日大生産工(院) 〇坂本 翔平 今城 拓也 宇野 雄輝 日大生産工 小山 潔

1. はじめに

近年、航空機や建造物等の構造物に炭素繊維 を強化材とした軽量かつ高強度である炭素繊 維強化プラスチック(CFRP)が多く使用されて いる。このような大型な構造物を、適切に保全 していくには一定周期の点検が必要であり、検 査時に正常であっても次の検査までに安全で ある保証は少ない。そのため、点検後に異常が 発生しても次の点検時までに事故などのリス クが高くなってしまう。そこで常時監視するモ ニタリングシステムを導入することで異常が 発生しても即急に対処することによってリス クを最小限に抑えることが不可欠である。また、 最近ではAI(人工知能)の工業分野でも進出し ており、特に検査に適用されてきている。

本稿では、光ファイバセンシング技術である FBG方式のセンサを用いてCFRP板に荷重を 加えたときのひずみの計測を行い、機械学習で あるニューラルネットワークを用いて荷重位 置の評価を行った。

2. 原理

2-1 Fiber Bragg Grating (FBG)

FBGは、Fig.1に示すように光ファイバのコ アに屈折率変調(回折格子)を設けたものであ る。この回折格子の周期Λに合致した(1)式の波 長(ブラッグ波長:λ_B)の光のみが反射し、それ 以外の波長は反射せずに通過する。FBGに応 力等が加わると光ファイバを伸縮すると共に、 回折格子の間隔も変化するので、反射するブラ ッグ波長も比例するようにシフトする。よって ブラッグ波長を計測することでひずみ等を算 出することが可能である。長所として従来のひ ずみゲージと比較すると、電磁気の影響を受け ないことや、1本の光ファイバに多数のFBG センサを設置することが可能であり計測装置 の単純化、光ファイバを使用するため光信号が ほとんど減衰しないので長距離からでも計測 できることがあげられる。



Fig.1 FBG 原理

2-2 ニューラルネットワーク

Fig.2に示す様に人間の神経回路網を数理モ デル化した人工ニューロンであり、1つ以上の 入力x_nを受け取り、活性化関数f_uを使って1つ 以上の出力yを生成する。NNはFig.3のように 主に入力層と中間層と出力層から構成され、層 と層の間はつながりの強さを示す重み(w)があ る。今回は、教師あり学習を行うため、あらか じめ学習させるデータと正解である評価デー タを用意する。重み(w)は学習しているときに 少しずつ調整させ、正解である評価データとの 誤差を小さくする役目がある。



A fundamental study on health monitoring of CFRP by FBG sensor

Shohei SAKAMOTO,Takuya IMAJO,Yuki UNO and Kiyoshi KOYAMA



Fig.3 ニューラルネットワーク

3. 実験方法および測定方法

3-1 CFRPの荷重試験

計測器はAOS社製¹⁾のFBGセンサーモニタ (AWE-CCD-1550)を用いた。CFRP試験体の寸 法は160mm×160mm×2mmである。1つの光 ファイバにFBGセンサを2ヵ所設けた2本の光 ファイバを使用した。

FBGセンサをFig.4が示すように設置して、 2000gまでの静荷重を加えた場合と、動的荷重 (衝撃)を与えた場合で測定した。荷重を加える 位置は、Fig.5で示すように中央と各FBGセン サの直上の5ヵ所とした。



Fig.4 FBG 設置



Fig.5 荷重位置(学習用と評価用)

3-2 ニューラルネットワークによる評価

本研究では、Neural Network Console²⁰を使 用した。NNの構造はFig.6で示す様に順伝番型 ニューラルネットワークである。荷重を加えた 時の計測データを使って順伝番型NNに学習 させて、荷重位置と荷重量の評価を行う。NN は、上から下に向かって処理が進む構造になっ ている。また、Input(入力層)の横の数字は、4 つのFBGセンサの計測値を入力する意味であ る。次に中間層に位置するのはAffine(計算)と Sigmoid関数であり右の数字はノード数を示 している。最後に中間層で処理したデータを Sigmoid関数で活性化させたのちに、 BinaryCrossEntropyでx,y座標と荷重量の3つ の値を出力させている。



Fig.6 ニューラルネットワークの構造

- 4. 実験結果および検討
- 4-1 CFRPの荷重試験結果

CFRP板の中央に静的荷重を加えた時の結果 をFig.7に示す。横軸が荷重(Weight)で縦軸が 波長の変化量($\Delta \lambda$)でありFig.7は、全てのセン サが等しく変化していることがわかる。また、 各FBGセンサのsensor1-1の直上、sensor1-2 の直上、sensor2-1の直上、sensor2-2の直上に 荷重を加えた時の波長の変化の結果をFig.8、 Fig.9、Fig.10、Fig.11に示す。Fig.8では sensor1-1は他の3つのセンサと比較したとこ ろ、大きく波長が変化していることが読み取れる。

Fig.9ではsensor1-2が一番大きく波長が変 化していることがわかる。Fig.10、Fig.11では Fig.8、Fig.9と比較すると波長の変化量は少な くなるが、sensor2-1とsensor2-2は他のFBGセ ンサより大きく変化していることがわかった。



Fig.7 中央に荷重を加えた時の波長の変化量



Fig.8 sensor1-1 直上に荷重を加えた時の 波長の変化量



Fig.9 sensor1-2 直上に荷重を加えた時の 波長の変化量



Fig.10 sensor2-1 直上に荷重を加えた時の 波長の変化量



Fig.11 sensor2-2 直上に荷重を加えた時の 波長の変化量

次に動的荷重(衝撃)の結果をFig.12に示す。 Fig.12は、sensor1-1の直上に200gの重りを落 下させたときであり、最初の方で大きく波長が 変化していることがわかった。その後、複数の 小さな波長が表れて次第に収まっていくこと が読み取れた。他の箇所での動的荷重もFig.12 と同様な傾向が見られた。



Fig.12 sensor1-1 直上に動的荷重を加えた時 の波長の変化量

4・2 ニューラルネットワークによる評価結果 ニューラルネットワークを使って荷重位置 を推定させた結果等を、散布図で表記した。正 方形の赤点が推定させたい位置で、青点はNN が出力した荷重位置と荷重量である。右のカラ ーバーは色が濃くなるほど荷重が重くなって いく。Fig.13は、静的荷重でのNNの推定結果、 Fig.14は動的荷重での推定結果を示しており、 Table 1は、誤差率を表にした。

Fig.13から、全体的に推定位置である青点が 赤点(荷重位置)付近に近づいていることがわ かる。その中でも色の濃度が小さくなるほど、 赤点から離れていくことが読み取れた。

中央位置では他の位置と比較して大きく散 開していることがわかる。また、Table 1より 荷重推定の誤差率は25%となっており座標推 定より高くなった。そのため、NNで中央の荷 重位置は推定できたが、一方で荷重量の推定精 度が低くなっていると考えられる。

次に、各センサの直上の推定結果は、4つの 箇所とも赤点付近に推定されていることがわ かる。座標の誤差率は、X座標が17%、Y座標 は10%であり、荷重位置の誤差は少ないことが 読み取れる。



Fig.13 NN 推定結果(静的)

	%
Weight	25
Х	17
Y	10

Fig.14は、波長をフーリエ変換させて推定さ せた。静的荷重と比較して推定位置が中央に集 合していることがわかり、推定させたい青点が ずれている。これらの要因として、静的荷重で は各センサの波長の変化量に特徴があったが、 動的荷重は全体的に波長が類似しているため だと考えられる。



Fig.14 NN 推定結果(動的)

5. まとめ

本研究ではCFRPにFBGセンサを設置し て、荷重試験を行い、NNを使って荷重量と 位置の評価を行った。今回の検討では、FBG センサを使って荷重の位置と荷重量を計測 することが可能であった。またNNを使って、 荷重位置と荷重量を推定することを明らか にした。

今後の課題として、動的荷重でのNNの推 定精度を向上させることが挙げられる。

参考文献

- 1) http://www.aos-fiber.com
- Sony Network Communications Inc. Neural Network Console http://dl.sony.com