

東京電力技術研究所 ○野本 高憲
安田 登

1. はじめに

近年、人間の脳が持つ情報処理機能を模したニューラルネットワークを用いたエキスパートシステムの開発が進められている。ニューラルネットワークは学習機能を有することが最大の特徴である。

土木分野における計測データに基づき推論を行うエキスパートシステムを開発するための検討の一環として、ニューラルネットワークを活用することを考えた。これは、ニューラルネットワークの学習機能を活用することで、データにばらつきがあったり、あるいはデータからの推論過程を論理的に説明するのが難しいような処理命題に対処できる可能性があると考えたからである。

今回は、波形データに基づき推論を行うシステムを作成することし、ボアホールハンマー（ロックハンマーの一種）から得られた打撃加速度データを基に岩種を推定させるシステムを作った。このシステムの推定能力を調べることでニューラルネットワークの適用性について検討した。

2. ボアホールハンマーの機構

ボアホールハンマーは岩盤データ（軟岩～中硬岩対象）を精度よく定量的に把握できる原位試験機として当研究所で開発を行ったものである。¹⁾²⁾

図-1に原型モデルによる室内試験の状況図を示す。図-2に打撃ハンマーの加速度波形の模式図を示す。多くのデータより得られた、振幅 P_{max} とパルス幅 W の比 P_{max}/W と、静弾性係数、S波伝播速度および一軸圧縮強度の間の相関式を利用することで、岩盤物性を推定するための試験機として用いられている。

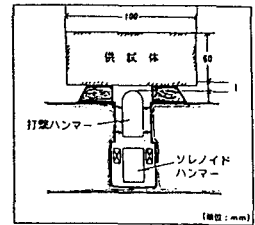


図-1 室内試験状況図

3. 検討方法

ソフトウェアはNEC製のニューロ〇7を用いた。システムは入力層、中間層、出力層の3層からなり、学習規則はバックプロパゲーションを用いている。

検討対象としたのは、岩以外の物質も含む7種の岩種に対し行われた室内試験により得られた波形データである。データは1岩種あたり5個得られている。5個の波形データのうち4個の波形を用いて波形と岩種の関係を学習させた後で、試験として残り1個の波形を与え、システムが推定した岩種と正解を比較した。

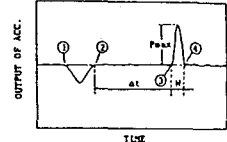


図-2 打撃ハンマー頭に取り付けられた加速度計の波形

システムに入力した加速度波形データを図-3に示す。

波形のうち、ハンマーが対象物に最初に接触してはね返り離れるまでの範囲を入力層に取り込んだ。入力層は、横軸が時間、縦軸が加速度計の電圧値である、 32×32 の計1024個のメッシュ構造である。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個に対応している。メッシュに存在する場合には1を、半分存在する場合には0.5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る。

出力層のセルの数は7個に設定し、出力層の中で最も認識率の高いセルに対応する岩種番号を出力値とした。

中間層のセルの数は、セル数を変えて何ケースか学習を行なわせ、収束時間が最小になった50個とした。

4. 検討結果

試験結果を表-1に示す。6個正解になり正答率は $6/7=0.86$ となった。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あるが、このとき第2候補として正解の4番を挙げていることより正解と大きな隔たりはない。このように、良好な精度で岩種の推定が可能であることがわかった。

5. 考察

表-2に示す値は各波形の P_{max}/W を図-3中の升目より読みとった値である。4番の岩種を1番と誤答しているが、4番と1番は学習波形、試験波形ともに P_{max}/W の値が近いことがわかる。

試験波形の P_{max}/W と岩種推定結果との対応を表-3に示す。表の中では岩種番号を試験波形の P_{max}/W の大ききの順に並べ変えている。概ね P_{max}/W が大きいものと小さいものが高い認識率で正解になっていることがわかる。また第2候補としては、第1候補に P_{max}/W の順番に近い岩種を出力していることがわかる。

これらのことより、ニューラルネットワークによる波形パターンの認識方法が P_{max}/W による認識法に近いことがわかる。

また、目視では最も特徴があると考えられるゴムの認識率0.886よりも、ジュラコンの認識率0.971の方が大きくなっているが、この理由については未解明である。

1) 鈴木、野沢他：「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

2) Nozawa, Suzuki et al.: New Borehole Test Machine and Its Application to the Construction of Dams, ISRM 1988, Madrid

図-3 システムに入力した波形データ（学習波形と試験波形）

番号	岩種	学習波形 1	学習波形 2	学習波形 3	学習波形 4	試験波形
1	来待 砂岩					
2	秋吉 大理石					
3	大谷 溶結 凝灰岩					
4	河津 凝灰岩					
5	小松 安山岩					
6	ジュラ コン					
7	ゴム					

表-1 検討結果

入力した 岩種 (正解)	システムの 出力岩種 第1候補	正誤	認識率	システムの 出力岩種 第2候補	認識率
1 来待	1 来待	○	0.404	4 河津	0.174
2 秋吉	2 秋吉	○	0.788	5 小松	0.071
3 大谷	3 大谷	○	0.172	1 来待	0.158
4 河津	1 来待	×	0.213	4 河津	0.113
5 小松	5 小松	○	0.876	2 秋吉	0.135
6 ジュ	6 ジュ	○	0.971	1 来待	0.077
7 ゴム	7 ゴム	○	0.886	3 大谷	0.044

表-2 入力波形の P_{max}/W

番号	岩種	学習4 波平均	試験 波形
1	来待	0.83	0.83
2	秋吉	1.3	1.3
3	大谷	0.44	0.50
4	河津	0.81	0.79
5	小松	1.3	1.1
6	ジュ	0.64	0.70
7	ゴム	—	—

表-3 検討結果と P_{max}/W の関係

		大 P_{max}/W 小						
出力入力 岩種岩種 番号番号		2	5	1	4	6	3	7
大 ↑ ↓ 小	2	0.79	0.14					
	5	0.07	0.89					
	1			0.40	0.21	0.08	0.16	
	4			0.17	0.11			
	6					0.97		
	3						0.13	0.04
	7							0.89

・表中の数字はセルの認識率
 ・凡例 ○：第1候補正答 認識率高
 △：第1候補正答 認識率低
 ×：第1候補誤答