## 最优化方法主要知识点

## 2023年7月1日

如果不做说明, 一般用g(x) 代表 $\nabla f(x)$ , G(x) 代表 $\nabla^2 f(x)$ , L 代表Lagrange 函数.

- 一维搜索
  - 精确一维搜索:解析解(求导数,令导数为0); 迭代解:黄金分割法;
  - 非精确搜索: Wolfe 准则, Armijo 准则(了解公式)
- 无约束最优性条件
  - 一阶必要条件:  $\nabla f(x) = 0$ ; 会据此求解简单的无约束问题的极小点.
  - 二阶充分条件:  $\nabla f(x) = 0$ ,  $\nabla^2 f(x)$  正定;据此可判断一个驻点是不是极小点. 由于我们遇到的问题维数都比较低,所以往往用霍尔维茨定理来判断正定性 更为容易.
  - 下降方向1. 定义; 2.  $\nabla f_k^T d < 0$ .
  - 收敛速度:线性,超线性,2阶收敛(定义)
- 无约束优化算法:
- 算法框架(主要是要说清楚搜索方向, 步长)
  - 搜索方向
    - \* 最速下降法:  $d_k = -g_k$ ;
    - \* Newton, 阻尼Newton 法:  $d_k = -G_k^{-1}g_k$  或 $G_kd_k + g_k = 0$ .
    - \* 共轭梯度法:  $d_0 = -g_0$ ,  $d_k = -g_k + \beta d_{k-1}$ , 掌握用FR 公式计算 $\beta$ ;

\* 拟Newton 法:  $d_k = -H_k g_k$ ,  $H_k$  由拟Newton 修正公式计算, DFP 公式(公式及计算);

## - 计算步长:

- \* 精确搜索:
  - · 写出 $\varphi(\alpha) = f(x_k + \alpha_k d_k) = \min_{\alpha \geq 0} f(x_k + \alpha d_k)$ . 一些比较简单的问题会利用其导数求出 $\alpha_k$ .
  - · 对于二次函数,会利用公式直接求得 $\alpha_k = -\frac{g_k^T d_k}{d_k^T G d_k}$ . (非二次函数不能用此公式求步长)
  - . 能够用黄金分割法求给定点和给定方向处的精确步长.
- \* 非精确搜索: Wolfe准则和Armijo准则(知道公式)
- 算法的其它相关问题
  - \* 各个算法的优缺点(如计算量,收敛性,收敛速度等).
  - \* 最速下降法的Zigzag 现象 (锯齿现象): $d_{k+1}^T d_k = 0$ ,
  - \* 精确搜索 $\Rightarrow g_{k+1}^T d_k = 0$ ,
  - \* 共轭方向的定义, 性质
  - \* 拟Newton 方程, DFP 的正定继承性,
  - \* Newton 法, 共轭方向法, 拟Newton 法的二次终止性.

## • 约束优化问题

- 可行方向,下降方向,可行下降方向的概念,即判断方法;
  - \* 下降方向1. 定义; 2.  $\nabla f(x)^T d < 0$ .
  - \* 可行方向1. 定义; 2. 对不等式约束,满足 $\nabla c_i(x)^T d > 0$ ,  $\forall$  积极不等式约束 $c_i(x) \geq 0$ .
- 含不等式约束的问题的有效集
  - \* 有效集的定义, 能够写出给定点处的有效集及对应的等式约束优化问题;
  - \* 有效集在算法中的作用: 将不等式约束转化为等式约束问题.
- 一阶最优性条件(KKT)条件:

- \* 能够写出约束优化问题的最优性条件(本课程最重要的知识点之一)并利用其求解简单的约束优化问题.(会用一阶最优性条件完成证明)
  - · 等式约束: 即高数讲过的Lagrange 乘子法; 能用它求出简单的等式约束优化问题的解.
  - · 不等式约束: KKT 条件;能够利用它验证一个点是KKT点或求解简单的含不等式约束的问题.
- \* 一般说来, 作业题中如果没有明确要求用某种算法求解约束优化问题, 则用Lagrange 乘子法或KKT条件求解比较方便.
- \* LICQ 约束规范 (知道其定义)
- 二阶充分条件(能就简单的问题验证、使用二阶充分条件)
- 约束优化问题的算法
  - 外罚函数法
    - \* 等式约束: 外罚函数的表达式, 能够利用外罚函数求解简单的问题; 乘子的计算:  $\lambda(\sigma) = 2\sigma c(x(\sigma))$ ,  $\lim_{\sigma \to \infty} \lambda(\sigma) = \lambda^*$ .
    - \* 不等式约束和一般约束: 外罚函数的表达式
  - 内罚函数法(内点法,障碍函数法)
    - \* 倒数障碍函数
    - \* 对数障碍函数
    - \* 会用内罚函数法求解不等式约束优化问题. 同一问题, 使用两种障碍函数, 其求解难度可能会有很大的差异.
    - \* 乘子的计算:

倒数障碍函数: 
$$\lambda_i(r) = \frac{r}{(c_i(x(r)))^2}$$
,  $\lim_{r\to 0} \lambda(r) = \lambda^*$ . 对数障碍函数:  $\lambda_i(r) = \frac{r}{c_i(x(r))}$ ,  $\lim_{r\to 0} \lambda(r) = \lambda^*$ .

- 增广Lagrange 函数法(课本上叫乘子法)
  - \* 等式约束: 增广Language 函数的表达式,乘子的迭代公式,能够利用增广Lagrange 函数求解简单的问题;

- \* 不等式约束和一般约束: 增广Language 函数的表达式,乘子的迭代公式.(了解)
- \* 乘子的计算: (1) 利用乘子的迭代公式; (2) 代入约束条件.
- 注:(计算乘子的另一种方法)上述三种方法中,在得到问题的解 $x^*$ 后,可以将其代入一阶最优性条件,算得 $\lambda^*$ . (这种方法有点舍近求远,但也是一个办法)。
- 上述三种算法的性质, 收敛性(了解)
- 二次规划的有效集算法(了解,知道一些基本概念,比如有效集,可行方向等).
- 提示:一般说来,用迭代算法手动求解问题,即使问题比较简单,即使只要求迭代较少次,计算量也是比较大的。因此一定要熟悉每个算法的流程,在复习阶段动手计算一定数量的习题。