### 2次元セル構造のモデル化と材料定数の推定

### <u>1. 緒言</u>

実在の構造用材料は微細構造を有しており、不均一な材料 である.そのことを考慮した力学的挙動を従来の連続体力学 の手法で表現する方法としてマイクロポーラ弾性理論があ る.この理論に従う材料をここでは「マイクロポーラ材料」 と呼ぶ.マイクロポーラ材料はセル構造を有していることが 多く、それを再現するためコンピューター上でセル構造モデ ルを作成し、引張りの静的解析を行った.本研究では、微細 構造から材料定数を推定し、モデルと材料定数の関係から構 造が材料定数に及ぼす影響について明らかにすることを目 的としている.これによって、内部構造を設計することによ り材料全体の特性を定めることができれば、目的に合った材 料開発の進歩につながると考える.

### 2. セル構造のモデル化

#### 2-1 ボロノイ多角形

本研究では、ボロノイ多角形の 集合体を利用して、2次元セル構 造のモデルを作成した.ボロノイ 多角形とは図1に示すような、複 数の母点を任意の位置に配置し、 母点間の垂直二等分線で囲まれ た図形のことを言う.母点の位置 をランダムに配置することで、実 際のマイクロポーラ材料に近い 構造のモデルを作成した.



Fig. 1Voronoi polygons

1+-

2m

1

1m

2m

1m

1/2

Cut out al

 $1 \text{m} \times 1 \text{m}$ 

### 2-2 解析モデル

本研究では、SolidWorks を使用して、解析モデルを作成した. 図 2 のような描画領域が 2m×2m のランダムなボロノイ

線図をプログラミングによって 作成し、そこから 1m×1m の範 囲を切り取り、モデル作成の領 域とした.領域外に存在する母 点を考慮するためこのような手 法で作成を行った.モデル領域 の母点数は 20 個から 60 個,厚 み 0.01m,部材幅は 0.02m, 0.03m, 0.04m の 3 種類で作成した.図 3

に作成したモデルの一例を示す. 本研究で使用しているモデルは*x* 

軸方向とy軸方向で構造は異なるので両軸から解析を行う必要がある.ここではx軸方向における拘束条件を以下に示す.

左側面: x 軸方向に変位 0[m] 右側面: x 軸方向に変位 0.01[m] 上下面: y, z 軸方向に変位 0[m]

上記の拘束条件は上下面の対称固定を再現している.理想的な ランダムセル構造の材料特性は 等方性になると予測されるが,実際の数値計算では等方性になら ない.そこで作成したモデルを 直交異方性体と仮定し,直交異 方性体における弾性理論を用



Fig. 2Voronoi diagram

Fig. 3Cell structure model

いてヤング率を導き出した.式(1)に関係式を示す.ここで  $E_x$ ,  $E_y$ はそれぞれ x, y方向のヤング率,  $v_{ij}$ はi方向に引っ張 ったときのj方向の縮みの割合(ポアソン比)である.

$$\begin{pmatrix} \varepsilon_x \\ \varepsilon_y \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{E_x} & -\frac{\nu_{yx}}{E_y} & 0 \\ -\frac{\nu_{xy}}{E_x} & \frac{1}{E_y} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} \sigma_x \\ \sigma_y \\ \sigma_{xy} \end{pmatrix}$$
(1)

弾性定数の間には Betti の相反定理と呼ばれる関係式(2)が成り立つ.

$$v_{xy}/E_x = v_{yx}/E_y \tag{2}$$

#### 3. 重回帰分析による材料定数の推定

重回帰分析を用いて、ヤング率の推定を行った.重回帰分 析とは、複数の要因となる数値(説明変数)から1つの結果を 示す数値(目的変数)を求める統計手法のことである.構造パ ラメータが材料定数に与える影響の大きさを調べるために 目的変数を材料定数,説明変数を構造パラメータとして重回 帰分析を行った.

#### 3-1 重回帰分析によるヤング率の推定

2章で作成したセル構造モデルは直交異方性であると仮定 しており,理想的なランダムセル構造にはなっていない.そ のため,関係式(3)を満たす等方性に近いモデルを用いて重回 帰分析を行った. *E<sub>x</sub>*, *E<sub>y</sub>*はそれぞれ *x* 方向と *y* 方向のヤング 率, *E<sub>ave</sub>*は *x* 方向と *y* 方向の平均のヤング率である.以下 *x* 方向と *y* 方向の平均のヤング率。「平均ヤング率」と呼ぶ.

|*E<sub>x</sub>* - *E<sub>y</sub>*|/*E*ave < 0.1 (3)</li>
 モデルは母点数が 41 から 60 のモデルを 60 個使用した.
 目的変数を平均ヤング率としたときの重回帰分析の回帰方
 程式を関係式(3)に示す.また,回帰方程式の下に説明変数に
 使用した構造パラメータ,重回帰分析の回帰方程式の精度を
 表す自由度調節済み決定係数 *R*2,有意 *F* を示す.

$$E = 1.99x_1 + 0.216x_2 - 4.90x_3 - 3.24x_4$$

$$-31.6x_5 - 2.44$$
[GPa] (4)

説明変数 x1:30 度以内の総延長の平均[m]

x2: 部材端の個数(左右差と上下差の平均)

x3: 部材端の距離(左右差と上下差の平均)[m]

- x<sub>4</sub>:内部セルの 7~10 角形が占める割合
- x5: 内部セルの周長の分散

#### R2:0.68, 有意 F:2.61×10<sup>-13</sup>

*R2*の値は 0.5 以上,有意 *F*の値は 0.05 以下であるので個の解析結果は有意性が高いと言える.先行研究と比べると 15%ほど精度が高くなった.これ以上,精度を高くするには,新たな説明変数が必要となる.

#### 3-2 重回帰分析によるヤング率の差の推定

x, y 方向のヤング率の差を目的変数,構造パラメータを説明 変数として重回帰分析を行い,ヤング率の差の大きさを推定する ことで異方性に影響を与える構造パラメータの特定を試みた.重 回帰分析の回帰方程式を関係式(5)に示す.

$$G = 3.30x_1 - 3.69x_2 - 9.52x_3 + 9.04[\text{GPa}]$$
(5)

目的変数 G: x, y 方向のヤング率の差

説明変数 x<sub>1</sub>:鉛直方向部材の総延長/水平方向部材の総延長

x<sub>2</sub>:上下面の節点間距離/左右面の節点間距離 x<sub>3</sub>:内部セルにおける7,8角形セルの割合

R2:0.50, 有意 F:3.19×10<sup>-6</sup>

Table1Significance and influence of an element

	有意性(p 値)	影響度(t値)
鉛直方向部材の総延長 /水平方向部材の総延長	6.04×10 <sup>-4</sup>	-3.77

表1から,部材の向いている方向が異方性に大きな影響を 与えており,引張を受ける部材が多い方向のヤング率が大き くなることが分かった.

#### 4. ディープラーニングによる材料定数の推定

2次元セル構造の内部構造とヤング率の関係性を調べるためにディープラーニングでの推測を行った.ディープラーニングでの推測を行った.ディープラーニングとは、大量のデータから自動で特徴量を抽出し、学習する人工知能技術である.人間の脳を模した構造であるニューラルネットワークを用いた深層学習により、画像認識や音声認識などを可能にしている.

ディープラーニングで学習を行うにあたって, k-分割公差 検証を用いた. k-分割公差検証とは、公差検証と呼ばれる汎 化性能を評価する統計手法の1つであり、学習データを k 個 のグループに分割し、



に対して、元モデル

を回転, 反転させて 8 Fig. 4 Deep learning flow chart

種のデータ拡張を行った.ここで、データ拡張とは、学習に おける特徴量抽出に影響を与えない程度の、拡大、回転、ノ イズを加えたデータを追加することでデータ数を水増しす る手法である.

Original	90degrees rotation	180degrees rotation	270degrees rotation
Flip	Flip-90degrees rotation	Flip-180degrees rotation	Flip-270degrees rotation

Fig. 5Sample images

本研究では部材幅が 0.02m, 0.03m, 0.04m の計 1004 個の モデルを作成し、そこからデータ拡張を行い、8016 個の画像 データを得た. 8016 個のデータのうち 20%の 1604 個をテス トデータとし、残りを 5130 個の訓練データと 1282 個の検証 データに 8:2 で分割した.

本研究で用いたニューラルネットワークの構造を図6に示 す.リズネットを用いた残差ブロックを重ね合わせることで, 深い層の学習においても勾配消失が起こることなく学習す ることができる.リズネットは,畳み込みを行う前の入力信 号 x を,出力 F(x)にスキップしてつなぐスキップ接続を導入 したニューラルネットワークのモデルである.



Fig. 6Structure of neural networks

ディープラーニングの評価指標として,損失関数として平均二乗誤差(Mean Squared Error)を使用し,評価指標として平均絶対誤差(Mean Absolute Error)を使用した.それぞれの導出式を式(6),式(7)に示す.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \hat{y}_i)^2$$
(6)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} |y_i - \hat{y}_i|$$
(7)

ここで, n はデータ数,  $y_i$  は検証データの i 番目の実測値,  $\hat{y}_i$  は検証データの i 番目の予測値を表す.

データ数 8016 個のデータセットでの解析の評価指標であ る MAE を図7に示す. 図中の Train Error, Val Error, epoch は、それぞれ訓練データの評価値、検証データの評価値、学 習回数である. 各評価指標は0に近いほど精度の高い学習が できているといえる.



図7より訓練データ、検証データともにMAEは0.6から 0.7で収束しており、過学習状態でない学習モデルを出力す ることができたが、精度の良い結果を得られたとは言えない. また、テストデータに対する結果は0.67となり、検証データ の評価値と大きく変わらなかった.精度の高い解析が行えな かった原因としては、セル構造モデルの複雑さ、特に部材幅 の違いによるヤング率の変化に適応できる学習モデルの構 築が行えなかったから、そして解析対象の複雑さに対してデ ータ数が不足していたからであると考えられる.

#### <u>5. 結言</u>

重回帰分析では推測精度を先行研究の 0.52 から 0.68 まで 向上させることができた.精度向上のため,材料定数に高い 影響を与える構造パラメータの発見が課題である.

ディープラーニングによる解析は先行研究と比較して,過 学習状態を抑制することには成功したが精度の向上は見ら れなかった.精度向上のためには,データ数の増加とデータ セットに対する最適な解析条件の模索が課題である.

# 2次元セル構造のモデル化と 材料定数の推定



▶ 研究の背景

### 実在の構造用材料は内部に微細構造を有している。



微細構造を有する材料を連続体として扱う手法に マイクロポーラ弾性理論がある。 マイクロポーラ材料は内部構造としてセル構造を有していることが多い。

1

## 研究の目的と方法

### ▶ 研究の目的

セル構造が材料全体に及ぼす影響について明らかにすること

### ▶ 研究の方法

作成したセル構造の材料定数をデータ化し、集計を行う

### 重回帰分析とディープラーニングを用いて 内部構造と材料定数との関連性を明らかにした

## 研究の手順



## 手順1 ボロノイ多角形によるセル構造の作成

### ボロノイ多角形: ランダムに配置した各母点から の垂直二等分線で囲まれた図形







部材幅 0.02m 0.03m 0.04mで作成



母点数:42 断面形状:矩形

部材幅:0.02m 厚さ

: 0.01m

## 手順2,3 モデル解析とヤング率の計算

▶ モデル解析



- 拘束条件
   左側面:x軸方向に変位0[m]
   右側面:x軸方向に変位0.01[m]
   上下面:y,z方向に変位0[m]
- 上下面での対称固定

無限平面上のセル構造の モデル化が可能となる

 $\frac{\nu_{xy}}{E_x} = \frac{\nu_{yx}}{E_y}$ 

▶ 直交異方性体における弾性理論

Bettiの相反定理

5

## 手順4-1 重回帰分析 (平均ヤング率)

▶ 重回帰分析の結果

最終的な式

 $E = 1.99x_1 + 0.216x_2 - 4.90x_3$ 

-3.24x<sub>4</sub> - 31.6x<sub>5</sub> - 2.44 [GPa]
目的変数: *E*(平均ヤング率)

説明変数

x<sub>1</sub>: *x*軸*y*軸に対して, 30度以内となっている スケッチの総延長の平均[m]

x<sub>2</sub>: 部材端の個数(左右差と上下差の平均)
 x<sub>3</sub>: 部材端の距離(左右差と上下差の平均) [m]
 x<sub>4</sub>: 内部セルの7~10角形が占める割合
 x<sub>5</sub>: 内部セルの周長の分散



回帰式の精度(補正R2): 0.68有意F : 2.61×10<sup>-13</sup>

スケッチ

## 重回帰分析(ヤング率の差)

重回帰分析の結果

最終的な式:  $G = -3.30x_1 - 3.69x_2 - 9.52x_3 + 9.04$ [GPa]

目的変数 G: x,y方向のヤング率の差[GPa]

説明変数

x<sub>1</sub>: y軸方向部材の総延長/x軸方向部材の総延長
 x<sub>2</sub>: 上下面の部材端距離/左右面の部材端距離
 x<sub>3</sub>: 内部セルにおける7,8角形セルの割合

精度(補正R2):0.50 有意F:3.19×10<sup>-6</sup>

## 手順4-2 ディープラーニングによる推定

1002個のセル構造モデルから計8016枚の画像を用意 (訓練用:5130枚、検証用:1282枚、テスト:1604用枚)



## 手順4-2 ディープラーニングによる推定



## 手順4-2 ディープラーニングによる推定



10

結言

### 重回帰分析

- ・推測精度を先行研究0.52から0.68まで向上できた
- ・精度向上のため、材料定数に高い影響を与える 構造パラメーターの発見が課題
- ・部材の向いている方向が異方性に大きな影響を与えており,引張を受ける部材 が多い方向のヤング率が大きくなると考えられる

11

### <u>ディープラーニング</u>

- ・データ数を増加させる度に評価値が改善されていった
- ・評価指標の値は0.6~0.7となった
- ・精度向上のため、データ数の増加と

データセットに対する最適な学習条件の設定の模索が課題