

クレジット:

UTokyo Online Education 数理手法Ⅲ 2018 寒野善博

ライセンス:

利用者は、本講義資料を、教育的な目的に限ってページ単位で利用することができます。特に記載のない限り、本講義資料はページ単位でクリエイティブ・コモンズ 表示-非営利-改変禁止 ライセンスの下に提供されています。

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>

本講義資料内には、東京大学が第三者より許諾を得て利用している画像等や、各種ライセンスによって提供されている画像等が含まれています。個々の画像等を本講義資料から切り離して利用することはできません。個々の画像等の利用については、それぞれの権利者の定めるところに従ってください。



非線形計画問題の解法の概要

☆この資料は、期末試験の範囲外☆

一般の制約付き最適化問題

$$\text{Minimize } f(\mathbf{x}) \tag{1a}$$

$$\text{subject to } g_i(\mathbf{x}) \leq 0, \quad i = 1, \dots, m, \tag{1b}$$

$$h_l(\mathbf{x}) = 0, \quad l = 1, \dots, r \tag{1c}$$

を考える^{*1}。ここで、目的関数 $f: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ と制約関数 $g_1, \dots, g_m, h_1, \dots, h_r: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ はすべて微分可能であるとする。このような最適化問題の解法には、逐次 2 次計画法、内点法、乗数法、勾配射影法、有効制約法、信頼領域法、フィルタ法などがある。以下では、逐次 2 次計画法と内点法の概要を説明する。なお、Python のパッケージ pyOpt や Matlab の Optimization Toolbox などでは複数の解法が利用可能であり、どの解法を用いるかは容易に選択できるため、実問題を扱う際にはいくつかの解法を試してみるのもよい。

1. 逐次 2 次計画法

逐次 2 次計画法 (SQP = sequential quadratic programming) は制約付き最適化問題に対する最も有力な手法の一つであり、多くの最適化ソルバーに組み込まれている。逐次 2 次計画法は、問題 (1) を近似する 2 次計画問題を繰り返し解くことで、問題 (1) の局所最適解を得る。

より具体的には、逐次 2 次計画法の各反復では、 $\Delta \mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ を変数とする次の最適化問題を解く：

$$\text{Minimize } \frac{1}{2} \Delta \mathbf{x}^\top B_k \Delta \mathbf{x} + \nabla f(\mathbf{x}_k)^\top \Delta \mathbf{x} \tag{2a}$$

$$\text{subject to } g_i(\mathbf{x}_k) + \nabla g_i(\mathbf{x}_k)^\top \Delta \mathbf{x} \leq 0, \quad i = 1, \dots, m, \tag{2b}$$

$$h_l(\mathbf{x}_k) + \nabla h_l(\mathbf{x}_k)^\top \Delta \mathbf{x} = 0, \quad l = 1, \dots, r. \tag{2c}$$

ここで、目的関数に現れる B_k は正定値対称行列とする^{*2}。また、制約関数はすべて \mathbf{x}_k において 1 次近似されている。問題 (2) は、2 次計画問題とよばれ、効率よく解くことができる問題である。

問題 (2) の最適解を $\Delta \mathbf{x}^*$ とすると、 \mathbf{x}_k は

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \Delta \mathbf{x}^*$$

と更新される。このとき、 $\Delta \mathbf{x}^* = \mathbf{0}$ が成り立てば、 \mathbf{x}_k が元の問題 (1) の KKT 条件を満たすことを示すことができる。

Python のライブラリ pyOpt では、SNOPT という逐次 2 次計画法のソルバーが利用できる。また、Matlab の Optimization Toolbox の関数 fmincon にも逐次 2 次計画法が組み込まれている。

^{*1}以下の解説では、問題 (1) は凸計画問題ではないことを前提とする。

^{*2}行列 B_{k+1} は、問題 (1) のラグランジュ関数のヘッセ行列を近似するように、準ニュートン法に準じた方法で生成する。詳細は、文献 [2, 5.4.3 節], [3, 9.2 節]などを参照されたい。

2. 内点法

内点法は、もとは線形計画問題や2次計画問題に対する解法として開発されたものである。その有効性から、他の問題への適用も有望視されて、非線形計画問題への拡張が進んだ。

内点法では、パラメータ $\rho > 0$ を導入して、問題 (1) を近似する次の問題を考える：

$$\text{Minimize} \quad f(\mathbf{x}) - \rho \sum_{i=1}^m \log(-g_i(\mathbf{x})) \quad (3a)$$

$$\text{subject to} \quad h_l(\mathbf{x}) = 0, \quad l = 1, \dots, r. \quad (3b)$$

ここで、 $-\log(-g_i(\mathbf{x}))$ は $g_i(\mathbf{x}) < 0$ が 0 に近づくにつれて大きな値をとる関数であり、これが目的関数に加えられることで制約 $g_i(\mathbf{x}) \leq 0$ の代わりに役割を果たしている。このような関数を、障壁関数（または、バリア関数）とよび、 $\rho > 0$ を障壁パラメータとよぶ。ここで、 $\rho \rightarrow 0$ とすると、問題 (3) の最適解は元の問題 (1) の近似解とみなすことができる。そこで、 $\rho > 0$ を徐々に小さくしながら問題 (3) を近似的に解くことを繰り返すというのが、内点法の基本的な考え方である^{*3}。

IPOPT や KNITRO という内点法のソフトウェアには、Python のインターフェースがある。また、Matlab の関数 `fmincon` には、内点法も組み込まれている。

参考文献

- [1] 小島 政和, 土谷 隆, 水野 眞治, 矢部 博 : 『内点法』, 朝倉書店 (2001).
- [2] 矢部 博 : 『工学基礎・最適化とその応用』, 数理工学社 (2006).
- [3] 山下 信雄 : 『非線形計画法』, 朝倉書店 (2015).

(以上)

^{*3}詳細は、文献 [1, 第 8 章], [3, 9.3 節], [2, 5.4.4 節]などを参照されたい。