

機械学習の手法を用いた打音診断

佐藤工業(株) ○黒田千歳, 歌川紀之^{※1}筑波大学 安永守利^{※2}

1. はじめに

コンクリート構造物の点検では目視と打音調査が基本とされている。このうち、打音調査については熟練者が音を耳で聞き分けて欠陥を検出することが多いが、これからは点検者の技量に左右されずに判断できる技術の開発が必要と考えられている。著者らは、打音で記録した波形をもとに複数の機械学習の手法を用いて、それが健全であるのか欠陥であるのか、あるいは、欠陥ならばどのような広さ、深さであるのか判定する技術の開発を進めている。これまでは学習された規模の欠陥に対し、誰が検査をしても、同様な結果（有無、規模）が得られることを目標に開発を進めてきた。

現地での検査では、学習していない規模の欠陥についても判定が必要となる。そこで、本報告では、学習に用いていない欠陥の診断を実施し、その欠陥がどのように判定されるかについて調べた。

2. 自己組織化マップ

自己組織化マップ(Self-organizing maps, SOM) はヘルシンキ大学の T.Kohonen によって提案された教師なし機械学習アルゴリズムである¹⁾。大脳皮質の視覚野のしくみをモデル化した階層型ニューラルネットワークの一種で、図-1 のように任意次元の入力ベクトルを 2 次元の出力層に写像することにより多次元データの可視化が可能となる教師なし学習アルゴリズムである。出力層のノードはニューロンに相当する。今回は入力ベクトルと同じ次元とする。出力層の配列のサイズは自由に設定される。

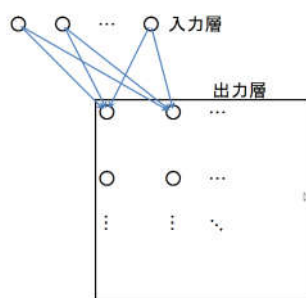


図-1 自己組織化マップ

3. 学習対象

学習に使用したコンクリート円形空洞試験体は、全体の幅 2m、高さ 1.5m、厚さ 0.3m のコンクリート躯体に、20 種類の発泡スチロールの円形板 ($t=2.5\text{cm}$, $\phi=5\sim 30\text{cm}$, かぶり深さ $1\sim 5\text{cm}$) が埋め込まれているものである。学習では図-2 の影をつけた 8 種類の合計 4100 個の欠陥部と、各欠陥部の周囲の 4123 個の健全部で採取した打音データを用いた。

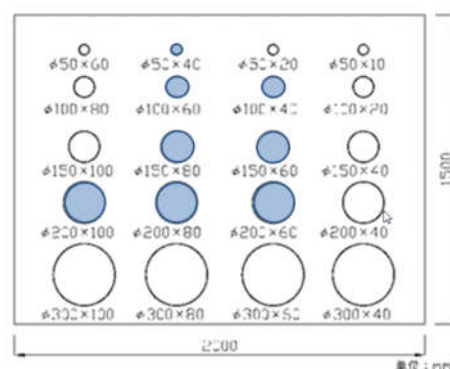


図-2 円形空洞試験体

図-2 の影をつけた 8 種類の欠陥および健全を学習した自己組織化マップは図-3 のようになる。欠陥別に塗り分けられており（健全は白）、未知の打撃データが与えられるとこのマップ上の 1 つのセルが反応し、欠陥または健全の種別を判定することができる。

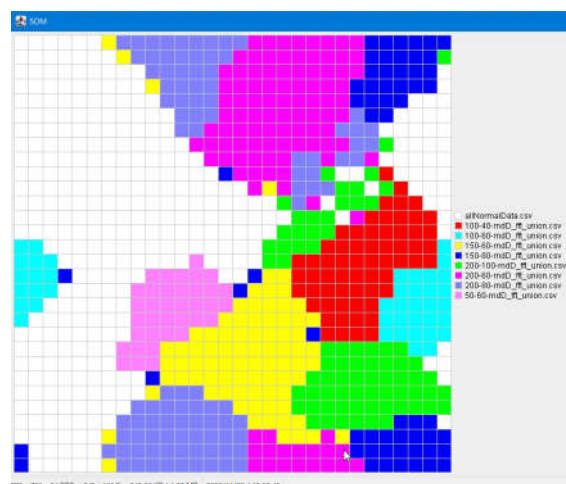


図-3 円形空洞試験体を学習した自己組織化マップ

図-2 の試験体の各欠陥と健全部を新たにそれぞれ 20 回ほど打撃して図-3 の自己組織化マップで判定した結果は表-1 のようになった。表の左の項目が欠陥（健全）の種別、上の項目が判定された種別を表している。種別の 300_40 は大きさ 300mm、深さ 40mm のを表す。表中に記入された数字は度数を表す。表中のハッチングした対角線の項目は正しく判定された部分である。学習データを打撃した者と新たに打撃を行った者は別人であるが、一部を除き各欠陥および健全が正確に判別できていることがわかる。

種別\判定	200_60 欠陥部	200_80 欠陥部	200_100 欠陥部	150_60 欠陥部	150_80 欠陥部	100_40 欠陥部	100_60 欠陥部	50_60 欠陥部	健全部
200_60 欠陥部	15	5							
200_80 欠陥部	19	1							
200_100 欠陥部			20						
150_60 欠陥部				18	1	1			
150_80 欠陥部				1	16				3
100_40 欠陥部						20			
100_60 欠陥部					8	2	5		5
50_60 欠陥部								20	
200_60 健全部								1	19
200_80 健全部									20
200_100 健全部									22
150_60 健全部								2	18
150_80 健全部								1	19
100_40 健全部							2		18
100_60 健全部									20
50_60 健全部									20

表-1 自己組織化マップの判定結果

4. 未学習の欠陥に対する判別結果

次に、未学習のものを含む全ての種類の欠陥と健全部について、同じ自己組織化マップで判別した結果を示す。

図-2 の試験体の全ての欠陥および健全部を各 20 回ほど新たに打撃して判別した結果を表-2 に示す。

種別\判定	200_60 欠陥部	200_80 欠陥部	200_100 欠陥部	150_60 欠陥部	150_80 欠陥部	100_40 欠陥部	100_60 欠陥部	50_60 欠陥部	健全部
300_40 欠陥部	1	34							
300_60 欠陥部	1	19							
300_80 欠陥部	20								
300_100 欠陥部	19						1		
200_40 欠陥部		20							
200_60 欠陥部	14	6							
200_80 欠陥部		19	1						
200_100 欠陥部			20						
150_40 欠陥部		20							
150_60 欠陥部				20					
150_80 欠陥部					20				
150_100 欠陥部					15			2	3
100_20 欠陥部	1	18		1					
100_40 欠陥部				8		11		1	
100_60 欠陥部				1	8	4	2	5	
100_80 欠陥部					1		1	7	11
50_20 欠陥部						16	4		
50_40 欠陥部					12			6	2
50_60 欠陥部								20	
0_0 健全部								1	47

表-2 学習していない欠陥を含む自己組織化マップの判定結果

図-3 の種別のうち、青色でハッチングしたものは、学習で用いていない欠陥の結果である。

学習に用いられている欠陥についてはほぼ正しく欠陥腫別が判定されており、学習で用いられていない欠陥については、大きさ 100mm、深さ 80mm を除きなんらかの欠陥と判定されている。

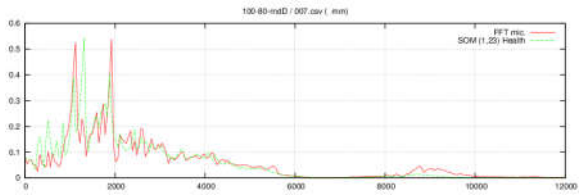


図-4 誤って健全と判定された大きさ 100mm、深さ 80mm の欠陥

図-4 は大きさ 100mm、深さ 80mm の欠陥と、一番近いと判定された健全のセルのニューロン同士を比較したものである。比較的半径が小さく 80mm の深い欠陥は健全と区別がつかない場合が多いと考えられる。一方、半径が大きい 300mm の欠陥は学習された欠陥種別の中では一番近い 200mm の大きさのものに判別され、大きさ 150mm、100mm、50mm の欠陥も概ねそれぞれの大きさの近い欠陥と判別されている。

5. 考察

円形空洞試験体のうち、8 種類の欠陥モデルで学習した自己組織化マップを用いて、未学習の欠陥モデルについてもそれぞれの大きさ、深さに近い欠陥と判定されることを示した。本結果から各種の欠陥サイズを有する実構造物についても、学習された欠陥の大きさ、深さの範囲の近いものに判定されることが期待できる。自己組織化マップでは単にどの欠陥であるかが推定されるだけでなく、マップ上で他のどの欠陥と近い位置にあるかということも確認でき、判断のためにより多くの情報を得ることができる。このシステムを用いて、今後はより多くの実構造物での判定結果と比較して推定の可能性を検証する予定である。

参考文献

1) T.コホネン：自己組織化マップ 改訂版，丸善出版，2012
2) 島田，安永，歌川，黒田：打音検査への機械学習の適用，土木学会年次講演集，2018