

# 基于改进 LMBP 神经网络的 地源热泵空调控制研究

张春辉, 张九根

(南京工业大学 建筑智能化研究所, 南京 211816)

**摘要:** 针对 BP 神经网络训练速度慢并且容易陷入局部最小点的缺点, 研究了 LM 优化算法; 为解决 LM 算法中求解逆矩阵这一最耗时因素的问题, 提出将共轭斜量法与 LMBP 算法结合起来, 并通过 Matlab 编程语言实现, 并将其应用到地源热泵冷冻水控制回路中; 通过仿真对比, 结果表明这种通过算法改进的控制器比 PID 控制器调节时间快约 10 s、超调量小 0.4、稳态误差小, 具有明显的控制效果。

**关键词:** 地源热泵; LM 算法; 神经网络; 共轭斜量

## Research of Ground Source Heat Pump Air Conditioning Control Based on Improved LMBP Neural Network

Zhang Chunhui, Zhang Jiugen

(Institute of Building Intelligent, Nanjing University of Technology, Nanjing 211816, China)

**Abstract:** For BP neural network training is slow and is easy to fall into local minimum point, a optimized LM algorithm was improved. To solve the most time-consuming issue of solving the inverse matrix of factors in LM algorithm, combination of conjugate gradient method and LMBP algorithm was improved, and it was solved through the Matlab programming language, and it was applied to the ground source heat pump chilled water control loop. The simulation results show that the controller improved with algorithm is 5 seconds faster than PID controller and reduces about 0.4 overshoot, having steady-state error and control effect was very obvious.

**Keywords:** ground-source heat pump; Levenberg-Marquardt algorithm; neural network; conjugate gradient

### 0 引言

地源热泵在应用过程中不仅能够节约大量的能源, 而且具有极强的安全性能, 因此, 已经广泛地应用在日常生产生活中, 受到了很大的重视<sup>[1]</sup>。目前地源热泵空调系统控制方法主要包括基于 PID 控制算法、基于神经网络算法的控制方法和基于粒子群算法的控制方法, 最常用的是基于 PID 控制算法的控制方法。由于地源热泵空调控制算法有着非常大的发展空间, 因此成为大家研究的热点课题<sup>[2]</sup>。

本文论述了一种改进的 LMBP 算法, 对 BP 网络存在的缺点做出改进, 并将这种算法用在神经网络 PID 控制器中, 进行仿真试验。再将 LMBP 神经网络控制器应用到地源热泵冷冻水循环控制回路中。通过仿真对比, 验证了 LMBP 神经网络 PID 控制器能够更好地解决地源热泵空调的调节时间、控制精度及稳定性等问题。

### 1 控制系统原理

经典增量式数字 PID 的控制算法如下:

$$u(k) = u(k-1) + K_p[e(k) - e(k-1)] + K_i[e(k)] + K_d[e(k) - 2e(k-1) + e(k-2)] \quad (1)$$

若将  $k_p$ 、 $k_i$ 、 $k_d$  视为依赖于系统运行状态的可调系数时, 可将式 (1) 描述为:

$$u(k) = f[u(k-1), K_p, K_i, K_d, e(k), e(k-1), e(k-2)] \quad (2)$$

式中,  $f[\ ]$  是与  $k_p$ 、 $k_i$ 、 $k_d$ 、 $u(k-1)$ 、 $e(k)$  等有关非线性函数, 则可以用 LMBP 神经网络通过训练和学习来找到这样一个最佳的控制规律。

LMBP 神经网络的 PID 控制器结构如图 1 所示, 控制器分两部分组成: 1) 经典的 PID 控制器, 直接对被控对象进行闭环控制; 2) 神经网络根据系统的运行状态, 在线整定 PID 控制器的可调参数  $k_p$ 、 $k_i$ 、 $k_d$ , 以便找到最好的控制规律<sup>[3]</sup>。

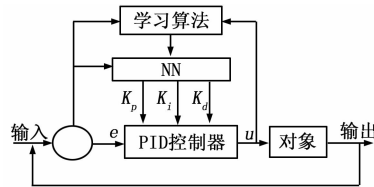


图 1 LMBP 神经网络控制器结构

### 2 控制算法分析

#### 2.1 LM 算法

LM 算法是牛顿法演变而来的, 所需要的迭代次数非常少, 同时具有牛顿法的局部收敛特性和梯度下降算法的全局特性。下面对 LM 算法进行一些简单的说明<sup>[4-6]</sup>。

第  $k$  次迭代的权值和阈值所组成的向量用  $x^{(k)}$  表示, 根据下面的规则求  $x^{(k+1)}$  的权值和阈值所组成的向量:

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + \Delta x \quad (3)$$

收稿日期: 2014-01-09; 修回日期: 2014-03-10。

作者简介: 张春辉 (1989-), 男, 硕士研究生, 主要从事建筑电气及其智能化方向的研究。

设误差指标函数为:

$$E(x) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2(x) \quad (4)$$

上式中的  $e(x)$  为误差, 可得:

$$\Delta E(x) = \mathbf{J}^T(x)e(x) \quad (5)$$

$$\Delta E(x)^2 = \mathbf{J}^T(x)\mathbf{J}(x) + S(x) \quad (6)$$

式中,  $\mathbf{J}(x) = \sum_{i=1}^N e_i(x)\Delta^2 e_i(x)$  为雅可比矩阵, 定义为:

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_1(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_1(x)}{\partial x_n} \\ \frac{\partial e_2(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_2(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_2(x)}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial e_n(x)}{\partial x_1} & \frac{\partial e_n(x)}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial e_n(x)}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad (7)$$

高斯-牛顿法计算法则:

$$\Delta x = -[\mathbf{J}^T(x)\mathbf{J}(x)]^{-1}\mathbf{J}^T(x)e(x) \quad (8)$$

LM 算法形式为:

$$\Delta x = -[\mathbf{J}^T(x)\mathbf{J}(x) + \mu\mathbf{I}]^{-1}\mathbf{J}^T(x)e(x) \quad (9)$$

$\mu$  为大于 0 的常数,  $\mathbf{I}$  为单位矩阵。

### 2.2 LM 算法的改进

一般来说神经网络中的节点比较多, 因此对于  $\mathbf{J}^T(x)\mathbf{J}(x) + \mu\mathbf{I}$  逆矩阵的求解就会大大影响训练的速度。求  $\mathbf{J}^T(x)\mathbf{J}(x) + \mu\mathbf{I}$  的逆矩阵, 就是求线性方程组  $[\mathbf{J}^T(x)\mathbf{J}(x) + \mu\mathbf{I}]y = \mathbf{I}$  的解, 共轭斜量法是一种很好的分解方法。

设  $\mathbf{Ax} = \mathbf{b}$ , 给定的  $n$  阶对称正定矩阵  $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{n \times n}$ , 给定的  $n$  维向量  $\mathbf{b} \in \mathbf{R}^n$ , 待求的  $n$  维向量  $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n$ 。第  $k$  步的共轭方向  $\mathbf{p}_k$ , 步长  $\alpha_k$ , 第  $k$  步近似解向量  $\mathbf{x}_k$ , 第  $k$  步剩余向量  $\mathbf{r}_k = \mathbf{b} - \mathbf{Ax}_k$ , 那么共轭梯度法求解方程组的步骤如下:

置初始向量  $\mathbf{x}_0$

$$\mathbf{p}_0 = \mathbf{r}_0 = \mathbf{b} - \mathbf{Ax}_0; \quad k = 0$$

当  $\mathbf{r}_k \neq 0$ , 依次计算

$$\alpha_k = \frac{(\mathbf{r}_k, \mathbf{r}_k)}{(\mathbf{p}_k, \mathbf{Ap}_k)} \quad (8)$$

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{p}_k \quad (9)$$

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{r}_k - \alpha_k \mathbf{Ap}_k \quad (10)$$

$$\beta_k = \frac{(\mathbf{r}_{k+1}, \mathbf{r}_{k+1})}{(\mathbf{r}_k, \mathbf{r}_k)} \quad (11)$$

$$\mathbf{p}_{k+1} = \mathbf{x}_{k+1} + \beta_k \mathbf{p}_k \quad (12)$$

根据上面的公式可以得到共轭斜量法求解方程组需要 4 组单元的存放  $\mathbf{x}_k, \mathbf{p}_k, \mathbf{r}_k, \mathbf{Ap}_k$ , 迭代是一次矩阵乘向量和一些向量的内积的计算。

以上就基于 LMBP 神经网络的 PID 控制算法进行了数学分析, 而对其进行仿真实现的算法步骤归纳如下:

- 1) 选定 BP 神经网络的结构, 即选定输入层节点数  $M$  和隐含层节点数  $Q$ ;
- 2) 采样得输入  $r(k)$  和输出  $q(k)$ , 计算  $e(k) = r(k) - q(k)$ ;
- 3) 对  $e(i), r(i), q(i)$  和  $u(i-1)$  ( $i = k, k-1, \dots, k-p$ ) 进行归一化处理, 作为神经网络的输入;
- 4) 计算 BP 神经网络的各层神经元的输入和输出, BP 神经网络输出层的输出即为 PID 控制器的 3 个

可调参数  $k_p, k_i, k_d$ ;

5) 计算 PID 控制器的控制输出  $u(k)$ , 参与闭环控制和计算;

6) 根据性能指标函数 (4) 来计算误差, 若误差满足要求, 则结束, 否则继续;

7) 设置  $k = k + 1$ , 返回循环。

## 3 实验仿真

### 3.1 冷冻水控制系统

将 LMBP 神经网络 PID 控制器应用于地源热泵冷冻水循环系统, 该系统控制原理如图 2 所示。

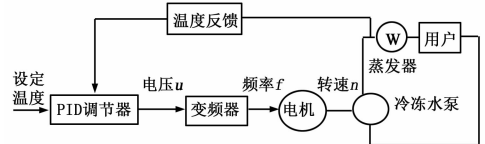


图 2 冷冻水控制原理

将传感器检测到的回水出水温度送入温差控制模块, 并计算出温度的差值, 转换成控制信号传送到 PID, 用 PID 控制变频器的频率来控制电机转速, 从而通过调节出水的流量来控制热交换速度。温差大说明建筑内温度高, 就要提高冷冻水循环泵的转速, 加快冷冻水循环泵的流量, 加快热交换的速度; 反之温差小, 可降低冷冻水泵的转速, 减缓冷冻水循环泵的流量, 减缓热交换的速度以节约电能。

### 3.2 冷冻水控制系统建模

在忽略其它环节的滞后, 并且将其他输入视为干扰的情况下, 可以用一个带滞后环节的一阶简化控制模型来表示空调房间, 这也是分析中央空调系统时经常采用的一个控制模型<sup>[7-8]</sup>。

$$G(s) = \frac{Ke^{-\tau s}}{Ts + 1} \quad (13)$$

式中, 增益用  $K$  表示, 时间常数用  $T$  表示,  $\tau$  为纯滞后时间。

温度传感器采用一阶线性函数表示, 冷冻循环水泵 (电机) 采用一阶大惯性加纯滞后, 执行器件采用纯比例环节, 根据式 (3) ~ (12) 可以编写一个 Matlab 命令存入  $m$  文件, 封装成 LMBP 网络自学习模块, 此神经网络模块有 4 个输入节点, 10 个隐含层节点和 3 个输出节点, 由于  $k_p, k_i, k_d$  不能为负值, 所以输出层神经元的激发函数取非负的 Sigmoid 函数, 隐含层神经元的激发函数取正负对称的 Sigmoid 函数<sup>[9]</sup>。然后与传统的 PID 控制器组成神经网络自校正 PID 仿真模块; 用平均值为 32, 最大值为 +5, 最小值为 -5 的波动变化随机数作为干扰量的输入, 这样在 Matlab 的 Simulink 环境下建立空调房间冷冻水循环泵温度控制系统的仿真结构如图 3 所示。

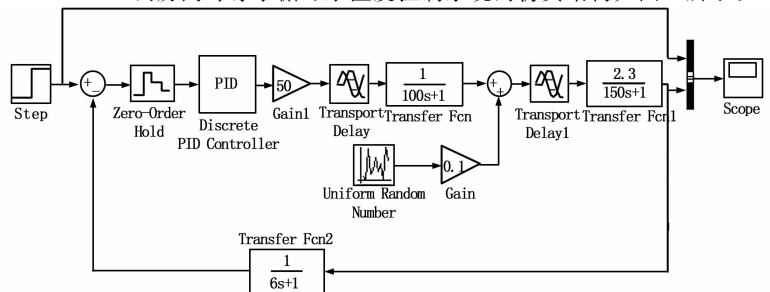


图 3 冷冻循环水泵温度控制系统仿真结构图

为了分析比较,对建立的控制系统模型分别用 PID、BP 神经网络 PID、共轭斜量法改进的 LMBP 神经网络 PID 进行模拟仿真,观察系统响应,比较控制效果。从图 4 可以看出 PID 控制器超调量为 1.75 左右,调节时间为 20 s,有很小的一点稳态误差。从图 5 看出 BP 神经网络 PID 超调量为 1.7 左右,调节时间 12 s。从图 6 看出改进的 LMBP 神经网络 PID 控制器超调约为 1.35,调节时间为 8 s。

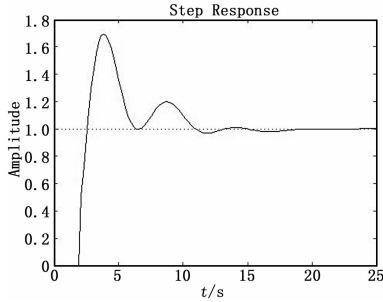


图 4 PID 控制仿真图

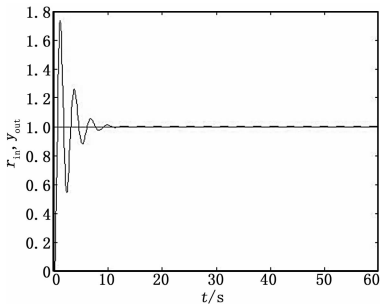


图 5 BP 神经网络 PID 控制仿真

### 4 结语

本文通过对 LMBP 算法的进一步深入研究,用共轭斜量法对 LM 算法进行优化,并将这种改进算法的神经网络控制器

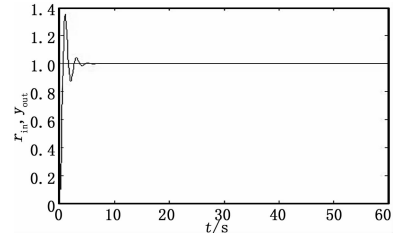


图 6 改进的 LMBP 神经网络 PID 控制仿真

运用到地源热泵冷冻水控制回路中。仿真结果表明,该改进的 LMBP 神经网络的 PID 控制器与 BP 神经网络 PID 控制和 PID 控制器相比,有较小的振荡幅度和更短的调节时间。将其应用于地源热泵冷冻水循环泵系统中会有更好的控制效果,大大改善其稳态和动态的性能,达到了节能的效果。

### 参考文献:

[1] 黄金燕,葛化敏,唐明军.基于BP神经网络的PID控制方法的研究[J].微计算机信息,2006,22(26):278-280.  
 [2] 史春朝,张国山.基于改进BP神经网络的PID控制方法研究[J].计算机仿真,2006,23(12):156-159.  
 [3] 赵亚梅,杨建国,李蓓智.基于神经网络预测模型输入参数配置方法的实现[J].计算机测量与控制,2005,13(9):929-931.  
 [4] 肖向阳.地源热泵中央调节能控系统研究[D].长沙:湖南师范大学,2010.  
 [5] 赵卫华.基于神经网络参数优化的PID控制器的研究[D].太原:中北大学,2008.  
 [6] 蔡正国,屈梁生.共轭梯度神经网络的研究[J].西安交通大学学报,1995,29(8):72-76.  
 [7] 罗坚.地源热泵中央空调运行优化控制系统设计[D].长沙:湖南大学,2010.  
 [8] 刘钢,焦阳,贾书洪.模糊PID控制在中央空调变流量节能中的应用[J].电力电子技术,2007,41(11):66-67.  
 [9] 张德丰.MATLAB神经网络仿真与应用[M].北京:电子工业出版社,2009.

(上接第 2434 页)

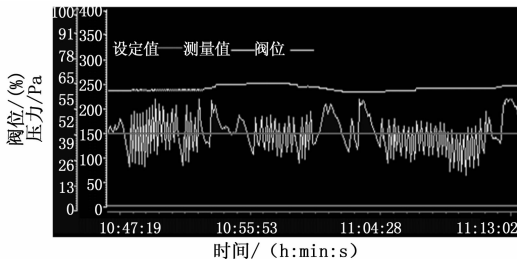


图 7 PID 控制 4# 焦炉 2 段压力运行曲线

而原有采用常规 PID 对上述两个压力进行控制时的曲线如图 6 和图 7,集气管压力在 70~220 Pa 范围波动,不能满足工艺要求的 150±20 Pa 范围。

通过比较可见,该控制系统有效解决了集气管压力多扰动、强耦合的非线性问题,在控制精度、抗干扰能力等方面均

优于常规 PID 控制。该控制系统保证了生产的顺利进行,达到了提高效率、稳定炉况、节能减排的目的,具有推广价值。

### 参考文献:

[1] 俞金寿,蒋慰孙.过程控制过程(第三版)[M].北京:电子工业出版社,2007.  
 [2] 何成燕,等.集气管压力自适应模糊解耦控制系统的设计[J].计算机测量与控制,2006,14(11):1477-1479.  
 [3] 刘宝坤.计算机过程控制系统[M].北京:机械工业出版社,2000.  
 [4] 刘金琨.智能控制[M].北京:电子工业出版社,2005.  
 [5] 吴敏,等.多座不对称焦炉集气管压力模糊解耦控制[J].广州:控制理论与应用,2010,27(1):94-98.  
 [6] 邵裕森,戴先中.过程控制工程[M].北京:机械工业出版社,2003.  
 [7] 西门子自动化与驱动集团.深入浅出西门子 WinCC V6(第二版)[M].北京:北京航空航天大学出版社,2005.