



筑波大学計算科学研究センター CCS HPCサマーセミナー 「並列数値アルゴリズム I」

多田野 寛人

tadano@cs.tsukuba.ac.jp

筑波大学システム情報系

計算科学研究センター



講義内容

- 連立一次方程式の求解法
 - 様々な行列に対する解法
 - 疎行列の扱い方
 - 基本的な線形演算の MPI での並列化
- 複数本の右辺ベクトルをもつ連立一次方程式の解法
 - 解法の特徴
 - 効率的な計算手法と OpenMP での並列化
- レポート課題について

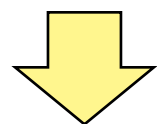


連立一次方程式の求解法



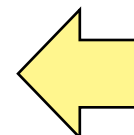
自然現象・工学現象の解析

自然現象・工学現象

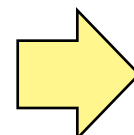


モデル化

偏微分方程式の
初期値・境界値問題

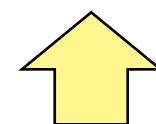


解析



離散化

偏微分方程式の近似解



方程式の求解

連立一次方程式

$$Ax = b$$

連立一次方程式は様々な分野における
数値シミュレーションで現れ、
計算時間の大部分が求解に費やされている



連立一次方程式

連立一次方程式： $Ax = b$

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{bmatrix}$$

連立一次方程式は様々な分野における
数値シミュレーションで現れ、
計算時間の大部分が求解に費やされている



直接解法と反復解法

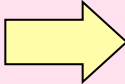
直接解法

Gauss消去法, LU分解など

- 1) 有限回の演算で必ず解くことができる
- 2) 係数行列 A を変形するため, 非零要素数が増大

反復解法

Krylov (クリロフ) 部分空間反復法

- 1) 必要な演算は係数行列 A とベクトルの積, 内積など
  係数行列の疎性がそのまま使える
- 2) 問題によっては多くの反復回数を要することがある



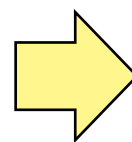
代表的な直接解法

● Gauss の消去法

$$Ax = b$$

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{bmatrix}$$

変形



$$Ux = b'$$

$$\begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \dots & u_{1n} \\ & u_{22} & \dots & u_{2n} \\ & & \ddots & \vdots \\ 0 & & & u_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b'_1 \\ b'_2 \\ \vdots \\ b'_n \end{bmatrix}$$

● LU 分解法



係数行列だけを変形

$$LUx = b$$

$$\begin{bmatrix} 1 & & & & \\ l_{21} & 1 & & & \\ \vdots & \vdots & \ddots & & \\ l_{n1} & l_{n2} & \dots & 1 & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_{11} & u_{12} & \dots & u_{1n} \\ & u_{22} & \dots & u_{2n} \\ & & \ddots & \vdots \\ & & & u_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_n \end{bmatrix}$$

- 1) $y = Ux$ とおいて,
 $Ly = b$ を解く.
- 2) $Ux = y$ を解く.

疎行列の直接解法ソフトウェア

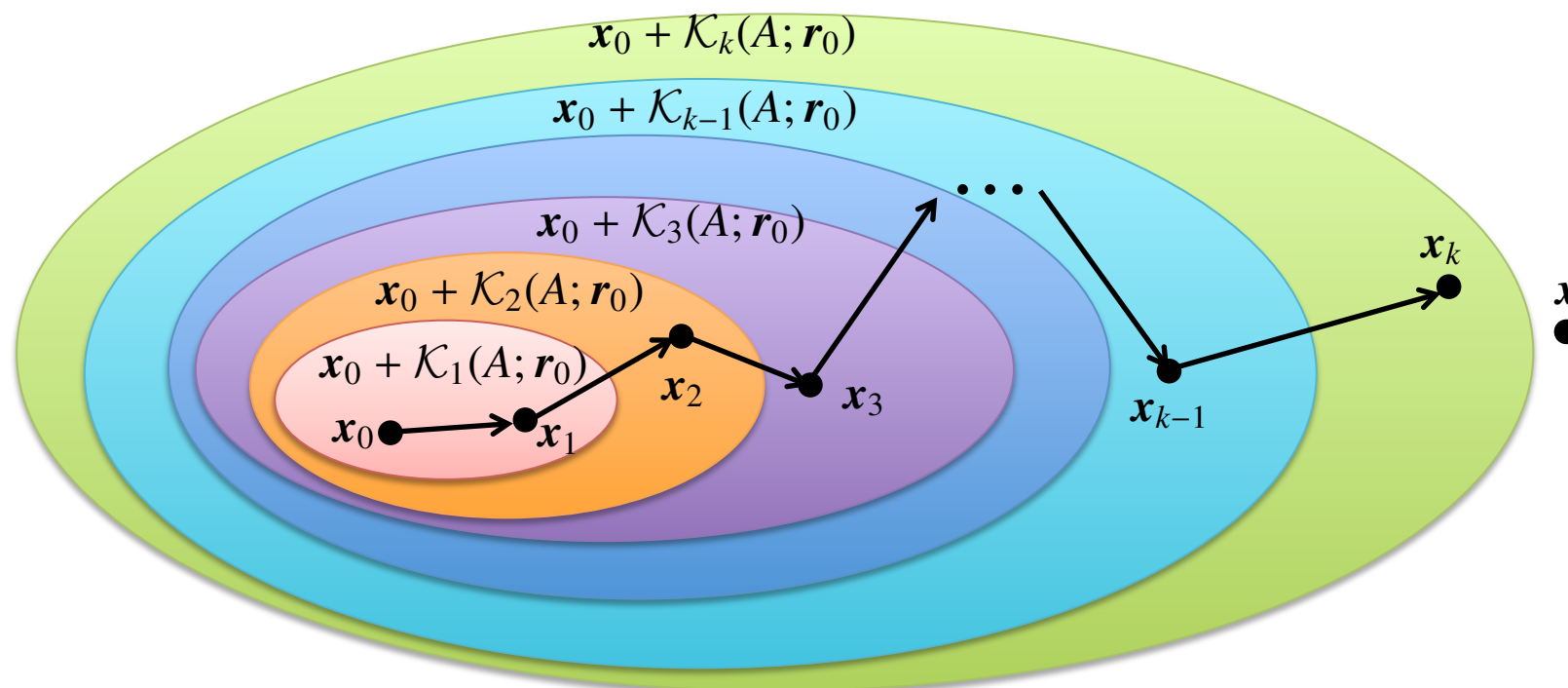


- MUMPS (MPI並列も可)
 - <http://graal.ens-lyon.fr/MUMPS/>
- SuperLU (SuperLU_DIST でMPI並列も可)
 - <http://crd-legacy.lbl.gov/~xiaoye/SuperLU/>
- Pardiso (MPI, OpenMP並列も可)
 - Intel Math Kernel Library (MKL) にも入っている
 - <http://www.pardiso-project.org/>
- WSMP (MPI, スレッド並列も可)
 - http://researcher.watson.ibm.com/researcher/view_project.php?id=1426



Krylov部分空間反復法

- 初期解 x_0 から出発し，反復によって更新して真の解 x を探索.
- $\mathcal{K}_j(A; r_0)$ はクリロフ部分空間と呼ばれる. $\mathcal{K}_j(A; r_0)$ はベクトル $r_0, Ar_0, \dots, A^{j-1}r_0$ で張られる部分空間を表す.
- r_0 は初期残差と呼ばれ, $r_0 = b - Ax_0$ で計算される.



Krylov部分空間反復法概念図.



エルミート行列に対する解法

1. 係数行列がエルミート行列 ($A = A^H$) の場合

- 共役勾配法 (Conjugate Gradient method: **CG**法)
- 共役残差法 (Conjugate Residual method: **CR**法)
- 最小残差法 (Minimal Residual Method: **MINRES**法)

係数行列のエルミート性を使うことで
短い漸化式 (計算量が少ない) の
アルゴリズムが導出できる

補足：エルミート行列

$$A = A^H = \bar{A}^T$$

$$(a_{ij} = \bar{a}_{ji})$$



エルミート行列に対する解法

\mathbf{x}_0 is an initial guess,

Compute $\mathbf{r}_0 = \mathbf{b} - \mathbf{A}\mathbf{x}_0$,

Set $\mathbf{p}_0 = \mathbf{r}_0$,

For $k = 0, 1, \dots$, until $\|\mathbf{r}_k\|_2 \leq \varepsilon_{\text{TOL}}\|\mathbf{b}\|_2$ do :

$$\mathbf{q}_k = \mathbf{A}\mathbf{p}_k, \quad \leftarrow \text{行列ベクトル積}$$

$$\alpha_k = \frac{(\mathbf{r}_k, \mathbf{r}_k)}{(\mathbf{p}_k, \mathbf{q}_k)}, \quad \leftarrow \text{内積}$$

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{p}_k, \quad \leftarrow \text{ベクトルの定数倍と加算}$$

$$\mathbf{r}_{k+1} = \mathbf{r}_k - \alpha_k \mathbf{q}_k,$$

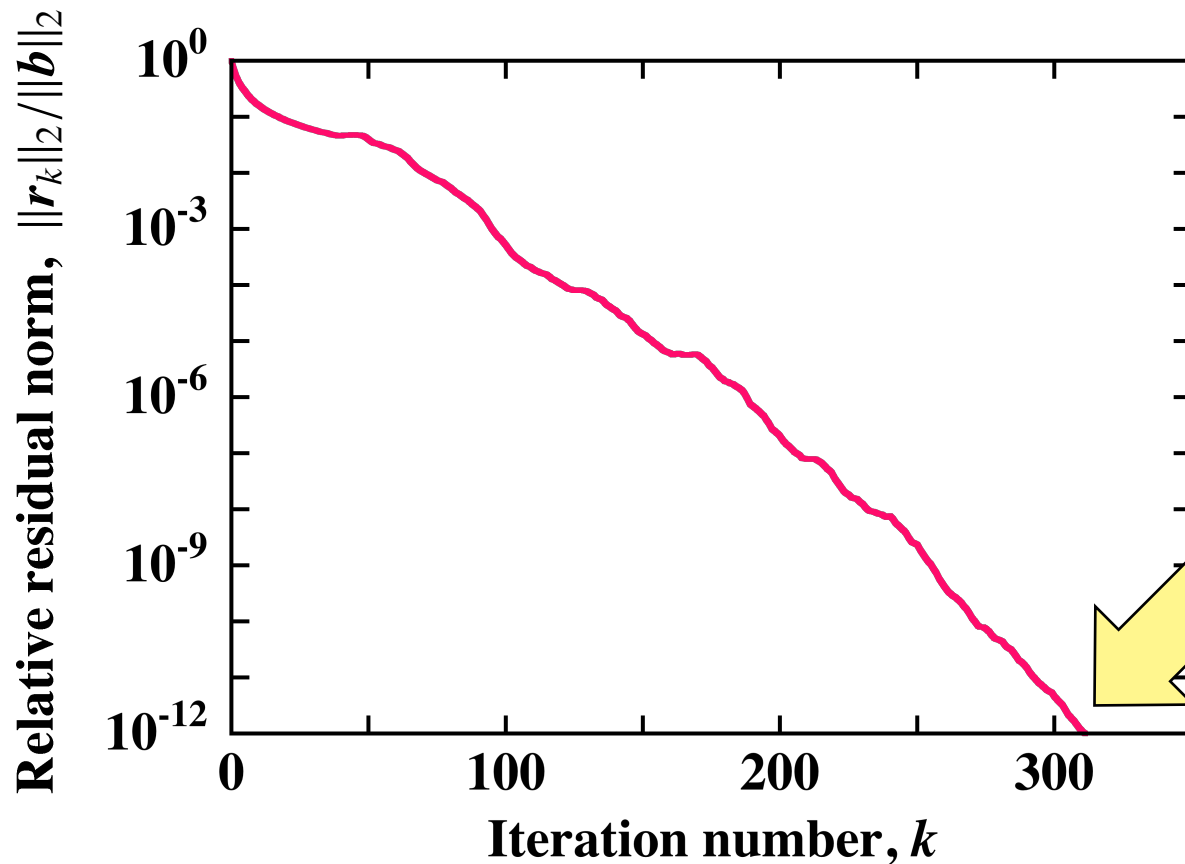
$$\beta_k = \frac{(\mathbf{r}_{k+1}, \mathbf{r}_{k+1})}{(\mathbf{r}_k, \mathbf{r}_k)}, \quad \leftarrow \text{内積}$$

$$\mathbf{p}_{k+1} = \mathbf{r}_{k+1} + \beta_k \mathbf{p}_k, \quad \leftarrow \text{ベクトルの定数倍と加算}$$

End For

共役勾配法 (CG法)

CG法の相対残差履歴のイメージ



このイメージでは
 $\|r_k\|_2/\|b\|_2 \leq 10^{-12}$
を満たしたら停止

- 反復の過程で、相対残差 ($\|r_k\|_2/\|b\|_2$) をチェックする。
- 自分で定めた条件を満たしたら反復をやめ、 x_k を解として採用。

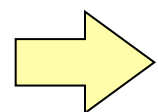
非エルミート行列に対する解法



2. 係数行列が非エルミート行列 ($A \neq A^H$) の場合

残差の双直交条件から導出される解法

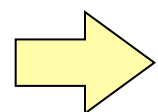
- 双共役勾配法 (Bi-Conjugate Gradient: **BiCG**法)
- 自乗共役勾配法 (Conjugate Gradient Squared: **CGS**法)
- 双共役勾配安定化法 (BiCG Stabilization: **BiCGSTAB**法)



計算量は少ないが，残差は単調減少しない

残差の最小条件から導出される解法

- 一般化共役残差法 (Generalized Conjugate Residual: **GCR**法)
- 一般化最小残差法 (Generalized Minimal Residual: **GMRES**法)



残差は単調減少するが，長い漸化式が必要



非エルミート行列に対する解法

\mathbf{x}_0 is an initial guess,

Compute $\mathbf{r}_0 = \mathbf{b} - A\mathbf{x}_0$,

Choose \mathbf{r}_0^* such that $(\mathbf{r}_0^*, \mathbf{r}_0) \neq 0$,

Set $\mathbf{p}_0 = \mathbf{r}_0$ and $\mathbf{p}_0^* = \mathbf{r}_0^*$,

For $k = 0, 1, \dots$, until $\|\mathbf{r}_k\|_2 \leq \varepsilon_{\text{TOL}}\|\mathbf{b}\|_2$ do:

$$\mathbf{q}_k = A\mathbf{p}_k,$$

$$\mathbf{q}_k^* = A^H \mathbf{p}_k^*,$$

$$\alpha_k = \frac{(\mathbf{r}_k^*, \mathbf{r}_k)}{(\mathbf{p}_k^*, \mathbf{q}_k)},$$

$$\mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{x}_k + \alpha_k \mathbf{p}_k,$$

$$\mathbf{r}_{k+1} = \mathbf{r}_k - \alpha_k \mathbf{q}_k,$$

$$\mathbf{r}_{k+1}^* = \mathbf{r}_k^* - \bar{\alpha}_k \mathbf{q}_k^*,$$

$$\beta_k = \frac{(\mathbf{r}_{k+1}^*, \mathbf{r}_{k+1})}{(\mathbf{r}_k^*, \mathbf{r}_k)},$$

$$\mathbf{p}_{k+1} = \mathbf{r}_{k+1} + \beta_k \mathbf{p}_k,$$

$$\mathbf{p}_{k+1}^* = \mathbf{r}_{k+1}^* + \bar{\beta}_k \mathbf{p}_k^*,$$

End For

行列ベクトル積

内積

ベクトルの定数倍と加算

双共役勾配法 (BiCG法)



非エルミート行列に対する解法

x_0 is an initial guess,

Compute $r_0 = b - Ax_0$,

Set $p_0 = r_0$ and $q_0 = s_0 = Ar_0$,

For $k = 0, 1, \dots$, until $\|r_k\|_2 \leq \varepsilon_{\text{TOL}}\|b\|_2$ do :

$$\alpha_k = \frac{(q_k, r_k)}{(q_k, q_k)},$$

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k p_k,$$

$$r_{k+1} = r_k - \alpha_k q_k,$$

$$s_{k+1} = Ar_{k+1},$$

$$\beta_{k,i} = -\frac{(q_i, s_{k+1})}{(q_i, q_i)}, \quad (i = 0, 1, \dots, k)$$

$$p_{k+1} = r_{k+1} + \sum_{i=0}^k \beta_{k,i} p_i,$$

$$q_{k+1} = s_{k+1} + \sum_{i=0}^k \beta_{k,i} q_i,$$

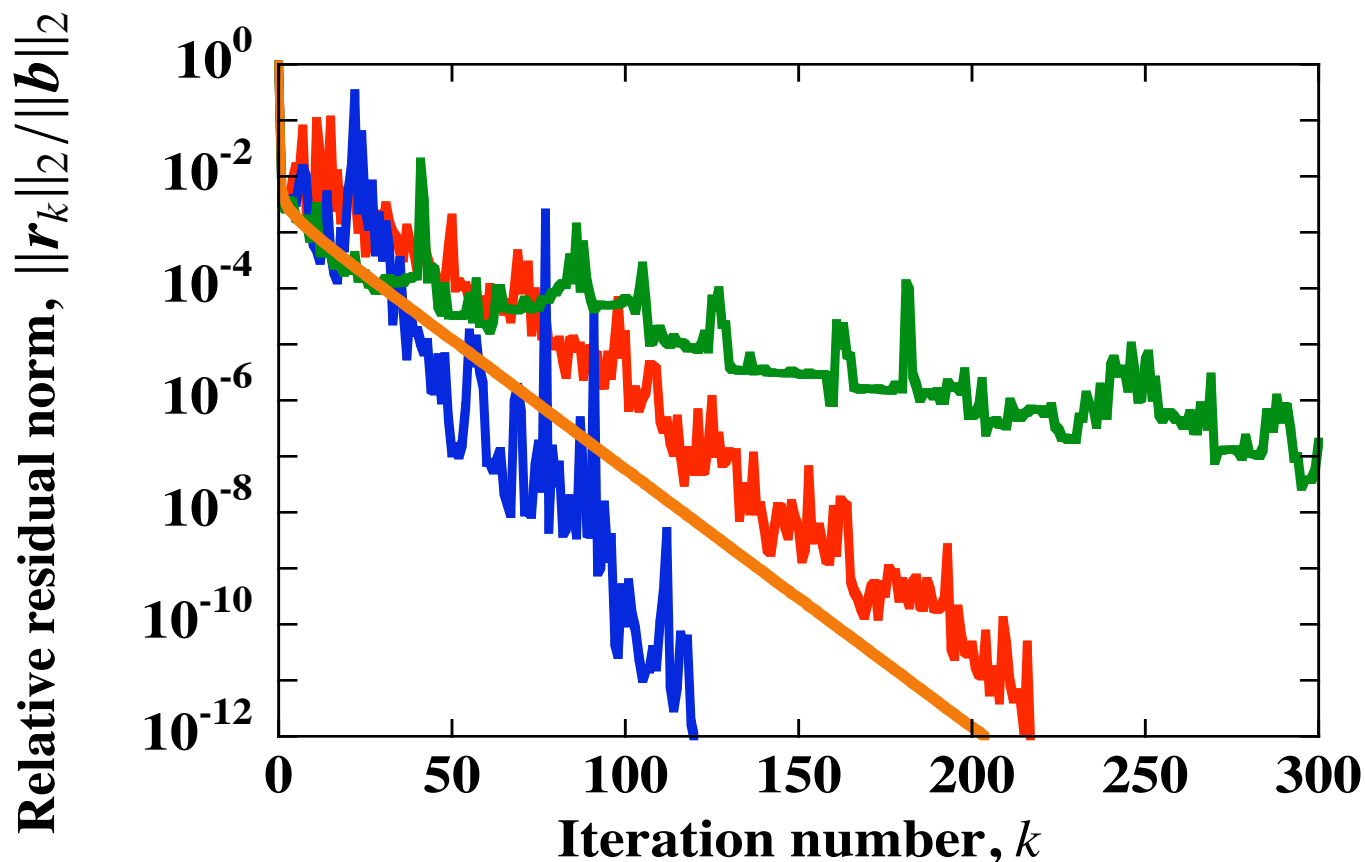
End For

- 行列ベクトル積は1反復あたり1回
- 長い漸化式を使うため多くのメモリが必要
- リスタートにより演算量とメモリ量を削減

一般化共役残差法 (GCR法)



反復法の収束特性



反復法の相対残差履歴

— : BiCG法, — : CGS法, — : BiCGSTAB法, — : GCR法



複素対称行列に対する解法

3. 係数行列が複素対称行列 ($A = A^T \neq A^H$) の場合

- ・ 共役直交共役勾配法

(Conjugate Orthogonal Conjugate Gradient: **COCG**法)

係数行列が複素対称行列の場合は、
1反復あたり1回の行列ベクトル積で、
かつ短い漸化式で計算ができる

補足：複素対称行列

$$A = A^T \neq A^H$$

$$(a_{ij} = a_{ji} \neq \bar{a}_{ji})$$



複素対称行列に対する解法

x_0 is an initial guess,

Compute $r_0 = b - Ax_0$,

Set $p_0 = r_0$,

For $k = 0, 1, \dots$, until $\|r_k\|_2 \leq \varepsilon_{\text{TOL}}\|b\|_2$ do :

$$q_k = Ap_k, \quad \leftarrow \text{行列ベクトル積}$$

$$\alpha_k = \frac{(\bar{r}_k, r_k)}{(\bar{p}_k, q_k)}, \quad \leftarrow \text{内積}$$

$$x_{k+1} = x_k + \alpha_k p_k, \quad \leftarrow \text{ベクトルの定数倍と加算}$$

$$r_{k+1} = r_k - \alpha_k q_k,$$

$$\beta_k = \frac{(\bar{r}_{k+1}, r_{k+1})}{(\bar{r}_k, r_k)}, \quad \leftarrow \text{内積}$$

$$p_{k+1} = r_{k+1} + \beta_k p_k, \quad \leftarrow \text{ベクトルの定数倍と加算}$$

End For

共役直交共役勾配法 (COCG法)



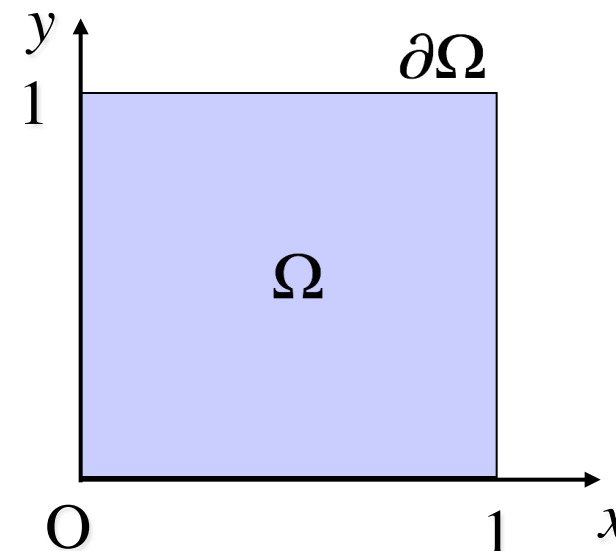
疎行列が現れる例

2次元 Poisson 問題

$$\begin{cases} \frac{\partial^2 u}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 u}{\partial y^2} = f, & \text{in } \Omega \\ u = \bar{u}, & \text{on } \partial\Omega \end{cases}$$

f, \bar{u} は既知の関数.

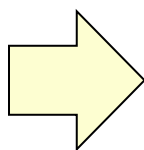
Ω を x, y 方向に $(M+1)$ 等分し
5点中心差分で離散化



$M \times M$ 次行列をもつ連立一次方程式に帰着

行列の要素数： M^4 個

非零要素の数： $5M^2 - 4M$ 個





疎行列の格納形式（CRS形式）

Compressed Row Storage (CRS) 形式

【補足】 Compressed Sparse Row (CSR) と呼ぶこともあります。

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & 0 & a_{13} & 0 & a_{15} \\ 0 & a_{22} & 0 & a_{24} & a_{25} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & a_{43} & a_{44} & 0 \\ 0 & a_{52} & 0 & a_{54} & a_{55} \end{bmatrix}$$

val: 非零要素を格納する配列
col_ind: 非零要素の列番号を格納
row_ptr: 各行の先頭の非零要素が格納されている場所を指す配列

val:

a_{11}	a_{13}	a_{15}	a_{22}	a_{24}	a_{25}	a_{31}	a_{32}	a_{33}	a_{43}	a_{44}	a_{52}	a_{54}	a_{55}
----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------

col_ind:

1	3	5	2	4	5	1	2	3	3	4	2	4	5
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

row_ptr:

1	4	7	10	12	15
---	---	---	----	----	----

 最後は非零要素数+1 の値



疎行列の格納形式 (CCS形式)

Compressed Column Storage (CCS) 形式

【補足】 Compressed Sparse Column (CSC) と呼ぶこともあります。

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & 0 & a_{13} & 0 & a_{15} \\ 0 & a_{22} & 0 & a_{24} & a_{25} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & a_{43} & a_{44} & 0 \\ 0 & a_{52} & 0 & a_{54} & a_{55} \end{bmatrix}$$

val: 非零要素を格納する配列
row_ind: 非零要素の行番号を格納
col_ptr: 各列の先頭の非零要素が格納されている場所を指す配列

val:

a_{11}	a_{31}	a_{22}	a_{32}	a_{52}	a_{13}	a_{33}	a_{43}	a_{24}	a_{44}	a_{54}	a_{15}	a_{25}	a_{55}
----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------	----------

row_ind:

1	3	2	3	5	1	3	4	2	4	5	1	2	5
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

col_ptr:

1	3	6	9	12	15
---	---	---	---	----	----

 最後は非零要素数+1 の値



CRS形式の行列ベクトル積

行列 A とベクトル x の積 $y = Ax$

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}$$

Fortran Code

```
do i=1,n
  y(i) = 0.0D0
  do j=row_ptr(i), row_ptr(i+1)-1
    y(i) = y(i)+val(j)*x(col_ind(j))
  end do
end do
```



CCS形式の行列ベクトル積

行列 A とベクトル x の積 $y = Ax$

$$y = [a_1, a_2, \dots, a_n] \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} = \sum_{i=1}^n a_i x_i$$

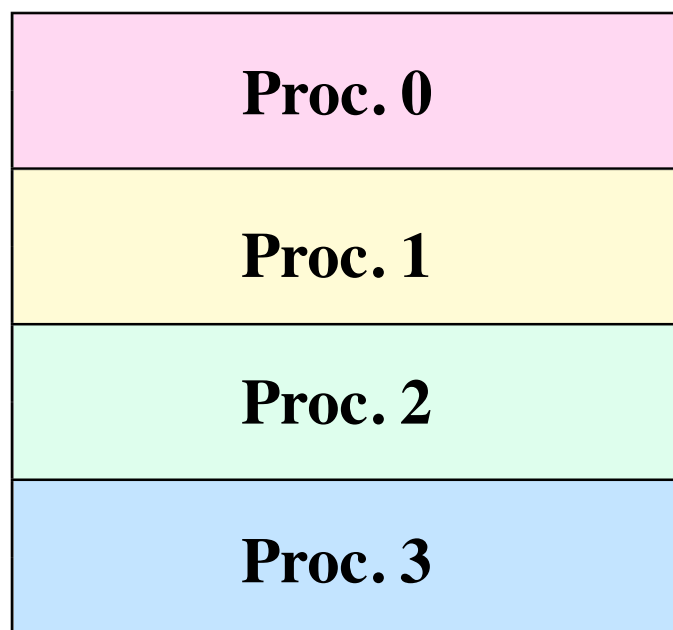
Fortran Code

```
do i=1,n
  y(i) = 0.0D0
end do
do j=1,n
  do i=col_ptr(j),col_ptr(j+1)-1
    y(row_ind(i)) = y(row_ind(i))+val(i)*x(j)
  end do
end do
```



行列ベクトル積の並列化

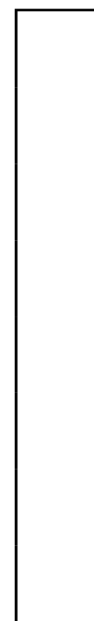
- ・ CRS形式の場合の $y = Ax$ の計算



A

各プロセスで分散してデータを保持する

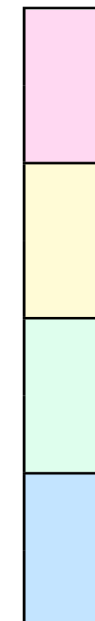
*



x

全てのプロセスで保持する

=



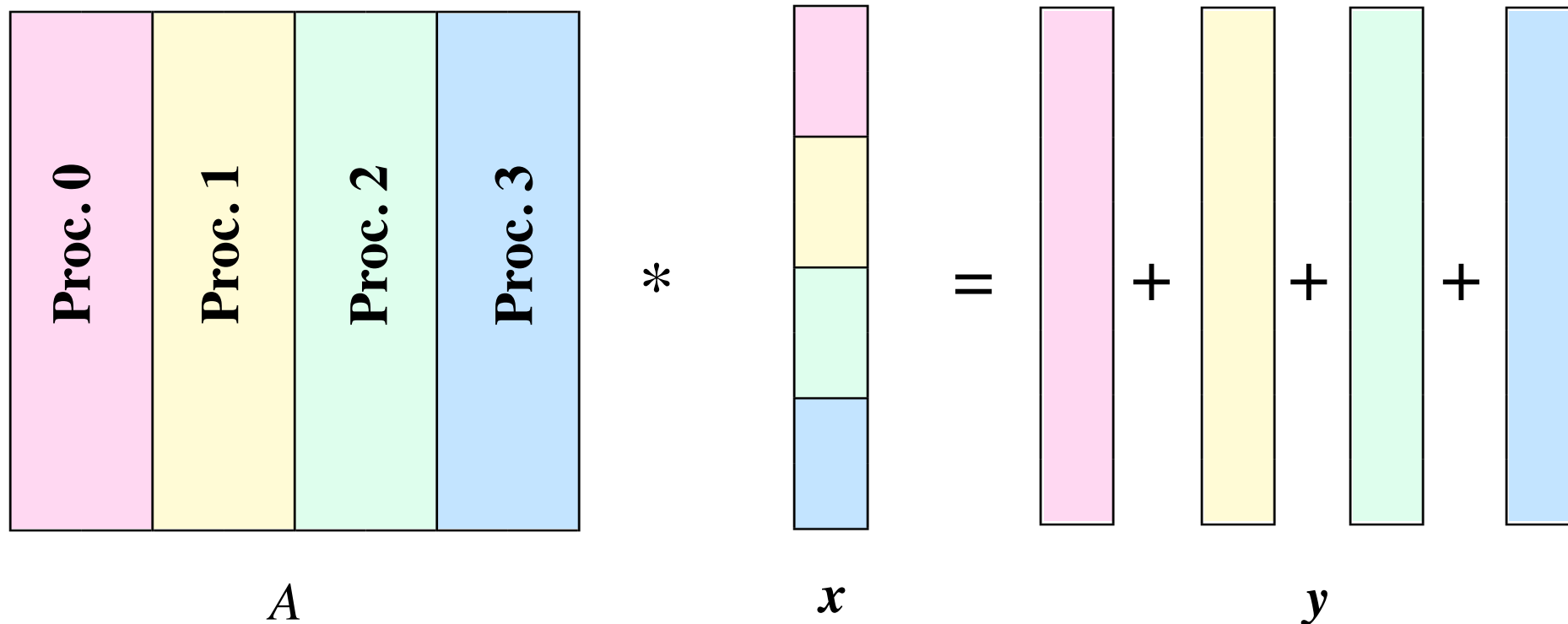
y

MPI_Gather で Proc. 0 に集める



行列ベクトル積の並列化

- ・ CCS形式の場合の $y = Ax$ の計算



各プロセスで分散してデータを保持する

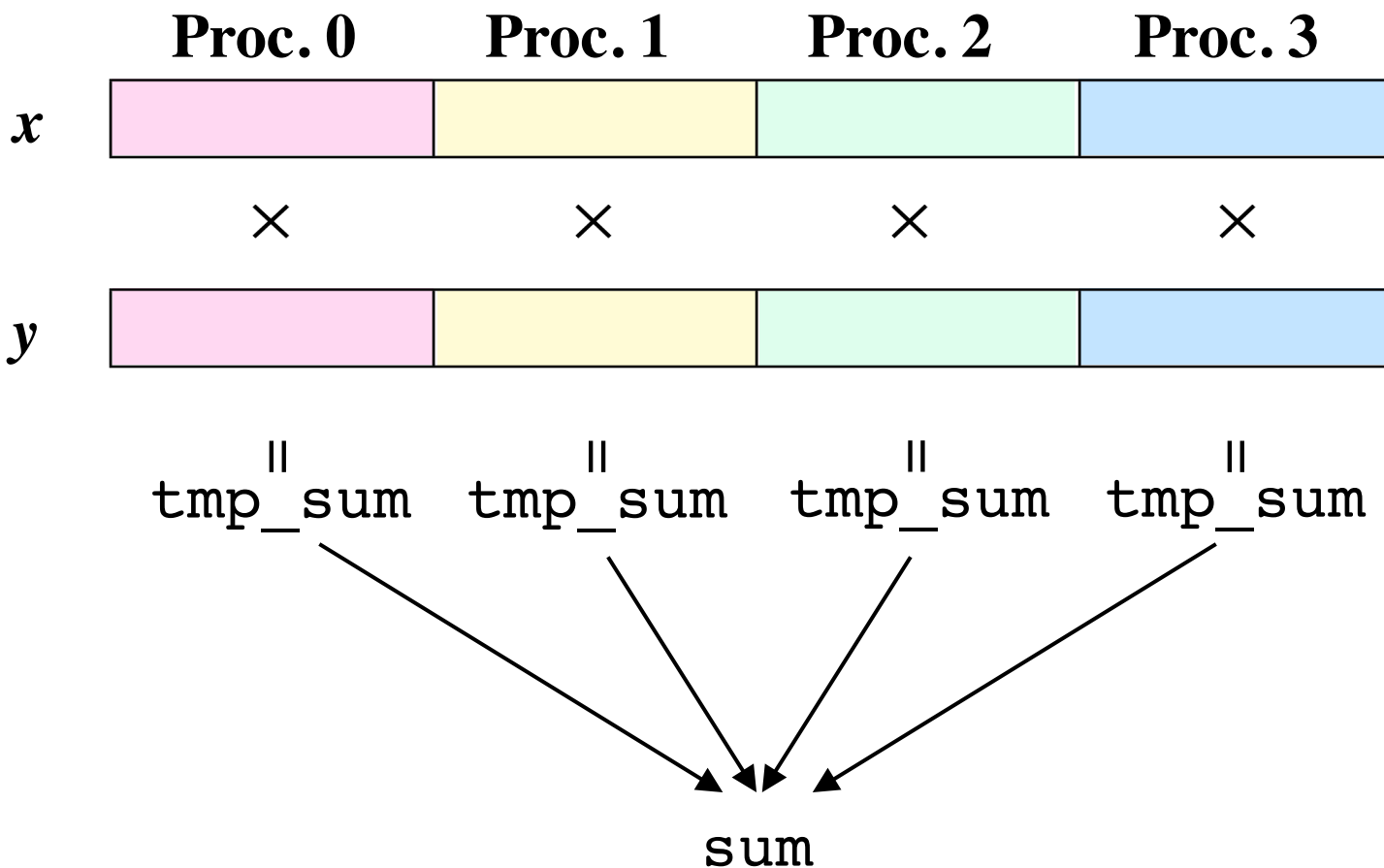
分散して保持する

MPI_Reduce でProc. 0に結果を足し合わせて送る



内積の並列化

$$(x, y) = \sum_{j=1}^n \bar{x}_j y_j$$



MPI_Reduce で Proc.0 に集める



内積計算の MPI コード例

```
program main
include 'mpif.h'
...
call mpi_init(ierr)
call mpi_comm_size(mpi_comm_world, nprocs, ierr)
call mpi_comm_rank(mpi_comm_world, myrank, ierr)
...
tmp_sum = (0.0D0, 0.0D0)
do i=istart(myrank+1), iend(myrank+1)
  tmp_sum = tmp_sum + conj(x(i)) * y(i)
end do

call mpi_reduce(tmp_sum, sum, 1, mpi_double_complex,
               mpi_sum, 0, mpi_comm_world, ierr)
...
call mpi_finalize(ierr)
```

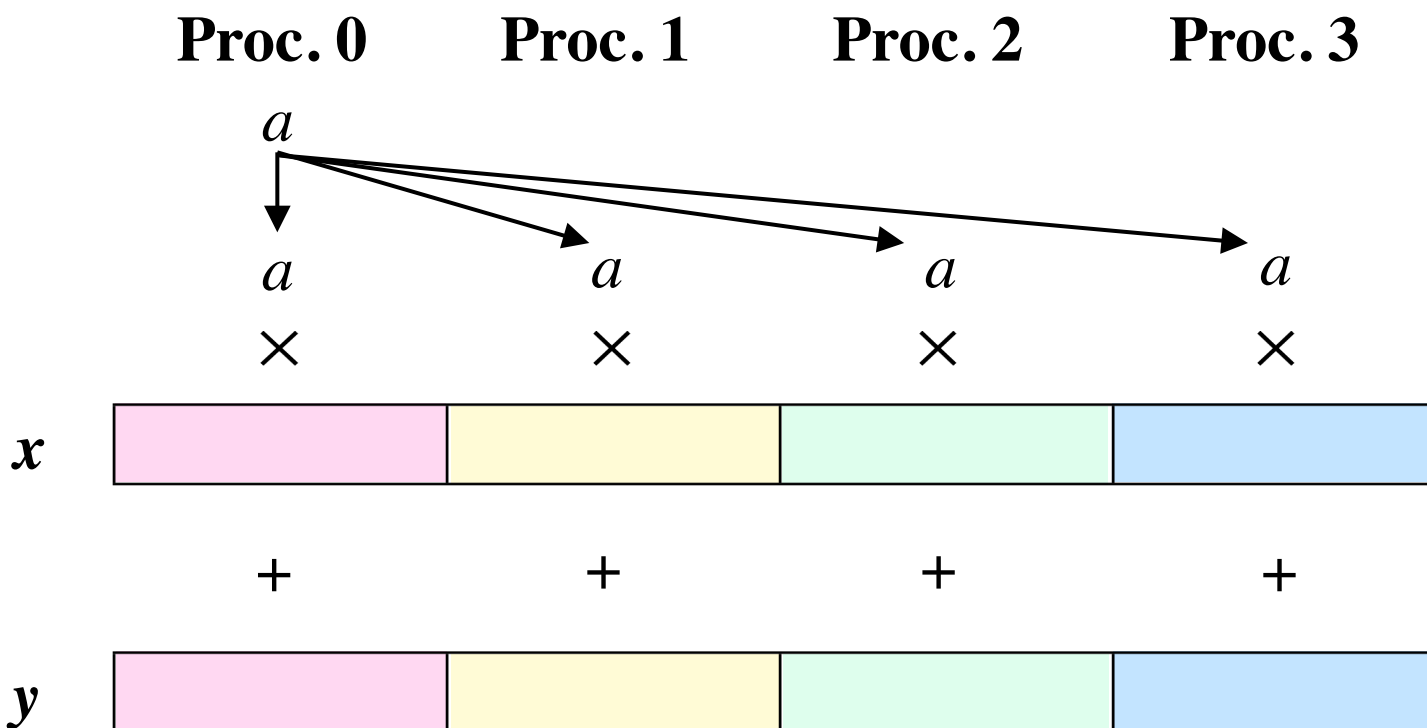
$$(x, y) = \sum_{j=1}^n \bar{x}_j y_j$$



ベクトルの定数倍と加算の並列化

$$y = y + ax \quad (x, y : \text{ベクトル}, a : \text{スカラー})$$

a を MPI_Bcast で全プロセスに送る





連立一次方程式の前処理法

Krylov部分空間反復法で、残差が収束しないことがある

Krylov 部分空間法の特徴

係数行列が単位行列に近い場合、少ない反復回数で残差が収束

連立一次方程式

$$Ax = b$$

前処理

前処理後の連立一次方程式

$$A'x' = b'$$

係数行列 A' が単位行列に近くなるように変形！



連立一次方程式の前処理法

係数行列 A を近似する前処理法

$$A \approx K_1 K_2 \iff K_1^{-1} A K_2^{-1} \approx I$$

これを用いて

$$Ax = b \iff \underbrace{(K_1^{-1} A K_2^{-1})}_{A'} \underbrace{(K_2 x)}_{x'} = \underbrace{K_1^{-1} b}_{b'}$$

【注】 行列 K_1, K_2 は逆行列が簡単に計算できるように構成。
例えば, 上三角行列や下三角行列にする。

- エルミート行列の場合 : 不完全コレスキー分解 ($A \approx LL^H$)
- 非エルミート行列の場合 : 不完全 LU 分解 ($A \approx LU$)
ここで, L : 下三角行列, U : 上三角行列.



連立一次方程式の前処理法

逆行列 A^{-1} を近似する前処理法

$$A \approx M^{-1} \iff AM \approx I, MA \approx I$$

これを用いて

$$Ax = b \iff \underbrace{MA}_{A'} x = \underbrace{Mb}_{b'}$$

$$\text{または } Ax = b \iff \underbrace{(AM)}_{A'} \underbrace{(M^{-1}x)}_{x'} = b$$

このカテゴリに属する前処理法として「近似逆行列前処理」や「多項式前処理」などがある。



近似逆行列前処理

逆行列 A^{-1} を近似する行列 M を生成する前処理

$F(M) = \|I - AM\|_F^2$ を最小にするように M を決定

$$F(M) = \|I - AM\|_F^2 = \sum_{j=1}^n \|e_j - Am_j\|_2^2$$

- 行列 M の非零構造は、任意に選択できる
- M を密行列とすれば、 $M = A^{-1}$ となる

互いに独立な n 個の最小自乗問題のため、並列処理が可能！

補足：フロベニウスノルム

$$\|A\|_F = \sqrt{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n |a_{ij}|^2}$$



多項式前処理

逆行列 A^{-1} の近似を A の多項式で生成する

行列のNeumann展開による多項式生成

$\|I - A\| < 1$ の場合

$$A^{-1} = [I - (I - A)]^{-1} = \sum_{j=0}^{\infty} (I - A)^j$$

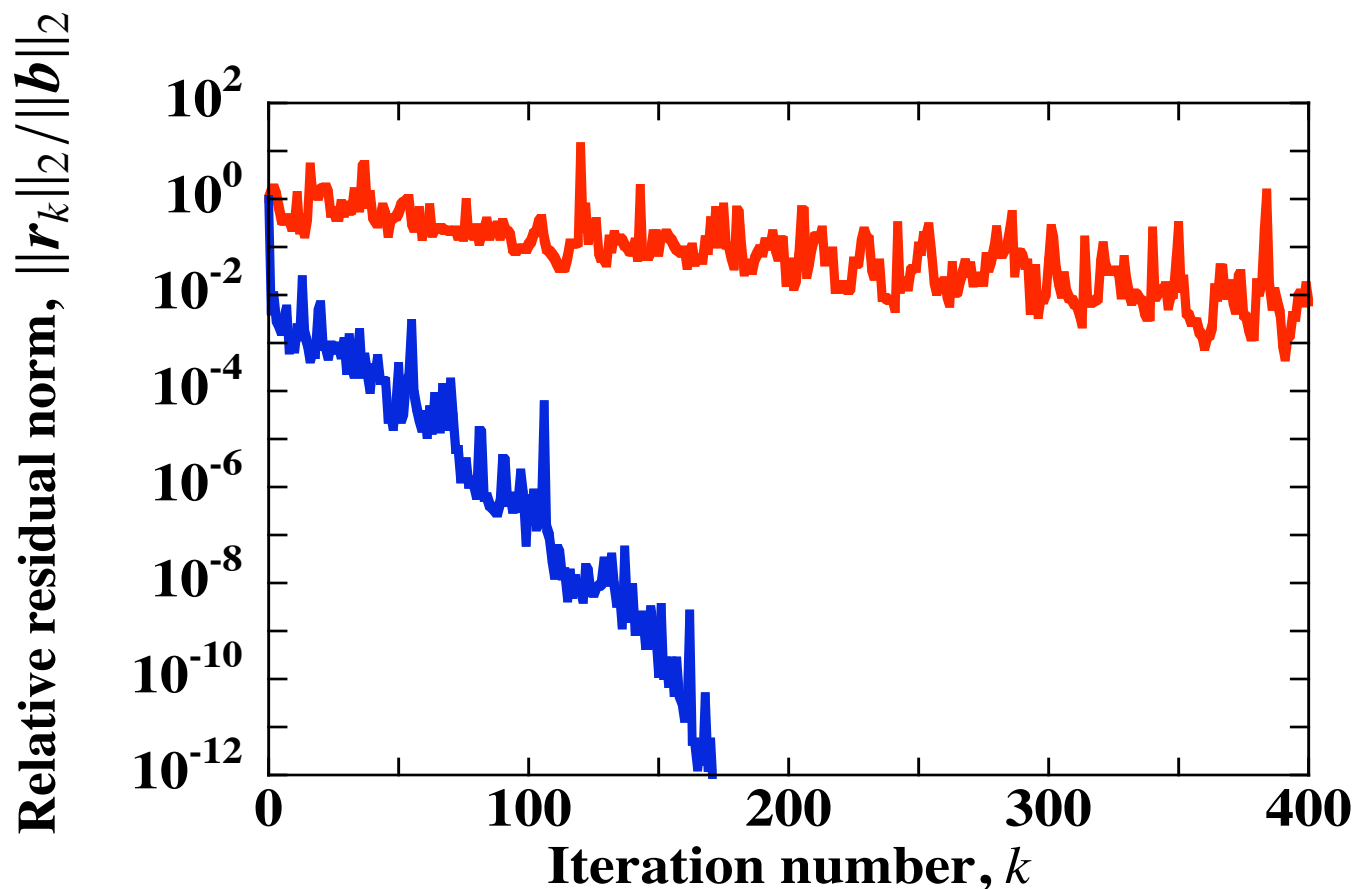
より, m 次までで打ち切った行列を M とすると

$$A^{-1} \approx M = \sum_{j=0}^m (I - A)^j$$

- 実際に行列 M は生成せず, 反復法内で行列ベクトル積で計算
- 行列ベクトル積の並列化により, 同前処理を並列化できる



前処理付き反復法の収束特性



反復法の相対残差履歴

— : BiCG法, — : 近似逆行列前処理付きBiCG法



複数本の右辺ベクトルをもつ 連立一次方程式の解法



複数右辺ベクトルをもつ方程式

右辺が L 本の連立一次方程式

$$AX = B$$

ここで, A : n 次行列,

$$X = [\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots, \mathbf{x}^{(L)}], \quad B = [\mathbf{b}^{(1)}, \mathbf{b}^{(2)}, \dots, \mathbf{b}^{(L)}]$$

直接法による解法

- ・ 係数行列の完全分解 ($A = LU$ など) が必要
- ・ 完全分解できれば, L 回の前進・後退代入で OK
- ・ 分解には多くの計算量, メモリ量が必要

反復法で L 本の方程式を効率よく解けないか?



Block Krylov 部分空間反復法

Block Krylov 部分空間反復法の種類

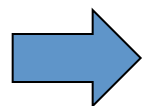
- **Block BiCG法** **O'Leary (1980)**
- **Block GMRES法** **Vital (1990)**
- **Block QMR法** **Freund (1997)**
- **Block BiCGSTAB法** **Guenouni (2003)**
- **Block BiCGGR法** **Tadano (2009)**

複数本の右辺ベクトルをまとめて扱うことで
効率よく解を求めることができる

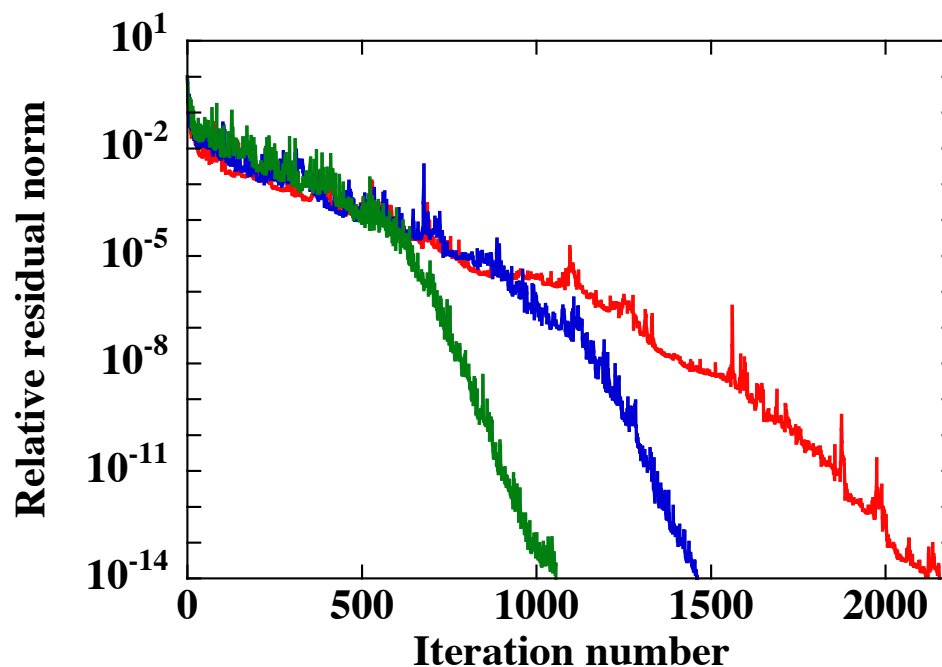


Block Krylov 部分空間反復法

「効率よく」とはどういうことか？



1本ずつ解いた場合より少ない反復回数で残差が収束する
(ことがある)



Block BiCGSTAB法の相対残差履歴.

ここで, ■ : $L = 1$, ■ : $L = 2$, ■ : $L = 4$.



Block BiCGSTAB法

$X_0 \in \mathbb{C}^{n \times L}$ is an initial guess,

Compute $R_0 = B - AX_0$,

Set $P_0 = R_0$,

Choose $\tilde{R}_0 \in \mathbb{C}^{n \times L}$,

For $k = 0, 1, \dots$, **until** $\|R_k\|_F \leq \varepsilon \|B\|_F$ **do**:

$$V_k = AP_k,$$

Solve $(\tilde{R}_0^H V_k) \alpha_k = \tilde{R}_0^H R_k$ for α_k ,

$$T_k = R_k - V_k \alpha_k,$$

$$Z_k = AT_k,$$

$$\zeta_k = \text{Tr} [Z_k^H T_k] / \text{Tr} [Z_k^H Z_k],$$

$$X_{k+1} = X_k + P_k \alpha_k + \zeta_k T_k,$$

$$R_{k+1} = T_k - \zeta_k Z_k,$$

Solve $(\tilde{R}_0^H V_k) \beta_k = -\tilde{R}_0^H Z_k$ for β_k ,

$$P_{k+1} = R_{k+1} + (P_k - \zeta_k V_k) \beta_k,$$

End

BiCGSTAB 法と異なるところ

1. 行列・ベクトル積の本数が1本から L 本に増加。
2. α_k, β_k が L 次行列になった。
3. ベクトルの定数倍の計算が行列・行列積になった。
4. ζ_k の計算に行列のトレース $\text{Tr}[\cdot]$ が必要になった。
トレース：対角成分の和。



行列・ベクトル積の効率化

- 行列は CRS 形式で格納されているとする.
- $Y = AX$ を計算. Y, X は n 行 L 列の配列.

```
do k=1,L
  do i=1,n
    do j=row_ptr(i), row_ptr(i+1)-1
      Y(i,k)=Y(i,k)+val(j)*X(col_ind(j),k)
    end do
  end do
end do
```

[問題点]

- X についてメモリの連続アクセスができていない
(Fortran は行方向に連続にデータが並んでいる)
- 行列データを L 回読まなければならない.



行列・ベクトル積の効率化

[解決策]

- X, Y を転置した形で保持させる

```
do i=1,n
  do j=row_ptr(i), row_ptr(i+1)-1
    do k=1,L
      Y(k,i)=Y(k,i)+val(j)*X(k,col_ind(j))
    end do
  end do
end do
```

- X について（少なくとも L 回は）連続アクセスができる。
- 行列データは1回しか読み込まない。
- Y についても連続アクセスが保たれている。



$n \times L$ 行列・ $L \times L$ 行列積の計算

- ・ 行列・ベクトル積の効率化のためにベクトルを転置した。
- ・ $n \times L$ 行列と $L \times L$ 行列の積の計算も工夫が必要。

$$T_k = R_k - V_k \alpha_k \quad \xrightarrow{\text{転置}} \quad T_k^T = R_k^T - \alpha_k^T V_k^T$$

```

do j=1,n
  do i=1,L
    T(i,j)=R(i,j)
  end do
end do
do j=1,n
  do i=1,L
    do k=1,L
      T(k,j)=T(k,j)- Alpha(k,i)*V(i,j)
    end do
  end do
end do
end do

```

Alpha は転置済みとする。

ベクトルと α_k を全て
転置して保持することで
連続アクセスが可能に。



$L \times n$ 行列・ $n \times L$ 行列積の計算

- α_k, β_k を求めるために必要.
- $C_k = \tilde{R}_0^H V_k$ を計算することを考える.

```
do j=1,n
  do i=1,L
    do k=1,L
      C(k,i)=C(k,i)+R0(k,j)*V(i,j)
    end do
  end do
end do
```

- R0 にはあらかじめ共役をとったものを代入.
- C_k の計算も, 連続メモリアクセスを保持できる.



OpenMP による並列化

- ・ 共有メモリ向けの並列化インターフェース.
- ・ 既存のプログラムに数行加えるだけで並列化ができる.

```
!$OMP PARALLEL  
  [ プログラム ]  
!$OMP END PARALLEL
```

と書くと、スレッドが立ち上がり、スレッド毎に別々の処理ができるようになる。

(以下のコードは、`!$OMP PARALLEL`と
`!$OMP END PARALLEL`で囲まれているとします。)



OpenMP による並列化

1. 行列・ベクトル積の並列化

```
!$OMP DO PRIVATE(j,k)
do i=1,n
  do j=row_ptr(i), row_ptr(i+1)-1
    do k=1,L
      Y(k,i)=Y(k,i)+val(j)*X(k,col_ind(j))
    end do
  end do
end do
```

最初の do ループの前に !\$OMP DO ... を加えるだけ。



OpenMP による並列化

2. $n \times L$ 行列 \cdot $L \times L$ 行列の積の並列化

```
!$OMP DO PRIVATE(i)
do j=1,n
  do i=1,L
    T(i,j)=R(i,j)
  end do
end do
!$OMP DO PRIVATE(i,k)
do j=1,n
  do i=1,L
    do k=1,L
      T(k,j)=T(k,j)- Alpha(k,i)*V(i,j)
    end do
  end do
end do
```

2行加えるだけで，簡単に並列化。



OpenMP による並列化

3. $L \times n$ 行列・ $n \times L$ 行列の積の並列化

配列に対する Reduction 処理が必要となる。

コードの冒頭で以下を実行

```
NTH  = OMP_GET_NUM_THREADS()  
MYID = OMP_GET_THREAD_NUM()+1  
!$OMP SINGLE  
allocate( TMP(L,L,NTH) )  
!$OMP END SINGLE
```

NTH : スレッド数

MYID : 自分のスレッド番号

TMP : 並列計算を行うための配列



OpenMP による並列化

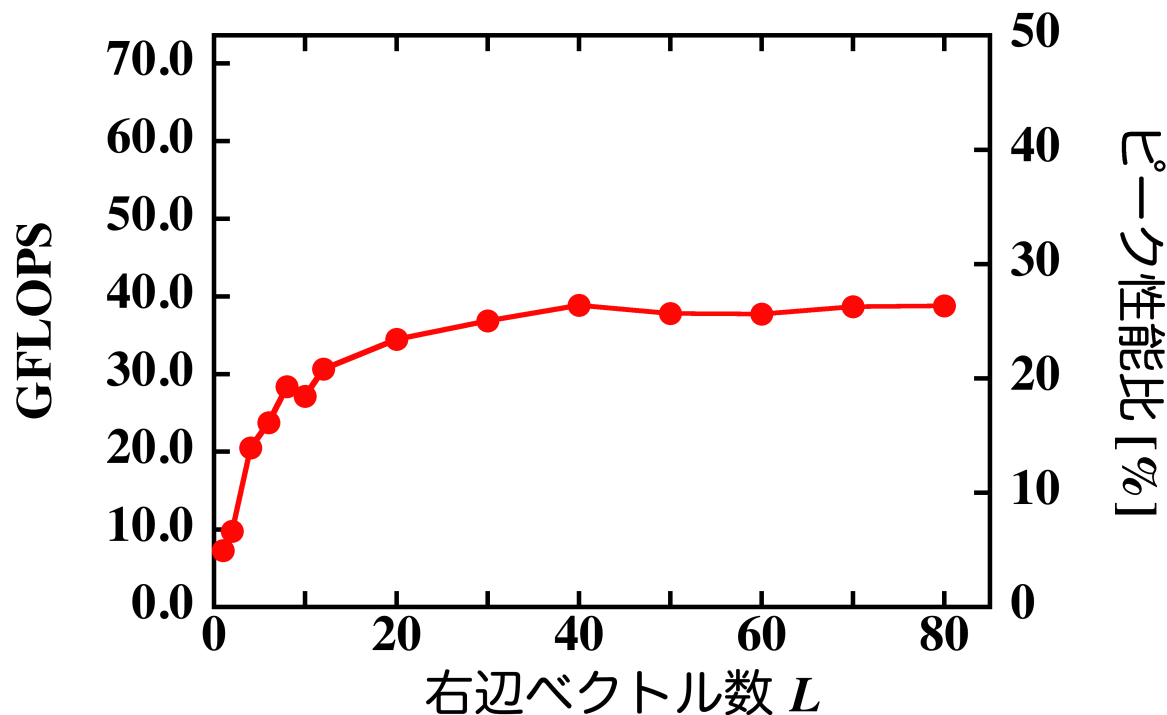
次に以下を実行して $C_k = \tilde{R}_0^H V_k$ を計算する.

```
!$OMP DO PRIVATE(i,k)
do j=1,n
  do i=1,L
    do k=1,L
      TMP(k,i,MYID) = TMP(k,i,MYID)+R0(k,j)*V(i,j)
    end do
  end do
end do
!$OMP SINGLE
do k=1,NTH
  do j=1,L
    do i=1,L
      C(i,j) = C(i,j) + TMP(i,j,k)
    end do
  end do
end do
!$OMP END SINGLE
```

このコードで配列に対する
Reduction 処理を実現.



行列ベクトル積の性能



右辺ベクトル数の変化に対する GFLOPS 値, ピーク性能比変化.

行列サイズ : 1,572,864, 非ゼロ要素数 : 80,216,064.

実験環境 : T2K-Tsukuba の 1 ノード (ピーク性能 : 147.2 GFLOPS)

CPU : AMD Opteron 2.3GHz \times 4, OpenMP で 16 並列で計算.



OpenMP による並列化

[解いた方程式]

サイズ：1,572,864

非零要素数：80,216,064

右辺ベクトル数：4

[計算環境]

CPU: Intel Xeon X5550 2.67GHz × 2

Mem: 48GBytes

OS: Cent OS 5.3

コンパイラ：Intel Fortran ver. 11.1

オプション：-fast -openmp

スレッド数	時間 (反復回数)	時間 / 反復回数	並列化効率
1	303.49 (179)	1.6955	1.00
2	183.07 (179)	1.0227	1.66
3	138.07 (179)	0.7713	2.20
4	104.61 (181)	0.5749	2.95
5	80.57 (181)	0.4451	3.81
6	78.56 (181)	0.4340	3.91
7	74.96 (181)	0.4141	4.09
8	68.18 (181)	0.3767	4.50



まとめ

- 連立一次方程式の解法である Krylov 部分空間反復法を取り上げた。
- 疎行列に対する行列・ベクトル積の実装方法とその並列化について述べた。
- Block Krylov 部分空間反復法とコードの最適化, 及び OpenMP での並列化について述べた。



レポート課題

1. 行列

$$A = \begin{bmatrix} 2 & 1 & & & & \\ \gamma & 2 & 1 & & & \\ & \ddots & \ddots & \ddots & & \\ & & & \gamma & 2 & 1 \\ & & & & \gamma & 2 \end{bmatrix}$$

をCRS形式で保持するプログラムを作りなさい。

2. CRS形式の行列ベクトル積，転置行列 (A^T) ベクトル積を行うプログラムを作りなさい。

3. 双共役勾配法で連立一次方程式 $Ax = b$ を解くプログラムを作りなさい。但し， $b = A[1, 1, \dots, 1]^T$ とする。行列のパラメータは， $0 < \gamma < 1$ とし， $\|r_k\|_2 / \|b\|_2 \leq 1.0 \times 10^{-10}$ となったら停止すること。

4. 複数のパラメータ γ について実験し，反復過程における相対残差 $\|r_k\|_2 / \|b\|_2$ をグラフにプロットしなさい。

プログラムリストも提出すること。プログラミング言語は何を用いてもよい。