ニューラルネットのCFRP弾性係数設計への応用*

邊 吾一^{*1}, 西 恭一^{*2}

An Application of a Neural Network to CFRP Elastic Coefficient Design

Goichi BEN (O-IL BYON) and Yasukazu NISHI

Since a fiber volume fraction and a fiber orientation angle have an important effect on elastic coefficients and strengths of carbon fiber reinforced plastics (CFRP), they are main design variables of unidirectional and angle-ply CFRP. However, it is hard to determine the correct values of these variables in the case of designing CFRP plates having specific values of elastic coefficients and strengths. This decision becomes, so to speak, an inverse problem. This paper presents an application of a neural network to the design of elastic coefficients of CFRP and gives the unique solution of this inverse problem by use of the neural network.

Key Words: Reinforced Plastics, Low of Mixture, Material Design, Neural Network, Inverse Problem

1. 緒 言

複合材料は“設計できる材料”とよく呼ばれるが、その本質は異方性および積層にあり、特に樹脂系複合材料では、一方向プリプレグ材やクロス材を繊維配向角(θ)を持たせて積層して使用することが多い。このようなFRP複合材料の弾性係数、強さは主として繊維の値と体積含有率(V_f)に依存しており、 V_f が設計上重要なパラメータとなる。一般に、 V_f や各層の θ が決まれば、複合則、相反定理、積層理論あるいは有限要素法を用いてFRP積層材の弾性係数は求めることができ、近年、複合材料設計のためのシステムなどの開発⁽¹⁾もされつつある。

しかし、FRP積層材を実際に使う設計者の立場から見た場合、いかなる弾性係数や強度を有する材料ができるかよりも、要求する特性値を持つFRPを作るには材料設計のパラメータをいくらにすれば良いかが重要となる。また、FRP積層材の弾性係数や強さはその成形方法、成形条件⁽²⁾などによっても大きく違って

くる。このような場合、もはや従来の計算式では正確に予測することはできない。

本研究では、設計者の要求する弾性係数の値を有する一方向材やアングルプライFRP材の V_f や θ を決定するという、いわゆる逆問題に、ニューラルネットワークを適用した数値シミュレーションを行い、本手法の有効性を検討する。

2. ニューラルネットワークモデル

非線形連続情報の出力を得るため、ニューロンモデルとして図1に示す非線形ニューロンモデル⁽³⁾を考えた。このモデルでは、 x_j を時刻 t における他のニューロンからの入力信号、 w_{ij} をこのニューロンの他のニューロンに対するシナプス結合度(重み係数)、 h_i をニューロンの興奮状態を抑制するしきい値、 O_{ij} を他のニューロンへの出力値とすると、時刻 $t+1$ におけるこのニューロンの内部状態値 u_i は次式

$$u_i(t+1) = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_j(t) - h_i \quad \cdots \cdots \cdots (1)$$

で与えられ、出力 O_{ij} は

$$O_{ij}(t+1) = f(u_i) \quad \cdots \cdots \cdots (2)$$

となる。式(1)で w_{ij} は0から0.1の間の乱数を用い、 x_j は入力層の場合は入力信号、中間層の場合は一つ手

* 平成3年3月30日 第68期通常総会講演会において講演、原稿受付 平成3年8月23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 [現在: NKK(株)]。

前の層の出力 O_{ij} を取る。また、 h_i は零とした。式(2)の出力関数 $f(u_i)$ は準線形関数とし、ニューロンの出力が-1から1までの値を取れる次式とした。

$$f(u_i) = 2/(1 + e^{-u_i}) - 1 \dots\dots\dots (3)$$

本研究では、図2のような入力層、中間層、出力層を持つ階層形ニューラルネットワークを構築するが、図中の○が1個のニューロンに相当する。入力層に信号が入ると、式(1)のニューロンの状態値が階層を進むごとに計算され、出力層でネットワーク全体としての出力値が得られる。この出力値と入力信号に対する理想的な出力値(教師信号)の差を初期値として、誤差逆伝ば学習則⁽³⁾を用いて、今度は出力層から入力層に向かってシナプス結合度の値を変化させる。すなわち、入力信号と教師信号を与えて学習回数を重ねるだけで入力信号と教師信号を結びつける関係がニューラルネットワーク上で構築され、目的とする情報処理を行うことが可能である。

3. CFRPの弾性係数決定問題

3.1 一方向材 繊維と樹脂の基本物性値と繊維体積含有率 V_f が与えられると、一方向繊維強化材の繊維方向を基準とする弾性係数は次式で計算される。

$$E_{11} = E_{fL} V_f + E_m(1 - V_f)$$

$$E_{22} = \frac{E_{fT} E_m}{E_m V_f + E_{fT}(1 - V_f)}$$

表1 繊維と樹脂の基本弾性係数

	Young's modulus (GPa)	Shearing modulus (GPa)	Poisson's Ratio
T300	$E_{fL}=225$ $E_{fT}=15.8$	$G_f=19.6$	$\nu_{fL}=0.3$ $\nu_{fT}=0.021$
Epoxy	$E_m=3.43$	$G_m=1.27$	$\nu_m=0.36$

図1 非線形ニューロンモデル

$$\nu_{12} = \nu_{fL} V_f + \nu_m(1 - V_f)$$

$$\nu_{21} = E_{22} \nu_{12} / E_{11}$$

$$\nu_{23} = \frac{\nu_{fT} V_f}{E_{fT}} + \nu_m \frac{(1 - V_f) / E_m}{V_f / E_{fT} + (1 - V_f) / E_m}$$

$$G_{12} = G_m + \frac{V_f}{1 / (G_{fL} - G_m) + (1 - V_f) / 2 G_m}$$

$$G_{23} = E_{22} / 2(1 + \nu_{23})$$

.....(4)

式(4)と後述の表1において、下添字 f と m は繊維と樹脂を、 fL と fT は繊維だけの場合の繊維方向とその直角方向を、さらに1.2.3は一方向材の繊維方向、その直角方向、その厚さ方向をそれぞれ表す。

V_f を与えてから、式(4)を用いて一方向FRP材の弾性係数を計算する本来の順序と逆に、それぞれの弾性係数を決めてから材料設計のパラメータ V_f を求めるためには、その基本となる複合則の諸式が、ある一つの関数式によって表されなければならない。そこで、まずこれらの関数式が一つのニューラルネットワークによって再現できることを検証する。

図3に示すニューラルネットワークモデルにおいて、入力層に繊維および樹脂の弾性率、ポアソン比と

図2 階層形ニューラルネットワーク

図3 V_f を求めるニューラルネットワーク

V_f のデータを与えることによって、一方向FRP材のヤング率、ポアソン比、せん断弾性率が出力されるために、入力層、出力層および3層の中間層(1層当たりのニューロン数30個)からなる計5層のネットワークを考えた。なお、ここでは入力層の $\theta=0^\circ$ とおいた。

表1に示したT300炭素繊維(東レ)およびEpoxy樹脂の物性値と V_f を0%から100%まで10%おきに变化させた値を、式(4)の複合則に代入することによって得られた11通りの弾性係数値の組を教師信号としてネットワークに60万回学習させた結果、各層間のニューロン数を結ぶシナプス結合度の値が一義的に決定され、ニューラルネットワークが構築された。

図4に E_{11} と E_{22} に関する結果を示す。 E_{11} の複合

図4 V_f と E_{11} , E_{22} 関係線図

図5 V_f と G_{12} , G_{23} 関係図

則による計算値(実線)と教師信号を学習させ、構築したニューラルネットワークの出力値(●印、以後学習値と呼ぶ)はほぼ完全に一致している。 $V_f=5, 15, \dots, 95\%$ (○印)をこのニューラルネットワークに入力し、既に求められたシナプス結合度を用いて計算した出力結果(以後、推論値と呼ぶ)も複合則の計算値と一致し、完全に推測されている。 E_{22} についても、■印の学習値および□印の推論値は計算値と一致した。

図5にはせん断弾性係数 G_{12} , G_{23} の結果を示すが、 G_{12} , $G_{23} \sim V_f$ の非線形関係に関しても学習値、推論値と計算値は良い一致を見た。紙面の都合上、図は省略するが、ポアソン比 ν_{12} , ν_{21} と ν_{23} についても同様な結果を得た。したがって、ここで構築したニューラルネットワークは、CFRP一方向強化複合材料の諸式(4)をほぼ完全に再現できた。

3.2 V_f 決定問題 一方向CFRP材の任意の弾性係数の組の値から、複合則では独立に存在している V_f を一意に求める逆問題を検討する。

入力層には E_{11} , E_{22} , ν_{12} , ν_{21} , G_{12} , E_m , ν_m , G_m に加えて面内弾性率, E_{11} , E_{22} , G_{12} を与え、出力として V_f が得られるネットワーク(全5層で中間層1層当たりのニューロン数50個)を考えた。表1で示した繊維と樹脂の基本弾性係数の値を用い、 V_f を30(%)から80(%)まで10(%)おきに变化させて式(4)で計算した6通りの E_{11} , E_{22} , G_{12} を教師信号として学習させて構築したニューラルネットワークの出力結果を図6に示す。教師信号として与えた組は、3, 5, 7, 9, 11, 13に相当し、これらの具体的な弾性係数の値を図中に示す。横軸は弾性係数の組を表し、縦軸はそのときの V_f を示している。

図6 V_f と弾性係数パターン関係図

ネットワークの学習値は比較のため示した複合則による計算値とほぼ一致した。次に、このネットワークに○印で示した弾性係数のパターンを与えた場合の推論値 V_f も複合則の値に一致する。したがって、 E_{11} 、 E_{22} と G_{12} に関する任意の値の組をこのネットワークの入力層に代入すれば、ある V_f の値を出力するニューラルネットワークが構築できた。

しかし、 E_{11} 、 E_{22} 、 G_{12} 対して一般に任意の値の組を与えた場合に、複合則はすべて同じ V_f を与えない。ここでは、複合則にのらない任意の値を持つこの3組の弾性係数、それらをネットワークに与えた時に得られた出力の推論値 V_f 、さらにその V_f を複合則に代入して求めた弾性係数の各値を表2にそれぞれ示す。また、複合則で V_f を変化させることによって計算された三つの弾性係数 ($\bar{E}_{11}$ 、 $\bar{E}_{22}$ 、 $\bar{G}_{12}$) と表2の入力弾性係数との誤差の絶対値の和 E_{π} を次式

$$E_{\pi} = \left(\left| \frac{E_{11} - \bar{E}_{11}}{\bar{E}_{11}} \right| + \left| \frac{E_{22} - \bar{E}_{22}}{\bar{E}_{22}} \right| + \left| \frac{G_{12} - \bar{G}_{12}}{\bar{G}_{12}} \right| \right) \times 100 \quad \dots\dots\dots (5)$$

で計算し、パーセント表示させた結果を図7に示す。同図において、 E_{π} の最小値を与える V_f は No. 1 から順に 51.4(%)、55.8(%)、66.9(%) となる。したが

表2 ニューラルネットワーク入出力関係

No.	Inputs (GPa)			Outputs V_f (%)	Rule of Mixt. (GPa)		
	E_{11}	E_{22}	G_{12}		$\bar{E}_{11}$	$\bar{E}_{22}$	$\bar{G}_{12}$
1	118	4.9	5.9	57.30	131	6.2	3.9
2	127	4.9	5.9	59.75	136	6.4	4.1
3	147	7.8	4.9	67.14	152	7.2	4.9

図7 弾性係数誤差と繊維体積含有率の関係

って、表2のニューラルネットワーク推論値は、ネットワーク入力値のどれをも平均的に満足するような V_f を出力している。

3.3 アングルプライ積層材 アングルプライ積層材 ($+\theta/-\theta/+ \theta/-\theta/\dots$)₂ の任意の値の弾性係数を求めるためには、設計パラメータとして V_f ほかに θ も加わるが、一般に V_f が60%付近のプリプレグが市販されているので、ここではひとまず V_f を60(%)に固定する。

表1に示した値と θ を0°から90°まで15°単位で変化させて積層理論で計算した7組の弾性係数の値を教師信号とし、 E_{11} 、 E_{22} 、 G_{12} を入力して θ を出力するネットワーク (全5層で中間層3層、1層のニューロン数は30個) を構築した。

1万回学習後のネットワークの出力値を図8に示すが、横軸のNo.1からNo.7は学習信号を与えた弾性係数の組を表し、縦軸はそれに対する θ を表している。この図から、積層理論の計算値(実線)と学習値(●印)および推論値(○印)はほぼ一致し、アングルプライ積層板の弾性係数を与えて θ を出力するニューラルネットワークが構築された。

4. 結 論

ニューラルネットワークをCFRP複合材料の弾性係数設計に応用するため、数値シミュレーションを行った結果、次の事柄が明らかになった。

(1) 本来独立に計算される一方向複合材料やアングルプライ複合材の弾性係数の諸式は、それぞれのニューラルネットワークによって再現できる。

(2) これらのニューラルネットワークを用いることによって、数式では解くことのできない弾性係数の値を決めた後に、FRPの設計パラメータである繊維

図8 繊維配向角と弾性係数パターンの関係

体積含有率や繊維配向角を求める逆問題の解が得られた。

(3) 本研究で構築したニューラルネットワークを複合材料の座屈、振動あるいは強度設計に応用することを今後の課題としたい。また、ニューラルネットワークにおいて中間層数、ニューロン数や繰返し数は応用する問題に応じて適切に選ぶ必要があり、これらが算結果に及ぼす影響、さらに数式では表すことが困難な複合材の実験値と実験変数の関係に応用することも

今後検討したい。

文 献

- (1) 三木・杉山・内田, 複合材料エキスパートシステムの基本構想, 第 19 回 FRP シンポジウム, (1990-3), 42-45.
- (2) 邊・西・吉田, CF/FEEK 積層材の蓄積衝撃強度に及ぼす成形条件, 文献(1)の 78~81 ページ.
- (3) 合原, 「ニューラルコンピュータ」, (1988), 56&110, 東京電機大学出版局.