第 I 部門　　加速度応答を用いた橋梁の損傷規模推定に関する基礎的研究

京都大学工学部　学 生 員　○別所　謙
京都大学大学院工学研究科　学 生 員　松山　卓真
京都大学大学院工学研究科　正 会 員　白土　博通
京都大学大学院工学研究科　正 会 員　服部　洋
京都大学大学院工学研究科　学 生 員　岡野　雅
京都大学大学院工学研究科　正 会 員　八木　知己

1. 概要

構造物の老朽化が年々進行し続けており，膨大な数の構造物全てを健全な状態に保ち続ける事は困難である．このような背景から，今後は目視などの既存の方法に加え，センサーなどを利用した，より簡易であり，早期に損傷の発見が可能な維持管理手法の開発が求められる．このことから，本研究ではセンサーを用いて取得される車両－橋梁連成振動から，橋梁における損傷の有無だけでなく，その規模までを特定し得る手法の開発を試みる．

2. 損傷検知対象

本研究では，橋梁振動応答の数値シミュレーション[1)]により2自由度の車両模型及び9個の接点を持つ橋梁模型を想定し，車両－橋梁連成振動を再現する．加速度の時刻歴波形は対象橋梁の各接点で取得する．対象車両の走行速度を60km/h，振動加速度の取得時間は対象車両が対象橋梁に進入した瞬間から5秒間とする．

また，曲げ剛性の低下を橋梁模型の損傷とし，損傷程度の指標として橋梁模型の健全度Dを定義する．但し，$(EI)_{BC}$は健全状態の，$(EI)_{DC}$は損傷状態の橋梁模型の曲げ剛性($t*m^3/s^2$)を表す．Dは0.30～0.99の範囲で取得する．

$$D = \frac{(EI)_{DC}}{(EI)_{BC}} \tag{1}$$

3. 提案手法

提案手法では，健全状態の橋梁から取得する加速度の時刻歴波形において，加速度 a_i 及び速度 v_i から次ステップの加速度 $a_{(i+1)}$を予測する応答予測モデルをニューラルネットワークにより構築する．その後，検査対象の橋梁から取得する加速度の時刻歴波形より算出される加速度 $\tilde{a}_j$ 及び速度 $\tilde{v}_j$ を，健全状態における応答予測モデルに入力し，予測値 $\tilde{a}^*_{(j+1)}$を算出する．最後に，予測値 $\tilde{a}^*_{(j+1)}$と実測値 $\tilde{a}_{(j+1)}$から損傷平均誤差 err を以下の式により算定する．但し，n はデータ数である．

$$err = \frac{1}{n-1}\sum_{j=1}^{n-1} | \tilde{a}^*_{(j+1)} - \tilde{a}_{(j+1)} | \tag{2}$$

ここまでの作業を接点毎に行い，各接点の err を算出する．以降では，その平均値を err とする．

健全度 D はある対象橋梁に対して一意に決まり，本研究では数値シミュレーションを使用しているため，対象橋梁の D を任意に変更することが可能である．複数の D について err を算出することで，D と err の関係を取得し，損傷規模推定の可能性を検討する．

4. 予測誤差

err は提案手法において，ニューラルネットワークを用いた際に生じる予測誤差が積み重なって算出される．以下に，予測誤差が生じる理由について述べる．

周期の異なる 2 本の sin 波形を並べた図を Fig.1-1 に示す．本研究では損傷として橋梁の曲げ剛性の低下を想定しており，一般に剛性が低下すると橋梁の固有振動数は減少する．このことから，周期の短い波形 $\sin(\omega_a t)$を健全状態，周期の長い波形 $\sin(\omega_b t)$を損傷状態の橋梁から取得する波形と仮定する．

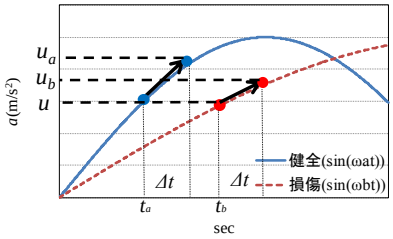

Fig.1-1　周期波形

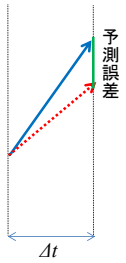

Fig.1-2　予測誤差

提案手法では，ニューラルネットワークにより健全状態における波形より構築した応答予測モデルを用いて，損傷状態における入力からサンプリング時間間隔 Δt 先の点を予測する．入力値が u の場合，予測値は健全状態における波形の値が u となる時刻 t_a から Δt 後の時刻 $t_a+\Delta t$ の値 u_a が出力される．一方で，損傷状態における Δt 後の実際の値は u_b である．これより，Fig.1-2 のように予測誤差が生じる．

また，ニューラルネットワークによる予測は波形上の 1 点から Δt 後の 1 点を予測するものであるが，Δt は微小

Ken BESSHO, Hiroshi HATTORI, Hiromichi SHIRATO, Tomomi YAGI, Takuma MATSUYAMA and Masashi OKANO
bessho.ken.27e@st.kyoto-u.ac.jp

なため，入力とする点の傾きに沿う予測と近似的に考える事が可能である．このとき，予測誤差は傾きの差として以下のように表す事が可能である．

$$(\omega_a-\omega_b)\cos(\omega_a t_a)\Delta t=2\pi(n_a-n_b)\sqrt{1-u^2}\,\Delta t$$

$$=2\pi\left(1-D^{1/2}\right)n_a\sqrt{1-u^2}\,\Delta t \qquad (3)$$

ここで，n_a，n_b はそれぞれ健全状態と損傷状態の橋梁における固有振動数(Hz)である．

(3)式より，損傷状態の橋梁における曲げ剛性が低下する，つまり D が減少すると予測誤差が増加し，err が増大すると考えられる．また，サンプリング周波数 f が増加すると Δt が短くなるため，(3)式より err が減少すると推測される．

ここでは，sin 波形について検証したが，振動波形は sin 波の重ね合わせであると考えられるため，同様に D と err の間に相関があると考えられる．

5. 車両－橋梁連成振動による損傷検知手法

f=500Hz の場合の，車両－橋梁連成振動の D と err の関係を Fig.2 に示す．これより，D が減少するにしたがって，反比例に近い形で err が増加する傾向が確認できる．このことから，err の大小関係から損傷の有無を推定することは可能であると考えられる．

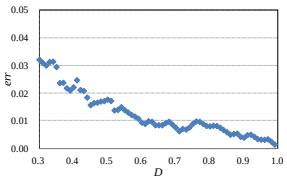

Fig.2　D と err の関係

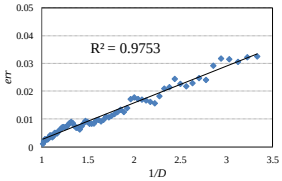

Fig.3　$1/D$ と err の関係

また Fig.3 より，近似直線が高い精度で各要素上を通過していること，決定係数 R^2 が 1 に近い値を取ることが確認できる．このことから，$1/D$ と err の関係を近似により定式化する事で，損傷推定式が算定される．

$$err=\frac{0.0133}{D}-0.0107 \qquad (4)$$

また，Fig.4に示すとおり，fが増加すると損傷推定式の傾きが減少する傾向が確認できる．このことから，fに対する損傷推定式の一般化が可能であると考えられ，fについて一般化した損傷推定式は式(5)のようになる．但し，一般化の際にはf=400Hz，500Hz，571Hz，667Hz，800Hz の場合の値を用いている．

$$err=\frac{1}{D}\times\left(\frac{9.3631}{f}-0.0056\right)-\frac{8.6642}{f}+0.0060 \qquad (5)$$

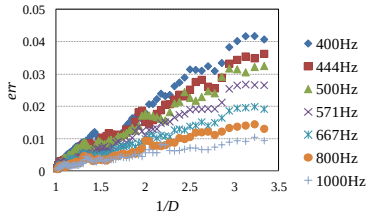

Fig.4 f毎のDとerrの関係

(5)式の一般化した損傷推定式の妥当性の検討として，f=500Hzの場合のerrを一般化前の(4)式，一般化後の(5)式に入力して得られる予測値D*と実測値Dの関係をFig.5及びFig.6に示す．両者のDとD*の関係の近似式において，各損傷推定式による推定が上手くいっていればDとD*が近い値を取るため，傾きが1，切片が0に近づくと考えられる．Fig.5及びFig.6から，一般化の前後共に推定精度が高く，推定精度が保たれていることが確認できる．

以上より，(5)式の損傷推定式の妥当性が確認されたと共に，一般化してもその精度に問題は無い事が示された．

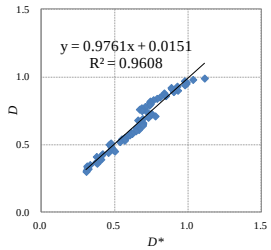

Fig.5 一般化前のD*とD

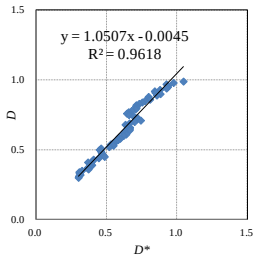

Fig.6 一般化後のD*とD

6. 結論

本研究では，損傷規模の特定を目的とし，ニューラルネットワークを用いた損傷検知手法の提案を行った．

車両－橋梁連成振動を用いた検討において，健全度 D と損傷平均誤差 err の間に定式化が可能であった．このことから err を用いる事で，損傷の有無のみでなく，その規模までを推定できることが示された．以上から，提案手法は目視など既存の維持管理手法の補助として，有効な情報を提供できる可能性が示された．

また，f が増大することにより，同じ D に対しても err が減少する傾向が確認された．このことから，損傷推定式の f に対する一般化を行い，推定精度が保たれている事が確認できた．このことから，サンプリング周波数が異なる場合でも損傷推定式の適用が可能であるといえる．

参考文献

1) 何興文，林川俊郎，川谷充郎，松本高志：『振動解析とソフトコンピューティングによる橋梁損傷同定法の開発』，p.3-p.4