

# Otimização irrestrita

## Contents

1	Objetivos	1
2	Ótimo global e local	2
3	Recordando conceitos de Cálculo Multivariado	5
4	Soluções locais: condições de primeira ordem	7
5	Soluções locais: condições de segunda ordem	8
6	Existência de pontos ótimos	10
7	Condições para soluções globais	13
8	Funções quadráticas	14
9	Exercícios	14
10	Apêndice	15
10.1	Prova do Teorema 4	15
10.2	Prova do Teorema 5	16
10.3	Prova do Teorema 6	16
10.4	Prova do Teorema 8	17
10.5	Prova do Lemma 2	17

## 1 Objetivos

Definições de minimização, pontos de ótimo local e global. Revisão de diferenciabilidade, gradiente e Hessiana. Minimização irrestrita: condições necessárias de primeira e segunda ordem, condições suficientes de segunda ordem, ponto de sela. Revisão de matrizes positiva (semi)definidas. Existência de pontos ótimos: Teorema de Weierstrass e coercividade. Condições suficientes para pontos ótimos globais. Funções quadráticas: pontos estacionários, ótimos e coercividade.

## 2 Ótimo global e local

Neste curso, iremos estudar problemas de minimização da forma

$$\min_{x \in C} f(x)$$

onde  $C \subset \mathbb{R}^n$  é um conjunto e  $f : C \rightarrow \mathbb{R}$  é uma função. Frequentemente, dizemos que  $C$  é o *conjunto viável* e  $f$  é a *função objetivo*.

**Definition 1** (Pontos de mínimo). *Seja  $f : C \rightarrow \mathbb{R}$  uma função definida num conjunto  $C \subset \mathbb{R}^n$ .*

- Dizemos que  $x^* \in C$  é um ponto de mínimo (global) de  $f$  sobre  $C$  sse

$$\forall x \in C, \quad f(x^*) \leq f(x).$$

Neste caso,  $f^* := f(x^*)$  é chamado valor mínimo (ou valor ótimo).

- Dizemos que  $x^* \in C$  é um ponto de mínimo (global) estrito de  $f$  sobre  $C$  sse

$$\forall x \in C, \quad f(x^*) < f(x).$$

- Dizemos que  $x^* \in C$  é um ponto de mínimo local de  $f$  sobre  $C$  sse existe  $r > 0$  tal que<sup>1</sup>

$$\forall x \in C \cap B(x^*, r), \quad f(x^*) \leq f(x).$$

- Dizemos que  $x^* \in C$  é um ponto de mínimo local estrito de  $f$  sobre  $C$  sse existe  $r > 0$  tal que

$$\forall x \in C \cap B(x^*, r) \setminus \{x^*\}, \quad f(x^*) < f(x).$$

**Remark 1** (Pontos de máximo). As definições acima possuem equivalentes ao problema de maximização da forma

$$\max_{x \in C} f(x).$$

Pontos de máximo (globais, locais e estritos) e valor máximo são definidos analogamente observando que maximizar  $f$  é equivalente à minimizar  $-f$ . □

<sup>1</sup>Recorde que

$$B(x^*, r) = \{x \in \mathbb{R}^n : \|x - x^*\| \leq r\}$$

denota a bola de centro  $x^*$  e raio  $r$ . Aqui,  $\|\cdot\|$  denota a norma Euclidiana.

**Example 1.** Considere o caso em que

$$f(x, y) = -(x + y),$$

e

$$C = \{(x, y) : x^2 + y^2 \leq 1\}$$

é a bola unitária. Por Cauchy-Schwarz, temos que

$$-(x + y) = - \begin{bmatrix} x & y \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} \geq -\sqrt{x^2 + y^2} \sqrt{1^2 + 1^2} \geq -\sqrt{2}.$$

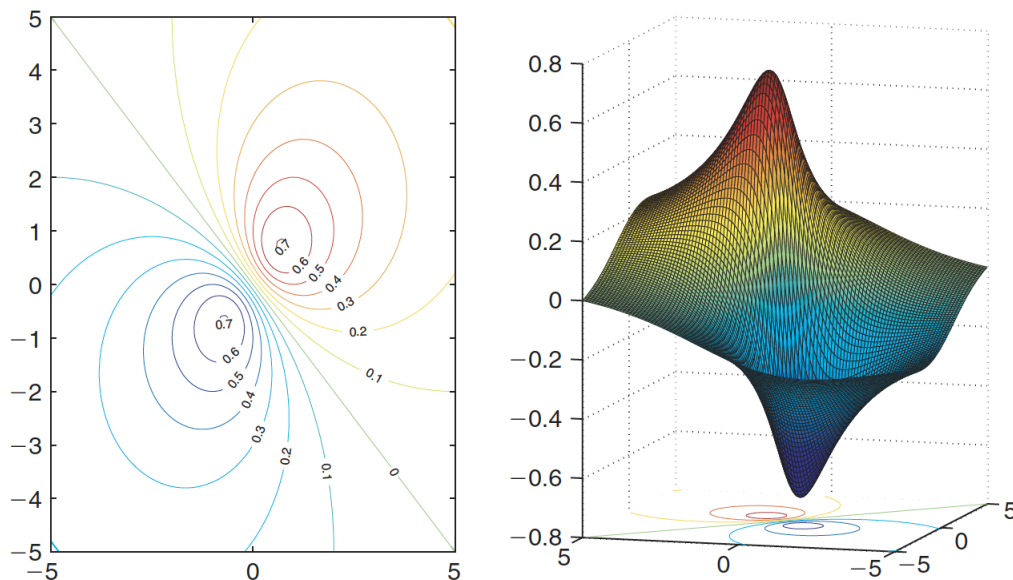
É possível checar que  $f\left(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}\right) = -\sqrt{2}$ . Portanto,  $\left(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}\right)$  é um ponto de mínimo global de  $f$  em  $C$ . Um raciocínio análogo mostra que  $\left(\frac{-1}{\sqrt{2}}, \frac{-1}{\sqrt{2}}\right)$  é um ponto de máximo global com valor máximo  $\sqrt{2}$  □

**Example 2.** Considere a função

$$f(x, y) = \frac{x + y}{x^2 + y^2 + 1}$$

definida em todo o espaço bi-dimensional  $C = \mathbb{R}^2$ . As curvas de contorno e gráfico da função são mostrados abaixo.

**Figure 1**



**Figure 2.1.** Contour and surface plots of  $f(x, y) = \frac{x+y}{x^2+y^2+1}$ .

Mostraremos mais tarde que essa função possui dois pontos ótimos: um maximizador global em  $\left(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}\right)$  e um minimizador global em  $\left(\frac{-1}{\sqrt{2}}, \frac{-1}{\sqrt{2}}\right)$ . O valor máximo é

$$\frac{\frac{1}{\sqrt{2}} + \frac{1}{\sqrt{2}}}{\left(\frac{1}{\sqrt{2}}\right)^2 + \left(\frac{1}{\sqrt{2}}\right)^2 + 1} = \frac{1}{\sqrt{2}},$$

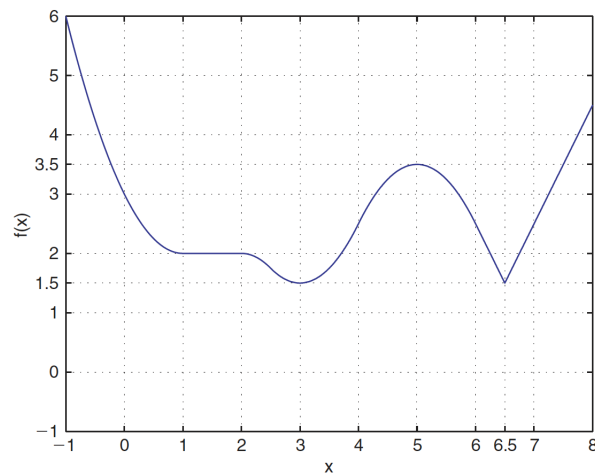
e valor mínimo  $\frac{-1}{\sqrt{2}}$ . □

**Example 3.** Considere a seguinte função de uma variável definida no intervalo  $[-1, 8]$ :

$$f(x) = \begin{cases} (x-1)^2 + 2, & -1 \leq x \leq 1, \\ 2, & 1 \leq x \leq 2, \\ -(x-2)^2 + 2, & 2 \leq x \leq 2.5, \\ (x-3)^2 + 1.5, & 2.5 \leq x \leq 4, \\ -(x-5)^2 + 3.5, & 4 \leq x \leq 6, \\ -2x + 14.5, & 6 \leq x \leq 6.5, \\ 2x - 11.5, & 6.5 \leq x \leq 8. \end{cases}$$

Seu gráfico é plotado a seguir:

**Figure 2**



**Figure 2.2.** Local and global optimum points of a one-dimensional function.

O ponto  $x = -1$  é um ponto de máximo global estrito. O ponto  $x = 1$  é um ponto de mínimo local não-estrito. Os pontos no intervalo  $(1, 2)$  são pontos de mínimo e máximo locais não-estritos. O ponto  $x = 2$  é um ponto de máximo local não-estrito. O ponto  $x = 3$  é um ponto de mínimo local estrito e um ponto de mínimo global não-estrito. O ponto  $x = 5$  é um ponto de máximo local não-estrito. O ponto  $x = 6.5$  é um ponto de mínimo local estrito e um ponto de mínimo global não-estrito. O ponto  $x = 8$  é um ponto de máximo local estrito. □

### 3 Recordando conceitos de Cálculo Multivariado

Recordemos o conceito de gradiente de uma função de várias variáveis. Relembramos que iremos usar a convenção  $\mathbb{R}^n = \mathbb{R}^{n \times 1}$ .

**Definition 2** (Derivada direcional). *Seja  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  uma função e  $0 \neq d \in \mathbb{R}^n$ . Se o limite*

$$\lim_{t \rightarrow 0^+} \frac{f(x + td) - f(x)}{t}$$

*existe, então ele é chamado de derivada direcional de  $f$  ao longo da direção  $d$ , e denotada por  $f'(x; d)$ .*

*Quando existente, para cada  $i \in [n]$ , a  $i$ -ésima derivada parcial de  $f$  no ponto  $x \in \mathbb{R}^n$  é o limite*

$$\frac{\partial f}{\partial x_i}(x) := f'(x; e_i) = \lim_{t \rightarrow 0^+} \frac{f(x + te_i) - f(x)}{t}.$$

**Definition 3** (Gradiente). *Seja  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  uma função e suponha que existam todas as derivadas parciais no ponto  $x \in \mathbb{R}^n$ . O gradiente de  $f$  em  $x$  é o vetor coluna  $\nabla f(x) \in \mathbb{R}^{n \times 1}$  com  $i$ -ésima coordenada  $\frac{\partial f}{\partial x_i}(x)$ . Isto é:*

$$\nabla f(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x_1}(x) \\ \vdots \\ \frac{\partial f}{\partial x_n}(x) \end{bmatrix}.$$

**Remark 2** (Funções continuamente diferenciáveis). Uma função  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  é dita *continuamente diferenciável* se existem todas derivadas parciais  $\frac{\partial f}{\partial x_i}(x)$  em todo ponto  $x \in \mathbb{R}^n$  e, além disso, as funções  $\frac{\partial f}{\partial x_i} : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  são contínuas.

Podemos também expressar uma definição similar para uma função  $f : C \rightarrow \mathbb{R}$  definida num conjunto  $C \subset \mathbb{R}^n$ . Dizemos que  $f : C \rightarrow \mathbb{R}$  é *continuamente diferenciável em  $C$*  se existem  $U \supset C$  *conjunto aberto*<sup>2</sup> tal que todas derivadas parciais  $\frac{\partial f}{\partial x_i}(x)$  em todo ponto  $x \in U$  e, além disso, as funções  $\frac{\partial f}{\partial x_i} : U \rightarrow \mathbb{R}$  são contínuas.  $\square$

**Remark 3** (Aproximação de primeira ordem). Suponha que  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$  é uma função continuamente diferenciável no conjunto  $U \subset \mathbb{R}^n$  aberto e seja  $x \in U$ . Uma propriedade importante vista em Cálculo é de que

$$\forall d \in \mathbb{R}^n, \quad f'(x; d) = \nabla f(x)^\top d.$$

Esta fórmula é de grande utilidade computacional: conseguimos exprimir um limite  $f'(x; d)$  em termos de uma fórmula algébrica que pode ser implementada num programa de computador.

---

<sup>2</sup>Informalmente, um conjunto aberto é um conjunto “sem fronteiras”. Este detalhe técnico é preciso porque para derivadas serem definidas eu preciso de uma vizinhança em que o limite quociente faça sentido. Não exploraremos este tipo de detalhe neste curso.

Uma segunda propriedade relacionada acima, também vista em Cálculo, permite aproximar, para qualquer  $y$  numa vizinhança próxima de  $x$ , o valor funcional  $f(y)$  pela função *afim*

$$y \mapsto f(x) + \nabla f(x)^\top (y - x).$$

Note que a função  $f$  pode ser complexa, mas a função afim aproximada é simples de computar. Rigorosamente, para qualquer  $y \in \mathbb{R}^n$ ,

$$\lim_{y \rightarrow x} \frac{f(y) - [f(x) + \nabla f(x)^\top (y - x)]}{\|y - x\|} = 0.$$

Frequentemente, em Análise Numérica e Computação reescrevemos o limite acima usando a seguinte notação:  $o(\cdot) : \mathbb{R}_+ \rightarrow \mathbb{R}$  denota uma função uni-dimensional satisfazendo a propriedade:  $\lim_{t \rightarrow 0^+} \frac{o(t)}{t} = 0$ . Assim, podemos escrever

$$f(y) - [f(x) + \nabla f(x)^\top (y - x)] = o(\|y - x\|), \quad (1)$$

e dizemos que o ‘resto’ da aproximação é da ordem de  $o(\|y - x\|)$ .

Veremos que esta idéia ‘simples’ está por trás de vários métodos de otimização que usam ‘informação de primeira ordem’. O algoritmo representativo é o *método do gradiente*.  $\square$

**Definition 4** (Hessiana). *Seja  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$  uma função duas vezes derivável no conjunto  $U \subset \mathbb{R}^n$  aberto e seja  $x \in U$ . A Hessiana de  $f$  em  $x$  é a matrix  $\nabla^2 f(x) \in \mathbb{R}^{n \times n}$  com entradas  $[\nabla^2 f(x)]_{i,j} = \frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(x)$ . Isto é:*

$$\nabla^2 f(x) = \begin{bmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1^2}(x) & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 \partial x_1}(x) & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n \partial x_1}(x) \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_2}(x) & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2^2}(x) & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n}(x) & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 \partial x_n}(x) & \cdots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n^2}(x) \end{bmatrix}.$$

**Remark 4** (Funções duas vezes continuamente diferenciáveis). Podemos também expressar uma definição similar para uma função  $f : C \rightarrow \mathbb{R}$  definida num conjunto  $C \subset \mathbb{R}^n$ . Dizemos que  $f : C \rightarrow \mathbb{R}$  é *duas continuamente diferenciável em  $C$*  se existem  $U \supset C$  conjunto aberto tal que existem todas derivadas parciais de primeira e segunda ordem em todo ponto  $x \in U$  e, além disso, as funções  $\frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j} : U \rightarrow \mathbb{R}$  são contínuas.  $\square$

Um resultado fundamental do Cálculo é o Teorema de Schwarz que diz que, se  $f$  é continuamente duas vezes diferenciável em  $U$ , então, para todo  $x \in U$ , a Hessiana  $\nabla^2 f(x)$  é simétrica:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x_i \partial x_j}(x) = \frac{\partial^2 f}{\partial x_j \partial x_i}(x), \quad \forall (i, j).$$

**Remark 5** (Aproximação de segunda ordem). *Seja  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$  uma função duas vezes continuamente diferenciável num conjunto aberto  $U \subset \mathbb{R}^n$ . Seja  $x \in U$ . Neste caso, existem fórmulas mais precisas*

do que (1) para aproximar a função numa vizinhança de  $x$ . De fato, podemos aproximar, para qualquer  $y$  numa vizinhança próxima de  $x$ , o valor funcional  $f(y)$  pela função *quadrática*

$$y \mapsto f(x) + \nabla f(x)^\top (y - x) + \frac{1}{2}(y - x)^\top \nabla^2 f(x)(y - x),$$

que, novamente, pode ser computada com certa facilidade num computador. Mais precisamente, pode-se mostrar que, para qualquer  $y \in \mathbb{R}^n$ ,

$$\lim_{y \rightarrow x} \frac{f(y) - \left[ f(x) + \nabla f(x)^\top (y - x) + \frac{1}{2}(y - x)^\top \nabla^2 f(x)(y - x) \right]}{\|y - x\|^2} = 0.$$

Equivalentemente,

$$f(y) - \left[ f(x) + \nabla f(x)^\top (y - x) + \frac{1}{2}(y - x)^\top \nabla^2 f(x)(y - x) \right] = o(\|y - x\|^2).$$

Note que o ‘resto’ da aproximação é da ordem de  $o(\|y - x\|^2)$  e portanto significativamente menor do que no caso uma vez diferenciável. Por outro lado, calcular uma quadrática é mais dispendioso do que uma função afim quando  $n$  é muito grande.

Está idéia é o que motiva métodos de otimização que usam ‘informação de segunda ordem’ como o *método de Newton*.  $\square$

Terminamos com uma forma alternativa de aproximação de segunda ordem.

**Theorem 1.** *Seja  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$  uma função duas vezes continuamente diferenciável num conjunto aberto  $U \subset \mathbb{R}^n$ . Seja  $x \in U$  e  $r > 0$  tais que  $B(x, r) \subset U$ . Então para todo  $y \in B(x, r)$ , existe  $\xi \in [x, y]$  tais que*

$$f(y) = f(x) + \nabla f(x)^\top (y - x) + \frac{1}{2}(y - x)^\top \nabla^2 f(\xi)(y - x).$$

## 4 Soluções locais: condições de primeira ordem

Nesta aula, focaremos em problemas de minimização *irrestritos*. Isto é, da forma

$$\min_{x \in \mathbb{R}^n} f(x).$$

Isto permitirá focar-nos apenas no comportamento da função objetivo. Veremos em outras aulas a influência do conjunto viável.

Um resultado bem conhecido do cálculo de uma variável é o seguinte. Seja  $f$  uma função diferenciável de uma variável definida num intervalo aberto  $(a, b)$ . Se  $x^* \in (a, b)$  é um ponto de máximo ou mínimo local então

$$f'(x^*) = 0.$$

Iremos generalizar este resultado para o caso multivariado usando o conceito de gradiente.

**Theorem 2** (Condições de primeira ordem). *Seja  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$  uma função definida no conjunto aberto  $U \subset \mathbb{R}^n$ . Se  $x^* \in U$  é um ponto ótimo local e todas as derivadas parciais de  $f$  existem em  $x^*$ , então*

$$\nabla f(x^*) = 0.$$

*Prova.* Seja  $i \in [n]$  e defina a função  $g(t) = f(x^* + te_i)$ . Temos que  $g$  é diferenciável em 0 e  $g'(0) = \frac{\partial f}{\partial x_i}(x^*)$ . Sendo  $x^*$  um ponto ótimo local de  $f$ , segue que 0 é um ponto ótimo local de  $g$ ; portanto  $0 = g'(0) = \frac{\partial f}{\partial x_i}(x^*)$ . O argumento vale para todo  $i \in [n]$ , implicando que  $\nabla f(x^*) = 0$ .  $\square$

O teorema anterior oferece uma condição *necessária* para um ponto ser ótimo local — permitindo restringir a busca de tais pontos. Entretanto, tal condição pode não ser *suficiente*. Um exemplo é a função  $f(x) = x^3$  em  $x = 0$ . Temos que  $f'(0) = 0$  mas 0 não é um ponto ótimo local.

**Definition 5.** *Seja  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$  uma função definida no conjunto aberto  $U \subset \mathbb{R}^n$ . Suponha que  $x^* \in U$  e que todas as derivadas parciais de  $f$  existem em  $x^*$ . Dizemos que  $x^*$  é um ponto estacionário de  $f$  se*

$$\nabla f(x^*) = 0.$$

Concluindo, o Teorema 2 diz que pontos ótimos locais são estacionários, mas podem existir pontos estacionários que não são pontos ótimos locais.

## 5 Soluções locais: condições de segunda ordem

Um outro resultado bem conhecido é o seguinte. Seja  $f$  uma função de uma variável continuamente duas vezes derivável no intervalo aberto  $(a, b)$ . Suponha que  $x^* \in (a, b)$  é um ponto estacionário de  $f$  tal que

$$f''(x^*) > 0.$$

Então  $x^*$  é um ponto de mínimo local de  $f$  em  $(a, b)$ . A seguir, iremos generalizar este resultado para o caso multivariado usando o conceito de Hessiana. Para tanto, precisamos definir a noção de “positividade” para matrizes simétricas.

**Definition 6.** *Seja  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  uma matriz simétrica.*

- *Dizemos que  $A$  é positiva semidefinida, denotando-se por  $A \succeq 0$ , se<sup>3</sup>*

$$\forall x \in \mathbb{R}^n, \quad x^\top A x \geq 0.$$

- *Dizemos que  $A$  é positiva definida, denotando-se por  $A \succ 0$ , se*

$$\forall x \in \mathbb{R}^n \setminus \{0\}, \quad x^\top A x > 0.$$

---

<sup>3</sup>Recorde que  $A^\top$  denota a matrix transposta da matrix  $A$ . Além disso,  $\langle x, y \rangle := x^\top y$  define o produto interno canônico em  $\mathbb{R}^n$ .



- Dizemos que a matriz simétrica  $A$  é negativa (semi)definida, denotando-se por  $A \preceq 0$  ( $A \prec 0$ ), se  $-A$  é positiva (semi)definida.
- Dizemos que a matriz simétrica  $A$  é indefinida se existem  $x, y \in \mathbb{R}^n$  tais que  $x^T A x > 0$  e  $y^T A y < 0$ .

Em outras palavras,  $A$  é indefinida se não é nem positiva ou negativa semidefinida. Ao nos referir a positividade ou negatividade de matrizes, assumiremos que a matriz é simétrica.

**Example 4.** Seja

$$A = \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}.$$

Para todo  $x = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 \end{bmatrix}^T$ ,

$$x^T A x = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} = 2x_1^2 - 2x_1x_2 + x_2^2 = x_1^2 + (x_1 - x_2)^2 \geq 0.$$

Portanto,  $A \succeq 0$ . De fato, como  $x_1^2 + (x_1 - x_2)^2 = 0$  sse  $x_1 = x_2 = 0$  tem-se que  $A \succ 0$ .  $\square$

**Example 5.** Seja

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}.$$

Para todo  $x = \begin{bmatrix} 1 & -1 \end{bmatrix}^T$ ,

$$x^T A x = \begin{bmatrix} 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix} = -2.$$

Portanto,  $A$  não é positiva definida. Como  $e_1^T A e_1 = A_{11} = 1$ , também  $A$  não é negativa definida. Portanto,  $A$  é indefinida.  $\square$

Os exemplos anteriores mostram que não podemos inferir a positividade/negatividade de uma matriz apenas verificando a positividade/negatividade de seus elementos. Entretanto, como mencionado no Ex. 3, se a matriz é positiva (semi)definida então os elementos de sua diagonal são positivos (não-negativos). Além disso, se a matriz tem um elemento positivo e um elemento negativo na diagonal, então tal matriz é indefinida. Veja Ex. 4. Usando o Teorema Espectral de Álgebra Linear, a caracterização de positividade de uma matrix simétrica é equivalente à positividade de seus auto-valores, conforme enunciado no teorema à seguir.

**Theorem 3.** Seja matriz simétrica  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ . Então

- $A \succeq 0$  sse todos autovalores de  $A$  são não-negativos.
- $A \succ 0$  sse todos autovalores de  $A$  são positivos.

(iii)  $A$  é indefinida sse  $A$  possui um autovalor negativo e um auto-valor positivo.

**Theorem 4** (Condições necessárias de segunda ordem). *Seja  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$  uma função definida no conjunto aberto  $U \subset \mathbb{R}^n$ . Suponha que  $f$  é continuamente duas vezes diferenciável sobre  $U$  e seja  $x^* \in U$ . Então*

(i) *Se  $x^*$  é um ponto de mínimo local, então  $\nabla^2 f(x^*) \succeq 0$ .*

(ii) *Se  $x^*$  é um ponto de máximo local, então  $\nabla^2 f(x^*) \preceq 0$ .*

Note que as condições anteriores são necessárias mas não suficientes. Por exemplo, tome a função  $f(x) = x^3$ . Temos  $f''(0) = 0$ , mas 0 não é nem ponto de máximo nem de mínimo.

**Theorem 5** (Condições suficientes de segunda ordem). *Seja  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$  uma função definida no conjunto aberto  $U \subset \mathbb{R}^n$ . Suponha que  $f$  é continuamente duas vezes diferenciável sobre  $U$  e seja  $x^* \in U$  um ponto estacionário de  $f$ . Então*

(i) *Se  $\nabla^2 f(x^*) \succ 0$ , então  $x^*$  é um ponto de mínimo local estrito.*

(ii) *Se  $\nabla^2 f(x^*) \prec 0$ , então  $x^*$  é um ponto de máximo local estrito.*

Notemos que a condição suficiente do Teorema 5 refere-se a pontos ótimos estritos. Entretanto, conforme o Teorema 4, positividade *estrita* da Hessiana num ponto mínimo local não ocorre necessariamente — apenas semi-positividade é garantida. Por exemplo, a função  $f(x) = x^4$  tem como 0 um ponto de mínimo estrito, mas  $f''(0) = 0$  não é positiva.

**Definition 7** (Ponto de sela). *Seja  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$  uma função definida no conjunto aberto  $U \subset \mathbb{R}^n$ . Suponha que  $f$  é continuamente duas vezes diferenciável sobre  $U$ . Um ponto estacionário  $x^* \in U$  de  $f$  é chamado ponto de sela de  $f$  em  $U$  se não é nem um ponto de mínimo nem um ponto de máximo de  $f$  em  $U$ .*

**Theorem 6** (Condições suficiente para ponto de sela). *Seja  $f : U \rightarrow \mathbb{R}$  uma função definida no conjunto aberto  $U \subset \mathbb{R}^n$ . Suponha que  $f$  é continuamente duas vezes diferenciável sobre  $U$  e seja  $x^* \in U$  um ponto estacionário de  $f$ . Se  $\nabla^2 f(x^*)$  é indefinida, então  $x^*$  é um ponto de sela.*

O leitor curioso pode ver as demonstrações dos teoremas no Apêndice.

## 6 Existência de pontos ótimos

Até agora assumimos que existem pontos de mínimos/máximos. Nessa seção apresentamos alguns critérios sobre o problema de otimização que permitem garantir a existência de pontos ótimos.

Recorde que um conjunto  $C \subset \mathbb{R}^n$  é *compacto* se é fechado e limitado.<sup>4</sup>

<sup>4</sup>Um conjunto  $C \subset \mathbb{R}^n$  é fechado seu complementar  $C^c$  é aberto. Tal conjunto  $C$  é limitado se existe  $r > 0$  tal que  $C \subset B[0, r]$ .

**Theorem 7** (Weierstrass). *Seja uma função contínua definida sobre um conjunto compacto  $C \subset \mathbb{R}^n$ . Então  $f$  possui um ponto de mínimo global e um ponto de máximo global em  $C$ .*

Quando o conjunto não é compacto o Teorema de Weierstrass não garante a existência de pontos ótimos. Nesse caso, a propriedade de *coercividade* da função pode ser usada. Informalmente, uma função é coerciva se seu gráfico tem a forma de um “tanque” em que podemos encher de água sem nunca transbordar.

**Definition 8** (Coercividade). *Seja  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  uma função contínua definida sobre  $\mathbb{R}^n$ . A função  $f$  é dita coerciva se<sup>5</sup>*

$$\lim_{\|x\| \rightarrow \infty} f(x) = \infty.$$

**Theorem 8** (Existência de soluções: coercividade). *Seja  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  uma função contínua e coerciva e  $C \subset \mathbb{R}^n$  um conjunto fechado não-vazio. Então  $f$  tem um mínimo global em  $C$ .*

**Example 6.** Considere a função

$$f(x_1, x_2) = x_1^2 + x_2^2,$$

e conjunto

$$C = \{(x_1, x_2) : x_1 + x_2 \leq -1\}.$$

O conjunto  $C$  é fechado mas não-compacto, portanto, não podemos usar o Teorema de Weierstrass. Entretanto, a função  $f$  é coerciva, seguindo que existe ponto de mínimo global.

Temos duas possibilidades. Em primeiro lugar, se existe um ponto de mínimo  $x$  no interior  $\text{int}(C) = \{(x_1, x_2) : x_1 + x_2 < -1\}$ , então do Teorema 2 devemos ter  $\nabla f(x) = 0$ , implicando que  $x = 0$ . Entretanto,  $0 \notin C$ , sendo um absurdo.

Em segundo lugar, devemos então ter um ponto de mínimo  $x$  na fronteira  $\partial C = \{(x_1, x_2) : x_1 + x_2 = -1\}$  de  $C$ . Substituindo  $x_1 = -x_2 - 1$ , transformamos o problema em minimizar a função unidimensional  $g(x_2) = (-1 - x_2)^2 + x_2^2$  sobre  $\mathbb{R}$ . A solução de  $0 = g'(x_2) \equiv 2(1 + x_2) + 2x_2$  é  $x_2^* = -0.5$ . Substituindo  $x_1^* = -x_2^* - 1 = -0.5$ , segue que  $(x_1^*, x_2^*) = (-0.5, -0.5)$  é um ponto de mínimo de  $f$  sobre  $C$ .  $\square$

Nos exemplos anteriores minimizamos uma função sem restrições. No exemplo anterior o conjunto de restrições impacta diretamente o conjunto de mínimos. Voltaremos neste ponto no próximos capítulos. Para o exemplo à seguir usaremos o seguinte resultado.

**Proposition 1.** *Seja  $A$  uma matriz simétrica  $2 \times 2$ . Temos que  $A$  é positiva semidefinida (definida) sse  $\text{tr}(A) \geq 0$  e  $\det(A) \geq 0$  ( $\text{tr}(A) > 0$  e  $\det(A) > 0$ ).*

**Example 7.** Considere a função

$$f(x_1, x_2) = 2x_1^3 + 3x_2^2 + 3x_1^2x_2 - 24x_2,$$

---

<sup>5</sup>Aqui denotemos a norma  $\|x\| = \sqrt{x^T x}$ .

sobre todo o espaço bidimensional  $\mathbb{R}^2$ . Acharemos e classificaremos todos os pontos estacionários de  $f$  sobre  $\mathbb{R}^2$ . Temos

$$\nabla f(x_1, x_2) = \begin{bmatrix} 6x_1^2 + 6x_1x_2 \\ 6x_2 + 3x_1^2 - 24 \end{bmatrix}.$$

Os pontos estacionários são a solução do sistema:

$$\begin{aligned} 6x_1^2 + 6x_1x_2 &= 0, \\ 6x_2 + 3x_1^2 - 24 &= 0. \end{aligned}$$

A primeira equação é equivalente a  $x_1 = 0$  ou  $x_1 + x_2 = 0$ . Se  $x_1 = 0$ , da segunda equação tem-se  $x_2 = 4$ . Se  $x_1 + x_2 = 0$ , substituindo-se na segunda equação tem-se  $3x_1^2 - 6x_1 - 24 = 0$ . Obtemos as soluções  $x_1 = 4, -2$ . Em conclusão, os pontos estacionários de  $f$  são

$$(0, 4), (4, -4), (-2, 2).$$

A Hessiana de  $f$  é

$$\nabla^2 f(x_1, x_2) = 6 \begin{bmatrix} 2x_1 + x_2 & x_1 \\ x_1 & 1 \end{bmatrix}.$$

Para o ponto estacionário  $(0, 4)$ ,

$$\nabla^2 f(0, 4) = 6 \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \succ 0,$$

portanto  $(0, 4)$  é um ponto de mínimo local estrito. Ele não é um ponto de mínimo global já que  $f$  não é limitada por baixo:

$$f(x_1, 0) = 2x_1^3 \rightarrow -\infty \text{ quando } x_1 \rightarrow -\infty.$$

Para o ponto estacionário  $(4, -4)$ ,

$$\nabla^2 f(4, -4) = 6 \begin{bmatrix} 4 & 4 \\ 4 & 1 \end{bmatrix}.$$

Como  $\det(\nabla^2(4, -4)) = -6^2 \cdot 12 < 0$ , temos que  $\nabla^2(4, -4)$  não é positiva semidefinida. Também,  $\nabla^2(4, -4)$  possui elemento diagonal positivo, logo não é negativa semidefinida. Segue que  $\nabla^2(4, -4)$  é indefinida e  $(4, -4)$  é um ponto de sela.

Para o ponto estacionário  $(-2, 2)$ ,

$$\nabla^2 f(-2, 2) = 6 \begin{bmatrix} -2 & -2 \\ -2 & 1 \end{bmatrix},$$

que é indefinida já que possui elementos na diagonal positivos e negativos. Segue que  $(-2, 2)$  é um ponto de sela.  $\square$

**Example 8.** Retornemos ao Exemplo 2, obteremos os pontos estacionários da função

$$f(x, y) = \frac{x + y}{x^2 + y^2 + 1}.$$

Temos

$$\nabla f(x, y) = \frac{1}{(x^2 + y^2 + 1)^2} \begin{bmatrix} x^2 + y^2 + 1 - 2(x + y)x \\ x^2 + y^2 + 1 - 2(x + y)y \end{bmatrix}.$$

Os pontos estacionários são a solução do sistema:

$$-x^2 - 2xy + y^2 = -1,$$

$$x^2 - 2xy - y^2 = -1.$$

Adicionando as duas equações obtemos  $xy = \frac{1}{2}$ . Subtraindo-as, obtemos  $x^2 = y^2$ , implicando que  $x = y$ . Portanto,  $x^2 = \frac{1}{2}$ . Concluimos que os pontos estacionários de  $f$  são

$$\left(\frac{-1}{\sqrt{2}}, \frac{-1}{\sqrt{2}}\right), \left(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}\right).$$

Para o ponto estacionário  $(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}})$ , note que  $f(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}}) = \frac{1}{\sqrt{2}}$ . Em seguida,

$$f(x, y) = \frac{x + y}{x^2 + y^2 + 1} \leq \sqrt{2} \frac{\sqrt{x^2 + y^2}}{x^2 + y^2 + 1} \leq \sqrt{2} \max_{t \geq 0} \frac{t}{t^2 + 1},$$

onde usamos Cauchy-Schwarz. Para todo  $t \geq 0$ ,  $t^2 + 1 \geq 2t$ , implicando que  $f(x, y) \leq \frac{1}{\sqrt{2}}$  para todo  $(x, y) \in \mathbb{R}^2$ . Segue que  $(\frac{1}{\sqrt{2}}, \frac{1}{\sqrt{2}})$  atinge o ponto de máximo sendo portanto um ponto de máximo global.

Um argumento análogo mostra que  $(\frac{-1}{\sqrt{2}}, \frac{-1}{\sqrt{2}})$  é ponto de mínimo global. □

## 7 Condições para soluções globais

As condições anteriores referem-se apenas a pontos de ótimos locais: temos informação do sinal da Hessiana na vizinhança de um ponto. Quando a Hessiana é positiva semidefinida em todo ponto, então os pontos estacionários são pontos de mínimo globais. De fato, veremos futuramente que esta propriedade implica convexidade da função.

**Theorem 9.** Seja  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$  função duas vezes continuamente diferenciável. Suponha que

$$\nabla^2 f(x) \succeq 0, \quad \forall x \in \mathbb{R}^n.$$

Então, todo ponto estacionário  $x^* \in \mathbb{R}^n$  de  $f$  é um ponto de mínimo global.

*Prova.* Pelo Teorema 1, para todo  $x \in \mathbb{R}^n$ , existe  $\xi_x \in [x^*, x]$  tal que

$$f(x) - f(x^*) = \frac{1}{2}(x - x^*)^T \nabla^2 f(\xi_x)(x - x^*).$$

Para todo  $x \in \mathbb{R}^n$   $\nabla^2 f(\xi_x) \succeq 0$ . Temos que

$$\forall x \in \mathbb{R}^n, \quad f(x) \geq f(x^*),$$

e, portanto,  $x^*$  é ponto de mínimo global de  $f$ . □

## 8 Funções quadráticas

Um caso clássico é quando temos uma função *quadrática*, isto é, da forma

$$f(x) = x^T A x + 2b^T x + c,$$

onde  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  é uma matriz simétrica,  $b \in \mathbb{R}^n$  e  $c \in \mathbb{R}$ . O gradiente e Hessiana podem ser expressos como (veja Ex. 5)

$$\nabla f(x) = 2Ax + 2b$$

$$\nabla^2 f(x) = 2A.$$

Usando estas fórmulas, podemos caracterizar os pontos estacionários e pontos ótimos de uma função quadrática.

**Lemma 1** (Pontos estacionários e ótimos de função quadrática). *Seja uma função como acima com  $A$  simétrica. Então*

- (i)  $x$  é ponto estacionário sse  $Ax = -b$ .
- (ii) Suponha que  $A \succeq 0$ . Então  $x$  é ponto de mínimo global sse  $Ax = -b$ .
- (iii) Suponha que  $A \succ 0$ . Então  $x = -A^{-1}b$  é ponto de mínimo global estrito.

*Prova.* (i) Segue imediatamente da fórmula do gradiente.

(ii) Suponha que  $A \succeq 0$ . Da fórmula da Hessiana, segue que  $\nabla^2 f(x) \succeq 0$  para todo  $x \in \mathbb{R}^n$ . O resultado segue então do Teorema 9 e item (i).

(iii) Suponha que  $A \succ 0$ . Então  $x = -A^{-1}b$  é a única solução de  $Ax = -b$ . Segue do item (ii) que  $x = -A^{-1}b$  é o único ponto de mínimo global de  $f$  e, portanto, mínimo global estrito.  $\square$

Concluimos com a caracterização da coercividade de funções quadráticas.

**Lemma 2** (Coercividade de funções quadráticas). *Seja função  $f(x) = x^T A x + 2b^T x + c$ , onde  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  é uma matriz simétrica,  $b \in \mathbb{R}^n$  e  $c \in \mathbb{R}$ . Então  $f$  é coerciva sse  $A \succ 0$ .*

## 9 Exercícios

**Exercise 1.** Considere a função

$$f(x) = 3x^4 - 20x^3 + 42x^2 - 36x.$$

Justificando, ache seus pontos de mínimo locais e globais. *Dica:* mostre que  $\lim_{|x| \rightarrow \infty} f(x) = \infty$ , implicando que  $f$  tem mínimo global.

**Exercise 2.** Refaça o Exemplo 8, mas desta vez achando os pontos estacionários e analisando suas matrizes hessianas.

**Exercise 3.** Seja  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  uma matriz simétrica. Mostre que se  $A$  possui um elemento diagonal negativo então  $A$  não é positiva definida. Analogamente, mostre que se  $A$  possui um elemento diagonal positivo então  $A$  não é negativa definida.

**Exercise 4.** Seja  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  uma matriz simétrica. Mostre que se  $A$  possui um elemento diagonal negativo e um elemento diagonal positivo então  $A$  é indefinida.

**Exercise 5.** Verifique que o gradiente e Hessiana da função

$$f(x) = x^T A x + 2b^T x + c,$$

onde  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  é uma matriz simétrica,  $b \in \mathbb{R}^n$  e  $c \in \mathbb{R}$ , são expressos por:

$$\nabla f(x) = 2Ax + 2b$$

$$\nabla^2 f(x) = 2A.$$

## 10 Apêndice

### 10.1 Prova do Teorema 4

Provaremos apenas (i) já que o item (ii) segue do item (i) aplicado à função  $-f$ .

Seja  $x^*$  um ponto de mínimo local, existe bola  $B(x^*, r) \subset U$  tal que

$$\forall x \in B(x^*, r), \quad f(x) \geq f(x^*).$$

Seja  $0 \neq d \in \mathbb{R}^n$ . Para todo  $0 < \alpha < \frac{r}{\|d\|}$ ,  $x_\alpha^* := x^* + \alpha d \in B(x^*, r)$  e portanto

$$f(x_\alpha^*) \geq f(x^*). \quad (2)$$

Pelo Teorema 1, existe  $\xi_\alpha \in [x^*, x_\alpha^*]$  tal que

$$f(x_\alpha^*) - f(x^*) = \nabla f(x^*)^T (x_\alpha^* - x^*) + \frac{1}{2} (x_\alpha^* - x^*)^T \nabla^2 f(\xi_\alpha) (x_\alpha^* - x^*).$$

Seja  $x^*$  um ponto estacionário ( $\nabla f(x^*) = 0$ ) segue que

$$f(x_\alpha^*) - f(x^*) = \frac{\alpha^2}{2} d^T \nabla^2 f(\xi_\alpha) d. \quad (3)$$

Combinando (2)-(3) obtemos que para todo  $0 < \alpha < \frac{r}{\|d\|}$ ,

$$d^T \nabla^2 f(\xi_\alpha) d \geq 0.$$

Usando que  $\xi_\alpha \rightarrow x^*$  quando  $\alpha \rightarrow 0^+$  e por continuidade da Hessiana, segue que

$$d^T \nabla^2 f(x^*) d \geq 0.$$

## 10.2 Prova do Teorema 5

Provaremos apenas (i) já que o item (ii) segue do item (i) aplicado à função  $-f$ .

Seja  $x^*$  um ponto estacionário tal que  $\nabla^2 f(x^*) \succ 0$ . Sendo a Hessiana contínua, segue que existe bola  $B(x^*, r) \subset U$  tal que  $\nabla^2 f(x) \succ 0$  para todo  $x \in B(x^*, r)$ . Pelo Teorema 1 segue que, para todo  $x \in B(x^*, r)$ , existe  $\xi_x \in [x^*, x] \subset B(x^*, r)$  tal que

$$f(x) - f(x^*) = \frac{1}{2}(x - x^*)^\top \nabla^2 f(\xi_x)(x - x^*).$$

Tem-se  $\nabla^2 f(\xi_x) \succ 0$  para todo  $x \in B(x^*, r)$ . Segue que

$$\forall x \neq x^*, \quad f(x) > f(x^*),$$

isto é, que  $x^*$  é ponto de mínimo local.

## 10.3 Prova do Teorema 6

Seja  $\nabla^2 f(x^*)$  é indefinida. Portanto,  $\nabla^2 f(x^*)$  possui auto-valor positivo  $\lambda_1$  associado ao auto-vetor  $v_1$  com norma  $\|v_1\| = 1$ . Sendo  $U$  aberto, existe  $r > 0$  tal que  $x^* + \alpha v_1 \in U$  para todo  $\alpha \in (0, r)$ . Pelo Teorema ?? e usando que  $\nabla f(x^*) = 0$ , sabemos que existe função  $o : \mathbb{R}_+ \rightarrow \mathbb{R}$  satisfazendo

$$\lim_{t \rightarrow 0} \frac{o(t)}{t} = 0, \tag{4}$$

tal que para todo  $\alpha \in (0, r)$ ,

$$\begin{aligned} f(x^* + \alpha v_1) &= f(x^*) + \frac{\alpha^2}{2} v_1^\top \nabla^2 f(x^*) v_1 + o(\alpha^2 \|v_1\|^2) \\ &= f(x^*) + \frac{\lambda_1 \alpha^2}{2} \|v_1\|^2 + o(\alpha^2 \|v_1\|^2) \\ &= f(x^*) + \frac{\lambda_1 \alpha^2}{2} + o(\alpha^2). \end{aligned}$$

De (4), segue que existe  $\epsilon_1 \in (0, r)$  tal que

$$\forall \alpha \in (0, \epsilon_1), \quad g(\alpha^2) > -\frac{\lambda_1 \alpha^2}{2}.$$

Portanto,

$$\forall \alpha \in (0, \epsilon_1), \quad f(x^* + \alpha v_1) > f(x^*).$$

Isto implica que  $x^*$  não pode ser um máximo local sobre  $U$ .

Um argumento análogo usando que  $\nabla^2 f(x^*)$  tem auto-valor negativo  $\lambda_2 < 0$  associado a um auto-vetor  $v_2$  de norma 1, mostra que existe  $\epsilon_2 \in (0, r)$  tal que

$$\forall \alpha \in (0, \epsilon_2), \quad f(x^* + \alpha v_2) < f(x^*).$$

Portanto,  $x^*$  não pode ser ponto de mínimo local sobre  $U$ .



## 10.4 Prova do Teorema 8

Seja  $x_0 \in C$  um ponto arbitrário. Como  $f$  é coerciva, segue que existe  $M > 0$  tal que

$$f(x) > f(x_0) \text{ para todo } x \text{ tal que } \|x\| > M.$$

Temos que  $x^*$  é um ponto de mínimo global de  $f$  sobre  $C$ . Portanto  $f(x^*) \geq f(x_0)$ . Segue da afirmação em display que o conjunto de mínimos globais de  $f$  sobre  $C$  é exatamente o conjunto de mínimos globais de  $f$  sobre  $C \cap B[0, M]$ . O conjunto  $C \cap B[0, M]$  é fechado e limitado, portanto compacto. Segue do Teorema de Weierstrass que  $f$  possui ponto de mínimo global sobre  $C \cap B[0, M]$ , e portanto, sobre  $C$  também.

## 10.5 Prova do Lemma 2

Necessitaremos do seguinte lemma, que decorre do Teorema Espectral visto em Álgebra Linear.

**Lemma 3.** *Seja  $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$  simétrica. Então, para todo  $x \neq 0$ ,*

$$\lambda_{\min}(A) \leq \frac{x^T A x}{\|x\|^2} \leq \lambda_{\max}(A).$$

( $\Leftarrow$ ). Suponha que  $A \succ 0$ . Denote  $\alpha := \lambda_{\min}(A)$ . Pelo lem1a acima e Cauchy-Schwarz, segue que, para todo  $x \in \mathbb{R}^n$ ,

$$\begin{aligned} f(x) &= x^T A x + 2b^T x + c \\ &\geq \alpha \|x\|^2 - 2\|b\|\|x\| + c. \end{aligned}$$

Segue que  $f(x) \rightarrow \infty$  quando  $\|x\| \rightarrow \infty$ ; isto é,  $f$  é coerciva.

( $\Rightarrow$ ). Suponha que  $f$  é coerciva. Suponha que  $A$  tenha auto-valores negativos. Portanto, existem  $v \neq 0$  e  $\lambda < 0$  tais que  $Av = \lambda v$ . Portanto, para todo  $\alpha \in \mathbb{R}$ ,

$$f(\alpha v) = \lambda \|\alpha v\|^2 + 2(b^T v)\alpha + c \rightarrow -\infty \text{ as } \alpha \rightarrow \infty.$$

Isto contradiz a hipótese de coercividade. Portanto,  $A$  possui todos auto-valores não-negativos.

Provaremos agora que 0 não é auto-valor de  $A$ , provando que  $A \succ 0$ . Assuma que exista  $v \neq 0$  tal que  $Av = 0$ . Então, para todo  $\alpha \in \mathbb{R}$ ,

$$f(\alpha v) = 2(b^T v)\alpha + c.$$

Temos que

$$f(\alpha v) \rightarrow \begin{cases} c, & \text{as } \alpha \rightarrow \infty \text{ se } b^T v = 0, \\ -\infty, & \text{as } \alpha \rightarrow -\infty \text{ se } b^T v > 0, \\ -\infty, & \text{as } \alpha \rightarrow \infty \text{ se } b^T v < 0. \end{cases}$$

Em qualquer caso contradizemos a hipótese de que  $f$  é coerciva. Portanto, 0 não pode ser auto-valor de  $A$ .