



(12) 发明专利申请

(10) 申请公布号 CN 114564787 A

(43) 申请公布日 2022. 05. 31

(21) 申请号 202210078530.2

(22) 申请日 2022.01.24

(71) 申请人 南京航空航天大学

地址 211106 江苏省南京市江宁区将军大道29号

(72) 发明人 刘学军 刘子敬 吕宏强

(74) 专利代理机构 江苏圣典律师事务所 32237

专利代理师 苏一帆

(51) Int. Cl.

G06F 30/15 (2020.01)

G06F 30/27 (2020.01)

G06F 111/04 (2020.01)

G06F 111/10 (2020.01)

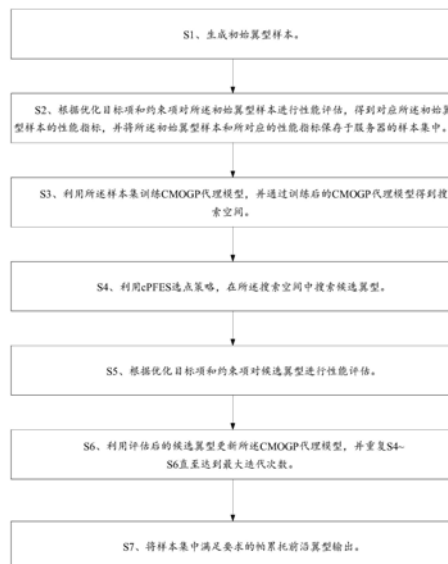
权利要求书3页 说明书8页 附图3页

(54) 发明名称

用于目标相关翼型设计的贝叶斯优化方法、装置及存储介质

(57) 摘要

本发明实施例公开了一种用于目标相关翼型设计的贝叶斯优化方法、装置及存储介质，涉及飞行器设计技术和最优化技术，能够提升设计效率、提高优化性能。本发明包括：生成初始训练样本，数值仿真软件对初始样本性能评估，训练CMOGP代理模型用于新样本目标性能预测，cPFES选点策略选择候选设计，数值仿真软件对候选设计性能评估，候选设计加入样本集重新训练CMOGP，迭代直到结束条件，最终将满足设计要求的帕累托前沿设计返回客户端以供选择。本发明适用于飞行器设计和优化。



1. 一种用于目标相关翼型设计的贝叶斯优化方法,其特征在于,包括:

S1、生成初始翼型样本;

S2、根据优化目标项和约束项对所述初始翼型样本进行性能评估,得到对应所述初始翼型样本的性能指标,并将所述初始翼型样本和所对应的性能指标保存于服务器的样本集中,其中,所述性能指标的类型包括:气动性能指标和隐身性能指标;

S3、利用所述样本集训练CMOGP代理模型,并通过训练后的CMOGP代理模型得到搜索空间;

S4、利用cPFES选点策略,在所述搜索空间中搜索候选翼型;

S5、根据优化目标项和约束项对候选翼型进行性能评估;

S6、利用评估后的候选翼型更新所述CMOGP代理模型,并重复S4~S6直至达到最大迭代次数;

S7、将样本集中的满足要求的帕累托前沿翼型输出。

2. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,所述气动性能指标包括升力系数和阻力系数,所述隐身性能指标包括:雷达反射截面。

3. 根据权利要求1所述的方法,其特征在于,在S1中包括:

服务器根据客户端发送的设置信息,生成初始翼型的参数化外形,其中,在所述参数化外形中,所述初始翼型的上下表面曲线表示为:

$$\frac{z}{c}\left(\frac{x}{c}\right) = C\left(\frac{x}{c}\right) \cdot S\left(\frac{x}{c}\right) + \frac{x}{c} \cdot \frac{Z_{TE}}{c}$$

其中,  $\frac{x}{c}$ 、 $\frac{z}{c}$  和  $\frac{Z_{TE}}{c}$  分别为翼型横坐标x、纵坐标z、后缘厚度 $Z_{TE}$ 与弦长c的比,  $C\left(\frac{x}{c}\right)$  和

$S\left(\frac{x}{c}\right)$  分别表示类函数和形函数,其中:  $C\left(\frac{x}{c}\right) = \left(\frac{x}{c}\right)^{N_1} \cdot \left(1 - \frac{x}{c}\right)^{N_2}$ 、

$S\left(\frac{x}{c}\right) = \sum_{r=0}^n v_r \cdot C_r^n \cdot \left(\frac{x}{c}\right)^r \cdot \left(1 - \frac{x}{c}\right)^{n-r}$ , 所述类函数中的 $N_1$ 和 $N_2$ 分别用于表示翼型所属类型,所述

形函数是n阶伯恩斯坦多项式(BP)每一项的加权和, $v_r$ 是n阶BP的第r个权重。

4. 根据权利要求3所述的方法,其特征在于,在S3之前,还包括:

建立CMOGP代理模型,其中,对于一组D个优化目标函数 $\{f^d(\mathbf{x})\}_{d=1}^D$ ,每个函数在CMOGP代理模型中构建为卷积和的形式:

$$f^d(\mathbf{x}) = \sum_{q=1}^Q \int_{\mathbf{x}} G^{d,q}(\mathbf{x} - \mathbf{z}) u^q(\mathbf{z}) d\mathbf{z}$$

其中,  $\{u^q(\cdot)\}_{q=1}^Q$  表示Q个独立的基过程,Q为正整数, $G^{d,q}(\cdot)$ 是与 $f^d(\cdot)$ 和 $u^q(\cdot)$ 相关的平滑核,而所述基过程的协方差为:

$$\text{cov}[u^q(\mathbf{x}), u^{q'}(\mathbf{x}')] = \begin{cases} h^q(\mathbf{x}, \mathbf{x}'), q = q' \\ 0, q \neq q' \end{cases}, \text{其中 } q, q' \text{ 均表示基过程的序号, } \mathbf{x}, \mathbf{x}', z$$

分别表示输入变量,  $h^q(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$  表示基过程  $u^q(\mathbf{x})$  和  $u^q(\mathbf{x}')$  的协方差。

5. 根据权利要求4所述的方法, 其特征在于, 在所述样本集中包括了: 划分为N组的样本数据, 每一组样本数据包括一个翼型样本和对应这一个翼型样本的性能指标, 其中, N为正整数, 翼型样本的集合表示为  $X = \{x_1, \dots, x_N\}$ , 性能指标的集合表示为  $f = [f^1, \dots, f^d, \dots, f^D]^T$ ,  $f^d = [f_{x_1}^d, \dots, f_{x_N}^d]$ , D同上表示优化目标的个数, d表示优化目标的序号,  $f_{x_N}^d$  表示输入为  $x_N$  的第d个优化目标值;

并且  $p(\mathbf{f}_* | \mathbf{f}, \mathbf{X}, \mathbf{X}_*, \lambda) = \mathcal{N}(\mathbf{f}_* | \mathbf{K}_{f_*, f} \mathbf{K}_{f, f}^{-1} \mathbf{f}, \mathbf{K}_{f_*, f_*} - \mathbf{K}_{f_*, f} \mathbf{K}_{f, f}^{-1} \mathbf{K}_{f, f_*})$ , 其中,  $X_*$  表示输入所述CMOGP代理模型的一组新的翼型,  $f_*$  则表示所述CMOGP代理模型对输入翼型  $X_*$  的输出的预测分布,  $\mathbf{K}_{f, f} \in \mathbb{R}^{DN \times DN}$  是训练样本输出间的协方差矩阵, p表示概率密度函数,  $\mathcal{N}$  表示正态分布,  $\mathbf{K}_{f_*, f}$  表示新翼型与训练样本输出间的协方差矩阵,  $\mathbf{K}_{f_*, f_*}$  表示新翼型不同输出间的协方差矩阵,  $\mathbf{K}_{f, f_*}$  表示训练样本与新翼型输出间的协方差矩阵,  $\lambda$  是所述CMOGP代理模型中所含参数。

6. 根据权利要求1或5所述的方法, 其特征在于, 在S4中包括:

对真实帕累托前沿进行采样;

将与真实帕累托前沿有最多互信息的访问点作为所述候选翼型, 其中, 将访问点和真实帕累托前沿之间的互信息, 作为所述候选翼型选择的依据。

7. 根据权利要求6所述的方法, 其特征在于, 所述对真实帕累托前沿进行采样, 包括:

针对每一个输出函数  $f^d(\mathbf{x})$ , 建立一个对应的映射  $\phi^d(\mathbf{x})$ , 其中,  $k^d(\mathbf{x}, \mathbf{x}') \approx \phi^d(\mathbf{x})^T \phi^d(\mathbf{x}')$ , 且  $1^d(\mathbf{x}) = \phi^d(\mathbf{x})^T \theta$ ,  $k^d(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$  表示核函数,  $\mathbf{x}'$  的含义同  $\mathbf{x}$  表示;

利用已有所述服务器中已存储的翼型数据  $\mathcal{D}$ , 得到权重向量  $\theta$  的后验分布  $p(\theta | \mathcal{D})$ ;

从所述后验分布中进行采样, 得到  $1^d(\mathbf{x})$  的样本, 并将  $1^d(\mathbf{x})$  的样本作为  $f^d(\mathbf{x})$  的样本;

通过多目标优化算法对D个采样得到的样本进行优化, 得到所述真实帕累托前沿的样本, 其中, D为正整数。

8. 一种用于目标相关翼型设计的贝叶斯优化装置, 其特征在于, 包括:

样本模块, 用于生成初始翼型样本;

第一评估模块, 用于根据优化目标项和约束项对所述初始翼型样本进行性能评估, 得到对应所述初始翼型样本的性能指标, 并将所述初始翼型样本和所对应的性能指标保存于服务器的样本集中, 其中, 所述性能指标的类型包括: 气动性能指标和隐身性能指标;

模型训练模块, 用于利用所述样本集训练CMOGP代理模型, 并通过训练后的CMOGP代理模型得到搜索空间;

候选翼型选择模块, 用于利用cPFES选点策略, 在所述搜索空间中搜索候选翼型;

第二评估模块, 用于根据优化目标项和约束项对候选翼型进行性能评估;

迭代更新模块, 用于利用评估后的候选翼型更新所述CMOGP代理模型, 直至达到最大迭代次数;

输出模块,用于将样本集中满足要求的帕累托前沿翼型输出。

9.根据权利要求8所述的方法,其特征在于,所述候选翼型选择模块,具体用于对真实帕累托前沿进行采样;将与真实帕累托前沿样本有最多互信息的访问点作为所述候选翼型,其中,将访问点和真实帕累托前沿之间的互信息,作为所述候选翼型选择的依据。

10.一种存储介质,其特征在于,存储有计算机程序或指令,当所述计算机程序或指令被运行时,实现如权利要求1至7中任一项所述的方法。

## 用于目标相关翼型设计的贝叶斯优化方法、装置及存储介质

### 技术领域

[0001] 本发明涉及飞行器设计技术和最优化技术,尤其涉及一种用于目标相关翼型设计的贝叶斯优化方法、装置及存储介质。

### 背景技术

[0002] 机翼是影响飞行器各种性能的关键部件。想要完成飞行器在特定需求下的飞行任务,机翼的翼型设计往往需要考虑多种因素的交互影响,其本质是多目标优化问题。通常,翼型设计参数和目标性能之间存在高度的非线性关系以致于存在多个局部最优设计,这增加了该任务的难度。而这个过程也通常涉及昂贵的高保真数值仿真计算。因此,如何在有限的计算资源和计算时间内高效获得优化解一直是一个瓶颈问题。

[0003] 贝叶斯优化是一种利用概率模型作为代理模型进行搜索空间预测、利用选点策略进行候选翼型搜索的迭代优化算法。由于代理模型对优化方向的引导,后续选点策略能够有效避开最优解可能性低的区域,从而在整体上提高优化效率,因此贝叶斯优化被广泛用于昂贵的单、多目标黑盒优化问题,包括翼型设计。

[0004] 然而翼型设计问题所涉及的多个目标间具有相关性。但是目前鲜有研究在翼型优化框架中对多个目标间的相关性显式建模,这显然丢失了现有样本中包含的关键信息,造成了信息浪费。因此,如何在两部件中对目标相关性显式建模,从而实现对优化效率的提升,成为改善包括翼型设计在内的大多工程设计问题的效率瓶颈的一个关键问题。

### 发明内容

[0005] 本发明的实施例提供一种用于目标相关翼型设计的贝叶斯优化方法、装置及存储介质,可以达到提升设计效率、提高优化性能的目的。

[0006] 为达到上述目的,本发明的实施例采用如下技术方案:

[0007] 第一方面,本发明的实施例提供的方法,包括:

[0008] S1、生成初始翼型样本;

[0009] S2、根据优化目标项和约束项对所述初始翼型样本进行性能评估,得到对应所述初始翼型样本的性能指标,并将所述初始翼型样本和所对应的性能指标保存于服务器的样本集中,其中,所述性能指标的类型包括:气动性能指标和隐身性能指标;

[0010] S3、利用所述样本集训练CMOGP(convolved multiple output Gaussian process,卷积多输出高斯过程)代理模型,并通过训练后的CMOGP代理模型得到搜索空间,其中,所述搜索空间指的是CMOGP代理模型对于给定范围内的所有翼型的性能指标预测值和不确定性范围所构成的空间;

[0011] S4、利用cPFES(correlated Pareto-frontier entropy search,相关的帕累托前沿熵搜索)选点策略,在所述搜索空间中搜索候选翼型,其中,所述候选翼型是指当前迭代中被cPFES选点策略选中的、对搜索真正最优翼型有帮助的翼型样本,用于加入训练样本集更新CMOGP代理模型,在有前途的区域提升CMOGP代理模型精度来为选点策略提供更加可靠

的搜索方向；

[0012] S5、根据优化目标项和约束项对候选翼型进行性能评估；

[0013] S6、利用评估后的候选翼型更新所述CMOGP代理模型，通过提升对真正最优翼型搜索有贡献的区域的预测精度来为后续选点策略提供更加可靠的引导，并重复S4~S6直至达到最大迭代次数；

[0014] S7、将样本集中满足要求的帕累托前沿翼型输出。

[0015] 第二方面，本发明的实施例提供的装置，包括：

[0016] 样本模块，用于生成初始翼型样本；

[0017] 第一评估模块，用于根据优化目标项和约束项对所述初始翼型样本进行性能评估，得到对应所述初始翼型样本的性能指标，并将所述初始翼型样本和所对应的性能指标保存于服务器的样本集中，其中，所述性能指标的类型包括：气动性能指标和隐身性能指标；

[0018] 模型训练模块，用于利用所述样本集训练CMOGP代理模型，并通过训练后的CMOGP代理模型得到搜索空间；

[0019] 候选翼型选择模块，用于利用cPFES选点策略，在所述搜索空间中搜索候选翼型；

[0020] 第二评估模块，用于根据优化目标项和约束项对候选翼型进行性能评估；

[0021] 迭代更新模块，用于利用评估后的候选翼型更新所述CMOGP代理模型，直至达到最大迭代次数；

[0022] 输出模块，用于将样本集中满足要求的帕累托前沿翼型输出。

[0023] 第三方面，本发明的实施例提供的存储介质，存储有计算机程序或指令，当所述计算机程序或指令被运行时，实现上述的用于目标相关翼型设计的贝叶斯优化方法。

[0024] 本发明实施例提供的用于目标相关翼型设计的贝叶斯优化方法、装置及存储介质，客户端提供的设计变量、优化目标、约束条件和设计工况等工程设计需求，在服务器端进行优化设计并输出满足要求的帕累托前沿翼型，所述主要方法包括：生成初始训练样本，数值仿真软件对初始样本性能评估，训练CMOGP代理模型用于新样本目标性能预测，cPFES选点策略选择候选设计，数值仿真软件对候选设计性能评估，候选设计加入样本集重新训练CMOGP，迭代直到结束条件，最终将满足设计要求的帕累托前沿设计返回客户端以供选择。具体在两部件中对目标相关性显式建模，从而实现对优化效率的提升。总的来说，可以通过对目标相关性的建模，充分利用已有样本的信息，一方面能够有效改善代理模型预测精度，提供更加可靠的优化搜索空间，从而提升优化效率，最终达到显著降低工程设计成本的目的；另一方面在选择候选翼型时达到目标的平衡，获得性能更加突出、分布更加均匀、范围更加广泛的帕累托前沿翼型，从而提供给设计人员更多优质选择。

## 附图说明

[0025] 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它的附图。

[0026] 图1为本发明实施例提供的系统架构示意图

- [0027] 图2用于目标相关翼型设计的贝叶斯优化方法流程图；  
[0028] 图3用于目标相关翼型设计的贝叶斯优化方法框架图；  
[0029] 图4为本发明实施例提供的方法流程示意图。

### 具体实施方式

[0030] 为使本领域技术人员更好地理解本发明的技术方案，下面结合附图和具体实施方式对本发明作进一步详细描述。下文中将详细描述本发明的实施方式，所述实施方式的示例在附图中示出，其中自始至终相同或类似的标号表示相同或类似的元件或具有相同或类似功能的元件。下面通过参考附图描述的实施方式是示例性的，仅用于解释本发明，而不能解释为对本发明的限制。本技术领域技术人员可以理解，除非特意声明，这里使用的单数形式“一”、“一个”、“所述”和“该”也可包括复数形式。应该进一步理解的是，本发明的说明书中使用的措辞“包括”是指存在所述特征、整数、步骤、操作、元件和/或组件，但是并不排除存在或添加一个或多个其他特征、整数、步骤、操作、元件、组件和/或它们的组。应该理解，当我们称元件被“连接”或“耦接”到另一元件时，它可以直接连接或耦接到其他元件，或者也可以存在中间元件。此外，这里使用的“连接”或“耦接”可以包括无线连接或耦接。这里使用的措辞“和/或”包括一个或更多个相关联的列出项的任一单元和全部组合。本技术领域技术人员可以理解，除非另外定义，这里使用的所有术语（包括技术术语和科学术语）具有与本发明所属领域中的普通技术人员的一般理解相同的意义。还应该理解的是，诸如通用字典中定义的那些术语应该被理解为具有与现有技术的上下文中的意义一致的意义，并且除非像这里一样定义，不会用理想化或过于正式的含义来解释。

[0031] 本发明实施例提供一种用于目标相关翼型设计的贝叶斯优化方法，如图4所示，包括：

[0032] S1、生成初始翼型样本。

[0033] 本实施例中，如图1所示的，客户端中提供参数方法及设计参数边界、优化目标、约束条件和设计工况，服务器根据上述信息完成初始翼型的生成和数值仿真计算，并利用该初始翼型样本实施本发明的考虑目标相关性的贝叶斯优化方法，最终将符合设计要求的帕累托前沿翼型返回到客户端。本实施例中的用于目标相关翼型设计的贝叶斯优化方法的框架图可以如图3所示。

[0034] S2、根据优化目标项和约束项对所述初始翼型样本进行性能评估，得到对应所述初始翼型样本的性能指标，并将所述初始翼型样本和所对应的性能指标保存于服务器的样本集中。

[0035] 其中，所述性能指标的类型包括：气动性能指标和隐身性能指标。所述气动性能指标包括升力系数和阻力系数，所述隐身性能指标包括：雷达反射截面。其中，根据客户端指定的优化目标项和约束项，分别调用相应的数值仿真软件，以初始翼型样本作为输入，计算其相应的性能指标。具体包括升力系数、阻力系数在内的气动性能指标和雷达反射截面的隐身性能指标等。所述数值仿真软件是外部程序，数值计算完成后结果保存于服务器中用于后续使用。

[0036] S3、利用所述样本集训练CMOGP代理模型，并通过训练后的CMOGP代理模型得到搜索空间。

[0037] 其中,所述搜索空间指的是CMOGP代理模型对于给定范围内的所有翼型的性能指标预测值和不确定性范围所构成的空间。

[0038] S4、利用cPFES选点策略,在所述搜索空间中搜索候选翼型。

[0039] 其中,所述候选翼型是指当前迭代中被cPFES选点策略选中的、对搜索真正最优翼型有帮助的翼型样本,用于加入训练样本集更新CMOGP代理模型,大致可以理解为,在有前途的区域提升CMOGP代理模型精度来为选点策略提供更加可靠的搜索方向。

[0040] S5、根据优化目标项和约束项对候选翼型进行性能评估。

[0041] 其中,可以通过数值仿真软件实现候选翼型的目标和约束性能评估,具体的,可以根据客户端指定的优化目标项和约束项,分别调用相应的数值仿真软件,以候选翼型作为输入,计算其相应的性能指标。所述数值仿真软件是外部程序,数值计算完成后结果保存于服务器中用于后续使用。

[0042] S6、利用评估后的候选翼型更新所述CMOGP代理模型,并重复S4~S6直至达到最大迭代次数。

[0043] 其中,将候选翼型加入训练样本可以用于模型更新。具体的,候选翼型和其评估的目标和约束共同作为一个新样本,与先前评估过的所有样本一起,作为CMOGP模型的训练样本,以此来实现对其预测结果的改善与对选点策略的可靠引导。即通过提升对真正最优翼型搜索有贡献的区域的预测精度来为后续选点策略提供更加可靠的引导。

[0044] 在每一次的重复迭代中,利用已有翼型、目标和约束仿真结果,训练CMOGP代理模型,用于预测设计空间内任意翼型的目标和约束项性能。利用cPFES选点策略,在CMOGP模型预测提供的搜索空间搜索候选翼型。数值仿真软件对候选设计进行目标和约束的性能评估。候选设计和对应的性能指标加入训练样本,用于CMOGP代理模型的更新。

[0045] S7、将样本集中满足要求的帕累托前沿翼型输出。

[0046] 其中,输出的帕累托前沿翼型,具体的,本实施例的设计目的,在于获得优化翼型,而优化是基于代理模型的,所以只有代理模型在重点区域精确了,才能保证后续优化有意义。因此本实施例所要实现的设计目的,在设计上的侧重点其实在于提升关键区域的预测精度,从已有的通过数值仿真计算的翼型样本集中找出满足约束的帕累托前沿翼型作为最终优化结果输出给客户端。

[0047] 本实施例中,在S1中包括:

[0048] 本实施例中,翼型设计空间由客户端指定和设置,初始翼型样本的生成由服务器完成,采样完成后输出初始翼型的参数化外形。其中可以利用如图2所示的用于目标相关翼型设计的贝叶斯优化方法的流程。所述参数化外形通过外形参数化方法获得,具体是指:

[0049] CST(Class function/Shape function Transformation)参数化方法是一种直接用翼型类别和具体形态的表示参数来描述翼型几何外形的非线性参数化方法。

[0050] 具体的,服务器根据客户端发送的设置信息,生成初始翼型的参数化外形,其中,在所述参数化外形中,所述初始翼型的上下表面曲线表示为:

$$[0051] \quad \frac{z}{c} \left( \frac{x}{c} \right) = C \left( \frac{x}{c} \right) \cdot S \left( \frac{x}{c} \right) + \frac{x}{c} \cdot \frac{Z_{TE}}{c}$$

[0052] 其中,  $\frac{x}{c}$ 、 $\frac{z}{c}$  和  $\frac{Z_{TE}}{c}$  分别为翼型横坐标x、纵坐标z、后缘厚度 $Z_{TE}$ 与弦长c的比,



$C\left(\frac{x}{c}\right)$ 和 $S\left(\frac{x}{c}\right)$ 分别表示翼型类别的类函数和表示翼型具体形态特征的形函数,其中:

$$C\left(\frac{x}{c}\right)=\left(\frac{x}{c}\right)^{N_1}\cdot\left(1-\frac{x}{c}\right)^{N_2}, \quad S\left(\frac{x}{c}\right)=\sum_{r=0}^n v_r \cdot C_r^n \cdot \left(\frac{x}{c}\right)^r \cdot \left(1-\frac{x}{c}\right)^{n-r},$$

所述类函数中的 $N_1$ 和 $N_2$ 分别用于表示翼型所属类型,如 $N_1=0.5, N_2=1.0$ 则表示圆鼻翼,它是超临界翼型所属的类型,所述形函数是n阶伯恩斯坦多项式(BP)每一项的加权和,控制着翼型的具体形态, $v_r$ 是n阶BP的第r个权重。在翼型类函数控制参数固定的情况下,形函数中n阶BP的权重 $v_r, r=0, 1, 2, \dots, n$ 即CST参数化方法的设计参数,即上或下表面曲线的设计参数个数为n+1,整个翼型的设计参数个数为2n+2。

[0053] 具体的,在S3之前,还包括:建立CMOGP代理模型,其中,对于一组D个优化目标函数 $\{f^d(x)\}_{d=1}^D$ 每个函数在CMOGP代理模型中构建为卷积和的形式:

$$[0054] \quad f^d(x) = \sum_{q=1}^Q \int_{\mathbf{x}} G^{d,q}(\mathbf{x}-\mathbf{z}) u^q(\mathbf{z}) d\mathbf{z}$$

[0055] 其中, $\{u^q(\cdot)\}_{q=1}^Q$ 表示Q个独立的基过程,Q为正整数, $G^{d,q}(\cdot)$ 是与 $f^d(\cdot)$ 和 $u^q(\cdot)$ 相关的平滑核,而所述基过程的协方差为:

$$[0056] \quad cov[u^q(\mathbf{x}), u^{q'}(\mathbf{x}')] = \begin{cases} h^q(\mathbf{x}, \mathbf{x}'), & q = q' \\ 0, & q \neq q' \end{cases},$$

其中 $q, q'$ 均表示基过程的序号, $\mathbf{x}, \mathbf{x}', \mathbf{z}$ 分别表示输入变量, $h^q(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ 表示基过程 $u^q(\mathbf{x})$ 和 $u^q(\mathbf{x}')$ 的协方差。需要说明的是,类似于“ $G^{d,q}(\cdot)$ ”当中的“ $\cdot$ ”,指的是函数中的一种不确定的参数,依据具体情况可以表现为相应的函数形态,比如: $G^{d,q}(\cdot)$ 具体可以是 $G^{d,q}(\mathbf{x}-\mathbf{z})$ ,则“ $\cdot$ ”表示的其实就是“ $\mathbf{x}-\mathbf{z}$ ”,这方面的知识属于公知常识,本实施例中就不赘述了。

[0057] 而在所述样本集中包括了:划分为N组的样本数据,每一组样本数据包括一个翼型样本和对应这一个翼型样本的性能指标,其中,N为正整数,翼型样本的集合表示为 $X = \{x_1, \dots, x_N\}$ ,集合中的元素: $x_1, \dots, x_N$ ,表示第1~N组的样本数据中的各自的翼型样本,性能指标的集合表示为 $\mathbf{f} = [f^1, \dots, f^d, \dots, f^D]^T$ , $\mathbf{f}^d = [f_{x_1}^d, \dots, f_{x_N}^d]$ ,D同上表示优化目标的个数,d表示优化目标的序号, $f_{x_N}^d$ 表示输入为 $x_N$ 的第d个优化目标值。

[0058] 并且 $p(\mathbf{f}_* | \mathbf{f}, \mathbf{X}, \mathbf{X}_*, \boldsymbol{\lambda}) = \mathcal{N}(\mathbf{f}_* | \mathbf{K}_{\mathbf{f}_*, \mathbf{f}} \mathbf{K}_{\mathbf{f}, \mathbf{f}}^{-1} \mathbf{f}, \mathbf{K}_{\mathbf{f}_*, \mathbf{f}_*} - \mathbf{K}_{\mathbf{f}_*, \mathbf{f}} \mathbf{K}_{\mathbf{f}, \mathbf{f}}^{-1} \mathbf{K}_{\mathbf{f}, \mathbf{f}_*})$ ,其中, $\mathbf{X}_*$ 表示在训练过程中,输入所述CMOGP代理模型的一组新的翼型, $\mathbf{f}_*$ 则表示所述CMOGP代理模型对输入翼型 $\mathbf{X}_*$ 的输出的预测分布, $\mathbf{K}_{\mathbf{f}, \mathbf{f}} \in \mathbb{R}^{DN \times DN}$ 是训练样本输出间的协方差矩阵,p表示概率密度函数, $\mathcal{N}$ 表示正态分布, $\mathbf{K}_{\mathbf{f}_*, \mathbf{f}}$ 表示新翼型与训练样本输出间的协方差矩阵, $\mathbf{K}_{\mathbf{f}_*, \mathbf{f}_*}$ 表示新翼型不同输出间的协方差矩阵, $\mathbf{K}_{\mathbf{f}, \mathbf{f}_*}$ 表示训练样本与新翼型输出间的协方差矩阵, $\boldsymbol{\lambda}$ 表示所述CMOGP代理模型中所含参数。两输出函数 $f^d(\mathbf{x})$ 和 $f^{d'}(\mathbf{x}')$ 之间的协方差具体是指:

$$[0059] \quad \text{cov}[f^d(x), f^d(x')] = \sum_{q=1}^Q \int_{\mathcal{X}} G^{d,q}(x-z) \int_{\mathcal{X}} G^{d,q}(x'-z') k^q(z, z') dz' dz$$

其中,所述CMOGP代理模型的建立由服务器完成并保存,用于后续优化搜索使用。

[0060] 本实施例中,在S4中包括:对真实帕累托前沿进行采样;将与真实帕累托前沿有最多互信息的访问点作为所述候选翼型,其中,将访问点和真实帕累托前沿之间的互信息,作为所述候选翼型选择的依据。具体的,所述对真实帕累托前沿进行采样,包括:

[0061] 针对每一个输出函数 $f^d(x)$ ,建立一个对应的映射 $\phi^d(x)$ ,其中, $k^d(x, x') \approx \phi^d(x)^T \phi^d(x')$ ,且 $l^d(x) = \phi^d(x)^T \theta$ , $k^d(x, x')$ 表示核函数, $x'$ 的含义同 $x$ 表示;利用已有所述服务器中已存储的翼型数据 $\mathcal{D}$ ,得到权重向量 $\theta$ 的后验分布 $p(\theta|\mathcal{D})$ ;从所述后验分布中进行采样,得到 $l^d(x)$ 的样本,并将 $l^d(x)$ 的样本作为 $f^d(x)$ 的样本;通过多目标优化算法对D个采样得到的样本进行优化,得到所述真实帕累托前沿的样本,其中,D为正整数。

[0062] 本实施例中,根据cPFES选点策略在CMOGP模型预测空间搜索候选翼型具体是指:

[0063] cPFES策略是一个基于信息论的全局搜索策略,它以访问点 $(x, f_x)$ 和真实帕累托前沿 $\mathcal{F}^*$ 之间的互信息 $I$ 为候选翼型选择的依据,选择与真实帕累托前沿有最多互信息的访问点为候选翼型 $\hat{x}^*$ :

$$[0064] \quad \alpha(x) = I(f_x; \mathcal{F}^* | \mathcal{D}) = H[p(f_x | \mathcal{D})] - \mathbb{E}_{p(\mathcal{F}^* | \mathcal{D})} [H[p(f_x | \mathcal{F}^*, \mathcal{D})]]$$

$$[0065] \quad \hat{x}^* = \underset{x \in \mathcal{X}}{\operatorname{argmax}} \alpha(x)$$

[0066] 其中 $\alpha$ 为衡量访问点能否成为候选翼型的指标, $H(\cdot)$ 是信息熵,衡量了一个随机变量所携带的信息量或不确定程度, $\mathbb{E}$ 是期望算子, $\mathcal{D}$ 是模型训练样本。

[0067] 利用CMOGP模型对当前访问点的多个目标输出的联合预测分布,和对帕累托前沿代表点的采样,该策略可解析地表达成计算机语言可实现的形式,并通过在设计空间优化该策略指标 $\alpha$ ,寻找使得 $\alpha$ 最大化的候选翼型 $\hat{x}^*$ 。

[0068] 所述的cPFES策略函数的计算与优化由服务器完成,所选候选翼型存储于服务器,用于后续数值仿真的目标和约束评估。

[0069] 所述帕累托前沿代表点采样具体是指:

[0070] 步骤301:对每个输出函数 $f^d(x)$ 找到一个对应的映射 $\phi^d(x)$ 使得 $k^d(x, x') \approx \phi^d(x)^T \phi^d(x')$ 且 $l^d(x) = \phi^d(x)^T \theta$ 是与 $f^d(x)$ 等价的线性模型;

[0071] 步骤302:利用已有翼型数据,得到权重向量 $\theta$ 的后验分布 $p(\theta|\mathcal{D})$ ;

[0072] 步骤303:通过从 $p(\theta|\mathcal{D})$ 中采样,获得函数 $l^d(x)$ 的样本,即可以看作是 $f^d(x)$ 的样本;

[0073] 步骤304:采用简单的多目标优化算法对一组D个函数样本进行优化,得到一个对应的代表帕累托前沿。

[0074] 所述 $k^d(x, x')$ 具体是指诱导 $\text{cov}[f^d(x), f^d(x')]$ 的核函数。cPFES策略函数的计算与优化由服务器完成,所选候选翼型存储于服务器,用于后续数值仿真的目标和约束评估。

[0075] 本实施例中,还提供一种用于目标相关翼型设计的贝叶斯优化装置,包括:

[0076] 样本模块,用于生成初始翼型样本。

[0077] 第一评估模块,用于根据优化目标项和约束项对所述初始翼型样本进行性能评估,得到对应所述初始翼型样本的性能指标,并将所述初始翼型样本和所对应的性能指标保存于服务器的样本集中,其中,所述性能指标的类型包括:气动性能指标和隐身性能指标。

[0078] 模型训练模块,用于利用所述样本集训练CMOGP代理模型,并通过训练后的CMOGP代理模型得到搜索空间。

[0079] 候选翼型选择模块,用于利用cPFES选点策略,在所述搜索空间中搜索候选翼型。

[0080] 第二评估模块,用于根据优化目标项和约束项对候选翼型进行性能评估。

[0081] 迭代更新模块,用于利用评估后的候选翼型更新所述CMOGP代理模型,直至达到最大迭代次数。

[0082] 输出模块,用于将样本集中满足要求的帕累托前沿翼型输出。

[0083] 所述候选翼型选择模块,具体用于对真实帕累托前沿进行采样。将与真实帕累托前沿样本有最多互信息的访问点作为所述候选翼型,其中,将访问点和真实帕累托前沿之间的互信息,作为所述候选翼型选择的依据。

[0084] 本实施例中,还提供一种存储介质,存储有计算机程序或指令,该存储介质可以运行在如图1所示的服务器上,而在用户终端上也可以安装对应于该存储介质的客户端,当所述计算机程序或指令被运行时,实现本实施例中的方法。

[0085] 目前,翼型设计问题所涉及的多个目标间具有相关性。理论上讲,在贝叶斯优化框架的两个关键构件中同时考虑这种相关性信息能够实现对现有样本的充分利用,一方面能够帮助改善代理模型对各输出的预测精度,提供更加可靠的搜索空间,另一方面选点策略能够实现不同目标之间的平衡,获得更加合理的候选翼型,两方面共同作用,从而在一定程度上提升优化效率、改善优化结果。但目前,鲜有研究在翼型优化框架中对多个目标间的相关性显式建模,这显然丢失了现有样本中包含的关键信息,造成了信息浪费。因此,如何针对设计问题的难点选取贝叶斯优化中的两个关键部件:代理模型和选点策略,以及如何在这两个部件中对目标相关性显式建模,从而实现对优化效率的提升,成为改善包括翼型设计在内的大多工程设计问题的效率瓶颈的一个关键突破口。

[0086] 本发明公开了一种用于目标相关翼型设计问题的贝叶斯优化方法,涉及飞行器设计领域和最优化领域,能够达到提升设计效率、提高优化性能的目的。本发明使用客户端提供的设计变量、优化目标、约束条件和设计工况等工程设计需求,在服务器端进行优化设计并输出满足要求的帕累托前沿翼型,所述主要方法包括:生成初始训练样本,数值仿真软件对初始样本性能评估,训练CMOGP代理模型用于新样本目标性能预测,cPFES选点策略选择候选设计,数值仿真软件对候选设计性能评估,候选设计加入样本集重新训练CMOGP,迭代直到结束条件,最终将满足设计要求的帕累托前沿设计返回客户端以供选择。从而在两部件中对目标相关性显式建模,从而实现对优化效率的提升。采用本发明具有以下优点:1)考虑优化目标间的相关性,充分利用评估样本信息,从而提高模型预测精度、提升优化效率,最终达到显著降低工程设计成本的目的;2)在等量资源消耗情况下,获得的帕累托前沿设计性能更加突出、分布更加均匀、范围更加广泛,从而提供给设计人员更多的选择。

[0087] 本说明书中的各个实施例均采用递进的方式描述,各个实施例之间相同相似的部分互相参见即可,每个实施例重点说明的都是与其他实施例的不同之处。尤其,对于设备实

施例而言,由于其基本相似于方法实施例,所以描述得比较简单,相关之处参见方法实施例的部分说明即可。以上所述,仅为本发明的具体实施方式,但本发明的保护范围并不局限于此,任何熟悉本技术领域的技术人员在本发明揭露的技术范围内,可轻易想到的变化或替换,都应涵盖在本发明的保护范围之内。因此,本发明的保护范围应该以权利要求的保护范围为准。

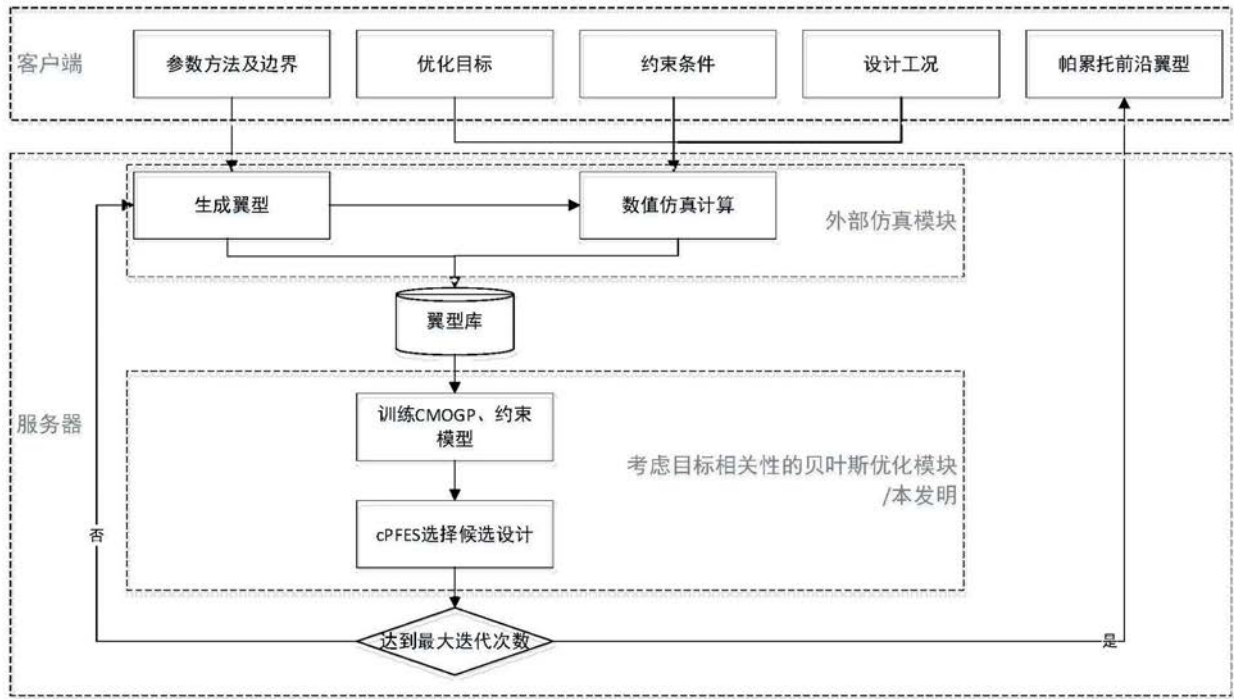


图1

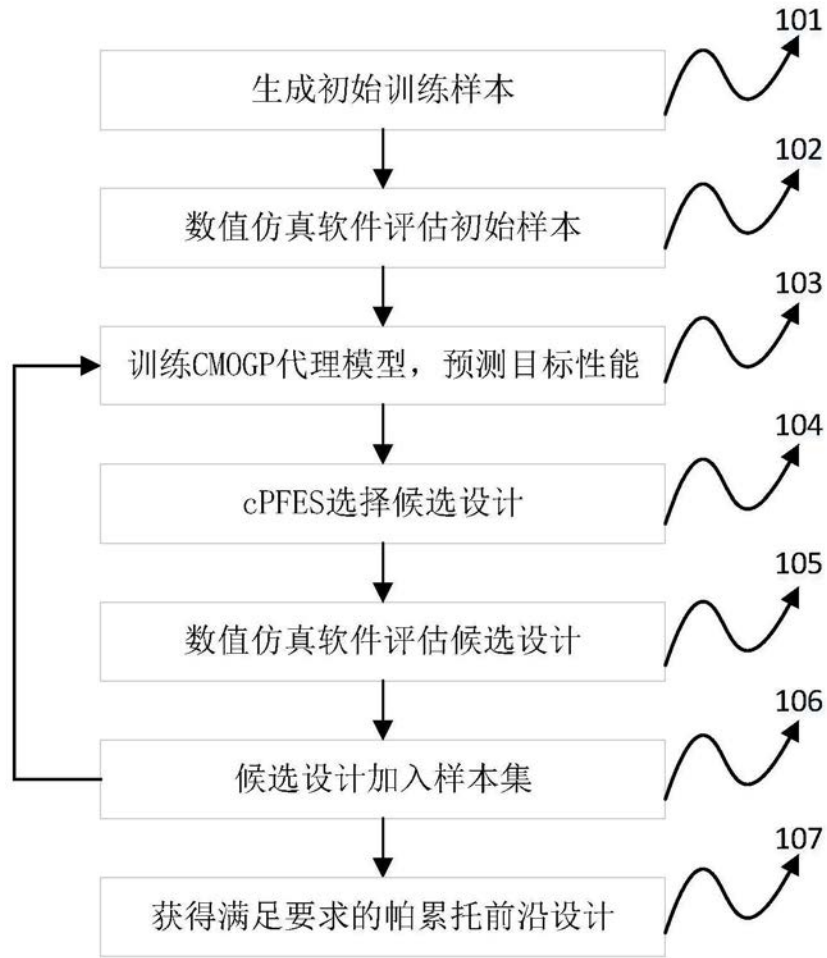


图2

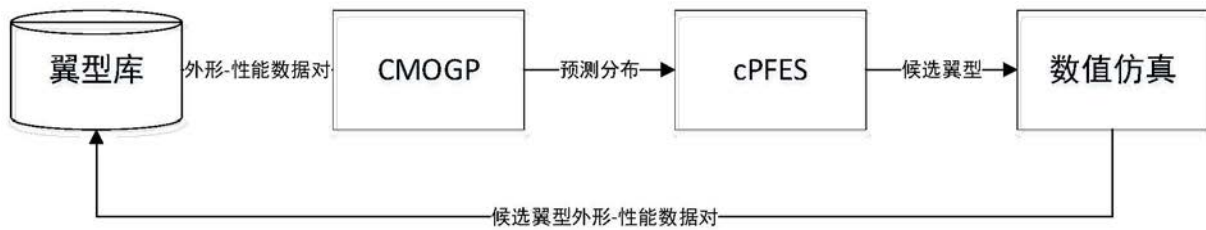


图3

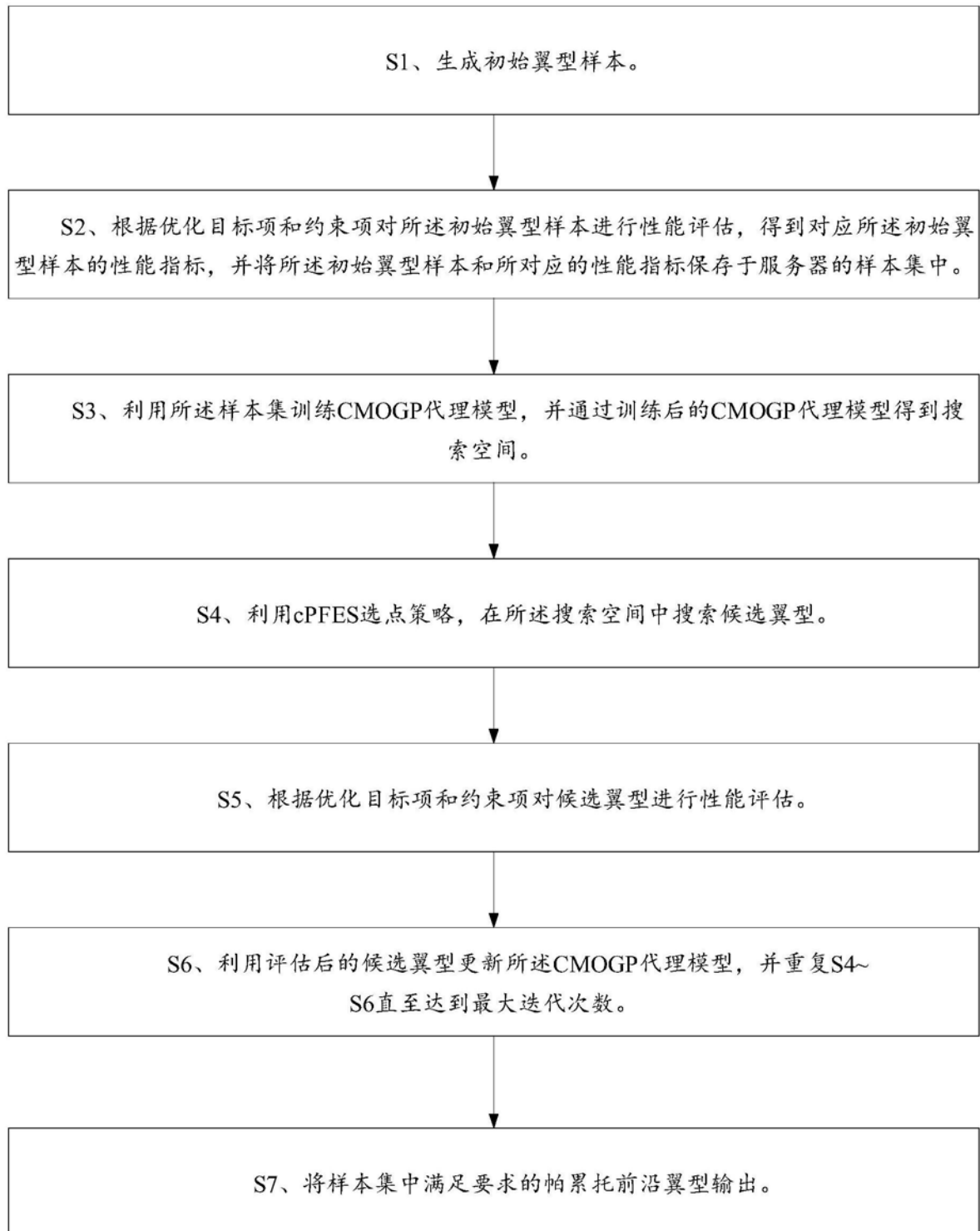


图4