

基于 L-M 法的 BP 神经网络在电抗器 雷电冲击波形调整中的应用

李华良¹, 孙敏², 李博¹, 钟磊¹, 陆建挺¹, 郝宇亮¹

(1. 西安高压电器研究院有限责任公司, 西安 710077; 2. 西安交通大学电气工程学院, 西安 710049)

摘要: 建立了电抗器匝间绝缘雷电冲击调波参数组合寻优模型。为了克服传统 BP 神经网络训练收敛太慢以及容易陷入局部最小值等问题, 采用了正交试验设计方法结合基于 Levenberg-Marquardt 法的 BP 神经网络对建立的数学模型进行了仿真训练并对设备雷电冲击调波参数组合进行了寻优, 获得了较为精确的标准雷电冲击波形, 对实际试验具有一定的指导意义。

关键词: 神经网络; 正交试验设计; 匝间绝缘; 雷电冲击

中图分类号: TM855 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-1609(2012)03-0052-05

Application of BP Neural Network in Lightning Impulse Waveform Adjustment of Power Reactor Based on L-M Method

LI Hua-liang¹, SUN Min², LI Bo¹, ZHONG Lei¹, LU Jian-ting¹, HAO Yu-liang¹

(1. Xi'an High Voltage Apparatus Research Institute Co., Ltd., Xi'an 710077, China;

2. School of Electrical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A reactor's turn-to-turn insulation lightning impulse waveform parameter mathematical optimization model has been established. In order to overcome the traditional BP neural network training convergence is too slow and easy to fall into local minimum problems. Orthogonal experimental design method together with BP neural network based on Levenberg-Marquardt method have been adopted to train the experiment data and to find the optimum parameter combinations, and a precise standard lightning impulse waveform has been obtained. Research results have certain significance to the actual test.

Key words: neural network; orthogonal experimental design; turn-to-turn insulation; lightning impulse

0 引言

电抗器是非常重要的电力设备, 其产品质量一直以来备受电力部门关注, 相关研究表明, 由电抗器匝间绝缘损坏而导致的绝缘击穿事故几率较高^[1-8]。由于电抗器无低压绕组, 无法利用低压绕组进行感应耐压, 其匝间绝缘的考核方法主要有直接试验法、脉冲电压法和采用雷电冲击试验替代。但直接试验法对试验设备容量要求甚高, 对于高电压等级的电抗器, 国内只有极少数试验室能开展此项试验^[9]。采用脉冲电压法考核电抗器匝间绝缘, 目前国内大部分电抗器制造厂均使用了哈尔滨理工大学设计制造

的脉冲震荡试验装置^[10-11]。但该装置目前只能适用于 66 kV 及以下空心电抗器的试验, 电压等级再高, 高频率的震荡脉冲电压很难得到控制维持。而采用雷电冲击替代法考核电抗器匝间绝缘的优点是原理简单、实现起来方便, 几乎适用于所有的电抗器匝间绝缘试验。但其缺点是在雷电冲击电压作用下, 电抗器绕组中起始电压分布不均匀。绕组端部电位梯度大, 对这部分考核过严, 而绕组中部电位梯度小, 对这部分考核过松, 从而影响了试验的等价性。对于不同阻抗的电抗器的雷电冲击试验, GB 1094.4—2005 变压器、电抗器冲击试验导则及相关标准^[6-8]虽然给出了冲击波形控制原理和调波方法, 但实际试验时试品阻抗千差万别, 加之理论计算公式作了较

收稿日期: 2011-10-22; 修回日期: 2011-11-26

多简化以及未能考虑试品杂散电容和连接导线电感等因素, 理论公式计算所得雷电冲击波形参数与实际试验时相差甚远^[12]。实际试验时, 为了获得符合标准的雷电冲击波形, 试验工程师往往不得不花费大量时间和精力进行调波, 若缺乏经验或调波方向不正确, 可能事倍功半。为了解决这一困难, 笔者采用正交试验设计方法结合基于 L-M 法的 BP 神经网络对某 50 mH 电抗器匝间绝缘雷电冲击波形调波参数组合进行了寻优, 获得了较为精确的标准雷电冲击波形。利用文中给出的方法, 从事相关工作的技术人员可根据自身试验设备情况列出参数寻优范围和目标函数, 再采用 MATLAB 神经网络工具箱等优化软件将典型阻抗的电抗器的最佳调波参数组合一一获得, 以后遇到相类似的试品便可按图索骥, 从而极大地提高试验效率, 减轻重复调波工作量。

1 正交试验布置及目标函数的选取

多次试验发现, 雷电冲击波形波头时间 T_1 和半峰值时间 T_2 主要和冲击发生器主电容 C 、波头电阻 R_f 、波尾电阻 R_t 、外接负荷电容 C_L 以及支撑电阻 R_z 有关, 但 T_1 和 T_2 与上述 5 个因素之间是一种非线性映射关系:

$$f: S(T_1, T_2) = f(C, R_f, R_t, C_L, R_z) \quad (1)$$

这种关系很难或者根本无法用显函数的形式描述。通常的做法是简单地让 C 、 R_f 、 R_t 、 C_L 和 R_z 在各自的定义域中变化而得到多组调整参数, 然后按这些参数组合进行试验以获得 T_1 和 T_2 , 最后进行比较, 找出符合标准要求的最佳参数组合。这种穷举的方法虽然简单, 但工作量十分庞大, 数据分析工作烦琐, 当因素的变化水平较多时, 穷举法几乎不可能得到应用。而文中所采用的正交试验设计方法结合基于 L-M 的神经网络寻优方法原理简单、方法有效, 将能解决上述问题。某 50 mH 电抗器匝间绝缘试验回路见图 1。



图 1 某 50 mH 电抗器匝间绝缘试验回路

Fig. 1 Test circuit of turn to turn insulation of a 50 mH power reactor

为了确定某 50 mH 电抗器匝间绝缘试验(雷电冲击试验替代法)时冲击发生器主电容 C 、波头电阻 R_f 、波尾电阻 R_t 、负荷电容 C_L 以及支撑电阻 R_z 的最佳调波参数组合, 根据设备实际情况, 确定了主电容 C 、波头电阻 R_f 、波尾电阻 R_t 、负荷电容 C_L 以及支撑电阻 R_z 参数的大致变化水平, 见表 1。

表 1 各个因素的变化水平

Tab. 1 Varying levels of each factor

因素	$C/\mu F$	C_L/pF	R_z/Ω	R_f/Ω	R_t/Ω
变化	[0.5, 1.0,	[600, 2 497,	[20, 50,	[20, 40,	[20, 50,
水平	1.5, 2.0]	4 997, 7 887]	130, 300]	130, 300]	80, 130]

根据上述因素及其变化水平, 选用 $L_{16}(4^5)$ 正交表进行试验设计。表 2 为利用该正交表所安排的试验及所得目标函数值, 因按正交表所安排的试验具有均衡分散、整齐可比的特点, 所以表 2 中的 16 组参数组合将是这 5 因素 4 水平 1 024 种参数组合中最典型、最有代表性的^[13]。为了更好地判别各参数组合的优劣, 选取式(2)作为目标函数:

$$S = \left| \frac{T_1 - 1.2}{1.2} \right| + k \left| \frac{T_2 - 50}{50} \right| \quad (2)$$

表 2 试验布置表及目标函数值

Tab. 2 Test set-up and objective function

试验 序号	因素					实测波 形参数		目标 函数 S
	$C/\mu F$	C_L/pF	R_z/Ω	R_f/Ω	R_t/Ω	$T_1/\mu s$	$T_2/\mu s$	
1	0.5	600	20	20	20	0.60	3.69	1.43
2	0.5	2 497	50	40	40	1.14	12.30	0.80
3	0.5	4 994	130	130	80	2.20	29.38	1.25
4	0.5	7 887	300	300	130	6.83	42.47	4.84
5	1.0	600	50	130	130	1.10	62.12	0.33
6	1.0	2 497	20	300	80	4.07	41.55	2.56
7	1.0	4 994	300	20	40	1.47	22.08	0.78
8	1.0	7 887	130	40	20	2.10	13.82	1.47
9	1.5	600	130	300	40	2.60	33.92	1.49
10	1.5	2 497	300	130	20	1.43	22.67	0.74
11	1.5	4 994	20	40	130	1.63	85.41	1.07
12	1.5	7 887	50	20	80	1.93	57.74	0.76
13	2.0	600	300	40	80	0.65	81.59	1.09
14	2.0	2 497	130	20	130	0.98	90.19	0.99
15	2.0	4 994	50	300	20	5.03	29.92	3.59
16	2.0	7 887	20	130	40	4.02	49.13	2.37

标准雷电波参数为 1.2/50 μs , 因此可以知道, S 越小则相应参数组合下得到的雷电冲击波形越接近标准雷电波。式(2)中 k 为调节波头、波尾时间占目标函数 S 比重的权因子, 实际试验时可根据情况进

行调节。在下面的研究中,取 $k=1$ 。

2 神经网络方法在最佳调波参数组合寻优中的应用

采用 MATLAB 神经网络工具箱,将表 2 中 16 组样本试验数据供神经网络学习和检验,进而获得神经网络结构参数。然后再利用已经建立的神经网络模型来计算表中未列出的 1 008 组参数组合的目标函数值,通过比较分析就能获得其中的最佳参数组合。神经网络的计算时间基本上可以忽略不计,这样就可以极大地减少实际试验工作量。

文中建立的神经网络模型见图 2,输入向量为 C, R_f, R_i, C_L, R_z , 输出向量为目标函数 S , 隐含层和输出层的激活函数为双曲正切函数:

$$f(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (3)$$

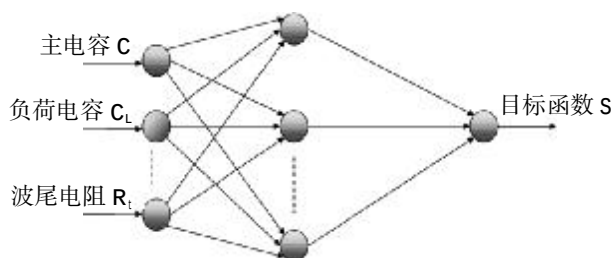


图 2 神经网络模型

Fig. 2 Neural network model

为了提高神经网络的优化效果,一般应该将输入和输出归一化为无量纲的向量,同时为了充分利用激活函数(传递函数)的特性^[14],文中将上述 5 参数和目标函数归一化到 $[-1, 1]$ 区间里,归一化可按式(4)进行。

若 f 为参数或者目标函数, $f_{\max}$ 和 $f_{\min}$ 分别为此参数的最大值和最小值,那么对于任意的 $f(x)$,可按(4)式进行归一化,表 3 为将表 2 归一化后的用于神经网络训练的数据。

$$f_c(x) = \frac{2f(x) - f_{\max} - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}} \quad (4)$$

对于此雷电冲击调波参数组合寻优问题,数学模型可以表述如下:

$$\begin{cases} \min S(x), & x = (C, C_L, R_z, R_f, R_i)^T \\ \text{s.t. } C \in [0.5, 2.0], C_L \in [600, 7\ 887], R_z \in [20, 300], \\ R_f \in [20, 300], R_i \in [20, 130] \end{cases} \quad (5)$$

为了克服梯度法(最速下降法)在 BP 网络中训练时间过长且容易陷入局部极小值等问题,80 年代中期以来,许多研究人员对其做了深入的研究,在标准 BP 算法的基础上,进行了许多有益的改进,如基于数值优化的共轭梯度法、拟 Newton 法和

表 3 用于神经网络训练的试验数据(已归一化)

Tab. 3 Experimental data for neural network training (normalized)

试验 序号	因素					目标 函数
	C	C_L	R_z	R_f	R_i	
1	-1.000	-1.000	-1.000	-1.000	-1.000	-0.512
2	-1.000	-0.479	-0.786	-0.857	-0.636	-0.792
3	-1.000	0.206	-0.214	-0.214	0.091	-0.592
4	-1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
5	-0.333	-1.000	-0.786	-0.214	1.000	-1.000
6	-0.333	-0.479	-1.000	1.000	0.091	-0.011
7	-0.333	0.206	1.000	-1.000	-0.636	-0.800
8	-0.333	1.000	-0.214	-0.857	-1.000	-0.494
9	0.333	-1.000	-0.214	1.000	-0.636	-0.486
10	0.333	-0.479	1.000	-0.214	-1.000	-0.818
11	0.333	0.206	-1.000	-0.857	1.000	-0.672
12	0.333	1.000	-0.786	-1.000	0.091	-0.809
13	1.000	-1.000	1.000	-0.857	0.091	-0.663
14	1.000	-0.479	-0.214	-1.000	1.000	-0.707
15	1.000	0.206	-0.786	1.000	-1.000	0.446
16	1.000	1.000	-1.000	-0.214	-0.636	-0.095

Levenberg-Marquardt 法,其主要目标是为了加快训练速度,避免陷入局部最小值和改善其他能力^[14-19]。实际上,传统的基于标准梯度下降法的 BP 算法在求解实际问题时常因收敛速度太慢而影响求解质量,几乎很少被采用。

Levenberg-Marquardt 法实际上是梯度法和 Newton 法的结合。一般地,梯度法在开始几步下降较快,但随着接近最优值时,由于梯度趋于零,使得目标函数下降较慢,而牛顿法可以在最优值附近产生一个理想的搜索方向^[20-21]。Levenberg-Marquardt 法的搜索方向定为:

$$(\Delta \omega 2_k)^m = -\eta (H^m + \lambda^m I)^{-1} \left(\frac{\partial E}{\partial \omega 2_k} \right)^m \quad (6)$$

式(6)中 H 为 Hessian 矩阵。起始时, λ 取一个很大的数(10^4),此时相当于步长很小的梯度法;随着最优值的接近, λ 值减小到零,则 $(\Delta \omega 2_k)^m$ 从负梯度方向转向牛顿法的方向。

图 3 为采用 Levenberg-Marquardt 算法的 BP 网络经过 10 000 次训练的逼近值和真值的比较图。可以看到采用 Levenberg-Marquardt 算法的 BP 网络经过 10 000 次的训练就可以收敛,网络逼近的最大绝对误差仅为 1.04×10^{-6} ,已经达到实用的程度。

利用 Levenberg-Marquardt 算法经过 10 000 次训练得到的神经网络模型参数见表 4。

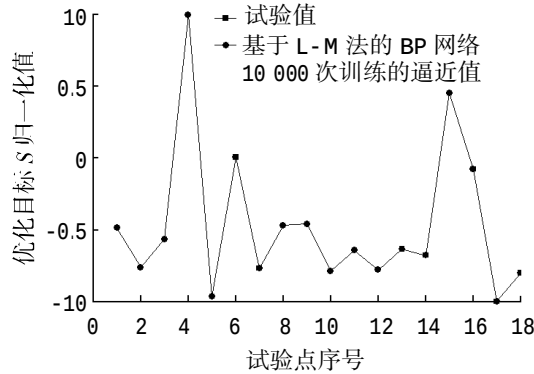


图 3 基于 L-M 算法的 BP 网络训练效果对比图

Fig. 3 Effect graph of neural network training(using L-M method)

表 4 神经网络模型参数(保留小数点后 3 位有效数字)

Tab. 4 Parameters of neural network

序号	输入层到隐含层的权值矩阵					隐含层的阈值 矩阵	隐含层到输出层 的权值矩阵	输出层的 权值矩阵
	C	C_L	R_z	R_f	R_t			
1	-0.219	0.831	0.190	1.363	-0.151	0.834	1.559	0.107
2	-0.035	-1.329	0.422	0.641	0.333	0.428	-0.258	样本的输入层数
3	-0.265	0.717	-0.536	-1.316	-1.114	0.224	-0.219	
4	-1.336	-3.843	-0.458	-1.296	-3.395	1.445	-4.474	
5	1.421	0.815	-2.147	-2.409	-1.715	-2.250	1.530	样本的隐含层数
6	0.639	0.440	-0.329	-0.362	1.390	-0.343	-0.574	
7	-0.510	-0.063	-2.000	-0.717	-2.318	0.660	-1.637	
8	0.397	1.363	1.631	-0.367	-1.360	0.673	-0.971	样本的输出层数 1
9	-0.170	-2.500	4.276	2.538	-2.816	4.158	4.500	

表 5 实际试验验证结果

Tab. 5 Verification of the actual test

试验 序号	因素					波形参数	
	C/ μ F	C_L /pF	R_z/Ω	R_f/Ω	R_t/Ω	T_1/μ s	T_2/μ s
1	0.5	600	20	20	130	1.19	49.8
2	0.5	600	20	40	130	1.22	50.7
3	0.5	2497	20	20	130	1.26	51.1

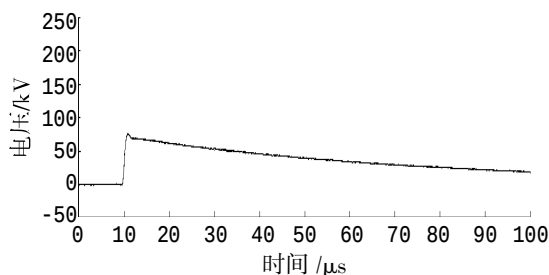


图 4 实际雷电冲击试验波形

Fig. 4 Lightning impulse waveform

3 结语

采用神经网络方法来寻找最佳调波参数组合,对 1 008 组参数组合的寻优只需要几秒就可以完

利用训练得到的神经网络对 5 因素 4 水平中未进行的 1 008 组试验参数组合寻优,结果表明组合 $C=0.5 \mu\text{F}$ 、 $C_L=600 \text{ pF}$ 、 $R_z=20 \Omega$ 、 $R_f=20 \Omega$ 及 $R_t=130 \Omega$ 或 $C=0.5 \mu\text{F}$ 、 $C_L=600 \text{ pF}$ 、 $R_z=20 \Omega$ 、 $R_f=40 \Omega$ 及 $R_t=130 \Omega$ 或 $C=0.5 \mu\text{F}$ 、 $C_L=2 497 \text{ pF}$ 、 $R_z=20 \Omega$ 、 $R_f=20 \Omega$ 及 $R_t=130 \Omega$ 时目标函数 S 较小。

为了验证神经网络方法的正确性,对上述寻找到的最优参数组合进行实际试验验证,结果见表 5。实际雷电冲击试验波形见图 4。

可见,通过神经网络方法对此 5 因素 4 水平参数组合寻优,可以获得精确的符合标准要求的雷电冲击波形,具有其他调波方法无可比拟的优势。

成,效果良好。此外神经网络方法几乎可以移植到任何非线性问题的寻优中,而且容易形成通用的程序模块。

笔者在利用神经网络方法寻求最佳调波参数组合的研究中,深刻体会到神经网络的基本理论还有待完善,实际试验时应当根据优化问题的具体情况选择合适的传递函数,对数据应当进行恰当的数学处理。此外还应注意:

1)当采用梯度法的 BP 网络训练速度太慢或不能收敛时,可以采用拟 Newton 法或 Levenberg-Marquardt 算法进行训练。

2)BP 网络的收敛特性和收敛速度很大程度上取决于步长,误差曲面较平坦处,由于梯度较小,步长应当取得大一些,收敛速度才会快;反之,在陡峭的误差曲面处,步长应当取得小一些,以免因调整步长过大而跨过低谷,继而出现振荡现象。常规的做法是在训练的初始阶段,步长取大些,有利于提高网络的训练速度;在训练的后期,步长取小些,保证网络收敛到误差最小点。

3)需要指出的是,对大多数问题而言,

Levenberg-Marquardt 算法可以获得相对较好的结果,然而这一结论没有任何理论依据,所以对网络应当使用不同的初始值进行多次训练。

4)利用文中给出的方法,从事相关工作的技术人员可根据自身试验设备情况将典型阻抗的电抗器的最佳调波参数一一获得,以后遇到类似的试品时便可按图索骥,减轻重复调波工作量。

参考文献:

- [1] 钱之银,杨凌辉,朱峰,等.并联干式电抗器故障原因分析[J]. 华东电力,2000,28(12):10-13.
QIAN Zhi-yin, YANG Ling-hui, ZHU Feng, et al. Failure analysis on dry type parallel reactor [J]. East China Electric Power, 2000, 28(12):10-13.
- [2] 夏长根.一起 35 kV 干式并联空心电抗器故障分析[J]. 电力电容器与无功补偿,2009,30(5):43-45.
XIA Chang-gen. Analysis of fault of a 35 kV dry-type air core shunt reactor [J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2009, 30(5):43-45.
- [3] 王伟,韩金华,李德志,等.河南电网 500 kV 并联电抗器运行状况分析[J]. 高压电器,2009,45(4):82-85.
WANG Wei, HAN Jin-hua, LI De-zhi, et al. Analysis of the 500 kV shunt reactors operation condition in Henan power grid [J]. High Voltage Apparatus, 2009, 45(4):82-85.
- [4] 刘让雄,杨春江,杨嗣光.电容补偿装置中电抗器烧损原因与保护措施[J]. 高电压技术,1999,25(3):78-80.
LIU Rang-xiong, YANG Chun-jiang, YANG Si-guang. The causes of damage of reactor in capacitor compensation device and protection measures [J]. High Voltage Engineering, 1999, 25(3):78-80.
- [5] 吕明,刘少宇,马继先.华北电网 500 kV 并联电抗器运行分析[J]. 华北电力技术,2008(2):41-44.
LÜ Ming, LIU Shao-yu, MA Ji-xian. Operation analysis of 500 kV shunt reactors in north China power grid [J]. North China Electric Power, 2008(2):41-44.
- [6] GB/T 1094.4—2005.电力变压器和电抗器的雷电冲击和操作冲击试验导则[S].
GB/T 1094.4—2005. Guide to the lightning impulse and switching impulse testing—power transformers and reactors[S].
- [7] IEEE Std C57.21TM—2008. IEEE standard requirements, terminology and test code for shunt reactors rated over 500 kVA[S].
- [8] IEEE Std C57.16—1996. IEEE standard requirements, terminology and test code for dry-type air-core series-connected reactors[S].
- [9] 杨文广,张长栓.串联补偿法进行超高压并联电抗器的 ACSD 试验[J]. 变压器,2007,44(2):32-57.
YANG Wen-guang, ZHANG Chang-Shuan. ACSD test of EHV shunt reactor with series compensation method [J]. Transformer, 2007, 44(2):32-57.
- [10] 吴健儿,王永红,杨一民,等.干式空心电抗器匝间绝缘试验方法研究[J]. 哈尔滨理工大学学报,1999,4(6):99-102.
WU Jian-er, WANG Yong-hong, YANG Yi-min, et al. Research on turn-to-turn insulation test method of dry-type air-core reactor [J]. Journal of Harbin University Science & Technology, 1999, 4(6):99-102.
- [11] 魏新劳,王永红,陈炯,等.用脉冲电压法进行干式空心电抗器匝间绝缘试验[J]. 黑龙江电力,2001,23(2):82-84.
WEI Xin-lao, WANG Yong-hong, CHEN Jiong, et al. Dry air-core reactor turn-to-turn insulation test by impulse-voltage [J]. Heilongjiang Electric Power, 2001, 23(2):82-84.
- [12] 杨敏青,朱士全.大型变压器雷电冲击试验波形的改善[J]. 变压器,1999,36(3):12-16.
YANG Min-qing, ZHU Shi-quan. Improvement for lightning impulse test waveform in large transformer [J]. Transformer, 1999, 36(3):12-16.
- [13] 盛永莉.正交试验设计及其应用[J]. 济南大学学报,1997,7(3):69-73.
SHENG Yong-li. Orthogonal test design and its application [J]. Journal of Jinan University, 1997, 7(3):69-73.
- [14] LIPPMAN R P. An introduction to computing with neural nets [J]. IEEE ASSP Magazine, 1987, 4(2):4-22.
- [15] 杨柳.求解非线性方程组的一种新的全局收敛的 Levenberg-Marquardt 算法[J]. 计算数学,2008,30(4):388-396.
YANG Liu. A new globally convergent levenberg-marquardt method for solving nonlinear system of equations [J]. Mathematic Numerical Sinica, 2008, 30(4):388-396.
- [16] YAMASHITA N, FUKUSHIMA M. On the rate of convergence of the Levenberg-Marquardt method [J]. Computing, 2001(15):239-249.
- [17] 柴杰,江青茵,曹志凯. RBF 神经网络的函数逼近能力及其算法[J]. 模式识别与人工智能,2002,15(3):310-316.
CHAI Jie, JIANG Qing-yin, CAO Zhi-kai. Function approximation capability and algorithms of RBF neural networks [J]. PR&AI, 2002, 15(3):310-316.
- [18] 张芳芳,贺娟,李明军.基于导数优化的 BP 学习算法的研究综述[J]. 计算机应用研究,2009,26(3):809-813.
ZHANG Fang-fang, HE Juan, LI Ming-jun. Overviews on research of back-propagation algorithm based on derivative optimization [J]. Application Research of Computers, 2009, 26(3):809-813.
- [19] 杨柳,陈艳萍.一种新的 Levenberg-Marquardt 算法的收敛性[J]. 计算数学,2005,27(1):55-62.
YANG Liu, CHEN Yan-ping. On the convergence of a new Levenberg-Marquardt method [J]. Mathematic Numerical Sinica, 2005, 27(1):55-62.

(下转第 62 页)