大咖慧

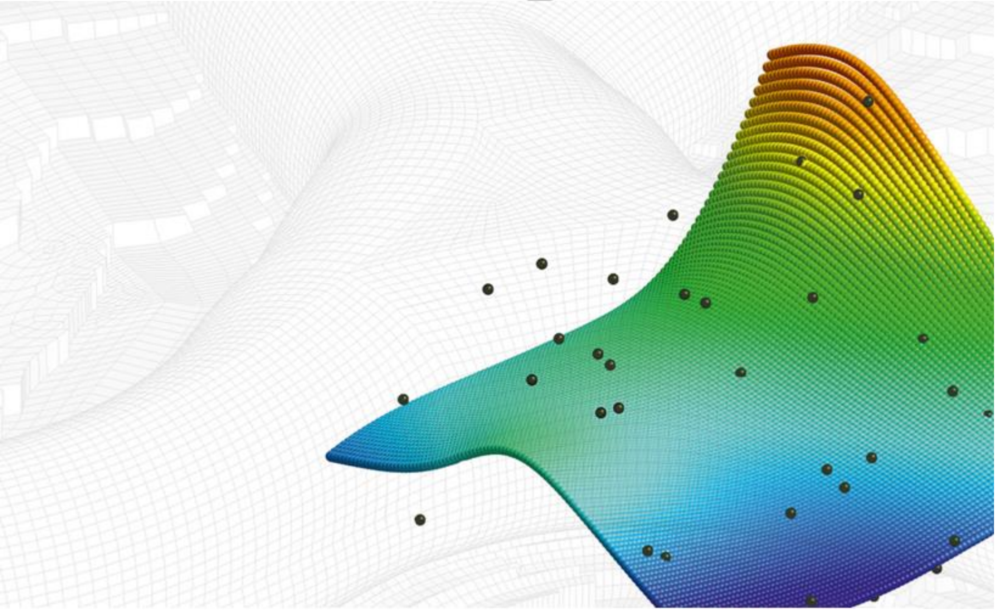
optiSLang - 参数敏感性/参数优化/稳健可靠性分析系统

任志勇

出品 | 安世亚太 PERA GLOBAL

目录

- 什么是optiSLang
- optiSlang敏感性分析
- optiSlang多学科优化
- optiSLang稳健性与可靠性分析



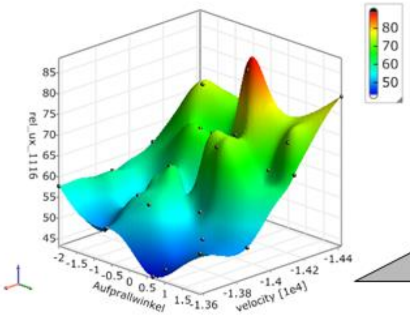
什么是optiSLang

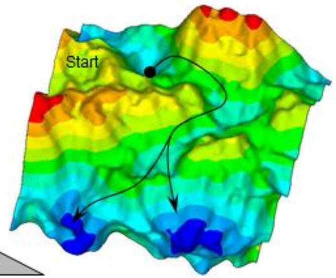
数字样机设计的需求

- 数字样机设计是现代产品研发流程中提升设计效率，降低设计成本的必要环节
- 数字样机的出现，使得物理原型试验大量减少且成为设计流程后期的校验手段
- 基于CAE的数值模拟技术是数字样机设计的主要手段，在数字样机设计中，基于CAE技术的优化和稳健可靠性分析越来越重要
  - 数字样机设计需要与优化设计技术集成
  - 稳健性分析是评估产品可靠性、稳健性的关键方法
  - 优化设计技术与稳健性评估结合进行产品稳健性优化分析是高性能产品设计的必然选择

什么是optiSLang

■ optiSLang 是进行参数敏感性分析、多学科优化、稳健性、可靠性分析与设计优化的算法工具.





稳健性设计优化

稳健性设计

基于方差的稳健性评估

基于概率的稳健性评估

（可靠性分析）

优化

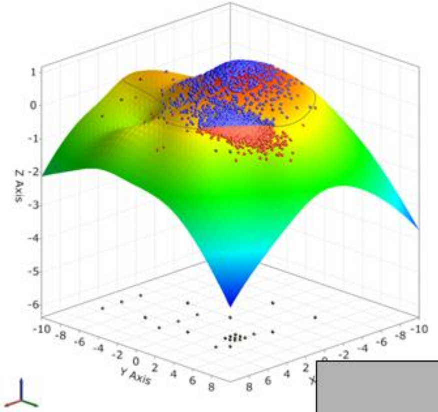
敏感性分析

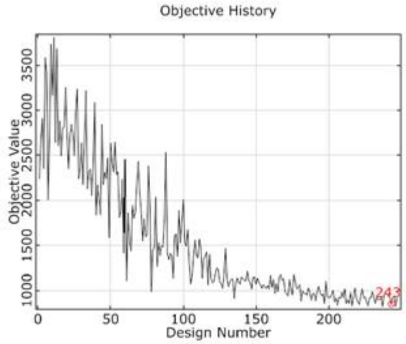
单目标优化

多目标优化

（帕累托优化）

求解器集成 (FEM, CFD, MBD, Excel, Matlab, 等)





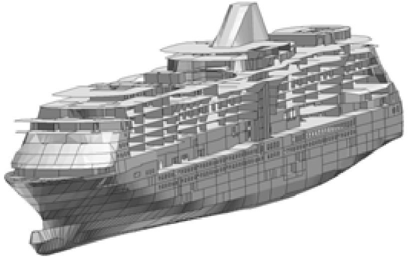
什么是optiSLang

■ 参数敏感性分析。
- 确定影响产品性能或工程特性的最重要参数

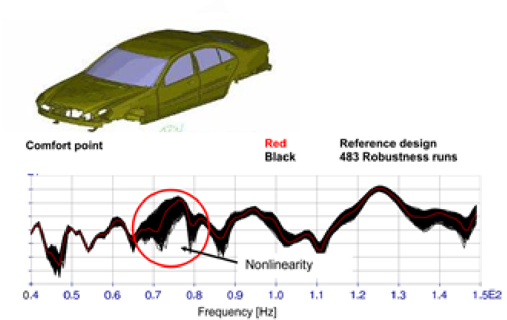
■ 稳健性分析
- 产品性能的稳定性

■ 可靠性分析。
- 产品的可靠度与失效概率分析

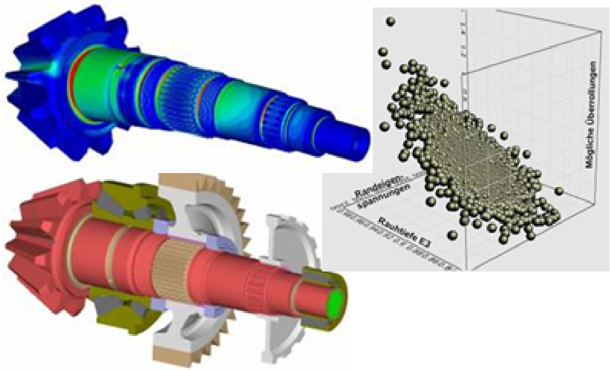
■ 设计优化。
- 多参数、多目标的优化
- 稳健性优化
- 可靠性优化
- 参数反演与反分析



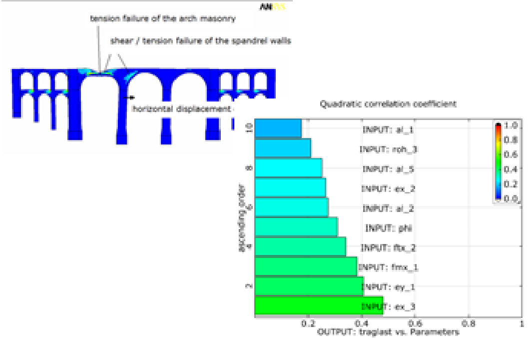
大型游轮优化设计：实现减重10%



轿车NVH性能稳健性评估与优化，3-sigma评估



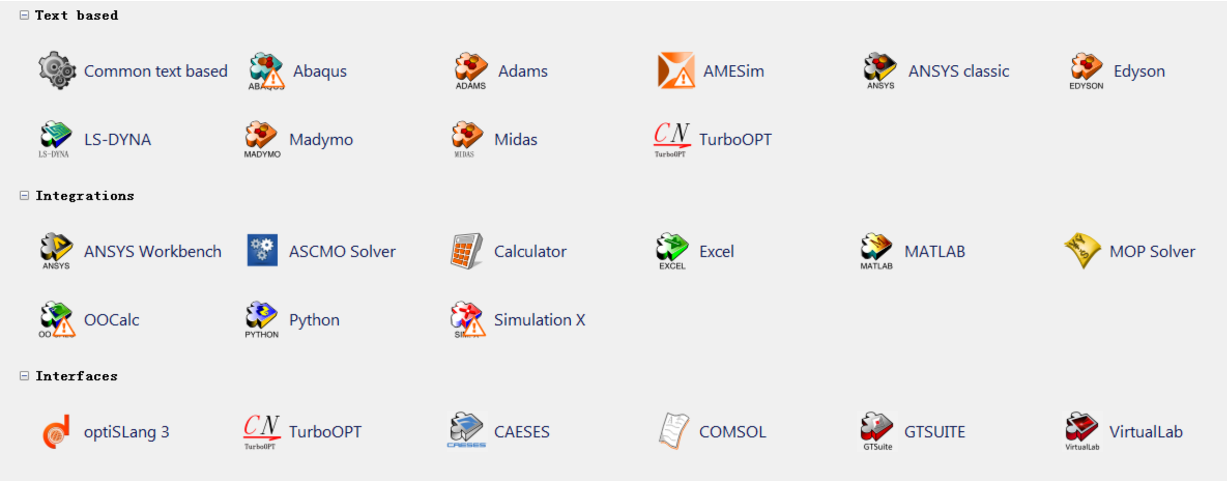
齿轮轴疲劳耐久性分析，失效概率分析

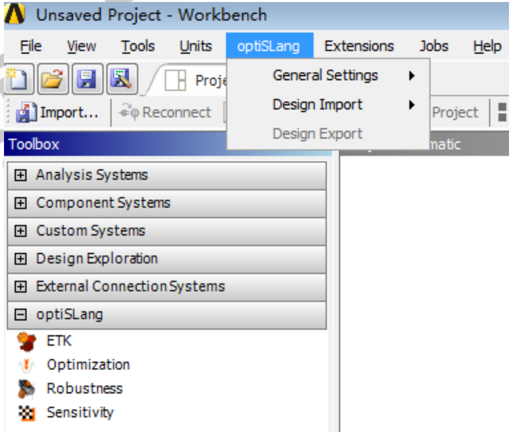


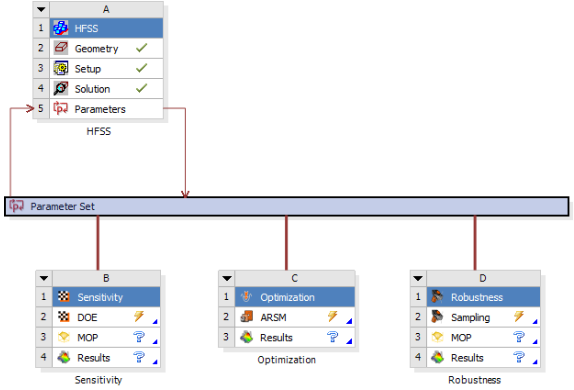
桥梁极限承载力参数敏感性与优化分析

求解器集成

- 插件/批处理方式
  - ANSYS
  - Nastran
  - Abaqus
  - Adams
  - HyperWorks
  - LS-DYNA
  - PERMAS
  - Fluent
  - CFX
  - Star-CD
  - Madymo
  - Flac3D
  - MatLab
  - Simulation X
  - Excel
  - Python
  - 自研软件或自编程序
  - ……



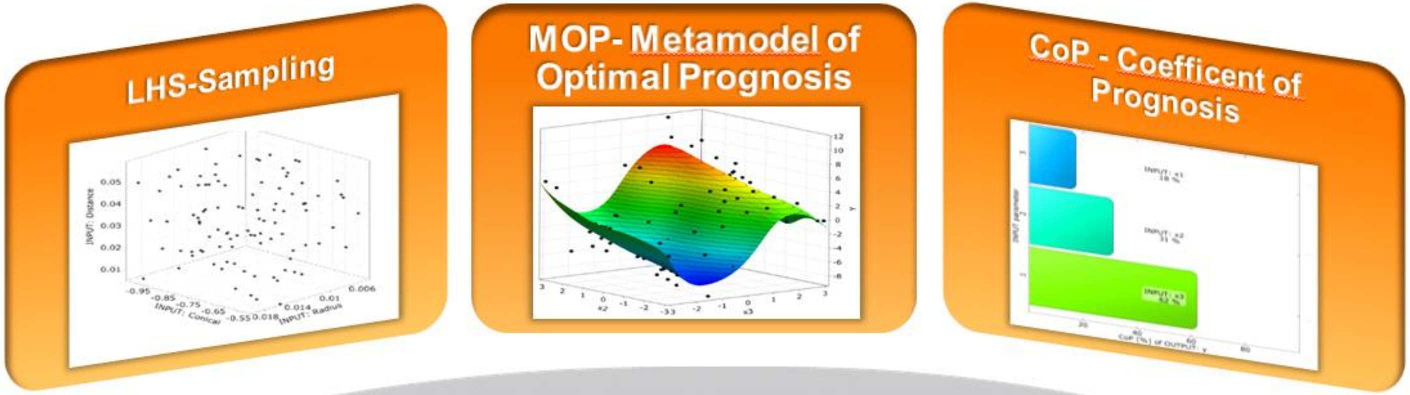




optiSLang参数敏感性分析

optiSLang参数敏感性分析

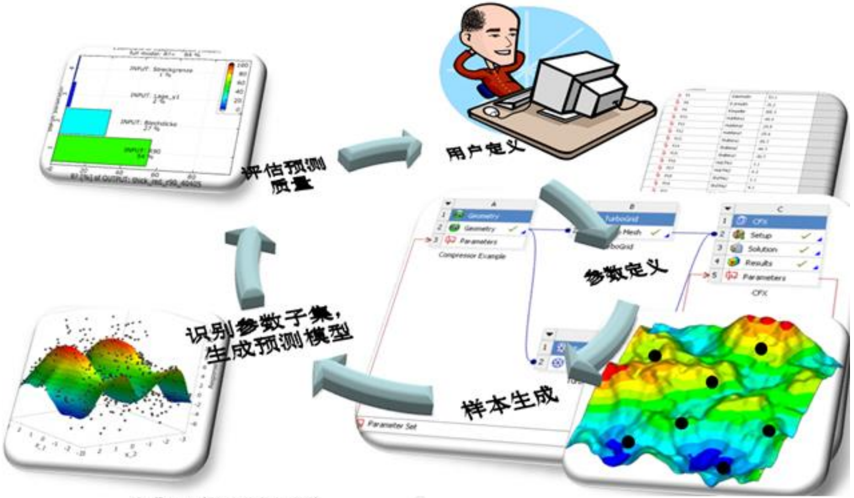
理解最重要的参数变量

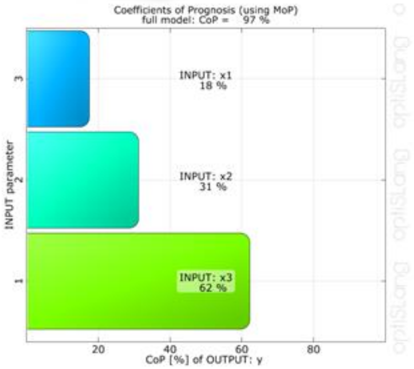


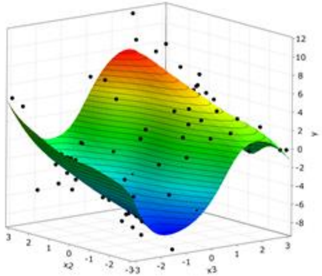
- 为每一个响应确定最重要的参数
- 为每一个响应生成最好的元模型(MOP)
- 理解和简化优化任务
- 检查求解器和抽取噪音

optiSLang参数敏感性分析

- 扫描设计空间，评估输入参数敏感性，为优化或概率分析做准备
- 敏感性分析提供：
  - 输出（响应）对输入参数的敏感性
  - 响应与输入参数之间的关系（响应面）
- optiSLang参数敏感性分析的优势：
  - 高质量样本空间（拉丁超立方样本生成）
  - 高质量响应面（MOP）以及精确的拟合质量量化算法（COP）
  - 客观有效的参数敏感性指标和过滤算法（COI，COP，COD）

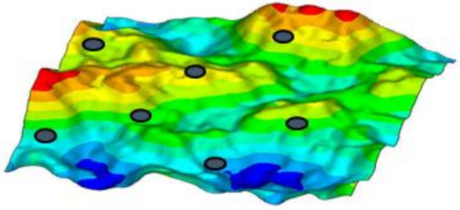






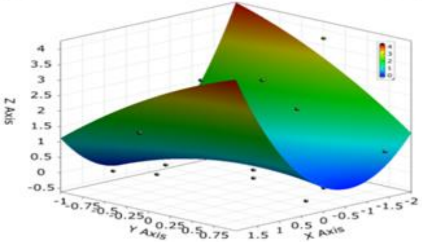
optiSLang参数敏感性分析

参数敏感性分析流程



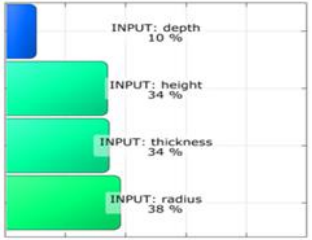
试验设计

- 确定性的
- (准)随机性的



回归方法

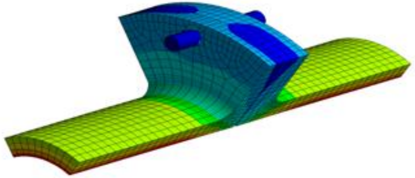
- 一维回归
- *n*维回归
- 复杂元模型



敏感性评定

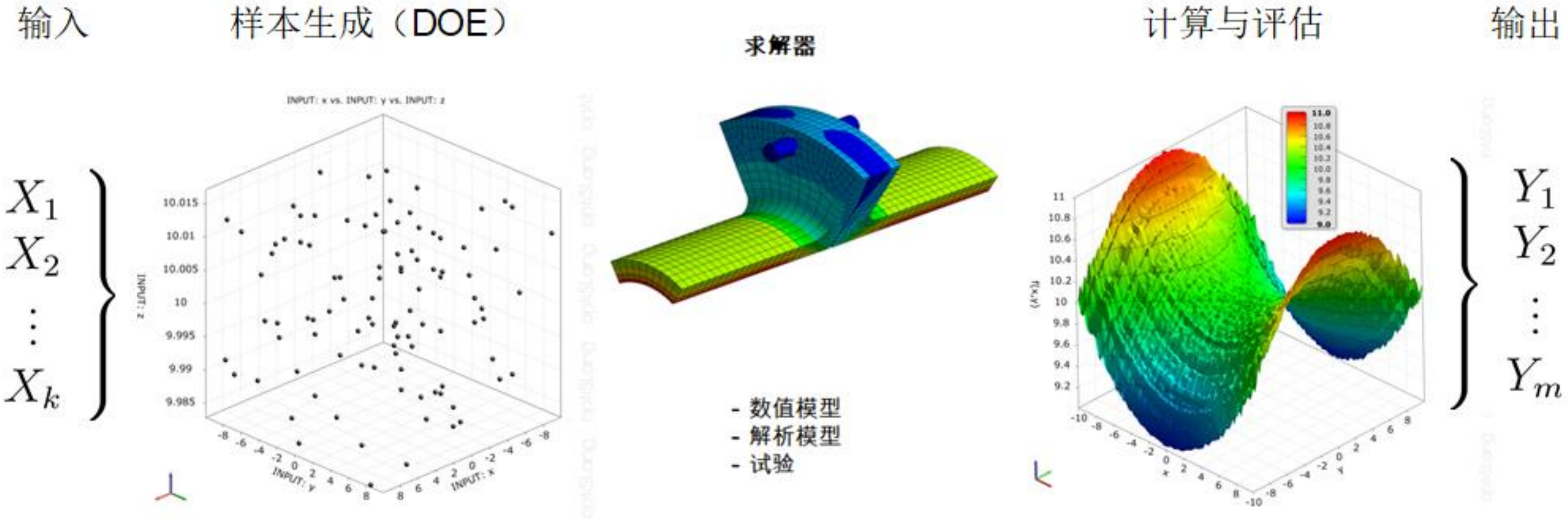
- 相关系数
- 基于方差的量化分析

求解器



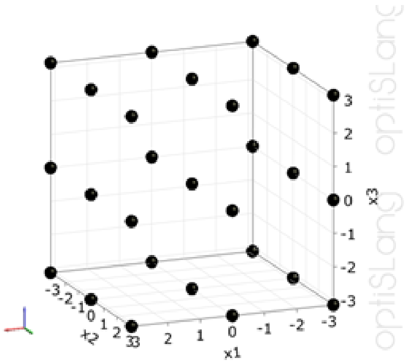
1. 试验设计生成确定数量的设计点，利用求解器生成响应
2. 回归方法拟合求解器响应，用于理解和评估模型的行为
3. 使用拟合函数对变量的影响进行量化分析

optiSLang参数敏感性分析



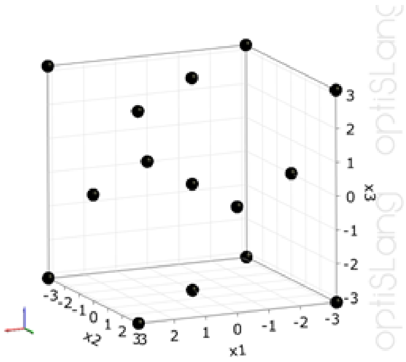
- 样本空间用于描述设计空间中输出与输入的关系
- 高质量的样本空间要求：以尽量少的样本点覆盖设计空间，能够有效地反映输入参数的变化以及输出与输入参数的关系，避免聚集和多余相关性。

optiSLang参数敏感性分析



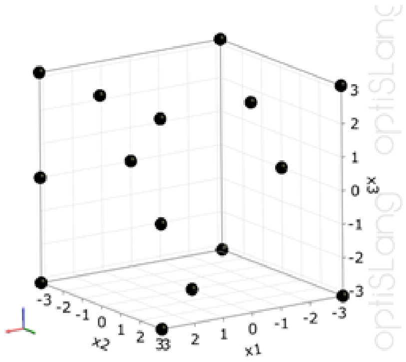
全因子

$$N = 2^k, 3^k, \ldots$$



中心组合

$$N = 2^k + 2k + 1$$



D-最优二次

$$N \geq 1.5 \left(\frac{k(k+3)}{2} + 1 \right)$$

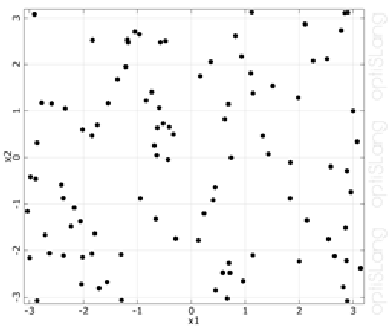
- 简单DOE策略无法识别多变量相关性
- 复杂的策略只在参数较少的情况有效
- 基于多项式回归而设计的策略
- 样本分布不一定均匀
- 样本点数通常是固定的

确定性样本策略

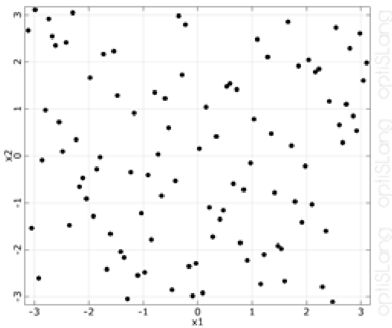
optiSLang参数敏感性分析

- **完全蒙特卡洛法(MCS)**
  - 独立建立随机样本
- **拉丁超立方取样法(LHS)**
  - 采用经典算法（（Iman and Conover 1982）消除不期望的样本点相关性
  - 精确描述指定的参数相关性
  - 样本数量要求 N≥k+1
- **高级拉丁超立方取样法(ALHS)**
  - 采用随机演化算法，在已有LHS样本集中增加优化样本，使得样本点相关性达到最小
  - 适用于设计变量小于50个的情况，当超过50个的时候计算量指数级增长。
- **空间填充拉丁超立方取样(SLHS)**
  - 实现样本最优化覆盖设计空间
  - 在缩减空间可能丧失空间填充性
  - 适用于20个设计变量以下，超过20个则计算量巨大

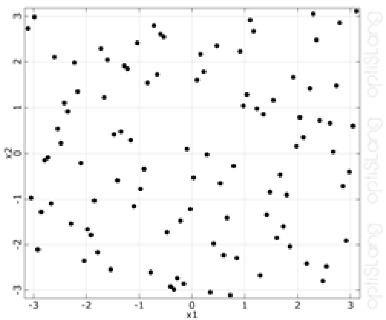
随机样本策略



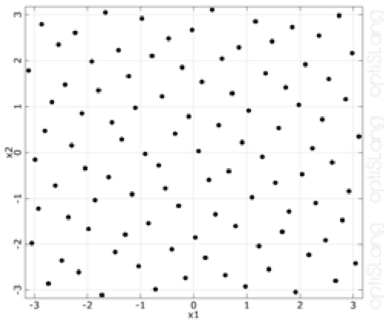
MCS，ρ=0.085



LHS，ρ=0.010



ALHS，ρ=0.000



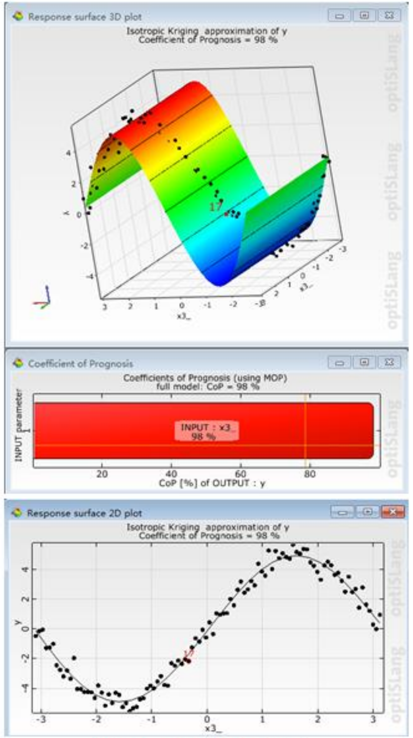
SLHS，ρ=0.000

optiSLang参数敏感性分析

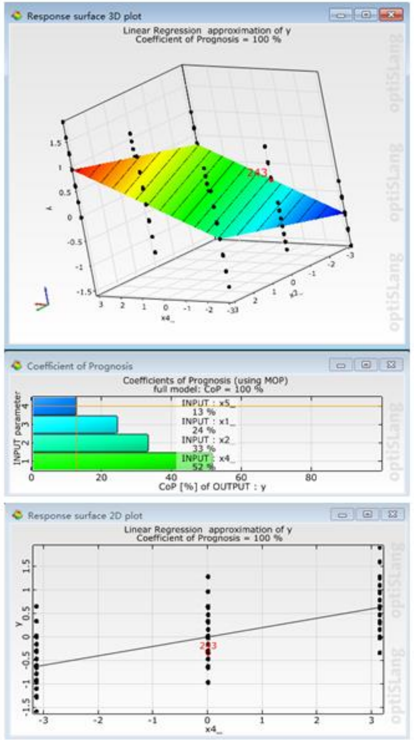
■ 实例：5个设计变量（包含1个重要参数x3和4个次要参数）

$$Y = 0.5X_1 + X_2 + 0.5X_1X_2 + 5.0\sin(X_3) + 0.2X_4 + 0.1X_5$$

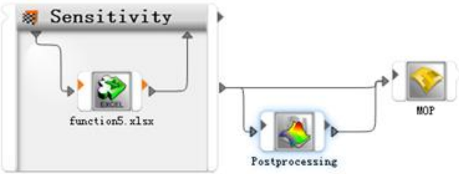
$$-\pi \le X_i \le \pi$$

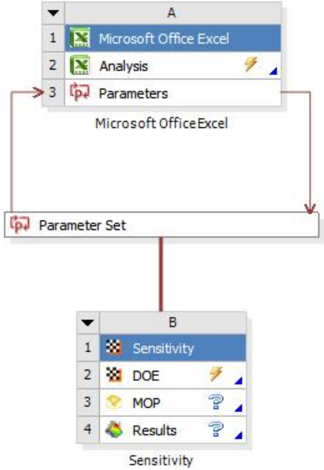


ALHS,100个样本



全因子法,243个样本

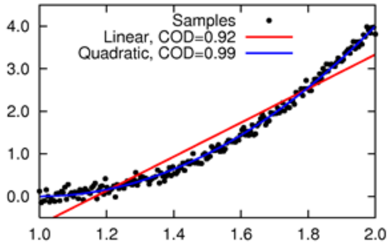


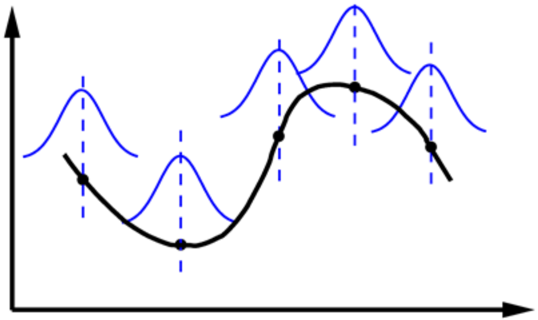


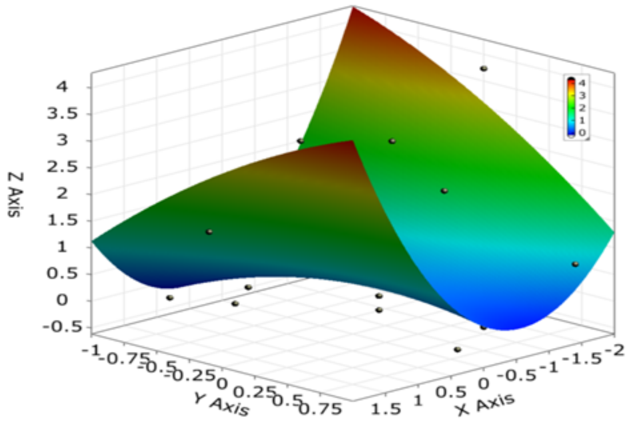
	Name	Parameter type	Reference value	Constant	Value type	Resolution	Range		Range plot
1	X1	Optimization	1		REAL	Continuous	-3.14	3.14	
2	X2	Optimization	1		REAL	Continuous	-3.14	3.14	
3	X3	Optimization	1		REAL	Continuous	-3.14	3.14	
4	X4	Optimization	1		REAL	Continuous	-3.14	3.14	
5	X5	Optimization	1		REAL	Continuous	-3.14	3.14	

响应面方法

- 采用数值拟合方法描述响应参数与输入参数的函数关系
- 响应面可以用于敏感性分析和优化分析
- 拟合方法：**多项式回归**，神经网络，样条插值，**移动最小二乘法**，径向基函数法，克里金法
- 拟合质量随着输入参数的增加而降低
- 需要客观的评价指标对预测质量进行量化评估
  - ✓ COD（决定系数）
  - ✓ COP（预测系数）







最优预测元模型（MOP）

- 对样本空间进行分区，采用交叉验证算法计算CoP
- 优势
  - CoP随着样本数量的增加而增加，无虚假精确现象
  - CoP对于插值模型和回归模型均可以准确评价回归质量
- 预测MOP质量的预测系数（CoP）

$$CoP = 1 - \frac{SS_E^{Prediction}}{SS_T}$$

- MOP-optiSLang独有的高质量响应面：自动搜索最佳参数子集以及最佳拟合模型，即CoP最大的参数子集和拟合模型，为每个响应变量建立高质量响应面，即MOP（最优预测元模型），并给出可靠的MOP预测质量评价指标

- MOP 的优势
  - 客观评价预测质量：基于交叉验证算法量化评价响应面的预测质量（CoP预测系数）
  - 参数过滤：搜索最佳参数子空间，实现设计空间降维。
  - 回归算法优选：对多种回归算法（经典移动最小二乘和插值型移动最小二乘/线性和二次多项式回归）进行对比，确定拟合精度最佳的回归模型（MOP最优预测元模型）
- MOP可作为替代求解器
  - 基于有限次数的CAE求解完成MOP的建立
  - 作为替代求解器进行后续的优化计算
  - 最优样本点可作为优化初值，加速优化进程

optiSLang参数敏感性分析

大咖慧

参数敏感性

- 基于多项式回归CoD的敏感因子CoI（重要性系数）：参数Xa的CoI为从回归模型中排除Xa后CoD的降低量

$$CoI(X_a,Y_b)=CoI_{Y_b,X_a}=R^2_{Y_b,\mathbf{X}}-R^2_{Y_b,\mathbf{X}\sim a}$$

- 基于MOP和响应方差的敏感因子CoP：参数Xa的CoP为Xa能够解释的输出变差与MOP预测系数的乘积。CoP比CoI更可靠。

$$S_T(X_a)=1-\frac{V(Y|X_a)}{V(Y)}$$

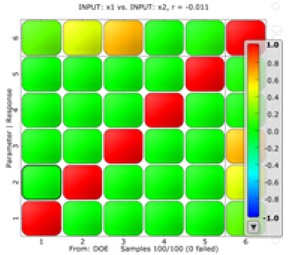
$$CoP(X_a)=CoP\cdot S_T^{MOP}(X_a)$$

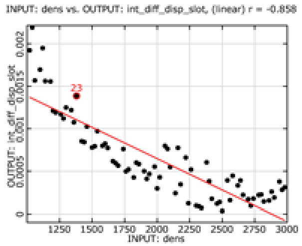
其中S_T为基于方差的敏感因子，V(Y)为输出变量Y的方差，V(Y|Xa)为由输入变量Xa引起的Y的方差。

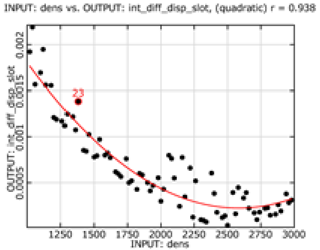
- 相关系数（一次/二次）

$$\rho(X,Y)=\frac{COV(X,Y)}{\sigma_X\sigma_Y}\approx\frac{1}{N-1}\frac{\sum_{i=1}^N(x_i-\hat{\mu}_X)(y_i-\hat{\mu}_Y)}{\hat{\sigma}_X\hat{\sigma}_Y}$$

$$\rho^{quad}(X,Y)=\rho(\hat{Y}(X),Y)\approx\frac{1}{N-1}\frac{\sum_{i=1}^N(\hat{y}_i-\hat{\mu}_{\hat{Y}})(y_i-\hat{\mu}_Y)}{\hat{\sigma}_{\hat{Y}}\hat{\sigma}_Y}$$







optiSLang参数敏感性分析

$$Y = 0.5X_1 + X_2 + 0.5X_1X_2 + 5.0\sin(X_3) + 0.2X_4 + 0.1X_5 \qquad -\pi \le X_i \le \pi$$

- 对输出方差的贡献（理论参考值）

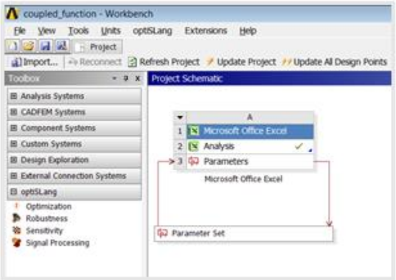
  X_1: 18.0%,

  X_2: 30.6%,

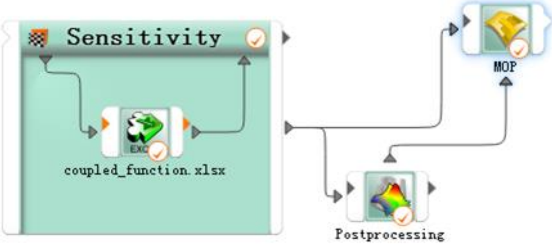
  X_3: 64.3%,

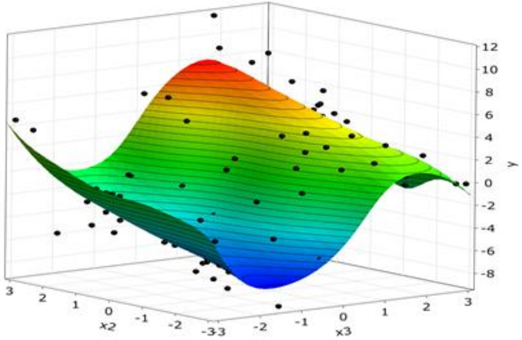
  X_4: 0.7%,

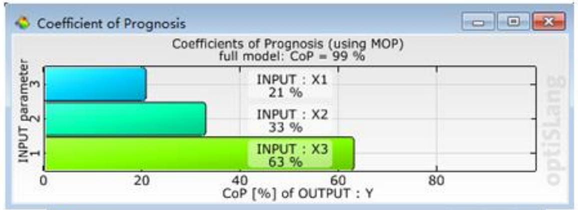
  X_5: 0.2%



	Name	Parameter type	Reference value	Constant	Resolution	Range		Range plot
1	X1	Optimization	1		Continuous	-3.14	3.14	
2	X2	Optimization	1		Continuous	-3.14	3.14	
3	X3	Optimization	1		Continuous	-3.14	3.14	
4	X4	Optimization	1		Continuous	-3.14	3.14	
5	X5	Optimization	1		Continuous	-3.14	3.14	



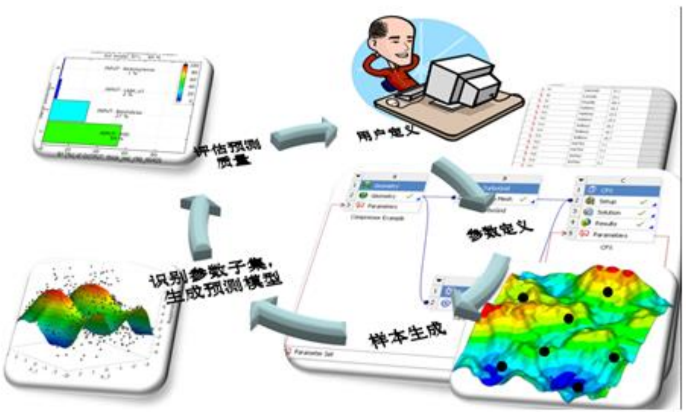


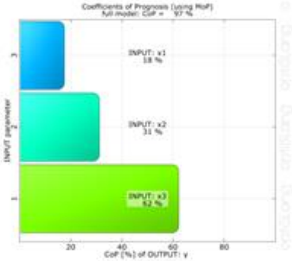


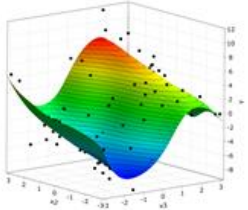
•MOP及其敏感性度量可以表示关于X_3和耦合项X_1X_2的高度非线性函数

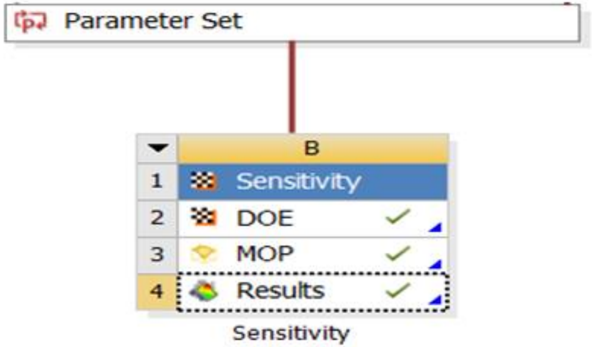
optiSLang参数敏感性分析

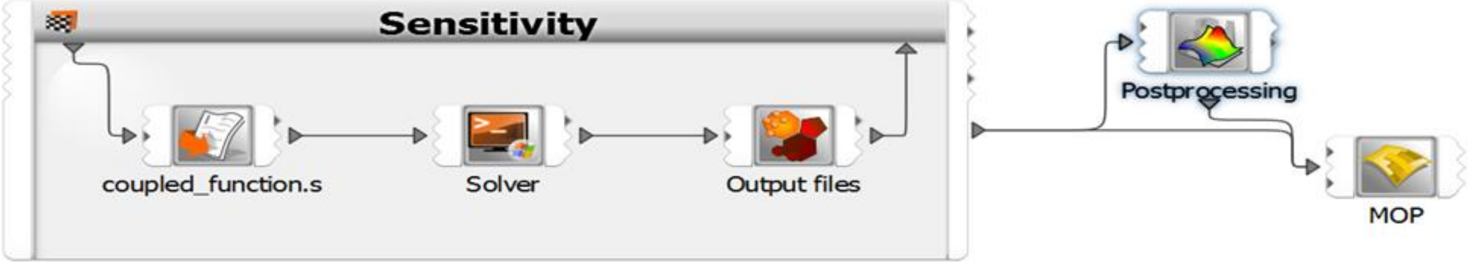
参数敏感性分析流程







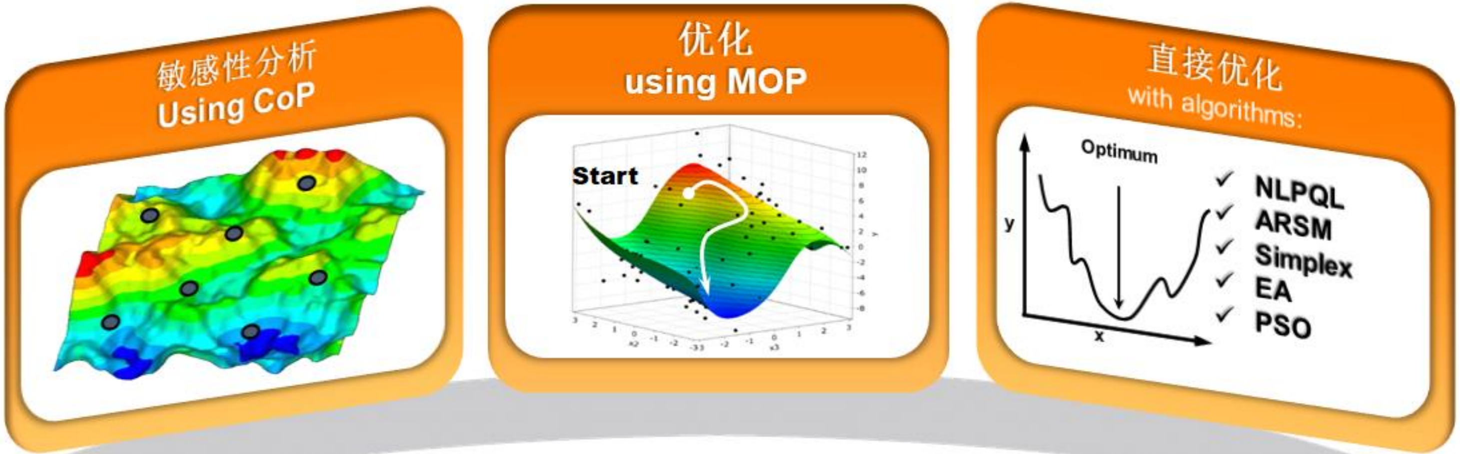




optiSLang优化分析

optiSLang优化分析

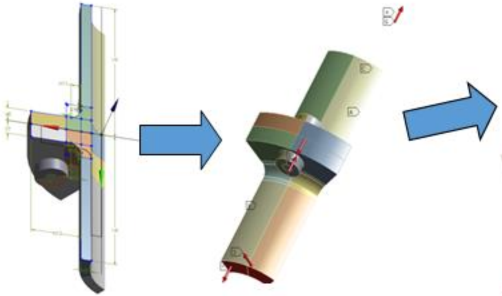
优化你的产品设计



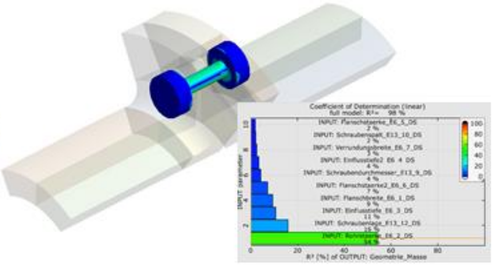
- 只对最重要参数组成的子集进行优化
- 在元模型上进行预优化
- 多种前沿优化算法
- 智能选择优化算法进行优化

optiSLang优化分析

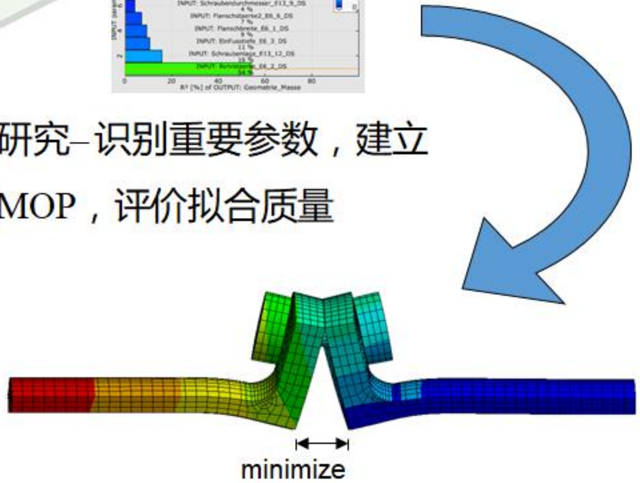
- ANSYS
- Nastran
- Abaqus
- Adams
- HyperWorks
- LS-DYNA
- PERMAS
- Fluent
- CFX
- Star-CD
- Madymo
- Flac3D
- MatLab
- Simulation X
- Excel
- Python
- 自研软件或自编程序
- ……



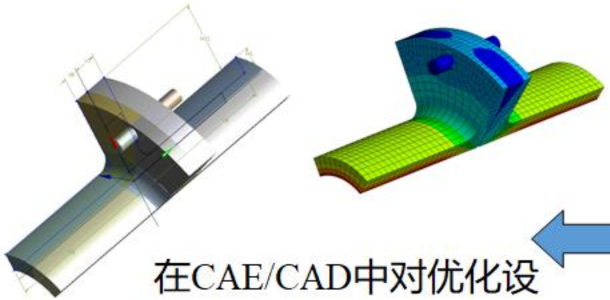
CAD /CAE 参数定义



敏感性研究–识别重要参数，建立响应面MOP，评价拟合质量



定义优化目标，进行优化



在CAE/CAD中对优化设计进行验证

单目标优化

■ 设计变量

➢ 定义设计空间的变量（连续、离散、二进制等）

■ 目标函数

➢ 目标函数*f*(**x**)最小化或最大化）

■ 约束函数、状态变量

➢ 对设计空间进行约束：大于等于，小于等于

■ 所有设计参数，响应参数以及辅助参数可以采用数学公式来构造目标函数和约束函数

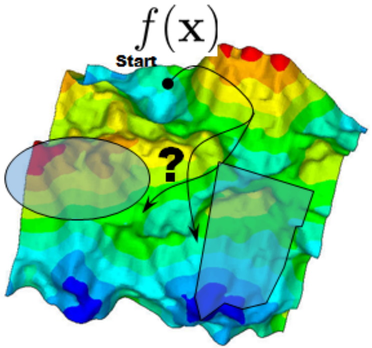
$$f\left(x_1, x_2, \ldots, x_N\right) \rightarrow \min$$

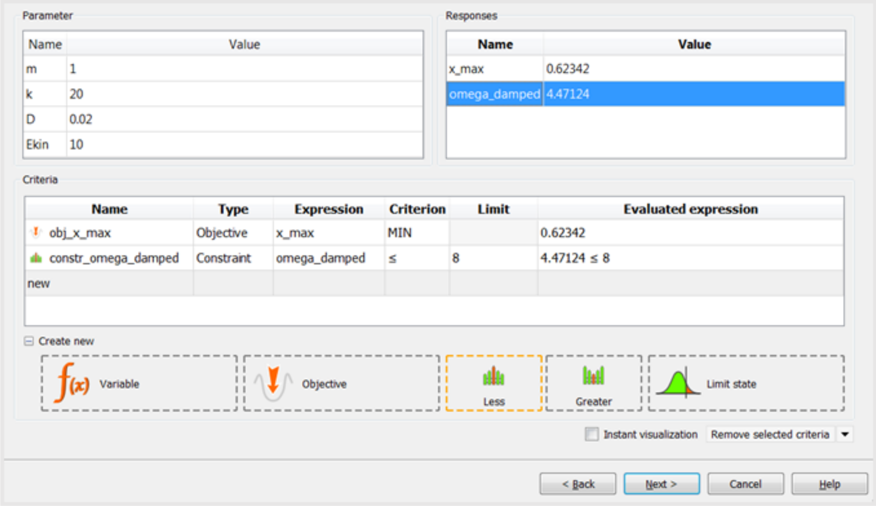
$$g_k(x_1, x_2, \ldots x_N) = 0;\ k = 1, m_e$$

$$h_l(x_1, x_2, \ldots x_N) \geq 0;\ l = 1, m_u$$

$$x_i \in [x_l, x_u] \subset \mathbb{R}^N$$

$$x_l \leq x_i \leq x_u$$





多目标优化技术

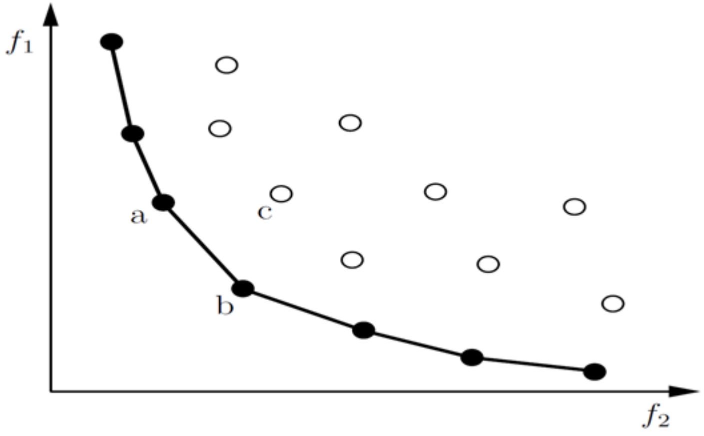
- 基于输入变量定义多个优化准则（目标函数）

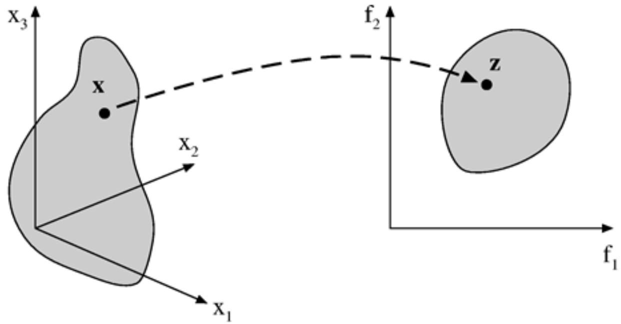
$$f_1(\mathbf{x}) \to \min$$
$$\vdots$$
$$f_n(\mathbf{x}) \to \min$$

- 约束函数对设计空间进行限制

$$g_k(x_1, x_2, \ldots x_N) = 0;\ k = 1, m_e$$
$$h_l(x_1, x_2, \ldots x_N) \geq 0;\ l = 1, m_u$$

- 在优化准则互斥的情况下，不存在唯一解
  - 需要优化目标之间的妥协，寻找最佳平衡解





设计空间到目标空间的映射

多目标优化技术

$$f_1(\mathbf{x}) \rightarrow \min$$
$$\vdots$$
$$f_n(\mathbf{x}) \rightarrow \min$$

■ 先验法

- ➢ 在搜索设计空间之前做出决策，将多目标转换为单目标
- ➢ **策略1：**将最重要的目标函数作为优化目标，而其余目标函数作为约束函数
- ➢ **策略2：**多目标加权组合形成单目标

$$\tilde{f}(\mathbf{x}) = f_i(\mathbf{x})$$
$$f_{j\neq i}(\mathbf{x}) \leq f_j^{limit}$$

$$\tilde{f}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{n} w_i f_i(\mathbf{x})$$

■ 后验法

- ➢ 在做出决策之前搜索设计空间
- ➢ **帕累托优化**
- ➢ 寻找帕累托优解，然后从中选择最适合的解

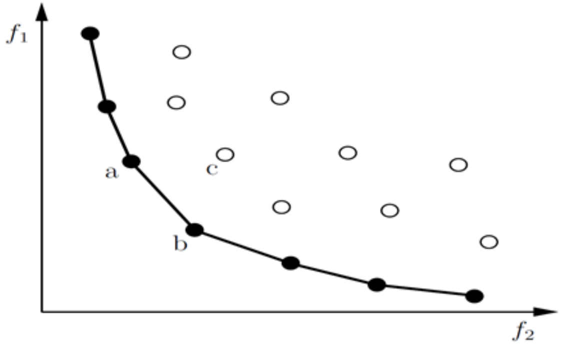
■ 搜索帕累托前沿

- ➢ 如果设计点a的所有目标函数值均优于设计点b，则称之为a支配b。
- ➢ 如果设计点a和b互不支配，则称之为a和b无关。
- ➢ 所谓帕累托优解，即不被任何其它设计点支配的设计点
- ➢ 所有帕累托优解组成帕累托前沿

$\mathbf{a} \succ \mathbf{c}$ (a 支配 c)

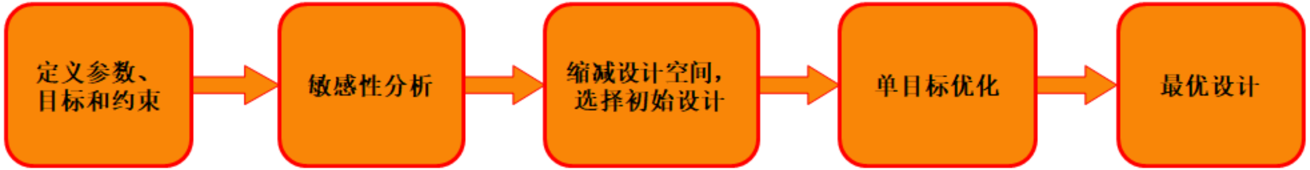
$\mathbf{a} \sim \mathbf{b}$ (a 和 b 无关)

■ 在帕累托前沿中确定最优解（妥协解）

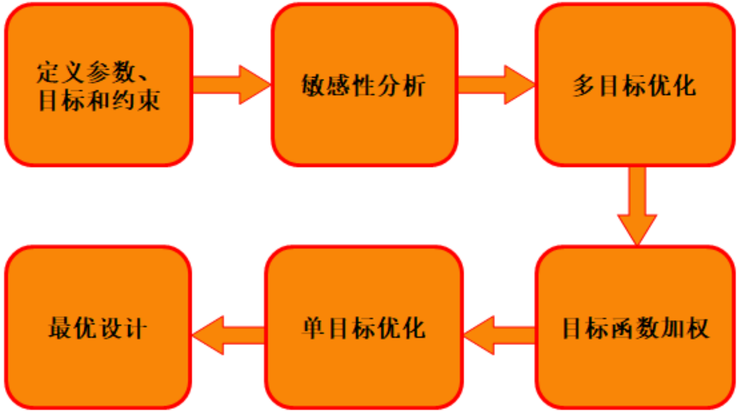


optiSLang优化分析

单目标优化



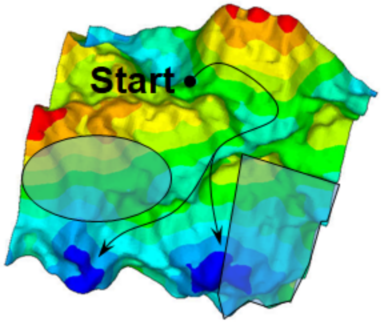
多目标优化



optiSLang优化分析

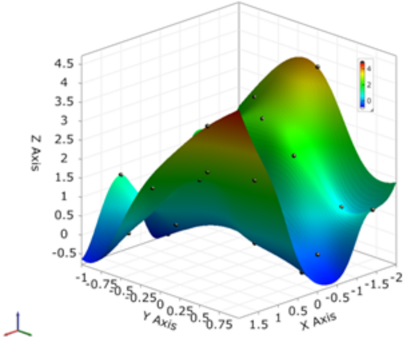
梯度算法

- 在目标函数梯度足够精确的情况下效率很高
- 局部最优搜索，适用于连续变量且不存在求解器噪声的情况



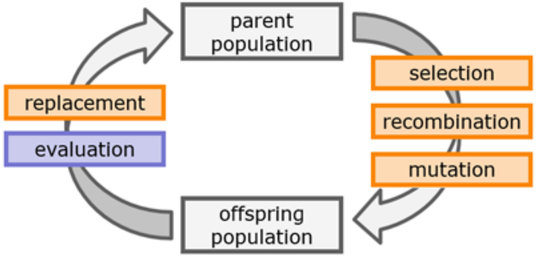
响应面算法

- MOP可以实现快速优化
- 自适应响应面法对于较少的连续设计变量情况(<20)非常有效



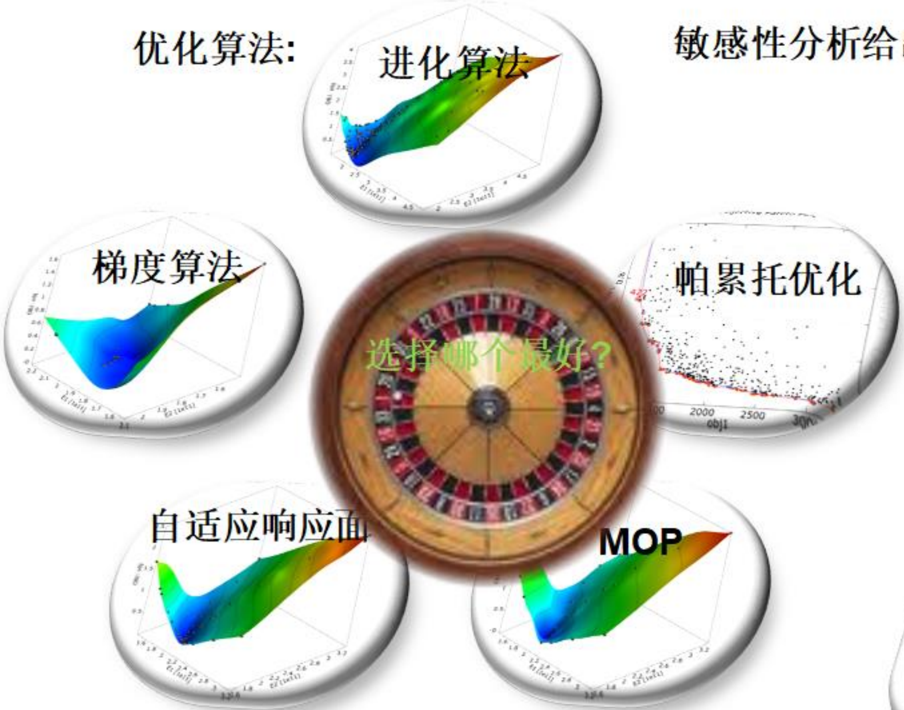
自然启发算法

- 遗传算法/进化算法/粒子群算法模仿自然界个体进化机制
- 是帕累托优化以及梯度算法和自适应响应面法效果不好的情况下的优选方法
- 对于存在数值噪声，非线性或者大量设计变量的情况稳定性好。

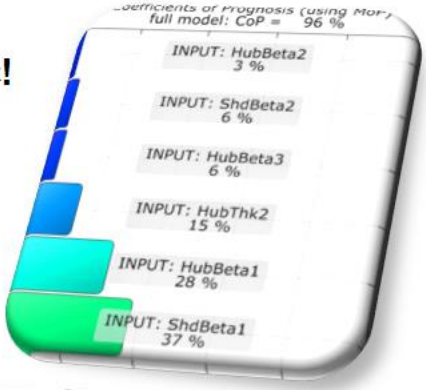


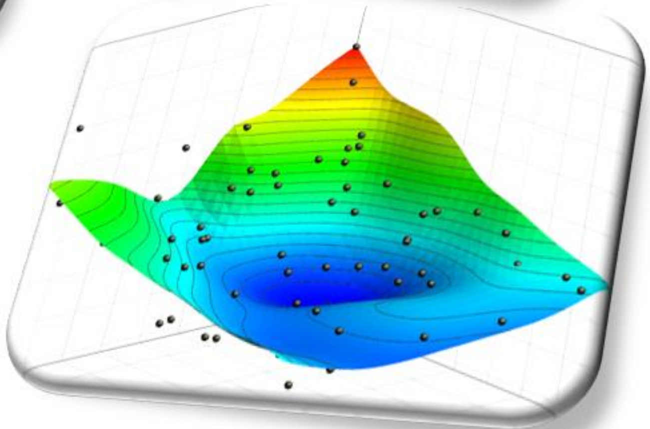
optiSLang优化分析

优化算法:



敏感性分析给出最佳选择!





optiSLang优化分析

- 受初始动能激励的单自由度系统

$$E_{kin} = \frac{mv_0^2}{2}, \quad x_0 = 0$$

- 自由振动运动方程: $\ddot{x} + 2D\omega_0\dot{x} + \omega_0^2 x = 0$
- 无阻尼和阻尼固有频率：

$$\omega_0 = \sqrt{k/m} \qquad w = w_0\sqrt{1-D^2}$$

- 位移-时间函数： $x(t) = e^{-D\omega_0 t}\frac{v_0}{\omega}\sin(\omega t)$

- 优化目标: 自由振动5s以后的最大振幅最小化:

$$\max_{t\geq 5\ \mathrm{s}} |x(t)| \rightarrow \min$$

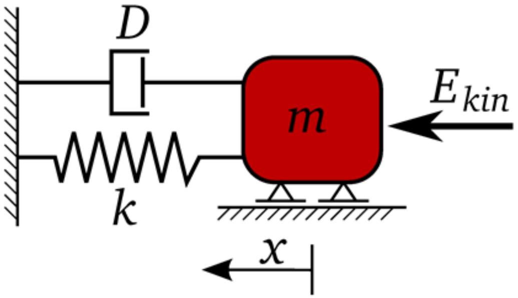
- 约束条件：受限制阻尼固有频率:

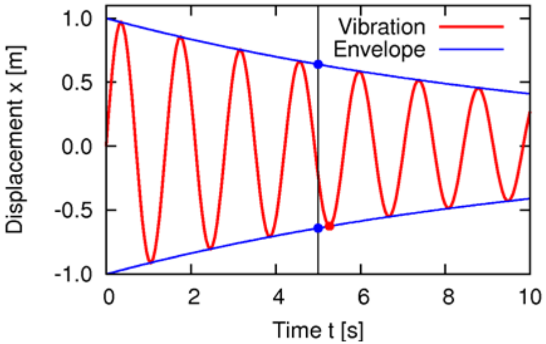
$$\omega \leq 8\frac{\mathrm{rad}}{\mathrm{s}}$$

- 质量和刚度为优化变量，阻尼和动能为常数

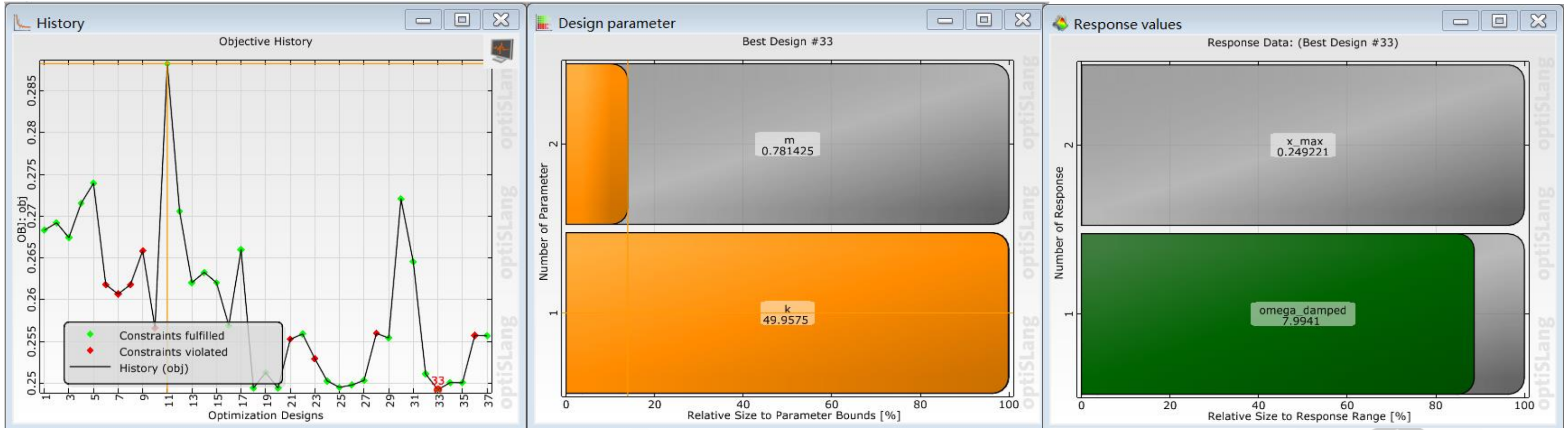
$$m \in [0.1, 5.0\ \mathrm{kg}] \qquad D = 0.02$$
$$k \in [10, 50\ \mathrm{N/m}] \quad E_{kin} = 10\ \mathrm{Nm}$$

- 求解器：Python程序计算

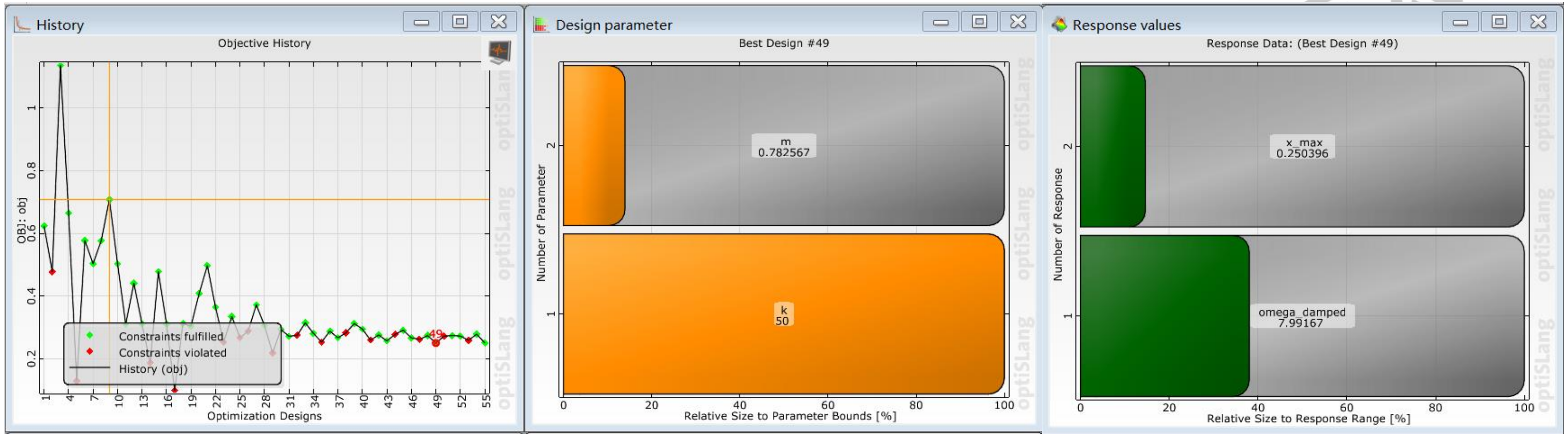




optiSLang优化分析

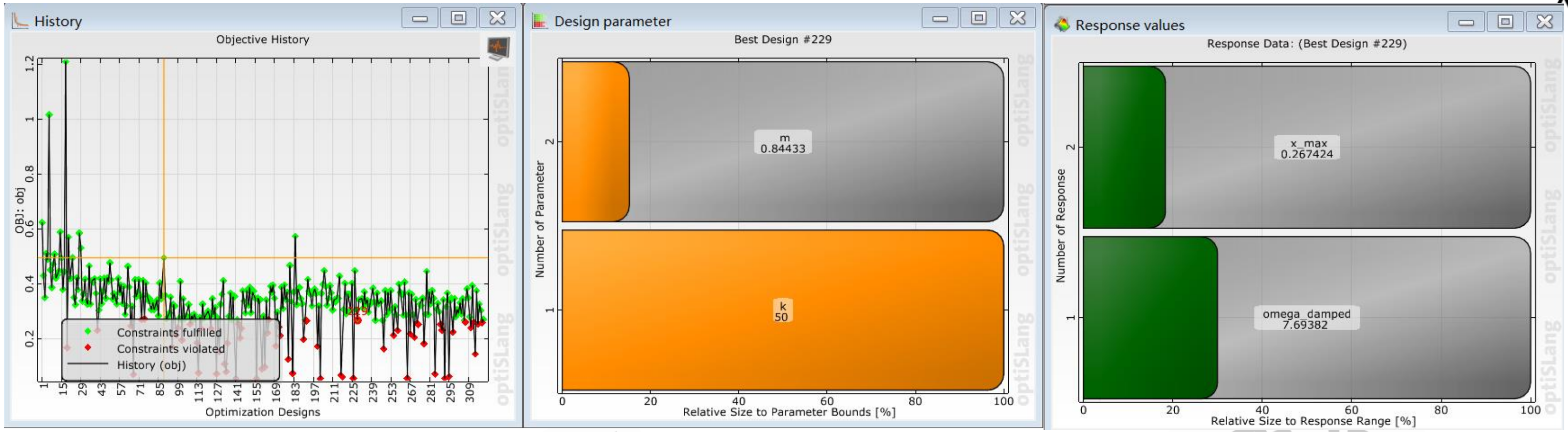


梯度算法



ARSM

optiSLang优化分析



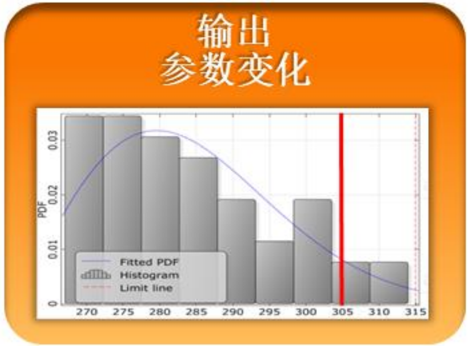
遗传算法

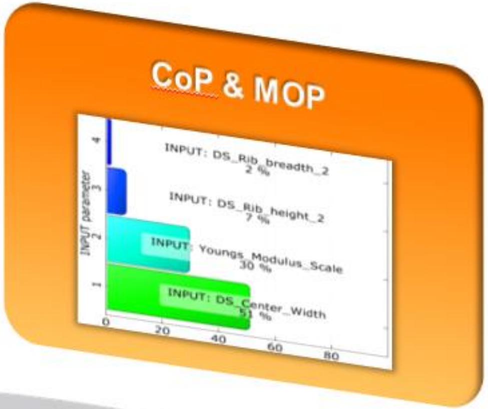
	m	k	x_max	omega_damped
梯度算法	0.7814	49.9575	0.2492	7.9941
ARSM	0.7826	50.0000	0.2504	7.9917
EA	0.8443	50.0000	0.2674	7.6938

optiSLang稳健性和可靠性分析

optiSLang稳健性和可靠性分析

确保产品质量!





<u>强大的检查设计质量的功能：</u>

- 稳健性评估（拉丁超立方取样）
- 检查变化区间界限以及失效概率
- 确定最重要的分散变量
- 先进的可靠性算法
- 稳健性算法决策树

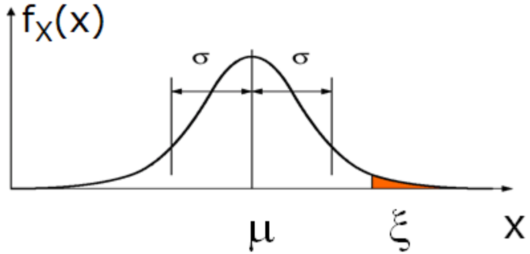
optiSLang稳健性和可靠性分析

- **稳健（可靠）性的定义：一个稳健（可靠）的产品设计其性能不会受到随机扰动因素太大的影响**
  - 材料、几何、加工或者环境因素的离散性对产品性能的影响程度

- **基于方差的稳健性评估**
  - **方差指标：** 响应的变差系数(CV)应该小于输入量的变差系数
  - **Sigma水平：** 设计限值对应的Sigma水平不应该小于所要求的水平（例如3-σ设计）

$$a \cdot \sigma_y \leq y_{limit} - y_{mean}$$

  - 1 & 2 (3) Sigma水平以下的可靠性以及敏感参数预测

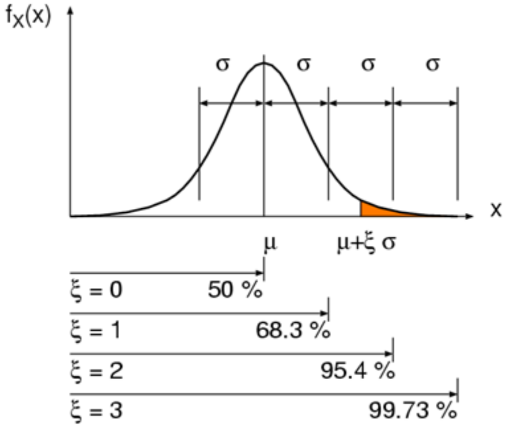


$$P_\xi = P[X \geq \xi]$$

ξ	μ	$\mu+\sigma$	$\mu+2\sigma$	$\mu+3\sigma$	$\mu+4\sigma$	$\mu+5\sigma$
P_ξ	$5.0 \cdot 10^{-1}$	$1.6 \cdot 10^{-1}$	$2.3 \cdot 10^{-2}$	$1.3 \cdot 10^{-3}$	$3.2 \cdot 10^{-5}$	$2.9 \cdot 10^{-7}$

- **基于概率的稳健性评估（可靠性分析）**
  - **概率指标：** 失效概率小于设计值 $p_F \leq p_F^{target}$
  - 高可靠性水平 (3,4,5,6-Sigma)的可靠性

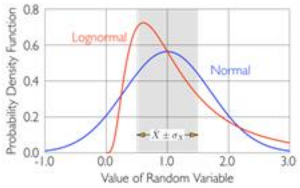
σ水平	所需样本数量 (σ/ P_F = 10 %)
$\pm 2\sigma$	2.222
$\pm 3\sigma$	37.037
$\pm 6\sigma$	5.000.000.000

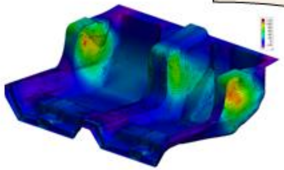


optiSLang稳健性和可靠性分析

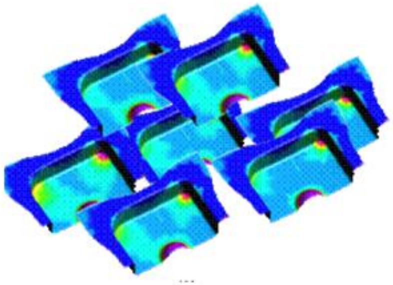
基于方差的稳健性分析

1) 基于随机参数分布函数、相关性定义随机参数空间

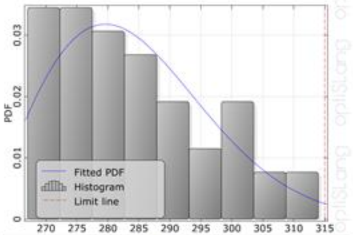




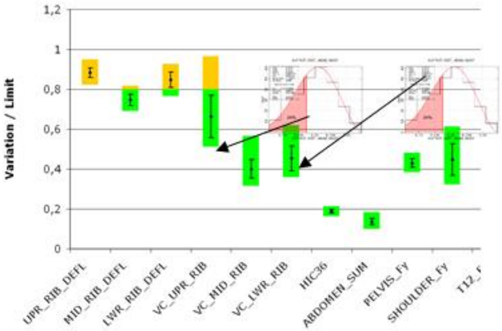
2) 扫描随机参数空间，生成随机样本点



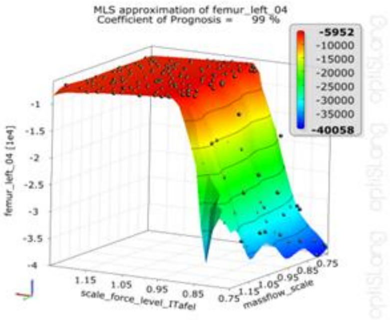
3) 响应统计分析，查看响应统计（均值、方差、σ水平等）



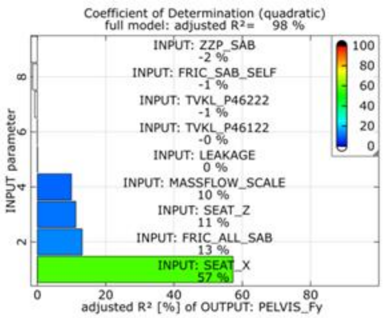
Statistic data			
Min:	267	Max:	314
Mean:	284.4	Sigma:	12.49
CV:	0.04393		
Skewness:	0.5633	Kurtosis:	2.338
Fitted PDF: Rayleigh			
Mean:	284.4	Sigma:	12.49
Limit x = 315			
P_rel:	1	1 - P_rel:	0
P_fit:	0.983168	1 - P_fit:	0.016832
Sigma-Level:	2.4496		



4) 查看模型拟合精度



5) 识别重要的随机参数



optiSLang稳健性和可靠性分析

■概率分布函数

✓ 均匀分布
✓ 正态分布
✓ 截尾正态分布
✓ 对数正态分布
✓ 指数分布
✓ 威布尔分布
✓ 瑞利分布
✓ 三角分布
✓ 伯努利分布
✓ 耿贝尔分布
✓ Frechet分布

■均值

$$\mu_X = E[X]$$

■标准差

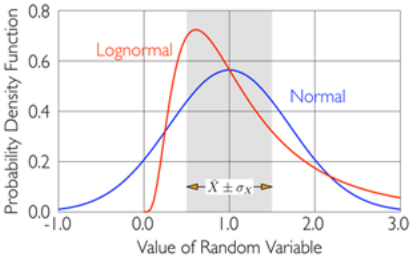
$$\sigma_X = \sqrt{E[(X-\mu_X)^2]}$$

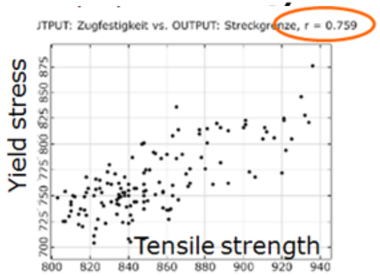
■变差系数

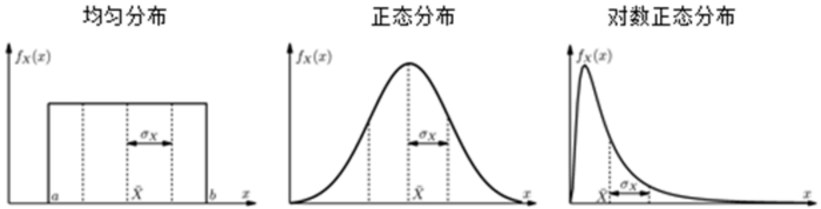
$$CV(X) = \frac{\sigma_X}{\mu_X}$$

■相关系数

$$\rho_{12} = \frac{E[(X_1-\mu_{X_1})(X_2-\mu_{X_2})]}{\sigma_{X_1}\sigma_{X_1}}$$



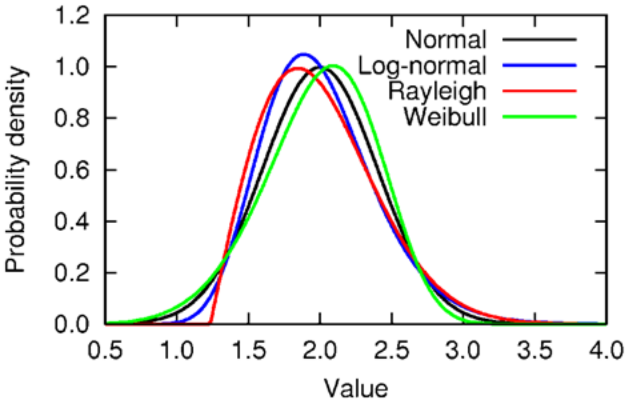




	Name	Parameter type	Reference value	PDF	Type	Mean	Std. Dev.	CoV
1	m	Opt.+Stoch.	1		NORMAL	1	0.02	2 %
2	k	Opt.+Stoch.	20		NORMAL	20	1	5 %
3	D	Stochastic	0.02		NORMAL	0.02	0.002	10 %
4	Ekin	Stochastic	10		NORMAL	10	1	10 %

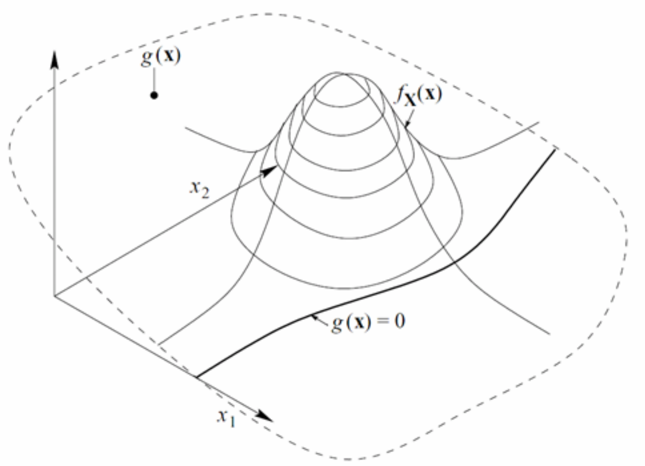
可靠性分析

- σ水平可以用于估计失效概率
- 由于响应的概率分布通常是未知的，基于σ水平的失效概率估计对于小概率事件精度很低（σ水平大于3的情况）
- σ水平只能对单独的响应进行处理，但失效往往与多个因素有关，其中一个失效状态出现，即为失效。
- 可靠性分析可以对产品的可靠水平和失效概率进行更精确的评估。



分布	失效概率对应的σ水平(CV=20%)		
	$p_F = 10^{-2}$	$p_F = 10^{-3}$	$p_F = 10^{-6}$
正态	2.32	3.09	4.75
对数正态	2.77	4.04	7.57
瑞利	2.72	3.76	6.11
威布尔	2.03	2.54	3.49

可靠性分析

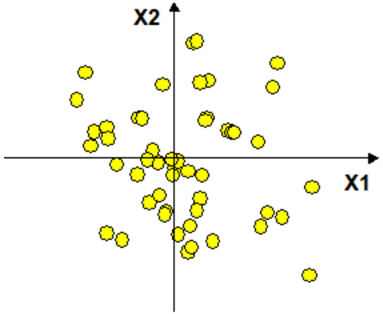


$$
\begin{aligned}
P_F &= P\left[\mathbf{X} : g(\mathbf{X}) \leq 0\right] \\
&= \int \cdots \int_{g(\mathbf{x}) \leq 0} f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) d\mathbf{x} \\
&= \int_{-\infty}^{\infty} \cdots \int_{-\infty}^{\infty} I\left(g(\mathbf{x})\right) f_{\mathbf{X}}(\mathbf{x}) d\mathbf{x}
\end{aligned}
$$

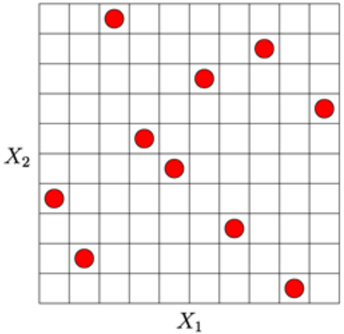
- 极限状态函数 g(x) 将随机参数空间X分割为安全域g(x)>0 和失效域 g(x) ≤ 0
- 可考虑多重失效准则（极限状态函数）
- 失效概率：至少一个失效状态出现的概率（极限状态函数小于0）
- 失效概率为随机参数联合概率密度函数在失效域的积分

optiSLang稳健性和可靠性分析

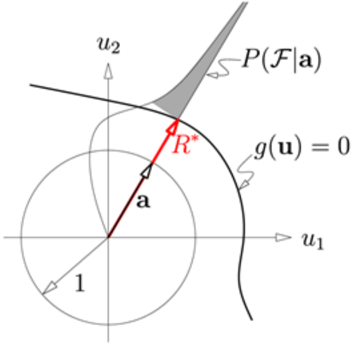
蒙特卡洛抽样法



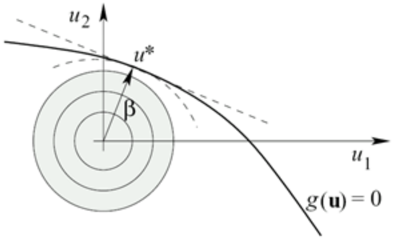
拉丁超立方抽样法



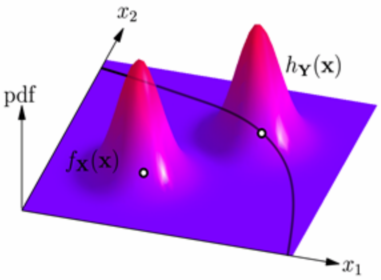
定向抽样法



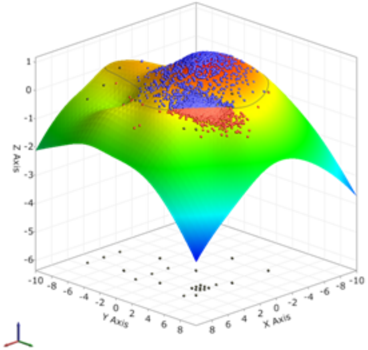
梯度算法= 一阶可靠性算法 (FORM)



设计点重要性抽样法（ ISPUD ）



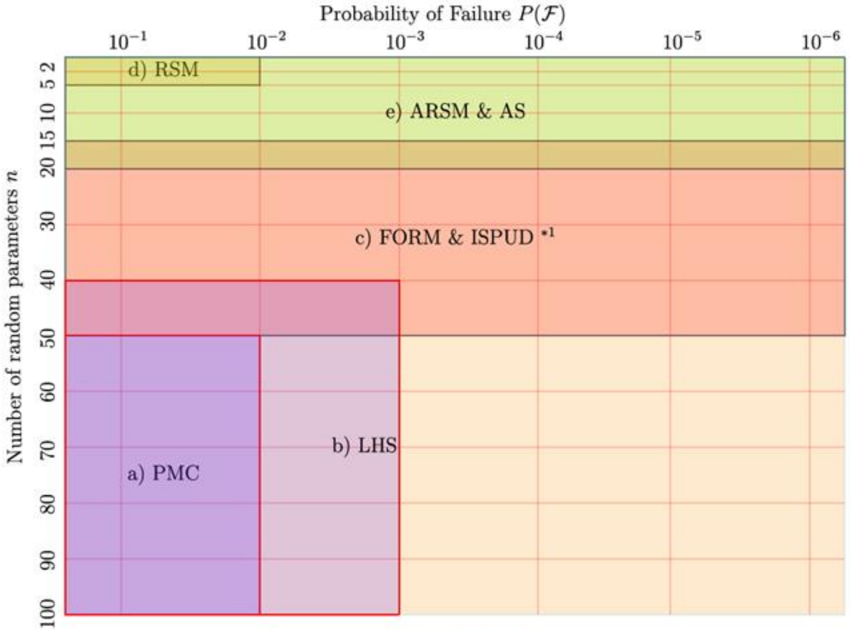
自适应响应面法



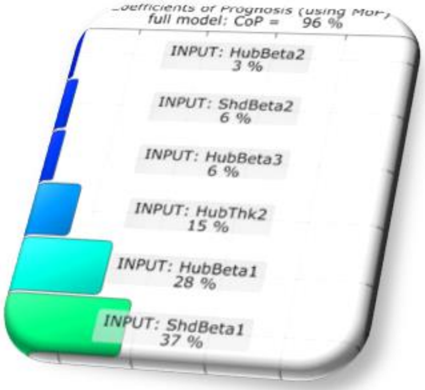
可靠性算法

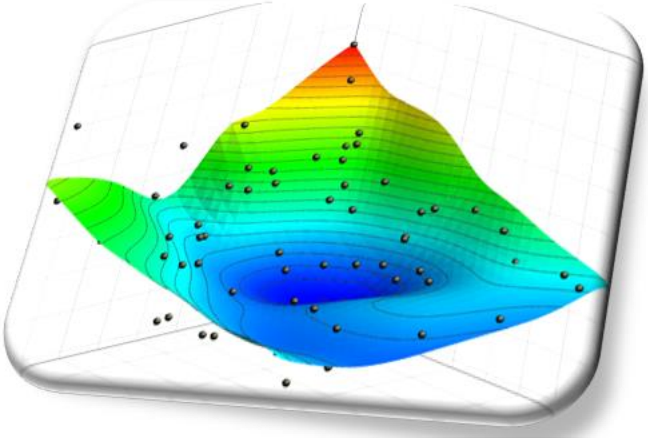
选择适当的可靠性算法

稳健性分析为选择适当的可靠性分析算法提供了依据



可靠性算法





稳健性设计优化

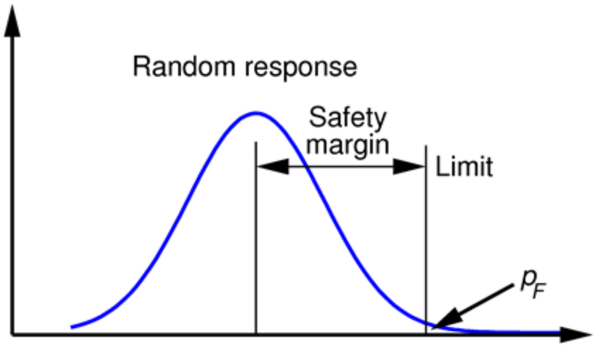
- 稳健性设计优化（RDO）考虑设计的不确定性因素（参数的随机性以及其他不确定性因素）对产品性能进行优化
  - 定量分析参数不确定性性对产品性能的影响，识别关键参数并通过调整设计参数来满足稳健性设计要求

- 基于方差的稳健性设计优化：即所有关键响应的安全限值的σ水平达到设定值（比如6-σ设计）

$$a \cdot \sigma_y \leq y_{limit} - y_{mean}$$

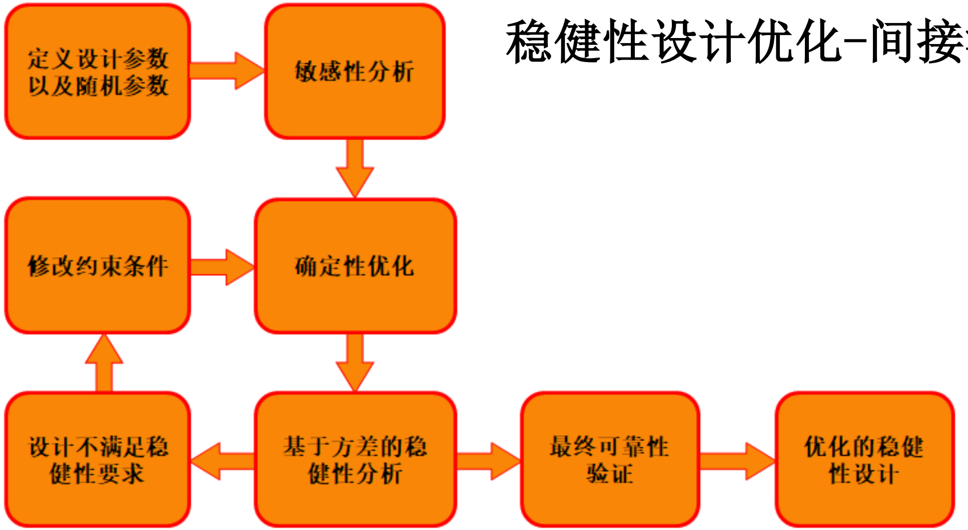
- 基于可靠性的稳健性设计优化：根据指定的极限状态确定的失效概率小于要求值

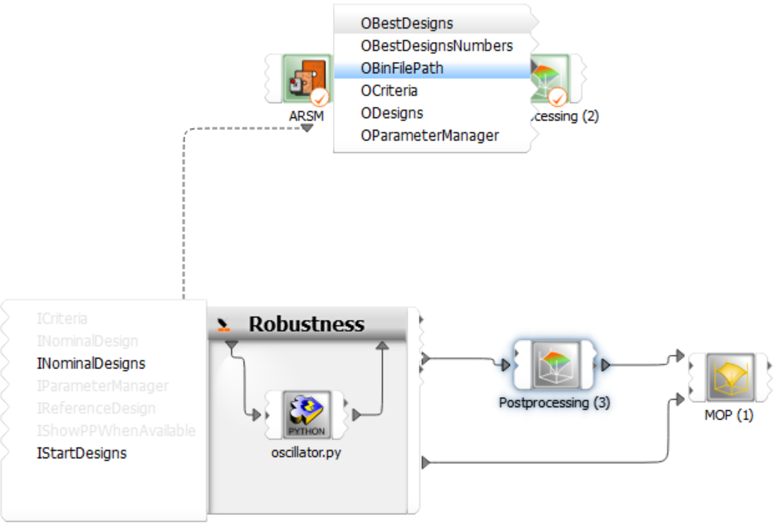
$$p_F \leq p_F^{target}$$



optiSLang稳健性和可靠性分析

稳健性设计优化–间接法





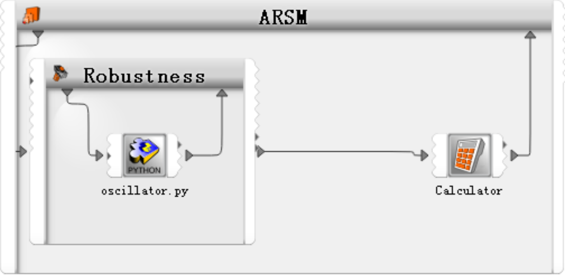
优化（全局ARSM）					稳健性分析（100个拉丁超立方样本）		
约束	m	k	ω	X_{max}	ω均值	ω标准差	Sigma水平
ω≤8	0.78	50	7.99	0.25	7.99	0.22	2.36
ω≤7	1.03	49.7	6.94	0.29	6.94	0.19	8.35
ω≤7.66	0.86	48.9	7.55	0.28	7.55	0.21	4.63

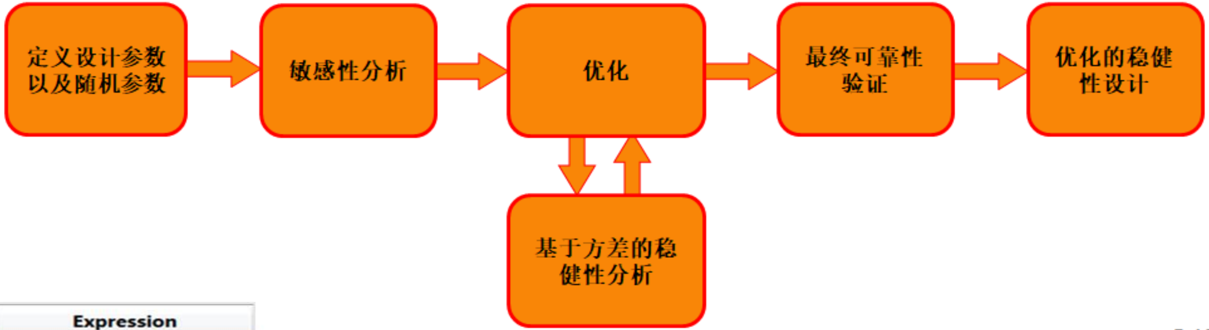
ω_{safety}=8.5 的sigma水平达到4.5

$$(\omega_{safety}-\omega_{mean})/\sigma_{\omega} \geq 4.5$$

optiSLang稳健性和可靠性分析

稳健性设计优化-直接法





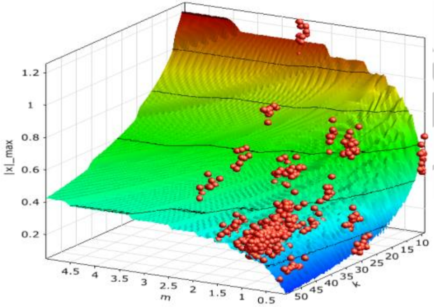
	ID	Type	Value	Expression
1	mean_omega	REAL	4.47124	mean(omega_damped)
2	mean_x_max	REAL	0.62342	mean(x_max)
3	stddev_omega	REAL	0	stddev(omega_damped)

Criteria

Name	Type	Expression	Criterion	Limit	Evaluated expression
obj_mean_x_max	Objective	mean_x_max	MIN		0.62342
constr_mean_omega	Constraint	mean_omega+4.5*stddev_omega	≤	8.5	4.47124 ≤ 8.5
new					

•$(\omega_{safety}-\omega_{mean})-4.5s_{\omega}\geq 0$

5-103



Robust Design Optimization (ARSM+LHS)						
	m	k	x_{max}	Mean ω	Sigma ω	Sigma level
ARSM+20LHS	0.88	49.9	0.268	7.54	0.19	4.98

总结

optiSLang的独到之处及优势

- 丰富的流程与工具集成能力
- 高精度的参数敏感性评估以及高质量的响应面拟合算法
- 参数过滤与高效优化
- 丰富的优化算法以及稳健性可靠性算法
- 稳健性优化

操作案例

optiSLang优化分析

- 受初始动能激励的单自由度系统

$$E_{kin} = \frac{mv_0^2}{2}, \quad x_0 = 0$$

- 自由振动运动方程: $\ddot{x} + 2D\omega_0\dot{x} + \omega_0^2 x = 0$
- 无阻尼和阻尼固有频率：

$$\omega_0 = \sqrt{k/m} \qquad w = w_0\sqrt{1-D^2}$$

- 位移-时间函数： $x(t) = e^{-D\omega_0 t}\frac{v_0}{\omega}\sin(\omega t)$

- 优化目标: 自由振动5s以后的最大振幅最小化:

$$\max_{t \geq 5\ \mathrm{s}} |x(t)| \rightarrow \min$$

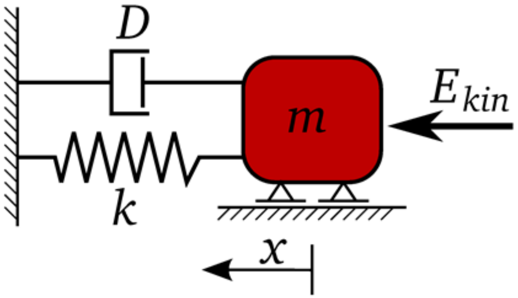
- 约束条件：受限制阻尼固有频率:

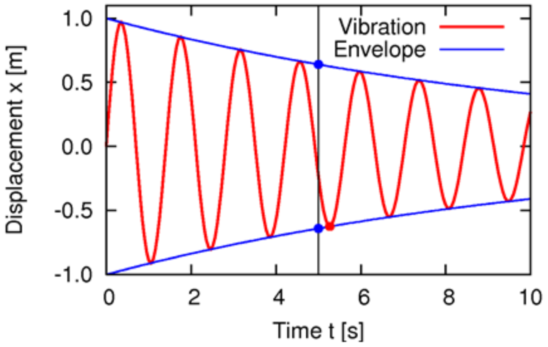
$$\omega \leq 8\frac{\mathrm{rad}}{\mathrm{s}}$$

- 质量和刚度为优化变量，阻尼和动能为常数

$$m \in [0.1, 5.0\ \mathrm{kg}] \qquad D = 0.02$$
$$k \in [10, 50\ \mathrm{N/m}] \quad E_{kin} = 10\ \mathrm{Nm}$$

- 求解器：Python程序计算

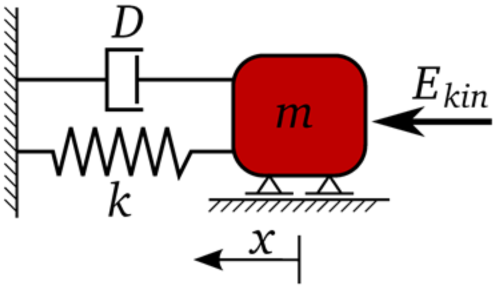




阻尼振子确定性优化结果

- 对确定性优化的最优解进行稳健性评估

$$m_{opt} = 0.78 \text{ kg}, \qquad k_{opt} = 50.0 \text{ N/m}$$
$$\omega_{opt} = 7.99 \text{ 1/s}, \quad |x|_{max}^{opt} = 0.25 \text{ m}$$



- 正态分布的随机参数：质量 m, 阻尼比D, 刚度k 以及动能E_{kin}

$$\mu_m = 0.78 \text{ kg}, \quad CV_m = 2\%; \quad \mu_D = 0.02, \quad CV_D = 10\%$$
$$\mu_k = 50.0 \text{ N/m}, \quad CV_k = 5\%; \quad \mu_E = 10.0 \text{ Nm}, \quad CV_E = 10\%$$

谢 谢 ！

大咖慧

大咖慧，顾名思义，汇集众多大咖智慧。
是由安世亚太打造的一个以设计、仿真、增材制造等领域技术和行业专家为主的智慧学习平台。目前主要通过线上培训、研讨等方式，由行业相关领域资深专家与学员们分享交流最新技术和应用研究成果。

如有任何需求、建议，请关注订阅号（peraglobal），给我们留言

出品 | 安世亞太 PERA GLOBAL