

Sensibilidade em Otimização

1

Objetivo: Calcular as derivadas da função objetivo e restrições em relação às variáveis de projeto

$$F(x + \Delta x) = F(x) + \Delta x \frac{dF(x)}{dx} + \frac{\Delta x^2}{2} \frac{d^2F(x)}{dx^2} + \frac{\Delta x^3}{6} \frac{d^3F(x)}{dx^3} + \dots$$

Permite analisar a mudança do comportamento da estrutura devido a pequenas mudanças de seus parâmetros (dimensões, propriedades de materiais, etc...) com custo menor do que realizar novas análises.

Métodos para o cálculo de sensibilidade

- Diferenças Finitas
- Métodos Semi-analíticos
- Métodos Analíticos

Precisão aumenta ↓

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Sensibilidade em Otimização

2

Considere um sistema mecânico modelado pelo sistema linear abaixo:

$$[\mathbf{K}]\{\mathbf{U}\} = \{\mathbf{F}\} \Rightarrow \begin{bmatrix} A_1^2 & 2 - A_1^2 \\ 2 - A_1^2 & 4 + 2A_1^2 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 3 \\ 4 \end{Bmatrix} \quad \text{onde } A_1 = 1$$

Determine o **valor numérico** da sensibilidade da função $f = \{\mathbf{U}\}^T [\mathbf{K}] \{\mathbf{U}\}$ em relação à A_1 usando:

- a) Método analítico;
- b) Método semi-analítico ($\Delta A_1 = 0,01$);
- c) Método de diferenças finitas ($\Delta A_1 = 0,01$);

Método Analítico

$$\frac{df}{dA_1} = \frac{\partial f}{\partial A_1} + \mathbf{z}^T \frac{d\mathbf{U}}{dA_1}, \quad \text{onde } \mathbf{z} = \nabla f \left(z_i = \frac{\partial f}{\partial u_i} \right)$$

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Sensibilidade em Otimização

3

Primeiro Passo: Calcular $\{U\}$ para $A_1=1$

$$[K]\{U\} = \{F\} \Rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 6 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 3 \\ 4 \end{Bmatrix} \Rightarrow \{U\} = \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 6 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} 3 \\ 4 \end{Bmatrix} = \frac{1}{5} \begin{Bmatrix} 14 \\ 1 \end{Bmatrix}$$

Segundo Passo: Método Direto – calcular $\frac{dU}{dA_1}$

$$K \frac{dU}{dA_1} = \frac{dF}{dA_1} - \frac{dK}{dA_1} U \Rightarrow \frac{dU}{dA_1} = K^{-1} \left(\frac{dF}{dA_1} - \frac{dK}{dA_1} U \right) \Rightarrow \frac{dF}{dA_1} = 0 \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \frac{dU}{dA_1} = K^{-1} \left(-\frac{dK}{dA_1} U \right); \frac{dK}{dA_1} = 2 \begin{bmatrix} A_1 & -A_1 \\ -A_1 & 2A_1 \end{bmatrix} = 2 \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix} \Rightarrow$$

$$\begin{aligned} \Rightarrow \frac{dU}{dA_1} &= \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 6 \end{bmatrix}^{-1} \left(-\frac{2}{5} \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} 14 \\ 1 \end{Bmatrix} \right) = -\frac{2}{25} \begin{bmatrix} 6 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} 14 \\ 1 \end{Bmatrix} = \\ &= \frac{1}{5} \begin{Bmatrix} -36 \\ 10 \end{Bmatrix} \end{aligned}$$

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Sensibilidade em Otimização

4

Terceiro Passo: cálculo de z

$$z = \begin{Bmatrix} \frac{\partial f}{\partial u_1} \\ \frac{\partial f}{\partial u_2} \end{Bmatrix}; \frac{\partial f}{\partial u_1} = \frac{\partial \{U\}^T}{\partial u_1} [K]\{U\} + \{U\}^T \frac{\partial [K]}{\partial u_1} \{U\} + \{U\}^T [K] \frac{\partial \{U\}}{\partial u_1} =$$

$$= \{1 \ 0\} [K]\{U\} + \{U\}^T [K] \begin{Bmatrix} 1 \\ 0 \end{Bmatrix} = \{1 \ 0\} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 6 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{Bmatrix} + \{u_1 \ u_2\} \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 6 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} 1 \\ 0 \end{Bmatrix} =$$

$$= 2(u_1 + u_2) \Rightarrow \frac{\partial f}{\partial u_2} = \{0 \ 1\} [K]\{U\} + \{U\}^T [K] \begin{Bmatrix} 0 \\ 1 \end{Bmatrix} = 2(u_1 + 6u_2) \Rightarrow$$

$$\Rightarrow z = \begin{Bmatrix} 2(u_1 + u_2) \\ 2(u_1 + 6u_2) \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 6 \\ 8 \end{Bmatrix}$$

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Sensibilidade em Otimização

5

Quarto Passo: cálculo de $\frac{\partial f}{\partial A_1}$

$$\begin{aligned} \frac{\partial f}{\partial A_1} &= \{\mathbf{U}\}^T \frac{\partial [\mathbf{K}]}{\partial A_1} \{\mathbf{U}\} = 2\{\mathbf{U}\}^T \begin{bmatrix} A_1 & -A_1 \\ -A_1 & 2A_1 \end{bmatrix} \{\mathbf{U}\} = 2\{\mathbf{U}\}^T \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix} \{\mathbf{U}\} = \\ &= \frac{2}{25} \{14 \quad 1\} \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} 14 \\ 1 \end{Bmatrix} = \frac{68}{5} \end{aligned}$$

Quinto Passo: cálculo da derivada final

$$\frac{df}{dA_1} = \frac{\partial f}{\partial A_1} + \mathbf{z}^T \frac{d\mathbf{U}}{dA_1} = \frac{68}{5} + \frac{1}{5} \{6 \quad 8\} \begin{Bmatrix} -36 \\ 10 \end{Bmatrix} = 13,6 - 27,2 = -13,6$$

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Sensibilidade em Otimização

6

Segundo Passo: Método Adjueto – calcular $\frac{d\mathbf{U}}{dA_1}$

$$\mathbf{K}\lambda = \mathbf{z} \Rightarrow \lambda = \mathbf{K}^{-1}\mathbf{z} \Rightarrow \lambda = \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 6 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} 6 \\ 8 \end{Bmatrix} = \frac{1}{5} \begin{Bmatrix} 28 \\ 2 \end{Bmatrix}$$

$$\begin{aligned} \frac{df}{dA_1} &= \frac{\partial f}{\partial A_1} + \lambda^T \left(\frac{d\mathbf{F}}{dA_1} - \frac{d\mathbf{K}}{dA_1} \mathbf{U} \right) = \frac{68}{5} + \frac{1}{5} \{28 \quad 2\} \left(0 - \frac{2}{5} \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} 14 \\ 1 \end{Bmatrix} \right) = \\ &= 13,6 - 27,2 = \boxed{-13,6} \end{aligned}$$

Método Semi-Analítico

Primeiro Passo: calcular $\frac{d\mathbf{K}}{dA_1}$

$$\begin{aligned} \frac{d\mathbf{K}}{dA_1} &\cong \frac{\mathbf{K}(A_1 + \Delta A_1) - \mathbf{K}(A_1)}{\Delta A_1} = \frac{1}{0,01} \left(\begin{bmatrix} 1,01^2 & 2-1,01^2 \\ 2-1,01^2 & 4+2(1,01^2) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 1 & 2-1 \\ 2-1 & 4+2 \end{bmatrix} \right) = \\ &= \frac{1}{0,01} \begin{bmatrix} 0,0201 & -0,0201 \\ -0,0201 & 0,0402 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2,01 & -2,01 \\ -2,01 & 4,02 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Sensibilidade em Otimização

7

Segundo Passo: cálculo de $\frac{\partial f}{\partial A_1}$

$$\frac{\partial f}{\partial A_1} = \{\mathbf{U}\}^T \frac{\partial [\mathbf{K}]}{\partial A_1} \{\mathbf{U}\} = \frac{1}{25} \begin{Bmatrix} 14 & 1 \end{Bmatrix} \begin{bmatrix} 2,01 & -2,01 \\ -2,01 & 4,02 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} 14 \\ 1 \end{Bmatrix} = \frac{357}{25} = 14,28$$

Terceiro Passo: Método Adjunto – calcular $\frac{d\mathbf{U}}{dA_1}$

$$\mathbf{K}\boldsymbol{\lambda} = \mathbf{z} \Rightarrow \boldsymbol{\lambda} = \mathbf{K}^{-1}\mathbf{z} \Rightarrow \boldsymbol{\lambda} = \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 6 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} 6 \\ 8 \end{Bmatrix} = \frac{1}{5} \begin{Bmatrix} 28 \\ 2 \end{Bmatrix}$$

$$\frac{df}{dA_1} = \frac{\partial f}{\partial A_1} + \boldsymbol{\lambda}^T \left(\frac{d\mathbf{F}}{dA_1} - \frac{d\mathbf{K}}{dA_1} \mathbf{U} \right) = \frac{357}{25} +$$

$$+ \frac{2}{5} \begin{Bmatrix} 14 & 1 \end{Bmatrix} \left(0 - \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 2,01 & -2,01 \\ -2,01 & 4,02 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} 14 \\ 1 \end{Bmatrix} \right) = \frac{357}{25} - 27,33 = -13,06$$

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Sensibilidade em Otimização

8

Método de Diferenças Finitas

$$\frac{df}{dA_1} \cong \frac{f|_{A_1+\Delta A_1} - f|_{A_1}}{\Delta A_1} = \frac{\{\mathbf{U}\}^T|_{A_1+\Delta A_1} [\mathbf{K}]_{A_1+\Delta A_1} \{\mathbf{U}\}_{A_1+\Delta A_1} - \{\mathbf{U}\}^T|_{A_1} [\mathbf{K}]_{A_1} \{\mathbf{U}\}_{A_1}}{\Delta A_1}$$

$$[\mathbf{K}]_{A_1+\Delta A_1} \{\mathbf{U}\}_{A_1+\Delta A_1} = \{\mathbf{F}\} \Rightarrow \begin{bmatrix} 1,01^2 & 2-1,01^2 \\ 2-1,01^2 & 4+2(1,01^2) \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{Bmatrix}_{A_1+\Delta A_1} = \begin{Bmatrix} 3 \\ 4 \end{Bmatrix} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \begin{Bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{Bmatrix}_{A_1+\Delta A_1} = \begin{bmatrix} 1,0201 & 0,9799 \\ 0,9799 & 6,0402 \end{bmatrix}^{-1} \begin{Bmatrix} 3 \\ 4 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 2,73022 \\ 0,21931 \end{Bmatrix} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow f|_{A_1+\Delta A_1} = \begin{Bmatrix} 2,73022 \\ 0,21931 \end{Bmatrix}^T \begin{bmatrix} 1,0201 & 0,9799 \\ 0,9799 & 6,0402 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} 2,73022 \\ 0,21931 \end{Bmatrix} = 9,068$$

$$[\mathbf{K}]_{A_1} \{\mathbf{U}\}_{A_1} = \{\mathbf{F}\} \Rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 2-1 \\ 2-1 & 4+2 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{Bmatrix}_{A_1} = \begin{Bmatrix} 3 \\ 4 \end{Bmatrix} \Rightarrow \begin{Bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{Bmatrix}_{A_1} = \frac{1}{5} \begin{bmatrix} 6 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} 3 \\ 4 \end{Bmatrix}$$

$$= \frac{1}{5} \begin{Bmatrix} 14 \\ 1 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 2,8 \\ 0,2 \end{Bmatrix} \Rightarrow f|_{A_1} = \begin{Bmatrix} 2,8 \\ 0,2 \end{Bmatrix}^T \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 6 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} 2,8 \\ 0,2 \end{Bmatrix} = 9,2 \Rightarrow \frac{df}{dA_1} \cong \frac{9,068 - 9,2}{0,01} = -13,2$$

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Sensibilidade em Otimização

9

Elaborando melhor o método analítico

$$\frac{df}{dA_1} = \frac{\partial f}{\partial A_1} + \mathbf{z}^T \frac{d\mathbf{U}}{dA_1}, \quad \text{onde: } \mathbf{z} = \nabla f \left(z_i = \frac{\partial f}{\partial u_i} \right)$$

$$\frac{df}{dA_1} = \{\mathbf{U}\}' \frac{\partial[\mathbf{K}]}{\partial A_1} \{\mathbf{U}\} + \frac{d\{\mathbf{U}\}'}{dA_1} [\mathbf{K}]\{\mathbf{U}\} + \{\mathbf{U}\}' [\mathbf{K}] \frac{d\{\mathbf{U}\}}{dA_1};$$

$$\frac{d\{\mathbf{U}\}}{dA_1} = [\mathbf{K}]^{-1} \left(\frac{d\mathbf{F}}{dA_1} - \frac{d\mathbf{K}}{dA_1} \mathbf{U} \right) = [\mathbf{K}]^{-1} \left(-\frac{d\mathbf{K}}{dA_1} \mathbf{U} \right) \Rightarrow \frac{d\{\mathbf{U}\}'}{dA_1} = \left(-\frac{d\mathbf{K}}{dA_1} \mathbf{U} \right)' [\mathbf{K}]^{-1} = -\mathbf{U}' \frac{d\mathbf{K}}{dA_1} [\mathbf{K}]^{-1}$$

$$\Rightarrow \frac{df}{dA_1} = \{\mathbf{U}\}' \frac{\partial[\mathbf{K}]}{\partial A_1} \{\mathbf{U}\} - \mathbf{U}' \frac{d\mathbf{K}}{dA_1} [\mathbf{K}]^{-1} [\mathbf{K}]\{\mathbf{U}\} + \{\mathbf{U}\}' [\mathbf{K}] [\mathbf{K}]^{-1} \left(-\frac{d\mathbf{K}}{dA_1} \mathbf{U} \right) =$$

$$= \{\mathbf{U}\}' \frac{\partial[\mathbf{K}]}{\partial A_1} \{\mathbf{U}\} - \mathbf{U}' \frac{d\mathbf{K}}{dA_1} \{\mathbf{U}\} - \{\mathbf{U}\}' \frac{d\mathbf{K}}{dA_1} \mathbf{U} \quad \boxed{-\mathbf{U}' \frac{d\mathbf{K}}{dA_1} \{\mathbf{U}\}}$$

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Sensibilidade em Otimização

10

Considere um sistema mecânico modelado pelo sistema linear abaixo:

$$[\mathbf{K}] - \omega^2 [\mathbf{M}]\{\mathbf{u}\} = 0 \Rightarrow \begin{bmatrix} 1 + \frac{1}{A_1^3} & -\frac{1}{A_1^3} \\ -\frac{1}{A_1^3} & 3 + \frac{1}{A_1^3} \end{bmatrix} - \omega^2 \begin{bmatrix} 2A_1 & 0 \\ 0 & A_1 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 0 \\ 0 \end{Bmatrix} \quad \text{onde } A_1 = 1$$

Determine o **valor numérico** da sensibilidade da função ω_1 em relação à A_1 usando:

- método analítico;
- Método semi-analítico ($\Delta A_1 = 0,01$);
- método de diferenças finitas ($\Delta A_1 = 0,01$);

Método Analítico

$$\begin{bmatrix} (\mathbf{K} - \mu\mathbf{M}) & -\mathbf{M}\mathbf{u} \\ -\mathbf{u}^T\mathbf{M} & 0 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \frac{d\mathbf{u}}{dA_1} \\ \frac{d\mu}{dA_1} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} -\left(\frac{d\mathbf{K}}{dA_1} - \mu \frac{d\mathbf{M}}{dA_1} \right) \mathbf{u} \\ \frac{1}{2} \mathbf{u}^T \frac{d\mathbf{M}}{dA_1} \mathbf{u} \end{Bmatrix} \quad \frac{d\omega_1}{dA_1} = \frac{1}{2\omega_1} \frac{d\mu}{dA_1}$$

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Sensibilidade em Otimização

11

$$[\mathbf{K}] = \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 4 \end{bmatrix}; \quad [\mathbf{M}] = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad \frac{d[\mathbf{K}]}{dA_1} = \frac{3}{A_1^4} \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}; \quad \frac{d[\mathbf{M}]}{dA_1} = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\left\{ \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 4 \end{bmatrix} - \omega^2 \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \right\} \begin{Bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 0 \\ 0 \end{Bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} 2(1-\omega^2) & -1 \\ -1 & 4-\omega^2 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 0 \\ 0 \end{Bmatrix} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \det \begin{bmatrix} 2(1-\omega^2) & -1 \\ -1 & 4-\omega^2 \end{bmatrix} = 0 \Rightarrow 2(1-\omega^2)(4-\omega^2) - 1 = 0 \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \mu_1 = \omega_1^2 = 0,842; \mu_2 = \omega_2^2 = 4,16 \Rightarrow \omega_1 = 0,918; \omega_2 = 2,04$$

$$\omega_1^2 = 0,842 \Rightarrow \begin{bmatrix} 0,316 & -1 \\ -1 & 3,158 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 0 \\ 0 \end{Bmatrix} \Rightarrow u_1 = 3,158u_2 \Rightarrow \begin{Bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{Bmatrix}_1 = \begin{Bmatrix} 3,158 \\ 1 \end{Bmatrix}$$

$$\omega_2^2 = 4,16 \Rightarrow \begin{bmatrix} -6,32 & -1 \\ -1 & -0,16 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 0 \\ 0 \end{Bmatrix} \Rightarrow u_1 = -0,16u_2 \Rightarrow \begin{Bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{Bmatrix}_2 = \begin{Bmatrix} -0,16 \\ 1 \end{Bmatrix}$$

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Sensibilidade em Otimização

12

$$\mu_1 = 0,842;$$

$$[\mathbf{K}] - \mu_1 [\mathbf{M}] = \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 4 \end{bmatrix} - 0,842 \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0,316 & -1 \\ -1 & 3,158 \end{bmatrix};$$

$$\begin{Bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{Bmatrix}_1 = \begin{Bmatrix} 3,158 \\ 1 \end{Bmatrix} \Rightarrow [\mathbf{M}] \mathbf{u} = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} 3,158 \\ 1 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 6,316 \\ 1 \end{Bmatrix};$$

$$\mathbf{u}^T [\mathbf{M}] = \{3,158 \quad 1\} \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} = \{6,316 \quad 1\}$$

$$\left(\frac{d\mathbf{K}}{dA_1} - \mu_1 \frac{d\mathbf{M}}{dA_1} \right) \mathbf{u}_1 = \left\{ 3 \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} - 0,842 \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \right\} \begin{Bmatrix} 3,158 \\ 1 \end{Bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} -4,684 & 3 \\ 3 & -3,842 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} 3,158 \\ 1 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} -11,792 \\ 5,632 \end{Bmatrix}$$

$$\frac{1}{2} \mathbf{u}_1^T \frac{d\mathbf{M}}{dA_1} \mathbf{u}_1 = \frac{1}{2} \begin{Bmatrix} 3,158 \\ 1 \end{Bmatrix}^T \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} 3,158 \\ 1 \end{Bmatrix} = 10,475$$

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Sensibilidade em Otimização

13

$$\begin{bmatrix} 0,316 & -1 & 6,316 \\ -1 & 3,158 & 1 \\ 6,316 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \frac{d\mathbf{u}}{dA_1} \\ \frac{d\mu}{dA_1} \\ \frac{dA_1}{dA_1} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} -11,792 \\ 5,632 \\ 10,475 \end{Bmatrix} \Rightarrow \begin{Bmatrix} \frac{d\mathbf{u}}{dA_1} \\ \frac{d\mu}{dA_1} \\ \frac{dA_1}{dA_1} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 1,239 \\ 2,653 \\ -1,509 \end{Bmatrix} \Rightarrow \frac{d\omega_1}{dA_1} = \frac{1}{2*0,918} \frac{d\mu}{dA_1} = -0,822$$

Método Semi-Analítico

$$\begin{aligned} \frac{d[\mathbf{K}]}{dA_1} &= \frac{[\mathbf{K}]_{A_1+\Delta A_1} - [\mathbf{K}]_{A_1}}{\Delta A_1} = \frac{1}{0,01} \left\{ \begin{bmatrix} 1,971 & -0,971 \\ -0,971 & 3,971 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 4 \end{bmatrix} \right\} = \\ &= \frac{1}{0,01} \begin{bmatrix} -0,029 & 0,029 \\ 0,029 & -0,029 \end{bmatrix} = 2,9 \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \\ \frac{d[\mathbf{M}]}{dA_1} &= \frac{[\mathbf{M}]_{A_1+\Delta A_1} - [\mathbf{M}]_{A_1}}{\Delta A_1} = \frac{1}{0,01} \left\{ \begin{bmatrix} 2,02 & 0 \\ 0 & 1,01 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \right\} = \\ &= \frac{1}{0,01} \begin{bmatrix} 0,02 & 0 \\ 0 & 0,01 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Sensibilidade em Otimização

14

Portanto:

$$\begin{aligned} \left(\frac{d\mathbf{K}}{dA_1} - \mu_1 \frac{d\mathbf{M}}{dA_1} \right) \mathbf{u}_1 &= \left\{ 2,9 \begin{bmatrix} -1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} - 0,842 \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \right\} \begin{Bmatrix} 3,158 \\ 1 \end{Bmatrix} = \\ \begin{bmatrix} -4,584 & 2,9 \\ 2,9 & -3,742 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} 3,158 \\ 1 \end{Bmatrix} &= \begin{Bmatrix} -11,576 \\ 5,4162 \end{Bmatrix} \end{aligned}$$

Assim:

$$\begin{bmatrix} 0,316 & -1 & 6,316 \\ -1 & 3,158 & 1 \\ 6,316 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \frac{d\mathbf{u}}{dA_1} \\ \frac{d\mu}{dA_1} \\ \frac{dA_1}{dA_1} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} -11,576 \\ 5,4162 \\ 10,475 \end{Bmatrix} \Rightarrow \begin{Bmatrix} \frac{d\mathbf{u}}{dA_1} \\ \frac{d\mu}{dA_1} \\ \frac{dA_1}{dA_1} \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 1,25 \\ 2,58 \\ -1,487 \end{Bmatrix} \Rightarrow \frac{d\omega_1}{dA_1} = \frac{1}{2*0,918} \frac{d\mu_1}{dA_1} = -0,81$$

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Sensibilidade em Otimização

15

Método de Diferenças Finitas

$$\frac{d\mu_1}{dA_1} \cong \frac{\mu_1|_{A_1+\Delta A_1} - \mu_1|_{A_1}}{\Delta A_1}; \quad \frac{d\omega_1}{dA_1} \cong \frac{\omega_1|_{A_1+\Delta A_1} - \omega_1|_{A_1}}{\Delta A_1}$$

Para $A_1 = 1,01$:

$$\left\{ \begin{bmatrix} 1 + \frac{1}{A_1^3} & -\frac{1}{A_1^3} \\ -\frac{1}{A_1^3} & 3 + \frac{1}{A_1^3} \end{bmatrix} - \omega^2 \begin{bmatrix} 2A_1 & 0 \\ 0 & A_1 \end{bmatrix} \right\} \begin{Bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 0 \\ 0 \end{Bmatrix} \Rightarrow \left\{ \begin{bmatrix} 1,971 & -0,971 \\ -0,971 & 3,971 \end{bmatrix} - \omega^2 \begin{bmatrix} 2,02 & 0 \\ 0 & 1,01 \end{bmatrix} \right\} \begin{Bmatrix} u_1 \\ u_2 \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 0 \\ 0 \end{Bmatrix} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \mu_1 = 0,8267; \mu_2 = 4,08 \Rightarrow \frac{d\mu_1}{dA_1} \cong \frac{0,8267 - 0,842}{0,01} = -1,53 \Rightarrow \frac{d\omega_1}{dA_1} = \frac{1}{2 * \sqrt{0,8267}} \frac{d\mu_1}{dA_1} = -0,841$$

Se fosse $\frac{\omega_1}{\omega_2}$:

$$\text{Mas: } \frac{d\omega_1}{dA_1} \cong \frac{\sqrt{0,8267} - \sqrt{0,842}}{\Delta A_1} = -0,837$$

$$f = \frac{\omega_1}{\omega_2} \Rightarrow \frac{df}{dA_1} = \frac{d\omega_1}{dA_1} \frac{1}{\omega_2} - \frac{\omega_1}{\omega_2^2} \frac{d\omega_2}{dA_1} \Rightarrow \mu = \omega_1^2 \Rightarrow 2\omega_1 \frac{d\omega_1}{dA_1} = \frac{d\mu}{dA_1} \Rightarrow \frac{d\omega_1}{dA_1} = \frac{1}{2\omega_1} \frac{d\mu}{dA_1} \Rightarrow$$

$$\Rightarrow \frac{df}{dA_1} = \frac{d\mu}{dA_1} \frac{1}{2\omega_1\omega_2} - \frac{\omega_1}{2\omega_2^3} \frac{d\mu}{dA_1}$$

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Algoritmos Probabilísticos

16

Limitações dos algoritmos baseados na teoria de Programação Matemática:

- não garantem que foi obtido o mínimo global (a menos que o problema seja convexo). Devem ser feitas várias tentativas alterando-se o “chute” inicial;
- não permitem lidar com variáveis discretas – informação de derivadas é inútil ou não é definida (espaço de solução disjunto e desconexo); introdução de múltiplos mínimos locais;

Solução ➡ Algoritmos Probabilísticos

- Maior probabilidade de obter o mínimo global;
- Permitem lidar com variáveis discretas
- baseados em fenômenos observados na natureza
- processo de busca randômica guiada por decisões probabilísticas

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

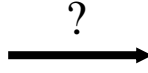
Problema Discreto

17

Como lidar com variáveis discretas?

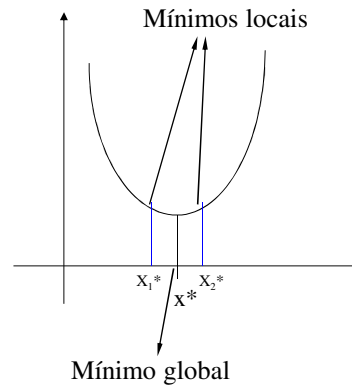


0



1

O problema considerando valores discretos (zero ou um) é mal-posto, ou seja, NÃO apresenta solução. Essencialmente, o que acontece é que a utilização de valores discretos origina múltiplos mínimos locais causando instabilidades numéricas. Isso também origina uma dependência da solução em relação a discretização do problema.



Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Simulated Annealing

18

Algoritmos probabilísticos mais usados {
• “Simulated Annealing”
• Algoritmos Genéticos

“Simulated Annealing” ou Recozimento Simulado

Baseado num fenômeno de mecânica estatística relacionando com o equilíbrio de um grande número de átomos em sólidos e líquidos numa certa temperatura de solidificação de metais ou formação de cristais

Resfriamento rápido \Rightarrow estado sólido pouco estável (átomos assumem posições de mínimos locais de energia potencial na estrutura matricial do metal). Para obter um estado mais estável de energia (mínimo global) \Rightarrow Recozimento: metal é reaquecido até altas temperaturas e resfriado lentamente (átomos tem tempo para encontrar locais de energia potencial mínima globais estáveis)

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Baseado no Algoritmo “Metropolis”

Dado T (temperatura) \Rightarrow perturbação randômica da posição do átomo

\Rightarrow calcula ΔE :

- Se $\Delta E < 0$ aceita nova configuração de átomos;
- Se $\Delta E \geq 0$ decisão é baseada na seguinte função probabilística que calcula a probabilidade de aceitação:

$$P(\Delta E) = e^{\left(\frac{-\Delta E}{k_B T}\right)} \quad k_B - \text{constante de Boltzmann}$$

A decisão é obtida escolhendo-se de forma randômica um número ρ em $(0,1)$ e comparando com $P(\Delta E)$:

Se $\rho < P(\Delta E) \Rightarrow$ configuração é aceita

Se $\rho > P(\Delta E) \Rightarrow$ configuração é rejeitada

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Note que:

- Se T é alto $\Rightarrow P(\Delta E)$ é próximo de 1;
- Se T é próximo de zero $P(\Delta E)$ é muito pequeno;

Assim a cada temperatura um conjunto de estruturas atômicas seria gerada pela perturbação randômica da posição até que o “equilíbrio térmico” seja atingido (estado estável). A temperatura é reduzida e as iterações são repetidas. Os passos são repetidos iterativamente enquanto a temperatura é reduzida de forma lenta até atingir o mínimo estado de energia.

Analogia com o problema matemático de otimização

Estados de energia \Rightarrow funções objetivo

Configurações dos átomos \Rightarrow variáveis de projeto x

Temperatura $T \Rightarrow$ parâmetro de controle de convergência

Somente valores de função são usados

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Desempenho do Método

- Temperatura T_0 ;
 - Atualização de T ;
 - Número de iterações (combinações de variáveis de projeto) necessárias para atingir o “equilíbrio térmico”, antes de reduzir T ;
- } “Cooling Schedule”

Se T_0 é baixo \Rightarrow baixa probabilidade de atingir o mínimo

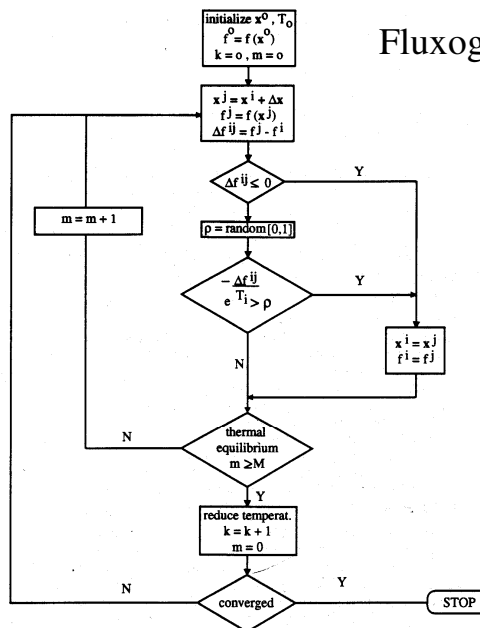
Escolha de T_0 :

$$P(\Delta E) = 0,95 = e^{\left(\frac{-\Delta f}{T_0}\right)} \Rightarrow T_0 = \frac{\overline{\Delta f}}{\ln(1/0,95)}$$

Regras de Atualização da temperatura:

- $T_{k+1} = \alpha T_k \quad k = 0,1,2,\dots,K \quad 0,5 \leq \alpha \leq 0,95$
- Dividir $[0, T_0]$ em K passos: $T_k = \frac{K-k}{K} T_0 \quad k = 0,1,2,\dots,K$

Fluxograma do Método



Derivados da biologia \Rightarrow Teoria de Darwin (sobrevivência do mais resistente. Ao longo das gerações, características que são úteis para sobrevivência são passadas adiante para os indivíduos sucessores.

Essas características são armazenadas na codificação dos cromossomos. Os mecanismos da genética para troca randômica de informações entre os cromossomos dos pais reprodutores são baseadas nas seguintes operações: reprodução, cruzamento, ocasional, mutação e inversão do código cromossômico.

Algoritmos Genéticos simulam os mecanismos da genética natural para solução de problemas de otimização. Código cromossômico é representado por uma “palavra”. As operações envolvem trocas randômicas das localizações de números numa palavra. Utiliza somente o valor da função.

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Representação da combinação de variáveis de projeto palavras de bits que “emulam” os cromossomos. Por exemplo:

$$\{x_1, x_2, x_3, x_4\} = \{6, 5, 3, 11\} = \underbrace{0110}_x \underbrace{1011}_x \underbrace{1101}_x \underbrace{1101}_x$$

Ideal para variáveis discretas ou inteiras, no caso de variáveis contínuas \Rightarrow grande número de bits para representação (depende da precisão desejada). Nesse caso, número m de dígitos binários necessários para representar uma variável x_i num intervalo x_i^L e x_i^U com precisão x^{incr} vale:

$$\{x_i^L \leq x_i \leq x_i^U\} \Rightarrow 2^m \geq ((x_i^U - x_i^L) / x^{incr} + 1)$$

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

Trabalha com população de palavras (ou cromossomos) e não com um único ponto do espaço de projeto → Implementação com vantagens em computadores paralelos. O resultado do algoritmo genético é uma população de bons projetos (“palavras”).

Exemplo de seqüência de operações de um algoritmo genético:

1. Dimensão da população é escolhida e valor das variáveis em cada “palavra” é decidido randomicamente (0s e 1s para os bits).
2. Reprodução: “palavras” com um bom valor de função objetivo são copiadas para formar uma nova população (Teoria de Darwin), ou seja, é aumentada a probabilidade de sua escolha em relação ao resto da população. A nova população terá múltipla cópias dos indivíduos mais resistentes.

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva

3. Cruzamento: “palavras” da nova população são agrupadas randomicamente em pares para o cruzamento. Um inteiro randômico k é selecionado entre 1 e $L-1$, onde L é o comprimento da palavra, e então (por exemplo, $L=9$ e $k=5$):

pai 1: 01101 0111	geram	palavra gerada 1: 01101 0001
pai 2: 01001 0001		palavra gerada 2: 01001 0111

Cruzamento de “um ponto”. Outras possibilidades: cruzamento de “dois pontos” e “multi-ponto”.

4. Mutação: seleciona uma palavra randomicamente e altera seu valor de 0 para 1 ou vice-versa. Evita uniformidade, ou seja, que haja muitas palavras iguais na mesma população, o que ocorre no estágio da reprodução. Caso contrário, a chance de encontrar melhores soluções seria reduzida. Efeito no desempenho do algoritmo é secundário (1 mutação em 1000 operações de bit).

Prof. Dr. Emilio C. Nelli Silva