

Capítulo 9

Programação Não Linear sem Restrições

Quando o problema de otimização possui função objetivo e/ou funções de restrições não lineares, o problema é dito de **Programação Não Linear**.

Existem três tipos de métodos numéricos para solução de problemas de Programação Não Linear:

- baseados em gradientes;
- busca direta;
- métodos inspirados na natureza.

9.1 Otimização unidimensional: o segmento áureo

Nesta seção se discute a solução numérica do problema de encontrar máximos ou mínimos de uma função escalar de uma só variável, sem restrições. De partida, essa função será considerada não linear, já que o caso linear em uma dimensão não tem máximos ou mínimos finitos.

Um dos métodos numéricos mais utilizados para esse fim é o da busca utilizando o segmento áureo. A razão áurea foi primeiro definida por Euclides (cerca de 300 AC), na construção do pentagrama, e enunciada como: “uma linha reta é dita dividida em extrema e média razão quando a linha toda está para o maior segmento como esse último está para o menor”. Sejam L_1 e L_2 o maior e o menor segmento, respectivamente. Fazendo

$$\phi = \frac{L_1}{L_2} \quad (9.1)$$

tem-se, pelo enunciado de Euclides,

$$\phi = \frac{L_1 + L_2}{L_1} \quad (9.2)$$

resultando a equação de segundo grau

$$\phi^2 - \phi - 1 = 0 \quad (9.3)$$

cuja raiz positiva é a chamada “razão áurea”

$$\phi = \frac{1 + \sqrt{5}}{2} = 1,618034... \quad (9.4)$$

Esse valor, as vezes conhecido como *divino*, aparece em um grande número de relações encontradas na natureza, nas ciências e nas artes. O leitor é convidado a fazer sua própria pesquisa sobre essa interessante recorrência.

O que se quer é determinar o mínimo de uma função unidimensional por um processo em etapas. Inicia-se definindo um intervalo x_L e x_U dentro do qual o mínimo é procurado. São necessários 2 pontos dentro desse intervalo para detectar a ocorrência de um mínimo, e eles serão escolhidos de acordo com a razão áurea,

$$x_1 = x_L + d \quad \text{e} \quad x_2 = x_U - d, \quad d = (\phi - 1)(x_U - x_L) \quad (9.5)$$

Calcula-se o valor da função nesses 2 pontos interiores. Dois resultados podem ocorrer.

1. Se $f(x_1) < f(x_2)$, então $f(x_1)$ é o mínimo desse intervalo, e o domínio à esquerda de x_2 , de x_L a x_2 , pode ser eliminado da busca porque não contém o mínimo. Neste caso, x_2 transforma-se no novo x_L para a próxima etapa.

2. Se $f(x_2) < f(x_1)$, então $f(x_2)$ é o mínimo desse intervalo, e o domínio à direita de x_1 , de x_1 a x_U , pode ser eliminado da busca porque não contém o mínimo. Neste caso, x_1 transforma-se no novo x_U para a próxima etapa.

Como os valores de x_1 e x_2 foram escolhidos usando a razão áurea, não é necessário calcular todos os valores da função na próxima iteração. Por exemplo, se ocorrer a hipótese 1 acima, o antigo x_1 passa a ser o novo x_2 , e, assim, o novo $f(x_2)$ não precisa ser calculado, pois é o mesmo que o antigo $f(x_1)$. Para completar o algoritmo, determina-se o novo x_1 , aplicando a Eq. (6.8), baseando-se nos novos valores de x_L e x_U . No caso 2, o procedimento é análogo. Demonstra-se que, em cada iteração, o intervalo é reduzido por um percentual de cerca de 61,8%. Assim, por exemplo, depois de 10 iterações, o intervalo diminuiu de cerca de $0,618^{10}$, 0,8% de seu comprimento original.

Se for desejado encontrar o máximo de uma função $f(x)$, em vez do mínimo, basta determinar o mínimo dessa função com sinal trocado, $F(x) = -f(x)$.

Exemplo

Determinar o mínimo da função

$$f(x) = \frac{x^2}{10} - 2 \operatorname{sen} x$$

no intervalo $x_L = 0$ a $x_U = 4$.

1ª iteração

$$d = 0,61803(4 - 0) = 2,4721$$

$$x_1 = 0 + 2,4721 = 2,4721 \quad x_2 = 4 - 2,4721 = 1,5279$$

$$f(x_2) = -1,7647 \quad f(x_1) = -0,63, \quad \therefore f(x_2) < f(x_1)$$

O mínimo atual é $f(x_2) = -1,7647$.

2ª iteração

$$d = 0,61803(2,4721 - 0) = 1,5279$$

$$x_1 = 1,5279 \quad x_2 = 2,4721 - 1,5279 = 0,9443$$

$$f(x_2) = -1,5310, \quad \therefore f(x_2) > f(x_1)$$

O mínimo atual ainda é $f(x_1) = -1,7647$

Após 8 iterações, a localização do mínimo é aproximada por $x = 1,4427$, e o valor mínimo estimado da função é $-1,7755$.

A busca do mínimo utilizando a razão áurea pode ser uma rotina que se repete dentro de um algoritmo maior, como será visto na seção 4.4 a seguir.

9.2 Otimização multidimensional

Num problema multidimensional, ou seja, com várias variáveis de projeto, sem restrições, formalmente:

Achar \mathbf{x}^* para minimizar $f(\mathbf{x})$,

em cada passo do processo k , conhecido o valor do vetor $\mathbf{x}^{(k)}$ projeta-se um novo valor $\mathbf{x}^{(k+1)}$ por

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + \Delta \mathbf{x} \quad (9.6)$$

onde

$$\Delta \mathbf{x} = \alpha_k \mathbf{d}^{(k)} \quad (9.7)$$

em que $\mathbf{d}^{(k)}$ é a direção desejada e α_k é o tamanho do passo nessa direção. Para isso, utilizar o algoritmo que se segue.

Algoritmo

1. Estimar um projeto inicial razoável $\mathbf{x}^{(0)}$, $k=0$,
2. computar a direção $\mathbf{d}^{(k)}$ no ponto $\mathbf{x}^{(k)}$,
3. checar a convergência; se atingida parar, senão
4. calcular um tamanho de passo positivo α_k na direção $\mathbf{d}^{(k)}$, e $\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + \Delta \mathbf{x}$,
5. $k = k + 1$ e vá para o passo 2.

Para minimização da função objetivo, em cada passo seu valor deve diminuir

$$f(\mathbf{x}^{(k+1)}) < f(\mathbf{x}^{(k)}) \quad (9.8)$$

$$f(\mathbf{x}^{(k)}) + \alpha_k \mathbf{d}^{(k)} < f(\mathbf{x}^{(k)}) \quad (9.9)$$

Aproximando o lado esquerdo em série de Taylor em torno do ponto $\mathbf{x}^{(k)}$

$$f(\mathbf{x}^{(k)}) + \alpha_k (\mathbf{c}^{(k)} \cdot \mathbf{d}^{(k)}) < f(\mathbf{x}^{(k)}) \quad (9.10)$$

onde $\mathbf{c}^{(k)}$ é o gradiente da função objetivo nesse ponto, e o produto escalar indicado pelo ponto entre os vetores entre parêntesis deve ser negativo,

$$(\mathbf{c}^{(k)} \cdot \mathbf{d}^{(k)}) < 0 \quad (9.11)$$

uma vez que α_k foi definido como sempre positivo. Isso implica em que o ângulo entre esses dois vetores, o gradiente e direção desejável, deve estar entre 90° e 270° .

Qualquer vetor $\mathbf{d}^{(k)}$ satisfazendo essa desigualdade, a **condição de descida** da função objetivo, é uma **direção desejável**. Métodos deste tipo são métodos de descida “morro abaixo”, em que se quer atingir o fundo do vale da função objetivo a partir de um ponto mais alto.

A determinação do comprimento do passo é uma busca unidimensional, ou em linha

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + \alpha \mathbf{d}^{(k)} \quad (9.12)$$

$$f(\mathbf{x}^{(k+1)}) = f(\mathbf{x}^{(k)}) + \alpha \mathbf{d}^{(k)} = \bar{f}(\alpha) \quad (9.13)$$

$\bar{f}(\alpha)$ é uma função apenas de α . Quando $\alpha = 0 \rightarrow \bar{f}(0) = f(\mathbf{x}^{(k)})$. Logo, para que se diminua o valor da função objetivo, como desejado, $\bar{f}(\alpha)$ deve sempre decrescer. Trata-se de um problema de minimização unidimensional sem restrições. A condição necessária para um mínimo é

$$\frac{d\bar{f}}{d\alpha} = 0 \quad (9.14)$$

e a condição suficiente é

$$\frac{d^2\bar{f}}{d\alpha^2} > 0 \quad (9.15)$$

Simplificando a notação suprimindo a barra sobre a função, e aplicando a regra da cadeia,

$$\frac{df(\mathbf{x}^{(k+1)})}{d\alpha} = \frac{\partial f^T(\mathbf{x}^{(k+1)})}{\partial \mathbf{x}} \frac{d(\mathbf{x}^{(k+1)})}{d\alpha} = \nabla f(\mathbf{x}^{(k+1)}) \cdot \mathbf{d}^{(k)} = \mathbf{c}^{(k+1)} \cdot \mathbf{d}^{(k)} = 0 \quad (9.16)$$

Ou seja, que a direção desejada seja ortogonal ao vetor gradiente em cada passo.

9.3 Método do Gradiente: da maior declividade

Algoritmo

1. Estimar um projeto inicial $\mathbf{x}^{(0)}$, fazer $k = 0$, adotar um parâmetro de convergência pequeno $\varepsilon > 0$,
2. calcular o gradiente da função objetivo no ponto atual $\mathbf{x}^{(k)}$, $\mathbf{c}^{(k)} = \nabla f(\mathbf{x}^{(k)})$,
3. calcular o comprimento do vetor gradiente, $\|\mathbf{c}^{(k)}\|$; se $\|\mathbf{c}^{(k)}\| < \varepsilon$, pare, pois $\mathbf{x}^{(k)} = \mathbf{x}^*$, senão, continue,
4. fazer a direção de busca neste passo $\mathbf{d}^{(k)} = -\mathbf{c}^{(k)}$,
5. calcular o tamanho do passo neste ponto, minimizando $f(\alpha) = f(\mathbf{x}^{(k)}) + \alpha \mathbf{d}^{(k)}$, pelo segmento áureo, por exemplo,
6. atualizar o projeto $\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + \alpha \mathbf{d}^{(k)}$, fazer $k = k + 1$ e voltar ao passo 2.

Exemplo 1

Minimizar

$$f(\mathbf{x}) = x_1^2 + x_2^2 - 2x_1x_2$$

projeto inicial dado $\mathbf{x}^{(0)} = [1 \ 0]^T$, $k = 0$ e $\varepsilon = 10^{-4}$,

$$\mathbf{c}^{(0)} = [2x_1 - 2x_2 \ 2x_2 - 2x_1]^T = [2 \ -2]^T$$

$\|\mathbf{c}^{(0)}\| = 2\sqrt{2} > \varepsilon$, continue,

$$\mathbf{d}^{(0)} = -\mathbf{c}^{(0)} = [-2 \ 2]^T$$

minimizar $f(\alpha) = f(\mathbf{x}^{(0)}) + \alpha \mathbf{d}^{(0)}$, onde $\mathbf{x}^{(0)} + \alpha \mathbf{d}^{(0)} = [1 - 2\alpha \ 2\alpha]^T$

$$f(\alpha) = f(\mathbf{x}^{(0)}) + \alpha \mathbf{d}^{(0)} = (1 - 2\alpha)^2 + (2\alpha)^2 - 2(1 - 2\alpha)(2\alpha)$$

$$f(\alpha) = 16\alpha^2 - 8\alpha + 1$$

$$\frac{df}{d\alpha} = 0 \therefore \alpha_0 = 1/4$$

$$\frac{d^2f}{d\alpha^2} = 32 > 0$$

$$\mathbf{x}^{(1)} = \mathbf{x}^{(0)} + \alpha_0 \mathbf{d}^{(0)} = [0.5 \ 0.5]^T$$

$$\mathbf{c}^{(1)} = [0 \ 0]^T, \|\mathbf{c}^{(1)}\| < \varepsilon, \text{ pare.}$$

Resposta: $\mathbf{x}^* = [0.5 \ 0.5]^T$, e o valor mínimo da função objetivo é zero nesse ponto.

Exemplo 2

Minimizar

$$f(\mathbf{x}) = x_1^2 + x_2^2 + x_3^2$$

projeto inicial dado $\mathbf{x}^{(0)} = [1 \ 1 \ 2]^T$, $k = 0$ e $\varepsilon = 10^{-4}$,

$$\mathbf{c}^{(0)} = [2x_1 \ 2x_2 \ 2x_3]^T = [2 \ 2 \ 4]^T$$

$\|\mathbf{c}^{(0)}\| > \varepsilon$, continue,

$$\mathbf{d}^{(0)} = -\mathbf{c}^{(0)} = [-2 \ -2 \ -4]^T$$

minimizar

$$f(\alpha) = f(\mathbf{x}^{(0)}) + \alpha \mathbf{d}^{(0)}, \text{ onde } \mathbf{x}^{(0)} + \alpha \mathbf{d}^{(0)} = [1 - 2\alpha \ 1 - 2\alpha \ 2 - 4\alpha]^T$$

$$f(\alpha) = f(\mathbf{x}^{(0)}) + \alpha \mathbf{d}^{(0)} = (1 - 2\alpha)^2 + (1 - 2\alpha)^2 + (2 - 4\alpha)^2$$

$$f(\alpha) = 24\alpha^2 - 24\alpha + 6$$

$$\frac{df}{d\alpha} = 0 \quad \therefore \alpha_0 = 1/2$$

$$\frac{d^2f}{d\alpha^2} > 0$$

$$\mathbf{x}^{(1)} = \mathbf{x}^{(0)} + \alpha_0 \mathbf{d}^{(0)} = [0 \quad 0 \quad 0]^T$$

$$\mathbf{c}^{(1)} = [0 \quad 0 \quad 0]^T, \quad \|\mathbf{c}^{(1)}\| < \varepsilon, \text{ pare.}$$

Resposta: $\mathbf{x}^* = [0 \quad 0 \quad 0]^T$, e o valor mínimo da função objetivo é zero nesse ponto.

Nota: Nesses dois exemplos foi possível determinar o mínimo da função $f(\alpha)$ pelas condições necessária e suficiente. Em casos mais complexos, pode ser necessário o uso de um método numérico como o segmento áureo.