

# 空气预热器供风系统的模型辨识 与稳态优化控制<sup>1)</sup>

刘 丁

万百五

(西安理工大学自动化学院 西安 710048) (西安交通大学系统工程研究所 西安 710049)

**摘 要** 利用多层前向神经网络,对电站锅炉回转式空气预热器供风系统在不同输入作用时的系统稳态模型进行了辨识.比较了风温、风压对系统的影响.提出了基于神经网络的供风系统模型,并以此模型为基础提出了稳态优化算法,实现了回转式空气预热器供风系统的稳态优化控制,经济效益显著.

**关键词** 神经网络,系统辨识,稳态优化控制,空气预热器.

## MODEL IDENTIFICATION AND STEADY-STATE OPTIMIZING CONTROL OF WIND SYSTEM FOR AIR PREHEATER

LIU Ding

WAN Baiwu

(Xi'an University of Technology, Xi'an 710048) (Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

**Abstract** This paper uses a multi-layer forward neural network to identify the steady-state model of air preheater of different inputs. The effects of the wind temperature and wind pressure on the system model are compared, and then the neural network wind system model is given. Based on this model, an on-line automatical model learning method and steady-state optimizing algorithm are proposed for the wind system of air preheater.

**Key words** Neural network, system identification, steady-state optimizing control, air preheater.

## 1 引言

回转式空气预热器是大型火力发电厂中广泛使用的设备,其原理如图1所示.由于本身结构的原因,在使用过程中存在因机械变形而产生的漏风问题,使机组难以满负荷运行.文献[1]提出了解决这一问题的模糊控制方法并在实际使用中收到了良好的效果.本

1)国家科技成果重点推广计划项目.

文进一步研究了系统中风压、风温与负荷间的关系,采用神经网络辨识方法,建立了这一复杂控制对象的模型,并以此为基础实现了系统的实时在线优化控制,使机组在满足负荷要求时,一、二次风机电流为最小.达到了节能降耗、提高锅炉燃烧效率的目的.

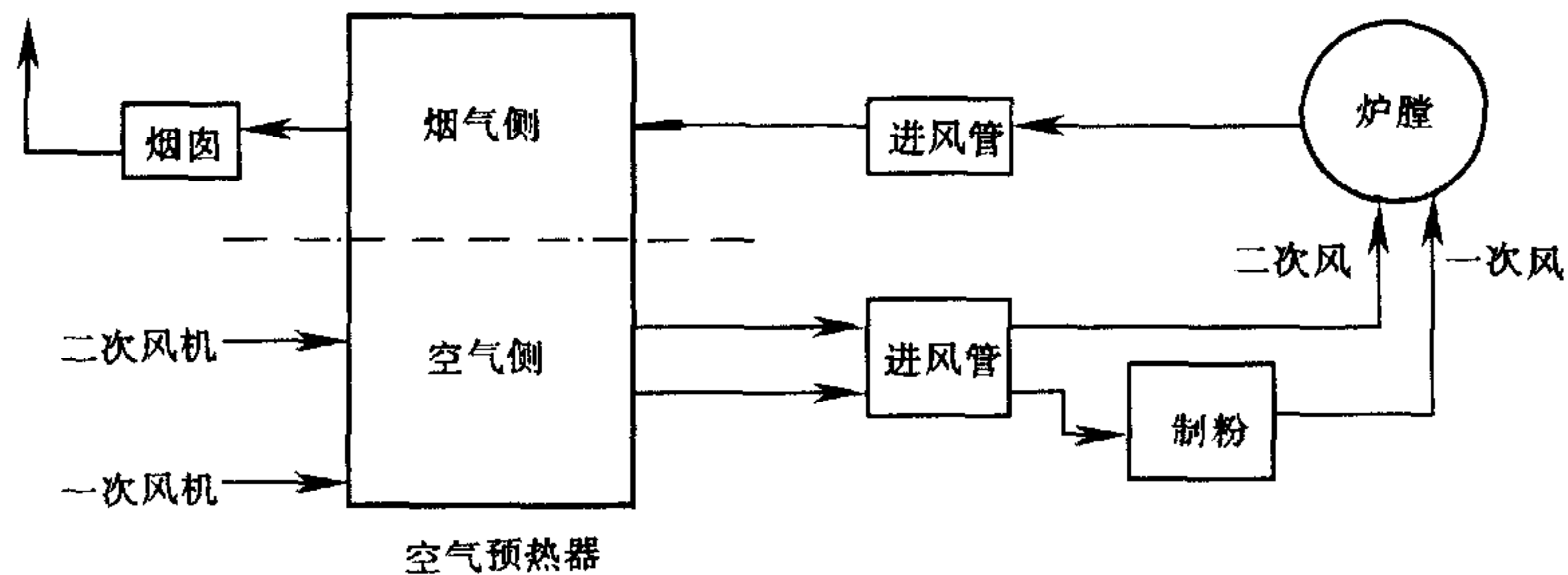


图1 回转式空气预热器原理图

## 2 供风系统的模型辨识

使用神经网络辨识控制系统稳态特性的原理是通过采集系统的稳态输入、输出数据构成一组学习样本集,依此样本对神经网络进行训练使网络逼近系统的稳态特性,这种逼近也可看成为一种映射变换. BP 神经网络就是能够实现这种映射变换的前向型神经网络中最常用的一种. 本文针对空气预热器供风控制系统,构造了一个前向多层网络,基于改进的 BP 学习算法和实际测得的输出、输入数据,对网络进行训练,得到了系统的稳态神经网络模型.

### 2.1 改进的 BP 学习算法

改进的 BP 算法的主要思想是其学习步长  $\eta$  应当是能自调整的,它可以由以下的关系递推<sup>[2]</sup>

$$\eta(n+1) = \eta(n) - \tau \frac{\partial E}{\partial \eta(n)},$$

其中  $\tau$  是  $\eta(n)$  的调节系数,  $\frac{\partial E}{\partial \eta(n)}$  是误差函数对  $\eta(n)$  的偏导数.

该算法的主要缺点是计算量大,且训练次数并没有明显地减少. 因此可考虑一种自适应步长的快速 BP 算法<sup>[3]</sup>,其基本思想是,若连续两次迭代误差梯度  $\partial E/\partial W(K)$  的符号相反,则意味着沿这一方向下降过多,应对其罚,减小步长;相反,若连续两次迭代使  $\partial E/\partial W(K)$  符号相同,则表明下降慢了,没有达到极小点,应对其奖,增加步长. 这样,通过记忆梯度方向  $\partial E/\partial W(K)$  符号变化的频度信息,实现自适应步长算法. 具体计算如下:

1) 对权值及阈值进行初始化;

2) 对于所有样本, (a) 从输入层到输出层依次计算网络各层输出, (b) 从输出层、输入层反向计算各层的误差,并计算各层的  $\partial E/\partial u_i$ ;

3) 修正权值

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \Delta w_{ij}(n), \quad (1a)$$

$$\Delta w_{ij}(n) = -\eta_{ij}(n) \partial E/\partial w_{ij}(n) + \alpha \Delta w_{ij}(n-1), \quad (1b)$$

$$\eta_{ij}(n+1) = \eta_{ij}(n) + \Delta\eta_{ij}(n), \quad (1c)$$

$$\Delta\eta_{ij}(n) = \epsilon\lambda\eta_{ij}(n-1). \quad (1d)$$

上式中 $0 < \epsilon < 1$ , 可取 $0.2 \sim 0.3$ , 视实际情况而定;  $\alpha$  为冲量因子, 常取 $0.8 \sim 0.9$ ;

$$\lambda = \text{sgn}[\partial E / \partial w_{ij}(n) \cdot \partial E / \partial w_{ij}(n-1)].$$

在权值修改时, 在每个加权调节量上加一项正比于前次加权变化量的值, 使调节过程向着凸点的方向变化, 而不产生大的摆动, 起到缓冲平滑的作用.

## 2.2 风压作用时的系统模型辨识

对于三分仓回转式空气预热器, 空气侧分为一次风侧和二次风侧. 一次风压和二次风压的变化对锅炉负荷影响很大, 而且它们之间呈复杂的非线性关系. 为实现稳态优化控制, 本文选择 BP 神经网络对系统进行建模, 求得系统的稳态非线性模型

$$P = f(x_1, x_2, x_3, x_4) | W, \quad (2)$$

其中  $x_1, x_2, x_3, x_4$  分别表示风压和风温,  $P$  表示锅炉负荷,  $W$  为网络连接权值.

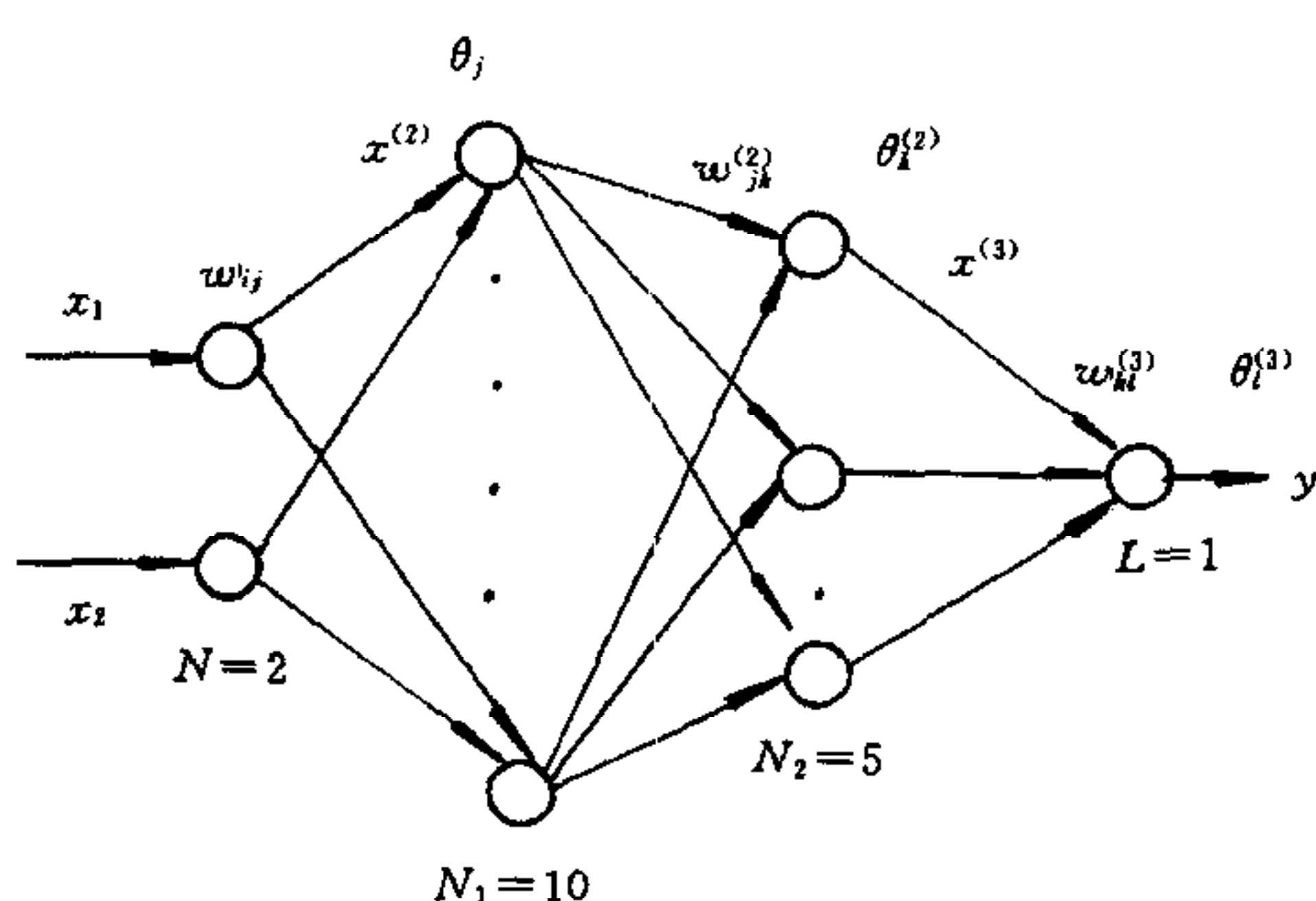


图2 两输入神经网络模型结构图

在图1所示系统中, 忽略风温对锅炉负荷的影响, 仅考虑风压对系统的作用. 辨识网络的结构如图2所示. 其中输入层有两个神经元, 分别对应一次风压  $x_1$  和二次风压  $x_2$ ; 输出层有一个神经元, 对应于锅炉负荷  $P$ ; 中间隐层神经元数目根据输入变量数目来选择<sup>[4]</sup>.

网络的训练采用文献[3]给出的方法, 其权值修正算法如(1)式所示. 从生产现场测取120组数据, 去除个别有误的数据及可能的动态数据, 从中选取80组数据作为训练样本, 30

组数据作为检验用. 由于系统中输入输出量的变化范围比较集中, 一次风压变化范围为 $12.0\text{kp} \sim 15.2\text{kp}$ ; 二次风压变化范围为 $1.4\text{kp} \sim 4.0\text{kp}$ ; 负荷变化范围为 $184\text{MW} \sim 302\text{MW}$ . 为加速收敛, 需对输入输出数据进行压缩, 即

$$\tilde{x}_1 = \frac{x_1 - x_{1\min}}{x_{1\max} - x_{1\min}}, \quad (3)$$

$$\tilde{x}_2 = \frac{x_2 - x_{2\min}}{x_{2\max} - x_{2\min}}, \quad (4)$$

$$\tilde{P} = \frac{P - P_{\min}}{P_{\max} - P_{\min}}. \quad (5)$$

实验证明, 采用这种数据处理方法比一般的处理方法  $\tilde{x} = x/x_{\max}$  优越, 使网络的收敛速度加快. 经过约3 000次的训练, 各训练点的误差为0.001以下, 总均方误差为 $10^{-5}$ . 此时得到的网络模型即为供风控制系统在风压作用时的数学模型. 将剩余的30个点数据作为检验数据代入网络检验建模的结果, 其中有3个点的误差超过了5%, 其余均在5%以下, 说明所得的神经网络模型具有较高的精度.

## 2.3 风压、风温作用时的系统模型

前面建立的系统两输入稳态非线性模型, 由于忽略了风温的影响, 故不能完全地反映系统模型的内在规律. 事实上, 在建模过程中考虑一次风温和二次风温的影响是十分必要

的. 在考虑风温对系统的影响时, 仍采用图2所示网络, 系统的输入层神经元数目为4个, 分别对应于一次风压、二次风压、一次风温和二次风温; 输出层神经元数目为1个, 对应于锅炉负荷. 网络的训练同样采用改进的 BP 算法, 训练样本也与两输入模型相同. 经过大约 10 000 多次训练, 耗时近3小时, 训练点误差为0.001以下, 总均方误差为 $10^{-5}$ . 将剩下的没有参加训练的数据代入网络检验其结果, 所有点的误差均在5%以下, 其中误差最大为4.98%, 大部分点误差在1~2%左右. 与两输入模型相比, 建模精度有所提高.

通过对电站锅炉空气预热器供风系统进行基于神经网络的模型辨识, 将这一复杂热力系统模型化, 验证了机组的负荷不仅与原来意义上的漏风有关, 而且还与空气预热器中的风压和风温有关, 为进一步实现对系统的稳态优化控制奠定了基础.

### 3 空气预热器供风系统的稳态优化控制

根据上述辨识所得的神经网络模型, 采用本文提出的优化算法, 就可以得到在任一给定负荷下的最优一次风压和二次风压. 本系统优化的目标是在机组负荷为一定的情况下, 使一次风压和二次风压之和最小. 风压之和最小即意味着一次风机和二次风机电流最小, 风机的输入功率也就相应最小, 从而达到合理配风、减小厂用电、节能降耗的目的.

#### 3.1 系统优化问题的描述

系统的神经网络模型为  $P = f(x_1, x_2, x_3, x_4) | w$ . 根据实际工况,  $x_1, x_2, x_3, x_4$  应满足以下变量约束:  $x_1 \in (12.0, 15.2)$ ,  $x_2 \in (1.8, 4.0)$ ,  $x_3 \in (300, 340)$ ,  $x_4 \in (310, 360)$ , 以及  $P = f(x_1, x_2, x_3, x_4) | w$ .

选择一次风压与二次风压之和作为系统优化的目标函数, 即  $J = x_1 + x_2$ . 因此, 系统优化问题可描述如下:

$$\min: J = x_1 + x_2, \quad (6)$$

$$\text{等式约束: } P = f(x_1, x_2, x_3, x_4) | w,$$

$$\text{不等式约束: } 12.0 < x_1 < 15.2,$$

$$1.8 < x_2 < 4.0,$$

$$300 < x_3 < 340,$$

$$320 < x_4 < 360,$$

式中  $P$  为任一给定的要求负荷, 一般  $P$  应满足  $180 < P < 310$ .

通过对以上优化问题的求解, 可以得出任一给定负荷下的最优一次风压和二次风压, 即  $x_1^* = f_1(P)$ ,  $x_2^* = f_2(P)$ . 这就是系统的最优控制曲线. 通过实验证明, 在机组进入稳态运行中风温的有限变化对系统负荷影响较小, 因此在对本系统进行稳态优化控制时, 将一次风温和二次风温仅作为系统的状态变量, 只要求满足约束条件即可.

#### 3.2 优化控制算法

与一般优化问题相比, 本系统优化问题具有以下特点:

1) 系统模型即等式约束  $P$  在系统的优化过程中是不允许变化的, 这是因为在发电机组运行过程中, 机组的输出功率是由电网负荷决定的, 一般不能人为任意改变;

2) 变量  $x_1, x_2$  的可行域相对较小, 便于利用计算机进行直接搜索寻优;

3) 由于本系统的优化过程要求在线、实时进行, 因此, 优化控制算法必须简单明了, 具

有较强的可读性,便于运行人员掌握.

鉴于以上特点,从简化优化过程、提高自控系统投入率的目的出发,在不考虑风温对系统影响的条件下,将(6)式所给出的系统优化问题重新描述为

$$\min J = x_1 + x_2, \quad (7)$$

$$\text{等式约束: } P = f(x_1, x_2) |_{w},$$

$$\text{不等式约束: } 12.0 \leq x_1 \leq 16.0,$$

$$1.5 \leq x_2 \leq 4.5.$$

为方便起见,设  $x_1 \in X_1 = [12.0, 16.0]$ ,  $x_2 \in X_2 = [1.5, 4.5]$ , 则空气预热器漏风系统的优化控制算法如下:

1) 将由人工神经网络辨识得到的系统模型  $P = f(x_1, x_2) |_{w}$  装入系统上位机中,当机组负荷稳定时,采集风压信号,构成一组新的样本  $(P, x_1, x_2) |_{w}$ , 其中  $x_1 \in X_1, x_2 \in X_2$ , 依此样本对原系统的神经网络稳态模型进行修正,得到新的网络模型

$$P = f(x_1, x_2) |_{w_N}; \quad (8)$$

2) 将  $x_1$  和  $x_2$  的可行域按一定步长分成为  $n$  和  $m$  个小区间,即  $x_1^i$  和  $x_2^j$ , 且有  $(x_1^i, x_2^j) \in X_1 \times X_2$ , 其中  $i \in n, j \in m$ ;

3) 将每一组  $(x_1^i, x_2^j)$ , 代入(8)式,计算

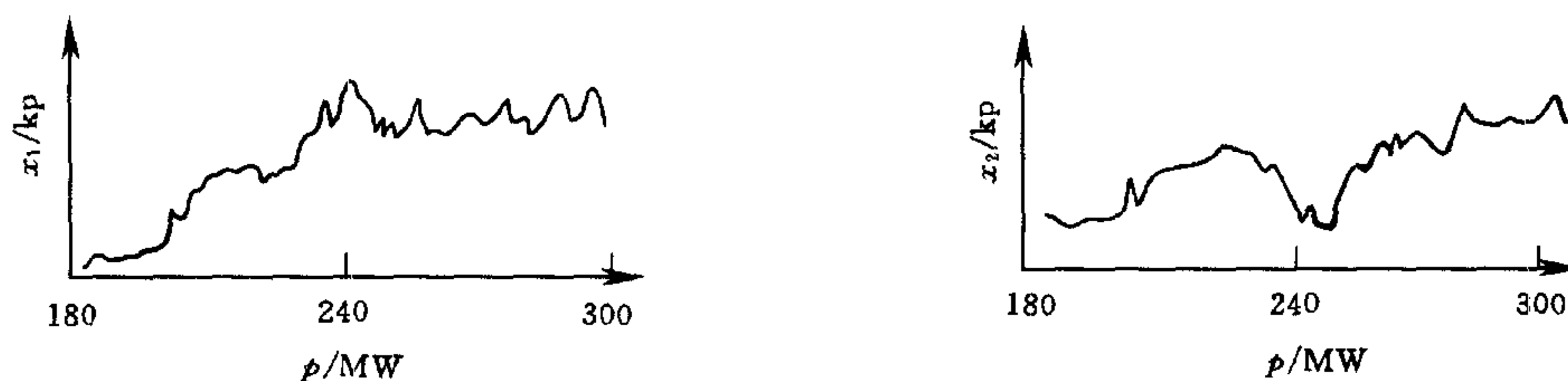
$$P_K = f(x_1, x_2) |_{w_N}, \quad K = 1, 2, \dots, n \times m, \quad (9)$$

将  $P_K$  与  $P$  进行比较,若  $|P_K - P| \leq \epsilon$ , 即其差值小于或等于某个设定值,则将此  $P_K$  值保留;

4) 在满足  $|P_K - P| \leq \epsilon$  的若干个  $P_K$  中,依次计算  $J = x_1 + x_2$ , 并找出系统性能指标函数的最小值  $\min J$ , 此时,对应的一组  $(x_1^*, x_2^*)$  即为最优控制变量,以此变量作为控制信号送入中央计算机系统,经过处理后,发出控制命令,调整一次风压和二次风压;

5) 定时采样机组负荷值,当机组进入某一稳定负荷时,重复上述过程,找出与此相对应的最优输入变量.

在机组运行过程中,采用以上优化控制算法,经过实际系统的运行和实验,得到了机组在不同负荷(180MW~300MW)时的最优一次风压曲线和二次风压曲线,如图3所示.



(a) 最优一次风压/负荷曲线

(b) 最优二次风压/负荷曲线

图3 最优一次风压和二次风压曲线

### 3.3 系统优化控制的实现

本文设计的小型分布式供风计算机控制系统下位机以80C31单片机为核心,完成数据采集与处理、显示、手自动切换、故障报警、数据通讯等功能.在上位机中,根据系统的风压、风温以及锅炉的负荷对事先建立的神经网络稳态模型进行在线学习.由于锅炉负荷和

风压、风温的变化缓慢,在离线辨识所得模型的基础上,每次学习的样本只有一个,所以学习时间短,不影响系统工作.在进行优化计算后,得出了所要求的负荷下的最优一次风压和二次风压,将此变量送至中央计算机系统(如 INF90 系统)并发出相应控制信号,分别调整有关参数(如总风量,送引风机输出功率),以保证控制要求的实现.对于下位机来说,除了保证风侧向烟气侧的间隙最小外,还要调整一次风侧与二次风侧之间的间隙,保证风压分配关系,使系统运行在最佳状态.图4为系统控制总体框图.

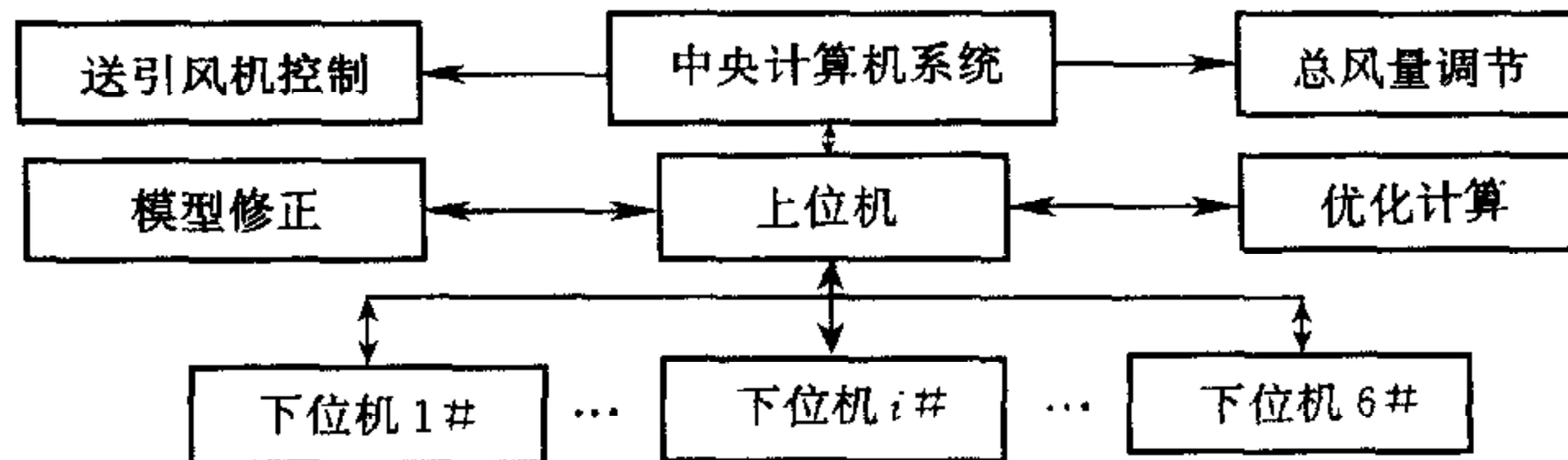


图4 系统控制总体框图

### 3.4 实验结果

以某电厂 A 侧空气预热器为例,实验数据见下表.由表可见,稳态优化投入后,不仅系统漏风率明显减小,一次风机、送引风机电流也有不同程度的减小,从而达到了节约厂用电的目的.

表1 稳态优化控制投运实验数据

项目	投运前	投运后
机组负荷(MW)	290	290
入口氧量 $RO_2$ (%)	16.03	15.1
出口氧量 $RO_2$ (%)	14.11	13.5
漏风率 $A_1$ (%)	16.4	11.3
一次风机电流(A)	91	65
送风机电流(A)	88	61
引风机电流(A)	177	174

## 4 结束语

本文建立了电站锅炉回转式空气预热器供风系统的神经网络稳态模型,并提出了实现系统稳态优化控制的方法.该优化控制系统投入使用后,在保证机组出力不变时,使一次风机和送风机电流分别下降了23%和20%,节能效果十分明显.同时,由于控制方法原理简单,可操作性强,现场运行人员易于掌握,从而保证了控制系统的投入率.本系统已在全国20余座大型火力发电厂投入实际运行,累计创造直接经济效益过亿元,成为国家科技成果重点推广计划项目,1997年获国家科技进步三等奖.

## 参 考 文 献

- 1 Liu D, Wan B W. On-line coordinative fuzzy control of active leakage control system for power station boiler. IFAC/IFORS/IMACS Symposium on Large-Scale Systems Theory and Application, London: Pergamon press, 1995, 2: 386~392
- 2 万百五,黄正良.大工业过程计算机在线递阶稳态优化控制.北京:科学出版社,1998. 222~229
- 3 刘丁,浅田.神经网络学习的加速算法(日文).见:日本情报通讯学会春季大会论文集,东京:日本电子情报通信学会,1992(6):157~158

- 4 Hunt K J. Neural networks for control system—A survey. *Automatica*, 1992, **28**(6):1088~1111  
 5 万百五, 林 杰. 大规模工业过程稳态递阶优化控制综述. 自动化学报, 1990, **16**(2):186~192

**刘 丁** 1957年生. 1997年获西安交通大学系统工程研究所博士学位, 现为西安理工大学自动化与信息工程学院院长, 教授. 长期从事工业自动化、智能控制理论与应用等方面的研究, 目前承担多项国家重点科研任务, 发表论文20余篇, 获国家及省部级科技进步奖4项.

**万百五** 见本刊第17卷第1期.



### FIRST ANNOUNCEMENT AND CALL FOR PAPER CWCICIA'2000

#### 第三届全球华人智能控制与智能自动化大会征文通知

#### The Thrid Chinese World Congress on Intelligent Control and Intelligent Automation (June 28<sup>th</sup>—July 2<sup>nd</sup>, 2000)

#### 征文范围 Technical Areas of Papers

- 智能系统与专家系统 Intelligence Systems and Expert Systems
- 智能控制 Intelligent Control
- 神经网络及其应用 Neural Networks and Applications
- 模糊系统与模糊控制 Fuzzy System and Fuzzy Control
- 机器人学与机器人控制 Robotics and Robot Control
- 大系统 Large Scale Systems
- 调度、规划、管理与决策系统  
Schedule, Planing, Management and Decision Systems
- 自治、容错和故障诊断系统  
Autonomy, Intelligent and Failure Diagnosis
- 制造系统和 DEES Manufacturing Systems and DEES
- 计算机辅助设计 CAD
- 信息处理与信息系统  
Information Processing and Information Systems
- 系统理论和控制理论 Systems Theory and Control Theory
- 建模、辨识和估计 Modeling, Identification and Estimation
- 自适应控制 Adaptive Control
- 变结构控制 Variable Structure Control
- 非线性系统及其控制 Nonlinear Systems and Control
- 遗传算法 Genetic Algorithms
- 混合动力学系统 Hybrid Dynamic Systems
- $H_\infty$  控制和鲁棒控制  $H_\infty$  Control and Robust Control

(下转第762页)