] 胡贤满，张燕，李珍萍．带车辆路线安排的多配送中心选址问题的求解—基于VPVV 和遗传算法 [J]．物流技术，2010 (1)：83-86.

[2] 谢秉磊，李军，郭耀煌．有时间窗的非满载车辆调度问题的遗传算法 [J]．系统工程学报，2000，15 (3)：290～294.

[3] 郎茂祥．基于遗传算法的物流配送路径优化问题研究 [J]．中国公路学报，2002，(15) 3：76～79.

[4] 李跃鹏，安涛，黄继敏，等．基于遗传算法的公交车辆智能排班研究 [J]．交通运输系统工程，2003，3 (1)：38-42.

[5] 葛显龙，王旭，邢乐斌．动态需求的多车型车辆调度问题及云遗传算法 [J]．系统工程学报，2012，27 (6)：823-832.

[6] 马宇红，姚婷婷，张浩庆．基于分区的多配送中心多车型车辆调度问题与遗传算法设计 [J]．科技导报，2013，31 (2)：61-67.

[7] 王刚，钟志水，黄永青．基于蚁群遗传算法的网格任务调度研究 [J]．计算机仿真，2009，26 (4)：240-243.

[8] 马玉芳，张海娜，邵杰．遗传算法在高校排课系统中研究与实现[J]．计算机仿真，2014(31)：112-115.

[9] 胡为民，朱强，胡至勇．车辆路径问题的模拟算法 [J]．中国公路学报，2008，19 (4)：22-24.

[10] 黎明，卢明，陈昊，等．基于线性映射的多物种捕食元胞遗传算法 [J]．模式识别与人工智能 2013，26 (10)：959-967.

[11] 赵成，郭晓芬，田光均，等．带时间窗约束的城市车辆配送线路启发式算法 [J]．交通与计算，2009，6 (6)：77-79.

[12] Hspop.Jue，Wang Ju．Reduction algorithms based on discernibility matrix：the order attributes method [J]．Journal of Computer Science and Technology，2013，16 (6)：489-504.

[13] 常玉斌，沙鹏．基于物流配送服务水平多指标的车辆模糊优化调度 [J]．西安工业学院学报，2012，25 (3)：77-80.

[14] 王华东，李巍．动态路网物流配送路径优化原则 [J]．计算机仿真，2012，29 (5)：234-258.

[15] 周鹏超，唐德东．磁弹传感器动态磁滞模型构建与影响因子分析 [J]．计算机仿真，2013，30 (30)：243-246.

[16] 陈海英，何春基．于动态距离寻优的遗传神经网络优化算法 [J]．科技通报，2013，12 (29)：208-210.

[17] 靳璐，付梦印．基于遗传模糊核聚类的图像分割 [J]．模式识别与人工智能，2013，26 (2)：205-210.

[18] 王旭坪，阮俊虎，张凯，等．有模糊时间窗的车辆调度组合干扰管理研究 [J]．管理科学学报，2011，14 (6)：2-15.

（收稿日期：2014－12－08）EA

中国知网　https://www.cnki.net