

## 自己組織化マップを用いた打音診断

佐藤工業(株) ○黒田千歳, 歌川紀之<sup>※1</sup>筑波大学 島田拓夢, 小松弘人, 川原佑宇紀, 原田 謙一, 安永守利<sup>※2</sup>

## 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 AI 的な手法のひとつである自己組織化マップを用いて、それが健全であるのか欠陥であるのか、また欠陥ならばどのような広さ、深さ、はく離間隔であるのか自動的に判断する技術の開発を進めている。診断には当社技術研究所が保有する円形空洞試験体を学習した自己組織化マップを用いる。ここでは、この方法により各種の欠陥がどのように学習されているのかについて述べる。

## 2. 自己組織化マップ(Self-Organizing Maps; SOM)

自己組織化マップ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<sup>1)</sup>。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。

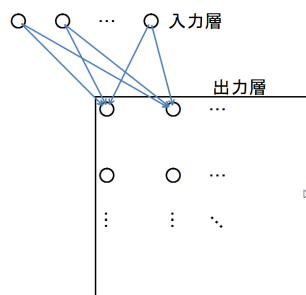


図-1

学習のアルゴリズムは次のようになる。

1. 出力層のニューロンのベクトルにランダムな値を設定する。
2. 複数の入力ベクトル（学習データ）を順番に与えて出力層の中から最も近いノードを選ぶ。選ばれたノードのニューロンを「勝者ニューロン」と呼ぶ。
3. 勝者ニューロンおよびその近傍のニューロンのベクトルを、 $(\text{元のベクトル}) + (\text{近傍関数 } h) \times ((\text{入力ベクトル}) - (\text{元のベクトル}))$  で置き換える。近傍関数は学習ステップとともに減少する値を持つ関数である。

2～3のステップをあらかじめ設定した回数繰り返す。また、学習データの数が設定した繰り返し回数より少ない場合は重複して与える。これにより図-2のように、最初ランダムだったマップに、似た者同士のニューロンの島ができて自己組織化される。



図-2

## 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厚さ 2.5cm の発泡スチロールで模擬された円形空洞が埋め込まれているもので、欠陥は半径  $\Phi$  5cm～30cm、深さ 1cm～10cm のいくつかの組み合わせについて製作されている。

学習に用いたのは図-3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である。

打音のデータ収録は当社で開発され用いられている打音検査システム「健コン診断ポータブル」で行ない、マイクロフォンの音圧波形から求めた周波数

キーワード: 主成分分析, 自己組織化マップ(SOM), 打音法

連絡先: <sup>※1</sup> 〒243-0123 神奈川県厚木市森の里青山1-10 佐藤工業株式会社 技術研究所

© Japan Society of Civil Engineers

<sup>※2</sup> 〒305-8577 茨城県つくば市天王台 1-1-1 筑波大学 (集積システム研究室)

振幅をインパルスハンマーの周波数振幅の最大値で割ったものを学習データとした。

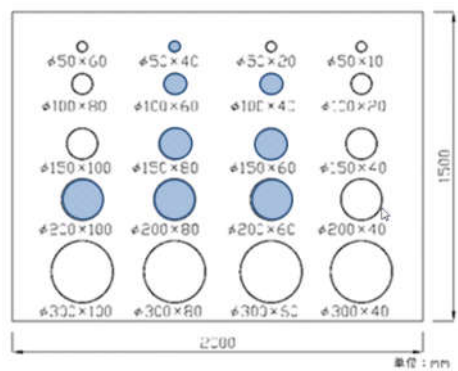


図-3

3. 学習結果の分析

マップのサイズを20×20とし、学習を200万回(1データあたり250回)行なうと図-4のマップが得られた。

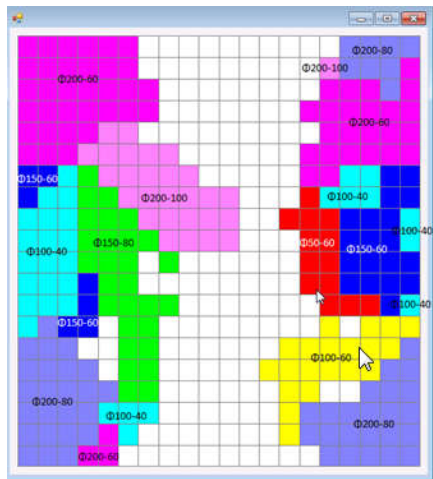


図-4

このマップを用いて、学習に用いたものと同じ欠陥および健全の打音データをそれぞれ51個新たに取得して欠陥と健全の種類を判定すると、表-1のような結果が得られた。対角線上の枠で囲ったものはそれぞれの種別が正しく判定された個数で、種別は欠陥の半径が大きい順、深さが小さい順に並べてあり、一般に半径が小さく、深さが大きくなると判別が難しくなると考えられ、表でも、特にΦ100mm深さ60mmとΦ50mm深さ60mmの欠陥は健全と誤判断されるものが増えている。

| 種別\判定        | 200-60 | 200-80 | 200-100 | 150-60 | 150-80 | 100-40 | 100-60 | 50-60 | 健全部 |
|--------------|--------|--------|---------|--------|--------|--------|--------|-------|-----|
| 200-60-rndD  | 51     |        |         |        |        |        |        |       | 0   |
| 200-80-rndD  |        | 48     |         |        |        |        | 3      |       | 0   |
| 200-100-rndD |        |        | 49      |        |        |        |        |       | 2   |
| 150-60-rndD  |        |        |         | 38     | 1      | 2      |        |       | 10  |
| 150-80-rndD  |        |        |         |        | 46     |        |        |       | 5   |
| 100-40-rndD  |        |        |         | 7      |        | 42     |        |       | 1   |
| 100-60-rndD  |        |        |         |        |        |        | 28     |       | 23  |
| 50-60-rndD   |        |        |         |        |        |        |        | 27    | 24  |
| 200-60-rndH  |        |        |         |        |        |        |        |       | 51  |
| 50-60-rndH   |        |        |         |        |        |        |        | 2     | 49  |

表-1

この判定データについて、打音データとそれぞれの打音に対応した SOM のニューロンのベクトルの例を図-5に示す。グラフの点は打音データ、線分はそれに対応した SOM のニューロンを重ね書きしている。それぞれ、打音データに対応した SOM のニューロンが選ばれていることがわかる。

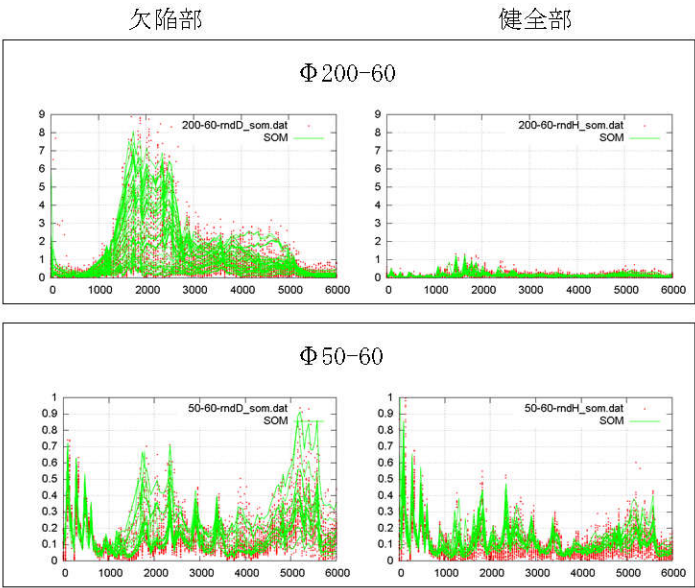


図-5

誤判断が少なかったものは、このΦ200mm深さ60mmのように欠陥部と健全部で違いがはっきりしているが、Φ50mm深さ60mmについては、このグラフからもわかるように判別するのが難しく、精度を高めるには周波数の選択など検討する必要があることが判明した。

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