

テクニカルノート

適応的なリストアートを用いた ORTHOMIN(k) 法津野直人[†] 野寺 隆^{††}

GCR 法（一般共役残差法）の打ち切り版である ORTHOMIN(k) 法は、大規模で疎な非対称行列を係数とする連立 1 次方程式 $Ax = b$ の反復解法として広く利用されている。ORTHOMIN(k) 法の収束を加速するためにはリストアート技法を用いるのだが、そのタイミングを見つけるのは簡単なことではない。本稿では、ORTHOMIN(k) 法の算法をリストアートするタイミングを自動的に決定する適応的なリストアート技法を提案する。

The ORTHOMIN(k) Method Using the Adaptive Restarting ProcedureNAOTO TSUNO[†] and TAKASHI NODERA^{††}

The ORTHOMIN(k) method, a truncated version of the GCR (generalized conjugate residual) method, has been widely used for solving large and sparse nonsymmetric linear systems of equations $Ax = b$. In order to accelerate the convergence of the ORTHOMIN(k) method, we usually use the restarting technique. But, it is not so easy to find out the restarting timing of its algorithm. In this paper, we will propose the adaptive restarting procedure which will detect the restarting timing of the ORTHOMIN(k) method automatically.

1. はじめに

大規模で疎 (sparse) な $n \times n$ の正則行列 A を係数とする連立 1 次方程式

$$Ax = b \quad (1)$$

は理工学のあらゆる分野に現れる。

連立 1 次方程式 (1) の係数行列が大規模で疎という性質を持つとき、これらの連立 1 次方程式は反復法を用いて解かれることが多い。係数行列が対称かつ正定値という性質を持つ場合、共役勾配法 (conjugate gradient method)³⁾ が代表的な反復法である。一方、係数行列が非対称な行列の場合、いまだ決定的な算法が提案されていないので、現在では解くべき問題の目的に応じて、さまざまな算法が使用されている¹⁾。

本稿では ORTHOMIN(k) 法⁵⁾を取りあげる。ORTHOMIN(k) 法は係数行列が非対称の場合に近似解を計算する算法の 1 つである。ORTHOMIN(k) 法や他の多くの算法では、残差ノルムの収束状況が悪いときにリストアート^{*}を行うことが有効であるという事実が

経験的に知られている^{6),7)}。しかしリストアートの適切なタイミングを決定することは簡単なことではない⁷⁾。近年、疑似残差法に対するリストアートのタイミングを自動的に決定する手法が稻津・野寺^{8),9)}により提案され、適応的リストアート (adaptive restarting procedure) と呼ばれている。本稿では ORTHOMIN(k) 法に対する適応的リストアートを提案する。

2. ORTHOMIN(k) 法

ORTHOMIN(k) 法は GCR 法 (generalized conjugate residual method)²⁾から派生した算法である。図 1 に ORTHOMIN(k) 法と GCR 法の算法を示す。

GCR 法は Krylov 部分空間法の 1 つであり、空間 $x_0 + \mathcal{K}_i(A; r_0)$ の中で残差 ($r_i := b - Ax_i$) のユークリッドノルムを最小化するように近似解 x_i を計算する。空間 $\mathcal{K}_i(A; r_0)$ は

$$\mathcal{K}_i(A; r_0) := \text{span} \{r_0, Ar_0, \dots, A^{i-1}r_0\}$$

と定義され、行列 A とベクトル r_0 による第 i 次 Krylov 部分空間と呼ばれる。

GCR 法の漸化式

$$x_{i+1} = x_i + \alpha_i p_i$$

において、探索ベクトル p_i は過去の探索ベクトル

[†] 慶應義塾大学大学院理工学研究科

Graduate School of Science and Technology, Keio University

^{††} 慶應義塾大学理工学部

Faculty of Science and Technology, Keio University

* その時点で得られている近似解を新たに初期近似解とし算法を始めから適用すること、再出発ともいう。

```

1: 初期近似解  $x_0$  を与える。
2:  $r_0 = b - Ax_0$ 
3: for  $i = 1, 2, \dots$ 
   3.1: if  $i = 1$  then
      3.1.1:  $p_1 = r_0$ 
      else
         3.1.2:  $\beta_j^{(i)} = -(Ar_{i-1}, Ap_j)/(Ap_j, Ap_j)$ 
                  (for  $j = \sigma, \dots, i-1$ )
         3.1.3:  $p_i = r_{i-1} + \sum_{j=\sigma}^{i-1} \beta_j^{(i)} p_j$ 
      endif
   3.2:  $\alpha_i = (r_{i-1}, Ap_i)/(Ap_i, Ap_i)$ 
   3.3:  $x_i = x_{i-1} + \alpha_i p_i$ 
   3.4:  $r_i = r_{i-1} - \alpha_i Ap_i$ 
   3.5: 収束条件を満たせば終了する。
  endfor
※ GCR 法は,  $\sigma = 1$  とする。
ORTHOMIN( $k$ ) 法は,  $\sigma = \max\{1, i-k+1\}$  とする。

```

図 1 GCR 法と ORTHOMIN(k) 法
Fig. 1 The GCR and ORTHOMIN(k) method.

p_j ($j < i$) と

$$p_i^T A^T A p_j = 0$$

の関係がある。この $A^T A$ -直交性が、GCR 法の特徴である残差ノルム最小化の原理である。

GCR 法をそのまま実行すると、新しい探索ベクトルを過去のすべての探索ベクトルと $A^T A$ -直交させる必要がある。したがって、大規模な問題を解くとき計算時間と記憶容量が膨大になり、GCR 法の実行は事实上不可能となる。これに対し、ORTHOMIN(k) 法は探索ベクトルの $A^T A$ -直交関係を最新の k 本に制限する。この制限で計算時間と記憶容量をおさえることにより、ORTHOMIN(k) 法は現実的に実行可能な算法となる。一方、探索ベクトル間の $A^T A$ -直交関係が不完全なため、残差ノルムの局所的小最小化は行われるが探索空間全体における最小化ではなくなる。したがって、残差ノルムの収束が遅くなったり停滞したりする可能性が生じる。

3. 適応的リストアート

本章で提案する適応的リストアートはパラメータを利用して収束状況を判断し、リストアートのタイミングを自動的に決定するものである。

3.1 収束状況の判断

残差ベクトルを更新する漸化式

$$r_i = r_{i-1} - \alpha_i Ap_i$$

において、スカラ α_i に $\|Ap_i\|/\|r_{i-1}\|$ を乗じた

$$\psi_i = \alpha_i \times \frac{\|Ap_i\|}{\|r_{i-1}\|} = \left(\frac{r_{i-1}}{\|r_{i-1}\|}, \frac{Ap_i}{\|Ap_i\|} \right)$$

は次のように考えることができる。収束状況が悪い、すなわち残差ノルムの減少が小さい状況では残差 r_{i-1} と残差用の探索ベクトル Ap_i がまったく違った方向

```

1: 初期近似解  $x_0$  とパラメータ  $\theta$  を与え
   RestartFlag = on とする。
2:  $r_0 = b - Ax_0$ 
3: for  $i = 1, 2, \dots$ 
   3.1: 図 1 と同様に  $p_i$  と  $\alpha_i$  を計算する。
   3.2:  $x_i = x_{i-1} + \alpha_i p_i$ 
   3.3:  $r_i = r_{i-1} - \alpha_i Ap_i$ 
   3.4: 収束条件を満たせば終了する。
   3.5: if  $\|\alpha_i Ap_i\|/\|r_{i-1}\| \geq \cos \theta$  then
      3.5.1: RestartFlag = on
      else
         3.5.2: if  $i = k$  and
            RestartFlag = on then
               3.5.2.1: RestartFlag = off
               3.5.2.2: リスタートする。
            endif
         endifse
      endfor
※ リスタート後はステップ 1 を省略する。
なお、 $k$  は記憶する探索ベクトルの本数である。

```

図 2 AR-ORTHOMIN(k) 法
Fig. 2 The AR-ORTHOMIN(k) method.

を向いている。このとき $|\psi_i|$ は小さくなる。逆に $|\psi_i|$ が大きいとき残差 r_{i-1} と残差用の探索ベクトル Ap_i がなす角は小さく、残差ノルムの減少が期待できる。このように $|\psi_i|$ の大小で ORTHOMIN(k) 法の収束状況を判断できる。

3.2 リスタートのタイミング

リストアートで収束状況を改善できるかどうかは係数行列とその時点で得られている近似解に依存する。リストアートに期待することはリストアート後に収束状況が改善されることである。一方リストアートを行ったにもかかわらず収束状況が改善されない場合、探索ベクトルの直交性が失われたため収束状況はより悪くなる。本稿で提案する手法はこの点も考慮し以下のルールでリストアートを行う。

- (1) 収束状況を判断するためのパラメータ θ ($0^\circ \leq \theta \leq 90^\circ$) を与える。
- (2) 次の条件がすべて成立するときリストアートを行う。
 - (a) k 本の探索ベクトルを記憶していること
 - (b) $|\psi_i| < \cos \theta$ が成り立つこと
 - (c) 2 回目以降のリストアートでは、前回のリストアート後に収束状況が改善されていること
- (3) リスタート後に $|\psi_i| \geq \cos \theta$ が成立した時点で、収束状況が改善されたと判断する。

以上のような適応的リストアートを行う ORTHOMIN(k) 法を AR-ORTHOMIN(k) 法と呼び、図 2 にその算法を示す。

収束状況を判断する $|\psi_i|$ はベクトル r_{i-1} と Ap_i の角度で決定される。そこでパラメータ θ を角度で与えるようにしている。また(3)でリストアートの有効性を判断し、(2-c)で収束状況を改善しないと思われ

表 1 数値実験の結果
Table 1 The numerical results.

反復回数		αh の値									
算法		2-3	2-2	2-1	2 ⁰	2 ¹	2 ²	2 ³	2 ⁴	2 ⁵	
ORTHOMIN(10)	1511	642	544	558	579	662	841	1085	2155		
ORTHOMIN(20)	875	748	601	738	708	729	818	845	1154		
ORTHOMIN(30)	789	914	689	548	900	877	859	828	940		
AR-ORTHOMIN(10)	820	628	534	557	541	534	583	581	747		
AR-ORTHOMIN(20)	735	709	700	637	602	655	680	615	742		
AR-ORTHOMIN(30)	837	639	668	680	921	688	715	811	830		
実行時間(秒)		αh の値									
算法		2-3	2-2	2-1	2 ⁰	2 ¹	2 ²	2 ³	2 ⁴	2 ⁵	
ORTHOMIN(10)	20.07	6.61	7.04	7.46	7.73	8.54	11.64	14.06	28.79		
ORTHOMIN(20)	19.89	10.97	16.24	16.51	16.08	16.45	18.50	19.86	26.00		
ORTHOMIN(30)	25.43	30.81	32.85	27.63	29.86	29.45	28.33	27.02	31.09		
AR-ORTHOMIN(10)	10.12	7.73	6.79	7.04	6.42	6.72	7.17	6.59	8.89		
AR-ORTHOMIN(20)	15.88	13.98	14.45	13.31	12.59	13.71	13.73	13.39	15.11		
AR-ORTHOMIN(30)	23.39	17.79	18.89	20.75	23.59	20.19	20.12	21.45	22.94		
リスタート回数		αh の値									
算法		2-3	2-2	2-1	2 ⁰	2 ¹	2 ²	2 ³	2 ⁴	2 ⁵	
AR-ORTHOMIN(10)	17	13	9	5	9	8	8	12	19		
AR-ORTHOMIN(20)	10	14	12	6	6	9	10	6	11		
AR-ORTHOMIN(30)	11	9	8	5	16	6	8	13	10		

るリスタートを取り除いている。

4. 数 値 例

ORTHOMIN(k) 法と AR-ORTHOMIN(k) 法の収束を比較する。本章の数値例では行列とベクトルの乗算など算法の演算レベルで並列計算を行った。実験の条件を以下に示す。

- 収束条件 : $\|r_k\|/\|r_0\| < 1.0 \times 10^{-12}$
- 初期近似解 : $x_0 = [0 \ 0 \ \dots \ 0]^T$
- 計算機 : 分散メモリ型並列計算機 AP3000
- プロセッサ : UltraSPARC (200 MHz) × 8 台
- 計算精度 : 倍精度
- 時間計測 : シングルジョブ環境で 3 回の実験を行った結果の平均値

実験：正方形領域 $\Omega = [0, 1] \times [0, 1]$ における偏微分方程式の境界値問題

$$-u_{xx} - u_{yy} + \alpha u_x = f(x, y)$$

$$u(x, y)|_{\partial\Omega} = 1 + xy$$

を考える⁴⁾。ただし右辺の関数 $f(x, y)$ は厳密解が $u(x, y) = 1 + xy$ となるように定めるものとする。この問題を 5 点中心差分法を使って 128×128 のメッシュで離散化し連立 1 次方程式 (1) を作る。このときのメッシュ幅を h で表す。 αh の値を変化させ、対角スケーリングによって係数行列の対角要素を 1 とし、ORTHOMIN(k) 法と AR-ORTHOMIN(k) 法で解くこととする。

始めに、AR-ORTHOMIN(k) 法のパラメータ θ を決定する。 $\alpha h = 2^0$ の場合に θ の値を 0° から 90° まで 5° 刻みに変化させて実験を行った。AR-ORTHOMIN(20) 法が収束条件を満たすまでの反復回数を図 3 に示す。この場合に最も反復回数が少なく

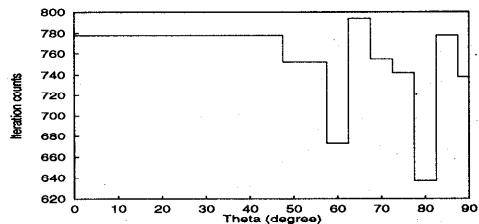


図 3 $\alpha h = 2^0$ における AR-ORTHOMIN(20) 法の反復回数と θ の関係
Fig. 3 The relation between iteration counts and θ of the AR-ORTHOMIN(20) method for $\alpha h = 2^0$.

なった $\theta = 80^\circ$ をパラメータとして用いることとする。

表 1 に ORTHOMIN(k) 法と AR-ORTHOMIN(k) 法が収束条件を満たすまでの反復回数と実行時間および AR-ORTHOMIN(k) 法のリスタート回数を示す。AR-ORTHOMIN(k) 法の計算時間は、時間計測の誤差が含まれることを考えても多くの場合で実行時間が短くなっている。また $\alpha h = 2^1$ のとき、AR-ORTHOMIN(30) 法は ORTHOMIN(30) 法より反復回数が劣っているのに計算時間では優れている。これは、リスタート直後の反復では $A^T A$ -直文化を行う探索ベクトルの本数が通常の反復時よりも少なく、反復 1 回あたりの計算時間が短くなるためである。したがって、ORTHOMIN(k) 法と AR-ORTHOMIN(k) 法の反復回数が同程度の場合でも、計算時間では AR-ORTHOMIN(k) 法の方が優れた結果を出すのである。

図 4 に ORTHOMIN(k) 法と AR-ORTHOMIN(k) 法の残差ノルムが収束する様子と、AR-ORTHOMIN(k) 法で収束状況を判断するのに用いたスカラ ψ_i の様子を示す。 αh および k が他の値の場合も同様の収束が観察された。全体的な傾向としては、ORTHOMIN(k) 法で残差ノルムの減少の少ない時期が長く続くほ

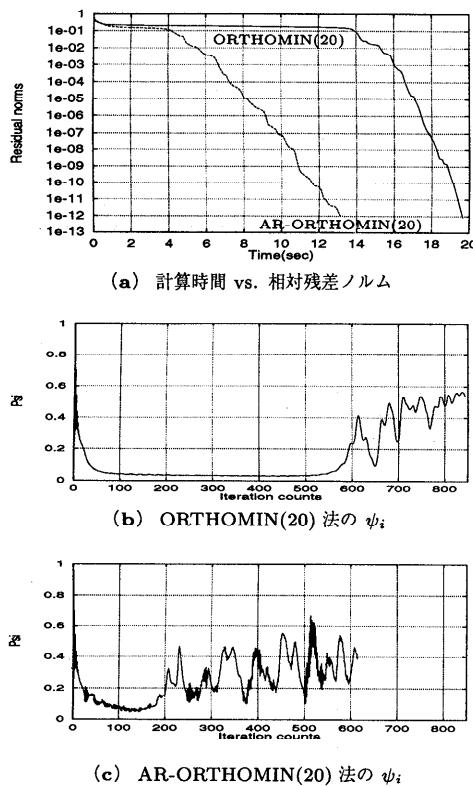


図4 $\alpha h = 2^4$ における収束の様子と ψ_i の振舞い
Fig. 4 The behaviour of convergence and ψ_i for $\alpha h = 2^4$.

ど、AR-ORTHOMIN(k) 法が優れた結果を出した。

パラメータ θ の値は $\alpha h = 2^0$ に対する AR-ORTHOMIN(20) 法の結果を基に決定し、 αh および k が他の値の場合も θ として同じ値を用いた。したがって、 αh および k が他の値の場合には θ が効果的な値ではない可能性がある。しかし、これらの場合もリスタートは有効に作用した。 θ の値は係数行列に対してある程度の柔軟性を持つと考えられる。

5. まとめ

本稿では ORTHOMIN(k) 法の収束をリスタートを用いて改善することを考えた。リスタートによる収束の改善を考えるとき重要なことは、いつリスタートを行うかというタイミングの問題である。従来は収束状況を経験的に判断し、収束状況が悪くなったときにリスタートを行うというのが一般的であった。これに対し本稿では算法中のスカラを基にして ORTHOMIN(k) 法の収束状況を判断することを考案した。さらに、「収束を改善しないリスタートは行わない」というルールを加えて AR-ORTHOMIN(k) 法とした。

ORTHOMIN(k) 法と AR-ORTHOMIN(k) 法の収

束の比較は分散メモリ型並列計算機 AP3000 を用いて行った。ORTHOMIN(k) 法で残差ノルムの減少の少ない時期が長く続くほど、AR-ORTHOMIN(k) 法は ORTHOMIN(k) 法より短い実行時間で収束条件を満たした。

本稿で提案した AR-ORTHOMIN(k) 法は適応的リスタートを行う算法である。本稿で示した数値例では、最悪の場合でも ORTHOMIN(k) 法と同程度の性能を保ちつつ、問題によっては ORTHOMIN(k) 法よりも高速に収束するという結果が得られた。

参考文献

- Bruaset, A.M.: A Survey of Preconditioned Iterative Methods, *Pitman Research Notes in Mathematics*, No.328, Longman Scientific & Technical, UK (1995).
- Eisenstat, S., Elman, H. and Schultz, M.: Variational Iterative Methods for Nonsymmetric Systems of Linear Equations, *SIAM J. Numer. Anal.*, Vol.20, No.2, pp.345–357 (1983).
- Hestenes, M. and Stiefel, E.: Methods of Conjugate Gradients for Solving Linear Systems, *J. Res. Nat. Bur. Stand.*, Vol.49, pp.409–436 (1952).
- Joubert, W.: Lanczos Methods for the Solution of Nonsymmetric Systems of Linear Equations, *SIAM J. Matrix Anal. Appl.*, Vol.13, No.3, pp.926–943 (1992).
- Vinsome, P.: ORTHOMIN, An Iterative Method for Solving Sparse Sets of Simultaneous Linear Equations, *Proc. 4th Symposium on Reservoir Simulation*, Society of Petroleum Engineering of AIME, pp.149–159 (1976).
- 戸川隼人：共役勾配法，教育出版 (1977).
- 野寺 隆、稻津隆敏：リスタートによる疑似残差法の収束性の加速，情報処理学会論文誌，Vol.37, No.6, pp.1237–1240 (1996).
- 稻津隆敏、野寺 隆：適応的なりスタートを用いた疑似残差法，情報処理学会論文誌，Vol.37, No.9, pp.1637–1645 (1996).
- Nodera, T. and Inadu, T.: A note on Adaptive Restarting Procedure for Pseudo Residual Algorithms, *Proc. Workshop on Scientific Computing*, Golub G.H., et al. (Eds), pp.265–272, Springer-Verlag (1997).
- Nodera, T. and Tsuno, N.: The Adaptive Restarted Procedure for ORTHOMIN(k) Algorithm, *Proc. 3rd International Meeting on Vector and Parallel Processing '98*, Ribeiro, L.M. and Sousa, A. (Eds), pp.507–518 (1998).

(平成 10 年 11 月 16 日受付)

(平成 10 年 12 月 7 日採録)