広域地震災害における構造物群性能監視

拡張相関異常検知の適用性評価

PERFORMANCE MONITORING ON PORTFOLIO OF STRUCTURES
IN LARGE-SCALE EARTHQUAKE DISASTERS

Applicability of extended correlation anomaly detection

八百山 太郎^{*1}, 肥田 剛典^{*2}, 高田 毅士^{*3}

Taro YAOYAMA, Takenori HIDA and Tsuyoshi TAKADA

In large-scale earthquake disasters, urban monitoring system would be effective in decision-making for emergency responses. For this purpose, we have proposed a data-driven technique for portfolio-monitoring of structures that adopts a machine-learning method called Correlation Anomaly Detection (CAD). This technique detects damaged structures in a portfolio by detecting a change in correlation property between dynamic characteristics of different structures. The paper presents an improvement of CAD as Extended Correlation Anomaly Detection (ECAD), which utilizes the frequency content of time-series data, and examines its applicability to portfolio-monitoring of structures even in the case of different ground motions input to structures.

Keywords: Initial responses in earthquakes, Urban monitoring, Damage detection, Machine learning, Anomaly detection

震災時初動対応, 都市モニタリング, 損傷検知, 機械学習, 異常検知

1. 序

近年, 地震災害に対する都市のレジリエンスへの関心が高まっている。これは多様な論点を含む概念ではあるが¹⁾, 特に被害低減や復旧の迅速化といった論点に照らせば, その向上において, 避難指示・誘導や救助活動, 重要施設の点検・復旧などといった災害時初動対応の迅速性・効率性が必要不可欠である。

こうした初動対応の迅速化・効率化にあたっては, 地震被害の広域性や, 避難施設や救援物資・人員など必要とされる資源の有限性に鑑みても, 都市の有する地域・施設の被害程度が即時に把握され, 対応の優先度が序列化されることが重要である。この点において, 専門家による目視の損傷評価は確かに重要かつ有効ではある。しかし, 2016年熊本地震で露呈されたように, 広域に被害を及ぼす巨大地震時において, 余震などの誘発事象に対応可能なほどに迅速な被害評価を都市全域につき遂行することは, 目視点検のみに頼るのでは困難である。このような観点から, 都市に広がる多数の構造物群の安全性・機能性を一括に遠隔監視する技術(都市モニタリング²⁾³⁾)が, 災害時初動対応において極めて有効と期待される。特に, 目視点検等による詳細評価との併用を想定すれば, 多数の構造物から対応の喫緊度が高い構造物を即時的・簡易的に抽出可能であること, すなわちスクリーニング技術としての特性が, 都市モニタリングにおいては要求さ

れよう。

都市モニタリングの概念は, データの大規模化(ビッグデータ), センシング技術・情報通信技術(ICT)の高性能化・低価格化, 人工知能(AI)や機械学習などデータ解析技術の高度化, といった今日的な傾向に鑑みても意義が大きい。実際, 社会基盤施設・構造物における積極的なセンシングと最先端のデータ解析技術を活用した, 都市の監視・維持管理の方法論が, スマートシティ(Smart City⁴⁾)として注目を集めている。たとえば, 戦略的イノベーション創造プログラム(SIP)の「インフラ維持管理・更新・マネジメント技術⁵⁾」は, 社会基盤施設の維持管理に対するICT・データ解析技術の応用を趣旨としている。そのうち路面・橋梁群の一括監視に関する成果報告⁶⁾は, まさに都市モニタリングの実例である。ほかにも, 道路照明柱の損傷スクリーニング⁷⁾, 水道管網の故障検知・運転最適化⁸⁾に関する実装例・研究例が報告されている。地震防災を主眼とした技術としては, SIPの「レジリエントな防災・減災機能の強化」における「リアルタイム被害推定システム」⁹⁾がある。これは, 強震観測網より収集される地震動データを活用し, 地域被害の早期把握を実現する技術である。これらのような, 都市のセンサーネットワークに基づくデータ駆動型監視技術への関心は, 今後ますます高まっていくものと考えられる。

^{*1} 東京大学大学院工学系研究科建築学専攻
大学院生・修士(工学)

^{*2} 東京大学大学院工学系研究科建築学専攻 助教・博士(工学)

^{*3} 東京大学大学院工学系研究科建築学専攻 教授・工博

Grad. Student, Dept. of Architecture, School of Engineering, The Univ. of Tokyo, M.Eng.

Assist. Prof., Dept. of Architecture, School of Engineering, The Univ. of Tokyo, Dr.Eng.

Prof., Dept. of Architecture, School of Engineering, The Univ. of Tokyo, Dr.Eng.

以上のような背景を踏まえ、筆者らはこれまでに、相関異常検知¹⁰⁾(Correlation Anomaly Detection, CAD)と呼ばれる機械学習手法を援用した構造物群性能監視技術を提案している¹¹⁾¹²⁾¹³⁾¹⁴⁾。CADは、ある監視対象を構成する変数群に関し、変数間におけるセンサーデータの相関性の変化(相関異常)を指標に異常検知を実行する方法論であり、コンピュータシステムや自動車などの複雑な機械系への応用が想定されている。筆者らの提案技術は、このCADを多数の構造物から得られる地震時応答加速度記録の集合に対して適用し、振動特性の構造物間における相関性を指標に、構造物群(すなわち都市)という一つのシステムの状態監視を実行する。結果として得られる各棟の相関異常度は、構造物の性能変化の定量的表現として、地域被災度の簡易評価や緊急対応を要する構造物の一次スクリーニングへの活用が期待される。なお、構造物の安全性・機能性は構造躯体のみならず非構造部材や地盤の被害によっても影響を受けることから、提案技術が評価対象とする性能は必ずしも構造的性能に限定されないことが重要である。

提案技術の特徴をいくつかの観点から整理しておきたい。はじめに、地震防災支援を主眼とした都市モニタリング技術としての特徴を示せば、たとえば先述の既往技術⁹⁾は、強震観測網から推定された地震動分布を基に、建物の被害関数を用いて損傷を推定するシステムである。一方の提案技術は、構造物の地震時応答の直接観測に基づくものであるから、各構造物の振動特性をより直接的に反映させることができ、この点に精度上の優位性が期待できる。次に、構造物の損傷検知技術としての特徴を示せば、第一に、機械学習の応用技術について一般に指摘される通り、提案技術は適用対象の物理的特性に関する仮定を一切設けない点において、データ駆動型(data-driven)の技術である。したがって、適用対象の観点において汎用性が高く、橋梁などの社会基盤施設からRC造・S造・木造など多様な構造種別を含めた建築構造物まで、広く構造物一般を考慮可能である。第二に、構造ヘルスモニタリング(Structural Health Monitoring, SHM)の観点からは、提案技術は出力のみ(output-only)の技術として分類可能である。すなわち、各構造物につき一点の応答加速度記録のみを使用するものであり、入力地震動の観測を必要としない。また、センサー間の時刻同期も(構造物間においても)不要である。特に、維持管理に多額を投じられない一般の既存構造物においては、同期にかかる高いコスト(配線工事費等)が不要であることは大きな利点となる。これまで高層建築物など一部の構造物に限られてきた強震観測を広く一般に普及させる上でも、提案技術は重要な意義を有するものである。さらに、output-onlyの既往技術と比較すると、確率的部分空間法¹⁵⁾¹⁶⁾やFDD法¹⁷⁾などシステム同定の応用技術においては、多くの場合、常時微動などの白色雑音による応答の励起が仮定される。強震を対象とした既往研究¹⁸⁾もあるが、これは振動モードの形状に関する仮定を置いている。一方、筆者らの提案技術は、励起条件やモードに関する仮定を一切設けない点において、より汎用的であり、強震下にある多様な構造物を対象とした都市モニタリング技術としても有効性が強く期待されるものである。

既報¹¹⁾¹²⁾¹³⁾では、CADの構造物群性能監視への応用を定式化するとともに、その適用条件を数値実験上において考察した。そのなかで明らかとなった適用限界を克服するために、続く既報¹⁴⁾では、周波数領域上の相関異常を評価可能な方法論として拡張相関異

常検知(Extended Correlation Anomaly Detection, ECAD)を定式化し、その有効性やCADに対する優位性を数値実験において提示した。しかしながら、これまでの報告においては、地理的に密集した構造物群という条件の下、入力地震波を構造物間で同一と仮定しており、より広域にわたる構造物群への適用性はいまだ検討できていない。そこで、本論文では、広域に分布し同一でない地震動を受ける構造物群に関して、性能監視技術の適用性を議論することを目的とする。以下においては、はじめにCADおよびECADのアルゴリズムを概説し(2-3章)、ECADによる広域構造物群性能監視の定式化および必要な仮説等を議論する(4章)。そのうえで、ECADの広域構造物群性能監視への適用性を、CADとの比較において数値的に評価した後(5章)、実際の強震観測記録においても検討するものである(6章)。

2. 相関異常検知(CAD)

相関異常検知のアルゴリズム¹⁰⁾は次のように要約される。まず、監視対象から得られるデータ長 N の M 次元多変量データ $\mathcal{D} = \{\mathbf{x}(t) \in \mathbb{R}^M | t = 1, \dots, N\}$ の確率構造を、次式のガウシングラフィカルモデル(Gaussian Graphical Model, GGM)によりモデル化する。

$$\mathcal{N}(\mathbf{x}(t) | \mathbf{0}, \mathbf{\Lambda}^{-1}) = \frac{\det(\mathbf{\Lambda})^{1/2}}{(2\pi)^{M/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{x}(t)^\top \mathbf{\Lambda} \mathbf{x}(t)\right) \quad (1)$$

ここに、 $\mathbf{\Lambda} \in \mathbb{R}^{M \times M}$ は精度行列(共分散行列の逆行列)であり、グラフ構造に対応する。 $\mathbf{\Lambda}$ を得るために、まず、次式の対数尤度最大化を考える。

$$\max_{\mathbf{\Lambda}} \left\{ \log \prod_{t=1}^N \mathcal{N}(\mathbf{x}(t) | \mathbf{0}, \mathbf{\Lambda}^{-1}) \right\} = \max_{\mathbf{\Lambda}} \left\{ \log \det(\mathbf{\Lambda}) - \text{tr}(\hat{\mathbf{\Sigma}} \mathbf{\Lambda}) \right\} \quad (2)$$

ここに、 $\text{tr}(\cdot)$ は行列のトレースを表す。また、 $\hat{\mathbf{\Sigma}} = \mathbf{\Lambda}^{-1}$ は標本共分散行列である。式(2)の解析解は、 $\mathbf{\Lambda} = \hat{\mathbf{\Sigma}}^{-1}$ として得られる。しかしながら、多くの場合、 $\hat{\mathbf{\Sigma}}$ を正則に得ることは困難である。さらに、仮に独立な変数同士であったとしても、ノイズの影響によりデータ上は見かけ上の相関を有してしまう場合があり得る¹⁰⁾。そこで、次式の罰則付き最尤推定を導入する。

$$\mathbf{\Lambda}^* = \arg \max_{\mathbf{\Lambda}} \left[\log \det(\mathbf{\Lambda}) - \text{tr}(\hat{\mathbf{\Sigma}} \mathbf{\Lambda}) - \rho \|\mathbf{\Lambda}\|_1 \right] \quad (3)$$

ここに、 $\|\mathbf{\Lambda}\|_1 \equiv \sum_{i,j} |\mathbf{\Lambda}_{i,j}|$ は行列要素の絶対値和(L_1 ノルム)をあらわす。 ρ は罰則の重さを調整する定数(罰則項係数)である。疎構造学習の具体的なアルゴリズムとして、Idé *et al.*¹⁰⁾は *graphical lasso*¹⁹⁾を採用しており、本論文もこれにならう。

次に、基準データ $\mathcal{D}_{\text{ref}}$ および検査対象データ $\mathcal{D}_{\text{test}}$ のそれぞれについて、疎構造学習により精度行列 $\mathbf{\Lambda}_{\text{ref}}$ 、 $\mathbf{\Lambda}_{\text{test}}$ を推定し、結果として確率モデル $p_{\text{ref}}(\mathbf{x}(t)) = \mathcal{N}(\mathbf{x}(t) | \mathbf{0}, \mathbf{\Lambda}_{\text{ref}}^{-1})$ 、 $p_{\text{test}}(\mathbf{x}(t)) = \mathcal{N}(\mathbf{x}(t) | \mathbf{0}, \mathbf{\Lambda}_{\text{test}}^{-1})$ を得る。なお、以下では $\mathbf{x}(t)$ を単に $\mathbf{x}$ と表記する。ここで、これら確率モデルの相違度(すなわち相関異常)を、Kullback-Leibler距離²⁰⁾により評価する。

$$d_i^{\text{ref-test}} = \iint p_{\text{ref}}(\mathbf{x}_{\setminus i}) p_{\text{ref}}(x_i | \mathbf{x}_{\setminus i}) \log \frac{p_{\text{ref}}(x_i | \mathbf{x}_{\setminus i})}{p_{\text{test}}(x_i | \mathbf{x}_{\setminus i})} dx_i d\mathbf{x}_{\setminus i} \quad (4)$$

ここに、 $\mathbf{x}_{\setminus i} = \{x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_M\}^\top$ である。上式の積分は解

Fig. 1 Comparison between CAD and ECADs

析的に実行でき¹⁰⁾, その解は,

$$d_i^{\text{ref-test}} = \mathbf{w}_{\text{ref}}^{\top} (\mathbf{l}_{\text{test}} - \mathbf{l}_{\text{ref}}) + \frac{1}{2} \left\{ \frac{\mathbf{l}_{\text{test}}^{\top} \mathbf{W}_{\text{ref}} \mathbf{l}_{\text{test}}}{\lambda_{\text{test}}} - \frac{\mathbf{l}_{\text{ref}}^{\top} \mathbf{W}_{\text{ref}} \mathbf{l}_{\text{ref}}}{\lambda_{\text{ref}}} \right\} + \frac{1}{2} \left\{ \ln \frac{\lambda_{\text{ref}}}{\lambda_{\text{test}}} + \sigma_{\text{ref}} (\lambda_{\text{test}} - \lambda_{\text{ref}}) \right\} \quad (5)$$

である. ただし, i 番目の行と列に含まれる要素が最後の行と列に位置するように $\mathbf{\Lambda}_{\text{ref}}$, $\mathbf{\Lambda}_{\text{test}}$ を適当に並び替えた行列 $\mathbf{\Lambda}_{\text{ref}}^{(i)}$, $\mathbf{\Lambda}_{\text{test}}^{(i)}$ について,

$$\mathbf{\Lambda}_{\text{ref}}^{(i)} = \begin{bmatrix} \mathbf{L}_{\text{ref}} & \mathbf{l}_{\text{ref}} \\ \mathbf{l}_{\text{ref}}^{\top} & \lambda_{\text{ref}} \end{bmatrix}, \quad \Sigma_{\text{ref}}^{(i)} \equiv (\mathbf{\Lambda}_{\text{ref}}^{(i)})^{-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_{\text{ref}} & \mathbf{w}_{\text{ref}} \\ \mathbf{w}_{\text{ref}}^{\top} & \sigma_{\text{ref}} \end{bmatrix} \quad (6)$$

という分割を定義した. ここに, $\mathbf{L}_{\text{ref}}, \mathbf{W}_{\text{ref}} \in \mathbb{R}^{(M-1) \times (M-1)}$, $\mathbf{l}_{\text{ref}}, \mathbf{w}_{\text{ref}} \in \mathbb{R}^{(M-1)}$, $\lambda_{\text{ref}}, \sigma_{\text{ref}} \in \mathbb{R}$ をそれぞれ満たす. $\mathbf{\Lambda}_{\text{test}}$ についても同様に, $\mathbf{\Lambda}_{\text{test}}^{(i)}$ に対し式 (6) と同様の分割を定義した. さて, 式 (4) の ref と test を入れ替えることで定義される $d_i^{\text{test-ref}}$ も併せて計算し, 各変数 $i = 1, \dots, M$ について, 次式により定義される相関異常度 a_i を得る.

$$a_i \equiv \max\{d_i^{\text{ref-test}}, d_i^{\text{test-ref}}\} \quad (7)$$

3. 提案手法: 拡張相関異常検知 (ECAD)

CAD は, 前章に述べたように, 標本共分散行列 $\hat{\Sigma}$ を用いて相関異常度を評価する. このとき, データがその周波数領域において本来有するはずの豊富な情報を, 同手法は捨象してしまっている¹⁴⁾. 実際に, 定常時系列 $\mathbf{x}(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)\}^{\top}$ を仮定すれば, それらの共分散行列 Σ は次式の通り展開される.

$$\Sigma = \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{S}(\omega) d\omega = 2 \int_0^{+\infty} \mathbf{K}(\omega) d\omega \quad (8)$$

ここに, $\mathbf{S}(\omega)$ は, $x_i(t)$ と $x_j(t)$ のクロススペクトル密度関数 $S_{ij}(\omega)$ を (i, j) 要素にもつクロススペクトル密度行列とする. また, $\mathbf{K}(\omega)$

は, $S_{ij}(\omega)$ の実部, すなわちコスペクトル $K_{ij}(\omega)$ を (i, j) 要素にもつコスペクトル密度行列とする. 式 (8) の導出においては, クロススペクトル密度に関する性質 $S_{ij}(\omega) = S_{ij}^*(-\omega)$ を使った. ここに, 肩添え字 $*$ は複素共役をあらわす演算子である. 式 (8) は, 共分散行列の演算が周波数領域における情報の圧縮に対応することを意味するものである.

そこで, データが有する周波数領域の情報を有効活用可能な形に, 相関異常検知の拡張を試みる. そのために, 実データ $\mathcal{D} = \{\mathbf{x}(t) \mid t = 0, \Delta t, \dots, (N-1)\Delta t\}$ について, 離散化された円振動数 $\omega_k = 2\pi(k-1)/N\Delta t$ ($k = 1, \dots, N/2$) に関する標本コスペクトル行列 $\hat{\mathbf{K}}(\omega_k)$ を次式の通り定義する.

$$\hat{\mathbf{K}}(\omega_k) = \frac{2\pi}{N\Delta t} \text{Re} [\mathbf{X}^*(\omega_k) \mathbf{X}^{\top}(\omega_k)] \quad (9)$$

ここに, $\text{Re}[\cdot]$ は複素関数の実部をあらわす演算子である. $\mathbf{X}(\omega)$ および $\mathbf{X}^*(\omega)$ は, それぞれ $x_i(t)$ の離散フーリエ変換 $X_i(\omega_k)$ およびその複素共役 $X_i^*(\omega_k)$ を i 番目の要素に持つベクトルである.

標本コスペクトル行列を用いた相関異常検知として, 拡張相関異常検知 (Extended Correlation Anomaly Detection, ECAD) を次の通り定式化する. まず, 平均 0 および標準偏差 1 を満たすように標準化された, 基準データ $\mathcal{D}_{\text{ref}}$ および検査対象データ $\mathcal{D}_{\text{test}}$ のそれぞれについて, 式 (9) により標本コスペクトル行列 $\hat{\mathbf{K}}_{\text{ref}}(\omega_k)$ および $\hat{\mathbf{K}}_{\text{test}}(\omega_k)$ を計算する. これら $\hat{\mathbf{K}}_{\text{ref}}(\omega_k)$ および $\hat{\mathbf{K}}_{\text{test}}(\omega_k)$ に対して, 罰則項係数 ρ を指定の上で CAD を適用し, 各円振動数 ω_k , 各変数 $i (= 1, \dots, M)$ に関する相関異常度 $a_i(\omega_k)$ を得る. この相関異常度の列 $\{a_i(\omega_k)\}$ として定義される相関異常スペクトル (Correlation Anomaly Spectrum) は, それ自体として構造物の動的特性に関する豊富な情報を有することが期待されるが, 異常検知上は, 変数間の異常度を一次元のスカラー量において定量的に比較可能であることが望ましい. そこで, 相関異常スペクトルを周波数領域において積分

し、ECAD における相関異常度 $\bar{a}_i$ とする。すなわち、

$$\bar{a}_i \equiv \sum_{k=1}^{N/2} a_i(\omega_k) \Delta\omega \quad (10)$$

ここに、 $\Delta\omega = 2\pi/N\Delta t$ である。

Fig. 1 は CAD および ECAD の手法の概要を示している。

なお、本論文では、既報¹⁴⁾にて定式化した ECAD に対し、一部修正を加えている。既報¹⁴⁾では、二つの波形のフーリエ成分間の相関係数を周波数依存型相関係数 (Frequency Dependent Correlation Coefficient, FDCC) として定義し、これを各要素にもつ行列として、ある周波数における波形群の共分散行列を計算していた。これは、本論文での定義に従えば式 (9) の標本コスペクトル行列を規準化した行列であり、ある周波数におけるフーリエ成分間の相関係数行列に相当する。しかし、二つの波形のフーリエスペクトル比の偏角に相当する FDCC の計算は、フーリエ成分をほぼ持たない帯域において不安定となりやすく、この帯域における相関異常の誤検知につながりかねない (実際に既報¹⁴⁾の検討では、フーリエ成分をほぼ有さない高周波数帯域における FDCC および相関異常スペクトルの変動が顕著である)。そこで本論文では、相関係数行列の代わりに共分散行列 (コスペクトル行列) を採用することとした。これにより、フーリエ成分をほぼ有さない帯域においては共分散の値がほぼ 0 となり、結果として同帯域における数値的安定性が改善されるものと期待される。

4. ECAD に基づく広域構造物群性能監視技術

4.1 問題設定

ECAD の適用性を議論するに先立ち、本論文では以下、広域構造物群性能監視問題を次の通り設定する。ここでは、 M 棟の構造物群を想定する。各棟には頂部に一点のセンサーが設置されており、構造物の地震時応答が観測されている (すなわち入力地震動は観測されていない)。したがって、各棟から収集される応答時刻歴波形を統合すれば、構造物群が地震を受けるたびに、 M 次元の多変量時系列データ D が得られることになる。さて、構造物の性能の変化が疑われるほどの大規模地震が発生したとする。このとき、Fig. 2 に示すように、同地震より前の (中小) 地震によるデータを基準データ D_{ref} とし、後の地震によるデータ (余震により短期間のうちに得られるものと仮定する) を検査対象データ D_{test} とする。なお、あえて余震を用いるのは、本震時のように地震動の継続時間中に性能が変化する場合、すなわち、データに変化前と変化後の双方の状態が含まれる場合を想定するよりも、変化後の状態のみを検査対象と想定できる点において、取り扱いが簡潔であることによる。本論文の扱う問題とは、 D_{ref} 、 D_{test} の両者を基に各構造物の性能変化を評価することである。

Fig. 2 Illustration of data selection for applying ECAD

ただし、ここでの性能変化とは、必ずしも構造的損傷のみを意味するとは限らず、非構造部材の損傷や地盤被害などの多様な要因を含意しうる。このことは、1. にも述べた通り、構造物の安全性・機能性を把握する上で極めて重要である。また、これらの多様な要因を切り分けて評価することは、一次スクリーニング後に実施される目視調査 (二次診断) において可能であろう。したがって、提案技術においては性能変化の要因を個別に把握することまでは対象とせず、あくまでもスクリーニング技術として、構造物の総合的な性能変化の検知に主眼に置くこととする。

4.2 仮説

1. でも述べた通り、既報¹¹⁾¹²⁾¹³⁾¹⁴⁾では、密集する構造物群という想定の下、各棟への入力地震動は同一であると仮定していた。そのうえで、構造物応答の共分散構造は共通要因としての入力に依存せず、ゆえに振動特性自体の相関性を表現するであろうと考えた。こうした仮説こそが、出力のみの構造物群性能監視を可能とする論拠であった。

対して本論文は、広域に分布し同一でない地震動を受ける構造物群に関して ECAD の適用性を議論するものであり、その前提として、新たに次のような仮説を採用する。まず、広域に分布する地震動群に関して、基盤面上における周波数特性はほぼ同一であると仮定する。そのうえで、基盤面より上層の地盤と上部構造物を一つの拡張系とみなし、この拡張系の集合を群として監視することを考える。すると、この群に関しては、(少なくとも周波数領域上においては) 入力の同一性が仮定されることから、周波数領域上における共分散構造は、入力に依存することなく振動特性の相関性を表現するものと期待できる。したがって、既報と同様に、出力のみの構造物群性能監視が可能となる。

なお、上の定式化によれば、表層地盤—構造物系の性能変化を検知することになるが、4.1 に示したように、提案技術においては、構造物の性能変化を引き起こす大規模地震 (本震) のデータではなく、その前後の中小規模の地震を対象とする。したがって、地盤の非線形化による性能 (振動特性) 変化は小さいと考えられ、ゆえに構造物の性能変化のみを検知できることが期待される。

5. 数値実験による検証

5.1 実験の概要と結果

ここでは、165 棟の線形一質点系 (SDOF #1-165) からなる構造物群を仮定した。減衰定数は一様に 0.05 とし、固有振動数については平均 2[Hz]、変動係数 0.3 の対数正規分布に従う乱数を割り当て、動特性の多様性を模擬した。この構造物群に対して、線形時刻歴応答解析 (Newmark- β 法, $\beta = 1/4, \gamma = 1/2$) を異なる地震について二回実行し、得られた絶対加速度応答時刻歴を平均 0[gal] および標準偏差 1[gal] に規準化したうえで、それぞれ D_{ref} および D_{test} と仮定した。ただし、 D_{test} 作成時においては、無作為に抽出した 15 棟 (以下、損傷構造物) の剛性を半減させることで、それらの損傷を模擬した。その設定においては、2011 年東北地方太平洋沖地震の際、関東地方の RC 造超高層建築物の一次固有振動数が 2-4 割低下したとの報告²³⁾や、同地震の際に RC 造中低層建築物の一次固有振動数が 3 割程度低下したとの報告²⁴⁾を参考にしている。入力地震動については、地点間の非同一性を表現するために、強震観測網 K-NET²¹⁾

Fig. 3 (a) Assumed location of SDOF structures in numerical experiments and epicenters of EQ. #1 and #2. (b-c) Correlation anomaly scores of 165 SDOF structures in descending order computed by CAD and ECAD.

Fig. 4 (a) Correlation anomaly spectra of selected six damaged SDOFs. (b) Power Spectral Densities of response and input time histories of SDOF #112, #62 (Parzen 0.2[Hz]).

のうち 165 の観測点を各棟に対応させ、それらの NS 方向の観測波を入力波とした。Fig. 3(a) には、使用した K-NET 観測点の位置を示している。対象地震としては、 D_{ref} 、 D_{test} 間で入力地震波の特性が異なる場合の適用性を考慮するために、Table 1 に示す通り、震源位置が離れており構造物群への伝播経路も大きく異なる二つの地震を選定した。なお、 D_{ref} 作成時に EQ. #1 を用い、 D_{test} 作成時に EQ. #2 を用いることとした。

次に、上述の応答解析により得られた D_{ref} および D_{test} に対して、CAD と ECAD の双方を適用した。なお、罰則係数 ρ に関しては、CAD および ECAD ともに $\rho = 0.05$ とした。ただし、 ρ が ECAD の性能に与える影響に関しては今後の報告にて検討予定である。

異常検知結果を示す。Fig. 3(b-c) は、CAD と ECAD により計算された全棟の相関異常度を降順に示したものである。同図より、CAD では、損傷構造物が異常度の順位においてまばらに分布してい

Table 1 Earthquakes assumed in numerical experiments

#EQ.	Date	Time	Epicenter	Depth	Mag.
1	16/05/2016	21:23	36.0°N 139.9°E	42km	5.5
2	22/11/2016	05:59	37.4°N 141.6°E	25km	7.4

る。一方、ECAD では、SDOF #62 を除けば、異常度の上位 14 棟の全てが損傷構造物で占められている。これらのことから、ECAD は構造物群性能監視に高い適用性を有しており、CAD に対しても明らかに優位である。くわえて、ECAD により得られた相関異常スペクトルを、損傷構造物のうち 6 棟につき Fig. 4(a) に示す。なお、図中の縦線は各棟の損傷前後の固有振動数に対応している。同図より、いずれの損傷構造物においても損傷前後の固有振動数の近傍において異常度がピークを有している。このことから、ECAD においては構造物の固有振動数の変化が相関異常として把握されること、それゆえに損傷した構造物について高い異常度が算出されること、が示唆さ

Fig. 5 AUC values computed for different cases of the stiffness ratio from damaged states to undamaged states.

れる。

次に、提案手法の適用範囲を明確化するために、損傷構造物である SDOF #62 において相関異常度が上位に位置していない原因を考察する。まず、Fig. 4(a) の相関異常スペクトルにおいて、固有振動数近傍で卓越は確認されるものの、その値は他の 5 棟に比して小さい。この点を考察するために、SDOF #112, #62 のそれぞれについて、入力地震動 (input) および応答加速度 (output) のパワースペクトル密度 (PSD) を Fig. 4(b) に示す。同図より、SDOF #62 における応答の PSD に関して、次の二つの特徴が指摘される。第一に、損傷前後ともに固有振動数近傍における PSD のピーク値が #112 と比較して小さく、特に損傷後 (test) に関して顕著である。第二に、損傷後の PSD が損傷前の固有振動数近傍 (3[Hz] 付近) においてもピークを有しており、3[Hz] 近傍における損傷前後の差が明瞭でない。これらのことから、損傷前・損傷後ともに、固有振動数近傍の周波数特性の変化が見かけ上低減され、異常が過小評価されたものと推察される。さらに、これら二つの特徴は、#62 の入力波の PSD に示されるように、損傷後における入力波が、損傷後の固有振動数近傍 (2[Hz] 付近) の成分をほとんど有していないうえに、むしろ損傷前の固有振動数 3[Hz] 付近の成分を多く有していることの影響と考えられる。

このように入力波に依存して検知性能が十分に得られない場合もあるとはいえ、以上の結果は、(i)ECAD が構造物群性能監視に高い適用性を有し、CAD に対しても明らかに優位であること、(ii)ECAD により構造物の固有振動数の変化を把握可能であること、を示すものである。

5.2 剛性低下率が実験結果に与える影響

前節では剛性を半減させることで損傷を模擬したが、応用上は、どの程度の剛性低下まで検知可能か (異常検知の分解能) に関する知見が重要である。そこで、前節の数値実験と同様の条件において剛性低下率のみを変化させ、異常検知結果への影響を考察する。具体的には、検査対象データ $\mathcal{D}_{\text{test}}$ 作成時に、損傷前に対する損傷後の剛性比 (以下、損傷剛性比) として 0.5, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9 の 5 ケースを考慮し、ケース間で性能を比較した。検知性能の評価指標としては、異常検知の分野で一般的に用いられる受信者操作特性曲線 (Receiver Operating Characteristic curve, ROC 曲線) の曲線下部面積 (Area Under Curve, AUC) を採用した。ROC 曲線には様々な定義があるが、ここでは Idé et al.¹⁰⁾ に倣った。詳細は同文献や既報¹¹⁾ を参照

されたい。ROC 曲線の AUC (以下では単に AUC と呼ぶ) は、その値が高いほどに検知性能がより良いことを示す。なお、検知性能が最良の場合の AUC は、全体において異常標本が占める割合に依存して異なる。本検討では 0.955 である。

Fig. 5 には、損傷剛性比の各ケースにおける AUC の評価結果を示す。損傷剛性比が 0.7 以下のケースにおいては AUC が最良値 0.955 付近を安定的に推移しており、この範囲の剛性低下に関して良好な検知性能 (分解能) が示唆される。一方で、0.8 以上において AUC が急激に低下することから、この範囲の剛性低下に関しては検知の難しい場合がありえる。ただし、この結果は提案技術の有効性を大きく損なうものではない。これらのケースは固有振動数の低下率にして 1 割程度以下のきわめて軽微な損傷であり、一次スクリーニング技術としての提案技術にとって、こうした軽微な損傷を検知できることは必要条件とはならないからである。

6. 実観測記録への適用

本章では、提案手法 ECAD について実観測記録への適用を試み、その有効性を検討する。

6.1 検討対象

監視対象として、国立研究開発法人建築研究所の強震観測²⁵⁾ における観測点のうち Fig. 6 に示す 15 棟の建物群を仮定した。各棟の構造種別・地上および地下階数を、Table 3 の 2-3 列に示す。この建物群に関して、2011 年東北地方太平洋沖地震の本震 (以下、3.11 本震) に起因する損傷の検知を試みた。そこで、3.11 本震前後の状態を与える地震であること、および、関東全域に広く影響を及ぼす地震であること、を条件に、Table 2 に示す EQ. #3, 4 を対象地震として選定した。それぞれ、2009 年の駿河湾の地震と 2011 年東北地方太平洋沖地震の最大余震である。そのうえで、これらの地震における各棟最上層の絶対加速度応答時刻歴の集合を順に基準データ $\mathcal{D}_{\text{ref}}$ ・検査対象データ $\mathcal{D}_{\text{test}}$ とした。ただし、各棟の応答時刻歴については、

Table 2 Earthquakes used for ECAD

#EQ.	Date	Time	Epicenter	Depth	Mag.
3	11/08/2009	05:07	34.8°N 138.5°E	23km	6.5
4	11/03/2011	15:15	36.1°N 141.3°E	43km	7.7

Table 3 Considered buildings in BRI strong motion networks

Code	Str.	Floors	1st Nat. Freq. [Hz]			State
			Eq. #3	Eq. #4	ratio	
CHB	SRC	8F+B1F	1.98	1.48	0.75	severe
NIT	SRC	6F	2.64	2.02	0.77	severe
ANX	SRC	8F+B1F	1.32	1.03	0.78	severe
TDS	SRC	8F+B1F	1.68	1.39	0.82	moderate
ADC	RC	5F+B1F	3.19	2.71	0.85	moderate
ICK	RC	5F	2.82	2.42	0.86	moderate
MST	RC	7F+B1F	1.95	1.69	0.87	moderate
KWS	S	7F	1.14	0.99	0.87	moderate
UTK	SRC	9F	2.26	1.98	0.88	moderate
TUF	SRC	7F	3.03	2.70	0.89	moderate
CG2	S+*	21F+B4F	0.59	0.53	0.90	moderate
CGC	S	20F+B3F	0.54	0.50	0.91	slight
AKB	SRC	7F+B2F	3.23	3.01	0.93	slight
SMD	S	19F+B2F	0.54	0.51	0.93	slight
KDI	RC	3F	4.20	3.99	0.95	slight

*S+: mitigation of seismic motions

Fig. 6 (a) Locations of all buildings in the assumed portfolio. (b) Locations of epicenters of EQ. #3, #4.

水平二方向のうち振動モードの明瞭な励起が確認される一方向を選択した。また、振動モードの明瞭な励起を保証するために最大応答の時刻を中心とした 10.24 秒の区間を抽出し、平均 0[gal] および標準偏差 1[gal] に規準化したうえで使用することとした。

6.2 損傷度の事前評価

実観測記録においては、前章に示したような数値実験とは異なり、損傷の有無や程度が明示的には得られない。そこで本検討においては、一入力・一出力のシステム同定により各棟の固有振動数を別途評価したうえで、EQ. #3-4 間での一次固有振動数の低下率を 3.11 本震に起因する損傷の程度とみなすこととした。具体的には、部分空間システム同定法の一つである Ordinary MOESP 法²²⁾を、上述の応答時刻歴および対応する入力波（最下層の応答時刻歴）に対して適用した。その際、ブロック行数は 100 とし、システム次数に関しては 2 を基本としつつも、二次モードの明瞭な励起が確認される場合には 4 を採用した。結果として得られた EQ. #3, 4 のそれぞれにおける各棟の一次固有振動数を基に、3.11 本震前後の固有振動数比（本震前に対する本震後の比）を計算した。また、この結果をもとに、各建物の損傷状態に関し、固有振動数比が 80% を下回る建物を severe, 90% 未満かつ 80% 以上の建物を moderate, 90% 以上の建物を slight と分類した。Table 3 の 4-7 列に、EQ. #3, 4 に関し同定された一次固有振動数、その比、および損傷状態の分類を示している。

6.3 提案手法の適用結果と適用性に関する考察

6.1 節に指定した $\mathcal{D}_{\text{ref}}$ および $\mathcal{D}_{\text{test}}$ に対して ECAD を適用した結果得られた全棟の相関異常度を Fig. 7(a) に示す。ただし、罰則項係数は $\rho = 0.05$ としている。同図より、事前評価により severe と分類された CHB, ANX, NIT の相関異常度は、1, 2, 4 位と上位にある。一方、slight と分類された 4 棟に関しては、15 棟中 8 位と中位に位置する SMD を除いて、3 棟 (CGC, AKB, KDI) の相関異常度が下位 3 棟を占めている。次に、相関異常度の順位と固有振動数の低下率の順位を Fig. 7(b) に示す。損傷度に比して相関異常度の順位が高い TDS や先述の SMD など例外はあるが、概ね良好な対応が確認される。これらの結果は、相関異常度が構造物の損傷度の指標

Fig. 7 (a) Anomaly scores of all buildings in the portfolio computed by ECAD. (b) Comparison between rank of anomaly scores and that of decrease in natural frequencies.

として概ね良好に機能することを示すものである。

Fig. 8(a) には、ECAD により得られた相関異常スペクトルを ANX, CHB, NIT, SMD, TDS の 5 棟につき示している。なお、縦線は 3.11 本震前後の固有振動数を表す。また、Fig. 8(b-c) には、これら 5 棟につき応答および入力の加速度時刻歴の PSD(平滑化なし) を併せて示している。

まず、損傷状態が severe と分類された 3 棟 (ANX, CHB, NIT) に関しては、(a) より、いずれも損傷前後の固有振動数近傍における相関異常の卓越が確認される。これは、ECAD において固有振動数の変化が把握可能であることを示唆する結果である。ただし NIT に関しては、他 2 棟に比して固有振動数近傍のピークが明瞭でない。このことは、(b) が示すように、応答が多峰性の周波数特性をもち、特定のピークの優越が認められないことの影響と考えられる。

次に、SMD において損傷度に比して高い相関異常度が算出された原因を考察する。(a) より、SMD の相関異常スペクトルは 0.5[Hz] 近傍と 1.5[Hz] 近傍においてピークを有している。この点に関して (b) の応答の PSD を参照すれば、一次固有振動数に対応する 0.5[Hz] に加えて、1.5[Hz] 近傍においても卓越がみられ、特に EQ. #3 において顕著である。そこで、6.2 節と同様のシステム同定（システム次数 $n = 4$ ）により SMD の二次固有振動数を同定したところ、EQ. #3, 4 のそれぞれにつき 1.59[Hz], 1.47[Hz] と、応答にみられる卓越と概ね

Fig. 8 (a) Correlation Anomaly Spectrums of selected 5 buildings. (b-c) Power spectral densities of response/input time histories of the buildings.

対応した結果が得られた。また、(c) より、EQ. #3 における入力波は EQ. #4 に比して、1.5[Hz] 近傍により多くの振動数成分を有している。これらのことから、EQ. #3 においては二次モードが支配的であるのに対して EQ. #4 では一次モードが支配的であることが、すなわち振動特性の見かけ上の変化が、SMD の高い相関異常度の原因と考えられる。

くわえて、TDS の相関異常度が損傷度に比して低い原因を考察する。(a) より、TDS の相関異常度スペクトルは、3.11 本震前後の固有振動数である 1.8[Hz] および 1.5[Hz] の近傍においてピークを有するが、それらにおける相関異常度は、たとえば ANX や CHB における固有振動数近傍のピークに比して低い。一方で、TDS においてはむしろ、1[Hz] 近傍におけるピークがより顕著である。この点に関し (b) をみると、第一に、EQ. #4 における応答の PSD は EQ. #3 にはないピークを 1[Hz] 近傍に有しており、同帯域における相関異常の要因と推察される。(c) より、これは入力波における卓越の影響と考えられる。第二に、EQ. #3 および EQ. #4 における応答はともに三つの際立ったピークを有しており、EQ. #3 における低振動数側の二つのピークが EQ. #4 における高振動数側の二つのピークと概ね重なる位置にある。この特徴が、固有振動数近傍における周波数特性の変化を曖昧にし、同帯域における相関異常を見かけ上低減させ、損傷度に比して低い相関異常度に帰結したものと推察される。

要約すると、以上の考察から、(i) 励起される振動モードに依存して、相関異常スペクトルが見かけ上の高い値を示し、損傷が過大評価される場合があること、(ii) 応答が広帯域または多峰性の周波数特性をもつ場合に、相関異常スペクトルにおける固有振動数近傍のピーク

が不明瞭となり、損傷が過小評価される場合があること、が指摘される。これらは提案手法 ECAD の適用限界を示すものであり、より詳細な検討及び改善が必要である。とはいえ、(iii) 相関異常度が構造物の損傷度と概ね対応したこと、(iv) 相関異常スペクトルにおいて固有振動数の変化が把握されたこと、など提案手法の構造物群監視問題に対する高い適用性を示唆する結果が、実際の建物群における強震観測記録を対象としてもなお得られたことは特筆に値する。

7. 結語

本論文では、広域地震災害時における初動対応の意思決定迅速化を主眼とし、拡張相関異常検知 (ECAD) に基づく構造物群性能監視技術を提示した。その特徴として、(i) 適用対象の物理的特性に関する仮定を一切設けない点において、データ駆動型の技術であり、広く構造物一般を考慮可能である点に汎用性が高いこと、(ii) 出力のみ (output-only) のモニタリング技術であり、実装が容易かつ低コストであること、(iii) 応答の励起条件やモード形状など事前の仮定を置かない点において、強震下の多様な構造物群を対象とした都市モニタリングとの親和性が高いこと、を指摘できる。

ここでは特に、広域に分布し同一でない地震動を受ける構造物群に関して、数値実験及び実際の建物群において得られる強震観測記録を基に、性能監視技術の適用性を議論した。得られた知見は次の通りである。

- (1) 広域に分布し、構造物間で同一でない地震動を受けるような構造物群の損傷検知においても、提案手法である ECAD は高い適用性を有し、先行の相関異常検知 (CAD) に対しても明らかに優位

である。

- (2) ECAD を実行する際に得られる相関異常スペクトルは、多くの場合、構造物の損傷前後の固有振動数近傍において卓越する。したがって、ECAD においては構造物の動特性の変化が把握可能である。
- (3) 基準データと検査対象データの間で励起される振動モードが大きく異なる場合、損傷が過大評価される可能性がある。
- (4) 入力地震動特性や構造物の応答特性に依存して、応答波形が多峰性または広帯域の周波数特性を持つ場合、損傷が過小評価される可能性がある。

これらの知見を踏まえて、今後は、(i) 非線形モデル等により詳細な数値実験を実行し、上に示した適用限界に関して詳細な分析及び改善の検討を行うこと、(ii) 損傷の有無のみならず固有振動数の低下率など損傷の程度をも評価可能な形に方法論の拡張を行うこと、等を予定している。

謝辞

本研究の遂行にあたり、国立研究開発法人防災科学技術研究所の強震観測網 K-NET²¹⁾、ならびに、同建築研究所の強震観測記録²⁵⁾のデータを使用しました。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- 1) Bruneau, M. et al.: A Framework to Quantitatively Assess and Enhance the Seismic Resilience of Communities, *Earthquake Spectra*, Vol. 19, No. 4, pp. 733-752, 2013.11
- 2) Liu, W., Yamazaki, F.: Urban Monitoring and Change Detection of Central Tokyo Using High-Resolution X-Band SAR Images, *Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS)*, 2011 IEEE International, 2011.7
- 3) Marsal-Llacuna, M. L., Colomer-Llinás, J., Meléndez-Frigola, J.: Lessons in Urban Monitoring Taken from Sustainable and Livable Cities to Better Address the Smart Cities Initiative, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 90B, pp. 611-622, 2015.1
- 4) Hollands: Will the Real Smart City Please Stand Up?, *City*, Vol. 12, No. 3, pp. 303-320, 2008.11
- 5) Japan Science and Technology Agency: Infrastructure Maintenance, Renovation and Management, Cross-Ministerial Strategic Innovation Promotion Program (SIP)
https://www.jst.go.jp/sip/k07_en.html (2019-04-10 accessed)
- 6) Ieiri, M.: Research, Development, and Social Implementation of Screening Technologies on Pavement and Bridges Based on Large-Scale Sensor Information Fusion Toward Preventive Maintenance of Infrastructure, Project Booklet of Infrastructure Maintenance, Renovation and Management, Cross-Ministerial Strategic Innovation Promotion Program (SIP), pp. 86-87, 2017.3
- 7) Makhata, N., Takahashi, M., Ieiri, M., Tsugawa, T.: Study on Screening Method for Damage to Lighting Poles Using an Acceleration Sensor, *Journal of Japan Society Civil Engineers, Ser. F3 (Civil Engineering Informatics)*, Vol. 73, No. 2, pp. 211-218, 2017.10 (in Japanese)
巻幡憲俊, 橋宗昭, 家入正隆, 津川拓也: 加速度センサを用いた道路照明柱の損傷に対するスクリーニング方法の検討, *土木学会論文集 F3(土木情報学)*, Vol. 73, No. 2, pp. 211-218, 2017.10
- 8) Fukushima, K., Maruta, Y., Izumi, K., Ito, Y., Yoshizawa, A., Tanaka, T.: A Water Leak Detection Service Based on Sensors and ICT Solutions, *NEC Technical Journal*, Vol. 9, No. 1, pp. 107-110, 2015
- 9) Fujiwara, H., Nakamura, H., Takahashi, I.: Development of Real-Time Earthquake Damage Information System, *The 15th Japan Earthquake Engineering Symposium*, pp. 22282-2291, 2018.12 (in Japanese)
藤原広行, 中村洋光, 高橋郁夫: リアルタイム地震被害推定・状況把握システム開発の概要, 第 15 回日本地震工学シンポジウム論文集, pp. 2282-2291, 2018.12
- 10) Idé, T., Lozano, A.C., Abe, N., Liu, Y.: Proximity-Based Anomaly Detection Using Sparse Structure Learning, *Proceedings of the 2009 SIAM International Conference on Data Mining*, pp. 97-108, 2009.4
- 11) Yaoyama, T., Hida, T. and Takada, T.: Mutual Health Monitoring of Building Group Based on Correlation Anomaly Detection, *Proceeding of the 87th Architectural Research Meetings, Materials and Construction, Structures, Fire Safety, Environmental Engineering, Kanto Chapter, Architectural Institute of Japan*, pp. 293-296, 2017.3 (in Japanese)
八百山太郎, 肥田剛典, 高田毅士: 相関異常検出に基づく建物群相互モニタリングの提案, 2016 年度日本建築学会関東支部研究報告集, pp. 293-296, 2017.3
- 12) Yaoyama, T., Hida, T. and Takada, T.: Investigation on Applicability of Mutual Health Monitoring of Building Group Based on Correlation Anomaly Detection, *Summaries of Technical Papers of Annual Meeting, Architectural Institute of Japan, Structures-II*, pp. 1083-1084, 2017.7 (in Japanese)
八百山太郎, 肥田剛典, 高田毅士: 相関異常検出に基づく建物群相互モニタリングの適用性に関する検討, *日本建築学会大会学術講演梗概集, 構造 II*, pp. 1083-1084, 2017.7
- 13) Yaoyama, T., Hida, T. and Takada, T.: Study on Prerequisites for Constitution of Building Group for Development of Building-to-building Monitoring Using Correlation Anomaly Detection, *Summaries of Technical Papers of Annual Meeting, Architectural Institute of Japan, Structures-II*, pp. 129-130, 2018.7 (in Japanese)
八百山太郎, 肥田剛典, 高田毅士: 相関異常検知に基づく建物群相互監視技術の構築に向けた建物群構成要件に関する考察, *日本建築学会大会学術講演梗概集, 構造 II*, pp. 129-130, 2018.7
- 14) Yaoyama, T., Hida, T. and Takada, T.: Proposal and Applicability Evaluation of Extended Correlation Anomaly Detection for Building-to-Building Monitoring, *The 15th Japan Earthquake Engineering Symposium*, pp. 2080-2088, 2018.12 (in Japanese)
八百山太郎, 肥田剛典, 高田毅士: 構造物群相互監視のための拡張相関異常検知の提案と適用性評価, 第 15 回日本地震工学シンポジウム論文集, pp. 2080-2088, 2018.12
- 15) Van Overschee, P., De Moor, B.: Subspace Identification for Linear Systems: Theory Implementation Applications, *Kluwer Academic Publishers*, 1996
- 16) Peeters, B., De Roeck, G.: Reference-Based Stochastic Subspace Identification for Output-Only Modal Analysis, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 13, pp. 885-878, 1999.11
- 17) Brincker, R., Zhang, L., Andersen, P.: Modal Identification of Output-Only Systems Using Frequency Domain Decomposition, *Smart Material and Structures*, Vol. 10, pp. 441-445, 2001.6
- 18) Suzuki, Y., Mita, A.: Output Only Estimation of Inter-Story Drift Angle for Buildings Using One Accelerometer, *Journal of Structural and Construction Engineering (Transactions of AIJ)*, Vol. 81, No. 726, pp. 1199-1207, 2016.8 (in Japanese)
鈴木悠, 三田彰: 一台の加速度センサを用いた出力のみによる建物の層間変形角推定法, *日本建築学会構造系論文集*, Vol. 81, No. 726, pp. 1199-1207, 2016.8
- 19) Friedman, J., Hastie, T. and Tibshirani, R.: Sparse Inverse Covariance Estimation with the Graphical Lasso, *Biostatistics*, Vol. 9, pp. 432-441, 2007.12
- 20) Kullback, S., Leibler, R.A.: On Information and Sufficiency, *The Annals of Mathematical Statistics*, Vol. 22, pp. 79-86, 1951.3
- 21) National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience: Strong-Motion Seismic Networks (K-NET, KiK-net),
<http://www.kyoshin.bosai.go.jp/> (accessed 2019-04-10)
- 22) Verhaegen, M., Dewilde, P.: Subspace Model Identification: Part 1. The Output-Error State-Space Model Identification Class of Algorithms, *International Journal of Control*, Vol. 56, No. 5, pp. 1187-1210, 1992
- 23) Nagano, M., et al.: Dynamic Characteristics of Super High-Rise Residential Buildings in Kanto and Kansai Areas Based on Strong Motion Records during The 2011 Off The Pacific Coast of Tohoku Earthquake, *Journal of Japan Association for Earthquake Engineering*, Vol. 12, No. 4, pp. 65-79, 2012.9 (in Japanese)

- 永野正行, ほか 9 名: 2011 年東北地方太平洋沖地震時の強震記録に基づく関東・関西地域に建つ超高層集合住宅の動特性, 日本地震工学会論文集, Vol. 12, No. 4, pp. 65-79, 2012.9
- 24) Iiba, M., et al.: Study on the Behavior of Buildings Based on the Strong Motion Records Observed at the 2011 off the Pacific Coast of Tohoku Earthquake, Building Research Data, No. 138, 2012.9 (in Japanese)
飯場正紀, ほか 4 名: 平成 23 (2011) 年東北地方太平洋沖地震において観測された強震記録に基づく建築物の地震時挙動の分析, 建築研究資料, No. 138, 2012.9
<https://www.kenken.go.jp/japanese/contents/publications/data/138/index.html> (accessed 2019-07-28)
- 25) BRI Strong Motion Observation: <http://smo.kenken.go.jp> (accessed 2019-04-10)

PERFORMANCE MONITORING ON PORTFOLIO OF STRUCTURES IN LARGE-SCALE EARTHQUAKE DISASTERS

Applicability of extended correlation anomaly detection

Taro YAOYAMA^{*1}, *Takenori HIDA*^{*2} and *Tsuyoshi TAKADA*^{*3}

^{*1} Grad. Student, Dept. of Architecture, School of Engineering, The Univ. of Tokyo, M.Eng.

^{*2} Assist. Prof., Dept. of Architecture, School of Engineering, The Univ. of Tokyo, Dr.Eng.

^{*3} Prof., Dept. of Architecture, School of Engineering, The Univ. of Tokyo, Dr.Eng.

In large-scale earthquake disasters, urban monitoring system would be effective in decision-making for emergency responses. For this purpose, we have proposed a data-driven technique for portfolio-monitoring of structures that adopts a machine-learning method called Correlation Anomaly Detection (CAD). This technique detects damaged structures in a portfolio by detecting a change in correlation property between dynamic characteristics of different structures. The key features of our proposed technique are summarized as follows.

- (i) The methodology can be categorized into data-driven techniques which require no priori information about the physical properties of systems, and therefore has versatility in terms of applied objectives.
- (ii) In the context of structural health monitoring (SHM), the methodology can be categorized into output-only techniques, which do not use input ground accelerations. This advantage allows its easy and cost-efficient implementation.
- (iii) Most of output-only SHM methodologies adopt assumptions on the characteristics of excitations or mode shapes of vibrations. Our proposed technique, however, does not make such assumptions and thus has applicability even to strong motion observations.

The paper presents an improvement of CAD as Extended Correlation Anomaly Detection (ECAD), which utilizes the frequency content of time-series data, and examines its applicability to portfolio-monitoring of structures even in the case of different ground motions input to structures.

We first show the summary of CAD and then formulates the ECAD algorithm, which could utilize the frequency content of time series. In ECAD, the covariance structure corresponding to each discretized frequency is modelled as a co-spectrum matrices among time-series data, in order to capture correlation anomalies in the frequency domain. The series of anomaly scores computed by CAD for different discretized frequencies is defined as correlation anomaly spectrum, whose integration gives anomaly score for each monitored objective.

Second, we examine the applicability of CAD and ECAD to portfolio-monitoring of structures by numerical experiments. The portfolio is modelled by SDOF oscillators to which ground accelerations on different observation stations are input. The experiment shows (i) the good applicability of ECAD and its superiority to CAD even in the case of different excitations to structures, and (ii) the ability of ECAD to capture changes of natural frequencies.

Finally, we demonstrate ECAD by using actual strong motion observations. The aim is to detect structural damages resulted from the main shock of The 2011 off the Pacific coast of Tohoku Earthquake. The demonstration reveals the following: (i) ECAD has the applicability even to actual structures; (ii) ECAD tends to underestimate structural damage of structures whose response is a wide-band or multi-modal process; (iii) ECAD tends to overestimate structural damage when a structure shows different vibration modes between in reference and test data.

(2019 年 4 月 10 日原稿受理, 2019 年 10 月 11 日採用決定)