

# 隔离型热管换热节能系统的稳态建模与参数估计

王瑞华, 王 普

(北京工业大学 电子信息与控制工程学院, 北京 100124)

**摘 要:** 采用机理分析法建立了隔离型热管换热节能系统的稳态模型. 对于机理方程中的未知关键参数, 基于系统实际运行数据, 采用粒子群优化算法和限定记忆的递推算法对未知参数进行了估计. 针对模型参数的变化问题, 采用 RBF 神经网络建立了系统输入变量与模型参数的定量关系, 使用现场数据验证了方法的有效性. 获得了换热节能系统比较精确的模型. 为进一步的系统分析与实时优化打下了基础.

**关键词:** 热管换热; 机理建模; 参数估计; 粒子群优化算法; RBF 神经网络

中图分类号: TP 271+.3

文献标志码: A

文章编号: 0254-0037(2013)06-0835-05

## Steady-state Modeling and Parameter Estimation of Isolated Heat Pipe Heat-exchange Energy-saving System

WANG Rui-hua, WANG Pu

(College of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124)

**Abstract:** The steady state model of the heat pipe heat-exchange system is built using the mechanism analysis approach. For the unknown key parameter estimation in modeling, the particle swarm optimization algorithm and recursion algorithm with restricted memory are used based on the actual running data. Because of the change of model parameter, a RBF neural network is used to build a quantitative relationship between input variable and model parameter, and the validity of this method is verified using field data. Finally, a precise steady-state model is obtained. It lays a solid foundation for further system analysis and real time optimization.

**Key words:** heat pipe heat-exchange; modeling by process mechanism; parameter estimation; particle swarm optimization(PSO) algorithm; RBF neural network

节约能源成为当今全球经济社会发展面临的共同问题. 暖通空调系统这一能源消耗大户越来越引起人们的关注, 如何降低空调系统的节能降耗具有重要的意义. 隔离型换热节能系统是把室外的自然环境作为冷源, 当室外空气温度低于室内空气温度且达到一定程度时, 通过换热器把室外冷空气的冷量传递到室内, 以达到冷却室内空气的目的. 由于该方法绿色环保的特点, 已经受到越来越多的关注<sup>[1-2]</sup>. 隔离型换热节能系统传统的运行方式是室内外风道内的风量始终保持恒定值, 这样的系统运

行效果差, 节能量小<sup>[3]</sup>. 因此, 如何使换热节能系统高效运行, 对空调系统的节能降耗具有重要的意义.

建立换热节能系统准确的数学模型是深入进行系统分析以及进行系统实时优化的基础. 文献[4-5]用机理分析的方法对换热器的换热过程进行了稳态建模, 但并没有对模型参数的估计方法进行说明. 检索目前的文献, 并没有通过实际数据对换热器换热参数进行估计的报道. 文献[6-7]分别采用粒子群优化算法对催化裂化模型参数与发酵过程模型参数进行了估计, 但都把模型参数认为是固定不

收稿日期: 2012-08-30.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60974133).

作者简介: 王瑞华(1974—), 男, 博士研究生, 工程师, 主要从事空调系统节能控制方面的研究, E-mail: wangruihua@bjut.edu.cn.

变的常数,并没有考虑模型参数随时间甚至其他量变化的情况.本文针对换热节能系统的建模需求,利用北京某电信公司机房安装的隔离型热管换热节能系统现场采集的数据,采用粒子群优化算法和限定记忆的递推算法对模型中的未知参数进行了估计.针对模型参数的变化问题,采用RBF神经网络建立了系统输入变量与模型参数的定量关系,并使用现场数据验证了方法的有效性,获得了换热节能系统比较精确的模型,为进一步研究打下了基础.

## 1 系统介绍

隔离型热管换热节能系统的结构如图1所示.系统由室外风道、室内风道以及热管换热器组成,室外风道利用室外风机的驱动作用,从室外引进温度比较低的空气,经过热管换热器换热后再排放到室外.室内风道利用室内风机的驱动作用,从室内引进温度比较高的空气,经过热管换热器后再送回到室内.室内风道与室外风道之间是隔离的,通过换热效率较高的热管换热器将二者连接,并进行热量的交换.为了研究传热过程特性,系统在风道的进出口处安装了温度传感器.为了能调节风道内的风量,室内外风机均选用变频风机.可以看出,室内外风道内的风量、室内外温度以及换热器老化与否等都会对换热过程造成影响.

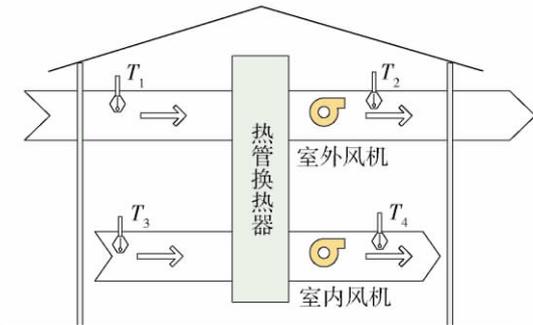


图1 隔离型热管换热节能系统的结构

Fig. 1 Structure of isolated heat pipe heat-exchange energy-saving system

## 2 机理模型的建立

系统模型分为稳态模型和动态模型,稳态模型用来描述系统处于稳态时的各状态变量之间的关系,动态模型用来描述系统处于过渡过程时的各状态变量之间的关系.由于系统的运行在大部分时间内都处于稳态操作工况,因此对系统稳态模型的研究就占有首要的地位.传热过程工艺计算的2个基

本方程式是热量衡算式与传热速率方程式,它们是构成传热设备的稳态特性的2个基本方程式.这里用传热过程的2个基本方程式列写稳态特性方程式.热流体放出的热量理论上等于冷流体吸收的热量.考虑到热管换热器的散热损失,一般情况下热损失率在3%~6%,这里取5%,得到热量平衡关系式

$$q = G_2 c_2 (T_3 - T_4) (1 - 5\%) = G_1 c_1 (T_2 - T_1) \quad (1)$$

式中: $q$ 为传热速率(kJ/h); $G$ 为质量流量(kg/h); $c_1$ 与 $c_2$ 为平均比热容(kJ/(kg·K)),本系统中冷热流体均为空气,所以 $c_1$ 和 $c_2$ 都是空气的平均比热容 $c_p$ ;  $T_1$ 为室外风道进风口温度(K);  $T_2$ 为室外风道出风口温度(K);  $T_3$ 为室内风道进风口温度(K);  $T_4$ 为室内风道出风口温度(K).在进风口条件确定以后,式(1)中仍有2个未知数 $T_3$ 和 $T_4$ ,单凭这一关系,还不能完全确定系统的状态,尚需找出传热速率的关系.传热速率关系式

$$q = UA_m \Delta T_m \quad (2)$$

式中: $U$ 为传热总系数(kJ/(m<sup>2</sup>·K·h)),是衡量热交换设备传热性能好坏的一个重要指标, $U$ 值越大,设备传热性能越好; $A_m$ 表示平均传热面积(m<sup>2</sup>); $\Delta T_m$ 表示平均温度差(K),即换热器各个截面冷、热两流体温度差的平均值,其表达式为

$$\Delta T_m = \frac{[(T_4 - T_1) - (T_3 - T_2)] / \ln [(T_4 - T_1) / (T_3 - T_2)]}{1} \quad (3)$$

在大多数情况下,如果不是用于设备的设计,而只是为了表示变量之间的关系,那么算术平均值就足够精确了.当 $(T_4 - T_1) / (T_3 - T_2)$ 在1/3~3之间,其误差小于5%.因此,为了简化计算,式(3)的对数平均值可用算术平均值表示为

$$\Delta T_m = \frac{[(T_4 - T_1) + (T_3 - T_2)]}{2} \quad (4)$$

综合式(1)、(2)、(4),消去变量 $T_2$ ,可得

$$T_4 = T_3 - (T_3 - T_1) \left/ \left[ \frac{0.95 G_2 c_p}{UA_m} + \frac{0.95}{2} \left( 1 + \frac{G_2}{G_1} \right) \right] \right. \quad (5)$$

式(5)即为隔离型热管换热节能系统的稳态特性基本方程式<sup>[4-5]</sup>.

## 3 模型的参数估计

### 3.1 问题描述

通过机理分析的方法,可确定过程模型的结构和形式,但模型中的某些关键参数不易通过机理法计算获得,这需要利用系统实际运行数据,通过参数估计的方法获得.式(5)中的 $T_1$ 、 $T_3$ 、 $T_4$ 可通过温度传感器实时测量获得, $c_p$ 为常数, $G_1$ 、 $G_2$ 可通过风量

传感器实时测量,或通过与变频器频率建立回归关系计算获得.因此式(5)中需要进行估计的就是传热总系数  $U$  与平均传热面积  $A_m$  的乘积  $UA_m$ .

从式(5)可看出,参数  $UA_m$  的估计可采用非线性最小二乘法来完成,其实质是非线性函数的优化问题,优化目标是要求  $T_4$  的模型预测计算值与实际现场采集值的误差平方和最小.传统的最小二乘法在实际应用中随着数据量的增大,将出现“数据饱和”现象.对时变过程来说,这将导致参数估计值不能跟踪时变参数的变化.为了克服“数据饱和”现象和跟踪时变参数的变化,比较理想的处理方法是采用限定记忆法.限定记忆法的特点是参数所用的数据始终是最新的  $N$  组数据.也就是说,每取得 1 组新的数据就丢弃最老的 1 组数据.采用这种方法还有运算量小,占用存储空间少的优点.特别适合系统模型的在线辨识<sup>[8]</sup>.

因此,通过以上的分析,本模型的参数估计就是通过某种算法最小化输出误差的平方和来获得,即取准则函数式

$$J = \sum_{k=1}^N e(k)^2 = \sum_{k=1}^N [T_4(k) - \hat{T}_4(k)]^2 \quad (6)$$

式中:  $N$  为估计长度<sup>[9]</sup>;  $T_4(k)$  为现场实际采集的值.通过稳态特性基本方程式(5),可得

$$\hat{T}_4(k) = T_3 - (T_3 - T_1) / \left[ \frac{0.95G_2c_p}{UA_m} + \frac{0.95}{2} \left( 1 + \frac{G_2}{G_1} \right) \right] \quad (7)$$

其中的优化决策变量为  $UA_m$ .使(6)式为最小值时的  $UA_m$  的取值,就是模型的参数估计值.

### 3.2 优化算法的选择

要对上面的优化问题进行求解,许多经典的无约束优化方法都可用于这一目的,例如最速下降法、共轭梯度法、变尺度法等<sup>[10]</sup>.这些方法的求解结果对初始值的依赖性强,如果初始值选择不当,只能得到与初始值有关的局部最优解,实际应用时局限性大.粒子群优化(particle swarm optimization,PSO)算法是一种全局随机优化算法.作为一种新的并行优化算法,PSO 可用于解决大量非线性、不可微和多峰值的复杂问题,再加上程序容易实现、可调参数较少和应用效果明显等优点,得到了广泛地研究和应用.同时,它也为解决参数估计问题提供了一条有效的途径<sup>[11]</sup>.

### 3.3 粒子群优化算法的介绍

PSO 算法是一种基于群体智能的优化算法,它

通过初始化若干随机粒子作为初始解,然后对初始解进行迭代变化,使其逐步靠近最优解.PSO 算法的数学表示如下:在一个  $D$  维搜索空间内,  $m$  个粒子组成一个群体,令  $i=1,2,\dots,m$ ,第  $i$  个粒子的坐标值为  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ;粒子的飞行速度为  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ .每个粒子都有一个由优化目标函数决定的适应值,第  $i$  个粒子经历过的最好位置称为个体极值  $p_{best}$ ,标记为  $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ ;整个粒子群体中所有粒子发现的最好位置称为全局极值  $g_{best}$ ,标记为  $G_i = (g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{iD})$ .粒子根据这 2 个极值不断更新自己的速度和位置,如式(8)和(9)所示

$$v_{ij}(k+1) = \omega v_{ij}(k) + r_1 C_1 (p_{ij}(k) - x_{ij}(k)) + r_2 C_2 (g_j(k) - x_{ij}(k)) \quad (8)$$

$$x_{ij}(k+1) = x_{ij}(k) + v_{ij}(k+1) \quad (9)$$

式中:  $j=1,2,\dots,D$ ,  $D$  表示空间维数,其大小根据具体的优化问题确定;  $r_1$  与  $r_2$  为  $[0,1]$  之间的随机数;  $C_1$  与  $C_2$  为学习因子,也称为加速系数,它们分别调节向全局极值和个体极值方向飞行的最大步长;  $\omega$  为惯性权重因子,是非负数.迭代中若位置和速度超过边界范围则取边界值.粒子群初始位置和速度采用随机方式产生,然后按式(8)和(9)进行迭代,直至找到满意解<sup>[6]</sup>.

### 3.4 实验及结果分析

在标准 PSO 算法中较大的惯性权重  $\omega$  值有利于跳出局部最优,进行全局搜索,较小的惯性权重因子有利于局部寻优,加速算法收敛.这里使  $\omega$  从 0.9 逐渐线性减小到 0.4.对应式(6)和(7),粒子的适应值为优化目标函数值,即准则函数  $J$  的值.式(8)和(9)中的  $x_{ij}(k)$  为优化决策变量  $UA_m$  在第  $k$  次迭代中的取值.因为只有一个优化决策变量,所以粒子的维数  $D$  为 1.种群规模,即初始随机产生的  $UA_m$  个数取为 20,最大迭代次数为 100,学习因子  $c_1$  与  $c_2$  取值为 2.02.根据待估计参数  $UA_m$  的取值,限定初始值取值为  $[0,10\,000]$ ,粒子移动速度为  $[-60,60]$ .根据文献[2],当室外温度  $T_1$  低于  $11\text{ }^\circ\text{C}$ ,即可获得较好的自然冷却效果,北京地区 1 a 中有近一半时间的室外温度可满足此条件.以 60 s 为采样间隔,选用了从 2009 年 12 月 30 日—2010 年 3 月 12 日的部分稳态数据作为样本,这些样本的室外温度  $T_1$  变化范围为  $-13 \sim 11\text{ }^\circ\text{C}$ ,  $G_1$  和  $G_2$  在一定范围内变化的 350 组稳态数据,其中的  $G_1$  和  $G_2$  采用线性回归的方法,得到与变频器频率的关系分别为  $G_1 = 440.76f_1 - 1\,860$  与  $G_2 = 305.52f_2 - 1\,374$ ,  $c_p$  为

空气平均定压比热容,根据温度的范围,这里取  $1.003 \text{ kJ}/(\text{kg}\cdot^\circ\text{C})$ . 设置估计长度  $N$  为 15. 采用限定记忆递推法,使用 Matlab 7.1 编写 PSO 优化程序,所得到的  $UA_m$  参数估计值的曲线如图 2 所示.

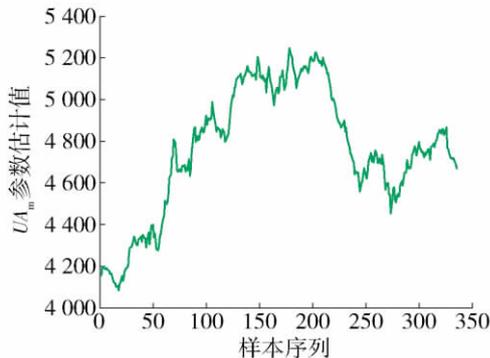


图2 参数估计结果

Fig. 2 Results of parameter estimation

对参数估计的结果进行分析可得出结论,模型参数  $UA_m$  是一个在一定范围内变化的值,在只有  $T_1$ 、 $T_3$  以及  $f_1$ 、 $f_2$  已知的情况下,要对  $T_4$  进行预测,还必须把模型参数  $UA_m$  确定下来. 也就是如果把  $T_4$  作为模型输出量的话,还要找出  $UA_m$  与模型输入量的定量关系,这样才能把系统模型更好地确定下来. 在节能系统已经设计完成,也就是系统处于运行阶段时,通过机理研究与对现场采集的数据分析,  $T_1$ 、 $T_3$  以及  $f_1$ 、 $f_2$  的取值对模型参数  $UA_m$  的大小都有影响. 因此,确定  $T_1$ 、 $T_3$ 、 $f_1$ 、 $f_2$  与  $UA_m$  的定量关系,对系统模型的确定至关重要.

## 4 模型参数的确定

### 4.1 问题描述

因为在计算中设计人员往往都是根据经验,通过假设来对一些参数进行取值,用这种方法确定的参数误差很大. 因此,通过机理分析的方法确定  $T_1$ 、 $T_3$ 、 $G_1$ 、 $G_2$  与  $UA_m$  的定量关系难度很大. 根据现场采集的实际数据来获得  $T_1$ 、 $T_3$ 、 $G_1$ 、 $G_2$  与  $UA_m$  的定量关系具有实际应用价值. 在对现场数据的分析中可看出,  $T_1$ 、 $T_3$ 、 $G_1$ 、 $G_2$  与  $UA_m$  具有复杂的非线性关系. 设计合理的神经网络通过对系统输入输出样本进行学习,能以任意精度逼近任意复杂的非线性映射. 神经网络的这种特性为解决多维非线性系统的预测问题提供了有效途径. 本文采用 RBF 神经网络建立  $T_1$ 、 $T_3$ 、 $G_1$ 、 $G_2$  与  $UA_m$  的非线性关系.

### 4.2 RBF 神经网络简介

RBF 神经网络是一种 3 层前向网络,一般由输

入层、隐含层和输出层组成,其中隐含层一般只有 1 层. 从输入层空间到隐含层空间的变换是非线性的,而从隐含层空间到输出层空间的变换是线性的. RBF 神经网络用径向基函数(RBF)作为隐单元的“基”构成隐含层空间,隐含层对输入矢量进行变换,将低维的模式输入数据变换到高维空间内,使得在低维空间内的线性不可分问题在高维空间内线性可分. 径向基函数有多种形式,一般取高斯函数,它是一种局部分布的且对中心点径向对称衰减的非负非线性函数. 整个 RBF 神经网络可用公式描述为

$$f_j = b_j + \sum_{i=1}^n W_{ij} \times \phi(\|P - c_i\| / b), j \in [1, m]$$

式中:  $f_j$  为第  $j$  个线性层神经元的输出;  $b$  为第  $j$  个线性层神经元所附加的偏差;  $W_{ij}$  为 RBF 层的第  $i$  个神经元与线性层的第  $j$  个神经元的连接权值;  $n$  为隐层节点数;  $\phi$  为高斯函数;  $P$  为网络输入向量;  $c_i$  为第  $i$  个隐层节点的中心向量;  $b$  为所有隐层节点的形状参数;  $m$  为线性层节点数. RBF 网络是典型的局部逼近型网络,它克服了 BP 网络收敛速度慢、易陷入局部极小等缺点,具有结构简单、训练简洁、学习收敛速度快的特点,适于在线实时应用<sup>[12]</sup>.

### 4.3 算法实现与结果

取  $T_1$ 、 $T_3$ 、 $f_1$ 、 $f_2$  为输入量,  $UA_m$  作为输出变量,选取从现场采集的  $T_1$  变化范围为  $-13^\circ\text{C} \sim 11^\circ\text{C}$ , 时间为 2009 年 12 月 30 日—2010 年 3 月 12 日的稳态数据 200 组,剔除误差较大的异常数据,其中的 100 组数据用于网络训练,其余 100 组数据用于网络泛化能力测试. 训练数据的选择要有代表性,尽量使每个类别的样本数量大致相等,使模型的输入输出数据广泛分布于各自的取值范围内. 由于输入输出量的数量级和单位差别太大,影响权值的选择,使得网络特性无法体现,所以必须对样本数据进行归一化. 通过变换处理将网络的输入、输出数据限制在  $[-1, 1]$  内,经过神经网络计算后,输出值再还原成常规值<sup>[13]</sup>. 隐层节点数选为 5 个. 在 Matlab 7.1 环境下编写程序,得到的交叉检验样本的 RBF 神经网络模型输出与系统实际输出的对比曲线如图 3 所示. 使用各样本点相对误差的均值 MER 衡量模型的拟合精度和泛化能力,求得测试样本的 MER 为 0.049. 根据现场实际数据结合机理模型计算得到的  $UA_m$  值与经过训练后的神经网络模型得出的值基本吻合,证明该模型是有效的. 这样,当输入量  $T_1$ 、 $T_3$ 、 $f_1$ 、 $f_2$  为已知量,通过神经网络的计算,就可获得唯一的模型参数  $UA_m$ ,然后把得到的  $UA_m$  值代入到

机理模型中,就可得到系统的输出量  $T_4$  的大小,从而获得系统比较精确的模型。

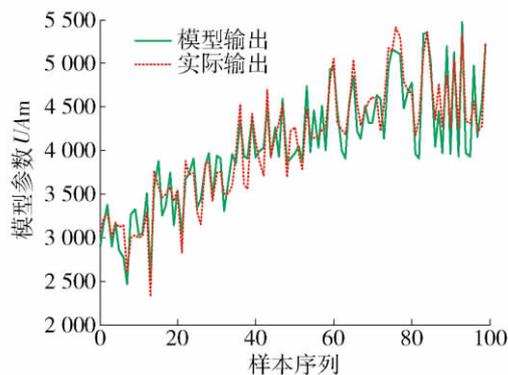


图3 模型输出与实际输出

Fig. 3 Model output and actual output

## 5 结论

1) 在对换热节能系统进行机理建模的基础上,运用 PSO 优化算法和限定记忆的递推算法对未知参数进行了估计,证明了机理模型中的未知参数在一定范围内变化。

2) 为了更好地确定变化参数与系统相关输入量的定量关系,使用 RBF 神经网络对现场的实测数据进行了网络训练与测试,结果表明,使用神经网络方法可很好地估计模型中的未知参数。

3) 与现行的方法相比,本文不仅利用机理法建立了隔离型换热系统的稳态模型结构,而且利用实际数据对模型中的未知参数进行了估计,在获得参数变化的情况下,建立了系统输入量与参数的定量关系。

4) 为隔离型换热节能系统模型建立与参数估计问题提供了一种新思路,为进一步的系统运行分析和实时优化打下了基础。

### 参考文献:

[1] 谢代锋,葛俊,杨栋. 智能热交换器与空调系统构建的“绿色基站”解决方案与实践[J]. 信息通信技术, 2009, 3(4): 39-43.  
XIE Dai-feng, GE Jun, YANG Dong. The solution and the practice of “green station” by using the intelligence heat exchanger and the air-condition system [J]. Information and Communications Technologies, 2009, 3(4): 39-43. (in Chinese)

[2] 许磊,陈超,管勇,等. 自然冷却换热技术在电信行业通信机房空调系统中的应用研究[J]. 制冷与空调, 2010, 10(5): 85-89.  
XU Lei, CHEN Chao, GUAN Yong, et al. Application research of using natural cooling technology to air-

conditioning system for the telecommunication rooms [J]. Refrigeration and Air conditioning, 2010, 10(5): 85-89. (in Chinese)

[3] 鲍玲玲. 通信基站用空气换热器的研究[D]. 邯郸: 河北工程大学城建学院, 2008: 63-65.  
BAO Ling-ling. Study on air heat exchanger in communication base station [D]. Handan: School of Urban Construction, Hebei University of Engineering, 2008. (in Chinese)

[4] 俞金寿,蒋慰孙. 过程控制工程[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007: 195-198.

[5] 孙优贤,邵惠鹤. 工业过程控制技术[M]. 北京: 化学工业出版社, 2006: 15-16.

[6] 栗伟,苏宏业,刘瑞兰. 粒子群优化算法在催化裂化模型参数估计中的应用[J]. 化工学报, 2010, 61(8): 1927-1932.  
LI Wei, SU Hong-ye, LIU Rui-lan. Parameter estimation of catalytic cracking model using PSO algorithm [J]. CIESC Journal, 2010, 61(8): 1927-1932. (in Chinese)

[7] 薛尧予,王建林,于涛,等. 基于改进 PSO 算法的发酵过程模型参数估计[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(1): 178-182.  
XUE Yao-yu, WANG Jian-lin, YU Tao, et al. Parameter estimation of fermentation process model based on an improved PSO algorithm [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(1): 178-182. (in Chinese)

[8] 潘立登,潘仰东. 系统辨识与建模[M]. 北京: 化学工业出版社, 2004: 104-106.

[9] 王凌,李令莱,郑大钟. 非线性系统参数估计的一类有效搜索策略[J]. 自动化学报, 2003, 29(6): 953-958.  
WANG Ling, LI Ling-lai, ZHENG Da-zhong. A class of effective search strategies for parameter estimation of nonlinear systems [J]. Acta Automatica Sinica, 2003, 29(6): 953-958. (in Chinese)

[10] 唐焕文,秦学志. 实用最优化方法[M]. 3版. 大连: 大连理工大学出版社, 2004: 113-138.

[11] 陈高波,杨小红. 自适应粒子群算法在非线形回归中的应用[J]. 武汉工业学院学报, 2010, 29(1): 100-102.  
CHEN Gao-bo, YANG Xiao-hong. Application in nonlinear regression of adaptive particle swarm optimization [J]. Journal of Wuhan Polytechnic University, 2010, 29(1): 100-102. (in Chinese)

[12] 马翔,陈新楚,王邵伯. 均匀设计法在 RBF 神经网络样本优选中的应用[J]. 模式识别与人工智能, 2005, 18(2): 252-255.  
MA Xiang, CHEN Xin-chu, WANG Shao-bo. Application of the uniform design to the optimal selection of samples for RBF neural networks [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2005, 18(2): 252-255. (in Chinese)

[13] 韩力群. 人工神经网络理论、设计及应用[M]. 北京: 化学工业出版社, 2002: 53-54.

(责任编辑 杨开英)