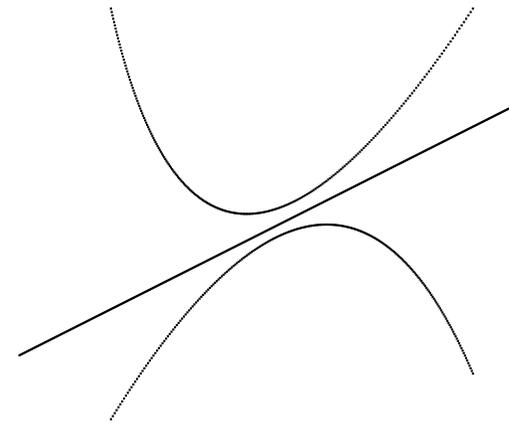
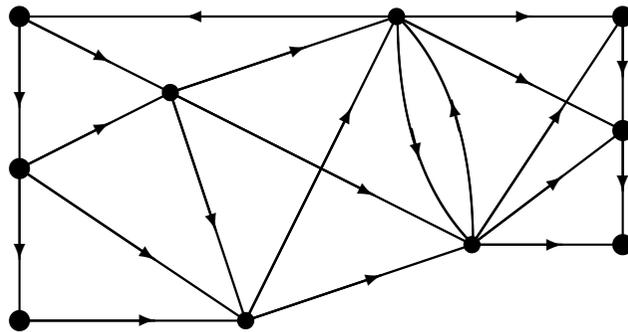


離散最適化を見る数理の眼

— 「離散凸解析」への超誘い —

室田 一雄

東京大学 数理情報学専攻



3 部構成

1 離散最適化

2 数理の眼

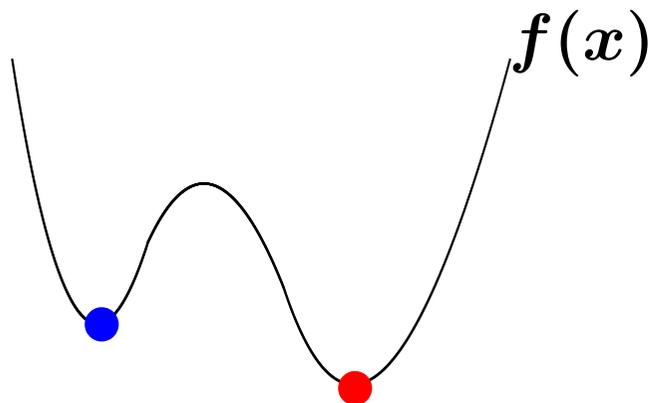
3 離散凸解析

を見る

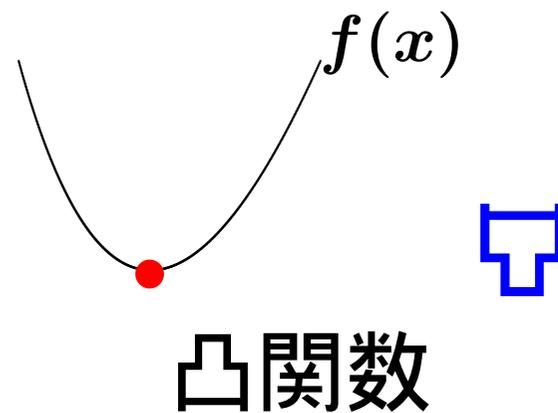
:

への超誘い

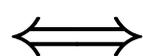
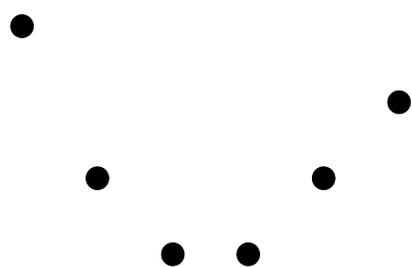
最適化



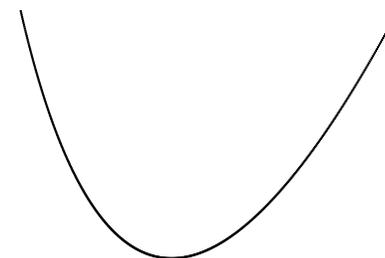
解き易い問題



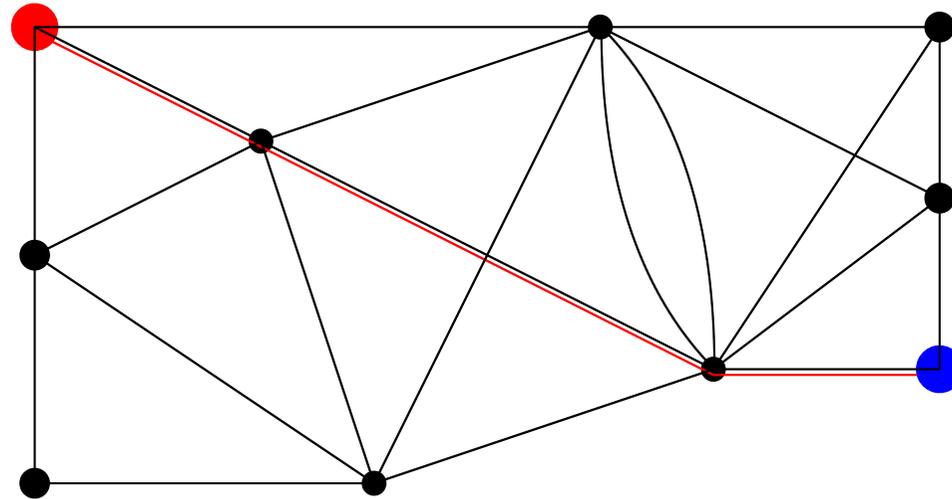
離散



連続



離散最適化



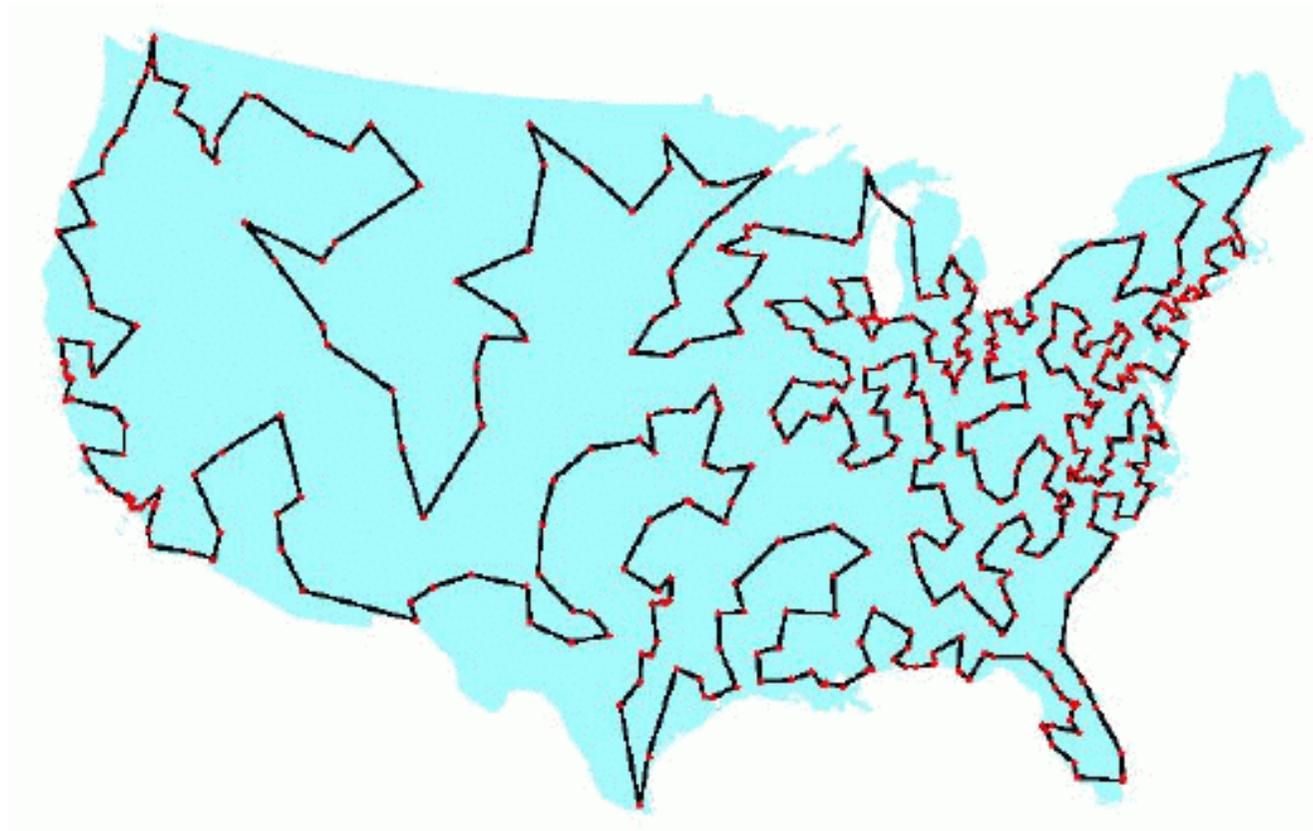
最短路問題

巡回セールスマン問題

簡単に解ける

なかなか解けない

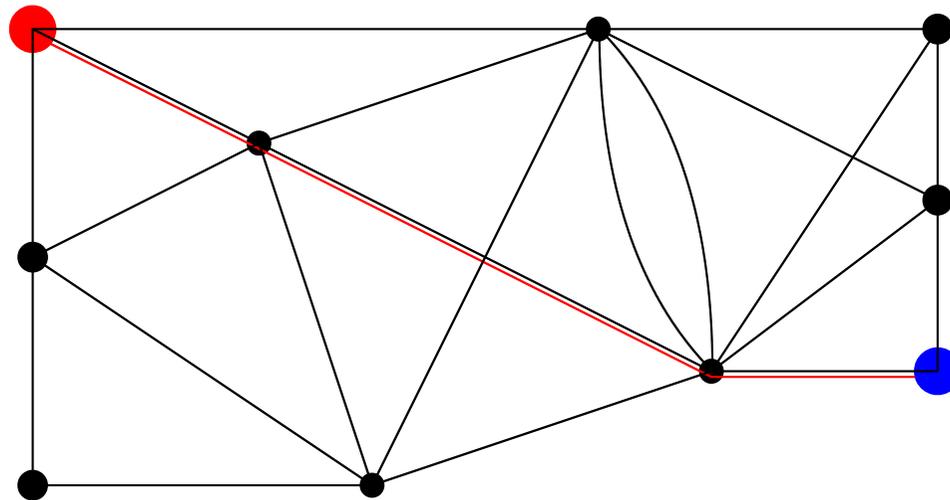
巡回セールスマン問題



532 cities, M. Padberg–G. Rinaldi (1987)

⇒ デモ (土村展之氏作成)

離散最適化



最短路問題

巡回セールスマン問題

簡単に解ける

なかなか解けない

1 離散最適化

2 数理の眼

3 離散凸解析

数理の眼

最短路問題

容易に解ける

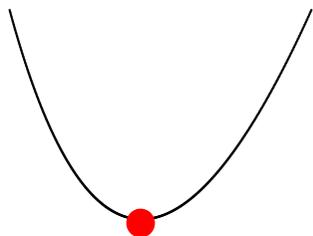
巡回セールスマン問題

本質的に困難

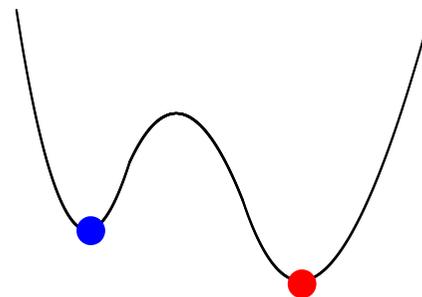
多項式時間

NP 困難

「凸」だから



「凸」でないから



工学： 物 をつくる

数理工学： 物の見方をつくる

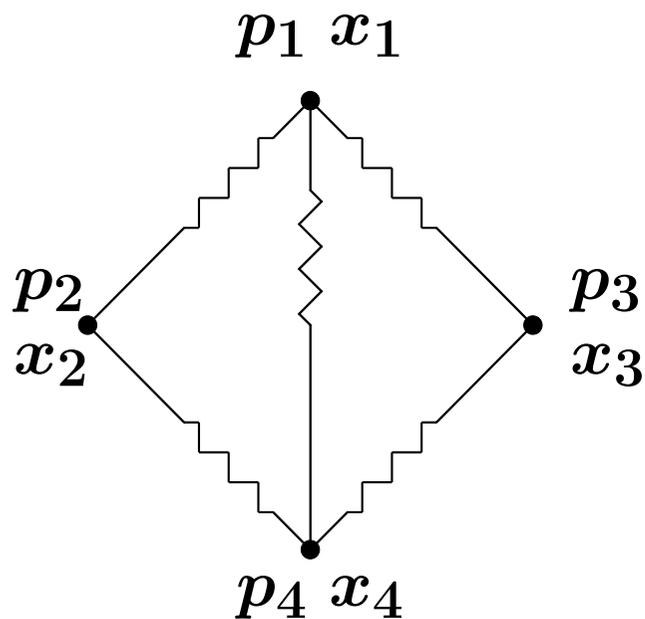
論理，アルゴリズム，ソフトウェア



離散構造 + 凸関数

最短路問題は 離散凸だから 解き易い

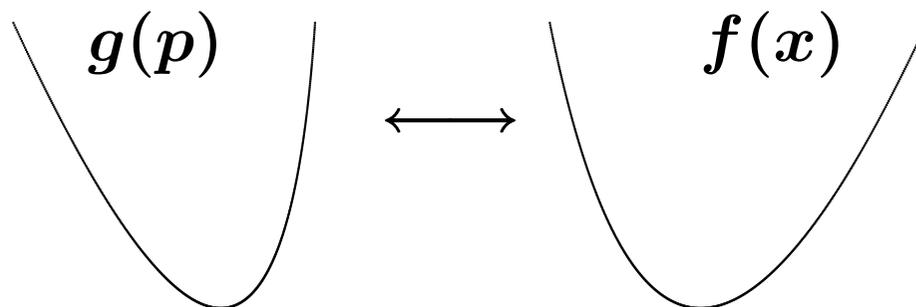
非線形抵抗回路



離散構造 + 凸関数
電気回路 + エネルギー

電圧源
電流源

p : 節点電位, $g(p)$: 消費電力
 x : 流入電流, $f(x)$: 消費電力



- $g(p)$ と $f(x)$ はともに凸関数
- $g(p)$ と $f(x)$ は裏表 — ルジャンドル変換

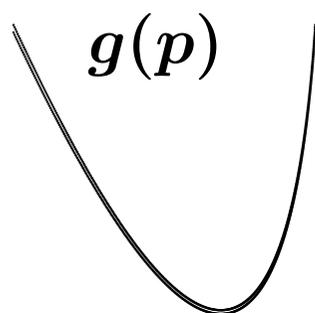
⇒ 電圧源 と 電流源 の違いは？

電圧 と 電流 の区別

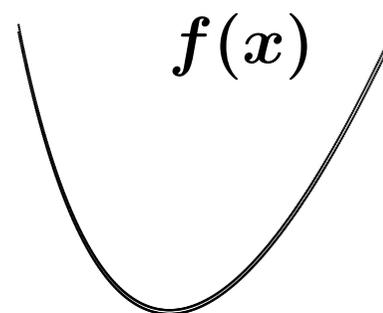
離散構造 + 凸関数

電圧源 $p \implies$ 電力 $g(p)$

電流源 $x \implies$ 電力 $f(x)$



凸関数



凸関数

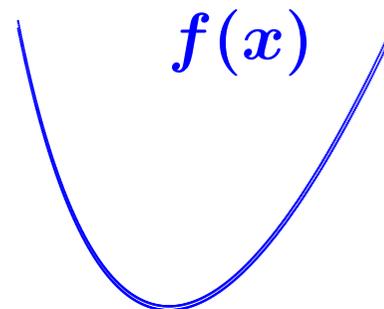
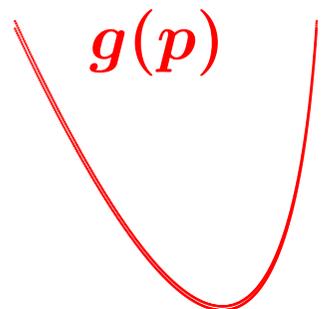
\implies 離散構造に着目すると...

電圧 と 電流 の区別

離散構造 + 凸関数

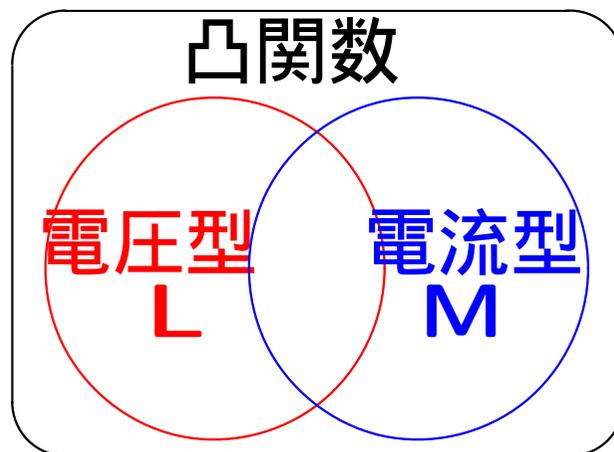
電圧源 $p \implies$ 電力 $g(p)$

電流源 $x \implies$ 電力 $f(x)$



L 凸関数

M 凸関数



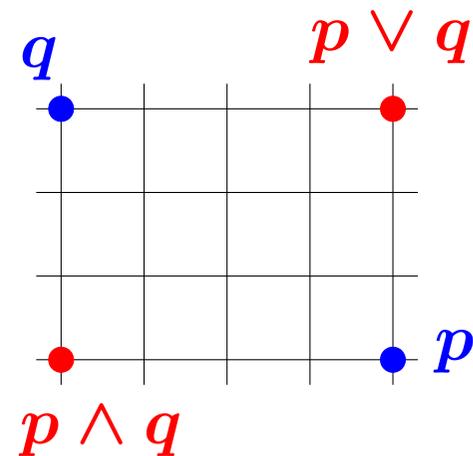
L(電圧型)とM(電流型)

p, q 2パターンの電圧源

$p \vee q, p \wedge q$ 成分毎の最大, 最小

[劣モジュラ性]

$$g(p) + g(q) \geq g(p \vee q) + g(p \wedge q)$$

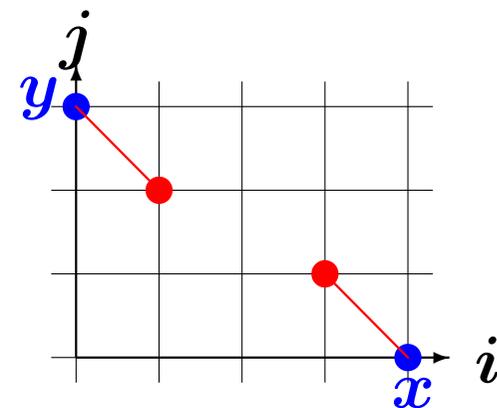


x, y 2パターンの電流源

[交換性] $\forall x, y, \forall i : x_i > y_i,$

$\exists j : x_j < y_j, \exists \alpha > 0:$

$$f(x) + f(y) \geq f(x - \alpha(e_i - e_j)) + f(y + \alpha(e_i - e_j))$$



e_i : 第*i*単位ベクトル

1 離散最適化

2 数理の眼

3 離散凸解析

離散凸解析概観

L 凸関数 \longleftrightarrow M 凸関数

理論的

- 局所最適 \iff 大域最適

完備性

- 共役性: ルジャンドル 変換
- 双対定理 (離散分離, フェンシエル双対)
- 最小化アルゴリズム

分野的

- ネットワークフロー (電気回路)

横断性

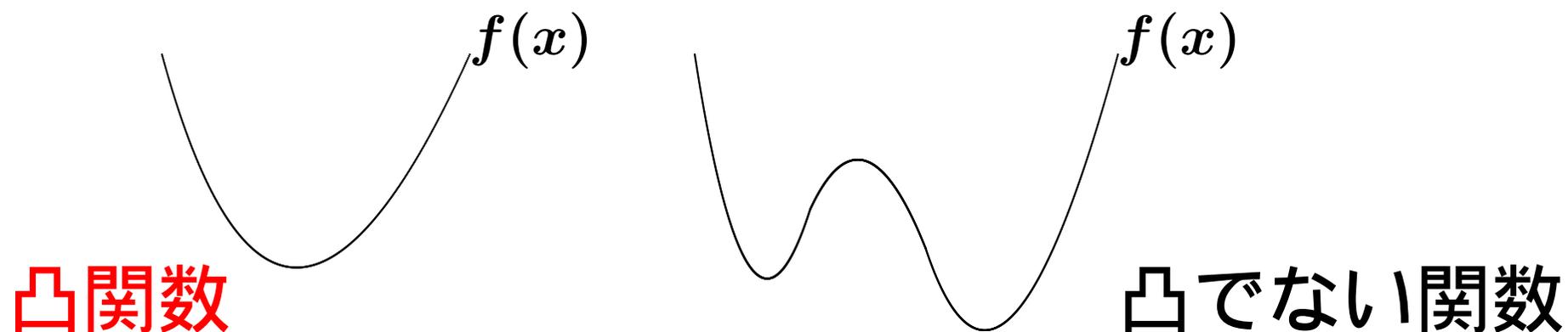
- OR (待ち行列, 資源配分)
- 多項式行列
- 効用関数, ゲーム理論

離散凸解析の歴史

- 1935 マトロイド Whitney
- 1965 劣モジュラ関数 Edmonds
- 1975 マトロイドの応用 伊理, 富澤, Recski
- 1983 劣モジュラ関数 と 凸性
Lovász, Frank, 藤重
- 1996 離散凸解析 の提唱 室田
- 2000 劣モジュラ関数 最小化アルゴリズム
岩田, 藤重, Fleischer, Schrijver

凸関数

(連続変数)



$f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ が 凸関数

$$\iff \lambda f(x) + (1 - \lambda)f(y) \geq f(\lambda x + (1 - \lambda)y)$$

$$(0 < \forall \lambda < 1)$$

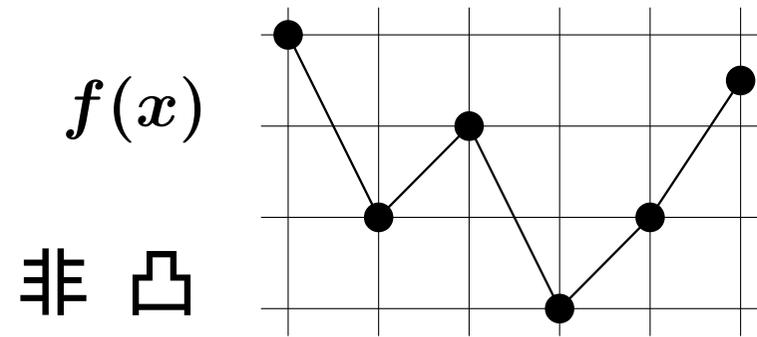
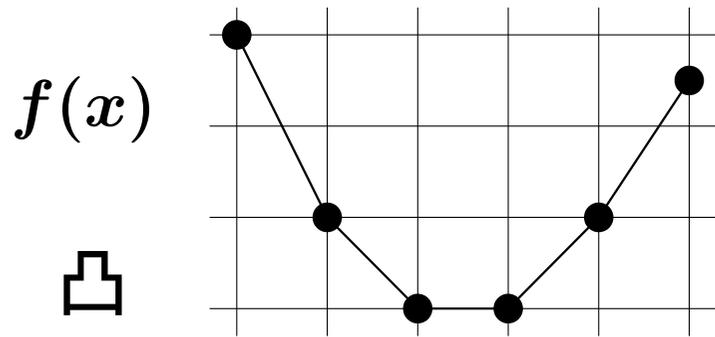
最適化における凸関数の意義

線形計画法 (LP)

- **局所的最適 = 大域的最適**
⇒ 降下アルゴリズム
- **双対性**
⇒ 主双対アルゴリズム, 感度解析

-
- 現実問題は 凸とは限らない
 - 「凸」は最適化を理解する軸
 - 線形 / 非線形 ではなく 凸 / 非凸

離散最適化 における「凸構造」とは？



凸構造 = 解ける問題 ◦ 局所/大域最適性 ◦ 双対性

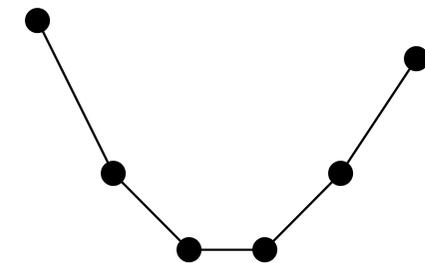
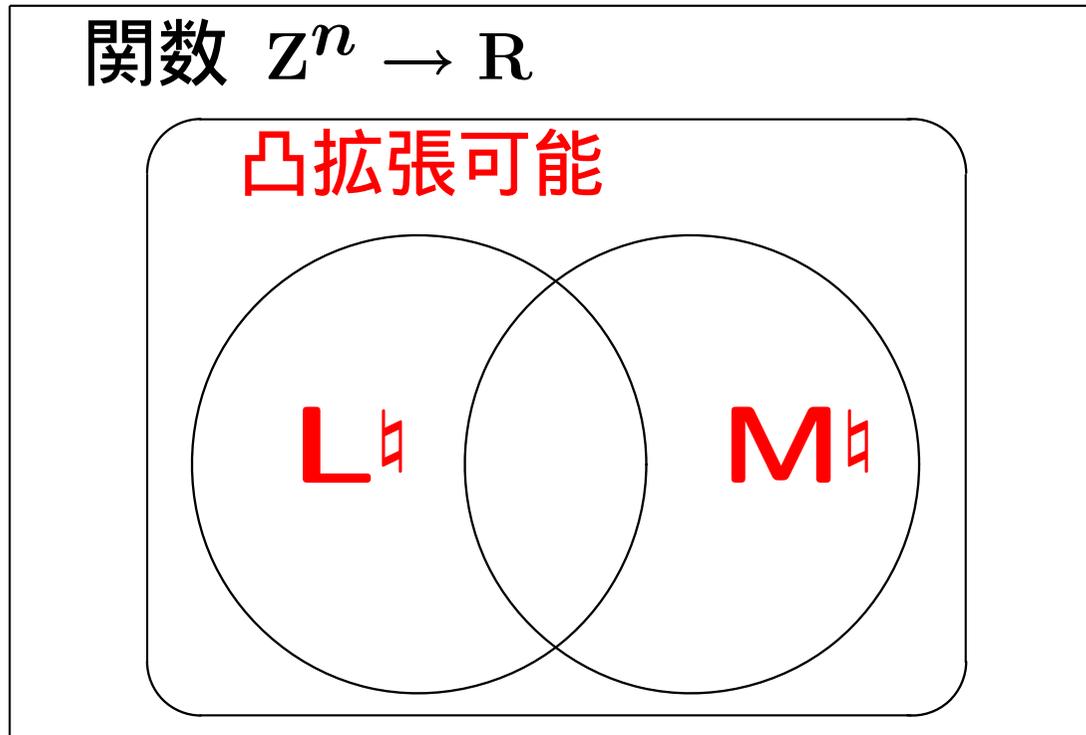
現実問題は困難

実際的手法 (top down) **メタヒューリスティクス**

基礎的道具 (bottom up) **離散凸解析**

離散凸関数のクラス

$$f : \mathbb{Z}^n \rightarrow \mathbb{R}$$



f が凸拡張可能

\exists 凸関数 $\bar{f}: f(x) = \bar{f}(x)$

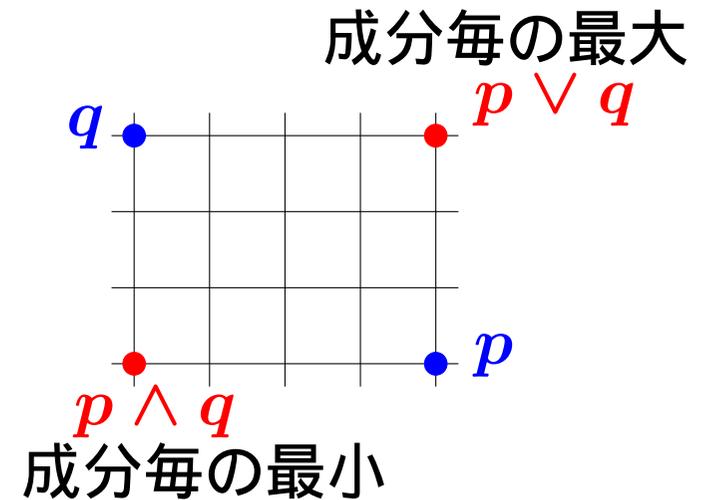
凸拡張可能性だけでは上手くない

\Rightarrow 離散数学の成果を利用

劣モジュラ関数

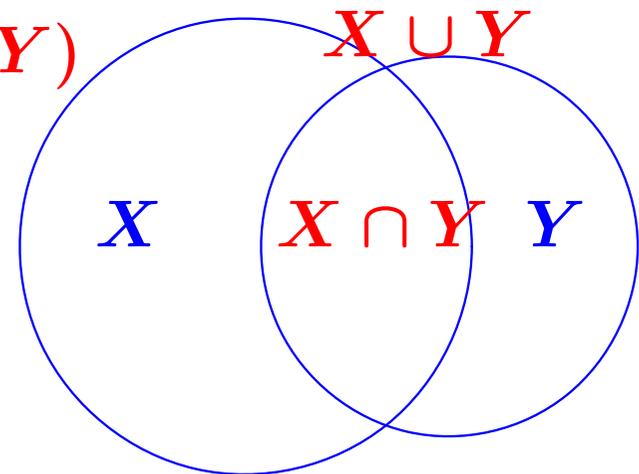
$g : \mathbb{Z}^n \rightarrow \mathbb{R}$ が劣モジュラ:

$$g(p) + g(q) \geq g(p \vee q) + g(p \wedge q)$$



集合関数 ρ が劣モジュラ:

$$\rho(X) + \rho(Y) \geq \rho(X \cup Y) + \rho(X \cap Y)$$



劣モジュラ関数 と 凸関数 (1980年代)

$$\rho(X) + \rho(Y) \geq \rho(X \cup Y) + \rho(X \cap Y)$$

- 最小化/最大化アルゴリズム

最小化 \Rightarrow 多項式時間, 最大化 \Rightarrow NP困難

- 凸拡張 (Lovász)

集合関数が劣モジュラ \iff Lovász拡張が凸関数

- 双対定理 (Edmonds, Frank, 藤重)

劣モジュラ関数の双対性
= 凸性 + 離散性

20代の
「理感」

伊原康隆:

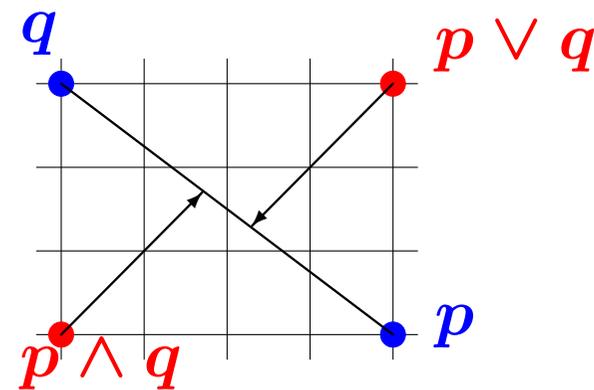
志学 数学

L 凸関数の定義

$$g : \mathbb{Z}^n \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$$

$p \vee q$ 成分毎の最大値

$p \wedge q$ 成分毎の最小値



g が L 凸関数 \iff

[劣モジュラ] $g(p) + g(q) \geq g(p \vee q) + g(p \wedge q)$

[並進不変] $\exists r, \forall p: g(p + 1) = g(p) + r$

L = Lattice (束)

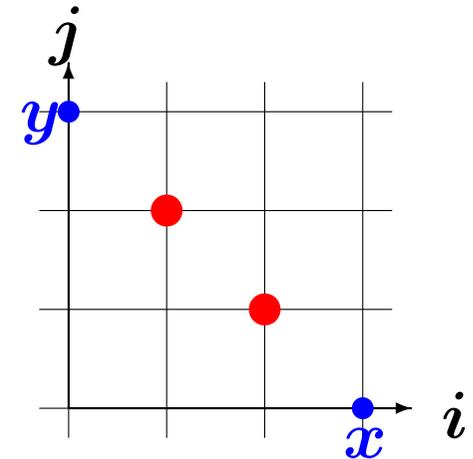
M 凸関数の定義

$$f : \mathbb{Z}^n \rightarrow \mathbb{R} \cup \{+\infty\}$$

e_i : 第 i 単位ベクトル

f が M 凸関数 \iff (M-EXC):

$$\forall x, y, \quad \forall i : x_i > y_i, \quad \exists j : x_j < y_j :$$



$$f(x) + f(y) \geq f(x - e_i + e_j) + f(y + e_i - e_j)$$

M = Matroid (マトロイド)

離散凸解析概観

L凸関数 \longleftrightarrow M凸関数

理論的

- 局所最適 \iff 大域最適

完備性

- 共役性: ルジャンドル変換
- 双対定理 (離散分離, フェンシエル双対)
- 最小化アルゴリズム

分野的

- ネットワークフロー (電気回路)

横断性

- OR (待ち行列, 資源配分)
- 多項式行列
- 効用関数, ゲーム理論

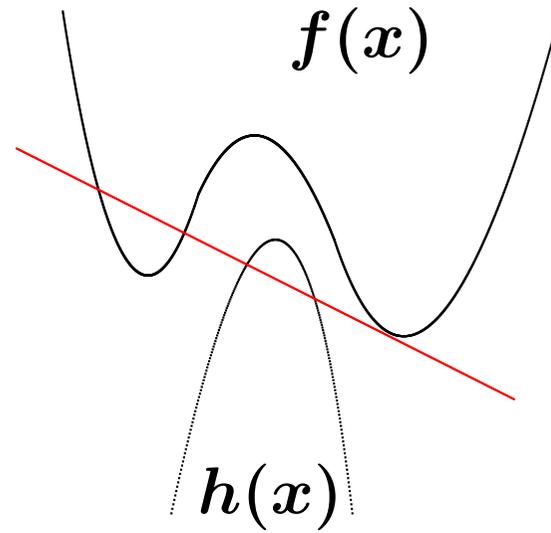
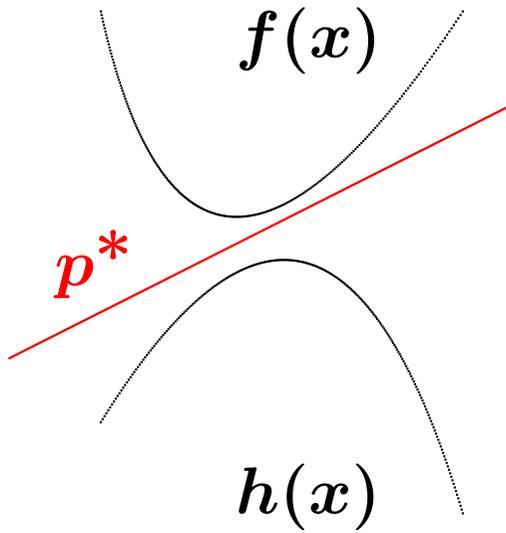
最後に：

数学の好きな人のために

双 対 定 理

のことを……

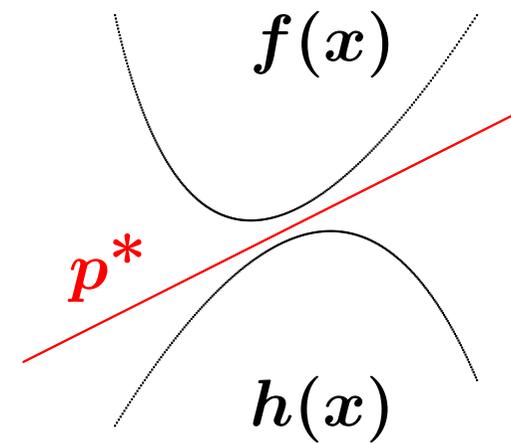
双对性：分离定理



分離定理:

$f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ 凸関数

$h : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ 凹関数



$f(x) \geq h(x) \quad (\forall x) \Rightarrow \exists \alpha^* \in \mathbb{R}, \quad \exists p^* \in \mathbb{R}^n:$

$$f(x) \geq \alpha^* + \langle p^*, x \rangle \geq h(x) \quad (x \in \mathbb{R}^n)$$

離散分離定理:

$f : \mathbb{Z}^n \rightarrow \mathbb{Z}$ “凸関数”

$h : \mathbb{Z}^n \rightarrow \mathbb{Z}$ “凹関数”

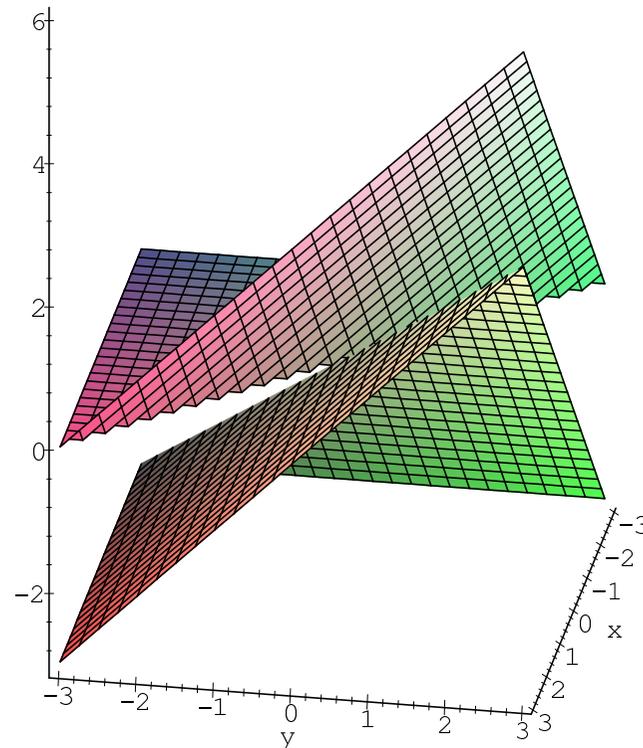
$f(x) \geq h(x) \quad (\forall x) \Rightarrow \exists \alpha^* \in \mathbb{Z}, \quad \exists p^* \in \mathbb{Z}^n:$

$$f(x) \geq \alpha^* + \langle p^*, x \rangle \geq h(x) \quad (x \in \mathbb{Z}^n)$$

離散分離の難しさ(1)

$$f(x, y) = \max(0, x + y) \quad \text{凸関数}$$

$$h(x, y) = \min(x, y) \quad \text{凹関数}$$



分離可能だが
整数分離不能

$p^* = (1/2, 1/2), \alpha^* = 0$ 唯一の分離平面

離散分離の難しさ(2)

実数分離さえ不可能な例

$$f(x, y) = |x + y - 1| \quad \text{凸関数}$$

$$h(x, y) = 1 - |x - y| \quad \text{凹関数}$$

● $f(x, y) \geq h(x, y) \quad (\forall (x, y) \in \mathbb{Z}^2)$ は成立

● $f(x, y) \geq h(x, y) \quad (\forall (x, y) \in \mathbb{R}^2)$ は不成立

$$(x, y) = (1/2, 1/2) \quad \text{で} \quad f = 0 < h = 1$$

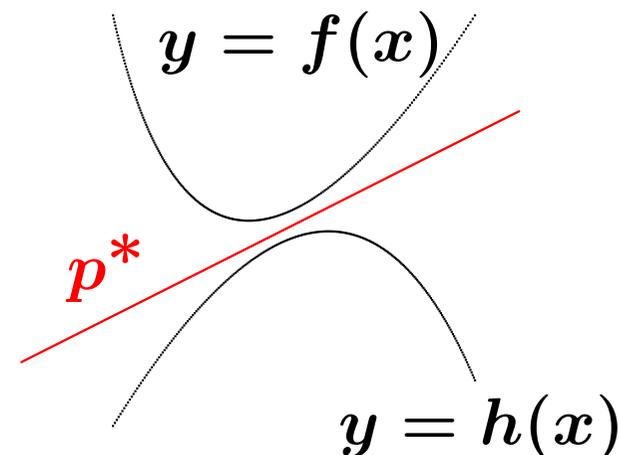
$\implies f(x) \geq \alpha^* + \langle p^*, x \rangle \geq h(x)$ を満たす

$$\alpha^* \in \mathbb{R}, p^* \in \mathbb{R}^2 \quad \text{は存在しない}$$

L分離定理 / M分離定理

$f : Z^n \rightarrow R$ “凸関数”

$h : Z^n \rightarrow R$ “凹関数”



(1) $f(x) \geq h(x) \quad (\forall x) \Rightarrow \exists \alpha^* \in R, \exists p^* \in R^n:$

$$f(x) \geq \alpha^* + \langle p^*, x \rangle \geq h(x) \quad (x \in Z^n)$$

(2) f, h が整数値のとき, $\alpha^* \in Z, p^* \in Z^n$ にとれる

L分離定理

L凸関数に対し 離散分離が成立

\Rightarrow 劣モジュラ集合関数の分離定理

M分離定理

M凸関数に対し 離散分離が成立

\Rightarrow マトロイド交差問題の重み分離定理

最大 · 最小定理

Legendre变换 $f^\bullet(p) = \sup\{\langle p, x \rangle - f(x) \mid x \in \mathbb{Z}^n\}$

$$h^\circ(p) = \inf\{\langle p, x \rangle - h(x) \mid x \in \mathbb{Z}^n\}$$

Fenchel型 双对定理

$$f: \mathbf{M} \text{凸} \quad h: \mathbf{M} \text{凹} \quad (\mathbb{Z}^n \rightarrow \mathbb{Z})$$

$$\inf_{x \in \mathbb{Z}^n} \{f(x) - h(x)\} = \sup_{p \in \mathbb{Z}^n} \{h^\circ(p) - f^\bullet(p)\}$$

↑

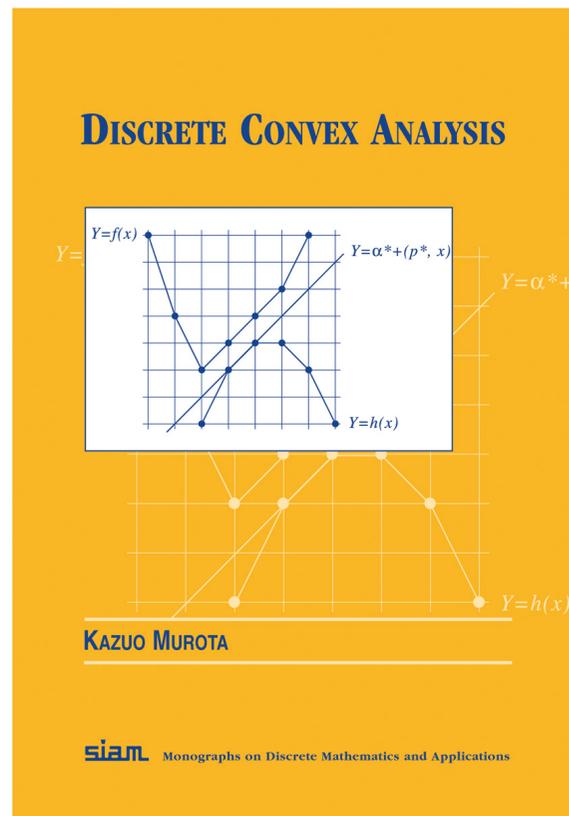
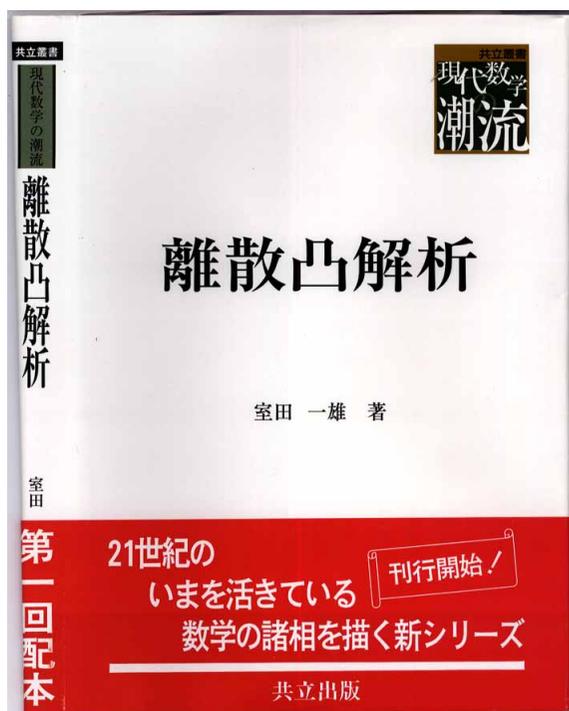
$$\text{自己共役形} \quad (f^\bullet: \mathbf{L} \text{凸} \quad h^\circ: \mathbf{L} \text{凹})$$

参考書

室田一雄: 離散凸解析, 共立, 2001

K. Murota: **Discrete Convex Analysis**, SIAM, 2003

講義ビデオ @室田のホームページ (20分 or 3時間)



E N D

2005-04-08