

[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl.

G05B 13/02 (2006.01)

F24F 11/00 (2006.01)



# [12] 发明专利说明书

专利号 ZL 200710118069.4

[45] 授权公告日 2009年6月17日

[11] 授权公告号 CN 100501608C

[22] 申请日 2007.6.28

[21] 申请号 200710118069.4

[73] 专利权人 北京工业大学

地址 100022 北京市朝阳区平乐园100号

[72] 发明人 杨蕾 刘经纬

[56] 参考文献

CN1737709A 2006.2.22

CN1414313A 2003.4.30

CN2215091Y 1997.12.13

US2004030420A1 2004.2.12

JP10274082A 1998.10.13

WO0167186A1 2001.9.13

多传感器数据融合系统中的目标跟踪技术.  
邓未央, 王宝树. 计算机工程与设计, 第25卷第10期. 2004

基于模糊神经网络的多传感器自适应融合.  
郭丽梅, 罗大庸. 系统工程与电子技术, 第26卷第2期. 2004

审查员 蔡广宁

[74] 专利代理机构 北京思海天达知识产权代理有限公司

代理人 刘萍

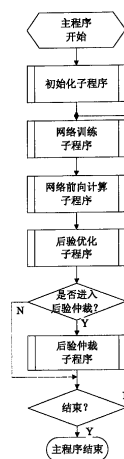
权利要求书6页 说明书23页 附图5页

## [54] 发明名称

后验控制与多传感器融合方法及中央空调节能控制装置

## [57] 摘要

本发明属于控制领域。后验控制算法解决的核心问题是控制系统受先验知识的限制，在系统运行环境不同或变化时无法主动改变自身参数，自适应的问题。本发明选取了中央空调节能控制为验证对象，使系统在先验知识不足的情况下就可以开始运行，运行中控制器根据具体运行环境自动优化参数，实现控制器推广前参数一次性设计，控制器使用过程中自适应环境达到优化控制，实现节约电能为控制目标。经过主成分统计分析和专家论证的多传感器，通过后验模糊神经网络进行决策，不仅充分利用工程师给出的经验控制数据，还解决了高阶非线性不连续控制问题，解决了市场上存在控制器的输入变量不足导致的节能控制效果不佳、系统运行不稳定的问题。



1. 一种后验控制与多传感器融合方法，其特征在于：包括后验控制参数配置、后验模糊神经网络训练、后验模糊神经网络控制、后验优化、后验仲裁五个核心步骤：

### 1.1 后验模糊神经网络配置和初始化：

参数分为两类：配置的参数只需在系统第一次运行前输入一次即可，系统运行后其值不发生改变；初始化的参数是在系统上电运行后，由程序将其赋值，系统运行后其值会被程序改变；

配置后验优化间隔  $T_{aecmax}$ ： $T_{aecmax}$  为每运行一次后验优化子程序的时间间隔， $T_{aecmax}$  要保证控制系统完成一个控制周期，即输入信号采集、计算、控制量的给出、执行并达到系统稳定的时间， $T_{aecmax}$  通过控制器上的键盘输入，存储到控制器的 Flash 存储器中；

配置优化点数最大值  $N_{aecmax}$ ： $N_{aecmax}$  为后验算法每次最多能优化的点数， $N_{DB} \times 10\% < N_{aecmax} < N_{DB} \times 30\%$ ，其中  $N_{DB}$  为总样本点数； $N_{aecmax}$  通过控制器上的键盘输入，存储到控制器的 Flash 存储器中；

配置优化目标值  $T_{old}$ ： $T_{old}$  为系统运行输出、性能指标或效果函数的目标值，通过控制器上的键盘输入，存储到控制器的 Flash 存储器中；

配置样本容量  $N_{samplemax}$ ：样本数据行数的最大值，把输入变量值域均匀划分成  $m$  部分，保证输入变量值域被分割后具有足够精度时， $m \times 20\% \leq N_{samplemax} \leq m \times 50\%$ ， $N_{samplemax}$  通过控制器上的键盘输入，存储到控制器的 Flash 存储器中；

配置原始经验样本数据  $DB_{init}(\cdot)$ ：即工程师预先给出的经验控制样本，

$DB_{init}(\cdot)$  为一矩阵  $\begin{bmatrix} x(1,1), \dots, x(p,1), y(1) \\ \vdots \\ x(1,n), \dots, x(p,n), y(n) \end{bmatrix}$ ，每一行表示一个控制规则；其中变量

$p$  表示一共有  $p$  个输入变量， $x(i,j)$  其中  $i=1,2,\dots,p$  而  $j=1,2,\dots,n$ ，表示第  $i$  个输入变量在第  $j$  条控制规则中的值， $y(j)$  表示输出变量在第  $j$  条控制规则中的值，在系统第一次运行前，通过通讯总线由计算机输入，存储到控制器的 Flash 存储器中，这个参数只需配置一次，也可通过控制器上的键盘输入和修改；配置  $DB_{init}(\cdot)$  后，用户从键盘输入决定是否将  $DB_{init}(\cdot)$  赋值给  $DB_{old}(\cdot)$  所在 Flash 的

空间；

初始化上一次经验样本数据  $DB_{old}(\cdot)$ ： $DB_{old}(\cdot)$ 用于存放当前运行时的样本数据，系统上电后，程序从Flash中读取；

初始化优化样本数据  $DB_{new}(\cdot)$ ： $DB_{new}(\cdot)$ 用于存放优化后用于执行的样本数据，系统上电后程序将  $DB_{old}(\cdot)$  赋值给  $DB_{new}(\cdot)$ ；

初始化临时样本数据  $DB_{temp}(\cdot)$ ： $DB_{temp}(\cdot)$ 用于在运行过程中存放优化的样本数据，系统上电后程序将  $DB_{old}(\cdot)$  赋值给  $DB_{temp}(\cdot)$ ；

初始化效果类别评价参数  $A_{aec}$ ： $A_{aec}$ 为上一次优化的效果趋势，系统上电后，程序将其自动清零，即  $A_{aec} = 0$ ；

初始化效果程度评价参数  $E_{aec}$ ：即上一次优化的效果程度， $E_{aec} \in [0\% , 100\%]$ ，系统上电运行时程序自动将其赋值为1，即  $E_{aec} = 1$ ；

初始化采样点号  $t_{sample}$ ：正常运行周期的采样点号，系统上电运行时清零  $t_{sample} = 0$ ；

配置采样周期  $T_{sample}$ ：每次采样间隔的时间， $T_{sample}$  要保证采样点数足够多，能够计算出系统的性能指标， $T_{ace\max} \times 0.1\% \leq T_{sample} \leq T_{ace\max} \times 2\%$ ， $T_{sample}$  通过控制器上的键盘输入，存储到控制器的Flash存储器中；

初始化一个优化周期采样点数上限  $T_{sample\max}$ ： $T_{sample\max}$  为采样点号小于采样周期  $t_{sample} \leq T_{sample}$  期间内，采样点数的最大值，取值要保证  $T_{sample\max}$  个采样点的数据能够计算出一个优化周期采样点的性能指标， $T_{sample\max}$  通过控制器上的键盘输入，存储到控制器的Flash存储器中；

## 1.2 后验模糊神经网络训练：

### 1.2.1 判断训练方式：

如果趋势评价参数  $A_{aec} = 0$ ，直接执行到步骤1.3后验模糊神经网络控制；

如果趋势评价参数  $A_{aec} = \pm 1$ ，读取训练样本  $DB_{temp}(\cdot)$ ；

### 1.2.2 训练样本归一化：

输入变量归一化，归一化的基本形式如下： $v(i)$  为归一化前的值， $V(i)$  为归一化后的值，在  $DB_{temp}(\cdot)$  中  $v(i)$  表示  $x(i)$ ， $y(i)$ ； $V(i)$  表示  $x(i)$ ， $y(i)$  归一化后为  $X(i)$ ， $Y(i)$ ；

$$V(i) = \frac{v(i) - \frac{\max(v(i)) - \min(v(i))}{2}}{\max(v(i)) - \min(v(i))}$$

$$n \text{ 组训练样本数据归一化为 } \begin{bmatrix} X(1,1), \dots, X(p,1), Y(1) \\ \vdots \\ X(1,n), \dots, X(p,n), Y(n) \end{bmatrix};$$

### 1.2.3 训练后验模糊神经网络：

将上述归一化的样本  $X(1,i), \dots, X(p,i)$ ， $i=1, 2, \dots, n$ ，作为网络的输入， $Y(i)$  作为网络的输出，对网络进行训练，得到权值矩阵  $w(\cdot)$ ；

## 1.3 后验模糊神经网络控制：

### 1.3.1 多路传感器模拟信号输入采集：

控制器将  $p$  支传感器采集的模拟信号，经过硬件电路 A/D 转换为数字信号 ( $x(1)$ 、 $x(2)$ 、 $x(3)$ 、...、 $x(p)$ )，将输入信号归一化处理为 ( $X(1)$ 、 $X(2)$ 、 $X(3)$ 、...、 $X(p)$ )，即输入向量  $X$ ；

### 1.3.2 计算输出控制量：

根据输入向量  $X$  和权值矩阵  $w(\cdot)$ ，通过模糊神经网络计算公式，计算出输出向量  $Y$  的过程)，得到在当前输入  $X$  下的输出  $Y$ ，经过反归一化变换，得到实际控制量  $y$ ；反归一化的公式为：

$$v(i) = v(i) \times (\max(v(i)) - \min(v(i))) + \frac{\max(v(i)) - \min(v(i))}{2}$$

### 1.3.3 输出控制量限幅：

$$y_{acc}(i) = \begin{cases} y_{\min} & y(i) < y_{\min} \\ y(i) & y_{\min} \leq y(i) \leq y_{\max} \\ y_{\max} & y(i) > y_{\max} \end{cases}, \quad y_{\min} \text{ 表示输出值下界, } y_{\max} \text{ 表示输出值上界;}$$

### 1.3.4 最终控制量的执行与保存:

控制量  $y(i)$  经过通讯协议封装成数据报, 通过通讯网络发送给执行器执行;

判断当前采样点号  $t_{sample}$  与采样周期  $T_{sample}$  的关系, 如果  $t_{sample} > T_{sample}$ , 说明应该采集一次数据, 此时将上述第  $t_{sample}$  组向量  $x(\cdot)$ 、 $y(\cdot)$  与当前时刻  $t_{sample}$  一起存入运行结果向量  $R_{sample}(\cdot)$  的  $t_{sample}$  行, 即  $R_{sample}(x(\cdot), y(\cdot), t_{sample})$ ; 之后将采样点号  $t_{sample}$  自增 1, 即  $t_{sample} = t_{sample} + 1$ ; 并判断  $t_{sample}$  是否超过向量  $T_{sample\ max}$ , 如果  $t_{sample} > T_{sample\ max}$  表示记录数据已满, 则不保存结果;

$$\text{采样结果矩阵 } R_{sample}(\cdot): R_{sample}(\cdot) = \begin{bmatrix} x(\cdot,1) & y(\cdot,1) & \cdots & 1 \\ x(\cdot,1) & y(\cdot,2) & \cdots & 2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(\cdot, T_{sample\ max}) & y(\cdot, T_{sample\ max}) & \cdots & T_{sample\ max} \end{bmatrix} \text{ 为}$$

采样结果矩阵, 每一行由一个采样时刻的输入向量、输出向量和时刻值组成, 即  $R_{sample}(x(\cdot), y(\cdot), t_{sample})$ , 共有  $T_{sample\ max}$  行;

## 1.4 后验优化:

### 1.4.1 计算修正强度 $K_{aec}$ :

$K_{aec}$  的物理意义是每次优化的力度,  $K_{aec}$  的计算是基于上一次修正强度的, 且输出范围不能过大:

$$K_{aec} = A_{aec} \times |K_{aec}| \times (1 + E_{aec})$$

修正强度  $K_{aec}$  限幅:

$$K_{aec} = \begin{cases} K_{\min} & K_{aec} < K_{\min} \\ K_{aec} & K_{\min} \leq K_{aec} \leq K_{\max} \\ K_{\max} & K_{aec} > K_{\max} \end{cases}, K_{\min} \text{ 表示输出值下界, } K_{\max} \text{ 表示输出值上}$$

界

### 1.4.2 计算后验优化结果 $y_{temp}(\cdot)$ :

$y_{temp}(\cdot)$  表示后验优化器产生的新的控制量,  $DB_{old}(\cdot)$  中的  $y_{old}(\cdot)$  表示上一次的 control 量, 而  $K_{aec}$  则表示修正强度, 它根据每次控制效果来决定, 优化出新的

控制量:

$$y_{temp}(\cdot) = y_{old}(\cdot) \times K_{aec} \quad (K_{min} \leq K_{aec} \leq K_{max})$$

#### 1.4.3 保存后验优化结果:

如果采样点号大于优化点数最大值  $t_{sample} > N_{aec\ max}$ ，直接执行到步骤 1.4.4 判断是否启动后验仲裁;

如果当前临时样本数据  $DB_{temp}(\cdot)$  的样本数小于样本容量  $N_{sample} < N_{sample\ max}$  时，直接将新产生的优化样本  $[x_{temp}(\cdot, t_{sample}), y_{temp}(\cdot, t_{sample})]$  存入  $DB_{temp}(\cdot)$  末行;

如果当前临时样本数据  $DB_{temp}(\cdot)$  的样本数  $N_{sample} \geq N_{sample\ max}$  时，首先找到  $DB_{new}(\cdot)$  中与向量  $x_{temp}(\cdot)$  欧式空间距离最近的点，即  $\min(\rho(x_{new}(\cdot, i), x_{temp}(\cdot, t_{sample})))$ ，其中  $i = 1, 2, \dots, N_{sample\ max}$ ，将这一行的行向量将新产生的优化样本  $[x_{temp}(\cdot, i), y_{temp}(\cdot, i)]$  被新产生的优化样本  $[x_{temp}(\cdot, t_{sample}), y_{temp}(\cdot, t_{sample})]$  替代;

#### 1.4.4 判断是否启动后验仲裁

距上次后验优化间隔的时间  $T_{aec} \leq T_{aec\ max}$ ，即还没有到达一个后验优化周期时，则重复执行步骤 1.3~步骤 1.4.，继续正常的系统运行；如果距上次后验优化间隔的时间  $T_{aec} > T_{aec\ max}$ ，即系统已经运行了一个后验优化周期，则停止后验模糊神经网络控制，进入步骤 1.5 后验仲裁;

### 1.5 后验仲裁:

#### 1.5.1 后验仲裁计算:

根据运行结果向量  $R_{sample}(\cdot)$ ，计算出当前控制效果特征值或目标值  $T_{new}$  进行比较;

如果新的控制效果比旧的控制效果好，就保留新的控制参数代替旧的，并标记控制效果被接受  $A_{aec} = 1$ ，如果新的控制效果比旧的控制效果差，就保留新的控制参数代替旧的，并标记控制效果  $A_{aec} = -1$ ;

并记录控制效果改善的程度  $E_{aec} = \frac{|T_{new} - T_{old}|}{T_{old}} \times 100\%$ ，其中  $T_{old}$  表示系统优化

以前的性能指标，而  $T_{new}$  表示系统优化之后的性能指标；

### 1.5.2 计算结果的处理：

如果新的控制效果比旧的控制效果好，即  $A_{aec} = 1$ ，说明后验优化起到了更好的效果，保存模糊神经网络权值  $W(., i_{aec}) = W(.)$ 、样本  $DB(., i_{aec}) = DB_{old}(.)$ 、趋势评价参数  $A_{aed}(i_{aec}) = A_{aec}$  和效果评价参数  $E_{aed}(i_{aec}) = E_{aec}$ ，之后更新样本为新的样本，把  $DB_{new}$  赋值给  $DB_{new}(.)$ ，即  $DB_{old}(.) = DB_{new}(.)$ ；

如果新的控制效果比旧的控制效果差，即  $A_{aec} = -1$ ，说明后验优化是系统性能指标变差，同样保存模糊神经网络权值  $W(., i_{aec}) = W(.)$ 、样本  $DB(., i_{aec}) = DB_{old}$ 、趋势评价参数  $A_{aed}(i_{aec}) = A_{aec}$  和效果评价参数  $E_{aed}(i_{aec}) = E_{aec}$ ，但放弃优化结果  $DB_{new}(.)$ ， $DB_{old}(.)$  不更新；

把  $DB_{temp}$  复制给  $DB_{new}$ ：即  $DB_{new} = DB_{temp}$ ， $DB_{temp}$  用于装载新的优化样本；

### 1.5.3 后验周期结束，变量清零返回：

初始化采样点号  $t_{sample}$  清零，即  $t_{sample} = 0$ ；

返回步骤 1.3 后验模糊神经网络控制。

2、一种采用如权利要求 1 所述的后验控制与多传感器融合方法的中央空调节能控制装置，其特征在于：具有整流、滤波、稳压、过压保护功能的电源电路，具有由 MCU、DSP、CPLD 处理器构成的 CPU 系统电路、具有多路 A/D 转换电路，具有与变频器连接的通讯电路，具有与 PC 机连接的通讯电路，以及 LCD 液晶显示电路和键盘输入电路组成；

以下传感器做为系统的输入：传感器 S101 对楼顶冷却塔附近的空气温度采集；传感器 S102 对楼顶冷却塔附近的空气湿度采集；传感器 S301 对中央空调主机管道接口冷冻水出水的水温采集；传感器 S302 对中央空调主机管道接口冷冻水入水的水温采集；

其中 S101 空气温度传感器和 S102 空气湿度传感器，安装在楼顶冷却塔附近的遮光避雨处；S301 和 S302 水温传感器安装在中央空调主机冷冻水出水口和回水口。

## 后验控制与多传感器融合方法及中央空调节能控制装置

### 技术领域：

本发明提出了一种新的控制方法——后验控制，并设计一种控制器，应用于中央空调节能、控制领域。特别涉及后验控制算法、后验模糊神经网络和多传感器融合技术的装置。

### 背景技术：

从控制方法和理论的角度讲：目前国内外控制领域以 PID、模糊、神经网络等算法为代表。从智能化方面讲，存在着如下共性：算法参数配置是在系统投入使用之前的开发阶段凭借人的经验和试验（先验知识）完成的，参数配置完成往往伴随着项目的完成和交付而终结，在实际运行中，系统控制参数不再改变，即被控对象无法利用运行过程中得到的环境信息（后验知识）调整和优化算法及算法参数。

经典控制方法对于先验知识（先前对系统参数的整定）依赖性很强，这样的算法对于环境固定的应用是没有影响的，例如 PID 对加热水箱的恒温控制，控制对象及环境参数是相对固定的，因此控制策略和参数可以是先前固定的；但对于一些环境不同的应用，例如电梯调度策略控制、中央控调节能控制等，即在不同的楼宇中实际情况是不一样的，因此控制算法的参数必须根据当地实际情况调整。具体地说：夏天和冬天、白天和黑夜、公共场所和科研机构，具体情况不同，控制策略和参数应当随着环境变量的改变而改变。现实中使用的算法研究集中在了实验室理论研究方面，即系统运行之前如何设计控制参数，即先验控制方法，系统开始使用后，控制的参数和策略就固定了。

从国内外专利数据检索的结果表明，目前应用中的控制算法基本都是先验控制方法，即经典的 PID、模糊、神经网络为主；有些自适应、鲁棒控制的专利都是在未确定参数个数和范围已知的情况下，设计的模型和校正控制器，这种方法对数学模型的依赖程度很高，不同的环境数学模型变了，控制系统的自适应性和鲁棒性都大打折扣，甚至稳定都难以保证。



本发明提出的一种新的智能控制方法和思想——后验控制（After Effect Control 下文简称为 AEC），针对上述理论界和实际应用领域的这一问题给出具体的解决方法。

从实际应用的角度讲：本发明的 AEC 算法选取了中央空调节能控制为验证试验平台，不仅因为中央空调控制最需要 AEC 算法，还因为这个节能领域有很大的社会意义，这里涉及到本发明的第二个发明点——多传感器技术通过模糊神经网络实现：

最近几年的夏季，我国许多城市都出现了由于用电紧张，供电部门被迫实施强制性错峰用电的现象，严重影响了居民的正常生活和企业的生产经营。因此节能刻不容缓，空调节能刻不容缓，积极开展节能技术的研发应该成为国家政策导向及空调企业倾力发展的技术方向。

（1）从目前市场上所出现的中央空调节能装置来看，大都采用对变频器的控制，对水泵、风机控制策略的优化，特别是对水系统压力、水温等参数进行算法处理，进而采用各种经典控制方法实现算法计算出来的控制量。

这样的方式确实一定程度上达到了一些控制效果，但由于忽视了中央空调系统中很多对能源消耗影响重要的因素（例如：冷却塔周边空气温度、湿度等）的影响，使得控制效果很难达到算法预期结果。总而言之，因为控制器的输入变量不足必然导致控制器决策效果并非最优。

（2）从目前市场上中央空调节能控制器采用的控制方法的角度来讲，PID 调节是当前中央空调系统采用的主要控制方法，它能满足一般要求不高的场所，但是 PID 调节存在一些不足，尽管采用了 PID 等现代调节方法，但由于数学模型的不精确，控制效果仍然不佳，节能效果也不理想。

神经网络和模糊系统均属于无模型的估计器和非线性动力学系统，也是一种处理不确定性、非线性和其他不确定问题的有力工具。但两者之间的特性却存在很大的差异。模糊系统中知识的抽取和表达比较方便，它比较适合于表达那些模糊或定性的知识，其推理方式比较类似于人的思维模式。但一般说来，模糊系统缺乏自学习和自适应能力，要设计实现模糊系统的自适应控制是比较困难的。而神经网络则可直接从样本中进行有效的学习，它具

有并行计算、分布式信息存储、容错能力强以及具备自适应学习功能等系列优点。一般说来，神经网络不适于表达基于规则的知识，因此在对神经网络进行训练时，由于不能很好地利用已有的经验知识，常常只能将初始权值取为零或随机数，从而增加了网络的训练时间或者陷入非要求的局部极值。总的来说，神经网络适合于处理非结构化信息，而模糊系统对处理结构化的知识更为有效。若能将模糊逻辑与神经网络适当地结合起来，吸取两者的长处，则可组成比单独的神经网络系统或单独的模糊系统性能更好的系统。

## 发明内容

本发明中提出的后验模糊神经控制策略，是有效的结合模糊控制和人工神经网络的优点。可依据环境与负荷的变化，自动择优调节系统的优化运行参数，确保空调系统始终运行在最佳工况，可保障空调系统在任何负荷条件下，都能高效率地运行，从而最大限度地降低空调系统能耗，可降低空调主机能耗 10%~30%，降低水泵能耗 60%~80%。从而达到节能目的。

1. 后验控制与多传感器融合方法：包括后验控制参数配置、后验模糊神经网络训练、后验模糊神经网络控制、后验优化、后验仲裁五个核心步骤：

1.1 后验模糊神经网络配置和初始化：

参数分为两类：配置的参数只需在系统第一次运行前输入一次即可，系统运行后其值不发生改变；初始化的参数是在系统上电运行后，由程序将其赋值，系统运行后其值会被程序改变；

配置后验优化间隔  $T_{aecmax}$ ： $T_{aecmax}$  为每运行一次后验优化子程序的时间间隔， $T_{aecmax}$  要保证控制系统完成一个控制周期，即输入信号采集、计算、控制量的给出、执行并达到系统稳定的时间， $T_{aecmax}$  通过控制器上的键盘输入，存储到控制器的 Flash 存储器中；

配置优化点数最大值  $N_{aecmax}$ ： $N_{aecmax}$  为后验算法每次最多能优化的点数， $N_{DB} \times 10\% < N_{aecmax} < N_{DB} \times 30\%$ ，其中  $N_{DB}$  为总样本点数。 $N_{aecmax}$  通过控制器上的键盘输入，存储到控制器的 Flash 存储器中；

配置优化目标值  $T_{old}$  :  $T_{old}$  为系统运行输出、性能指标或效果函数的目标值，通过控制器上的键盘输入，存储到控制器的 Flash 存储器中；

配置样本容量  $N_{sample\ max}$  : 样本数据行数的最大值，把输入变量值域均匀划分成  $m$  部分，保证输入变量值域被分割后具有足够精度时， $m \times 20\% \leq N_{sample\ max} \leq m \times 50\%$ ， $N_{sample\ max}$  通过控制器上的键盘输入，存储到控制器的 Flash 存储器中。；

配置原始经验样本数据  $DB_{init}()$  : 即工程师预先给出的经验控制样本，

$DB_{init}()$  为一矩阵  $\begin{bmatrix} x(1,1), \dots, x(p,1), y(1) \\ \vdots \\ x(1,n), \dots, x(p,n), y(n) \end{bmatrix}$ ，每一行表示一个控制规则。其中变量

$p$  表示一共有  $p$  个输入变量， $x(i,j)$  其中  $i=1,2,\dots,p$  而  $j=1,2,\dots,n$ ，表示第  $i$  个输入变量在第  $j$  条控制规则中的值， $y(j)$  表示输出变量在第  $j$  条控制规则中的值，在系统第一次运行前，通过通讯总线由计算机输入，存储到控制器的 Flash 存储器中，这个参数只需配置一次，也可通过控制器上的键盘输入和修改；配置  $DB_{init}()$  后，用户从键盘输入决定是否将  $DB_{init}()$  赋值给  $DB_{old}()$  所在 Flash 的空间；

初始化上一次经验样本数据  $DB_{old}()$  :  $DB_{old}()$  用于存放当前运行时的样本数据，系统上电后，程序从 Flash 中读取；

初始化优化样本数据  $DB_{new}()$  :  $DB_{new}()$  用于存放优化后用于执行的样本数据，系统上电后程序将  $DB_{old}()$  赋值给  $DB_{new}()$ ；

初始化临时样本数据  $DB_{temp}()$  :  $DB_{temp}()$  用于在运行过程中存放优化的样本数据，系统上电后程序将  $DB_{old}()$  赋值给  $DB_{temp}()$ ；

初始化效果类别评价参数  $A_{aec}$  :  $A_{aec}$  为上一次优化的效果趋势，系统上电后，程序将其自动清零，即  $A_{aec} = 0$ ；

初始化效果程度评价参数  $E_{aec}$  : 即上一次优化的效果程度， $E_{aec} \in [0\% , 100\%]$ ，系统上电运行时程序自动将其赋值为 1，即  $E_{aec} = 1$ ；

初始化采样点号  $t_{sample}$  : 正常运行周期的采样点号，系统上电运行时清零  $t_{sample} = 0$ ；

配置采样周期 $T_{sample}$ ：每次采样间隔的时间， $T_{sample}$ 要保证采样点数足够多，能够计算出系统的性能指标， $T_{ace\max} \times 0.1\% \leq T_{sample} \leq T_{ace\max} \times 2\%$ ， $T_{sample}$ 通过控制器上的键盘输入，存储到控制器的Flash存储器中；

初始化一个优化周期采样点数上限 $T_{sample\max}$ ： $T_{sample\max}$ 为采样点号小于采样周期 $t_{sample} \leq T_{sample}$ 期间内，采样点数的最大值，取值要保证 $T_{sample\max}$ 个采样点的数据能够计算出一个优化周期采样点的性能指标， $T_{sample\max}$ 通过控制器上的键盘输入，存储到控制器的Flash存储器中；

## 1.2 后验模糊神经网络训练：

### 1.2.1 判断训练方式：

如果趋势评价参数 $A_{aec} = 0$ ，直接执行到步骤1.3后验模糊神经网络控制；

如果趋势评价参数 $A_{aec} = \pm 1$ ，读取训练样本 $DB_{temp}(\cdot)$ ；

### 1.2.2 训练样本归一化：

输入变量归一化，归一化的基本形式如下： $v(i)$ 为归一化前的值， $V(i)$ 为归一化后的值，在 $DB_{temp}(\cdot)$ 中 $v(i)$ 表示 $x(i)$ ， $y(i)$ ； $V(i)$ 表示 $x(i)$ ， $y(i)$ 归一化后为 $X(i)$ ， $Y(i)$ ；

$$V(i) = \frac{v(i) - \frac{\max(v(i)) - \min(v(i))}{2}}{\max(v(i)) - \min(v(i))}$$

$$n \text{ 组训练样本数据归一化为 } \begin{bmatrix} X(1,1), \dots, X(p,1), Y(1) \\ \vdots \\ X(1,n), \dots, X(p,n), Y(n) \end{bmatrix};$$

### 1.2.3 训练后验模糊神经网络：

将上述归一化的样本 $X(1,i), \dots, X(p,i)$ ， $i=1, 2, \dots, n$ ，作为网络的输入， $Y(i)$ 作为网络的输出，对网络进行训练，得到权值矩阵 $W(\cdot)$ ；

## 1.3 后验模糊神经网络控制：

### 1.3.1 多路传感器模拟信号输入采集:

控制器将  $p$  支传感器采集的模拟信号, 经过硬件电路 A/D 转换为数字信号 ( $x(1)$ 、 $x(2)$ 、 $x(3)$ 、...、 $x(p)$ ), 将输入信号归一化处理为 ( $X(1)$ 、 $X(2)$ 、 $X(3)$ 、...、 $X(p)$ ), 即输入向量  $X$ ;

### 1.3.2 计算输出控制量:

根据输入向量  $X$  和权值矩阵  $W(\cdot)$ , 通过模糊神经网络计算公式, 计算出输出向量  $Y$  的过程), 得到在当前输入  $X$  下的输出  $Y$ , 经过反归一化变换, 得到实际控制量  $y$ ; 反归一化的公式为:

$$v(i) = v(i) \times (\max(v(i)) - \min(v(i))) + \frac{\max(v(i)) - \min(v(i))}{2}$$

### 1.3.3 输出控制量限幅:

$$y_{aec}(i) = \begin{cases} y_{\min} & y(i) < y_{\min} \\ y(i) & y_{\min} \leq y(i) \leq y_{\max} \\ y_{\max} & y(i) > y_{\max} \end{cases}, \quad y_{\min} \text{ 表示输出值下界, } y_{\max} \text{ 表示输出值上界;}$$

### 1.3.4 最终控制量的执行与保存:

控制量  $y(i)$  经过通讯协议封装成数据报, 通过通讯网络发送给执行器执行;

判断当前采样点号  $t_{sample}$  与采样周期  $T_{sample}$  的关系, 如果  $t_{sample} > T_{sample}$ , 说明应该采集一次数据, 此时将上述第  $t_{sample}$  组向量  $x(\cdot)$ 、 $y(\cdot)$  与当前时刻  $t_{sample}$  一起存入运行结果向量  $R_{sample}(\cdot)$  的  $t_{sample}$  行, 即  $R_{sample}(x(\cdot), y(\cdot), t_{sample})$ ; 之后将采样点号  $t_{sample}$  自增 1, 即  $t_{sample} = t_{sample} + 1$ ; 并判断  $t_{sample}$  是否超过向量  $T_{sample \max}$ , 如果  $t_{sample} > T_{sample \max}$  表示记录数据已满, 则不保存结果;

$$\text{采样结果矩阵 } R_{sample}(\cdot): R_{sample}(\cdot) = \begin{bmatrix} x(\cdot, 1) & y(\cdot, 1) & \cdots & 1 \\ x(\cdot, 2) & y(\cdot, 2) & \cdots & 2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(\cdot, T_{sample \max}) & y(\cdot, T_{sample \max}) & \cdots & T_{sample \max} \end{bmatrix} \text{ 为}$$

采样结果矩阵, 每一行由一个采样时刻的输入向量、输出向量和时刻值组成, 即  $R_{sample}(x(\cdot), y(\cdot), t_{sample})$ , 共有  $T_{sample \max}$  行;

## 1.4 后验优化:

### 1.4.1 计算修正强度 $K_{aec}$ :

$K_{aec}$  的物理意义是每次优化的力度,  $K_{aec}$  的计算是基于上一次修正强度的, 且输出范围不能过大:

$$K_{aec} = A_{aec} \times |K_{aec}| \times (1 + E_{aec})$$

修正强度  $K_{aec}$  限幅:

$$K_{aec} = \begin{cases} K_{\min} & K_{aec} < K_{\min} \\ K_{aec} & K_{\min} \leq K_{aec} \leq K_{\max} \\ K_{\max} & K_{aec} > K_{\max} \end{cases}, \quad K_{\min} \text{ 表示输出值下界, } K_{\max} \text{ 表示输出值上}$$

界

### 1.4.2 计算后验优化结果 $y_{temp}(\cdot)$ :

$y_{temp}(\cdot)$  表示后验优化器产生的新的控制量,  $DB_{old}(\cdot)$  中的  $y_{old}(\cdot)$  表示上一次的控制量, 而  $K_{aec}$  则表示修正强度, 它根据每次控制效果来决定, 优化出新的控制量:

$$y_{temp}(\cdot) = y_{old}(\cdot) \times K_{aec} \quad (K_{\min} \leq K_{aec} \leq K_{\max})$$

### 1.4.3 保存后验优化结果:

如果采样点号大于优化点数最大值  $t_{sample} > N_{aec\max}$ , 直接执行到步骤 1.4.4 判断是否启动后验仲裁;

如果当前临时样本数据  $DB_{temp}(\cdot)$  的样本数小于样本容量  $N_{sample} < N_{sample\max}$  时, 直接将新产生的优化样本  $[x_{temp}(\cdot, t_{sample}), y_{temp}(\cdot, t_{sample})]$  存入  $DB_{temp}(\cdot)$  末行;

如果当前临时样本数据  $DB_{temp}(\cdot)$  的样本数  $N_{sample} \geq N_{sample\max}$  时, 首先找到  $DB_{new}(\cdot)$  中与向量  $x_{temp}(\cdot)$  欧式空间距离最近的点, 即  $\min(\rho(x_{new}(\cdot, i), x_{temp}(\cdot, t_{sample})))$ , 其中  $i = 1, 2, \dots, N_{sample\max}$ , 将这一行的行向量将新产生的优化样本  $[x_{temp}(\cdot, i), y_{temp}(\cdot, i)]$  被新产生的优化样本  $[x_{temp}(\cdot, t_{sample}), y_{temp}(\cdot, t_{sample})]$  替代;

### 1.4.4 判断是否启动后验仲裁

距上次后验优化间隔的时间  $T_{aec} \leq T_{aec \max}$ ，即还没有到达一个后验优化周期时，则重复执行步骤 1.3~步骤 1.4.，继续正常的系统运行；如果距上次后验优化间隔的时间  $T_{aec} > T_{aec \max}$ ，即系统已经运行了一个后验优化周期，则停止后验模糊神经网络控制，进入步骤 1.5 后验仲裁；

## 1.5 后验仲裁：

### 1.5.1 后验仲裁计算：

根据运行结果向量  $R_{sample}(\cdot)$ ，计算出当前控制效果特征值或目标值  $T_{new}$  进行比较；

如果新的控制效果比旧的控制效果好，就保留新的控制参数代替旧的，并标记控制效果被接受  $A_{aec} = 1$ ，如果新的控制效果比旧的控制效果差，就保留新的控制参数代替旧的，并标记控制效果  $A_{aec} = -1$ ；

并记录控制效果改善的程度  $E_{aec} = \frac{|T_{new} - T_{old}|}{T_{old}} \times 100\%$ ，其中  $T_{old}$  表示系统优化以前的性能指标，而  $T_{new}$  表示系统优化之后的性能指标；

### 1.5.2 计算结果的处理：

如果新的控制效果比旧的控制效果好，即  $A_{aec} = 1$ ，说明后验优化起到了更好的效果，保存模糊神经网络权值  $W(\cdot, i_{aec}) = W(\cdot)$ 、样本  $DB(\cdot, i_{aec}) = DB_{old}(\cdot)$ 、趋势评价参数  $A_{aed}(i_{aec}) = A_{aec}$  和效果评价参数  $E_{aed}(i_{aec}) = E_{aec}$ ，之后更新样本为新的样本，把  $DB_{new}$  赋值给  $DB_{new}(\cdot)$ ，即  $DB_{old}(\cdot) = DB_{new}(\cdot)$ ；

如果新的控制效果比旧的控制效果差，即  $A_{aec} = -1$ ，说明后验优化是系统性能指标变差，同样保存模糊神经网络权值  $W(\cdot, i_{aec}) = W(\cdot)$ 、样本  $DB(\cdot, i_{aec}) = DB_{old}$ 、趋势评价参数  $A_{aed}(i_{aec}) = A_{aec}$  和效果评价参数  $E_{aed}(i_{aec}) = E_{aec}$ ，但放弃优化结果  $DB_{new}(\cdot)$ ， $DB_{old}(\cdot)$  不更新；

把  $DB_{temp}$  复制给  $DB_{new}$ ：即  $DB_{new} = DB_{temp}$ ， $DB_{temp}$  用于装载新的优化样本；

### 1.5.3 后验周期结束，变量清零返回：

初始化采样点号  $t_{sample}$  清零，即  $t_{sample} = 0$ ；

返回步骤 1.3 后验模糊神经网络控制。

2、应用后验控制与多传感器融合方法的中央空调节能控制装置：具有整流、滤波、稳压、过压保护功能的电源电路，具有由 MCU、DSP、CPLD 处理器构成的 CPU 系统电路、具有多路 A/D 转换电路，具有与变频器连接的通讯电路，具有与 PC 机连接的通讯电路，以及 LCD 液晶显示电路和键盘输入电路组成；

以下传感器做为系统的输入：传感器 S101 对楼顶冷却塔附近的空气温度采集；传感器 S102 对楼顶冷却塔附近的空气湿度采集；传感器 S301 对中央空调主机管道接口冷冻水出水的水温采集；传感器 S302 对中央空调主机管道接口冷冻水入水的水温采集；

其中 S101 空气温度传感器和 S102 空气湿度传感器，安装在楼顶冷却塔附近的遮光避雨处；S301 和 S302 水温传感器安装在中央空调主机冷冻水出水口和回水口。

#### **本发明的与现有技术相比的优势：**

经典控制方法（PID、模糊、神经网络等）对于先验知识（系统运行前控制器参数的整定）依赖性很强，系统正式运行前的参数配置决定了系统运行的效果和性能，控制效果就在系统运行前就已经定了；对于先验知识不足的应用场合和来不及根据具体应用场合建立精确模型确定参数的应用来说，控制效果和性能肯定不理想也无法改善。而后验控制方法，则是在上述的经验不完备参数配置下就使系统运行，参数的优化是在系统运行过程中自动完成的，特别适用于大量产品应用，而系统部署调试人力资源不足的情况。

市场上现有的中央空调节能装置，大都采用对变频器的控制，对水泵、风机控制策略的优化，特别是对水系统压力、水温等参数进行算法处理，进而采用各种经典控制方法实现算法计算出来的控制量。这样的方法忽视了中央空调系统中很多对能源消耗影响重要的因素（例如：冷却塔周边空气温度、湿度等）的影响，使得控制效果很难达到算法预期结果。而本发明中设计的多传感器融合控制器，则是将上述更多影响控制目标的变量经过采集、变送



参与控制量的计算，模型更加精确，控制规则建立得更好更准确，这样的系统能够更加适应具体应用环境。典型的例子是：现有的中央空调控制器，由于其都是安装在地下室中央空调机房，因此楼顶上冷却塔附近的信息不能参与控制器决策，但冷却塔周围的空气温度、湿度都是决定制冷效果的重要因素，因此现有的控制器为了回避控制算法设计、传感器布线等原因，对此问题没有解决。而本发明的装置采取的多传感器融合技术就对此问题提出了完整的解决方案。

在控制器的算法上，PID 调节是当前中央空调系统采用的主要控制方法，它能满足一般要求不高的场所，但是 PID 方法由于数学模型的不精确，控制效果仍然不佳，节能效果也不理想；模糊控制恰好不依赖于被控对象精确的数学模型，能够直接从专家和操作者的控制经验归纳、优化而得到对被控对象的控制方案，并具有较好的控制效果，达到节能的目的。因此，已经出现了很多模糊控制应用于各类控制系统的方案。但这类方法的控制规则是不连续控制，控制不精确，控制规律必须一次全部给出，无法根据少量的控制数据推理得到全部的控制数据；人工神经网络可以模仿人脑的思维方式，通过反复的“学习训练”过程，将控制的方法和效果结合进行对比记忆，从而找到更加优化的控制方法。但上述方法对于先验知识（先前对系统参数的整定）依赖性很强，如果系统运行前参数配置的不合适、不优化甚至是有问题，系统运行起来只能按照这样的控制规则运行，无法自行更改。

因此本文使用的后验模糊神经网络控制算法，正是既发挥了发明中的后验方法的系统运行后智能优化参数的优势，又结合了模糊控制和神经网络对不完备先验知识（工程师的经验数据）的学习推理能力，使控制器能够通过工程师少量的控制策略样本，就能得到全部的控制规律。同时，由于变频器内部集成了 PID 控制算法，这样由后验——模糊神经网络根据多传感器采集来的数据推算出来的控制量就能够很精确的得以实施了。

#### 附图说明：

附图 1 为发明系统实现示意图

附图 2 为发明硬件电路框架图

附图 3 为后验控制方法框图

附图 4.1 为主程序流程图

附图 4.2 为初始化子程序流程图

附图 4.3 为网络训练程序流程图

附图 4.4 为网络前向计算子程序流程图

附图 4.5 为后验优化子程序流程图

附图 4.6 为后验仲裁子程序流程图

### 具体实施方式

具体实施过程主要由三个部分构成：第一，中央空调节能控制器硬件电路设计、多个输入信号的确定与传感器选择，以及中央空调节能控制器、中央空调节能控制器与多个传感器的安装与部署；第二，控制器的后验模糊神经网络算法系统运行；第三，后验控制方法的核心思想及实施。以下是这三个部分的详细说明：

#### 1. 后验模糊神经网络参数设计和运行（参考附图 4.1）

##### 1.1 后验模糊神经网络参数配置与初始化（参考附图 4.2）

参数分为两类：配置的参数只需在系统第一次运行前输入一次即可，系统运行后其值不发生改变；初始化的参数是在系统上电运行后，由程序将其赋值，系统运行后其值会被程序改变；

配置后验优化间隔  $T_{aec\max}$ ： $T_{aec\max}$  为每运行一次后验优化子程序的时间间隔， $T_{aec\max}$  的选择要根据系统特点而定，后验优化间隔要保证控制系统完成一个控制周期，即输入信号采集、计算、控制量的给出、执行并达到系统稳定的时间。在楼宇中央空调节能控制中这个参数至少要 30 分钟。因此，通过通讯总线由计算机输入  $T_{aec\max} = 1800$ （秒），存储到控制器的 Flash 存储器中。这个参数只需配置一次，也可通过控制器上的键盘输入和修改；

配置优化点数最大值  $N_{aec\max}$ ： $N_{aec\max}$  为后验算法每次最多能优化的点数，如果  $N_{aec\max}$  过大，则会导致被调整的点数过多，从而引起控制量过大，导致超调甚至不稳定；如果  $N_{aec\max}$  过小，则会导致优化的效果不明显，优化的效率不

高。这里给出一个根据总样本点数  $N_{DB}$  的估算公式：

$N_{DB} \times 10\% < N_{aec\max} < N_{DB} \times 30\%$ 。在楼宇中央控制中，工程师提供了不到 80 个样本数据，这个参数选择  $N_{aec\max} = 15$ ，通过数据总线由计算机输入  $N_{aec\max} = 15$ ，存储到控制器的 Flash 存储器中。这个参数只需配置一次，也可通过控制器上的键盘输入和修改；

配置优化目标值  $T_{old}$ ： $T_{old}$  为系统运行输出、性能指标或效果函数的目标值，根据实际情况决定，在楼宇中央控制中，经过专家论证，当冷冻水回水温度和冷冻水出水温度差值保持在  $5^{\circ}\text{C}$  时，系统能源消耗最少，因此通过数据总线由计算机输入  $T_{old} = 5$ ，存储到控制器的 Flash 存储器中。这个参数只需配置一次，也可通过控制器上的键盘输入和修改；

配置样本容量  $N_{sample\max}$ ：样本数最大值，确定的原则是足以覆盖变量取值范围，当输入变量范围是  $m$  个有限离散取值时，此时这里给出  $N_{sample\max}$  的估算公式为： $m \times 20\% \leq N_{sample\max} \leq m \times 50\%$ ；当输入变量范围是连续取值时，先将这个连续取值范围均匀离散化为  $m$  个离散点，这里的  $m$  根据具体应用时精度的要求确定，在楼宇中央空调节能控制中  $m = 100$ ；

配置原始经验样本数据  $DB_{mut}(\cdot)$ ：即工程师预先给出的经验控制样本，

$DB_{mut}(\cdot)$  为一矩阵  $\begin{bmatrix} x(1,1), \dots, x(p,1), y(1) \\ \vdots \\ x(1,n), \dots, x(p,n), y(n) \end{bmatrix}$ ，每一行表示一个控制规则。其中变量

$p$  表示一共有  $p$  个输入变量， $x(i,j)$  其中  $i=1,2,\dots,p$  而  $j=1,2,\dots,n$ ，表示第  $i$  个输入变量在第  $j$  条控制规则中的值， $y(j)$  表示输出变量在第  $j$  条控制规则中的值。在系统第一次运行前，通过通讯总线由计算机输入，存储到控制器的 Flash 存储器中。这个参数只需配置一次，也可通过控制器上的键盘输入和修改；配置  $DB_{mut}(\cdot)$  后，控制器将提示是否将  $DB_{mut}(\cdot)$  赋值给  $DB_{old}(\cdot)$  所在 Flash 的空间，如果用户想使刚刚配置好的训练样本代替之前系统运行过程中优化过的样本，则进行赋值，如果用户还想要系统按照之前经验优化的结果运行，则不赋值；

初始化上一次经验样本数据  $DB_{old}(\cdot)$ ： $DB_{old}(\cdot)$  用于存放当前运行时的样本数据，系统上电后，程序从 Flash 中读取；

初始化优化样本数据  $DB_{new}(\cdot)$ ： $DB_{new}(\cdot)$ 用于存放优化后用于执行的样本数据，系统上电后程序将  $DB_{old}(\cdot)$ 赋值给  $DB_{new}(\cdot)$ ；

初始化临时样本数据  $DB_{temp}(\cdot)$ ： $DB_{temp}(\cdot)$ 用于在运行过程中存放优化的样本数据，系统上电后程序将  $DB_{old}(\cdot)$ 赋值给  $DB_{temp}(\cdot)$ ；

初始化效果类别评价参数  $A_{aec}$  初始化： $A_{aec}$ 为上一次优化的效果趋势，共分为3种情况： $A_{aec} = 1$ 表示上一次优化成功，系统性能指标更好了； $A_{aec} = -1$ 表示上一次优化不成功，系统性能指标更差了；系统上电后，程序将其自动清零，即  $A_{aec} = 0$ ；

初始化效果程度评价参数  $E_{aec}$ ：即上一次优化的效果程度， $E_{aec} \in [0\% , 100\%]$ ， $E_{aec}$ 越大表示优化的效果越明显，系统上电运行时首先将其置1， $E_{aec} = 1$ ；

初始化采样点号  $t_{sample}$ ：正常运行周期的采样点号，系统上电运行时清零  $t_{sample} = 0$ ；

配置采样周期  $T_{sample}$ ：每次采样间隔的时间， $T_{sample}$ 要保证采样点数足够多，能够计算出系统的性能指标，这里给出一个经验公式：

$T_{ace\max} \times 0.1\% \leq T_{sample} \leq T_{ace\max} \times 2\%$ ，在楼宇中央空调控制中  $T_{ace\max} = 1800$ （秒），因此  $T_{sample} = 1800 \times 1\% = 18$ （秒）；

初始化一个优化周期采样点数上限  $T_{sample\max}$ ： $T_{sample\max}$ 为采样点号小于采样周期  $t_{sample} \leq T_{sample}$  期间内，采样点数的最大值，确定原则是保证  $T_{sample\max}$  个采样点的数据能够计算表征出一个优化周期采样点的性能指标，在楼宇中央空调控制中，100个采样点即可完成对控制曲线特征之的计算因此  $T_{sample\max} = 100$ 。

## 1.2 后验模糊神经网络训练（参考附图 4.2）

### 1.2.1 判断训练方式

如果趋势评价参数  $A_{aec} = 0$ ，表示本次训练是启动初始化，并非是后验优化引发的训练，因此不必训练，直接执行到步骤 1.3 后验模糊神经网络控制；

如果趋势评价参数  $A_{aec} = \pm 1$ ，表示本次训练（第  $i$  次）是后验优化引发的训练，因此读取训练样本  $DB_{temp}(\cdot)$ 。

### 1.2.2 训练样本归一化

按照如下公式进行归一化：

温度信号归一化，由于温度值在  $0^{\circ}\text{C} \sim 50^{\circ}\text{C}$  之间：

$$X(i) = \frac{x(i) - \frac{50-0}{2}}{50-0} \quad \text{此式 } X(i) \text{ 为归一化后的温度， } x(i) \text{ 为归一化前的温度}$$

湿度信号归一化，由于湿度值在  $0\% \sim 100\%$  之间：

$$X(i) = \frac{x(i) - \frac{100-0}{2}}{100-0} \quad \text{此式 } X(i) \text{ 为归一化后的湿度， } x(i) \text{ 为归一化前的湿度}$$

频率信号归一化，由于频率值在  $0\text{Hz} \sim 50\text{Hz}$  之间：

$$Y(i) = \frac{y(i) - \frac{50-0}{2}}{50-0} \quad \text{此式 } Y(i) \text{ 为归一化后的频率， } y(i) \text{ 为归一化前的频率}$$

$$n \text{ 组训练样本数据归一化为 } \begin{bmatrix} X(1,1), \dots, X(p,1), Y(1) \\ \vdots \\ X(1,n), \dots, X(p,n), Y(n) \end{bmatrix};$$

### 1.2.3 训练后验模糊神经网络

将上述归一化的样本  $X(1,i), \dots, X(p,i)$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ , 作为网络的输入,  $Y(i)$  作为网络的输出, 对网络进行训练, 得到权值矩阵  $w(\cdot)$ ;

## 1.3 后验模糊神经网络控制 (参考附图 4.3)

### 1.3.1 多路传感器模拟信号输入采集

控制器将  $p$  支传感器采集的模拟信号, 经过硬件电路 A/D 转换为数字信号 ( $x(1)$ 、 $x(2)$ 、 $x(3)$ 、...、 $x(p)$ ), 将温度、湿度的归一化处理为 ( $X(1)$ 、 $X(2)$ 、 $X(3)$ 、...、 $X(p)$ ), 即输入向量  $X$ ;

### 1.3.2 计算输出控制量:

控制器以  $X$  作为模糊神经网络的输入, 经过网络前向计算 (前向计算指根据输入向量  $X$  和权值矩阵  $w(\cdot)$ , 通过模糊神经网络计算公式, 计算出输出向

量 Y 的过程), 得到在当前输入 X 下的输出 Y, 经过如下公式的反归一化变换, 得到实际控制量 y: 频率信号反归一化, 由于湿度值在 0Hz~50Hz 之间:

$$y(i) = Y(i) \times (50 - 0) + \frac{50 - 0}{2}$$

此式  $y(i)$  为反归一化后的频率,  $Y(i)$  为反归一化前的频率

### 1.3.3 输出控制量限幅

控制量  $y(i)$  控制在一定范围之内, 保证系统不会停止或超负荷运行, 在中央空调控制中, 变频器的频率限幅:  $y_{aec}(i) = \begin{cases} 20 & y(i) < 20 \\ y(i) & 20 \leq y(i) \leq 50; \\ 50 & y(i) > 50 \end{cases}$

### 1.3.4 最终控制量的执行与保存

控制量  $y(i)$  经过通讯协议封装成数据报, 通过通讯网络发送给变频器执行, 变频器得到数据报, 进行解封装, 改变工作频率从而改变了水泵电机的转速, 进而改变了冷冻水的流速。

判断当前时间  $t_{sample}$  与采样周期  $T_{sample}$  的关系, 如果  $t_{sample} > T_{sample}$ , 说明应该采集一次数据, 此时将上述第  $t_{sample}$  组向量  $x(\cdot)$ 、 $y(\cdot)$  与当前时刻  $t_{sample}$  一起存入运行结果向量  $R_{sample}(\cdot)$  的  $t_{sample}$  行, 即  $R_{sample}(x(\cdot), y(\cdot), t_{sample})$ ; 之后将采样点号  $t_{sample}$  自增 1, 即  $t_{sample} = t_{sample} + 1$ ; 并判断  $t_{sample}$  是否超过向量  $T_{sample\ max}$ , 如果  $t_{sample} > T_{sample\ max}$  表示记录数据已满, 则不保存结果;

$$\text{采样结果矩阵 } R_{sample}(\cdot): R_{sample}(\cdot) = \begin{bmatrix} x(.,1) & y(.,1) & \cdots & 1 \\ x(.,2) & y(.,2) & \cdots & 2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(.,T_{sample\ max}) & y(.,T_{sample\ max}) & \cdots & T_{sample\ max} \end{bmatrix} \text{ 为}$$

采样结果矩阵, 每一行由一个采样时刻的输入向量、输出向量和时刻值组成, 即  $R_{sample}(x(\cdot), y(\cdot), t_{sample})$ , 共有  $T_{sample\ max}$  行。

## 1.4 后验优化 (参考附图 4.4)

### 1.4.1 计算修正强度 $K_{aec}$

$K_{aec}$  的物理意义是每次优化的力度,  $K_{aec}$  的计算是基于上一次修正强度的, 且输出范围不能过大, 因此:

$$K_{aec} = A_{aec} \times |K_{aec}| \times (1 + E_{aec})$$

修正强度  $K_{aec}$  限幅:

$$K_{aec} = \begin{cases} -2 & K_{aec} < -2 \\ K_{aec} & -2 \leq K_{aec} \leq 2 \\ 2 & K_{aec} > 2 \end{cases}$$

#### 1.4.2 计算后验优化结果 $y_{temp}(\cdot)$

$y_{temp}(\cdot)$  表示后验优化器产生的新的控制量,  $DB_{old}(\cdot)$  中的  $y_{old}(\cdot)$  表示上一次的控制量, 而  $K_{aec}$  则表示修正强度, 它根据每次控制效果来决定, 优化出新的控制量:

$$y_{temp}(\cdot) = y_{old}(\cdot) \times K_{aec} \quad (-2 \leq K_{aec} \leq 2)$$

#### 1.4.3 保存后验优化结果

如果采样点号大于优化点数最大值  $t_{sample} > N_{aec\max}$ , 直接执行到步骤 1.4.4 判断是否启动后验仲裁;

如果当前临时样本数据  $DB_{temp}(\cdot)$  的样本数  $N_{sample} < N_{sample\max}$  时, 直接将新产生的优化样本  $[x_{temp}(\cdot, t_{sample}), y_{temp}(\cdot, t_{sample})]$  ( $i$  为当前样本对编号) 存入  $DB_{temp}(\cdot)$  末行即可;

如果当前临时样本数据  $DB_{temp}(\cdot)$  的样本数  $N_{sample} \geq N_{sample\max}$  时, 首先找到  $DB_{new}(\cdot)$  中离向量  $x_{temp}(\cdot)$  最近的点, 即  $\min(\rho(x_{new}(\cdot, i), x_{temp}(\cdot, t_{sample})))$ , 其中  $i = 1, 2, \dots, N_{sample\max}$ , 将这一行的行向量将新产生的优化样本  $[x_{temp}(\cdot, i), y_{temp}(\cdot, i)]$  被新产生的优化样本  $[x_{temp}(\cdot, t_{sample}), y_{temp}(\cdot, t_{sample})]$  替代;

#### 1.4.4 判断是否启动后验仲裁

距上次后验优化间隔的时间  $T_{aec} \leq T_{aec\max}$ , 即还没有到达一个后验优化周期时, 则重复步骤 1.3~步骤 1.4, 继续正常的系统运行; 如果距上次后验优化间隔的时间  $T_{aec} > T_{aec\max}$ , 即系统已经运行了一个后验优化周期, 则停止后验模糊神经网络控制, 进入步骤 1.5 后验仲裁;

## 1.5 后验仲裁（参考附图 4.5）

### 1.5.1 后验仲裁计算

根据运行结果向量  $R_{sample}(\cdot)$ ，更具具体应用，计算出控制效果特征值——稳定时间  $T_{new}$ ，将其与旧控制效果  $T_{old}$  进行比较：从而决定新的控制量的取舍：

如果新的控制效果比旧的控制效果好，即  $|T_{new} - T_{old}| < |T_{old} - T_{old}|$  就保留新的控制参数代替旧的，并标记控制效果被接受  $A_{aec} = 1$ ，如果新的控制效果比旧的控制效果差，即  $|T_{new} - T_{old}| > |T_{old} - T_{old}|$ ，就保留新的控制参数代替旧的，并标记控制效果  $A_{aec} = -1$ ；

并记录控制效果改善的程度  $E_{aec} = \frac{|T_{new} - T_{old}|}{T_{old}} \times 100\%$ ，其中  $T_{old}$  表示系统优化以前的性能指标，而  $T_{new}$  表示系统优化之后的性能指标。

### 1.5.2 计算结果的处理

如果新的控制效果比旧的控制效果好，即  $A_{aec} = 1$ ，说明后验优化起到了更好的效果，保存模糊神经网络权值  $W(\cdot, i_{aec}) = W(\cdot)$ 、样本  $DB(\cdot, i_{aec}) = DB_{old}(\cdot)$ 、趋势评价参数  $A_{aed}(i_{aec}) = A_{aec}$  和效果评价参数  $E_{aed}(i_{aec}) = E_{aec}$ ，之后更新样本为新的样本，把  $DB_{new}$  赋值给  $DB_{new}(\cdot)$ ，即  $DB_{old}(\cdot) = DB_{new}(\cdot)$ ；把  $DB_{temp}$  复制给  $DB_{new}$ ：即  $DB_{new} = DB_{temp}$ ；把  $T_{new}$  赋值给  $T_{old}$ ，即  $T_{old} = T_{new}$ ；

如果新的控制效果比旧的控制效果差，即  $A_{aec} = -1$ ，说明后验优化是系统性能指标变差，同样保存模糊神经网络权值  $W(\cdot, i_{aec}) = W(\cdot)$ 、样本  $DB(\cdot, i_{aec}) = DB_{old}$ 、趋势评价参数  $A_{aed}(i_{aec}) = A_{aec}$  和效果评价参数  $E_{aed}(i_{aec}) = E_{aec}$ ，但放弃优化结果  $DB_{new}(\cdot)$ ， $DB_{old}(\cdot)$  不更新；把  $DB_{temp}$  复制给  $DB_{new}$ ：即  $DB_{new} = DB_{temp}$ ；把  $T_{new}$  赋值给  $T_{old}$ ，即  $T_{old} = T_{new}$ ；

### 1.5.3 后验周期结束，变量清零返回

初始化采样点号  $t_{sample}$  清零，即  $t_{sample} = 0$ ；

返回步骤 1.3 后验模糊神经网络控制。



2. 中央空调节能控制器硬件电路设计、多个输入信号的确定与传感器选择，以及中央空调节能控制器、中央空调节能控制器与多个传感器的安装与部署

### 2.1 中央空调节能控制器硬件电路设计

控制器的硬件电路设计如附图 2 所示：由以下几部分构成：具有整流、滤波、稳压、过压保护功能的电源电路，具有由 MCU、DSP、CPLD 处理器构成的 CPU 系统电路、具有多路 A/D 转换电路，具有与变频器连接的通讯电路，具有与 PC 机连接的通讯电路，以及 LCD 液晶显示电路和键盘输入电路。

在本发明的设计中，我们使用的核心控制芯片是三星公司的 S3C2410 型号 ARM9 处理器，我们调研结果是，TI 公司的 TMS320C2812 型号 DSP、89C5x 系列单片机和 Philips 的 EasyARM 也可以完成本发明的功能，经过样机试验，TMS320C2812 具有更快的计算能力但外设接口不合适和人机交互功能的硬件软件开发难度大，89C5x 系列单片机性能低，功能开发难度大，但成本最低，Philips 的 EasyARM 的工业控制稳定性要好，但开发过程中的技术支持缺乏。结合我们设计中涉及的功能，本发明选用的 S3C2410 本身集成了 A/D、LCD、串口、USB、网口等主要接口，运算速度和计算能力也能满足本发明中的算法。

如附图 2 所示，上述传感器经过三线制接法接到三线电桥上，电桥的差动数据经过仪表放大电路放大接入 A/D 转换器输入引脚，ARM 控制器将采集来的各路电压转换成相应的数字信号，送入后验模糊神经网络计算，得到的控制量，经过 USS 通讯协议封装后，通过 UART1 接口，经过 RS232/RS485 转换器，发送给变频器执行。UART2、USB 和以太网接口留作于计算机和其它控制器点对点通信或组成控制网通信使用，通讯协议同样采用 USS。同时，人与控制器的交互通过触摸屏 LCD 实现。

### 2.2 多个输入信号的确定与传感器选择

通过专家经验和因子分析，确定了多传感器融合模型的系统的输入变量。即传感器（S101）对楼顶冷却塔附近的空气温度采集；传感器（S102）对楼顶冷却塔附近的空气湿度采集；传感器（S301）对中央空调主机管道接口冷冻水出水的水温采集；传感器（S302）对中央空调主机管道接口冷冻水入水的水温采集；

其中 S101 空气温度传感器和 S102 空气湿度传感器，安装在楼顶冷却塔附近的遮光避雨处；S301 和 S302 水温传感器安装在中央空调主机冷冻水出水口和回水口。

### 2.3 中央空调节能控制器与多个传感器的安装与部署

本发明中设计的中央空调节能控制器使用时与多个传感器、中央空调设备部署时的关系，即实际应用中系统的架构图如附图 1 所示，分为三个部分（位于三个地点）：即位于楼顶的冷却塔、位于各个房间的热交换设备和位于地下室的中央空调机组。

图 1 中标示的含义为：(1) 为楼顶冷却塔，(2) 为空气温度传感器，(3) 为空气湿度传感器，(4) 为各楼层热交换器，(5) 为各室内通风口，(6) 为中央空调节能控制器，(7) 为冷冻水出水口水温传感器，(8) 为为冷冻水入水口水温传感器，(9) 为地下室冷水机组，(10) 为变频器（执行器）。

位于楼顶的冷却塔（详见图 1 上面部分）：由于冷却塔周围空气的温度、湿度对中央空调机组控制决策影响很大，因此此处分别安放两支传感器：一支是空气温度传感器（S101），我们选用经典的 Pt100，一支是空气湿度传感器（S102），我们选用 HM150 型湿度传感器，使用温度 $-30\sim 60^{\circ}\text{C}$ ，保存适度 $10\sim 95\%rh$ ，夏季、冬季均可正常工作。通过三线制传感器连接方法通过屏蔽导线接入控制器，对于楼层较高的应用，使用 STR-8 型为功率无线数据传输模块，可靠距离可达 300m。将这两个传感器 S101、S102 采集的信号传到位于地下室中央空调机组的控制器输入上。

位于各个楼层的热交换设备（详见图 1 中间部分）：对于每个室内都安装有温度测试装置和温度控制装置并能与中央空调控制相连接的中央空调控制系统毕竟是少数，大部分应用我们都只能获得楼顶和中控室的温度，对于前者，我们把所有室内温度传感器（S2<sub>x</sub>, x=01, 02, ...）都接入后验模糊神经网络的输入端，对于后者只向控制器接入楼顶冷却塔和地下室中央空调机组部署的传感器。本应用实例即为后者。

位于地下室的中央空调机组（详见图 1 下面部分）：我们对机组送向各楼层的出水温度和回水温度，使用经典的 Pt100 传感器(S301、S302)进行温

度测量，其量程为 0~150Mpa。同样将传感器信号通过三线制传感器接法接入控制器。

控制器将多传感器（S101、S102、S301、S302）的模拟信号，经过中央空空调节能控制器硬件电路处理变为数字信号(x(1)、x(2)、x(3)、...)，经过归一化处理为(X(1)、X(2)、X(3)、...)即输入向量 X，送入后验模糊神经网络进行处理，将处理的结果 Y 即归一化控制量，通过反归一化变换和限幅得到实际控制量 y，经过 USS 封装，发送给变频器执行。变频器控制电压频率  $C_f$ ，调节水压、水速，使得控制目标：即回水温度和出水温度的差值保持在 5℃ 以内，即  $T \leq 5$ ，达到节能的目的。其中控制目标  $T \leq 5$ ，以及后验模糊神经网络的训练样本，都是由制冷行业专家和有经验的工程师给出的。

### 3. 后验控制方法的核心思想及实施

#### 3.1 后验控制算法核心概念

后验控制算法的算法框架如附图 3 所示，主要包括①经典控制算法设计的控制器、②先验知识库、③控制参数库、④后验优化预测器、⑤后验知识库和⑥后验仲裁器六部分组成。其中前三个部分是经典控制方法固有的，后面三个是为实现系统运行后自动优化参数时应具体环境所添加的后验算法模块。在详述算法前，首先明确上述六个部分的概念。

##### 3.1.1 经典控制算法控制器

保存了经典(PID、模糊、神经网络等)控制器的原貌，在算法中作用不变，依然是核心作用，只是他的参数会在系统运行过程中被后验算法模块修改，在不同的应用中，经典控制算法控制器可以是 PID、模糊、神经网络等，经典控制算法控制器也成为基网络；

##### 3.1.2 先验知识库

就是工程师凭借经验和现场调试的结果设置给上述经典控制算法控制器的参数，在控制过程中起到初始化的作用；

##### 3.1.3 控制参数库

有以下三个作用：第一、用于保存上述经典控制算法控制器的参数，例如对于PID算法，它保存当前的比例系数K、积分系数Ti和微分系数Td，在模糊控制中，它保存隶属度表中的信息，在神经网络控制中，它保存训练样本和网络权值信息，以供控制器使用；第二，它接收后验后验仲裁器决策给出的新控制参数，代替旧的控制参数，从而实现系统运行后，参数自动优化的过程；第三、控制参数库中保留的参数最终将成为其应用的系统的最佳参数，可以被提取出来用于类似应用，也可以用于分析环境、系统特点。

### 3.1.4 后验优化预测器

可以根据运行结果的特征值，例如上升时间 $T_r$ 、平稳时间 $T_s$ 和超条量 $M_p$ 等，参考控制参数库中的参数，给出新的控制量 $C_{new} = C_{old} \times K_{aec}$ ， $-2 < k < 2$ ，其中 $C_{new}$ 表示后验优化器产生的新的控制量， $C_{old}$ 表示上一次的控制量，而 $K_{aec}$ 则表示修正强度，它根据每次控制效果来决定。新的控制效果（性能指标或目标值）比旧的控制效果与旧的控制效果比较的结果，即下文所述的后验控制器给出的评价参数 $A_{aec}$ 、 $E_{aec}$ 决定修正强度 $K_{aec} = A_{aec} \times |K_{aec}| \times (1 + E_{aec})$ 。

### 3.1.5 后验知识库

保存每次的控制参数和在该参数下的控制结果、性能指标，用于后验预测器和后验仲裁器的推理与决策。

### 3.1.6 后验仲裁器

将后验知识库中保存得新、旧控制效果（性能指标或目标值）进行比较：从而决定新的控制量的取舍。如果新的控制效果比旧的控制效果好，就保留新的控制参数代替旧的，并标记控制效果被接受 $A_{aec} = 1$ ，如果新的控制效果比旧的控制效果差，就保留新的控制参数代替旧的，并标记控制效果 $A_{aec} = -1$ ；并记录控制效果改善的程度 $E_{aec} = \frac{|Tr_{new} - Tr_{old}|}{Tr_{old}} \times 100\%$ ，这里已上升时间调整为例， $Tr_{old}$ 表示在后验预测器生成新的控制量 $C_{new}$ 以前，系统运行时的上升时间，而 $Tr_{new}$ 表示在后验预测器生成新的控制量 $C_{new}$ 之后，系统运行时的上升时间。

## 3.2 后验控制算法的核心思想

如附图 4.1 所示, 后验控制算法是在经典算法基础上, 在系统运行过程中, 根据前一个优化周期结果, 调整本周期控制策略, 得到新的运行结果, 在本优化周期结束时, 经过后验仲裁得到对本优化周期运行结果的好坏和好坏程度的评价, 从而为下一周期的优化做好准备。

系统经过反复上述运行、优化和仲裁计算, 其性能指标和目标值都会得到改进, 从而在保证稳定的前提下, 达到优化。其中, 后验优化可以通过预测、规则表的方法实现; 后验仲裁依据具体应用, 根据推理公式、规则表的形式, 得到趋势、程度的仲裁结果, 仲裁结果既给出优化结果的定性的判断, 又给出优化结果定量的计算。

### 3.3 经典控制算法控制器(基网络)设计

在本实施实例中, 经典控制算法控制器(基网络)选用模糊 Modular 神经网络结构如下图 1。系统由两类网络组成, 专家网络和门网络。这部分不是发明内容的重点, 这里只对网络的输入输出和前向计算详述。

#### 3.3.1 基网络的输入输出和前向计算

专家网络用来表示模糊规则结论部函数。它是一个所示的单层神经网络, 其输出表示规则  $L$  ( $1 \leq L \leq C$ , ( $C$  为模糊规则条数)。对输入样本的运算结果, 令权值  $b_L = [b_{0L}, b_{1L}, b_{2L}, \dots, b_{pL}]^T$  ( $p$  为输入维数), 外部输入  $X = [1, x_1, \dots, x_p]^T$  ( $p$  为输入样本的维数), 即在上述控制器中的物理意义就是归一化的传感器参数, 则第  $L$  个专家网络对输入  $X$  输出:  $Y_L = X \cdot b_L$ ,  $Y$  即为上述控制器中提到的归一化的控制量输出。

#### 3.3.2 基网络学习和样本的训练

具体网络训练算法和计算公式, 详见文献: 高木一关野模糊系统 (Cakagi-Sugeno Fuzzy System), 不是本发明的重点, 这里不再叙述。其中向量  $X$  为模糊 Modular 网络的输入、向量  $T$  为模糊 Modular 网络目标值。

综上所述, 模糊 Modular 网络的工作机理为: 首先确定模糊系统的模糊规则条数, 初始化隶属度矩阵, 采用 FCM 算法训练门网络, 确定每条规则输入。

---

空间的中心向量。输出训练样本对各规则的模糊隶属度，从而门网络就获得了计算模糊隶属度的能力。然后各专家网络结合初始权值、训练样本以及门网络的模糊隶属度由 LMS 算法自动调整权值，直到符合条件。从而使专家网络获得模糊推理规则。此时模糊系统已经获得模糊推理能力，网络训练完毕。

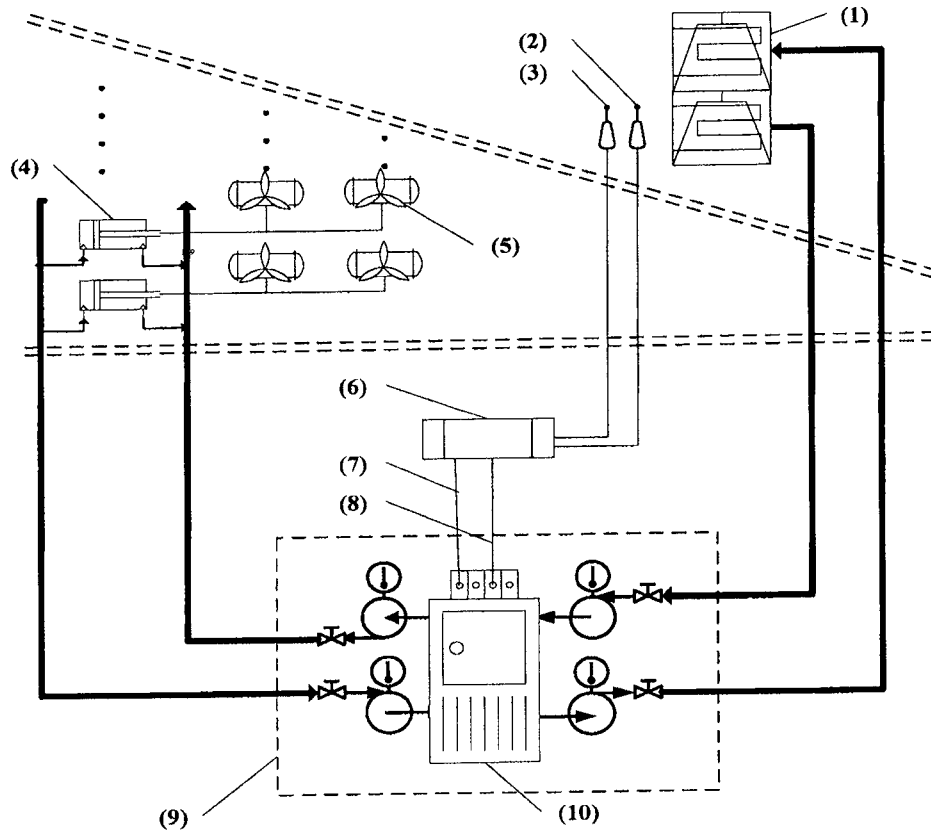


图 1

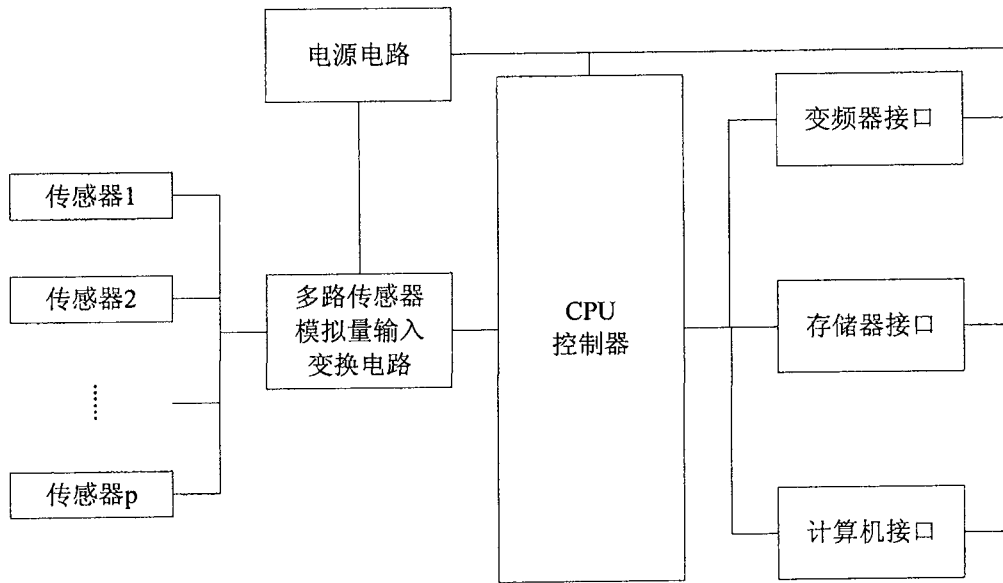


图 2

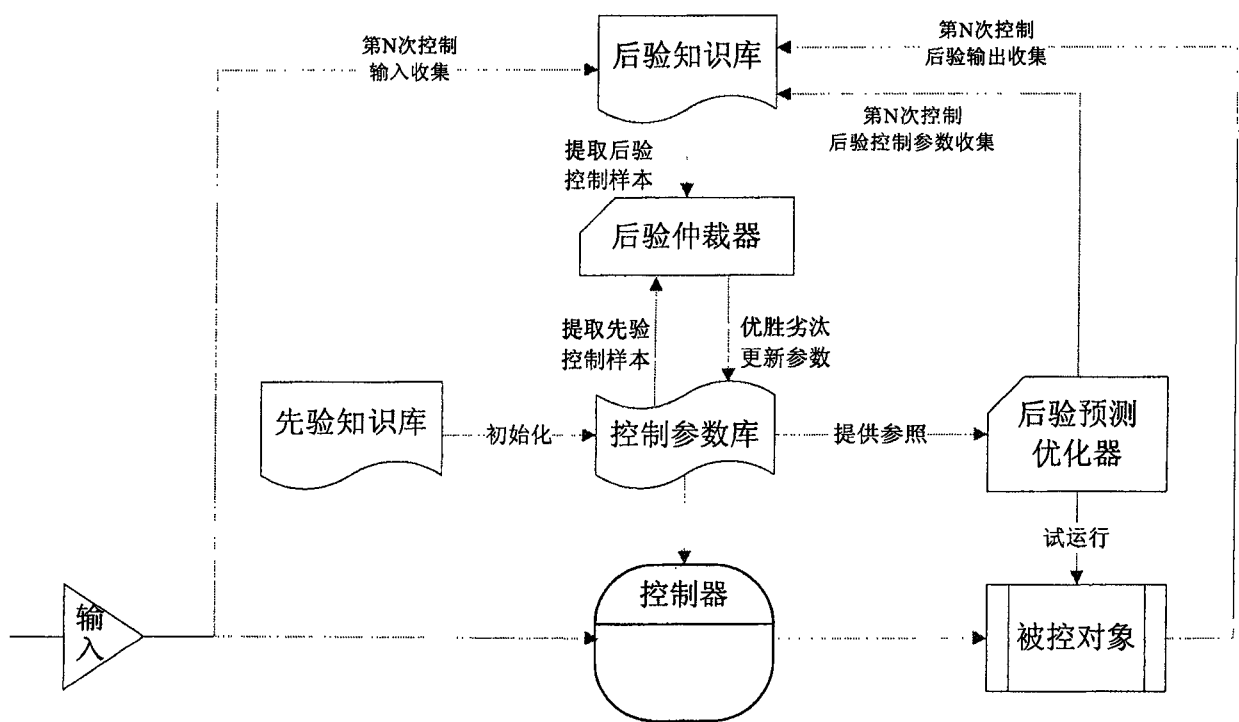


图 3



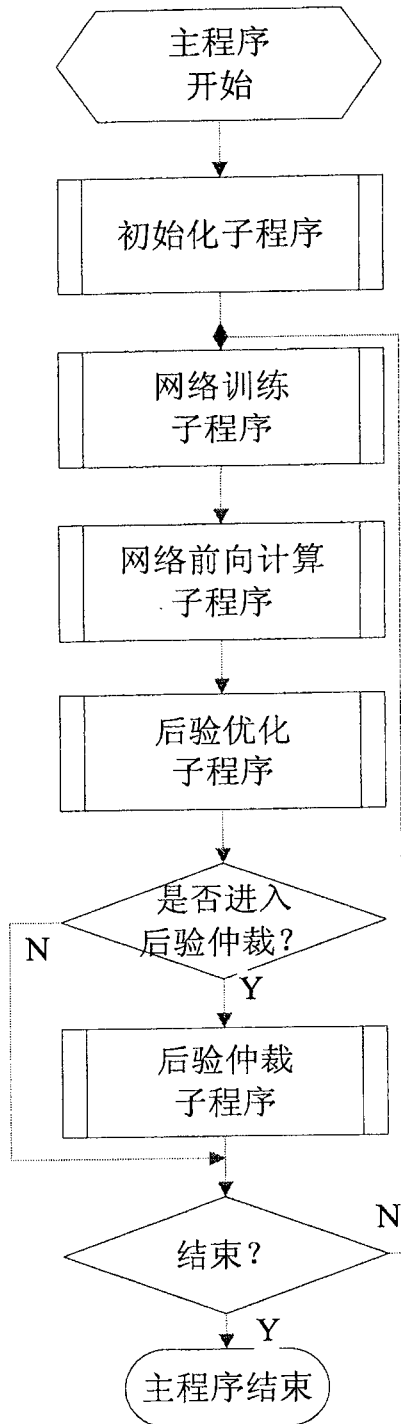


图 4.1

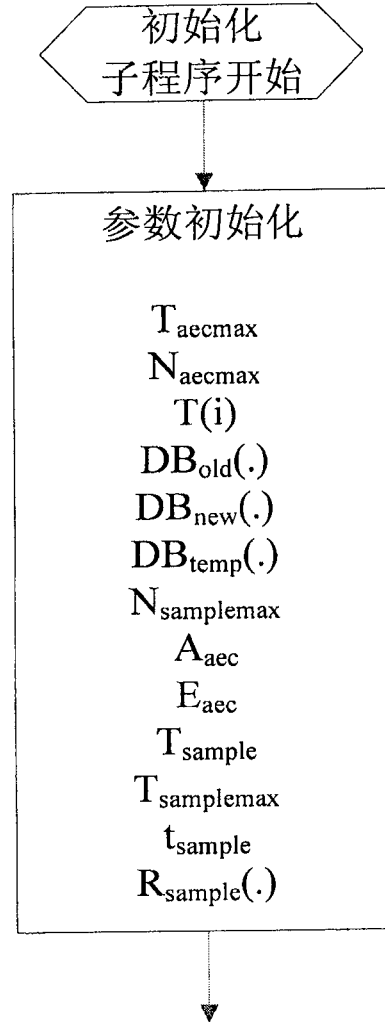


图 4.2

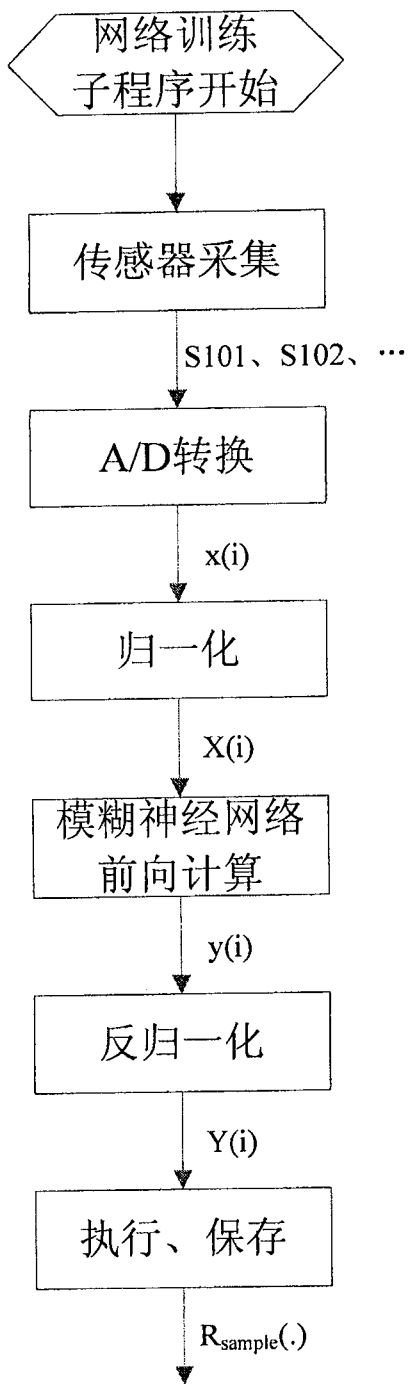


图 4.3

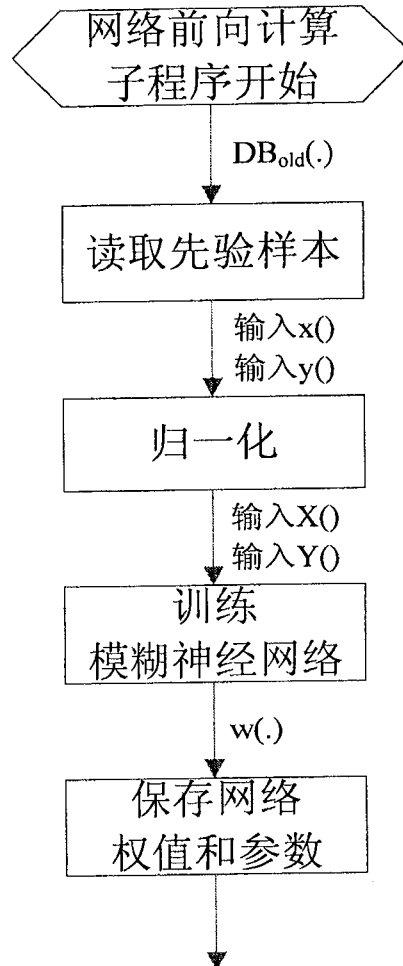


图 4.4

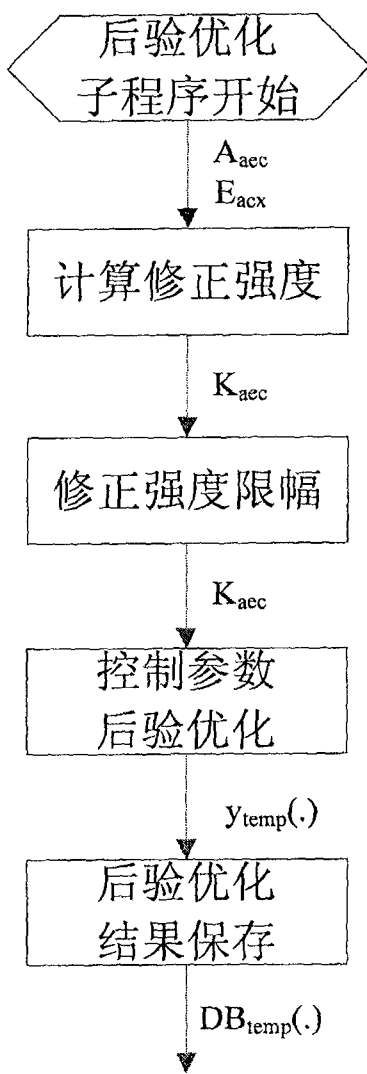


图 4.5

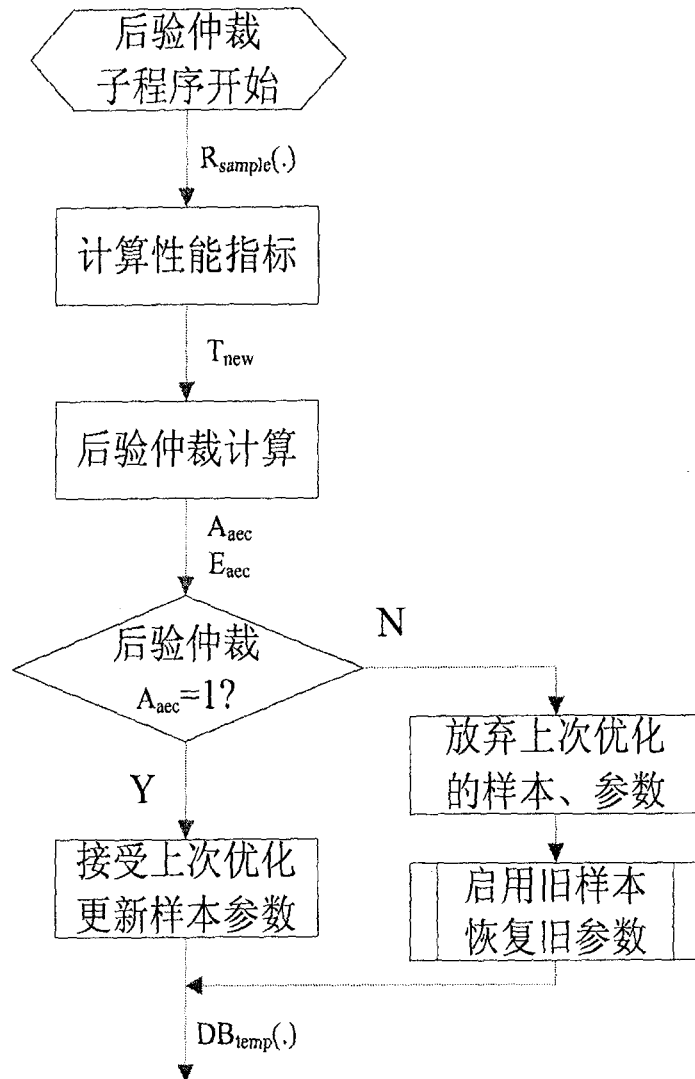


图 4.6