

ニューラルネット手法を用いた地中内応力計に関する基礎的研究

佐賀大学 学 ○大野勝 正 古賀浩二
学 今村敬 正 荒牧軍治

1) まえがき

ニューラルネットワークは、人間等の神経細胞（ニューロン）を数学的に模したモデルであり、これは、簡単な関数を用いて、繰り返し学習をすることで、正解の近似値を導き出す情報処理システムである。ニューラルネットワークは複雑な理論構成なしに逆問題に利用できることが分かっているので、応用力学の分野においても利用価値は大きい。

現在地中の応力は土圧計等の計測器を用いて単軸方向の直応力のみを計測するのが一般的である。しかし、斜面内の地中応力、交通荷重などの移動荷重による地中応力等、最大、最小主応力とその向きを計測したいとの要求は大きい。しかし、リング等の曲げ計測値から地中応力を推測する逆問題解析は、理論構成が複雑なため利用可能な技術とはなり得ていなかった

本研究は、弾性地盤中の円筒曲げ部材に発生する曲げモーメントからその周辺の応力を求めるという逆解析にニューラルネットワークを適用し、地中応力計開発の可能性を探ろうとするものである。

本研究のネットワークメカニズムは、「階層型ネットワーク」、誤差の収束方法と「誤差逆伝播法」、応答関数として、シグモイド関数を用いた。

2) 階層型ネットワーク

階層型ネットワークは、入力層、複数の中間層及び出力層からなるネットワークである。入力層、中間層及び出力層は、ニューロンを理想化したユニットが複数集まった層であり、一つの層間での結合、層内での情報伝達はない。ネットワークの入力層に学習するための手本となるデータ（教師データ）を与えると、そのデータが、まず入力層で変換される。変換されたデータは、何層もの中間層を進むごとに変換され、最終的に出力層において変換されたデータがネットワークの出力値となる。つまり、入力層から出力層へ向けての情報伝達のみを考えるネットワークである。

ここで、ユニット D の出力値は、 O_D 次式で与える。

$$O_D = f(I_D) \quad (1)$$

$$I_D = (W_{AD} O_A + W_{BD} O_B + W_{CD} O_C) + \theta_D \quad (2)$$

I_D : 応答関数に代入するユニット内の変換値

W_{AD}, W_{BD}, W_{CD} ; AD 間、BD 間、CD 間の結合係数（結合の強さ）

O_A, O_B, O_C, O_D ; ユニット A、B、C、D の出力値、 θ_D ; ユニット D 内のしきい値

$f(I_D)$; 応答関数 応答関数に次式のシグモイド関数を用いている。

$$f(I_D) = \frac{1}{1 + \exp(-2I_D / u_0)} \quad (3)$$

u_0 ; シグモイド関数の形状を表す定数

3) 教師データの選出

図 3 に示す有限要素モデルを用いて順解析を行って学習に必要なデータを得る。地盤は弾性 3 角形要素で表し、円筒を 16 個の曲げ要素で表している。周面境界に応力 $\sigma_x, \sigma_y, \tau_{xy}(=\tau_{yx})$ をそれぞれ 0, 1, 2, 3, 4, 5 ($\times 10^{-1}$ MPa) で与えた 7 2 組の応力载荷に対して発生する曲げモーメント M_i ($i=1, 2, \dots, 15, 16$) を教師データとして使用し、ニューラルネットワークの学習を行った。

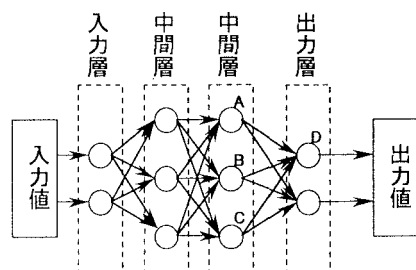


図1 階層型ネットワークのモデル図

4)ニューラルネットワークの学習

ニューラルネットワークの学習による誤差和 E（教師データの出力値とニューラルネットワークによる出力値の差の絶対値和）は、学習を繰り返すにつれ収束していく。本研究の学習では、E=1.76 が最も収束の良い学習であり、回数は 101,589 回である。この結果を学習結果として用いた。この学習回数を超えると、E は増加を始め、97.6 に飽和する。

5) 誤差を含んだデータを用いた計算

データの入力値 X_{pi} に、次式から誤差を与える。

$$X_{pi} = X_{pi}(1 + \gamma_{pi}) \tag{4}$$

γ_{pi} : 正規分布からランダムで与えられる誤差率

正規分布の平均 U 、標準偏差 σ は、それぞれ $U=0$ 、 σ は $U+3\sigma$ が値 α になるような値とした。 $\alpha=0.01$ 、 0.025 、 0.05 、 0.075 、 0.1 を使用し、1 つの α あたり 10 パターンのデータ群を作った。上記によって作られたデータ群と誤差が与えられていないデータ群、計 51 個のデータ群を使用して、ニューラルネットワークによる計算を行った。その際、結合係数、しきい値等は、4) で決まったものを使用した。表 1 は、データの出力値、誤差が含まれない場合のネットワークによる出力値、誤差が含まれる場合のネットワークによる出力値の比較の一例である。図 3 は、データ群の誤差率 γ （データの出力値とニューラルネットワークによる出力値の差をデータの出力値で割ったもの）の集まりについて、平均と標準偏差を求め、グラフ化したものである。 α 値のグラフは、10 パターンのデータ群それぞれの平均と標準偏差をとり、平均したものを使用した。

6)まとめ

弾性体中に埋め込まれた円筒曲げ材の曲げモーメントより周辺の応力を求める逆解析問題に対してニューラルネットワークを用い、逆解析の精度を検討した。順解析で得た応力分布を用いて推定した値は一定程度の精度を有しているが、誤差を強制的に含ませた場合の推定値はそれ程精度良いものは得られない。しかも誤差は解析から得られる曲げモーメントに対して正規分布するように与えたものなので、性質の良い誤差分布を与えたことになっている。また、有限要素法とニューラルネットを用いた理論的な検討だけで、地中応力計の可能性を議論することはできない。実験によるデータ群を教師データとして用いて精度の検討を行う必要がある。

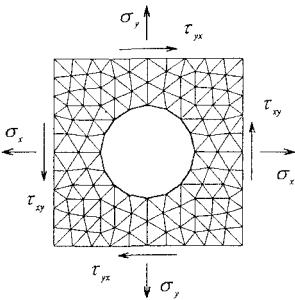


図 2 解析モデル

表 1 出力値の比較 (×10⁻¹MPa)

データの出力値			誤差がない場合のネットワークによる出力値			α=0.05 の場合のネットワークによる出力値		
σ _x	σ _y	τ _{xy}	σ _x	σ _y	τ _{xy}	σ _x	σ _y	τ _{xy}
1.000	3.000	3.000	1.011	3.021	3.012	0.885	2.961	3.040
2.000	4.000	4.000	2.033	4.006	4.001	2.308	4.466	4.016
3.000	1.000	0.000	2.506	0.955	0.000	2.556	1.032	0.000
4.000	1.000	1.000	3.980	0.987	0.997	4.193	1.211	0.988
5.000	2.000	1.000	4.893	2.347	0.978	4.794	2.096	0.993

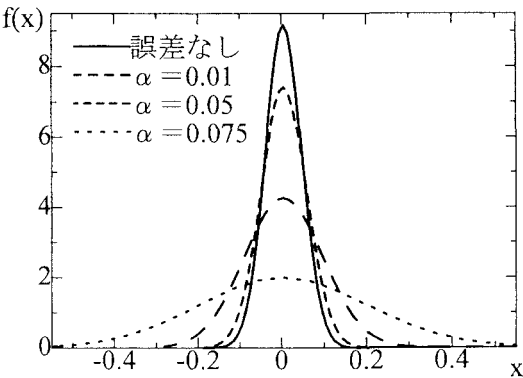


図 3 誤差の正規分布

参考文献

1) 矢川元基 編：ニューラルネットワークー計算力学・応用力学への応用一、培風館、1992
2) 中野馨、飯沼一元、ニューロンネットグループ、桐谷滋：入門と実習ニューロコンピュータ、(株) 技術評論社、1989
3) 松田泰治、大塚久哲、栴山義規、矢葺亘：ニューラルネットワークによる高減衰積層ゴムの非線形履歴挙動の認識と動的解析への適用、土木学会論文集 No.605、1998