

力学的シンセシス (5)

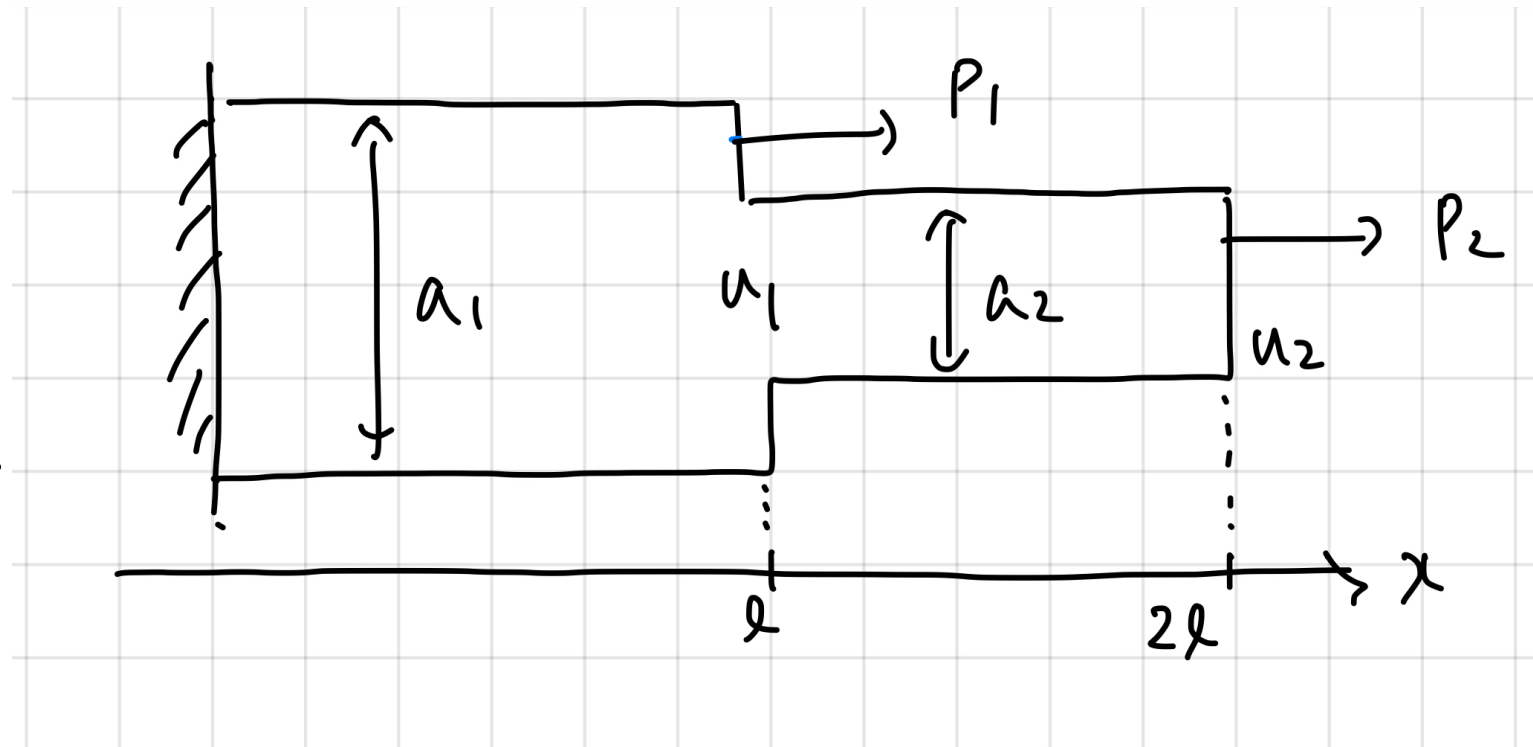
システムデザイン工学科

飯盛 浩司

はじめに

[解きたい問題] 力学的シンセシスで取り扱う問題の例：

Find $\mathbf{a} = (a_1, a_2)^t$
such that $\min f(\mathbf{a}) = \mathbf{u} \cdot \mathbf{p}$
subject to $\mathbf{K}\mathbf{u} = \mathbf{p}$
 $a_1\ell + a_2\ell \leq c$



前回, 随伴変数法を学び, 等式制約を満たす設計変数に対して ∇f を計算できるようにになった. \rightarrow 不等式制約さえ別で考慮すれば良い. 以降,

Find $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^t$
such that $\min f(\mathbf{x})$ subject to $g_i(\mathbf{x}) \leq 0$ (for $i = 1, \dots, m$)

の数値計算法を学ぶ. **今日の目標: 制約付き最適化問題の数値解法**を知る.

有効制約法(KKT条件を使う) 1/3

[例題]

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \mathbf{x}^t \mathbf{Q} \mathbf{x} - \mathbf{c}^t \mathbf{x} \text{ subject to } g_i(\mathbf{x}) = \sum_{j=1}^n A_{ij} x_j - b_i \leq 0 \text{ (for } i = 1, \dots, m)$$

ただし, $\mathbf{Q} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ は正定値対称行列とする.

Q1: ∇f を計算せよ.

Q2: y_i ($i = 1, \dots, m$) をLagrange乗数とし, KKT条件を導け.

有効制約法(KKT条件を使う) 2/3

ある実行可能解 \hat{x} があったとし, $\sum_{j=1}^n A_{ij}\hat{x}_j = b_i$ を満たす i の集合を I と書く.

つまり, $i \in I$ ならば $\sum_{j=1}^n A_{ij}\hat{x}_j = b_i$, $i \notin I$ ならば $\sum_{j=1}^n A_{ij}\hat{x}_j < b_i$.

$i \notin I$ ならば $y_i = 0$ なので, 以下が成り立つ:

$$\sum_{j \in I} A^t_{ij} y_j + \sum_{j=1}^n Q_{ij} \hat{x}_j - c_i = 0. \quad \cdots A$$

一方, b_i のうち $i \in I$ だけを並べたベクトルを \hat{b} と書くと

$$\sum_{j=1}^n A_{ij} \hat{x}_j = \hat{b}_i. \quad \cdots B$$

A, Bを並べて,
$$\begin{pmatrix} Q & A^t \\ A & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{x} \\ \hat{y} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} c \\ \hat{b} \end{pmatrix}.$$

有効制約法(KKT条件を使う) 3/3

有効制約法

0. $\mathbf{x}^{(0)} \in$ (実行可能領域)を与える. $I^{(0)}$ を計算. $k = 0$ とする.
1. $\begin{pmatrix} Q & A^t \\ A & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \hat{\mathbf{x}} \\ \hat{\mathbf{y}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \mathbf{c} \\ \hat{\mathbf{b}} \end{pmatrix}$ を解く. $\hat{\mathbf{x}}$ が実行可能解ならば $\mathbf{x}^{(k)} \leftarrow \hat{\mathbf{x}}^{(k)}$ とし3へ.
2. $\sum_{j=1}^n A^t_{ij}(x_j^{(k)} + t(\hat{x}_j^{(k)} - x_j^{(k)})) \leq b_i$ を満たす最大の t を探し,
 $\mathbf{x}^{(k)} \leftarrow \mathbf{x}^{(k)} + t(\hat{\mathbf{x}}^{(k)} - \mathbf{x}^{(k)})$ とする. さらに, $I^{(k)}$ を更新.
(全ての制約に違反しない範囲で $\mathbf{x}^{(k)}$ を $\hat{\mathbf{x}}^{(k)}$ に近づける)
3. $\hat{\mathbf{y}}^{(k)} \geq \mathbf{0}$ ならば $\mathbf{x}^{(k)}$ を最適解として出力.
そうでなければ, $\hat{\mathbf{y}}^{(k)}$ の一番小さい成分のindexを $I^{(k)}$ から除き1へ.

罰金法

罰金法

Find $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^t$ $\min f(\mathbf{x})$ subject to $g_i(\mathbf{x}) \leq 0$ (for $i = 1, \dots, m$)
を直接解くのではなく、以下の無制約問題

$$\text{Find } \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^t \min f(\mathbf{x}) + \rho \sum_i^m \max(0, |g_i(\mathbf{x})|^2)$$

を(反復法で)解く。

Note: 初期値 $\mathbf{x}^{(0)}$ は実行可能解である必要はない。

罰金の係数 ρ はステップ毎に大きくしていくのが良い。

まとめ

反復法

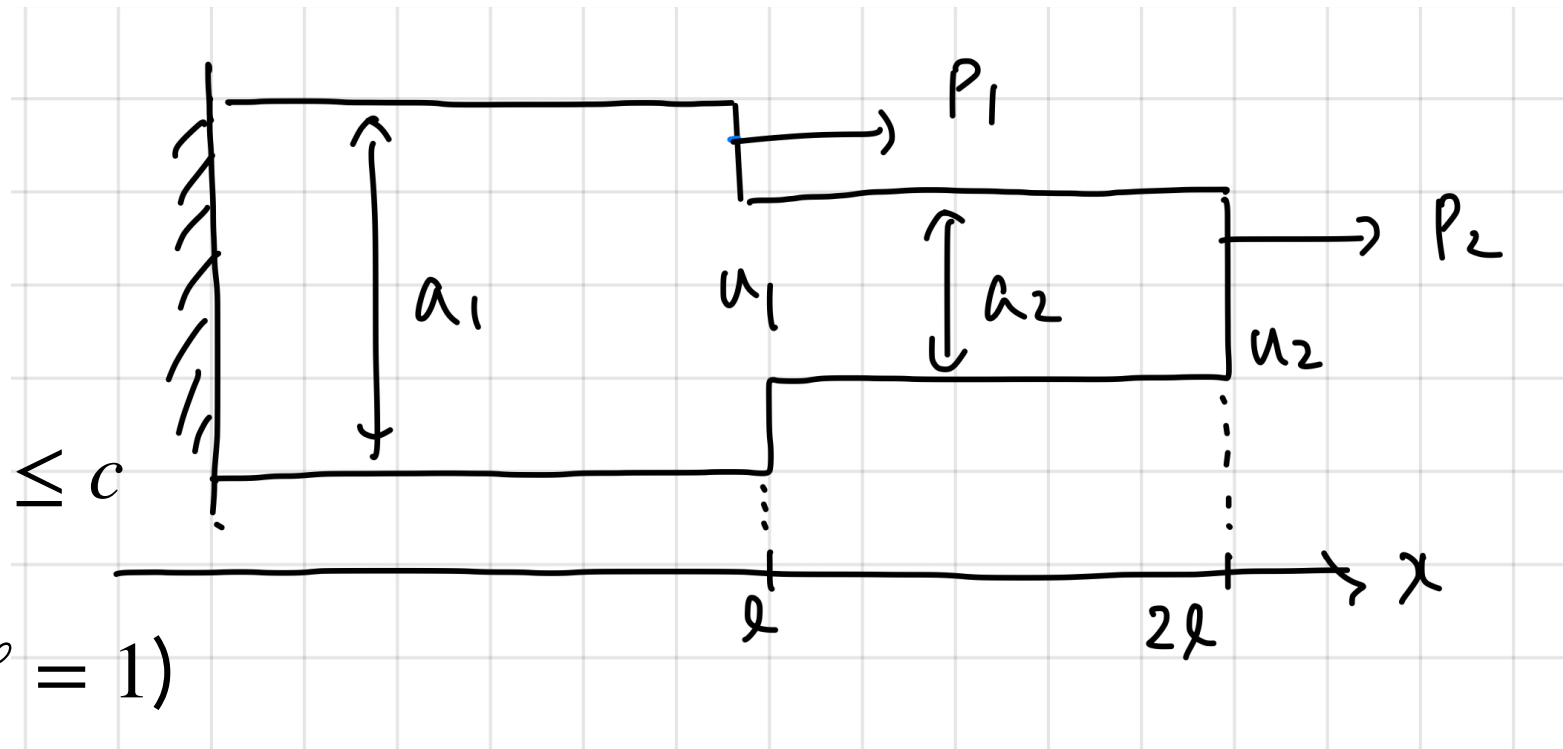
0. $\mathbf{x}^{(0)} \in \mathbb{R}^n$, $0 < C_A < C_W < 1$, $\varepsilon > 0$, $\alpha^{(0)} > 0$ を与える. $k = 0$ とする.
1. 終了条件を満たすなら $\mathbf{x}^{(k)}$ を最適解として出力.
2. 探索方向 $\mathbf{d}^{(k)} \in \mathbb{R}^n$ を最急降下法や(準)Newton法で計算.
3. $\alpha^{(k)}$ がArmijoのルール $f(\mathbf{x}^{(k)} + \alpha \mathbf{d}^{(k)}) \leq f(\mathbf{x}^{(k)}) + C_A \alpha \nabla f(\mathbf{x}^{(k)}) \cdot \mathbf{d}^{(k)}$ ($< f(\mathbf{x}^{(k)})$) を満たさないなら, 満たすまで $\alpha^{(k)} \leftarrow \alpha^{(k)} / (1 + \varepsilon)$ とする (減速).
4. $\alpha^{(k)}$ がWolfeのルール $\nabla f(\mathbf{x}^{(k)} + \alpha \mathbf{d}^{(k)}) \cdot \mathbf{d}^{(k)} \leq C_W \nabla f(\mathbf{x}^{(k)}) \cdot \mathbf{d}^{(k)}$ を満たさないなら, $\alpha^{(k)} \leftarrow \alpha^{(k)} / (1 - \varepsilon)$ として, 2に戻る (加速).
5. $\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{x}^{(k)} + \alpha^{(k)} \mathbf{d}^{(k)}$ と設計変数を更新.
 $\rho \leftarrow \rho / (1 - \varepsilon)$, $k \leftarrow k + 1$ として1.に戻る.

おまけ

Find $\mathbf{a} = (a_1, a_2, \dots, a_n)^t$
 such that $\min f(\mathbf{a}) = \mathbf{u} \cdot \mathbf{p}$
 subject to $\mathbf{K}\mathbf{u} = \mathbf{p}$

$$\sum_{j=1}^n a_j \times (2\ell)/n \leq c$$

$(c = p_i = E = \ell = 1)$



を随伴変数法+罰金法+最急降下法+Armijo&Wolfe rule を使って解いた例

