

一种汽轮机基础的并行多目标优化方法

李召军^{1,2}, 李征^{*2}, 王希诚², 李克秋¹

(1. 大连理工大学 计算机科学与技术学院, 辽宁 大连 116024;

2. 大连理工大学 工业装备结构分析国家重点实验室, 辽宁 大连 116024)

摘要: 提出一种汽轮机基础的并行多目标优化方法, 旨在搜寻能够使汽轮机基础的质量和最大动位移取得最小值的设计变量的解. 基础的质量可用其梁柱截面积的线性表达式表达, 而其在外加扰力作用下产生的动位移可由黑箱优化方法计算获取. 在 Kriging 替代函数模型建立的基础梁柱截面积与动位移的近似表达式基础上, 发展了基于熵的期望提高准则用于提高优化的精度, 并使用并行计算策略提高优化的效率. 对两个实际汽轮机基础算例优化的结果表明, 该方法可以有效解决该类工程优化问题, 得到比较理想的优化解.

关键词: 汽轮机基础; 多目标优化; Kriging; 并行计算; 期望提高

中图分类号: TP393; TU323.3 **文献标识码:** A **doi:** 10.7511/dllgxb201503001

0 引言

汽轮机基础通常是包含梁柱结构的混凝土基础框架, 其荷载一般包括基础的自重以及基础之上电机转动所产生的动扰力. 汽轮机基础的设计原则是在降低基础质量的同时, 尽量减少其产生的动位移. 在传统的严格设计中, 柱的位置是固定的并且基础频率比扰力频率要高很多; 但现代的灵活设计中, 柱的位置是可变的, 并且基础频率也可以小于扰力频率. 现阶段汽轮机基础的体积越来越大, 传统意义上的严格设计已经不再适用, 灵活的基础设计模式在当今的汽轮机基础设计领域占据了主导地位^[1].

近年来, 工程优化设计发展迅猛. 将优化技术应用在汽轮机基础设计时, 梁柱的截面积及柱的几何位置都可以作为设计变量, 最终实现灵活设计的目的. 通常这类工程优化问题都是带约束的多设计变量多目标问题. 而黑箱优化方法的出现, 无疑为解决这类问题提供了全新的思路^[2].

20 世纪 70 年代以来快速发展的高性能计算

技术为资源密集型的工程优化问题提供了便利. 并行计算技术作为代表, 在几十年的发展过程中得到了长足的进步, 并出现了许多通用的编程框架和计算环境. 如何将这些技术应用在工程优化问题特别是汽轮机基础的优化设计当中以获取最大的效率提高, 是一个亟须解决的实际应用问题^[3].

本文提出的并行多目标优化方法建立在黑箱优化的基础上, 通过 ANSYS 软件作为黑箱方法计算基础在扰力下的动位移, 使用 Kriging 代理模型模拟动位移和设计截面变量的函数关系; 同时, 设计一种基于熵的期望提高准则用来添加优化解, 并使用并行计算技术完成整个优化过程; 最后对由两个实际基础组成的优化算例进行测试以验证其有效性.

1 研究背景

1.1 黑箱优化方法

通常情况下工程优化应用包含几个相似的过

程:(1)抽样,采用抽样算法根据设计变量上下限获取一定规模的样本组群;(2)分析,使用通用或特定的工程应用软件得到所有样本的响应值;(3)建模,在样本和响应值之间建立一个近似的数学模型(如果不使用替代函数法,该过程可省略);(4)优化,采用某种优化算法在给定的约束和设计变量上下限范围内得到最优值;(5)计算最优值样本的目标函数值,使用同样的软件计算该优化值的响应值;(6)收敛检测,若优化值满足所有约束条件且其目标函数值符合优化要求,则该优化值即为最终的优化解,否则将该优化值与其响应值分别加入样本组群和目标函数组群,转过程(3)^[2,4]。

而黑箱优化方法,顾名思义,就是将上述各个阶段均采用相对独立的模块完成对应的功能,上下模块间使用标准的输入输出进行参数的传递,并使用通用型的控制程序完成整个优化过程。整个优化应用执行期间,子模块各司其职,就如同一个个不透明的黑箱,因此这种序列化和标准化的工程优化过程也被广泛称为黑箱优化。因抽样、分析、建模等黑箱过程均在实际问题中有许多可以利用的商业或开源软件及程序,黑箱优化方法也被设计人员大量采用和推广^[4-5]。

1.2 通用工程分析软件

工程领域在应用分析软件的使用上逐渐形成了一系列通用的选择:结构设计中的 ANSYS 和 ABAQUS;模具设计中的 Moldflow 和 Unigraphics UX;建筑设计中的 Revit、3DMax 和 AutoCAD 等。近年来,越来越多的数据中心开始以集中服务形式(如云平台)提供给用户使用这些软件的各项功能,在方便用户使用的同时,也极大地节约了能源和购买成本。这些软件丰富的应用编程接口(API)进一步使得用户可针对具体的应用开发出特定的优化逻辑和优化模型,极大地促进了工程优化领域的发展^[6]。

1.3 优化算法

蚁群算法(ant colony optimization)、粒子群算法(particle swarm optimization)、遗传算法(genetic algorithm)和序列二次规划(sequential

quadratic programming)、人工神经网络(artificial neural networks)算法等是近些年比较流行的优化算法。具体问题不同,算法选择也不一。这些算法对工程优化领域的理论研究及实际应用产生了重要的影响。对这些优化算法的具体分析已经超过了本文的范围^[7]。

1.4 并行计算技术

20 世纪 70 年代之后,诸如多核及多处理机计算机广泛发展,并行计算技术也因此产生,用来充分利用这些硬件提升所带来的计算便利。这期间出现了诸多并行算法与编程语言,消息处理接口(MPI)便是比较流行的一种^[8]。

随后,集群计算开始出现:将硬件和软件环境类似的物理机通过高性能网络设备加以互联,辅以并行计算环境的配置,可被用来处理更多更复杂和更耗时的计算任务。通常,集群通过批处理作业管理系统进行计算任务的管理,如 OpenPBS。组成一个集群的计算机硬件一般包括磁盘处理单元、控制节点、计算节点及网络设备等^[8]。

1.5 Kriging 替代函数模型

诸如梁柱截面等汽轮机基础优化中的设计变量值(样本)和在动扰力作用下这些样本产生的动位移(响应值)之间存在某种隐函数关系。基于这些样本和它们的响应值,Kriging 可以计算出一种替代的多项式函数模型。假设样本组为 $\mathbf{x} = (x_1 \ x_2 \ \cdots \ x_n)$,对应的响应值为 y ,Kriging 模型可构建为^[9]

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = f^T(\mathbf{x})\beta + z(\mathbf{x}) \quad (1)$$

该模型包含线性回归部分和随机部分。 β 为回归系数; $f(\mathbf{x})$ 为确定性漂移,通常使用 $\mathbf{x}$ 的多项式形式对整个设计域进行全局近似;随机函数 $z(\mathbf{x})$ 为波动,对整个设计域进行局部近似,其均值为 0,方差可表示为 σ^2 。

工程领域常使用称为 DACE 的开源 Matlab 优化工具箱来建立样本与响应的 Kriging 替代函数模型。使用者仅需提供样本及响应值数据和一个用来定义模型建立精确度的 θ 函数值,创建最基本的 Kriging 代理模型^[10]。

1.6 期望提高准则

直接使用优化算法计算 Kriging 代理模型的

最优值可以获取其优化解.但由于样本和响应值之间存在的高度非线性关系,使用这种方法很容易导致迭代过程局限在一个非常有限的解空间内.期望提高(expected improvement, EI)准则是一种同时考虑全局与局部搜索的方法. EI 准则假定未求解响应值的任意样本点 $\mathbf{x}$ 的响应值 $y(\mathbf{x})$ 服从一个均值为 $\bar{y}(\mathbf{x})$ 、方差为 σ^2 的正态分布,这两个值均可由 Kriging 模型给出.对最小化问题而言,样本点 $\mathbf{x}$ 的提高值 I 可表示为 $y(\mathbf{x}) = y_{\min} - I$,其分布服从

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma(\mathbf{x})} \exp \left[-\frac{(y_{\min} - I - \bar{y}(\mathbf{x}))^2}{2\sigma^2(\mathbf{x})} \right]$$

积分后可得

$$\begin{aligned} E[I(\mathbf{x})] &= \sigma(\mathbf{x})[v\Phi(v) + \phi(v)] \\ v &= \frac{y_{\min} - \bar{y}(\mathbf{x})}{\sigma(\mathbf{x})} \end{aligned} \quad (2)$$

其中 Φ 和 ϕ 分别代表正态分布函数和正态密度函数.而优化解的搜索方向也即为式(2)的最大值方向^[11].

EI 准则也存在一种加权形式的表述方式,记为

$$\begin{aligned} E[I(\mathbf{x})] &= \sigma(\mathbf{x})[\lambda v\Phi(v) + (1-\lambda)\phi(v)]; \\ \lambda &\in [0,1] \end{aligned} \quad (3)$$

权系数 λ 代表着搜索时对局部和全局的重视程度, λ 值越小, EI 准则的优化解越集中在全局的解空间内,反之则将搜索过程集中在当前的局部解空间内.

2 汽轮机基础的并行多目标优化方法

2.1 汽轮机基础的多目标优化模型

考虑决定基础造价成本的基础质量以及决定基础力学性能指标之一的动位移两个目标,汽轮机基础的多目标优化模型可创建为

$$\begin{aligned} \text{find } \mathbf{d} &= (d_1 \quad d_2 \quad \cdots \quad d_K)^T \\ \min \quad &(\omega, \max_{l=1}^L(u_l)) \\ \text{s. t. } \quad &\omega \leq \bar{\omega} \end{aligned} \quad (4)$$

$$u_l \leq \bar{u}, l = 1, 2, \dots, L$$

$$\underline{d}_k \leq d_k \leq \bar{d}_k, k = 1, 2, \dots, K$$

$\mathbf{d}$ 是具有 K 个设计变量的梁柱截面向量, $\underline{d}_k$ 和 $\bar{d}_k$

是其上下限; ω 和 $\bar{\omega}$ 代表基础的自重及自重的上限,为截面向量的线性表达式; $\mathbf{u}$ 为 L 个关切点处的动位移值向量, $\bar{u}$ 为动位移的上限.将加权求和方法应用到上述模型中并平等考虑基础质量和动位移两个目标,汽轮机基础的多目标问题可转化为

$$\min ((\omega/\omega_0) + \max_{l=1}^L(u_l/u_0))$$

ω_0 和 u_0 为使该问题量纲一化所引入的基础参考质量和参考动位移,计算时采用初始设计对应的值进行赋值.进一步采用 K-S 函数对优化模型进行处理后可得

$$\begin{aligned} \text{find } \mathbf{d} &= (d_1 \quad d_2 \quad \cdots \quad d_K)^T \\ \min F(\mathbf{p}, \mathbf{d}) &= \left[\frac{\omega}{\omega_0} + \frac{1}{pu_0} \ln \sum_{l=1}^L \exp(pu_l) \right] \end{aligned} \quad (5)$$

其中 p 为一较大正整数,实际计算时采用赋值为 1 000. $F(\mathbf{p}, \mathbf{d})$ 可解决 $\min \left(\frac{\omega}{\omega_0} + \max_{l=1}^L \frac{u_l}{u_0} \right)$ 的不连续问题,方便地应用到后续的优化迭代过程中.

2.2 基于熵的期望提高(EI)准则

为获取一个最优的权系数求解式(3)的问题,特引入信息熵模型:

$$\begin{aligned} \min \quad &(-\lambda E_1(I) - (1-\lambda)E_2(I)) \\ \min H &= -\lambda \ln \lambda - (1-\lambda) \ln (1-\lambda) \\ E_1(I) &= \Phi(v)(y_{\min} - \bar{y}(\mathbf{x})) \\ E_2(I) &= \sigma(v)\phi(v) \end{aligned} \quad (6)$$

使用拉格朗日乘子法对上述模型转化,可得

$$L = -(1-\eta) \sum_{j=1}^2 \varphi_j E_j - \eta \sum_{j=1}^2 \varphi_j \ln \varphi_j +$$

$$\mu \left(\sum_{j=1}^2 \varphi_j - 1 \right);$$

$$\eta \in (0,1), \varphi_1 = \lambda, \varphi_2 = 1-\lambda \quad (7)$$

η 和 μ 分别为多目标优化的加权系数及拉格朗日乘子,此处 $\eta = 0.5$.在最优解处对式(7)求导,有

$$\frac{\partial L}{\partial \varphi_j} = 0, \frac{\partial L}{\partial \mu} = 0 \quad (8)$$

可计算出

$$\varphi_j = \frac{\exp[rE_j(I)]}{\sum_{j=1}^2 \exp[rE_j(I)]} \quad (9)$$

其中 $r = (\eta-1)/\eta$, 称为准权系数,而式(9)可计

算出最优的加权系数,并进而根据这组加权系数预测出一个最优的 Pareto 解.

2.3 收敛准则

同时考虑 EI 准则的精确程度对优化的影响以及多目标问题目标函数的精确程度,特引入两个收敛准则:

$$\frac{E[I(\mathbf{x})]}{y_{\max} - y_{\min}} \leq \epsilon_1 \tag{10}$$

$$\left| \frac{F_n - \hat{y}_n}{F_n} \right| \leq \epsilon_2 \tag{11}$$

式(10)表示预测的最优值的提高程度已经非常小,因此没有进一步迭代的必要;式(11)表示当前模型下 Kriging 的近似程度已经接近真实情况,故可以停止优化. F_n 为第 n 次迭代时的实际目标函数值. ϵ_1 和 ϵ_2 是收敛系数,均定义为 0.05.

2.4 并行优化方法

本文使用一个由 22 个计算节点和一个控制节点组成的天梭 10000 型计算集群作为并行程序的测试环境. 每个计算节点有 2 个 CPU,每个 CPU 含 4 个物理核心. 集群采用英特尔 MPI 软件配置了并行计算环境. 假定计算节点上可利用的物理核心共 m 个(本文将每个核心对应一个并行 MPI 进程),则并行优化的方法可描述为

- (1) 在控制节点上使用拉丁超立方采样方法生成一个 N (本文中等于截面向量维度的 5 倍)个的样本群.
- (2) 使用 ANSYS 软件作为黑箱分析模块对样本进行分析,前 $m - 1$ 个 MPI 进程获得 $\lceil N/m \rceil$ 个样本,最后一个 MPI 进程获得剩余的样本.
- (3) 在控制节点上对所有的样本分析数据进行汇总,按式(5) 求出所有样本的目标函数值.
- (4) 在控制节点上对样本和目标函数建立 Kriging 代理模型,并根据式(9) 计算出一个最优加权系数.
- (5) 在计算节点上,前 $m - 1$ 个 MPI 进程使用加权系数 $\lambda = j/m$ 计算式(3)(j 为进程的编号),得出 $m - 1$ 个优化解;最后一个 MPI 进程使用最优加权系数,得到一个优化解.
- (6) 使用 2.3 节的收敛准则对优化过程进行控制,同时满足时优化结束,否则置 $N = m$,转第

(2) 个优化过程.

3 测试算例

本文采用两个实际工程算例对上述并行多目标优化方法进行测试. 分别使用 EI 准则及 EEI 准则对算例进行计算,并定义计算节点可利用的物理核心数为 1、2、4、8、16.

3.1 测试算例 1

第 1 个测试算例为一个 600 MW 的汽轮机基础模型,包含 15 个截面设计变量,其 FEM^[12] 和优化结果分别如图 1 和表 1 所示.

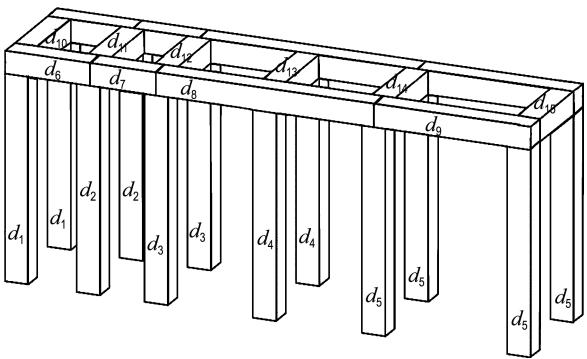


图 1 600 MW 汽轮机基础 FEM
Fig.1 FEM of 600 MW turbine foundation

3.2 测试算例 2

第 2 个测试算例为一个 300 MW 的汽轮机基础模型,包含 17 个截面设计变量,其 FEM 和优化结果分别如图 2 和表 2 所示.

3.3 算例的加速比与并行效率

上述算例的并行计算性能使用表 3 的数据加以描述.

3.4 结果分析与讨论

和初始设计相比,优化后(EI 和 EEI 准则)的基础设计均有更好的目标函数值(F),对应地也会使基础的自重有所减轻,进而减少建造基础时的经济投入;在符合式(4)的质量和动位移约束条件下,基础的梁柱截面面积部分会有相应的减少或者增加,但基础整体会在迭代过程中朝质量的下限和动位移的上限靠近.

与传统的 EI 准则相比,EEI 准则在对加权形式的 EI 准则进一步改进后,可以获得一个更加优

良的加权系数,用以对最优值进行预测.从表1和表2所示的数据来看,使用EEI准则可以提高最优值的精确度,获取更优的目标函数值,进而对工程造价等产生积极作用.

从表1和表2中EEI准则的优化结果可看出,随着投入计算的MPI进程的数量增多,用于预测最优值的EEI加权系数也会相应增多,在同一个迭代过程中,同时获得的最优值也会增加.样本群及响应值的丰富,使得Kriging替代模型的预测准确度增加,进而也会增加在最优值计算时

的准确度,提高优化结果的精度.

以黑箱方法对优化进行模块化分割,能够使得各模块之间相互独立,进而使用特定的程序和软件作最优化的分析和计算.将这种算例使用并行环境运算后,可最大程度地发挥并行计算的优势,各进程间无频繁的信息交互,每个进程有自己相对匹配的数据和结果.如表3数据所示,黑箱形式的优化模式可获得比较高的并行加速比和效率.

表1 600 MW 汽轮机基础优化结果

Tab.1 Optimized result for 600 MW turbine foundation

	d_1/m^2	d_2/m^2	d_3/m^2	d_4/m^2	d_5/m^2	d_6/m^2	d_7/m^2	d_8/m^2	d_9/m^2
初始设计	5.739 0	3.967 0	5.080 0	5.761 0	7.980 0	5.450 0	7.551 0	6.645 0	11.856 0
EI	2.000 0	2.000 0	2.000 0	2.374 4	4.629 2	3.830 1	5.390 3	4.608 6	8.177 9
EEI	$p=1$	3.481 6	2.545 0	2.085 0	4.457 5	3.097 5	5.517 5	7.290 0	5.420 8
	$p=2$	2.175 0	2.301 6	2.388 3	4.702 5	3.237 5	5.177 5	7.310 0	4.012 5
	$p=4$	2.961 6	2.081 6	2.355 0	3.362 5	3.487 5	3.202 5	4.503 3	7.379 1
	$p=8$	2.485 0	2.805 0	2.111 6	2.117 5	4.442 5	4.512 5	4.436 7	5.795 8
	$p=16$	2.611 6	2.021 6	2.271 6	2.492 5	3.452 5	4.817 5	6.323 3	5.887 5
	d_{10}/m^2	d_{11}/m^2	d_{12}/m^2	d_{13}/m^2	d_{14}/m^2	d_{15}/m^2	F	结构质量/t	
初始设计	3.011 0	4.915 0	4.637 0	7.572 0	6.950 0	10.883 0	2.000 0	6 068.15	
EI	3.465 8	3.769 2	3.588 9	6.598 1	4.092 8	6.097 5	1.626 0	3 794.31	
EEI	$p=1$	2.208 3	2.170 0	3.330 0	4.790 8	5.312 5	4.335 8	1.483 2	
	$p=2$	2.941 6	4.490 0	5.263 3	7.007 5	6.837 5	5.222 5	1.320 0	
	$p=4$	3.928 3	5.196 6	4.156 6	3.297 5	5.654 1	4.779 1	1.032 5	
	$p=8$	2.918 3	3.543 3	4.343 3	5.129 1	2.837 5	3.880 8	0.854 3	
	$p=16$	3.535 0	4.103 3	5.430 0	4.475 8	3.104 1	4.195 8	0.663 5	

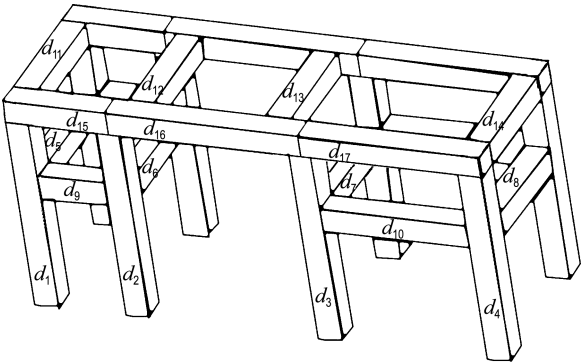


图2 300 MW 汽轮机基础 FEM

Fig.2 FEM of 300 MW turbine foundation

表 2 300 MW 汽轮机基础优化结果

Tab.1 Optimized result for 300 MW turbine foundation

	d_1/m^2	d_2/m^2	d_3/m^2	d_4/m^2	d_5/m^2	d_6/m^2	d_7/m^2	d_8/m^2	d_9/m^2	d_{10}/m^2
初始设计	6.384 0	4.240 0	11.550 0	12.705 0	3.108 0	2.398 0	3.597 0	3.957 0	2.542 0	4.616 0
EI	2.922 1	3.727 6	6.282 1	8.231 8	2.500 0	2.282 7	4.067 5	3.688 9	3.300 0	3.868 2
EEI	$p=1$	5.916 7	5.380 8	2.295 8	6.735 0	3.069 1	2.650 0	4.435 2	3.469 4	2.611 5
	$p=2$	3.512 0	1.092 6	11.387 6	3.585 0	2.963 2	2.632 3	2.858 8	3.060 0	2.863 5
	$p=4$	2.610 2	1.013 2	8.952 3	1.245 0	2.980 8	2.944 1	3.482 3	3.201 1	3.214 5
	$p=8$	4.886 1	3.236 7	4.325 2	1.875 0	3.095 5	2.008 8	3.329 4	3.737 6	3.196 5
	$p=16$	2.196 6	3.399 3	5.037 0	2.175 1	3.620 6	2.000 0	2.700 0	3.908 1	3.056 6
	d_{11}/m^2	d_{12}/m^2	d_{13}/m^2	d_{14}/m^2	d_{15}/m^2	d_{16}/m^2	d_{17}/m^2	F	结构质量/t	
初始设计	4.123 0	7.570 0	4.841 0	11.971 0	5.010 0	5.010 0	9.331 0	2.000 0	4 653.01	
EI	3.811 9	9.591 4	6.290 0	15.194 0	1.770 0	3.800 0	6.579 2	1.837 0	3 499.99	
EEI	$p=1$	4.601 1	3.013 2	3.597 5	15.486 1	4.454 9	4.379 7	4.385 2	1.812 2	
	$p=2$	2.926 8	7.774 4	5.244 6	5.469 7	5.567 9	4.062 0	3.855 8	1.792 5	
	$p=4$	3.114 6	8.317 3	6.279 4	3.117 3	5.707 0	6.285 5	5.761 7	1.773 4	
	$p=8$	4.961 0	5.978 5	3.196 2	7.594 4	2.479 5	5.173 8	6.132 3	1.760 8	
	$p=16$	2.700 0	5.750 0	4.744 8	9.406 5	2.730 9	4.804 3	3.300 0	1.740 1	
									2 627.85	

表 3 加速比和效率

Tab.3 Speed up ratio and efficiency

p	加速比				效率/%			
	EI		EEI		EI		EEI	
	600 MW	300 MW	600 MW	300 MW	600 MW	300 MW	600 MW	300 MW
1	—	—	—	—	—	—	—	—
2	1.881 2	1.901 9	1.912 4	1.894 3	94.06	95.10	95.62	94.72
4	3.529 4	3.428 5	3.561 9	3.390 2	88.24	85.71	89.05	86.48
8	6.411 3	6.460 3	6.355 0	6.433 3	80.14	80.75	79.44	80.42
16	11.950 2	11.904 4	12.082 2	11.976 0	74.69	74.40	75.51	74.85

4 结 语

本文提出的汽轮机基础的并行多目标优化方法,在对传统的 EI 准则进行改进的基础上,将熵原理加入加权形式的 EI 准则中(EEI 准则);通过最优权系数的作用,增加最优值的预测准确度;对使用 EEI 准则的优化方法进行了并行化,在获得较好的优化的同时,得到了比较满意的并行加速效果. 鉴于黑箱方法在工程优化领域的大量采用,本文所发展的并行多目标优化方法可进而应用到其他实际的工程问题中.

参考文献:

[1] 马晓光. 基于 Kriging 的汽轮机基础稳健优化[D].

大连:大连理工大学, 2011.
MA Xiao-guang. Robustness design for turbine engine foundation based on Kriging [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2011. (in Chinese)
[2] Rao S S. **Engineering Optimization: Theory and Practice** [M]. 4th ed. New Jersey: John Wiley & Sons, 2009.
[3] Trobec R, Vajtersic M, Zinterhof P. **Parallel Computing: Numerics, Applications, and Trends** [M]. London: Springer, 2009.
[4] Jones D R, Schonlau M, Welch W J. Efficient global optimization of expensive black-box functions [J]. **Journal of Global optimization**, 1998, **13**(4): 455-492.

[5] Deb K. Multi-objective optimization [M] // Burke E K, Kendall G, eds. **Search Methodologies**. New York:Springer US, 2005:273-316.

[6] XU Wei. Application of commercial FEA software [M] // GENG Jian-ping, YAN Wei-qi, XU Wei, eds. **Application of the Finite Element Method in Implant Dentistry**. Berlin: Springer Berlin Heidelberg, 2008:92-134.

[7] Deb K. Multi-objective optimisation using evolutionary algorithms: an introduction [M] // WANG Li-hui, Ng A H C, Deb K, eds. **Multi-objective Evolutionary Optimisation for Product Design and Manufacturing**. London:Springer, 2011: 3-34.

[8] Bauke H, Mertens S. **Cluster Computing** [M]. Berlin:Springer Berlin Heidelberg, 2006.

[9] Gao Y, Wang X. An effective warpage optimization method in injection molding based on the Kriging model [J]. **The International Journal of Advanced Manufacturing Technology**, 2008, **37** (9-10): 953-960.

[10] Lophaven S N, Nielsen H B, Søndergaard J. DACE-A Matlab Kriging toolbox, version 2. 0 [R]. Copenhagen: Technical University of Denmark, 2002.

[11] Kleijnen J P, van Beers W, van Nieuwenhuyse I. Expected improvement in efficient global optimization through bootstrapped Kriging [J]. **Journal of Global Optimization**, 2012, **54**(1):59-73.

[12] Madenci E, Guven I. **The Finite Element Method and Applications in Engineering Using ANSYS** [M]. New York:Springer US, 2006.

A parallel multi-objective optimization method for turbine foundation

LI Zhao-jun^{1,2}, LI Zheng^{*2}, WANG Xi-cheng², LI Ke-qiu¹

(1. School of Computer Science and Technology, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;
2. State Key Laboratory of Structural Analysis for Industrial Equipment, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: A parallel multi-objective optimization method for turbine foundation is proposed. The problem is described as to find the design variables which get the minimum values of a turbine foundation’s mass and maximum vibration amplitude. The mass of the turbine foundation is a linear expression of the beams and columns’ cross-sectional area, and the vibration amplitude of the foundation acted by additional disturbing force can be calculated by black-box functions. Based on the simulation model which Kriging surrogate function established between the cross-sectional area and the vibration amplitude of the foundation, an entropy-based expected improvement criterion and a parallel strategy are developed to improve the computing accuracy and the efficiency, separately. Two practical turbine foundations are investigated as test cases, and the experimental results demonstrate that the proposed method could be effectively used in this kind of engineering optimization problems with satisfactory optimization solutions achieved.

Key words: turbine foundation; multi-objective optimization; Kriging; parallel computing; expected improvement