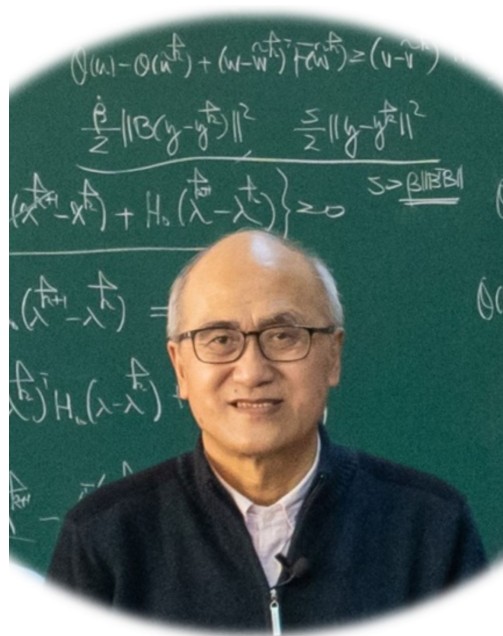


凸优化的一些典型问题及其求解方法

10. 从变分不等式的PC方法到凸优化的SC方法



南京大学数学系

何炳生

Bingsheng He

<http://maths.nju.edu.cn/~hebma/>

南京师范大学数学科学学院 2022年元月4日-9日

从变分不等式(VI) 的投影收缩算法 到凸优化的分裂收缩算法. 都是预测-校正方法

1 单调变分不等式

设 $\Omega \subset \mathbb{R}^n$ 是一个闭凸集, F 是从 \mathbb{R}^n 到自身的一个算子, 我们讨论单调变分不等式问题

$$\text{VI}(\Omega, F) \quad u^* \in \Omega, \quad (u - u^*)^T F(u^*) \geq 0, \quad \forall u \in \Omega \quad (1.1)$$

的求解方法. 一个变分不等式称为单调的, 是指 $\text{VI}(\Omega, F)$ 中的 F 是 \mathbb{R}^n (或 Ω) 上的单调算子 (monotone operator), 即 F 满足

$$(u - v)^T (F(u) - F(v)) \geq 0, \quad \forall u, v \in \mathbb{R}^n (\text{or } \Omega).$$

说 F 是单调仿射算子, 指 $F(u) = Mu + q$, $q \in \mathfrak{R}^n$, 其中 M 是半正定矩阵. 一个 $n \times n$ 矩阵 M 是半正定的, 是指对任何的 $u \in \mathfrak{R}^n$ 都有

$$u^T M u \geq 0.$$

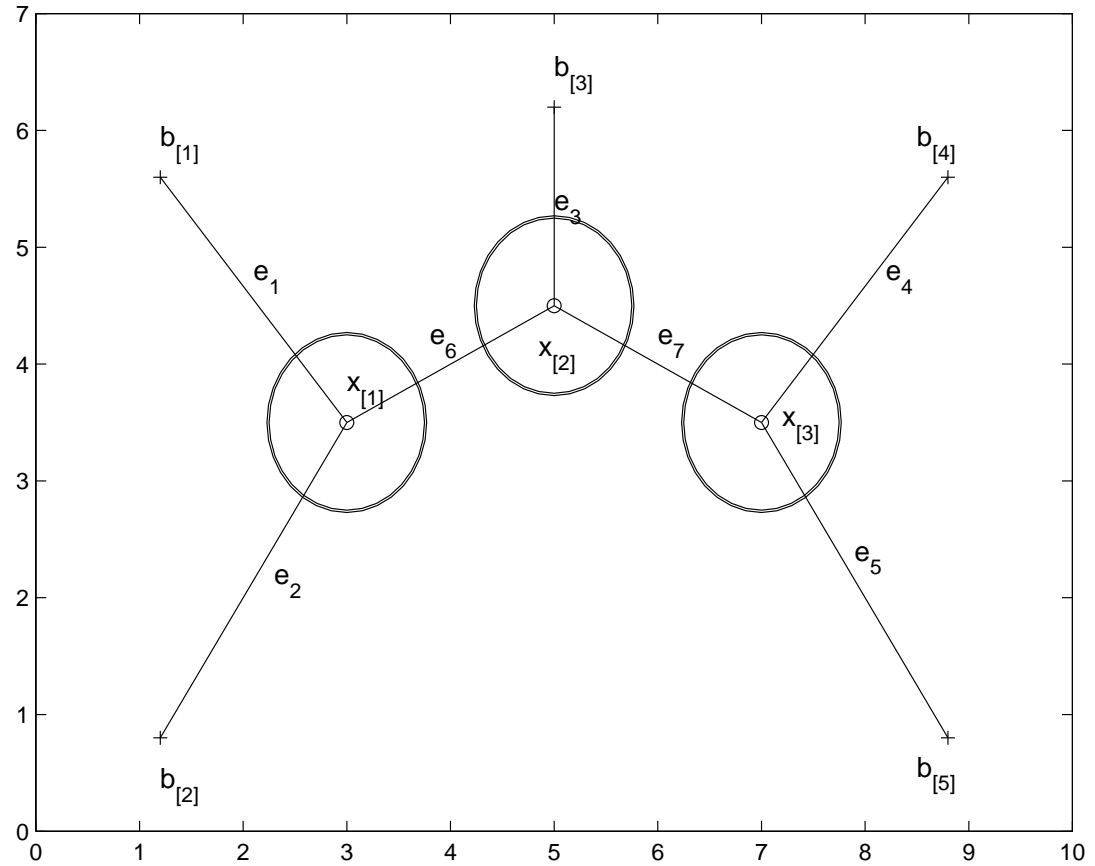
这里并不要求矩阵 M 对称. 换句话说, 只要 $M^T + M$ 对称半正定.

特别是, 当 M 是反对称矩阵, 即 $M^T = -M$ 时, 总有 $u^T M u \equiv 0$. 这时, 仿射算子 $F(u) = Mu + q$ 是单调的.

2 线性单调不等式

有些典型的非光滑凸优化问题可以化成结构相当简单的变分不等式. 这一节我们以最短距离和问题为例加以说明.

假设 $b_{[1]}, \dots, b_{[5]}$ 是确定的村镇. 现在要用一个如右图的网络把它们连接起来. $x_{[1]}, x_{[2]}, x_{[3]}$ 是待选的连接点, 它们必须分别在划定的范围 X_1, X_2, X_3 内. 如何确定 $x_{[1]}, x_{[2]}, x_{[3]}$ 的位置, 使得网络线路长度最短.



我们在 p -模意义下求上述网络的最短距离. 该问题的数学模型是

$$\min_{x_{[j]} \in X_j} \left\{ \begin{array}{l} \|x_{[1]} - b_{[1]}\|_p + \|x_{[1]} - b_{[2]}\|_p + \|x_{[2]} - b_{[3]}\|_p \\ + \|x_{[3]} - b_{[4]}\|_p + \|x_{[3]} - b_{[5]}\|_p \\ + \|x_{[1]} - x_{[2]}\|_p + \|x_{[2]} - x_{[3]}\|_p \end{array} \right\}. \quad (2.1)$$

主要对 $p = 1, 2, \infty$ 感兴趣. 注意到这里是距离和问题, 不是距离的平方和问题. 此类问题是一个非光滑凸优化问题.

2.1 欧氏模下的最短距离和问题

将问题转化为 min-max 问题. 注意到对任意的 $d \in \mathfrak{R}^2$, 有

$$\|d\|_2 = \max_{\xi \in B_2} \xi^T d, \quad (2.2)$$

其中

$$B_2 = \{\xi \in \mathfrak{R}^2 \mid \|\xi\|_2 \leq 1\}.$$

利用 (2.2), 上述欧氏模意义下的最短距离和问题可以化为 min-max 问题

$$\min_{x_{[i]} \in X_i} \max_{z_{[j]} \in B_2} \left\{ \begin{array}{l} z_{[1]}^T(x_{[1]} - b_{[1]}) + z_{[2]}^T(x_{[1]} - b_{[2]}) + z_{[3]}^T(x_{[2]} - b_{[3]}) \\ + z_{[4]}^T(x_{[3]} - b_{[4]}) + z_{[5]}^T(x_{[3]} - b_{[5]}) \\ + z_{[6]}^T(x_{[1]} - x_{[2]}) + z_{[7]}^T(x_{[2]} - x_{[3]}) \end{array} \right\}$$

它的紧凑形式为

$$\min_{x \in \mathcal{X}} \max_{z \in \mathcal{B}_2} z^T (Ax - b)$$

其中

$$\mathcal{X} = X_1 \times X_2 \times X_3, \quad \mathcal{B}_2 = B_2 \times B_2 \times \cdots \times B_2.$$

$$x = \begin{pmatrix} x_{[1]} \\ x_{[2]} \\ x_{[3]} \end{pmatrix}, \quad z = \begin{pmatrix} z_{[1]} \\ z_{[2]} \\ \vdots \\ z_{[7]} \end{pmatrix}. \quad (2.3)$$

分块矩阵 A 和向量 b 的结构分别是

$$A = \begin{pmatrix} I_2 & 0 & 0 \\ I_2 & 0 & 0 \\ 0 & I_2 & 0 \\ 0 & 0 & I_2 \\ 0 & 0 & I_2 \\ I_2 & -I_2 & 0 \\ 0 & I_2 & -I_2 \end{pmatrix}, \quad b = \begin{pmatrix} b_{[1]} \\ b_{[2]} \\ b_{[3]} \\ b_{[4]} \\ b_{[5]} \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}.$$

在这个 min-max 问题中, 每个 $x_{[i]}$ 对应一个点, 而每个 $z_{[j]}$ 则对应一条边.

设 $(x^*, z^*) \in \mathcal{X} \times \mathcal{B}_2$ 是 min-max 问题的解, 则对所有的 $x \in \mathcal{X}$ 和 $z \in \mathcal{B}$, 有

$$z^T (Ax^* - b) \leq z^{*T} (Ax^* - b) \leq z^{*T} (Ax - b)$$

它的等价形式是下面的线性变分不等式:

$$x^* \in \mathcal{X}, z^* \in \mathcal{B}_2, \begin{cases} (x - x^*)^T (A^T z^*) \geq 0, & \forall x \in \mathcal{X}, \\ (z - z^*)^T (-Ax^* + b) \geq 0, & \forall z \in \mathcal{B}_2. \end{cases}$$

可以写成更简单紧凑的形式

$$u^* \in \Omega, (u - u^*)^T (Mu^* + q) \geq 0, \forall u \in \Omega$$

其中有

$$u = \begin{pmatrix} x \\ z \end{pmatrix}, M = \begin{pmatrix} 0 & A^T \\ -A & 0 \end{pmatrix}, q = \begin{pmatrix} 0 \\ b \end{pmatrix}$$

和

$$\Omega = \mathcal{X} \times \mathcal{B}_2.$$

2.2 l_1 -模下的最短距离和问题

由于对任意的 $d \in \mathbb{R}^2$, 有

$$\|d\|_1 = \max_{\xi \in B_\infty} \xi^T d,$$

其中

$$B_\infty = \{\xi \in \mathbb{R}^2 \mid \|\xi\|_\infty \leq 1\}.$$

与欧氏模下的最短距离和问题一样, 问题 (2.1) 在 l_1 -模意义下也可以表示成一个 min-max 问题

$$\min_{x_{[i]} \in X_i} \max_{z_{[j]} \in B_\infty} \left\{ \begin{array}{l} z_{[1]}^T (x_{[1]} - b_{[1]}) + z_{[2]}^T (x_{[1]} - b_{[2]}) + z_{[3]}^T (x_{[2]} - b_{[3]}) \\ + z_{[4]}^T (x_{[3]} - b_{[4]}) + z_{[5]}^T (x_{[3]} - b_{[5]}) \\ + z_{[6]}^T (x_{[1]} - x_{[2]}) + z_{[7]}^T (x_{[2]} - x_{[3]}) \end{array} \right\}$$

它的紧凑形式为

$$\min_{x \in \mathcal{X}} \max_{z \in \mathcal{B}_\infty} z^T (Ax - b)$$

与欧氏模下的距离和问题一样, 它等价于变分不等式

$$u^* \in \Omega, \quad (u - u^*)^T (Mu^* + q) \geq 0, \quad \forall u \in \Omega$$

矩阵 M 和向量 q 都不变, 所不同的只是这时集合

$$\Omega = \mathcal{X} \times \mathcal{B}_\infty, \quad \mathcal{B}_\infty = B_\infty \times B_\infty \times \cdots \times B_\infty.$$

2.3 l_∞ -模下的最短距离和问题

由于对任意的 $d \in \mathfrak{R}^2$, 有

$$\|d\|_\infty = \max_{\xi \in B_1} \xi^T d,$$

其中

$$B_1 = \{\xi \in R^2 \mid \|\xi\|_1 \leq 1\}.$$

与欧氏模下的最短距离和问题一样, 问题 (2.1) 在 l_∞ -模意义下也可以表示成

一个 min-max 问题

$$\min_{x_{[i]} \in X_i} \max_{z_{[j]} \in B_1} \left\{ \begin{array}{l} z_{[1]}^T(x_{[1]} - b_{[1]}) + z_{[2]}^T(x_{[1]} - b_{[2]}) + z_{[3]}^T(x_{[2]} - b_{[3]}) \\ + z_{[4]}^T(x_{[3]} - b_{[4]}) + z_{[5]}^T(x_{[3]} - b_{[5]}) \\ + z_{[6]}^T(x_{[1]} - x_{[2]}) + z_{[7]}^T(x_{[2]} - x_{[3]}) \end{array} \right\}$$

并化成等价的变分不等式

$$u^* \in \Omega, \quad (u - u^*)^T (Mu^* + q) \geq 0, \quad \forall u \in \Omega$$

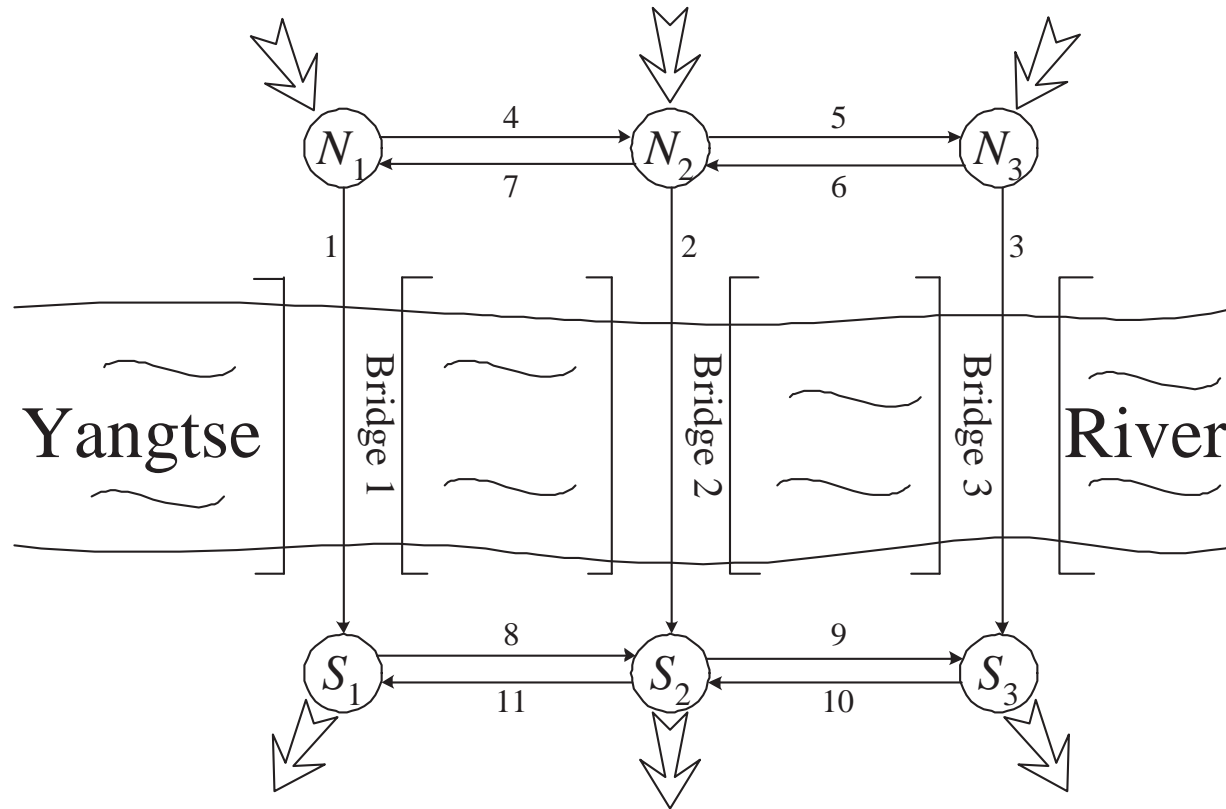
矩阵 M 和向量 q 都不变, 所不同的只是这时集合

$$\Omega = \mathcal{X} \times \mathcal{B}_1, \quad \mathcal{B}_1 = B_1 \times B_1 \times \cdots \times B_1.$$

将处理欧氏模问题时的 \mathcal{B}_2 换成了 \mathcal{B}_1 .

3 交通疏导问题之互补问题

设某跨江城市有三座长江大桥, 分别为 Bridge-1, Bridge-2 和 Bridge-3.



不失一般性, 我们可以将 N_1, N_2, N_3 看作由北向南的车辆在江北的出发地, 把 S_1, S_2, S_3 看作它们在江南的集散地.

我们只对管理部门的问题感兴趣, 假设只收过桥费. 管理部门想制定一个适当的收费标准合理控制桥上流量.

驾驶员基于 Wardrop 原理的最优出行方案 — 最小费用路径

对给定的大桥收费 $x = (x_1, x_2, x_3)$, 驾驶员会找到他们的最优出行方案.

管理部门要求通过大桥合理收费控制桥上的流量

- $0 \leq x \in \mathfrak{R}^3$: 桥上的收费向量;
- $f(x) \in \mathfrak{R}^3$: 桥上的流量, 它是收费 x 的函数;
- $0 < b \in \mathfrak{R}^3$: 管理部门希望控制的桥上的流量上界.

管理部门要求解的数学问题是

$$x \geq 0, \quad F(x) = b - f(x) \geq 0, \quad x^T F(x) = 0.$$

同样, 流量 $f(x)$ 确是收费 x 的函数, 但没有表达式. 只能对给定的自变量, 观测相应的函数值, 而这种观测, 往往代价不菲. 我们从事投影收缩算法研究, 着眼点是要得到效率高一些的、只用函数值和少用函数值的方法.