



(12) 发明专利

(10) 授权公告号 CN 115238398 B

(45) 授权公告日 2022.12.09

(21) 申请号 202211161200.6

(22) 申请日 2022.09.23

(65) 同一申请的已公布的文献号
申请公布号 CN 115238398 A

(43) 申请公布日 2022.10.25

(73) 专利权人 北京科技大学
地址 100083 北京市海淀区学院路30号
专利权人 北京科技大学顺德创新学院
北京精密机电控制设备研究所
中国空间技术研究院

(72) 发明人 赵彦琳 郑宇 赵佳慧 李鑫东
阳建宏 陈子涵 杨德斌

(74) 专利代理机构 北京市广友专利事务有限
责任公司 11237
专利代理师 张仲波

(51) Int.Cl.
G06F 30/15 (2020.01)
G06N 3/04 (2006.01)
G06N 3/08 (2006.01)
G06F 30/23 (2020.01)
G06F 30/27 (2020.01)

审查员 董立波

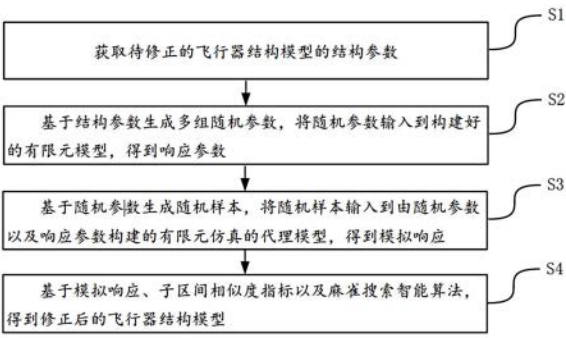
权利要求书3页 说明书15页 附图9页

(54) 发明名称

基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正方法及装置

(57) 摘要

本发明公开了一种基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正方法及装置,涉及机械结构随机模型修正技术领域。包括:获取待修正的飞行器结构模型的结构参数;基于结构参数生成多组随机参数 X_t ,将随机参数 X_t 输入到构建好的有限元模型,得到响应参数 Y_t ;基于随机参数 X_t 生成随机样本 X_s ,将随机样本 X_s 输入到由随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t 构建的有限元仿真的代理模型,得到模拟响应 Y_s ;基于模拟响应 Y_s 、子区间相似度指标以及麻雀搜索智能算法,得到修正后的飞行器结构模型。本发明能够降低工程机械结构仿真模型的不确定性,减少模型仿真与试验观测之间的差异性,是一种高效的随机模型修正方法。



1. 一种基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正方法, 其特征在于, 所述方法包括:

S1、获取待修正的飞行器结构模型的结构参数;

S2、基于所述结构参数生成多组随机参数 X_t , 将所述随机参数 X_t 输入到构建好的有限元模型, 得到响应参数 Y_t ;

S3、基于所述随机参数 X_t 生成随机样本 X_s , 将所述随机样本 X_s 输入到由所述随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t 构建的有限元仿真的代理模型, 得到模拟响应 Y_s ;

S4、基于所述模拟响应 Y_s 、子区间相似度指标以及麻雀搜索智能算法, 得到修正后的飞行器结构模型;

所述S4中的基于所述模拟响应 Y_s 、子区间相似度指标以及麻雀搜索智能算法, 得到修正后的飞行器结构模型包括:

S41、基于所述有限元模型进行 N_e 次试验, 得到试验响应 Y_e ;

S42、建立所述模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 间隔相对位置的数学描述;

S43、基于所述数学描述构造区间相似函数;

S44、基于所述区间相似函数构造子区间相似度指标, 将所述子区间相似度指标作为目标函数;

S45、基于麻雀搜索智能算法对所述目标函数进行寻优, 得到修正后的飞行器结构模型。

2. 根据权利要求1所述的方法, 其特征在于, 所述S2中的基于所述结构参数生成多组随机参数 X_t , 将所述随机参数 X_t 输入到构建好的有限元模型, 得到响应参数 Y_t 包括:

S21、构建有限元模型;

S22、基于所述结构参数按高斯分布生成多组随机参数 X_t ;

S23、将所述随机参数 X_t 输入到构建好的有限元模型, 得到响应参数 Y_t 。

3. 根据权利要求1所述的方法, 其特征在于, 所述S3中的基于所述随机参数 X_t 生成随机样本 X_s , 将所述随机样本 X_s 输入到由所述随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t 构建的有限元仿真的代理模型, 得到模拟响应 Y_s 包括:

S31、基于BP神经网络、所述随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t , 得到构建好的有限元仿真的代理模型;

S32、基于所述随机参数 X_t 生成随机样本 X_s ;

S33、将所述随机样本 X_s 输入到所述构建好的有限元仿真的代理模型, 得到模拟响应 Y_s 。

4. 根据权利要求3所述的方法, 其特征在于, 所述S31中的基于BP神经网络、所述随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t , 得到构建好的有限元仿真的代理模型包括:

S311、将所述随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t 作为BP神经网络的输入,得到预测输出 Y_f ;

S312、将所述预测输出 Y_f 和响应参数 Y_t 之间的差值作为误差,根据所述误差对BP神经网络的权重值以及误差函数进行修正;

S313、当所述误差小于预设期望误差时,得到构建好的有限元仿真的代理模型。

5. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述S44中的基于所述区间相似函数构造子区间相似度指标,将所述子区间相似度指标作为目标函数之后,还包括:

基于所述子区间相似度指标以及自适应过程,确定影响子区间相似度指标的关键参数子区间数 n_{sub} 。

6. 根据权利要求5所述的方法,其特征在于,所述基于所述子区间相似度指标以及自适应过程,确定影响子区间相似度指标的关键参数子区间数 n_{sub} 包括:

S4241、将模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 中的样本数据从小到大进行排列;

S4242、根据排列后的样本数据确定子区间间隔的最大个数;

S4243、根据所述子区间间隔的最大个数得到多个子区间;

S4244、根据渐进决策过程以及所述多个子区间,计算得到子区间相似度指标,进而确定影响子区间相似度指标的关键参数子区间数 n_{sub} 。

7. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述S45中的基于麻雀搜索智能算法对所述目标函数进行寻优,修正后的飞行器结构模型包括:

基于麻雀搜索智能算法对子区间相似度指标进行寻优,得到修正后的结构参数,进而得到修正后的飞行器结构模型。

8. 一种基于子区间相似度和代理模型的随机模型修正装置,其特征在于,所述装置包括:

获取模块,用于获取待修正的飞行器结构模型的结构参数;

有限元模型模块,用于基于所述结构参数生成多组随机参数 X_t ,将所述随机参数 X_t 输入到构建好的有限元模型,得到响应参数 Y_t ;

代理模型模块,用于基于所述随机参数 X_t 生成随机样本 X_s ,将所述随机样本 X_s 输入到由所述随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t 构建的有限元仿真的代理模型,得到模拟响应 Y_s ;

输出模块,用于基于所述模拟响应 Y_s 、子区间相似度指标以及麻雀搜索智能算法,得到修正后的飞行器结构模型;

所述基于所述模拟响应 Y_s 、子区间相似度指标以及麻雀搜索智能算法,得到修正后的飞行器结构模型包括:

S41、基于所述有限元模型进行 N_e 次试验,得到试验响应 Y_e ;

S42、建立所述模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 间隔相对位置的数学描述;

S43、基于所述数学描述构造区间相似函数;

S44、基于所述区间相似函数构造子区间相似度指标,将所述子区间相似度指标作为目标函数;

S45、基于麻雀搜索智能算法对所述目标函数进行寻优,得到修正后的飞行器结构模型。

9. 根据权利要求8所述的装置,其特征在于,代理模型模块,进一步用于:

S31、基于BP神经网络、所述随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t ,得到构建好的有限元仿真的代理模型;

S32、基于所述随机参数 X_t 生成随机样本 X_s ;

S33、将所述随机样本 X_s 输入到所述构建好的有限元仿真的代理模型,得到模拟响应 Y_s 。

基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正方法及装置

技术领域

[0001] 本发明涉及机械结构随机模型修正技术领域,特别是指一种基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正方法及装置。

背景技术

[0002] 应对实际工程中的不确定性和模型仿真与试验观测之间的差异问题对高成本机械模型修正而言,至关重要。该技术已成为高铁、汽车、航天航空、卫星等工业界中,具有广阔的应用前景。

[0003] 常见的模型修正难点问题,是由于传统的确定性模型修正不考虑结构参数和响应的不确定性,修正后得到的值是一个确定值,导致参数不真实不可靠的后果,降低了其工程实际的应用价值。但是在现实工程中有诸多不确定因素,测量得到的试验数据必然也存在着不确定性。因此,模型修正技术逐渐从确定性框架朝向不确定性框架发展。

[0004] 当模型输出具有不确定性时,不确定性量化指标的精确性对于随机或区间模型修正的准确性而言,至关重要。基于现有的不确定性量化方法,是通过试验得到的结构响应统计特征值反演不确定性参数概率分布的过程。常用的概率统计类距离指标由于计算复杂,易出现度量高维度数据之间差异性时计算量随数据维度剧增,或者过多依赖于仿真和试验输出数据集边界点,面对小样本问题时数据集边界不稳定而失效等问题。目前针对计算更为简洁的高精度不确定性量化指标的研究,迫在眉睫。而子区间相似度指标在度量数据几何分布的近似性,衡量仿真和试验数据分布特征之间差异性等方面具有优势,可同时考虑数据集的区间边界极值信息,和区间内部点集的分布特性,且该指标在提高模型修正精度和修正效率的一系列方法尚未受到关注。因此,探索基于子区间相似度的模型修正方法,应用于对实际工程中的不确定性和模型仿真与试验观测之间的差异研究,对高成本的机械模型修正问题具有重要意义。

发明内容

[0005] 本发明针对如何降低工程机械结构仿真模型的不确定性,减少模型仿真与试验观测之间的差异性的问题,提出了本发明。

[0006] 为解决上述技术问题,本发明提供如下技术方案:

[0007] 一方面,本发明提供了一种基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正方法,该方法由电子设备实现,该方法包括:

[0008] S1、获取待修正的飞行器结构模型的结构参数。

[0009] S2、基于结构参数生成多组随机参数 X_t ,将随机参数 X_t 输入到构建好的有限元模型,得到响应参数 Y_t 。

[0010] S3、基于随机参数 X_t 生成随机样本 X_s ,将随机样本 X_s 输入到由随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t 构建的有限元仿真的代理模型,得到模拟响应 Y_s 。

[0011] S4、基于模拟响应 Y_s 、子区间相似度指标以及麻雀搜索智能算法,得到修正后的飞行器结构模型。

[0012] 可选地,S2中的基于结构参数生成多组随机参数 X_t ,将随机参数 X_t 输入到构建好的有限元模型,得到响应参数 Y_t 包括:

[0013] S21、构建有限元模型。

[0014] S22、基于结构参数按高斯分布生成多组随机参数 X_t 。

[0015] S23、将随机参数 X_t 输入到构建好的有限元模型,得到响应参数 Y_t 。

[0016] 可选地,S3中的基于随机参数 X_t 生成随机样本 X_s ,将随机样本 X_s 输入到由随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t 构建的有限元仿真的代理模型,得到模拟响应 Y_s 包括:

[0017] S31、基于BP神经网络、随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t ,得到构建好的有限元仿真的代理模型。

[0018] S32、基于随机参数 X_t 生成随机样本 X_s 。

[0019] S33、将随机样本 X_s 输入到构建好的有限元仿真的代理模型,得到模拟响应 Y_s 。

[0020] 可选地,S31中的基于BP神经网络、随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t ,得到构建好的有限元仿真的代理模型包括:

[0021] S311、将随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t 作为BP神经网络的输入,得到预测输出 Y_f 。

[0022] S312、将预测输出 Y_f 和响应参数 Y_t 之间的差值作为误差,根据误差对BP神经网络的权重值以及误差函数进行修正。

[0023] S313、当误差小于预设期望误差时,得到构建好的有限元仿真的代理模型。

[0024] 可选地,S4中的基于模拟响应 Y_s 、子区间相似度指标以及麻雀搜索智能算法,得到修正后的飞行器结构模型包括:

[0025] S41、基于有限元模型进行 N_e 次试验,得到试验响应 Y_e 。

[0026] S42、基于子区间相似度指标计算模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 之间的值,并将模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 之间的值作为目标函数。

[0027] S43、基于麻雀搜索智能算法对目标函数进行寻优,得到修正后的飞行器结构模型。

[0028] 可选地,S42中的基于子区间相似度指标计算模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 之间的值,并将模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 之间的值作为目标函数包括:

[0029] S421、建立模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 间隔相对位置的数学描述。

[0030] S422、基于数学描述构造区间相似函数。

[0031] S423、基于区间相似函数构造子区间相似度指标,将子区间相似度指标作为目标函数。

[0032] S424、基于子区间相似度指标以及自适应过程,确定影响子区间相似度指标的关键参数子区间数 n_{sub} 。

[0033] 可选地,S424中的基于子区间相似度指标以及自适应过程,确定影响子区间相似度指标的关键参数子区间数 n_{sub} 包括:

[0034] S4241、将模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 中的样本数据从小到大进行排列。

[0035] S4242、根据排列后的样本数据确定子区间间隔的最大个数。

[0036] S4243、根据子区间间隔的最大个数得到多个子区间。

[0037] S4244、根据渐进决策过程以及多个子区间,计算得到子区间相似度指标,进而确定影响子区间相似度指标的关键参数子区间数 n_{sub} 。

[0038] 可选地,S43中的基于麻雀搜索智能算法对目标函数进行寻优,修正后的飞行器结构模型包括:

[0039] 基于麻雀搜索智能算法对子区间相似度指标进行寻优,得到修正后的结构参数,进而得到修正后的飞行器结构模型。

[0040] 另一方面,本发明提供了一种基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正装置,该装置应用于实现基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正方法,该装置包括:

[0041] 获取模块,用于获取待修正的飞行器结构模型的结构参数。

[0042] 有限元模型模块,用于基于结构参数生成多组随机参数 X_t ,将随机参数 X_t 输入到构建好的有限元模型,得到响应参数 Y_t 。

[0043] 代理模型模块,用于基于随机参数 X_t 生成随机样本 X_s ,将随机样本 X_s 输入到由随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t 构建的有限元仿真的代理模型,得到模拟响应 Y_s 。

[0044] 输出模块,用于基于模拟响应 Y_s 、子区间相似度指标以及麻雀搜索智能算法,得到修正后的飞行器结构模型。

[0045] 可选地,有限元模型模块,进一步用于:

[0046] S21、构建有限元模型。

[0047] S22、基于结构参数按高斯分布生成多组随机参数 X_t 。

[0048] S23、将随机参数 X_t 输入到构建好的有限元模型,得到响应参数 Y_t 。

[0049] 可选地,代理模型模块,进一步用于:

[0050] S31、基于BP神经网络、随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t ,得到构建好的有限元仿真的代理模型。

[0051] S32、基于随机参数 X_t 生成随机样本 X_s 。

[0052] S33、将随机样本 X_s 输入到构建好的有限元仿真的代理模型,得到模拟响应 Y_s 。

[0053] 可选地,代理模型模块,进一步用于:

[0054] S311、将随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t 作为BP神经网络的输入,得到预测输出 Y_f 。

[0055] S312、将预测输出 Y_f 和响应参数 Y_t 之间的差值作为误差,根据误差对BP神经网络

的权重值以及误差函数进行修正。

[0056] S313、当误差小于预设期望误差时,得到构建好的有限元仿真的代理模型。

[0057] 可选地,输出模块,进一步用于:

[0058] S41、基于有限元模型进行 N_e 次试验,得到试验响应 Y_e 。

[0059] S42、基于子区间相似度指标计算模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 之间的值,并将模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 之间的值作为目标函数。

[0060] S43、基于麻雀搜索智能算法对目标函数进行寻优,得到修正后的飞行器结构模型。

[0061] 可选地,输出模块,进一步用于:

[0062] S421、建立模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 间隔相对位置的数学描述。

[0063] S422、基于数学描述构造区间相似函数。

[0064] S423、基于区间相似函数构造子区间相似度指标,将子区间相似度指标作为目标函数。

[0065] S424、基于子区间相似度指标以及自适应过程,确定影响子区间相似度指标的关键参数子区间数 n_{sub} 。

[0066] 可选地,输出模块,进一步用于:

[0067] S4241、将模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 中的样本数据从小到大进行排列。

[0068] S4242、根据排列后的样本数据确定子区间间隔的最大个数。

[0069] S4243、根据子区间间隔的最大个数得到多个子区间。

[0070] S4244、根据渐进决策过程以及多个子区间,计算得到子区间相似度指标,进而确定影响子区间相似度指标的关键参数子区间数 n_{sub} 。

[0071] 可选地,输出模块,进一步用于:

[0072] 基于麻雀搜索智能算法对子区间相似度指标进行寻优,得到修正后的结构参数,进而得到修正后的飞行器结构模型。

[0073] 一方面,提供了一种电子设备,所述电子设备包括处理器和存储器,所述存储器中存储有至少一条指令,所述至少一条指令由所述处理器加载并执行以实现上述基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正方法。

[0074] 一方面,提供了一种计算机可读存储介质,所述存储介质中存储有至少一条指令,所述至少一条指令由处理器加载并执行以实现上述基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正方法。

[0075] 本发明实施例提供的技术方案带来的有益效果至少包括:

[0076] 上述方案中,针对概率统计类距离指标计算难点,考虑数据集的区间边界极值信息和区间内部点集的分布特性,采用子区间重合度的距离指标,基于区间理论度量数据几何分布的近似性,衡量仿真和试验数据分布特征之间差异性。利用BP神经网络处理包含不确定性的非线性系统以及逼近系统或结构特性的辨识函数,将其作为有限元仿真的代理模型显著减少计算成本和时间,简化了修正过程。结合麻雀搜索智能算法将子区间相似度作为目标函数进行寻优运算,提高模型修正精度和修正效率。相比较于传统模型修正方法,本

实施例所述的随机模型修正算法具有计算速度快,计算精度较高的突出优势,能够降低工程机械结构仿真模型的不确定性,减少模型仿真与试验观测之间的差异性;避免了传统方法在计算高维度数据时,无法同时考虑数据集的区间边界极值信息和区间内部点集的分布特性的缺点,充分利用现有实验样本达到效益和成本的平衡,是一种高效的随机模型修正方法。

附图说明

[0077] 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。

[0078] 图1是本发明实施例提供的基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正方法流程图示意图;

[0079] 图2是本发明实施例提供的神经网络结构示意图;

[0080] 图3是本发明实施例提供的两个样本区间重叠的六种情况示意图;

[0081] 图4是本发明实施例提供的基模型修正过程中采用子区间相似度量化的过程示意图;

[0082] 图5是本发明实施例提供的基于子区间相似度和神经网络代理模型的飞行器结构随机模型修正方法流程图示意图;

[0083] 图6是本发明实施例提供的卫星有限元模型的BP神经网络代理模型生成过程示意图;

[0084] 图7是本发明实施例提供的卫星模型修正的均值和标准差迭代示意图;

[0085] 图8是本发明实施例提供的卫星随机模型修正的初始、修正和真实响应分布示意图;

[0086] 图9是本发明实施例提供的卫星结构随机模型修正的初始、修正和真实响应概率密度示意图;

[0087] 图10是本发明实施例提供的基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正装置框图;

[0088] 图11是本发明实施例提供的一种电子设备的结构示意图。

具体实施方式

[0089] 为使本发明要解决的技术问题、技术方案和优点更加清楚,下面将结合附图及具体实施例进行详细描述。

[0090] 如图1所示,本发明实施例提供了一种基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正方法,该方法可以由电子设备实现。如图1所示的基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正方法流程图,该方法的处理流程可以包括如下的步骤:

[0091] S1、获取待修正的飞行器结构模型的结构参数。

[0092] S2、基于结构参数生成多组随机参数 X_t ,将随机参数 X_t 输入到构建好的有限元

模型,得到响应参数 Y_t 。

[0093] 可选地,S2中的基于结构参数生成多组随机参数 X_t ,将随机参数 X_t 输入到构建好的有限元模型,得到响应参数 Y_t 包括:

[0094] S21、构建有限元模型。

[0095] 一种可行的实施方式中,构建有限元模型 $Y = f(X)$,输入参数 $X_t \in R^{n_x}$,输出参数 $Y_t \in R^{n_y}$ 。

[0096] 其中, $f: X_t \rightarrow Y_t, R^{n_x} \rightarrow R^{n_y}$, n_y 是输出特征的个数。服从高斯分布的待修正结构参数 X_t 具有不确定性,导致所获响应参数 Y_t 具有不确定性。

[0097] S22、基于结构参数按高斯分布生成多组随机参数 X_t 。

[0098] 一种可行的实施方式中,将具有不确定性的待修正结构参数按高斯分布生成若干组随机参数 X_t 。

[0099] S23、将随机参数 X_t 输入到构建好的有限元模型,得到响应参数 Y_t 。

[0100] S3、基于随机参数 X_t 生成随机样本 X_s ,将随机样本 X_s 输入到由随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t 构建的有限元仿真的代理模型,得到模拟响应 Y_s 。

[0101] 可选地,S3中的基于随机参数 X_t 生成随机样本 X_s ,将随机样本 X_s 输入到由随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t 构建的有限元仿真的代理模型,得到模拟响应 Y_s 包括:

[0102] S31、基于BP神经网络、随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t ,得到构建好的有限元仿真的代理模型。

[0103] 可选地,S31中的基于BP神经网络、随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t ,得到构建好的有限元仿真的代理模型包括:

[0104] S311、将随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t 作为BP神经网络的输入,得到预测输出 Y_f 。

[0105] 一种可行的实施方式中,将模型修正参数 X_t 和模型响应参数 Y_t 作为网络输入正向传播,每层网络权重不相同,其传递过程可描述为下式(1):

$$[0106] \quad \delta_j = \sum_{i=0}^{m-1} w_{ij}x_i + b_j \quad (1)$$

[0107] 其中, δ_j 为 j 节点输出, w_{ij} 为 i 节点和 j 节点之间的权重, b_j 为 j 节点的偏移, m 为总节点数。

[0108] S312、将预测输出 Y_f 和响应参数 Y_t 之间的差值作为误差,根据误差对BP神经网络的权重值以及误差函数进行修正。

[0109] 一种可行的实施方式中,将神经网络的预测输出 Y_f 和实际输出 Y_t 之间的差值作为误差,误差反向传播过程中不断修正的每层之间权重值 w 变化,以及 n 层的误差函数

$\varphi(w, b)$, 具体可以表为下式 (2) - (4) :

$$\varphi(w, b) = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^{n-1} (Y_f - Y_t)^2 \quad (2)$$

$$[0110] \quad w_{ij} = w_{ij} - \eta \frac{\partial \varphi(w, b)}{\partial w_{ij}} \quad (3)$$

$$b_j = b_j - \eta \frac{\partial \varphi(w, b)}{\partial b_j} \quad (4)$$

[0111] 其中, η 为学习速率。

[0112] S313、当误差小于预设期望误差时, 得到构建好的有限元仿真的代理模型。

[0113] 一种可行的实施方式中, 当网络误差小于期望误差时, 神经网络精度达到使用要求。

[0114] 利用BP神经网络, 如图2所示, 将上述 X_t 和 Y_t 训练生成有限元仿真的代理模型, 以减少仿真计算量达到简化修正过程目的。

[0115] S32、基于随机参数 X_t 生成随机样本 X_s 。

[0116] 一种可行的实施方式中, 可以将 X_t 按有限元仿真的代理模型中预设的初始参数均值 μ_0 和标准差 σ_0 抽取若干组服从高斯分布随机样本, 生成随机样本 X_s 。

[0117] S33、将随机样本 X_s 输入到构建好的有限元仿真的代理模型, 得到模拟响应 $Y_s \in R^{N_s \times n_y}$ 。

[0118] S4、基于模拟响应 Y_s 、子区间相似度指标以及麻雀搜索智能算法, 得到修正后的飞行器结构模型。

[0119] 可选地, S4中的基于模拟响应 Y_s 、子区间相似度指标以及麻雀搜索智能算法, 得到修正后的飞行器结构模型包括:

[0120] S41、基于有限元模型进行 N_e 次试验, 得到试验响应 $Y_e \in R^{N_e \times n_y}$ 。

[0121] S42、基于子区间相似度指标计算模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 之间的值, 并将模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 之间的值作为目标函数。

[0122] 可选地, S42中的基于子区间相似度指标计算模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 之间的值, 并将模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 之间的值作为目标函数包括:

[0123] S421、建立模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 间隔相对位置的数学描述。

[0124] 一种可行的实施方式中, 如图3所示, 设连续区间 $A = [\underline{a}, \bar{a}]$ 和 $B = [\underline{b}, \bar{b}]$, 其中 $\underline{a}$ 和 $\underline{b}$ 分别为上下限, 根据区间重叠情况不同, 用间隔长度 $L(A)$ 和 $L(B)$ 定义相对位置算子 (RPO) 如下式 (5) 所示:

$$[0125] \quad RPO(A, B) = \begin{cases} \frac{(\bar{a}-\underline{b})}{\max\{L(A), L(B)\}} & \text{Case 1,2} \\ \frac{(\bar{a}-\underline{a})}{\max\{L(A), L(B)\}} & \text{Case3} \\ \frac{(\bar{b}-\underline{b})}{\max\{L(A), L(B)\}} & \text{Case4} \\ \frac{(\bar{b}-\underline{a})}{\max\{L(A), L(B)\}} & \text{Case5,6} \end{cases} \quad (5)$$

[0126] 其中,分母为 $L(A)$ 和 $L(B)$ 之间的最大值, $RPO(A, B) \in (-\infty, 1]$ 。

[0127] S422、基于数学描述构造区间相似函数。

[0128] 一种可行的实施方式中,构造区间相似函数,如下式(6)所示:

$$[0129] \quad ISF(A, B) = \frac{1}{1 + \exp\{-RPO(A, B)\}} \quad (6)$$

[0130] S423、基于区间相似函数构造子区间相似度指标,将子区间相似度指标作为目标函数。

[0131] 一种可行的实施方式中,将量化试验和仿真数据分布差异性作为目标,构造子区间相似度指标,量化区间范围、位置以及样本分散特性。当子区间数为 n_{sub} 时定义子区间相似度,如下式(7)所示:

$$[0132] \quad SIS(A, B)|_{n_{sub}} = \frac{1}{n_{sub}} \sum_{j=1}^{n_{sub}} \{1 - ISF(A^j, B^j)\} \quad (7)$$

[0133] S424、基于子区间相似度指标以及自适应过程,确定影响子区间相似度指标的关键参数子区间数 n_{sub} 。

[0134] 可选地, S424中的基于子区间相似度指标以及自适应过程,确定影响子区间相似度指标的关键参数子区间数 n_{sub} 包括:

[0135] S4241、将模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 中的样本数据从小到大进行排列。

[0136] S4242、根据排列后的样本数据确定子区间间隔的最大个数。

[0137] S4243、根据子区间间隔的最大个数得到多个子区间。

[0138] S4244、根据渐进决策过程以及多个子区间,计算得到子区间相似度指标,进而确定影响子区间相似度指标的关键参数子区间数 n_{sub} 。

[0139] 一种可行的实施方式中,根据自适应过程确定影响子区间相似度的关键参数 n_{sub} ,如图4所示,具体实现步骤如下:

[0140] 将模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 的样本数据从小到大排列,从1到 N_e 或 N_s 为每个样本分配一个序号。以 N_e 为参考,确定子间隔的最大个数为下式(8):

$$[0141] \quad n_{sub}^{(max)} = \left\lfloor \frac{N_e}{2} \right\rfloor \quad (8)$$

[0142] 其中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 是向下舍入操作符。当 $n_{sub} = n_{sub}^{(max)}$ 时区间以最高分辨率分割, 使得每个子区间只包含两个实验样本, 即一个样本定义下界, 另一个定义上界。

[0143] 通过渐进决策过程确定 $n_{sub} \in [1, n_{sub}^{(max)}]$ 。从 $n_{sub} = 1$ 开始, 逐步计算子区间相似度 $SIS(A, B)|_{n_{sub}=j}$ 。当满足以下终止准则时, 可确定合适的 n_{sub} 以及每个子区间内样本导航的平均数量如下式 (9) 所示:

$$[0144] \quad n_{sub}^{(final)} = j, \quad \forall \frac{abs(SIS(A, B)|_{n_{sub}=j} - SIS(A, B)|_{n_{sub}=j-1})}{SIS(A, B)|_{n_{sub}=j}} < 1\%, j = 2, \dots, n_{sub}^{(max)}$$

$$n_{sub} = round\left(\frac{N}{n_{sub}}\right) \quad (9)$$

[0145] 其中, N 为 N_e 或 N_s 。进而获得子区间边界, 子区间边界由第一个和最后一个样本点的位置自动确定。

[0146] 需要注意的是, 子区间相似度实质上是区间A和B中每个子区间相对于区间相似函数的数量的平均值, 这要求A和B中的子区间数量应该相同。其次, 整个区间被特定样本分割, 即数据样本本身作为子区间的界, 一个样本只能属于一个子区间。整个区间不会被等分为 n_{sub} 部分, 而是每个子区间由具体样本位置决定其长度不同。最后, 每个子区间应包含一个接近平均数量的样本。例如, 将一个包含16个样本的原始区间划分为4个子区间, 每个子区间应该包含4个样本; 如果划分为三个子区间, 则子区间样本数应分别为5、5、6。

[0147] 本实施例中, 若在实际应用中快速估计 n_{sub} 时, 可使用经验方程如下式 (10):

$$[0148] \quad n_{sub} = \left\lceil 1.87(N_e - 1)^{2/5} \right\rceil \quad (10)$$

[0149] 其中, $\lceil \cdot \rceil$ 为汇总运算符。实际应用中实验样本数一般小于模拟样本数, 因此该方程仅采用实验样本数 N_e 。

[0150] 进一步地, 采用子区间相似度指标计算模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 之间的值, 并将其作为目标函数, 此过程考虑数据集的区间边界极值信息, 基于区间理论度量数据几何分布的近似性, 可衡量仿真和试验数据分布特征之间差异性。

[0151] S43、基于麻雀搜索智能算法对目标函数进行寻优, 得到修正后的飞行器结构模型。

[0152] 可选地, S43中的基于麻雀搜索智能算法对目标函数进行寻优, 修正后的飞行器结构模型包括:

[0153] 基于麻雀搜索智能算法对子区间相似度指标进行寻优, 得到修正后的结构参数, 进而得到修正后的飞行器结构模型。

[0154] 一种可行的实施方式中,如图5所示,结合麻雀智能算法进行寻优运算,校准区间 $[\bar{x}, \underline{x}]$ 的参数均值 $u(x)$ 和标准差 $\sigma(x)$ 。子区间相似度量直接作为目标函数, $[\bar{x}, \underline{x}]$ 为预先确定的模型参数的最大范围,优化表达式为下式(11):

$$\text{Minimizing } f_{obj}(u(x), \sigma(x)) = SIS(Y_e, Y_S(u, \sigma)) \quad (11)$$

$$\text{Subject to } \begin{cases} u(x) \in [\bar{x}, \underline{x}] \\ \sigma(x) \in \left[0, \frac{\bar{x} - \underline{x}}{2}\right] \end{cases}$$

[0156] 由所有函数组成的麻雀种群可表示为 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$, 其中个体各自对应的适应度函数为 $F = [f(x_1), f(x_2), \dots, f(x_n)]^T$, 具体表示为下式(12)-(13):

$$X = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \dots & x_{1,d} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \dots & x_{2,d} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & \dots & x_{n,d} \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$F = \begin{bmatrix} f([x_{1,1} x_{1,2} \dots x_{1,d}]) \\ f([x_{2,1} x_{2,2} \dots x_{2,d}]) \\ \dots \\ f([x_{n,1} x_{n,2} \dots x_{n,d}]) \end{bmatrix} \quad (13)$$

[0159] 其中, d 表示维数, n 表示麻雀种群的数量。

[0160] 对当前对象进行判断是否满足安全阈值大于警戒值,继而位置更新如下式(14):

$$x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{i,j}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{\alpha \times iter_{max}}\right), & R_2 < ST \\ x_{i,j}^t + Q \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (14)$$

[0162] 其中, t 表示迭代次数, x_{ij} 表示第 i 个麻雀种群在第 j 维中的位置信息, $\alpha \in (0,1)$ 的随机数, $iter_{max}$ 是最大迭代次数, Q 是服从正态分布的随机数, L 是 $1 \times \text{dim}$ 的全1矩阵, dim 表示维度, R_2 表示麻雀种群位置的警戒值, ST 表示麻雀种群位置的安全阈值。

[0163] 对当前对象进行判断是否满足 $i > n/2$, 即是否满足当前个体数大于二分之一

个体总数,继而对该个体位置更新如下式(15):

$$[0164] \quad x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} Q \cdot \exp\left(\frac{x_{worst}^t - x_{i,j}^t}{i^2}\right), i \geq \frac{n}{2} \\ x_p^{t+1} + |x_{i,j}^t - x_p^{t+1}| \cdot A^+ \cdot L, i < \frac{n}{2} \end{cases} \quad (15)$$

[0165] 其中 x_{worst}^t 表示第 t 代适应度最差的个体位置, x_p^{t+1} 表示第 $t+1$ 代中适应度值最佳位置。 A 表示 $1 \times \dim$ 矩阵,元素为随机的1或-1, $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$ 。

[0166] 对当前对象进行判断是否满足适应度值 f_i 是否等于全局最优适应度值时 f_g ,并对其更新位置如下式(16):

$$[0167] \quad x_{i,j}^{t+1} = \begin{cases} x_{best}^t + |x_{i,j}^t - x_{best}^t| \cdot \beta, f_i \neq f_g \\ x_{best}^t + \left| \frac{x_{i,j}^t - x_{best}^t}{|f_i - f_w| + \varepsilon} \right| \cdot k, f_i = f_g \end{cases} \quad (16)$$

[0168] x_{best}^t 表示第 t 代中全局最优位置, β 为控制步长,服从均值为0,方差为1的正态分布, f_w 表示全局最差适应度值, ε 为常数,用以避免分母为0, $k \in (-1,1)$ 。

[0169] 根据上述条件依次更新当前个体位置,将子区间相似度量直接作为目标函数寻优得到修正后均值 μ 和标准差 σ 。

[0170] 一种可行的实施方式中,本发明实施例提供的基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正方法,能够对结构参数进行修正,可是对结构参数的均值和标准差进行修正,也可以是对结构参数的其他特征进行修正。

[0171] 为了更好地理解本发明,采用本发明实施例提供的基于子区间相似度和神经网络代理模型的飞行器结构随机模型修正方法,对飞行器结构随机模型中卫星模型进行模型修正精度和修正效率优化,预测流程如下:

[0172] (1)将待修正参数按高斯分布生成1000组随机参数 X_t ,输入到卫星有限元模型生成1000组响应参数 Y_t ;

[0173] 本实施例中,卫星仿真模型主体结构的弹性模量 θ_1 、密度 θ_2 、中心筒的厚度 θ_3 、底板厚度 θ_4 、剪切板厚度 θ_5 以及顶板厚度 θ_6 。

[0174] 本实施例中,假设卫星模型主体的弹性模量 E 和顶板的厚度 T 具有不确定性,随机模型待修正目标则为 E 和 T 的均值 μ 及标准差 σ 。给定待修正参数初始值:主体的弹性模量 E ,其 $\mu_1=10, \sigma_1=0.5$;顶板的厚度 T ,其 $\mu_2=3, \sigma_2=0.2$ 。假设给定待修正参数目标值:主体的弹性模量 E ,其 $\mu_1=7, \sigma_1=0.3$,顶板的厚度 T ,其 $\mu_2=2.5, \sigma_2=0.1$ 。

[0175] 将卫星模型的前六阶固有频率作为模型输出特征。待修正参数均取均值时,仿真

生成100组作为试验数据 $(f_{t1}, f_{t2} \cdots f_{t6})$ 。同时在每次优化迭代过程中,仿真生成1000组前六阶固有频率 $(f_{s1}, f_{s2} \cdots f_{s6})$ 作为仿真输出数据。寻找最合适的 μ 及 σ ,使得仿真和试验的前六阶固有频率差异性最小。

[0176] (2) 利用BP神经网络,将1000组修正参数 X_t 和响应参数 Y_t 输入到BP神经网络中进行训练生成代理模型,以减少仿真计算量。

[0177] 本实施例中,建立从待修正参数E和T映射的卫星模型前六阶固有频率 $f_1 - f_6$ 之间的代理模型,如图6所示。以待修正参数的目标均值和标准差生成1000组随机样本,分为900组和100组分别作训练集和测试集,并输入到模型获取响应输出。将待修正参数E和T作为神经网络输入层;模型频率响应作为输出层;设计隐藏层为1层,隐含层神经元数量为5,学习速率为0.01,期望误差为0.00001,训练次数为1000次。网络性能函数为MSE (Mean Square Error,均方误差)。

[0178] (3) 将待修正参数按均值 μ_0 和标准差 σ_0 生成随机样本 X_s ,输入到BP神经网络代理模型生成模拟响应 Y_s 。

[0179] 本实施例中,神经网络训练完毕后,以试验模型参数均值和标准差抽取100组服从高斯分布随机样本,并将对应的前六阶固有频率作为目标的输出响应特征,和实际有限元模型输出数据进行对比。

[0180] (4) 用子区间相似度计算模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 之间的值,并作为目标函数。

[0181] 本实施例中,随机生成100组待修正参数,利用子区间相似度不确定性量化仿真样本和目标样本数据之间的分布差异。对数据顺序排列,将其划分成若干小区间。根据量子化子区间的边界相似度,描述仿真和试验数据分布之间的相似度,分析两样本之间差异,并将其作为目标函数。

[0182] (5) 用麻雀搜索算法将目标函数迭代寻优,得到修正后均值 μ 和标准差 σ 。

[0183] 本实施例中,以麻雀搜索算法为优化算法,通过构建随机模型修正方案,实现卫星结构弹性模量和顶板厚度均值及标准差的修正。

[0184] 图7展示了修正参数T和E的均值及标准差的迭代过程。图8展示了修正后响应和目标响应分布基本一致。卫星结构修正前后,弹性模量E和厚度T均值的相对误差从最初42.8%和20%下降到0.085%和0.24%,标准差的相对误差从66.7%和100%下降到7.3%和3%。子区间相似度显著减少计算时间且具有较高计算精度,如图9所示。

[0185] 为了验证本发明实施例所述方法的可行性和可靠性,将其作为不确定性量化指标方法进行模型修正,可以得到本发明实施例所述方法的模型修正具有快速准确,计算简便的突出优势。

[0186] 本发明实施例采用子区间重合度的距离指标,基于区间理论度量数据几何分布的近似性,衡量仿真和试验数据分布特征之间差异性。利用BP神经网络处理包含不确定性的非线性系统以及逼近系统或结构特性的辨识函数,将其作为有限元仿真的代理模型显著减少计算成本和时间。结合麻雀搜索智能算法将子区间相似度作为目标函数进行寻优运算,

提高模型修正精度和修正效率。采用本发明,能够降低工程机械结构仿真模型的不确定性,减少模型仿真与试验观测之间的差异性,是一种高效的随机模型修正方法。

[0187] 本发明实施例中,提供的基于子区间相似度和神经网络代理模型的飞行器结构随机模型修正方法,针对概率统计类距离指标计算难点,考虑数据集的区间边界极值信息和区间内部点集的分布特性,采用子区间重合度的距离指标,基于区间理论度量数据几何分布的近似性,实现衡量仿真和试验数据分布特征之间差异性目的。利用BP神经网络处理包含不确定性的非线性系统以及逼近系统或结构特性的辨识函数,将其作为有限元仿真的代理模型,显著减少计算成本和时间。结合麻雀搜索智能算法将子区间相似度作为目标函数进行寻优运算,提高模型修正精度和修正效率。相比较于传统模型修正方法,本实施例所述的随机模型修正算法具有计算速度快,计算精度较高的突出优势,能够降低工程机械结构仿真模型的不确定性,减少模型仿真与试验观测之间的差异性;避免传统方法在计算高维度数据时,无法同时考虑数据集的区间边界极值信息和区间内部点集的分布特性的缺点,充分利用了现有实验样本达到效益和成本的平衡,是一种高效的随机模型修正方法。

[0188] 如图10所示,本发明实施例提供了一种基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正装置1000,该装置1000应用于实现基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正方法,该装置1000包括:

[0189] 获取模块1010,用于获取待修正的飞行器结构模型的结构参数。

[0190] 有限元模型模块1020,用于基于结构参数生成多组随机参数 X_t ,将随机参数 X_t 输入到构建好的有限元模型,得到响应参数 Y_t 。

[0191] 代理模型模块1030,用于基于随机参数 X_t 生成随机样本 X_s ,将随机样本 X_s 输入到由随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t 构建的有限元仿真的代理模型,得到模拟响应 Y_s 。

[0192] 输出模块1040,用于基于模拟响应 Y_s 、子区间相似度指标以及麻雀搜索智能算法,得到修正后的飞行器结构模型。

[0193] 可选地,有限元模型模块1020,进一步用于:

[0194] S21、构建有限元模型。

[0195] S22、基于结构参数按高斯分布生成多组随机参数 X_t 。

[0196] S23、将随机参数 X_t 输入到构建好的有限元模型,得到响应参数 Y_t 。

[0197] 可选地,代理模型模块1030,进一步用于:

[0198] S31、基于BP神经网络、随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t ,得到构建好的有限元仿真的代理模型。

[0199] S32、基于随机参数 X_t 生成随机样本 X_s 。

[0200] S33、将随机样本 X_s 输入到构建好的有限元仿真的代理模型,得到模拟响应 Y_s 。

[0201] 可选地,代理模型模块1030,进一步用于:

[0202] S311、将随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t 作为BP神经网络的输入,得到预测输出 Y_f 。

[0203] S312、将预测输出 Y_f 和响应参数 Y_t 之间的差值作为误差,根据误差对BP神经网络

的权重值以及误差函数进行修正。

[0204] S313、当误差小于预设期望误差时,得到构建好的有限元仿真的代理模型。

[0205] 可选地,输出模块1040,进一步用于:

[0206] S41、基于有限元模型进行 N_e 次试验,得到试验响应 Y_e 。

[0207] S42、基于子区间相似度指标计算模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 之间的值,并将模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 之间的值作为目标函数。

[0208] S43、基于麻雀搜索智能算法对目标函数进行寻优,得到修正后的飞行器结构模型。

[0209] 可选地,输出模块1040,进一步用于:

[0210] S421、建立模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 间隔相对位置的数学描述。

[0211] S422、基于数学描述构造区间相似函数。

[0212] S423、基于区间相似函数构造子区间相似度指标,将子区间相似度指标作为目标函数。

[0213] S424、基于子区间相似度指标以及自适应过程,确定影响子区间相似度指标的关键参数子区间数 n_{sub} 。

[0214] 可选地,输出模块1040,进一步用于:

[0215] S4241、将模拟响应 Y_s 和试验响应 Y_e 中的样本数据从小到大进行排列。

[0216] S4242、根据排列后的样本数据确定子区间间隔的最大个数。

[0217] S4243、根据子区间间隔的最大个数得到多个子区间。

[0218] S4244、根据渐进决策过程以及多个子区间,计算得到子区间相似度指标,进而确定影响子区间相似度指标的关键参数子区间数 n_{sub} 。

[0219] 可选地,输出模块1040,进一步用于:

[0220] 基于麻雀搜索智能算法对子区间相似度指标进行寻优,得到修正后的结构参数,进而得到修正后的飞行器结构模型。

[0221] 本发明实施例中,提供的基于子区间相似度和神经网络代理模型的飞行器结构随机模型修正方法,针对概率统计类距离指标计算难点,考虑数据集的区间边界极值信息和区间内部点集的分布特性,采用子区间重合度的距离指标,基于区间理论度量数据几何分布的近似性,实现衡量仿真和试验数据分布特征之间差异性目的。利用BP神经网络处理包含不确定性的非线性系统以及逼近系统或结构特性的辨识函数,将其作为有限元仿真的代理模型,显著减少计算成本和时间。结合麻雀搜索智能算法将子区间相似度作为目标函数进行寻优运算,提高模型修正精度和修正效率。相比较于传统模型修正方法,本实施例所述的随机模型修正算法具有计算速度快,计算精度较高的突出优势,能够降低工程机械结构仿真模型的不确定性,减少模型仿真与试验观测之间的差异性;避免传统方法在计算高维度数据时,无法同时考虑数据集的区间边界极值信息和区间内部点集的分布特性的缺点,充分利用了现有实验样本达到效益和成本的平衡,是一种高效的随机模型修正方法。

[0222] 图11是本发明实施例提供的一种电子设备1100的结构示意图,该电子设备1100可因配置或性能不同而产生比较大的差异,可以包括一个或一个以上处理器(central

processing units,CPU) 1101和一个或一个以上的存储器1102,其中,存储器1102中存储有至少一条指令,至少一条指令由处理器1101加载并执行以实现下述基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正方法:

[0223] S1、获取待修正的飞行器结构模型的结构参数。

[0224] S2、基于结构参数生成多组随机参数 X_t ,将随机参数 X_t 输入到构建好的有限元模型,得到响应参数 Y_t 。

[0225] S3、基于随机参数 X_t 生成随机样本 X_s ,将随机样本 X_s 输入到由随机参数 X_t 以及响应参数 Y_t 构建的有限元仿真的代理模型,得到模拟响应 Y_s 。

[0226] S4、基于模拟响应 Y_s 、子区间相似度指标以及麻雀搜索智能算法,得到修正后的飞行器结构模型。

[0227] 在示例性实施例中,还提供了一种计算机可读存储介质,例如包括指令的存储器,上述指令可由终端中的处理器执行以完成上述基于子区间相似度的飞行器结构随机模型修正方法。例如,计算机可读存储介质可以是ROM、随机存取存储器(RAM)、CD-ROM、磁带、软盘和光数据存储设备等。

[0228] 本领域普通技术人员可以理解实现上述实施例的全部或部分步骤可以通过硬件来完成,也可以通过程序来指令相关的硬件完成,所述的程序可以存储于一种计算机可读存储介质中,上述提到的存储介质可以是只读存储器,磁盘或光盘等。

[0229] 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。

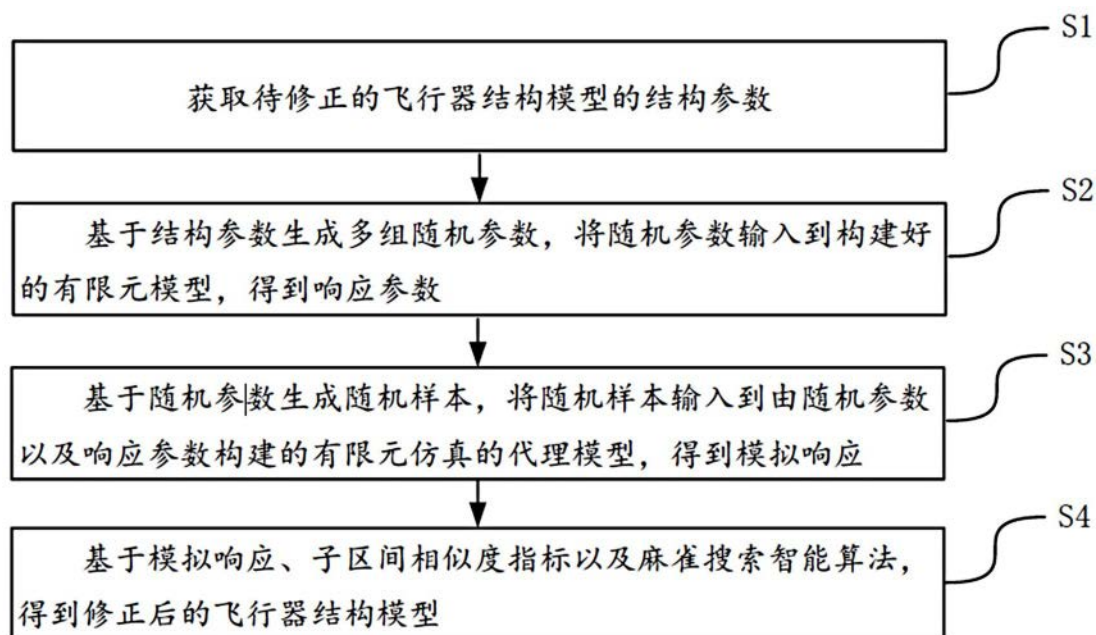


图1

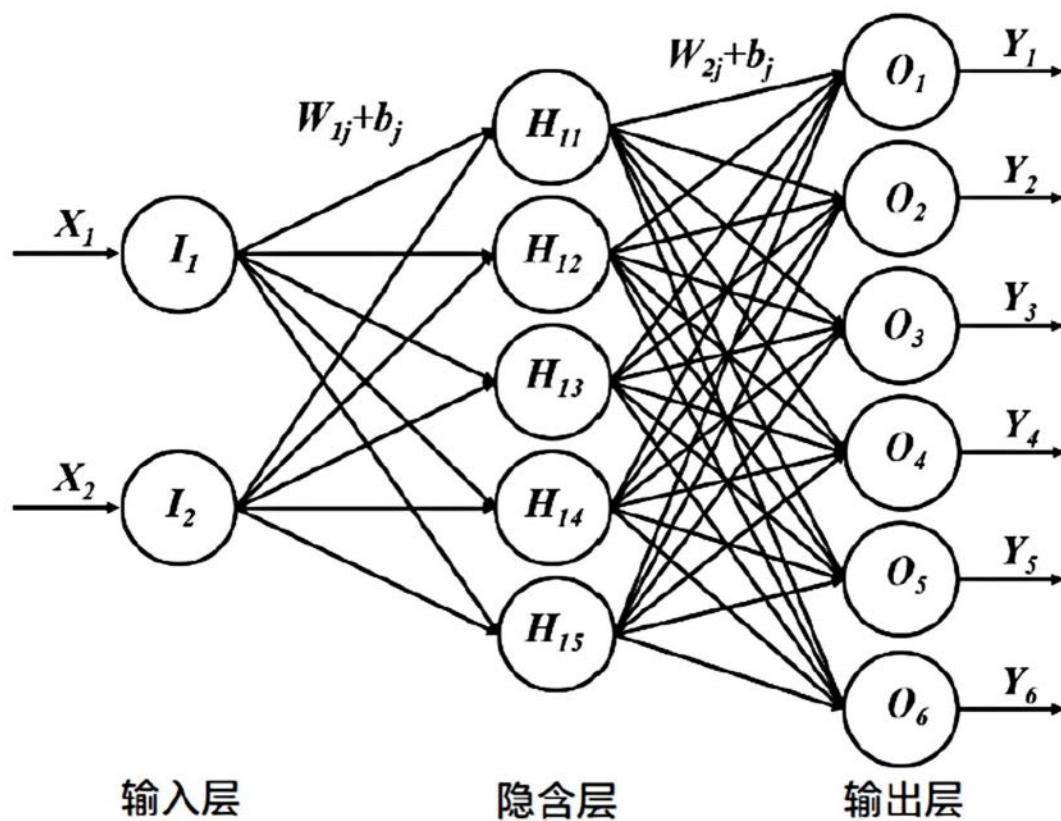


图2

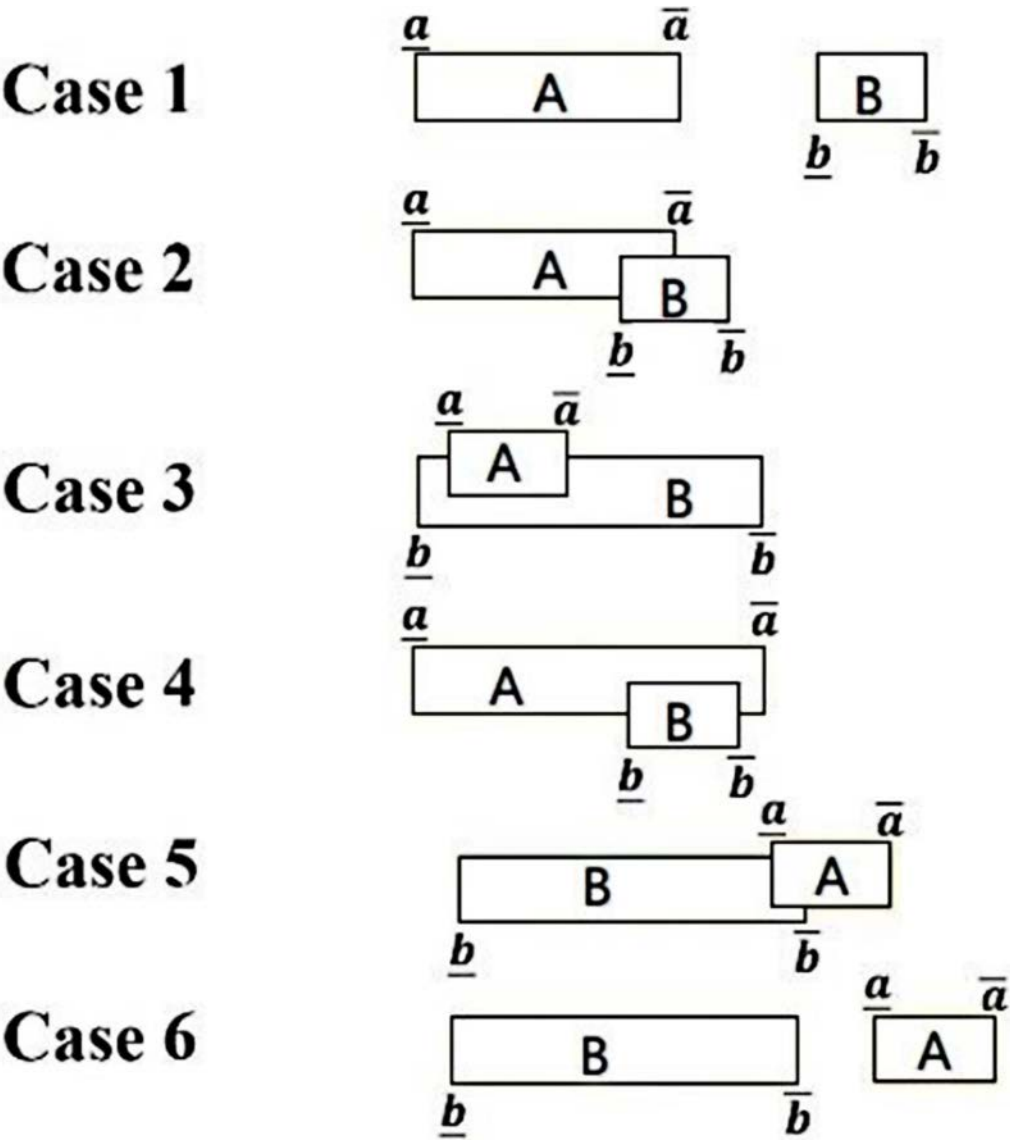


图3

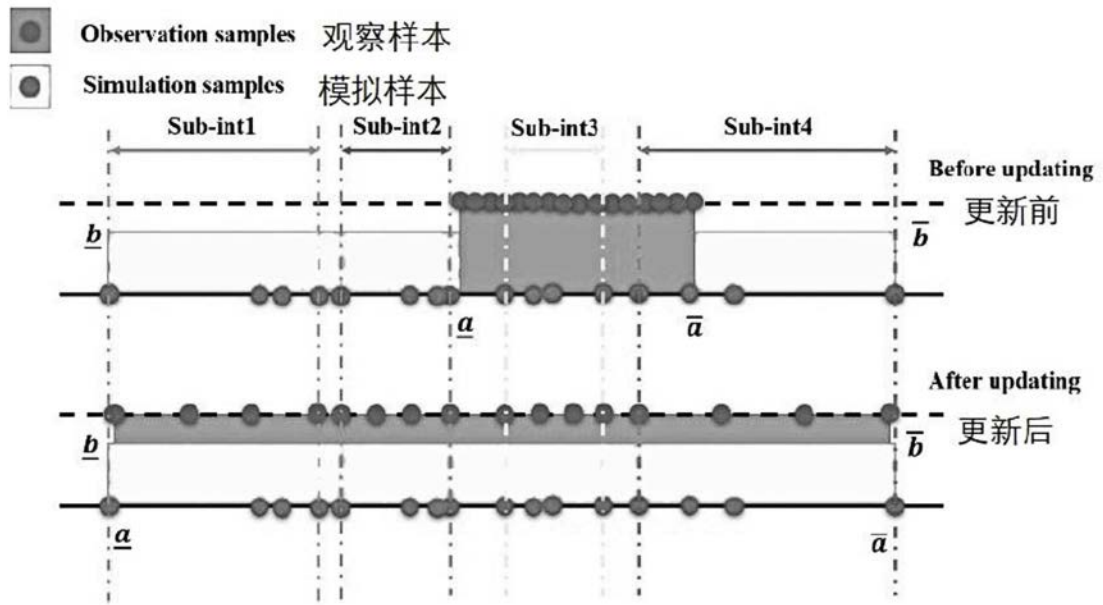


图4

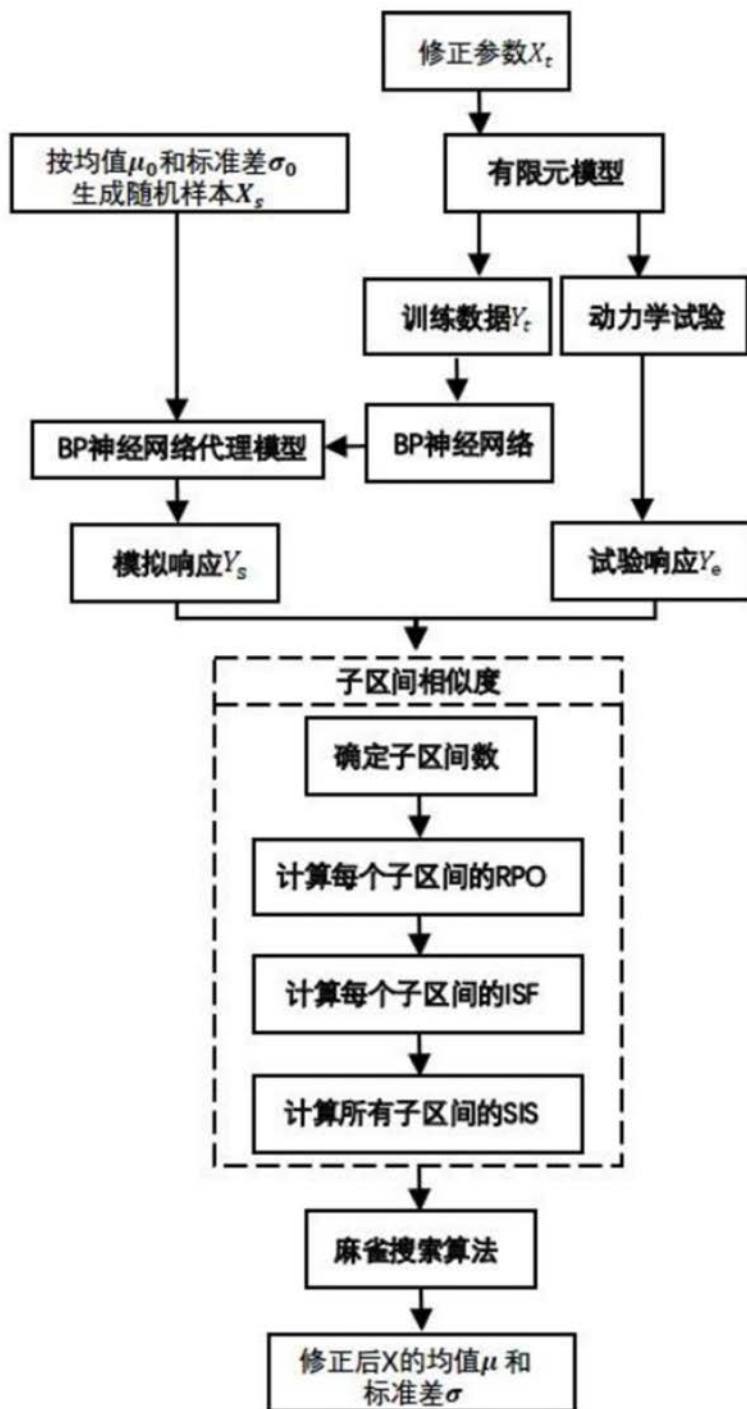


图5

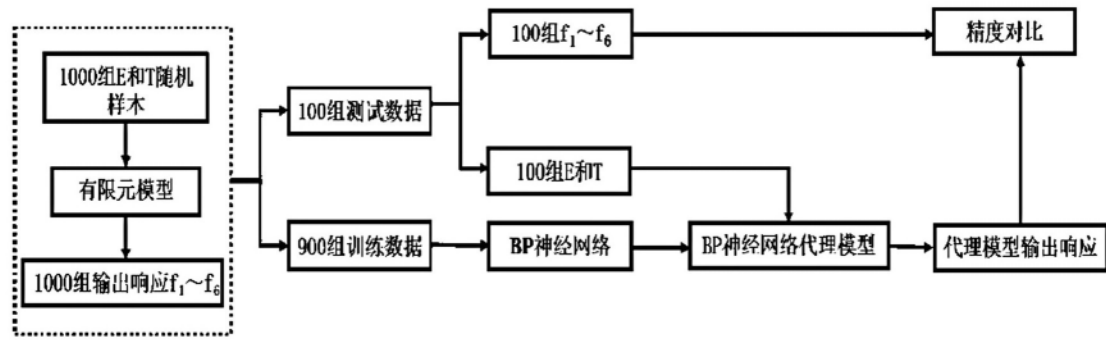


图6

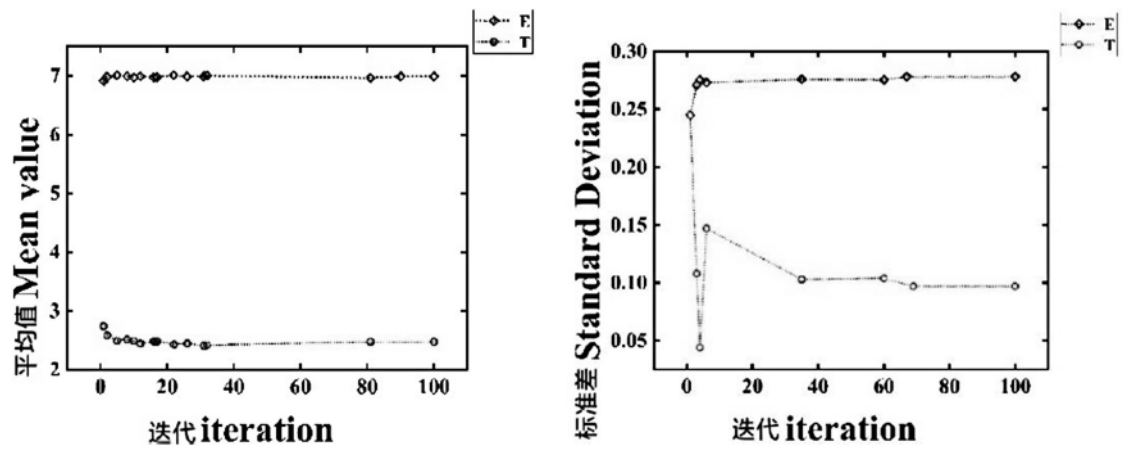


图7

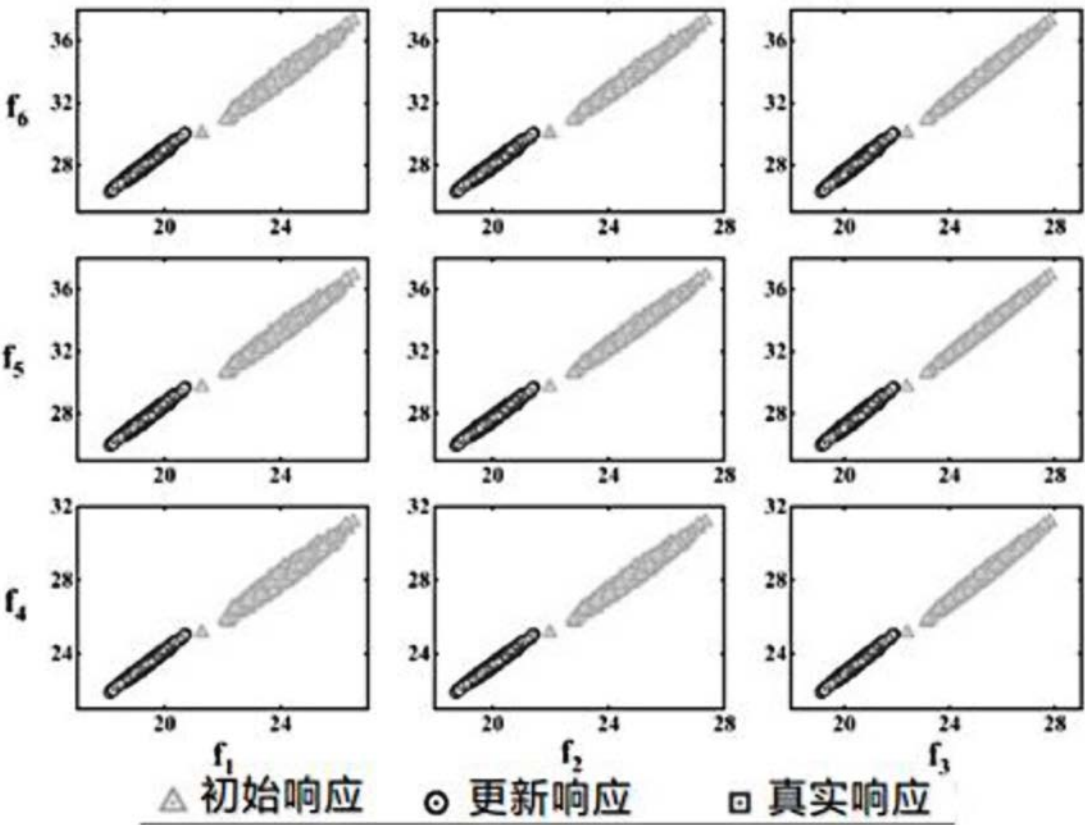


图8

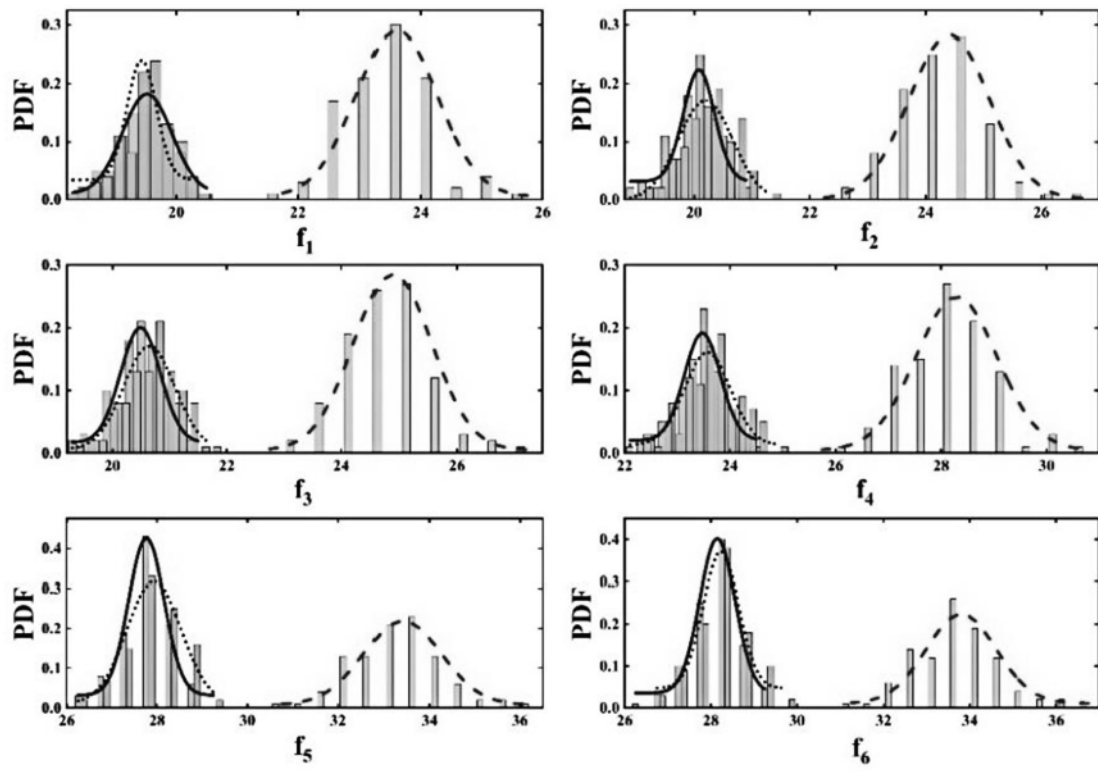


图9

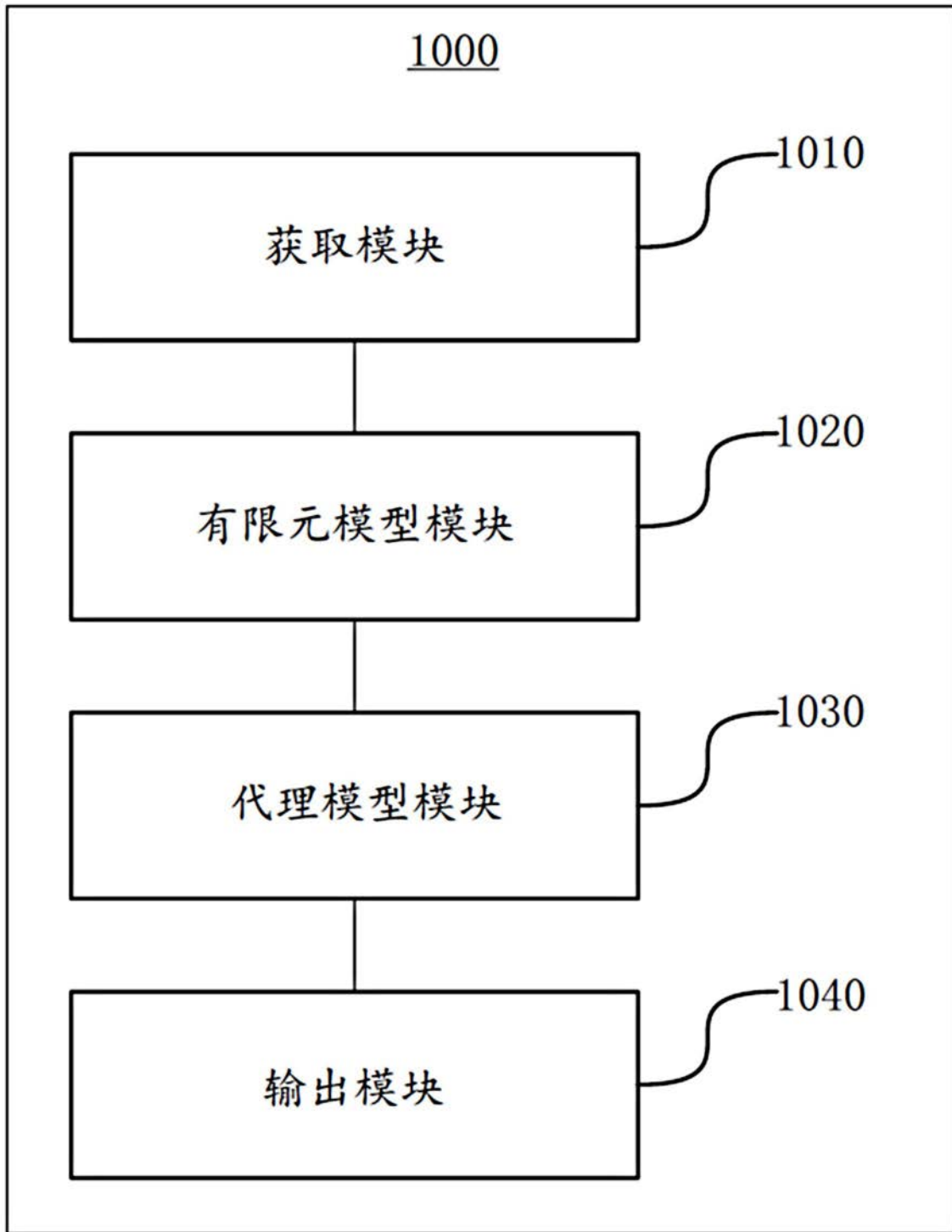


图10

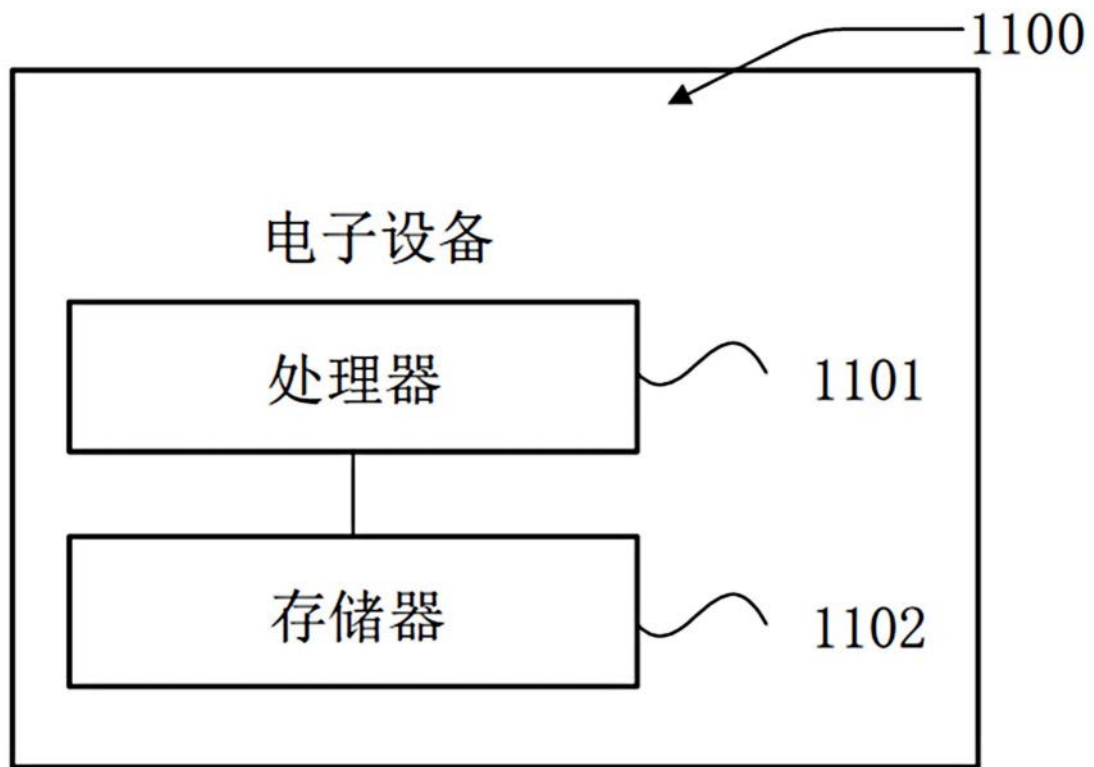


图11