

## 安定な準ニュートン法の収束性について

01702180 システム計画研究所 八巻直一\* YAMAKI Naokazu  
01702330 東京理科大学工学部 矢部 博 YABE Hiroshi

### 1 安定な準ニュートン法

本稿では、次の無制約最小化問題に対する数値解法を考える。

[UMP]  $f: R^n \rightarrow R$  のとき、 $f(x)$  を  $x \in R^n$  について最小化せよ。

問題 [UMP] を解くための準ニュートン法のアルゴリズムのプロトタイプは、以下の通りである。

[NL]

Step 0. 初期点  $x_0 \in R^n$  と初期行列  $B_0 \in R^{n \times n}$  を与える。  $k = 0$  とおく。

Step 1.  $\|\nabla f(x_k)\|$  が非常に小さいならば停止する。さもなければ Step 2 へいく。

Step 2. 次の線形方程式を解いて、探索方向  $d_k$  を作る

$$(1.1) \quad B_k d = -\nabla f(x_k).$$

Step 3.  $x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$  とおく。ただし、 $\alpha_k$  は適当なステップ幅である。

Step 4. 新しい行列  $B_{k+1}$  を作り、 $k = k+1$  とおいて、Step 1 へ行く。□

ここで、行列  $B_k$  はヘッセ行列  $\nabla^2 f(x_k)$  自身、もしくはその近似である。アルゴリズムの Step 4 の  $B_k$  を変えることによって、いろいろな解法が得られる。

準ニュートン法においては、ヘッセ行列の近似行列の正定値対称性の保証が、アルゴリズムの安定性に本質的に望ましい。  $B_k$  が正定値対称であれば、探索ベクトルは  $f(x)$  の減少方向となり、したがって直線探索では  $\alpha_k > 0$  となる。このような手法のクラスを、直線探索戦略という。本稿では、正定値性の保証された  $B_k$  を伴う直線探索戦略に基づく準ニュートン法を、安定な準ニュートン法と定義する。

アルゴリズム [NL] において、セカント条件と正定値対称性を保証する  $B_{k+1}$  のクラスとして、次のような更新公式が得られる。

$$(1.2) \quad B_{k+1} = B_k - \frac{B_k s_k s_k^T B_k}{s_k^T B_k s_k} + \frac{y_k y_k^T}{s_k^T y_k} + (s_k^T B_k s_k) w_k w_k^T,$$

ただし、 $B_k = L_k^T L_k$ 、 $u_k$  は  $s_k^T L_k^T u_k \neq 0$  を満たす任意のベクトルで、

$$(1.3) \quad w_k = \frac{L_k^T u_k}{s_k^T L_k^T u_k} - \frac{B_k s_k}{s_k^T B_k s_k}.$$

また、 $s_k = x_{k+1} - x_k$ 、 $y_k = \nabla f(x_{k+1}) - \nabla f(x_k)$  である。

## 2 局所的超一次収束性

ここでは、安定な準ニュートン法のクラス (1.2) の、局所的超一次収束性を示す定理を与える。  
非負のパラメータ  $\phi_k$  を持つ Broyden 公式族は (1.2) 含まれ、かつ定理の条件を満たすことに注意する。  
 $D \subset R^n$  を開凸集合とし、 $f(x)$  の局所最適解  $x_*$  を含むものとする。 $f(x)$  は以下の仮定を満たすものとする。

(A1) 任意の  $x \in D$  に対して、次の条件を満たす正定数  $\xi$  と  $p$  が存在する。

$$(2.1) \quad \|\nabla^2 f(x) - \nabla^2 f(x_*)\| \leq \xi \|x - x_*\|^p$$

(A2)  $\nabla^2 f$  は  $x_*$  で正定値対称である。

また、行列  $Q$  に対して  $\|Q\|_F$  は Frobenius ノルム、 $\|Q\|_{F,M} = \|M^{-1}QM^{-1}\|_F$  とする。  
このとき、以下の結果を得る。

[定理]

仮定 (A1) および (A2) が満たされているとし、 $B_k$  は (1.2) によって更新されるものとする。このとき、正の定数  $\eta_1$  と  $\eta_2$  があって、 $u_k$  が

$$(2.2) \quad \|(s_k^T B_k s_k)(w_k w_k^T - v_k v_k^T)\|_{F,M} \leq \eta_1 \frac{\|\hat{s}_k - \hat{B}_k \hat{s}_k\|^2}{\|\hat{s}_k\|^2} + \eta_2 \sigma_k^p$$

を満足するものとする。点列  $\{x_k\}$  は

$$(2.3) \quad x_{k+1} = x_k + s_k, \quad B_k s_k = -\nabla f(x_k).$$

によって定義されるものとする。

このとき、任意の  $\nu \in (0, 1)$  に対して、正定数  $\varepsilon$  と  $\delta$  が存在して、

$$\|x_0 - x_*\| \leq \varepsilon, \quad x_0 \in D$$

および

$$\|B_0 - \nabla^2 f(x_*)\|_{F,M} \leq \delta,$$

であれば、点列  $\{x_k\}$  は  $x_*$  に超一次収束する。

ここに、

$$v_k = \frac{y_k}{s_k^T y_k} - \frac{B_k s_k}{s_k^T B_k s_k}$$

および

$$\sigma_k = \max(\|x_{k+1} - x_*\|, \|x_k - x_*\|),$$

さらに

$$M = \nabla^2 f(x_*)^{\frac{1}{2}}, \quad \hat{B}_k = M^{-1} B_k M^{-1}, \quad \hat{s}_k = M s_k, \quad \hat{B}_{k+1} = M^{-1} B_{k+1} M^{-1}$$

である。

## 参考文献

- [1] A. Stachurski, Superlinear convergence of Broyden's bounded  $\theta$ -class of methods, *Mathematical Programming*, 20 (1981) 196-212.