

ニューラルネットワークによる物性値同定解析

信州大学工学部 ○榎木 幸洋
信州大学工学部 正会員 大上 俊之

1 まえがき

材料の物性値を、与えられた観測データから逆に推定する同定解析手法として、これまでに数多くの解析法が提案されている¹⁾。

本研究では、動物の神経回路網をモデルにした情報処理システムの一つであるニューラルネットワーク²⁾を用いた物性値の同定解析について考察する。与えられた系に対して、いくつかのパターンの物性値とそれに対する観測データを教師データとして事前に用意しておき、これらをニューラルネットに学習させることで、その材料の既知の観測データから未知の物性値を推定するもので、簡単な弾性問題を例にとり、その有効性を検討する。

2 ニューラルネットワーク^{3),4)}

ニューラルネットの構造には、階層型と相互結合型があるが、本研究では、応用面において実用性が高いといわれる階層型ニューラルネットワークを用いることにする。図1は入力層、出力層および中間層が1層で各層2つのユニットからなる階層型ニューラルネットワークの簡単な例である。図1に示すように階層型ニューラルネットワークでは、入力層から出力層へ向かって情報を伝達するもので、複数個のユニット（各ユニットは、ニューロンに対応する）を並べて一つの層を構成し、各層を階層形に連ねた構造となる。この層と層とはリンク（シナプス）で結ばれる。同定解析では、観測データが入力層であり、推定しようとする未知の材料物性値が出力層となり、それぞれの数が入力層、出力層のユニット数となる。

ユニットの応答関数として式(1)で表される(0,1)のシグモイド関数を用い、ユニット間の結合係数を W (シナプス荷重)とすると、

$$Y = \frac{1}{1 + e^{-WX}} \dots\dots\dots (1)$$

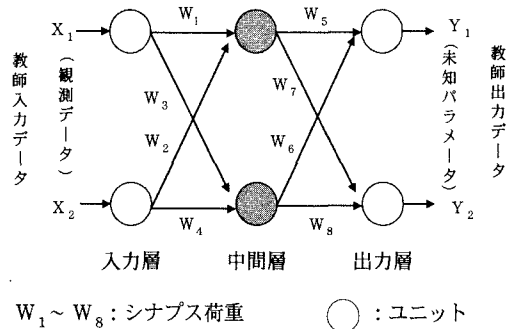


図 1: 3層ニューラルネットワーク

ニューラルネットワークの学習は、教師入力データに対して教師出力データを与えるように各ユニット間のシナプス荷重 W を決定することである。この学習アルゴリズムには、拡張カルマンフィルタ法をニューラルネットワークの学習に適用したカルマン・ニューロトレーニング (KNT) 法³⁾を用いた。ニューラルネットワークを用いた同定解析の計算ステップは次のようになる。

- (1) 解析モデルに対して、いくつかの物性値を想定して有限要素法や境界要素法等の解析（順解析）を行い、学習のための教師データを作成する。
- (2) (1)で得られた教師データを用いてニューラルネットワークを学習させ、各シナプス荷重 W を決定する。
- (3) 実際の観測データを入力し、(2)で学習済みのシナプス荷重 W を用いて未知の材料物性値を同定する。

3 解析例

簡単な解析例として図2に示すような3層構造をなす地山を掘削する問題を考える⁵⁾。境界4-6に掘削による分布荷重が作用しており、このモデルに対する有限要素法の数値シミュレーションにより3層のヤング率 E_1 、 E_2 、 E_3 を推定する同定解析を行う。図中●印の4節点を観測点として設定した。

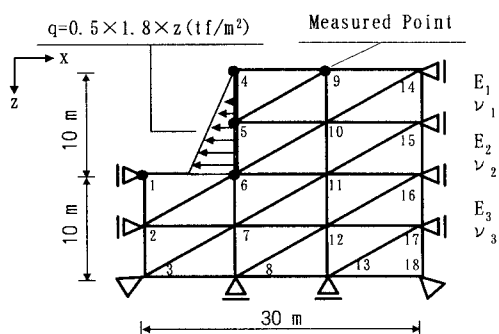


図2: 3層モデル⁵⁾

学習データを作成するために、まず、 E_1 、 E_2 、 E_3 を一樣乱数で発生させて教師出力データとし、この値を用いて通常の有限要素法による順解析から得られる水平変位 u_4 、 u_5 、 u_6 、 u_9 と鉛直変位 v_1 、 v_4 、 v_5 、 v_6 、 v_9 の計9個の変位データを教師入力データとする。ニューラルネットワークの構造は入力層(9ユニット)、中間層、出力層(3ユニット)からなる3層構造を基本として計算を行い、ニューラルネットワークの学習では、出力層におけるユニット値と教師出力データの相対誤差が0.1%以下になるまで繰り返し計算を行いシナプス荷重 W を決定した。

上記の学習を10組の教師データについて行い、学習から得られる各ユニット間のシナプス荷重 W とネットワークに学習させていない観測変位から逆にヤング率 E_1 、 E_2 、 E_3 を推定する。

中間層のユニット数を3、6、9と変えた場合の同定解析の結果を表1に示す。ユニット数が6および9の場合では、ニューラルネットワークの学習でそれぞれ35回、19回の繰り返し計算で収束条件を満足したのに対し、ユニット数が3の場合では2000

表1: 3層モデルの同定解析結果

中間ユニット数	ヤング率 (tf/m ²)		
	E_1	E_2	E_3
真値	100.00	300.00	500.00
3	95.80 (4.2%)	270.80 (9.7%)	483.37 (3.3%)
6	108.39 (8.4%)	330.28 (10.1%)	481.18 (3.8%)
9	96.872 (3.1%)	337.78 (12.6%)	490.41 (1.9%)

(relative error)

回の繰り返しでも収束しなかった。しかしながら、各層のヤング率の同定の精度にそれほど差が見られないことがわかる。

4 あとがき

ニューラルネットワークを用いて観測データから未知の材料物性値を推定する同定解析を試みた。ここでは、教師データの数に10組に固定したまま中間層のユニット数を変えた場合だけの計算例であったが、中間層の数や教師データの組数、観測データの数や解析の精度にどのように影響を及ぼすのか検討する必要がある。さらに未知パラメータとしてヤング率だけでなくポアソン比も含めた場合でもこの手法で精度よく同定できるのか検討を行いたい。これらについては当日発表する予定である。

参考文献

- 1) 久保司郎: 逆問題、倍風館、1992
- 2) 矢川元基編: ニューラルネットワーク、倍風館、1992
- 3) 村瀬治比古、小山修平、石田良平: カルマン・ニューロコンピューティング、森北出版、1994
- 4) 大石篤哉、山田勝稔、吉村忍、矢川元基: ニューラルネットワークと計算力学に基づく欠陥同定、日本機械学会論文集A編、Vol.60, No.569, 264-271, 1994
- 5) K.Arai, H.Ohta and T.Yasui: Simple optimization techniques for excavating deformation moduli from field observations, Soils and Foundations, Vol.23, No.1 pp.108-114, 1983