

[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl.
F27B 3/28 (2006.01)



[12] 发明专利申请公开说明书

[21] 申请号 200510042843.9

[43] 公开日 2006 年 1 月 11 日

[11] 公开号 CN 1719171A

[22] 申请日 2005.6.23

[74] 专利代理机构 西安通大专利代理有限责任公司
代理人 罗 笛

[21] 申请号 200510042843.9

[71] 申请人 西安理工大学

地址 710048 陕西省西安市金花南路 5 号

[72] 发明人 李 强 夏春雷

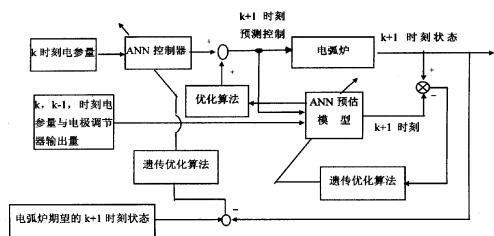
权利要求书 2 页 说明书 11 页 附图 3 页

[54] 发明名称

电弧炉控制系统的智能优化控制方法

[57] 摘要

本发明公开了一种电弧炉控制系统的智能优化控制方法，电弧炉控制系统包括电弧炉、变压器、电抗器、工业控制计算机、液压驱动系统，其中电弧炉通过液压驱动系统连接在工业控制计算机上，工业控制计算机内设置有在神经网络技术基础上建立的电弧炉神经网络预估控制模型，神经网络预估模型包括神经网络控制器和神经网络预估模型，该电弧炉神经网络预估控制模型对来自变压器档位的变压器电压信号、电抗器的电流信号、出钢加料信号进行采样，和预设定的信号进行比较，通过神经网络和遗传退火优化算法预估出电弧炉下一时刻各种电参数的状态，对系统的输出做出优化补偿；能够提高电弧炉生产率，降低能耗、节约能源、减轻对电网危害，提高电弧炉运行效益。



1. 一种电弧炉控制系统的智能优化控制方法，电弧炉控制系统包括电弧炉、变压器、电抗器、工业控制计算机、液压驱动装置，其中液压驱动装置连接在工业控制计算机与电弧炉之间，其特征在于，工业控制计算机内设置有以神经网络技术基础上建立的电弧炉神经网络模型，神经网络模型包括神经网络控制器和神经网络预估模型，该电弧炉神经网络预估模型对来自变压器档位的变压器电压信号、电抗器的电流信号、出钢加料信号进行采样，和预设定的信号进行比较，通过专家系统算法预估出电弧炉下一时刻的电参数的状态，对系统的输出做出优化补偿；具体包括下列步骤：

1) 变压器二次电压、二次电流、一次电压、一次电流模拟信号通过交流变送器转换成-10V～+10V之间的交流信号，经 200KHZ 采样频率采集到工业控制计算机中，工业控制计算机根据这些参数计算出变压器一次、二次三相的电压 U、电流 I、有功功率 P、电弧功率 P_h 和电弧电压 U_h ，其计算依据以下公式：

$$U = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{m=1}^N u_m^2} \quad \text{---(1)}$$

$$I = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{m=1}^N i_m^2} \quad \text{---(2)}$$

$$P_r = I^2 * R_d \quad \text{---(3)}$$

$$P = \frac{1}{N-1} \sum_{m=1}^N i_m u_m \quad \text{---(4)}$$

$$P_h = P - P_r \quad \text{---(5)}$$

$$U_h = P_h / I \quad \text{---(6)}$$

u_m ：第 m-1 个时刻，电压采集瞬时值；

i_m ：第 m-1 个时刻，电流采集瞬时值；

N:20ms 内采样点； U:电压有效值； I:电流有效值；

P:有功功率； P_r :相损耗功率； P_h :电弧功率； U_h :电弧电压；

2) 工业控制计算机根据这些参量，通过神经网络控制器根据设定和电弧炉的状态信号进行比较，再将系统调节的控制量结合电弧炉的运行状态，神经网络预估模型给出下一时刻电弧炉电参数的状态；

3) 神经网络控制器通过遗传优化算法得出控制电极调节的信号，该信号经 D/A 板卡转换成模拟量送给液压驱动装置的伺服放大器来驱动执行机构，完成电极的升降调节。

2. 如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，神经网络预估模型采用基于误差反向传播算法的 3 层前向神经网络实现，在电弧炉和神经网络的输入同时加上 k , $k-1$, $k-2$ 时刻的电弧炉状态的电压、电流参量和电极调节器的输出，由电弧炉 $k+1$ 时刻的电参量作为指导信号，其中 k 表示当前时刻，电弧炉的实际输出和神经网络预估模型输出的偏差经过遗传退火优化算法，对预估模型的神经网络权值进行不断修正。

3. 如权利要求 1 所述的方法，其特征在于，所述的神经网络控制器选用输入节点为 26 个，分别为 $K-1$, K 时刻变压器档位、设定弧压、弧流、系统运行弧压、弧流以及控制输出量，中间层为 100 个节点权值，初值为 $+10 \sim -10$ 之间，输出层为 3 个节点，神经网络控制器得出下一时刻所需控制量，系统编码即生成初始总群共 16 个个体遗传，代数为 500 代，达到目标函数即误差小到设定点跳出循环。

电弧炉控制系统的智能优化控制方法

技术领域

本发明属于电弧炉、钢包精炼炉控制领域，涉及电弧炉的控制方法，特别涉及一种电弧炉控制系统的智能优化控制方法。

背景技术

目前电弧炉控制系统多采用单片机、PLC、工控机等作为控制器，从各种电弧炉控制系统运行的情况来看，多数控制系统在功率平衡、功率因数等方面具有很好的效果，但是电弧炉在炼钢过程中，炉内经常会发生随机的、相当剧烈的变化，如炉料坍塌、电极与炉料接触等造成电弧断路或短路，产生突然的、强烈的电流冲击，导致电网电压的快速波动，即“闪变”，强烈的闪变会造成电机转动不稳定，电子装置误动作甚至损坏，是一种对电网的公害，而现有技术的电弧炉控制系统仅能对目前的状态做出反应，再通过执行机构进行调节，从而使调节往往滞后于电弧炉实际状态的变化，另外，在电极控制中，由于三相解耦困难，目前的控制系统基于单相意识，从而导致电极调节中电极往往误动作，以上缺点大大降低了电弧炉运行的综合效益。

由于电弧炉炼钢过程的复杂多变，现有的控制系统往往不能实现能量的最优传递，也就是不能以最高的电效率和最低的能量、物料消耗来完成冶炼操作。

发明内容

为了解决现有的控制系统调节滞后、电极误动作和不能实现能量最优传递的问题，本发明的目的在于提供一种电弧炉控制系统的智能优化控制方

法，该方法将人工智能技术应用于电弧炉控制系统，能够达到提高电弧炉的运行效益并降低能耗和减轻对电网危害。

实现上述发明目的所采用的技术方案是，一种电弧炉控制系统的智能优化控制方法，电弧炉控制系统包括电弧炉、变压器、电抗器、工业控制计算机、液压驱动装置，其中液压驱动装置连接在工业控制计算机与电弧炉之间。其特征在于，工业控制计算机内设置有以神经网络技术基础上建立的电弧炉神经网络模型，神经网络模型包括神经网络控制器和神经网络预估模型，该电弧炉神经网络预估控制模型对来自变压器档位的变压器电压信号、电抗器的电流信号、出钢加料信号进行采样，和预设定的信号进行比较，通过专家系统算法预估出电弧炉下一时刻的电参数的状态，对系统的输出做出优化补偿；具体包括下列步骤：

- 1) 变压器二次电压、二次电流、一次电压、一次电流模拟信号通过交流变送器转换成-10V~+10V之间的交流信号，经 200KHZ 采样频率采集到工业控制计算机中，工业控制计算机根据这些参数计算出变压器一次、二次三相的电压 U 、电流 I 、有功功率 P 、电弧功率 P_h 和电弧电压 U_h ；
- 2) 工业控制计算机根据这些参量，通过神经网络控制器根据设定和电弧炉的状态信号进行比较，再将系统调节的控制量结合电弧炉的运行状态，神经网络预估模型给出下一时刻电弧炉电参数的状态，如三相电流，电压，有功功率，无功功率的状态；
- 3) 神经网络控制器通过遗传优化算法得出控制电极调节的信号，该信号经 D/A 板卡转换成模拟量送给液压驱动系统的伺服放大器来驱动执行机构，完成电极的升降调节。

本发明的特点还在于，

神经网络预估模型采用基于误差反向传播算法的 3 层前向神经网络实现，在电弧炉和神经网络的输入同时加上 k, k-1, k-2 时刻的电弧炉状态的电压、电流参量和电极调节器的输出，由电弧炉 k+1 时刻的电参量作为指导信号，其中 k 表示当前时刻，电弧炉的实际输出和神经网络预估模型输出的偏差经过遗传退火优化算法，对预估模型的神经网络权值进行不断修正。

神经网络控制器选用输入节点为 26 个，分别为 K-1, K 时刻变压器档位、设定弧压、弧流、系统运行弧压、弧流以及控制输出量，中间层为 100 个节点权值，初值为 +10~ -10 之间，输出层为 3 个节点，神经网络控制器得出下一时刻所需控制量，系统编码即生成初始总群共 16 个个体遗传，代数为 500 代，达到目标函数即误差小到设定点跳出循环。

本发明的有益效果在于：根据上述技术方案，电弧炉控制系统能够在满足电弧炉现行工艺要求及不影响炉衬寿命的条件下，在冶炼操作过程中获得尽可能多的电功率，最大程度地降低电能、物料消耗，提高生产效率，从而提高电弧炉冶炼的综合运行效益。

a、学习及预测功能

本发明的控制方法能学习及预测炉子的运行曲线。例如在前一段时间区段内找出输入 X 和输出 Y 之间的函数关系 $Y=f(X)$ ，经过学习及处理 n 时刻之后，该系统能预测下一段运行周期的运行趋势曲线，对于不希望的趋势，在发生之前即被预测出，并提前消除发生。

b、三相电弧电流的统筹调节功能

本发明的控制方法在调节某相弧流时，同时修正另外两相弧流，使三相达到平衡。

c、抑制电压闪变功能

本发明的控制方法能够借助于快速数据采集系统，采集的大量数据来预测运行趋势曲线，在运行中，对于运行短路不希望的趋势，在发生之前即被预测出并被消除。另外，对于不可避免的工作短路（如点弧）持续时间也能够缩短。

d、数据采集功能

利用快速采集的大量数据，寻找输入 X 和输出 Y 之间的函数关系，并将采集并存储到硬盘中的数据进行在线学习和预测，以及离线分析和培训。

e、专家系统保护功能

能够监视炉子运行状态，以及让神经元网络系统正常工作，从不发生不安全事故。

附图说明

图 1 是系统原理结构图；其中 EAF 为电弧炉，YA 为液压驱动装置，R 为电抗器，T 是电弧炉炼钢特种变压器，由于变压器 T 的一次，二次电压和电流的值较大，因此需要采用二级变压器以便将采集到的信号转换成工业控制计算机可以接收的信号，即 TA1、TA2、TV1、TV2 分别是转换一次电流，二次电流，一次电压，二次电压所用变压器。

图 2 是控制系统原理图；

图 3 是神经网络模型结构；

图 4 是遗传退火优化算法流程图；

图 5 是优化用电曲线，其中，横坐标是电流，纵坐标是功率。

以下结合附图和发明人给出的实施例对本发明作进一步的详细说明。

具体实施方式

本发明为基于神经网络技术（Artificial Neural Network，ANN）和遗传

退火优化算法的电弧炉控制系统。

参见图 1，电弧炉控制系统包括电弧炉 EAF、变压器 T、电抗器 R、工业控制计算机 C、液压驱动装置，其中液压驱动装置连接在工业控制计算机 C 与电弧炉 EAF 之间。工业控制计算机 C 内设置有以神经网络技术基础上建立的电弧炉神经网络模型，神经网络模型包括神经网络（ANN）控制器和神经网络（ANN）预估模型。该电弧炉神经网络预估控制模型对来自变压器 T 档位的变压器电压信号、电抗器的电流信号、出钢加料信号进行采样，和预设定的信号进行比较，通过误差反向传播算法（Back Propagation, BP 算法）及遗传退火优化算法预估出电弧炉下一时刻（各种电参数，如三相电流，电压，有功功率，电弧功率和电弧电压等）的状态，对系统的输出做出优化补偿；具体包括下列步骤：

1) 电弧炉控制系统采集的瞬时值，反映出冶炼时期弧压、弧流的非正弦畸变波形及各主要谐波。将采集到的一个周期内的变压器二次电压、二次电流、一次电压、一次电流等瞬时模拟信号通过交流变压器（TV2, TA2, TV1, TA1）变换成-10V~+10V 之间的交流信号，经 200KHZ 采样频率采集到工业控制计算机中，工业控制计算机根据这些瞬时值利用下述公式计算出变压器一次、二次三相的电压 U、电流 I、有功功率 P、电弧功率 P_h 和电弧电压 U_h ，其计算依据以下公式：

$$U = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{m=1}^N u_m^2} \quad \text{---(1)}$$

$$I = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{m=1}^N i_m^2} \quad \text{---(2)}$$

$$P_r = I^2 * R_d \quad \text{---(3)}$$

$$P = \frac{1}{N-1} \sum_{m=1}^N i_m u_m \quad \text{---(4)}$$

$$P_h = P - P_r \quad \text{---(5)}$$

$$U_h = P_h / I \quad \text{---(6)}$$

u_m : 第 m-1 个时刻，电压采集瞬时值；

i_m : 第 m-1 个时刻, 电流采集瞬时值;

N:20ms 内采样点; U:电压有效值; I:电压有效值;

P:有功功率; P_r :相损耗功率; P_h : 电弧功率; U_h : 电弧电压;

2) 如附图 2 所示, 神经网络预估模型包括 ANN 控制器和 ANN 预估模型, 两个模型都具有在线自学习功能。ANN 控制器的作用是根据设定和电弧炉的状态计算出系统调节的控制量; ANN 预估模型的作用是根据 ANN 控制器计算出的控制量结合电弧炉的运行状态, 预估下一时刻电弧炉的状态。工业控制计算机根据计算出的参数, 通过神经网络 (ANN) 控制器根据设定和电弧炉的状态计算出系统调节的控制量, 神经网络 (ANN) 预估模型根据神经网络 (ANN) 控制器计算出的控制量结合电弧炉的运行状态, 预估下一时刻电弧炉各种电参数, 如三相电流, 电压, 有功功率, 无功功率等的状态, 若发现短路、塌料等现象, 提前给予调节。

具体说明如下:

K 时刻电弧炉的各个电参量经 ANN 控制器得出系统调节控制量, k, k-1 时刻的电参量与电极调节器的输出量以及 k+1 时刻预测控制经 ANN 预估模型得出 k+1 时刻电弧炉输出状态, k+1 时刻电弧炉输出与预测输出相比较得出预估控制的偏差量, 经遗传优化算法重新修正 ANN 预估模型, 同时将电弧炉期望的 k+1 时刻状态与实际 k+1 时刻电弧炉的输出比较, 再经遗传优化算法送到 ANN 控制器, 得出 k 时刻电弧炉控制量, 控制电弧炉调节, 如此循环往复, 使电弧炉始终保持在期望的状态。

神经网络预估模型采用基于误差反向传播算法 (Back Propagation, BP) 的 3 层前向神经网络实现, 神经网络模型结构如附图 3 所示, 其中神经网络的输入信号为三相电弧电流信号, 三相电弧电压信号, 三相电极控制信号档

位电压信号，档位电流信号，上一时刻的电流三相电弧电流，电压信号，三相电极控制信号可以依此下推到本时刻的前若干个时刻。输出信号为下一时刻的 Y1 三相电弧电流预估信号，Y2 三相电弧电压预估信号。其中输入信号为 K 个，中间的神经元个数为 L 个。

神经网络的每一个人工神经元是一个多输入输出的非线性文件，其输入和输出关系为： $I_i = \sum_{j=0}^k w_{ij} * x_j, Y_i = f(I_i)$ 。
 I_i 为人工神经元的输入， Y_i 为人工神经元的输出， x_j 每个人工神经元输入层输入， w_{ij} 为每个人工神经元输入的权值， Σf 为上层人工神经元输入之和，同时也是下层人工神经元的输入。

神经网络选用的传递函数为 Sigmoid 函数，表达式为 $f(X) = 1/(1 + \exp(e_0 - I_i))$ ，其中 e_0 为神经元的阈值。

给定样本模式后，通过前向计算可以得到一组输出 Y，而样本值为 Y^* ，则误差函数的平方型为： $E_k = \frac{1}{2} \sum_j (y_{jk} - y_{jk}^*)^2$ 。

对于学习过程是修正权值的过程，即误差反向传播训练算法。对于修正量取决于其对误差的梯度，对于输出层而言如下：

$$\delta'_{jk} = \frac{\partial E_k}{\partial I_i} = -(1 - y_{jk})(y_{jk} - y_{jk}^*)I_i;$$

如果不是输出单元，本系统中为中间层的梯度为：

$$\delta'_{jk} = \sum_m \delta'_{mk} w_{mj}^{l+1} I_i;$$

则 $\Delta w_{ij} = u * \delta'_{jk} * O_{jk}^{l-1}$ ，其中 O_{jk}^{l-1} 为送到下层或输出层的输出量，u 为学习速率。通过上述算法就完成了误差反向传播（Back Propagation, BP）神经网络的算法和计算。

3) 算法优化目的是为了追求尽可能高的电弧功率，在表观功率不超过变压器许用容量、工作电流不超过许用电流、电弧稳定燃烧、较好的电能利用状况等约束条件下，修正控制量，从而使系统性能达到最优。本电弧炉控制系统中误差反向传播（Back Propagation, BP）神经网络算法的实质是基于导数的梯度算法，这就难免会出现局部极小问题。因此采用遗传退火算法对神经网络预估模型的权值进行优化，加快神经网络的收敛速度，增强学习性能，使神经网络的非线性逼近能力得到更好的发挥。电弧炉神经网络预估模型中神经网络（ANN）控制器选用输入节点为 26 个分别为 K-1, K 时刻变压器档位、设定弧压、弧流、系统运行弧压、弧流以及控制输出量，中间层为 100 个节点权值，初值为 $+10 \sim -10$ 之间，输出层为 3 个节点，ANN 控制器计算出下一时刻所需控制量。系统编码即生成初始总群共 16 个个体遗传，代数为 500 代，达到目标函数即误差小到设定点跳出循环。其算法流程图如附图 4 所示，开始时，随机初始化群体 $P(0)$, $t \leftarrow 0$ ，并计算 $P(t)$ 中每个个体的适应值 f_i^L ，如果满足终止条件则输出结果，结束本次计算，如果不满足，则将 $k \leftarrow 0$ ，判断判断 k 值，如果 $k \geq N$ 则将 $t \leftarrow t+1$ 并返回计算 $P(t)$ 个体适应值步骤，如果不满足 $k \geq N$ ，则根据个体的适应值比例选择两父体，继续进行判断随机数 $\text{Random}[0,1] < P_c$ ，如果满足，则对两父体实行杂交操作，进而将后代串变异后插入到 $P(t+1)$ ，并将 $k \leftarrow k+2$ ，并返回 $k \geq N$ 判断步骤；如果随机数 $\text{Random}[0,1] < P_c$ 不满足，则将两父体变异后插入到 $P(t+1)$ ，并将 $k \leftarrow k+2$ ，并返回 $k \geq N$ 判断步骤。

具体说明如下：

①随机产生一组二进制字符串，每个字符串表示网络连接的一个集合，其中串长 L 取决于权值的值域和需要的精度，例如当权值的值域是

[$W_{t\min}, W_{t\max}$]而要求的精度是小数点后4位，则串长L必须满足(1)式，即

$$2^{l-1} < (W_{t\max} - W_{t\min}) \leq 2^l - 1 \quad (1)$$

②将二进制字符串依据(2)式译码成网络的各个连接权值，即

$$W_t(i, j, k) = W_{\min}(i, j, k) + \frac{P(t)}{2^l - 1} [W_{\max}(i, j, k) - W_{\min}(i, j, k)] \quad (2)$$

式中 $P(t)$ 是由L位字符串所表示的二进制整数， $W_{\min}(i, j, k)$ ， $W_{\max}(i, j, k)$ 分别为各连接权的上限和下限值，可事先确定其范围-10～+10。

③运行网络，评价网络的性能，按(3)式概率值选择网络个体，即

$$P_s = \frac{e^{\frac{f_i^l}{T}}}{\sum_{i=1}^N e^{\frac{f_i^l}{T}}} \quad (3)$$

式中， f_i^l 为 ℓ_t 位二进制码表示的第*i*个个体的适应度，N为种群大小，g为遗传代数，T为温度， $T = T_0(0.99g^{-1})$ ， T_0 为初始温度，这里取目标函数即误差指标函数值的倒数为适应度值。

④以预先确定的概率值 $P_c (= 0.25)$ ， $P_m (= 0.01)$ 进行交叉、变异等遗传操作，产生下代网络权值。

⑤重复步骤③～步骤④，直到网络被遗传优化，达到所要求的性能为止。只要变异概率 P_m 不等于零，遗传算法最终必能搜索到满足要求的网络，预估出电流大小与下一时刻的实际值误差使其小于3%。在离线建模的基础上，实时控制时再不断修正网络系统的权值和阈值，从而达到电弧炉控制系统的控制要求。

4) 在电弧炉和神经网络的输入同时加上k, k-1, k-2时刻(k为当前时刻)的电弧炉状态参量(电压、电流)和电极调节器的输出，由电弧炉

$k+1$ 时刻的电参量作为指导信号，由电弧炉的实际输出和神经网络预估模型输出的偏差经过遗传退火优化算法，对预估模型的权值进行不断修正，由此建立的电弧炉神经网络预估模型作为 ANN 控制器的初始模型。神经网络（ANN）控制器经上述算法计算出的控制电极调节的数字信号经 D/A 板卡转换成模拟信号送给液压驱动系统的伺服放大器来驱动执行机构，从而完成电极的升降调节。

最优化模型可以通过对已有数据的学习，形成原始的电弧炉最佳供电曲线，理想情况当然是电弧炉相关参数一直保持不变，但是这在实际中是不可能的，因此需要对原始供电曲线进行修正。一定时期内，在综合考虑电气设备容量、电弧弧长控制、电效率和热效率、耐材指数、三相功率平衡、冶炼阶段和生产节奏等因素的基础上，通过适当调整设定值，使用电曲线重新达到最优。

图 5 是根据工业现场采集到的大量的实际生产数据，利用上述优化算法计算出的一组最优用电曲线，包括视在功率，功率因数，有功功率，损耗功率，电弧功率，电弧电压，电效率参数曲线。对于每一组最优用电曲线，我们最关心的是有功功率 P_c ，损耗功率 P_r 和电弧功率 Q 。它们之间的关系为 $Q = P_c - P_r$ ，本发明就是通过不断的修正用电曲线，使电弧功率 Q 尽可能的保持最大。

下表是某钢厂 40t 电弧炉采用本发明的智能控制方法与美国 IAF 系统的数据对比实例：

某钢厂 40t 电炉生产统计表

时 间 (年.月)	单炉平均 产量(吨)	总产量(吨)	炉冶炼时间 (min)	全月作业率 (%)	电耗(Kwh/t)	氧耗(NM3/t)
1999.12	49.65	22490.61	89.646	91.976	586.642	30.031
2000.01	50.8	19915.03	89.235	90.739	586.091	32.555
2000.02	50.7	20585.77	92.305	86.75	596.034	34.32
2000.03	51.99	15650.31	88.146	63.534	497.856	42.744
2000.04	53.97	19050.84	93.297	73.777	475.361	46.906
2000.05	52.99	23262.19	90.531	92.417	470.569	43.205
2000.06	51.05	22000.51	89.093	85.82	462.599	51.194
2000.07	51.97	20268.4	91.074	82.431	474.335	58.621

说明：1. 1999年12月—2000年3月使用美国IAF系统。 2. 2000年4月—2000年7月使用神经网络预估控制系统。 3. 表中所列之数为全月总和或月平均数。 4. 2000年3月19日—3月30日停炉大修，安装国产电控系统。 5. 2000年4月1日—10日进行系统参数调整。

通过综合计算分析，采用本发明的智能控制方法吨电耗平均下降 50 度，按每月 20000 吨计算，每台电炉可节电 1000000 度，当年可收回成本。

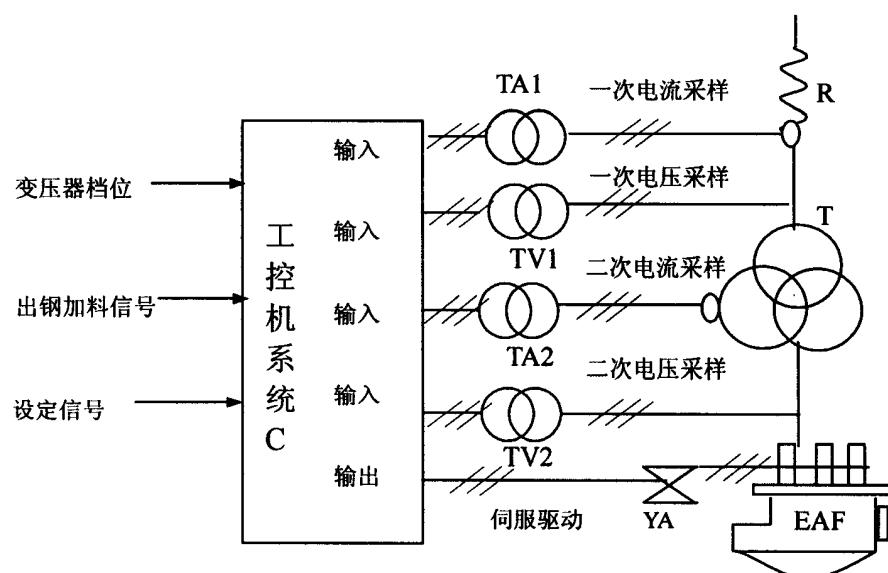


图 1

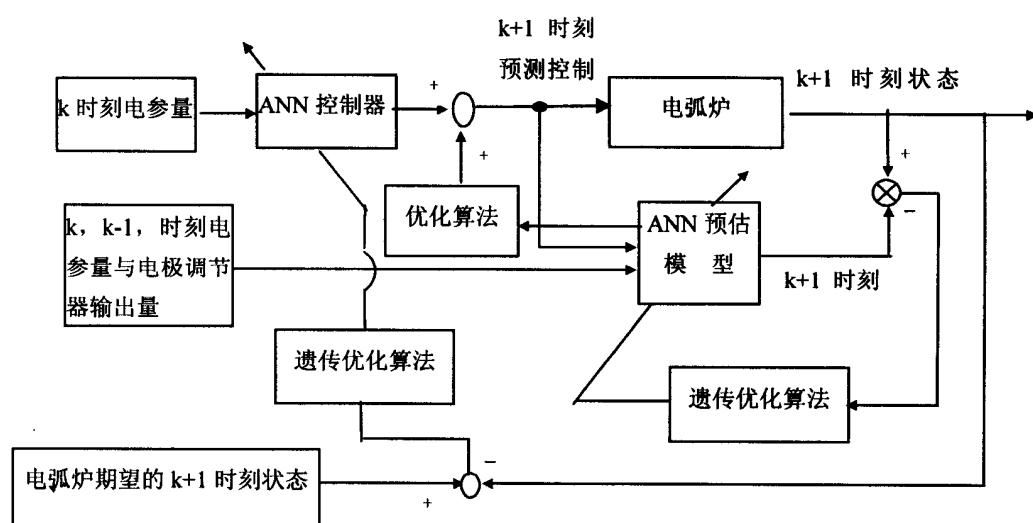


图 2

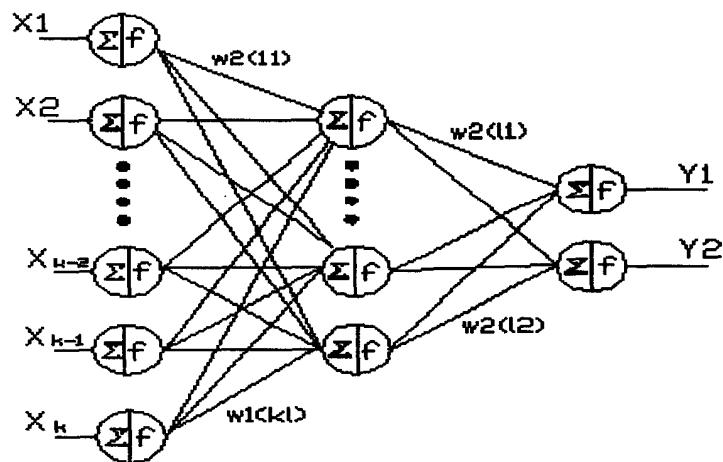


图 3

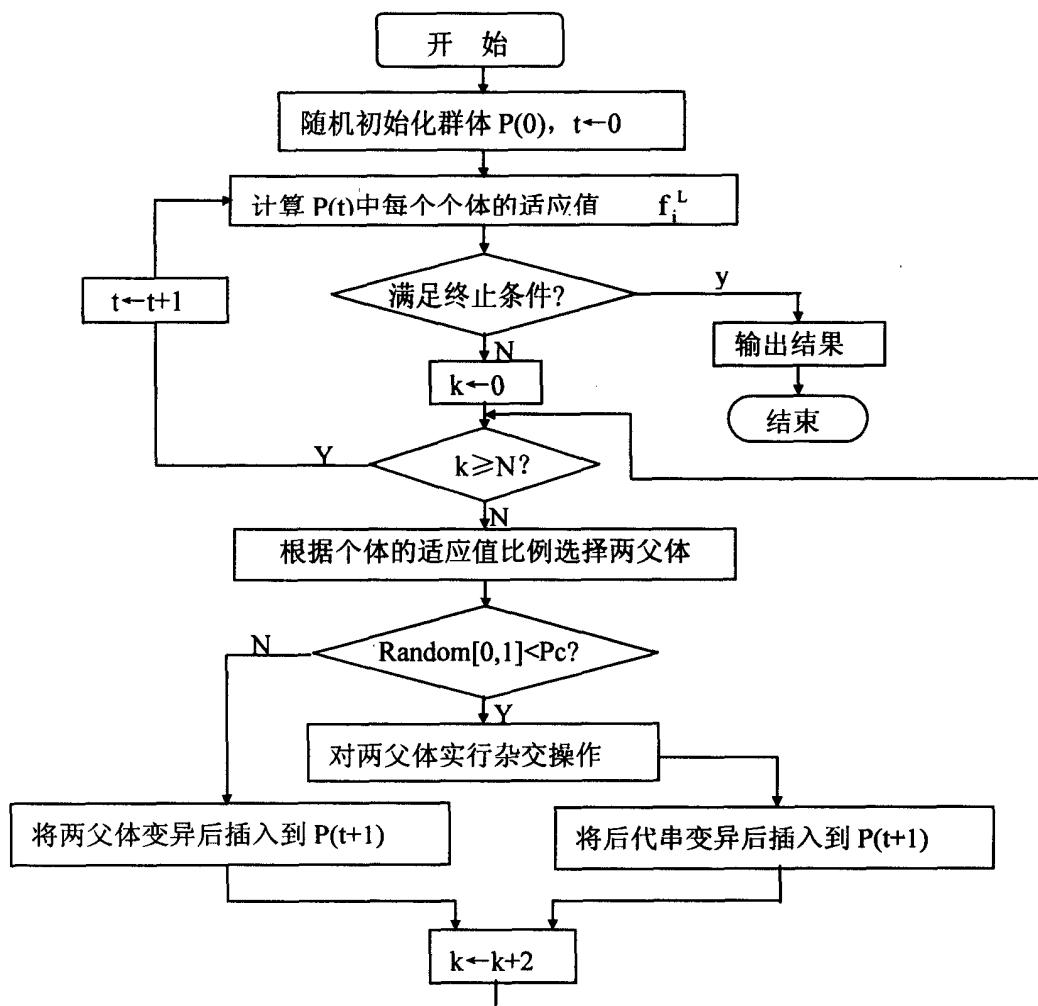


图 4

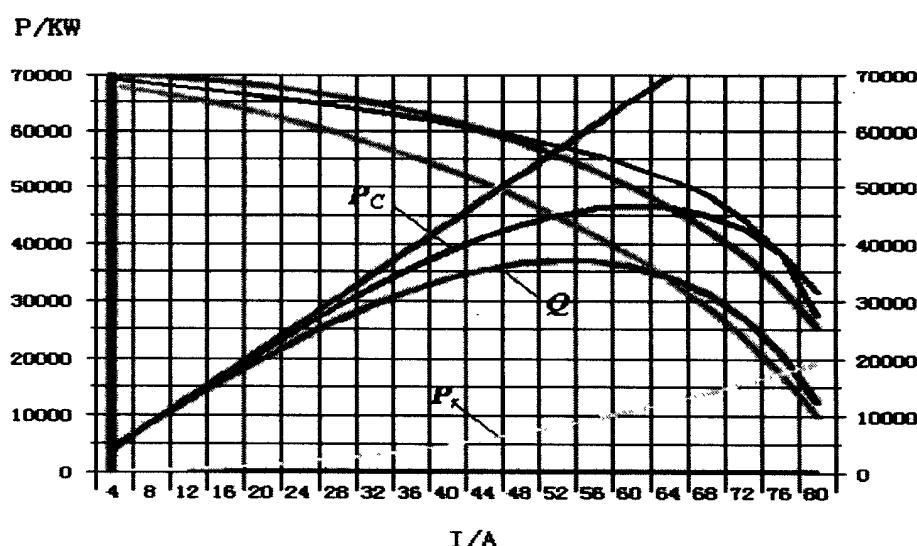


图 5