

Kriging 代理模型在对地观测卫星系统优化中的应用

刘晓路¹ 陈盈果¹ 贺仁杰¹ 陈英武¹

摘要 结构优化是对地观测卫星系统 (Earth observation satellite system, EOSS) 性能提高的关键, 但其覆盖性能难以解析计算. 为实现 EOSS 优化, 提出了仿真优化的求解思路: 构建 Kriging 代理模型对仿真数据进行拟合, 采用代理模型最优和最大化期望提高相结合的机制选择更新点, 并定义单位距离的函数改进对更新点进行过滤; 提出了改进广义模式搜索算法求解代理模型, 搜索步采用遗传算法和序列二次规划算法实现, 筛选步采用不完全动态筛选. 最后, 通过仿真实例和对比实验验证了本文方法的有效性.

关键词 对地观测卫星系统优化, Kriging 代理模型, 代理模型最优, 最大化期望提高, 改进广义模式搜索

DOI 10.3724/SP.J.1004.2012.00120

Application of Kriging Surrogate Model to Optimization of Earth Observation Satellite System

LIU Xiao-Lu¹ CHEN Ying-Guo¹ HE Ren-Jie¹ CHEN Ying-Wu¹

Abstract Optimized system configuration is the key point to improve performance of earth observation satellite system (EOSS). However, its performance can not be calculated analytically. To solve the problem of EOSS optimization, we propose a simulation based optimization method, in which Kriging surrogate model is built to approximate simulation data. Points with optimized values or maximal expected improvement are selected to update our surrogate model. And a measure named objective improvement versus distance is defined to filtrate the selected points. To get the optimized solution of the surrogate model, we construct an improved generalized pattern search algorithm. In the search step, genetic algorithm and sequential quadratic programming are used to find potential update points. In the poll step, dynamic incompleteness poll is carried out to find points with greater value. Finally, through a series of test cases and contrastive experiments, the results prove that our method is effective.

Key words Optimization of earth observation satellite system, Kriging surrogate model, optimized value of surrogate model, maximized expected improvement, improved generalized pattern search

在工程应用中, 需要对多变量的复杂结构进行优化设计以最大化系统性能或减少系统运营成本. 但优化设计是一个反复迭代的过程, 需要多次调用性能分析模型进行比较、评估, 直接采用性能分析模型将导致严重的计算复杂性, 因而经常用近似模型替代复杂的实际模型, 这种近似模型被称为代理模型 (Surrogate model). 所谓代理模型是一类以拟合精度和预测精度为约束, 用近似方法对离散数据进行拟合的数学模型, 与复杂的分析模型相比, 它的计算量小、计算结果与高精度模型的计算结果相近, 被广泛用于复杂系统的仿真优化中.

对地观测卫星系统 (Earth observation satellite system, EOSS) 是指在地球大气层外空间部署的一

个或多个卫星平台及其遥感器所构成的空间信息获取系统, 是太空信息获取的主要渠道^[1]. 其总体任务是为国家的发展建设、环境监测和重大灾害防治、军事斗争的指挥决策和作战等提供信息支持. EOSS 是一个复杂的系统, 其覆盖能力的提高不能简单依靠卫星数目的增加, 更重要的是系统结构的优化, 本文将对 EOSS 覆盖性能的优化进行研究.

EOSS 优化的相关研究可概括为三个方面: 1) 单卫星系统的设计优化. 主要通过多学科设计优化实现, 系统的每个模块被抽象为一个学科, 然后通过学科间的耦合关系, 搜索系统的整体最优解^[2], 这种设计更多是针对卫星平台自身性能、成本而进行, 对任务完成情况考虑较少. 2) 星座或编队卫星系统的设计优化, 早期研究主要为面向全球覆盖的星座设计, 如玫瑰星座^[3]、Walker 星座^[4]等, 以航天动力学为基础, 采用解析的方法求解, 通用性不是很好. Pegher 等^[5]在仿真基础上采用遗传算法 (Genetic algorithm, GA) 方法研究了星座构型对覆盖率、重访时间的影响, 并与传统解析方法进行了比较, 而 Rivett 等^[6]则针对澳大利亚 Sea air gap

收稿日期 2011-04-18 录用日期 2011-08-09
Manuscript received April 18, 2011; accepted August 9, 2011
国家自然科学基金 (70171156, 70971131, 70801062) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (70171156, 70971131, 70801062)
本文责任编辑 曹喜滨
Recommended by Associate Editor CAO Xi-Bin
1. 国防科学技术大学信息系统与管理学院 长沙 410073
1. School of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073

的侦察监视需求,研究了单星、8星和16星三种星座设计的覆盖能力,在遥感器俯仰角调度基础上,将原来的16星方案调整为8星方案.星座或卫星编队对卫星之间的构型有严格要求,因而对设计者提出了较高的要求,而且优化过程比较复杂,也很难做到通用.3)多星组成的分布式卫星系统,与星座相比,分布式卫星系统对构型、空间位置等要求较低,MIT在分布式卫星系统优化方面一直处于领先地位,先后提出了GINA^[7],MMDOSA^[8],MOST^[9],MATE^[10]等一系列优化框架,这些框架以仿真为基础,在初始设计基础上,通过不断迭代、更新、评估得到满足任务需求的设计方案.这些框架理论上都是可行的,但需要专用的仿真平台,而且需要专家知识的支撑,因此在实际应用中有较大的局限性.

EOSS优化设计是一个非常复杂的问题,表现为设计空间大、性能函数非线性,而且其性能的评估量化难以通过解析的方式实现.针对此,在借鉴MIT研究基础上,本文提出了基于STK场景仿真的EOSS优化方法.仿真优化最关键的是仿真数据的处理,为实现EOSS覆盖性能的优化,我们构建了Kriging代理模型对仿真数据进行拟合,在构建过程中:一方面,提出了代理模型最优和最大化期望提高相结合的更新点选择机制,定义了单位距离的函数改进对更新点进行筛选,保证插入点的效率;另一方面,在广义模式搜索算法基础上,分别采用序列二次规划算法和遗传算法来求解代理模型的更新点,极大地提高了求解效率.本文方法的优势在于:作为仿真平台的STK是一个通用的商业软件,提供了很多与其他软件的接口,求解过程中本文方法紧密结合了EOSS优化问题空间的特点,求解效率较高.另外,STK场景的构建比较容易,因此本文方法的通用性较好.

1 Kriging 代理模型的构建及更新

代理模型通过拟合与插值实现,即利用已知点构造拟合函数来预测未知点的响应或利用已知点信息插值计算未知点的响应.常用的代理模型包括响应面方法、径向基函数模型、人工神经网络模型以及Kriging模型.其中,Kriging模型由一个参数模型和一个非参数随机过程联合构成,它比单个参数化模型更具灵活性,同时克服了非参数化模型处理高维数据的局限性,而且其有效性不依赖于随机误差的存在^[11-12],也就是说已知信息中是否包含噪声信息不会影响Kriging模拟的有效性程度.因此,本文借助Kriging代理模型对仿真数据进行分析,进而实现对EOSS性能的逼近和优化.

1.1 Kriging 模型及其构建

Kriging模型是由南非地质学者Daniel Krige于1951年提出的一种估计方差最小的无偏估计模型^[12].对于大多取样方法和较宽泛的取样数目,Kriging模型都能够得到比较精确的近似,因此被应用于很多领域,尤其在航空航天领域的应用.Martin等^[13]将该方法应用到航天飞机的设计中,Sakata等^[14]对大规模抽样的问题作了进一步的改进与发展,并将其应用于机翼结构的优化设计中,Boeing公司开发的Design explorer采用Kriging模型解决了卫星运行过程中可变参数的优化设计.

Kriging代理模型在很大程度上依赖于仿真点的选择,针对EOSS优化问题,本文采用综合拉丁方实验设计方法^[15]生成初始仿真点,这些点均匀分布在整个设计空间,且相关性较小,能够反映系统性能函数的特征.一般意义下,Kriging模型形式如下:

$$y(x) = F(\beta, x) + z(x) = f^T(x)\beta + z(x) \quad (1)$$

其中, $f(x)$ 为回归函数,一般采用低阶多项式, β 是需要估计的未知系数, $z(x)$ 是一个服从正态分布的随机函数.可以看出, $f(x)$ 相当于对设计空间的全局模拟,而 $z(x)$ 提供了对模型局部偏差的近似.本文的Kriging代理模型包含上述两部分,通过Matlab工具箱的Dacefit函数实现,由于初始点数目的限制,Kriging模型的精度还难以达到优化需求,需要进一步的更新,具体如第1.2节所述.

1.2 Kriging 代理模型的更新

一次构建的代理模型精度较差,需要多次迭代进行更新,每次迭代都要加入新的设计点.因此,代理模型更新最关键的是插值点的选择.

1.2.1 代理模型的更新机制

代理模型的更新基于最优点插值和期望提高最大点插值实现,前者用以抽取代理模型可能的峰值点,后者用以选取代理模型取值相对较优的点,同时避免插值点过于集中.

1)代理模型最优:对于当前所生成的代理模型,求解其最优值并选择最优值所对应的点作为候选插入点.一般情况下,最优点都为全局最优点,但是EOSS优化的多设计变量和复杂约束决定了其仿真模型是非线性、多峰的,若每次只加入全局最优点,将可能忽略性能函数其他部分的特征,导致代理模型失真.因此,本文在采用该机制进行代理模型更新时还考虑了局部最优点,通过全局最优和局部最优相结合的方式对代理模型进行更新,可以保证模型更全面、更准确地逼近系统的性能函数.另外,代理模型的最优点往往靠近实际模型的局部或全局最优点,利用这些点的计算结果,能够引导优化算法收敛

于全局最优点或全局最优点附近.

2) 最大化期望提高: 所谓期望提高就是某个给定点的目标函数值提高的概率^[16]. 代理模型不仅能够预测未知点的响应值, 也能够给出响应值的方差, 这个方差代表了对应点上预测值的不确定性, 也代表了相应区域样本的稀疏性. 方差越大, 预测值的不确定性越大, 也就是说这个区域近似精度越差, 所以在这个区域增加样本点就会有针对性地提高模型的精度, 基于此采用最大化期望提高的插值机制. 对设计点 x , 在仿真之前其响应值是未知的, 但根据 Kriging 代理模型可得到当前的均值 $\hat{y}(x)$ 和均方差 σ . 因此, 期望提高定义为一个服从上述均值和方差的高斯分布, 当前设计的最优值为 Y_{\min} , 则任一点响应值提高为 $I(x) = Y_{\min} - y(x)$ (最大值问题为: $I(x) = y(x) - Y_{\max}$), 其提高的期望值为

$$E(I) = \begin{cases} I(x)\Phi\left(\frac{Y_{\min} - \hat{y}(x)}{\sigma}\right) + \sigma\varphi\left(\frac{Y_{\min} - \hat{y}(x)}{\sigma}\right), & \sigma > 0 \\ 0, & \sigma = 0 \end{cases} \quad (2)$$

其中, $\varphi(x)$ 和 $\Phi(x)$ 是标准正态分布的概率密度函数和分布函数. 从式 (2) 中可以看出, 要使期望提高较大, 必须使 x 的预测值 $\hat{y}(x)$ 小于当前最优值, 或预测值与最优值的差值与方差 σ 相比较小. 综上, 最大化期望提高就是要寻找其预测值比当前最优响应值小或预测的不确定性较大的点.

1.2.2 代理模型插值点的选择

很多研究在进行代理模型更新时只采用上述机制中的一种, 而且将得到的点直接代入下一次的模型构建中. 本文将采用两者的组合, 同时引入筛选策略, 出于两方面的考虑: 首先, 插值点之间可能有重复, 尤其随着代理模型精度的提高, 重复的几率越来越大; 其次, 随着迭代的进行, 新样本点将聚集在已有样本点附近, 不能有效提高 Kriging 代理模型的拟合精度. 因此, 将上述两种机制得到的插值点只作为候选插值点.

定义单位距离的函数改进 δ 来对候选点进行选择, 得到最终的插值点, 这既控制了插值点的数量, 也保证了插值点的质量. 首先, 定义两个点之间的闵可夫斯基距离:

$$d(x_i, x_j) = d_{ij} = \left[\sum_{k=1}^m |x_{ik} - x_{jk}|^t \right]^{\frac{1}{t}}, \quad t = 1, 2 \quad (3)$$

由于 EOSS 优化问题的参数取值空间差异较大, 因此需要对参数进行归一化:

$$\bar{x}_i = \frac{x_i - x_L}{x_U - x_L} \quad (4)$$

其中, x_L 为参数 x_i 所有值中的最小值, x_U 则为最大值. 记当前代理模型的仿真点集为 X_P , 计算 X_P 所有点间的距离, 得到最小值 d_{\min} , 假设 $d_{\min} = d(m, n)$ 表示 x_m, x_n 之间的距离, 这两点对应的函数值是已知的, 分别记为 y_m, y_n , 则称 $\delta = |y_m - y_n|/d_{\min}$ 为单位距离的函数改进. 类似地, 对于候选点 x_i , 计算其与 X_P 所有点间的距离, 取其最小值 $d'_{\min} = d(i, k)$ 为 x_i, x_k 之间的距离, 如果 $d'_{\min} > d_{\min}$, 则点 x_i 可以作为插值点. 否则, 通过代理模型估计当前点 x_i 的函数值 y_i , 并计算 x_i 与 y_i 之间单位距离的函数改进 $\delta' = |y_i - y_k|/d'_{\min}$, 如果 $\delta' > \delta$, 将点 x_i 作为插值点, 否则删除该点. 具体流程如图 1 所示.

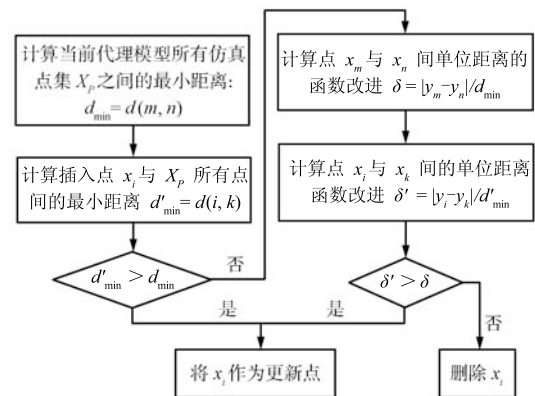


图 1 代理模型更新点的选择流程

Fig. 1 Selection of update points for surrogate model

通过计算和比较 δ 对候选点进行过滤, 这既可以控制插入点的数量, 同时也能保证插入的质量, 保证它们对代理模型的更新比较有意义.

2 Kriging 代理模型的求解及优化

上一节论述了本文代理模型的构建和更新方法, 在更新过程中无论是寻找代理模型最优点还是最大化期望提高点, 都需要对代理模型进行求解, 针对不同的插值点其求解是不一样的. 以全局最优点为例, 要求算法具有较好的全局搜索能力, 而最大化期望提高的点则对求解效率有较高的要求, 因此构建 Kriging 代理模型的求解框架.

2.1 Kriging 代理模型的求解框架

代理模型的求解算法有很多, 根据第 1 节所论述的更新机制构建了如图 2 所示的求解框架. 为实

现代代理模型的更新, 引入了广义模式搜索算法, 并对算法的搜索步和筛选步进行了改进, 提出了基于代理模型的改进广义模式搜索算法.

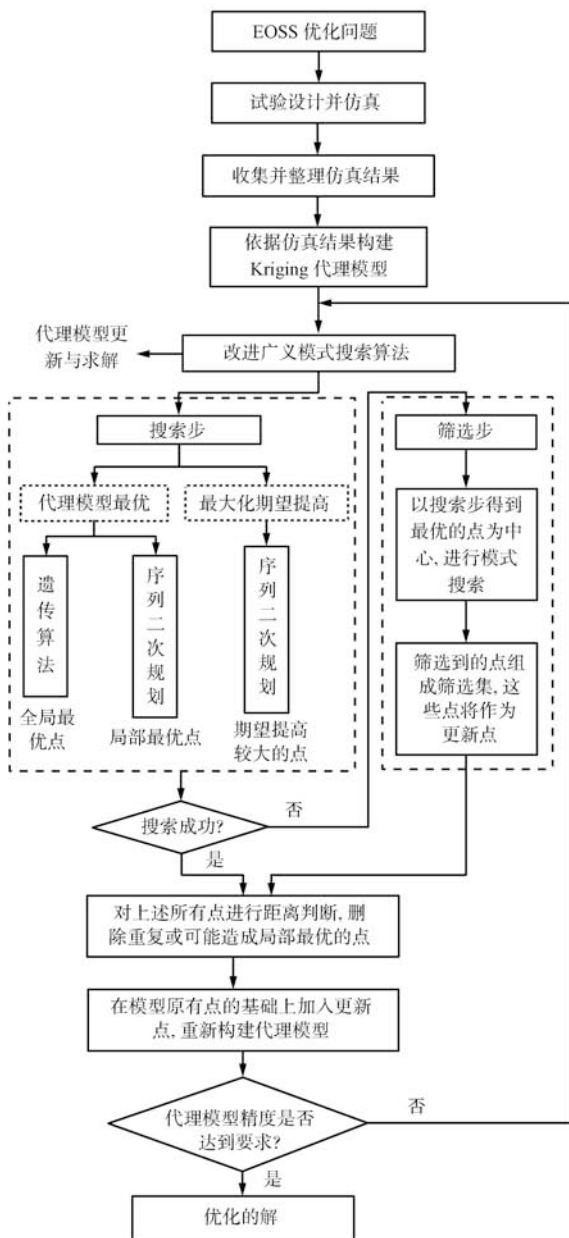


图2 Kriging 代理模型的更新及求解框架

Fig.2 Framework for construction and solution of Kriging surrogate model

根据图2, 采用改进广义模式搜索算法对代理模型进行更新, 首先通过搜索步寻找满足代理模型最优或最大期望提高的点, 在搜索过程中分别采用遗传算法和序列二次规划算法对其进行求解. 如果搜索步不成功则转到筛选步, 筛选步通过预定义的模式搜索网格和方向集构建筛选集, 并在此基础上构

造了一系列插值点. 通过改进广义模式搜索算法得到的点都将作为候选插值点, 通过定义距离函数和比较函数值的提高对候选点做进一步的筛选, 删除不满足条件的点, 并将得到的点作为最终的插值点用于代理模型的更新, 具体实现如第2.2节所示.

2.2 改进的广义模式搜索算法

广义模式搜索算法 (Generalized pattern search, GPS) 是一类用于非线性约束优化问题的直接搜索算法^[17]. 该算法在一个方向集上选取不同点进行函数值比较, 而非利用梯度信息获取函数的下降方向, 通过不断改进迭代步长加速算法收敛. GPS 算法包括两个步骤: 搜索步 (Search step) 和筛选步 (Poll step), 本文分别对搜索步和筛选步进行了改进, 在 Kriging 代理模型基础上提出了针对 EOSS 优化问题的改进广义模式搜索算法.

2.2.1 搜索步

在广义模式搜索算法中, 搜索步通过定义搜索网格 M_k , 然后根据预定义的方向集生成并估计网格上的有限个点来寻找改进的网点, 而本文的搜索步是在代理模型基础上进行的.

首先, 针对代理模型最优机制, 采用遗传算法求解全局最优点. 遗传算法的多点搜索和概率搜索技术可以在很大程度上克服传统优化算法容易陷入局部最优的缺点, 能够较快获得模型的全局最优解. 遗传算法采用 Matlab 的 GA 工具箱实现, 其适应度函数由所构建的代理模型决定, 变量数则由问题规模确定, 这里为 3. 算法采用二进制编码, 初始种群通过正交实验设计的方式产生, 具体参数设置为: 种群规模 $N_{gen} = 20$, 交叉概率 $C_p = 0.8$, 变异概率 $M_p = 0.1$, 最大迭代次数 $N_{iter} = 200$, 同时还在遗传算法中加入了精英策略, 每次迭代中精英保留个数为 $N_E = 2$, 通过精英策略可以加速算法的收敛, 同时算法设置了较大的变异概率用以保证跳出局部最优.

针对局部最优点和最大化期望提高的点, 采用序列二次规划算法进行求解. 序列二次规划算法将原问题转化为一系列二次规划子问题来获得原问题的最优解, 每次迭代都用近似原非线性规划问题的二次规划来求解搜索方向^[18]. 对于给定的初值 $x_k, B_k, k = 0$, 通过求解由原问题确定的二次规划子问题确定搜索方向 $d_k, x_{k+1} = x_k + d_k$, 因此初始解不同将导致最终解差别较大. 考虑到 EOSS 优化问题高维、多峰的特点, 将多次调用它进行求解, 每次设置不同的初始解.

2.2.2 筛选步

当改进广义模式搜索算法的搜索步失败时, 进行筛选步. 由于算法在搜索步时没有按照传统的

网格进行搜索,因此筛选之前先进行网格定义. 设 D 是一个有限矩阵, 它的列构成 \mathbf{R}^n 中的一个正跨越集, 所谓正跨越集就是 \mathbf{R}^n 中的任何一个向量都可以由 D 中列向量的非负线性组合表示: $\{r \in \mathbf{R}^n | r = a_1 d_1 + \dots + a_i d_i, \forall i, a_i \geq 0\}$, 矩阵 D 可以表示为: $D = GZ$, $G \in \mathbf{R}^{n \times n}$ 是可逆矩阵, $Z \in \mathbf{Z}^{n \times |D|}$ 是满秩的正数矩阵, D 中的任何一列可以表示成 $d_i = Gz_j$, z_j 是 Z 中的一列, 那么以 x_k 为迭代点的网格为

$$M_k = \{x_k + \Delta_k^m D z : z \in Z_+^{|D|}\} \quad (5)$$

其中, Δ_k^m 是网格参数, 控制网格的大小.

在上述网格基础上可以进行筛选步, 这个过程将围绕当前解 x_k 进行函数值估计, 即在 x_k 处的一个筛选集上进行函数评估. 如果筛选步也没有发现改进的网点, 则称 x_k 为网格的局部最优解, 然后令 $x_{k+1} = x_k$, 更新网格参数 Δ_k^m , 使网格加密. 如果在上述两步中的任一过程中发现了改进的网点, 即 $f(x_{k+1}) < f(x_k)$ (对于最小化问题), 则网格大小的参数将增加或不变, 否则重复上述过程.

筛选步决定了算法的收敛性, 因此要严格选择筛选点, 所有筛选点构成筛选集, 定义如下:

$$P_k(x_k) = \{x_k + \Delta_k^m d : d \in D_k \subseteq D\} \quad (6)$$

其中, D_k 是 D 的某个正跨越矩阵, 本文关于 D 的定义相对简单, 与搜索空间的维数 n 紧密相关: $D = [I_{n \times n} \quad -I_{n \times n}]$, 其中 $I_{n \times n}$ 为 n 维单位阵, 由 D 所定义的搜索方向为 $2n$, Δ_k^m 则由算法的具体迭代过程决定. 选取正跨越矩阵的目的是当 x_k 不是最小点时, 至少能找到一个下降方向, 称估计 $f(x_k + \Delta_k^m d)$ 为在方向 d 上进行筛选.

考虑到求解效率, 采用动态非完全筛选方式, 即优先仿真函数值较优的点, 一旦找到改进点, 则终止筛选. 因此, 筛选集中点的排序非常重要, 而这个排序需借助搜索步所建立的代理模型, 通过将筛选集代入代理模型进行评估并排序, 动态筛选方式可极大地减少仿真次数.

3 仿真实例

2011年3月11日13时46分, 日本本州岛仙台东130公里发生里氏9.0级地震, 并引发了海啸, 海啸导致福岛核电站出现了核泄漏, 并有核物质进入海中. 为了监测我国山东半岛、辽东半岛、黄海、东海以及台湾等近140万平方公里海域的受影响情况, 需要通过地对地观测卫星对上述海域进行观测成像, 但我国当前在轨运行的卫星(资源卫星、环境卫星等)由于其轨道、分辨率的限制, 一周内(2011年3月12日00:00:00~2011年3月19日00:00:00)

对上述区域的覆盖率仅为37%, 而且由于分辨率的限制, 难以达到预期的要求. 因此, 通过应急发射小卫星来弥补这种观测的空缺, 卫星上搭有光学遥感器, 遥感器视场角为5度, 分辨率要求小于10米, 应该怎样配置轨道参数才能使卫星在一周内对目标区域的覆盖率最大? 卫星轨道为圆轨道, 因此需要优化的参数有3个: 轨道高度、轨道倾角和升交点赤经(RAAN).

3.1 问题求解

借助卫星仿真工具包STK进行仿真, 然后通过Kriging代理模型对轨道参数进行优化, 以最大化目标覆盖率. 依据不同更新机制, 构建了三种Kriging代理模型: Kriging-1采用代理模型最优机制进行更新; Kriging-2采用最大化期望提高机制进行更新; Kriging-3采用上述两种机制相结合的方式对代理模型进行更新, 并引入了单位距离的函数改进对插值点进行过滤.

每种代理模型运行10次, 具体结果如表1所示, 其中Total为运算中所有仿真点的个数, Poten是通过更新机制所确定的候选插值点的个数, Inset是最终用以代理模型更新的有效点数, Poten/Inset为二者的比值, Result为最终优化方案对应的区域覆盖率. 这三种代理模型的仿真方案均通过综合拉丁方实验设计生成, 实验1~5包含50个初始仿真点, 实验6~10包含60个初始仿真点.

通过表1的结果可以发现, Kriging-3所得的解明显优于前两种, 最终卫星的单日覆盖率达到100%. 通过对比Poten/Inset可以发现, Kriging-3在更新过程中对插入点的选择更为慎重, 经过单位距离的函数改进的筛选后, 虽然插入点总数较少, 但插入的对代理模型改进较大. 相比而言, Kriging-1和Kriging-2只是简单地删除了重复的点, 没有考虑插入点是否对代理模型的改进有较大贡献, 从数值上看前两者在更新时插入点的数目较多, 但最终解的质量却不是很高, 如实验6中Kriging-2的更新点选择, 这也说明本文所提出的插值点过滤机制非常有效.

3.2 优化结果对比

STK/Analyzer是由AGI公司在STK基础上集成RSM等优化工具所开发的一个STK场景优化软件, 它是航空航天领域较通用的商业软件, 通过该软件可以实现星座以及单星的系统优化. 为了进一步验证算法的有效性, 我们同时采用Analyzer对该场景进行优化, 并将其优化结果与本文的结果进行横向比较, Analyzer也运行10次, 取其覆盖率最大的结果为最终结果, 优化结果比较如表2所示.

表 1 三种代理模型的对比
Table 1 Comparison of three different surrogate models

实验编号	Kriging-1			Kriging-2			Kriging-3		
	Total	Poten/Inser	Result (%)	Total	Poten/Inser	Result (%)	Total	Poten/Inser	Result (%)
1	122	24/20	87.77	143	54/43	91.84	138	42/30	96.25
2	149	36/27	90.13	137	48/41	89.97	131	49/31	96.28
3	132	29/22	88.22	149	51/44	92.15	191	63/37	95.94
4	119	32/27	89.32	102	27/22	87.02	129	35/26	96.22
5	157	46/39	92.03	155	57/47	93.84	147	49/29	96.26
6	159	48/41	92.37	146	54/45	90.31	151	56/31	96.50
7	167	48/37	91.25	180	69/51	94.09	171	56/39	98.04
8	151	37/31	89.95	169	57/43	92.42	146	49/32	96.55
9	181	50/42	93.12	143	51/41	88.39	197	63/51	100
10	147	34/29	90.01	186	63/55	93.97	184	56/42	98.59
均值	148.4	38.4/31.5	90.42	151	53.1/43.2	91.40	158.5	51.8/34.8	97.06

表 2 优化结果对比
Table 2 Comparison of optimization results

方法	H (km)	θ (度)	RAAN (度)	Cov (%)	Ave (%)
本文	6 937.11	90.00	176.48	100	97.06
Analyzer	7 098.83	40.37	151.88	94.52	92.90

通过表 2 可以发现, 本文的最大覆盖率达到 100%, 而 Analyzer 仅为 94.52%, 而且从均值上看, 本文算法表现更好. 图 3 给出了四种算法计算结果的对比, 从图中可以看出 Kriging-3 的优化结果明显优于其他三种方法, 而且 Kriging-3 优化曲线波动较小, 说明算法的稳定性较好. 对比 Kriging-3 和 Analyzer 的平均仿真次数可以发现, Analyzer 需要 187 次仿真, 而 Kriging-3 仅需 158.5 次仿真, 这说明本文方法的计算效率较高.

值得说明的是, 本文在进行仿真之初采用综合拉丁方生成仿真方案, 它可以保证仿真点均匀地落在设计空间中, 且仿真点之间是独立的. 而 Analyzer 采用正交设计生成仿真方案, 仿真点的分布比较分散, 不能很好地反映整个设计空间, 这也是本文代理模型的优化效率较高的原因. 另外, 通过对本文方法前后 5 组实验的对比发现, 初始仿真次数对优化结果也有影响, 后 5 组实验的结果明显优

于前 5 组, 主要在于后 5 组的初始仿真点多于前 5 组, 使得初始代理模型的精度较高.

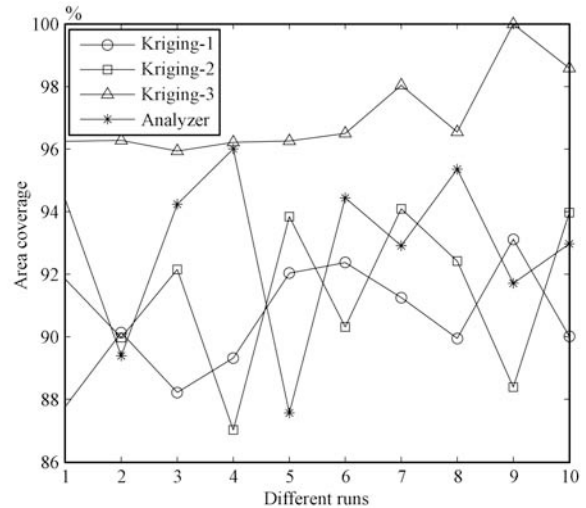


图 3 不同优化方法的结果

Fig. 3 Comparison results of different methods

上述单星实例验证了 Kriging 代理模型在 EOSS 优化中的有效性. 由于卫星轨道、分辨率等限制, EOSS 在特定时段内对某些区域的观测存在盲区, 尤其对于突发特大自然灾害的监测, 往往需要对现有卫星系统进行调整, 如轨道机动、应急发射等. 针对此, 我们提供了一种快速生成调整方案的框

架. 首先, 根据观察请求, 构建仿真场景, 确定优化目标, 通过综合拉丁方实验设计方法生成仿真方案, 然后在仿真基础上, 采用本文 Kriging 代理模型对仿真数据进行拟合, 最终通过对代理模型的优化实现对真实 EOSS 的优化, 这种方法也可以同时对多颗卫星进行优化, 而且优化效率高.

4 总结

EOSS 优化问题的设计变量多、优化约束复杂, 且性能函数难以量化, 是一个典型的仿真优化问题, 因此本文采用 Kriging 代理模型对 EOSS 优化问题进行求解, 并提出了代理模型最优和最大化期望提高相结合的插值机制, 同时定义了单位距离的函数改进对候选点进行过滤, 保证所有插入点的质量. 通过改进广义模式搜索算法选择候选插值点, 在搜索步中采用遗传算法和序列二次规划算法进行求解, 如果搜索步失败, 则筛选步通过预定义的网格和方向集构造筛选集, 并对其进行不完全筛选, 得到改进点.

通过仿真实例分别对不同的选点机制进行了验证, 实验发现代理模型最优机制可以保证较快得到最优解, 但容易陷入局部最优, 而最大化期望提高机制得到的代理模型精度相对高一些, 但是需要的迭代次数较多, 两者结合后既可以保证模型的精度也可以保证算法的效率. 另外, 通过与 Analyzer 的对比实验发现, 本文方法的求解效率更高、解的质量也更好. 借助于 STK 仿真软件, 本文方法具有极强的通用性, 可用以求解面向重点区域覆盖的 EOSS 优化问题, 尤其对于海啸、洪水、森林火灾等紧急情况, 可以快速生成卫星配置方案. 除此之外, 本文方法还可以支持新卫星的概念设计, 为最终卫星轨道的确定提供决策支持.

References

- 1 He Yong-Jun. Effectiveness Optimization Oriented Modeling and Simulation Method for Complex Multi-Satellite System [Ph. D. dissertation], National University of Defense Technology, China, 2004
(贺勇军. 面向效能优化的复杂多卫星系统综合建模与仿真方法研究 [博士学位论文], 国防科学技术大学, 中国, 2004)
- 2 Taylor E R. Evaluation of Multidisciplinary Design Optimization Techniques as Applied to the Spacecraft Design Process [Ph. D. dissertation], University of Colorado, USA, 1999
- 3 Draim J E. Continuous global N -tuple coverage with $2n+2$ satellites. *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 1991, **14**(1): 17–23
- 4 Evans M J. Optimization of Satellite Constellation for Partial Coverage [Ph. D. dissertation], University of Colorado, USA, 1999
- 5 Pegher D J, Parish J A. Optimizing Coverage and Revisit Time in Sparse Military Satellite Constellations: A Comparison of Traditional Approaches and Genetic Algorithms [Ph. D. dissertation], Naval Postgraduate School, USA, 2004
- 6 Rivett C, Pontecorvo C. Improving Satellite Surveillance through Optimal Assignment of Assets. Technical Report, DSTO-TR-1488, Defence Science and Technology Organization, Australia, 2003
- 7 Shaw G B. The Generalized Information Network Analysis Methodology for Distributed Satellite Systems [Ph. D. dissertation], Massachusetts Institute of Technology, USA, 1998
- 8 Jilla C D. A Multiobjective, Multidisciplinary Design Optimization Methodology for the Conceptual Design of Distributed Satellite Systems [Ph. D. dissertation], Massachusetts Institute of Technology, USA, 2002.
- 9 Cohan L E, Jordan E O, Miller D W. Tradespace exploration for a parameterized modular optical space telescope. In: Proceedings of the 48th AIAA/ASC Structures, Structural Dynamics and Materials Conference. Honolulu, USA: AIAA, 2007, 1–12
- 10 Richards M G. Multi-attribute Tradespace Exploration for Survivability [Ph. D. dissertation], Massachusetts Institute of Technology, USA, 2009
- 11 Kleijnen J P C. Kriging metamodeling in simulation: a review. *European Journal of Operational Research*, 2007, **192**(3): 707–716
- 12 Queipo N V, Haftka R T, Shyya W, Goela T. Surrogate-based analysis and optimization. *Progress in Aerospace Sciences*, 2005, **41**(1): 1–28
- 13 Martin J D, Simpson T W. A study on the use of Kriging models to approximate deterministic computer models. In: Proceedings of the ASME Design Engineering Technical Conferences and Computers and Information in Engineering Conference. Chicago, USA: ASME, 2003. 567–576
- 14 Sakata S, Ashida F, Zako M. An efficient algorithm for Kriging approximation and optimization with large scale sampling data. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 2004, **193**(3–5): 385–404
- 15 Liu Xiao-Lu, Chen Ying-Wu, Jing Xian-Rong, Chen Ying-Guo. Optimized Latin hypercube sampling method and its

application. *Journal of National University of Defense Technology*, 2011, **33**(5): 73–77

(刘晓路, 陈英武, 荆显荣, 陈盈果. 优化拉丁方试验设计方法及其应用. 国防科学技术大学学报, 2011, **33**(5): 73–77)

- 16 Gao Yue-Hua. Optimization Methods Based on Kriging Surrogate Model and Their Application in Injection Molding [Ph. D. dissertation], Dalian Institute of Technology, China, 2009

(高月华. 基于 Kriging 代理模型的优化设计方法及其在注塑成型中的应用. [博士学位论文] 大连理工大学, 中国, 2009)

- 17 Audet C, Dennis J E. A pattern search filter method for nonlinear programming without derivatives. *SIAM Journal on Optimization*, 2004, **14**(4): 980–1010

- 18 Duan Li-Juan, Wu Cheng-Fu, Zhang Wen-Qian, Chen Huai-Min. Optimal design of control law based on SQP. *Fire Control and Command Control*, 2009, **34**(1): 53–56

(段丽娟, 吴成富, 张闻乾, 陈怀民. 基于序列二次规划算法的控制律寻优设计. 火力与指挥控制, 2009, **34**(1): 53–56)



刘晓路 国防科学技术大学博士研究生. 2006 年获国防科学技术大学工学学士学位. 主要研究方向为成像卫星调度, 对地观测卫星系统优化. 本文通信作者. E-mail: lxl.sunny_nudt@live.cn

(**LIU Xiao-Lu** Ph. D. candidate at National University of Defense Technology. She received her bachelor degree

from National University of Defense Technology in 2006. Her research interest covers scheduling of imaging satellites and optimization of earth observation satellite system. Corresponding author of this paper.)



陈盈果 国防科学技术大学博士研究生. 2008 年获国防科学技术大学工学学士学位. 主要研究方向为对地观测卫星系统优化.

E-mail: ygchen@nudt.edu.cn

(**CHEN Ying-Guo** Ph. D. candidate at National University of Defense Technology. He received his bachelor

degree from National University of Defense Technology in 2008. His main research interest is optimization of earth observation satellite system.)



贺仁杰 国防科学技术大学信息系统与管理学院副教授. 主要研究方向为系统管理与综合集成技术.

E-mail: renjiehe@nudt.edu.cn

(**HE Ren-Jie** Associate professor at the School of Information System and Management, National University of Defense Technology. His main research interest is technology of system management and

comprehensive integration.)



陈英武 国防科学技术大学信息系统与管理学院教授. 主要研究方向为系统规划与管理决策技术, 体系工程管理.

E-mail: ywchen@nudt.edu.cn

(**CHEN Ying-Wu** Professor at the School of Information System and Management, National University of Defense Technology. His research interest

covers system planning and management decision-making, SoS engineering management.)