ニューラルネットワークと実験データによる
CFRP 積層材の損傷同定*

邊 吾 一^{*1}, 西 恭 一^{*1}
黄 一 正^{*2}, 藤 川 由 美^{*3}

Damage Identification in CFRP Laminates Using
Neural Network and Experimental Data

Goichi BEN (O-Il BYON), Yasukazu NISHI,
Issei KOU (Yi-Cheng HUANG) and Yumi FUJIKAWA

To enable the wider use of CFRP, damage especially in the laminated direction such as transverse cracking, delamination or fiber-matrix debonding should be easily and economically detected and a reasonable test method for detecting damage nondestructively should also be devised. We present the application of a hierarchical neural network to damage identification in a CFRP laminated beam and discuss the accuracy and the efficiency of this method. It is found that the neural network is a useful and practical nondestructive method for the first stage approximation of damage identification in the CFRP laminated beam. Although the network is developed through an iterative calculation, this network is suited for field measurement because the damage can be identified by simple operations and multiplications.

Key Words: Neural Network, Inverse Problem, Damage Identification, Vibration Analysis, CFRP Laminated Beam

1. 結 言

複合材料は軽量性、比剛性に優れている特性から航空宇宙構造機器などに幅広く用いられてきた。しかし、複合材料を使用する上で、はく離・繊維破断・母材割れなどの損傷を受けることは避けられず、これに伴う構造機器の損傷を合理的に評価する方法が必要となっている。そこで、各種構造機器の健全性を確保し、その寿命を評価する上で重要な技術として非破壊検査技術が挙げられるが、構造機器全体の広範囲にわたる検査には経験を要し、多大の労力と時間、さらに経済的負担も大きい。一方、近年、計算力学シミュレーションを最適化理論と結合したニューラルネットワークを逆問題や損傷同定問題へ適用する試みが盛んに行われ、その有効性^{(1)~(6)}が報告されている。

本研究では、損傷を有するCFRP積層はりの固有振動数と固有振動モードを有限要素法で求め、これらの結果を用いて、逆に、損傷量と損傷位置を求める同定問題を解く階層形ニューラルネットワークを構築

し、その有効性を検証した。次に、損傷を有するCFRP積層はりの加振実験を行い、固有振動数と固有振動モードを求め、構築したニューラルネットワークに与えて損傷量と損傷位置を推論させた結果についても述べる。さらに、実験データだけでニューラルネットワークを構築後、その同定性能を検証した結果についても述べる。

2. 損傷同定問題の解法

図1に、損傷がまったくないCFRP積層はり(健全材;実線)と、はりを長手方向に10等分割したときの分割要素1から10(図2参照)の内、要素2(点線)、要素9(一点鎖線)だけに損傷を有するCFRP積層はりの三次の固有振動モード($Z_{3,1}$, $Z_{3,2}$, ..., $Z_{3,10}$)を一例として示す。なお、損傷は該当要素の曲げ剛性が健全部分の曲げ剛性の40%しかないことでモデル化を行っている。図1から明らかなように、健全材と1要素だけに損傷を有する積層はりの三次の固有振動モードは、はりの先端部($Z_{3,10}$)を除いて異なった値になる。また、表1に示すように、一次から三次の固有振動数も異なった値をとるため、積層はりの三次の固有振動モードと一次から三次の固有振動数を測定して、損傷の位置とその量を求めることが可能と考えられる。そ

* 原稿受付 1996年2月19日。

^{*1} 正員, 日本大学生産工学部 (〒275 習志野市泉町1-2-1)。

^{*2} 日本大学大学院。

^{*3} 日本大学大学院 [現: (株)構造設計集団]。

ここで、1要素にだけ損傷を有する CFRP 積層材の固有振動数と三次の固有振動モードから損傷位置と損傷量を求める逆問題を階層形ニューラルネットワークを用いて解くことを試みる。

以下に、三つのステージからなる本解法の手順を示す。まず、第1ステージでは同定パラメータ(損傷位置と損傷量)を種々変化させたときの振動特性(一次～三次の固有振動数と三次の固有振動モード($Z_{3,1}$ から $Z_{3,9}$)を求め、ニューラルネットワークの学習用データを作成する。第2ステージは、ニューラルネットワークに、第1ステージで作成した同定パラメータと振動特性を学習データとして与えて学習させる。そして、第3ステージにおいて、この学習済みニューラルネットワークを同定ツールとして利用する。なお、CFRP 積層材は、後述の実験結果を用いてニューラルネットワークを検証するため、表2に示す特性を有する一方向カーボン繊維強化ポリイミド(CF/PIX)材プリプレグを16層積層した片持ばりを考え、振動特性は、汎用有限要素解析コード PAFEC を使用して計算する。また、損傷量のモデル化は、振動特性に差異が現れないはりの先端要素9, 10に損傷がある場合を除いた1から8までの要素の曲げ剛性(EI_d)が、健全部の曲げ剛性(EI_v)に対して20%, 35%, 50%しかない三とおりを

考え、総計24パターンを学習データとして採用する。

3. FEM 振動解析データによるニューラルネットワークの構築

3.1 固有振動数と固有振動モードによるニューラルネットワークモデル(FM タイプ) 損傷同定問題を解くために考案した階層形ニューラルネットワークモデルを図3に示す。入力層には、はりの1要素にだけ損傷があるときの一、二、三次の固有振動数をおのこの固有振動数の最小、最大値で[0, 1]の範囲に正規化した値($\bar{\omega}_1, \bar{\omega}_2, \bar{\omega}_3$)と、はりの各節点での三次の固有振動モード値($Z_{3,1}, Z_{3,2}, \dots, Z_{3,9}$)の計12データを与え、中間層には、ニューロンを20個有している層を2層用意した。また、出力層では、8個のニューロンをはりの1から8までの要素に対応させ、損傷のある場合を1、損傷のない場合を0とすることで損傷位置をデジタルに表示し、さらに、損傷部分の曲げ剛性と健全部分の曲げ剛性の比 EI_d/EI_v を加えた9出力とした。なお、ニューラルネットワークの学習アルゴリズムとしては、学習データと出力値の二乗誤差総和が最小になるように最急降下法を用い、また、応答関数としては[0~1]の範囲で連続的に変化するシグモイド関数を採用した。

3.2 FM タイプの学習と推論結果 ニューラルネットワークを構築する際には考慮すべきパラメータが数多くあるが、現在のところ、これらすべてに適切な値を定める基準はない。そこで、第1ステージで用

Table 1 Natural frequencies of CFRP beam

Mode	Natural Frequency(Hz)		
	None damage	No.2 damage	No.9 damage
1	111.0	94.54	107.6
2	695.7	679.8	643.9
3	1948	1924	1922

Fig. 1 3rd amplitude mode of CFRP beam

Fig. 2 Finite element method model

Table 2 Mechanical properties of unidirectional CF/PIX lamina

Mechanical properties		CF/PIX
Fiber volume fraction	V_f	60(%)
Young's modulus(0°)	E_L	139(GPa)
Young's modulus(90°)	E_T	9.2(GPa)
Shear modulus	G_{LT}	7.08(GPa)
Poissons' ratio	ν_{LT}	0.33
Density	ρ	1.59(g/cm ³)

Fig. 3 Neural network model (FM type)

意した24とおりの学習データを用い、本同定問題を最も効率よく、さらに精度よく解くためのパラメータを決定するため、学習回数(K)を2.5万回一定とし、各パラメータを変化させたときの二乗誤差総和(S)が最も小さくなる組合せを調べた。その結果、シグモイド関数の傾きを定めるパラメータ μ_0 は0.55、ニューロン間シナプス結合度の修正係数 β_w は0.25、しきい値の修正係数 β_h は0.25を得た。これらのパラメータと24とおりの学習データを用いて構築したニューラルネットワークの学習結果を図4に示す。縦軸は損傷量 EI_d/EI_v を表し、横軸は損傷要素、すなわち、損傷位置を表す。また、○、△、□印はそれぞれ、 $EI_d/EI_v=0.20, 0.35, 0.50$ の学習データに対するニューラルネットワークの出力値を示し、さらに、学習データと出力値との誤差が一目でわかるように、学習データの損傷量を水平線で示した。これより、学習データと2.5万回で学習を打ち切ったニューラルネットワークの出力値は、損傷量、損傷位置ともにほぼ一致していることがわかる。したがって本損傷同定問題を解

く、すなわち一次から三次の固有振動数と三次の固有振動モードを入力すれば、損傷量と損傷位置を出力するニューラルネットワークが精度よく構築された。

そこで、構築したニューラルネットワークを用い、学習をまったく行っていない他の損傷量($EI_d/EI_v=0.30, 0.45$, それぞれ■, ●印)と損傷位置について推論させた結果を図5に示す。図5から明らかなように、ニューラルネットワークによる推論は、損傷量、損傷位置ともに正確に行われており、よって、少ない学習データでも、広範囲な推論が行える可能性を示した。

3.3 固有振動数のみによるニューラルネットワーク(Fタイプ) FMタイプにより、本損傷同定問題を解けることが明らかとなったが、実際の現場における使用を考慮すると、固有振動モードを測定することは、手間がかかるだけでなく、測定誤差の増加をも招く。そこで、固有振動数を入力するだけで、損傷の位置と量を求めることができるニューラルネットワークモデルを考えた。中間層と出力層の構成はFMタイプと変わらないが、入力層は、FMタイプで与えていた固有振動モードを除き、一次から三次の固有振動数を $[0, 1]$ の範囲に正規化した値($\bar{\omega}_1, \bar{\omega}_2, \bar{\omega}_3$)の3入力のみを与えた。

3.4 Fタイプの学習と推論結果 FMタイプと同様に、Fタイプに第1フェーズで用意した24とおりの学習データを与え、学習パラメータもFMタイプの場合と同様($\mu_0=0.55, \beta_w=0.25, \beta_h=0.25$)とし、2.5万回繰返し学習させたときの結果を図6に示す。図6から明らかなように、FMタイプで構築したニューラルネットワークと同様に、損傷量、損傷位置ともにほぼ一致していることがわかる。また図7に示すように、学習をまったく行っていない他の損傷量($EI_d/EI_v=0.30, 0.45$, それぞれ■, ●印)と損傷位置に

Fig. 4 Comparison of learning values to tutor input data (FM type)

Fig. 5 Comparison of estimating values to the target values (FM type)

Fig. 6 Comparison of learning values to tutor input data (F type)

ついても、ニューラルネットワークは、損傷量、損傷位置ともに正確に推論していることがわかる。すなわち、固有振動数のみを入力すれば、損傷量と損傷位置を推論するニューラルネットワークが精度よく構築できることが明らかになった。以下、この理由について考える。

図8の(a), (b), (c)に、それぞれ、損傷量 EI_d/EI_v を0.20から0.50まで変化させたときの一次から三次の固有振動数を正規化した値 ($\bar{\omega}_1, \bar{\omega}_2, \bar{\omega}_3$) と損傷位置の関係を示す。例えば、要素2に損傷として $EI_d/EI_v=0.50$ が与えられている場合(以下ケース①)の $\bar{\omega}_1$ は0.683 [図8(a)の●印] となるので、 $\bar{\omega}_1$ のみのデータでは、損傷量、損傷位置の候補として他に5個 [図8(a)の○印, IからV] が挙がり、一意に決定できない。そこで、ケース①の $\bar{\omega}_1$ だけでなく $\bar{\omega}_2$ [図8(b)の●印] も導入し、先の図8(a)で候補として挙げがった五つの損傷量、損傷位置の組に対する $\bar{\omega}_2$ [図8(b)の○印] との比較を行った。これより、ケース①と完全に一致するIからVはなくなり、データの分離が行えたことがわかる。しかし、IとIIについては分離ができていないといえ、この場合の $\bar{\omega}_2$ の値とほとんど差がないため、非常に高精度なニューラルネットワークの構築が要求される。したがって、図8(c)のように、ケース①の $\bar{\omega}_3$ をも導入すれば、IおよびIIからも容易に分離できることがわかる。

ここでは、ケース①についてのみ例として挙げたが、すべてのケースにおいても同様にデータの分離が行えることは確認しており、以上の議論から、一次から三次の固有振動数から損傷量と損傷位置を求めるニューラルネットワークが、比較的少ない学習回数で精度よく構築できることを示した。

Fig. 7 Comparison of estimating values to the target values (F type)

4. 実験データによる推論

4・1 実験概要 ここでは、FEM 解析で用いたはり(図2と表2)と同様なCF/PIX プリプレグを16層積層した長さ185 mm(つかみ部20 mm, 突出し部165 mm), 幅15 mm, 板厚2 mmのはりを用い、加振実験より固有振動数と固有振動モードを求め、これらの値をニューラルネットワークに与えて損傷量、損傷位置を推論させる。

実験の概略図を図9に示す。実験は、インパルスハンマで試験片に入力波を与え、応答の振幅が最も大きくなる位置に設置した超高精度レーザ変位計で応答振幅を測定するインパルス加振実験法で行った。

(a) 1st

(b) 2nd

(c) 3rd

Fig. 8 Natural frequency

また、本実験に用いた 8 本の試験片上面から測定した超音波探傷結果を図 10 に示す。図 10 中、各試験片にはほぼ正方形で現れている部分は損傷を表しており、試験片を長手方向 10 要素に分割したときの 1 要素に対応している。この損傷は、図 11 に示すモデル図のように、板厚方向 16 層中、表裏最表面 2 層ずつ計 4 層のプリプレグをテフロンシートに置き換えて積層し、成形することで実現させた。なお積層理論より、テフロンシート部での剛性を零と仮定して計算した結果、損傷のある要素と健全部分の曲げ剛性の比 EI_d/EI_v は

Fig. 9 Experimental apparatus

Fig. 10 Result of ultrasonic test

Fig. 11 CFRP laminate

0.42 となる。

4.2 推論結果 図 12 に、 $EI_d/EI_v=0.42$ の要素 1 から 8 の 1 要素にだけ損傷を有する CFRP 積層は、計 8 本の試験片を加振実験することで得られた固有振動数および振動モードを用い、前述の FM および F タイプのニューラルネットワークに与えて、損傷量と損傷位置を推論させた結果を示す。ここで、■印は FM タイプ、▲印は F タイプによる結果を表す。図 12 より、両タイプとも損傷位置に関しては正確に推論されており、ニューラルネットワークのモデルによる推論結果の差がはっきりと現れていないことから、実験の簡略化が行える F タイプの有効性が得られた。しかし、損傷量に関しては、両タイプとも、積層理論で計算した $EI_d/EI_v=0.42$ よりも小さめの値 (0.30 程度) を推論した。そこで、加振実験および $EI_d/EI_v=0.42$ として FEM の解析より得られた一次から三次までの固有振動数の比較を、特に大きな差を与えた損傷位置 3, 4, 5 について試みる。表 3 に両者の値、さらに、 $EI_d/EI_v=0.30$ のときの FEM 解析結果も一緒に示す。実験値は $EI_d/EI_v=0.42$ の解析値よりも 0.30 の解析

Table 3 Comparison of experimental frequencies to analytical ones

EI_d/EI_v	Damage No.	3	4	5
Experiment 0.42	1	95.11	99.63	105.0
	2	677.5	631.6	582.5
	3	1740	1757	1805
FEM 0.42	1	99.69	103.4	106.4
	2	690.5	660.6	628.2
	3	1817	1810	1913
FEM 0.3	1	93.65	98.90	103.5
	2	687.5	642.9	595.9
	3	1758	1754	1896

Fig. 12 Comparison of estimating values of experimental results

値に近いことが明らかとなった。試験片損傷部の剛性計算において、積層理論を用い、テフロンシート部の剛性を零とし、他の部分はCFRP材そのままの値を用いた。しかし、一方向材が切断されたことにより、試験片全体としての剛性が低くなったと考えられ、その影響は、はりの中心ほど大きく現れた。

4.3 実験データのみによるニューラルネットワークの構築 本手法を用いて、実験データだけで学習データを作成すれば、実験による誤差等のノイズを考慮したニューラルネットワークの構築が可能となり、現場での実践的な使用も行えると考えられる。そこで、 $EI_d/EI_v=0.42$ および $0.45, 0.57$ の3種類の試験片の一次から三次までの固有振動数を加振実験より求め、 $EI_d/EI_v=0.42$ および 0.57 の実験データだけを3・3節と同様に、Fタイプのニューラルネットワークに学習させてネットワークを構築した。このニューラルネットワークの検証用に $EI_d/EI_v=0.45$ の実験データを用いたが、その結果を図13に示す。ここで、○、□印はそれぞれ、学習データ $EI_d/EI_v=0.42, 0.57$ に対するニューラルネットワークの出力値、また、▲印は $EI_d/EI_v=0.45$ に対するニューラルネットワークによる推論値を示しているが、出力値、推論値ともに、損傷位置に関しては精度よい結果を示した。そして、損傷量の各記号が該当する直線上にあれば完全な学習と推論をしたことになるが、ほぼ満足する結果が得られた。以上から、実験データのみでも固有振動数から損傷の位置と量を推論するニューラルネットワークの構築は可能であり、学習データを計算力学的手法で準備できない場合や現場における実際のデータによる実践的な使用にも十分応えられることを示した。

5. 結 論

損傷検出の第一近似として、ニューラルネットワークをCFRP積層はりの損傷量と損傷位置の推論に用いた結果、次のことが明らかになった。FMタイプおよびFタイプの両者とも、

(1) FEM解析データによるニューラルネットワークの学習は、精度よく行えた。

(2) 学習をまったく行っていない場合の損傷量と損傷位置を精度よく推論することが可能となった。

(3) 加振実験により得られた固有振動数を用い、(1)で構築したニューラルネットワークに損傷量および損傷位置を推論させた結果、損傷位置は正確に推論し、損傷量は全体的に小さめの値を推論した。しかし、試験片に擬似損傷を与えるため、プリプレグの一部を

Fig. 13 Comparison of learning values and estimating values by experimental (F type)

テフロンシートを置き換えたが、これにより試験片全体の極度な剛性低下をもたらしたと考えられる。

(4) FMタイプ、Fタイプともに推論結果にほとんど差が生じないため、実践的な使用を考慮すると、Fタイプが適切である。

(5) Fタイプにより、精度のよいニューラルネットワークを比較的少ない学習回数で構築できた理由として、一次と二次の固有振動数だけで損傷量および損傷位置を特定することが可能となり、さらに三次の固有振動数を加え学習することにより、比較的少ない学習回数でニューラルネットワークを構築できるためである。

(6) 実験データだけでも、本手法により損傷量とその位置を推論するニューラルネットワークは構築でき、実用上、極めて有効である。

今後は、ニューラルネットワークの同定性能を高め、より小さな損傷検出も試みる。

実験で用いた試験片は、三井東圧化学(株)の岸 智氏に製作していただいた。謝意を表す。

本研究は、科学技術庁振興調整費「特性発現モデルに基づく先端材料の特性解析技術開発に関する国際共同研究」の一部として行われた。

文 献

- (1) 望月義彦・ほか2名, 機論, 57-540, A (1991), 236-243.
- (2) 矢川元基編, ニューラルネットワーク, (1992), 131, 培風館.
- (3) 邊吾一・西恭一, 機論, 58-548, A (1992), 31-35.
- (4) 邊吾一・木野山嘉久, 機論, 60-570, A (1994), 279-283.
- (5) 邊吾一・藤川由美・黄一正, 機講論, No. 95-1 (1995-3), 87-88.
- (6) 邊吾一・西恭一・黄一正・砂川恵, 航空宇宙学会第37回構造強度に関する講演会講演集, (1995-7), 177-180.