



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 111428849 A

(43)申请公布日 2020.07.17

(21)申请号 202010211488.8

(51)Int.Cl.

(22)申请日 2020.03.24

G06N 3/00(2006.01)

G06F 30/20(2020.01)

(71)申请人 国电南瑞科技股份有限公司

地址 211106 江苏省南京市江宁区诚信大道19号

申请人 国网电力科学研究院有限公司
国网江苏省电力有限公司经济技术研究院
国网江苏省电力有限公司
国家电网有限公司

(72)发明人 杨冬梅 刘刚 耿健 杨晓旭
高正平 陈永华 何国鑫 傅金洲

(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 张赏

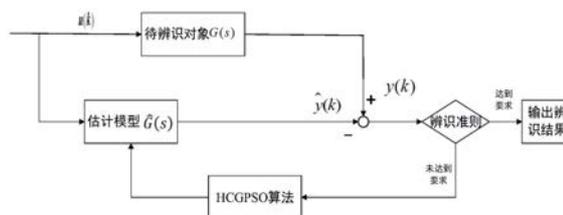
权利要求书3页 说明书8页 附图2页

(54)发明名称

基于改进粒子群算法的传递函数模型参数辨识方法及装置

(57)摘要

本发明公开了一种基于改进粒子群算法的传递函数模型参数辨识方法及装置,将协同进化思想和高斯扰动策略引入到基本粒子群寻优算法中,在协同进化框架下和蝙蝠算法形成混合算法,并在寻优过程中加入高斯扰动项,形成一种混合协同进化高斯粒子群优化算法;对待辨识对象模型、估计模型的输入输出采样,求出k时刻系统实际输出值和估计模型输出值之间的标准差;将标准差反馈到HCGPSO算法中,得到当前参数最优结果;将当前模型参数最优值替换原来值,更新估计模型,依次迭代,直到满足输出辨识准则要求,实现传递函数模型参数辨识。



1. 基于改进粒子群算法的传递函数模型参数辨识方法,其特征在于,包括:

获取待辨识模型 $G(s)$ 和估计模型 $\hat{G}(s)$ 的输入数据;

根据输入数据得到待辨识模型 $G(s)$ 的实际输出值和估计模型 $\hat{G}(s)$ 计算的输出值;

根据待辨识模型 $G(s)$ 的实际输出值和估计模型 $\hat{G}(s)$ 计算的输出值判断是否满足辨识准则,若满足,则直接输出最终的辨识结果;

若不满足,则基于当前辨识结果进行迭代寻优,直至达到结束条件,输出辨识结果,基于辨识结果更新估计模型 $\hat{G}(s)$,重新获取待辨识模型 $G(s)$ 和估计模型 $\hat{G}(s)$ 的输入数据进行辨识准则判断,直到满足辨识准则,输出最终的辨识结果。

2. 根据权利要求1所述的基于改进粒子群算法的传递函数模型参数辨识方法,其特征在于,所述获取待辨识模型 $G(s)$ 和估计模型 $\hat{G}(s)$ 的输入数据,包括:

构造一个时间延迟的高阶多容惯性环节单输入单输出系统,作为待辨识模型 $G(s)$;

设定待辨识模型的待辨识参数的初始值,得到初始化的估计模型 $\hat{G}(s)$;

基于频域分析将所构造的单输入单输出系统进行离散,获取采样数据,作为待辨识模型 $G(s)$ 和估计模型 $\hat{G}(s)$ 的输入数据。

3. 根据权利要求1所述的基于改进粒子群算法的传递函数模型参数辨识方法,其特征在于,所述辨识准则为:适应度 $F < 0.001$;

所述适应度计算如下:

$$F = \sqrt{\sum_{k=1}^L (y(k) - \hat{y}(k))^2 / L}$$

其中: L 为当前已输入数据的个数, $y(k)$ 为待辨识模型 k 时刻的实际输出值, $\hat{y}(k)$ 为 k 时刻估计模型的输出值。

4. 根据权利要求1所述的基于改进粒子群算法的传递函数模型参数辨识方法,其特征在于,所述基于当前辨识结果进行迭代寻优,包括:

将寻优种群个体一分为二,其中 m_{PSO} 个粒子群个体进行单独粒子群算法搜索, m_{BA} 个蝙蝠个体进行单独蝙蝠算法搜索;

每一次搜寻后,对比粒子群算法求解的全局最优解和蝙蝠算法求解的全局最优解;

若粒子群算法求解的全局最优解优于蝙蝠算法求解的全局最优解,则将粒子群算法的求解结果作为当前最优解;

若蝙蝠算法求解的全局最优解优于粒子群算法求解的全局最优解,则将蝙蝠算法的求解结果作为当前最优解;

在当前最优解中加入高斯扰动项,更新粒子速度和位置:

$$V^i(t+1) = \omega V^i(t) + c_1 r_1 (P^i(t) - X^i(t)) + c_2 r_2 (P_g(t) - X^i(t))$$

$$X^i(t+1) = X^i(t) + V^i(t+1)$$

其中, $V^i(t+1)$ 是粒子 i 第 $t+1$ 次迭代的速度, $X^i(t+1)$ 是粒子 i 第 $t+1$ 次迭代的位置, $P^i(t)$ 是粒子 i 第 t 次迭代的极值, $P_g(t)$ 是第 t 次迭代粒子群全局最优解, t 是当前时刻迭代次数, r_1 、 r_2 是 $(0, 1)$ 之间的任一随机数, c_1 、 c_2 是大于零的学习因子, ω 是惯性权重, r_{g1} 是 $(0, 1)$ 之间的任一随机数, $G^i(t)$ 是粒子 i 在第 t 次迭代时产生的高斯扰动;

基于更新的粒子速度和位置继续在粒子群个体和蝙蝠个体中进行搜索,直至达到最大迭代次数,输出最优个体。

5. 根据权利要求4所述的基于改进粒子群算法的传递函数模型参数辨识方法,其特征在于,所述惯性权重计算如下:

$$\omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{t_{\max}} \times t$$

其中, ω_{\min} 是最小惯性权重, ω_{\max} 是最大惯性权重, t 是当前时刻迭代次数; t_{\max} 是最大迭代次数。

6. 根据权利要求4所述的基于改进粒子群算法的传递函数模型参数辨识方法,其特征在于,所述高斯扰动计算如下:

$$G^i(t) = r_{g2} \text{Gaussian}(\mu, \sigma^2)$$

其中, r_{g2} 是(0,1)之间的任一随机数, μ 是均值, σ^2 是方差。

7. 基于改进粒子群算法的传递函数模型参数辨识装置,其特征在于,包括:

获取模块,用于获取待辨识模型 $G(s)$ 和估计模型 $\hat{G}(s)$ 的输入数据;

计算模块,用于根据输入数据得到待辨识模型 $G(s)$ 的实际输出值和估计模型 $\hat{G}(s)$ 计算的输出值;

判断模块,用于根据待辨识模型 $G(s)$ 的实际输出值和估计模型 $\hat{G}(s)$ 计算的输出值判断是否满足辨识准则,若满足,则直接输出最终的辨识结果至输出模块;

若不满足,则将当前辨识结果反馈到寻优模块;

寻优模块,用于根据当前辨识结果进行迭代寻优,直至达到结束条件,输出辨识结果至更新模块;

更新模块,用于基于寻优模块输出的辨识结果更新估计模型;

输出模块,用于输出最终的辨识结果。

8. 根据权利要求7所述的基于改进粒子群算法的传递函数模型参数辨识装置,其特征在于,所述寻优模块具体用于,

将寻优种群个体一分为二,其中 m_{PSO} 个粒子群个体进行单独粒子群算法搜索, m_{BA} 个蝙蝠个体进行单独蝙蝠算法搜索;

每一次搜寻后,对比粒子群算法求解的全局最优解和蝙蝠算法求解的全局最优解;

若粒子群算法求解的全局最优解优于蝙蝠算法求解的全局最优解,则将粒子群算法的求解结果作为当前最优解;

若蝙蝠算法求解的全局最优解优于粒子群算法求解的全局最优解,则将蝙蝠算法的求解结果作为当前最优解;

在当前最优解中加入高斯扰动项,更新粒子速度和位置:

$$V^i(t+1) = \omega V^i(t) + c_1 r_1 (P^i(t) + r_{g1} G^i(t) - X^i(t)) + c_2 r_2 (P_g(t) - X^i(t))$$

$$X^i(t+1) = X^i(t) + V^i(t+1)$$

其中, $V^i(t+1)$ 是粒子 i 第 $t+1$ 次迭代的速度, $X^i(t+1)$ 是粒子 i 第 $t+1$ 次迭代的位置, $P^i(t)$ 是粒子 i 第 t 次迭代的极值, $P_g(t)$ 是第 t 次迭代粒子群全局最优解, t 是当前时刻迭代次数, r_1 、 r_2 是(0,1)之间的任一随机数, c_1 、 c_2 是大于零的学习因子, ω 是惯性权重, r_{g1} 是(0,1)之间的任一随机数, $G^i(t)$ 是粒子 i 在第 t 次迭代时产生的高斯扰动;

基于更新的粒子速度和位置继续在粒子群个体和蝙蝠个体中进行搜索,直至达到最大迭代次数,输出最优个体。

9.根据权利要求8所述的基于改进粒子群算法的传递函数模型参数辨识装置,其特征在于,所述高斯扰动计算如下:

$$G^i(t) = r_{g2} \text{Gaussian}(\mu, \sigma^2)$$

其中, r_{g2} 是(0,1)之间的任一随机数, μ 是均值, σ^2 是方差。

基于改进粒子群算法的传递函数模型参数辨识方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及模型参数辨识技术领域,具体涉及一种基于改进粒子群算法的传递函数模型参数辨识方法及装置。

背景技术

[0002] 在现实应用中,很多的实际过程和应用系统,比如热工过程,生物化学反应过程等都存在着时间延迟,并且大部分模型是非线性、多变量、强耦合、高阶次、大延迟的复杂系统,难以通过试验的方法确定具体的模型,普适性的传递函数模型无法统一建立。过程和系统模型的建立,是过程和系统后续预测、控制、评价、分析的基础,具有重要的现实意义。因此,对相应的过程和模型进行模型参数辨识,一直是控制领域研究的重点和热点之一。目前,随着群体智能随机搜索算法的快速发展,在系统模型辨识领域有着广阔应用空间,一定程度上对传递函数对象模型的建立有所补充,特别是在传递函数模型辨识方面。

[0003] 辨识带有时间延迟、高阶次的传递函数模型,现阶段主流的辨识方法有两种,一种方法是使用有理传递函数法来进行逼近时间延迟;但是此方法需要用到大量的估计参数,对于具有很大时间延迟的系统过程来说,会带来很大的误差,偏离实际系统。另一种方法是采用非线性优化法,利用梯度逐级递推来搜索得到最优解;但是搜索得到最优解常常会收敛于局部最优解,不能得到全局最优解。因此,需要对现有智能辨识方法借鉴并加以改进,使之能应用在传递函数模型参数辨识中,得到较为准确的传递函数模型。

[0004] 申请号为CN201610919907.7的专利一种采用改进混合粒子群算法的热工过程模型参数辨识方法,该专利申请中公开了一种热工对象模型辨识的方法,但是存在如下两个问题:1、改进的粒子群算法采用人工免疫策略和模拟退火思想,实现过程较为复杂;2、应用的对象是热工过程模型,构造的模型结构是二阶的,对多阶的模型结构不适用。

[0005] 因此,需要一种新的技术方案以解决上述技术问题。

发明内容

[0006] 为解决现有技术的不足,本发明提出了一种基于改进粒子群算法的传递函数模型参数辨识方法及装置。

[0007] 本发明采用如下的技术方案:

[0008] 本发明实施例一方面提供一种基于改进粒子群算法的传递函数模型参数辨识方法,包括:

[0009] 获取待辨识模型 $G(s)$ 和估计模型 $\hat{G}(s)$ 的输入数据;

[0010] 根据输入数据得到待辨识模型 $G(s)$ 的实际输出值和估计模型 $\hat{G}(s)$ 计算的输出值;

[0011] 根据待辨识模型 $G(s)$ 的实际输出值和估计模型 $\hat{G}(s)$ 计算的输出值判断是否满足辨识准则,若满足,则直接输出最终的辨识结果;

[0012] 若不满足,则基于当前辨识结果进行迭代寻优,直至达到结束条件,输出辨识结果;

[0013] 基于辨识结果更新估计模型 $\hat{G}(s)$,重新获取待辨识模型 $G(s)$ 和估计模型 $\hat{G}(s)$ 的输入数据进行辨识准则判断,直到满足辨识准则,输出最终的辨识结果。

[0014] 进一步的,所述获取待辨识模型 $G(s)$ 和估计模型 $\hat{G}(s)$ 的输入数据,包括:

[0015] 构造一个时间延迟的高阶多容惯性环节单输入单输出系统,作为待辨识模型 $G(s)$;

[0016] 设定待辨识模型的待辨识参数的初始值,得到初始化的估计模型 $\hat{G}(s)$;

[0017] 基于频域分析将所构造的单输入单输出系统进行离散,获取采样数据,作为待辨识模型 $G(s)$ 和估计模型 $\hat{G}(s)$ 的输入数据。

[0018] 进一步的,所述辨识准则为:适应度 $F < 0.001$;

[0019] 所述适应度计算如下:

$$[0020] \quad F = \sqrt{\sum_{k=1}^L (y(k) - \hat{y}(k))^2 / L}$$

[0021] 其中: L 为当前已输入数据的个数, $y(k)$ 为待辨识模型 k 时刻的实际输出值, $\hat{y}(k)$ 为 k 时刻估计模型的输出值。

[0022] 进一步的,所述基于将当前辨识结果进行迭代寻优,包括:

[0023] 将寻优种群个体一分为二,其中 m_{PSO} 个粒子群个体进行单独粒子群算法搜索, m_{BA} 个蝙蝠个体进行单独蝙蝠算法搜索;

[0024] 每一次搜寻后,对比粒子群算法求解的全局最优解和蝙蝠算法求解的全局最优解;

[0025] 若粒子群算法求解的全局最优解优于蝙蝠算法求解的全局最优解,则将粒子群算法的求解结果作为当前最优解;

[0026] 若蝙蝠算法求解的全局最优解优于粒子群算法求解的全局最优解,则将蝙蝠算法的求解结果作为当前最优解;

[0027] 在当前最优解中加入高斯扰动项,更新粒子速度和位置:

$$[0028] \quad V^i(t+1) = \omega V^i(t) + c_1 r_1 (P^i(t) + r_{g1} G^i(t) - X^i(t)) + c_2 r_2 (P_g(t) - X^i(t))$$

$$[0029] \quad X^i(t+1) = X^i(t) + V^i(t+1)$$

[0030] 其中, $V^i(t+1)$ 是粒子 i 第 $t+1$ 次迭代的速度, $X^i(t+1)$ 是粒子 i 第 $t+1$ 次迭代的位置, $P^i(t)$ 是粒子 i 第 t 次迭代的极值, $P_g(t)$ 是第 t 次迭代粒子群全局最优解, t 是当前时刻迭代次数, r_1 、 r_2 是 $(0,1)$ 之间的任一随机数, c_1 、 c_2 是大于零的学习因子, ω 是惯性权重, r_{g1} 是 $(0,1)$ 之间的任一随机数, $G^i(t)$ 是粒子 i 在第 t 次迭代时产生的高斯扰动;

[0031] 基于更新的粒子速度和位置继续在粒子群个体和蝙蝠个体中进行搜索,直至达到最大迭代次数,输出最优个体。

[0032] 进一步的,所述惯性权重计算如下:

$$[0033] \quad \omega = \omega_{\max} - \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{t_{\max}} \times t$$

[0034] 其中, ω_{\min} 是最小惯性权重, ω_{\max} 是最大惯性权重, t 是当前时刻迭代次数; t_{\max} 是最大迭代次数。

[0035] 进一步的,所述高斯扰动计算如下:

[0036] $G^i(t) = r_{g2} \text{Gaussian}(\mu, \sigma^2)$

[0037] 其中, r_{g2} 是 (0,1) 之间的任一随机数, μ 是均值, σ^2 是方差。

[0038] 本发明实施例另一方面还提供一种基于改进粒子群算法的传递函数模型参数辨识装置, 包括:

[0039] 获取模块, 用于获取待辨识模型 $G(s)$ 和估计模型 $\hat{G}(s)$ 的输入数据;

[0040] 计算模块, 用于根据输入数据得到待辨识模型 $G(s)$ 的实际输出值和估计模型 $\hat{G}(s)$ 计算的输出值;

[0041] 判断模块, 用于根据待辨识模型 $G(s)$ 的实际输出值和估计模型 $\hat{G}(s)$ 计算的输出值判断是否满足辨识准则, 若满足, 则直接输出最终的辨识结果至输出模块;

[0042] 若不满足, 则将当前辨识结果反馈到寻优模块;

[0043] 寻优模块, 用于根据当前辨识结果进行迭代寻优, 直至达到结束条件, 输出辨识结果至更新模块;

[0044] 更新模块, 用于基于寻优模块输出的辨识结果更新估计模型;

[0045] 输出模块, 用于输出最终的辨识结果。

[0046] 进一步的, 所述寻优模块具体用于,

[0047] 将寻优种群个体一分为二, 其中 m_{PSO} 个粒子群个体进行单独粒子群算法搜索, m_{BA} 个蝙蝠个体进行单独蝙蝠算法搜索;

[0048] 每一次搜寻后, 对比粒子群算法求解的全局最优解和蝙蝠算法求解的全局最优解;

[0049] 若粒子群算法求解的全局最优解优于蝙蝠算法求解的全局最优解, 则将粒子群算法的求解结果作为当前最优解;

[0050] 若蝙蝠算法求解的全局最优解优于粒子群算法求解的全局最优解, 则将蝙蝠算法的求解结果作为当前最优解;

[0051] 在当前最优解中加入高斯扰动项, 更新粒子速度和位置:

[0052] $V^i(t+1) = \omega V^i(t) + c_1 r_1 (P^i(t) + r_{g1} G^i(t) - X^i(t)) + c_2 r_2 (P_g(t) - X^i(t))$

[0053] $X^i(t+1) = X^i(t) + V^i(t+1)$

[0054] 其中, $V^i(t+1)$ 是粒子 i 第 $t+1$ 次迭代的速度, $X^i(t+1)$ 是粒子 i 第 $t+1$ 次迭代的位置, $P^i(t)$ 是粒子 i 第 t 次迭代的极值, $P_g(t)$ 是第 t 次迭代粒子群全局最优解, t 是当前时刻迭代次数, r_1 、 r_2 是 (0,1) 之间的任一随机数, c_1 、 c_2 是大于零的学习因子, ω 是惯性权重, r_{g1} 是 (0,1) 之间的任一随机数, $G^i(t)$ 是粒子 i 在第 t 次迭代时产生的高斯扰动;

[0055] 基于更新的粒子速度和位置继续在粒子群个体和蝙蝠个体中进行搜索, 直至达到最大迭代次数, 输出最优个体。

[0056] 进一步的, 所述高斯扰动计算如下:

[0057] $G^i(t) = r_{g2} \text{Gaussian}(\mu, \sigma^2)$

[0058] 其中, r_{g2} 是 (0,1) 之间的任一随机数, μ 是均值, σ^2 是方差。

[0059] 本发明主要有以下优点:

[0060] 1、蝙蝠算法和粒子群算法这两者的寻优粒子间寻优信息可以相互共享和借鉴, 提高了改进混合粒子群算法的寻优精确度。2、采用高斯扰动策略, 在算法接近停滞或陷入局

部最优解时,加入高斯扰动项,增加改进混合粒子群算法跳出局部最优解的概率,较大概率实现全局寻优,克服了基本粒子群算法易陷入局部最优的缺点。3、将改进的粒子群算法应用于传递函数模型参数辨识及装置中,简单方便就能实现,具有简易可操作性和实现性。

附图说明

- [0061] 图1为本发明的采用改进粒子群优化算法进行传递函数模型参数辨识原理图;
 [0062] 图2为本发明中改进粒子群寻优算法流程图;
 [0063] 图3为本发明实施例中辨识输出与实际输出比较图;
 [0064] 图4为本发明实施例中适应度随迭代次数变化曲线图。

具体实施方式

[0065] 下面结合附图对本发明装置和方法的优选实施方式作进一步的详细描述。

[0066] 参见图1,本发明提供一种基于改进粒子群算法的传递函数模型参数辨识方法,对待辨识对象模型 $G(s)$ 、估计模型 $\hat{G}(s)$ 的输入输出采样 $u(k)$,求出 k 时刻系统实际输出值 $y(k)$ 和估计模型输出值 $\hat{y}(k)$ 之间的标准差;然后,判断辨识准则是否达到输出结果要求;若达不到输出结果要求,将采用混合协同进化高斯粒子群优化算法(Hybrid Co-evolutionary Gauss Particle Swarm Optimization Algorithm, HCGPSO)来进行寻优,辨识出模型参数,进行迭代;若达到输出结果要求,并将辨识的结果输出。

[0067] 参见图2,本发明实施例中改进的粒子群优化算法,包括如下步骤:

[0068] (1) 基本粒子群算法

[0069] 假如有 m 个粒子在 n 维空间中飞行,搜索最优目标,粒子 i 的位置和速度分别为:

$$[0070] \quad X^i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}),$$

$$[0071] \quad V^i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id}),$$

[0072] 个体极值为:

$$[0073] \quad P^i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id}),$$

[0074] 粒子群当前全局最优解为:

$$[0075] \quad P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd}),$$

[0076] 用式(1)和式(2)来更新每一个粒子的速度和位置:

$$[0077] \quad V^i(t+1) = \omega V^i(t) + c_1 r_1 (P^i(t) - X^i(t)) + c_2 r_2 (P_g(t) - X^i(t)) \quad (1)$$

$$[0078] \quad X^i(t+1) = X^i(t) + V^i(t+1) \quad (2)$$

[0079] 式中, $V^i(t+1)$ 是粒子 i 第 $t+1$ 次迭代的速度, $X^i(t+1)$ 是粒子 i 第 $t+1$ 次迭代的位置, $P^i(t)$ 是粒子 i 第 t 次迭代的极值, $P_g(t)$ 是第 t 次迭代粒子群全局最优解, t 是当前时刻迭代次数; r_1 、 r_2 是(0,1)之间的任一随机数; c_1 、 c_2 是大于零的学习因子,其大小反应了粒子自身和群体寻优对粒子搜索的影响,一般取 $c_1 = c_2 = 2.0$; ω 是惯性权重。

[0080] ω 越大,全局寻优效果好,收敛速度慢; ω 越小,局部收敛能力强,易陷入局部最优,在整个算法寻优过程中,应使其逐步递减,使整个迭代过程更好的收敛,获得较好的收敛精度。动态惯性权重 ω 的变化公式如式(3)所示:

$$[0081] \quad \omega = \omega_{max} - \frac{\omega_{max} - \omega_{min}}{t_{max}} \times t \quad (3)$$

[0082] 式中, ω_{\min} 是最小惯性权重; ω_{\max} 是最大惯性权重; t 是当前时刻迭代次数; t_{\max} 是最大迭代次数。

[0083] (2) 协同进化策略

[0084] 采用协同进化策略, 将同是群体启发式智能算法的蝙蝠算法和粒子群算法相结合, 形成混合粒子群算法。

[0085] 将包含 m 个寻优种群个体一分为二, m_{PSO} 个粒子群个体进行单独粒子群算法搜索, m_{BA} 个蝙蝠个体进行单独蝙蝠算法搜索, 这两个算法同时寻找全局空间, 每一次搜寻后, 以适应度最优为指导原则更换以往最优解, 当作两子群下一次迭代的方向。

[0086] 以适应度最优为指导原则更换以往最优解, 是指:

[0087] 如果每一次搜寻后, 粒子群算法求解的全局最优解优于蝙蝠算法求解的全局最优解, 则将粒子群算法的求解结果作为当前最优解;

[0088] 如果每一次搜寻后, 蝙蝠算法求解的全局最优解优于粒子群算法求解的全局最优解, 则将蝙蝠算法的求解结果作为当前最优解。

[0089] (3) 高斯扰动策略

[0090] 确定当前最优解后, 加入高斯扰动项, 在各维度对粒子群速度进行扰动, 使得算法跳出局部最优解的概率增加, 保持粒子群多样性, 避免寻优粒子过早收敛。加入高斯扰动项后粒子速度更新为如下所示:

$$[0091] \quad V^i(t+1) = \omega V^i(t) + c_1 r_1 (P^i(t) - X^i(t)) + c_2 r_2 (P_g(t) - X^i(t)) \quad (4)$$

[0092] 式中, r_{g1} 是 $(0, 1)$ 之间的任一随机数, $G^i(t)$ 是粒子 i 在第 t 次迭代时产生的高斯扰动。

$$[0093] \quad X^i(t+1) = X^i(t) + V^i(t+1) \quad (5)$$

[0094] 粒子 i 在第 t 次迭代时产生的高斯扰动为:

$$[0095] \quad G^i(t) = r_{g2} \text{Gaussian}(\mu, \sigma^2) \quad (6)$$

[0096] 式中, r_{g2} 是 $(0, 1)$ 之间的任一随机数, μ 是均值, σ^2 是方差。

[0097] (4) 判断迭代是否满足结束条件, 若满足, 则输出最优个体, 否则, 转入步骤 (2) 进行下一次迭代。

[0098] 具体地, 定义适应度函数为:

$$[0099] \quad F = RMSE = \sqrt{\sum_{k=1}^L (y(k) - \hat{y}(k))^2} / L \quad (7)$$

[0100] 式中: L 为当前已输入数据的个数; $y(k)$ 为待辨识模型 k 时刻的实际输出值; $\hat{y}(k)$ 为 k 时刻估计模型输出值。参数估计归结为式 (7) 的极小值问题, 寻优过程由采用改进粒子群优化算法实现。

[0101] 本发明的一个实施例的实施过程具体如下:

[0102] (1) 进行参数初始化, 具体过程指的是:

[0103] 种群数目 $m = 40$, 粒子群个体数目 $m_{PSO} = 20$, 蝙蝠个体数目 $m_{BA} = 20$, 最大迭代次数 $t_{\max} = 1000$, 学习因子 $c_1 = c_2 = 2.0$, 最小惯性权重 $\omega_{\min} = 0.4$, 最大惯性权重 $\omega_{\max} = 0.9$, 最大脉冲频度 $r_0 = 0.35$, 频度增大系数 $\gamma = 0.07$, 最大脉冲音强 $A_0 = 1.95$, 音强衰减系数 $\alpha = 0.9$, 均值 $\mu = 0$, 方差 $\sigma^2 = |P(t)|$ 。

[0104] (2) 构造一个时间延迟的高阶多容惯性环节单输入单输出系统为:

$$[0105] \quad G(s) = \frac{K \times e^{-\tau s}}{(Ts+1)^n} = \frac{12.3 \times e^{-123s}}{(54.3s+1)^5} \quad (8)$$

[0106] 式中: $\{\tau, n\}$ 为待辨识的过程参数, τ 为延迟时间, n 为阶次; $\{K, T\}$ 为待辨识的结构参数, K 为比例系数, T 为时间常数。

[0107] 设定待辨识参数的初始值, 得到初始化的估计模型为:

$$[0108] \quad \hat{G}(s) = \frac{12.3 \times e^{-123s}}{(54.3s+1)^5}$$

[0109] (3) 基于频域分析将系统进行离散, 采样周期为 $1s$, 离散采样 1000 组数据, 得到实际输入数据待辨识对象 $G(s)$ 和估计模型 $\hat{G}(s)$ 的 k 时刻的输入值 $u(k)$ 。

[0110] (4) 根据 k 时刻的输入值 $u(k)$, 得到待辨识模型 $G(s)$ 和估计模型 $\hat{G}(s)$ k 时刻的实际输出值 $y(k)$ 和 $\hat{y}(k)$, 计算出标准差。

[0111] (5) 根据标准差判断是否达到辨识准则, 如果达到则直接输出辨识结果; 如果未达到, 则将当前辨识结果反馈到 HCGPSO 算法中进行迭代寻优, 直到达到最大迭代次数, 则输出辨识结果;

[0112] 辨识准则为: 适应度值 $F < 0.001$ 。

[0113] 输出辨识结果为: 当前最小适应度值以及在此适应度下辨识出来的 $\{\tau, n\}$ 和 $\{K, T\}$ 四个参数值。

[0114] 进一步的, 采取遍历法对阶次处理, 以系统参数辨识适应度最小为准则选取阶次。

[0115] (6) 将当前辨识结果替换原来值, 得到更新后的估计模型参数, 然后回到步骤 (3), 重新获取输入值, 进行 HCGPSO 算法迭代寻优, 直到满足输出辨识准则, 实现传递函数模型参数辨识。

[0116] 根据构造的传递函数模型, 通过改进粒子群算法辨识的结果为:

$$[0117] \quad G(s) = \frac{12.4 \times e^{-116s}}{(57.4s+1)^5}$$

[0118] 图3为本发明实施例辨识输出与实际输出比较图。如图3所示, 纵坐标输出数据无单位量纲, 仅表示数值大小。改进的粒子群算法辨识出的模型输出结果比基本粒子群算法寻优的模型结果, 更接近实际模型的输出结果。

[0119] 图4为本发明实施例的求解过程中, 适应度随迭代次数变化曲线图。如图4所示, 纵坐标适应度无单位量纲, 仅用来评价寻优精确度。改进的粒子群算法辨识最佳适应度为 0.004304 , 基本粒子群算法辨识最佳适应度为 0.024439 , 由此可以看出, 改进的粒子群算法辨识精确更高。

[0120] 本发明实施例另一方面还提供一种基于改进粒子群算法的传递函数模型参数辨识装置, 包括:

[0121] 获取模块, 用于获取待辨识模型 $G(s)$ 和估计模型 $\hat{G}(s)$ 的输入数据;

[0122] 计算模块, 用于根据输入数据得到待辨识模型 $G(s)$ 的实际输出值和估计模型 $\hat{G}(s)$ 计算的输出值;

[0123] 判断模块,用于根据待辨识模型 $G(s)$ 的实际输出值和估计模型 $\hat{G}(s)$ 计算的输出值判断是否满足辨识准则,若满足,则直接输出最终的辨识结果至输出模块;

[0124] 若不满足,则将当前辨识结果反馈到寻优模块;

[0125] 寻优模块,用于根据当前辨识结果进行迭代寻优,直至达到结束条件,输出辨识结果至更新模块;

[0126] 更新模块,用于基于寻优模块输出的辨识结果更新估计模型;

[0127] 输出模块,用于输出最终的辨识结果。

[0128] 进一步的,所述寻优模块具体用于,

[0129] 将寻优种群个体一分为二,其中 m_{PSO} 个粒子群个体进行单独粒子群算法搜索, m_{BA} 个蝙蝠个体进行单独蝙蝠算法搜索;

[0130] 每一次搜寻后,对比粒子群算法求解的全局最优解和蝙蝠算法求解的全局最优解;

[0131] 若粒子群算法求解的全局最优解优于蝙蝠算法求解的全局最优解,则将粒子群算法的求解结果作为当前最优解;

[0132] 若蝙蝠算法求解的全局最优解优于粒子群算法求解的全局最优解,则将蝙蝠算法的求解结果作为当前最优解;

[0133] 在当前最优解中加入高斯扰动项,更新粒子速度和位置;

[0134] $V^i(t+1) = \omega V^i(t) + c_1 r_1 (P^i(t) + r_{g1} G^i(t) - X^i(t)) + c_2 r_2 (P_g(t) - X^i(t))$

[0135] $X^i(t+1) = X^i(t) + V^i(t+1)$

[0136] 其中, $V^i(t+1)$ 是粒子 i 第 $t+1$ 次迭代的速度, $X^i(t+1)$ 是粒子 i 第 $t+1$ 次迭代的位置, $P^i(t)$ 是粒子 i 第 t 次迭代的极值, $P_g(t)$ 是第 t 次迭代粒子群全局最优解, t 是当前时刻迭代次数, r_1 、 r_2 是 $(0,1)$ 之间的任一随机数, c_1 、 c_2 是大于零的学习因子, ω 是惯性权重, r_{g1} 是 $(0,1)$ 之间的任一随机数, $G^i(t)$ 是粒子 i 在第 t 次迭代时产生的高斯扰动;

[0137] 基于更新的粒子速度和位置继续在粒子群个体和蝙蝠个体中进行搜索,直至达到最大迭代次数,输出最优个体。

[0138] 进一步的,所述高斯扰动计算如下:

[0139] $G^i(t) = r_{g2} \text{Gaussian}(\mu, \sigma^2)$

[0140] 其中, r_{g2} 是 $(0,1)$ 之间的任一随机数, μ 是均值, σ^2 是方差。

[0141] 本领域内的技术人员应明白,本申请的实施例可提供为方法、系统、或计算机程序产品。因此,本申请可采用完全硬件实施例、完全软件实施例、或结合软件和硬件方面的实施例的形式。而且,本申请可采用在一个或多个其中包含有计算机可用程序代码的计算机可用存储介质(包括但不限于磁盘存储器、CD-ROM、光学存储器等)上实施的计算机程序产品的形式。

[0142] 本申请是参照根据本申请实施例的方法、设备(系统)、和计算机程序产品的流程图和/或方框图来描述的。应理解可由计算机程序指令实现流程图和/或方框图中的每一流程和/或方框、以及流程图和/或方框图中的流程和/或方框的结合。可提供这些计算机程序指令到通用计算机、专用计算机、嵌入式处理机或其他可编程数据处理设备的处理器以产生一个机器,使得通过计算机或其他可编程数据处理设备的处理器执行的指令产生用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的装置。

[0143] 这些计算机程序指令也可存储在能引导计算机或其他可编程数据处理设备以特定方式工作的计算机可读存储器中,使得存储在该计算机可读存储器中的指令产生包括指令装置的制造品,该指令装置实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能。

[0144] 这些计算机程序指令也可装载到计算机或其他可编程数据处理设备上,使得在计算机或其他可编程设备上执行一系列操作步骤以产生计算机实现的处理,从而在计算机或其他可编程设备上执行的指令提供用于实现在流程图一个流程或多个流程和/或方框图一个方框或多个方框中指定的功能的步骤。

[0145] 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,在不脱离本发明技术原理的前提下,还可以做出若干改进和变形,这些改进和变形也应视为本发明的保护范围。

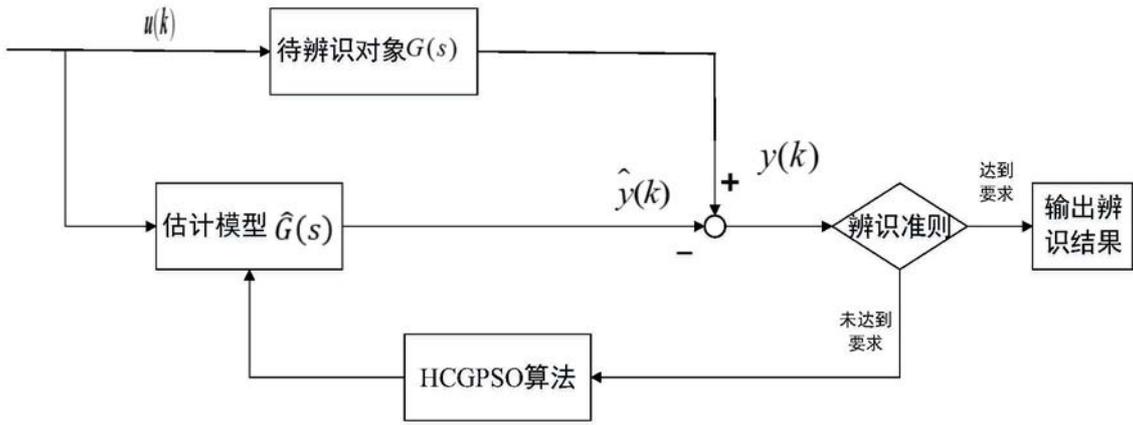


图1

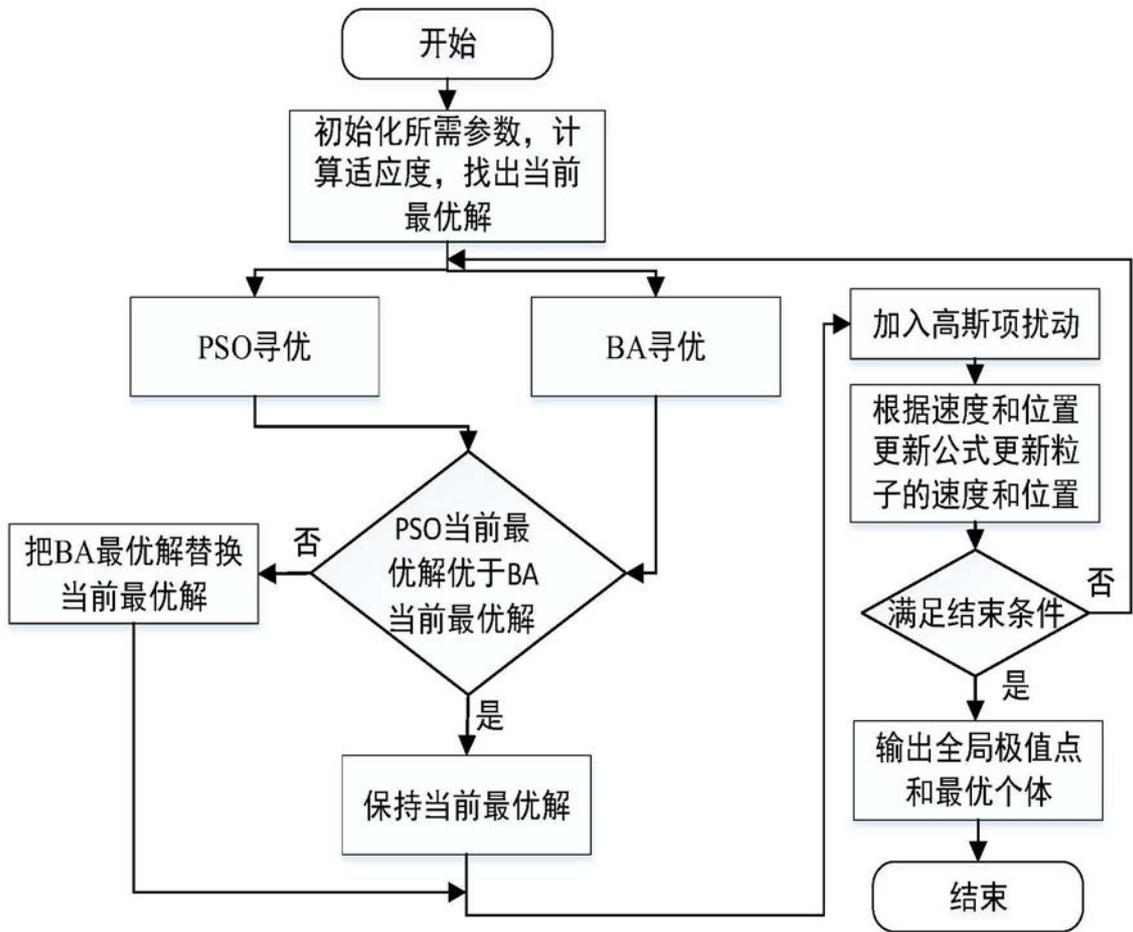


图2

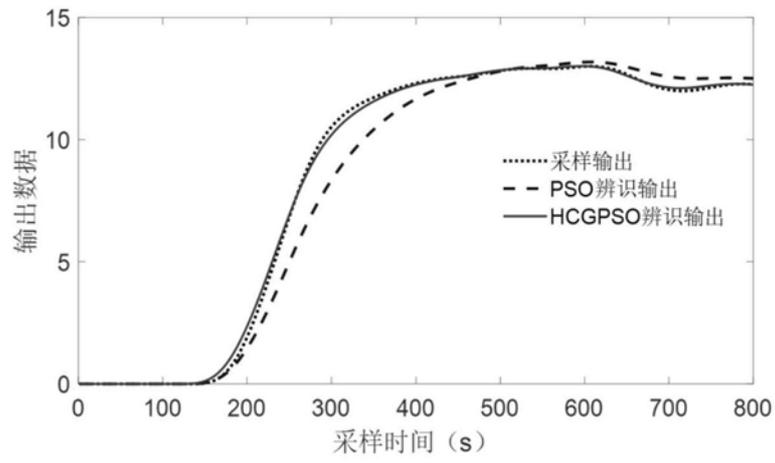


图3

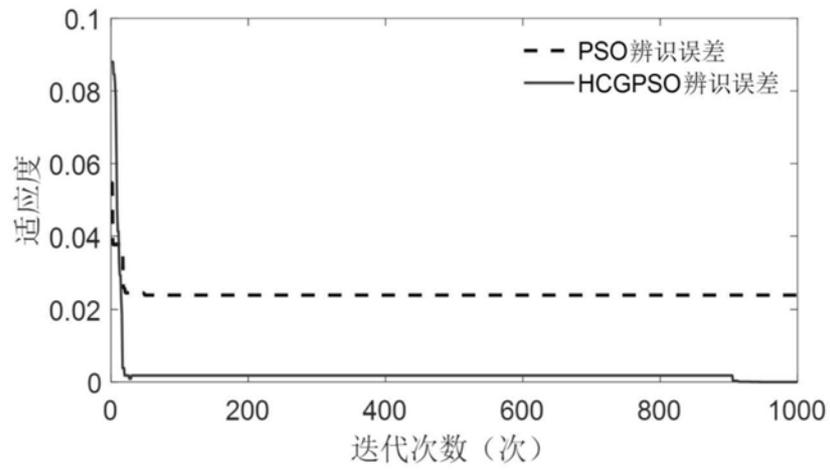


图4