

# 基于广义回归网络-改进差分进化算法的污闪电压预测研究

帅海燕<sup>1,2</sup>, 龚庆武<sup>1</sup>, 张园园<sup>1</sup>

(1. 武汉大学电气工程学院, 湖北 武汉 430072; 2. 武汉交通职业学院, 湖北 武汉 430064)

**摘要:** 将基于实验数据和数学公式计算值用广义回归网络-改进差分进化算法为绝缘子污闪电压建立一种新的预测模型, 以绝缘子的盘径、高度、爬电距离、形状因素四个结构参数及等值附盐密度为输入参数来预测污闪电压值。广义回归网络不需设定模型的形式, 但其平滑因子参数需优化估值。为了克服传统差分进化算法优化参数时的弱点, 改进差分算法引入 Powell 寻优法以提高算法搜优速度, 同时引入混沌优化法以提高种群多样性, 降低算法陷入局部最优的概率。仿真结果表明与 GRNN-DE 及多元线性回归相比, GRNN-MDE 具有更为优良的预报能力, 稳定性也更好, 将它应用于绝缘子污闪电压的预测, 效果更好。

**关键词:** 广义回归网络; 差分进化算法; Powell 寻优法; 混沌优化法; 绝缘子结构参数; 临界闪络电压

## Research of polluted flashover voltage forecasting on the basis of general regression neural network-modified differential evolution

SHUAI Hai-yan<sup>1,2</sup>, GONG Qing-wu<sup>1</sup>, ZHANG Yuan-yuan<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Wuhan University, Wuhan 430072, China;  
2. Wuhan Technical College of Communications, Wuhan 430064, China)

**Abstract:** Based on the data derived from experimental measurements and a mathematical model, the paper constructs a new critical flashover voltage forecasting model using general regression neural network-modified differential evolution. The model uses the four characteristics of insulator, namely, diameter, height, creepage distance and form factor, and equivalent salt deposit density as the inputs to estimate the critical flashover voltage. The general regression neural network does not need the fixed model form, but the smoothing factors should be valued optimally. In order to overcome the flaws lying in basic differential evolution, modified differential evolution introduces Powell searching operation to expedite the speed of the algorithm and invites chaos optimization to improve the diversity of populations and reduce the algorithm's probabilities of slumping a local optimal solution. The four results show that compared with GRNN-DE and multivariate linear regression (MLR), GRNN-MDE has more excellent forecasting capability and eminent stability, which, once is used to forecast contaminated insulator critical flashover voltage, works better.

This work is supported by Ministry of Science and Technology of China (NCSIE-2006-JKZX-174).

**Key words:** general regression neural network; differential evolution; Powell searching operation; chaos optimization; parameters of insulator; critical flashover voltage

中图分类号: TM852; TM216.04 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)19-0107-07

## 0 引言

随着我国经济的快速发展, 各种工农业污染物的不断增多, 以及环境的破坏造成沙尘暴等天气因素, 使电力线路和设备不断地发生严重的大面积污闪<sup>[1-2]</sup>, 所造成的危害也越来越大。据统计, 随着输电线路污染的加重, 绝缘污闪事故仅次于雷击, 占电网事故总数的第2位, 而损失却是雷击事故的10

倍<sup>[3]</sup>。目前国内常用的防污闪措施主要有定期清扫, 加大爬电距离, 使用防污涂料和防污型绝缘子等。尽管这些措施在实际运行中起到了一定的作用, 但减少污闪事故的效果仍然不理想<sup>[3]</sup>。因此建立切实可行的绝缘子污闪电压预测机制并针对性地采取防污闪措施, 必会大大增强电网安全运行的可靠性。

目前, 国内研究绝缘子污闪预测常用的方法有: 利用模糊逻辑方法对绝缘子在线检测结果进行综合评定<sup>[4]</sup>; 用BP模型建立神经网络预测<sup>[5]</sup>; 基于支持向量机模型预测<sup>[6]</sup>。本文将基于实验数据和数学公式计算值用广义回归网络-改进差分进化算法

基金项目: 科技部科学技术重点项目 (NCSIE-2006- JKZX-174)

(General Regression Neural Network-Modified Differential Evolution, GRNN- MDE)为绝缘子临界污闪电压<sup>[7]</sup>建立一种新的预测模型。本模型以绝缘子的四个结构特性: 盘径 ( $D_m$ )、高度 ( $H$ )、爬电距离 ( $L$ )、形状因素 ( $f$ ) 及等值附盐密度 ( $ESDD$ )为输入参数来预测临界污闪电压值 ( $V_c$ )。仿真结果表明与GRNN-DE及多元线性回归 (MLR) 相比, GRNN-MDE具有更为优良的预报能力, 稳定性也更好, 将它应用于绝缘子污闪电压的预测, 效果更好。

### 1 广义回归网络及改进差分进化算法对平滑因子的优化

Specht提出的广义回归网络<sup>[8]</sup>是一种新型的神经网络, 其不需预先确定方程的形式, 而是以概率密度函数 (Probability Density Function, PDF) 代替固有的方程形式, 以样本数据为后验条件, 执行Parzen非参数估计<sup>[9]</sup>, 从训练样本里求出自变量和因变量之间的概率密度函数之后, 直接计算出因变量对自变量的回归值。GRNN不需设定模型的形式, 但其隐回归单元的核函数的平滑因子  $\sigma$  网络有很大影响<sup>[10]</sup>。过小的平滑因子将导致过拟合现象; 而过大的平滑因子又使预测值受全部训练样本的影响相同, 因此需优化取值。用常规差分进化算法估算平滑因子, 寻优缓慢且易陷入局部最优。为了避免这种情况的发生, 本文采用改进差分进化算法来自动确定理想的平滑因子  $\sigma$  的值。

#### 1.1 广义回归网络

设有随机向量  $x$  和随机变量  $y$ , 定义其连续概率密度函数为  $f(x, y)$ , 若  $f(x, y)$  已知, 则可得  $y$  在  $x$  上的回归式为:

$$E[y|x] = \hat{y}(x) = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} yf(x, y)dy}{\int_{-\infty}^{+\infty} f(x, y)dy} \quad (1)$$

若  $f(x, y)$  未知, 则可应用Parzen非参数估计, 由观测样本  $\{x_i, y_i\}_{i=1}^n$  按式 (2) 估算概率密度函数  $f(x, y)$ :

$$f(x, y) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{h+1}{2}} \sigma_1 \sigma_2 \cdots \sigma_h \sigma_y n} \times \sum_{i=1}^n e^{-\frac{(x-x_i)^T(x-x_i)}{2\sigma^2}} \times e^{-\frac{(y-y_i)^2}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

式中,  $\sigma$  为高斯函数的宽度系数, 在此称为平滑因子<sup>[8]</sup>。

将式 (2) 代入式 (1), 并且交换积分与加和的顺序, 则有:

$$\hat{y}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n (e^{-\frac{(x-x_i)^T(x-x_i)}{2\sigma^2}} \int_{-\infty}^{+\infty} ye^{-\frac{(y-y_i)^2}{2\sigma^2}} dy)}{\sum_{i=1}^n (e^{-\frac{(x-x_i)^T(x-x_i)}{2\sigma^2}} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-\frac{(y-y_i)^2}{2\sigma^2}} dy)} \quad (3)$$

因为  $\int_{-\infty}^{+\infty} ze^{-z^2} dz = 0$ , 对式 (3) 的两个积分进行计算后可得:

$$\hat{y}(x) = \frac{\sum_{i=1}^n y_i e^{-\frac{(x-x_i)^T(x-x_i)}{2\sigma^2}}}{\sum_{i=1}^n e^{-\frac{(x-x_i)^T(x-x_i)}{2\sigma^2}}} \quad (4)$$

显然, 式 (4) 的预测值  $\hat{y}(x)$  为所有训练样本的因变量值  $y_i$  的加权和, 其权为  $e^{-\frac{(x-x_i)^T(x-x_i)}{2\sigma^2}}$ , GRNN的网络结构如图1所示。

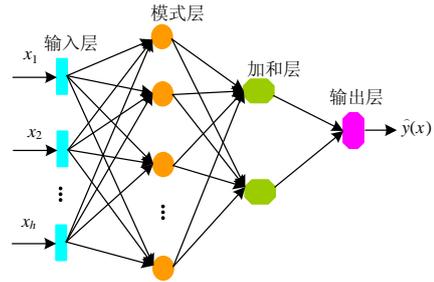


图1 广义回归网络结构示意图

Fig.1 Structure of GRNN

#### 1.2 改进差分进化算法对GRNN平滑因子的优化

Storn和Price提出的常规差分进化算法 (DE)<sup>[11]</sup> 实施的是随机、并行、直接的全局搜索, 简单易用, 稳健性好, 在多个领域取得了成功的应用, 但在解决比较复杂的优化问题时, 面临着计算时间长、寻优缓慢和“早熟”等问题<sup>[12]</sup>。为此本文对其进行改进, 提出了改进的差分进化算法 (MDE)。MDE引入Powell寻优法以提高算法搜优速度, 同时引入混沌优化法以提高种群多样性, 降低算法陷入局部最优的概率。

##### 1.2.1 Powell寻优法

Powell寻优法是一种不用对目标函数求导的具有速度快、极高的局部搜索效率等优点的有效的直接搜索法。为了提高DE的收敛速度, 引入Powell寻优法, 计算步骤如下<sup>[13]</sup>:

1) 设定初始点  $\sigma(0)$ , 计算精度  $\zeta > 0$  及  $m$  个

初始的线性无关的搜索方向  $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_m$ 。

令  $d_i = \varepsilon_{i+1}, i = 0, 1, \dots, m-1, j = 0$ 。

2) 进行一维搜索, 确定  $\lambda_j$ , 使得:

$$f(\sigma(j) + \lambda_j s_j) = \min f(\sigma(j) + \lambda_j s_j)$$

令  $\sigma(j+1) = \sigma(j) + \lambda_j s_j$ , 若  $j < m$ , 则令  $j = j+1$ , 转向2); 否则转向3)。

3) 如果  $\|\sigma(m) - \sigma(0)\| < \zeta$ , 终止计算, 取  $\sigma^* = \sigma(m)$ ; 否则求整数  $i(0 \leq i \leq m-1)$ , 使:

$$\Delta = f(\sigma(i)) - f(\sigma(i+1)) = \max_{1 \leq i \leq m-1} [f(\sigma(i)) - f(\sigma(i+1))]$$

4) 令  $f_1 = f(\sigma(0))$ ,  $f_2 = f(\sigma(m))$ ,  $f_3 = f(2\sigma(m) - \sigma(0))$ , 如果  $2\Delta < f_1 - 2f_2 + f_3$ , 方向  $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_{m-1}$  不变。令  $\sigma(0) = \sigma(m)$ ,  $j = 0$ , 返回2); 否则令:

$$\varepsilon_m = \frac{\sigma(m) - \sigma(0)}{\|\sigma(m) - \sigma(0)\|}$$

$$\varepsilon_i = \varepsilon_{i+1}, i = j, j+1, \dots, m-1$$

转向5)。

5) 求  $\lambda_m$ , 使得  $f(\sigma(m) + \lambda_m s_m) = \min f(\sigma(m) + \lambda_m s_m)$ , 令  $\sigma(0) = \sigma(m) + \lambda_m s_m$ ,  $j = 0$  返回2)。

### 1.2.2 混沌优化法

Powell搜优法尽管可以提高算法收敛速度, 但却可以导致“早熟”, 实践表明: 混沌优化能跳出局部最优<sup>[14]</sup>, 因此将混沌优化法引入算法中, 以防陷入局部最优。

研究表明, 能够产生混沌的系统很多, 常用的是Logistic方程:

$$q_{k+1} = \eta q_k (1 - q_k), k = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

式中:  $q_k \in (0, 1)$  表示第  $k$  个混沌序列变量;  $\eta$  为控制参数,  $\eta = 4$  时, 式(5)处于完全混沌状态。

将混沌序列映射到区间  $[-1, 1]$ , 即

$$p_{ji} = 2q_{(j-1)N_c+i} - 1 \quad (6)$$

其中:  $j = 1, 2, \dots, n$ ;  $i = 1, 2, \dots, N_c$ ,  $N_c$  为种群规模。

将产生的混沌序列用于优化操作, 保留最优个体  $\sigma_{\text{best}}(g)$ , 并在该个体基础上产生新种群, 即

$$\sigma_{ji} = \begin{cases} \sigma_{j\text{best}} + l_{ji}(\sigma_{j\text{max}} - \sigma_{j\text{best}}), 0 \leq l_{ji} \leq 1 \\ \sigma_{j\text{best}} + l_{ji}(\sigma_{j\text{best}} - \sigma_{j\text{min}}), -1 \leq l_{ji} \leq 0 \end{cases} \quad (7)$$

其中:  $j = 1, 2, \dots, n$ ;  $i = 1, 2, \dots, N_c$ ,  $N_c$  为种群规模。

为了保证只在种群多样性较低时, 才进行混沌优化操作, 特设计衡量种群多样性的参数  $\mu(g)$ :

$$\mu(g) = \frac{1}{nN_c} \sum_j \frac{\sum_i |\sigma_{ji}(g) - \sigma_j(g)|}{\sigma_{j\text{max}} - \sigma_{j\text{min}}} \quad (8)$$

其中:  $\mu(g) \in [0, 1]$ ,  $\sigma_j(g) = \frac{1}{N_c} \sum_i \sigma_{ji}(g)$ 。只有当  $\mu(g) < \mu_{\text{min}}$  时, 才调用上述操作。

### 1.2.3 改进差分算法对平滑因子的优化

文献[15]提出, 对于不同的样本, 平滑因子分别取不同的值, 可以达到较好的预测性能。考虑到自变量各维对模型的影响有较大的不同, 本文对自变量各维分别采用不同的平滑因子。设有观测样本  $\{x_i, y_i\}_{i=1}^n$ , 则MDE对GRNN的平滑因子的优化, 就是求解  $E(\sigma) = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{y}_i(x_i, \sigma)]^2$  ( $y_i$  为实际值,  $\hat{y}_i(x_i, \sigma)$  为预测值) 为最小时的  $\sigma$  值。

综合上述对DE的改进, MDE的执行过程如下:

首先确定  $\sigma$  的定义域为  $\Gamma$ , 以  $\sigma$  为个体, 以  $E(\sigma)$  为适应度函数, 接着执行以下各步。

1) 初始化: 确定种群规模  $N_c$ , 杂交率  $Cr \in [0, 1]$ , 加权因子  $F \in [0, 2]$  和最大进化代数  $P$ ; 随机选取初始种群

$$\sigma(g) = (\sigma_1(g), \sigma_2(g), \dots, \sigma_i(g)), i = 1, 2, \dots, N$$

$\sigma_i(g)$  表示第  $g$  代的第  $i$  个个体。

置  $g = 0$ , 则  $\sigma(0) = (\sigma_1(0), \sigma_2(0), \dots, \sigma_i(0))$  为初始种群。

2) 计算出第  $g$  代每一个体的适应值  $f$  与该代的最优个体  $\sigma_{\text{best}}(g)$ 。

3) 按1.2.1中所述对最优个体进行加速操作。

4) 种群演化

①变异操作

从种群中随机选取两个个体  $\sigma_k(g), \sigma_l(g)$  按式(9)生成临时变异个体  $\sigma_i(g+1)$ , 其中  $1 \leq i, k, l \leq N$ , 且  $i, k, l$  互异,  $\sigma_{\text{best}}(g)$  为当代中最好的个体向量,  $F$  为控制差分项  $\sigma_k(g) - \sigma_l(g)$  对  $\sigma_{\text{best}}(g)$  的变异程度。

$$\sigma_i(g+1) = \sigma_{\text{best}}(g) + F(\sigma_k(g) - \sigma_l(g)) \quad (9)$$

②杂交操作

杂交操作可增加种群的多样性。

按式(10)将  $\sigma_i(g+1)$  和本代个体杂交, 生成下一代个体。

$$\sigma_{ij}(g+1) = \begin{cases} \sigma_{ij}(g) & \text{randnum} > Cr \\ \sigma_{ij}(g+1) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (10)$$

其中： $\sigma_{ij}(g)$  为第  $g$  代第  $i$  个个体的第  $j$  个分量； $Cr$  为杂交率；随机数  $randnum \in [0,1]$ 。

③选择操作

为了确定  $\sigma_i(g)$  能否成为下一代的个体，将  $\sigma_i(g+1)$  和  $\sigma_i(g)$  按式 (11) 相竞争。

$$\sigma_i(g+1) = \begin{cases} \sigma_i(g+1) & \text{if } E(\sigma_i(g+1)) \leq E(\sigma_i(g)) \\ \sigma_i(g) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

其中， $q(\sigma_i(g))$  为第  $g$  代第  $i$  个个体的适应度。

④判断种群多样性，按式 (8) 计算  $\mu(g)$  值，若  $\mu(g) < \mu_{\min}$ ，则按1.2.2所述对种群进行混沌优化操作。

5) 终止判断

设由第四步所产生的新种群为：

$$\sigma(g+1) = (\sigma_1(g+1), \sigma_2(g+1), \dots, \sigma_i(g+1))$$

$$i = 1, 2, \dots, N_c$$

令  $\sigma(g+1)$  中最优个体为  $\sigma_{\text{best}}(g+1)$ 。若进化代数超过了最大进化代数  $P$  或第  $g$  代和第  $g+1$  代的最优适应值之差不大于  $eps$  ( $eps$  由用户设定)，则终止并输出  $\sigma_{\text{best}}(g+1)$  作为GRNN的平滑因子值；否则置  $g = g+1$ ，返至第 3) 步。

## 2 基于广义回归网络-改进差分进化算法的绝缘子闪络电压预测

### 2.1 实验方法和数据样本的获取

用于GRNN-MDE模型训练及测试所用数据来自两个方面：实验数据<sup>[16-17]</sup>和数学公式计算值<sup>[18]</sup>。

绝缘子人工污闪试验在标准雾室中进行，试验回路接线图如图2所示。

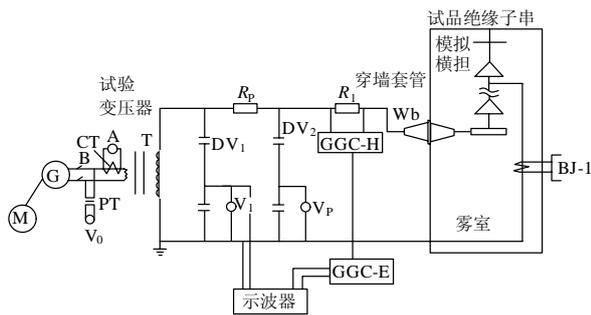


图2 绝缘子人工污闪试验接线图

Fig.2 Experimental circuit for artificial flashover test

人工污秽试验室满足GB/T4585-2004<sup>[19]</sup>所规定的人工污秽试验室对设备的要求，试验雾特性也满足文献[19]相应条款的规定，满足污秽试验的要求。

人工污秽的涂刷<sup>[19]</sup>。用清洗剂清洗绝缘子表面，除去所有污物和油脂痕迹，然后用自来水彻底

冲洗干净。以后每次染污前，仅用自来水彻底清洗，除去污秽物的所有痕迹，清洗后的绝缘子晾干后涂污进行试验。可溶性物质采用商业纯NaCl，不溶性物质采用硅藻土，NaCl和硅藻土按绝缘子表面积定量称取，用适量的去离子水搅拌均匀后，按固体层法人工将污秽均匀涂刷到预处理好的绝缘子表面，置于干燥通风地方约24 h待用。以等值附盐密度作为污秽度指标，对干燥后的绝缘子进行抽样检查，看其是否称量准确和人工涂覆质量是否满足要求。将晾干了绝缘子放入人工雾室约35 min，待其电导率达到最大值后，在5 s之内，将测试电压加到绝缘子上并维持到污闪发生；若无污闪发生，测试电压也继续保持15 min。将绝缘子取出雾室晾干，然后再一次放入雾室，待其电导率再到最大值后，再重复刚才的操作，共重复两次；但若前两次均有污闪发生，则不用进行第三次操作。两次实验所得平均值便是受绝缘子污秽度和几何特性影响的最大耐受电压值。

Obenaus提出的分析染污绝缘表面闪络的等效电路是由放电电弧和剩余污层电阻串联而成的。如图3所示。

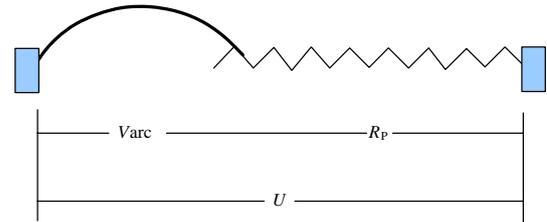


图3 染污绝缘子表面闪络的等效电路

Fig.3 Equivalent circuit for flashover of polluted insulator

图中： $U$  为外加电压； $V_{\text{arc}}$  为电弧电压； $R_p$  为剩余污层电阻。

式 (12) 为局部电弧发展为全面闪络的临界污闪电压的计算公式：

$$V_c = \frac{A}{n+1} (L + \pi \cdot n \cdot D_m \cdot f \cdot H) (\pi \cdot A \cdot D_m \cdot \delta_s)^{-(n/(n+1))} \quad (12)$$

式中： $V_c$  为临界污闪电压，单位：kV； $D_m$  为最大盘径，单位：cm； $L$  为爬电距离，单位：cm； $f$  为形状因素，按式 (13) 计算<sup>[20]</sup>。

$$f = \frac{1}{2\pi} \int_0^L \frac{dl}{r(l)} \quad (13)$$

$A$ ， $n$  为电弧常数，在本文分别为  $A=124.8$ ， $n=0.409$ <sup>[21]</sup>； $\delta_s$  为污层表面电导率，单位： $\Omega^{-1}$ ，按式 (14) 计算<sup>[18]</sup>。

$$\delta_s = (369.05 ESDD + 0.42) \times 10^{-6} \quad (14)$$

式中,  $ESDD$  为等值附盐密度, 单位:  $\text{mg}/\text{cm}^2$ 。

$H$  为盘形绝缘子的剩余污层电阻系数, 可按式 (15) 运算:

$$H = 1 + \frac{n+1}{2\pi fn} \ln\left(\frac{L}{2\pi Kf}\right) \quad (15)$$

其中,  $K$  为弧足半径 (单位:  $\text{cm}$ ), 按式 (16) 计算。

$$K = 0.469(\pi AD_m \delta_s)^{1/(2(n+1))} \quad (16)$$

上述公式是在特定绝缘子类型和污秽下由实验结果推导出来的, 因此, 只要实验条件与其相同便可得到满意实验精度。

### 2.2 数据样本的归一化

本模型的输入参数为几种盘形绝缘子的结构参数 ( $D_m$ 、 $H$ 、 $L$ 、 $f$ ) 和  $ESDD$ , 输出参数为临界污闪电压。数据样本来源于人工污秽试验和式 (12) 计算结果。为了避免训练过程中出现饱和及能进一步反应任意输入参数变化引起输出量变化的大小, 所以把各输入量和输出量按式 (17) 归一化。

$$\bar{x}_i = \frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (17)$$

式中,  $x_{\max}$ 、 $x_{\min}$  分别为各个参数  $D_m$ 、 $H$ 、 $L$ 、 $f$ 、 $ESDD$ 、 $V_c$  的最大值和最小值。

将表1和表2的数据代入式 (12) 和式 (14) 可计算出临界污闪电压值。

表1 计算用盘形绝缘子的结构参数及  $ESDD$  [18]

Tab.1 Parameters of cap and pin insulators used in mathematical model and  $ESDD$  [18]

绝缘子	1	2	3	4	5	6	7	8
$D_m/\text{cm}$	26.8	25.4	25.4	25.4	29.2	25.4	3.21	28.0
$H/\text{cm}$	15.9	16.5	14.6	14.6	15.9	14.6	17.8	17.0
$L/\text{cm}$	40.6	43.2	27.9	27.9	47.0	30.5	54.6	3.70
$f$	0.86	0.90	0.68	0.68	0.92	0.70	0.96	0.80
	等值附盐密度							
$ESDD/(\text{mg}/\text{cm}^2)$	0.04	0.06	0.12	0.16	0.21	0.28	0.36	0.41

### 2.3 闪络电压预测

来自公式计算值和实验值的数据分别为64个、20个, 总样本数为84个。分三种情况进行研究:

Case1: 84个样本全用上。

表2 三种盘形绝缘子临界污闪电压实验值

Tab.2 The experimental values of the critical voltage of three cap and pin insulators

绝缘子	$D_m / \text{cm}$	$H / \text{cm}$	$L / \text{cm}$	$f^*$	$ESDD / (\text{mg}/\text{cm}^2)$	$V_c / \text{kV}$
1	25.5	14.6	30.5	0.825	0.04	21.3
					0.06	19.4
					0.28	9.5
					0.41	7.6
					0.12	13.0
					0.36	8.9
2	25.5	14.6	30.0	0.800	0.12	12.4
					0.04	20.3
					0.21	11.0
					0.34	9.4
					0.10	14.0
					0.05	17.2
3	25.5	14.6	33.0	0.934	0.16	13.8
					0.04	23.0
					0.25	11.4
					0.33	10.2
					0.06	22.5
					0.41	8.7
0.28	11.2					
0.20	12.1					

注: \*为计算值。

将84个样本随机分为12组, 每组7个, 依次取出1组用作预报, 称为预报样本, 其余的11组共77个样本用作训练, 称为训练样本, 总共执行12次。对GRNN的训练实质上是应用MDE优选平滑因子, 将其记作GRNN-MDE。MDE的参数设置为:  $N_c = 50$ ,  $c_R = 0.6$ ,  $eps = 10^{-8}$ , 加权因子  $F = 0.16$  和最大进化代数500,  $\mu_{\min} = 0.01$ 。为作比较, 构建GRNN时, 还采用常规的DE来优选平滑因子, 记作GRNN-DE。除了没有  $\mu_{\min}$ , DE的其他参数与MDE的相同。平滑因子各分量的初始值在 (0, 1) 间随机选取。

表3所示为GRNN-MDE和GRNN-DE的12次交叉验证及泛化性能检测的结果。建模所用训练样本, 其实际输出与实际值之间的相对误差, 称为训练相对误差; 用作预报的样本, 其实际输出与实际值之间的相对误差, 称作预测相对误差。表中列出的是相对误差绝对值的平均值, 表中还列出了12次交叉验证的总均值  $Mean$ , 即表中每列的平均值,

$Mean = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y_n$ ，其中  $N = 12$ ， $y_n$  为表中与序号相对应的值。

表3 交叉验证结果比较 (Case1)

Tab.3 Results of cross-validation and checking using GRNN-MDE and GRNN-DE (Case 1)

序号	训练相对误差/%		预测相对误差/%		
	GRNN-MDE	GRNN-DE	GRNN-MDE	GRNN-DE	MLR
1	1.133	1.553	8.426	9.137	10.826
2	0.514	0.841	5.448	6.754	7.412
3	1.973	2.707	3.819	5.748	7.115
4	1.429	1.343	4.751	4.563	6.079
5	0.352	0.548	5.637	8.461	5.347
6	0.746	0.815	4.813	5.328	6.826
7	0.163	0.204	3.011	2.861	4.661
8	0.284	0.326	5.623	7.157	6.383
9	1.652	2.034	6.532	6.625	7.014
10	1.403	1.711	2.116	3.047	3.441
11	0.352	3.004	3.863	6.017	5.528
12	1.628	0.417	6.718	9.125	10.043
Mean	0.969 1	1.291 9	5.063 1	6.235 2	6.722 9

Case2: 只用64个计算值。

将64个样本随机分为8组，每组8个，依次取出1组用作预报，称为预报样本，其余的7组共56个样本用作训练，称为训练样本，总共执行8次。其他的设置与Case1相同，操作过程也同Case1。

表4 交叉验证结果比较 (Case2)

Tab.4 Results of cross-validation and checking using GRNN-MDE and GRNN-DE (Case 2)

序号	训练相对误差/ %		预测相对误差/ %		
	GRNN-MDE	GRNN-DE	GRNN-MDE	GRNN-DE	MLR
1	0.343	0.652	5.426	6.813	5.993
2	1.434	1.437	9.154	9.045	11.01
3	0.627	2.118	3.428	5.381	6.014
4	0.958	1.137	7.152	8.664	8.762
5	1.334	1.241	2.661	5.627	5.227
6	1.213	2.029	6.457	7.483	6.275
7	0.842	0.762	4.105	6.183	8.776
8	1.408	1.814	7.367	7.047	8.482
Mean	1.019 9	1.398 7	5.718 7	7.030 4	7.567 4

Case3: 只用20个实验值。

将20个样本随机分为5组，每组4个，依次取出1

组用作预报，称为预报样本，其余的4组共16个样本用作训练，称为训练样本，总共执行5次。其他的设置与Case1相同，操作过程也同Case1。

表5 交叉验证结果比较 (Case3)

Tab.5 Results of cross-validation and checking using GRNN-MDE and GRNN-DE (Case 3)

序号	训练相对误差/%		预测相对误差/%		
	GRNN-MDE	GRNN-DE	GRNN-MDE	GRNN-DE	MLR
1	0.614	0.853	5.076	6.208	6.023
2	1.257	2.051	2.137	4.463	5.354
3	0.836	0.827	3.218	3.026	4.176
4	0.562	0.769	6.113	7.254	7.587
5	0.918	1.106	1.590	3.318	3.148
Mean	0.837 4	1.121 2	3.626 8	4.853 8	5.257 6

### 3 结果比较与分析

由表3~5的交叉验证结果，不难看出以下几点：

1) GRNN-MDE的训练相对误差及其总均值与GRNN-DE的相接近，总体上比GRNN-DE的略小；但GRNN-MDE的预测相对误差几乎均比GRNN-DE和MLR的要低，且其总均值比GRNN-DE及MLR的要小得多，而GRNN-MDE又比MLR的要小。表3~5中的GRNN-MDE的预测相对误差均值分别为：5.063 1%，5.718 7%和3.626 8%；而GRNN-DE的预测相对误差均值分别为：6.235 2%，7.030 4%和4.853 8%；MLR的预测相对误差均值分别为6.722 9%，7.567 4%和5.257 6%。

模型的好坏主要由预报性能决定的，由此可以看出，GRNN-MDE的稳定性、泛化性能和预测性能均比GRNN-DE和MLR要好。

2) 比较表3和表4：表3中的GRNN-MDE的预测相对误差均值比表4中的要低。表3中的预测相对误差均值为5.063 1%；而表4中的为5.718 7%。这说明，既有实验值又有计算值样本所建立的模型精度要高于单纯采用数学公式计算值样本构建的模型。

3) 比较表3和表5：可以看出两表中的训练相对误差也比较接近，表5中的稍小些；但表5中的GRNN-MDE的预测相对误差均值要比表3中的低很多，其值为3.626 8%，表明Case3的模型精度远高于Case1。

4) 比较表3、表4和表5：表5中的误差值在几种情况中是最小的，其GRNN-MDE的预测相对误差均值为3.626 8%；而表4的最大，其均值为5.718 7%；表3的值居中，其均值为5.063 1%。这说明全由实验值样本构建的模型精度要高于由实验值和计算值两种数据构成的模型，更高于全由计算值构成的模型。

## 4 结论

采用概率计算的广义回归网络具有很强的非线性拟合能力, 本文所提出的 GRNN-MDE 法, 应用改进的差分进化算法来优化平滑因子, 该方法将 Powell 寻优法和混沌优化法引入到传统的差分进化算法中, 提高了全局寻优效率, 又避免了算法陷入局部最优的困境。从仿真结果可以看出, 本文所建的 GRNN-MDE 模型具有优良的预报能力, 稳定性也很好, 将它应用于绝缘子临界污闪电压的预测, 效果良好。这也为污闪电压预测提供了一条新的思路。

另外, 从表 3~5 可以看到, 由实验值和数学公式计算值样本共同构建的 GRNN-MDE 模型精确度要高于全由计算值样本构建的模型; 全由实验值样本构建的模型精度高于由实验值和计算值共同建立的模型更高于单纯由计算值样本构建的模型; 但需要指出的是如果参与构建模型的样本过少, 即使模型全部由实验值样本构建, 其泛化性能也将大打折扣。

## 参考文献

- [1] 胡毅. “2.22 电网大面积污闪” 原因及对策[J]. 高电压技术, 2001, 27 (2): 30-32.  
HU Yi. The analysis of “2.22 pollution flashover of network” and measure for anti-pollution flashover[J]. High Voltage Engineering, 2001, 27 (2): 30-32.
- [2] 刘琰, 王俊楷. 陕西电网 “12.18” 大面积污闪事故的分析及其防治对策[J]. 电网技术, 2002, 26 (1): 82-85.  
LIU Yan, WANG Jun-kai. Analysis of large area pollution flashover occurred in Shanxi power network on Dec.18, 2000 and preventative measures for similar accidents[J]. Power System Technology, 2002, 26(1): 82-85.
- [3] 顾乐观, 孙才新. 电力系统的污秽绝缘[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 1990.  
GU Le-guan, SUN Cai-xin. Pollution insulation of power system[M]. Chongqing: Chongqing University Press, 1990.
- [4] 张建兴, 律方成, 刘云鹏, 等. 高压绝缘子泄漏电流与温、湿度的灰关联分析[J]. 高电压技术, 2006, 32 (1): 40-41, 73.  
ZHANG Jian-xing, Lü Fang-cheng, LIU Yun-peng, et al. Relationships among leakage current of insulators on HV lines, temperature and humidity based on the grey relational analysis[J]. High Voltage Engineering, 2006, 32 (1): 40-41, 73.
- [5] 杨庆, 司马文霞, 蒋兴良, 等. 复杂环境条件下绝缘子闪络电压预测神经网络模型的建立及应用[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25 (13): 154-159.  
YANG Qing, SIMA Wen-xia, JIANG Xing-liang, et al. The building and application of a neural network model for forecasting the flashover voltage of the insulator in complex ambient conditions[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25 (13): 154-159.
- [6] 舒立春, 白困利, 胡琴, 等. 基于支持向量机的复杂环境条件下绝缘子闪络电压预测[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26 (17): 127-131.  
SHU Li-chun, BAI Kun-li, HU Qin, et al. Insulator flashover voltage forecasting under complex circumstance based on support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26 (17): 127-131.
- [7] Kontargyri V T, Gialketsi A A, Tsekouras G J, et al. Design of an artificial neural network for the estimation of the flashover voltage on insulator[J]. Electric Power Systems Research, 2007, 77: 1532-1540.
- [8] Specht D F. A general regression neural network[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1991, 2 (6): 568-576.
- [9] 郝鑫, 陈德钊, 吴晓华, 等. 广义回归神经网络的改进及在延迟焦化建模中的应用研究[J]. 化工学报, 2004, 55 (4): 608-612.  
HAO Xin, CHEN De-zhao, WU Xiao-hua, et al. Generalized regression neural network and its application to delayed coking process[J]. Journal of Chemical Industry and Engineering, 2004, 55 (4): 608-612.
- [10] Scott D W. Multivariate density estimation: theory, practical and visualization[M]. New York: Wiley, 1992.
- [11] Rainer Storn, Kenneth Price. Differential evolution—a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous space[J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11: 341-359.
- [12] 方强, 陈德钊, 俞欢军, 等. 基于优选策略的差分进化算法及其化工应用[J]. 化工学报, 2004, 55 (4): 598-602.  
FANG Qiang, CHEN De-zhao, YU Huan-jun, et al. Differential evolution algorithm based on eugenic strategy and its application to chemical engineering[J]. Journal of Chemical Industry and Engineering, 2004, 55 (4): 598-602.
- [13] 陈宝林. 最优化理论与算法[M]. 北京: 清华大学出版社, 1989.  
CHEN Bao-lin. Optimization theory and algorithms[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1989.
- [14] 吴祥兴, 陈忠. 混沌学导论[M]. 上海: 上海科学技术文献出版社, 1996.  
WU Xiang-xing, CHEN Zhong. Introduction to chaos[M]. Shanghai: Shanghai Science and Technology Literature Publishing House, 1996.

(下转第136页 continued on page 136)

double circuit line on the same tower[J]. Proceedings of the CSEE, 1992, 12 (3): 1-9.

[7] 李红巍. 一种实用的双回线测距方法[J]. 电力系统自动化, 1995, 19 (9): 30-33.  
LI Hong-wei. A useful algorithm for fault location of parallel transmission lines[J]. Automation of Electric Power Systems, 1995, 19 (9): 30-33.

[8] 孙立山, 张晓友, 陈学允. 平行双回线故障测距算法的研究[J]. 电力系统自动化, 1999, 23 (5): 28-30.  
SUN Li-shan, ZHANG Xiao-you, CHEN Xue-yun. Research on a new fault location method for parallel transmission lines[J]. Automation of Electric Power Systems, 1999, 23 (5): 28-30.

[9] 赵永娴, 曹小拐, 刘万顺. 同杆并架双回线准确参数未知时的故障测距新算法[J]. 电力系统自动化, 2005, 29 (4): 72-76.  
ZHAO Yong-xian, CAO Xiao-guai, LIU Wan-shun. New fault location algorithm for double transmission lines on a same tower[J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29 (4): 72-76.

[10] 范春菊, 郁惟镛. 基于横差模电流暂态能量的同杆双回线保护方案[J]. 电网技术, 2006, 30 (18): 69-74.  
FAN Chun-ju, YU Wei-yong. Protection scheme for double lines on same tower based on transient energy of modal differential transverse current[J]. Power System Technology, 2006, 30 (18): 69-74.

[11] 邓孟华, 范春菊, 刘玲, 等. 基于12序分量的同杆4回线短路故障计算[J]. 电力系统自动化, 2008, 32 (14): 64-67.  
DENG Meng-hua, FAN Chun-ju, LIU Ling, et al. Calculation of short circuit fault of four jointed parallel

lines on same tower based on twelve sequence components[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32 (14): 64-67.

[12] 邓孟华, 范春菊, 舒巧俊, 等. 同杆4回线故障选线方法[J]. 电力系统自动化, 2008, 32 (15): 57-60.  
DENG Meng-hua, FAN Chun-ju, SHU Qiao-jun, et al. Method for fault line selection of four jointed parallel lines on the same tower[J]. Automation of Electric Power Systems, 2008, 32 (15): 57-60.

[13] 田羽, 范春菊, 龚振东. 同杆4回线12序分量法[J]. 电力系统自动化, 2007, 31 (21): 35-39.  
TIAN Yu, FAN Chun-ju, GONG Zhen-dong. A study on twelve-sequence component method of four-parallel lines on same towers[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31 (21): 35-39.

[14] 何仰赞, 温增银. 电力系统分析[M]. 三版. 武汉: 华中科技大学出版社, 2002.  
HE Yang-zan, WEN Zeng-yin. Power system analysis[M]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology Press, 2002.

收稿日期: 2009-09-25; 修回日期: 2010-01-23

作者简介:

舒巧俊 (1982-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统继电保护及综合自动化; E-mail: meritw@163.com

陈松石 (1982-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统电站综合自动化;

范春菊 (1967-), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为人工智能在继电保护及综合自动化中的应用。

(上接第 113 页 continued from page 113)

[15] Leung M T, Chen A S, Daouk H. Forecasting exchange rates using generalized regression neural networks[J]. Computers & Operation Research, 2000, 27 (4): 1093-1110.

[16] Zhicheng G, Renyu Z. Calculation of DC and AC flashover voltage of polluted insulators[J]. IEEE Trans on Electrical Insulation, 1990, 25 (4): 723-729.

[17] Sundararajan R, Sadhureddy N R, Gorur R S. Computer-aided design of porcelain insulators under polluted conditions[J]. IEEE Trans on Dielectr Electrical Insulation, 1995, 2 (1): 21-127.

[18] Topalis F V, Gonos I F, Stathopoulos I A. Dielectric behavior of polluted porcelain insulators[J]. IEE Proc on Gener, Transm, and Distrib, 2001, 148 (4): 269-274.

[19] GB/T4585-2004 交流系统用高压绝缘子的人工污秽试验[S].  
GB/T4585-2004 artificial pollution tests on high-voltage insulators to be used on a. c. systems[S].

[20] GB/T 2900.8—1995 电工术语绝缘子[S].  
GB/T 2900.8—1995 electrotechnical terminology—insulator [S].

[21] Gonos I F, Topalis F V, Stathopoulos I A. Genetic algorithm approach to the modeling of polluted insulators[J]. IEE Proc on Gener, Transm, and Distrib, 2002, 149 (3): 373-376.

收稿日期: 2009-10-29; 修回日期: 2009-12-15

作者简介:

帅海燕 (1970-), 女, 博士研究生, 讲师, 主要从事智能监测和电力系统自动化研究; E-mail: wdshy@126.com

龚庆武 (1967-), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事电力系统继电保护, 电力系统自动化和电力系统仿真等研究;

张园园 (1979-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为电力系统稳定分析与控制、数字化变电站技术。