



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 108549234 A

(43)申请公布日 2018.09.18

(21)申请号 201810448285.3

(22)申请日 2018.05.11

(71)申请人 江南大学

地址 214000 江苏省无锡市蠡湖大道1800号

(72)发明人 熊伟丽 李永明 马君霞

(74)专利代理机构 哈尔滨市阳光惠远知识产权代理有限公司 23211

代理人 张勇

(51) Int. Cl.

G05B 13/04(2006.01)

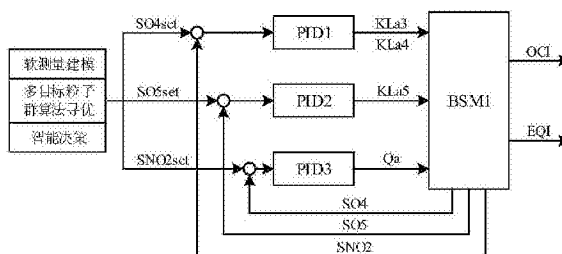
权利要求书4页 说明书10页 附图5页

(54)发明名称

一种基于动态变值的多目标优化控制方法

(57)摘要

本发明公开了一种基于动态变值的多目标优化控制方法,属于复杂工业过程建模和优化控制领域。本发明根据污水处理机理模型,通过改进传统的控制方法,设计3个动态变值跟踪控制器,并对每个优化周期内各控制器的设定值进行动态优化,实现第4、5反应单元的溶解氧浓度和第2反应单元的硝态氮浓度的动态变值跟踪控制,解决了传统控制方式跟踪难度大的问题;通过以各控制器的设定值为辅助变量,对能耗和罚款进行软测量建模。最后利用智能决策多目标粒子群算法对控制器设定值进行寻优,得到每个优化周期内最优的设定值组合,达到了均衡能耗和出水水质两个指标的效果,使得在保证出水水质的前提下,能耗和罚款同时保持在一个较低的水平。



1. 一种基于动态变值的多目标优化控制方法,其特征在于,所述方法包括:

1.1: 确定约束条件;

在对污水处理过程进行控制时,需要同时满足能耗和出水水质两个指标要求,实际过程中,减少能耗意味着活性污泥生化反应完成度降低,导致出水水质变差,从而罚款会相应的增加;改善出水水质可减少罚款,但同时会增加能耗;对能耗和罚款的多目标优化,将这两个指标均控制在较低的水平,同时出水水质平均浓度也需满足以下约束:

$$\begin{cases} S_{NH} < 4 \\ N_{tot} < 18 \\ BOD_5 < 10 \\ COD < 100 \\ TSS < 30 \end{cases} \quad (1)$$

其中, $S_{NH}<4$ 表明出水氨氮平均浓度需小于4mg/L, $N_{tot}<18$ 表明出水总氮平均浓度需小于18mg/L, $BOD_5<10$ 表明出水5日生化需氧量需小于10mg/L, $COD<100$ 代表出水化学平均化学需氧量需小于100mg/L, $TSS<30$ 代表出水固体悬浮物平均浓度需小于30mg/L;

1.2: 设定动态变值跟踪策略;

设计2个动态变值PID(比例-积分-微分(proportion-integral-derivative))跟踪控制器(简称为PID1、PID2)协同控制厌氧区 S_0 ,其中,PID1通过鼓风机调节第3、4单元的曝气量,进而控制 S_{O4} ;PID2通过鼓风机调节第5单元的曝气量,进而控制 S_{O5} ;

设计第3个动态变值PID跟踪控制器(PID3),通过回流泵调节内回流量 Q_a ,进而控制 S_{NO2} ;

1.3: 划分优化周期;

国际水质协会和欧盟科学技术与合作组织联合开发的仿真基准模型1号(Benchmark Simulation Model1,BSM1)自带3种不同工况下的入水流量和水质参数数据,分别是晴天、雨天和暴雨天气下的数据;在不同的时间段,各种入水参数均不断的变化,为应对不同的入水工况,更好的降低能耗和罚款,动态变值跟踪控制器的设定值根据入水工况进行动态优化;选取晴朗天气下前7天的数据进行仿真,将整个过程分为56个优化周期,每个优化周期时长3h,即0.125day;在对控制器设定值进行优化之前,通过经验调试确定各控制器的PID参数,并在每个优化周期内,PID参数均不变;

1.4: 确立动态变值跟踪控制器设定值;

Step1、建立精确软测量模型;

第1优化周期内,以3个跟踪控制器的设定值 S_{O4set} 、 S_{O5set} 、 S_{NO2set} 为辅助变量,该优化周期内产生的能耗OCI和出水水质EQI为主导变量,采用最小二乘支持向量机LSSVM,建立精确软测量模型,表达关系如式4所示:

$$\begin{aligned} OCI &= f_1(S_{O4set}, S_{O5set}, S_{NO2set}) \\ EQI &= f_2(S_{O4set}, S_{O5set}, S_{NO2set}) \end{aligned} \quad (2)$$

具体LSSVM的算法描述如下:训练样本集表示为 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^l$,其中 x_i 为第i个样本的辅助变量, y_i 为第i个样本的主导变量,l为样本个数;在特征空间中LSSVM模型如下:

$$y(x) = \omega^T \varphi(x) + b \quad (3)$$

式中, $\varphi(x)$ 为非线性变换映射函数,将辅助变量映射到高维空间, ω 为权向量,b为偏置量;

LSSVM的目标函数如下:

$$\min J(\boldsymbol{w}^T \boldsymbol{\xi}) = \frac{1}{2} \boldsymbol{w}^T \boldsymbol{w} + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \quad i=1,2,\dots,l \quad (4)$$

式中, ξ 为误差变量, $\gamma > 0$ 为惩罚系数; 使用拉格朗日函数进行求解:

$$L(\boldsymbol{w}, b, \boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{\alpha}) = J(\boldsymbol{w}, \boldsymbol{\xi}) - \sum_{i=1}^l \alpha_i [\boldsymbol{w}^T \boldsymbol{\varphi}(x_i) + b + \xi_i - y_i] \quad (5)$$

式中, α_i 为拉格朗日乘子; 依次计算 $\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{w}} = 0$ 、 $\frac{\partial L}{\partial b} = 0$ 、 $\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\xi}} = 0$ 、 $\frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0$, 得到以下线性方程组:

$$\begin{bmatrix} 0 & \boldsymbol{q}^T \\ \boldsymbol{q} & \boldsymbol{P}\boldsymbol{P}^T + \gamma^{-1}\boldsymbol{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \boldsymbol{1} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中, $\boldsymbol{P} = [\boldsymbol{\varphi}(x_1)^T y_1, \boldsymbol{\varphi}(x_2)^T y_2, \dots, \boldsymbol{\varphi}(x_l)^T y_l]$; $\boldsymbol{1} = [1, 1, \dots, 1]^T$; $\boldsymbol{q} = [y_1, y_2, \dots, y_l]^T$; $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l]^T$, \boldsymbol{I} 为单位矩阵; 根据Mercer定理, 核函数表示为:

$$k(x_i, x_j) = \boldsymbol{\varphi}(x_i)^T \boldsymbol{\varphi}(x_j) \quad (7)$$

将式 (7) 和式 (8) 联立, 求出 $\boldsymbol{\alpha}$ 和 b , 得到LSSVM的非线性函数表达式:

$$y(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i k(x, x_i) + b \quad (8)$$

Step2以建立的软测量模型作为优化目标函数, 确定第1优化周期内3个跟踪控制器的设定值;

以建立的软测量模型作为优化目标函数, 采用智能决策多目标粒子群算法对 S_{04set} 、 S_{05set} 和 S_{N02set} 进行寻优, 获取一组等同优秀的pareto解集, 选取其中的一个解, 作为第1优化周期内3个跟踪控制器的设定值, 粒子群算法和pareto解集的具体描述如下:

粒子群算法PSO是一种基于种群的随机搜索算法, 其通过模拟鸟群飞行过程中的协作行为, 从随机初始解出发, 通过适应度评价解的优劣性, 不断迭代寻找最优解;

多目标粒子群算法的步骤如下: (a) 随机初始化粒子群和最优解存档; (b) 计算每个粒子的适应度值; (c) 根据适应度值, 更新全局最优解 $gbest$ 和每个粒子的个体最优解 $pbest$, 并更新最优解存档; (d) 如果迭代次数达到设定值, 则结束迭代, 否则根据公式更新粒子速度和位置, 然后跳回步骤 (b);

粒子速度和位置更新公式如下:

$$V_i^{k+1} = \omega V_i^k + c_1 r_1 (pbest_i^k - X_i^k) + c_2 r_2 (gbest^k - X_i^k) \quad (9)$$

$$X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (10)$$

式中, V_i^{k+1} 为粒子 i 在第 $k+1$ 次迭代时的速度, X_i^{k+1} 为粒子 i 在第 $k+1$ 次迭代时的位置, ω 为惯性权重, c_1 、 c_2 为学习因子, r_1 、 r_2 为两个随机函数, 取值范围为 $[0, 1]$, $pbest_i^k$ 为粒子 i 在第 k 次迭代结束时的个体最优解, $gbest^k$ 为第 k 次迭代结束时的全局最优解;

设有两个 n 维的粒子 A 和 B , 如果 A 的每一个适应度都比 B 小, 那么称 A 支配 B , 或 B 被 A 支配; 在一个集合中, 如果某个粒子没有被其他任何粒子支配, 则该粒子称为一个非支配解或非劣解; 对于标准粒子群算法, 只有一个适应度函数, 因此直接比较适应度大小就可以选出 $gbest^k$ 和 $pbest_i^k$; 而多目标粒子群算法由于有多个适应度函数, 迭代过程中可能存在多个粒

子都没有相互支配的情况,无法直接选出 $gbest^k$ 和 $pbest^k$,选取 $gbest^k$ 和 $pbest^k$ 的方法如下:

选取 $gbest^k$:根据粒子的拥挤度程度,选择密度值最低的一个粒子作为 $gbest^k$,这是为了更好的探索未知区域;选取 $pbest^k$:从粒子*i*的历史位置集合中选出所有的非支配解,在从所有的非支配解中随机选择一个,作为 $pbest^k$;

更新最优解存档的步骤:将第*k*+1次迭代产生的所有非支配解加入第*k*次迭代之后的最优解存档,然后再进行一轮筛选,将非支配解作为第*k*+1次迭代之后的最优解存档;如果存档数量超过了设定的数量上限,则根据自适应网格进行筛选,直到数量满足限额为止;

所有迭代完成之后,最后产生的最优解存档称为该多目标粒子群算法的pareto解集;

Step3确定第2优化周期的初始数据;

确定控制器设定值之后,仿真运行0.125day,得到第1优化周期结束时各流量和水质参数的数据,以此数据作为第2优化周期的初始数据;

Step4确定各个周期对应的 S_{04set} 、 S_{05set} 和 SN_{02set} ;

在第2优化周期内,以第1~3步的方法得到第2优化周期内3个跟踪控制器的优化设定值,以及第2优化周期结束时各流量和水质参数的数据,以此数据作为第3优化周期的初始数据;以此方法,可确立0-7天内56个优化周期各自对应的 S_{04set} 、 S_{05set} 和 SN_{02set} ;

1.5:软测量建模的具体过程;

根据机理模型和调试经验,3个辅助变量 S_{04set} 、 S_{05set} 和 SN_{02set} 的取值范围分别为0.5-3mg/L,0.5-3mg/L,0.5-2mg/L;对于每个优化周期,均在 S_{04set} 、 S_{05set} 和 SN_{02set} 的取值范围内对各控制器设定值进行均匀进位式取值,取到1638组无标签样本;将控制器设定值分别设定成这1638组组合,在BSM1平台上仿真运行后显示出各自对应的OCI和EQI,得到有标签的样本;然后每隔4个样本取1个样本作为测试样本,其余作为训练样本,进行软测量建模;

1.6:单个优化周期内搜索最优解的整体步骤;

采用一种智能决策多目标粒子群算法搜索每个优化周期内的控制器最优设定值组合,先用多目标粒子群算法得到一组pareto解集,再从pareto解集中通过智能决策选出最优的一个解,作为该优化周期内的控制器设定值;对软测量模型进行寻优的具体步骤如下:

步骤1将所有非支配解一一作为3个跟踪控制器的设定值,用BSM1仿真得到出水水质参数数据,将出水平均指标达标的解加入解集P1,不达标的加入解集P2;

步骤2若P1不为空集,则对P1内所有元素进行K-means聚类,选取pareto解集中分别离*p*个聚类中心最近的*p*个粒子为候选最优解;再选取与上一优化周期最优解的欧氏距离最小的候选最优解为该优化周期的最优解;

K-Means算法步骤如下:(1)确定最终聚类的类别个数*K*;(2)随机选定*K*个初始点为质心,并通过计算每一个样本与质心之间的欧式距离,将样本点归到最相似的类中;(3)重新计算每个类的质心,计算方法为对每一类中所有的样本求平均值;(4)重复(1)~(3)步,直到质心不再改变;最终确定每个样本所属的类别以及每个类的质心;

欧氏距离:设样本点A(a_1, a_2, \dots, a_n),B(b_1, b_2, \dots, b_n),则A和B之间的欧式距离为 $\sqrt{(a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2 + \dots + (a_n - b_n)^2}$;

步骤3若P1为空集,则对P2内所有粒子进行K-means聚类,方法同步骤2。

2.根据权利要求1所述的方法,其特征在于,使用3个动态变值跟踪控制器协同控制 S_{04} 、

S₀₅和S_{N02},在每个优化周期内,建立对能耗和罚款的软测量模型,并通过智能决策多目标粒子群算法对软测量模型进行寻优,得到每个优化周期的3个控制器的设定值,实现对污水处理过程中能耗和罚款的多目标优化。

一种基于动态变值的多目标优化控制方法

技术领域

[0001] 本发明涉及一种基于动态变值的多目标优化控制方法,属于复杂工业过程建模和优化控制领域。

背景技术

[0002] 污水处理过程是高能耗的复杂流程工业系统,其操作连续运行并需要保证出水水质达标。活性污泥法是目前城市污水处理过程中被广泛使用的方法,该方法将废水与活性污泥混合搅拌并曝气,利用活性污泥中微生物的凝聚、吸附和氧化作用,降低污水中有机污染物的浓度。在污水处理厂采取活性污泥法处理污水的过程中,为保证生化反应的完成度,污水处理厂需要通过鼓风机和回流泵把好氧区溶解氧浓度(S_o)和厌氧区硝态氮浓度(S_{No})控制在一定的范围内,同时,鼓风机和回流泵的运行需要大量的电力供给。因此寻找一个合适的优化控制方案在保证出水水质的前提下降低电力运行供给总能耗,是活性污泥处理过程中的重要任务。

[0003] 活性污泥处理过程中,存在复杂的物理、生化反应,且各种反应过程相互影响,使得整个系统呈现较强的耦合性,甚至表现为性能指标的相互冲突,其中,如果只对能耗进行单目标优化,在降低能耗的同时,可能导致微生物的生化反应不充分,从而出水水质得不到保障,以致罚款增加。因此,污水处理过程中对能耗和罚款进行多目标优化受到了越来越多的关注。但传统方法在进行多目标优化的过程中,对于好氧区溶解氧的控制只针对第5反应单元的溶解氧浓度。这种控制方式不仅跟踪难度大,而且对能耗和罚款的可控制范围小,很难均衡能耗和罚款这两个指标。

发明内容

[0004] 为了解决目前存在的问题,本发明提供了一种基于动态变值的多目标优化控制方法,所述技术方案如下:

[0005] 一种基于动态变值的多目标优化控制方法,所述方法包括:

[0006] 1.1:确定约束条件;

[0007] 在对污水处理过程进行控制时,需要同时满足能耗和出水水质两个指标要求,实际过程中,减少能耗意味着活性污泥生化反应完成度降低,导致出水水质变差,从而罚款会相应的增加;改善出水水质可减少罚款,但同时会增加能耗;对能耗和罚款的多目标优化,将这两个指标均控制在较低的水平,同时出水水质平均浓度也需满足以下约束:

$$[0008] \begin{cases} S_{NH} < 4 \\ N_{tot} < 18 \\ BOD_5 < 10 \\ COD < 100 \\ TSS < 30 \end{cases} \quad (1)$$

[0009] 其中, $S_{NH} < 4$ 表明出水氨氮平均浓度需小于4mg/L, $N_{tot} < 18$ 表明出水总氮平均浓度需小于18mg/L, $BOD_5 < 10$ 表明出水5日生化需氧量需小于10mg/L, $COD < 100$ 代表出水化学平均化

学需氧量需小于100mg/L, TSS<30代表出水固体悬浮物平均浓度需小于30mg/L;

[0010] 1.2: 设定动态变值跟踪策略;

[0011] 设计2个动态变值PID(比例-积分-微分(proportion-integral-derivative))跟踪控制器(简称为PID1、PID2)协同控制厌氧区 S_0 , 其中, PID1通过鼓风机调节第3、4单元的曝气量, 进而控制 S_{O4} ; PID2通过鼓风机调节第5单元的曝气量, 进而控制 S_{O5} ;

[0012] 设计第3个动态变值PID跟踪控制器(PID3), 通过回流泵调节内回流量 Q_a , 进而控制 S_{NO2} ;

[0013] 1.3: 划分优化周期;

[0014] 国际水质协会和欧盟科学技术与合作组织联合开发的仿真基准模型1号(Benchmark Simulation Model1, BSM1)自带3种不同工况下的入水流量和水质参数数据, 分别是晴天、雨天和暴雨天气下的数据; 在不同的时间段, 各种入水参数均不断的变化, 为应对不同的入水工况, 更好的降低能耗和罚款, 动态变值跟踪控制器的设定值根据入水工况进行动态优化; 选取晴朗天气下前7天的数据进行仿真, 将整个过程分为56个优化周期, 每个优化周期时长3h, 即0.125day; 在对控制器设定值进行优化之前, 通过经验调试确定各控制器的PID参数, 并在每个优化周期内, PID参数均不变;

[0015] 1.4: 确立动态变值跟踪控制器设定值;

[0016] Step1、建立精确软测量模型;

[0017] 第1优化周期内, 以3个跟踪控制器的设定值 S_{O4set} 、 S_{O5set} 、 S_{NO2set} 为辅助变量, 该优化周期内产生的能耗(overall cost index, OCI)和出水水质(effluent quality index, EQI)为主导变量, 采用最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LSSVM), 建立精确软测量模型, 表达关系如式4所示:

$$\begin{aligned} OCI &= f_1(S_{O4set}, S_{O5set}, S_{NO2set}) \\ EQI &= f_2(S_{O4set}, S_{O5set}, S_{NO2set}) \end{aligned} \quad (2)$$

[0019] 具体LSSVM的算法描述如下: 训练样本集表示为 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^l$, 其中 x_i 为第 i 个样本的辅助变量, y_i 为第 i 个样本的主导变量, l 为样本个数; 在特征空间中LSSVM模型如下:

$$y(x) = \omega^T \varphi(x) + b \quad (3)$$

[0021] 式中, $\varphi(x)$ 为非线性变换映射函数, 将辅助变量映射到高维空间, ω 为权向量, b 为偏置量;

[0022] LSSVM的目标函数如下:

$$\min J(\omega^T \xi) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^l \xi^2 \quad i=1, 2, \dots, l \quad (4)$$

[0024] 式中, ξ 为误差变量, $\gamma > 0$ 为惩罚系数; 使用拉格朗日函数进行求解:

$$L(\omega, b, \xi, \alpha) = J(\omega, \xi) - \sum_{i=1}^l \alpha_i [\omega^T \varphi(x_i) + b + \xi - y_i] \quad (5)$$

[0026] 式中, α_i 为拉格朗日乘子; 依次计算 $\frac{\partial L}{\partial \omega} = 0$ 、 $\frac{\partial L}{\partial b} = 0$ 、 $\frac{\partial L}{\partial \xi} = 0$ 、 $\frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0$, 得到以下线性

[0027] 方程组:

$$[0028] \quad \begin{bmatrix} 0 & q^T \\ q & PP^T + \gamma^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

[0029] 式中, $P = [\varphi(x_1)^T y_1, \varphi(x_2)^T y_2, \dots, \varphi(x_l)^T y_l,]$; $1 = [1, 1, \dots, 1]^T$; $q = [y_1, y_2, \dots, y_l,]^T$; $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l,]^T$,

[0030] I 为单位矩阵;根据Mercer定理,核函数表示为:

$$[0031] \quad k(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j) \quad (7)$$

[0032] 将式(7)和式(8)联立,求出 α 和 b ,得到LSSVM的非线性函数表达式:

$$[0033] \quad y(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i k(x, x_i) + b \quad (8)$$

[0034] Step2以建立的软测量模型作为优化目标函数,确定第1优化周期内3个跟踪控制器的设定值;

[0035] 以建立的软测量模型作为优化目标函数,采用智能决策多目标粒子群算法对 S_{04set} 、 S_{05set} 和 S_{N02set} 进行寻优,获取一组等同优秀的pareto解集,选取其中的一个解,作为第1优化周期内3个跟踪控制器的设定值,粒子群算法和pareto解集的具体描述如下:

[0036] 粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)是一种基于种群的随机搜索算法,其通过模拟鸟群飞行过程中的协作行为,从随机初始解出发,通过适应度评价解的优劣性,不断迭代寻找最优解;

[0037] 多目标粒子群算法的步骤如下:(a)随机初始化粒子群和最优解存档;(b)计算每个粒子的适应度值;(c)根据适应度值,更新全局最优解 $gbest$ 和每个粒子的个体最优解 $pbest$,并更新最优解存档;(d)如果迭代次数达到设定值,则结束迭代,否则根据公式更新粒子速度和位置,然后跳回步骤(b);

[0038] 粒子速度和位置更新公式如下:

$$[0039] \quad V_i^{k+1} = \omega V_i^k + c_1 r_1 (pbest_i^k - X_i^k) + c_2 r_2 (gbest^k - X_i^k) \quad (9)$$

$$[0040] \quad X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (10)$$

[0041] 式中, V_i^{k+1} 为粒子 i 在第 $k+1$ 次迭代时的速度, X_i^{k+1} 为粒子 i 在第 $k+1$ 次迭代时的位置, ω 为惯性权重, c_1 、 c_2 为学习因子, r_1 、 r_2 为两个随机函数,取值范围为 $[0, 1]$, $pbest_i^k$ 为粒子 i 在第 k 次迭代结束时的个体最优解, $gbest^k$ 为第 k 次迭代结束时的全局最优解;

[0042] 设有两个 n 维的粒子 A 和 B ,如果 A 的每一个适应度都比 B 小,那么称 A 支配 B ,或 B 被 A 支配;在一个集合中,如果某个粒子没有被其他任何粒子支配,则该粒子称为一个非支配解或非劣解;对于标准粒子群算法,只有一个适应度函数,因此直接比较适应度大小就可以选出 $gbest^k$ 和 $pbest_i^k$;而多目标粒子群算法由于有多个适应度函数,迭代过程中可能存在多个粒子都没有相互支配的情况,无法直接选出 $gbest^k$ 和 $pbest_i^k$,选取 $gbest^k$ 和 $pbest_i^k$ 的方法如下:

[0043] 选取 $gbest^k$:根据粒子的拥挤度程度,选择密度值最低的一个粒子作为 $gbest^k$,这是为了更好的探索未知区域;选取 $pbest_i^k$:从粒子 i 的历史位置集合中选出所有的非支配解,在从所有的非支配解中随机选择一个,作为 $pbest_i^k$;

[0044] 更新最优解存档的步骤:将第 $k+1$ 次迭代产生的所有非支配解加入第 k 次迭代之后

的最优解存档,然后再进行一轮筛选,将非支配解作为第k+1次迭代之后的最优解存档;如果存档数量超过了设定的数量上限,则根据自适应网格进行筛选,直到数量满足限额为止;

[0045] 所有迭代完成之后,最后产生的最优解存档称为该多目标粒子群算法的pareto解集;

[0046] Step3确定第2优化周期的初始数据;

[0047] 确定控制器设定值之后,仿真运行0.125day,得到第1优化周期结束时各流量和水质参数的数据,以此数据作为第2优化周期的初始数据;

[0048] Step4确定各个周期对应的 S_{04set} 、 S_{05set} 和 S_{N02set} ;

[0049] 在第2优化周期内,以第1~3步的方法得到第2优化周期内3个跟踪控制器的优化设定值,以及第2优化周期结束时各流量和水质参数的数据,以此数据作为第3优化周期的初始数据;以此方法,可确立0-7天内56个优化周期各自对应的 S_{04set} 、 S_{05set} 和 S_{N02set} ;

[0050] 1.5:软测量建模的具体过程;

[0051] 根据机理模型和调试经验,3个辅助变量 S_{04set} 、 S_{05set} 和 S_{N02set} 的取值范围分别为0.5-3mg/L,0.5-3mg/L,0.5-2mg/L;对于每个优化周期,均在 S_{04set} 、 S_{05set} 和 S_{N02set} 的取值范围内对各控制器设定值进行均匀进位式取值,取到1638组无标签样本;将控制器设定值分别设定成这1638组组合,在BSM1平台上仿真运行后显示出各自对应的OCI和EQI,得到有标签的样本;然后每隔4个样本取1个样本作为测试样本,其余作为训练样本,进行软测量建模;

[0052] 1.6:单个优化周期内搜索最优解的整体步骤;

[0053] 采用一种智能决策多目标粒子群算法搜索每个优化周期内的控制器最优设定值组合,先用多目标粒子群算法得到一组pareto解集,再从pareto解集中通过智能决策选出最优的一个解,作为该优化周期内的控制器设定值;对软测量模型进行寻优的具体步骤如下:

[0054] 步骤1将所有非支配解一一作为3个跟踪控制器的设定值,用BSM1仿真得到出水水质参数数据,将出水平均指标达标的解加入解集P1,不达标的加入解集P2;

[0055] 步骤2若P1不为空集,则对P1内所有元素进行K-means聚类,选取pareto解集中分别离p个聚类中心最近的p个粒子为候选最优解;再选取与上一优化周期最优解的欧氏距离最小的候选最优解为该优化周期的最优解;

[0056] K-Means算法步骤如下:(1)确定最终聚类的类别个数K;(2)随机选定K个初始点为质心,并通过计算每一个样本与质心之间的欧式距离,将样本点归到最相似的类中;(3)重新计算每个类的质心,计算方法为对每一类中所有的样本求平均值;(4)重复(1)~(3)步,直到质心不再改变;最终确定每个样本所属的类别以及每个类的质心;

[0057] 欧氏距离:设样本点A(a_1, a_2, \dots, a_n),B(b_1, b_2, \dots, b_n),则A和B之间的欧式距离为

$$\sqrt{(a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2 + \dots + (a_n - b_n)^2};$$

[0058] 步骤3若P1为空集,则对P2内所有粒子进行K-means聚类,方法同步骤2。

[0059] 可选的,使用3个动态变值跟踪控制器协同控制 S_{04} 、 S_{05} 和 S_{N02} ,在每个优化周期内,建立对能耗和罚款的软测量模型,并通过智能决策多目标粒子群算法对软测量模型进行寻优,得到每个优化周期的3个控制器的设定值,实现对污水处理过程中能耗和罚款的多目标优化。

[0060] 本发明有益效果是：

[0061] 根据污水处理机理模型，通过改进传统的控制方法，设计3个动态变值跟踪控制器，并对每个优化周期内各控制器的设定值进行动态优化，实现第4、5反应单元的溶解氧浓度和第2反应单元的硝态氮浓度的动态变值跟踪控制，解决了传统控制方式跟踪难度大的问题；通过以各控制器的设定值为辅助变量，对能耗和罚款进行软测量建模。最后利用智能决策多目标粒子群算法对控制器设定值进行寻优，得到每个优化周期内最优的设定值组合，达到了均衡能耗和出水水质两个指标的效果，使得在保证出水水质的前提下，能耗和罚款同时保持在一个较低的水平。

附图说明

[0062] 为了更清楚地说明本发明实施例中的技术方案，下面将对实施例描述中所需要使用的附图作简单地介绍，显而易见地，下面描述中的附图仅仅是本发明的一些实施例，对于本领域普通技术人员来讲，在不付出创造性劳动的前提下，还可以根据这些附图获得其他的附图。

[0063] 图1为活性污泥处理系统结构图；

[0064] 图2为动态变值跟踪的控制结构示意图；

[0065] 图3为晴朗天气下部分入水流量和水质参数变化示意图；

[0066] 图4为单个优化周期内软测量建模步骤流程图；

[0067] 图5为6~6.125day对能耗和出水水质的最小二乘支持向量机建模效果及误差图；

[0068] 图6为单个优化周期内用智能决策多目标粒子群算法搜索最优解的步骤流程图；

[0069] 图7从pareto前沿中选取最优解的示意图；

[0070] 图8 S_{O_4} 、 S_{O_5} 、 S_{NO_2} 的跟踪效果和误差图；

[0071] 图9是部分出水水质参数7天内的浓度变化图。

具体实施方式

[0072] 为使本发明的目的、技术方案和优点更加清楚，下面将结合附图对本发明实施方式作进一步地详细描述。

[0073] 实施例一：

[0074] 本实施例提供一种基于动态变值的多目标优化控制方法：

[0075] 针对具有复杂、非线性和强耦合的特征的污水处理过程，国际水质协会和欧盟科学技术与合作组织联合开发了基准仿真模型1号(Benchmark Simulation Model1,BSM1)，对活性污泥法的仿真研究和智能控制奠定了基础，如图1所示，展示了BSM1系统的结构，其中 Q_0 为入水流量， Q_0 为出水流量， Q_0 为污泥流量， Q_0 为内回流流量， Q_0 为外回流流量， S_{O_4set} 为第4单元溶解氧浓度设定值， S_{O_5set} 为第5单元溶解氧浓度设定值， S_{NO_2set} 为第2单元硝态氮浓度设定值。下面结合图1所示，对活性污泥处理过程进行详述：

[0076] BSM1采用前置反硝化脱氮工艺，包含一个生化反应池和一个二次沉淀池。其中，生化反应池包含5个单元，前2个单元为厌氧区，主要进行反硝化反应；后3个单元为好氧区，主要进行硝化反应。二次沉淀池简称二沉池，主要作用为澄清混合液并回收、浓缩活性污泥。待处理的污水依次经过生化反应池中的5个单元，然后进入二沉池进行固液分离，分离之后

上清液作为排放水排向河流,沉淀物为微生物絮体,大部分回流到生化系统。整个系统包含两个回流通道,内回流从第5单元流向第1单元,外回流为二沉池沉淀物从二沉池流向第1单元。BSM1系统结构如图1所示,主要工艺参数在表1中给出。根据BSM1定义的评价指标,运行过程总能耗定义为OCI,因污水排放而交的罚款取决于出水水质EQI。

[0077] 表1:三种不同控制策略下产生的能耗和罚款性能指标比较

[0078]

	OCI (KWh/d)	EQI (kg poll.Units/d)
开环控制	3729.6	6528.2
传统闭环控制	3907.6	6096.6
动态变值跟踪优化控制	3307.0	6225.7

[0079] 将能耗OCI和罚款EQI作为优化指标,根据BSM1机理模型,设污水处理开始时间为 t_0 ,结束时间为 t_f ,则在 t_0 到 t_f 这段时间内,整个系统产生的能耗和罚款如式(1)所示。

$$[0080] \quad \begin{cases} OCI = AE + PE + 3EC \\ EQI = \frac{1}{1000T} \int_{t_0}^{t_f} [2TSS(t) + COD(t) + 30S_{NH}(t) + 10S_{NO}(t) + 2BOD_5(t)] Q_e(t) \cdot dt \end{cases} \quad (1)$$

[0081] 式(1)中,AE为曝气能耗,PE为泵送能耗,EC为外加碳源费用,T为采样周期,TSS为固体悬浮物总浓度,COD为化学需氧量, S_{NH} 为凯氏氮浓度, S_{NO} 为硝态氮浓度, BOD_5 为5日生化需氧量。

[0082] 曝气能耗、泵送能耗和外加碳源费用的具体定义如下:

$$[0083] \quad \begin{cases} AE = \frac{S_{O,sat}}{1.8 \cdot 1000T} \int_{t_0}^{t_f} \sum_{i=1}^5 V_i K_{Lai}(t) \cdot dt \\ PE = \frac{1}{1000T} \int_{t_0}^{t_f} [4Q_a(t) + 8Q_r(t) + 50Q_w(t)] \cdot dt \\ EC = \frac{COD_{EC}}{1000T} \int_{t_0}^{t_f} \sum_{i=1}^5 q_{EC,i} \cdot dt \end{cases} \quad (2)$$

[0084] 式(2)中, $S_{O,sat}$ 为溶解氧饱和浓度, V_i 为第 i 个单元的体积, K_{Lai} 为第 i 个单元的氧气转换系数, COD_{EC} 为外加碳源的化学需氧量, $q_{EC,i}$ 为第 i 个单元的外加碳源流量。

[0085] 为实现对OCI和EQI的多目标优化,对多目标优化的控制方式进行了改进:

[0086] 设计2个动态变值(比例-积分-微分(proportion-integral-derivative),PID)跟踪控制器,简称为PID1和PID2,二者协同控制厌氧区 S_0 ;其中,PID1通过鼓风机调节 K_{La3} 、 K_{La4} ,进而控制 S_0 ;PID2通过鼓风机调节 K_{La5} ,进而控制 S_0 ;

[0087] 设计第3个动态变值PID跟踪控制器(PID3),通过回流泵调节内回流量 Q_a ,进而控制 S_{NO2} 。如图2所示,这3个控制器相互协调,共同作用,达到同时减少能耗和罚款的控制目标。

[0088] BSM1自带3种不同工况下的入水流量和水质参数数据,分别是晴天、雨天和暴雨天气下的数据,时长都是14天,采样间隔均为15min,来源于某污水厂实际运行的操作数据,数据维度为16维。晴朗天气下部分入水流量和水质参数变化如图3所示。其中,SS为悬浮物浓度, S_{NH} 为氨氮浓度, Q 为入水流量。

[0089] 在不同的时间段,各种入水参数均不断的变化,为应对不同的入水工况,更好的降

低能耗和罚款,控制器设定值需根据工况进行动态优化,实现对 S_{04} 、 S_{05} 和 S_{N02} 的动态变值跟踪控制。

[0090] 选取晴朗天气下前7天的数据进行仿真,将整个过程分为56个优化周期,每个优化周期时长3h,即0.125day。在对控制器设定值进行优化之前,通过经验调试确定各控制器的PID参数,并在每个优化周期内,PID参数均不变。

[0091] 从第1到第56优化周期,确立每个优化周期内3个跟踪控制器设定值的步骤如下:

[0092] (1) 建立精确软测量模型

[0093] 在第1优化周期内,以3个跟踪控制器的设定值 S_{04set} 、 S_{05set} 和 S_{N02set} 为辅助变量,该优化周期内产生的OCI和EQI为主导变量,采用最小二乘支持向量机(least squares support vector machine,LSSVM),建立精确软测量模型,表达关系如式3所示。

[0094] $OCI = f_1(S_{04set}, S_{05set}, S_{N02set})$

[0095] $EQI = f_2(S_{04set}, S_{05set}, S_{N02set})$ (3)

[0096] 具体LSSVM的算法描述如下:训练样本集表示为 $\{x_i, y_i\}_{i=1}^l$,其中 x_i 为第 i 个样本的辅助变量, y_i 为第 i 个样本的主导变量, l 为样本个数。在特征空间中LSSVM模型如下:

[0097] $y(x) = \omega^T \varphi(x) + b$ (4)

[0098] 式中, $\varphi(x)$ 为非线性变换映射函数,将辅助变量映射到高维空间, ω 为权向量, b 为偏置量。

[0099] LSSVM的目标函数如下:

[0100] $\min J(\omega, \xi) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{\gamma}{2} \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \quad i=1,2,\dots,l$ (5)

[0101] 式中, ξ 为误差变量, $\gamma > 0$ 为惩罚系数。使用拉格朗日函数进行求解:

[0102] $L(\omega, b, \xi, \alpha) = J(\omega, \xi) - \sum_{i=1}^l \alpha_i [\omega^T \varphi(x_i) + b + \xi - y_i]$ (6)

[0103] 式中, α_i 为拉格朗日乘子。依次计算 $\frac{\partial L}{\partial \omega} = 0$ 、 $\frac{\partial L}{\partial b} = 0$ 、 $\frac{\partial L}{\partial \xi} = 0$ 、 $\frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0$ 得到以下线性方程组:

[0104] $\begin{bmatrix} 0 & q^T \\ q & PP^T + \gamma^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$ (7)

[0105] 式中, $P = [\varphi(x_1)^T y_1, \varphi(x_2)^T y_2, \dots, \varphi(x_l)^T y_l]$; $1 = [1, 1, \dots, 1]^T$; $q = [y_1, y_2, \dots, y_l]^T$; $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l]^T$, I 为单位矩阵。根据Mercer条件,核函数可表示为:

[0106] $k(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$ (8)

[0107] 将式(8)和式(9)联立,求出 α 和 b ,由此可得到LSSVM的非线性函数表达式:

[0108] $y(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i k(x, x_i) + b$ (9)

[0109] (2) 以建立的软测量模型作为优化目标函数,采用智能决策多目标粒子群算法对 S_{04set} 、 S_{05set} 和 S_{N02set} 进行寻优,获取一组等同优秀的pareto解集,然后选取其中的一个解,作为第1优化周期内3个跟踪控制器的设定值。具体粒子群算法和pareto解集的定义如下:

[0110] 粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 是一种基于种群的随机搜索算法, 其通过模拟鸟群飞行过程中的协作行为, 从随机初始解出发, 通过适应度评价解的优劣性, 不断迭代寻找最优解。粒子群算法可用于解决多种优化问题, 具有实现容易、精度高、收敛快等优点。多目标粒子群算法的步骤如下: (a) 随机初始化粒子群和最优解存档; (b) 计算每个粒子的适应度值; (c) 根据适应度值, 更新全局最优解 $gbest$ 和每个粒子的个体最优解 $pbest$, 并更新最优解存档; (d) 如果迭代次数达到设定值, 则结束迭代, 否则根据公式更新粒子速度和位置, 然后跳回步骤 (b)。

[0111] 粒子速度和位置更新公式如下:

$$[0112] \quad V_i^{k+1} = \omega V_i^k + c_1 r_1 (pbest_i^k - X_i^k) + c_2 r_2 (gbest^k - X_i^k) \quad (10)$$

$$[0113] \quad X_i^{k+1} = X_i^k + V_i^{k+1} \quad (11)$$

[0114] 式中, V_i^{k+1} 为粒子 i 在第 $k+1$ 次迭代时的速度, X_i^{k+1} 为粒子 i 在第 $k+1$ 次迭代时的位置, ω 为惯性权重, c_1 、 c_2 为学习因子, r_1 、 r_2 为两个随机函数, 取值范围为 $[0, 1]$, $pbest_i^k$ 为粒子 i 在第 k 次迭代结束时的个体最优解, $gbest^k$ 为第 k 次迭代结束时的全局最优解。

[0115] 设有两个 n 维的粒子 A 和 B , 如果 A 的每一个适应度都比 B 小, 那么称 A 支配 B , 或 B 被 A 支配。在一个集合中, 如果某个粒子没有被其他任何粒子支配, 则该粒子称为一个非支配解或非劣解。对于标准粒子群算法, 只有一个适应度函数, 因此直接比较适应度大小就可以选出 $gbest^k$ 和 $pbest_i^k$, 而多目标粒子群算法由于有多个适应度函数, 迭代过程中可能存在多个粒子都没有相互支配的情况, 无法直接选出 $gbest^k$ 和 $pbest_i^k$, 选取 $gbest^k$ 和 $pbest_i^k$ 的方法如下:

[0116] 选取 $gbest^k$: 根据粒子的拥挤度程度, 选择密度值最低的一个粒子作为 $gbest^k$, 这是为了更好的探索未知区域; 选取 $pbest_i^k$: 从粒子 i 的历史位置集合中选出所有的非支配解, 在从所有的非支配解中随机选择一个, 作为 $pbest_i^k$ 。

[0117] 更新最优解存档的步骤: 将第 $k+1$ 次迭代产生的所有非支配解加入第 k 次迭代之后的最优解存档, 然后再进行一轮筛选, 将非支配解作为第 $k+1$ 次迭代之后的最优解存档; 如果存档数量超过了设定的数量上限, 则根据自适应网格进行筛选, 直到数量满足限额为止。

[0118] 所有迭代完成之后, 最后产生的最优解存档称为该多目标粒子群算法的 pareto 解集。

[0119] (3) 确定控制器设定值之后, 仿真运行 0.125day, 可得到第 1 优化周期结束时各流量和水质参数的数据, 以此数据作为第 2 优化周期的初始数据。

[0120] (4) 在第 2 优化周期内, 以第 1~3 步的方法得到第 2 优化周期内 3 个跟踪控制器的优化设定值, 以及第 2 优化周期结束时各流量和水质参数的数据, 以此数据作为第 3 优化周期的初始数据。以此方法, 可确立 0~7 天内 56 个优化周期各自对应的 S_{04set} 、 S_{05set} 和 S_{N02set} 。

[0121] 对能耗和罚款的软测量建模具体过程如下:

[0122] 在不同的优化周期内, 入水流量及水质参数数据各不相同, 因此对每个优化周期, 分别建立与之对应的软测量模型。根据机理模型和调试经验, 3 个辅助变量 S_{04set} 、 S_{05set} 和 S_{N02set} 的取值范围分别为 0.5~3mg/L, 0.5~3mg/L, 0.5~2mg/L, 如果取值过大或过小, 都可能会导致控制器跟踪效果不佳、OCI 和 EQI 过高等问题。

[0123] 单个优化周期建模步骤流程图如图4所示。根据机理模型和调试经验,3个辅助变量 S_{O4set} 、 S_{O5set} 和 S_{NO2set} 的取值范围分别为0.5-3mg/L,0.5-3mg/L,0.5-2mg/L。每个优化周期在 S_{O4set} 、 S_{O5set} 和 S_{NO2set} 的取值范围内对各控制器设定值进行均匀进位式取值,取到1638组无标签样本。将控制器设定值分别设定成这1638组组合,在BSM1平台上仿真运行后显示出各自对应的OCI和EQI,得到有标签的样本。然后每隔4个样本取1个样本作为测试样本,其余作为训练样本,进行软测量建模。

[0124] 使用LSSVM建立OCI、EQI和 S_{O4set} 、 S_{O5set} 、 S_{NO2set} 之间的软测量模型,建模效果及误差如图5所示。从图中可以看出,LSSVM对OCI和EQI的预测曲线与实际曲线基本吻合,预测误差的波动也很小,建模精度较高。

[0125] 图6给出了单个优化周期内搜索最优解的整体步骤。

[0126] 采用一种智能决策多目标粒子群算法搜索每个优化周期内的控制器最优设定值组合,先用多目标粒子群算法得到一组pareto解集,再从pareto解集中通过智能决策选出最优的一个解,作为该优化周期内的控制器设定值。对软测量模型进行寻优的具体步骤如下:

[0127] 步骤1、将所有非支配解一一作为3个跟踪控制器的设定值,用BSM1仿真得到出水水质参数数据,将出水平均指标达标的解加入解集P1,不达标的加入解集P2;

[0128] 步骤2、若P1不为空集,则对P1内所有元素进行K-means聚类,选取pareto解集中分别离p个聚类中心最近的p个粒子为候选最优解;再选取与上一优化周期最优解的欧氏距离最小的候选最优解为该优化周期的最优解;

[0129] 步骤3、若P1为空集,则对P2内所有粒子进行K-means聚类,方法同步骤2。

[0130] K-Means算法步骤如下:(1)确定最终聚类的类别个数K;(2)随机选定K个初始点为质心,并通过计算每一个样本与质心之间的欧式距离,将样本点归到最相似的类中;(3)重新计算每个类的质心,计算方法为对每一类中所有的样本求平均值;(4)重复步骤1~3,直到质心不再改变;这样最终确定了每个样本所属的类别以及每个类的质心。

[0131] 欧氏距离:设样本点A(a_1, a_2, \dots, a_n),B(b_1, b_2, \dots, b_n),则A和B之间的欧式距离为

$$\sqrt{(a_1 - b_1)^2 + (a_2 - b_2)^2 + \dots + (a_n - b_n)^2}。$$

[0132] 用智能决策多目标粒子群算法搜索出每个优化周期的控制器最优设定值组合后,将每个优化周期内的控制器设定值设定成搜索到的最优设定值,进行为时7天的仿真后,得到7天内的OCI、EQI,以及出水水质参数等数据。从pareto前沿中选取的最优解及最优解对应的OCI和EQI如图7所示。

[0133] 图8是 S_{O4} 、 S_{O5} 、 S_{NO2} 控制器的跟踪效果和跟踪误差图,图中可看出,设定值曲线与实际浓度曲线基本吻合,动态变值跟踪控制器的跟踪性能较好。

[0134] 在对能耗和罚款进行多目标优化的同时,出水水质的平均值需满足的约束条件如式(12)所示。

$$[0135] \begin{cases} S_{NH} < 4 \\ N_{tot} < 18 \\ BOD_5 < 10 \\ COD < 100 \\ TSS < 30 \end{cases} \quad (12)$$

[0136] 式(12)中, S_{NH} 为氨氮浓度, N_{tot} 为总氮浓度,是出水硝态氮浓度 S_{NO} 和凯氏氮浓度 S_{NKj} 之和。以上所有浓度单位均为mg/L, $S_{NH}<4$ 表明出水氨氮平均浓度需小于4mg/L, $N_{tot}<18$ 表明出水总氮平均浓度需小于18mg/L, $BOD_5<10$ 表明出水5日生化需氧量需小于10mg/L, $COD<100$ 代表出水化学平均化学需氧量需小于100mg/L, $TSS<30$ 代表出水固体悬浮物平均浓度需小于30mg/L。

[0137] 图9展示了部分出水水质参数7天内的具体浓度变化,从图中可看出,所有出水水质参数的平均浓度均满足BSM1基准中给出的达标限定值。由此,本文所用优化控制方法在降低能耗和罚款的同时,满足出水水质的要求。

[0138] 以上所述仅为本发明的较佳实施例,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内,所作的任何修改、等同替换、改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

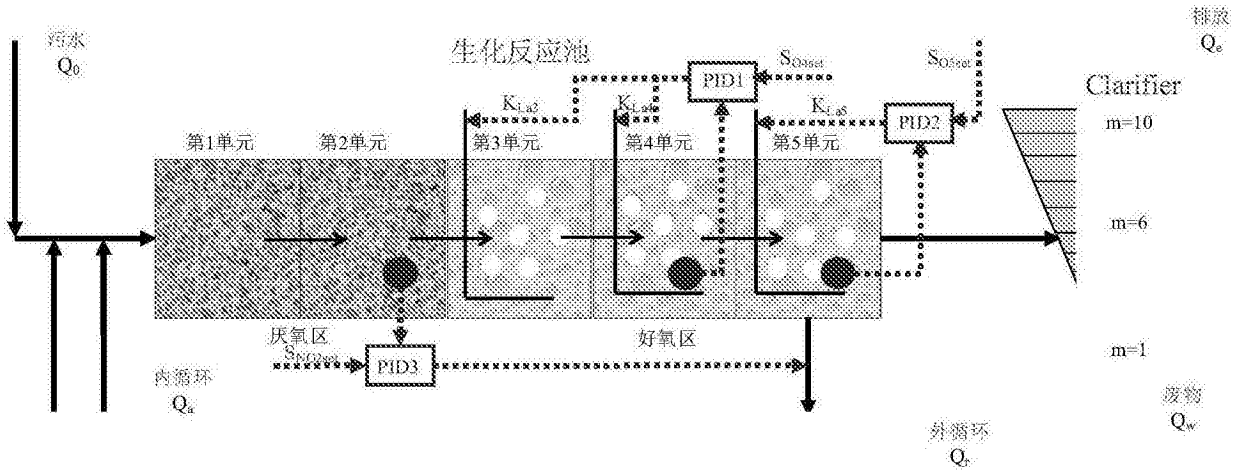


图1

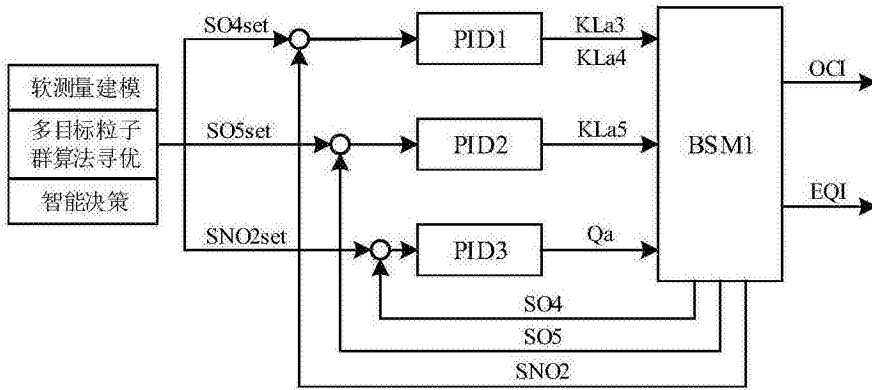


图2

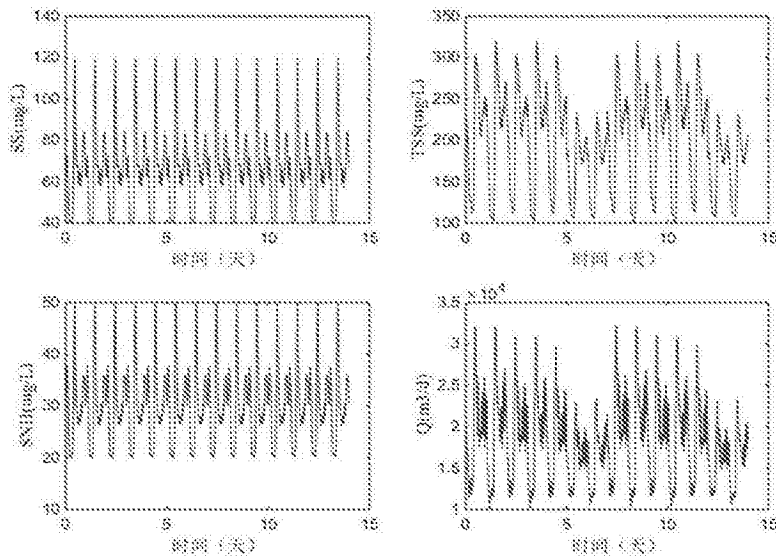


图3

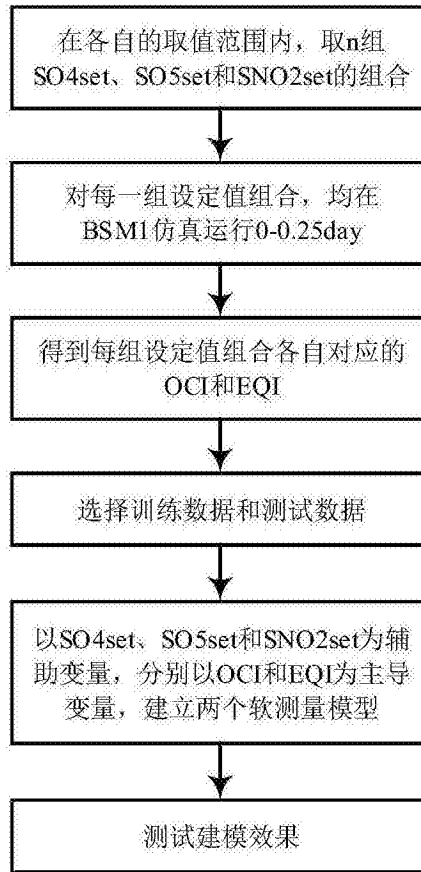


图4

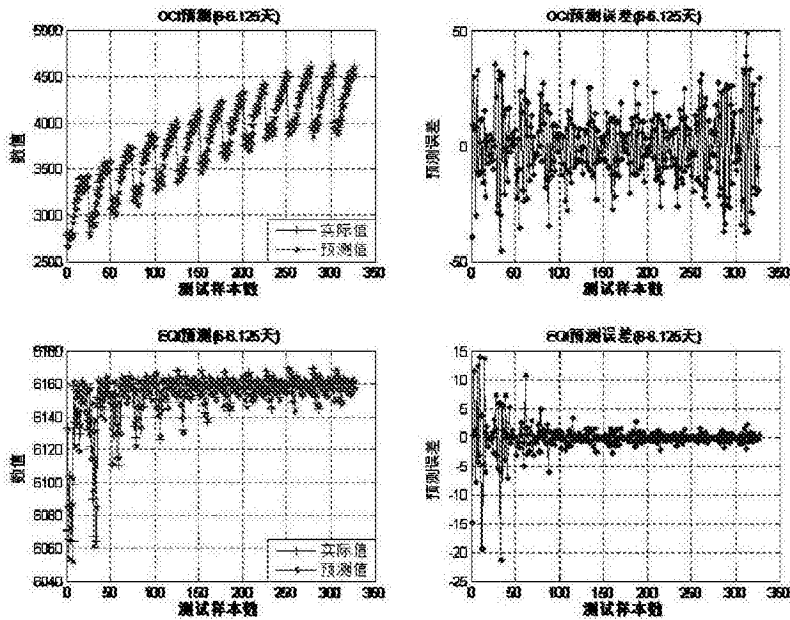


图5

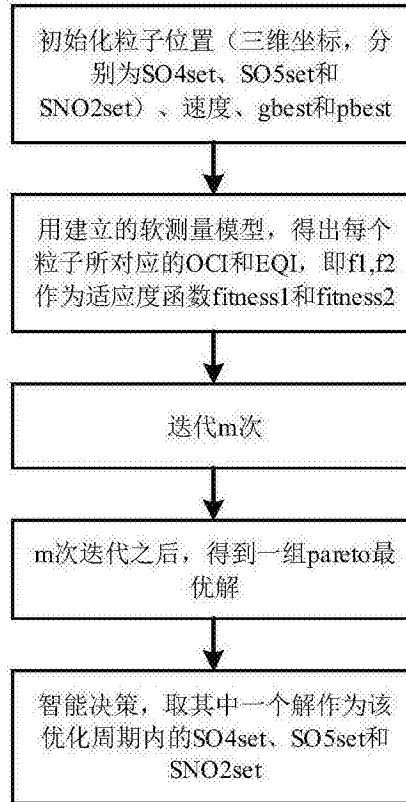


图6

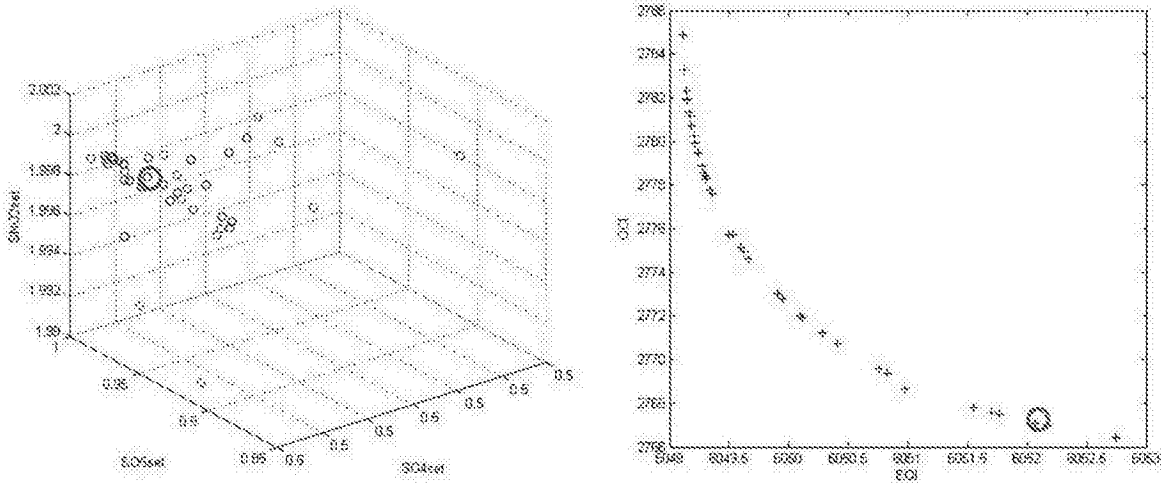


图7

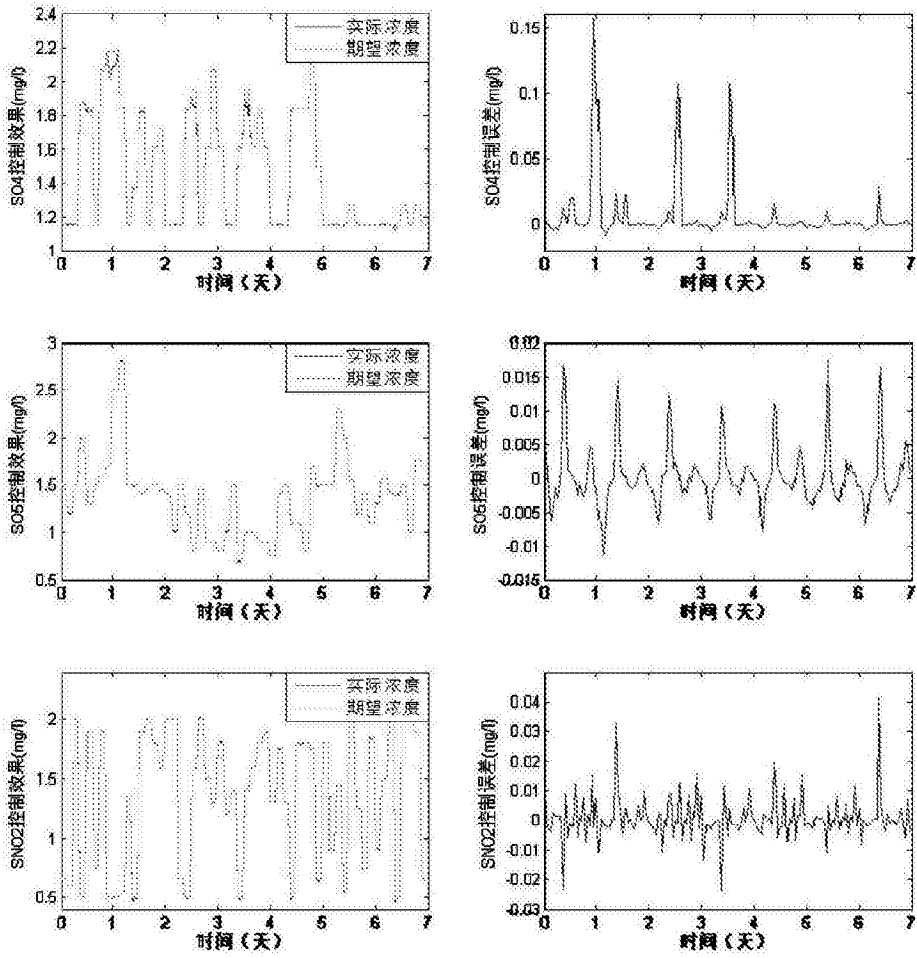


图8

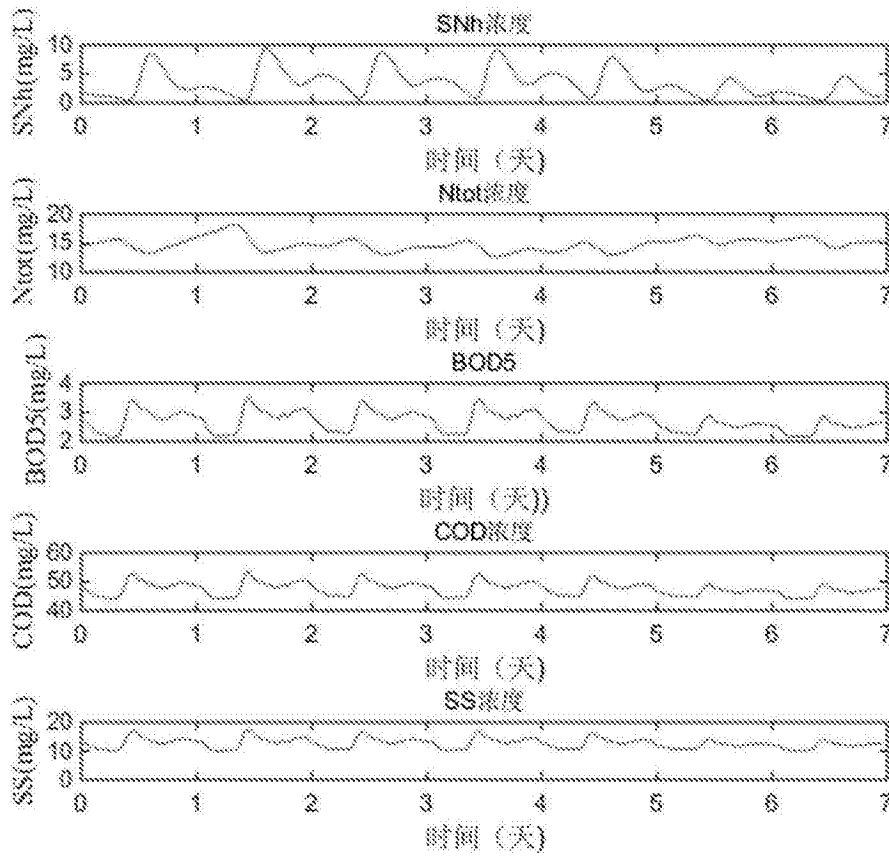


图9