

一种基于网格的多目标优化方法

李召军^{1,2}, 王希诚^{*1}

(1. 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;
2. 大连理工大学 计算机科学与技术学院, 辽宁 大连 116024)

摘要: 工程设计优化大多为多目标、非线性和隐函数的数学规划问题, 通常需要用黑箱商用或专用有限元分析软件的模拟结果进行目标评估. 这种计算密集型任务导致巨大的计算消耗. 为此, 将黑箱优化方法和网格计算技术用于工程优化设计领域. 首先, 通过拉丁超立方取样在设计域内得到了一个分布相对均匀的样本集合, 利用这些样本建立工程优化的克里格(Kriging)替代模型; 然后, 发展了一种与网格计算技术相结合的优化权系数的网格黑箱多目标优化方法(GBMO), 并获得一系列按权系数分布的 Pareto 解. 该方法已经在中国国家网格(CNGrid)环境中实现. 工程优化实例表明, 该方法有很高的优化效率和加速比, 适用于国家网格计算环境下的工程设计优化.

关键词: 网格计算; 多目标优化; 黑箱方法; 抽样函数; 期望提高

中图分类号: TU323.3; TP393 **文献标志码:** A

0 引言

优化问题一般可以定义为计算一个或多个给定研究对象的最大值或最小值的问题^[1]. 一些优化问题在求解时只针对一个目标(单目标优化, SOO). 然而在实际工程应用中, 往往需要同时考虑若干个目标. 这种在优化过程中同时考虑多个目标的优化过程即称之为多目标优化(MOO)或者向量优化(VO)^[2]. 与单目标优化相比, 多目标优化设计更为困难. 工程设计中往往带有多目标设计和计算密集两个特征, 导致了设计优化的困难和巨大的计算消耗.

黑箱方法^[3](又称系统辨识)是一种通过考察系统的输入与输出关系认识系统功能的研究方法. 它是探索复杂工程系统的重要工具. 黑箱方法是指利用从系统外部进行观测, 考察系统的输入输出信息及其动态过程, 来定量地认识该系统的功能特性和行为方式, 以及探索其内部结构和机理的一种研究方法. 由于现代工程问题的物理和

数学模型十分复杂, 很多问题只能分析出特定输入的系统响应值, 难于建立显式优化模型, 使基于显函数和梯度类“白箱”优化方法失效, 黑箱方法应运而生. 这类只用函数值的优化方法被称为“最有用的方法(the most useful algorithm)”. 近年来, 这种方法在工程设计领域广泛使用.

黑箱方法的优点是简单易行, 且具有固有并行性, 缺点是耗时长. 网格计算正是解决这一问题的有效途径. 对具体的基于黑箱程序和抽样方法的多目标计算密集型优化问题, 其并行性开发分成两个部分, 即利用黑箱程序计算的系统响应构建替代函数和研究序列优化的新样本加点方法. 本文发展一种基于网格的多目标黑箱优化方法, 这种方法可以在工程优化设计中得到比较高的加速比和效率. 文中以汽轮机的动力优化设计(使用克里格(Kriging)模型和网格黑箱多目标优化方法(GBMO))过程作为一个实例, 详细说明在网格上实现这种优化方法的过程. 分别使用 ANSYS 和 QJDU 软件作为黑箱程序对汽轮发电机基础进行动力优化设计.

1 克里格(Kriging)插值模型

样本集合 $S = (X_1 \ X_2 \ \dots \ X_{n_s})$, 由分析程序计算后得到响应 $Y = (y_1 \ y_2 \ \dots \ y_{n_s})$, 可以生成克里格模型^[4-6]:

$$\hat{y}(X) = f^T(X)\beta + z(X) \tag{1}$$

式中等式右侧由回归部分和随机过程两部分组成: β 是回归系数; $f(X)$ 称为确定性漂移,在设计空间中提供对模拟的全局近似; $z(X)$ 称为涨落,提供对模拟局部偏差的近似,并遵从如下统计特性:

$$\begin{aligned} E[z(X)] &= 0 \\ \text{var}[z(X)] &= \sigma^2 \\ \text{cov}[z(X_i), z(X_j)] &= \sigma^2[R(\theta, X_i, X_j)] \end{aligned} \tag{2}$$

式中: X_i, X_j 是训练样本中的任意两个点; $R(\theta, X_i, X_j)$ 为相关函数,表示 X_i 与 X_j 两点的空间相关性. 采用的高斯相关函数如下:

$$R(\theta, X_i, X_j) = \exp\left(-\sum_{k=1}^{n_{dv}} \theta_k |x_i^k - x_j^k|^{\delta_k}\right) \tag{3}$$

式中: x_i^k, x_j^k 是 X_i, X_j 的第 k 个分量, n_{dv} 是设计变量的总数, θ_k 是相关性参数, δ_k 是光滑程度参数,它们保证了相关函数在计算中有足够大的灵活性. 类似地,任意待测点 X_{new} 和样本集 $S = (X_1 \ X_2 \ \dots \ X_{n_s})$ 的相关向量:

$$\begin{aligned} r(\theta, X_{new}, S) &= (R(\theta, X_{new}, X_1) \\ &R(\theta, X_{new}, X_2) \ \dots \\ &R(\theta, X_{new}, X_{n_s})) \end{aligned} \tag{4}$$

由已知样本响应值 $Y = (y_1 \ y_2 \ \dots \ y_{n_s})$ 的线性组合来估计待测点 X_{new} 的响应:

$$\hat{y} = c^T Y \tag{5}$$

模拟过程应具有无偏和误差均值为零的特征,同时预测方差应最小,得到

$$\begin{aligned} c &= R^{-1}(r - F\tilde{\lambda}) \\ \tilde{\lambda} &= (F^T R^{-1} F)^{-1}(F^T R^{-1} r - f) \end{aligned} \tag{6}$$

将上述求得的 c 代入式(5)中,就得到了待测点 X_{new} 的近似响应值.

2 基于优化加权期望提高的 Pareto 多点选择策略

最大化期望提高是考虑预测值和预测方差加权的一种加点方法^[7,8]. 对于一个新样本点 X ,其响应值 $y(X)$ 未知,可用克里格代理模型预测其

响应值 $y(X)$ 的均值 $\hat{y}(X)$ 和方差 $\sigma^2(X)$. 针对最小化问题,令当前最优设计的响应值为 Y_{min} ,则 X 的响应值目标的提高为 $I(X) = Y_{min} - y(X)$, $I(X)$ 服从正态分布,所以其概率密度函数为

$$\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma(X)} \exp\left[-\frac{(Y_{min} - I - \hat{y}(X))^2}{2\sigma^2(X)}\right]$$

则目标提高的期望值为

$$\begin{aligned} E[I(X)] &= \int_0^\infty \left\{ I \left\{ \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma(X)} \times \right. \right. \\ &\left. \left. \exp\left[-\frac{(Y_{min} - I - \hat{y}(X))^2}{2\sigma^2(X)}\right]\right\} \right\} dI \end{aligned} \tag{7}$$

分部积分得

$$\begin{aligned} E[I(X)] &= \sigma(X)[u\Phi(u) + \phi(u)] \\ u &= \frac{Y_{min} - \hat{y}(X)}{\sigma(X)} \end{aligned} \tag{8}$$

其中 Φ 和 ϕ 分别是正态化概率分布函数和概率密度函数. 可以使用加权的形式控制其局部搜索和全局搜索的能力,表示为^[9]

$$E_\omega(X) = \sigma(X)[\omega\Phi(u) + (1 - \omega)\phi(u)] \tag{9}$$

权系数 ω 介于 $0 \sim 1$,其值越大,局部搜索能力越强,反之,全局搜索能力越强. 如果将式(9)视为一个多目标优化问题,对应于每一组权系数,相应可以得出一个 Pareto 解. 本文建立了一个求最优权系数的信息熵优化模型,给出如下权系数计算公式:

$$\omega_j = \frac{\exp[rE_j(X)]}{\sum_{j=1}^2 \exp[rE_j(X)]} \tag{10}$$

式中: r 可取 -0.5 . 考虑到代理模型的预测精度和网格集群的规模,发展的多点加点抽样准则是按式(10)选择的最优样本和按网格集群规模选取不同 ω 值得到的样本组成样本集合. 本方法将会使最优的样本点(组)加入优化模型中. 在带来更高精确度的同时,通过不同 ω 值所得出的 Pareto 设计满足设计者的多样选择. 利用网格集群的强大计算能力,整个优化过程也可望在一个更短的时间内完成.

3 应用实例

随着汽轮机容量的增加和核电站的迅速发展,汽轮机基础动力优化设计已经成为一个世界

前沿的研究课题. 汽轮机基础的设计是大型电站设计的一个重要部分, 设计的质量直接关系到大型电站的安全运行, 因此降低汽轮机基础在扰力作用下的振动幅度和基础土建工程的造价是设计的重要目标. 该问题的优化模型是在汽轮机基础框架重量约束条件下, 优化汽轮机基础中柱的位置和梁柱的截面面积, 使基础振动的最大幅值最小化. 克里格模型用于建立基础振动的最大动位移幅值与设计变量间的近似函数关系, 从而避免了优化迭代中昂贵的灵敏度分析. 本文尝试利用克里格模型^[1-4]解决上述问题, 提出一个基于Kriging模型的有效优化方法, 用以求解上述动力优化设计问题.

3.1 汽轮机基础的动力优化模型与优化过程

汽轮机的基础动力优化问题可表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{X} &= (\mathbf{X}_s \quad \mathbf{X}_g)^T \\ \min F(\mathbf{X}) &= F(\mathbf{X}_s, \mathbf{X}_g) = (f_l(\mathbf{X}_s \quad \mathbf{X}_g))^T \\ \text{s. t. } u_q(\mathbf{X}_s, \mathbf{X}_g) &\leq \bar{u}_q; \quad q = 1, 2, \dots, Q \\ \mathbf{M}\ddot{\mathbf{u}}(t) + \mathbf{C}\dot{\mathbf{u}}(t) + \mathbf{K}\mathbf{u}(t) &= \mathbf{P}(t) \\ \underline{x}_s^i &\leq x_s^i \leq \bar{x}_s^i, \quad \underline{x}_g^i &\leq x_g^i \leq \bar{x}_g^i; \\ l &= 1, 2, \dots, L, i = 1, 2, \dots, I, j = 1, 2, \dots, J \end{aligned} \quad (11)$$

式中: $\mathbf{X} = (\mathbf{X}_s \quad \mathbf{X}_g)^T$ 为 m 维设计变量, \mathbf{X}_s 、 \mathbf{X}_g 分别表示梁柱的截面积和柱在框架中的几何位置(节点坐标), \underline{x}_s^i 、 \bar{x}_s^i 与 \underline{x}_g^i 、 \bar{x}_g^i 分别是截面积和几何位置变量的上下限, 上角标 i 表示设计变量号; 本文取 $L = 2$, f_1 和 f_2 分别为汽轮机基础振动的最大幅值和基础结构的重量; $u_q(\mathbf{X})$ 是关切点的动位移幅值, Q 是关切点振幅的个数, \bar{u}_q 是动位移幅值的上限, \mathbf{M} 、 \mathbf{C} 、 \mathbf{K} 分别是质量矩阵、阻尼矩阵和刚度矩阵, $\mathbf{P}(t)$ 为汽轮机扰力.

3.2 以 ANSYS 和 QJDU 为黑箱的优化方法

以通用分析软件 ANSYS 和专用软件 QJDU 为例论述本文方法在工程优化设计的应用. ANSYS^[10] 是世界上最具有影响的有限元软件之一, QJDU^[11] 是由大连理工大学和华北电力设计院共同研制开发的一款专用于汽轮机基础的分析软件. 分别用上述软件为黑箱(包括前处理模块、分析计算模块和后处理模块)调用, 完成汽轮机基础动力优化设计替代函数构建所需要的样本点响

应分析.

鉴于该实例问题的目标函数和设计变量之间存在隐函数关系, 并有高度非线性的特征, 采用克里格插值模型解决该优化问题, 具体步骤如下:

步骤 1 采用拉丁超立方抽样方法得到含有 n_s 个初始样本的样本集合 $\mathbf{S} = \{\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_{n_s}\}$;

步骤 2 调用黑箱程序(ANSYS 或者 QJDU)计算各样本点的位移和应力;

步骤 3 由样本集和其响应(包括位移和应力)建立克里格近似优化模型;

步骤 4 使用 GBMO 算法求解设计变量的修正值;

步骤 5 收敛条件判断. 如果设计变量的修正值符合下文给定的收敛准则, 则设该修正值为优化值, 计算结束; 否则, 按基于优化加权期望提高的 Pareto 多点选择策略选择新的训练样本加入样本集合, 转步骤 2.

3.3 收敛准则

本实例包含近似模拟和优化两部分, 根据这两部分的特点, 综合考虑优化和模拟精度, 收敛准则为

$$||F(\mathbf{X}_n) - F(\mathbf{X}_{n-1})|| \leq \epsilon_1 \quad (12)$$

$$||F(\mathbf{X}_n) - \hat{y}_n|| \leq \epsilon_2 \quad (13)$$

式中: ϵ_1 与 ϵ_2 是设定的误差上限, n 为迭代次数, \hat{y}_n 为真实响应值的克里格模型近似值.

3.4 优化结果

本文给出了两个问题实例. 通过分析两个汽轮机基础优化实例, 可以得到使用改进算法后的统计数据. 实例中数据的获得依据 ANSYS 黑箱方法和改进加点方式, 使用 QJDU 黑箱方法得到的数据类似, 在此不再赘述.

实例 1 杨柳青 300 MW 汽轮机基础模型, 如图 1 所示.

材料属性: 弹性模量 $E = 2.85 \times 10^{10}$ Pa, 剪切模量 $G = 1.23 \times 10^{10}$ Pa, 容重为 2.5×10^4 N/m³, 据动力规范, 索氏阻尼系数 $\gamma = 0.125$, 扰力频率 $\theta = 3\ 000$ r/min. 计算节点 42 个, 杆单元 52 个, 无刚性域. 17 个截面变量, 2 个几何变量. 表 1 给出了优化解, 说明改进算法可以有效地用于解决该优化问题.

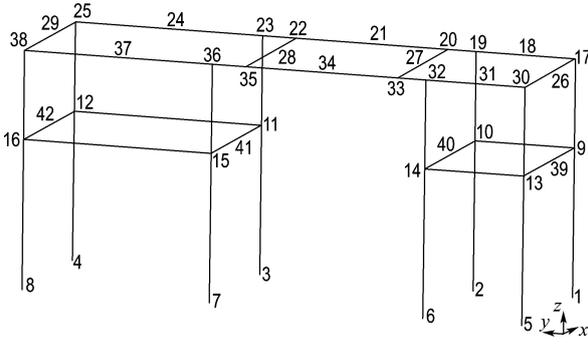


图1 杨柳青 300 MW 汽轮机基础模型

Fig.1 The model of Yangliuqing 300 MW turbine foundation structure

表1 杨柳青 300 MW 汽轮机基础模型优化解

Tab.1 Optimization result of the model of Yangliuqing 300 MW turbine foundation structure

变量	变量号	初始设计值	GBMO
	1	2.089 0	1.000 0
	2	3.530 0	3.393 7
	3	3.820 0	3.165 5
	4	2.980 0	2.850 2
	5	2.670 0	2.500 0
	6	2.240 0	2.000 0
	7	3.240 0	2.700 0
	8	3.160 0	3.925 3
截面积/m ²	9	1.770 0	1.843 5
	10	3.300 0	3.367 0
	11	4.960 0	2.700 0
	12	9.134 0	5.206 1
	13	6.230 0	3.638 5
	14	4.000 0	9.473 9
	15	3.420 0	5.324 0
	16	6.435 0	3.810 6
	17	4.903 0	3.000 0
几何位置/m	1	6.190 0	5.892 9
	2	18.480 0	18.547 6
最大振动线位移/10 ⁻⁶ m		19.320 0	11.753 0
总质量/t		2 677.670 0	2 226.993 6

实例2 元宝山 300M W 汽轮机基础模型,

如图2所示.

材料属性:弹性模量 $E=3.106 \times 10^{10}$ Pa,剪切模量 $G=1.24 \times 10^{10}$ Pa,容重为 2.5×10^4 N/m³,据动力规范,索氏阻尼系数 $\gamma=0.125$,扰力频率 $\theta=3\ 000$ r/min. 计算节点 49 个,杆单元 52 个,无刚性域. 19 个截面变量,2 个几何变量.

表2给出了优化解,同前面类似,该问题同样有很

好的优化效果.

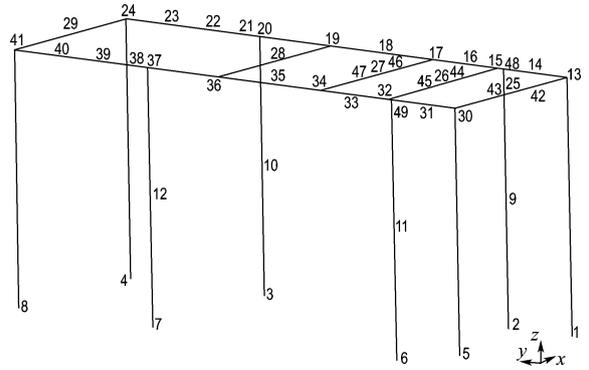


图2 元宝山 300 MW 汽轮机基础模型

Fig.2 The model of Yuanbaoshan 300 MW turbine foundation structure

表2 元宝山 300 MW 汽轮机基础模型优化解

Tab.2 Optimization result of the model of Yuanbaoshan 300 MW turbine foundation structure

变量	变量号	初始设计值	GBMO
	1	1.370 0	1.412 8
	2	3.900 0	4.664 1
	3	3.960 0	3.952 5
	4	3.880 0	7.795 0
	5	3.960 0	5.671 7
	6	1.532 0	1.100 0
	7	3.545 0	1.540 0
	8	4.297 0	1.860 0
	9	3.410 0	4.334 1
截面积/m ²	10	1.740 0	1.740 0
	11	3.030 0	5.247 9
	12	6.564 0	5.298 9
	13	7.029 0	5.908 5
	14	7.435 0	4.290 0
	15	10.020 0	6.252 8
	16	3.410 0	3.410 0
	17	3.720 0	3.686 7
	18	4.340 0	4.774 0
	19	5.152 0	6.583 8
几何位置/m	1	5.611 6	5.640 0
	2	21.075 7	20.678 2
最大振动线位移/10 ⁻⁶ m		13.000 0	10.434 8
总质量/t		2 308.550 0	2 194.638 4

4 多目标优化的网格计算

如前所述:基于黑箱程序和抽样方法的多目

标计算密集型优化问题,其并行因子可分成两个部分,即对构建克里格优化模型所需要的初始样本和优化迭代中按 Pareto 多点选择策略的新增样本的响应分析.这些样本的数量通常十分庞大,它们的响应分析非常耗时,本文按网格方式组织其并行计算.假定可供使用网格集群的节点机有 p 个,对样本响应分析的计算步骤如下:

步骤 1 将初始样本点组分为 p 个部分,前 $p-1$ 个节点机得到 $\lceil n_s/p \rceil$ 个样本,剩余样本点分给最后一个节点机;

步骤 2 在每个节点机上,调用黑箱软件(如实例所采用的 ANSYS 或 QIDU)计算样本的响应;

步骤 3 当所有节点机分析结束,将样本和样本响应数据汇总,得到克里格模型(初始构建或迭代修正)所需的数据,从而构建替代优化模型.

步骤 1 和 2 所需的时间非常少,可以使用串行方式完成.由于 GBMO 方法已经将耗时最多的样本点响应计算网格并行化,使上述计算获得了接近线性的加速比.

4.1 网格优化的开发

网格计算^[12,13]是伴随着互联网技术而迅速

发展起来的新型计算模式.通过网格计算技术,可以实现计算资源、存储资源、数据资源、信息资源等的全面共享.中国国家网格^[14](CNGGrid),是国家“八六三”国家高技术研究发展计划重大专项支持的大型研究性课题.经过十几年的研究和发展,CNGGrid 取得了包括网格操作系统 VegaGOS、药物网格 Dock 等自主知识产权软件以及“天河一号”超级计算机、“深腾 7000”高性能服务器等的许多高新技术的产品.目前在 CNGGrid 上部署的相关行业软件已经有数十个,极大地推动了我国信息化建设及相关产业的发展.

CNGGrid 网格操作软件 VegaGOS^[15]提供资源管理、全局名字管理、用户管理、应用运行时管理等主要功能,VegaGOS 在多种行业应用方面具有重要创新.VegaGOS 应用运行时管理结构如图 3 所示.

大连理工大学于 2007 年开始参与 CNGGrid 环境建设,研究了工程优化设计的网格计算,并成功地将 GBMO 算法布置在中国国家网格大连理工大学节点上.

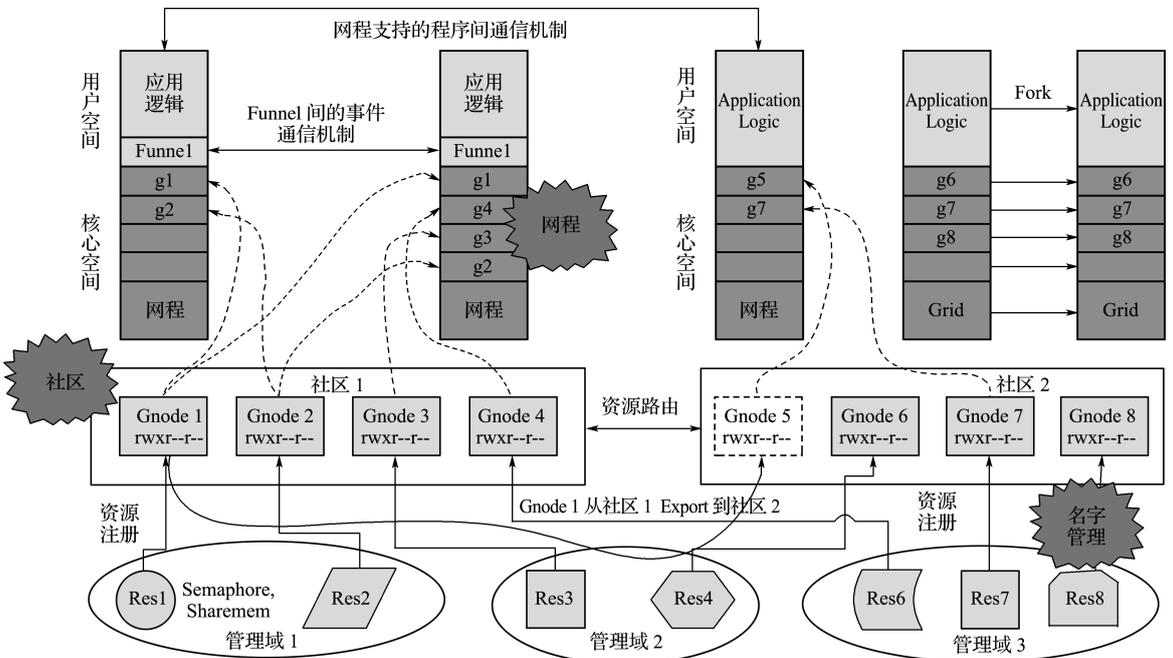


图 3 VegaGOS 应用运行时管理结构图

Fig. 3 The management structure of VegaGOS grid

4.2 网格计算效率测试

测试采用 3.4 节的两个工程实例,使用网格优化,利用网格应用开发时自带的计时功能,可以得到如表 3 和 4 的加速比和效率数据(黑箱程序采用 QJDU).

表 3 杨柳青优化模型的加速比与效率

Tab.3 Speed-up and efficiency of Yangliuqing optimization model

初始样本集	优化类型	加速比	效率/%	
80	串行	1	100	
	GBMO	2 Processors	1.951 3	97.56
		4 Processors	3.564 0	89.10
		8 Processors	6.241 6	78.19
		16 Processors	13.063 7	81.65

表 4 元宝山优化模型的加速比与效率

Tab.4 Speed-up and efficiency of Yuanbaoshan optimization model

初始样本集	优化类型	加速比	效率/%	
80	串行	1	100	
	GBMO	2 Processors	1.960 8	98.04
		4 Processors	3.500 0	87.50
		8 Processors	6.125 5	76.67
		16 Processors	12.894 7	80.59

5 结 语

本文引进了一种新型的优化方法:GBMO.该方法建立在黑箱优化理论的基础之上,将优化过程分解成基于网格计算的子过程.该方法可以在提高精度的同时获得良好的并行效率.文中引用了两个汽轮机基础动力优化设计实例.结果表明 GBMO 具有对局部和全局最优解的快速搜索能力,可以有效地利用网格的集群计算能力取得一

个近似线性的优化加速比.利用中国国家网格,本文发展的 GBMO 可以在现代工程优化设计中发挥重要的作用.

致谢:华北电力设计院土建室提供了工程实例,中国科学院计算所提供了中国国家网格环境.

参 考 文 献:

- [1] Gade P R. **Multi-objective Optimization Techniques and Applications in Chemical Engineering** [M]. Singapore: World Scientific Publishing Company, 2009.
- [2] Marler R T, Arora J S. Survey of multi-objective optimization methods for engineering [J]. **Structural and Multidisciplinary Optimization**, 2004, **26**(6): 369-379.
- [3] 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.
- [4] Simpson T W, Mauery T M, Korte J J, *et al.* Kriging models for global approximation in simulation-based multidisciplinary design optimization [J]. **The American Institute of Aeronautics and Astronautics**, 2001, **39**(12):2233-2241.
- [5] Krejcir P. Development of the Kriging method with application [J]. **Applications of Mathematics**, 2002, **47**(3):217-230.
- [6] Kerwin W S, Prince J L. The Kriging update model and recursive space-time function estimation [J]. **IEEE Transactions on Signal Processing**, 1999, **47**(11):2942-2952.
- [7] Mockus J, Tiesis V, Zilinskas A. **The Application of Bayesian Methods for Seeking the Extremum** [M]. New York: North-Holland Publishing Company, 1978.
- [8] Sobester A, Leary S J, Keane A J. On the design of optimization strategies based on global response surface approximation models [J]. **Journal of Global Optimization**, 2005, **33**(1):31-59.
- [9] Wolfgang P, Tobias W, Markus V. Clustered multiple generalized expected improvement: A novel infill sampling criterion for surrogate models [C] //

- 2008 IEEE Congress on Evolutionary Computation.** Piscataway:IEEE, 2008:3515-3522.
- [10] Rudnyi E, Korvink J. Model order reduction for large scale engineering models developed in ANSYS [C] // **Lecture Notes in Computer Science.** Berlin: Springer, 2006:349-356.
- [11] 高月华,张 崎,王希诚. 基于 Kriging 模型的汽轮机基础动力优化设计[J]. 计算力学学报, 2008, **25**(5):610-615.
GAO Yue-hua, ZHANG Qi, WANG Xi-cheng. Dynamic optimization design of the turbine frame foundation using Kriging model [J]. **Chinese Journal of Computational Mechanics**, 2008, **25**(5): 610-615. (in Chinese)
- [12] Foster I, Kesselman C, Tuecke S. The anatomy of the grid-enabling scalable virtual organizations [J]. **International Journal of High Performance Computing Application**, 2001, **15**(3):200-222.
- [13] Sacks J, Welch W J, Mitchell T J. Design and analysis of computer experiments [J]. **Statistical Science**, 1989, **4**(4):409-435.
- [14] 杨 华,朱 骥,陆忠华,等. 基于 GOS 的国家网格集成环境及应用实例开发[J]. 计算机应用研究, 2007, **24**(2):196-198.
YANG Hua, ZHU Ji, LU Zhong-hua, *et al.* CNGGrid integrated environment and application development based on GOS [J]. **Application Research of Computers**, 2007, **24**(2):196-198. (in Chinese)
- [15] 张淑萍. 中国国家网格软件 CNGGrid GOS[J]. 中国科技成果, 2009, **10**(11):7-13.
ZHANG Shu-ping. China national grid software CNGGrid GOS [J]. **China Science and Technology Achievements**, 2009, **10**(11):7-13. (in Chinese)

A grid-based multi-objective optimization method

LI Zhao-jun^{1,2}, WANG Xi-cheng^{*1}

(1. State Key Laboratory of Structural Analysis for Industrial Equipment, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

2. School of Computer Science and Technology, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: Engineering design optimization problems are mostly multi-objective, nonlinear and implicit mathematical programming issues, and their evaluation requires the resolution of the finite element analysis performed by a black-box commercial or professional software. These computation intensive works result in huge computational consumptions. Therefore, the black-box optimization method and grid computing technology are developed in the engineering optimization field. A set of fairly well-distributed samples is first obtained by Latin hypercube sampling (LHS), and a Kriging approximate model for the engineering optimization is constructed by using these sampling points. Then, a combination of the optimal weighted expected improvement and grid computing technology, named grid-based multi-objective optimization method (GBMO), is developed to obtain a series of Pareto solutions according to the weight coefficient distribution. An implementation of the method on the China national grid (CNGGrid) is discussed. The engineering optimization examples are given, and the results show that the method has very high speed-up and efficiency and can be applied to the engineering design optimizations under CNGGrid environment.

Key words: grid computing; multi-objective optimization; black-box method; sampling guidance function; expected improvement