

配电网线损计算径向基函数神经网络方法

姜惠兰¹ 刘文良^{1,3} 孟庆强² 张柳¹

摘要 提出了一种电力配电网线损计算的 RBFNN(Radial basis function neural networks) 方法, 主要利用 RBFNN 较强的拟合特性映射线损与特征参数之间复杂的非线性关系, 记忆配电线路在结构参数和运行参数变化时线损的规律. 采用 LBG 聚类方法和一种确定最佳聚类数的标准来优化 RBFNN 隐层节点, 以提高网络的利用效率. 实例仿真验证了所提方法的有效性和实用性.

关键词 RBF 神经网络, 聚类算法, 配电网, 线损
中图分类号 TM744

RBFNN Method of Calculating Energy Losses of Power Distribution Systems

JIANG Hui-Lan¹ LIU Wen-Liang^{1,3} MENG Qing-Qiang²
ZHANG Liu¹

Abstract A Radial basis function neural networks(RBFNN) method of calculating energy losses in distribution systems is proposed. RBFNN method, due to its strong regression ability, is able to map complex non-linear relation between energy losses and feature parameter in distribution systems, and memorize the rule of energy losses varying with distribution net structure and operation parameters. LBG clustering algorithm and a clustering criterion are used to determine optimal number of hidden nodes of RBFNN, and therefore the use efficiency of the RBFNN is improved. Simulation has verified the validity and practicability of the proposed method.

Key words RBFNN, clustering algorithm, distribution net, energy losses

1 引言

电力网的线损率是电力企业一项重要的综合性技术经济指标, 它反映了电网结构和运行方式的合理性, 以及生产技术和运营管理水平. 配电网的结构与输电网相比有明显的差异, 它具有辐射状网络结构, 线路 R/X 较大, 结构变化频繁, 多相不平衡接地、三相负荷不对称问题比较突出, 采用传统的线损计算方法难以准确地计算线损^[1]. 一般地, 针对一些精度要求不高的应用场合, 采用估算或估算结合潮流计算的方法; 对精度要求较高的场合, 多采用潮流计算方法. 目前, 基于神经网络(Neural networks, NN)的配电网线损计算已有不少研究^[2~4], 主要利用 NN 强的非线性处理能力, 来拟合配电线路的线损与特征参数之间复杂的非线性关系, 而无须建立数学模型, 简化了计算的复杂性. 特别是基于径向基

收稿日期 2005-8-30 收修改稿日期 2006-3-25

Received August 30, 2005; in revised form March 25, 2006

天津大学留学回国人员基金项目(200447)资助

Supported by the Study Abroad Returnee Foundation of Tianjin University (200447)

1. 天津大学电气与自动化工程学院 天津 300072 2. 天津市电力公司 天津 300181 3. 天津科技大学 天津 300222

1. School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University, Tianjin 300072 2. Tianjin Electric Power Corporation, Tianjin 300181 3. Tianjin University of Science & Technology, Tianjin 300222

DOI: 10.1360/aas-007-0334

函数 (Radial basis function, RBF) 神经网络在实际工程应用中显示出它的优势, RBF 网络的学习时间小于其它常用 NN 学习算法的训练和执行时间, 而且隐层节点是由辐射状作用函数构成, 其局部响应特性可以反应输入样本空间不同的群类, 这样用一个 RBFNN (Radial basis function neural networks) 模型可以达到对配电线路的线损与特征参数的样本数据进行分群和映射它们之间非线性关系的效果, 简化了网络模型, 节省了训练时间, 而且执行起来也比较方便. 对用于确定网络隐层节点数目和具体函数表达的方法, 本文采用一种基于常规 K-NN (K-nearest neighbor) 模式聚类原理的模式聚类学习算法 - LBG 算法 (此名取 Linde, Buzo, Gray 三人名字的开头英文字母), 同时利用一种确定最佳聚类数的标准来优化网络的隐层节点数, 提高了网络的利用效率.

2 配电网线损计算的 RBFNN 模型

与配电网线路线损相关的参数包括线路长度、流经的电流、线路端口的有功与无功功率、线路配电变压器总容量以及线路中装设自动化表计所获得的运行参数等. 用于实现配电网线损计算的 RBFNN 模型的输入节点数取决于配电网可以获得的线路参数和运行参数个数, 输出节点数 1, 表示配电网线路线损值. 本文以文献 [1] 提供的某地区实际配电网为例. 该网络有若干条配电线路, 已对其中 68 条线路进行了线损的准确计算, 被用作样本数据, 每组数据包含 4 个自变量 x_1, x_2, x_3, x_4 和 1 个因变量 y , 各量的含义如下: x_1 为月有功功率供电量 ($\times 10^4 \text{kWh}$); x_2 为月无功功率供电量 ($\times 10^4 \text{kVarh}$); x_3 为配电变压器总容量 ($\times 10^4 \text{kVA}$); x_4 为线路总长度 (km); y 为线损值 ($\times 10^4 \text{kWh}$). 据此所建立的实现配电网线损计算的 RBFNN 模型结构如图 1 所示. 隐层节点的作用函数 (也称为径向基函数) 通常取为高斯核函数

$$u_j = \exp \left[\frac{(\mathbf{x} - \mathbf{c}_j)^T (\mathbf{x} - \mathbf{c}_j)}{2\sigma_j^2} \right] \quad j = 1, 2, \dots, N_k \quad (1)$$

式中 u_j 是第 j 个隐层节点的输出, $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ 是输入样本, \mathbf{c}_j 是高斯函数的中心值, σ_j 是标准化常数 (也称概率散度), N_k 是隐层节点数.

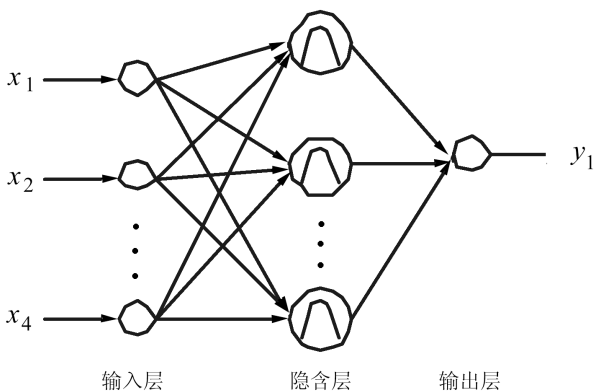


图 1 RBFNN 模型结构图
Fig. 1 RBFNN model structure

3 基于 RBFNN 的配电网线损计算

3.1 LBG 聚类算法

从 RBFNN 模型结构可以看出, RBFNN 的作用函数是

局部的, 输入样本愈靠近基函数中心, 输出值愈大, 因此选择一个有效的基函数中心对于提高 RBFNN 的性能是至关重要的. 本文提出采用 LBG 学习算法^[5] 来进行选择. 该算法是通过逐步增加模式种类数, 并对迭代过程中每一次的聚类重心求出其相应的总歪 (Distortion), 然后根据总歪的变化决定对应于该模式种类数的模式聚类结果.

LBG 算法的步骤可归结如下 (涉及到的相关定义请参看文献 [5]):

- 1) 初始化. 给定模式聚类数 N 和相应的重心初始值 $\mathbf{z}_1^{(0)}, \mathbf{z}_2^{(0)}, \dots, \mathbf{z}_N^{(0)}$;
- 2) 设定重心值 $\mathbf{z}_n = \mathbf{z}_n^{(i)}$, i 为迭代次数;
- 3) 决定 \mathbf{z}_n 的势力圈和新的重心;
- 4) 计算新的总歪 $D(S)$;
- 5) 若 $|D'(S) - D(S)| < \varepsilon$ ($D'(S)$ 是上次的总歪), 转至 6), 否则转至 2);
- 6) 迭代过程结束.

在对选定的不同模式种类数的情况完成聚类后, 用下式给出的标准来确定最佳聚类数

$$K = \max \left\{ \frac{z_{dk}}{k/(k-1)} \mid k = 2, 3, \dots, N \right\} \quad (2)$$

式中 z_{dk} 为聚类数为 k 时对应的总歪.

3.2 线损计算过程

配电网线损的计算过程分为训练阶段和使用阶段. 在训练阶段, 对反应配电线路的线损与特征参量间关系的典型训练样本数据, 按照文献 [2] 中的方法对自变量和因变量作标准化处理后, 用 LBG 聚类算法进行聚类, 确定出 RBFNN 的隐层节点最优数目和函数的表达形式, 再用 BP 算法调整网络的隐层与输出层之间的权值和阈值, 确定出网络的最终模型结构. 在使用阶段, 将经过标准化处理的特征参量数据输入到 RBFNN, 通过网络计算得到相应的配电线路的线损.

4 实例分析

为了验证本文所提方法的有效性和实用性, 以文献 [1] 提供的某地区实际配电网为例进行线损的计算和分析, 并与不同的实现方法进行比较. 用本文介绍的 LBG 聚类学习算法, 先对 68 条线路样本数据进行聚类, 结果示于表 1 中. 根据式 (2) 的最佳聚类数确定标准, 最后确定出的最佳聚类数为 7. 表 2 和表 3 给出了配电网线损的仿真和比较结果. 由表 2 可知, 在相同的训练误差下, RBFNN 的训练次数远小于文献 [2] 的 BP 算法和文献 [3] 的 BP 与 GA 结合算法的训练次数. 从线损的计算准确性看, RBFNN 训练 3528 次的 E_E 为 0.179, 而文献 [2] 中前 4 群均训练了 5000 次、第 5 群训练了 8000 次 (总共 28000 次) 的 E_E 为 0.192; RBF 网络训练 23761 次的 E_E 为 0.018, 而文献 [4] 中第 1、3、4 群均训练了 10000 次、第 2、5 群训练了 5000 次 (总共 40000 次) 的 E_E 为 0.03. 从表 3 还可以看到, 基于 RBFNN 的线损计算误差有 3 条 (线路编号为 40, 41, 53) 大于 10%, 较文献 [1] 的回归方法有较大的提高, 与文献 [2] 的 BP 算法相同, 比文献 [3] 的 BP 与 GA 结合算法多两条, 但其余线路的线损计算误差几乎都被控制在 1.0% 以内, 而且有 50 条线路是在 0.05% 以内, 与实际值几乎吻合. 可见本文方法在较少的训练次数下得到了更为精确的线损计算结果.

表 3 4 种算法的误差比较
Table 3 Comparison of 4 kinds of algorithms

方法	线路数			
	$E_C < 1\%$	$1\% < E_C < 5\%$	$5\% < E_C < 10\%$	$E_C > 10\%$
回归方法	28	10	18	12
BPNN	44	21	0	3
BP 与 GA 结合	52	12	3	1
RBFNN	64	1	0	3

表 1 不同模式聚类数的聚类结果
Table 1 Clustering results of different clustering number

k	4	5	6	7	8	9
K	77.27	81.02	83.75	85.75	81.66	75.00
k	10	11	12	13	14	
K	75.18	73.82	73.25	63.40	62.35	

表 2 仿真结果
Table 2 Simulation results

训练目标误差	0.1%	0.05%	0.01%	<0.005%
E_E	0.358	0.179	0.036	0.018
训练次数	2441	3528	12908	23761
训练时间/s	0.735	0.906	3.047	5.601
$E_C < 0.05\%$ 线路数	34	41	48	50
$0.05\% < E_C < 1\%$ 线路数	18	14	15	14
$1\% < E_C < 5\%$ 线路数	8	7	2	1
$5\% < E_C < 10\%$ 线路数	2	0	0	0
$E_C > 10\%$ 线路数	6	6	3	3

注: E_E 表示样本实际线损误差平方和;
 E_C 表示样本实际线损的相对误差百分数。

5 结论

本文将 RBFNN 应用到配电网线损的计算和分析中, 并采用 LBG 聚类算法来最优确定 RBFNN 的隐含层节点数, 从而使网络的利用效率较高。与以往的回归方法、BP 算法、以及 BP 与 GA 结合的算法相比, 基于 RBFNN 的配电网线损计算, 不仅模型结构简单, 而且具有较高的计算准确性, 是一种较为有效的线损计算和分析的实用方法。

References

- 1 Yang Xiu-Tai. *Theoretical Computation and Analysis of Energy Losses in Electric Net*. Beijing: Water and Power Press, 1985
(杨秀台. 电力网线损的理论计算和分析. 北京: 水利电力出版社, 1985)
- 2 Wen Fu-Shuan, Han Zhen-Xiang. The calculation of energy losses in distribution systems based upon a clustering algorithm and an artificial neural network model. *Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering*, 1993, **13**(3): 41~50
(文福拴, 韩祯祥. 基于分群算法和人工神经网络的配电网线损计算. 中国电机工程学报, 1993, **13**(3): 41~50)
- 3 Xin Kai-Yuan, Yang Yu-Hua, Chen Fu. An advanced algorithm based on combination of GA with BP to energy loss of distribution system. *Proceedings of the Chinese Society for Electrical Engineering*, 2002, **22**(2): 79~82
(辛开远, 杨玉华, 陈富. 计算配电网线损的 GA 与 BP 结合的新方法. 中国电机工程学报, 2002, **22**(2): 79~82)
- 4 Wen Fu-Shuan, Han Zhen-Xiang. The calculation of energy losses in distribution systems based upon Kohonen's model

and BP model. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 1993, **8**(3): 16~20

(文福拴, 韩祯祥. 联合采用 Kohonen 模型和 BP 模型的配电网线损计算. 电工技术学报, 1993, **8**(3): 16~20)

- 5 Zhao Zhen-Yu, Xu Yong-Mao. *Introduction to Fuzzy Theory and Neural Networks and Their Application*. Beijing: Tsinghua University Press, Guilin: Guangxi Science and Technology Press, 1996
(赵振宇, 徐用懋. 模糊理论和神经网络的基础与应用. 北京, 清华大学出版社, 桂林: 广西科学技术出版社, 1996)

姜惠兰 副教授. 研究领域为人工智能, 电力系统分析与控制. 本文通信作者. E-mail: hljiang65@126.com

(JIANG Hui-Lan Associate professor. Her research interest covers artificial intelligent and power system analysis and control. Corresponding author of this paper.)

刘文良 天津大学硕士研究生. 研究方向为电力系统. E-mail: jiang_linwl@126.com

(LIU Wen-Liang Master candidate at Tianjin University. His research interest includes power system, etc.)

孟庆强 高工, 从事电力系统运行和管理.

E-mail: mengqingq@eyou.com

(MENG Qing-Qiang Senior engineer. His research interest covers power system operation and management.)

张柳 天津大学硕士研究生. 研究方向为电力系统. E-mail: jiang_zhangl@126.com

(ZHANG Liu Master candidate at Tianjin University. His research interest includes power system, etc.)