

4M-7

ニューラルネットワークを用いた衝撃貫通画像処理

田中 正一 小川 毅彦 金田 一
 拓殖大学 工学部 情報エレクトロニクス学科

1. はじめに

鋼球を材料試験片に打ち込み、貫通破壊過程を高速撮影し、その貫通画像中の鋼球や試験片の挙動により材料の特性を評価する研究が行われている(1)。しかし試験片の破片によって鋼球の挙動の観測が難しい場合が多い。一方、ニューラルネットワークは画像認識の方法としてしばしば用いられており、その特性によって不完全な画像からの十分な認識が期待できる。そこで本研究では、衝撃貫通画像における鋼球の位置把握に対し、ニューラルネットワークの適用を提案する。衝撃貫通画像は圧縮・ハイパスフィルタリングされて多層型ニューラルネットワークに入力され、鋼球の位置を判別して出力する。シミュレーションで効果を確認した。

2. 衝撃貫通画像

高速で飛来する物体による衝突が予想される構造物の設計において、材料の衝撃貫通特性、特に貫通限界速度や残存速度を評価しておくことが重要である。そのため、図1に示す超高速写真システムによる貫通破壊過程の画像からの特性評価の方法が研究されている。この方法では鋼球を試験片に打ち込み、鋼球や試験片の挙動によって材料の特性評価を行う。図2はポリメチルメタクリレート(PMMA)の貫通破壊過程を表した



図2 PMMAによる衝撃貫通画像

衝撃貫通画像で撮影順序は左上、左下、右上、右下の順である。試験片の大きさは $80 \times 60\text{mm}$ 、厚さ 3.0mm 、各画像間の時間差は $150 \mu\text{sec}$ である。また、鋼球は直径 5.0mm 、質量 0.5g で、衝撃速度は 309m/s である。各画像は右側が材料試験片、中央付近が鋼球により砕けた材料試験片の破片と高速で移動する鋼球である。なお、鋼球は画像の右から左に向かって移動する。

3. 画像処理用ニューラルネットワーク

本研究では、衝撃貫通画像中の鋼球の位置を正しく推定するために、3層型のフィードフォワードネットワークを用いる。入力の前処理後の部分画像、出力は鋼球の判別結果とする。衝撃貫通画像を水平方向に切り取って入力とし、各入力に対して鋼球の判別結果を得ることで鋼球の位置を判別する。

3.1. 画像の前処理

学習及び推定に使用する画像をニューラルネットワークに入力するために、ウェーブレット変換とハイパスフィルタによる画像の前処理を行う。ハイパスフィルタを用いることにより画像の変化を抽出し、特徴的な部分を強調することができる。これにより鋼球を推定する際に、背景・破片部の誤認識を低減できる。さらにウェーブレット変換で画像を圧縮することでデータの特徴を損なうことなくネットワークに入力するデー

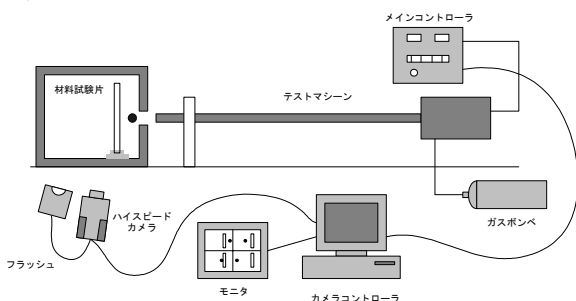


図1 衝撃貫通試験方法

Impact Perforation Image Processing by Neural Network
 Syoichi Tanaka, Takehiko Ogawa and Hajime Kanada
 Dept. of Electronics and Computer Systems, Takushoku
 University

タ数を減らすことができる。本研究では Daubechies8 のウェーブレット圧縮を行った。

3.2. ネットワーク構成

今回使用するネットワークの構成を図 3 に示す。入力層・中間層・出力層の 3 層からなるフィードフォワード型のネットワークである。学習時には鋼球部と背景・破片部をあわせて 4 箇所任意に切り出してネットワークに入力し、2 つの出力ニューロンから鋼球部であれば (1.0, 0.0)、背景・破片部であれば (0.0, 1.0) と出力するように学習させる。その後推定時に、出力層ニューロン値をそれぞれ α_1 、 α_2 として、

$$X = (\alpha_1 - \alpha_2 + 1.0) / 2 \quad (1)$$

と計算する。これによって、背景・破片部の値が 0 にならずに正確な位置推定が行えなくなることを防ぐ。

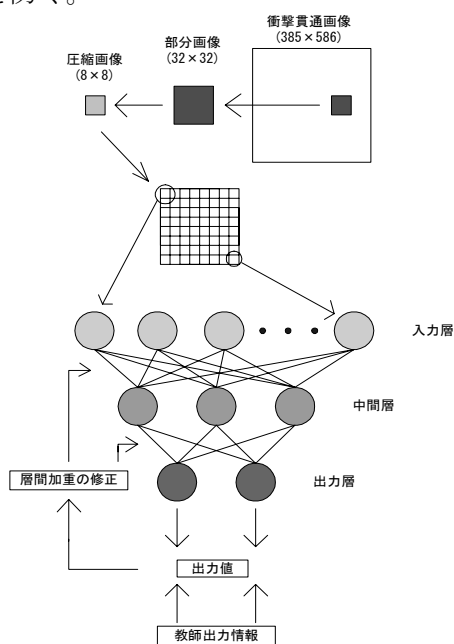


図3 ネットワークの構成

4. シミュレーション

図3のネットワークを使用して PMMA による衝撃貫通画像から学習および鋼球の推定を行った。ネットワークは入力層 64、中間層 3、出力層 2、学習係数 0.1、慣性係数 0.9 とし、平均二乗誤差 0.0001 または学習回数 100000 まで学習を行う。入力する画像は 32×32 ピクセルを切り出したものをウェーブレット変換で 8×8 ピクセルに圧縮する。学習時には 4 分割された画像の中から鋼球部分を 1 箇所切り出し、背景・破片部は残りの 3 つの画像から 1 箇所ずつ、合計 3 箇所切り出し

て学習を行った。学習、推定に使用した画像は同じもので、その推定結果を図 4 に示す。鋼球が半分程度隠れている画像に対して位置推定を行ったが、正確に鋼球の位置を推定できており、背景や破片による誤認識も抑えられている。

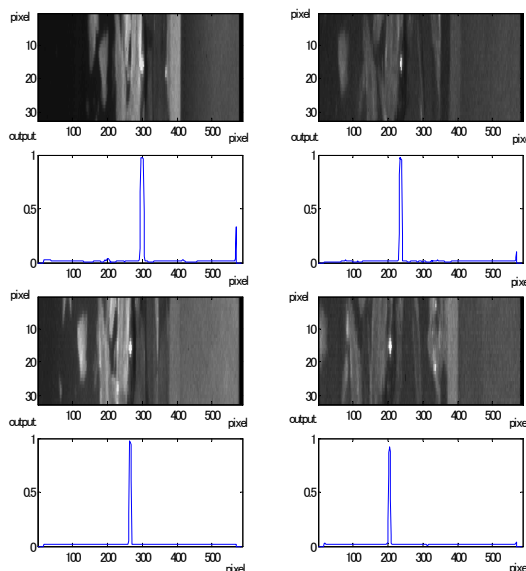


図4 シミュレーション結果

5. まとめ

本研究では衝撃貫通画像に対して、ニューラルネットワークによって鋼球及び背景・破片の学習を行い、鋼球が破片に隠れている画像からその位置の推定を行った。その結果として正しく学習を行うことができれば正確に鋼球の位置を推定できるという結果が得られた。衝撃貫通画像は、材料の種類や撮影条件などによって特徴が異なる。従って画像によっては学習をやり直さなければならない場合がある。また、鋼球がある程度隠れている画像については位置推定を行うことができるが、完全に隠れてしまっている画像からはその位置を推定することはできない。その適用限界を調べる必要がある。

参考文献

- (1) H.Kasano "Recent Advances in High - Velocity Impact Perforation of Fiber Composite Laminates", JSME Int'l Journal A, Vol, 42-2, 1999.
- (2) 小川、橋本、金田、笠野「ニューラルネットを用いた衝撃貫通画像における鋼球位置の推定」計測自動制御学会論文集 Vol.29, No.8 2003.