

I-390

ニューラルネットワークを用いた
岩盤打撃波形データ処理について東京電力 技術研究所 ○野本 高憲
安田 登

1. まえがき

近年、人間の脳が持つ情報処理機能を模擬する方法により学習機能を実現したニューラルネットワークに関する研究が進んでいる。ニューラルネットワークの学習機能を活用すれば、データにばらつきがあり、またデータからの推論過程を論理的に説明するのが難しい命題に対応できることから、筆者らは、計測データに基づき推論を行うエキスパートシステムの開発にニューラルネットワークを活用する方向で検討を進めている。

既報のとおり¹⁾、ボアホールハンマーにより得られた岩盤打撃波形データを入力し、ニューラルネットワークにより各波形に対応する材料種類を推定するシステムを開発した。今回は、同システムの学習方法に工夫を加えるとシステムの推定能力が向上することがわかったので、ここにニューラルネットワークの学習方法の改良についての一考察として報告する。

2. 学習方法改良前の検討方法と検討結果

ボアホールハンマー²⁾は、ハンマーにより岩盤に打撃を加え、ハンマーが岩盤に接触し離れるまでの挙動を表す加速度波形から岩盤の物性を定量的に把握するための原位置試験機である。今回入力対象としたデータは、岩以外の物質も含む7個の材料を打撃して得られた加速度波形データである。データは1つの材料につき5個得られており合計35個ある¹⁾。

検討に用いたソフトウェアはNEC製のニューロO7である。システムは入力層、中間層、出力層の3層からなり、各セルの入出力関係にはシグモイド関数、学習規則にはバックプロパゲーションを用いている。

デジタル値として得られている加速度データをシステムの入力層に波形データとして取り込むために、横軸を時間、縦軸を加速度に取ったメッシュ構造を用いた。メッシュの個数は32個×32個であり、メッシュの1個がニューラルネットワークの入力層のセル1個に対応しており、データがメッシュに存在する場合には1を、存在しない場合には0をそれぞれ対応するセルに数値情報として与えた。

出力層のセルの数は材料の種類数と同じ7個に設定した。出力層セルのうち出力値(認識率と称す)が最大値になったセルに対応する材料種類を、システムの推定結果とした。

上記のシステムに対し、各材料につき5個ある波形データのうち4個を用いて波形と材料種類の関係を学習させ、28個の学習波形に対しシステムが材料種類を総て認識率0.98以上で正しく推定できるようになった後で、試験として残り1個の波形を与え、システムが推定した材料種類と正解を比較した。

以上述べた検討方法の概要とシステムの構成を鳥瞰的にまとめたものを図-1に示す。

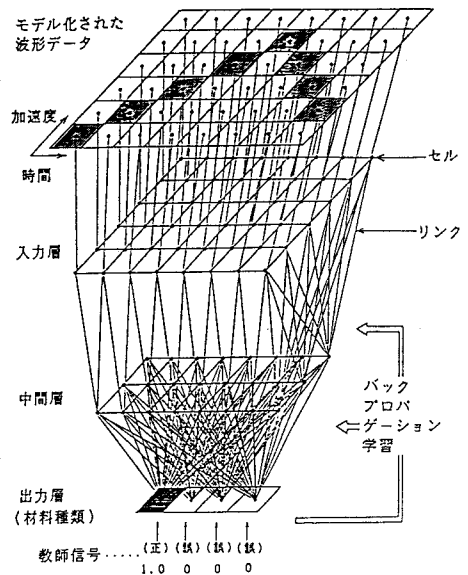


図-1 検討方法の概念図

試験結果を表-1に示す。4番の波形を1番の波形と認識しているのが唯一の誤答で、7個の試験波形のうち6個が正解になった。

3. 学習方法改良後の検討方法と検討結果

誤認識を解消するために学習方法に工夫を加えた。誤認識を起こす原因のうち、学習に関しては、学習波形が少ないことと入力する学習波形に誤差が含まれていることの2つが考えられる。本検討の場合、特に後者に関して、入力データが試料の打撃により得られたデータであることから、打撃面の微妙な凹凸の差が誤差を与えており、個々の波形により時間軸がずれていることが考えられる。

そこで、図-2に示すように横軸方向にメッシュ1個分の 20×10^{-6} 秒を前後にずらした波形を模擬波形として作成し、元波形1つと模擬波形2つの合計3パターンの波形を用いて学習を行った。つまり、1回の学習は84個（7材料×4波形×3パターン）の波形を順番に入力し行う。

学習を行った結果、総ての出力が認識率0.98以上で正解になるまでに学習回数は447回（元波形のみでは226回）を要し、所用時間は5時間10分（元波形のみでは50分）であった。447回の学習を終えたシステムに試験波形を与えたところ、表-2に示すように7個の試験波形総てについて正解になった。図-3に両学習方法による試験結果を認識率で比較したものを示す。この図を見ると、3波を学習させた場合の認識率は、元波形のみ学習の場合の認識率と同等あるいは増えており学習方法の改善効果が認められる。

表-1 元波形のみ学習させたシステムの試験結果

入力した材料種類 (正解)	システム出力 材料種類第1候補	正誤	認識率	システム出力 材料種類第2候補	認識率
① 来待砂岩	① 来待砂岩	○	0.40	④ 河津凝灰岩	0.17
② 秋吉大理石	② 秋吉大理石	○	0.79	⑤ 小松安山岩	0.07
③ 大谷落凝灰岩	③ 大谷落凝灰岩	○	0.17	① 来待砂岩	0.16
④ 河津凝灰岩	① 来待砂岩	×	0.21	④ 河津凝灰岩	0.11
⑤ 小松安山岩	⑤ 小松安山岩	○	0.88	② 秋吉大理石	0.14
⑥ 〇77セトル樹脂	⑥ 〇77セトル樹脂	○	0.97	① 来待砂岩	0.08
⑦ ゴム	⑦ ゴム	○	0.89	③ 大谷落凝灰岩	0.04

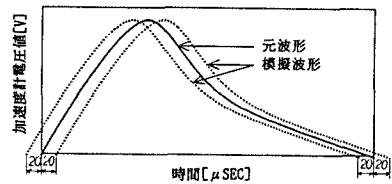


図-2 模擬波形の与え方

表-2 元波形と模擬波形を学習させたシステムの試験結果

入力した材料種類 (正解)	システム出力 材料種類第1候補	正誤	認識率	システム出力 材料種類第2候補	認識率
① 来待砂岩	① 来待砂岩	○	0.70	④ 河津凝灰岩	0.06
② 秋吉大理石	② 秋吉大理石	○	0.79	⑤ 小松安山岩	0.06
③ 大谷落凝灰岩	③ 大谷落凝灰岩	○	0.89	① 来待砂岩	0.04
④ 河津凝灰岩	④ 河津凝灰岩	○	0.53	① 来待砂岩	0.15
⑤ 小松安山岩	⑤ 小松安山岩	○	0.96	② 秋吉大理石	0.03
⑥ 〇77セトル樹脂	⑥ 〇77セトル樹脂	○	0.99	① 来待砂岩	0.01
⑦ ゴム	⑦ ゴム	○	0.95	② 秋吉大理石	0.18

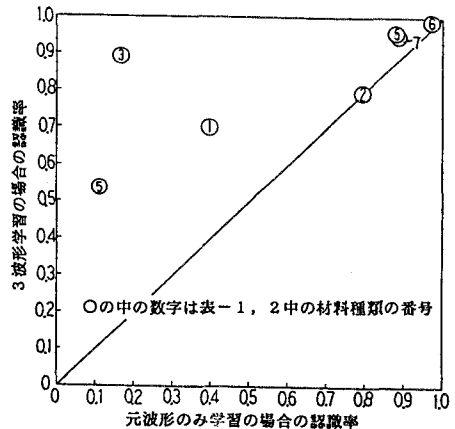


図-3 学習方法の改良による認識率の変化

4. 考察

今回学習に用いた模擬波形は、元波形の特徴を保ちながら誤差のパターンに応じた加工を行っている。模擬データを元のデータと一緒に入力することが、結果的に見かけの学習データ数を増加させることになっている。この方法は、入力データに含まれる誤差のパターンがあらかじめ想定できる場合に、学習データ数が有限である制約の中でシステムの推論能力を改善する方法の1つとして有用であると考えられる。

参考文献 1) 安田, 野本: 「波形データ処理へのニューラルネットワーク活用の試み」

平成2年度第18回関東支部技術研究発表会講演概要集 VI-3

2) 鈴木, 野沢: 「ボーリング孔を利用した簡易打撃応答試験機の開発」

第7回岩の力学国内シンポジウム講演論文集, 岩の力学連合会, 1987年12月