

CS-152

ニューラルネットワークの欠陥同定問題への適用

駒井鉄工(株) 正会員 岡田幸児
 長岡技術科学大学 正会員 岩崎英治
 長岡技術科学大学 正会員 林 正

1. まえがき

ニューラルネットワークとは、神経回路網を模した高度並列分散処理型の情報処理システムであり、ニューラルネットに学習させた入出力パターンから、未知の入力パターンに対する出力を推定する。これは、数学的には、多入力多出力関数をニューラルネットワーク内部に構築し、入力値から対応する出力値を補間することに他ならず、複雑な計算過程を有する問題等に有利であることから、近年、ニューラルネットワークは多方面に応用されている¹⁾。本報告では、平板の欠陥同定問題に適用して、その有効性を検討する。

2. ニューラルネットワーク

(1) 階層型ニューラルネットワーク

階層型ニューラルネットワークは、情報を一方向へのみ伝えることができる。すなわち、出力層へのみの伝達を考えるもので、図-1のように数個から数十個のユニット(図-2)を並べて一つの層を構成し、それを幾重にも重ねた構造を有する。一般に三層構造を持つ階層的なネットワークは、任意の連続関数を任意の精度で近似することができると言われている²⁾。

(2) 誤差逆伝搬学習則

ニューラルネットワークの学習とは、各層間のユニットの結合係数と閾値を調節して、特定の入力パターンに対する特定の出力パターンを得るようにすることである。この学習アルゴリズムの中で、最も一般的なものに誤差逆伝搬学習則がある。学習用入力パターンに対する出力と、学習用出力パターンとの差が、小さくなるように結合係数と閾値を出力層側から入力層側に逆向きに修正することから、誤差逆伝播学習則と呼ばれている。本研究においては誤差逆伝搬学習則を用い、一括修正法ならびにモーメント法を計算に使用した。

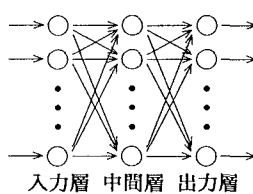


図-1 階層型ニューラルネットワーク

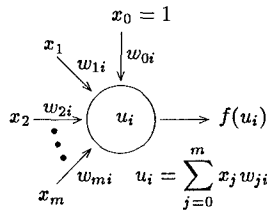


図-2 ニューロンの工学モデル

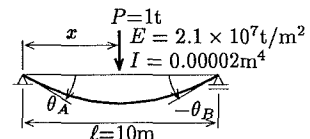


図-3 単純ばり

3. 解析例

(1) 単純ばり

まず、簡単な例として、図-3に示すような単純ばりにおいて、たわみ角 θ から荷重の位置を推定した。なお、荷重は $P=1t$ とした。図-4の $\triangle$ 印は θ_A だけから荷重位置を求めようとしたものだが、この場合は入力に対する解の一意性が保たれないため、学習時の誤差は減少せず、結果もバラバラになっている。しかし、同時に θ_B も与えることによって一意性は確保され、 $\bigcirc$ 印のように正解に近い結果を推定できるようになる。

(2) 平板の円孔欠陥同定問題

次に、図-5に示すような正方形板内に存在する円孔欠陥の位置を力学情報からニューラルネットワークによって推定を行う。すなわち、平板の上縁を固定し、下縁に一樣荷重を負荷すると欠陥のサイズや位置によって平板周辺の変位やひずみなどの力学情報が変化する。そこで、任意の数点の変位から大きさ一定の円孔の位置を推定させる。解析に用いる構造諸元は図-5の通りである。学習データは有限要素法による二次元平面応力解析(順解析)を円孔の位置を変化させて多数行い作成した。その際、円孔については要素分割の関係から六角形で表した。この問題のニューラルネットワークの学習においては各点の変位を入力とし、円孔の位置を出力とするが、どの程度の入力数があれば一意性の確保、および精度の良い推定が行えるようになるのかは分からない。また、実際の現場等においては測定できる変位の位置等は限られてくる。そこで、ここでは入力点数を数パターン用意し比較を行う。変位は u_x, u_y の両方を与え、図-6に学習値に対する推定結果を、図-7に未

学習値に対する推定結果を示す。これらの図中の・印は正解、○印は推定値、⊗印は学習領域外の推定値、また、×印は入力データ用の変位の観測点を表している。

図-6の学習値に対しては、比較的よい推定結果を得ているが、図-7を見ると、未学習値に対しては学習値の範囲内の推定結果だけに限定しても、入力数が減少するにつれて学習値と比べて大きく誤差が増大している。これは入力数が減少することによって、補間するべき関数の入出力の関係を正確に捉えられなくなったためと考えられる。また、範囲外の値に関しては入力が十分であっても推定結果は範囲内に比べて大きく悪化する事が解った。

この問題のような有限要素法を使用する問題では、円孔の位置によってメッシュを作り直して再度計算をさせねばならない。しかし、ニューラルネットでは学習が済んでしまえば再現に時間はかからず、範囲内であればどこでもかまわない。

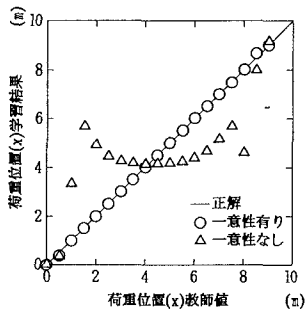


図-4 一意性について

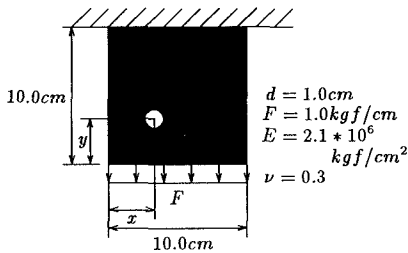


図-5 円孔欠陥を有する平板モデル

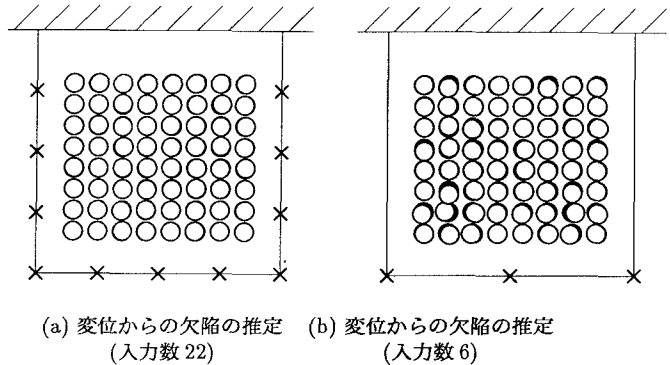


図-6 ニューラルネットによる円孔欠陥の推定 (学習値)

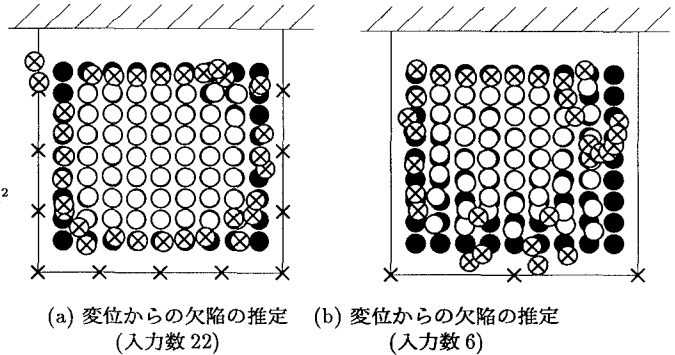


図-7 ニューラルネットによる円孔欠陥の推定 (推定値)

4. あとがき

本報告では、ニューラルネットワークを欠陥同定問題に適用して検討してきたがその結果、逆問題のような数理的には解くことが複雑になる問題においても、入力層のユニット数を多くすれば、一意性が保たれ、ニューラルネットワークの学習誤差を減少させることができる。また、学習が終了すれば従来の逆解析の手法に比べて簡便に推定ができる事を示した。今後の課題として、学習時の収束計算に多くの時間を要することから、規模の大きなニューラルネットワークでの学習方法の改良、また、ノイズが入ったデータを学習に使用した場合や、推定データにノイズが入った場合に対する検討が必要である。

参考文献

- 1) 矢川元基編：ニューラルネットワーク，計算力学とCAE シリーズ 12，培風館，1992.
- 2) 大石篤哉・山田勝念・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 (非破壊検査への応用)，日本機械学会論文集 A 編，60-569, pp264-271, 1994.1