

上网电价预测中运用修正神经元输出函数 对BP模型动态修正的探索

张喜铭¹, 姚建刚¹, 李立颖¹, 张跃辉², 苏竹新²

(1. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082; 2. 湖南湖大华龙电气与信息技术有限公司, 湖南 长沙 410082)

摘要: 阐述了人工神经网络模型的基本原理, 研究分析了BP神经网络模型非线性特性差和对实际情况反应“迟钝”等缺陷, 提出了通过修正神经元输出函数对BP神经网络模型进行动态修正的优化方案, 从而提高了BP神经网络模型的收敛速度。在此基础上, 将修正后的BP神经网络模型引入到上网电价的预测中。模拟运行结果表明, 修正后的BP神经网络模型可以更好地适应发电厂报价的复杂环境。

关键词: 上网电价; 人工神经网络; BP模型; 神经元输出函数

中图分类号: TM73 **文献标识码:** A **文章编号:** 1003-4897(2004)20-0021-04

0 引言

人工神经网络模拟人的大脑活动, 具有极强的非线性逼近、大规模并行处理、自训练学习、自组织和容错能力等优点, 将神经网络技术应用于电力交易的上网电价预测中, 可以快速地得到上网电价, 为各发电厂的竞价决策提供依据。

1 人工神经网络模型概述

人工神经网络是由大量简单的基本元件——神经元相互联结, 模拟人的大脑神经处理信息的方式, 进行信息并行处理和非线性转换的复杂网络系统。人工神经网络处理信息是通过信息样本对神经网络的训练, 使其具有人的大脑的记忆、辨识能力, 以完成各种信息处理功能。人工神经网络具有良好的自学习、自适应、联想记忆、并行处理和非线性转换的能力, 在样本缺损和参数漂移的情况下, 仍能保证稳定的输出。这些优点使其能适应电力交易中上网电价预测的复杂环境。

按照网络的拓扑结构和运行方式, 神经网络模型可分为前馈多层式网络模型、反馈递归式网络模型、随机型网络模型等。目前在模式识别中应用较广且成熟的模型是反向传递(BP)网, 它是一种反向传递并修正误差的多层映射网, 在参数适当时, 能收敛到较小的均方误差, 其结构模型如图1所示。

1.1 BP神经网络模型基本原理

BP网络模型处理信息的基本原理是: 输入信号 X_i , 通过中间节点(隐含层), 作用于输出节点, 经过非线性变换, 产生输出信号 Y_k 。网络训练的每个样本包括输入向量 X_i 和期望输出量 y_k , 网络输出值 Y_k 与期望输出值 y_k 之间的偏差, 通过调整输入节点与隐含层节点的联接强度 w_{ij} , 隐含层节点与输出节点之间的联接强度 t_{jk} 以及隐含层节点的阈值 θ_j 和输出层节点的阈值 r_k , 使误差沿梯度方向下降。经过反复学习训练, 确定与最小误差相对应的网络参数(权值和阈值), 训练即告停止。此时经过训练的神经网络即能对类似样本的输入信息, 自行处理输出误差最小的经过非线性转换的信息^[3]。

Analysis of control strategy for two hybrid multilevel converters with topology structure

JIANG You-hua, CAO Yi-long, GONG You-min

(School of Mechatronics Engineering and Automation, Shanghai University, Shanghai 200072, China)

Abstract: A new classifiable method of multilevel topology, which based on whether or not sharing the DC voltage sources is given in this paper. Two relevant hybrid series-connected multilevel topologies are introduced. The topologies combining advantage of GTO and IGBT, can not only reduce switching losses and EMI, but also improve output waveforms quality. Especially, the topology which has different voltage ratios can synthesize a large number of voltage levels with the same number of series-connected inverters and, consequently, reduce the THD of the output voltage. Finally, different topologies and strategies are compared and analyzed, meanwhile some points in the application are discussed.

Key words: hybrid multilevel topology; DC voltage source; series-connected structure; voltage ratio

1.2 BP神经网络模型算法

典型BP神经网络结构模型^[1]如图1所示。为三层结构,输入层节点数为N个,隐含层节点数为L,输出层节点数为M个。隐含层到输出层权值 t_{jk} ,输出层阈值 r_k 。输入层到隐含层权值 ij ,隐含层阈值 j 。输入量 X_i ,隐含层输出 O_j ,实际输出 Y_k ,期望输出 y_k 。其中 t_{jk}, r_k, ij, j ,初始为Rand(0~1)。, 初始为0.2,0.3,在保证不出现震荡的情况下,可适当加大,以提高收敛速度。

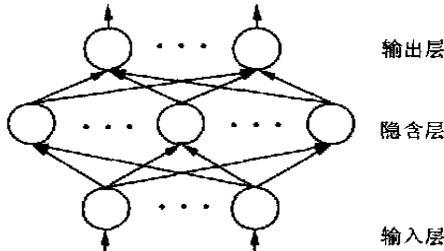


图1 典型BP神经网络结构模型

Fig.1 Model of typical BP neural network structure

神经元输出函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

输出层节点输出函数为:

$$Y_k = f\left(\sum_{j=1}^L t_{jk} O_j - r_k\right) \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (2)$$

隐含层节点输出模型:

$$O_j = f\left(\sum_{i=1}^N ij X_i - j\right) \quad j = 1, 2, \dots, L \quad (3)$$

误差计算模型:

$$E_p = \frac{1}{2} \times \sum_{k=1}^M (Y_k - y_k)^2 \quad (4)$$

输出层单元一般化误差:

$$d_k = f\left(\sum_{j=1}^L t_{jk} O_j - r_k\right) (y_k - Y_k) = Y_k (1 - Y_k) \cdot (y_k - Y_k) \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (5)$$

隐含层反馈误差:

$$e_j = f\left(\sum_{i=1}^N ij X_i - j\right) \sum_{k=1}^M (t_{jk} d_k) = O_j (1 - O_j) \cdot \sum_{k=1}^M (t_{jk} d_k) \quad j = 1, 2, \dots, L \quad (6)$$

隐含层到输出层权值调整:

$$t_{jk} = O_j d_k \quad j = 1, 2, \dots, L; \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (7)$$

其中: 为调整步长,初始值为0.2。

输出层阈值调整:

$$r_k = d_k \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (8)$$

输入层到隐含层权值调整:

$$ij = X_i e_j \quad i = 1, 2, \dots, N; \quad j = 1, 2, \dots, L \quad (9)$$

其中: 为调整步长,初始值为0.2。

隐含层阈值调整:

$$j = e_j \quad j = 1, 2, \dots, L \quad (10)$$

1.3 对BP神经网络模型的修正

由于普通BP算法的非线性特性差,而且对实际情况反应“迟钝”,比如输入控制变量、输出预测值变化较大时,往往造成模型不能收敛,为此,这里提出动态修正神经元的非线性函数的修正方案。

修正式为

$$f(x) = \frac{1}{a + e^{-bx}} \quad (11)$$

输出层单元一般化误差调整为:

$$d_k = b Y_k (1 - a Y_k) (y_k - Y_k) \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (12)$$

隐含层单元的反馈误差调整为:

$$e_j = b O_j (1 - a O_j) \sum_{k=1}^M (t_{jk} d_k) \quad j = 1, 2, \dots, L \quad (13)$$

其中 a, b 根据实际情况调节,具体分析如下:

f(x)的一阶导数为

$$f'(x) = \left(\frac{1}{a + e^{-bx}}\right)' = \frac{b e^{-bx}}{(a + e^{-bx})^2} \quad (14)$$

f(x)的二阶导数为

$$f''(x) = \left(\frac{1}{a + e^{-bx}}\right)'' = \frac{b^2 e^{-bx} (e^{-bx} - a)}{(a + e^{-bx})^3} \quad (15)$$

因为 a, b 均大于零,所以 $\forall x \in (-\infty, +\infty)$ 有 $f'(x) > 0$ 。

又当 $x < -\frac{\ln(a)}{b}$ 时, $f''(x) > 0$ 。即 $\forall x \in (-\infty, -\frac{\ln(a)}{b})$, $f''(x) > 0$;

$\forall x \in (-\frac{\ln(a)}{b}, +\infty)$, $f''(x) < 0$ 。

根据函数的单调性和曲线的凹凸性与函数的一阶导数和二阶导数的关系, f(x)的图象如图2所示。

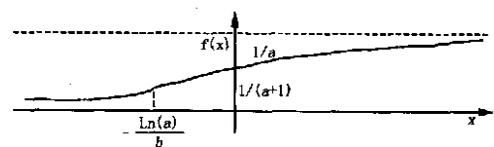


图2 f(x)曲线图

Fig.2 Curve of f(x) function

为提高曲线的陡度,即增加曲线的斜率 f'(x),

可以采用减小 a 、 b 的方式

$$a = \frac{1}{\text{Max}(y_k)} \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (16)$$

$$b = \frac{1}{\text{Max}(\sum_{i=1}^N ijX_i - j)} \quad j = 1, 2, \dots, L \quad (17)$$

$$a = -a \quad \text{常设定为 } 0.1 \text{ 或 } 0.2 \quad (18)$$

$$b = -b \quad \text{常设定为 } 0.1 \text{ 或 } 0.2 \quad (19)$$

修正后 BP 模型学习流程如图 3。

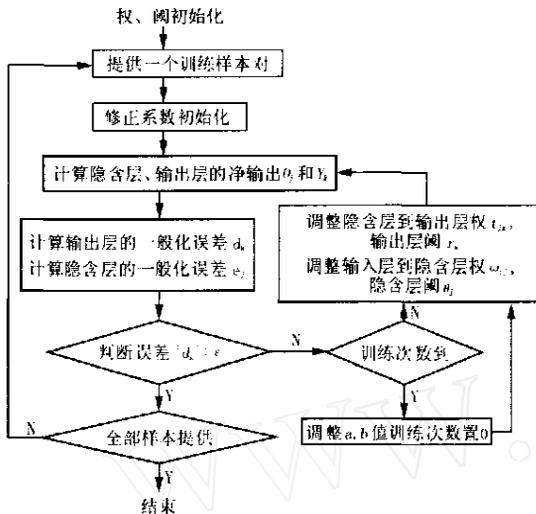


图 3 BP 模型学习流程图

Fig. 3 Flow chart of BP model learning

2 BP 网络模型在上网电价预测中的实际应用

本文取某省模拟电力市场的相关数据共 105 组数据为研究对象,序列末的 5 组数据作为测试数据,其余 100 组数据作为已知,进行模型学习。应用 BP 网络模型,首先要确定分层网络的输入、隐含和输出的分属。在边际电价的预测中,对第 N 天某时段上网电价而言,它的控制变量主要有 12 个,分别是其前一天、前两天和前两天该时段的实际上网电价 (P_{N-1} , P_{N-2} , P_{N-7}),前一天、前两天该时段的实际负荷及第 N 天该时段的预测负荷 (F_{N-1} , F_{N-2} , F_N),前一天、前两天该时段的全网检修计划及第 N 天该时段的全网检修计划 (H_{N-1} , H_{N-2} , H_N),前一日、前两日及前七日电网阻塞水平 (J_{N-1} , J_{N-2} , J_{N-7}),所以我们这里确定 12 个输入单元。对于 BP 网络,隐含层单元数常略大于输入层单元数的 2 倍^[2],这样可以保证有较好的收敛性及收敛速度,所以这里隐含层单元数我们取 24,输出层单元数为 1,即该时段的预测上网电价,传递函数采用上面修正后的式 (11)。

对于上述 BP 模型,我们首先进行学习,其流程如图 3。设定 N 为 12, L 为 24, M 为 1, $X_i = (P_{N-1}$, P_{N-2} , P_{N-7} , F_{N-1} , F_{N-2} , F_N , H_{N-1} , H_{N-2} , H_N , J_{N-1} , J_{N-2} , $J_{N-7})$ 作为输入,代入上述公式进行计算,直到 $d_k < \epsilon$ (ϵ 为精度要求,一个很小的正数),最后得到 96 组系数,分别对应每日的 96 个时段的报价。进行预测时,直接读取系数进行计算即可。实际预测结果如表 1 及图 4 所示(表 1 中 n 为所选预测点的序列号; p 为该点节点清算电价的实际值; P_1 为修正后方案的预测值; ϵ_1 为修正后方案结果的相对误差,其大小为 $(P_1 - P)/P$; P_2 为修正前方案的预测值; ϵ_2 为修正前方案结果的相对误差,其大小为 $(P_2 - P)/P$ 。图 4 中纵轴表示边际清算电价乘以 1000 后的值, n 为预测数据点的序列号,修正后曲线对应表 1 中的 P_1 ,修正前曲线对应表 1 中 P_2 ,实际值曲线对应表 1 中的 P)。

由实际结果可知,修正前方案的预测结果精度很低,波动相对较大,且在学习过程中,步长不能设的过高,当实际值波动较大时,常出现模型的局部不能收敛的现象;采用修正后的方案,步长 ϵ 可达到 0.4~0.5,相比修正前收敛速度大大提高,且精度明显提高。

表 1 两种方案预测分析表

n	$P/(\text{元/kWh})$	$P_1/(\text{元/kWh})$	$\epsilon_1/(\%)$	$P_2/(\text{元/kWh})$	$\epsilon_2/(\%)$
101	0.314	0.303	-3.50	0.328	4.46
102	0.314	0.311	-0.96	0.304	-3.18
103	0.335	0.339	1.19	0.311	-7.16
104	0.264	0.256	-3.03	0.285	7.96
105	0.254	0.263	3.54	0.263	3.54

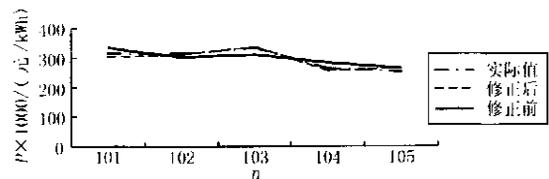


图 4 清算电价预测对照曲线

Fig. 4 Curves of two projects forecast price

3 结论

本文提出了使用修正的 BP 神经网络模型进行日 96 点上网电价预测的算法。给出了 BP 神经网络模型的改进方案:在 BP 流程中动态修正神经元输出函数,能提高收敛速度,避免模型不能收敛或是局部不能收敛。模拟运行结果表明,修正后的 BP 神经网络

络模型可以更好地适应发电厂报价的复杂环境。

参考文献:

- [1] 姚建刚,章建 (YAO Jian-gang, ZHANG Jian). 电力市场分析 (Power Markets Analysis) [M]. 北京:高等教育出版社 (Beijing: Higher Education Press), 1999.
- [2] 胡守仁,余少波,戴葵 (HU Shou-ren, YU Shao-bo, DAI Kui). 神经网络导论 (Neural Network Guide Discussion) [M]. 长沙:国防科技大学出版社 (Changsha: National University of Defense Technology Press), 1993.
- [3] 胡守仁,沈清,时春 (HU Shou-ren, SHEN Qing, SHI Chun). 神经网络应用技术 (Neural Network Application Technology) [M]. 长沙:国防科技大学出版社 (Changsha: National University of Defense Technology Press), 1993.
- [4] 王三明,蒋军成 (WANG San-ming, JIANG Jun-cheng). 基

于神经网络理论的系统安全评价模型 (Safety Assessment of the System Based on the Artificial Neural Network) [J]. 工业安全与防尘 (Industrial Safety and Dust Control), 2001, 2: 31-34.

收稿日期: 2004-02-04; 修回日期: 2004-04-25

作者简介:

张喜铭 (1980 -), 男, 硕士研究生, 主要从事电力市场软件开发及电力系统稳定性方向研究; E-mail: ximingzhang@hotmail.com

姚建刚 (1952 -), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事电力市场、配电系统自动化和新型输电方式的研究;

李立颖 (1981 -), 女, 硕士研究生, 主要从事电力市场软件开发及电力系统稳定性方向研究。

Research of dynamic tuning of BP model with amending nerve cell output function in the forecast of pool purchase price

ZHANG Xi-ming¹, YAO Jian-gang¹, LI Li-ying¹, ZHANG Yue-hui², SU Zhu-xin²

(1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;

2. Hunan HDHL Electrical & Technology Co., Ltd, Changsha 410082, China)

Abstract: The theory of ANN is introduced. Considering some limitations of BP neural network model, this paper presents the optimized method of dynamic tuning of BP neural network with amending nerve cell output function. This method gets rid of the limitations of bad nonlinear characteristics and bluntness to the change of actual conditions of the former BP neural network model, and possesses merits of higher speed of convergence. Based on this method, a new pool purchase price forecast model is built. The result of simulative operation demonstrates that the amended BP neural network model may be more accurately adapted to the complicated circumstance of generator bidding.

Key words: pool purchase price; artificial neural network; BP model; nerve cell output function

(上接第 16 页 continued from page 16)

收稿日期: 2004-02-20; 修回日期: 2004-05-07

作者简介:

龚庆武 (1967 -), 男, 副教授, 研究生导师, 主要从事电力系统继电保护及自动化方面的研究; E-mail: nemo-feng@163.com

钱峰 (1979 -), 男, 硕士研究生, 主要从事电力系统继

电保护及自动化方面的研究;

陈玉林 (1980 -), 男, 硕士研究生, 主要从事电力系统稳定与控制方面的研究;

陈允平 (1945 -), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事电力系统继电保护, 高电压技术, 电力系统稳定控制, 自动化方面的研究。

A new fault location algorithm for transmission line based on robust estimation theory

CONG Qing-wu, QIAN Feng, CHEN Yr-lin, CHEN Yur-ping

(Wuhan University, Wuhan 430072, China)

Abstract: Considering the gross sampling errors, this paper proposes a fault location algorithm based on the theory of robust estimation. Based on the principle of equivalent weights, robust estimation theory is effectively combined with least square method, and efficiently eliminates the influence of gross errors. The differential equation is adopted as the mathematical model, and phase model transformation is used for decoupling. Then the fault location equation is established by using double-terminal signal of the transmission line in model components. At last, the solution is obtained by the least robustness square method. The experiment of RTDS shows that this algorithm is of high stability, accuracy and immunity.

Key words: robust estimation; fault location; double-terminal signal; gross errors