

有限要素法による 一次元定常熱伝導解析プログラム Fortran編

中島 研吾
東京大学情報基盤センター

- ガラーキン法による一次元熱伝導問題の解法
- 連立一次方程式の解法
 - 共役勾配法
 - 前処理手法
- 疎行列格納法
- プログラムの内容

キーワード

- 一次元熱伝導問題
- ガラーキン法
- 線形一次要素
- 前処理付共役勾配法

対象とする問題：一次元熱伝導問題



体積当たり一様発熱 \dot{Q}

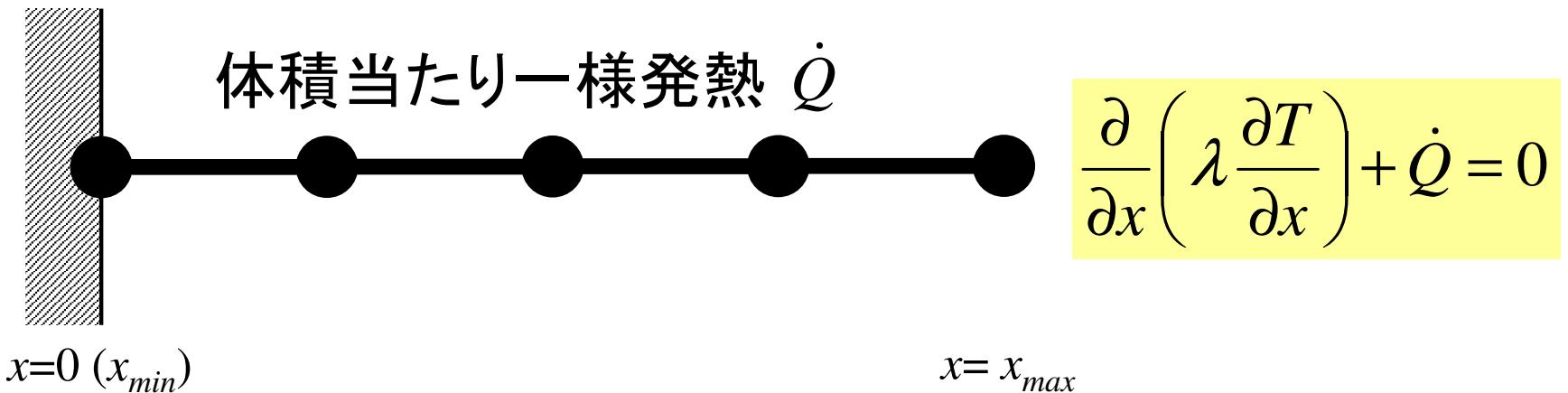
$x=0$ (x_{min})

$x=x_{max}$

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\lambda \frac{\partial T}{\partial x} \right) + \dot{Q} = 0$$

- 一様な：断面積 A , 热伝導率 λ
- 体積当たり一様発熱（時間当たり） $[QL^{-3}T^{-1}]$ \dot{Q}
- 境界条件
 - $x=0$: $T=0$ (固定)
 - $x=x_{max}$: $\frac{\partial T}{\partial x}=0$ (断熱)

対象とする問題：一次元熱伝導問題



- 一様な：断面積 A , 热伝導率 λ
- 体積当たり一様発熱（時間当たり） $[QL^{-3}T^{-1}]$ \dot{Q}
- 境界条件
 - $x=0$: $T=0$ (固定)
 - $x=x_{max}$: $\frac{\partial T}{\partial x}=0$ (断熱)

解析解



体積当たり一様発熱 \dot{Q}

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\lambda \frac{\partial T}{\partial x} \right) + \dot{Q} = 0$$

$$x=0 \quad (x_{min})$$

$$x=x_{max}$$

$$T = 0 @ x = 0$$

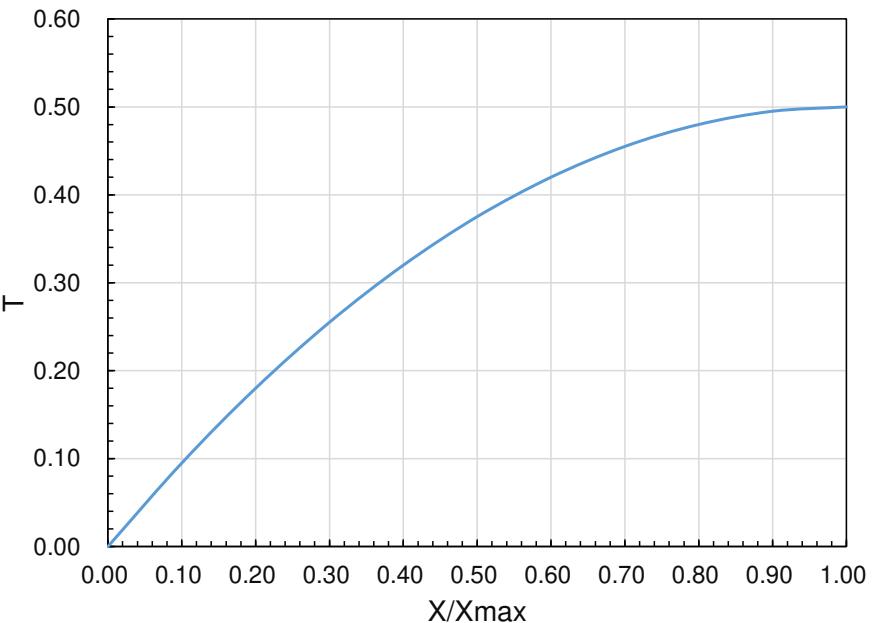
$$\frac{\partial T}{\partial x} = 0 @ x = x_{max}$$

$$\lambda T'' = -\dot{Q}$$

$$\lambda T' = -\dot{Q}x + C_1 \Rightarrow C_1 = \dot{Q}x_{max}, \quad T' = 0 @ x = x_{max}$$

$$\lambda T = -\frac{1}{2}\dot{Q}x^2 + C_1x + C_2 \Rightarrow C_2 = 0, \quad T = 0 @ x = 0$$

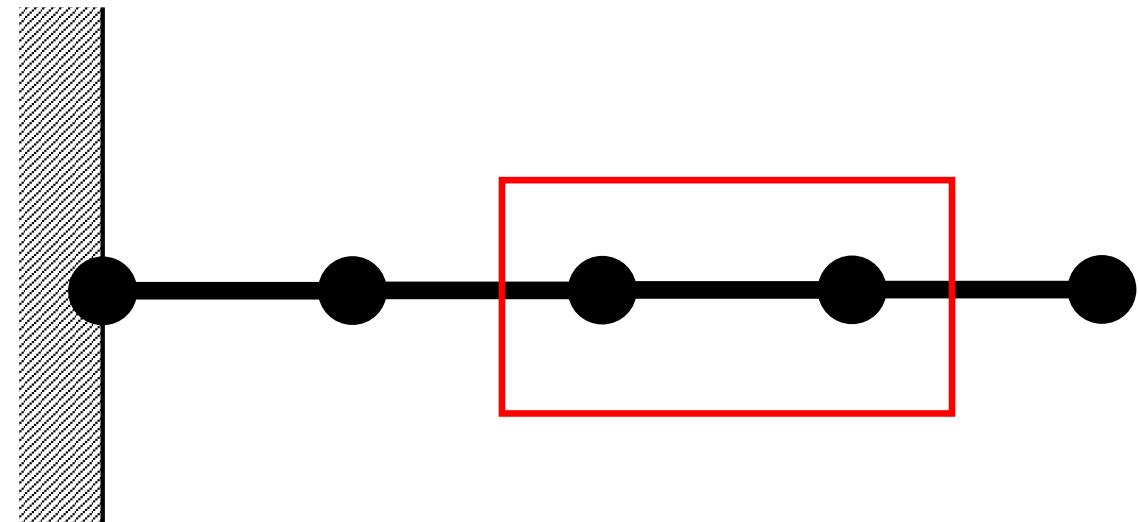
$$\therefore T = -\frac{1}{2\lambda}\dot{Q}x^2 + \frac{\dot{Q}x_{max}}{\lambda}x$$



一次元線形要素 (1/4)

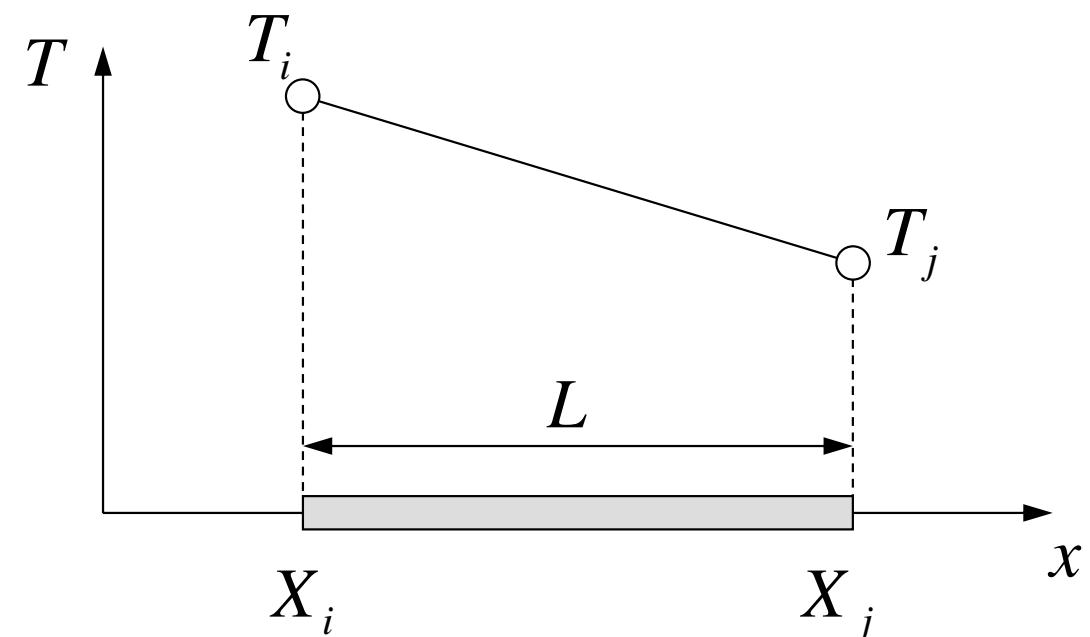
- 一次元線形要素

- 長さ L の両端に節点 (node) を持つ線分
 - 節点 : node
 - 要素 : element



- 節点 i, j における温度を T_i, T_j
- 要素内での温度 T は以下のように表される (座標 x の一次関数, Piecewise Linear) :

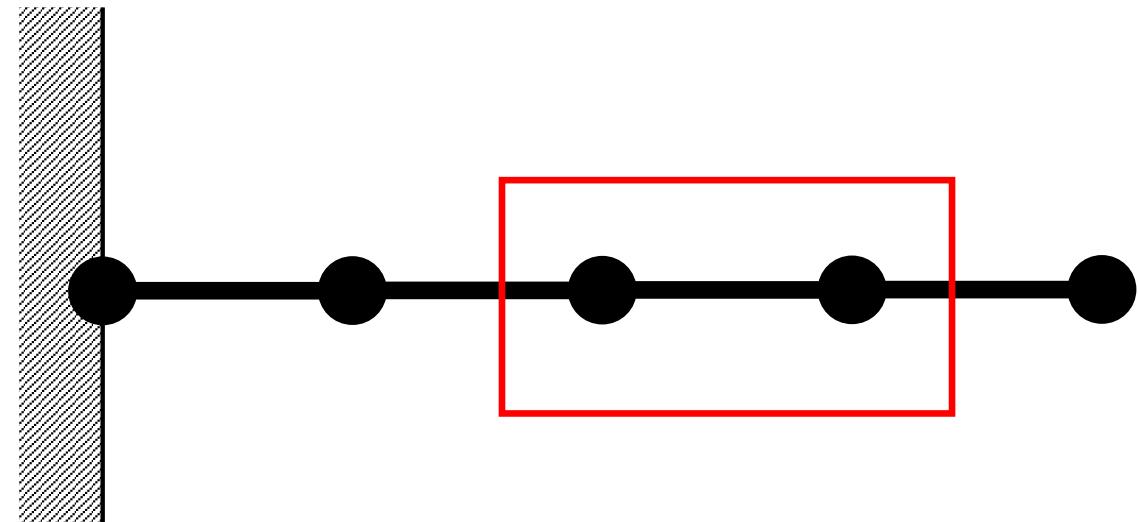
$$T = \alpha_1 + \alpha_2 x$$



一次元線形要素 (1/4)

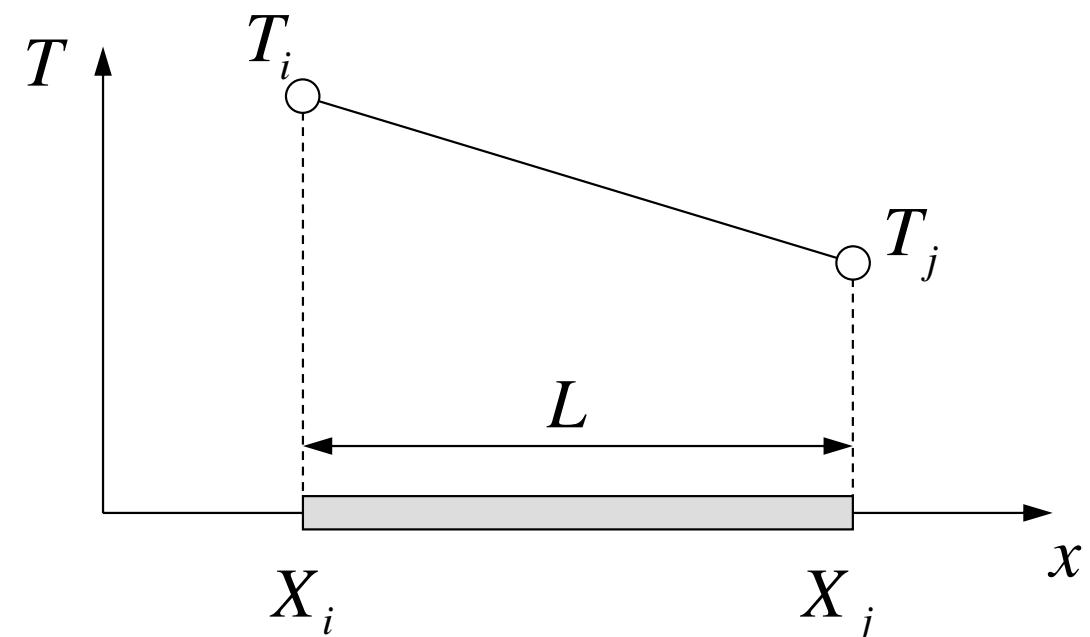
- 一次元線形要素

- 長さ L の両端に節点 (node) を持つ線分
 - 節点 : node
 - 要素 : element



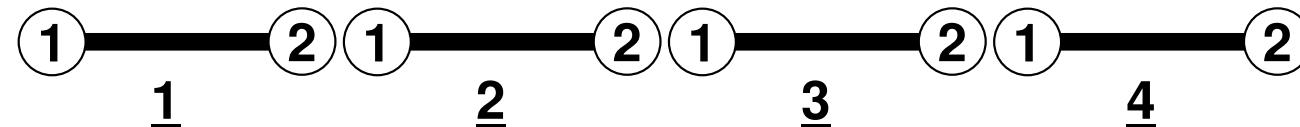
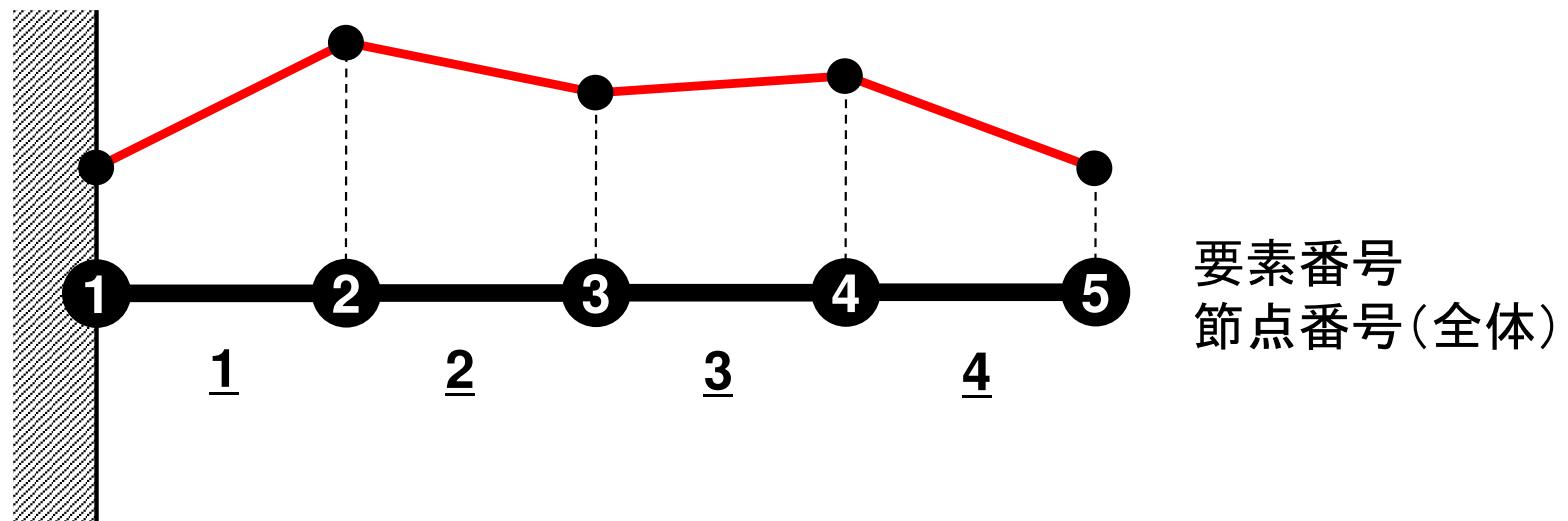
- 節点 i, j における温度を T_i, T_j
- 要素内での温度 T は以下のように表される (座標 x の一次関数, Piecewise Linear) :

$$T = \alpha_1 + \alpha_2 x$$



Piecewise Linear

各要素内で「温度Tの分布」が線形



温度勾配は要素内で一定
(節点で不連続となる可能性あり)

各要素における
「局所」節点番号

一次元線形要素：形状関数 (2/4)

- 節点での条件から、係数は以下のように求められる：

$$T = T_i @ x = X_i, \quad T = T_j @ x = X_j$$

$$T_i = \alpha_1 + \alpha_2 X_i, \quad T_j = \alpha_1 + \alpha_2 X_j$$

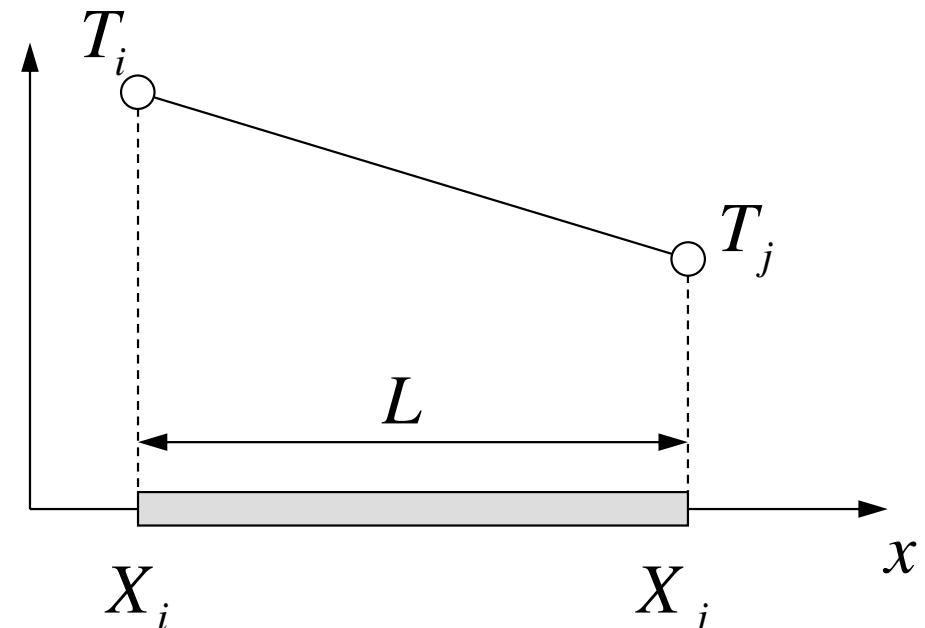
- 従って：

$$\alpha_1 = \frac{T_i X_j - T_j X_i}{L}, \quad \alpha_2 = \frac{T_j - T_i}{L}$$

- 元の式に代入して、書き直すと以下になる

$$T = \left(\frac{X_j - x}{L} \right) T_i + \left(\frac{x - X_i}{L} \right) T_j$$

N_i N_j

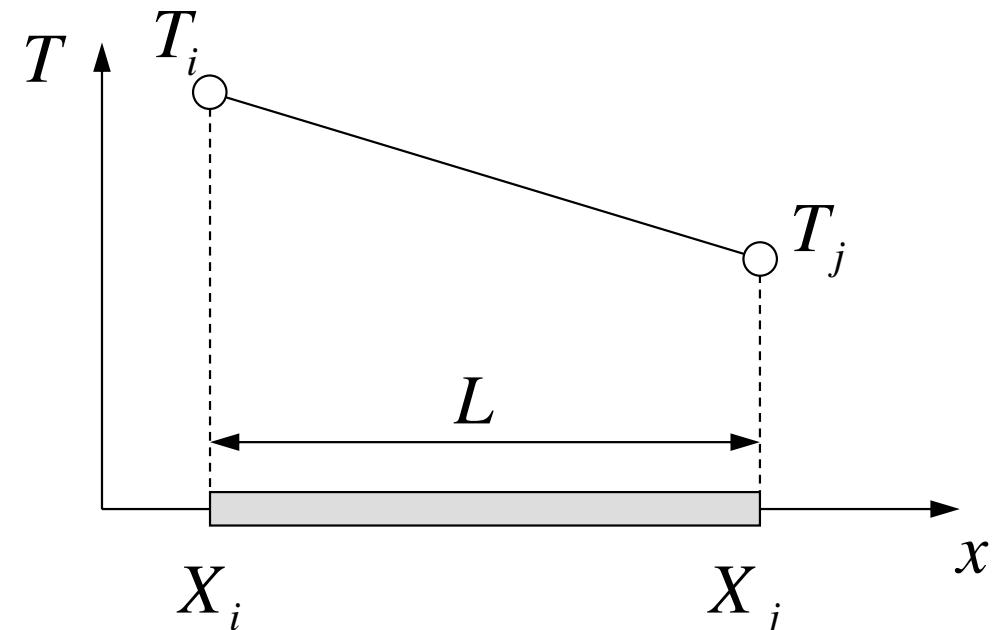


これらのxに関する一次式を形状関数(shape function)または内挿関数(interpolation function)と呼ぶ(N_i , N_j と表す)

一次元線形要素：形状関数 (3/4)

- 形状関数 N_k は要素を構成する節点数と同じ数だけ存在する：
 - 位置座標のみの関数である
 - 「試行関数」の一種

$$N_i = \left(\frac{X_j - x}{L} \right), \quad N_j = \left(\frac{x - X_i}{L} \right)$$



- 形状関数の一次結合により要素内の温度を表す
 - 係数 (=未知数) が節点における温度

$$T = N_i T_i + N_j T_j \quad \longleftrightarrow$$

$$T_M = \sum_{i=1}^M a_i \Psi_i$$

Ψ_i 領域、境界において定義される、位置座標のみ既知関数、互いに独立である：試行関数 (trial/test function) と呼ばれる。線形代数における基底 (basis) に相当する

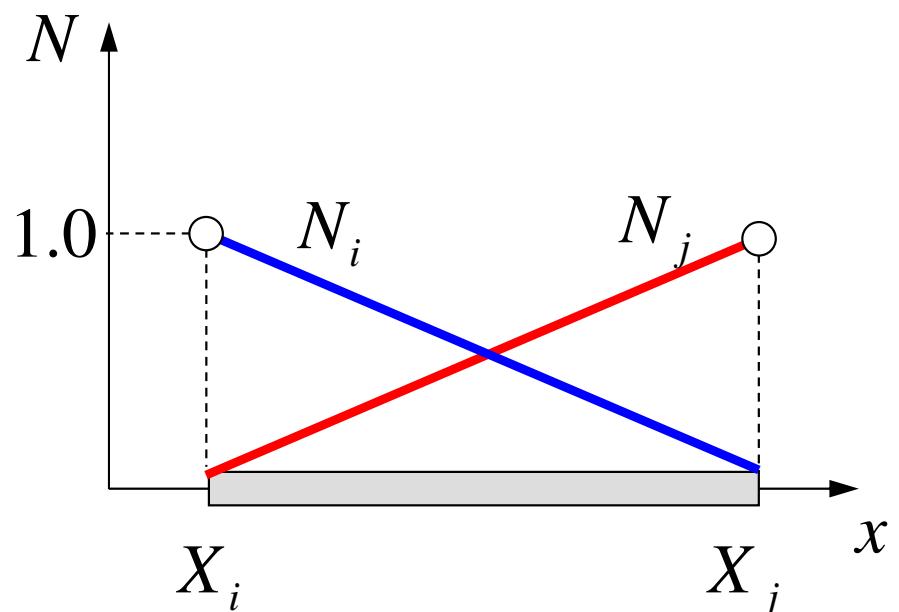
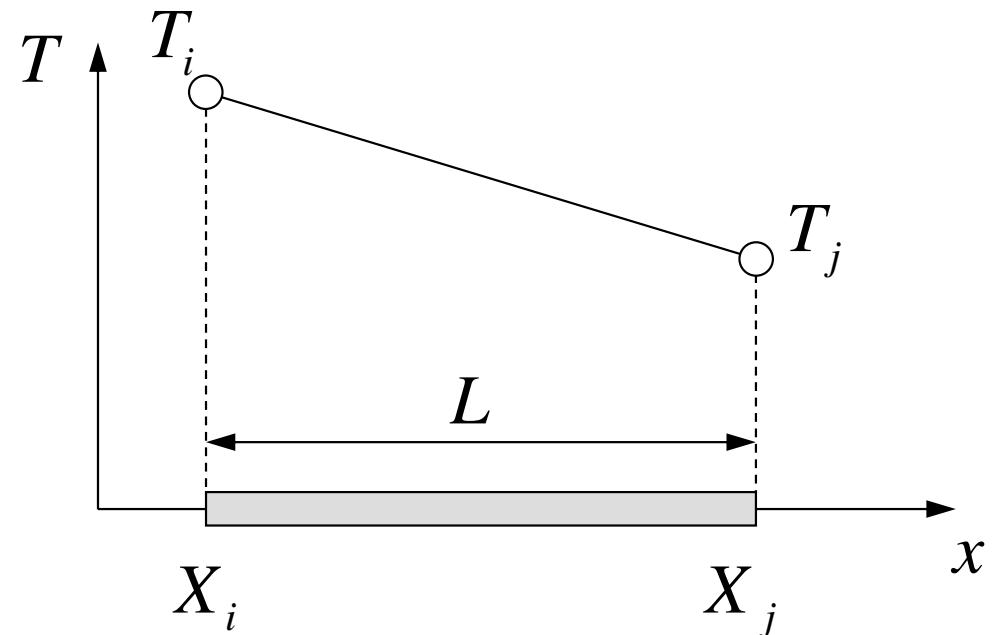
a_i 係数 (未知数)

一次元線形要素：形状関数（4/4）

- 形状関数はある節点で1の値をとり、他の節点では必ず0の値をとる：

$$N_i = \left(\frac{X_j - x}{L} \right), \quad N_j = \left(\frac{x - X_i}{L} \right)$$

確認してみよう



ガラーキン法の適用 (1/4)

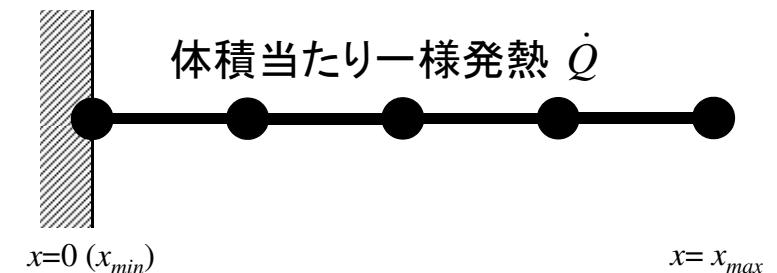
- 以下のような一次元熱伝導方程式を考慮する(熱伝導率一定) :

$$\lambda \left(\frac{d^2 T}{dx^2} \right) + \dot{Q} = 0$$

$T = [N]\{\phi\}$ 要素内の温度分布
(マトリクス形式), 節点における温度を ϕ としてある。

- ガラーキン法に従い, 重み関数を $[N]$ とすると, 各要素において以下の積分方程式が得られる :

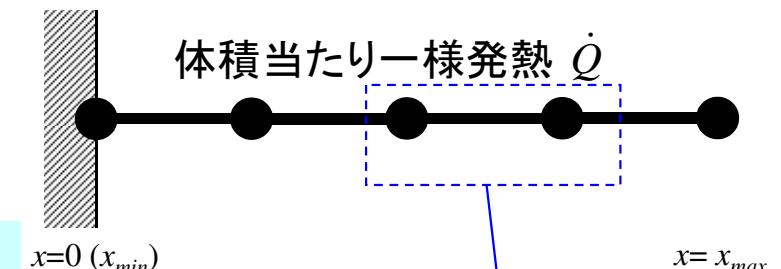
$$\int_V [N]^T \left\{ \lambda \left(\frac{d^2 T}{dx^2} \right) + \dot{Q} \right\} dV = 0$$



ガラーキン法の適用 (2/4)

- 一次元のグリーンの定理

$$\int_V A \left(\frac{d^2 B}{dx^2} \right) dV = \int_S A \frac{dB}{dx} dS - \int_V \left(\frac{dA}{dx} \frac{dB}{dx} \right) dV$$



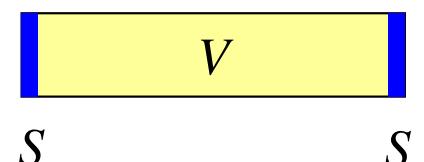
- これを前式の2階微分の部分に適用すると：

$$\int_V \lambda [N]^T \left(\frac{d^2 T}{dx^2} \right) dV = - \int_V \lambda \left(\frac{d[N]^T}{dx} \frac{dT}{dx} \right) dV + \int_S \lambda [N]^T \frac{dT}{dx} dS$$

- これに以下を代入する：

$$T = [N]\{\phi\}, \quad \frac{dT}{dx} = \frac{d[N]}{dx}\{\phi\} \quad \bar{q} = -\lambda \frac{dT}{dx}$$

:要素表面熱流量 [$QL^{-2}T^{-1}$]

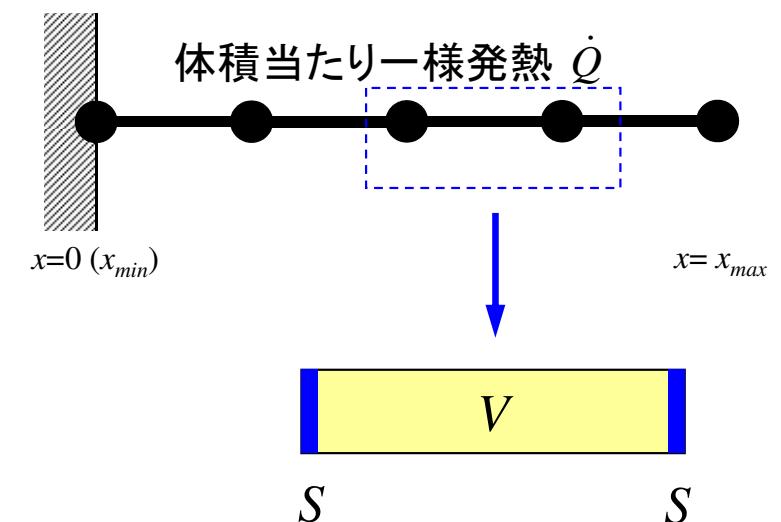


ガラーキン法の適用 (3/4)

- 更に体積あたり発熱量の項 \dot{Q} を加えて次式が得られる：

$$-\int_V \lambda \left(\frac{d[N]^T}{dx} \frac{d[N]}{dx} \right) dV \cdot \{\phi\}$$

$$-\int_S \bar{q}[N]^T dS + \int_V Q[N]^T dV = 0$$

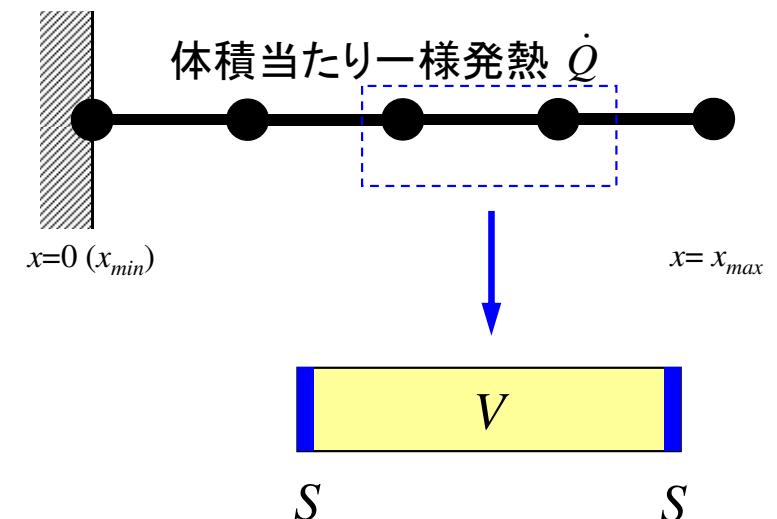


- この式を弱形式 (weak form) と呼ぶ。元の微分方程式では2階の微分が含まれていたが、上式では、グリーンの定理によって1階微分に低減されている。
 - 弱形式によって近似関数（形状関数、内挿関数）に対する要求が弱くなっている：すなわち線形関数で2階微分の効果を記述できる。

ガラーキン法の適用 (4/4)

$$-\int_V \lambda \left(\frac{d[N]^T}{dx} \frac{d[N]}{dx} \right) dV \cdot \{\phi\}$$

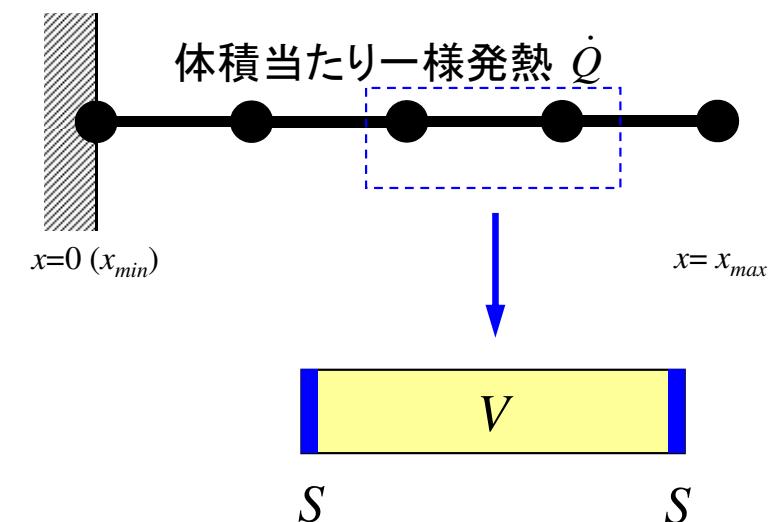
$$-\int_S \bar{q}[N]^T dS + \int_V \dot{Q}[N]^T dV = 0$$



- この項は要素境界で相殺するため、領域境界における項のみが残る。

弱形式と境界条件

- 未知数の値が直接与えられる (Dirichlet)
 - 重み関数 = 0 となる
 - 第一種境界条件
 - 基本境界条件
 - essential boundary condition
- 未知数の導関数が与えられる (Neumann)
 - 弱形式中で自然に考慮される
 - 第二種境界条件
 - 自然境界条件
 - natural boundary condition
- (Robin)
 - Dirichlet と Neumann の線形結合
 - 第三種境界条件
 - 電磁気学 : インピーダンス



$$\begin{aligned}
 & - \int_V \lambda \left(\frac{d[N]^T}{dx} \frac{d[N]}{dx} \right) dV \cdot \{\phi\} \\
 & - \int_S \bar{q}[N]^T dS + \int_V \dot{Q}[N]^T dV = 0
 \end{aligned}$$

$$\bar{q} = -\lambda \frac{dT}{dx}$$
 から得られる

境界条件を考慮した弱形式：各要素

$$[k]^{(e)} \{\phi\}^{(e)} = \{f\}^{(e)}$$

$$[k]^{(e)} = \int_V \lambda \left(\frac{d[N]^T}{dx} \frac{d[N]}{dx} \right) dV$$

$$\{f\}^{(e)} = \int_V \dot{Q}[N]^T dV - \int_S \bar{q}[N]^T dS$$

要素単位での積分 : [k]

$$N_i = \begin{pmatrix} X_j - x \\ L \end{pmatrix}, \quad N_j = \begin{pmatrix} x - X_i \\ L \end{pmatrix}$$

$$\frac{dN_i}{dx} = \begin{pmatrix} -1 \\ L \end{pmatrix}, \quad \frac{dN_j}{dx} = \begin{pmatrix} 1 \\ L \end{pmatrix}$$

$$\int_V \lambda \left(\frac{d[N]^T}{dx} \frac{d[N]}{dx} \right) dV$$

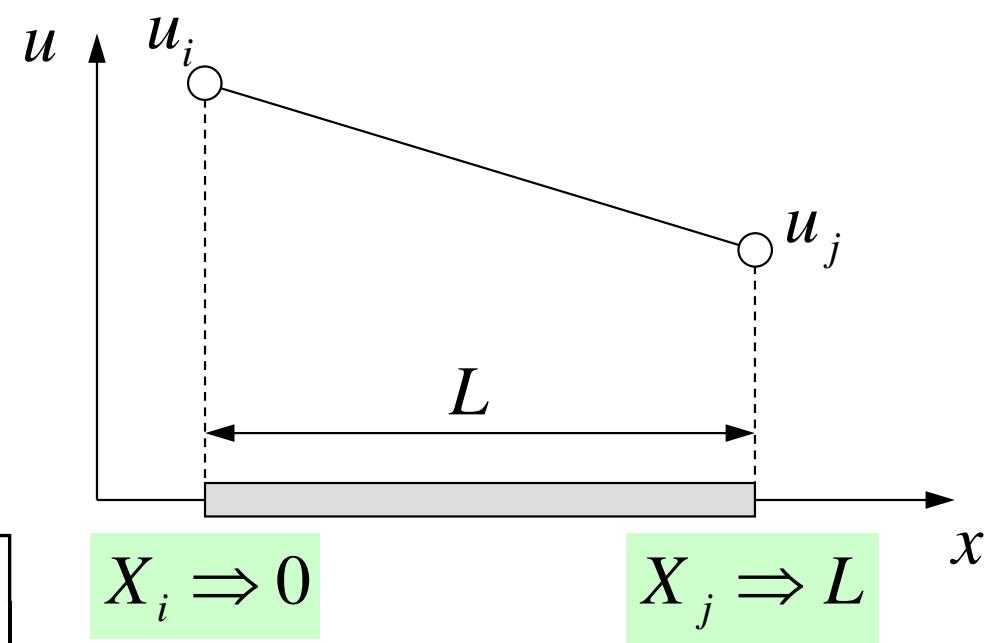
$$= \lambda \int_0^L \begin{bmatrix} -1/L \\ 1/L \end{bmatrix} [-1/L, 1/L] A dx$$

2x1 matrix

1x2 matrix

$$= \frac{\lambda A}{L^2} \int_0^L \begin{bmatrix} +1 & -1 \\ -1 & +1 \end{bmatrix} dx = \frac{\lambda A}{L} \begin{bmatrix} +1 & -1 \\ -1 & +1 \end{bmatrix}$$

A:断面積, L:要素長さ



$$N_i = \begin{pmatrix} 1 - \frac{x}{L} \\ \frac{x}{L} \end{pmatrix}, \quad N_j = \begin{pmatrix} \frac{x}{L} \\ 1 - \frac{x}{L} \end{pmatrix}$$

要素単位での積分 : $\{f\}$ (1/2)

$$N_i = \begin{pmatrix} X_j - x \\ L \end{pmatrix}, \quad N_j = \begin{pmatrix} x - X_i \\ L \end{pmatrix} \quad \frac{dN_i}{dx} = \begin{pmatrix} -1 \\ L \end{pmatrix}, \quad \frac{dN_j}{dx} = \begin{pmatrix} 1 \\ L \end{pmatrix}$$

$$N_i = \begin{pmatrix} 1 - \frac{x}{L} \\ \end{pmatrix}, \quad N_j = \begin{pmatrix} \frac{x}{L} \\ \end{pmatrix}$$

$$\int_V \dot{Q}[N]^T dV = \dot{Q}A \int_0^L \begin{bmatrix} 1 - x/L \\ x/L \end{bmatrix} dx = \frac{\dot{Q}AL}{2} \begin{Bmatrix} 1 \\ 1 \end{Bmatrix}$$

体積当たり発熱



A :断面積, L :要素長さ

要素単位での積分 : $\{f\}$ (2/2)

$$N_i = \begin{pmatrix} X_j - x \\ L \end{pmatrix}, \quad N_j = \begin{pmatrix} x - X_i \\ L \end{pmatrix} \quad \frac{dN_i}{dx} = \begin{pmatrix} -1 \\ L \end{pmatrix}, \quad \frac{dN_j}{dx} = \begin{pmatrix} 1 \\ L \end{pmatrix}$$

$$\int_V \dot{Q}[N]^T dV = \dot{Q}A \int_0^L \begin{bmatrix} 1-x/L \\ x/L \end{bmatrix} dx = \frac{\dot{Q}AL}{2} \begin{Bmatrix} 1 \\ 1 \end{Bmatrix}$$

体積当たり発熱

$$\int_S \bar{q}[N]^T dS = \bar{q}A|_{x=L} = \bar{q}A \begin{Bmatrix} 0 \\ 1 \end{Bmatrix}, \quad \bar{q} = -\lambda \frac{dT}{dx}$$

表面熱流束

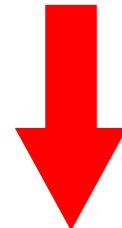


表面熱流束がこの断面のみに
作用しているとすると

全体方程式

- 要素単位の方程式を全体で足し合わせ,

$$[k]^{(e)} \{\phi\}^{(e)} = \{f\}^{(e)} \quad \text{要素マトリクス, 要素方程式}$$



$$[K] \cdot \{\Phi\} = \underline{\{F\}} \quad \text{全体マトリクス, 全体方程式}$$

$$[K] = \sum [k], \quad \{F\} = \sum \{f\}$$

$\{\Phi\}$: *global vector of $\{\phi\}$*

この連立一次方程式(全体方程式)
を解いてやればよい

ファイル準備 on PC

コピー, 展開

<http://nkl.cc.u-tokyo.ac.jp/files/fem-f.tar>

Windows上であれば, ¥Cygwin¥home¥YourName ヘコピー

```
>$ cd  
>$ tar xvf fem-f.tar
```

```
>$ cd fem-f
```

以下のディレクトリが出来ていることを確認

1D fem3D

これらを以降 <\$P-TOP>/1d, <\$P-TOP>/fem3D

Your PC

OBCX

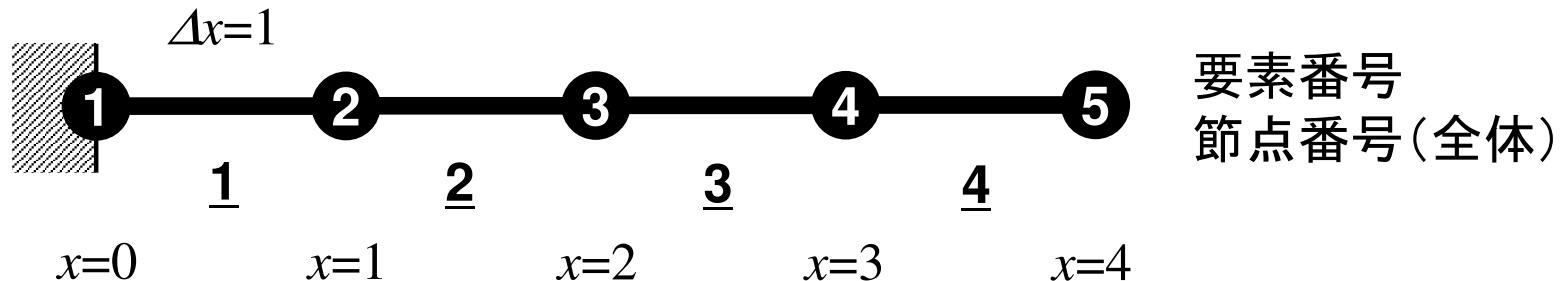
実行 (Cygwinではa.exe)

```
>$ cd <$P-TOP>/1d
>$ gfortran -O 1d.f
>$ ./a.out
```

制御ファイル `input.dat`

4
1.0 1.0 1.0 1.0
100
1.e-8

NE (要素数)
 Δx (要素長さ L) , Q, A, λ
 反復回数 (CG法後述)
 CG法の反復打切り誤差



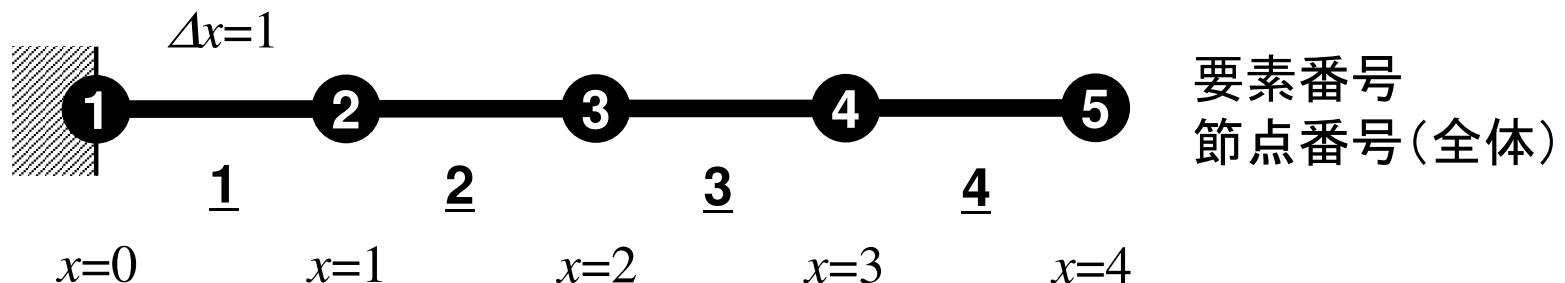
結果

```
>$ ./a.out  
4 iters, RESID= 4.154074e-17
```

```
### TEMPERATURE  
1 0.000000E+00 0.000000E+00  
2 3.500000E+00 3.500000E+00  
3 6.000000E+00 6.000000E+00  
4 7.500000E+00 7.500000E+00  
5 8.000000E+00 8.000000E+00
```

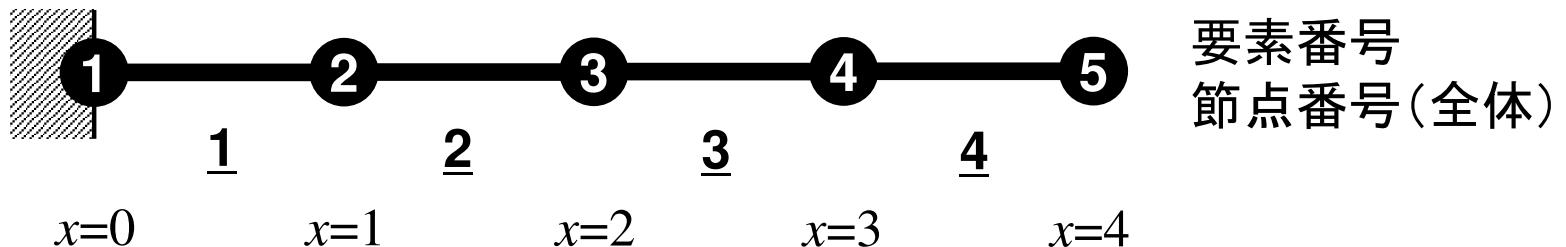
計算結果

解析解



要素方程式とその重ね合わせ (1/3)

- 4要素, 5節点の例題



- 要素1の $[k]$, $\{f\}$ は以下のようになる :

$$[k]^{(1)} = \frac{\lambda A}{L} \begin{bmatrix} +1 & -1 \\ -1 & +1 \end{bmatrix} \quad \{f\}^{(1)} = \frac{\dot{Q}AL}{2} \begin{Bmatrix} 1 \\ 1 \end{Bmatrix}$$

- 要素4については :

$$[k]^{(4)} = \frac{\lambda A}{L} \begin{bmatrix} +1 & -1 \\ -1 & +1 \end{bmatrix} \quad \{f\}^{(4)} = \frac{\dot{Q}AL}{2} \begin{Bmatrix} 1 \\ 1 \end{Bmatrix}$$

要素方程式とその重ね合わせ (2/3)

- これを順番に足していくべきよい

$$[K] = \sum_{e=1}^4 [k]^{(e)} = \begin{array}{c} \text{Diagram of a 4x4 matrix with the first two columns filled in pink.} \\ + \end{array} \begin{array}{c} \text{Diagram of a 4x4 matrix with the top-left 2x2 block filled in cyan.} \\ + \end{array} \begin{array}{c} \text{Diagram of a 4x4 matrix with the bottom-right 2x2 block filled in yellow.} \\ + \end{array} \begin{array}{c} \text{Diagram of a 4x4 matrix with the bottom-right 2x2 block filled in green.} \end{array}$$

$$\{F\} = \sum_{e=1}^4 \{f\}^{(e)} = \begin{array}{c} \text{Diagram of a 4x1 column vector with the first two entries filled in pink.} \\ + \end{array} \begin{array}{c} \text{Diagram of a 4x1 column vector with the second and third entries filled in cyan.} \\ + \end{array} \begin{array}{c} \text{Diagram of a 4x1 column vector with the third and fourth entries filled in yellow.} \\ + \end{array} \begin{array}{c} \text{Diagram of a 4x1 column vector with the bottom two entries filled in green.} \end{array}$$

要素方程式とその重ね合わせ (3/3)

- 差分との関係

$$[k]^{(e)} = \frac{\lambda A}{L} \begin{bmatrix} +1 & -1 \\ -1 & +1 \end{bmatrix}$$

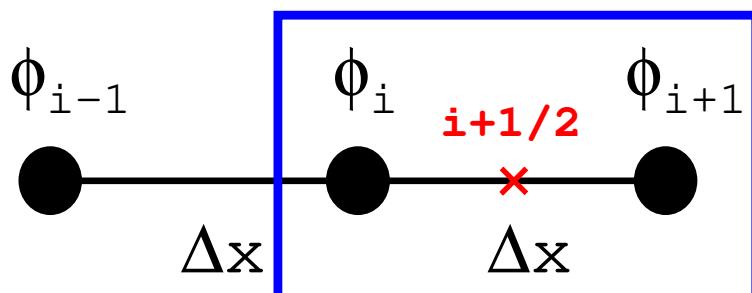
$$[K] = \sum_{e=1}^4 [k]^{(e)} = \left[\begin{array}{ccccc} +1 & -1 & & & \\ -1 & +1 & & & \\ & & & & \\ & & & & \\ & & & & \end{array} + \begin{array}{ccccc} & & +1 & -1 & \\ & & -1 & +1 & \\ & & & & \\ & & & & \\ & & & & \end{array} + \begin{array}{ccccc} & & & +1 & -1 \\ & & & -1 & +1 \\ & & & & \\ & & & & \\ & & & & \end{array} + \begin{array}{ccccc} & & & & +1 & -1 \\ & & & & -1 & +1 \\ & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & & \end{array} \right] \times \frac{\lambda A}{L}$$

$$= \begin{bmatrix} +1 & -1 & & & \\ -1 & +2 & -1 & & \\ -1 & +2 & -1 & & \\ & -1 & +2 & -1 & \\ & & -1 & +1 & \end{bmatrix} \times \frac{\lambda A}{L} \quad - \int_V \left(\frac{d^2 T}{dx^2} \right) dV = - \int_V \left(\frac{T_{i+1} - 2T_i + T_{i-1}}{L^2} \right) dV \\ = - \left(\frac{T_{i+1} - 2T_i + T_{i-1}}{L^2} \right) \cdot AL = -(T_{i+1} - 2T_i + T_{i-1}) \cdot \frac{A}{L}$$

見覚えのある式が出てくる
有限要素法: 一般に0の多い「疎」な係数行列

差分法における二階微分係数

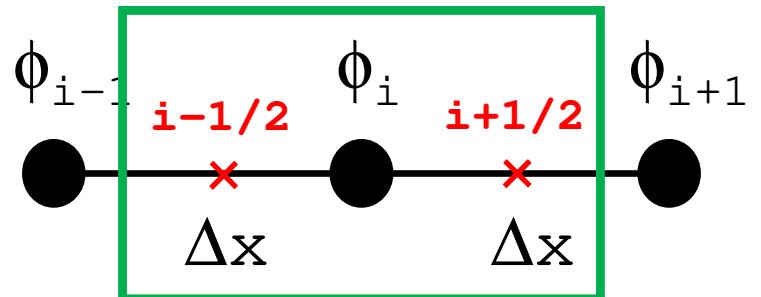
- × (i と $i+1$ の中点)における微分係数



$$\left(\frac{d\phi}{dx} \right)_{i+1/2} \approx \frac{\phi_{i+1} - \phi_i}{\Delta x}$$

$\Delta x \rightarrow 0$ となると微分係数の定義そのもの

- i における二階微分係数



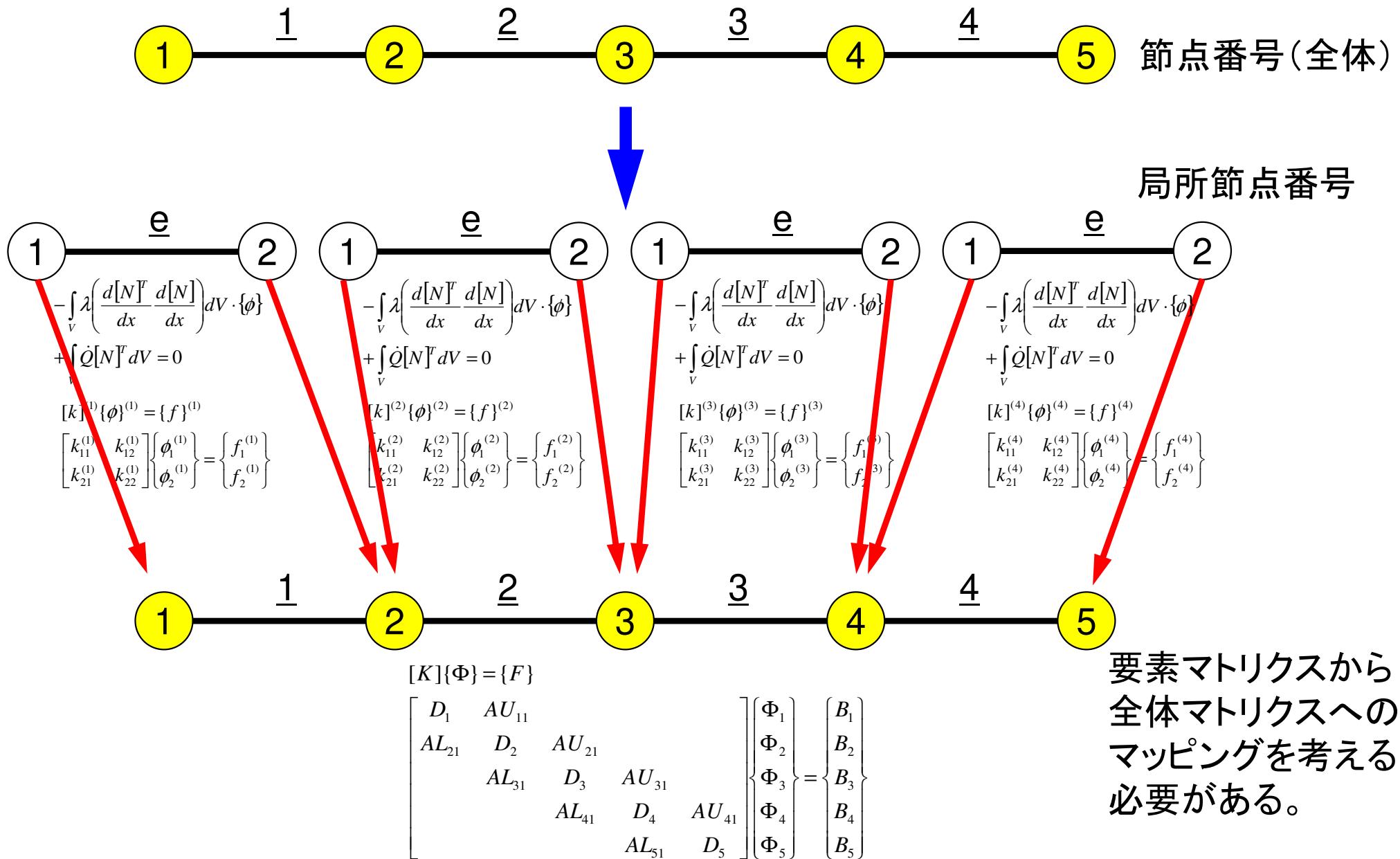
$$\left(\frac{d^2\phi}{dx^2} \right)_i \approx \frac{\left(\frac{d\phi}{dx} \right)_{i+1/2} - \left(\frac{d\phi}{dx} \right)_{i-1/2}}{\Delta x} = \frac{\frac{\phi_{i+1} - \phi_i}{\Delta x} - \frac{\phi_i - \phi_{i-1}}{\Delta x}}{\Delta x} = \frac{\phi_{i+1} - 2\phi_i + \phi_{i-1}}{\Delta x^2}$$

要素ごとに物性、寸法が
異なっても簡単に対応が可能

$$[k]^{(e)} = \frac{\lambda^{(e)} A^{(e)}}{L^{(e)}} \begin{bmatrix} +1 & -1 \\ -1 & +1 \end{bmatrix}$$

$$[K] = \sum_{e=1}^4 [k^{(e)}] = \begin{array}{c} \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline +1 & -1 & & \\ \hline -1 & +1 & & \\ \hline & & \ddots & \\ \hline & & & \ddots & \\ \hline \end{array} \times \frac{\lambda^{(1)} A^{(1)}}{L^{(1)}} + \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline & & & \\ \hline & & +1 & -1 \\ \hline & & -1 & +1 \\ \hline & & & \ddots & \\ \hline & & & & \ddots & \\ \hline \end{array} \times \frac{\lambda^{(2)} A^{(2)}}{L^{(2)}} \\ \\ \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline & & & \\ \hline & & +1 & -1 \\ \hline & & -1 & +1 \\ \hline & & & \ddots & \\ \hline & & & & \ddots & \\ \hline \end{array} \times \frac{\lambda^{(3)} A^{(3)}}{L^{(3)}} + \begin{array}{|c|c|c|c|} \hline & & & \\ \hline & & +1 & -1 \\ \hline & & -1 & +1 \\ \hline & & & \ddots & \\ \hline & & & & \ddots & \\ \hline \end{array} \times \frac{\lambda^{(4)} A^{(4)}}{L^{(4)}} \end{array}$$

要素処理と全体処理



Global/overall Matrix : 全体マトリクス

各要素マトリクスを全体マトリクスに足しこむ

$$[K]\{\Phi\} = \{F\}$$

$$\begin{matrix} & \begin{matrix} D & X & & X & X \\ X & D & X & X & X \\ X & D & X & X & X \\ X & D & & X & X \\ X & X & & D & X & X & X \\ X & X & X & X & D & X & X & X \\ X & X & X & X & X & D & X & X \\ X & X & X & X & X & X & D & X \\ X & X & X & X & X & X & X & D \end{matrix} & \left[\begin{matrix} \Phi_1 \\ \Phi_2 \\ \Phi_3 \\ \Phi_4 \\ \Phi_5 \\ \Phi_6 \\ \Phi_7 \\ \Phi_8 \\ \Phi_9 \\ \Phi_{10} \\ \Phi_{11} \\ \Phi_{12} \\ \Phi_{13} \\ \Phi_{14} \\ \Phi_{15} \\ \Phi_{16} \end{matrix} \right] = \left[\begin{matrix} F_1 \\ F_2 \\ F_3 \\ F_4 \\ F_5 \\ F_6 \\ F_7 \\ F_8 \\ F_9 \\ F_{10} \\ F_{11} \\ F_{12} \\ F_{13} \\ F_{14} \\ F_{15} \\ F_{16} \end{matrix} \right] \end{matrix}$$

- ガラーキン法による一次元弾性問題の解法
- 連立一次方程式の解法
 - 共役勾配法
 - 前処理手法
- 疎行列格納法
- プログラムの内容

あとは出てきた全体方程式 (連立一次方程式)を解けばよい

- 多くの科学技術計算は、最終的に大規模線形方程式 $Ax=b$ を解くことに帰着される。
- 様々な手法が提案されている
 - 疎行列(sparse), 密行列(dense)
 - 直接法(direct), 反復法(iterative)
- 密行列(dense)
 - 境界要素法, スペクトル法など
- 疎行列(sparse): 0の部分が多い
 - FEM, FDMなど

直接法(Direct Method)

- Gaussの消去法, 完全LU分解
 - 逆行列 A^{-1} を直接求める(またはそれと同等の計算をする)
- 利点
 - 安定, 幅広いアプリケーションに適用可能
 - Partial Pivoting
 - 疎行列, 密行列いずれにも適用可能
- 欠点
 - 反復法よりもメモリ, 計算時間を必要とする
 - 密行列の場合, $O(N^3)$ の計算量
 - 大規模な計算向けてはない
 - $O(N^2)$ の記憶容量, $O(N^3)$ の計算量

反復法(Iterative Method)とは?

Linear Equations
連立一次方程式

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

A **x** **b**

Initial Solution
初期解

$$\mathbf{x}^{(0)} = \begin{pmatrix} x_1^{(0)} \\ x_2^{(0)} \\ \vdots \\ x_n^{(0)} \end{pmatrix}$$

Starting from a initial vector $\mathbf{x}^{(0)}$, iterative method obtains the final converged solutions by iterations

$$\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}, \dots$$

反復法(Iterative Method)

- 定常(stationary)法
 - 反復計算中, 解ベクトル以外の変数は変化せず
 - SOR, Gauss-Seidel, Jacobiなど
 - 概して遅い
 - 非定常(nonstationary)法
 - 拘束, 最適化条件が加わる
 - Krylov部分空間(subspace)への写像を基底として使用するため, Krylov部分空間法とも呼ばれる
 - CG(Conjugate Gradient: 共役勾配法)
 - BiCGSTAB(Bi-Conjugate Gradient Stabilized)
 - GMRES(Generalized Minimal Residual)
- $$\mathbf{Ax} = \mathbf{b} \Rightarrow$$

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \mathbf{Mx}^{(k)} + \mathbf{Nb}$$

反復法(Iterative Method)(続き)

- 利点
 - 直接法と比較して、メモリ使用量、計算量が少ない。
 - 並列計算には適している。
- 欠点
 - 収束性が、アプリケーション、境界条件の影響を受けやすい。
 - 前処理(preconditioning)が重要。

非定常反復法: クリロフ部分空間法(1/2)

Krylov Subspace Method

$$\mathbf{Ax} = \mathbf{b} \Rightarrow \mathbf{x} = \mathbf{b} + (\mathbf{I} - \mathbf{A})\mathbf{x}$$

以下の反復式を導入し $\mathbf{x}_0, \mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_k$ を求める:

$$\begin{aligned}\mathbf{x}_k &= \mathbf{b} + (\mathbf{I} - \mathbf{A})\mathbf{x}_{k-1} \\ &= (\mathbf{b} - \mathbf{Ax}_{k-1}) + \mathbf{x}_{k-1} \\ &= \mathbf{r}_{k-1} + \mathbf{x}_{k-1}\end{aligned}\quad \text{where } \mathbf{r}_k = \mathbf{b} - \mathbf{Ax}_k : \text{残差ベクトル (residual)}$$



$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_0 + \sum_{i=0}^{k-1} \mathbf{r}_i$$

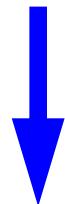
$$\begin{aligned}\mathbf{r}_k &= \mathbf{b} - \mathbf{Ax}_k = \mathbf{b} - \mathbf{A}(\mathbf{r}_{k-1} + \mathbf{x}_{k-1}) \\ &= (\mathbf{b} - \mathbf{Ax}_{k-1}) - \mathbf{Ar}_{k-1} = \mathbf{r}_{k-1} - \mathbf{Ar}_{k-1} = (\mathbf{I} - \mathbf{A})\mathbf{r}_{k-1}\end{aligned}$$

非定常反復法: クリロフ部分空間法(2/2)

Krylov Subspace Method

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_0 + \sum_{i=0}^{k-1} \mathbf{r}_i = \mathbf{x}_0 + \mathbf{r}_0 + \sum_{i=0}^{k-2} (\mathbf{I} - \mathbf{A}) \mathbf{r}_i = \mathbf{x}_0 + \mathbf{r}_0 + \sum_{i=1}^{k-1} (\mathbf{I} - \mathbf{A})^i \mathbf{r}_0$$

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{r}_0 + \sum_{i=1}^{k-1} (\mathbf{I} - \mathbf{A})^i \mathbf{r}_0 = \left[\mathbf{I} + \sum_{i=1}^{k-1} (\mathbf{I} - \mathbf{A})^i \right] \mathbf{r}_0$$



\mathbf{z}_k はk次のクリロフ部分空間(Krylov Subspace)に属するベクトル, 問題はクリロフ部分空間からどのようにして解の近似ベクトル \mathbf{x}_k を求めるかにある:

$$[\mathbf{r}_0, \mathbf{A}\mathbf{r}_0, \mathbf{A}^2\mathbf{r}_0, \dots, \mathbf{A}^{k-1}\mathbf{r}_0]$$

代表的な反復法：共役勾配法

- Conjugate Gradient法, 略して「CG」法
 - 最も代表的な「非定常」反復法
- 対称正定値行列 (Symmetric Positive Definite: SPD)
 - 任意のベクトル $\{x\}$ に対して $\{x\}^T [A] \{x\} > 0$
 - 全対角成分 > 0 , 全固有値 > 0 , 全部分行列式 > 0 と同値
 - (ガラーキン法) 熱伝導, 弹性, ねじり: 本コードの場合も SPD
- アルゴリズム
 - 最急降下法 (Steepest Descent Method) の変種
 - $x^{(i)} = x^{(i-1)} + \alpha_i p^{(i)}$
 - $x^{(i)}$: 反復解, $p^{(i)}$: 探索方向, α_i : 定数)
 - 厳密解を y とするとき $\{x-y\}^T [A] \{x-y\}$ を最小とするような $\{x\}$ を求める。
 - 詳細は参考文献参照
 - 例えば: 森正武「数値解析(第2版)」(共立出版)

$$\det \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} & a_{14} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} & a_{24} & \cdots & a_{2n} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} & a_{34} & \cdots & a_{3n} \\ a_{41} & a_{42} & a_{43} & a_{44} & \cdots & a_{4n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & a_{n3} & a_{n4} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix}$$

共役勾配法のアルゴリズム

```

Compute  $r^{(0)} = b - [A]x^{(0)}$ 
for  $i = 1, 2, \dots$ 
     $z^{(i-1)} = r^{(i-1)}$ 
     $\rho_{i-1} = r^{(i-1)} \cdot z^{(i-1)}$ 
    if  $i=1$ 
         $p^{(1)} = z^{(0)}$ 
    else
         $\beta_{i-1} = \rho_{i-1} / \rho_{i-2}$ 
         $p^{(i)} = z^{(i-1)} + \beta_{i-1} p^{(i-1)}$ 
    endif
     $q^{(i)} = [A]p^{(i)}$ 
     $\alpha_i = \rho_{i-1} / p^{(i)} q^{(i)}$ 
     $x^{(i)} = x^{(i-1)} + \alpha_i p^{(i)}$ 
     $r^{(i)} = r^{(i-1)} - \alpha_i q^{(i)}$ 
    check convergence  $|r|$ 
end

```

- 行列ベクトル積
- ベクトル内積
- ベクトル定数倍の加減
 - DAXPY (Double Precision: $a\{X\} + \{Y\}$)

$x^{(i)}$: ベクトル
 α_i : スカラー

共役勾配法のアルゴリズム

```

Compute  $r^{(0)} = b - [\mathbf{A}] \mathbf{x}^{(0)}$ 
for i= 1, 2, ...
     $z^{(i-1)} = r^{(i-1)}$ 
     $\rho_{i-1} = r^{(i-1)} \cdot z^{(i-1)}$ 
    if i=1
         $p^{(1)} = z^{(0)}$ 
    else
         $\beta_{i-1} = \rho_{i-1} / \rho_{i-2}$ 
         $p^{(i)} = z^{(i-1)} + \beta_{i-1} p^{(i-1)}$ 
    endif
     $q^{(i)} = [\mathbf{A}] p^{(i)}$ 
     $\alpha_i = \rho_{i-1} / p^{(i)} q^{(i)}$ 
     $x^{(i)} = x^{(i-1)} + \alpha_i p^{(i)}$ 
     $r^{(i)} = r^{(i-1)} - \alpha_i q^{(i)}$ 
    check convergence |r|
end

```

- 行列ベクトル積
- ベクトル内積
- ベクトル定数倍の加減

$\mathbf{x}^{(i)}$: ベクトル
 α_i : スカラー

共役勾配法のアルゴリズム

```

Compute  $r^{(0)} = b - [A]x^{(0)}$ 
for i= 1, 2, ...
     $z^{(i-1)} = r^{(i-1)}$ 
     $\rho_{i-1} = r^{(i-1)} \cdot z^{(i-1)}$ 
    if i=1
         $p^{(1)} = z^{(0)}$ 
    else
         $\beta_{i-1} = \rho_{i-1} / \rho_{i-2}$ 
         $p^{(i)} = z^{(i-1)} + \beta_{i-1} p^{(i-1)}$ 
    endif
     $q^{(i)} = [A]p^{(i)}$ 
     $\alpha_i = \rho_{i-1} / p^{(i)} \cdot q^{(i)}$ 
     $x^{(i)} = x^{(i-1)} + \alpha_i p^{(i)}$ 
     $r^{(i)} = r^{(i-1)} - \alpha_i q^{(i)}$ 
    check convergence  $|r|$ 
end

```

- 行列ベクトル積
- ベクトル内積
- ベクトル定数倍の加減

$x^{(i)}$: ベクトル
 α_i : スカラー

共役勾配法のアルゴリズム

```

Compute  $r^{(0)} = b - [A]x^{(0)}$ 
for i= 1, 2, ...
     $z^{(i-1)} = r^{(i-1)}$ 
     $\rho_{i-1} = r^{(i-1)} \cdot z^{(i-1)}$ 
    if i=1
         $p^{(1)} = z^{(0)}$ 
    else
         $\beta_{i-1} = \rho_{i-1} / \rho_{i-2}$ 
         $p^{(i)} = z^{(i-1)} + \beta_{i-1} p^{(i-1)}$ 
    endif
     $q^{(i)} = [A]p^{(i)}$ 
     $\alpha_i = \rho_{i-1} / p^{(i)} q^{(i)}$ 
     $x^{(i)} = x^{(i-1)} + \alpha_i p^{(i)}$ 
     $r^{(i)} = r^{(i-1)} - \alpha_i q^{(i)}$ 
    check convergence |r|
end

```

- 行列ベクトル積
- ベクトル内積
- ベクトル定数倍の加減
 - DAXPY (Double Precision: $a\{X\} + \{Y\}$)

$x^{(i)}$: ベクトル
 α_i : スカラー

共役勾配法のアルゴリズム

```

Compute  $r^{(0)} = b - [A]x^{(0)}$ 
for  $i = 1, 2, \dots$ 
     $z^{(i-1)} = r^{(i-1)}$ 
     $\rho_{i-1} = r^{(i-1)} \cdot z^{(i-1)}$ 
    if  $i=1$ 
         $p^{(1)} = z^{(0)}$ 
    else
         $\beta_{i-1} = \rho_{i-1}/\rho_{i-2}$ 
         $p^{(i)} = z^{(i-1)} + \beta_{i-1} p^{(i-1)}$ 
    endif
     $q^{(i)} = [A]p^{(i)}$ 
     $\alpha_i = \rho_{i-1}/p^{(i)}q^{(i)}$ 
     $x^{(i)} = x^{(i-1)} + \alpha_i p^{(i)}$ 
     $r^{(i)} = r^{(i-1)} - \alpha_i q^{(i)}$ 
    check convergence  $|r|$ 
end

```

$x^{(i)}$: ベクトル
 α_i : スカラー

CG法アルゴリズムの導出(1/5)

y を厳密解($Ay=b$)とするとき、下式を最小にする x を求める：

$$(x - y)^T [A](x - y)$$

$$\begin{aligned} (x - y)^T [A](x - y) &= (x, Ax) - (y, Ax) - (x, Ay) + (y, Ay) \\ &= (x, Ax) - 2(x, Ay) + (y, Ay) = (x, Ax) - 2(x, b) + \underline{(y, b)} \quad \text{定数} \end{aligned}$$

従って、下記 $f(x)$ を最小にする x を求めればよい：

$$f(x) = \frac{1}{2}(x, Ax) - (x, b)$$

$$f(x + h) = f(x) + (h, Ax - b) + \frac{1}{2}(h, Ah)$$

任意のベクトル h

$$f(x) = \frac{1}{2}(x, Ax) - (x, b)$$

$$f(x+h) = f(x) + (h, Ax - b) + \frac{1}{2}(h, Ah)$$

•任意のベクトル h

$$\begin{aligned} f(x+h) &= \frac{1}{2}(x+h, A(x+h)) - (x+h, b) \\ &= \frac{1}{2}(x+h, Ax) + \frac{1}{2}(x+h, Ah) - (x, b) - (h, b) \\ &= \frac{1}{2}(x, Ax) + \frac{1}{2}(h, Ax) + \frac{1}{2}(x, Ah) + \frac{1}{2}(h, Ah) - (x, b) - (h, b) \\ &= \frac{1}{2}(x, Ax) - (x, b) + (h, Ax) - (h, b) + \frac{1}{2}(h, Ah) \\ &= f(x) + (h, Ax - b) + \frac{1}{2}(h, Ah) \end{aligned}$$

CG法アルゴリズムの導出(2/5)

CG法は任意の $x^{(0)}$ から始めて, $f(x)$ の最小値を逐次探索する。
今, k 番目の近似値 $x^{(k)}$ と探索方向 $p^{(k)}$ が決まったとすると:

$$x^{(k+1)} = x^{(k)} + \alpha_k p^{(k)}$$

$f(x^{(k+1)})$ を最小にするためには:

$$\begin{aligned} f\left(x^{(k)} + \alpha_k p^{(k)}\right) &= \frac{1}{2} \alpha_k^2 (p^{(k)}, Ap^{(k)}) - \alpha_k (p^{(k)}, b - Ax^{(k)}) + f(x^{(k)}) \\ \frac{\partial f\left(x^{(k)} + \alpha_k p^{(k)}\right)}{\partial \alpha_k} &= 0 \Rightarrow \alpha_k = \frac{(p^{(k)}, b - Ax^{(k)})}{(p^{(k)}, Ap^{(k)})} = \frac{(p^{(k)}, r^{(k)})}{(p^{(k)}, Ap^{(k)})} \quad (1) \end{aligned}$$

$r^{(k)} = b - Ax^{(k)}$ は第 k 近似に対する残差

CG法アルゴリズムの導出(3/5)

残差 $r^{(k)}$ も以下の式によって計算できる:

$$r^{(k+1)} = r^{(k)} - \alpha_k A p^{(k)} \quad (2) \quad r^{(k+1)} = b - Ax^{(k+1)}, r^{(k)} = b - Ax^{(k)}$$

$$r^{(k+1)} - r^{(k)} = -Ax^{(k+1)} + Ax^{(k)} = -\alpha_k A p^{(k)}$$

探索方向を以下の漸化式によって求める:

$$p^{(k+1)} = r^{(k+1)} + \beta_k p^{(k)}, r^{(0)} = p^{(0)} \quad (3)$$

本当のところは下記のように($k+1$)回目に厳密解 y が求まれば良いのであるが、解がわかつていない場合は困難…

$$y = x^{(k+1)} + \alpha_{k+1} p^{(k+1)}$$

CG法アルゴリズムの導出(4/5)

ところで、下式のような都合の良い直交関係がある：

$$(Ap^{(k)}, y - x^{(k+1)}) = 0$$

$$\begin{aligned} (Ap^{(k)}, y - x^{(k+1)}) &= (p^{(k)}, Ay - Ax^{(k+1)}) = (p^{(k)}, b - Ax^{(k+1)}) \\ &= (p^{(k)}, b - A[x^{(k)} + \alpha_k p^{(k)}]) = (p^{(k)}, b - Ax^{(k)} - \alpha_k Ap^{(k)}) \\ &= (p^{(k)}, r^{(k)} - \alpha_k Ap^{(k)}) = (p^{(k)}, r^{(k)}) - \alpha_k (p^{(k)}, Ap^{(k)}) = 0 \end{aligned}$$

$$\therefore \alpha_k = \frac{(p^{(k)}, r^{(k)})}{(p^{(k)}, Ap^{(k)})}$$

従って以下が成立する：

$$(Ap^{(k)}, y - x^{(k+1)}) = (Ap^{(k)}, \alpha_{k+1} p^{(k+1)}) = 0 \Rightarrow (p^{(k+1)}, Ap^{(k)}) = 0$$

CG法アルゴリズムの導出(5/5)

$$\begin{aligned} \left(p^{(k+1)}, Ap^{(k)} \right) &= \left(r^{(k+1)} + \beta_k p^{(k)}, Ap^{(k)} \right) = \left(r^{(k+1)}, Ap^{(k)} \right) + \beta_k \left(p^{(k)}, Ap^{(k)} \right) = 0 \\ \Rightarrow \beta_k &= -\frac{\left(r^{(k+1)}, Ap^{(k)} \right)}{\left(p^{(k)}, Ap^{(k)} \right)} \quad \text{(4)} \end{aligned}$$

$\left(p^{(k+1)}, Ap^{(k)} \right) = 0$ $p^{(k)}$ と $p^{(k+1)}$ が行列Aに関して共役(conjugate)

```

Compute p(0)=r(0)= b-[A]x(0)
for i= 1, 2, ...
    calc. αi-1
    x(i)= x(i-1) + αi-1p(i-1)
    r(i)= r(i-1) - αi-1[A]p(i-1)

    check convergence | r |
    (if not converged)
    calc. βi-1
    p(i)= r(i) + βi-1 p(i-1)
end

```

$$\alpha_{i-1} = \frac{\left(p^{(i-1)}, r^{(i-1)} \right)}{\left(p^{(i-1)}, Ap^{(i-1)} \right)}$$

$$\beta_{i-1} = \frac{-\left(r^{(i)}, Ap^{(i-1)} \right)}{\left(p^{(i-1)}, Ap^{(i-1)} \right)}$$

CG法アルゴリズム

任意の (i,j) に対して以下の共役関係が得られる:

$$(p^{(i)}, Ap^{(j)}) = 0 \quad (i \neq j)$$

探索方向 $p^{(k)}$, 残差ベクトル $r^{(k)}$ についても以下の関係が成立する:

$$(r^{(i)}, r^{(j)}) = 0 \quad (i \neq j), \quad (p^{(k)}, r^{(k)}) = (r^{(k)}, r^{(k)})$$

N次元空間で互いに直交で一次独立な残差ベクトル $r^{(k)}$ はN個しか存在しない, 従って共役勾配法は未知数がN個のときにN回以内に収束する ⇒ 実際は丸め誤差の影響がある(条件数が大きい場合)

Top 10 Algorithms in the 20th Century (SIAM)

<http://www.siam.org/news/news.php?id=637>

モンテカルロ法, シンプレックス法, クリロフ部分空間法, 行列分解法, 最適化Fortranコンパイラ, QR法, クイックソート, FFT, 整数関係アルゴリズム, FMM(高速多重極法)

Proof (1/3)

Mathematical Induction

数学的帰納法

$$\begin{aligned} \left(r^{(i)}, r^{(j)} \right) &= 0 \quad (i \neq j) \\ \left(p^{(i)}, Ap^{(j)} \right) &= 0 \quad (i \neq j) \end{aligned}$$

直交性
共役性

$$(1) \quad \alpha_k = \frac{\left(p^{(k)}, r^{(k)} \right)}{\left(p^{(k)}, Ap^{(k)} \right)}$$

$$(2) \quad r^{(k+1)} = r^{(k)} - \alpha_k Ap^{(k)}$$

$$(3) \quad p^{(k+1)} = r^{(k+1)} + \beta_k p^{(k)}, \quad r^{(0)} = p^{(0)}$$

$$(4) \quad \beta_k = \frac{-\left(r^{(k+1)}, Ap^{(k)} \right)}{\left(p^{(k)}, Ap^{(k)} \right)}$$

Proof (2/3)

Mathematical Induction

数学的歸納法

$$\begin{aligned} \left(r^{(i)}, r^{(j)} \right) &= 0 \quad (i \neq j) \\ \left(p^{(i)}, Ap^{(j)} \right) &= 0 \quad (i \neq j) \end{aligned} \quad (*)$$

(*) is satisfied for $i \leq k, j \leq k$ where $i \neq j$

$$\begin{aligned} \text{if } i < k \quad \left(r^{(k+1)}, r^{(i)} \right) &\stackrel{(2)}{=} \left(r^{(i)}, r^{(k+1)} \right) - \alpha_k \left(r^{(i)}, r^{(k)} - \alpha_k Ap^{(k)} \right) \\ &\stackrel{(*)}{=} -\alpha_k \left(r^{(i)}, Ap^{(k)} \right) \stackrel{(3)}{=} -\alpha_k \left(p^{(i)} - \beta_{i-1} p^{(i-1)}, Ap^{(k)} \right) \\ &= -\alpha_k \left(p^{(i)}, Ap^{(k)} \right) + \alpha_k \beta_{i-1} \left(p^{(i-1)}, Ap^{(k)} \right) \stackrel{(*)}{=} 0 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{if } i = k \quad \left(r^{(k+1)}, r^{(k)} \right) &\stackrel{(2)}{=} \left(r^{(k)}, r^{(k)} \right) - \left(r^{(k)}, \alpha_k Ap^{(k)} \right) \\ &\stackrel{(3)}{=} \left(r^{(k)}, r^{(k)} \right) - \left(p^{(k)} - \beta_{k-1} p^{(k-1)}, \alpha_k Ap^{(k)} \right) \\ &\stackrel{(*)}{=} \left(r^{(k)}, r^{(k)} \right) - \alpha_k \left(p^{(k)}, Ap^{(k)} \right) \stackrel{(1)}{=} \left(r^{(k)}, r^{(k)} \right) - \left(p^{(k)}, r^{(k)} \right) \\ &\stackrel{(3)}{=} \left(r^{(k)}, r^{(k)} \right) - \left(\beta_{k-1} p^{(k-1)} + r^{(k)}, r^{(k)} \right) \\ &= -\beta_{k-1} \left(p^{(k-1)}, r^{(k)} \right) \stackrel{(2)}{=} -\beta_{k-1} \left(p^{(k-1)}, r^{(k-1)} - \alpha_{k-1} Ap^{(k-1)} \right) \\ &= -\beta_{k-1} \left\{ \left(p^{(k-1)}, r^{(k-1)} \right) - \alpha_{k-1} \left(p^{(k-1)}, Ap^{(k-1)} \right) \right\} \stackrel{(1)}{=} 0 \end{aligned}$$

$$(1) \alpha_k = \frac{\left(p^{(k)}, r^{(k)} \right)}{\left(p^{(k)}, Ap^{(k)} \right)}$$

$$(2) r^{(k+1)} = r^{(k)} - \alpha_k Ap^{(k)}$$

$$(3) p^{(k+1)} = r^{(k+1)} + \beta_k p^{(k)}$$

$$(4) \beta_k = \frac{-\left(r^{(k+1)}, Ap^{(k)} \right)}{\left(p^{(k)}, Ap^{(k)} \right)}$$

Proof (3/3)

Mathematical Induction

数学的歸納法

$$\begin{aligned} \left(r^{(i)}, r^{(j)} \right) &= 0 \quad (i \neq j) \\ \left(p^{(i)}, Ap^{(j)} \right) &= 0 \quad (i \neq j) \end{aligned} \quad (*)$$

(*) is satisfied for $i \leq k, j \leq k$ where $i \neq j$

$$\begin{aligned} \text{if } i < k \quad \left(p^{(k+1)}, Ap^{(i)} \right) &\stackrel{(3)}{=} \left(r^{(k+1)} + \beta_k p^{(k)}, Ap^{(i)} \right) \\ &\stackrel{(*)}{=} \left(r^{(k+1)}, Ap^{(i)} \right) \end{aligned}$$

$$= \frac{1}{\alpha_i} \left(r^{(k+1)}, r^{(i)} - r^{(i+1)} \right) = 0$$

$$\begin{aligned} \text{if } i = k \quad \left(p^{(k+1)}, Ap^{(k)} \right) &\stackrel{(3)}{=} \left(r^{(k+1)}, Ap^{(k)} \right) + \beta_k \left(p^{(k)}, Ap^{(k)} \right) \\ &\stackrel{(4)}{=} 0 \end{aligned}$$

$$(1) \alpha_k = \frac{\left(p^{(k)}, r^{(k)} \right)}{\left(p^{(k)}, Ap^{(k)} \right)}$$

$$(2) r^{(k+1)} = r^{(k)} - \alpha_k Ap^{(k)}$$

$$(3) p^{(k+1)} = r^{(k+1)} + \beta_k p^{(k)}$$

$$(4) \beta_k = \frac{-\left(r^{(k+1)}, Ap^{(k)} \right)}{\left(p^{(k)}, Ap^{(k)} \right)}$$

$$\begin{aligned}
 \left(r^{(k+1)}, r^{(k)} \right) &= 0 \\
 \left(r^{(k+1)}, r^{(k)} \right) &\stackrel{(2)}{=} \left(r^{(k)}, r^{(k)} \right) - \left(r^{(k)}, \alpha_k A p^{(k)} \right) \\
 &\stackrel{(3)}{=} \left(r^{(k)}, r^{(k)} \right) - \left(p^{(k)} - \beta_{k-1} p^{(k-1)}, \alpha_k A p^{(k)} \right) \\
 \stackrel{(*)}{=} \left(r^{(k)}, r^{(k)} \right) - \alpha_k \left(p^{(k)}, A p^{(k)} \right) &\stackrel{(1)}{=} \left(r^{(k)}, r^{(k)} \right) - \left(p^{(k)}, r^{(k)} \right) = 0
 \end{aligned}$$

$$\therefore \left(r^{(k)}, r^{(k)} \right) = \left(p^{(k)}, r^{(k)} \right)$$

$$(1) \alpha_k = \frac{\left(p^{(k)}, r^{(k)} \right)}{\left(p^{(k)}, A p^{(k)} \right)}$$

$$(2) r^{(k+1)} = r^{(k)} - \alpha_k A p^{(k)}$$

$$(3) p^{(k+1)} = r^{(k+1)} + \beta_k p^{(k)}$$

$$(4) \beta_k = \frac{-\left(r^{(k+1)}, A p^{(k)} \right)}{\left(p^{(k)}, A p^{(k)} \right)}$$

$$\alpha_k, \beta_k$$

実際は α_k, β_k はもうちょっと簡単な形に変形できる:

$$\begin{aligned}\alpha_k &= \frac{(p^{(k)}, b - Ax^{(k)})}{(p^{(k)}, Ap^{(k)})} = \frac{(p^{(k)}, r^{(k)})}{(p^{(k)}, Ap^{(k)})} = \frac{(r^{(k)}, r^{(k)})}{(p^{(k)}, Ap^{(k)})} \\ &\therefore (p^{(k)}, r^{(k)}) = (r^{(k)}, r^{(k)})\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\beta_k &= \frac{-(r^{(k+1)}, Ap^{(k)})}{(p^{(k)}, Ap^{(k)})} = \frac{(r^{(k+1)}, r^{(k+1)})}{(r^{(k)}, r^{(k)})} \\ &\therefore (r^{(k+1)}, Ap^{(k)}) = \frac{(r^{(k+1)}, r^{(k)} - r^{(k+1)})}{\alpha_k} = -\frac{(r^{(k+1)}, r^{(k+1)})}{\alpha_k}\end{aligned}$$

共役勾配法(CG法)のアルゴリズム

```

Compute  $r^{(0)} = b - [A]x^{(0)}$ 
for i= 1, 2, ...
     $\rho_{i-1} = r^{(i-1)} \cdot r^{(i-1)}$ 
    if i=1
         $p^{(1)} = r^{(0)}$ 
    else
         $\beta_{i-1} = \rho_{i-1} / \rho_{i-2}$ 
         $p^{(i)} = r^{(i-1)} + \beta_{i-1} p^{(i-1)}$ 
    endif
     $q^{(i)} = [A]p^{(i)}$ 
     $\alpha_i = \rho_{i-1} / p^{(i)} q^{(i)}$ 
     $x^{(i)} = x^{(i-1)} + \alpha_i p^{(i)}$ 
     $r^{(i)} = r^{(i-1)} - \alpha_i q^{(i)}$ 
    check convergence |r|
end

```

$x^{(i)}$: Vector

α_i : Scalar

$$\beta_{i-1} = \frac{(r^{(i-1)}, r^{(i-1)})}{(r^{(i-2)}, r^{(i-2)})} \quad (= \rho_{i-1})$$

$$(= \rho_{i-2})$$

$$\alpha_i = \frac{(r^{(i-1)}, r^{(i-1)})}{(p^{(i)}, Ap^{(i)})} \quad (= \rho_{i-1})$$

前処理(preconditioning)とは?

- 反復法の収束は係数行列の固有値分布に依存
 - 固有値分布が少なく、かつ1に近いほど収束が早い(単位行列)
 - 条件数(condition number)(対称正定)=最大最小固有値比
 - 条件数が1に近いほど収束しやすい
- もとの係数行列 $[A]$ に良く似た前処理行列 $[M]$ を適用することによって固有値分布を改善する。
 - 前処理行列 $[M]$ によって元の方程式 $[A] \{x\} = \{b\}$ を $[A'] \{x\} = \{b'\}$ へと変換する。ここで $[A'] = [M]^{-1} [A]$, $\{b'\} = [M]^{-1} \{b\}$ である。
 - $[A'] = [M]^{-1} [A]$ が単位行列に近ければ良い
 - より一般的には $[A'] \{x'\} = \{b'\}$ ($[A'] = [M_L]^{-1} [A] [M_R]^{-1}$, $\{b'\} = [M_L]^{-1} \{b\}$, $\{x'\} = [M_R] \{x\}$)
 - $[M_L] / [M_R]$: 左／右前処理(left/right preconditioning)

前処理付き共役勾配法のアルゴリズム

```

Compute  $r^{(0)} = b - [A]x^{(0)}$ 
for i= 1, 2, ...
  solve  $[M]z^{(i-1)} = r^{(i-1)}$ 
   $\rho_{i-1} = r^{(i-1)} \cdot z^{(i-1)}$ 
  if i=1
     $p^{(1)} = z^{(0)}$ 
  else
     $\beta_{i-1} = \rho_{i-1} / \rho_{i-2}$ 
     $p^{(i)} = z^{(i-1)} + \beta_{i-1} p^{(i-1)}$ 
  endif
   $q^{(i)} = [A]p^{(i)}$ 
   $\alpha_i = \rho_{i-1} / p^{(i)} q^{(i)}$ 
   $x^{(i)} = x^{(i-1)} + \alpha_i p^{(i)}$ 
   $r^{(i)} = r^{(i-1)} - \alpha_i q^{(i)}$ 
  check convergence  $|r|$ 
end

```

$$[M] = [M_1] [M_2]$$

$$[A']x' = b'$$

$$[A'] = [M_1]^{-1} [A] [M_2]^{-1}$$

$$x' = [M_2]x, \quad b' = [M_1]^{-1}b$$

$$p' \Rightarrow [M_2]p, \quad r' \Rightarrow [M_1]^{-1}r$$

$$p'^{(i)} = r'^{(i-1)} + \beta'_{i-1} p'^{(i-1)}$$

$$[M_2]p^{(i)} = [M_1]^{-1}r^{(i-1)} + \beta'_{i-1} [M_2]p^{(i-1)}$$

$$p^{(i)} = [M_2]^{-1}[M_1]^{-1}r^{(i-1)} + \beta'_{i-1} p^{(i-1)}$$

$$p^{(i)} = [M]^{-1}r^{(i-1)} + \beta'_{i-1} p^{(i-1)}$$

$$\beta'_{i-1} = ([M]^{-1}r^{(i-1)}, r^{(i-1)}) / ([M]^{-1}r^{(i-2)}, r^{(i-2)})$$

$$\alpha'_{i-1} = ([M]^{-1}r^{(i-1)}, r^{(i-1)}) / (p^{(i-1)}, [A]p^{(i-1)})$$

CG法では通常, $[M_2] = [M_1]^T$ である(例: 不完全コレスキーフ分解)
 従って $[M_1]$ と $[M_2]$ を以下のように定義する:

$$[M_1] = [X]^T, [M_2] = [X], [M] = [M_1][M_2]$$

$$[A']x' = b'$$

$$[A'] = [M_1]^{-1} [A] [M_2]^{-1} = [[X]^T]^{-1} [A] [X]^{-1} = [X]^{-T} [A] [X]^{-1}$$

$$x' = [X]x, \quad b' = [X]^{-T}b, \quad r' = [X]^{-T}r$$

$$\begin{aligned} \alpha'^{i-1} &= \frac{\left(r'^{(i-1)}, r'^{(i-1)}\right)}{\left(p'^{(i-1)}, A' p'^{(i-1)}\right)} = \frac{\left([X]^{-T} r^{(i-1)}, [X]^{-T} r^{(i-1)}\right)}{\left([X] p^{(i-1)}, [X]^{-T} [A] [X]^{-1} [X] p^{(i-1)}\right)} \\ &= \frac{\left(\left([X]^{-T} r^{(i-1)}\right)^T, [X]^{-T} r^{(i-1)}\right)}{\left(\left(r^{(i-1)}\right)^T [X]^{-1}, [X^T]^{-1} r^{(i-1)}\right)} \\ &= \frac{\left(\left([X] p^{(i-1)}\right)^T, [X]^{-T} [A] p^{(i-1)}\right)}{\left(\left(p^{(i-1)}\right)^T [X]^T, [X]^{-T} [A] p^{(i-1)}\right)} \\ &= \frac{\left(r^{(i-1)}, \left[\left[X^T\right] [X]\right]^{-1} r^{(i-1)}\right)}{\left(p^{(i-1)}, [A] p^{(i-1)}\right)} = \frac{\left(r^{(i-1)}, [M]^{-1} r^{(i-1)}\right)}{\left(p^{(i-1)}, [A] p^{(i-1)}\right)} = \frac{\left(r^{(i-1)}, z^{(i-1)}\right)}{\left(p^{(i-1)}, [A] p^{(i-1)}\right)} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\beta'_{i-1} &= \frac{\left(r'^{(i-1)}, r'^{(i-1)} \right)}{\left(r'^{(i-2)}, r'^{(i-2)} \right)} = \frac{\left([\mathbf{X}]^{-T} r^{(i-1)}, [\mathbf{X}]^{-T} r^{(i-1)} \right)}{\left([\mathbf{X}]^{-T} r^{(i-2)}, [\mathbf{X}]^{-T} r^{(i-2)} \right)} \\
&= \frac{\left(\left([\mathbf{X}]^{-T} r^{(i-1)} \right)^T, [\mathbf{X}]^{-T} r^{(i-1)} \right)}{\left(\left([\mathbf{X}]^{-T} r^{(i-2)} \right)^T, [\mathbf{X}]^{-T} r^{(i-2)} \right)} = \frac{\left(\left(r^{(i-1)} \right)^T [\mathbf{X}]^{-1}, [\mathbf{X}^T]^{-1} r^{(i-1)} \right)}{\left(\left(r^{(i-2)} \right)^T [\mathbf{X}]^{-1}, [\mathbf{X}^T]^{-1} r^{(i-2)} \right)} \\
&= \frac{\left(r^{(i-1)}, \left[[\mathbf{X}^T] [\mathbf{X}] \right]^{-1} r^{(i-1)} \right)}{\left(r^{(i-2)}, \left[[\mathbf{X}^T] [\mathbf{X}] \right]^{-1} r^{(i-2)} \right)} = \frac{\left(r^{(i-1)}, [\mathbf{M}]^{-1} r^{(i-1)} \right)}{\left(r^{(i-2)}, [\mathbf{M}]^{-1} r^{(i-2)} \right)} = \frac{\left(r^{(i-1)}, \mathbf{z}^{(i-1)} \right)}{\left(r^{(i-2)}, \mathbf{z}^{(i-2)} \right)}
\end{aligned}$$

前処理付き共役勾配法

```

Compute  $r^{(0)} = b - [A]x^{(0)}$ 
for i= 1, 2, ...
  solve  $[M]z^{(i-1)} = r^{(i-1)}$ 
   $\rho_{i-1} = r^{(i-1)} \cdot z^{(i-1)}$ 
  if i=1
     $p^{(1)} = z^{(0)}$ 
  else
     $\beta_{i-1} = \rho_{i-1}/\rho_{i-2}$ 
     $p^{(i)} = z^{(i-1)} + \beta_{i-1} p^{(i-1)}$ 
  endif
   $q^{(i)} = [A]p^{(i)}$ 
   $\alpha_i = \rho_{i-1}/p^{(i)}q^{(i)}$ 
   $x^{(i)} = x^{(i-1)} + \alpha_i p^{(i)}$ 
   $r^{(i)} = r^{(i-1)} - \alpha_i q^{(i)}$ 
  check convergence |r|
end

```

下記の方程式を解く:

$$\{z\} = [M]^{-1}\{r\}$$

近似逆行列

$${}^x[M]^{-1} \approx [A]^{-1}, \quad [M] \approx [A]$$

究極の前処理: 本当の逆行列

$$[M]^{-1} = [A]^{-1}, \quad [M] = [A]$$

対角スケーリング: 簡単だが弱い

$$[M]^{-1} = [D]^{-1}, \quad [M] = [D]$$

ILU(0), IC(0)

- 最もよく使用されている前処理(疎行列用)
 - 不完全LU分解
 - Incomplete LU Factorization
 - 不完全コレスキーフ分解
 - Incomplete Cholesky Factorization(対称行列)
- 不完全な直接法
 - もとの行列が疎でも、逆行列は疎とは限らない。
 - fill-in
 - もとの行列と同じ非ゼロパターン(fill-in無し)を持っているのがILU(0), IC(0)

対角スケーリング, 点ヤコビ前処理

- 前処理行列として, もとの行列の対角成分のみを取り出した行列を前処理行列 $[M]$ とする。
 - 対角スケーリング, 点ヤコビ (point-Jacobi) 前処理

$$[M] = \begin{bmatrix} D_1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & D_2 & & 0 & 0 \\ \dots & & \dots & & \dots \\ 0 & 0 & & D_{N-1} & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & D_N \end{bmatrix}$$

- solve** $[M] z^{(i-1)} = r^{(i-1)}$ という場合に逆行列を簡単に求めることができる。
- 簡単な問題では収束する。
- 1d.f, 1d.cはこの手法を使用している

- ガラーキン法による一次元弾性問題の解法
- 連立一次方程式の解法
 - 共役勾配法
 - 前処理手法
- 疎行列格納法
- プログラムの内容

有限要素法で得られるマトリクス

- 疎行列
 - 0が多い
 - $A(i,j)$ のように正方行列の全成分を記憶することは疎行列では非効率的
 - 「密」行列向け

- 有限要素法: 非零非対角成分の数は高々「数百」規模
 - 例えば未知数が 10^8 個あるとすると記憶容量(ワード数)は
 - 正方行列: $O(10^{16}) \sim O(10^{17})$ bytes for DP: 100PB (100x K computer)
 - 非零非対角成分数: $O(10^{10})$: 100GB
 - 非零成分のみ記憶するのが効率的

1d.f, 1d.cにおけるマトリクス関連変数

変数名	型	サイズ	内容
N	I	-	未知数総数
NPLU	I	-	連立一次方程式係数マトリクス非対角成分総数
Diag(:)	R	N	連立一次方程式係数マトリクス対角成分
PHI(:)	R	N	連立一次方程式未知数ベクトル
Rhs(:)	R	N	連立一次方程式右辺ベクトル
Index(:)	I	0:N N+1	係数マトリクス非対角成分要素番号用一次元圧縮配列(非対角成分数)
Item(:)	I	NPLU	係数マトリクス非対角成分要素番号用一次元圧縮配列(非対角成分要素(列)番号)
AMat(:)	R	NPLU	係数マトリクス非対角成分要素番号用一次元圧縮配列(非対角成分)

非零非対角成分のみを格納する
 Compressed Row Storage法を使用している。

行列ベクトル積への適用

(非零) 非対角成分のみを格納, 疎行列向け方法

Compressed Row Storage (CRS)

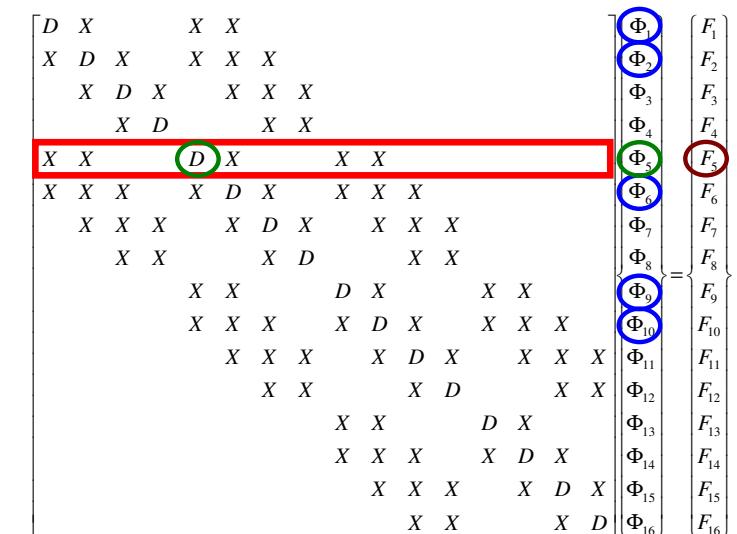
DIAG (i)	対角成分(実数, $i=1, N$)
INDEX (i)	非対角成分数に関する一次元配列 (整数, $i=0, N$)
ITEM (k)	非対角成分の要素(列)番号 (整数, $k=1, \text{ INDEX}(N)$)
AMAT (k)	非対角成分 (実数, $k=1, \text{ INDEX}(N)$)

$$\{Y\} = [A] \{X\}$$

```

do i= 1, N
    Y(i)= D(i)*X(i)
    do k= INDEX(i-1)+1, INDEX(i)
        Y(i)= Y(i) + AMAT(k)*X(ITEM(k))
    enddo
enddo

```



行列ベクトル積: 密行列 ⇒ とても簡単

$$\begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1,N-1} & a_{1,N} \\ a_{21} & a_{22} & & a_{2,N-1} & a_{2,N} \\ \dots & & \dots & & \dots \\ a_{N-1,1} & a_{N-1,2} & & a_{N-1,N-1} & a_{N-1,N} \\ a_{N,1} & a_{N,2} & \dots & a_{N,N-1} & a_{N,N} \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_{N-1} \\ x_N \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_{N-1} \\ y_N \end{Bmatrix}$$

$$\{Y\} = [A] \{X\}$$

```

do j= 1, N
  Y(j)= 0. d0
  do i= 1, N
    Y(j)= Y(j) + A(i, j)*X(i)
  enddo
enddo

```

Compressed Row Storage (CRS)

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1.1	2.4	0	0	3.2	0	0	0
2	4.3	3.6	0	2.5	0	3.7	0	9.1
3	0	0	5.7	0	1.5	0	3.1	0
4	0	4.1	0	9.8	2.5	2.7	0	0
5	3.1	9.5	10.4	0	11.5	0	4.3	0
6	0	0	6.5	0	0	12.4	9.5	0
7	0	6.4	2.5	0	0	1.4	23.1	13.1
8	0	9.5	1.3	9.6	0	3.1	0	51.3

Compressed Row Storage (CRS)

Fortranの場合、Cでは0番から番号付け

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1.1 ①	2.4 ②			3.2 ⑤			
2	4.3 ①	3.6 ②		2.5 ④		3.7 ⑥		9.1 ⑧
3			5.7 ③		1.5 ⑤		3.1 ⑦	
4		4.1 ②		9.8 ④	2.5 ⑤	2.7 ⑥		
5	3.1 ①	9.5 ②	10.4 ③		11.5 ⑤		4.3 ⑦	
6			6.5 ③			12.4 ⑥	9.5 ⑦	
7		6.4 ②	2.5 ③			1.4 ⑥	23.1 ⑦	13.1 ⑧
8		9.5 ②	1.3 ③	9.6 ④		3.1 ⑥		51.3 ⑧

N= 8

対角成分

Diag(1) = 1.1
 Diag(2) = 3.6
 Diag(3) = 5.7
 Diag(4) = 9.8
 Diag(5) = 11.5
 Diag(6) = 12.4
 Diag(7) = 23.1
 Diag(8) = 51.3

Compressed Row Storage (CRS)

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1.1 ①		2.4 ②			3.2 ⑤		
2	3.6 ②	4.3 ①			2.5 ④		3.7 ⑥	9.1 ⑧
3	5.7 ③					1.5 ⑤		3.1 ⑦
4	9.8 ④		4.1 ②			2.5 ⑤	2.7 ⑥	
5	11.5 ⑤	3.1 ①	9.5 ②	10.4 ③				4.3 ⑦
6	12.4 ⑥			6.5 ③			9.5 ⑦	
7	23.1 ⑦		6.4 ②	2.5 ③		1.4 ⑥		13.1 ⑧
8	51.3 ⑧		9.5 ②	1.3 ③	9.6 ④		3.1 ⑥	

Compressed Row Storage (CRS)

	非対角成分数					
1	1.1 ①	2.4 ②	3.2 ⑤			index(0) = 0
2	3.6 ②	4.3 ①	2.5 ④	3.7 ⑥	9.1 ⑧	index(1) = 2
3	5.7 ③	1.5 ⑤	3.1 ⑦			index(2) = 6
4	9.8 ④	4.1 ②	2.5 ⑤	2.7 ⑥		index(3) = 8
5	11.5 ⑤	3.1 ①	9.5 ②	10.4 ③	4.3 ⑦	index(4) = 11
6	12.4 ⑥	6.5 ③	9.5 ⑦			index(5) = 15
7	23.1 ⑦	6.4 ②	2.5 ③	1.4 ⑥	13.1 ⑧	index(6) = 17
8	51.3 ⑧	9.5 ②	1.3 ③	9.6 ④	3.1 ⑥	index(7) = 21
						index(8) = 25
						NPLU= 25 (=index(N))

index(i-1)+1~index(i)番目がi行目の非対角成分

Compressed Row Storage (CRS)

	非対角成分数					
1	1.1 ①	2.4 ②,1	3.2 ⑤,2			index(0) = 0
2	3.6 ②	4.3 ①,3	2.5 ④,4	3.7 ⑥,5	9.1 ⑧,6	index(1) = 2
3	5.7 ③	1.5 ⑤,7	3.1 ⑦,8			index(2) = 6
4	9.8 ④	4.1 ②,9	2.5 ⑤,10	2.7 ⑥,11		index(3) = 8
5	11.5 ⑤	3.1 ①,12	9.5 ②,13	10.4 ③,14	4.3 ⑦,15	index(4) = 11
6	12.4 ⑥	6.5 ③,16	9.5 ⑦,17			index(5) = 15
7	23.1 ⑦	6.4 ②,18	2.5 ③,19	1.4 ⑥,20	13.1 ⑧,21	index(6) = 17
8	51.3 ⑧	9.5 ②,22	1.3 ③,23	9.6 ④,24	3.1 ⑥,25	index(7) = 21
						index(8) = 25 NPLU= 25 (=index(N))

index(i-1)+1~index(i)番目がi行目の非対角成分

Compressed Row Storage (CRS)

1	1.1 ①	2.4 ②,1	3.2 ⑤,2		
2	3.6 ②	4.3 ①,3	2.5 ④,4	3.7 ⑥,5	9.1 ⑧,6
3	5.7 ③	1.5 ⑤,7	3.1 ⑦,8		
4	9.8 ④	4.1 ②,9	2.5 ⑤,10	2.7 ⑥,11	
5	11.5 ⑤	3.1 ①,12	9.5 ②,13	10.4 ③,14	4.3 ⑦,15
6	12.4 ⑥	6.5 ③,16	9.5 ⑦,17		
7	23.1 ⑦	6.4 ②,18	2.5 ③,19	1.4 ⑥,20	13.1 ⑧,21
8	51.3 ⑧	9.5 ②,22	1.3 ③,23	9.6 ④,24	3.1 ⑥,25

例:

`item(7) = 5, AMAT(7) = 1.5`

`item(19) = 3, AMAT(19) = 2.5`

Compressed Row Storage (CRS)

1	1.1 ①	2.4 ②,1	3.2 ⑤,2		
2	3.6 ②	4.3 ①,3	2.5 ④,4	3.7 ⑥,5	9.1 ⑧,6
3	5.7 ③	1.5 ⑤,7	3.1 ⑦,8		
4	9.8 ④	4.1 ②,9	2.5 ⑤,10	2.7 ⑥,11	
5	11.5 ⑤	3.1 ①,12	9.5 ②,13	10.4 ③,14	4.3 ⑦,15
6	12.4 ⑥	6.5 ③,16	9.5 ⑦,17		
7	23.1 ⑦	6.4 ②,18	2.5 ③,19	1.4 ⑥,20	13.1 ⑧,21
8	51.3 ⑧	9.5 ②,22	1.3 ③,23	9.6 ④,24	3.1 ⑥,25

D (i) 対角成分(実数, $i=1, N$)
 index(i) 非対角成分数に関する一次元配列
 (通し番号)(整数, $i=0, N$)
 item(k) 非対角成分の要素(列)番号
 (整数, $k=1, \text{index}(N)$)
 AMAT(k) 非対角成分
 (実数, $k=1, \text{index}(N)$)

$\{Y\} = [A] \{X\}$
 do i= 1, N
 $Y(i) = D(i) * X(i)$
 do k= index(i-1)+1, index(i)
 $Y(i) = Y(i) + AMAT(k) * X(item(k))$
 enddo
 enddo

- ガラーキン法による一次元弾性問題の解法
- 連立一次方程式の解法
 - 共役勾配法
 - 前処理手法
- 疎行列格納法
- プログラムの内容

有限要素法の処理: プログラム

- 初期化
 - 制御変数読み込み
 - 座標読み込み ⇒ 要素生成 (N : 節点数, NE : 要素数)
 - 配列初期化 (全体マトリクス, 要素マトリクス)
 - 要素 ⇒ 全体マトリクスマッピング (Index, Item)
- マトリクス生成
 - 要素単位の処理 (do $icel = 1, NE$)
 - 要素マトリクス計算
 - 全体マトリクスへの重ね合わせ
 - 境界条件の処理
- 連立一次方程式
 - 共役勾配法 (CG)

プログラム: 1d.f(1/6)

諸変数

```
!C
!C 1D Steady-State Heat Transfer
!C FEM with Piece-wise Linear Elements
!C CG (Conjugate Gradient) Method
!C
!C d/dx (CdT/dx) + Q = 0
!C T=0@x=0
!C
program heat1D
implicit REAL*8 (A-H, 0-Z)

integer :: N, NPLU, ITERmax
integer :: R, Z, P, Q, DD

real(kind=8) :: dX, RESID, EPS
real(kind=8) :: AREA, QV, COND
real(kind=8), dimension(:), allocatable :: PHI, RHS, X
real(kind=8), dimension(: ), allocatable :: DIAG, AMAT
real(kind=8), dimension(:, :), allocatable :: W

real(kind=8), dimension(2, 2) :: KMAT, EMAT

integer, dimension(:), allocatable :: ICELNOD
integer, dimension(:), allocatable :: INDEX, ITEM
```

変数表(1/2)

変数名	種別	サイズ	I/O	内 容
NE	I		I	要素数
N	I		O	節点数
NPLU	I		O	非零非対角成分数
IterMax	I		I	最大反復回数
R, Z, Q, P, DD	I		O	CG法ベクトル名
dX	R		I	要素長さ
RESID	R		O	CG法残差
EPS	R		I	CG法反復打ち切り残差
AREA	R		I	要素断面積
QV	R		I	体積当たり発熱量 \dot{Q}
COND	R		I	熱伝導率

変数表(2/2)

変数名	種別	サイズ	I/O	内 容
X	R	N	O	節点座標
PHI	R	N	O	節点温度
RHS	R	N	O	右辺ベクトル
DIAG	R	N	O	全体マトリクス：対角成分
W	R	N, 4	O	CG法のwork配列
AMAT	R	NPLU	O	全体マトリクス：非零非対角成分
INDEX	I	0:N	O	全体マトリクス：各行の非零非対角成分数
ITEM	I	NPLU	O	全体マトリクス：列番号
ICELNOD	I	2*NE	O	各要素節点番号
KMAT	R	2, 2	O	要素マトリクス[k]
EMAT	R	2, 2	O	要素マトリクス

プログラム: 1d.f(2/6)

初期設定, 配列宣言

```

!C
!C +-----+
!C | INIT. |
!C +-----+
!C==

    open (11, file='input.dat', status='unknown')
    read (11,*) NE
    read (11,*) dX, QV, AREA, COND
    read (11,*) ITERmax
    read (11,*) EPS
    close (11)

    N= NE + 1
    allocate (PHI(N), DIAG(N), AMAT(2*N-2), RHS(N))
    allocate (ICELNOD(2*NE), X(N))
    allocate (INDEX(0:N), ITEM(2*N-2), W(N, 4))

    PHI = 0. d0
    AMAT= 0. d0
    DIAG= 0. d0
    RHS= 0. d0
    X= 0. d0

```

制御ファイル `input.dat`
 NE (要素数)
 4
 1.0 1.0 1.0 1.0 Δx (要素長さL) Q, A, COND
 100 反復回数
 1.e-8 CG法の反復打切誤差



NE : 要素数
N : 節点数 (=NE+1)

プログラム: 1d.f(2/6)

初期設定, 配列宣言

```

!C
!C +-----+
!C | INIT. |
!C +-----+
!C==

    open (11, file='input.dat', status='unknown')
    read (11,*) NE
    read (11,*) dX, QV, AREA, COND
    read (11,*) ITERmax
    read (11,*) EPS
    close (11)

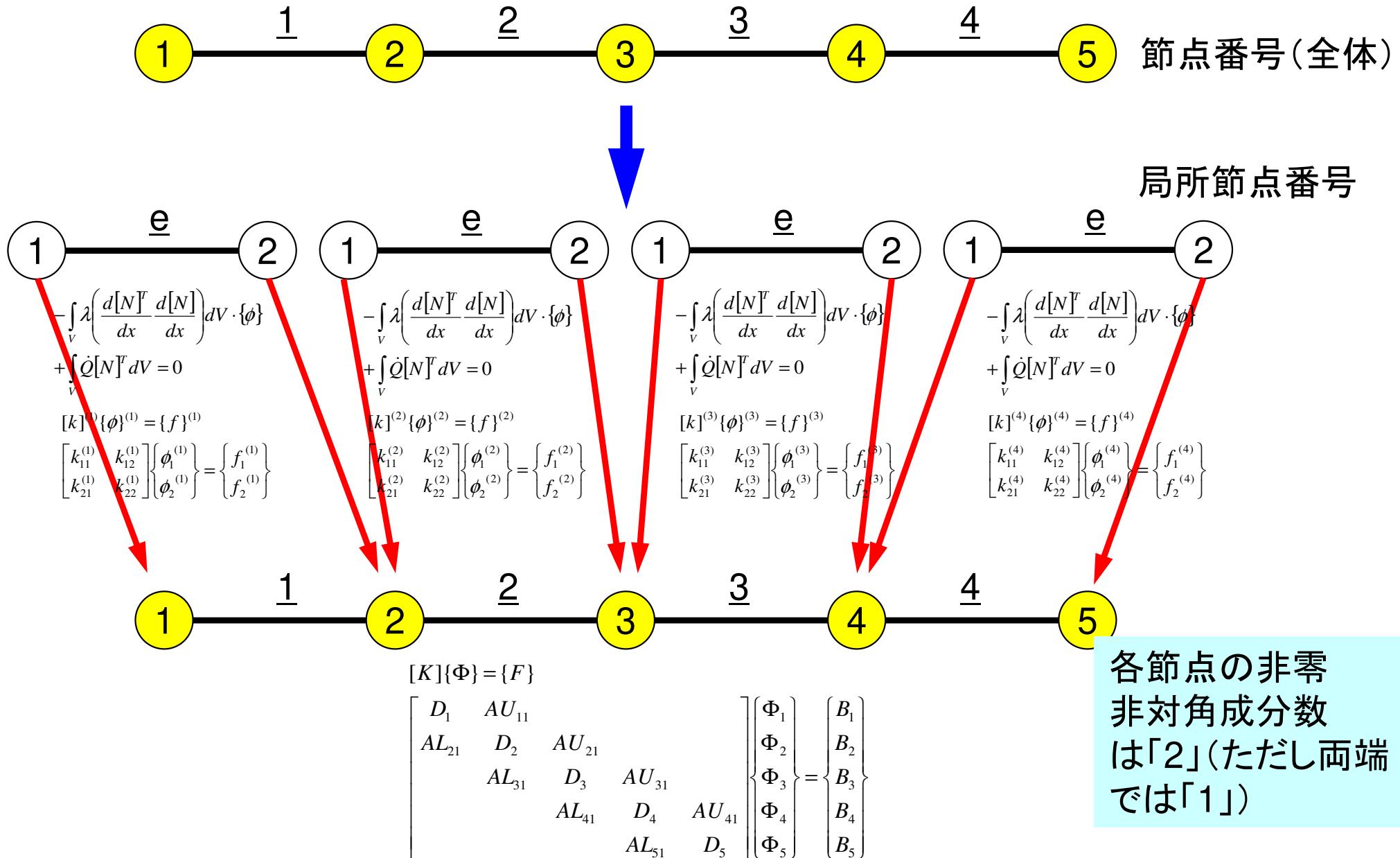
    N= NE + 1
    allocate (PHI(N), DIAG(N), AMAT(2*N-2), RHS(N))
    allocate (ICELNOD(2*NE), X(N))
    allocate (INDEX(0:N), ITEM(2*N-2), W(N, 4))

    PHI = 0. d0
    AMAT= 0. d0
    DIAG= 0. d0
    RHS= 0. d0
    X= 0. d0

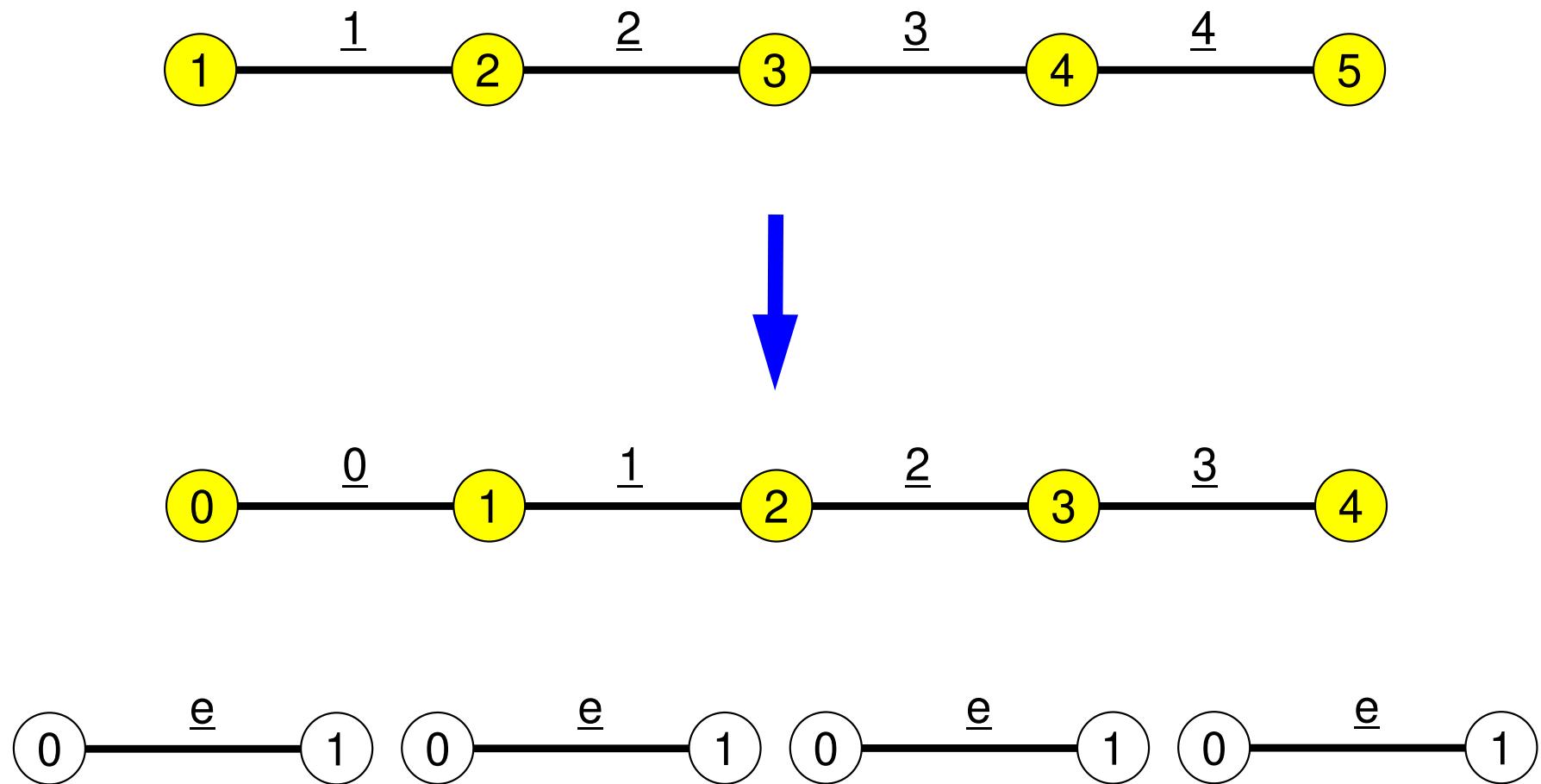
```

Amat : 非零非対角成分
 Item : 対応する列番号

要素処理と全体処理



注意: プログラムの中では節点・要素番号
は0からふられている(C言語)



プログラム: 1d.f(2/6)

初期設定, 配列宣言

```

!C
!C +-----+
!C | INIT. |
!C +-----+
!C==

    open (11, file='input.dat', status='unknown')
    read (11,*) NE
    read (11,*) dX, QV, AREA, COND
    read (11,*) ITERmax
    read (11,*) EPS
    close (11)

    N= NE + 1
    allocate (PHI(N), DIAG(N), AMAT(2*N-2), RHS(N))
    allocate (ICELNOD(2*NE), X(N))
    allocate (INDEX(0:N), ITEM(2*N-2), W(N, 4))

    PHI = 0. d0
    AMAT= 0. d0
    DIAG= 0. d0
    RHS= 0. d0
    X= 0. d0

```



*Icelnod(2*icel-1) =icel* *Icelnod(2*icel) =icel+1*

Amat : 非零非対角成分
Item : 対応する列番号

各節点の非零非対角成分数は「2」
(ただし両端では「1」)

総数 : $2*(N-2)+1+1 = 2*N-2$

プログラム: 1d.f(3/6)

配列宣言(続き), 初期化

```
do i= 1, N  
    X(i)= dfloat(i-1)*dX  
enddo
```

X : 各節点の座標

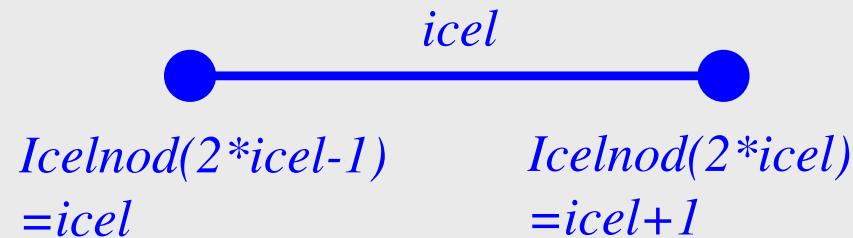
```
do icel= 1, NE  
    ICELNOD(2*icel-1)= icel  
    ICELNOD(2*icel )= icel + 1  
enddo
```

```
KMAT(1, 1)= +1. d0  
KMAT(1, 2)= -1. d0  
KMAT(2, 1)= -1. d0  
KMAT(2, 2)= +1. d0
```

プログラム: 1d.f(3/6)

配列宣言(続き), 初期化

```
do i= 1, N  
    X(i)= dfloat(i-1)*dX  
enddo  
  
do icel= 1, NE  
    ICELNOD(2*icel-1)= icel  
    ICELNOD(2*icel )= icel + 1  
enddo  
  
KMAT(1, 1)= +1. d0  
KMAT(1, 2)= -1. d0  
KMAT(2, 1)= -1. d0  
KMAT(2, 2)= +1. d0
```



プログラム: 1d.f(3/6)

配列宣言(続き), 初期化

```

do i= 1, N
    X(i)= dfloat(i-1)*dX
enddo

do ice1= 1, NE
    ICELNOD(2*ice1-1)= ice1
    ICELNOD(2*ice1 )= ice1 + 1
enddo

KMAT(1, 1)= +1. d0
KMAT(1, 2)= -1. d0
KMAT(2, 1)= -1. d0
KMAT(2, 2)= +1. d0

```

$$[k]^{(e)} = \int_V \lambda \left(\frac{d[N]^T}{dx} \frac{d[N]}{dx} \right) dV = \frac{\lambda A}{L} \begin{bmatrix} +1 & -1 \\ -1 & +1 \end{bmatrix}$$

[Kmat]

プログラム: 1d.f(4/6)

全体マトリクス: 非零非対角成分に対応する列番号

```

!C
!C +-----+
!C | CONNECTIVITY |
!C +-----+
!C==

    INDEX = 2
    INDEX(0)= 0
    INDEX(1)= 1
    INDEX(N)= 1

    do i= 1, N
        INDEX(i)= INDEX(i) + INDEX(i-1)
    enddo

    NPLU= INDEX(N)

    do i= 1, N
        jS= INDEX(i-1)
        if (i.eq.1) then
            ITEM(jS+1)= i+1
        else if
        &      (i.eq.N) then
            ITEM(jS+1)= i-1
        else
            ITEM(jS+1)= i-1
            ITEM(jS+2)= i+1
        endif
    enddo
!C==

```

各節点の非零非対角成分数は「2」
(ただし両端では「1」)

$$\text{総数} : 2*(N-2)+1+1 = 2*N-2$$

$$\text{INDEX}(N) = 2*N-2 = \text{NPLU}$$

	非対角成分数	index(0)= 0
1	2	index(1)= 2
2	4	index(2)= 6
3	2	<u>index(3)= 8</u>
4	3	<u>index(4)= 11</u>
5	4	index(5)= 15
6	2	index(6)= 17
7	4	index(7)= 21
8	4	index(8)= 25

index(i-1)+1~index(i) 番目がi行目の非対角成分

プログラム: 1d.f(4/6)

全体マトリクス: 非零非対角成分に対応する列番号

```
!C
!C +-----+
!C | CONNECTIVITY |
!C +-----+
!C==
```

```
INDEX = 2
```

```
INDEX(0)= 0
INDEX(1)= 1
INDEX(N)= 1
```

```
do i= 1, N
    INDEX(i)= INDEX(i) + INDEX(i-1)
enddo
```

```
NPLU= INDEX(N)
```

```
do i= 1, N
    jS= INDEX(i-1)
    if (i.eq.1) then
        ITEM(jS+1)= i+1
    else if
        &      (i.eq.N) then
            ITEM(jS+1)= i-1
        else
            ITEM(jS+1)= i-1
            ITEM(jS+2)= i+1
        endif
    enddo
```

```
!C==
```



		非対角 成分数					
		1.1 ①	2.4 ②,1	3.2 ⑤,2			index(0)= 0
1	3.6 ②	4.3 ①,3	2.5 ④,4	3.7 ⑥,5	9.1 ⑧,6	2	index(1)= 2
2	5.7 ③	1.5 ⑤,7	3.1 ⑦,8			4	index(2)= 6
3	9.8 ④	4.1 ②,9	2.5 ⑤,10	2.7 ⑥,11		2	<u>index(3)= 8</u>
4	11.5 ⑤	3.1 ①,12	9.5 ②,13	10.4 ③,14	4.3 ⑦,15	3	<u>index(4)= 11</u>
5	12.4 ⑥	6.5 ③,16	9.5 ⑦,17			4	index(5)= 15
6	23.1 ⑦	6.4 ②,18	2.5 ③,19	1.4 ⑥,20	13.1 ⑧,21	2	index(6)= 17
7	51.3 ⑧	9.5 ②,22	1.3 ③,23	9.6 ④,24	3.1 ⑥,25	4	index(7)= 21
8						4	index(8)= 25

index(i-1)+1~index(i) 番目が i 行目の非対角成分

プログラム: 1d.f(5/6)

全体マトリクス生成:要素マトリクス⇒全体マトリクス

```

!C +
!C | MATRIX ASSEMBLE |
!C +
!C==

    do icel= 1, NE
        in1= ICELNOD(2*icel-1)
        in2= ICELNOD(2*icel)
        X1 = X(in1)
        X2 = X(in2)
        DL = dabs(X2-X1)

        cK= AREA*COND/DL
        EMAT(1, 1)= Ck*KMAT(1, 1)
        EMAT(1, 2)= Ck*KMAT(1, 2)
        EMAT(2, 1)= Ck*KMAT(2, 1)
        EMAT(2, 2)= Ck*KMAT(2, 2)

        DIAG(in1)= DIAG(in1) + EMAT(1, 1)
        DIAG(in2)= DIAG(in2) + EMAT(2, 2)

        if (icel.eq.1) then
            k1= INDEX(in1-1) + 1
        else
            k1= INDEX(in1-1) + 2
        endif
        k2= INDEX(in2-1) + 1

        AMAT(k1)= AMAT(k1) + EMAT(1, 2)
        AMAT(k2)= AMAT(k2) + EMAT(2, 1)

        QN= 0.50d0*QV*AREA*DL
        RHS(in1)= RHS(in1) + QN
        RHS(in2)= RHS(in2) + QN
    enddo
!C==

```



プログラム: 1d.f(5/6)

全体マトリクス生成:要素マトリクス⇒全体マトリクス

```

!C +
!C | MATRIX ASSEMBLE |
!C +
!C==

    do icel= 1, NE
        in1= ICELNOD(2*icel-1)
        in2= ICELNOD(2*icel)
        X1 = X(in1)
        X2 = X(in2)
        DL = dabs(X2-X1)

        cK= AREA*COND/DL
        EMAT(1, 1)= Ck*KMAT(1, 1)
        EMAT(1, 2)= Ck*KMAT(1, 2)
        EMAT(2, 1)= Ck*KMAT(2, 1)
        EMAT(2, 2)= Ck*KMAT(2, 2)

```

```

        DIAG(in1)= DIAG(in1) + EMAT(1, 1)
        DIAG(in2)= DIAG(in2) + EMAT(2, 2)

```

```

        if (icel.eq.1) then
            k1= INDEX(in1-1) + 1
        else
            k1= INDEX(in1-1) + 2
        endif
        k2= INDEX(in2-1) + 1

```

```

        AMAT(k1)= AMAT(k1) + EMAT(1, 2)
        AMAT(k2)= AMAT(k2) + EMAT(2, 1)

```

```

        QN= 0.50d0*QV*AREA*DL
        RHS(in1)= RHS(in1) + QN
        RHS(in2)= RHS(in2) + QN
    enddo
!C===

```



$$[E_{mat}] = [k]^{(e)} = \frac{\lambda A}{L} \begin{bmatrix} +1 & -1 \\ -1 & +1 \end{bmatrix} = \frac{\lambda A}{L} [K_{mat}]$$

プログラム: 1d.f(5/6)

全体マトリクス生成:要素マトリクス⇒全体マトリクス

```

!C +
!C | MATRIX ASSEMBLE |
!C +
!C==

    do icel= 1, NE
        in1= ICELNOD(2*icel-1)
        in2= ICELNOD(2*icel)
        X1 = X(in1)
        X2 = X(in2)
        DL = dabs(X2-X1)

        cK= AREA*COND/DL
        EMAT(1, 1)= Ck*KMAT(1, 1)
        EMAT(1, 2)= Ck*KMAT(1, 2)
        EMAT(2, 1)= Ck*KMAT(2, 1)
        EMAT(2, 2)= Ck*KMAT(2, 2)

        DIAG(in1)= DIAG(in1) + EMAT(1, 1)
        DIAG(in2)= DIAG(in2) + EMAT(2, 2)

        if (icel.eq.1) then
            k1= INDEX(in1-1) + 1
        else
            k1= INDEX(in1-1) + 2
        endif
        k2= INDEX(in2-1) + 1

        AMAT(k1)= AMAT(k1) + EMAT(1, 2)
        AMAT(k2)= AMAT(k2) + EMAT(2, 1)

        QN= 0.50d0*QV*AREA*DL
        RHS(in1)= RHS(in1) + QN
        RHS(in2)= RHS(in2) + QN
    enddo
!C==

```



$$[E_{mat}] = [k]^{(e)} = \frac{EA}{L} \begin{bmatrix} +1 & -1 \\ -1 & +1 \end{bmatrix}$$

プログラム: 1d.f(5/6)

全体マトリクス生成:要素マトリクス⇒全体マトリクス

```

!C +
!C | MATRIX ASSEMBLE |
!C +
!C===
      do icel= 1, NE
        in1= ICELNOD(2*icel-1)
        in2= ICELNOD(2*icel )
        X1 = X(in1)
        X2 = X(in2)
        DL = dabs(X2-X1)

        cK= AREA*COND/DL
        EMAT(1, 1)= Ck*KMAT(1, 1)
        EMAT(1, 2)= Ck*KMAT(1, 2)
        EMAT(2, 1)= Ck*KMAT(2, 1)
        EMAT(2, 2)= Ck*KMAT(2, 2)

        DIAG(in1)= DIAG(in1) + EMAT(1, 1)
        DIAG(in2)= DIAG(in2) + EMAT(2, 2)

        if (icel.eq.1) then
          k1= INDEX(in1-1) + 1
        else
          k1= INDEX(in1-1) + 2
        endif
        k2= INDEX(in2-1) + 1

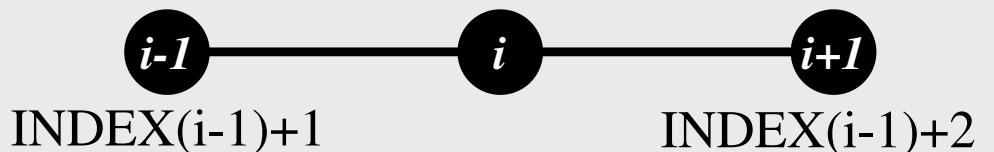
        AMAT(k1)= AMAT(k1) + EMAT(1, 2)
        AMAT(k2)= AMAT(k2) + EMAT(2, 1)

        QN= 0.50d0*QV*AREA*DL
        RHS(in1)= RHS(in1) + QN
        RHS(in2)= RHS(in2) + QN
      enddo
!C===

```



「i」行の非対角成分：
INDEX(i-1)+1, INDEX(i-1)+2



$$[E_{mat}] = [k]^{(e)} = \frac{\lambda A}{L} \begin{bmatrix} +1 & -1 \\ -1 & +1 \end{bmatrix}$$

k2

通常の要素:k1

in1の非対角成分としてのin2

```

!C +
!C | MATRIX ASSEMBLE |
!C +
!C===
      do icel= 1, NE
        in1= ICELNOD(2*icel-1)
        in2= ICELNOD(2*icel )
        X1 = X(in1)
        X2 = X(in2)
        DL = dabs(X2-X1)

        cK= AREA*COND/DL
        EMAT(1, 1)= Ck*KMAT(1, 1)
        EMAT(1, 2)= Ck*KMAT(1, 2)
        EMAT(2, 1)= Ck*KMAT(2, 1)
        EMAT(2, 2)= Ck*KMAT(2, 2)

        DIAG(in1)= DIAG(in1) + EMAT(1, 1)
        DIAG(in2)= DIAG(in2) + EMAT(2, 2)

        if (icel.eq.1) then
          k1= INDEX(in1-1) + 1
        else
          k1= INDEX(in1-1) + 2
        endif
        k2= INDEX(in2-1) + 1

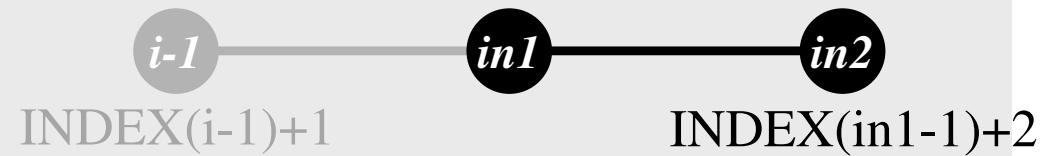
        AMAT(k1)= AMAT(k1) + EMAT(1, 2)
        AMAT(k2)= AMAT(k2) + EMAT(2, 1)

        QN= 0.50d0*QV*AREA*DL
        RHS(in1)= RHS(in1) + QN
        RHS(in2)= RHS(in2) + QN
      enddo
!C===

```



「i」行の非対角成分：
INDEX(i-1)+1, INDEX(i-1)+2



$$[E_{mat}] = [k]^{(e)} = \frac{\lambda A}{L} \begin{bmatrix} +1 & -1 \\ -1 & +1 \end{bmatrix} \quad k1$$

通常の要素:k2

in2の非対角成分としてのin1

```

!C +
!C | MATRIX ASSEMBLE |
!C +
!C===
      do icel= 1, NE
        in1= ICELNOD(2*icel-1)
        in2= ICELNOD(2*icel )
        X1 = X(in1)
        X2 = X(in2)
        DL = dabs(X2-X1)

        cK= AREA*COND/DL
        EMAT(1, 1)= Ck*KMAT(1, 1)
        EMAT(1, 2)= Ck*KMAT(1, 2)
        EMAT(2, 1)= Ck*KMAT(2, 1)
        EMAT(2, 2)= Ck*KMAT(2, 2)

        DIAG(in1)= DIAG(in1) + EMAT(1, 1)
        DIAG(in2)= DIAG(in2) + EMAT(2, 2)

        if (icel.eq.1) then
          k1= INDEX(in1-1) + 1
        else
          k1= INDEX(in1-1) + 2
        endif
        k2= INDEX(in2-1) + 1

        AMAT(k1)= AMAT(k1) + EMAT(1, 2)
        AMAT(k2)= AMAT(k2) + EMAT(2, 1)

        QN= 0.50d0*QV*AREA*DL
        RHS(in1)= RHS(in1) + QN
        RHS(in2)= RHS(in2) + QN
      enddo
!C===

```



「i」行の非対角成分：
INDEX(i-1)+1, INDEX(i-1)+2



$$[E_{mat}] = [k]^{(e)} = \frac{\lambda A}{L} \begin{bmatrix} +1 & -1 \\ -1 & +1 \end{bmatrix}$$

k2

1番要素(左端) : k1

in1の非対角成分としてのin2

```

!C +
!C | MATRIX ASSEMBLE |
!C +
!C===
      do icel= 1, NE
        in1= ICELNOD(2*icel-1)
        in2= ICELNOD(2*icel )
        X1 = X(in1)
        X2 = X(in2)
        DL = dabs(X2-X1)

        cK= AREA*COND/DL
        EMAT(1, 1)= Ck*KMAT(1, 1)
        EMAT(1, 2)= Ck*KMAT(1, 2)
        EMAT(2, 1)= Ck*KMAT(2, 1)
        EMAT(2, 2)= Ck*KMAT(2, 2)

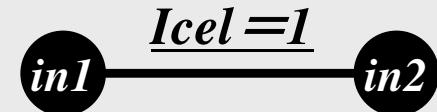
        DIAG(in1)= DIAG(in1) + EMAT(1, 1)
        DIAG(in2)= DIAG(in2) + EMAT(2, 2)

        if (icel.eq.1) then
          k1= INDEX(in1-1) + 1
        else
          k1= INDEX(in1-1) + 2
        endif
        k2= INDEX(in2-1) + 1

        AMAT(k1)= AMAT(k1) + EMAT(1, 2)
        AMAT(k2)= AMAT(k2) + EMAT(2, 1)

        QN= 0.50d0*QV*AREA*DL
        RHS(in1)= RHS(in1) + QN
        RHS(in2)= RHS(in2) + QN
      enddo
!C===

```



「i」行の非対角成分：
INDEX[i-1]+1のみ



$$[Emat] = [k]^{(e)} = \frac{\lambda A}{L} \begin{bmatrix} +1 & -1 \\ -1 & +1 \end{bmatrix} \quad k1$$

プログラム: 1d.f(5/6)

体積発熱項, 右辺

```

!C +
!C | MATRIX ASSEMBLE |
!C +
!C==

do icel= 1, NE
    in1= ICELNOD(2*icel-1)
    in2= ICELNOD(2*icel)
    X1 = X(in1)
    X2 = X(in2)
    DL = dabs(X2-X1)

    cK= AREA*COND/DL
    EMAT(1, 1)= Ck*KMAT(1, 1)
    EMAT(1, 2)= Ck*KMAT(1, 2)
    EMAT(2, 1)= Ck*KMAT(2, 1)
    EMAT(2, 2)= Ck*KMAT(2, 2)

    DIAG(in1)= DIAG(in1) + EMAT(1, 1)
    DIAG(in2)= DIAG(in2) + EMAT(2, 2)

    if (icel.eq.1) then
        k1= INDEX(in1-1) + 1
    else
        k1= INDEX(in1-1) + 2
    endif
    k2= INDEX(in2-1) + 1

    AMAT(k1)= AMAT(k1) + EMAT(1, 2)
    AMAT(k2)= AMAT(k2) + EMAT(2, 1)

    QN= 0.50d0*QV*AREA*DL
    RHS(in1)= RHS(in1) + QN
    RHS(in2)= RHS(in2) + QN
enddo
!C==

```



$$\int_V \dot{Q}[N]^T dV = \dot{Q} A \int_0^L \begin{bmatrix} 1 - x/L \\ x/L \end{bmatrix} dx = \frac{\dot{Q} AL}{2} \begin{Bmatrix} 1 \\ 1 \end{Bmatrix}$$

プログラム: 1d.f(6/6)

第一種境界条件@x=0

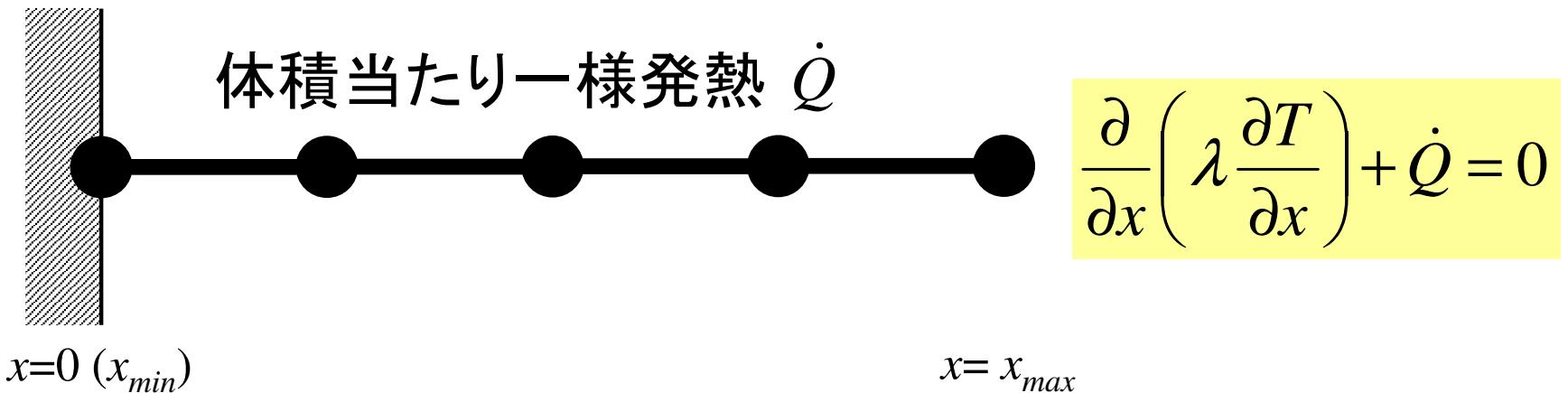
```
!C
!C +-----+
!C | BOUNDARY CONDITIONS |
!C +-----+
!C==

!C
!C-- X=Xmin
    i= 1
    jS= INDEX(i-1)

    AMAT(jS+1)= 0. d0
    DIAG(i)= 1. d0
    RHS (i)= 0. d0

    do k= 1, NPLU
        if (ITEM(k). eq. 1) AMAT(k)= 0. d0
    enddo
!C==
```

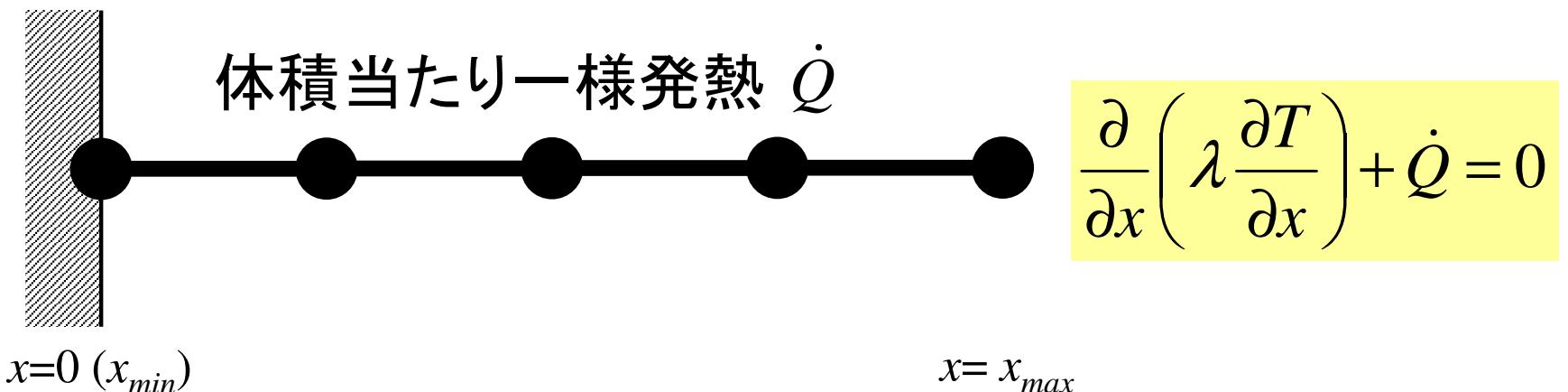
対象とする問題：一次元熱伝導問題



- 一様な：断面積 A , 热伝導率 λ
- 体積当たり一様発熱（時間当たり） $[QL^{-3}T^{-1}]$ \dot{Q}
- 境界条件
 - $x=0$: $T=0$ (固定)
 - $x=x_{max}$: $\frac{\partial T}{\partial x}=0$ (断熱)

$x=0$ で成立する方程式

$$T_I = 0$$



- 一様な：断面積 A , 热伝導率 λ
- 体積当たり一様発熱（時間当たり） $[QL^{-3}T^{-1}]$ \dot{Q}
- 境界条件
 - $x=0$: $T=0$ (固定)
 - $x=x_{max}$: $\frac{\partial T}{\partial x}=0$ (断熱)

プログラム: 1d.f(6/6)

第一種境界条件@ $x=0$

```

!C
!C +-----+
!C | BOUNDARY CONDITIONS |
!C +-----+
!C==

!C
!C-- X=Xmin
    i= 1
    jS= INDEX(i-1)

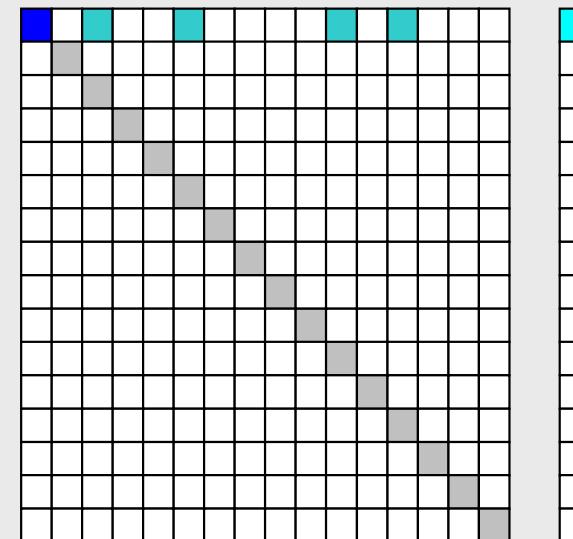
    AMAT(jS+1)= 0. d0
    DIAG(i)= 1. d0
    RHS (i)= 0. d0

    do k= 1, NPLU
        if (ITEM(k). eq. 1) AMAT(k)= 0. d0
    enddo
!C==

```

$$T_1 = 0$$

対角成分=1, 右辺=0, 非対角成分=0



プログラム: 1d.f(6/6)

第一種境界条件@ $x=0$

```

!C
!C +-----+
!C | BOUNDARY CONDITIONS |
!C +-----+
!C==

!C
!C-- X=Xmin
    i= 1
    jS= INDEX(i-1)

    AMAT(jS+1)= 0. d0
    DIAG(i)= 1. d0
    RHS (i)= 0. d0

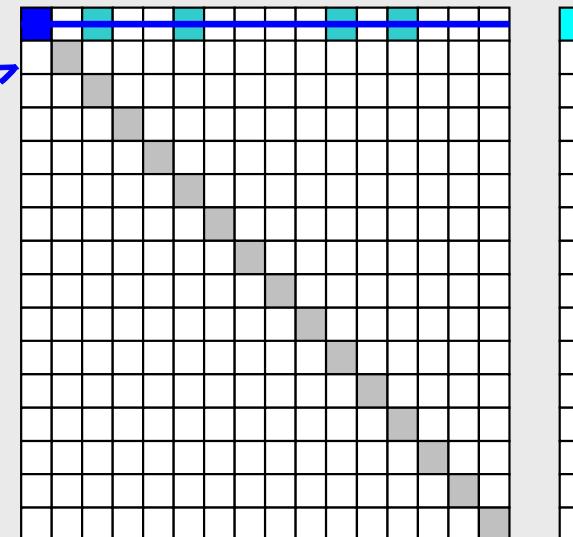
    do k= 1, NPLU
        if (ITEM(k). eq. 1) AMAT(k)= 0. d0
    enddo
!C==

```

$$T_1 = 0$$

対角成分=1, 右辺=0, 非対角成分=0

ゼロクリア



プログラム: 1d.f(6/6)

第一種境界条件@ $x=0$

```

!C
!C +-----+
!C | BOUNDARY CONDITIONS |
!C +-----+
!C==

!C
!C-- X=Xmin
    i= 1
    jS= INDEX(i-1)

    AMAT(jS+1)= 0. d0
    DIAG(i)= 1. d0
    RHS (i)= 0. d0

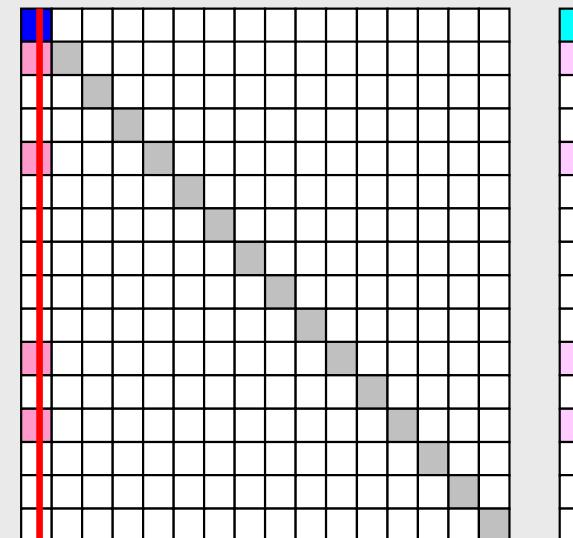
    do k= 1, NPLU
        if (ITEM(k). eq. 1) AMAT(k)= 0. d0
    enddo
!C==
```

行列の対称性を保つため、第一種境界条件を適用している節点に対応する「列」を、右辺に移項して消去する(今の場合は非対角成分を0にするだけで良い)

$$T_1=0$$

対角成分=1, 右辺=0, 非対角成分=0

消去, ゼロクリア



第一種境界条件がT≠0の場合

```
!C
!C +-----+
!C | BOUNDARY CONDITIONS |
!C +-----+
!C==
```

```
!C
!C-- X=Xmin
    i= 1
    jS= INDEX(i-1)
```

AMAT(jS+1)= 0. d0

DIAG(i)= 1. d0

RHS (i)= PHImin

```
do i= 1, N
    do k= INDEX(i-1)+1, INDEX(i)
        if (ITEM(k).eq. 1) then
            RHS (i)= RHS(i) - AMAT(k)*PHImin
            AMAT(k)= 0. d0
        endif
    enddo
enddo
```

```
!C==
```

行列の対称性を保つため、第一種境界条件を適用している節点に対応する「列」を、右辺に移項して消去する

$$Diag_j \phi_j + \sum_{k=Index[j-1]+1}^{Index[j]} A_{mat_k} \phi_{Item[k]} = Rhs_j$$

第一種境界条件がT≠0の場合

```
!C
!C +-----+
!C | BOUNDARY CONDITIONS |
!C +-----+
!C==
```

```
!C
!C-- X=Xmin
    i= 1
    jS= INDEX(i-1)
```

AMAT(jS+1)= 0. d0
DIAG(i)= 1. d0

RHS (i)= PHImin

```
do i= 1, N
  do k= INDEX(i-1)+1, INDEX(i)
    if (ITEM(k).eq. 1) then
      RHS (i)= RHS(i) - AMAT(k)*PHImin
      AMAT(k)= 0. d0
    endif
  enddo
enddo
```

```
!C==
```

行列の対称性を保つため、第一種境界条件を適用している節点に対応する「列」を、右辺に移項して消去する

$$\begin{aligned}
& Diag_j \phi_j + \sum_{k=Index[j-1]+1, k \neq k_s}^{Index[j]} Amat_k \phi_{Item[k]} \\
& = Rhs_j - Amat_{k_s} \phi_{Item[k_s]} \\
& = Rhs_j - Amat_{k_s} T_{\min} \quad \text{where } Item(k_s) = 1
\end{aligned}$$

第二種境界条件（断熱）



体積当たり一様発熱 \dot{Q}

$$\frac{\partial}{\partial x} \left(\lambda \frac{\partial T}{\partial x} \right) + \dot{Q} = 0$$

$$T = 0 @ x = 0$$

$$\frac{\partial T}{\partial x} = 0 @ x = x_{\max}$$

$$\int_S \bar{q}[N]^T dS = \bar{q}A|_{x=L} = \bar{q}A \begin{Bmatrix} 0 \\ 1 \end{Bmatrix}, \quad \bar{q} = -\lambda \frac{dT}{dx}$$

表面熱流束



$$\frac{\partial T}{\partial x} = 0 @ x = x_{\max}$$

断熱境界条件が成立するため, $\bar{q} = 0$
従ってこの項の寄与は無い。
断熱境界条件は何もしなくても成立
→自然境界条件

前処理付き共役勾配法

Preconditioned Conjugate Gradient Method (CG)

```

Compute  $\mathbf{r}^{(0)} = \mathbf{b} - [\mathbf{A}] \mathbf{x}^{(0)}$ 
for i= 1, 2, ...
    solve  $[\mathbf{M}] \mathbf{z}^{(i-1)} = \mathbf{r}^{(i-1)}$ 
     $\rho_{i-1} = \mathbf{r}^{(i-1)} \cdot \mathbf{z}^{(i-1)}$ 
    if i=1
        p(1) = z(0)
    else
         $\beta_{i-1} = \rho_{i-1} / \rho_{i-2}$ 
        p(i) = z(i-1) +  $\beta_{i-1}$  p(i-1)
    endif
    q(i) = [A]p(i)
     $\alpha_i = \rho_{i-1} / \mathbf{p}^{(i)} \cdot \mathbf{q}^{(i)}$ 
    x(i) = x(i-1) +  $\alpha_i$  p(i)
    r(i) = r(i-1) -  $\alpha_i$  q(i)
    check convergence |r|
end

```

前処理: 対角スケーリング

対角スケーリング, 点ヤコビ前処理

- 前処理行列として, もとの行列の対角成分のみを取り出した行列を前処理行列 $[M]$ とする。
 - 対角スケーリング, 点ヤコビ (point-Jacobi) 前処理

$$[M] = \begin{bmatrix} D_1 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & D_2 & & 0 & 0 \\ \dots & & \dots & & \dots \\ 0 & 0 & & D_{N-1} & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & D_N \end{bmatrix}$$

- solve $[M] z^{(i-1)} = r^{(i-1)}$** という場合に逆行列を簡単に求めることができる。

CGソルバ—(1/6)

```

!C
!C +-----+
!C | CG iterations |
!C +-----+
!C===
      R = 1
      Z = 2
      Q = 2
      P = 3
      DD= 4

do i= 1, N
  W(i, DD)= 1.0D0 / DIAG(i)
enddo

```

$W(i, 1) = W(i, R) \Rightarrow \{r\}$
 $W(i, 2) = W(i, Z) \Rightarrow \{z\}$
 $W(i, 2) = W(i, Q) \Rightarrow \{q\}$
 $W(i, 3) = W(i, P) \Rightarrow \{p\}$
 $W(i, 4) = W(i, DD) \Rightarrow 1/\{D\}$

Compute $r^{(0)} = b - [A]x^{(0)}$
for $i = 1, 2, \dots$
 solve $[M]z^{(i-1)} = r^{(i-1)}$
 $\rho_{i-1} = r^{(i-1)} \cdot z^{(i-1)}$
if $i = 1$
 $p^{(1)} = z^{(0)}$
else
 $\beta_{i-1} = \rho_{i-1} / \rho_{i-2}$
 $p^{(i)} = z^{(i-1)} + \beta_{i-1} p^{(i-1)}$
endif
 $q^{(i)} = [A]p^{(i)}$
 $\alpha_i = \rho_{i-1} / p^{(i)} q^{(i)}$
 $x^{(i)} = x^{(i-1)} + \alpha_i p^{(i)}$
 $r^{(i)} = r^{(i-1)} - \alpha_i q^{(i)}$
 check convergence $|r|$
end

CGソルバー(1/6)

```

!C
!C +-----+
!C | CG iterations |
!C +-----+
!C==

      R = 1
      Z = 2
      Q = 2
      P = 3
      DD= 4

do i= 1, N
  W(i, DD)= 1.0D0 / DIAG(i)
enddo

```

対角成分の逆数(前処理用)
 その都度、除算をすると効率が
 悪いため、予め配列に格納。
 話では除算と加減乗算は10:1
 と言われていたが最近はそれ
 ほどでもない。

$$\begin{aligned}
 W(i, 1) &= W(i, R) \Rightarrow \{r\} \\
 W(i, 2) &= W(i, Z) \Rightarrow \{z\} \\
 W(i, 2) &= W(i, Q) \Rightarrow \{q\} \\
 W(i, 3) &= W(i, P) \Rightarrow \{p\} \\
 W(i, 4) &= W(i, DD) \Rightarrow 1/\{D\}
 \end{aligned}$$

CGソルバー(2/6)

```

!C
!C-- {r0}= {b} - [A]{xini} |

!C 初期残差
do i= 1, N
  W(i, R) = DIAG(i)*PHI(i)
  do j= INDEX(i-1)+1, INDEX(i)
    W(i, R) = W(i, R) + AMAT(j)*PHI(ITEM(j))
  enddo
enddo

BNRM2= 0. ODO
do i= 1, N
  BNRM2 = BNRM2 + RHS(i) **2
  W(i, R)= RHS(i) - W(i, R)
enddo

```

$$\text{BNRM2} = |b|^2$$

あとで収束判定に使用

Compute $r^{(0)} = b - [A]x^{(0)}$

for $i = 1, 2, \dots$

solve $[M]z^{(i-1)} = r^{(i-1)}$

$\rho_{i-1} = r^{(i-1)} \cdot z^{(i-1)}$

if $i = 1$

$p^{(1)} = z^{(0)}$

else

$\beta_{i-1} = \rho_{i-1} / \rho_{i-2}$

$p^{(i)} = z^{(i-1)} + \beta_{i-1} p^{(i-1)}$

endif

$q^{(i)} = [A]p^{(i)}$

$\alpha_i = \rho_{i-1} / p^{(i)} q^{(i)}$

$x^{(i)} = x^{(i-1)} + \alpha_i p^{(i)}$

$r^{(i)} = r^{(i-1)} - \alpha_i q^{(i)}$

check convergence $|r|$

end

CGソルバ—(3/6)

```

do iter= 1, ITERmax
!C
!C-- {z}= [M-1] {r}
do i= 1, N
  W(i, Z)= W(i, DD) * W(i, R)
enddo

!C
!C-- RHO= {r} {z}
RHO= 0. d0
do i= 1, N
  RHO= RHO + W(i, R)*W(i, Z)
enddo

```

Compute $r^{(0)} = b - [A]x^{(0)}$

for $i = 1, 2, \dots$

solve $[M]z^{(i-1)} = r^{(i-1)}$

$\rho_{i-1} = r^{(i-1)} \cdot z^{(i-1)}$

if $i = 1$

$p^{(1)} = z^{(0)}$

else

$\beta_{i-1} = \rho_{i-1} / \rho_{i-2}$

$p^{(i)} = z^{(i-1)} + \beta_{i-1} p^{(i-1)}$

endif

$q^{(i)} = [A]p^{(i)}$

$\alpha_i = \rho_{i-1} / p^{(i)} q^{(i)}$

$x^{(i)} = x^{(i-1)} + \alpha_i p^{(i)}$

$r^{(i)} = r^{(i-1)} - \alpha_i q^{(i)}$

check convergence $|r|$

end

CGソルバ—(4/6)

```

!C
!C-- {p} = {z} if      ITER=1
!C   BETA= RH0 / RH01 otherwise

  if ( iter.eq.1 ) then
    do i= 1, N
      W(i,P)= W(i,Z)
    enddo
  else
    BETA= RH0 / RH01
    do i= 1, N
      W(i,P)= W(i,Z) + BETA*W(i,P)
    enddo
  endif

!C
!C-- {q}= [A] {p}

  do i= 1, N
    W(i,Q) = DIAG(i)*W(i,P)
    do j= INDEX(i-1)+1, INDEX(i)
      W(i,Q) = W(i,Q) + AMAT(j)*W(ITEM(j),P)
    enddo
  enddo
enddo

```

Compute $r^{(0)} = b - [A]x^{(0)}$

for $i = 1, 2, \dots$

solve $[M]z^{(i-1)} = r^{(i-1)}$

$\rho_{i-1} = r^{(i-1)} \cdot z^{(i-1)}$

if $i=1$

$p^{(1)}= z^{(0)}$

else

$\beta_{i-1} = \rho_{i-1}/\rho_{i-2}$

$p^{(i)}= z^{(i-1)} + \beta_{i-1} p^{(i-1)}$

endif

$q^{(i)}= [A]p^{(i)}$

$\alpha_i = \rho_{i-1}/p^{(i)}q^{(i)}$

$x^{(i)}= x^{(i-1)} + \alpha_i p^{(i)}$

$r^{(i)}= r^{(i-1)} - \alpha_i q^{(i)}$

check convergence $|r|$

end

CGソルバ—(5/6)

```
!C
!C-- ALPHA= RHO / {p} {q}
```

```
C1= 0. d0
do i= 1, N
    C1= C1 + W(i, P)*W(i, Q)
enddo
ALPHA= RHO / C1
```

```
!C
!C-- {x}= {x} + ALPHA*{p}
!C {r}= {r} - ALPHA*{q}
```

```
do i= 1, N
    PHI(i)= PHI(i) + ALPHA * W(i, P)
    W(i, R)= W(i, R) - ALPHA * W(i, Q)
enddo
```

Compute $r^{(0)} = b - [A]x^{(0)}$

for $i = 1, 2, \dots$

solve $[M]z^{(i-1)} = r^{(i-1)}$

$\rho_{i-1} = r^{(i-1)} \cdot z^{(i-1)}$

if $i = 1$

$p^{(1)} = z^{(0)}$

else

$\beta_{i-1} = \rho_{i-1}/\rho_{i-2}$

$p^{(i)} = z^{(i-1)} + \beta_{i-1} p^{(i-1)}$

endif

$q^{(i)} = [A]p^{(i)}$

$\alpha_i = \rho_{i-1}/p^{(i)} q^{(i)}$

$x^{(i)} = x^{(i-1)} + \alpha_i p^{(i)}$

$r^{(i)} = r^{(i-1)} - \alpha_i q^{(i)}$

check convergence $|r|$

end

CGソルバー(6/6)

```

DNRM2 = 0.0
do i= 1, N
  DNRM2= DNRM2 + W(i, R)**2
enddo

```

RESID= dsqrt(DNRM2/BNRM2)

```

if ( RESID.le.EPS) goto 900
RH01 = RHO  rho_i-2

```

```

enddo
900 continue

```

$$\text{Resid} = \sqrt{\frac{\text{DNorm2}}{\text{BNorm2}}} = \frac{|r|}{|b|} = \frac{|b - Ax|}{|b|} \leq \text{Eps}$$

$|r|, |b|: 2/L2/Euclidean-norm \quad (\|r\|_2, \|b\|_2)$

制御ファイル `input.dat`

4	NE (要素数)
1.0 1.0 1.0 1.0	Δx (要素長さL), Q, A, λ
100	反復回数
1.e-8	CG法の反復打切り誤差 Eps

```

Compute r^(0)= b - [A] x^(0)
for i= 1, 2, ...
  solve [M] z^(i-1)= r^(i-1)
  rho_i-1= r^(i-1) z^(i-1)
  if i=1
    p^(1)= z^(0)
  else
    beta_i-1= rho_i-1 / rho_i-2
    p^(i)= z^(i-1) + beta_i-1 p^(i-1)
  endif
  q^(i)= [A] p^(i)
  alpha_i= rho_i-1 / p^(i) q^(i)
  x^(i)= x^(i-1) + alpha_i p^(i)
  r^(i)= r^(i-1) - alpha_i q^(i)
  check convergence |r|
end

```

$$Ax = b \Rightarrow \alpha Ax = \alpha b$$

$$r = b - Ax \Rightarrow R = \alpha b - \alpha Ax = \alpha r$$

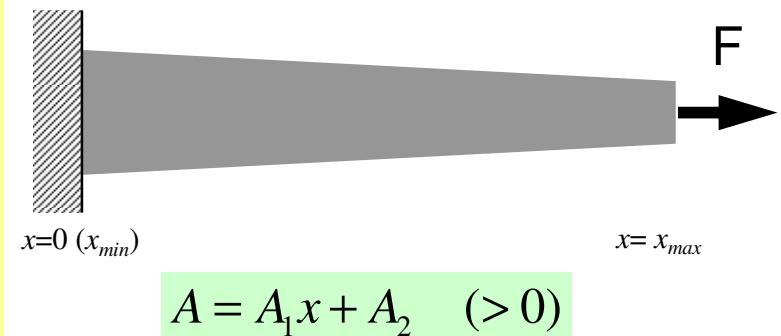
有限要素法の処理: プログラム

- 初期化
 - 制御変数読み込み
 - 座標読み込み ⇒ 要素生成 (N : 節点数, NE : 要素数)
 - 配列初期化 (全体マトリクス, 要素マトリクス)
 - 要素 ⇒ 全体マトリクスマッピング (Index, Item)
- マトリクス生成
 - 要素単位の処理 (do $icel = 1, NE$)
 - 要素マトリクス計算
 - 全体マトリクスへの重ね合わせ
 - 境界条件の処理
- 連立一次方程式
 - 共役勾配法 (CG)

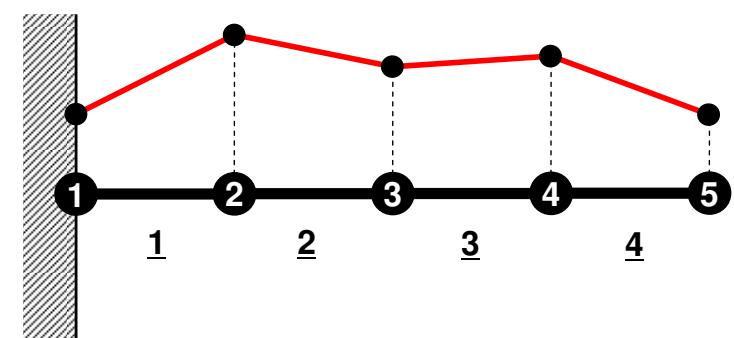
より精度をあげるには？

- メッシュを細かくする

```
NE=8, dx=12.5
8 iters, RESID= 2.822910E-16 U(N)= 1.953586E-01
### DISPLACEMENT
 1 0.000000E+00 -0.000000E+00
 2 1.101928E-02 1.103160E-02
 3 2.348034E-02 2.351048E-02
 4 3.781726E-02 3.787457E-02
 5 5.469490E-02 5.479659E-02
 6 7.520772E-02 7.538926E-02
 7 1.013515E-01 1.016991E-01
 8 1.373875E-01 1.381746E-01
 9 1.953586E-01 1.980421E-01
```



```
NE=20, dx=5
20 iters, RESID= 5.707508E-15 U(N)= 1.975734E-01
### DISPLACEMENT
 1 0.000000E+00 -0.000000E+00
 2 4.259851E-03 4.260561E-03
 3 8.719160E-03 8.720685E-03
 4 1.339752E-02 1.339999E-02
...
 17 1.145876E-01 1.146641E-01
 18 1.295689E-01 1.296764E-01
 19 1.473466E-01 1.475060E-01
 20 1.692046E-01 1.694607E-01
 21 1.975734E-01 1.980421E-01
```



$$u = \frac{F}{EA_1} \left[\log(A_1 x + A_2) - \log(A_2) \right]$$

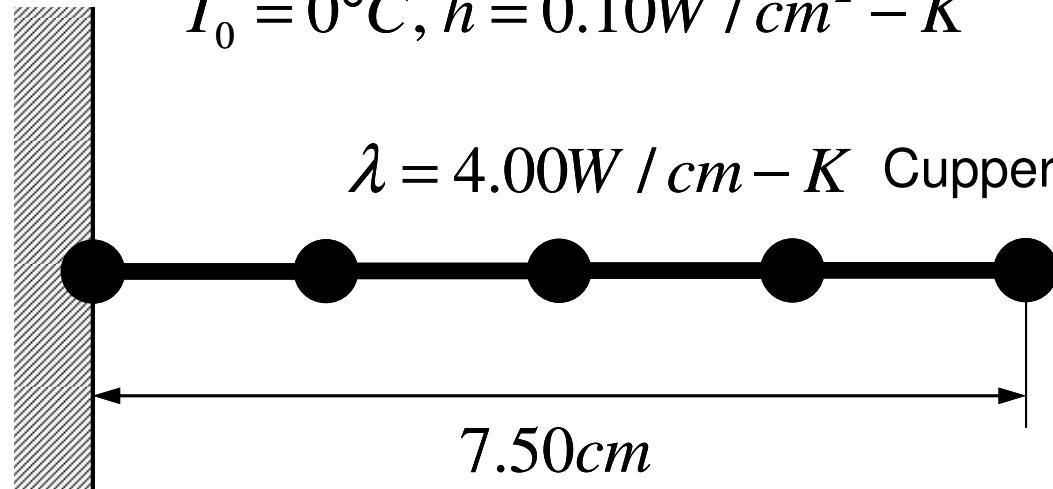
より精度をあげるには？

- メッシュを細かくする
- 高次の補間関数(形状関数)を使用する
 - 高次要素
 - 線形要素, 一次要素は低次要素と呼ばれる
- n次微分係数の連続性を保証する定式化を適用する
 - C^n 連続性

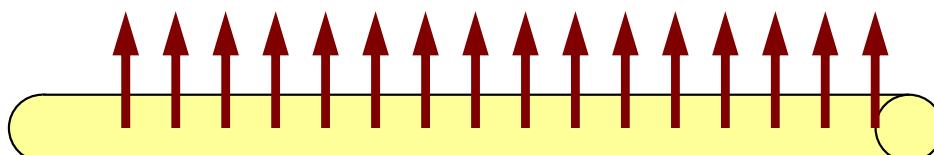
より精度をあげるには？

- メッシュを細かくする
- 高次の補間関数(形状関数)を使用する
- n次微分係数の連続性を保証する定式化を適用する
 - C^n 連続性
- これまで紹介してきたのは：
 - 一次要素(線形要素)
 - 区分的一次近似(Piecewise Linear)
 - C^0 連続
 - 従属変数(のみ)が要素境界で連続
- **高次要素の例：**
 - 二次要素：曲線の近似により適している
 - 要素内で二次関数的な分布
 - C^0 連続

Example: 1D Heat Transfer (1/2)



$T_S = 150^\circ\text{C}$



Convective Heat Transfer on
Cylindrical Surface

- Temp. Thermal Fins
- Circular Sectional Area, $r=1\text{cm}$
- Boundary Condition
 - $x=0$: Fixed Temperature
 - $x=7.5$: Insulated
- Convective Heat Transfer on Cylindrical Surface
 - $q = h (T - T_0)$
 - q : Heat Flux
 - Heat Flow/Unit Surface Area/sec.

Example: 1D Heat Transfer (2/2)

RESULTS (linear interpolation)

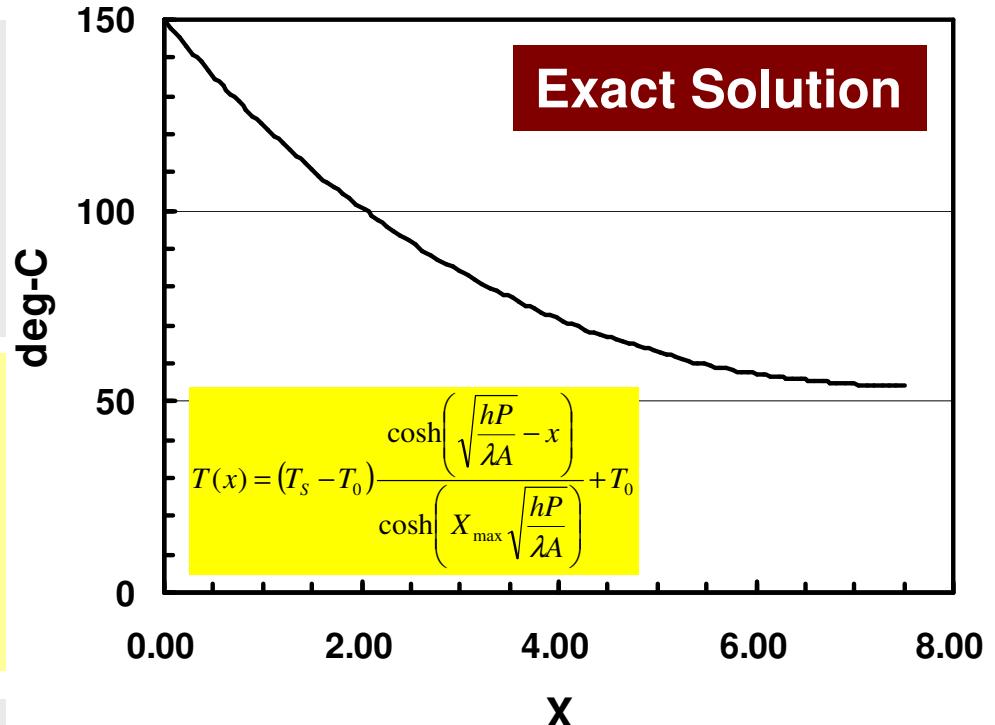
ID	X	FEM.	ANALYTICAL	
1	0.00000	150.00000	150.00000	ERR (%) : 0.00000
2	1.87500	102.62226	103.00165	ERR (%) : 0.25292
3	3.75000	73.82803	74.37583	ERR (%) : 0.36520
4	5.62500	58.40306	59.01653	ERR (%) : 0.40898
5	7.50000	53.55410	54.18409	ERR (%) : 0.41999

RESULTS (quadratic interpolation)

ID	X	FEM.	ANALYTICAL	
1	0.00000	150.00000	150.00000	ERR (%) : 0.00000
2	1.87500	102.98743	103.00165	ERR (%) : 0.00948
3	3.75000	74.40203	74.37583	ERR (%) : 0.01747
4	5.62500	59.02737	59.01653	ERR (%) : 0.00722
5	7.50000	54.21426	54.18409	ERR (%) : 0.02011

RESULTS (linear interpolation)

ID	X	FEM.	ANALYTICAL	
1	0.00000	150.00000	150.00000	ERR (%) : 0.00000
2	0.93750	123.71561	123.77127	ERR (%) : 0.03711
3	1.87500	102.90805	103.00165	ERR (%) : 0.06240
4	2.81250	86.65618	86.77507	ERR (%) : 0.07926
5	3.75000	74.24055	74.37583	ERR (%) : 0.09019
6	4.68750	65.11151	65.25705	ERR (%) : 0.09703
7	5.62500	58.86492	59.01653	ERR (%) : 0.10107
8	6.56250	55.22426	55.37903	ERR (%) : 0.10317
9	7.50000	54.02836	54.18409	ERR (%) : 0.10382



Quadratic interpolation provides more accurate solution, especially if X is close to 7.50cm.