



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 107797456 A

(43)申请公布日 2018.03.13

(21)申请号 201711110877.6

(51)Int.Cl.

(22)申请日 2017.11.09

G05B 13/04(2006.01)

G05B 13/02(2006.01)

(71)申请人 江苏方天电力技术有限公司

地址 211100 江苏省南京市江宁科学园天元中路19号

申请人 南京工程学院  
国网江苏省电力有限公司  
国家电网公司

(72)发明人 黄治军 华伟 帅云峰 王卫群

祁建民 陈建明 张磊 傅高健

李国奇 崔晓波

(74)专利代理机构 南京纵横知识产权代理有限公司 32224

代理人 母秋松 董建林

权利要求书2页 说明书4页 附图1页

(54)发明名称

基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器优化控制方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器优化控制方法,1)采集电厂静电除尘相关可测数据,对数据进行分析处理,基于静电除尘能耗影响关键因素,确定若干渐消记忆在线极限学习机模型的输入量;2)建立基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器总能耗模型,预测出将来时刻的电厂除尘器总能耗值,提供优化模型;3)采用粒子群算法进行优化计算,得出最优控制参数值,将计算结果指令送给除尘器各电场执行。本发明算法先进、模型预测精度高,可以预测出将来时刻电厂除尘器的总能耗值,结合粒子群优化算法对该模型进行优化计算可得出电厂除尘器最优运行参数,在保障基本排放指标的前提下降低电厂除尘器能耗,实现节能经济优化运行。

确定若干模型输入量

建立基于渐消记忆在线极限学习机电除尘器能耗模型

采用粒子群优化算法计算最优运行控制参数

将计算结果指令送给除尘器各电场执行

1. 一种基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器优化控制方法,其特征在于:包括以下步骤:

步骤1:采集电厂静电除尘相关可测数据,对数据进行分析处理,基于静电除尘能耗影响关键因素,确定若干基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器总能耗模型的输入量;

步骤2:建立基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器总能耗模型,预测出将来时刻的电厂除尘器总能耗值,从而为实现电厂除尘器经济运行控制提供优化模型;

步骤3:采用粒子群算法进行优化计算,得出电厂除尘器最优控制参数值,将计算结果指令送给除尘器各电场执行。

2. 根据权利要求1所述的基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器优化控制方法,其特征在于:所述步骤1包括:电厂除尘器总能耗模型的关键输入量个数为7个,包括:除尘器入口粉尘浓度、除尘器入口烟气温度、除尘器入口烟气压力、除尘器入口烟气湿度、发电机组负荷、振打周期、除尘器电场的二次电流值。

3. 根据权利要求1所述的基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器优化控制方法,其特征在于:所述步骤2包括:建立基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器总能耗模型,具体步骤如下:

2-1随机选取输入连接权值 $\omega$ 和偏置值 $b$ ;

2-2选定火电机组DCS中关于电厂除尘器的部分历史数据构建网络隐含层输出矩阵 $H_0$ ;

2-3计算渐消记忆在线极限学习机迭代公式中的过渡矩阵 $K$ 初始值 $K_0 = H_0^T H_0$ ;

其中, $H_0^T$ 为网络隐含层输出矩阵 $H_0$ 的转置矩阵;

2-4计算隐含层与输出层的连接权初始值矩阵 $\beta^0 = (K_0)^{-1} H_0^T Y_0$ ;

其中, $(K_0)^{-1}$ 为过渡矩阵 $K$ 初始值矩阵 $K_0$ 的逆矩阵, $Y_0$ 为所建电厂除尘器总能耗模型的初始输出向量;

2-5基于以下的渐消记忆在线极限学习机迭代计算公式计算电厂除尘器总能耗模型中各参数的实时值;

$$K_{k+1}^{-1} = \mu^{-2} K_k^{-1} - \mu^{-4} K_k^{-1} H_{k+1}^T (I + \mu^{-2} H_{k+1} K_k^{-1} H_{k+1}^T)^{-1} H_{k+1} K_k^{-1}$$

$$\beta^{k+1} = \beta^k + K_{k+1}^{-1} H_{k+1}^T (Y_{k+1} - H_{k+1} \beta^k)$$

式中, $K_k$ 和 $K_{k+1}$ 分别为第 $k$ 步和第 $k+1$ 步迭代的过渡矩阵, $\mu$ 为遗忘因子, $H_{k+1}$ 为基于当前实时采集的输入值得出的网络隐含层输出矩阵, $I$ 为单位矩阵, $\beta^k$ 为 $k$ 步隐含层与输出层的连接权矩阵, $\beta^{k+1}$ 为 $k+1$ 步隐含层与输出层的连接权矩阵, $Y_{k+1}$ 为基于当前实时采集的输出值得出的输出向量。

4. 根据权利要求1所述的基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器优化控制方法,其特征在于:所述步骤3包括:采用粒子群算法进行优化计算,具体步骤如下:

3-1将电厂除尘器总能耗模型的输入量进行分类,其中除尘器入口粉尘浓度、除尘器入口烟气温度、除尘器入口烟气压力、除尘器入口烟气湿度、发电机组负荷5个输入为条件因素;振打周期、除尘器电场的二次电流值为可控因素即为粒子群算法中的优化变量,该优化变量取值范围为电厂除尘器允许最大可调范围;

3-2综合考虑电除尘器实际电场数量将粒子维度设计为 $M$ ,初始种群规模为 $N$ ;选取电除尘器总能耗量的倒数作为粒子群算法的适应度函数,通过粒子的迭代计算,得出电厂除尘

器最优控制参数值,将计算结果指令送给除尘器各电场执行。

5. 根据权利要求4所述的基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器优化控制方法,其特征在于:所述粒子的迭代计算,具体步骤如下:

3-2-1将第*i*个粒子的飞行速度记为 $V_i$ , $V_i$ 是一个M维的向量;

3-2-2通过适应度函数比较计算出第*i*个粒子迄今为止搜索到的最优位置,即个体极值,记为 $p_{best}$ ;

3-2-3通过适应度函数比较计算出整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置,即全局极值,记为 $g_{best}$ ;

3-2-4当找到个体极值和全局极值这两个最优值时,粒子根据如下的公式来更新自己的速度和位置,

$$V_{i+1} = \zeta V_i + c_1 r_1 (p_{best} - X_i) + c_2 r_2 (g_{best} - X_i)$$

$$X_{i+1} = X_i + V_{i+1}$$

其中, $V_{i+1}$ 为第*i*+1粒子新的飞行速度, $\zeta$ 为惯性权值, $c_1$ 和 $c_2$ 为学习因子、也称加速常数, $r_1$ 和 $r_2$ 为 $[0, 1]$ 范围内的均匀随机数, $X_i$ 为当前粒子的位置, $X_{i+1}$ 为经过速度更新后粒子新的位置;

3-2-5将上述得到的新的粒子重新进行基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器总能耗模型的计算,经过多次粒子更新,当满足经迭代更新种群最优值变化小于阈值0.001时,迭代终止,输出的末代粒子群中的最优粒子对应的当前除尘器运行工况下的振打周期与除尘器电场的二次电流值。

6. 根据权利要求3所述的基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器优化控制方法,其特征在于:所述步骤2中 $\mu$ 取值为0.9。

7. 根据权利要求4所述的基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器优化控制方法,其特征在于:所述步骤3中 $\zeta$ 为0.6, $c_1$ 和 $c_2$ 均为2。

## 基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器优化控制方法

### 技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器优化控制方法,属于热能动力工程和热工控制技术领域。

### 背景技术

[0002] 为了在满足环保排放标准要求的基础上达到降低电厂电除尘器损耗的目的,许多业内学者从荷电机理、供电方式等方面开展研究,这些研究为电除尘的节能优化控制及其实现奠定了基础。但到目前为止仍然还没有推导出适用于电除尘控制系统的除尘效率与供电参数之间关系的数学模型,而且单纯的除尘效率数学模型中存在某些参数的不可检测性以及没有考虑到电除尘器实际功耗问题,这也对整个电除尘装置的节能优化控制造成极大障碍。

[0003] 另外,电厂电除尘器实际运行中为了满足环保考核指标,几乎全部电除尘器的运行模式均采取“过度”运行与粗犷的手动方式,均未考虑采用经济运行细调自动方法,造成了大量电量浪费,为了实现在满足环保考核排放指标的前提下降低电厂除尘器能耗,实现节能经济优化自动运行,通过开发电厂除尘器优化控制方法,对进一步实现节能减排具有重要意义。

### 发明内容

[0004] 目的:为了克服现有技术中存在的不足,本发明提供一种基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器优化控制方法,实现电厂除尘器的节能经济优化自动运行。

[0005] 技术方案:为解决上述技术问题,本发明采用的技术方案为:

[0006] 一种基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器优化控制方法,包括以下步骤:

[0007] 步骤1:采集电厂静电除尘相关可测数据,对数据进行分析处理,基于静电除尘能耗影响关键因素,确定若干基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器总能耗模型的输入量;

[0008] 步骤2:建立基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器总能耗模型,预测出将来时刻的电厂除尘器总能耗值,从而为实现电厂除尘器经济运行控制提供优化模型;

[0009] 步骤3:采用粒子群算法进行优化计算,得出电厂除尘器最优控制参数值,将计算结果指令送给除尘器各电场执行。

[0010] 作为优选方案,所述步骤1包括:电厂除尘器总能耗模型的关键输入量个数为7个,包括:除尘器入口粉尘浓度、除尘器入口烟气温度、除尘器入口烟气压力、除尘器入口烟气湿度、发电机组负荷、振打周期、除尘器电场的二次电流值。

[0011] 作为优选方案,所述步骤2包括:建立基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器总能耗模型,具体步骤如下:

[0012] 2-1随机选取输入连接权值 $\omega$ 和偏置值 $b$ ;

[0013] 2-2选定火电机组DCS中关于电厂除尘器的部分历史数据构建网络隐含层输出矩

阵 $H_0$ ;

[0014] 2-3计算渐消记忆在线极限学习机迭代公式中的过渡矩阵 $K$ 初始值 $K_0=H_0^T H_0$ ;

[0015] 其中, $H_0^T$ 为网络隐含层输出矩阵 $H_0$ 的转置矩阵;

[0016] 2-4计算隐含层与输出层的连接权初始值矩阵 $\beta^0=(K_0)^{-1}H_0^T Y_0$ ;

[0017] 其中, $(K_0)^{-1}$ 为过渡矩阵 $K$ 初始值矩阵 $K_0$ 的逆矩阵, $Y_0$ 为所建电厂除尘器总能耗模型的初始输出向量;

[0018] 2-5基于以下的渐消记忆在线极限学习机迭代计算公式计算电厂除尘器总能耗模型中各参数的实时值;

$$[0019] \quad K_{k+1}^{-1} = \mu^{-2} K_k^{-1} - \mu^{-4} K_k^{-1} H_{k+1}^T (I + \mu^{-2} H_{k+1} K_k^{-1} H_{k+1}^T)^{-1} H_{k+1} K_k^{-1}$$

$$[0020] \quad \beta^{k+1} = \beta^k + K_{k+1}^{-1} H_{k+1}^T (Y_{k+1} - H_{k+1} \beta^k)$$

[0021] 式中, $K_k$ 和 $K_{k+1}$ 分别为第 $k$ 步和第 $k+1$ 步迭代的过渡矩阵, $\mu$ 为遗忘因子, $H_{k+1}$ 为基于当前实时采集的输入值得出的网络隐含层输出矩阵, $I$ 为单位矩阵, $\beta^k$ 为 $k$ 步隐含层与输出层的连接权矩阵, $\beta^{k+1}$ 为 $k+1$ 步隐含层与输出层的连接权矩阵, $Y_{k+1}$ 为基于当前实时采集的输出值得出的输出向量。

[0022] 作为优选方案,所述步骤3包括:采用粒子群算法进行优化计算,具体步骤如下:

[0023] 3-1将电厂除尘器总能耗模型的输入量进行分类,其中除尘器入口粉尘浓度、除尘器入口烟气温、除尘器入口烟气压力、除尘器入口烟气湿度、发电机组负荷5个输入为条件因素;振打周期、除尘器电场的二次电流值为可控因素即为粒子群算法中的优化变量,该优化变量取值范围为电厂除尘器允许最大可调范围;

[0024] 3-2综合考虑电除尘器实际电场数量将粒子维度设计为 $M$ ,初始种群规模为 $N$ ;选取电除尘器总能耗量的倒数作为粒子群算法的适应度函数,通过粒子的迭代计算,得出电厂除尘器最优控制参数值,将计算结果指令送给除尘器各电场执行。

[0025] 作为优选方案,所述粒子的迭代计算,具体步骤如下:

[0026] 3-2-1将第 $i$ 个粒子的飞行速度记为 $V_i$ , $V_i$ 是一个 $M$ 维的向量;

[0027] 3-2-2通过适应度函数比较计算出第 $i$ 个粒子迄今为止搜索到的最优位置,即个体极值,记为 $p_{best}$ ;

[0028] 3-2-3通过适应度函数比较计算出整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置,即全局极值,记为 $g_{best}$ ;

[0029] 3-2-4当找到个体极值和全局极值这两个最优值时,粒子根据如下的公式来更新自己的速度和位置,

$$[0030] \quad V_{i+1} = \zeta V_i + c_1 r_1 (p_{best} - x_i) + c_2 r_2 (g_{best} - x_i)$$

$$[0031] \quad x_{i+1} = x_i + V_{i+1}$$

[0032] 其中, $V_{i+1}$ 为第 $i+1$ 粒子新的飞行速度, $\zeta$ 为惯性权值, $c_1$ 和 $c_2$ 为学习因子、也称加速常数, $r_1$ 和 $r_2$ 为 $[0,1]$ 范围内的均匀随机数, $x_i$ 为当前粒子的位置, $x_{i+1}$ 为经过速度更新后粒子新的位置;

[0033] 3-2-5将上述得到的新的粒子重新进行基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器总能耗模型的计算,经过多次粒子更新,当满足经迭代更新种群最优值变化小于阈值0.001时,迭代终止,输出的末代粒子群中的最优粒子对应的当前除尘器运行工况下的振打

周期与除尘器电场的二次电流值。

[0034] 作为优选方案,所述步骤2中 $\mu$ 取值为0.9。

[0035] 作为优选方案,所述步骤3中 $\zeta$ 为0.6, $c_1$ 和 $c_2$ 均为2。

[0036] 有益效果:本发明提供的基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器优化控制方法,实现了电厂除尘器的节能、经济优化自动运行;实现了基于渐消记忆在线极限学习机模型与粒子群优化算法的有机融合,算法先进、工程实施容易,可实现在满足环保考核排放指标的前提下降低电厂除尘器能耗,实现电厂除尘器节能、经济优化自动运行。

## 附图说明

[0037] 图1为本发明方法的流程图。

## 具体实施方式

[0038] 下面结合附图对本发明作更进一步的说明。

[0039] 如图1所示,一种基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器优化控制方法,包括以下步骤:

[0040] 步骤1:采集电厂静电除尘相关可测数据,对数据进行分析处理,基于静电除尘能耗影响关键因素,确定若干基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器总能耗模型的输入量;

[0041] 其中,电厂除尘器总能耗模型的关键输入量个数为7个,包括:除尘器入口粉尘浓度、除尘器入口烟气温度、除尘器入口烟气压力、除尘器入口烟气湿度、发电机组负荷、振打周期、除尘器电场的二次电流值。

[0042] 步骤2:建立基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器总能耗模型,预测出将来时刻的电厂除尘器总能耗值,从而为实现电厂除尘器经济运行控制提供优化模型;

[0043] 建立基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器总能耗模型,具体步骤如下:

[0044] 2-1随机选取输入连接权值 $\omega$ 和偏置值 $b$ ;

[0045] 2-2选定火电机组DCS中关于电厂除尘器的部分历史数据构建网络隐含层输出矩阵 $H_0$ ;

[0046] 2-3计算渐消记忆在线极限学习机迭代公式中的过渡矩阵 $K$ 初始值 $K_0=H_0^T H_0$ ;

[0047] 其中, $H_0^T$ 为网络隐含层输出矩阵 $H_0$ 的转置矩阵;

[0048] 2-4计算隐含层与输出层的连接权初始值矩阵 $\beta^0=(K_0)^{-1} H_0^T Y_0$ ;

[0049] 其中, $(K_0)^{-1}$ 为过渡矩阵 $K$ 初始值矩阵 $K_0$ 的逆矩阵, $Y_0$ 为所建电厂除尘器总能耗模型的初始输出向量;

[0050] 2-5基于以下的渐消记忆在线极限学习机迭代计算公式计算电厂除尘器总能耗模型中各参数的实时值;

$$[0051] \quad K_{k+1}^{-1} = \mu^{-2} K_k^{-1} - \mu^{-4} K_k^{-1} H_{k+1}^T (I + \mu^{-2} H_{k+1} K_k^{-1} H_{k+1}^T)^{-1} H_{k+1} K_k^{-1}$$

$$[0052] \quad \beta^{k+1} = \beta^k + K_{k+1}^{-1} H_{k+1}^T (Y_{k+1} - H_{k+1} \beta^k)$$

[0053] 式中, $K_k$ 和 $K_{k+1}$ 分别为第 $k$ 步和第 $k+1$ 步迭代的过渡矩阵, $\mu$ 为遗忘因子, $\mu$ 取值为0.9, $H_{k+1}$ 为基于当前实时采集的输入值得出的网络隐含层输出矩阵, $I$ 为单位矩阵, $\beta^k$ 为 $k$ 步

隐含层与输出层的连接权矩阵,  $\beta^{k+1}$  为  $k+1$  步隐含层与输出层的连接权矩阵,  $Y_{k+1}$  为基于当前实时采集的输出值得出的输出向量。

[0054] 步骤3:采用粒子群算法进行优化计算,得出电厂除尘器最优控制参数值,将计算结果指令送给除尘器各电场执行。

[0055] 其中,采用粒子群算法进行优化计算,具体步骤如下:

[0056] 3-1将电厂除尘器总能耗模型的输入量进行分类,其中除尘器入口粉尘浓度、除尘器入口烟气温度、除尘器入口烟气压力、除尘器入口烟气湿度、发电机组负荷5个输入为条件因素;振打周期、除尘器电场的二次电流值为可控因素即为粒子群算法中的优化变量,该优化变量取值范围为电厂除尘器允许最大可调范围;

[0057] 3-2综合考虑电除尘器实际电场数量将粒子维度设计为  $M$ , 初始种群规模为  $N$ ;选取电除尘器总能耗量的倒数作为粒子群算法的适应度函数,通过粒子的迭代计算,得出电厂除尘器最优控制参数值,将计算结果指令送给除尘器各电场执行。

[0058] 所述粒子的迭代计算,具体步骤如下:

[0059] 3-2-1将第  $i$  个粒子的飞行速度记为  $V_i$ ,  $V_i$  是一个  $M$  维的向量;

[0060] 3-2-2通过适应度函数比较计算出第  $i$  个粒子迄今为止搜索到的最优位置,即个体极值,记为  $p_{best}$ ;

[0061] 3-2-3通过适应度函数比较计算出整个粒子群迄今为止搜索到的最优位置,即全局极值,记为  $g_{best}$ ;

[0062] 3-2-4当找到个体极值和全局极值这两个最优值时,粒子根据如下的公式来更新自己的速度和位置,

$$[0063] \quad V_{i+1} = \zeta V_i + c_1 r_1 (p_{best} - x_i) + c_2 r_2 (g_{best} - x_i)$$

$$[0064] \quad x_{i+1} = x_i + V_{i+1}$$

[0065] 其中,  $V_{i+1}$  为第  $i+1$  粒子新的飞行速度,  $\zeta$  为惯性权值,  $\zeta$  为  $0.6$ ,  $c_1$  和  $c_2$  为学习因子、也称加速常数,  $c_1$  和  $c_2$  均为  $2$ ,  $r_1$  和  $r_2$  为  $[0, 1]$  范围内的均匀随机数,  $x_i$  为当前粒子的位置,  $x_{i+1}$  为经过速度更新后粒子新的位置;

[0066] 3-2-5将上述得到的新的粒子重新进行基于渐消记忆在线极限学习机的电厂除尘器总能耗模型的计算,经过多次粒子更新,当满足经迭代更新种群最优值变化小于阈值  $0.001$  时,迭代终止,输出的末代粒子群中的最优粒子对应的当前除尘器运行工况下的振打周期与除尘器电场的二次电流值。

[0067] 以上所述仅是本发明的优选实施方式,应当指出:对于本技术领域的普通技术人员来说,在不脱离本发明原理的前提下,还可以做出若干改进和润饰,这些改进和润饰也应视为本发明的保护范围。

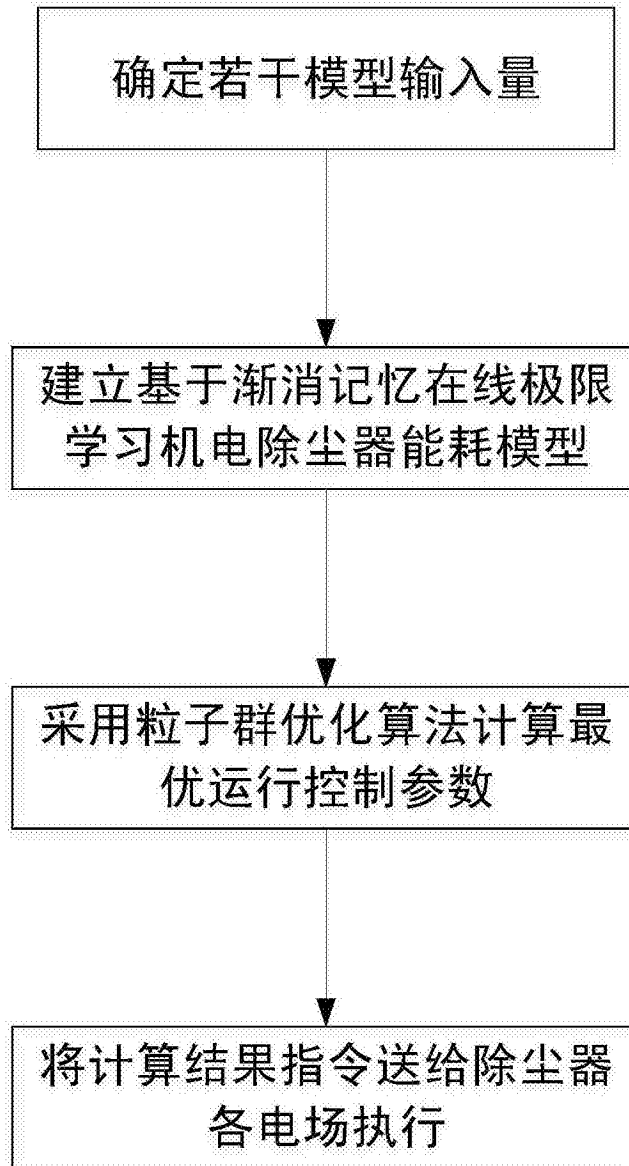


图1