

# 基于负荷预测及广义回归神经网络的短路电流超短期预测

潘睿<sup>1</sup>, 刘俊勇<sup>1</sup>, 倪雅琦<sup>2</sup>, 郭晓鸣<sup>1</sup>, 韩卫衡<sup>1</sup>

(1. 四川大学电气信息学院, 智能电网四川省重点实验室, 四川 成都 610065;

2. 四川省电力公司通自中心, 四川 成都 610061)

**摘要:** 针对智能电网中实时状态监测和告警需求, 提出一种电网短路电流超短期智能预测的方法。通过节点超短期负荷预测进行电网态势外推, 采用基于广义回归神经网络的短路电流辨识方法对短期内的全网母线短路电流水平进行扫描, 实现短路电流的超短期智能辨识。该方法为智能电网中超短期智能预测提供了一种快速仿真建模(FSM)的新思路, 为智能调度辅助决策提供有力的技术支持。通过IEEE30节点系统验证了该方法的可行性与有效性。

**关键词:** 超短期短路电流预测; 超短期负荷预测; 智能电网; 广义回归神经网络; 智能调度; 快速仿真建模

## Ultra-short term forecasting for short circuit current based on load forecasting and general regression neural network

PAN Rui<sup>1</sup>, LIU Jun-yong<sup>1</sup>, NI Ya-qi<sup>2</sup>, GUO Xiao-ming<sup>1</sup>, HAN Wei-heng<sup>1</sup>

(1. Sichuan Smart Grid Key Laboratory, School of Electric Engineering & Information, Sichuan University, Chengdu 610065,

China; 2. Communication and Automation Center of SEPC, Chengdu 610061, China)

**Abstract:** On account of the need of real-time monitor and alarm in smart grid, a new approach to ultra-short term intelligent forecasting of short circuit current is proposed. The extrapolation of grid state is conducted by ultra-short term load forecasting of nodes, and a short circuit current identification method based on GRNN is adopted to scan the short circuit current level of whole grid buses in short time, by which the intelligent identification is implemented. The approach provides a new idea of fast simulation modelling (FSM) in ultra-short time intelligent monitor, and a strong technical support for aid in decision (AID) of intelligent dispatch. The feasibility and validity of this approach is verified by the test on IEEE30 system.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No.50977059).

**Key words:** ultra-short term short circuit current forecasting; ultra-short term load forecasting; smart grid; GRNN; intelligent dispatch; fast simulation and modelling

中图分类号: TM715; TM76 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)18-0094-06

## 0 引言

电力系统发生故障将对系统的正常运行和电气设备的安全带来很大危害, 严重时甚至会危及整个电力系统的稳定性, 电力系统实际运行中发生的故障大部分是短路故障。近年来, 随着我国电力系统的迅速发展, 网络结构日趋复杂, 电网最大短路电流水平不断提高, 局部地区短路电流水平已接近现有设备额定值, 短路电流超过设备额定值的问题日益突出。部分地区的设备到目前已经使用二、三十年, 现有电力系统的运行水平已经接近或超过其额

定值。以西南某省级电网 220 kV 等级为例: 截止到 2008 年末, 运行在 20 年以上的输电线有 65 条, 总长度为 3 052.26 km; 运行在 20 年以上的变压器有 19 台/组; 有 9 个厂站的最大短路电流已经超过了开关开断电流能力。

根据 IBM 高级电力专家 Martin Hauske 的解释, 智能电网有三个层面的含义<sup>[1]</sup>: 首先是利用传感器对发电、输电、配电、供电等关键设备的运行状况进行实时监控; 然后把获得的数据通过网络系统进行收集、整合; 最后通过对数据的分析、挖掘, 达到对整个电力系统运行的优化管理。智能电网一个重要的方面就是对电网可能出现的问题提出充分的告警。全网短路电流水平超短期预测可以对电网中

**基金项目:** 国家自然科学基金项目 (No. 50977059)

所有节点的短路水平进行超短期预测、辨识、预警,对可能发生的短路故障进行预估分析,是未来智能电网的有效组成。

文献[2-10]介绍了一些短路电流计算、预测方法。文献[2-7]是在普通情况、变结构、等值的情况下进行的短路电流的计算。文献[8-9]对于短路电流的预测进行了研究,文献[8]通过在最大运行方式下进行计算得出最大供电规模与 220 kV 电网短路电流间的关系;文献[9]能够对当前运行方式下的短路电流预测,没有考虑发电机组的出力分配变化,不是超短期的全网短路电流预测。文献[10]是实时在线计算短路电流,但是快速获取故障后瞬间短路电流的基波准确参数,不是短路水平的辨识、预测。综上所述,本文提出了一种基于超短期负荷预测及人工神经网络的超短期短路电流预测方法,不但可以进行短路电流的实时快速辨识,而且可以对电网短路电流水平进行超短期预测扫描,对电网各节母线短路电流进行超短期的预警。该方法将为智能电网中智能调度提供可靠的数据支持和辅助决策,为智能电网中的故障识别快速仿真建模(Fast Simulation Modeling, FSM)提供一种新思路和技术支持。

## 1 模型分析、设计

### 1.1 建模分析

电力系统实际运行中,单相短路故障占全部故障的绝大部分,其次是两相接地和两相短路故障,出现三相对称故障的几率是很少的。但是,三相短路对于系统稳定的影响最大,通常用其来校验电气设备的遮断能力。由于母线在运行中,有巨大的电能通过,短路时,将承受很大的发热和电动力效应,因此,母线三相短路电流的计算对电力系统影响巨大。

### 1.2 短路电流计算模型

传统短路电流计算是采用叠加原理的基于潮流的对称短路计算。本文模型基于以下假设条件:(1)基于潮流的短路计算,所以突然短路前,三相交流系统是在对称状况下运行。(2)短路瞬间为纯金属性短路。(3)同步电机均采用次暂态电抗后电势恒定模型;转子结构完全对称;定子三相绕组结构完全相同。(4)电力系统各元件的磁路不计饱和,电气设备的参数不随电流大小发生变化。(5)计及负荷(负荷采用恒阻抗模型表示)和发电机出力的。

(6)负荷和发电机采用恒功率因数。

基于潮流的短路计算,对于一个结构固定的电网,短路电流变化主要源于潮流的变化,而固定结

构的电网中潮流主要是随发电机和负荷的变化而变化。所以在短路电流辨识中,把发电机和负荷的出力作为辨识模型的特征输入量。

### 1.3 基于相似日负荷趋势外推的超短期负荷节点负荷预测模型

由于本文进行的是超短期的负荷预测,可以忽略影响时间较长的一些因素。由于负荷变化(负荷曲线)具有连续性,预测时刻的负荷值一定是在当前时刻负荷值的基础上变化。当前时刻负荷值已知的情况下,知道预测时刻负荷的变化,就可以得到预测结果<sup>[11]</sup>。即

$$F(t+i) = F(t) + \Delta F(t+i) \quad (1)$$

式中: $F(t+i)$ 为 $(t+i)$ 时刻的负荷预测值; $F(t)$ 为 $t$ 时刻的负荷值; $\Delta F(t+i)$ 为 $(t+i)$ 时刻相对 $t$ 时刻的负荷预测变化值。

从负荷特性分析:相似日的负荷曲线具有相似的曲线形态,一般按周一到周日建模(节假日单列)。从历史样本中选择多个样本采用指数平滑法获得典型曲线变化模式,即

$$\begin{cases} L_{\text{typ}}(i,1) = L(i,1) \\ L_{\text{typ}}(i,n) = (1.0 - \alpha)L_{\text{typ}}(i,n-1) + \alpha L(i,n) \end{cases} \quad (2)$$

式中: $n=2, 3, \dots, N$ ;  $L_{\text{typ}}(i,N)$ 为 $i$ 点典型曲线变化模式; $L(i,n)$ 为 $i$ 点第 $n$ 个样本的历史负荷; $\alpha$ 为平滑系数,一般对于波动较大的取0.4~0.5,波动较小的取0.2~0.4,得到

$$\Delta F(t+i) = L_{\text{typ}}(t+i,N) - L_{\text{typ}}(t,N) \quad (3)$$

### 1.4 GRNN 短路电流智能辨识模型

为实现短路电流智能辨识,选择广义回归神经网络(General Regression Neural Network, GRNN),它是一种局部逼近网络,与传统神经网络不同<sup>[12-13]</sup>,模型具有明确理论基础,是一种建立在数理统计基础上的神经网络<sup>[14]</sup>。其优点包括:(1)只要样本数据确定,则相应的网络结构和神经元之间的连接权值也随之确定;(2)训练过程不需要迭代;(3)当运行方式改变时,GRNN网络只需相应修改训练样本并重构和训练网络<sup>[15-16]</sup>;(4)不必进行循环,在训练过程中不调整神经元之间的连接权值;(5)即使样本数据较少,也可以收敛于样本量集聚最多的优化回归面;(6)网络训练过程实际上只是确定平滑参数的过程,网络的学习全部依赖数据样本,这个特点决定了网络得以最大限度地避免人为因素对辨识结果的影响。

广义回归神经网络的理论基础是根据样本数据逼近其中隐含的映射关系<sup>[14,17]</sup>。设随机向量 $x$ 和

随机变量 $y$ 的联合概率密度函数为 $f(x, y)$ 。如果 $f(x, y)$ 已知, 容易得到 $y$ 在 $x_0$ 上的回归值 ( $y$ 对 $x_0$ 的条件均值) 为:

$$E(y | x_0) = \hat{y}(x_0) = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} y f(x_0, y) dy}{\int_{-\infty}^{\infty} f(x_0, y) dy} \quad (4)$$

对 $f(x_0, y)$ 进行泊松 (Parzen) 非参数估计, 由于积分 $\int_{-\infty}^{\infty} x e^{-x^2} dx = 0$ , 所以整理得:

$$\hat{y}(x_0) = \frac{\sum_{i=1}^n y_i \exp(-\sum_{j=1}^p (x_{0j} - x_{ij})^2 / 2\sigma^2)}{\sum_{i=1}^n \exp(-\sum_{j=1}^p (x_{0j} - x_{ij})^2 / 2\sigma^2)} \quad (5)$$

式中:  $n$  为样本容量;  $p$  为  $x$  的维数;  $\sigma$  在此称为平滑参数 (唯一需要人为设定的值, 值越小, 神经网络越逼近函数)。

GRNN 由一个径向基网络层和一个线性网络层组成, 网络结构如图 1 所示。第一层为径向基隐含层, 网络的第二层为线性输出层, 其权函数为规范化点积权函数 (用  $nprod$  表示)。输出的是电网所有节点 (母线) 在该运行方式下的三相短路电流。

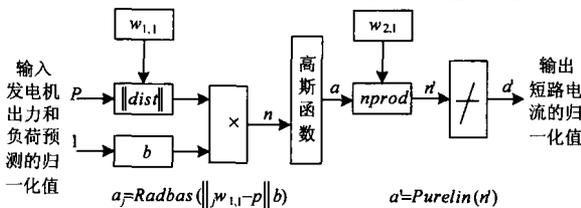


图1 基于广义回归神经网络的短路电流辨识模型

Fig.1 Short-circuit current identification model based on GRNN

## 2 算法设计

### 2.1 超短期负荷预测的样本建立

当前, 电力负荷数据过程都是由各级调度部门的 SCADA 系统来完成。电力系统运行过程中设备运行状态或其他变化等因素都可能造成电力系统数据异常。异常数据会影响预测结果, 因此要对其进行处理<sup>[18]</sup>。

$$\begin{cases} \frac{L(i) - L(i-1)}{L(i-1)} > \delta & i \neq 1 \\ \frac{L(i) - L_N^{last}}{L_N^{last}} > \delta & i = 1 \end{cases} \quad (6)$$

式中: 设  $i$  时刻实测负荷数据为  $L(i)$ , 其中  $i=1, 2, \dots, N$ ;  $L(i) \leq \varepsilon$  ( $\varepsilon$  为零漂数据) 时, 判定为 0 数据; 若满足上式, 即实测负荷数据变化率过大, 判定为奇异数据。  $\delta$  反映了相邻采样间隔内负荷变

化率上限;  $L_N^{last}$  为上一预测周期的第  $N$  个数据。

负荷预测的样本作为其负荷预测的依据, 特别是对于超短期负荷预测, 样本的选取尤其重要。为了满足要求, 本文采用的是动态样本更新, 根据预测日的移动, 动态地选择距离预测点当日最近的一段时间的历史负荷作为参考样本。本文选取与预测日相似的前 7 日。

### 2.2 发电机出力分配

本文的发电机出力模型主要考虑了各个机主出力的上下限和电力系统实际的节能调度排序表原则。当节点的超短期负荷预测值得到以后, 就可以得到所有机组的总的出力增量, 按照模型的约束条件及排序原则进行机组出力分配, 然后由平衡节点和 AGC 调整。在不计网损的情况下:

$$\begin{cases} \sum_{j=0}^m \Delta p_{Lj} = \sum_{i=0}^n \Delta p_{Gi} \\ \min p_{Gi} \leq p_{Gi} + \Delta p_{Gi} \leq \max p_{Gi} \quad (i=1, 2, \dots, n) \end{cases} \quad (7)$$

式中:  $\sum_{j=0}^m \Delta p_{Lj}$  和  $\sum_{i=0}^n \Delta p_{Gi}$  分别是所有节点预测的负荷值的总变化值和未来所有发电机的出力变化总值;  $\min p_{Gi} \leq p_{Gi} + \Delta p_{Gi} \leq \max p_{Gi}$  表示不超出每台发电机的出力上下限。

### 2.3 短路电流辨识模型样本空间建立

训练样本不但要足够多以满足训练网络的精度, 而且为了使网络能够适应电网各种运行方式, 样本值的选取要尽可能全面地覆盖电网运行的所有方式。电网所有运行方式都是在该电网最大运行方式和最小运行方式之间, 所以可以通过最大、最小运行方式<sup>[19]</sup>来确定样本值抽取空间。对每个节点在最大和最小方式中均匀分布取点, 并且输入样本一定要满足发电机出力和负荷出力在不计网损下相等的条件:

$$\sum_{j=0}^m p_{Lj} \approx \sum_{i=0}^n p_{Gi} \quad (8)$$

为了便于样本值对神经网络进行训练, 将数据归一化处理为区间  $[0, 1]$  之间的数据。设  $x_{max}$  和  $x_{min}$  分别代表训练样本集中有功出力的最大值和最小值,  $x$  为实际值,  $X$  为归一化后的输入值, 则<sup>[9]</sup>

$$X = \frac{(x - x_{min})}{(x_{max} - x_{min})} \quad (9)$$

使输入数据能够在有效数据空间均匀分布开。

### 2.4 算法流程

整个算法的流程如图 2 所示。

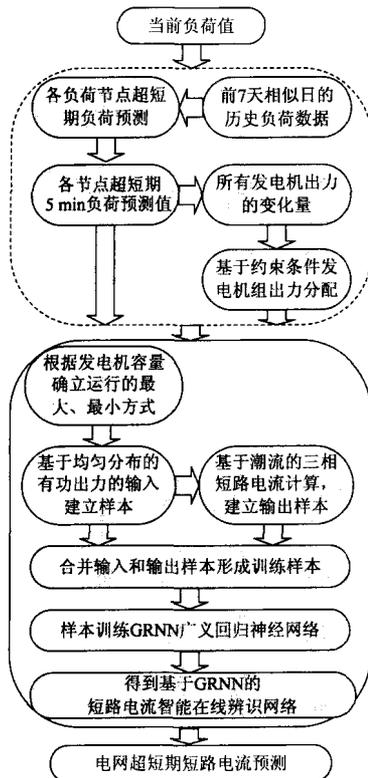


图2 短路电流超短期智能辨识算法流程

Fig.2 Arithmetic flow of ultra-short term intelligent identification of short circuit current

### 3 算例

#### 3.1 IEEE30 算例样本构造

以 IEEE30 节点系统作为算例, 对该网络进行超短期短路电流智能辨识。该系统有 6 台发电机, 21 个负荷节点。样本共有 26 个输入值 (平衡节点的出力根据负荷和其他发电机的出力确定)。

由于是 IEEE30 标准节点, 所以设定各个发电机的额定容量, 从而通过最大容量之和来确定系统最大运行方式 (最小方式为发电机总的有功出力为零), 在最大运行和最小运行方式之间对每个有功出力节点进行基于均匀分布的随机抽样。为了使平衡节点的有功出力在其最大容量之内, 对随机样本进行选择处理:

$$0 \leq \sum_{j=0}^m P_{Lj} - \sum_{i=0}^{n-1} P_{Gi} \leq \max P_{Gp} \quad (15)$$

式中:  $m$  是系统负荷总个数;  $n$  是系统发电机总个数;  $\max P_{Gp}$  是平衡节点发电机最大有功出力。

通过满足均匀分布和有功出力条件的随机输入样本, 进行基于潮流的短路电流计算, 从而组成完整的输入输出样本, 通过发电机组出力约束条件建立 GRNN 网络的训练样本。在该算例中, 随机产

生 1 200 个样本, 经过筛选有 329 个样本符合样本条件。

#### 3.2 IEEE30 算例节点超短期负荷预测

IEEE30 算例 21 个负荷节点的数据采用某地区电网的 21 个等效负荷节点数据作为该算例的节点负荷数据。采用相似日前 7 日的的数据作为历史数据预测该日数据, 以 5 min 的时间为预测的间隔。

表1 21个负荷节点某时刻预测值和实际值的对比

Tab.1 Comparison of prediction value and real value of 21 load nodes at some moment

节点号	实际值 /MV	预测值 /MV	节点号	实际值 /MV	预测值 /MV
1	35.58	34.94	12	30.87	30.06
2	29.74	29.33	13	39.43	38.92
3	13.13	12.86	14	12.77	12.10
4	9.68	9.42	15	34.25	33.70
5	21.44	21.03	16	36.92	36.53
6	39.02	36.81	17	39.55	38.90
7	32.22	31.47	18	14.46	14.18
8	23.95	23.67	19	12.52	12.27
9	35.01	34.43	20	30.36	29.85
10	36.71	35.69	21	28.21	27.88
11	11.25	10.97			

#### 3.3 IEEE30 超短期短路电流智能辨识

用生成的 329 个样本值对 GRNN 广义回归神经网络进行训练, 通过对平滑参数的调整比较选取合适的值 (平滑参数选择为 0.05), 得到训练后的网络, 由于 GRNN 广义回归神经网络的特点, 网络的训练时间很短, 为 0.242 s。

#### 3.4 结果对比

从图 3.4 可以看到基于超短期负荷预测的超短期短路电流预测方法计算的短路电流值和基于实际值的传统短路电流计算的结果对比。

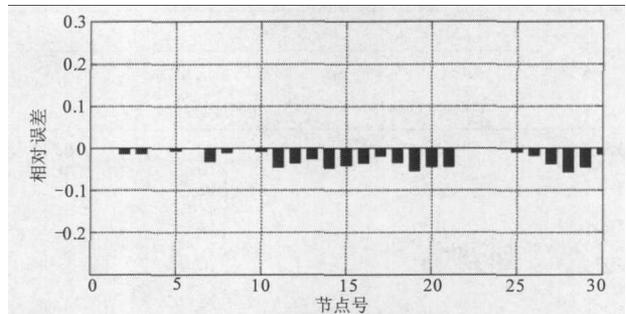


图3 基于负荷预测的超短期短路电流辨识方法计算结果对比于基于实际值的传统短路电流计算的结果误差

Fig.3 The error of load prediction based ultra-short term short circuit current identification comparing with real value based on traditional short circuit current calculation

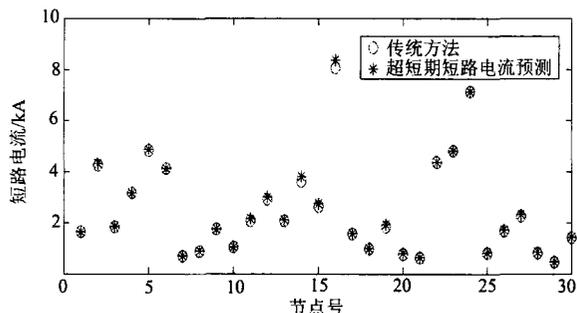


图 4 基于负荷预测的超短期短路电流辨识方法计算结果和基于实际值的传统短路电流计算的结果对比

Fig.4 Result comparison of load forecasting based ultra-short term short circuit current identification comparing with real value based on traditional short circuit current calculation

### 3.5 结果分析

通过对比基于超短期负荷预测的超短期短路电流预测方法计算的短路电流结果和基于实际负荷值的传统短路电流计算结果，说明了：

(1) 由表 2 可以看到，通过基于超短期负荷预测的超短期短路电流预测方法计算的短路电流值对于基于实际值的传统短路电流计算的结果，相对误差基本都在 5% 以内，结果比较精确。

(2) 用平均绝对百分比误差（式（11））来评价 GRNN 辨识模型的辨识精度。

$$|\delta_p| = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i' - y_i|}{n} \times 100\% \quad (11)$$

算例的平均绝对百分比误差为 2.249%。

(3) 经过该算例显示，本文方法的整个运算时间小于 1 s，相对于提前 5 min 的负荷预测，时间上表 2 实际负荷值按传统短路电流计算和超短期短路电流辨识结果对比（任选 9 个节点）

Tab.2 Result comparison of load value calculated by two approaches (select 9 nodes)

节点名	三相短路电流/kA		相对误差/%
	基于实际值的传统短路电流计算方法	超短期短路电流智能辨识方法	
BUS-10	1.04	1.03	-0.68
BUS-11	2.16	2.06	-4.45
BUS-12	3.01	2.91	-3.54
BUS-13	2.12	2.07	-2.53
BUS-14	3.79	3.62	-4.65
BUS-15	2.74	2.63	-4.12
BUS-16	8.36	8.07	-3.51
BUS-17	1.58	1.55	-1.79
BUS-18	1.00	0.96	-4.17

式可以基本忽略。所以本文的超短期短路电流预测方法能够提前 5 min 对电网全网母线三相短路电流进行扫描。

综上所述，本文的基于超短期负荷预测的超短期短路电流预测方法通过算例验证，在精度和速度上都能满足要求。

### 4 结论

智能电网图景已为各国电力行业认可，目标之一是实现电网的实时监测和故障的预警。本文提出的基于超短期短路电流预测方法能够对结构相对固定的电网可能发生的母线三相短路电流进行超短期的预测扫描。通过算例验证，该方法速度较快，精度较高，可以为电力部门及时掌握、了解电力系统实时以及未来超短期运行状况，及时采取应急措施提供了参考性的依据。

智能电网中“超短期短路电流预测”的提出，为电网态势的外推提供了发展方向，为快速仿真建模（FSM）在智能电网中超短期智能检测的应用提供了一种新思路，为智能调度辅助决策新思维提供有力的技术支持。如何在考虑电网变结构、大系统边界适应性、辨识网络的实时更新的情况下实现智能电网超短期预测是未来工作的发展方向。

### 参考文献

- [1] IBM 论坛 2009，点亮智慧的地球 [EB/OL]. <http://www-900.ibm.com/cn/forum2009/wisdom.shtml>
- [2] Giuseppe Parise. A new approach to calculate the decaying AC contributions to short circuit[J]. IEEE Transactions on Industry Application, 1995, 31 (1) : 214-221.
- [3] 王婷婷, 许旭锋. 基于CM模型的短路电流实时监控软件[J]. 继电器, 2006, 34 (9) : 41-44. WANG Ting-ting, XU Xu-feng. Real-time check of circuit breaker interrupting capacity based on CIM[J]. Relay, 2006, 34 (9) : 41-44.
- [4] 王卉, 胡志坚, 彭晓莺, 等. 基于EMTP的OPGW短路电流计算[J]. 继电器, 2004, 32 (18) : 13-16. WANG Hui, HU Zhi-jian, PENG Xiao-ying, et al. Calculation of OPGW short-circuit current based on EMTP[J]. Relay, 2004, 32 (18) : 13-16.
- [5] 罗庆跃, 李晓明. 变结构模型短路电流计算方法[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25 (1) : 77-80. LUO Qing-yue, LI Xiao-ming. A novel algorithm of short-circuit current with variable structure model[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25 (1) : 77-80.
- [6] 邵玉槐, 李肖伟, 程晋生. REI等值法用于多节点配电

- 系统短路电流计算的研究[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(4): 64-67.
- SHAO Yu-huai, LI Xiao-wei, CHENG Jin-sheng. Studies on applying REI method to computing short-circuit fault current of distribution system of many nodes[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 20(4): 64-67.
- [7] 范忠, 张慧媛. 基于GIS数据平台的配电网短路电流计算[J]. 电力系统自动化, 2005, 29(23): 76-79.
- FAN Zhong, ZHANG Hui-yuan. Approach to short circuit current calculation in distribution system based on GIS platform[J]. Automation of Electric Power Systems, 2005, 29(23): 76-79.
- [8] 徐贤. 220 kV电网短路电流预测的新方法及应用[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(16): 103-106.
- XU Xian. A novel method for predicting short-circuit current of 220 kV subtransmission network and its application[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(16): 103-106.
- [9] 刘波, 张焰, 陈煜. 基于GA2改进BP神经网络算法在大电网短路电流预测中的应用[J]. 电工电能新技术, 2006, 25(4): 43-46.
- LIU Bo, ZHANG Yan, CHEN Yu. Short circuit current forecast application of big electrical network based on improved BP artificial neural network combined with genetic algorithm[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2006, 25(4): 43-46.
- [10] 刘俊, 马志瀛, 闫静, 等. 基于改进梯度校正法的短路电流在线实时计算[J]. 电工技术学报, 2007, 22(10): 66-70.
- LIU Jun, MA Zhi-ying, YAN Jing, et al. Online real-time calculation of short-circuit current based on improved gradient estimation algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2007, 22(10): 66-70.
- [11] 丁恰, 卢建刚, 钱玉妹, 等. 一种实用的超短期负荷预测曲线外推方法[J]. 电力系统自动化, 2004, 22(10): 83-88.
- DING Qia, LU Jian-gang, QIAN Yu-mei, et al. A practical method for ultra-short term load forecasting[J]. Automation of Electric Power Systems, 2004, 22(10): 83-88.
- [12] 王文成. 神经网络及其在汽车工程中的应用[M]. 北京: 北京理工大学出版社, 1998.
- [13] Taylor C W. 电力系统电压稳定[M]. 王伟胜, 译. 北京: 中国电力出版社, 2005.
- [14] Specht D F. A general regression neural network[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1991, 2(6): 568-576.
- [15] 张际先, 宓霞. 神经网络及其在工程中的应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 1996.
- [16] 冯志鹏, 宋希庚, 薛冬新, 等. 基于广义回归神经网络的时间序列预测研究[J]. 振动、测试与诊断, 2003, 23(2): 106-109.
- FENG Zhi-peng, SONG Xi-geng, XUE Dong-xin, et al. General regression neural network based prediction of time series[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2003, 23(2): 106-109.
- [17] 谷志红, 牛东晓, 王会青. 广义回归神经网络模型在短期电力负荷预测中的应用研究[J]. 中国电力, 2006, 39(4): 11-14.
- GU Zhi-hong, NIU Dong-xiao, WANG Hui-qing. Research on application of general regression neural network in short-time load forecasting[J]. Electric Power, 2006, 39(4): 11-14.
- [18] 路轶, 王民昆. 基于短期负荷预测的超短期负荷预测曲线外推法[J]. 电力系统自动化, 2006, 30(16): 102-106.
- LU Yi, WANG Min-kun. An ultra-short term load forecasting method based on short-term load forecasting[J]. Automation of Electric Power Systems, 2006, 30(16): 102-106.
- [19] 万千云, 等. 电力系统运行实用技术问答[M]. 北京: 中国电力出版社, 2003.

收稿日期: 2009-10-16; 修回日期: 2009-12-22

作者简介:

潘睿(1984-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力系统稳定与控制; E-mail: paris1984@163.com

刘俊勇(1963-), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事电力市场、分布式发电、灵活输电与电力系统可视化等方面的研究。