



(12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 109522602 A
(43)申请公布日 2019.03.26

(21)申请号 201811214405.X

(22)申请日 2018.10.18

(71)申请人 北京航空航天大学
地址 100191 北京市海淀区学院路37号

(72)发明人 赵罡 于效涛 于勇 王伟

(74)专利代理机构 北京慧泉知识产权代理有限公司 11232

代理人 王顺荣 唐爱华

(51)Int.Cl.
G06F 17/50(2006.01)

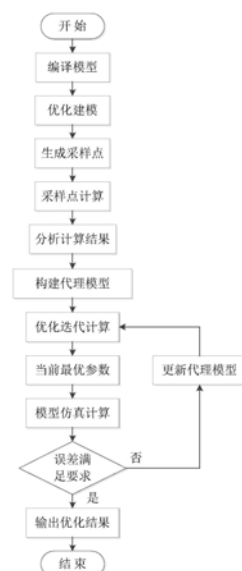
权利要求书3页 说明书5页 附图5页

(54)发明名称

一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法

(57)摘要

一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法,步骤如下:1、编译Modelica模型并获取模型参数、变量信息;2、优化建模;3、生成采样点;4、对参数组合进行仿真计算;5、分析仿真计算结果;6、构建代理模型;7、利用代理模型代替Modelica模型进行优化迭代,找到最优参数;8、将最优参数进行仿真计算,如果仿真计算结果与代理模型输出结果误差小于设定值,则执行步骤10,否则执行步骤9;9、利用步骤8的仿真计算结果动态更新代理模型,然后执行步骤7;10、步骤7计算到的最优参数为最终优化结果,参数优化结束;通过以上步骤,本发明达到了提高Modelica模型参数优化效率的目的,解决了Modelica模型参数优化过程中计算量巨大,难以对大型模型进行参数优化的现实问题。



1. 一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法,其特征在于:包括以下步骤:
步骤1、编译Modelica模型并获取模型参数、变量信息;
步骤2、优化建模;
步骤3、生成采样点;
步骤4、对步骤3中生成的所有参数组合逐一进行仿真计算;
步骤5、分析步骤4的仿真计算结果;
步骤6、构建代理模型;
步骤7、利用步骤6中构建的代理模型代替Modelica模型进行优化迭代,找到最优参数;
步骤8、将步骤7中得到的最优参数进行仿真计算,如果仿真计算结果与步骤6中构建的代理模型输出结果误差小于设定值,则执行步骤10,否则执行步骤9;
步骤9、利用步骤8中仿真计算结果动态更新步骤6生成的代理模型,然后执行步骤7;
步骤10、步骤7计算得到的最优参数为最终优化结果,参数优化结束;
通过以上步骤,本发明提供了一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法,达到了提高Modelica模型参数优化效率的目的,解决了Modelica模型参数优化过程中计算量巨大,难以对大型模型进行参数优化的现实问题。

2. 根据权利要求1所述的一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法,其特征在于:

在步骤1中所述的“参数”,是指在Modelica模型中用关键词“parameter”限定的参数,在仿真开始前需要进行赋值,是模型仿真计算依赖的数据;参数优化过程中的“设计变量”即需要调整的数值,均属于参数;

在步骤1中所述的“变量”,是指在Modelica模型中无关键词“parameter”限定的变量;变量的值是根据参数和模型中等式仿真计算得到;参数优化过程中的“优化目标”均属于变量。

3. 根据权利要求1所述的一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法,其特征在于:

在步骤2中所述的“优化建模”,其做法是根据步骤1中获得的参数和变量信息,选择需要优化的参数即设计变量,并设参数值的可选区间,选择合适变量作为优化目标,并设置目标函数;目标函数为变量对应的:最大超调量、上升时间、调节时间、稳定值中一项及复数项的组合。

4. 根据权利要求1所述的一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法,其特征在于:

在步骤3中所述的“生成采样点”,其做法是根据拉丁超立方采样、网格采样诸采样方法,在步骤2中设置的参数区间中生成一预定数量的参数组合。

5. 根据权利要求1所述的一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法,其特征在于:

在步骤5中所述的“分析步骤4的仿真计算结果”,其做法是从仿真结果曲线图中自动分析得出最大超调量、上升时间、调节时间、稳定值数据;其目的是将仿真结果根据进行量化,为步骤6提供数据。

6. 根据权利要求1所述的一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法,其特征在

于:

在步骤6中所述的“构建代理模型”,其做法是将步骤3中生成的采样点信息和步骤5中对应的仿真结果信息作为学习样本,构建径向基神经网络作为代理模型;径向基神经网络的输入为参数点,输出为参数对应的仿真结果,隐含层的传递函数为高斯函数:

$\phi(\|x-x_j\|) = e^{-\frac{\|x-x_j\|^2}{\delta_j^2}}$; 其中 $\|x-x_j\|$ 为输入向量 x 和第 j 个中心点 x_j 的距离范数, δ_j 为第 j

个中心点的扩展常数; w_{jk} 为第 j 个中心点到底 k 个输出的权值;径向基神经网络的构建是一个自学习的过程;学习过程中每个学习样本的误差选用方差函数:

$E(t) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^o [y_{dk}(t) - y_k(t)]^2$, 其中 t 表示学习次数, o 为输出向量的维数, $y_{dk}(t)$ 为输出期望值, $y_k(t)$ 为实际输出;学习过程利用梯度下降法确定中心点 $c_j(c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jp})$, 扩展常数 δ_j , 和权重系数 w_{jk} ;当所有样本的误差函数 $E(t)$ 小于设置的误差限时,代表径向基神经网络学习完成;当径向基神经网络学习完成后,将其作为Modelica模型的代理模型参与步骤7的优化迭代计算。

7. 根据权利要求1所述的一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法,其特征在于:

在步骤7中所述的“优化迭代”,其做法是基于遗传方法和代理模型进行优化迭代;包括初始化种群、计算适应度、终止判断、选择、交叉、变异;其中,每一个个体包含一组参数组合、参数对应的仿真结果以及计算得到的适应度;复数个个体构成了种群;其中,“计算适应度”的实现方法是将每个个体代表的参数值输入到代理模型中,由代理模型计算得到参数对应的仿真结果,代理模型的输出结果为在步骤2中设置的调节时间、最大超调量值;将种群中所有个体的调节时间、最大超调量诸结果分别按优劣分别量化,然后将每个个体的各项量化结果加权聚合,得到个体的适应度。

8. 根据权利要求1所述的一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法,其特征在于:

在步骤9中所述的“动态更新步骤6生成的代理模型”,其意义是因为在步骤6中得到的代理模型,即径向基神经网络是Modelica模型的近似模型,由于代理模型与Modelica模型之间误差的存在,使步骤8中的优化结果只是最终结果的近似值;代理模型和Modelica模型的误差由径向基神经网络学习过程中设定的误差限决定;在步骤6中,径向基神经网络学习过程中误差限不能设置过小,否则会无法达到学习目标及出现过拟合现象,即通过一次学习无法获得理想精度的代理模型;因此在本方法中采用的是根据每次优化结果,对代理模型进行动态更新,并通过在不同的参数区域设置不同的误差限,提高径向基神经网络在最优参数附近的精度的方法,从而得到精确的优化结果。

9. 根据权利要求1所述的一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法,其特征在于:

在步骤9中所述的“动态更新步骤6生成的代理模型”,其做法是将步骤8的到最优参数及其对应的仿真结果作为一个学习样本称作重点学习样本,其余样本成为普通样本;在径向基神经网络学习过程中重点样本设置小的误差限,普通样本保持步骤6中的误差限,然后执行步骤6的学习过程;由于步骤8中的优化结果是最终结果的近似值,因此通过动态更新

代理模型的方法,得到的代理模型在最优参数附近达到较小误差。

一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法

技术领域

[0001] 本发明提供一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法,它属于多领域物理系统仿真优化领域,涉及一种多领域统一建模语言即Modelica语言(以下简称Modelica)模型参数优化方法。

背景技术

[0002] Modelica是国际仿真界于1997年提出的一种多领域统一建模语言,被广泛应用于多领域物理系统的建模仿真。建模仿真的最终目的是实现优化设计,因此仿真优化伴随着建模仿真技术一起出现。仿真优化的核心环节是在满足约束条件下,采用优化搜索算法寻找一组模型输入参数,使模型某个(某些)仿真输出性能达到最优,即对模型参数进行优化。

[0003] 吴忠义.基于Modelica语言的多领域模型仿真优化研究.系统仿真学报,2009.21(12):3748—3752中介绍了Modelica模型参数优化过程中的优化建模和求解技术,但求解过程基于大量模型仿真计算,求解过程计算量大,难以适应大型模型的参数优化。

发明内容

[0004] (一)目的

[0005] 本发明的目的在于提供了一种实用高效的Modelica模型参数优化方法,以改善目前Modelica模型参数优化中求解过程计算量大的问题。在优化建模之后,仿真优化过程中先通过较少次数的Modelica模型仿真计算构建代理模型,然后利用代理模型参与复杂的优化迭代过程,并通过动态更新减小代理模型与Modelica模型的误差,最终得到优化结果。

[0006] (二)技术方案

[0007] 为实现上述技术目的,达到上述技术效果,本发明通过以下技术方案实现:

[0008] 一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法,包括建立优化模型、构建代理模型、基于代理模型的优化迭代计算、代理模型动态更新四部分。

[0009] 所述“建立优化模型”,其做法是以可视化界面实现启发式优化建模。包括选择设计变量、选择优化目标、约束设置、目标函数设置、优化算法设置。

[0010] 所述“构建代理模型”,其做法是利用一定次数的模型仿真计算构建基于RBF(Radial Basis Function)径向基神经网络(以下简称径向基神经网络)的代理模型,其目的是将代理模型作为Modelica模型的近似模型,参与后续计算。

[0011] 所述“基于代理模型的优化迭代计算”,其做法是采用遗传算法根据设置的约束和目标函数,进行优化迭代计算,其中迭代计算所需仿真结果由代理模型计算得出。

[0012] 所述“代理模型动态更新”,其做法是根据当前代理模型计算得到满足约束的最优参数组合与此参数组合对应的Modelica模型实际仿真计算结果更新当前代理模型。其目的是减少代理模型与Modelica模型误差。

[0013] 本发明一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法,包括以下步骤:

[0014] 步骤1、编译Modelica模型并获取模型参数、变量信息;

[0015] 步骤2、优化建模；

[0016] 步骤3、生成采样点；

[0017] 步骤4、对步骤3中生成的所有参数组合逐一进行仿真计算；

[0018] 步骤5、分析步骤4的仿真计算结果；

[0019] 步骤6、构建代理模型；

[0020] 步骤7、利用步骤6中构建的代理模型代替Modelica模型进行优化迭代，找到最优参数；

[0021] 步骤8、将步骤7中得到的最优参数进行仿真计算，如果仿真计算结果与步骤6中构建的代理模型输出结果误差小于设定值，则执行步骤10，否则执行步骤9；

[0022] 步骤9、利用步骤8中仿真计算结果动态更新步骤6生成的代理模型，然后执行步骤7；

[0023] 步骤10、步骤7计算得到的最优参数为最终优化结果，参数优化结束。

[0024] 其中，在步骤1中所述的“参数”，是指在Modelica模型中用关键词“parameter”限定的参数，在仿真开始前需要进行赋值，是模型仿真计算依赖的数据；参数优化过程中的“设计变量”即需要调整的数值，均属于参数。

[0025] 其中，在步骤1中所述的“变量”，是指在Modelica模型中无关键词“parameter”限定的变量；变量的值是根据参数和模型中等式仿真计算得到；参数优化过程中的“优化目标”均属于变量。

[0026] 其中，在步骤2中所述的“优化建模”，其做法是根据步骤1中获得的参数和变量信息，选择需要优化的参数即设计变量，并设参数值的可选区间，选择合适变量作为优化目标，并设置目标函数；目标函数为变量对应的：最大超调量、上升时间、调节时间、稳定值中一项或几项的组合。

[0027] 其中，在步骤3中所述的“生成采样点”，其做法是根据拉丁超立方采样、网格采样等采样方法，在步骤2中设置的参数区间中生成一定数量的参数组合。

[0028] 其中，在步骤5中所述的“分析步骤4的仿真计算结果”，其做法是从仿真结果曲线图中自动分析得出最大超调量、上升时间、调节时间、稳定值数据；其目的是将仿真结果根据进行量化，为步骤6提供数据。

[0029] 其中，在步骤6中所述的“构建代理模型”，其做法是将步骤3中生成的采样点信息和步骤5中对应的仿真结果信息作为学习样本，构建径向基神经网络作为代理模型；径向基神经网络的输入为参数点，输出为参数对应的仿真结果，隐含层的传递函数为高斯函数：

$\phi(\|x-x_j\|) = e^{-\frac{\|x-x_j\|^2}{\delta_j^2}}$ 其中 $\|x-x_j\|$ 为输入向量 x 和第 j 个中心点 x_j 的距离范数， δ_j 为第 j 个中心点的扩展常数； w_{jk} 为第 j 个中心点到底 k 个输出的权值；径向基神经网络的构建是一个自学习的过程；学习过程中每个学习样本的误差选用方差函数： $E(t) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^o [y_{dk}(t) - y_k(t)]^2$ ，

其中 t 表示学习次数， o 为输出向量的维数， $y_{dk}(t)$ 为输出期望值， $y_k(t)$ 为实际输出；学习过程利用梯度下降法确定中心点 $c_j (c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jp})$ ，扩展常数 δ_j ，和权重系数 w_{jk} ；当所有样本的误差函数 $E(t)$ 小于设置的误差限时，代表径向基神经网络学习完成；当径向基神经网络学习完成后，将其作为Modelica模型的代理模型参与步骤7的优化迭代计算。

[0030] 其中,在步骤7中所述的“优化迭代”,其做法是基于遗传方法和代理模型进行优化迭代;包括初始化种群、计算适应度、终止判断、选择、交叉、变异;其中,每一个个体包含一组参数组合、参数对应的仿真结果以及计算得到的适应度;多个个体构成了种群;其中,“计算适应度”的实现方法是将每个个体代表的参数值输入到代理模型中,由代理模型计算得到参数对应的仿真结果,代理模型的输出结果为在步骤2中设置的调节时间、最大超调量等值;将种群中所有个体的调节时间、最大超调量等结果分别按优劣分别量化,然后将每个个体的各项量化结果加权聚合,得到个体的适应度。

[0031] 其中,在步骤9中所述的“动态更新步骤6生成的代理模型”,其意义是因为在步骤6中得到的代理模型,即径向基神经网络是Modelica模型的近似模型,由于代理模型与Modelica模型之间误差的存在,使步骤8中的优化结果只是最终结果的近似值;代理模型和Modelica模型的误差由径向基神经网络学习过程中设定的误差限决定;在步骤6中,径向基神经网络学习过程中误差限不能设置过小,否则会无法达到学习目标或者出现过拟合现象,即通过一次学习无法获得理想精度的代理模型;因此在本方法中采用的是根据每次优化结果,对代理模型进行动态更新,并通过在不同的参数区域设置不同的误差限,提高径向基神经网络在最优参数附近的精度的方法,从而得到精确的优化结果。

[0032] 其中,在步骤9中所述的“动态更新步骤6生成的代理模型”,其做法是将步骤8的到最优参数及其对应的仿真结果作为一个学习样本称作重点学习样本,其余样本成为普通样本;在径向基神经网络学习过程中重点样本设置小的误差限,普通样本保持步骤6中的误差限,然后执行步骤6的学习过程;由于步骤8中的优化结果是最终结果的近似值,因此通过动态更新代理模型的方法,得到的代理模型在最优参数附近达到较小误差。

[0033] 通过以上步骤,本发明提供了一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法,达到了提高Modelica模型参数优化效率的目的,解决了Modelica模型参数优化过程中计算量巨大,难以对大型模型进行参数优化的现实问题。

[0034] (三)本发明的有益效果是:

[0035] 通过本发明所提供的Modelica模型参数优化方法,通过对优化求解过程的改进,采用代理模型代替原模型参与优化迭代过程,从而加快了优化问题的求解效率,节省了计算量,同时通过代理模型的动态更新,在最优参数附近参数空间减小了代理模型的误差,从而能够得到高精度的参数优化结果。

附图说明

[0036] 图1本发明所述一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法流程图。

[0037] 图2电机驱动机械臂运动模型。

[0038] 图3初始参数仿真计算结果。

[0039] 图4优化建模界面。

[0040] 图5代理模型。

[0041] 图6优化后参数仿真计算结果。

[0042] 图中序号、符号、代号说明如下:

[0043] 图2中,PID模块为是控制器,左侧输入为控制信号,下方输入为angleSensor(角度传感器)提供的机械臂当前角度信号。Idealgear模块是齿轮变速箱左侧与电机相连,右侧

与机械臂相连。 signTorque1 是机械臂在运动过程中的摩擦阻力。

[0044] 图3和图6中,横坐标轴为时间,纵坐标轴为机械臂角度,单位为rad(弧度)。

[0045] 图5中,P、I、分别代表输入参数p、i、d数据, $f_1 \sim f_n$ 为径向基神经网络隐含层,左侧输入为p、i、d参数,右侧输出为隐含层高斯函数输出。 y_1 、 y_2 是径向基神经网络的输出。

具体实施方式

[0046] 下面结合实例和附图对本发明作进一步说明,但不限定本发明。

[0047] 本实例为电机驱动机械臂运动模型。如图2所示为模型在OpenModelica平台(开源的Modelica语言建模和仿真平台)上打开的界面。本模型基于PID控制控制原理控制机械臂转动 π (rad),参数优化过程是通过调节控制器的P、I、D三个参数,达到控制机械臂转动 π (rad)过程中调节时间和最大超调量同时尽可能达到最小。

[0048] 本发明一种基于代理模型的Modelica模型参数优化方法,见图1所示,它包括以下步骤:

[0049] 步骤1、编译Modelica模型并获取模型参数、变量信息

[0050] 步骤2、优化建模

[0051] 步骤3、生成采样点

[0052] 步骤4、对步骤3中生成的所有参数组合逐一进行仿真计算

[0053] 步骤5、分析步骤4的仿真计算结果

[0054] 步骤6、构建代理模型

[0055] 步骤7、利用步骤6中构建的代理模型代替Modelica模型进行优化迭代,找到最优参数

[0056] 步骤8、将步骤7中得到的最优参数进行仿真计算,如果仿真计算结果与步骤6中构建的代理模型输出结果误差小于设定值,则执行步骤10,否则执行步骤9

[0057] 步骤9、利用步骤8中仿真计算结果动态更新步骤6生成的代理模型,然后执行步骤7

[0058] 步骤10、步骤7计算得到的最优参数为最终优化结果,参数优化结束

[0059] 其中,在步骤1中所述的“编译Modelica模型”,是在OpenModelica平台对电机驱动机械臂运动模型进行编译,在初始pid参数为15、15、20时,仿真计算结果如图3所示;机械臂的转动 π (rad)过程中超调量为0.2784(rad),调节时间为2.5655s。

[0060] 其中,在步骤2中所述的“优化建模”,其做法是根据步骤1中获得的参数和变量信息,选择pid参数为设计变量,即对pid三个参数进行优化,使机械臂在转动 π (rad)过程中超调量和调节时间最小。如图4所示,在选择P、I、D三个参数后,分别为参数设置可选区间,在此例中,P、I、D的可选区间均设置为10~40。优化目标选机械臂角度,目标函数是最大超调量和调节时间最小。

[0061] 其中,在步骤3中所述的“生成采样点”,其做法是根据拉丁超立方采样,在步骤2中设置的参数区间中生成50组参数组合。

[0062] 其中,在步骤5中所述的“分析步骤4的仿真计算结果”,其做法是从仿真结果曲线图中自动分析得出最大超调量、调节时间。其目的是将仿真结果根据进行量化,为步骤6提供数据。

[0063] 其中,在步骤6中所述的“构建代理模型”,其做法是将步骤3中生成的采样点信息和步骤5中对应的仿真结果信息作为学习样本,构建径向基神经网络代理模型,如图5所示。径向基神经网络的输入为参数点P、I、D,输出为参数对应的仿真结果最大超调量和调节时间。

$f_1 \sim f_n$ 为径向基神经网络隐含层,隐含层的传递函数为高斯函数:
$$\phi(\|x-x_j\|) = e^{-\frac{\|x-x_j\|^2}{\delta_j^2}}$$

其中 $\|x-x_j\|$ 为输入向量 x 和第 j 个中心点 x_j 的距离范数, δ_j 为第 j 个中心点的扩展常数。 w_{jk} 为第 j 个中心点到底 k 个输出的权值。径向基神经网络的构建是一个自学习的过程。学习过程中每个学习样本的误差选用方差函数: $E(t) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^o [y_{dk}(t) - y_k(t)]^2$,其中 t 表示学习次数, o 为输出向量的维数, $y_{dk}(t)$ 为输出期望值, $y_k(t)$ 为实际输出。学习过程利用梯度下降法确定中心点 $c_j(c_{j1}, c_{j2}, \dots, c_{jp})$,扩展常数 δ_j ,和权重系数 w_{jk} 。当所有样本的误差函数 $E(t)$ 小于设置的误差限时,代表径向基神经网络学习完成。当径向基神经网络学习完成后,将其作为Modelica模型的代理模型参与步骤7的优化迭代计算。

[0064] 其中,在步骤7中所述的“优化迭代”,其做法是基于遗传算法和代理模型进行优化迭代。包括初始化种群、计算适应度、终止判断、选择、交叉、变异。其中,每一个个体包含一组P、I、D参数组合、参数对应的最大超调量和调节时间,以及计算得到的适应度。多个个体构成了种群。其中,“计算适应度”的实现方法是将每个个体代表的参数值输入到代理模型中,由代理模型计算得到参数对应的仿真结果,代理模型的输出结果为最大超调量、调节时间。将种群中所有个体的最大超调量、调节时间分别按优劣分别量化,然后将每个个体的最大超调量、调节时间量化结果加权聚合,得到个体的适应度。其中最大超调量、调节时间越小的个体适应度值越大。

[0065] 其中,在步骤9中所述的“动态更新步骤6生成的代理模型”,其做法是将步骤8的到最优参数及其对应的仿真结果作为一个学习样本称作重点学习样本,其余样本成为普通样本。在径向基神经网络学习过程中重点样本设置小的误差限,普通样本保持步骤6中的误差限,然后执行步骤6的学习过程。由于步骤8中的优化结果是最终结果的近似值,因此通过动态更新代理模型的方法,得到的代理模型在最优参数附近达到较小误差。

[0066] 其中,步骤10中所述的“最终优化结果”,是指通过该发明提供的方法得到的优化结果。在本例中优化后的P、I、D为23.8095,22.8571,29.5238,在该参数下,机械臂运动 π (rad)过程中超调量为0.0045(rad),调节时间为1.1844s,如图6所示。

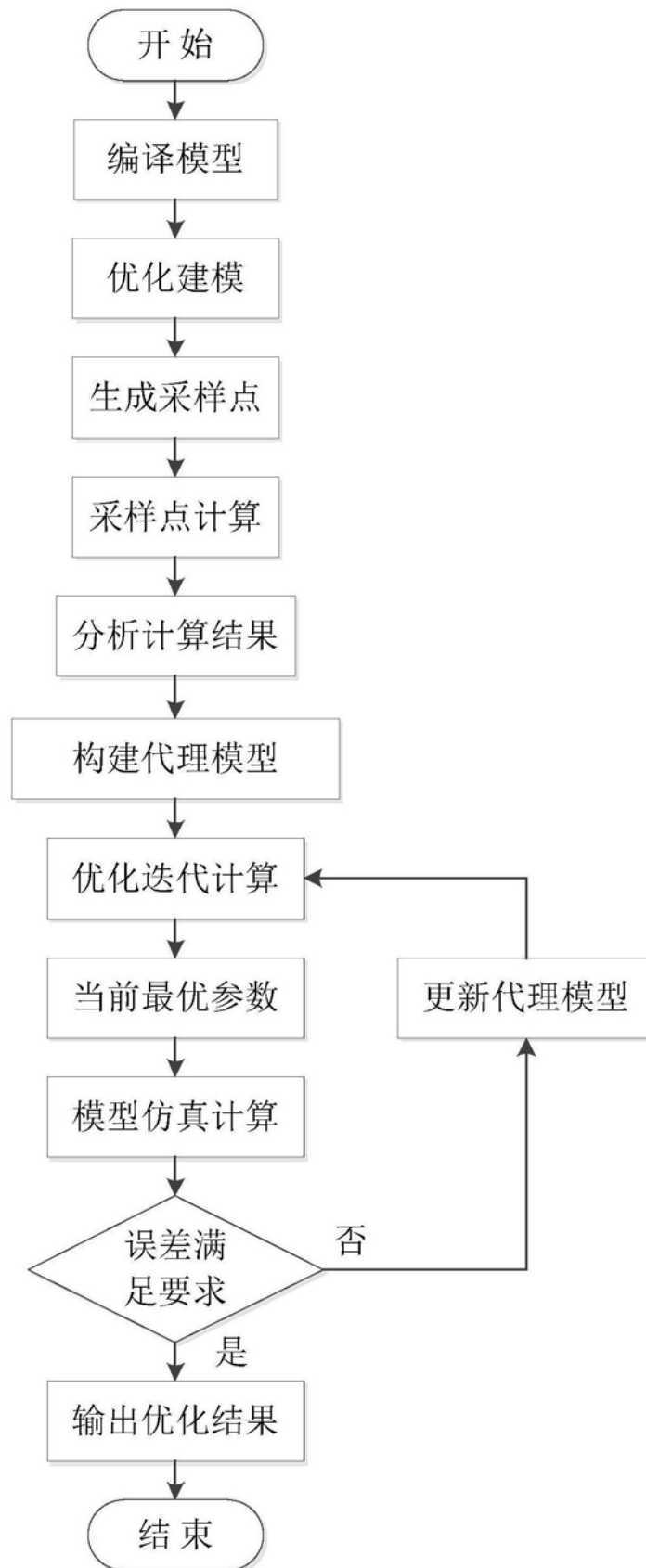


图1

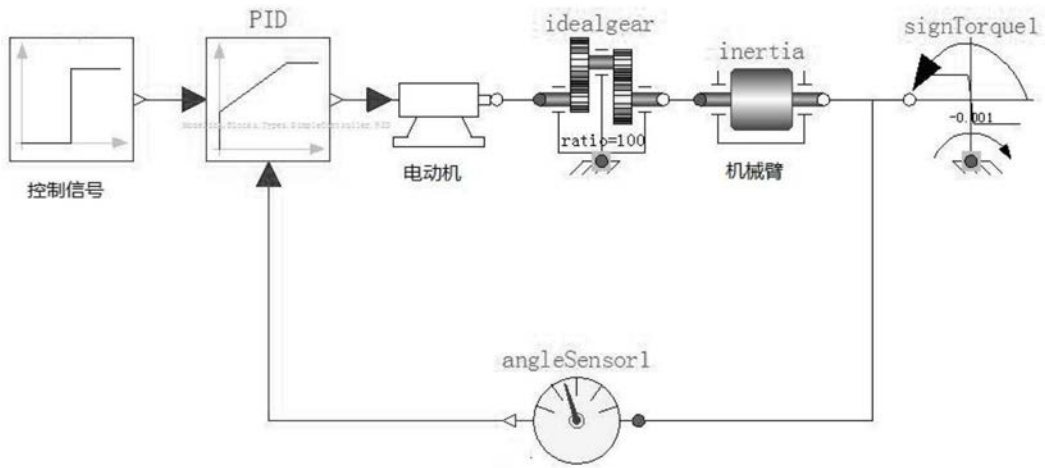


图2

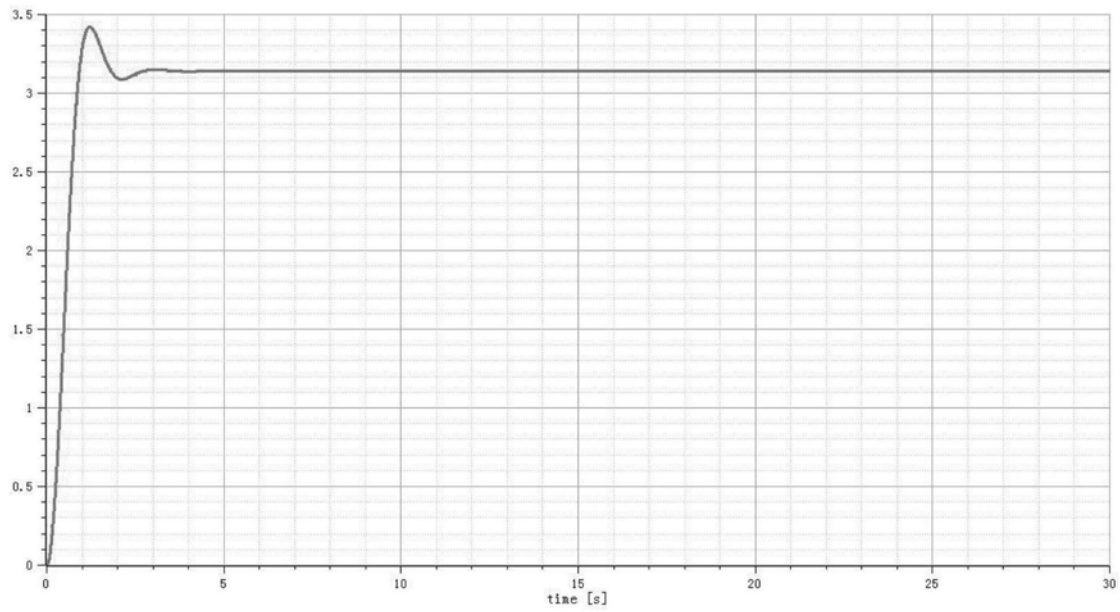


图3

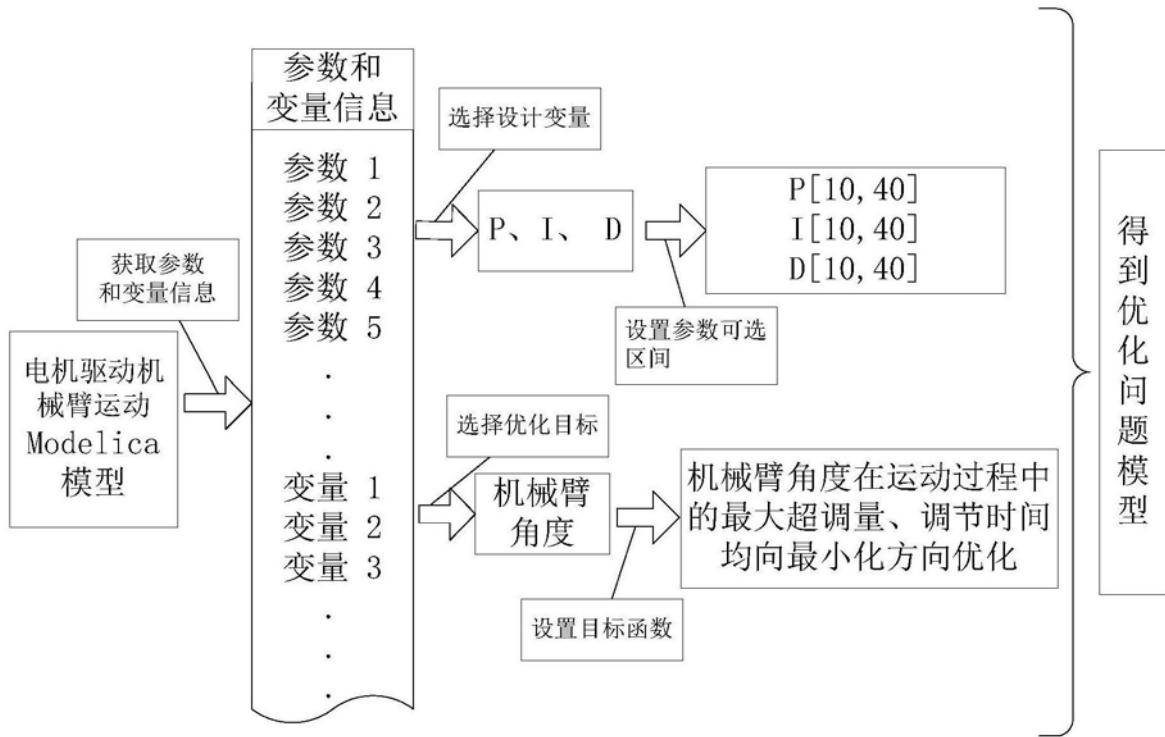


图4

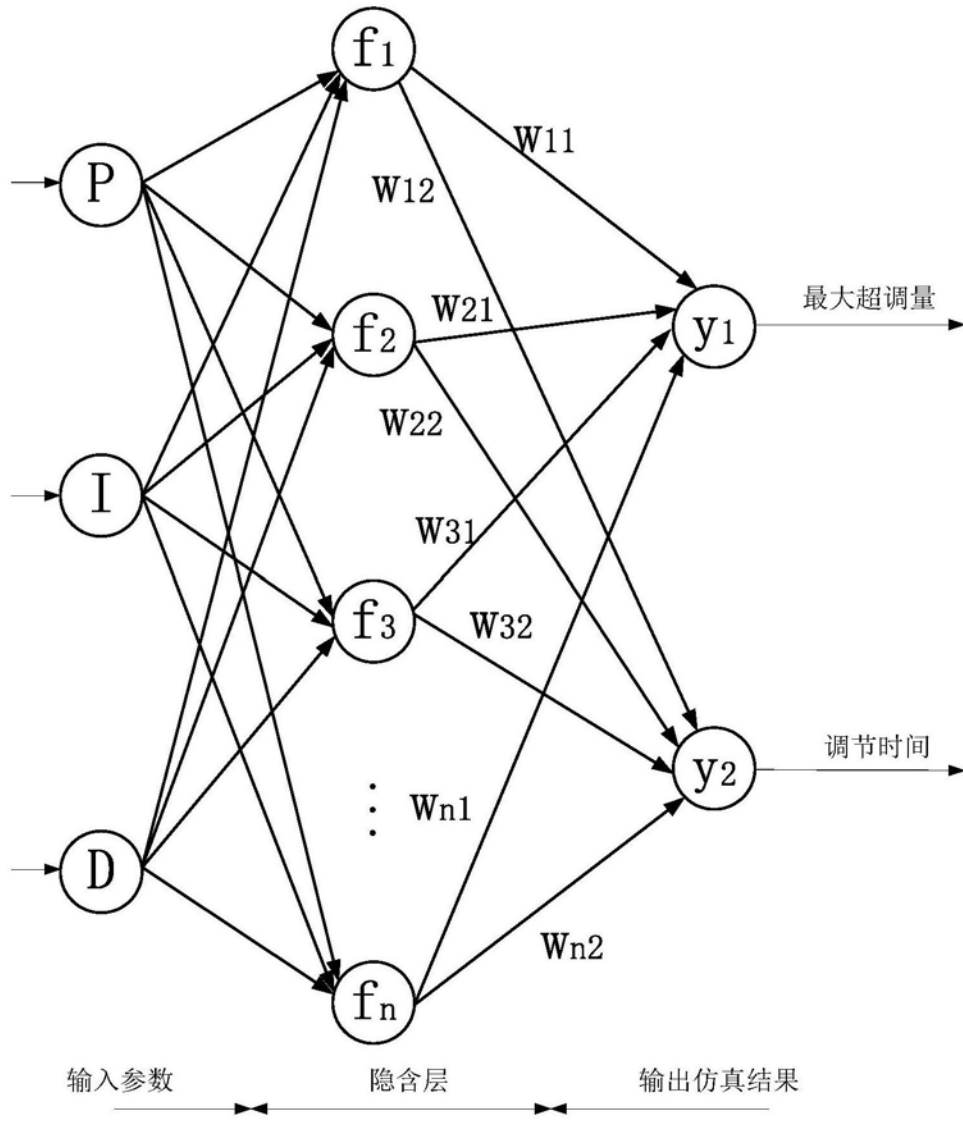


图5

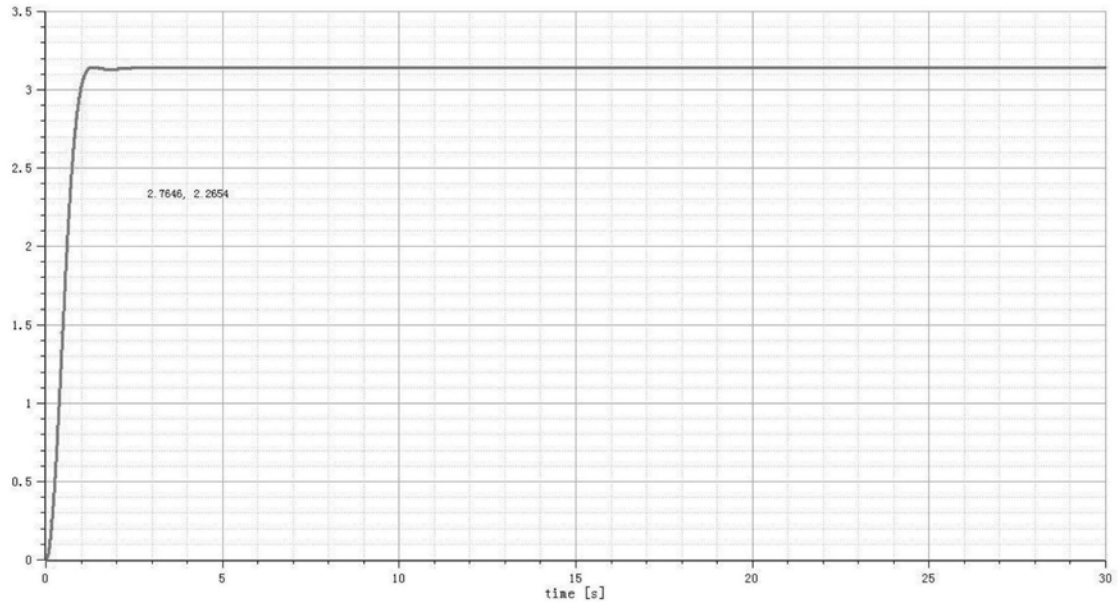


图6