

不確実性を考慮した最適化手法 演習問題

2017年7月26日 担当：武田朗子

問0：（説明済） n 次元確率変数 \mathbf{u} は多次元正規分布 $\mathcal{N}_n(\bar{\mathbf{u}}, \Sigma)$ に従うとする。ただし， Σ は正定値対称行列とする。 $\eta \geq 0.5$ の時に，次の機会制約付き最適化問題：

$$\begin{cases} \min & \mathbf{c}^\top \mathbf{x} \\ \text{s.t.} & \Pr(\mathbf{u}^\top \mathbf{x} \leq \mathbf{b}) \geq \eta \end{cases}$$

は凸計画問題となる。その問題を，標準正規分布の累積密度関数 $\Phi(z) := \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^z e^{-\frac{t^2}{2}} dt$ を用いて記せ。

問1：二次錐計画問題：

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} & \mathbf{f}^\top \mathbf{x} \\ \text{s.t.} & \|\mathbf{A}_i \mathbf{x} + \mathbf{b}_i\| \leq \mathbf{c}_i^\top \mathbf{x} + d_i, \quad i = 1, \dots, N \end{aligned}$$

を次のような半正定値計画問題：

$$\begin{aligned} \max & -\mathbf{f}^\top \mathbf{x} \\ \text{s.t.} & \sum_{k=1}^n x_k \mathbf{P}_k \preceq \mathbf{P}_0, \quad i = 1, \dots, N \end{aligned}$$

で表せる。このとき， $\mathbf{P}_0, \dots, \mathbf{P}_n$ を $\mathbf{A}_i = (\mathbf{a}_{i1}, \dots, \mathbf{a}_{in})$, $\mathbf{b}_i, \mathbf{c}_i, d_i, \forall i$, を用いて記せ。

ヒント1： \mathbf{Q}, \mathbf{R} が半正定値対称行列 \Leftrightarrow ブロック対角行列 $\begin{pmatrix} \mathbf{Q} & \mathbf{O} \\ \mathbf{O} & \mathbf{R} \end{pmatrix}$ は半正定値対称行列。

ヒント2： $\mathbf{T} = \begin{pmatrix} \mathbf{Q} & \mathbf{S}^\top \\ \mathbf{S} & \mathbf{R} \end{pmatrix}$ が対称で， \mathbf{Q} が正定値行列とする。そのとき，次が成り立つ。

$$\mathbf{T} \succeq \mathbf{O} \Leftrightarrow \mathbf{R} - \mathbf{S}\mathbf{Q}^{-1}\mathbf{S}^\top \succeq \mathbf{O}.$$

問2：凸二次計画問題：

$$\begin{cases} \min & \mathbf{x}^\top \mathbf{Q}_0 \mathbf{x} + 2\mathbf{q}_0^\top \mathbf{x} + \gamma_0 \\ \text{s.t.} & \mathbf{a}_i^\top \mathbf{x} \leq b_i, \quad i = 1, \dots, p \end{cases}$$

について，等価な¹二次錐計画問題に変形して示せ。ただし， \mathbf{Q}_0 は正定値対称行列とする。

¹最適解が同じであることを意味しており，最適値が同じである必要はない。

問 3 : 次のロバスト最小二乗問題 :

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x}} \max_{\mathbf{a}_i, \forall i} & \left\{ \sum_{i=1}^m (\mathbf{a}_i^\top \mathbf{x} - b_i)^2 \right\}^{1/2} \quad (= \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{b}\|) \\ \text{s.t. } & \mathbf{a}_i \in \mathcal{E}_i := \{\bar{\mathbf{a}}_i + \mathbf{Q}_i \mathbf{u}_i : \|\mathbf{u}_i\| \leq 1\}, \quad i = 1, \dots, m \end{aligned}$$

を二次錐計画問題として表せ . ただし , $\mathbf{Q}_1, \dots, \mathbf{Q}_m$ は正定値対称行列とする .

問 4 : 決定変数 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ と確率変数 $\mathbf{u} \in \mathbb{R}^m$ によって定まる損失関数を $f(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ と記し , \mathbf{u} の分布関数は $p(\mathbf{u})$ で与えられているとする . また , $\Phi(\mathbf{x}, \alpha)$ は損失 $f(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ の累積分布関数 (つまり , $\Phi(\mathbf{x}, \alpha) = \int_{f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \leq \alpha} p(\mathbf{u}) d\mathbf{u}$) とし , α について連続であると仮定する . このとき , パラメータ $\beta \in [0, 1)$,

- β -VaR (= β 分位点) である $\alpha_\beta(\mathbf{x}) := \min\{\alpha : \Phi(\mathbf{x}, \alpha) \geq \beta\}$ と
- β -CVaR である $\phi_\beta(\mathbf{x}) := \frac{1}{1-\beta} \int_{f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \geq \alpha_\beta(\mathbf{x})} f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) p(\mathbf{u}) d\mathbf{u}$

に対して , 下式が成り立つことを示せ .

$$\alpha_\beta(\mathbf{x}) \in \arg \min_{\alpha} F_\beta(\mathbf{x}, \alpha), \quad \phi_\beta(\mathbf{x}) = \min_{\alpha} F_\beta(\mathbf{x}, \alpha)$$

ただし , $F_\beta(\mathbf{x}, \alpha)$ は以下のように定義される .

$$F_\beta(\mathbf{x}, \alpha) := \alpha + \frac{1}{1-\beta} \int_{\mathbf{u}} [f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) - \alpha]^+ p(\mathbf{u}) d\mathbf{u}$$

ヒント : $G(\mathbf{x}, \alpha) := \int_{\mathbf{u}} [f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) - \alpha]^+ p(\mathbf{u}) d\mathbf{u}$ は α について凸で連続微分可能な関数である . そして , その微分は次式で与えられる .

$$\frac{\partial}{\partial \alpha} G(\mathbf{x}, \alpha) = \Phi(\mathbf{x}, \alpha) - 1$$

問 5 : n 次元確率変数 \mathbf{u} は多次元正規分布 $\mathcal{N}_n(\bar{\mathbf{u}}, \Sigma)$ に従い , ポートフォリオ・リターンの損失は $\mathbf{u}^\top \mathbf{x}$ と表わされるとする . 簡単のために , 損失を確率変数 L_x , そして L_x の密度関数を $p(L_x)$ と書くと , CVaR 最小化ポートフォリオ問題は次のように構築される .

$$\begin{aligned} \min & \phi_\beta(\mathbf{x}) := \frac{1}{1-\beta} \int_{\alpha_\beta}^{\infty} L_x \cdot p(L_x) dL_x \\ \text{s.t. } & \mathbf{1}^\top \mathbf{x} = 1, \quad \mathbf{x} \geq \mathbf{0} \end{aligned}$$

この問題を二次錐計画問題に変形せよ . ただし , Σ は正定値対称行列 , $\mathbf{1}$ は全て成分が 1 のベクトルとする .

問 6 : 決定変数 $\mathbf{w} \in \mathbb{R}^n, b \in \mathbb{R}$ と離散型確率変数 (y, \mathbf{x}) によって定まる損失関数を $f(\mathbf{w}, b; y, \mathbf{x}) := -y(\mathbf{w}^\top \mathbf{x} + b)$ と定義する . ただし , (y, \mathbf{x}) は $p(y = y_i, \mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}}_i^0) = \frac{1}{m}, y_i \in \{-1, 1\}, \bar{\mathbf{x}}_i^0 \in \mathbb{R}^n, i = 1, \dots, m$, に従うものとする . パラメータ $\nu \in (0, 1]$ とすると , 二値判別モデル $E\nu$ -SVM (Perez-Cruz et al., 2003) :

$$\begin{aligned} \min_{\alpha, \mathbf{z}, b, \mathbf{w}} \quad & \nu\alpha + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m z_i \\ \text{s.t.} \quad & z_i \geq -y_i(\mathbf{w}^\top \bar{\mathbf{x}}_i^0 + b) - \alpha, \quad i = 1, \dots, m \\ & z \geq 0, \quad \mathbf{w}^\top \mathbf{w} = 1 \end{aligned}$$

は次の CVaR 最小化問題と等価である .

$$\min_{\alpha, b, \mathbf{w}^\top \mathbf{w} = 1} \alpha + \frac{1}{\nu m} \sum_{i=1}^m [f(\mathbf{w}, b; y_i, \bar{\mathbf{x}}_i^0) - \alpha]^+$$

$\bar{\mathbf{x}}_i^0$ へのノイズの影響を考慮し , $\mathcal{E}_i := \{\bar{\mathbf{x}}_i^0 + \Delta \mathbf{x}_i : \|\Delta \mathbf{x}_i\| \leq \delta\}, \forall i$, の不確実性集合を想定する . このとき , ロバスト CVaR 最小化問題 (つまり , ロバスト $E\nu$ -SVM) :

$$\min_{\alpha, b, \mathbf{w}^\top \mathbf{w} = 1} \max_{\mathbf{x}_i \in \mathcal{E}_i, \forall i} \alpha + \frac{1}{\nu m} \sum_{i=1}^m [f(\mathbf{w}, b; y_i, \mathbf{x}_i) - \alpha]^+$$

を一段階の最適化問題 (min 型最適化問題) に帰着せよ .

問 7 : 行列 $D_i \in \mathbb{R}^{m \times n}$, ベクトル $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^k, \mathbf{c} \in \mathbb{R}^n, \mathbf{d}_i \in \mathbb{R}^m, i = 1, \dots, k$, が与えられている . 多面体型不確実性集合 $\mathcal{U}_i := \{\mathbf{a}_i : D_i \mathbf{a}_i \leq \mathbf{d}_i\} \subset \mathbb{R}^n, \forall i$, を用いて , 次のロバスト線形計画問題 :

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \quad & \mathbf{c}^\top \mathbf{x} \\ \text{s.t.} \quad & \max_{\mathbf{a}_i \in \mathcal{U}_i} \mathbf{a}_i^\top \mathbf{x} \leq b_i, \quad i = 1, \dots, k \end{aligned}$$

を変形し , 線形計画問題へ帰着させよ .