

I-389

薄肉曲面板の応力評価に関するニューラルネットワークの適用

(財)電力中央研究所 正会員 山本 広祐
正会員 中村 秀治

1. まえがき 水門扉のスキンプレートは、面に垂直な等分布荷重(水圧)を受ける薄肉板であり、その設計にあたっては、Timoshenko による周辺固定薄肉平板の応力算定式^{1),2)}が用いられてきた。しかしながら、水門扉のスキンプレートには平面及び円弧曲面の2種類があり、この算定式を曲面板にまで拡張して利用することは、他に簡易な応力算定法がないこと、安全側の評価になることから設計段階では適当と考えられているが、実構造物の応力評価(推定)に関する利用には問題があることが指摘されてきた。

著者らは、既に周辺固定薄肉曲面板の有限要素解析結果をデータベース化し、解析に基づく一種の実験式を提案している³⁾が、簡易な評価式として表しえないのが実情であった。そこで、データベースをもとに階層型ニューラルネットワークの学習機能を用いて曲面板のパネル形状から応力評価を行なう手法を検討した。

2. 階層型ニューラルネットワークの原理⁴⁾ 人間の神経細胞を模倣したニューロンモデルは図-1のように仮定され、ユニットと呼ばれる。各ユニットにおける入力信号 x_i と出力信号 y は式(1)、(2)の関係で定義され、応答関数 $f(X)$ には閾値関数(X の値に閾値を設け、0または1をとる)や Sigmoid 関数⁵⁾が用いられる。本研究では式(3)に示す Sigmoid 関数を用い、ユニットを階層状に構成した。(図-2)

$$y = f(X) \quad \dots\dots\dots (1) \text{ 入力 } x_1$$

$$X = \sum_{i=1}^n (w_i \cdot x_i - \theta) \quad \dots\dots\dots (2)$$

$$f(X) = 1 / \{1 + \exp(-kX)\} \quad \dots\dots\dots (3)$$

w_i : 結合係数(ユニット間の結合の重み)

θ : ユニットの閾値

k : Sigmoid 関数の形状をきめるファクタ

階層型ニューラルネットワークによる学習とは、入力信号が各ユニットにおける式(1)~(3)の関係によって入力層、中間層、出力層の順に伝わり、最終的な出力信号と教師信号(正解値)との差(誤差)を減らすように結合係数及び閾値を修正することを指す。結合係数と閾値の修正は、出力層から中間層、中間層から入力層へと誤

差を最小化するよう最急降下法を用いて行なわれ、この学習アルゴリズムがバックプロパゲーションと呼ばれる。なお、検討にはニューロコンピューティングソフト「RHINE EX」^{6),7)}を使用した。

3. 対象とする曲面板の有限要素解析 対象とする周辺固定薄肉曲面板は、図-3に示す形状パラメータにより定義される。スキンプレートとしての適用範囲を考慮して、以下に示す形状範囲内で有限要素解析を行ない、主要な応力評価箇所の応力値($\sigma_1, \sigma_2, \sigma_3, \sigma_4$)を面内膜応力成分、面外曲げ応力成分に分離した形でデータベース化した。

曲率半径 R : 1,000 cm (一定) 板厚 t : 0.8 ~ 1.4 cm

S/R : 0.025 ~ 0.3

S/L : 0.4 ~ 3.0

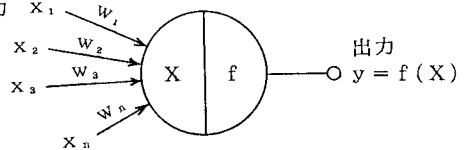


図-1 ニューロンモデル(ユニット例)

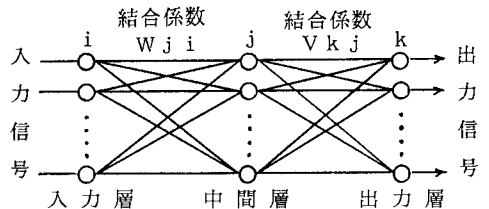


図-2 階層型ニューラルネットワーク

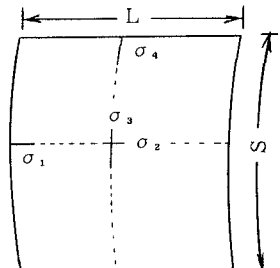


図-3 スキンプレート

学習には、

$$S/R = 0.075 \sim 0.25$$

$$S/L = 0.8 \sim 1.2$$

の範囲内にある38データを使用した。形状範囲内での特徴的な応力分布は、図-4に示す2形態に大別される。即ち、円筒殻の材端効果の影響範囲により応力分布が大きく異なることであり、両者の識別と応力値の推定可否が重要となる。

4. ニューラルネットワーク

ークによる応力推定

入力データとしては薄肉曲面板のパネル形状（ S/R 、 S/L 、 t ）を、教師信号としては応力評価箇所
の面内膜成分、面外曲げ成分を用いた。ネットワークの中間層の数、各中間層のユニット数は、テスト学習
の上、設定した。層数で3層以上、各層で出力層ユニット数の2倍以上のユニットを設ければ、10万回程度
の学習で収束することが確認出来た。本研究において、ニューラルネットワークによる学習とは、スキンプ
レート
の応力評価式としてネットワーク内に高次関数（近似式）を構築し、各学習データ（教師信号を含む）
間を非線形に補間する行為と解釈することが出来る。表-1に、4層構造、中間層20ユニットのネットワーク
において、10万回学習させた後の認識結果を示す。推定結果は、教師信号（正解値）のほぼ±10%以内に
あり、学習データの形状パラメータを更に細分化すれば近似度が高まるものと推測できる。なお、面内膜応
力で若干の誤差が確認されたが、応力値としては小さい領域であった。また、面外曲げ応力の推定精度が悪
い箇所が確認されたが、これは図-4の(a)から(b)への遷移領域にある学習データと推測され、形状パラメ
ータから応力値を推定する必要十分な学習データが与えられていないことに起因するものと考えられる。

表-1 ニューラルネットワークによる認識結果の一例

	入力信号			出力信号(正解値に対する比率 %)							
	S/R	S/L	t	面内膜応力				面外曲げ応力			
				σ_1	σ_2	σ_3	σ_4	σ_1	σ_2	σ_3	σ_4
図-4(a) に示される 応力分布	0.075	1.00	0.8	-14.6	+9.6	+10.4	+7.7	+1.6	+0.5	+2.9	-1.0
	0.100	0.80	1.2	-21.9	-4.3	-3.8	-4.8	+6.5	+1.5	+7.9	-3.8
	0.100	1.00	0.8	-14.9	+2.6	+3.8	+3.9	-5.3	-4.7	-5.3	-6.6
図-4(b) に示される 応力分布	0.150	1.00	1.4	-6.8	-0.1	+4.5	+2.1	+8.2	-5.9	-2.9	-4.1
	0.200	0.80	1.2	-4.4	-2.9	-2.4	-3.9	-3.4	+39.2	+7.0	+2.7
	0.200	1.20	1.4	-8.0	+1.2	+2.0	+3.8	+3.4	-5.7	-7.3	-3.0

5. あとがき ニューラルネットワークは、パターン認識に多くの適用成果が見られるが、本研究では、
スキンプレート
の応力評価式をニューラルネットワーク内に構築することを試みた。表-4に示した通り良
好な結果が得られ、特に非線形補間には有効活用できるものと考えられた。

参考文献

- 1) Timoshenko, S., Woinowsky-Krieger, S.: "Theory of Plates and Shells", McGraw-Hill, 1959
- 2) "水門鉄管技術基準", (社)水門鉄管協会, 1981
- 3) 中村秀治, 松浦真一, 山本広祐: "曲面スキンプレートの応力算定法について", 電力土木, No.212, 1988
- 4) 中野 肇, 飯沼一元 他: "入門と実習 ニューロコンピュータ", 技術評論社, 1989
- 5) "RHINE ユーザーズマニュアル", センチュリリサーチセンタ(株), 1989
- 6) 稲葉則夫: "ニューラルネット, バックプロパゲーション型改良が進む", 日経エレクトロニクス, NO.455, 1988