

I-26

ニューラルネットワークを用いた有限要素法自動
メッシュ生成に関する基礎的研究

○八戸工業高等専門学校 建設環境工学科 学生員 相内 満祥
八戸工業高等専門学校 建設環境工学科 学生員 立原めぐみ
八戸工業高等専門学校 建設環境工学科 正会員 杉田 尚男

1. はじめに

従来の応力集中部への要素分割は、解析者の経験的な判断によって信頼性の優劣が生じることに着目し、その判断のプロセスをファジィ推論を用いて論理的に表現した。¹⁾しかし、様々な形状への対応を考慮するとファジィルールの調整が必要になる。本研究では、ニューラルネットワークとシングルトン型ファジィ推論手法とを組合せ、シングルトンのみの推論手法と比較し再分割への可能性を検討した。

2. 解析手法

フローチャート図-1に示すように初期要素生成を行い、FEM解析結果から応力勾配を算出し、その応力勾配を利用してファジィ推論による応力集中部の特定を行った後ニューラルネットワークによる推論、要素の再分割を行うという5段階を基本とする。ファジィシステムに対するファジィ知識の構築を試行錯誤的に設計やチューニングする事は能率的でない。与えられた入出力データを近似するようにファジィ推論ルールを調整する方法として、MSFをその変化に追従できるような型に置き換え、シミュレーティッドアニーリング(Simulated Annealing; SA)の手法を用いてMSFの頂点位置を移動することにより適切なMSFの配置が可能であるが計算に時間がかかる難点がある。本研究では、シングルトン型簡略化推論法とニューラルネットワークの学習を組合せ、擬似的にSA法によるMSFの構築を行いシングルトンのみの推論方法によるメッシュ再分割の比較検討を行った。

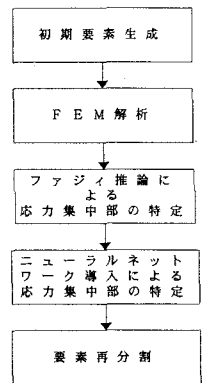


図-1 解析手法

3. 応力勾配

Voronoi理論の応用として、まずVoronoi領域内と領域間の2つの応力勾配の算出を行った。Voronoi領域の応力はVoronoi領域を構成している要素の平均値とし、領域間の応力勾配は、隣接しているVoronoi領域間について算出する。この平均値を応力勾配の代表値とし、以降この代表値を領域間応力勾配とする。領域間応力勾配だけでは、平均値を代表値としているために、Voronoi領域内の局所的な応力の変化が評価できず、過小に評価される場合がある。そこで、Voronoi領域内における応力の不連続量を表わすために、領域内で最大応力をとる要素と最小応力をとる要素間で応力勾配を求めた。以後、この応力勾配を領域内応力勾配とする。

4. ファジィ推論

推論方法として、シングルトン型簡略化推論法を用いた。前件部メンバーシップ関数として、領域間・領域内応力勾配の2つを定義する。推論結果は区間0~100で定義し、それを応力密度の度合いとする。推論結果の最大値が応力集中部と特定される。簡略化推論法は、後件部メンバーシップ関数が厚みを持たない高さの概念のみのファジィ集合(シングルトン)を用いたもので、計算効率が良いという利点がある。(図-2参照)

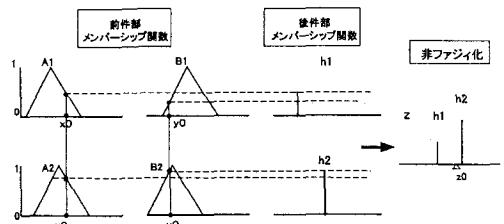


図-2 簡略化推論法

5. 推論部分におけるニューラルネットワークの導入

階層型ニューラルネットワークは多入力・1出力のニューロンを一つのユニットとして、入力信号は入力層から出力層へ方向にのみ伝達される。²⁾

手法としては、ファジィ推論による応力集中部の特定をした後に、入力層にはファジィ推論時に前件部メンバーシップ関数として定義した領域間・領域内応力勾配を、出力層にはファジィ推論値を与えた。

6. 要素再分割

応力集中部として特定された点を中心に要素を再分割する。上記のファジィ推論、ニューラルネットワークの学習の結果によって導き出された推論結果を元に、データベース化されたメンバーシップ関数を応力集中影響内の要素配置に反映させる。

7. 適用例

有限要素自動メッシュ生成により分割された有効平板モデルを解析対象とし、推論結果の変化を検討する。高さ $h = 1000\text{mm}$ 、幅 $b = 500\text{mm}$ 、引張力 $q = 100\text{ kN/mm}^2$ 、板厚 10mm 、ヤング係数 $E = 210000\text{MPa}$ 、ポアソン比 $\nu = 0.3$ 、半径 $r = 100\text{mm}$ 、全体解析モデルと1/4解析モデルを図-3に、初期配置による要素配置図を図-4に示す。推論結果から得られた再分割後の要素配置図を図-5に、ニューラルネットワーク導入により得られた再分割後の要素配置図を図-6、図-7に示す。図-8~図-10はそれぞれの再配置図のファジィ推論値、図-11に要素再配置後の三角形角度分布を示す。

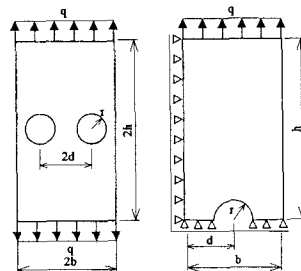


図-3 解析モデル

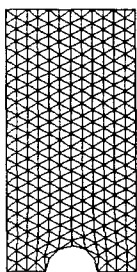


図-4 初期要素生成

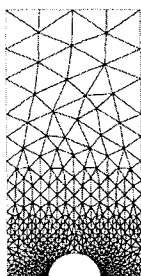


図-5 再配置図①

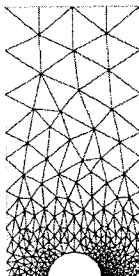


図-6 再配置図②

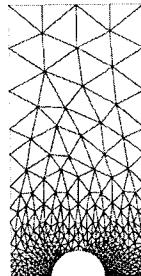


図-7 再配置図③

(節点数 289 要素数 508)

(節点数 472 要素数 840)

(節点数 262 要素数 448)

(節点数 358 要素数 625)

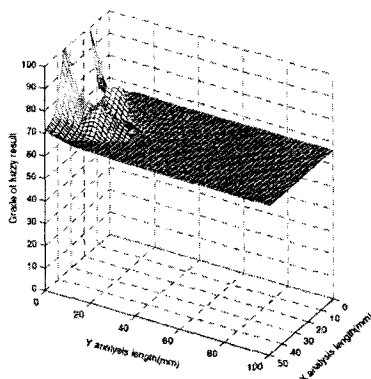


図-8 ファジィ推論値①

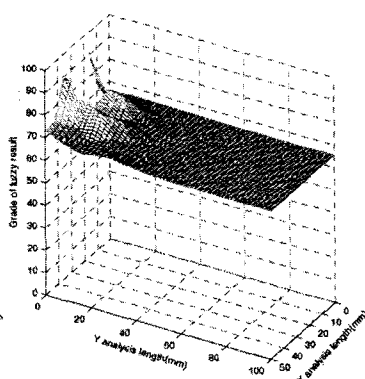


図-9 ファジィ推論値②

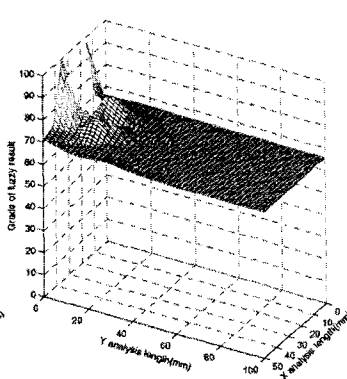


図-10 ファジィ推論値③

8. おわりに

ニューラルネットワークの学習回数の違いにより節点数・要素数は増減するが、学習回数を増加させていくと節点数・要素数も増加する傾向がある。角度分布図からは、ファジィ推論のみと比較すると正三角形に近いメッシュの分布が多くなる傾向があり、連続的な要素配置が可能であることが確認できた。今後の課題としては、再配置時の要素配置、ニューラルネットワークにおける学習データの抽出方法を検討する必要がある。

9. 参考文献

- 1) 杉田尚男, 伊賀孝幸, 鳥居邦夫.
応力勾配を用いたファジィ推論による自動メッシュ生成法.
日本計算工学会論文集, Vol. 1,5, 1999, pp. 119-124.
- 2) 萩原将文. ニューロ・ファジィ・遺伝的アルゴリズム. 産業図書.

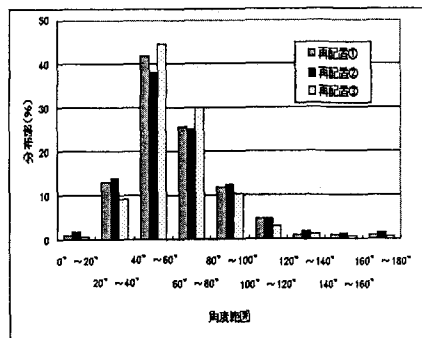


図-11 要素再配置後の三角形角度分布