

# システム計画論 第 9 回 課題

June 26, 2023 29C23002 石川健太郎

ファジィ数  $\tilde{C}_j$  のメンバシップ関数  $\mu_{\tilde{C}_j}(c)$  は次のように定められている.

$$\mu_{\tilde{C}_j}(c) = \exp\left(-\frac{(c - c_j^c)^2}{w_j^2}\right) \quad (1)$$

また, ベクトル  $\mathbf{c}$  のメンバシップ関数  $\mu_C(\mathbf{c})$  を次のように定める.

$$\mu_C(\mathbf{c}) = \min_{j \in \{1, 2, \dots, n\}} \mu_{\tilde{C}_j}(c_j), \quad \mathbf{c} = (c_1, c_2, \dots, c_n)^T \quad (2)$$

あるクリスプな  $\mathbf{x}, \mathbf{c}$  について, リグレット  $r(\mathbf{x}; \mathbf{c})$  は次のように書ける.

$$r(\mathbf{x}; \mathbf{c}) = \max \{ \mathbf{c}^T \mathbf{y} - \mathbf{c}^T \mathbf{x} \mid \mathbf{e}^T \mathbf{y} = 1, \mathbf{y} \geq \mathbf{0} \} \quad (3)$$

ただし,  $\mathbf{e}$  はすべての要素が 1 のベクトルである.

式 (3) の式の非負条件を除く制約条件は  $\mathbf{e}^T \mathbf{y} = 1$  の 1 つだけなので, 基底変数の数は 1 つである. すなわち,  $\mathbf{y}$  は 1 箇所のみが 1 であり, 他の要素は 0 のベクトルである. よって, 式 (3) は次のように書き直すことができる.

$$r(\mathbf{x}; \mathbf{c}) = \max_{i \in \{1, 2, \dots, n\}} c_i - \mathbf{c}^T \mathbf{x} \quad (4)$$

拡張原理から, リグレット  $R(\mathbf{x})$  のメンバシップ関数  $\mu_{R(\mathbf{x})}(r)$  は次のように書ける.

$$\mu_{R(\mathbf{x})}(r) = \sup \{ \mu_C(\mathbf{c}) \mid r = r(\mathbf{x}; \mathbf{c}) \} \quad (5)$$

リグレット  $R(\mathbf{x})$  が  $z$  以下となる必然性  $N_{R(\mathbf{x})}(\{r \mid r \leq z\})$  が  $h_0$  以上となるような  $z$  を最小化するモデル (満足水準最適化モデル) は次のように書ける.

$$\begin{aligned} & \text{minimize } z, \\ & \text{subject to } N_{R(\mathbf{x})}(\{r \mid r \leq z\}) \geq h_0, \\ & \sum_{j=1}^n x_j = 1, \\ & x_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n. \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} N_{R(\mathbf{x})}(\{r \mid r \leq z\}) &= \inf_{r > z} (1 - \mu_{R(\mathbf{x})}(r)) \quad (\text{必然性の定義}) \\ &= \inf_{r > z} \left( 1 - \sup_{\substack{\mathbf{c} \\ r = r(\mathbf{x}; \mathbf{c})}} \mu_C(\mathbf{c}) \right) \quad (\text{式 (5) より}) \\ &= \inf_{\substack{\mathbf{c} \\ r(\mathbf{x}; \mathbf{c}) > z}} (1 - \mu_C(\mathbf{c})) \end{aligned} \quad (7)$$

式 (7) から,  $N_{R(\mathbf{x})}(\{r \mid r \leq z\}) \geq h_0$  を次のように書き換えることができる.

$$\mu_C(\mathbf{c}) > 1 - h_0 \Rightarrow r(\mathbf{x}; \mathbf{c}) \leq z \quad (8)$$

レベル集合を使って書き直すと次のようになる.

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{c} \in [C]_{1-h_0}} r(\mathbf{x}; \mathbf{c}) &\leq z, \\ [C]_{1-h_0} &= \{\mathbf{c} \mid \mu_C(\mathbf{c}) \geq 1 - h_0\}. \end{aligned} \quad (9)$$

$$\begin{aligned} \mu_C(\mathbf{c}) &\geq 1 - h_0 \\ \min_{j \in \{1, 2, \dots, n\}} \mu_{\tilde{C}_j}(c_j) &\geq 1 - h_0 \quad (\text{式 (2) より}) \\ \mu_{\tilde{C}_j}(c_j) &\geq 1 - h_0, \quad j = 1, 2, \dots, n \\ \exp\left(-\frac{(c_j - c_j^c)^2}{w_j^2}\right) &\geq 1 - h_0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad ((1) \text{ より}) \\ c_j^c - w_j \sqrt{-\ln(1 - h_0)} &\leq c_j \leq c_j^c + w_j \sqrt{-\ln(1 - h_0)}, \quad j = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (10)$$

$[C]_{1-h_0}$  は  $n$  次元直方体になっている.

以上の議論から, モデル (6) は次のように書ける.

$$\begin{aligned} \text{minimize } & z, \\ \text{subject to } & \max_{\mathbf{c} \in [C]_{1-h_0}} r(\mathbf{x}; \mathbf{c}) \leq z, \quad i = 1, 2, \dots, n, \\ & \sum_{j=1}^n x_j = 1, \\ & x_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n. \end{aligned} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \max_{\mathbf{c} \in [C]_{1-h_0}} r(\mathbf{x}; \mathbf{c}) &\leq z \\ \max_{\mathbf{c} \in [C]_{1-h_0}} \left( -\mathbf{c}^T \mathbf{x} + \max_{i \in \{1, 2, \dots, n\}} c_i \right) &\leq z \quad (\text{式 (4) より}) \\ \max_{i \in \{1, 2, \dots, n\}} \max_{\mathbf{c} \in [C]_{1-h_0}} (-\mathbf{c}^T \mathbf{x} + c_i) &\leq z \\ \max_{\mathbf{c} \in [C]_{1-h_0}} (-\mathbf{c}^T \mathbf{x} + c_i) &\leq z, \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (12)$$

次のように  $F_i(\mathbf{c})$  を定める.

$$F_i(\mathbf{c}) = -\mathbf{c}^T \mathbf{x} + c_i \quad (13)$$

$$\frac{\partial F_i}{\partial c_j} = \begin{cases} 1 - x_j, & \text{if } i = j, \\ -x_j, & \text{if } i \neq j. \end{cases} \quad (14)$$

(11) の制約の下で,  $1 - x_j \geq 0, \quad -x_j \leq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n$  である.

$[C]_{1-h_0}$  が  $n$  次元直方体であることと  $\frac{\partial F_i}{\partial c_j}$  の 0 との大小関係から,  $\mathbf{c} \in [C]_{1-h_0}$  のとき,  $F_i(\mathbf{c})$  は  $c_i$  が最大で,  $c_j$ ,  $j \neq i$  が最小の  $\mathbf{c}$  で最小値をとる. 式 (10), と合わせて各  $i$  について次が成り立つことがわかる.

$$\begin{aligned}
& \max_{\mathbf{c} \in [C]_{1-h_0}} (-\mathbf{c}^T \mathbf{x} + c_i) \leq z \\
& - \left( c_i^c x_i + w_i x_i g_0 + \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n (c_j^c x_j - w_j x_j g_0) \right) + (c_i^c + w_i g_0) \leq z \\
& -g_0 \left( w_i x_i - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n w_j x_j \right) - \sum_{j=1}^n c_j^c x_j + c_i^c + g_0 w_i \leq z \\
& g_0 \left( w_i x_i - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n w_j x_j \right) + \sum_{j=1}^n c_j^c x_j + z \geq c_i^c + g_0 w_i
\end{aligned} \tag{15}$$

ただし,  $g_0 = \sqrt{-\ln(1-h_0)}$  である.

式 (15) を モデル (11) に代入すると, 次のようになる.

$$\begin{aligned}
& \text{minimize } z, \\
& \text{subject to } \sqrt{-\ln(1-h_0)} \left( w_i x_i - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^n w_j x_j \right) + \sum_{j=1}^n c_j^c x_j + z \geq c_i^c + \sqrt{-\ln(1-h_0)} w_i, \quad i = 1, 2, \dots, n, \\
& \sum_{j=1}^n x_j = 1, \\
& x_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n.
\end{aligned} \tag{16}$$