

K-means 法と SOM を併用した打音による RC 建造物の健全度評価に関する基礎的検討

九州大学大学院 学生会員 ○袁 野俊秋
九州大学大学院 フェロー会員 園田 佳巨
九州大学大学院 学生会員 井上 健太

1. はじめに

打音法は簡易に実施できる建造物の非破壊検査法として実際の診断業務に幅広く利用されている。しかし、打音の評価は検査者の識別能力に依存し、定量的な欠陥度評価を行うレベルには達していない。そこで、本研究では老朽化した 8 橋梁に対して打音検査を実施し、得られた打音から音圧特性と周波数特性を総合的に考慮した特徴量を抽出した。この特徴量に対し化学分析の分野などで実績のあるパターン認識手法である自己組織化マップと K-means 法を適用し、打音特性の違いが識別や欠陥度評価が可能か検討を行った。

2. 現場計測

計測は現在も供用中である全 8 橋を対象とし、それぞれの健全部と欠陥部に対して打撃音を収録した。なお、本調査の前提としてそれぞれの橋梁で健全部と欠陥部を初めに区別しているが、今回の調査では、欠陥部とみなしている中には打撃音が明らかに異なる箇所や大きなひび割れの横など、さまざまな欠陥状態にある箇所を打撃している。しかし、実際の欠陥深さ等の内部状態の確認は行っていない。打撃には入力荷重を測定可能なインパルスハンマーを使用し、マイクロホンを用いて打撃音を計測した。マイクロホンの設置位置は、写真-1 に示すように打撃点から 2cm 離れた位置とした。データレコーダのサンプリング周波数は 51.2kHz とし、1 つの打撃点で 5 回の打撃を行った。



写真-1 計測状況

3. 欠陥度評価

3. 1 自己組織化マップによる打音データの識別

自己組織化マップ (Self-Organizing Maps, 以下 SOM) とは、Kohonen によって開発された階層型ニューラルネットワークの一種で、入力層と出力 (競合) 層の 2 層で構成され第 1 層は n 次元の入力層であり、第 2 層は競合層と呼ばれ、出力データを視覚化するために 2 次元配列で表される。SOM の学習は、教師なし競合学習に該当する。SOM を利用することで、多次元のデータについて類似したデータを近くに、そうでないものは遠くに配置し 2 次元に可視化することが可能である。

SOM を作成する際に用いる入力データとして、振幅比、音圧の継続時間、および周波数特性を総合的に考慮したデータを用いた。まず、打撃力のバラツキの影響を低減するために音圧の時刻歴波形を最大荷重で除し、単位荷重あたりの音圧とした時刻歴波形に対してフーリエ変換を行った。得られた 0.5kHz から 10kHz までの周波数スペクトルを 0.5kHz 毎にサンプリングした 20 個のデータ (20 次元ベクトル) とした。次に、全入力データ中の最大スペクトル値を用いて各データを正規化した。図-1 に入力データの例を示す。図-2 に示すフーリエ変換を施した時刻歴波形と比較すると、振幅比が大きく、音圧の継続時間が長いほど入力データの最大スペクトル値が大きくなっていることが分かる。これより、この入力データは振幅比、音圧の継続

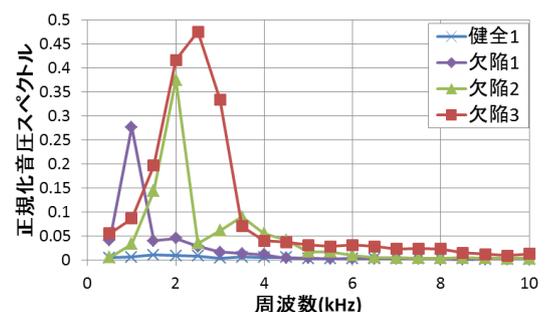


図-1 入力データの例

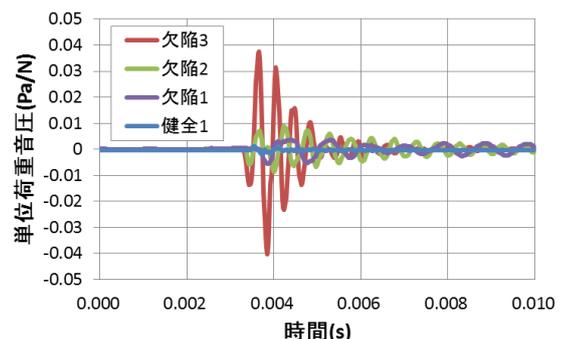


図-2 入力データの時刻歴波形

時間、および周波数特性を総合的に考慮したデータであることが分かる。

以上のようにして得られた入力データに対し、SOMを適用した40×40のユニット持つSOM上に投影したグレーマップを図-3に示す。なお、初期学習率係数0.2、初期近傍サイズ30とし、学習回数は10万回とした。この図は、ユニット間の類似度がグレーレベルで示され、似ていないユニット間ほどグレーが濃くなっている。図より、左下に行くほどユニット間が白く表されており、右上に行くほどグレーが濃くなっていることが分かる。これは互いの入力スペクトルが非常に近似している健全部のデータが左下に格納されているためである。また、人間が判断した打点の健全・欠陥を図中にH・Dで示している。図より、左下に健全部のデータが集められ、それ以外に欠陥部のデータが配置されている。これより、SOMを用いて打音データの違いを識別可能であることが確認できた。

3. 2 K-means 法による自己組織化マップの分類

前項でSOMによる打音データの識別が可能であることをしめしたが、図-3に示すグレーマップでは左下の健全から右上の欠陥へ推移する欠陥度の評価や左上と右下での欠陥状態の違いを表現するのは困難である。そこで次に、学習済みのSOMの分類をさらに明確に区別するためにK-means法の適用を試みた。

本研究ではクラスタ数を5に設定し、学習済みのSOMのクラスタリングを行った。その結果を図-4に示す。この図より、K-means法を用いることでSOMでは不明瞭だったデータの境界線を明確に分類可能であることが分かる。また、図-5に各クラスタの平均スペクトルを示す。最大スペクトル値はクラスタ1が最も小さく、クラスタ2, 3, 4の順に大きくなり、クラスタ5が最も大きくなっている。3.1節で示したように、最大スペクトル値は健全ほど小さく、欠陥ほど大きくなる。したがって、クラスタ1は最も健全な打音データの集団であり、クラスタ5は最も欠陥度の大きな集団であると言える。よってクラスタの欠陥度はクラスタ1, 2, 3, 4, 5の順に大きいと考えられる。また、クラスタ3とクラスタ4に着目すると、両者の最大スペクトル値は同程度であるが、卓越周波数はクラスタ3が3kHzであるのに対し、クラスタ4は1kHzとなっている。この卓越周波数の差は内部の欠陥状態の違いによるものと考えられ、SOMとK-means法を併用することで周波数情報をも考慮できるため欠陥状態の違いの識別も可能となることが確認された。

4. まとめ

本研究では実構造物での打音検査で得られた打音データから音圧・周波数特性を総合的に考慮した特徴量を抽出し、自己組織化マップとK-means法の適用を試みた。本研究で得られた知見を示す。

- (1) 自己組織化マップを用いることで、健全箇所と欠陥箇所の打撃音の違いを識別し分類することが可能である。
- (2) K-means法を自己組織化マップの結果に適用することで打音データを明確に区別することができる。また、各クラスタの平均スペクトルから欠陥度を推定することが可能である。

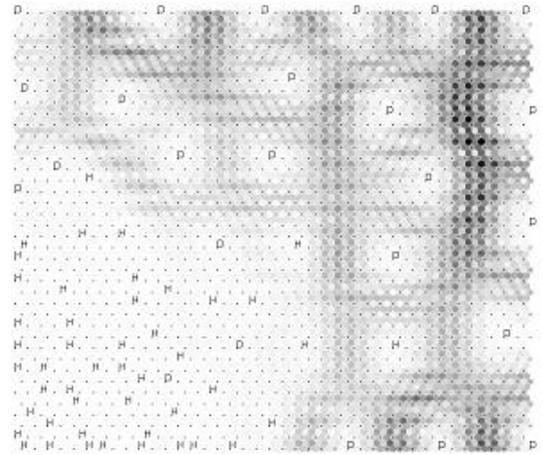


図-3 SOMの結果

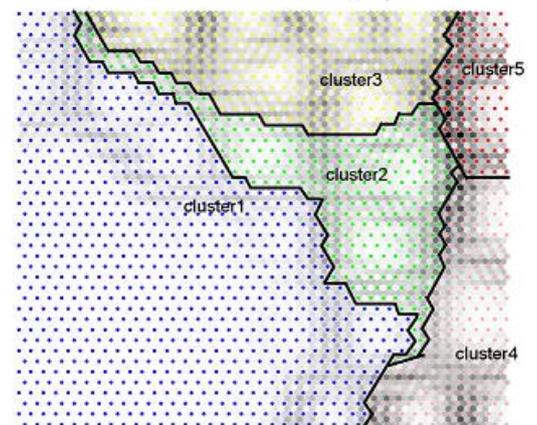


図-4 K-means法の結果

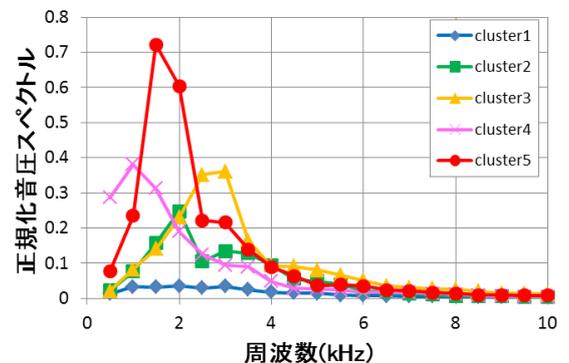


図-5 各クラスタの平均スペクトル