

Định nghĩa 1. Hàm số $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ được gọi là **lồi** (convex) nếu với mọi $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ và $\theta \in \mathbb{R}$ sao cho $0 \leq \theta \leq 1$, ta có

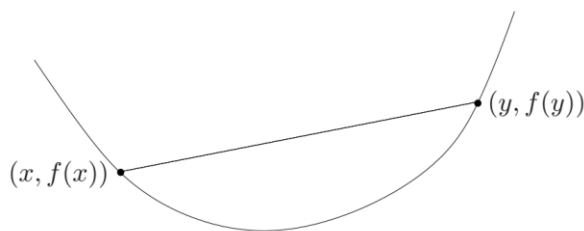
$$f(\theta \mathbf{x} + (1 - \theta)\mathbf{y}) \leq \theta f(\mathbf{x}) + (1 - \theta)f(\mathbf{y}) \quad (*).$$

Tương tự, ta nói f là:

- **lồi ngặt** (strictly convex) nếu dấu \leq trong (*) được thay bằng dấu $<$,
- **lõm** (concave) nếu dấu \leq trong (*) được thay bằng dấu \geq ,
- **lõm ngặt** (strictly concave) nếu dấu \leq trong (*) được thay bằng dấu $>$.

Nhận xét 2.

- Nếu f là hàm lồi (lõm) thì $-f$ là hàm lõm (lồi).
- Về mặt hình học, (*) có nghĩa là đoạn thẳng nối $(\mathbf{x}, f(\mathbf{x}))$ và $(\mathbf{y}, f(\mathbf{y}))$ luôn nằm trên đồ thị của hàm số f .



Ví dụ 3. Hàm affine vừa lồi vừa lõm.

Mệnh đề 4. Cho $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ có đạo hàm liên tục đến cấp 2, các phát biểu sau là tương đương:

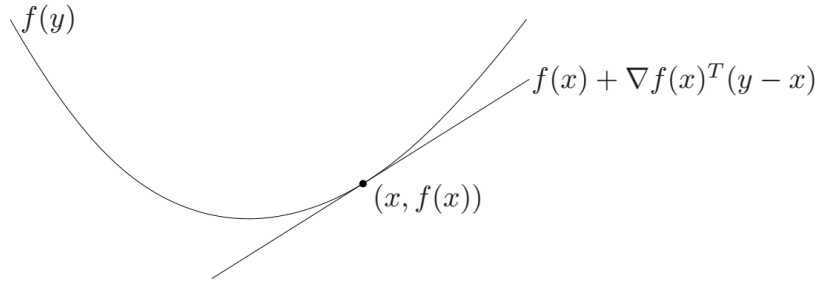
- f là hàm lồi.
- $f(\mathbf{y}) \geq f(\mathbf{x}) + \nabla f(\mathbf{x})^T(\mathbf{y} - \mathbf{x})$, với mọi $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$.
- $\nabla^2 f(\mathbf{x}) \geq 0$ ($\nabla^2 f(\mathbf{x})$ là ma trận nửa xác định dương), với mọi $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$.

Tương tự, các phát biểu sau là tương đương:

- f là hàm lõm.
- $f(\mathbf{y}) \leq f(\mathbf{x}) + \nabla f(\mathbf{x})^T(\mathbf{y} - \mathbf{x})$, với mọi $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$.
- $\nabla^2 f(\mathbf{x}) \leq 0$ ($\nabla^2 f(\mathbf{x})$ là ma trận nửa xác định âm), với mọi $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$.

Nhận xét 5.

- Ta đã biết $f(\mathbf{x}) + \nabla f(\mathbf{x})^T(\mathbf{y} - \mathbf{x})$ là xấp xỉ Taylor bậc nhất của f tại \mathbf{x} . Do đó (ii) có nghĩa là xấp xỉ Taylor bậc nhất luôn là **ước lượng dưới** (underestimator) của hàm f .
- Cũng từ (ii) nếu $\nabla f(\mathbf{x})^T = \mathbf{0}$ thì $f(\mathbf{y}) \geq f(\mathbf{x})$ với mọi $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$ nên \mathbf{x} là một **điểm cực tiểu toàn cục** (global minimum point) mà tại đó hàm f nhận **giá trị nhỏ nhất** (minimum value).



- (iii) cho phép ta kiểm tra tính lồi (lõm) của hàm số bằng các kĩ thuật của đại số tuyến tính.

Ví dụ 6. Cho $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ là ma trận đối xứng ($A^T = A$), $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^n, c \in \mathbb{R}$, hàm số $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ được xác định bởi

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T A \mathbf{x} + \mathbf{b}^T \mathbf{x} + c$$

được gọi là **hàm bậc hai** (quadratic function).

Vì

$$\nabla f(\mathbf{x}) = 2A\mathbf{x} + \mathbf{b}, \quad \nabla^2 f(\mathbf{x}) = 2A$$

Nên ta có

- f lồi khi và chỉ khi A nửa xác định dương ($A \geq 0$),
- f lồi ngặt khi và chỉ khi A xác định dương ($A > 0$),
- f lõm khi và chỉ khi A nửa xác định âm ($A \leq 0$),
- f lõm ngặt khi và chỉ khi A xác định âm ($A < 0$).

Ví dụ 7. Hàm số $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ được xác định bởi

$$f(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x}\|^2$$

là hàm lồi ngặt vì ta có

$$f(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x}\|^2 = \mathbf{x}^T \mathbf{x} = \mathbf{x}^T I_n \mathbf{x}$$

với I_n là ma trận đơn vị cấp n nên $\nabla^2 f(\mathbf{x}) = 2I_n > 0$. Điểm cực tiểu duy nhất của hàm số chính là nghiệm duy nhất của hệ PTTT

$$\nabla f(\mathbf{x}) = 2I_n \mathbf{x} = 0 \Leftrightarrow \mathbf{x} = \mathbf{0}.$$

Ví dụ 8. Khảo sát tính lồi/lõm và tìm các điểm cực trị toàn cục (nếu có) của hàm số 3 biến sau

$$f(x_1, x_2, x_3) = x_1^2 + x_2^2 + x_3^2 - x_1 x_2 + x_1 x_3 + 2x_1 - 6x_3 + 5.$$

Định nghĩa 9. Cho $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ và $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$, bài toán tìm $\hat{\mathbf{x}} \in \mathbb{R}^n$ để

$$\text{minimize } \|A\mathbf{x} - \mathbf{b}\|^2$$

được gọi là **bài toán bình phương tối thiểu** (least squares problem). Vector $\mathbf{r} = A\mathbf{x} - \mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$ được gọi là **phần dư** (residual) và $\hat{\mathbf{x}}$ được gọi là nghiệm của bài toán.

Nhận xét 10.

- $\|Ax - \mathbf{b}\|^2 = \|\mathbf{r}\|^2 = r_1^2 + r_2^2 + \dots + r_m^2 = (a_1^T \mathbf{x} - b_1)^2 + (a_2^T \mathbf{x} - b_2)^2 + \dots + (a_m^T \mathbf{x} - b_m)^2$, với $a_i^T \in \mathbb{R}^n$ là dòng thứ i của ma trận A .
- $A\mathbf{x} = x_1 a_1 + x_2 a_2 + \dots + x_n a_n$, với $a_j \in \mathbb{R}^m$ là cột thứ j của ma trận A ($A\mathbf{x}$ là một tổ hợp tuyến tính của các cột của A).
- Khi \mathbf{b} là một tổ hợp tuyến tính của các cột của A thì $\hat{\mathbf{x}}$ là nghiệm của hệ PTTT $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$, khi đó $\hat{\mathbf{r}} = A\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{b} = \mathbf{0}$ và $\|A\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{b}\|^2 = 0$.
- Khi \mathbf{b} không là một tổ hợp tuyến tính của các cột của A thì hệ PTTT $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ vô nghiệm, khi đó $\|A\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{b}\|^2 > 0$ nhưng $A\hat{\mathbf{x}}$ là “xấp xỉ tốt nhất” của \mathbf{b} ($A\hat{\mathbf{x}} \approx \mathbf{b}$) theo nghĩa phần dư $\hat{\mathbf{r}} = A\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{b}$ có chuẩn nhỏ nhất.

Ví dụ 11. Cho

$$A = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ -1 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}.$$

Hệ PTTT $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$ vô nghiệm vì $\mathbf{b} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix}$ không là tổ hợp tuyến tính của $\begin{bmatrix} 2 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 2 \end{bmatrix}$.

Bài toán bình phương tối thiểu

$$\text{minimize } \|A\mathbf{x} - \mathbf{b}\|^2 \text{ là minimize } (2x_1 - 1)^2 + (-x_1 + x_2)^2 + (2x_2 + 1)^2$$

có nghiệm là (tìm bằng công thức bên dưới) $\hat{\mathbf{x}} = \left(\frac{1}{3}, -\frac{1}{3}\right)$ với phần dư $\hat{\mathbf{r}} = A\hat{\mathbf{x}} - \mathbf{b} = \left(-\frac{1}{3}, -\frac{2}{3}, \frac{1}{3}\right)$ và $\|\hat{\mathbf{r}}\|^2 = \frac{2}{3}$.

Không có trường hợp \mathbf{x} nào cho phần dư có chuẩn nhỏ hơn $\|\hat{\mathbf{r}}\| = \sqrt{\frac{2}{3}}$. Chẳng hạn, với $\tilde{\mathbf{x}} = \left(\frac{1}{2}, -\frac{1}{2}\right)$ ta có $\tilde{\mathbf{r}} = A\tilde{\mathbf{x}} - \mathbf{b} = (0, -1, 0)$ và $\|\tilde{\mathbf{r}}\| = 1$.

Mệnh đề 12. Nghiệm $\hat{\mathbf{x}}$ của bài toán bình phương tối thiểu

$$\text{minimize } \|A\mathbf{x} - \mathbf{b}\|^2$$

thỏa

$$A^T A \hat{\mathbf{x}} = A^T \mathbf{b}.$$

Trường hợp các cột của A độc lập tuyến tính (A có hạng là n) thì $A^T A$ khả nghịch nên

$$\hat{\mathbf{x}} = (A^T A)^{-1} A^T \mathbf{b} = A^\dagger \mathbf{b}.$$

là nghiệm duy nhất của bài toán.

Ma trận $A^\dagger = (A^T A)^{-1} A^T$ được gọi là ma trận **giả nghịch đảo** (pseudo-inverse) của A . Nhận xét, khi A là ma trận vuông khả nghịch thì $A^\dagger = (A^T A)^{-1} A^T = A^{-1} (A^T)^{-1} A^T = A^{-1}$ và $\hat{\mathbf{x}} = A^\dagger \mathbf{b} = A^{-1} \mathbf{b}$ là nghiệm duy nhất của hệ PTTT $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$.

Chứng minh 13. Với $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ và $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$, xét hàm số $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ được xác định bởi

$$f(\mathbf{x}) = \|\mathbf{Ax} - \mathbf{b}\|^2.$$

Ta có

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

Do đó

$$\nabla f(\mathbf{x}) = 2(\mathbf{A}^T \mathbf{A}) \mathbf{x} - (2\mathbf{b}^T \mathbf{A})^T = 2(\mathbf{A}^T \mathbf{A}) \mathbf{x} - 2\mathbf{A}^T \mathbf{b} \text{ và } \nabla^2 f(\mathbf{x}) = 2(\mathbf{A}^T \mathbf{A}).$$

Do $\mathbf{h}^T \nabla^2 f(\mathbf{x}) \mathbf{h} = 2(\mathbf{h}^T (\mathbf{A}^T \mathbf{A}) \mathbf{h}) = 2((\mathbf{h}^T \mathbf{A}^T)(\mathbf{A} \mathbf{h})) = 2((\mathbf{A} \mathbf{h})^T (\mathbf{A} \mathbf{h})) = 2\|\mathbf{A} \mathbf{h}\|^2 \geq 0$ với mọi $\mathbf{h} \in \mathbb{R}^n$ nên $\nabla^2 f(\mathbf{x})$ là ma trận nửa xác định dương với mọi $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$. Như vậy f là hàm lồi nên đạt giá trị nhỏ nhất tại $\hat{\mathbf{x}}$ là nghiệm của hệ PTTT

$$\nabla f(\mathbf{x}) = 2(\mathbf{A}^T \mathbf{A}) \mathbf{x} - 2\mathbf{A}^T \mathbf{b} = \mathbf{0} \Leftrightarrow \mathbf{A}^T \mathbf{A} \hat{\mathbf{x}} = \mathbf{A}^T \mathbf{b}.$$

Ví dụ 14 (tiếp Ví dụ 11). Với

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ -1 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix},$$

Ta có

$$\mathbf{A}^T \mathbf{A} = \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 0 \\ -1 & 1 \\ 0 & 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 & -1 \\ -1 & 5 \end{bmatrix}, (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} = \begin{bmatrix} 5 & 1 \\ 24 & 24 \\ 1 & 5 \\ 24 & 24 \end{bmatrix},$$

$$\mathbf{A}^\dagger = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T = \begin{bmatrix} 5 & 1 \\ 24 & 24 \\ 1 & 5 \\ 24 & 24 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 & -1 & 1 \\ 12 & -6 & 12 \\ 1 & 1 & 5 \\ 12 & 6 & 12 \end{bmatrix},$$

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{A}^\dagger \mathbf{b} = \begin{bmatrix} 5 & -1 & 1 \\ 12 & -6 & 12 \\ 1 & 1 & 5 \\ 12 & 6 & 12 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ -1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \\ -1 \\ 3 \end{bmatrix}.$$

Ứng dụng 15 (polynomial fitting). Trong mặt phẳng cho 5 điểm có tọa độ

Điểm i	x_i	y_i
1	-2	9
2	-1	-1
3	0	1
4	1	3
5	2	17

Tìm đa thức có bậc không quá k “khớp” các điểm trên.

Giải: (xem file Notebook)

Ta tìm các hệ số a_i của đa thức

$$\hat{y}(x) = a_0 + a_1x + a_2x^2 + \dots + a_kx^k$$

để $\hat{y}(x)$ “khớp tốt nhất” $n = 5$ điểm trên, nghĩa là

$$\hat{y}(x_i) = a_0 + a_1x_i + a_2x_i^2 + \dots + a_kx_i^k \approx y_i \text{ tức là } \hat{r}_i = \hat{y}(x_i) - y_i \approx 0, i = 1, 2, \dots, n.$$

Đặt

$$A = \begin{bmatrix} 1 & x_1 & x_1^2 & \dots & x_1^k \\ 1 & x_2 & x_2^2 & \dots & x_2^k \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_n & x_n^2 & \dots & x_n^k \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{n \times (k+1)}, \quad \mathbf{a} = \begin{bmatrix} a_0 \\ a_1 \\ \vdots \\ a_k \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{k+1}, \quad \mathbf{r} = A\mathbf{a} - \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n.$$

Ta có bài toán bình phương tối thiểu, cụ thể, ta cần tìm vector hệ số \mathbf{a} sao cho tổng bình phương “lỗi” sau là nhỏ nhất

$$\sum_{i=1}^n (\hat{y}(x_i) - y_i)^2 = \sum_{i=1}^n r_i^2 = \|\mathbf{r}\|^2 = \|A\mathbf{a} - \mathbf{y}\|^2$$

Khi các hoành độ $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ phân biệt, ta có các cột của ma trận A là độc lập tuyến tính, do đó vector các hệ số cần tìm là

$$\hat{\mathbf{a}} = (A^T A)^{-1} A^T \mathbf{y} = A^\dagger \mathbf{y}.$$

$k = 0$:

$$A = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (A^T A) = n, \quad (A^T A)^{-1} = \frac{1}{n}, \quad A^\dagger = (A^T A)^{-1} A^T = \begin{bmatrix} \frac{1}{n} & \frac{1}{n} & \dots & \frac{1}{n} \end{bmatrix},$$

$$\hat{\mathbf{a}} = A^\dagger \mathbf{y} = \begin{bmatrix} \frac{1}{n} & \frac{1}{n} & \dots & \frac{1}{n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_1 \\ \vdots \\ a_n \end{bmatrix} = \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} = \bar{y} = 5.8$$

Đa thức bậc không (hằng số) khớp tốt nhất (tổng bình phương lỗi tối thiểu) là

$$\hat{y}(x) = \bar{y} = 5.8.$$

$k = 1$:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & x_1 \\ 1 & x_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & x_n \end{bmatrix}, \quad (A^T A) = \begin{bmatrix} n & \sum_{i=1}^n x_i \\ \sum_{i=1}^n x_i & \sum_{i=1}^n x_i^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 5 & 0 \\ 0 & 10 \end{bmatrix}, \quad (A^T A)^{-1} = \begin{bmatrix} 0.2 & 0 \\ 0 & 0.1 \end{bmatrix},$$

$$\hat{\mathbf{a}} = A^\dagger \mathbf{y} = \begin{bmatrix} 5.8 \\ 2 \end{bmatrix}$$

Đa thức bậc nhất (đường thẳng) khớp tốt nhất là

$$\hat{y}(x) = 5.8 + 2x.$$

$k = 2$:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 4 \\ 1 & -1 & 1 \\ 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 4 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{y} = \begin{bmatrix} 9 \\ -1 \\ 1 \\ 3 \\ 17 \end{bmatrix}$$

Đa thức bậc hai (parabol) khớp tốt nhất là

$$\hat{y}(x) = -1.05714286 + 2x + 3.42857143x^2.$$

Các đa thức bậc cao hơn (xem Notebook).

Vì có 5 điểm nên đa thức bậc 4 sau “đi qua” 5 điểm (không lỗi)

$$\hat{y}(x) = 1 + 2x - x^2 + x^4.$$