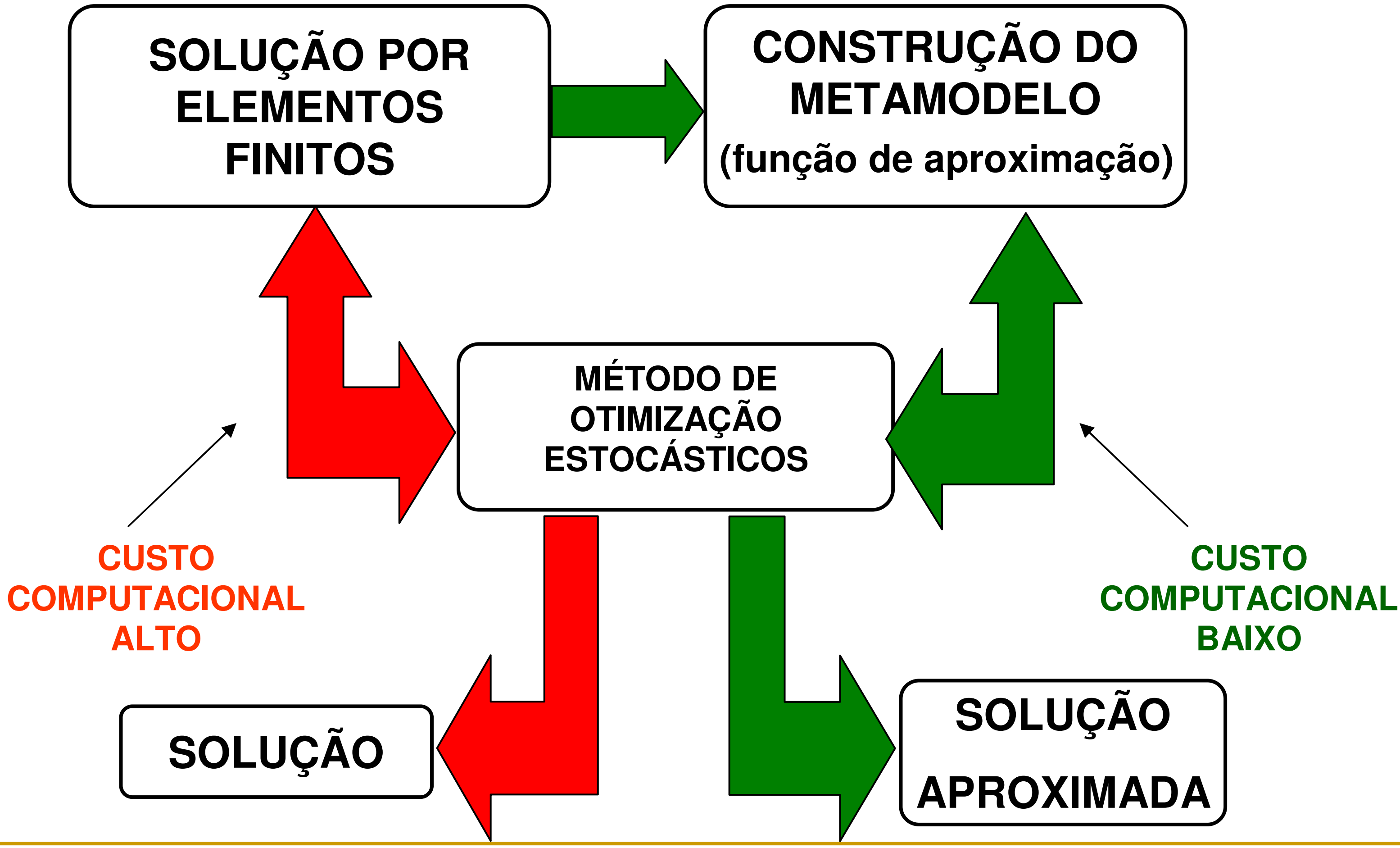
Funções de Aproximação em Processos de Otimização

SUMÁRIO

- DESCRIÇÃO DO PROBLEMA
- AS FUNÇÕES DE APROXIMAÇÃO
- RESULTADOS
- CONSIDERAÇÕES FINAIS

INTRODUÇÃO: OTIMIZAÇÃO DE UM PROJETO



INTRODUÇÃO: MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO

DETERMINÍSTICOS	ESTOCÁSTICOS
- UTILIZAM DERIVADAS	- NÃO UTILIZAM DERIVADAS
- PONTO DE PARTIDA É IMPORTANTE	- PONTO DE PARTIDA NÃO É TÃO IMPORTANTE
- NÚMERO REDUZIDO DE AVALIAÇÕES DA FUNÇÃO OBJETIVO	- NÚMERO ELEVADO DE AVALIAÇÕES DA FUNÇÃO OBJETIVO
- ESTAGNAR-SE NUM MÍNIMO LOCAL	- “GARANTIA” DO ÓTIMO GLOBAL

MÉTODOS ESTOCÁSTICOS

ALGORITMOS GENÉTICOS

- **POPULAÇÃO DE INDIVÍDUOS**
  (CROMOSSOS)

- **OPERADORES GENÉTICOS**
  - **CROSSOVER**
  - **MUTAÇÃO**

MÉTODOS ESTOCÁSTICOS

PARTICLE SWARM OPTIMIZATION

- **POPULAÇÃO DE INDIVÍDUOS**

BASEIA-SE NO MOVIMENTO DE PARTÍCULAS

Em cada iteração:

✓**Há uma partícula lider (de melhor aptidão)**

✓**Sabe-se a melhor posição de cada partícula**

O movimento é realizado a partir:

✓**Da velocidade anterior**

✓**Da distância da partícula líder (ponderada)**

✓**Da distância (ponderada) de cada partícula à sua melhor posição anterior.**

MÉTODOS ESTOCÁSTICOS

Evolução Diferencial

- **POPULAÇÃO DE INDIVÍDUOS**

Em cada iteração:

✓ **Criam-se mutantes (há várias formas de mutação)**

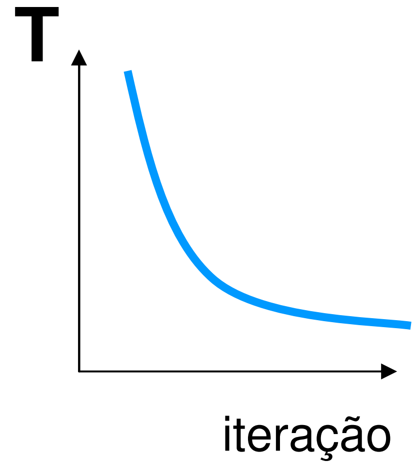
✓ **Criam-se os vetores teste**

✓ **Processo de Seleção**

✓ **É mantido o mais apto entre População e Vetor Teste**

✓ **Até que um dos critérios de parada seja alcançado.**

MÉTODOS ESTOCÁSTICOS



SIMULATED ANNEALING

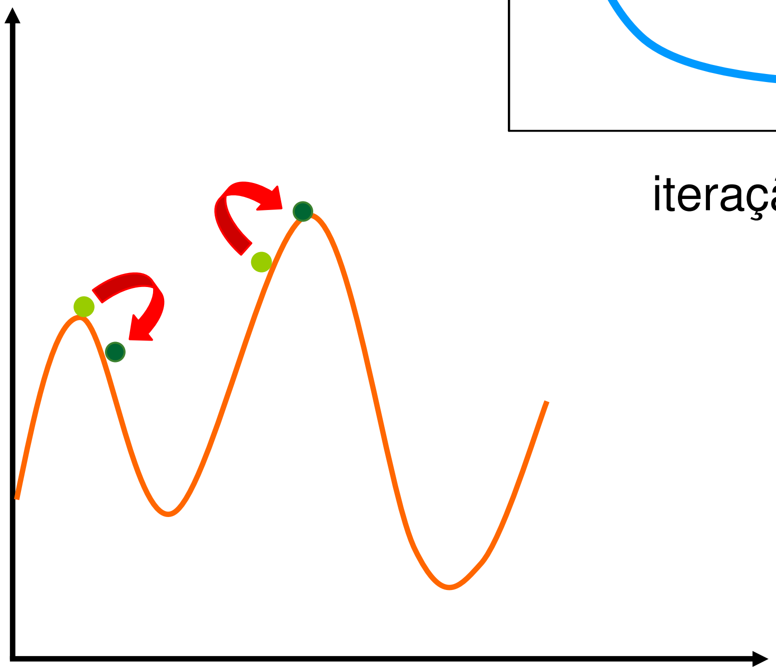
- **PARTE DE UM ÚNICO INDIVÍDUO**

  (GERADO ALEATORIAMENTE)

- **ACEITA UM MOVIMENTO SE:**

$$\delta = f(E_f) - f(E_i) \leq 0$$

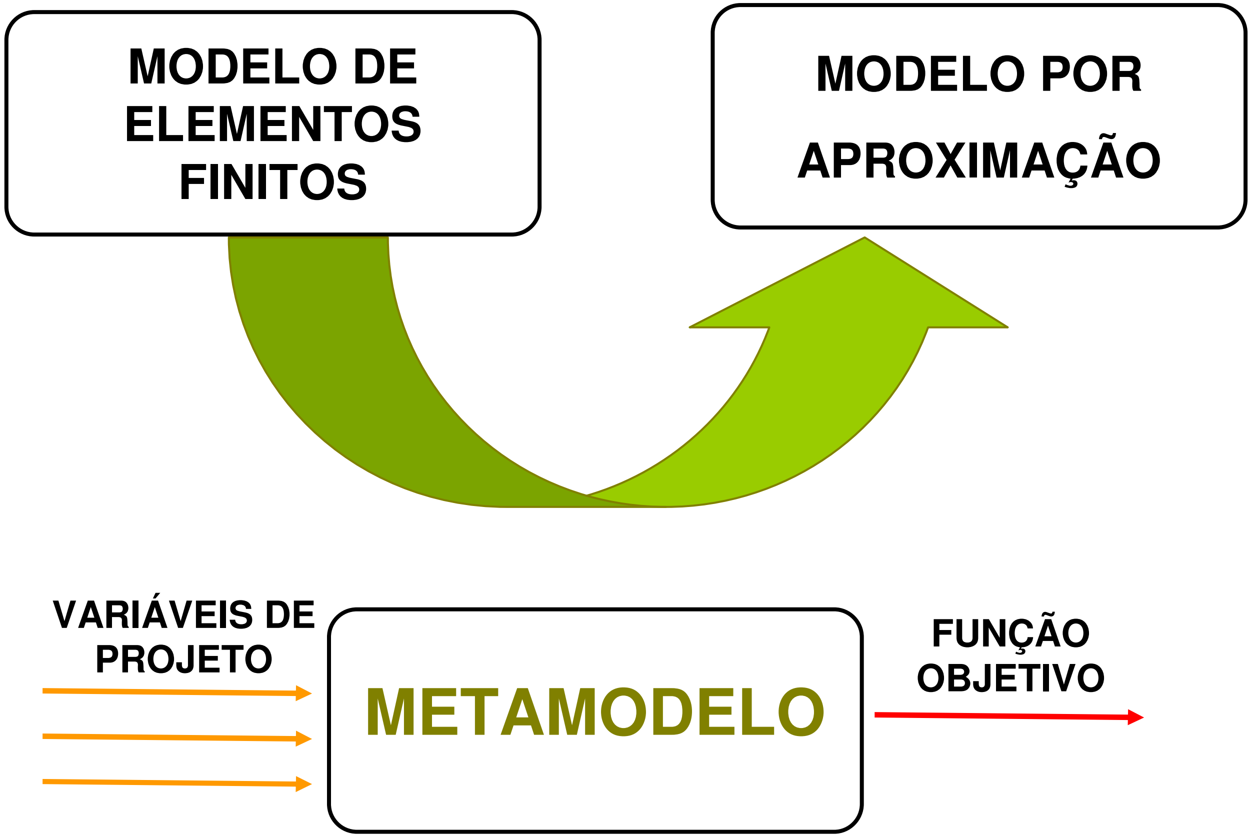
$$\mathrm{random}(0,1) < \exp\left(-\frac{\delta}{T}\right)$$



- DIFICULDADE: ENCONTRAR A MELHOR MANEIRA DE REALIZAR O DECRESCIMENTO DA TEMPERATURA T

-- POSSUI MECANISMO DE ESCAPE PARA MÍNIMO LOCAL

METAMODELOS (Função de Substituição)



MODELOS POR SUBSTITUIÇÃO

SUPERFÍCIE DE RESPOSTA

$$\widehat{y}(x) = f(x) + \varepsilon$$

$$\beta_0 + \sum_{i=1}^{n_S} \beta_i x_i$$

$$\beta_0 + \sum_{i=1}^{n_S} \beta_i x_i + \sum_{i=1}^{n_S} \beta_{ii} x_i^2 + \sum_{i=1}^{n_S} \sum_{j>i} \beta_{ij} x_i x_j$$

$$\beta = (\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}^{\mathrm{T}}\mathbf{Y}$$

VETOR DOS COEFICIENTES DE REGRESSÃO

MODELOS POR SUBSTITUIÇÃO

FUNÇÕES RADIAIS DE BASE

$$\boxed{\hat{y} = \sum_{i=1}^{n_S} \beta_i h\left(\left\| x - x_i \right\|\right)}$$

$$y(x_k) = \sum_{i=1}^{n_S} \beta_i h\left(\left\| x_k - x_i \right\|\right)$$

GAUSSIANA

$$h(x) = exp\left(-\frac{\left\| x - x_i \right\|^2}{2\sigma^2}\right)$$

MULTIQUADRICS

$$h(x) = \frac{1}{\left(\left\| x - x_i \right\|^2 + \lambda^2\right)^{\alpha}} \qquad \alpha = -\frac{1}{2}$$

DETERMINAÇÃO DE PARÂMETROS DOS MODELOS POR SUBSTITUIÇÃO

GAUSSIANAS

$$h(x) = exp\left(-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right) \qquad \hat{y} = \sum_{i=1}^{n_S} \beta_i h\left(\|x - x_i\|\right) \quad \textbf{(1)}$$

Sabe-se $\mathbf{n_s}$ pontos

$$[x_i];\ [y_i]$$

Cria-se uma população de ***Nopt*** valores de $\boldsymbol{\sigma}$

Resolve-se o Sistema

$$\begin{bmatrix} h_{1,1} & h_{1,2} & \cdots & h_{1,n_s} \\ h_{2,1} & h_{2,2} & \cdots & h_{2,n_s} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ h_{n_s,1} & h_{n_s,2} & \cdots & h_{n_s,n_s} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_{n_s} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_{n_s} \end{bmatrix}$$

$$h_{i,j} = g(x_i, y_j, \sigma)$$

Cria-se mais **N** pontos através do modelo

N < n_s

$$[x_k];\ [y_k]$$

$$\min_\sigma \sum_{k=1}^{N} \left(y_k - \hat{y}(x_k)\right)^2$$

DETERMINAÇÃO DE PARÂMETROS DOS MODELOS POR SUBSTITUIÇÃO

Multiquadrics $h(x) = \dfrac{1}{\left(\|x - x_i\|^2 + \lambda^2\right)^{-\frac{1}{2}}}$ $\hat{y} = \sum_{i=1}^{n_S} \beta_i h\left(\|x - x_i\|\right)$ **(1)**

Sabe-se $\mathbf{n_s}$ pontos

$$[x_i];\ [y_i]$$

Cria-se uma população de **Nopt** valores de λ

Resolve-se o Sistema

$$\begin{bmatrix} h_{1,1} & h_{1,2} & \cdots & h_{1,n_s} \\ h_{2,1} & h_{2,2} & \cdots & h_{2,n_s} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ h_{n_s,1} & h_{n_s,2} & \cdots & h_{n_s,n_s} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_{n_s} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_{n_s} \end{bmatrix}$$

$$h_{i,j} = f(x_i, y_j, \lambda)$$

Cria-se mais **N** pontos através do modelo

$$[x_k];\ [y_k]$$

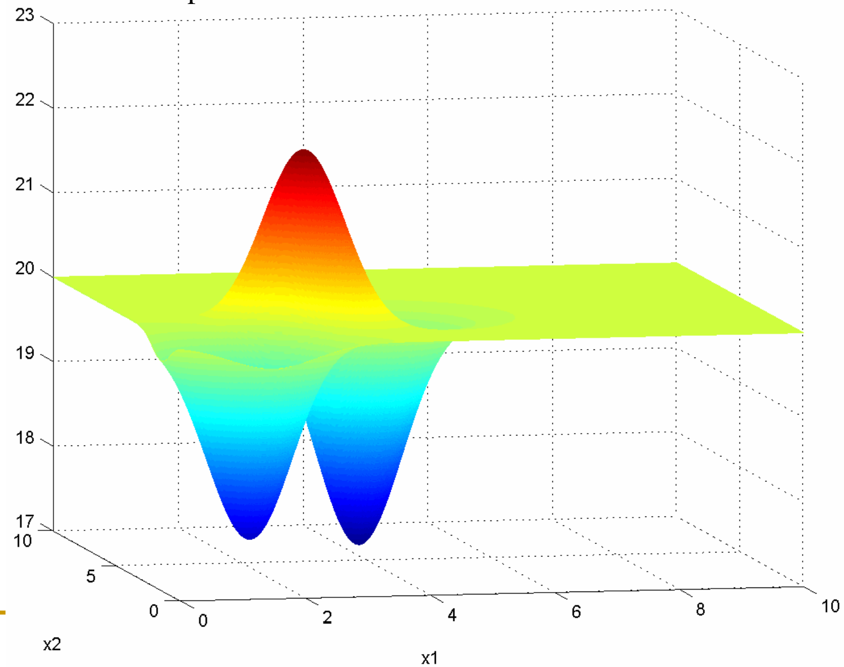
N < n_s

$$\min_{\lambda} \sum_{k=1}^{N} \left(y_k - \hat{y}(x_k)\right)^2$$

RESULTADOS: FUNÇÃO EXPONENCIAL

$$f_2(x_i^1,\ldots,x_i^{n_{vp}}) = 20 - e^{-\sum_{k=1}^{n_{vp}}\left(\left(x_i^k-1.5\right)^2+1\right)} + e^{-\sum_{k=1}^{n_{vp}}\left(\left(x_i^k-2.5\right)^2+1.05\right)} - e^{-\sum_{k=1}^{n_{vp}}\left(\left(x_i^k-3.5\right)^2+1.1\right)}$$

$x^k = \boxed{3.59585 \quad k} = 1,\ldots, n_{vp}$

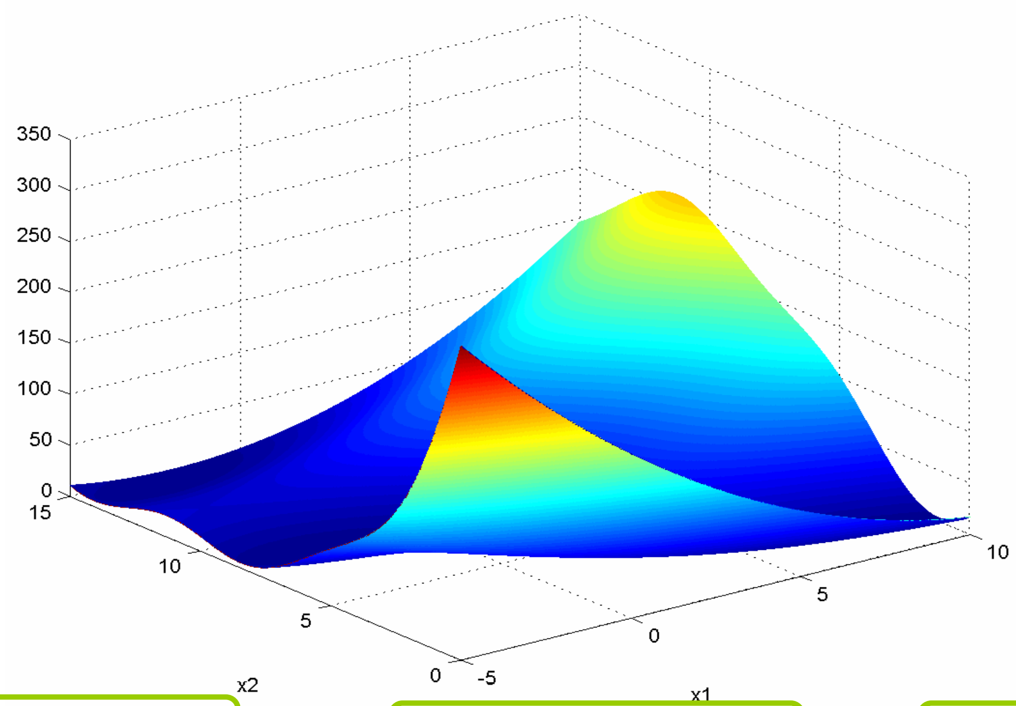


RESULTADOS: FUNÇÃO EXPONENCIAL

MOD	n_S	$1-R^2$	min_{est}	y_{est}
Analítico	--	--	[3.59 3.59]	17.31
Gaussianas	100	$6.6x10^{-3}$	[3.56 3.56]	17.55
Multiquadrics	100	$2.2x10^{-2}$	[3.70 3.70]	17.64

FUNÇÃO DE BRANIN

$$f(x_i^1, x_i^2) = \left(x_i^2 - \frac{5.1}{4\pi^2}(x_i^1)^2 + \frac{5}{\pi}x_i^1 - 6\right)^2 + 10\left(1 - \frac{1}{8\pi}\right)\cos x_i^1 + 10$$



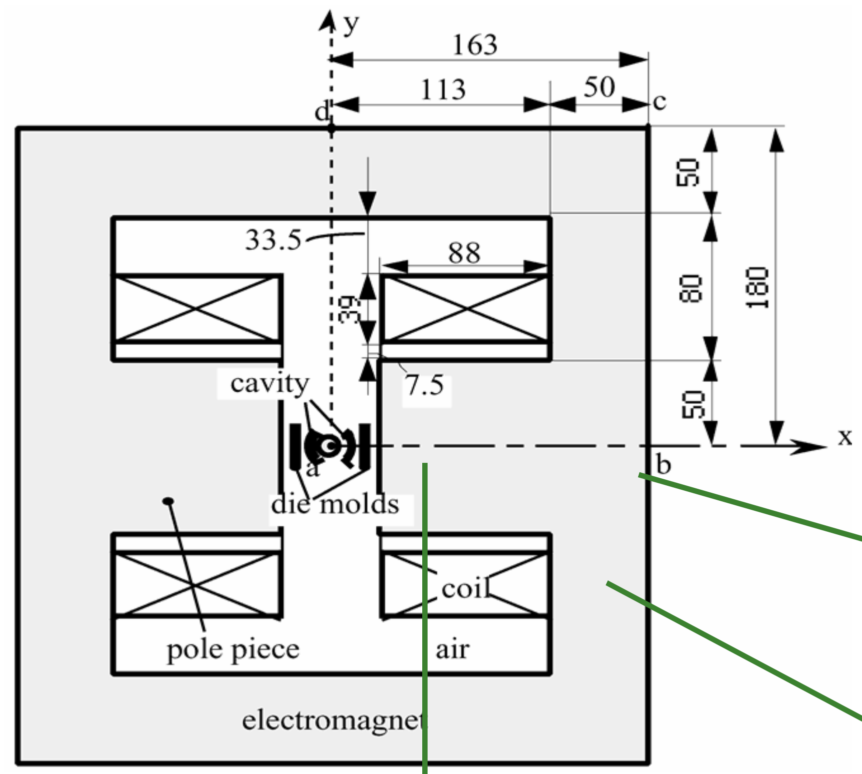
$x_1 = [3.1416, 2.2750]$ $x_2 = [9.4248, 2.4750]$ $x_3 = [-3.1416, 12.2750]$

0.3979

RESULTADOS: FUNÇÃO DE BRANIN

MOD	n_S	$1-R^2$	min_{est}	y_{est}
ANL	--	--	[3.14 2.27]	0.40
Gaussianas	100	7.7×10^{-7}	[3.14 2.26]	0.40
Multiquadrics	100	4.3×10^{-8}	[3.14 2.27]	0.38

RESULTADOS: TEAM 25

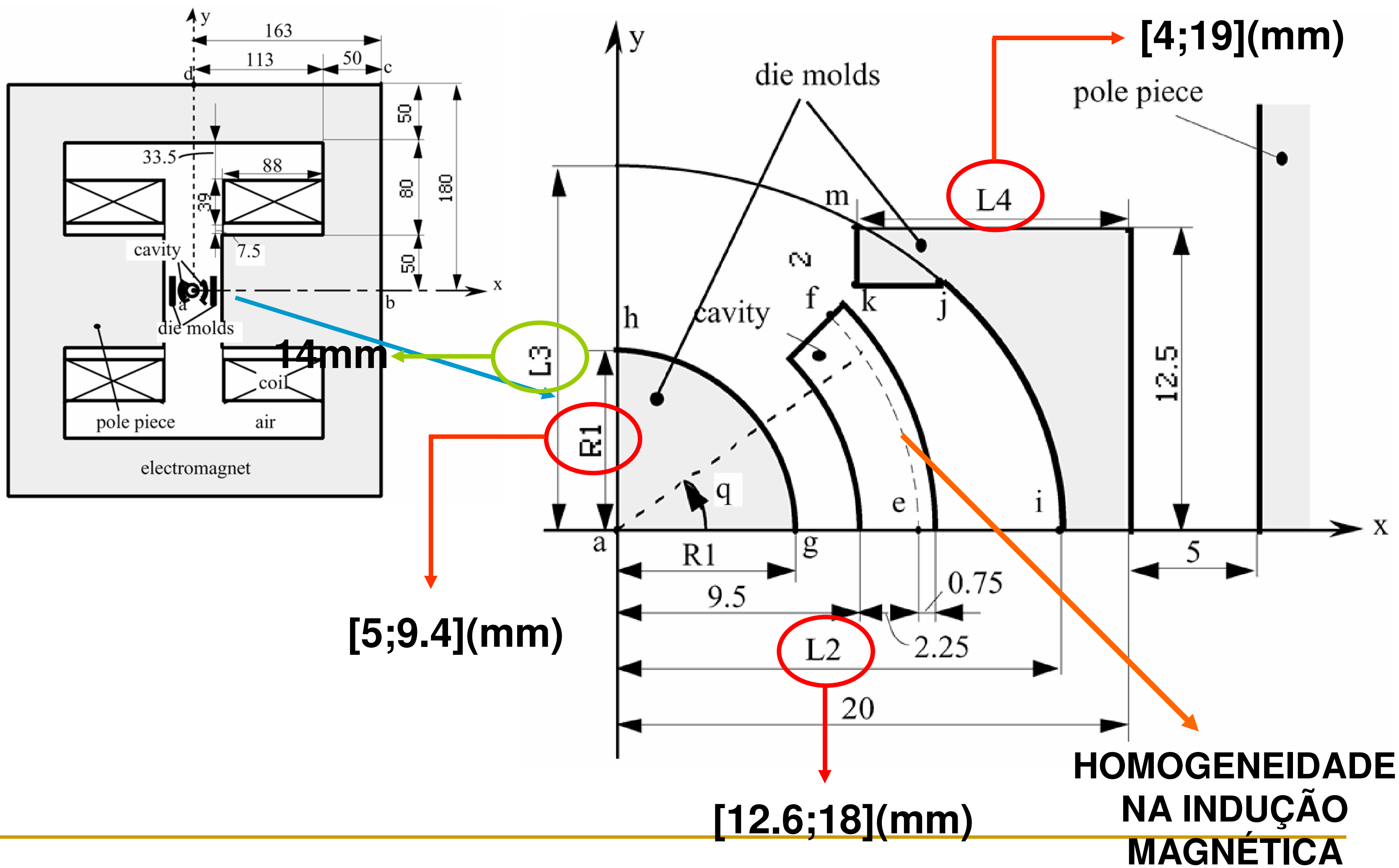


MATERIAL FERROMAGNÉTICO

BOBINAS

PEÇA A SER MAGNETIZADA

RESULTADOS: TEAM 25



RESULTADOS: TEAM 25

$$W=\sum_{i=1}^{n}\left\{\left(B_{xip}-B_{xio}\right)^2+\left(B_{yip}-B_{yio}\right)^2\right\}$$

VALOR ESPECIFICADO

VALOR CALCULADO

VALOR DA FUNÇÃO POR ELEMENTOS FINITOS

MOD	R1(mm)	L2(mm)	L4(mm)	f_{TEAM} (x10^3)	g_{TEAM}(x10^3)
Gaussianas	7.20	14.40	14.20	0.19	0.22
Multiquadrics	6.76	13.03	14.81	-4.4	4.4