# 第10章

# **Time-Dependent Problems**

## 本日のトピック

- 1. 有限要素法の復習
- 2. 非定常問題の解き方
- 3. 例:拡散方程式

しょうぶざこ けんすけ

# 菖蒲迫 健介

九州大学 地球惑星科学専攻 地球内部ダイナミクス・修士2年

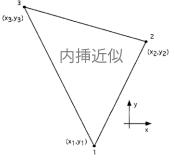
### ヘルムホルツ方程式を数値的に解きたい

$$\nabla^2 u + f u = g$$

定常状態の流体の運動方程式

■ 関数u を有限個の離散点の足し合わせで表現してみる

$$u(\boldsymbol{x}) \approx \hat{u}(\boldsymbol{x}) = \sum_{j=1}^{N} u_j \phi_j(\boldsymbol{x})$$



 $u_j, \phi_j$  は離散点のみで値が定義され, それぞれ係数と基底関数である

= 形状関数

※ フィッテイング係数と言っても良い

■ <u>特殊な場合</u>を除き, *u* ≠ *û* 無限個の正規直交関数系で展開

残差 
$$R(\boldsymbol{x}) = \nabla^2 \hat{u} + f \hat{u} - g \approx 0$$

■ 目標は,基底関数を適当に選んだときに, 「全ての点で」残差をゼロにする係数  $u_i$  を探すこと

$$R(\boldsymbol{x}) = 0$$

■ 当然,それは結構厳しいので「全ての点で → 平均すると」 と緩い条件に変えてみる

$$\int_{\Omega} RW_i d\boldsymbol{x} = 0 \quad \Rightarrow \quad \langle R, W_i \rangle = 0 \quad (i = 1, \dots, N)$$

- $\blacksquare$  ここで, $W_i$  は  $\phi_i$  とは無関係な重み関数
- 重み付き残差法 という

重み付き残差法のスローガン

- **「どこでも残差ゼロ」を「平均的に残差ゼロ」**
- ガラーキン有限要素法は、重み関数に基底関数を用いる

$$W_i = \phi_i$$

#### 例1. ガラーキン有限要素法を使ってみる

$$u(x) = g(x) \quad (0 \le x \le l)$$
$$g(0) = g(l) = 0$$

■ 有限個の基底関数を使って,多項式展開(フィッテイング)

$$\hat{u} = \sum_{j}^{N} u_{j} \sin\left(\frac{j\pi x}{l}\right)$$

特殊な場合

- もしも,無限個足し合わせれば,完全に元の関数を再現 (フーリエ級数展開)
- 有限個なので、「各点で」残差アリ

$$R = \hat{u} - g$$

 $lacksymbol{\blacksquare}$  重み付き残差法を発動  $\langle R,W_i
angle=0$ 

$$\left\langle \sum_{j=1}^{N} u_{j} \sin \left( \frac{j\pi x}{l} \right) - g, W_{i} \right\rangle = 0$$

$$\sum_{j}^{N} u_{j} \left\langle \sin \left( \frac{j\pi x}{l} \right), W_{i} \right\rangle = \left\langle g, W_{i} \right\rangle$$

- ・ 行列形式へ  $A_{ij} = \left\langle \sin\left(\frac{j\pi x}{l}\right), W_i \right\rangle$   $b_i = \left\langle g, W_i \right\rangle$
- ガラーキン法では、基底関数 = 重み関数

$$W_i = \sin\left(\frac{i\pi x}{l}\right) \qquad \frac{\left\langle g, \sin\left(\frac{i\pi x}{l}\right)\right\rangle}{\left\langle \sin^2\left(\frac{i\pi x}{l}\right)\right\rangle}$$

### ヘルムホルツ方程式を数値的に解きたい

$$\nabla^2 u + f u = g$$

定常状態の流体の運動方程式

■ 厳密な式の両辺に重み関数を掛けて,積分してみる

$$\langle \nabla^2 u, W_i \rangle + \langle f u, W_i \rangle = \langle g, W_i \rangle$$

### 目標:二階微分を消し去りたい (: 非線形の多項式展開は嫌)

■ ベクトル恒等式にガウスの定理を使用

$$\nabla \cdot (f\nabla g) = \nabla f \cdot \nabla g + f\nabla^2 g$$

$$\nabla \cdot (f\nabla g)dV = \int_V \nabla f \cdot \nabla g dV + \int_V f\nabla^2 g dV$$

$$\nabla \cdot (f\nabla g)dV = \int_V \nabla f \cdot \nabla g dV + \int_V f\nabla^2 g dV$$

$$\nabla \cdot (f\nabla g) \cdot \mathbf{n} dS = \int_V \nabla f \cdot \nabla g dV + \int_V f\nabla^2 g dV$$

$$\langle \nabla^2 u, W_i \rangle = -\langle \nabla u, \nabla W_i \rangle + \oint_S W_i \nabla u \cdot \mathbf{n} dS$$
$$-\langle \nabla u, \nabla W_i \rangle + \langle f u, W_i \rangle = \langle g, W_i \rangle - \oint_S W_i \nabla u \cdot \mathbf{n} dS$$

二階微分から一階微分へ → 弱形式

- メリット:基底関数は簡単な線形系 / 二階微分のモデル不要
  - 日 行列形式へ  $[A]\{u\} = \{b\}$   $A_{ij} = -\langle \nabla \phi_j, \nabla W_i \rangle + \langle f \phi_j, W_i \rangle$   $b_i = \langle g, W_i \rangle \oint_S W_i \frac{\partial u}{\partial n} \, dS$
- 有限要素法は重み関数で積分した方程式(弱形式)を解く
- ここで,u の境界条件を「基本境界条件」 u の微分の境界条件を「自然境界条件」という

### 非定常問題 = 時間依存性を持つ問題

■ 可能性1:基底関数を時間変化させる

$$u(oldsymbol{x},t) = \sum_i^N u_i \phi_i(oldsymbol{x},t)$$

各時刻毎に基底関数を変えないといけない

■ 可能性2:係数を時間変化させる

$$u(\boldsymbol{x},t) = \sum_{i}^{N} u_{i}(t) \phi_{i}(\boldsymbol{x})$$

各時刻毎に節点の値だけが変化

- ・ 一般的には,係数を時間変化させる方が簡単 (∵最初だけ基底関数を場に張り付ければ良い)
- ・ SPH法 (Smoothed Particle Hydrodynamics) も考え方は一緒 ただし,計算点が動く → 動く有限要素法

### 時間積分について

■ ある関数 g の離散的な時間積分法

$$\int_{k}^{k+1} g dt = \Delta t \left( \theta g^{k+1} + (1 - \theta) g^{k} \right)$$

 $\theta = 0,1,\frac{1}{2}$  で場合分け

$$\int_{k}^{k+1} g dt = \begin{cases} g^{k} \Delta t & \text{前進オイラー法} \\ g^{k+1} \Delta t & \text{後退オイラー法} \\ \frac{g^{k+1} + g^{k}}{2} \Delta t & \text{中心差分法} \end{cases}$$

■ 一番簡単なのは、前進オイラー法

### 時間積分の方針 → 陽解法 vs 陰解法

■ 具体例) 一次元の移流方程式

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = u \; \frac{\partial \phi}{\partial x}$$

 $\phi$ : 知りたい量,u: 一定速度

#### 一般解 (速度uで進む何か)

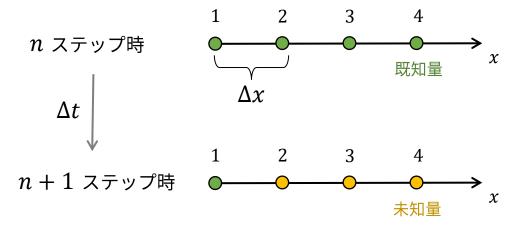
ダランベールの解の片割れ

$$\phi = f(x + ut)$$

一次精度

一次精度

時間は前進差分,空間は後退差分 離散化:



陽解法 (昔の値のみで積分)

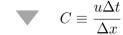
$$\frac{\phi_i^{n+1} - \phi_i^n}{\Delta t} = u \frac{\phi_i^n - \phi_{i-1}^n}{\Delta x}$$



$$\frac{\phi_2^{n+1} - \phi_2^n}{\Delta t} = u \frac{\phi_2^n - \phi_c}{\Delta x}$$
$$\phi_3^{n+1} - \phi_3^n \qquad \phi_3^n - \phi_2^n$$

$$\frac{\varphi_3 - \varphi_3}{\Delta t} = u \frac{\varphi_3 - \varphi_2}{\Delta x}$$
$$\phi_4^{n+1} - \phi_4^n \qquad \phi_4^n - \phi_3^n$$

$$\frac{\phi_4 - \phi_4}{\Delta t} = u \frac{\phi_4 - \phi_3}{\Delta x}$$



$$\phi_2^{n+1} = \phi_2^n + C(\phi_2^n - \phi_c)$$

$$\phi_3^{n+1} = \phi_3^n + C(\phi_3^n - \phi_2^n)$$

$$\phi_4^{n+1} = \phi_4^n + C(\phi_4^n - \phi_3^n)$$

$$\frac{\phi_i^{n+1} - \phi_i^n}{\Delta t} = u \frac{\phi_i^{n+1} - \phi_{i-1}^{n+1}}{\Delta x}$$



$$\frac{\phi_2^{n+1} - \phi_2^n}{\Delta t} = u \frac{\phi_2^{n+1} - \phi_c}{\Delta x}$$

$$\frac{\phi_3^{n+1} - \phi_3^n}{\Delta t} = u \frac{\phi_3^{n+1} - \phi_2^{n+1}}{\Delta x}$$

$$\frac{\phi_2^{n+1} - \phi_3^n}{\Delta t} = \frac{\phi_3^{n+1} - \phi_2^{n+1}}{\Delta x}$$

$$C \equiv \frac{u\Delta t}{\Delta x}$$

$$\phi_{2}^{n+1} = \phi_{2}^{n} + C (\phi_{2}^{n} - \phi_{c})$$

$$\phi_{3}^{n+1} = \phi_{3}^{n} + C (\phi_{3}^{n} - \phi_{2}^{n})$$

$$\phi_{4}^{n+1} = \phi_{4}^{n} + C (\phi_{4}^{n} - \phi_{3}^{n})$$

$$\begin{pmatrix} (1 - C) & 0 & 0 & C \\ C & (1 - C) & 0 & 0 \\ 0 & C & (1 - C) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \phi_{2}^{n+1} \\ \phi_{3}^{n+1} \\ \phi_{4}^{n+1} \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \phi_{2}^{n} \\ \phi_{3}^{n} \\ \phi_{4}^{n} \\ 0 \end{pmatrix}$$

陽解法の方が圧倒的に簡単! ただし…

**■ 陽解法の方が簡単だけど,数値的不安定が発生** 

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = u \frac{\partial \phi}{\partial x}$$

$$\phi_2^{n+1} = \phi_2^n + C(\phi_2^n - \phi_c)$$

$$\phi_3^{n+1} = \phi_3^n + C(\phi_3^n - \phi_2^n)$$

$$\phi_4^{n+1} = \phi_4^n + C(\phi_4^n - \phi_3^n)$$

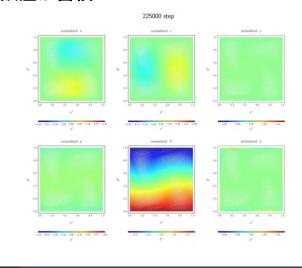
・桁落ち … 非常に近い値の引き算をすると,有効数字が減る

$$1.000 - 0.999 = 0.001$$

コンピューター上で4つ分の数字を確保すると仮定

- ・陽解法では、桁落ちに伴う数値誤差が蓄積
  - → 数値不安定を起こす原因
    - ※物理的な不安定とは異なる
- ・陰解法では誤差が蓄積しない

$$\begin{pmatrix} (1-C) & 0 & 0 & C \\ C & (1-C) & 0 & 0 \\ 0 & C & (1-C) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \phi_2^{n+1} \\ \phi_3^{n+1} \\ \phi_4^{n+1} \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \phi_2^n \\ \phi_3^n \\ \phi_4^n \\ 0 \end{pmatrix}$$



■ 数値的安定性が起こらない条件とは?

これを調べる方法を「von Neumannの安定性解析」という

5章のstabilityの内容

一次元の移流拡散方程式

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + u \frac{\partial \phi}{\partial x} = \nu \frac{\partial^2 \phi}{\partial x^2}$$
流れ 抵抗 (移流項) (拡散項)

運動方程式とエネルギー方程式っぽいやつ

1. CFL条件 (Courant-Friedrichs-Lewy)

$$C \equiv \frac{u\Delta t}{\Delta x} = \frac{u}{\Delta x/\Delta t} < 1$$

2. 拡散に関するvon Neumannの条件

$$d \equiv \frac{\nu \Delta t}{(\Delta x)^2} < \frac{1}{2}$$

 $\Delta x$ が小さいとキツイuが大きいとキツイvが大きいとキツイ

$$\Delta t^{
m CFL} < rac{\Delta x}{u}$$

$$\Delta t^{
m dif} < rac{(\Delta x)^2}{2
u}$$

タイムステップ∆tを小さく取れば数値不安定は起きない → 細かい時間刻みでしか進めない

### 拡散方程式をガラーキン有限要素法で解いてみる

$$\frac{\partial u}{\partial t} - \nabla \cdot (D\nabla u) = r \qquad \qquad \left\langle \frac{\partial u}{\partial t} \phi_i \right\rangle - \left\langle \phi_i \nabla \cdot (D\nabla u) \right\rangle = \left\langle r \phi_i \right\rangle$$

■ 青字部分が二階微分を含むので、困る → 弱形式へ

$$\phi_{i}\nabla\cdot(D\nabla u) = \nabla\cdot(\phi(D\nabla u)) - \nabla\phi_{i}\cdot(D\nabla u)$$

$$\nabla$$

$$\int_{V}\phi_{i}\nabla\cdot(D\nabla u)\,dV = \int_{V}\nabla\cdot(\phi(D\nabla u))\,dV - \int_{V}\nabla\phi_{i}\cdot(D\nabla u)\,dV$$

$$\nabla$$

$$\langle\phi_{i}\nabla\cdot(D\nabla u)\rangle = \oint_{S}\phi_{i}(D\nabla u)\cdot\mathbf{n}dS - \langle\nabla\phi_{i}\cdot(D\nabla u)\rangle$$

$$\nabla$$

$$\langle\phi_{i}\nabla\cdot(D\nabla u)\rangle = \oint_{S}\phi_{i}(D\nabla u)\cdot\mathbf{n}dS - \langle\nabla\phi_{i}\cdot(D\nabla u)\rangle$$

$$\nabla$$

$$\langle\phi_{i}\nabla\cdot(D\nabla u)\rangle + \langle D\nabla u\cdot\nabla\phi_{i}\rangle - \oint_{S}\phi_{i}(D\nabla u)\cdot\mathbf{n}dS = \langle r\phi_{i}\rangle$$

#### ■ 定義を思い出して

$$u(\boldsymbol{x},t) = \sum_{i}^{N} u_{i}(t)\phi_{i}(\boldsymbol{x})$$
  $\qquad \qquad \frac{\partial u}{\partial t} = \sum_{i}^{N} \frac{du_{i}}{dt} \phi_{i}(\boldsymbol{x})$ 

$$\sum_{j}^{N} \frac{du_{j}}{dt} \langle \phi_{j} \phi_{i} \rangle + \sum_{j}^{N} u_{j} \langle D \nabla \phi_{j} \cdot \nabla \phi_{i} \rangle = \oint \phi_{i}(D \nabla u) \cdot \mathbf{n} dS + \langle r \phi_{i} \rangle$$

#### ■ 行列形式にする

$$[M] \left\{ \frac{du}{dt} \right\} + [K]\{u\} = \{R\}$$

$$M_{ij} = \langle \phi_j \phi_i \rangle$$

$$K_{ij} = \langle D \nabla \phi_j \cdot \nabla \phi_i \rangle$$

$$R_i = \oint \phi_i (D \nabla u) \cdot \boldsymbol{n} dS + \langle r \phi_i \rangle$$

■ 時間積分を行う(最後の離散化)

$$[M]{u^{k+1}} = [M]{u^k} + \int_k^{k+1} (-[K]{u} + {R}) dt$$

$$[[M] + \theta \Delta t[K]] \{u^{k+1}\} = [[M] - (1 - \theta) \Delta t[K]] \{u^k\} + \int_{k}^{k+1} \{R\} dt$$

■ さっきの続き

$$[[M] + \theta \Delta t[K]] \{u^{k+1}\} = [[M] - (1 - \theta)\Delta t[K]] \{u^k\} + \int_{k}^{k+1} \{R\} dt$$

■ 再度,行列形式にする

$$[A]{u^{k+1}} = [B]{u^k} + {c^{k+1/2}}$$

$$A_{ij} = \langle \phi_j \phi_i + \theta \Delta t D \nabla \phi_j \cdot \nabla \phi_i \rangle$$

$$B_{ij} = \langle \phi_j \phi_i - (1 - \theta) \Delta t \nabla \phi_j \cdot \nabla \phi_i \rangle$$

$$c_i^{k+1/2} = \int_k^{k+1} \left( \oint \phi_i (D \nabla u) \cdot \mathbf{n} dS + \langle r \phi_i \rangle \right) dt$$

■ 例えば、基底関数に三角形の形状関数を選べば

$$A_{ij} = \frac{A_e}{12} (1 + \delta_{ij}) + \theta D \Delta t \frac{(\Delta x_i \Delta x_j + \Delta y_i \Delta y_j)}{4A_e}$$
$$B_{ij} = \frac{A_e}{12} (1 + \delta_{ij}) + (1 - \theta) D \Delta t \frac{(\Delta x_i \Delta x_j + \Delta y_i \Delta y_j)}{4A_e}$$

Table 9.1 を参照

- 後は,各時刻毎の *u* を求めれば良い → 行列演算([A]の逆行列計算)の効率化
- 教科書にあった「LR分解」は「LU分解」のこと?

$$\{u\}$$
を求めたい  $[A]\{u\}=\{z\}$  上三角と下三角行列に分解 
$$[A]=[L][R]$$
  $[L][R]\{u\}=\{z\}$   $lacktriangle$   $[L]\{y\}=\{z\}$   $\Rightarrow$   $\{y\}=[L]^{-1}\{z\}$ 

■ 超ドデカ行列[A]をひっくり返すのは結構大変だから,分割

 $[R]{u} = {y} \Rightarrow {u} = [R]^{-1}{z}$ 

■ 実は,[L]の計算は逐次代入的に計算可能 → [L]の逆行列計算は不要