

最优化理论与方法

第2讲 微分

无约束问题：

$$\min f(x), \quad x \in R^n \quad (1.4)$$

约束问题：

$$\begin{aligned} \min \quad & f(x) \\ \text{s.t.} \quad & g_i(x) \geq 0, i \in I = \{1, 2, \dots, m_1\} \\ & h_j(x) = 0, j \in E = \{m_1 + 1, \dots, m\} \end{aligned} \quad (1.5)$$

约束函数： g_i, h_j

不等式约束条件： $g_i(x) \geq 0$

等式约束条件： $h_j(x) = 0$

可行域： $D = \{x : g_i(x) \geq 0, i \in I; h_j(x) = 0, j \in E\}$

满足(1.4)或(1.5)的 x 称为最优解或解。最优化就是研究关于解的理论及如何求解

最优解的概念 设 $x^* \in D$

定义5.1.1

x^* 是问题(1.1)的局部最优解: 若存在邻域 $U_\delta(x^*)$,使得

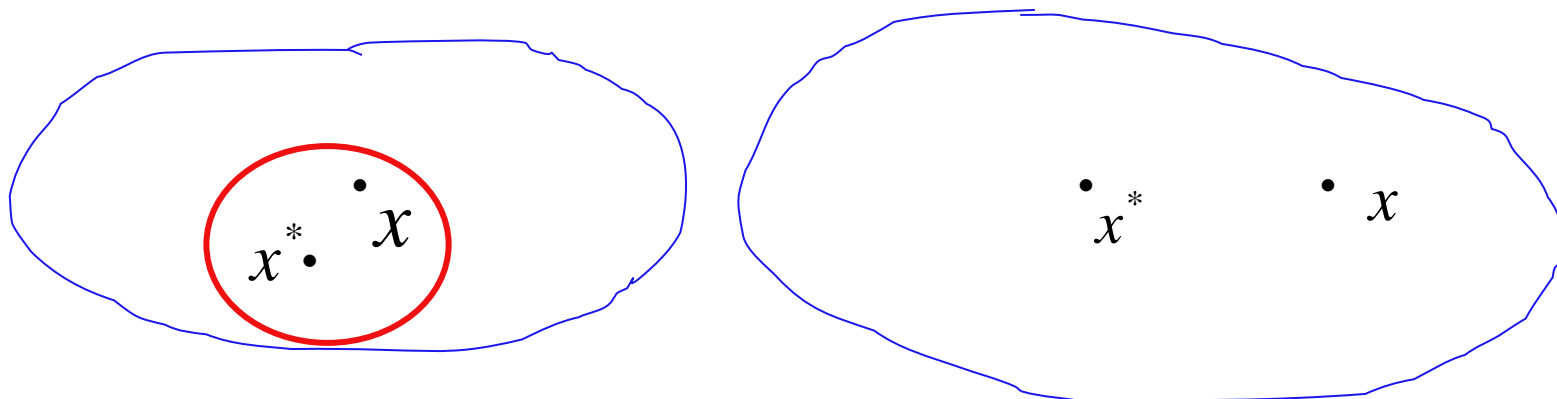
$$f(x^*) \leq f(x), \quad \forall x \in U_\delta(x^*) \cap D \quad (1.6)$$

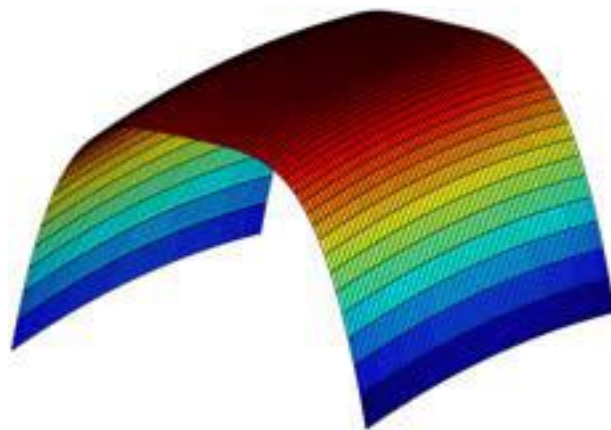
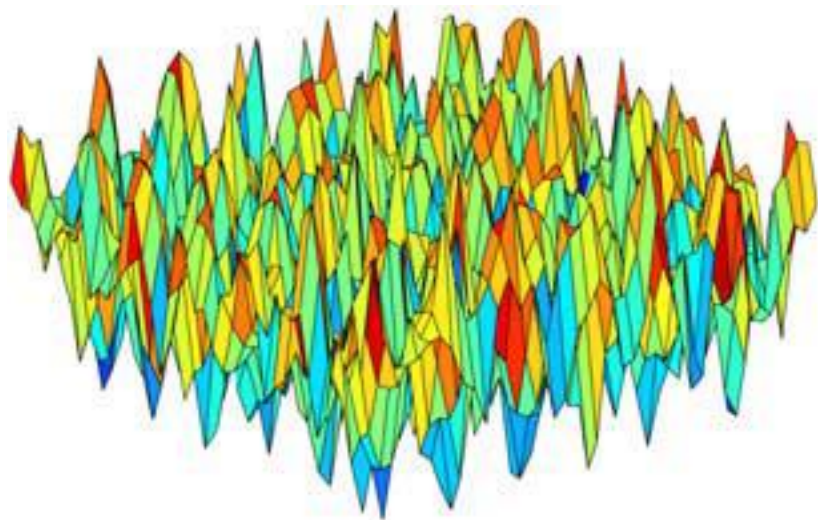
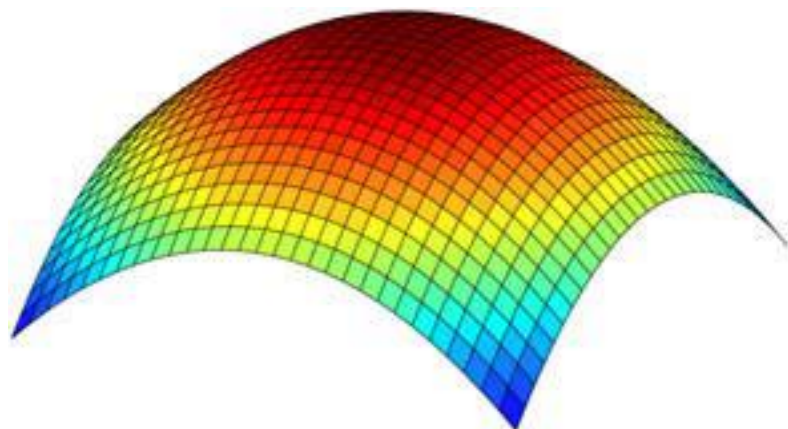
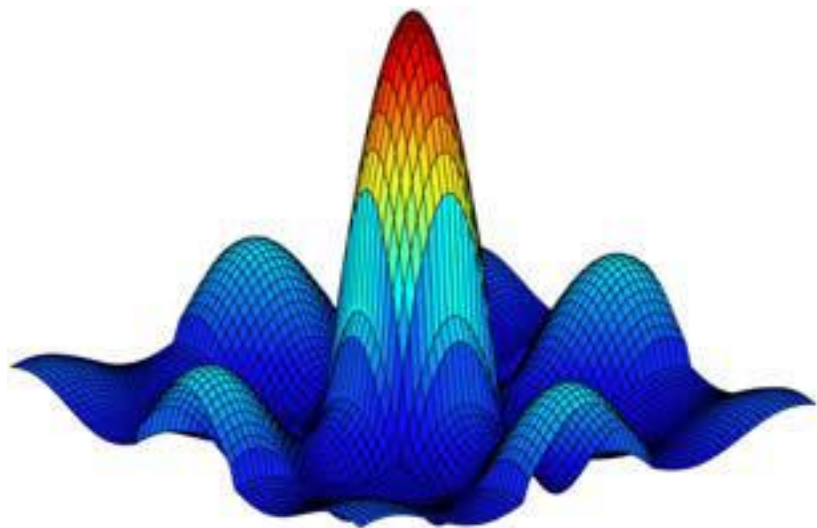
如果(1.6)成立严格不等式, 则称 x^* 是问题(1.1)的严格局部最优解

x^* 是问题(1.1)的全局(整体)最优解: 若

$$f(x^*) \leq f(x), \quad \forall x \in D \quad (1.7)$$

如果(1.7)成立严格不等式($x \neq x^*$), 则称 x^* 是问题(1.1)的严格全局最优解





三类特殊的优化问题：

线性规划： g_i, h_j 线性函数， f 线性函数

二次规划： g_i, h_j 线性函数， f 二次函数

特别地：

凸规划： f 凸函数， D 凸集（有关概念后面介绍）

关于多元函数的微分

设 $f : R^n \rightarrow R$ 是二次连续可微函数，在 x 处

梯度：

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

Hessian矩阵：

$$\nabla^2 f(x) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_1 \partial x_2} \dots & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_1 \partial x_n} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_n \partial x_1} & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_n \partial x_2} \dots & \frac{\partial^2 f(x)}{\partial x_n^2} \end{pmatrix}$$

思考

(1) $\nabla(b^T x) = b$, 其中 b 是 n 维常向量

(2) $\nabla c = O$, 其中 c 是 n 维常向量, O 为 n 阶零矩阵

(3) $\nabla^2(x^T Qx) = Q + Q^T$, 其中 Q 为 n 阶矩阵

(4) 设 $\phi(t) = f(x + tp)$, 其中 $f: R^n \rightarrow R, \phi: R \rightarrow R$, 则

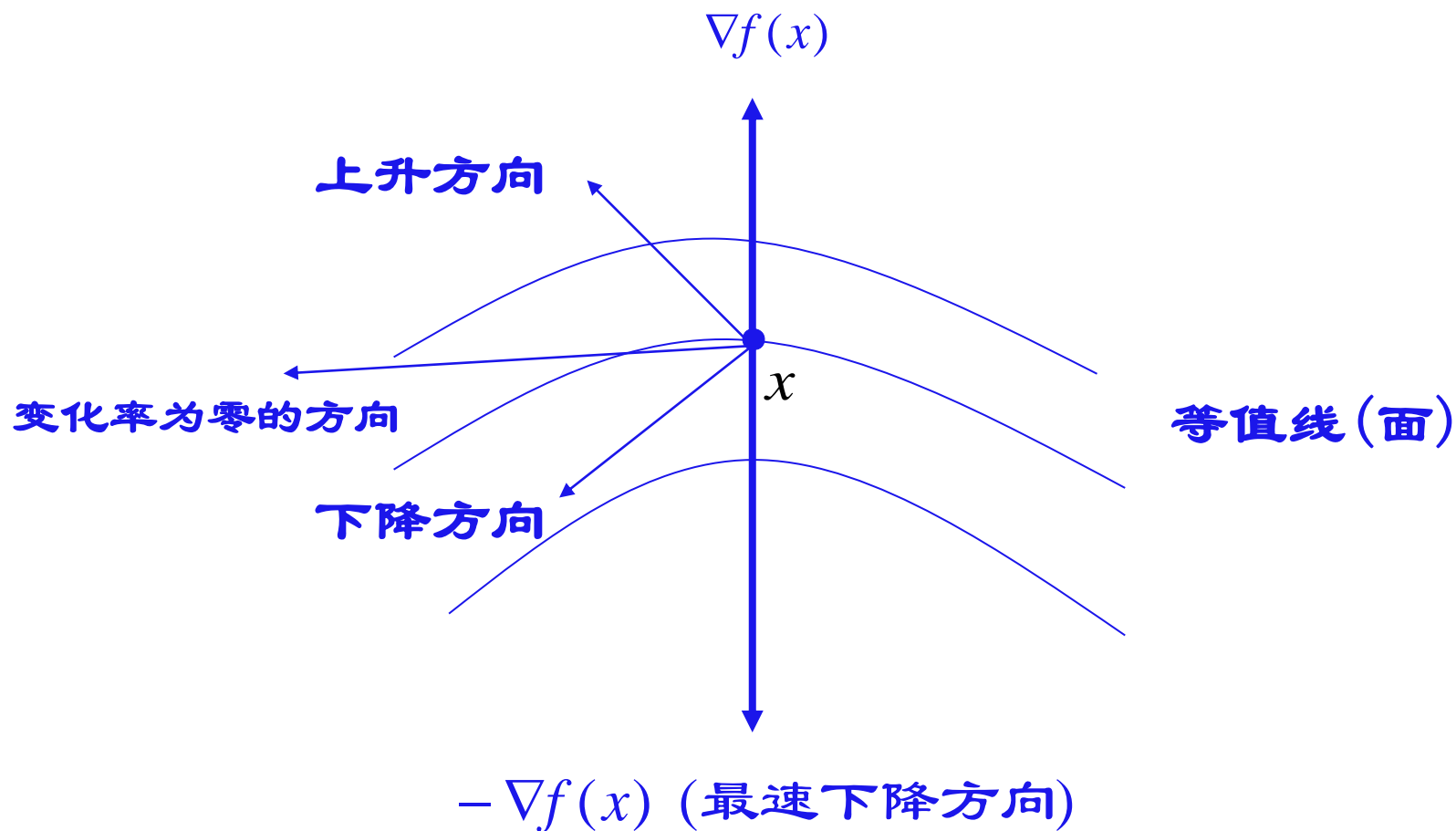
$$\phi'(t) = \nabla f(x + tp)^T p$$

$$\phi''(t) = p^T \nabla^2 f(x + tp) p$$

如何证明?

利用: 多元函数微分、一元函数导数

梯度的意义



多元函数的一阶Taylor展开式:

$$\begin{aligned} f(y) &= f(x) + \nabla f(x)^T (y - x) + o(\|y - x\|) \\ &= f(x) + \nabla f[x + \theta(y - x)]^T (y - x) \\ &= f(x) + \int_0^1 \nabla f[x + \tau(y - x)]^T (y - x) d\tau \end{aligned}$$

如何证明? 利用一元函数中值定理

$$\phi(t) = f(x + t(y - x))$$

$$\phi'(t) = \nabla f(x + tp)^T p$$

多元函数的二阶Taylor展开式

$$\begin{aligned}f(y) &= f(x) + \nabla f(x)^T (y - x) + \frac{1}{2} (y - x)^T \nabla^2 f(x) (y - x) + o(\|y - x\|^2) \\&= f(x) + \nabla f(x)^T (y - x) + \frac{1}{2} (y - x)^T \nabla^2 f[x + \theta(y - x)] (y - x) \\&= f(x) + \nabla f(x)^T (y - x) + \frac{1}{2} (y - x)^T \int_0^1 \nabla^2 f[x + \tau(y - x)] (1 - \tau) d\tau (y - x)\end{aligned}$$

令 $y = x + tp$, $p \in R^n$, $t \in R$, 则有

$$f(x + tp) = f(x) + t \nabla f(x)^T p + \frac{t^2}{2} p^T \nabla^2 f(x) p + o(\|tp\|^2)$$

向量函数的微分

设 $F = (F_1, F_2, \dots, F_m)^T: R^n \rightarrow R^m$ 连续可微

Jacobi矩阵: $F'(x) = \begin{pmatrix} \frac{\partial F_1}{\partial x_1} & \frac{\partial F_1}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial F_1}{\partial x_n} \\ \frac{\partial F_2}{\partial x_1} & \frac{\partial F_2}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial F_2}{\partial x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial F_m}{\partial x_1} & \frac{\partial F_m}{\partial x_2} & \vdots & \frac{\partial F_m}{\partial x_n} \end{pmatrix} = JF(x)$

梯度: $\nabla F(x) := (\nabla F_1(x), \nabla F_2(x), \dots, \nabla F_m(x)) = F'(x)^T$

向量值函数的一阶Taylor展开式:

设 $F = (F_1, F_2, \dots, F_m)^T : R^n \rightarrow R^m$ 连续可微, 其Jacobi矩阵

$$F'(x) = (\nabla F_1(x), \nabla F_2(x), \dots, \nabla F_m(x))^T$$

$$F(y) = F(x) + F'(x)(y - x) + o(\|y - x\|)$$

$$= F(x) + \int_0^1 F'[x + \tau(y - x)](y - x) d\tau$$

$$\neq F(x) + F'[x + \theta(y - x)](y - x)$$

思考

(1) $\nabla x = I$, 其中 x 是 n 维向量, I 为 n 阶单位矩阵

(2) $\nabla(Qx) = Q^T$, 其中 Q 为 n 阶矩阵

常用的梯度或Hessian矩阵公式：

(1) $\nabla c = O$, 其中 c 是 n 维常向量, O 为 n 阶零矩阵

(2) $\nabla x = I$, 其中 x 是 n 维向量, I 为 n 阶单位矩阵

(3) $\nabla(b^T x) = b$, 其中 b 是 n 维常向量

(4) $\nabla(Qx) = Q^T$, 其中 Q 为 n 阶矩阵

(5) 设 $\phi(t) = f(x + tp)$, 其中 $f : R^n \rightarrow R, \phi : R \rightarrow R$, 则

$$\phi'(t) = \nabla f(x + tp)^T p$$

$$\phi''(t) = p^T \nabla^2 f(x + tp) p$$

(4) $\nabla^2(x^T Qx) = Q + Q^T$, 其中 Q 为 n 阶矩阵

链式法则

复合函数 $h(x) = f(g(x))$, 其中向量函数 $f(g)$ 和 $g(x)$ 可微, 则

$$h'(x) = f'(g(x))g'(x)$$

由于 $f' = \nabla f^T$, 因此

$$\nabla h(x) = \nabla g(x) \nabla f(g(x))$$

练习：

设有复合函数 $h(x) = f(u(x))$, 其中

$$f(u) = \begin{bmatrix} f_1(u) \\ f_2(u) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_1^2 - u_2 \\ u_1 + u_2^2 \end{bmatrix}, \quad u(x) = \begin{bmatrix} u_1(x) \\ u_2(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1 + x_3 \\ x_2^2 - x_3 \end{bmatrix}.$$

试求复合函数 $h(x) = f(u(x))$ 的导数.

例1 已知函数 $f(x) = \frac{1}{2}x_1^2 + x_2^2 - x_1x_2 - x_1$, 求 $\nabla f(x), \nabla^2 f(x)$

例2. 已知 $f(x) = \frac{1}{2}x^T Qx + q^T x$, 求 $\nabla f(x), \nabla^2 f(x)$.

例3 函数 $f(x) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m F_i(x)^2 = \frac{1}{2} \|F(x)\|^2$, 求 $\nabla f(x), \nabla^2 f(x)$

例4 函数 $f(d) = \frac{1}{2} \|F(x^k) + F'(x^k)d\|^2$, 求 $\nabla f(d), \nabla^2 f(d)$

作业

- 习题1(李董辉等 《最优化理论和方法》)

2, 3 (i)