

13 Matroids

13.4 The Greedy Algorithm

最大化問題

インスタンス： 独立性システム (E, \mathcal{F}) , $c: E \rightarrow \mathbb{R}$.

タスク： $c(X) = \sum_{e \in X} c(e)$ を最大化する $X \in \mathcal{F}$ の発見.

(E, \mathcal{F}) が何らかのオラクルで与えられる状況を考える.

独立性オラクル： $F \subseteq E$ について, $F \in \mathcal{F}$ か否かを返す.

basis-superset オラクル： $F \subseteq E$ について, F が基を含むか否かを返す.

例. TSP. 完全グラフ G について

$$E = V(G), \quad \mathcal{F} = \{F \subseteq E : F \text{ は } G \text{ のハミルトン閉路の一部}\}.$$

- (E, \mathcal{F}) の独立性オラクル：簡単
- (E, \mathcal{F}) の basis-superset オラクル：NP-完全

例. 最短経路問題. グラフ G について

$$E = V(G), \quad \mathcal{F} = \{F \subseteq E : F \text{ は } s\text{-}t\text{-パスの一部}\}.$$

- (E, \mathcal{F}) の独立性オラクル：NP-完全
- (E, \mathcal{F}) の basis-superset オラクル：簡単

Best-In-Greedy アルゴリズム

入力： 独立性オラクルで与えられる独立性システム (E, \mathcal{F}) ,
重み $c: E \rightarrow \mathbb{R}_+$.
出力： $F \in \mathcal{F}$.

1. $E = \{e_1, \dots, e_n\}$ を $c(e_1) \geq \dots \geq c(e_n)$ となるようソート.
2. $F \leftarrow \emptyset$.
3. **for** $i \leftarrow 0$ **to** n **do**: **if** $F \cup \{e_i\} \in \mathcal{F}$ **then** $F \leftarrow F \cup \{e_i\}$.

例. Kruskal 法.

Worst-Out-Greedy アルゴリズム

入力： basis-superset オラクルで与えられる独立性システム (E, \mathcal{F}) ,
重み $c: E \rightarrow \mathbb{R}_+$.
出力： (E, \mathcal{F}) の基 F .

1. $E = \{e_1, \dots, e_n\}$ を $c(e_1) \leq \dots \leq c(e_n)$ となるようソート.
2. $F \leftarrow E$.
3. **for** $i \leftarrow 0$ **to** n **do**: **if** $F \setminus \{e_i\}$ が基を含む **then** $F \leftarrow F \setminus \{e_i\}$.

主張. (E, \mathcal{F}, c) に対する Best-In-Greedy アルゴリズムは, $(E, \mathcal{F}^*, -c)$ に対する Worst-Out-Greedy アルゴリズムと対応する.

証明.

$$\begin{aligned} & F \in \mathcal{F} \\ \iff & \exists B : (E, \mathcal{F}) \text{ の基 s.t. } F \subseteq B \\ \iff & \exists B : (E, \mathcal{F}) \text{ の基 s.t. } F^c \supseteq B^c \quad (B^c \text{ は } (E, \mathcal{F}^*) \text{ の基}) \end{aligned}$$

□

定理 13.19. $c : E \rightarrow \mathbb{R}_+$ に対する最大化問題について,

$$G(E, \mathcal{F}, c) = (\text{Best-In-Greedy が発見した解のコスト}),$$

$$\text{OPT}(E, \mathcal{F}, c) = (\text{最適解のコスト}),$$

とすると

$$q(E, \mathcal{F}) \leq \frac{G(E, \mathcal{F}, c)}{\text{OPT}(E, \mathcal{F}, c)} \leq 1.$$

ある c は下界を達成する.

復習. Rank quotient:

$$q(E, \mathcal{F}) = \min_{F \subseteq E} \frac{\rho(F)}{r(F)}$$

Lower rank:

$$\rho(F) = \min\{|B| : B \text{ は } F \text{ の基}\}$$

証明. $E = \{e_1, \dots, e_n\}$, $c(e_1) \geq \dots \geq c(e_n)$ とする. これに対する Best-In-Greedy の解を G_n とし, 最適解を O_n とする.

$$E_j = \{e_1, \dots, e_j\},$$

$$G_j = G_n \cap E_j,$$

$$O_j = O_n \cap E_j,$$

とする. また,

$$d_n = c(e_n),$$

$$d_j = c(e_j) - c(e_{j+1}),$$

とする. このとき

$$|O_j| \leq r(E_j) \quad (\because O_j \in \mathcal{F})$$

$$|G_j| \geq \rho(E_j) \quad (\because G_j \text{ は } E_j \text{ の基}).$$

したがって,

$$\begin{aligned}
\frac{c(G_n)}{c(O_n)} &= \frac{\sum_{j=1}^n (|G_j| - |G_{j-1}|)c(e_j)}{\sum_{j=1}^n (|O_j| - |O_{j-1}|)c(e_j)} \\
&= \frac{\sum_{j=1}^n |G_j|d_j}{\sum_{j=1}^n |O_j|d_j} \\
&\geq \frac{\sum_{j=1}^n \rho(E_j)d_j}{\sum_{j=1}^n r(E_j)d_j} \\
&\geq q(E, \mathcal{F}).
\end{aligned}$$

ここで,

$$q(E, \mathcal{F}) = \frac{\rho(F)}{r(F)} = \frac{|B_1|}{|B_2|}$$

となるように $F \subseteq E$ と F の基 B_1, B_2 をとる.

$$c(e) = \begin{cases} 1 & (e \in F) \\ 0 & (e \notin F) \end{cases}$$

とし,

$$\begin{aligned}
c(e_1) &\geq \cdots \geq c(e_n), \\
B_1 &= \{e_1, \dots, e_{|B_1|}\},
\end{aligned}$$

となるように E の元を並べると,

$$\begin{aligned}
G(E, \mathcal{F}, c) &= |B_1|, \\
\text{OPT}(E, \mathcal{F}, c) &\geq |B_2|.
\end{aligned}$$

□

定理 13.20 (Edmonds-Rado の定理). 次は同値.

- (a) (E, \mathcal{F}) はマトロイド.
- (b) 任意の $c : E \rightarrow \mathbb{R}_+$ について, Best-In-Greedy は (E, \mathcal{F}, c) に関する最大化問題の最適解を与える.

証明.

$$\begin{aligned}
 & (E, \mathcal{F}) \text{ はマトロイド} \\
 \iff & q(E, \mathcal{F}) = 1 \\
 \iff & \text{Best-In-Greedy は常に最適解を与える.}
 \end{aligned}$$

□

定理 13.21. マトロイド (E, \mathcal{F}) , ランク関数 $r : 2^E \rightarrow \mathbb{Z}_+$ をとる.

(E, \mathcal{F}) のマトロイド超多面体 (matroid polytope) (\mathcal{F} の元の接続ベクトルの凸包) は

$$\left\{ x \in \mathbb{R}^E : x \geq 0, \sum_{e \in A} x_e \leq r(A) \text{ for all } A \subseteq E \right\}$$

証明. (\subseteq) は明らか.

(\supseteq) $e \in E$ について $r(\{e\}) \leq 1$ より, 超多面体の各頂点 x について $0 \leq x \leq 1$. これに $x \in \mathbb{Z}^E$ という条件が加われば, x はある $F \subseteq E$ の接続ベクトルとなり,

$$\sum_{e \in F} x_e = |F| \leq r(F)$$

より $F \in \mathcal{F}$, したがって $x \in (\text{matroid polytope})$. したがって, 超多面体の頂点がすべて整数ベクトルであればよい. そこで,

$$\max \left\{ cx : x \geq 0, \sum_{e \in A} x_e \leq r(A) \text{ for all } A \subseteq E \right\}$$

が任意の $c \in \mathbb{R}^E$ について整数解を持つことを示す.

$c : E \rightarrow \mathbb{R}$ をとる. ある $e \in E$ について $c(e) < 0$ ならば最適解 x は $x_e = 0$ を満たすので, そのような e は考慮から外してよい. そこで $c \geq 0$ を仮定し, (E, \mathcal{F}, c) に対する最大化問題を考える.

LP の最適解 x について,

$$s_j = x_{e_1} + \cdots + x_{e_j} \quad (\leq r(\{e_1, \dots, e_j\}) = r(E_j)),$$

とすると,

$$\begin{aligned} \frac{c(G_n)}{\sum_{e \in E} c(e)x_e} &= \frac{\sum_{j=1}^n (|G_j| - |G_{j-1}|)c(e_j)}{\sum_{j=1}^n (s_j - s_{j-1})c(e_j)} \\ &= \frac{\sum_{j=1}^n |G_j|d_j}{\sum_{j=1}^n s_j d_j} \\ &\geq \frac{\sum_{j=1}^n \rho(E_j)d_j}{\sum_{j=1}^n r(E_j)d_j} \\ &\geq q(E, \mathcal{F}) = 1. \end{aligned}$$

したがって $c(G_n) \geq cx$ なので, G_n も LP の最適解. □

定理 13.22. 独立性システム (E, \mathcal{F}) , $c : E \rightarrow \mathbb{R}_+$ に関する**最小化問題**について,

$$\begin{aligned} G(E, \mathcal{F}, c) &= (\text{Worst-Out-Greedy が発見した解のコスト}), \\ \rho^* &= ((E, \mathcal{F}^*) \text{ の lower rank 関数}), \\ r^* &= ((E, \mathcal{F}^*) \text{ のランク関数}) \end{aligned}$$

とすると,

$$1 \leq \frac{G(E, \mathcal{F}, c)}{\text{OPT}(E, \mathcal{F}, c)} \leq \max_{F \subseteq E} \frac{|F| - \rho^*(F)}{|F| - r^*(F)}.$$

ある c は上界を達成する.

証明. 分子側 ($|G_j| \leq |E_j| - \rho^*(E_j)$) を示す. $E_j \setminus G_j$ が (E, \mathcal{F}^*) における E_j の基であると言えれば,

$$|E_j| - |G_j| = |E_j \setminus G_j| = r^*(E_j) \geq \rho^*(E_j).$$

- (a) $E_j \setminus G_j \in \mathcal{F}^* : G_n$ は (E, \mathcal{F}) の基であり, $(E_j \setminus G_j) \cap G_n = \emptyset$.
- (b) $(E_j \setminus G_j) \cup \{e\} \notin \mathcal{F}^*$ for all $e \in G_j : \forall B(\text{基}) G_j \setminus \{e\} \not\supseteq B$ より,
 $\forall B(\text{基}) ((E_j \setminus G_j) \cup \{e\}) \cap B \neq \emptyset$.

分母側 ($|O_j| \geq |E_j| - r^*(E_j)$) を示す. O_n は (E, \mathcal{F}) の基であり, $(E_j \setminus O_j) \cap O_n = \emptyset$ なので, $E_j \setminus O_j \in \mathcal{F}^*$, よって

$$|E_j| - |O_j| = |E_j \setminus O_j| \leq r^*(E_j \setminus O_j) \leq r^*(E_j).$$

よって同様の計算により不等式が示される.

上界を達成する c を構成する.

$$\max_{F \subseteq E} \frac{|F| - \rho^*(F)}{|F| - r^*(F)} = \frac{|F| - \rho^*(F)}{|F| - r^*(F)} = \frac{|F| - |B_1|}{|F| - |B_2|}$$

となるように $F \subseteq E$ と F の $((E, \mathcal{F}^*)$ での) 基 B_1, B_2 をとり,

$$c(e) = \begin{cases} 1 & (e \in F) \\ 0 & (e \notin F) \end{cases}$$

とする. E の元を $c(e_1) \geq \dots \geq c(e_n)$, $B_1 = \{e_1, \dots, e_{|B_1|}\}$ となるように並べると,

$$\begin{aligned} G(E, \mathcal{F}, c) &= |F| - |B_1|, \\ \text{OPT}(E, \mathcal{F}, c) &= |F| - |B_2|. \end{aligned}$$

□

定理 13.23. マトロイド (E, \mathcal{F}) , $C : E \rightarrow \mathbb{R}$, $X \in \mathcal{F}$, $k = |X|$ について, $c(X) = \max\{c(Y) : Y \in \mathcal{F}, |Y| = k\}$ であることは, 以下が同時に成り立つことと同値.

- (a) $y \in E \setminus X$, $X \cup \{y\} \notin \mathcal{F}$, $x \in C(X, y) \implies c(x) \geq c(y)$. ^{*1}
- (b) $y \in E \setminus X$, $X \cup \{y\} \in \mathcal{F}$, $x \in X \implies c(x) \geq c(y)$.

例. 連結グラフ G のグラフィックマトロイド (E, \mathcal{F}) , $k = r(E) = |V| - 1$.

証明. (\implies) いずれかが成立しない場合, $(X \cup \{y\}) \setminus \{x\}$ がより大きな重みを持つ.

(\impliedby) WLOG $c \geq 0$ と仮定する. $\mathcal{F}' := \{F \in \mathcal{F} : |F| \leq k\}$.

$E = \{e_1, \dots, e_n\}$ の元を重みの降順で並べ, 同じ重みのもの同士では X の元が先に来るようにする.

(E, \mathcal{F}') はマトロイドなので, 最大化問題に対する Best-In-Greedy の貪欲解 X' をとると $c(X) = \max\{c(Y) : Y \in \mathcal{F}\}$.

$X = X'$ を示す. $X \neq X'$ を仮定する.

X' は基なので $|X| = k = |X'|$. $e_i \in X' \setminus X$ なる最小の i をとる. このとき $j < i$ について $e_j \in X \iff e_j \in X'$.

$X \cup \{e_i\} \notin \mathcal{F}$ ならば, (a) より各 $e_j \in C(X, e_i)$ は $j \leq i$ を満たす. $e_j \in X$ または $e_j = e_i$ より $e_j \in X'$. したがって $C(X, e_i) \subseteq X'$ となり, $X' \in \mathcal{F}'$ に矛盾.

$X \cup \{e_i\} \in \mathcal{F}$ ならば, (b) より各 $e_j \in X$ は $j < i$ を満たす. したがって $e_j \in X'$ より, $X \subset X'$. $|X| = |X'|$ に矛盾. \square

^{*1} $C(X, y)$ は $X \cup \{y\}$ が含むただ一つの閉路のこと.