

弱有効解集合上での凸関数最小化問題に 対する内部近似法/分枝限定法

02701684 大阪大学 山田 修司 YAMADA Syuuji
 申請中 大阪大学 *西村 英二 NISHIMURA Eiji
 01307844 大阪大学 谷野 哲三 TANINO Tetsuzo
 01009544 大阪大学 乾口 雅弘 INUIGUCHI Masahiro

1 弱有効解集合上での凸関数最小化

本研究では次のような多目的計画問題を考える。

$$(P) \begin{cases} \text{maximize} & \langle c^i, x \rangle, \quad i = 1, \dots, k \\ \text{subject to} & x \in X \subset R^n \end{cases}$$

ここで, $c^i \in R^n$, $c^i \neq 0$ であり, 制約集合 X は $X = \{x \in R^n : p_j(x) \leq 0, j = 1, \dots, m\}$ で表現される. ただし, $p_j: R^n \rightarrow R (j = 1, \dots, m)$ は微分可能な凸関数であり, $p_j(0) < 0$ であるとする. さらに次を仮定する.

- $C = \{x \in R^n : \langle c^i, x \rangle \leq 0, i = 1, \dots, k\}$
- $\text{int } C \neq \emptyset$

多目的計画問題 (P) において弱有効解とは

$$\exists y \in X \text{ such that } \langle c^i, x \rangle < \langle c^i, y \rangle \quad \forall i \in \{1, \dots, k\}$$

を満たす $x \in X$ である (Sawaragi, Nakayama and Tanino[3]). また仮定より, $\text{int } X \neq \emptyset$, $\text{int } C \neq \emptyset$ であるので問題 (P) の弱有効解集合は $X_e = X \setminus \text{int}(X + C)$ と表すことができる.

本研究では, この弱有効解集合 X_e 上での凸関数最小化問題に対する逐次解法を提案する.

$$(OES) \begin{cases} \text{minimize} & f(x) \\ \text{subject to} & x \in X_e \end{cases}$$

ここで, 目的関数 $f: R^n \rightarrow R$ に次の仮定をおく.

- f は微分可能な凸関数
- $\arg \min\{f(x) : x \in R^n\} = \{0\}$

問題 (OES) は次の関数

$$\delta(x|X) = \begin{cases} 0 & (x \in X \text{ のとき}) \\ +\infty & (x \notin X \text{ のとき}) \end{cases}$$

を用いることによって,

$$(MP) \begin{cases} \text{minimize} & g(x) = f(x) + \delta(x|X) \\ \text{subject to} & x \in R^n \setminus \text{int}(X + C) \end{cases}$$

と表すことができる. また問題 (MP) に対する双対問題は次のように表される.

$$(DP) \begin{cases} \text{maximize} & g^H(x) \\ \text{subject to} & x \in (X + C)^\circ \end{cases}$$

ここで, 制約集合 $(X + C)^\circ$ は次で定義される $(X + C)$ の極集合を表す.

$$(X + C)^\circ = \{y \in R^n : \langle x, y \rangle \leq 1, \forall x \in X + C\}.$$

また, 目的関数 $g^H: R^n \rightarrow R$ は次で定義される問題 (MP) の目的関数 g の準共役関数を表す.

$$g^H(x) = \begin{cases} -\sup\{g(u) : u \in R^n\} & (x = 0 \text{ のとき}) \\ -\inf\{g(u) : \langle x, u \rangle \geq 1\} & (x \neq 0 \text{ のとき}). \end{cases}$$

上で定義された問題 (MP) と問題 (DP) に対して, $\inf(MP)$ を問題 (MP) の最適値, $\sup(DP)$ を問題 (DP) の最適値とすると $\inf(MP) = -\sup(DP)$ となる (Konno, Thach and Tuy[2], Thach, Konno and Yokota[4]).

2 分枝限定法とペナルティ関数法を用いた内部近似法

2.1 アルゴリズム

Algorithm

$s \geq 2, s \in N, \mu > 0$ および $1 < B < 2$ が与えられているものとする.

Initialization

$X \subset M_0$ を満たす矩形 M_0 と, $S_1 \subset X$ かつ $0 \in \text{int } S_1$ を満たす凸多面体 S_1 を生成する. また, 初期パーティションを $\mathcal{M}_0 = \{M_0\}$ とし, $t(M_0) = 0$ とする. $k \leftarrow 1$ として, Step 1 へ行く. ただし, $V((S_0 + C)^\circ) = \{0\}$ とする. ここで, $V((S_0 + C)^\circ)$ は凸多面体 $(S_0 + C)^\circ$ の頂点集合を表す.

Step 1

次の問題 (P_k) と問題 (P_k) に対する双対問題 (D_k) を考える.

$$(P_k) \begin{cases} \text{minimize} & g(x) = f(x) + \delta(x|X) \\ \text{subject to} & x \in R^n \setminus \text{int}(S_k + C) \end{cases}$$

$$(D_k) \begin{cases} \text{maximize} & g^H(x) \\ \text{subject to} & x \in (S_k + C)^\circ \end{cases}$$

1-1 空でない集合 $\mathcal{P}_k \subset \mathcal{M}_{k-1}$ を選び, \mathcal{P}_k の全てのパーティションの要素 $M \in \mathcal{P}_k$ を分割する. ただし, \mathcal{P}_k は

$$\mathcal{P}_k \cap \{M : \beta(M) = \beta_{k-1}, M \in \mathcal{M}_{k-1}\} \neq \emptyset \quad (1)$$

を満たしているものとする。ここで、 $\beta(M)$ はパーティション \mathcal{M}_{k-1} の各要素における下限値であり、 β_k は式 (3) で定義される。また、分割によって生成されたパーティションを $\mathcal{P}'_k = \{M'\}$ とし、 $t(M') = t(M) + 1$ とする。

1-2 $M \subset S_k + C$ となる $M \in \mathcal{P}'_k$ を消去し、残った集合を \mathcal{M}'_k とする。

1-3 全ての $M \in \mathcal{M}'_k$ に対して下限 $\beta(M)$ を求める。ここで、下限値の算出には次の関数

$$F_{\mu_M}(x) = f(x) + \mu_M \sum_{j=1}^m [\max\{0, p_j(x)\}]^s \quad (2)$$

$$\mu_M = \mu B^{t(M)}$$

を用いる。(算出法は 2.3 節で述べる。)

1-4 $\mathcal{M}_k = (\mathcal{M}_{k-1} \setminus \mathcal{P}_k) \cup \mathcal{M}'_k$ として

$$\beta_k = \min\{\beta(M) : M \in \mathcal{M}_k\} \quad (3)$$

とする。ここで、 $\beta(M) = \beta_k$ を満たすパーティション \mathcal{M}_k の要素 M を M_k とする。さらに、次を満たす $(S_k + C)^\circ$ の頂点を v^k とする。

$$M_k \cap \{x : \langle v, x \rangle \geq 1, v \in V((S_k + C)^\circ)\} \neq \emptyset.$$

また、暫定解 x^k を次のように定める。

$$x^k \in \arg \min \{F_{\mu_{M_k}}(x) : x \in V(M_k), \langle v^k, x \rangle \geq 1\}.$$

ここで、 $V(M_k)$ はパーティションの要素 M_k の頂点集合である。さらに $\alpha_k = F_{\mu_{M_k}}(x^k)$ とする。

Step 2

2-1 v^k に対する次の制約無し凸最小化問題を解き、最適解を z^k 、最適値を ω_k とする。

$$\begin{cases} \text{minimize} & \phi(x : v^k) = \max\{p(x), -\langle v^k, x \rangle + 1\} \\ \text{subject to} & x \in R^n \end{cases}$$

2-2 $\omega_k = 0$ を満たさない場合、 $S_{k+1} = \text{co}(S_k \cup \{z^k\})$ 、 $k \leftarrow k+1$ として、Step 1 へ戻る。

$\omega_k = 0$ を満たし、次の条件

$$\sum_{j=1}^m [\max\{0, p_j(x^k)\}]^s = 0, \quad \alpha_k = \beta_k$$

を全て満たすならばアルゴリズムは停止し、 v^k は問題 (DP) の最適解、 x^k は問題 (MP) の最適解となる。

上の条件のいずれかを満たさない場合、 $S_{k+1} = S_k$ 、 $k \leftarrow k+1$ として、Step 1 へ戻る。

2.2 パーティションの構築方法

Algorithm におけるパーティションの要素 M は全て矩形であり、次のように表される。

$$M = \{x : a \leq x \leq b, a < b, a, b \in R^n\}.$$

また、パーティションの要素 M の直径の中点を $w = (a+b)/2$ とする。Step 1-2 におけるパーティションの構築には M の面に平行で w を通る $(n-1)$ の超平面を用いることによって M は 2^n の要素に分割することができる (Konno, Thach and Tuy[1])。

2.3 下限 $\beta(M)$ の算出法

任意の反復 k において、パーティションの各要素における下限 $\beta(M)$ は次の関係を満たさなければならない。

$$\beta(M) \leq \inf \{F_{\mu_M}(x) : x \in (M \cap D)\} \quad (4)$$

$$D = \{x : x \in R^n \setminus \text{int}(S_k + C)\}.$$

まず、パーティションの各要素 M に対して $x^k(M) \in V(M)$ とする。

関数 $F_{\mu_M}(x)$ は微分可能であり、下限 $\beta(M)$ を

$$\beta(M) = F_{\mu_M}(x^k(M)) - \left\| \nabla F_{\mu_M}(x^k(M)) \right\| \cdot \Delta(M)$$

とする。ただし、 $\nabla F_{\mu_M}(x^k(M))$ は関数 $F_{\mu_M}(x)$ の $x^k(M)$ における勾配ベクトルであり、 $\Delta(M)$ はパーティション M の最も長い辺の長さであるとする。ここで、関数 $F_{\mu_M}(x)$ は凸関数であるので、 $F_{\mu_M}(x) \geq \beta(M)$ 、 $x \in M$ が成立し、式 (4) を満たしている。

2.4 Algorithm の停止基準

Algorithm の停止基準の妥当性を示す。Algorithm の停止基準は次の (i) ~ (iii) である。

- (i) $\omega_k = 0$
- (ii) $\sum_{j=1}^m [\max\{0, p_j(x^k)\}]^s = 0$
- (iii) $\alpha_k = \beta_k$

x^k が停止基準を満たすならば、問題 (MP) の最適解が得られていることを示す。

Lemma 2.1. 任意の反復 k において

$$X_e \subset \bigcup_{M \in \mathcal{M}_k} M$$

が成立する。

Theorem 2.1. Algorithm の反復 k において x^k が停止基準 (i) ~ (iii) を満たすならば、 x^k は問題 (MP) の最適解である。

参考文献

- [1] Horst, R. and H. Tuy, *Global Optimization*, Springer-Verlag, Berlin (1990).
- [2] Konno, H., P.T. Thach and H. Tuy, *Optimization on Low Rank Nonconvex Structures* Kluwer Academic Publishers, Dordrecht (1997).
- [3] Sawaragi, Y., H. Nakayama and T. Tanino, *Theory of Multiobjective Optimization*, Academic Press, Orlando (1985).
- [4] Thach, P.T., H. Konno and D. Yokota, "Dual approach to minimization on the set of Pareto-optimal solutions", *Journal of Optimization Theory and Applications*, Vol.88 (1996), pp. 689-707.