

博士論文

マルチスケール・マルチパフォーマンス都市監視の
概念構築と応用

**Conceptualization and Application of
Multi-scale and Multi-performance Urban Monitoring**

八百山 太郎

目次

第1章 序論	1
1.1 背景	1
1.2 目的	6
1.3 構成	7
第2章 マルチスケール・マルチパフォーマンス都市監視の概念構築	9
2.1 はじめに	9
2.1.1 災害レジリエンスの動的実現	9
2.1.2 本論文が対象とする問題領域と本章の目的	11
2.2 用語の定義	13
2.2.1 行動	13
2.2.2 計画	13
2.2.3 評価	13
2.2.4 観測	13
2.2.5 監視	14
2.3 都市性能と都市基盤	15
2.3.1 都市性能	15
2.3.2 都市組織と都市基盤・都市基盤コンポーネント	15
2.3.3 複雑連成系としての都市基盤	16
2.3.4 都市性能と都市基盤・都市組織の関係	18
2.4 都市基盤への緊急対応	20
2.4.1 緊急対応優先度の序列化	20
2.4.2 相対的重要度 (RIM)	21
2.4.3 都市性能貢献度 (UPP)	22
2.4.4 性能損失 (PL)	22
2.5 都市監視	24
2.5.1 概念的要件	24
2.5.2 技術的要件とデータ駆動型手法による実現	27
2.5.3 観測情報が不完全な場合の都市監視	29
2.6 関連研究	30

2.6.1	構造ヘルスマニタリング	30
2.6.2	スマートシティ	31
2.6.3	リスク・レジリエンス	32
2.6.4	MSPUM 概念の優位性	34
2.7	結論	35
第 3 章	相関異常検知およびその拡張手法の定式化と応用	37
3.1	はじめに	37
3.2	相関異常検知 (CAD)	38
3.3	相関異常検知の理論的拡張	40
3.3.1	拡張相関異常検知 (ECAD)	40
3.3.2	位相情報を捨象した相関異常検知 (CAD-II, ECAD-II)	41
3.3.3	群相関異常検知 (groupCAD, groupECAD)	43
3.4	相関異常検知に基づく MSPUM	45
3.4.1	相関異常検知	45
3.4.2	規準化相関異常度	46
3.4.3	性能損失疑い	47
3.4.4	有効性の検証基準と改善指針	48
3.5	結論	50
第 4 章	相関異常検知に基づく構造物間相互監視技術の構築	51
4.1	はじめに	51
4.2	問題設定	53
4.3	数値実験 I — 拡張手法の性能比較評価	55
4.3.1	検討対象および条件	55
4.3.2	結果と議論	57
4.3.3	定量評価	59
4.4	数値実験 II — 入力波特性の違いが検知性能に与える影響	61
4.4.1	検討対象および条件	61
4.4.2	結果と議論	61
4.5	数値実験 III — 構造的非線形性が検知性能に与える影響	64
4.5.1	検討対象および条件	64
4.5.2	結果と議論	65
4.6	実観測記録を用いた検証	68
4.6.1	検討対象および条件	68
4.6.2	事前評価	69
4.6.3	提案手法の適用結果と適用性に関する考察	70
4.7	結論	73
第 5 章	構造物内相互性能監視技術の構築	75

5.1	はじめに	75
5.2	関連研究	77
5.2.1	モデル更新に基づく損傷検知	77
5.2.2	モデル更新に依らない損傷検知	78
5.2.3	提案手法の位置づけ	79
5.3	方法	81
5.3.1	平衡マトリクス	81
5.3.2	方法	82
5.3.3	本論文で用いる静定基本部材	82
5.3.4	他の静定基本部材と専門的知識の活用	83
5.4	適用例 (1): 平面ラーメンフレームへの適用	85
5.4.1	対象モデル	85
5.4.2	検討条件	86
5.4.3	入力波依存性に関する検討 (Case 1-3)	87
5.4.4	部材損傷位置に関する検討 (Case 4-6)	89
5.5	適用例 (2): 立体ラーメンフレームへの適用	92
5.5.1	対象モデル	92
5.5.2	検討条件	93
5.5.3	結果	94
5.6	結論	97
第 6 章	マルチスケール構造物群監視技術の構築	99
6.1	はじめに	99
6.2	数値実験	101
6.2.1	検討対象および条件	101
6.2.2	結果と議論	103
6.3	結論	107
第 7 章	マルチスケール・マルチパフォーマンス建築物群性能監視への展開	109
7.1	はじめに	109
7.2	建築物群において考慮すべき性能とその基盤	110
7.2.1	建築物群において考慮すべき性能	110
7.2.2	建築物群の基盤を成す技術システム	110
7.2.3	想定される連鎖的性能損失事象	112
7.3	想定される比較可能な変数群とデータ	114
7.3.1	各棟の地震時応答からなる変数群	114
7.3.2	各部材変形の地震時応答からなる変数群	115
7.3.3	配管系の変数群	115
7.3.4	電力供給網の変数群	116

7.3.5	通信システムの変数群	116
7.3.6	産業機械系の変数群	116
7.4	建築物群への緊急対応と MSPUM	118
7.4.1	対象建築物群と性能および基盤システムの決定	118
7.4.2	ネットワークモデルの構築	119
7.4.3	都市性能貢献度の評価	120
7.4.4	相関異常検知に基づく都市監視	121
7.4.5	緊急対応の再帰的実行	121
7.5	結論	123
第 8 章	結論	125
8.1	論文のまとめ	125
8.2	今後の研究方針	128
8.2.1	構造物群監視の性能向上に関する検討課題	128
8.2.2	マルチスケール・マルチパフォーマンス都市監視に関する研究課題	130
8.2.3	緊急対応決定枠組みの技術応用に関する研究課題	130
	参考文献	133

第1章

序論

1.1 背景

構造物やライフライン、交通網、情報通信網といった無数の技術システムが複雑なネットワークを織り成す現代の都市において、自然災害や人為災害のもつ影響は計り知れない。たとえば、2011年の福島第一原子力発電所の事故は、地震による外部電源の喪失、津波による非常用ディーゼル発電機や冷却用海水ポンプの機能喪失に端を発し、電源設備やこれに依存する冷却系、制御系などの多様なコンポーネントの連鎖的機能喪失により、深刻化していった [1]。さらに、同発電所の事故の影響で、周辺地域の居住性および環境衛生が大きく損なわれたほか、都心部の電力供給にも甚大な被害が生じた。2018年の北海道胆振東部地震では、発電所の機器系統の損傷にくわえて、送電線事故や需要の増大に伴う周波数変動など、多様な要因が複合し、我が国では前例のない大規模停電を引き起こした [2]。2003年のイタリア大停電では、まず、ある発電所の機能停止を発端に、それへと依存していた通信システムが機能を失い、情報通信網において被害が連鎖した。結果として全体のネットワークから分断されたいくつかの通信システムにつき、今度はこれらへと依存していた別の発電所が機能を失った。このように電力供給網と情報通信網が相互に影響を及ぼすことにより、結果的には大規模停電へと発展していった [3]。これらの事例が示すように、現代の都市災害においては、多種多様な技術システムが連鎖的・複合的に性能を失うことにより、被災状況を目まぐるしく変化、深刻化させていく。

都市災害のこのような時間発展性に対処するうえでは、災害レジリエンスの概念が有効である。災害レジリエンスとは、ハザードに起因するシステム（ここでは都市やその基盤となる技術システム）の性能損失を最小限に留める (*robustness* [4]) とともに、失われた性能を速やかに回復させる (*rapidity* [4]) ための能力を指す。特に、後者の能力 (*rapidity*) を向上させることが、都市災害の時間発展性への解決策となりえる。

それでは、災害レジリエンスはいかに実現されるべきか。Bruneau et al. [4] は、発災前後の双方におけるシステム性能の再帰的制御 (*pre/post-event control*) が重要であると指摘している。すなわち、時間変動するシステム性能やハザード状況を逐次監視 (*monitoring*) し、補修や復旧といった対応の意思決定に役立てる。システムやハザードに関する監視情報は逐次更新されることから、監視 → 計画 → 対応のプロセスは再帰的に実行されなければならない。特に、発災直後の急変する被災状

況に対しては、リアルタイムの監視に基づく更新的な対応決定が極めて重要である。詳細は第 2 章において述べるが、このようなプロセスを指して災害レジリエンスの動的実現とよぶ。

本論文は、災害レジリエンスの動的実現において、監視技術（本論文では都市監視技術とよぶ）はいかなる要件を備えているべきかを論じるものである。Bruneau et al. [4] においても明示的には検討されていないこの問いに対して、本論文は、マルチスケール性およびマルチパフォーマンス性の双方が重要であることを主張する。

現代の都市においては、多種多様な技術システムが相互に依存しあいながら、全体として都市全体の種々の性能を支えている。たとえば Fig. 1.1(a) には、都市性能の例として構造 *structure*, 水道供給 *water*, 電力供給 *electric power*, 情報通信 *telecom*. の四つを挙げている。これらの都市性能は、Fig. 1.1(b) に示すように、多種多様な技術システムの連成系により支えられている。本論文ではこの連成系を都市基盤 (*Urban Infrastructure*) とよぶ。都市基盤においては、Fig. 1.1(b) における各ノードが表すように、多数の技術システム（都市基盤コンポーネント）が性能横断的かつスケール横断的に関連しあう（ノード間のリンクがこれを表現する）。したがって、たとえば、電力供給性能に属する都市基盤コンポーネントである発電所 *power plant #1* の機能損失が、水道供給性能に属する都市基盤コンポーネントである浄水場 *water treatment plant* 内において停電を引き起こし（変電所 *substation* の機能損失）、配水ポンプ *pump* の機能が失われることにより発電所 *power plant #2* への給水が途絶え、結果として発電所 *power plant #2* の機能が損なわれる、というような事象が起こりうる（スケール間の性能連関, *inter-scale interdependency*）。

このように考えると、個々の性能や個々のスケールを別個に検討するのでは、都市災害の時間発展性に対処することは難しい。特に、連鎖的都市災害においては、その性能損失が都市性能に重大な影響を及ぼすようなシステム（ボトルネック *bottlenecks* [5]) を同定し、迅速な対応を施す必要があるが、こうしたボトルネックは、異種のシステムを横断する形で刻々と移行していく。たとえば、先にも述べた 2003 年のイタリア大停電 [3] においては、発端となった発電所から、同発電所に依存する通信システム、これら通信システムに依存する別の発電所、といったように、電力供給網と情報通信網の間を横断する形でボトルネックが移行していった。したがって、多種多様な技術システムを横断的・俯瞰的に捉える視座（全体論的視座）に立ち、対応行動を計画・実施することが必要不可欠である。より具体的には、限られた人的・物的資源を重点的に配分すべきシステムはなにか、という対応優先度決定を、性能横断的かつスケール横断的に実行できる必要がある。

しかし、特に、事後の迅速性と効率性が要求される状況において、このような全体論的対応決定を実施することは極めて困難である。そこで、意思決定支援技術としての都市監視には極めて重要な役割が期待される。すなわち、多様なスケールにおいて存在し、多様な性能を有する技術システム群に関して、それらの被災状況に関する情報が相互に比較可能な形で一覧できることが、都市監視によって可能でなければならない。さらに、このような情報はリアルタイムに提供できなければならない。このような監視技術、すなわち、都市を構成する技術システム群（本論文では都市基盤とよぶ）を性能横断的かつスケール横断的に比較評価可能なリアルタイム監視技術を指して、本論文では、マルチスケール・マルチパフォーマンス都市監視 (*Multi-scale and Multi-performance Urban Monitoring, MSPUM*) とよぶ。第 2 章で詳しくみるように（あるいは Fig. 1.1(c) に示すように）、MSPUM に

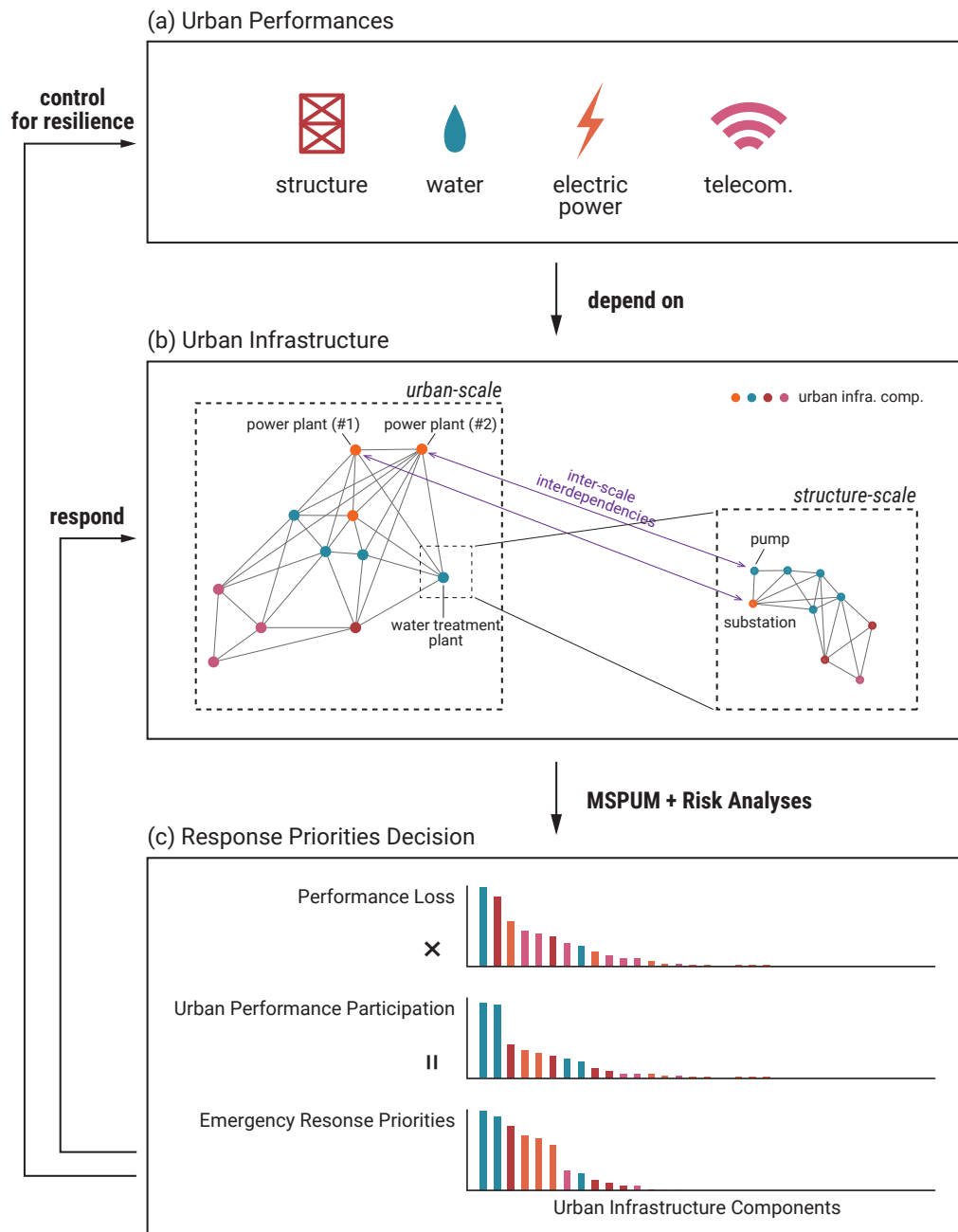


Fig. 1.1 本論文の提示する枠組みの全体像。

よって評価される各技術システムの性能損失 (*Performance Loss*) と、リスク解析等の手法により別途評価される重要度 (本論文では、都市性能貢献度 *Urban Performance Participation* とよぶ) を相乗すれば、多種多様なシステムの緊急対応優先度 (*Emergency Response Priorities*) を一元化することが可能となる。このように一元化されたリアルタイムの評価情報は、発災後の迅速な対応決定において有効であり、結果として災害レジリエンスの動的実現に資するものと期待される。

もっとも、こうした全体論的都市監視技術を実現することは、観測やデータの集約・記憶・解析に

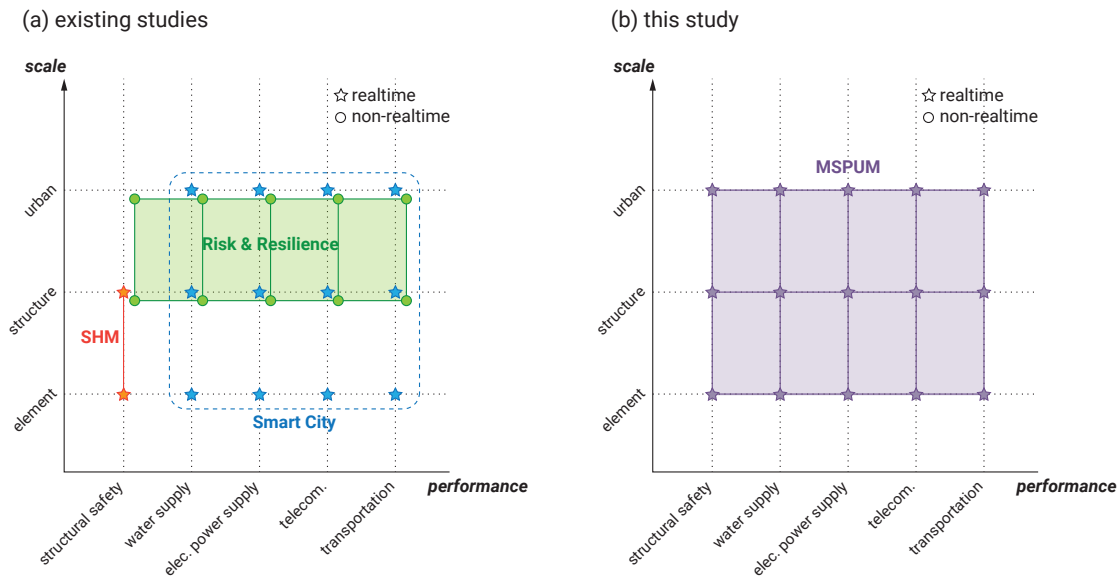


Fig. 1.2 既往関連研究とマルチスケール・マルチパフォーマンス都市監視の関係。

膨大なコストを要することから、決して容易な営みではない。他方、計算機能力の飛躍的向上、情報通信技術 (Information and Communication Technology, ICT) の発展と浸透、人工知能 (Artificial Intelligence, AI) や機械学習 (Machine Learning) といったデータ駆動型 (*data-driven*) 解析技術の加速度的進展、といった今日状況に照らせば、都市監視の技術的進展の素地は既に用意されているとも言えよう。

このような背景から、大規模なセンシングとデータ駆動型解析を基盤とした都市監視技術の構築は、関連する諸工学の学際的協働において取り組まれるべき目下の重要課題である。しかしながら、構造工学、都市工学、災害工学の諸分野において、これらすべての観点を明示的に有する研究はほぼみられない。たとえば、構造ヘルスマモニタリング (Structural Health Monitoring, SHM) の諸技術は、ほとんどが構造躯体の性能のみを対象としたシングルパフォーマンス的技術である。また、多くの場合、そのスケールは構造物やその部材などに限定され、都市スケールの監視問題を提示する研究はごく少数である。スマートシティ (Smart City) は、理念においては諸分野の融合による諸都市問題の統合的解決が宣言されるが、応用技術のほとんどは各研究領域に閉じており、シングルパフォーマンス的である。また、対象とされるスケールは研究により様々である一方で、それら諸スケールを横断的に捉える視点は多くの場合欠如している。災害リスク・レジリエンスに関する諸研究は、異なる学術領域に存する多種多様な性能の連関性を考慮する点において、上の二分野に優越する。とりわけ、都市基盤の諸コンポーネントの貢献度をマルチパフォーマンス的に評価する点に関しては特長を有している。しかしながら、多くの場合、都市やコミュニティレベルのマクロなスケールばかりが考慮され、部材レベルのミクロなスケールは無視される。さらに、「監視」の発想が欠落している点も問題である。先に述べたように、都市性能の時間変動を許容可能な範囲内において制御できるためには (災害レジリエンスの実現)、観測に基づく性能監視と更新的な対応行動を都市基盤に対して実行

できることが必要不可欠であろう。

以上の議論は Fig. 1.2(a) のように整理することができる。これは、既往の関連概念 (SHM, スマートシティ, リスク・レジリエンス) のそれぞれが扱う問題領域を, スケール (scale) と性能 (performance) の両軸がなす平面上においてマッピングしたものである*1。プロットの記号はリアルタイム性の考慮の有無を示し, プロット間のリンクの有無はそれらが統合的に扱われているか否かを表す。たとえば SHM においては, リアルタイム性は考慮されるものの, その対象は構造安全性 (structural safety) に限定される。スケールに関しては, 構造物 (structure) のスケールから要素 (element) のスケールまでが統合的に扱われる。このように各概念の応用技術が取り扱う問題領域を可視化すれば, 既往の研究は, 本来多岐にわたるはずの性能・スケールを断片的に取り扱うものであり, あるいは, リスク・レジリエンス研究のように統合的な取り扱いを可能とする技術研究においても, リアルタイム性の点に不足がある。

しかし, Fig. 1.2(b) に示すように, スケール横断的かつ性能横断的なリアルタイム評価の枠組みこそが本来は重要である。本論文の提示する監視技術 (MSPUM) はまさにこの点を主眼とするものである。

*1 ただし, 各軸において考慮されているスケールおよび性能は例に過ぎない。第 2 章でみるように, 検討すべき性能は各意思決定者がそれぞれの問題関心に即して決定すべきである。

1.2 目的

本論文の目的は、マルチスケール・マルチパフォーマンス都市監視 (MSPUM) の概念構築および応用技術の提示にある。MSPUM とは、多様な性能およびスケールにおいて相互に関連しあいつつ都市性能を支える技術システム群に関し、それらの性能損失の時間変化を統合的かつ相互に比較可能な形でリアルタイムに評価する技術を指す。その評価情報は、急変する都市の被災状況に全体論的な視座を与え、緊急対応上の重要な判断材料となることで、結果として（事後における）災害レジリエンスの動的実現に資するものである。

より具体的には、本論文の目的は次の二点に集約される。

第一の目的は、MSPUM 概念の定義や特徴を明確化することである（概念構築）。具体的には、まず、緊急対応に基づく災害レジリエンスの動的実現の枠組みを定式化し、その要素技術として MSPUM を動機づける。そのうえで、監視技術が MSPUM と呼べるための概念的・技術的要件を指摘し、その特徴を既存の関連概念との比較において議論する。

第二の目的は、MSPUM の応用技術を提示することである。その基盤技術としては、相関異常検知 (*Correlation Anomaly Detection, CAD*) と呼ばれるデータ駆動型手法 [6]、および同手法を筆者らがオリジナルに拡張した拡張相関異常検知 (*Extended Correlation Anomaly Detection, ECAD*) [7–10] を採択する。機械学習のコミュニティにおいて提案された CAD は、グラフに基づく異常検知と呼ばれる方法群 [11] の一つであり、変数群の依存関係（グラフ構造, *graph structure*）を追跡することで各変数につき異常度を評価する。そのため、複数の監視対象を個別に評価するのでは異常の有無が判定しづらい場合の取り扱いに特長をもつ [7]。本論文では、同手法を多種多様な都市システムに適用し、それらの性能損失（の疑いの程度）を異常度として定量化する方法を示す。システム相互の依存関係に基づく同技術は、多種多様なシステムが互いに性能を監視しあう、「相互監視 (*mutual monitoring*)」とも呼ぶべき新たな発想を提示するものである。

1.3 構成

各章の構成は次の通りである。

第2章では、MSPUMの概念構築を行う。はじめに、MSPUMの背景概念である災害レジリエンスの動的実現につき詳述したのち、都市性能や都市基盤といった、本研究において重要な役割を担う関連概念を定義する。そのうえで、緊急対応優先度決定の枠組みを提示するとともに、その要素概念であるMSPUMの定義や要件、特徴を、関連する既往研究との比較のもとに議論する。

第3章以降では、MSPUMの技術応用が提示される。

まず第3章において、相関異常検知 [6] およびその拡張手法群 [7-10] の理論を概説したうえで、これらに基づくMSPUMの方法（相関異常検知に基づくMSPUM）を定式化する。

第4-6章では、数ある性能のなかでも重要度の高い構造躯体の性能を対象を絞ったうえで（いわばシングルパフォーマンス的に）、マルチスケール構造物群監視への応用が数値実験と実観測記録の双方により示される。まず第4章では、各棟から収集される地震時応答をもとに構造物単位での損傷検知を行う手法（構造物間相互監視）を、つづく第5章では、構造物内の各部材から集約される地震時応答をもとに部材単位での損傷検知を行う手法（構造物内相互監視）を、それぞれ提示する。そして第6章において、両手法を統合したかたちでの都市監視技術であるマルチスケール構造物群監視の数値実験例を示す。

第7章では、都市の一形式としての建築物群を例に取り上げ、マルチパフォーマンス性の検討を行うとともに、実装上の課題を指摘する。

最後に第8章において、本論文の結論および今後取り組まれるべき研究課題が提示される。

Fig. 1.3は、MSPUMの応用技術を検討する第4-7章の各内容が、MSPUMの概念といかに関係づけられるかを示している。第4章(ch.4)で提示する構造物間相互監視技術は、構造物群という都市のスケール(*urban*)において、各構造物(*structure*)の損傷可能性を評価するものであり、この点

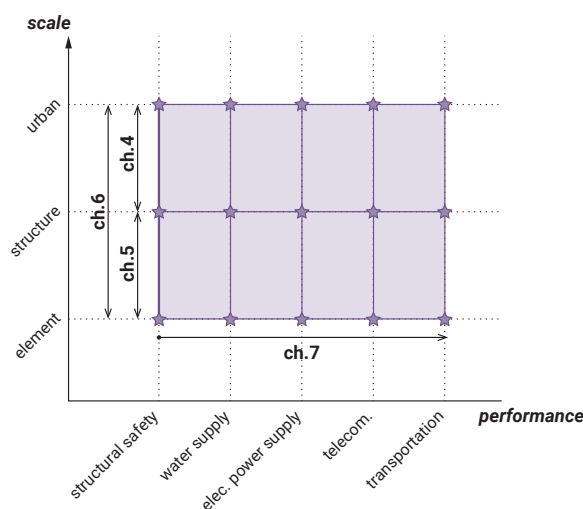


Fig. 1.3 第4-7章の検討内容とMSPUMの関係。

が, *structural safety* 上において *urban* と *structure* を結ぶリンクにより示される. 第 5 章 (ch.5) で提示する構造物内相互監視技術は, 構造物 (*structure*) 内において各要素 (*element*) の損傷可能性を評価するものであり, この点が, 同様に *structure* と *element* を結ぶリンクにより示される. 第 6 章 (ch.6) で提示するマルチスケール構造物群監視技術は, これらの両技術を統合し, *element*, *structure*, *urban* を接続する技術である. そして第 7 章 (ch.7) では, 今述べたようなマルチスケールな監視技術を他の多様な性能に関して拡張し, 性能横断的かつスケール横断的な, 幅広い問題領域を対象とした MSPUM 技術への展開を試みる.

第2章

マルチスケール・マルチパフォーマンス 都市監視の概念構築

2.1 はじめに

2.1.1 災害レジリエンスの動的実現

建築学や社会基盤学の分野において、災害レジリエンス (*disaster resilience*) の概念に関心が寄せられるようになって久しい。災害レジリエンスは、その定義自体が多くの議論を呼ぶ概念ではあるが [4, 12, 13]、本論文では、「システムの性能^{*1}のハザードに起因する損失を許容限度内に留めるとともに、失われた性能を可及的速やかに回復させる能力」と定義しておく。そして、特に都市（というひとつのシステム）を対象に、その災害レジリエンスを議論することとする。このような定義によれば、都市の災害レジリエンスは、都市に居住する人々（およびその組織）の活動を支える種々の都市性能 (*urban performances*) を、災害時において維持・復旧させる能力である。

ハザードの発生時点に焦点を当て、性能損失の発生確率と結果（程度）を評価する災害リスク (*disaster risk*) の概念に対し、災害レジリエンスの概念は、事象を時間軸上においてより広く捉え、ハザードの発生時点のみならず復旧過程をも重視する点に特徴を有する。この点において、災害レジリエンスはより多次元的な概念である。たとえば Francis et al. [14] は、災害レジリエンスを、(i) 吸収能力 (*absorptive capacity*)、(ii) 適応能力 (*adaptive capacity*)、(iii) 回復能力 (*restorative capacity*)、の三次元において評価すべきことを主張する。Fig. 2.1 に示すように、各次元は対象とする局面がそれぞれ異なる。すなわち、(i) はハザード発生時点において外乱を吸収する能力を、(ii) はハザード発生直後の流動的な災害状況に対して適応する能力を、(iii) は災害状況が小康を得た後に性能を回復させる能力を、それぞれ表している。ほかにも、Ribeiro et al. [15] などに、災害事象の時間変動性を前提として、災害の各局面ごとにレジリエンスの評価軸を設定する議論がみられる。

このような災害レジリエンスの評価論 (*evaluation theory*) に対し、本論文の主眼は災害レジリエンスをいかに評価すべきかという実現論 (*realization theory*) にある。Francis et al. [14] の議論に従うならば、この問いは、(i) 吸収能力、(ii) 適応能力、(iii) 回復能力の三者をいかに実現すべきか、と

^{*1} 本論文では、性能 (*performance*) の語を機能 (*functionality*) と同様の意味で用いる。

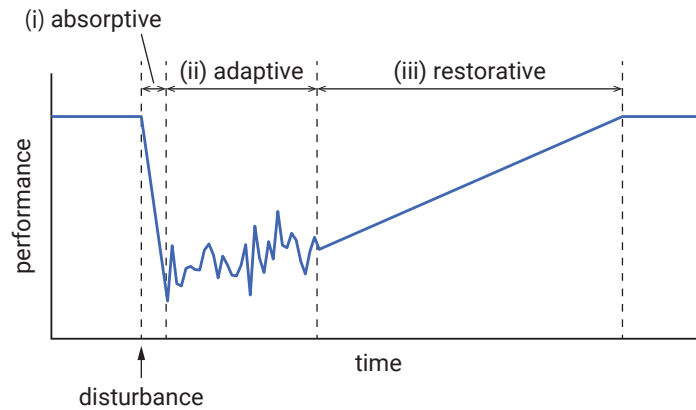


Fig. 2.1 災害レジリエンスの評価次元 [14] と都市災害における局面の関係.

も言い換えられよう.

このような実現論に関して, Bruneau et al. [4] は, 事前・事後の双方においてシステム性能を再帰的に制御できること (pre/post-event control) が重要であると指摘している. 同論文のスキームでは, ハザードやシステムの観測 (*sensing*) および監視 (*monitoring*) 情報に基づき, システムが要求性能を満足するかが判定される. 満たさないと判定された場合には, 事前においては改修, 事後においては復旧といった対応行動が実施され, 性能向上が試みられる. そして, このプロセスは再帰的に実行される.

一方で, 後続のリスク・レジリエンス研究においては, こうしたシステム性能の再帰的制御の観点に対して十分な注意が払われてきたとは言い難い. リスク・レジリエンスに関する既往手法の多くは, ハザードシナリオの仮定のもとに, 性能の予測評価を事前的に実行するにとどまる. 実現論の観点からは, これらの手法の評価結果は, 重要度の高いシステムを抽出し, 各種対応 (補強などの事前的対応や復旧などの事後的な緊急対応) の優先的な対象とするなどには効果的であろう. しかし, これにより可能となる対応計画は, 一回限りの固定的な計画に過ぎず, 再帰性を有するものではない. したがって, 劣化や補強等の要因による事前的性能変動や, 誘発・連鎖的災害事象に起因する事後的性能変動を反映することが難しい. また, 想定シナリオと大きく乖離した災害事象への対応に関しても, 有効性が疑わしいであろう. 従来リスク・レジリエンス研究の多くが念頭に置いてきたような固定的な対応計画によっては, 災害レジリエンスはいわば静的にしか実現されえない.

本論文では, Bruneau et al. [4] の制御概念を引継ぎ, 災害レジリエンスの動的実現を主眼とした. Fig. 2.2(b) に静的実現 (*static realization*, 同図 (a)) との比較において示したように, 動的実現 (*dynamic realization*) では, 対象システムが常に観測され (*sensing*), 得られたデータを基に (事前においては想定シナリオも活用しつつ) 性能や重要度が評価される (*evaluation*). これらの評価情報に基づき, 各種の対応計画が策定され (*planning*), 行動に移される (*action*). 上記のプロセス (観測 → 評価 → 計画 → 行動) は事前・事後の双方において再帰的に実行される. これにより, 時間変動する性能やハザード状況に適合的な形で対応行動が実施可能となり, したがって, 都市性能のより効

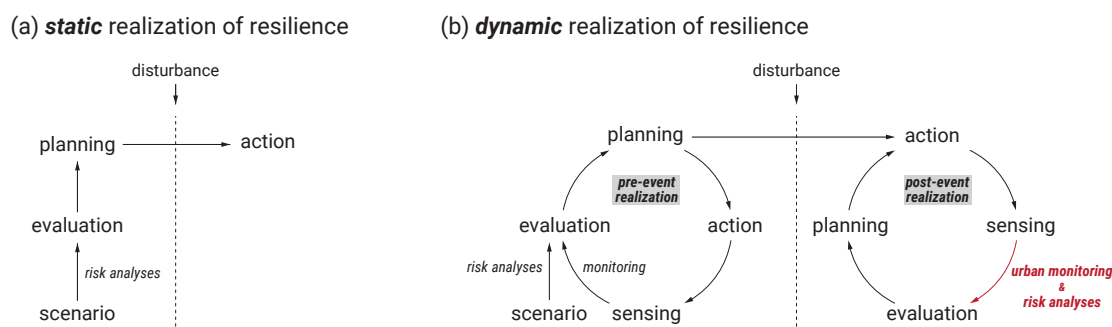


Fig. 2.2 (a) 災害レジリエンスの静的実現. (b) 災害レジリエンスの動的実現と都市監視の関係.

果的な維持・復旧が可能となる。災害レジリエンスの評価次元 [14] に即して言えば、事前の動的実現は吸収・適応・回復の三能力すべてに資する。事後的な動的実現は適応・回復の二能力の資するものと期待できる。

2.1.2 本論文が対象とする問題領域と本章の目的

本論文は災害レジリエンスの動的実現の概念を主眼とするものであるが、この概念は、先にみたように数多くの論点を含む多面的な概念である。そこで、特に本論文において対象としたい問題領域を明らかにしておく。

まず、本論文では事後的な動的実現のみを扱う。すなわち、発災後において、失われた都市性能を迅速かつ効率的に回復させるための方法論を議論する。したがって、事前の動的実現に資する対応行動（事前の点検や整備・補強、さらには対応体制・監視システムの充実などが含まれる）は扱わず、今後の検討課題とする。また、特に発災直後の変動的な局面のみを扱う。先述の三つの評価次元 [14] においては、適応能力の向上を対象とする。地震災害の場合でいえば、余震や地震火災、プラント事故等、種々の誘発・連鎖事象により被災局面が時々刻々と変化していくような状況において、都市性能の変動を最小限に抑えられるような能力である。もっとも、適応能力を向上させることが結果として回復能力の向上させることは十分に考えられるため、必ずしも適応能力のみに対象を限定するものではないが、明示的な議論は適応能力に限る。この適応の局面では、対応行動（点検・復旧など）の迅速性および効率性が重要であり、すなわち緊急対応 (*emergency responses*) が主な検討対象となる。被災状況が小康を得た後の回復の局面に関しては別途検討が必要であり、今後の課題とする。後に 3.4 などでもみるように、本論文では、各技術システムの性能損失の疑いを簡易かつ暫定的に評価する手法が提案されるが、より詳細な評価により確定的な情報を得る手法の構築は、回復能力の観点から別途議論される必要がある。

次に、本論文では技術システムのみを対象とする。詳しくは 2.3.2 において定義するが、都市性能を構成する技術システム群を、本論文では都市基盤 (*urban infrastructure*) と呼ぶ。本来、災害レジリエンスの評価・実現にあたっては、Bruneau et al. [4] が *TOSE* と整理したように、技術 (*Technical*)、組織 (*Organizational*)、社会 (*Social*)、経済 (*Economical*) といった都市の多様な側

面を考慮する必要がある。しかし、詳しくは2.3.2でも述べるが、本論文では技術的側面のみを考慮し、すなわち都市基盤を対象とする。

以上をまとめると、本論文が対象とする問題とは、都市の災害レジリエンス、特に急変する被災状況への適応能力を実現するためには、都市基盤への緊急対応をいかなる枠組みにおいて決定すべきか、という問題である。この問題に対し、本論文では、都市監視に基づく緊急対応決定枠組みを提示する。なお、主に2.4において議論するように、提示される緊急対応決定枠組み自体は、都市監視（すなわち都市基盤の性能損失評価）のみならず、リスク解析による重要度（都市性能貢献度）評価や社会的選好の評価など、多様な評価概念を含む。しかし、本論文の主眼はあくまで都市監視にあり、その概念構築および技術応用を目的としている。したがって、同枠組みにおける他の評価概念あるいは枠組み自体の実装および検証は、今後の検討課題とし、明示的には扱わない。

さて、上述のような問題領域において、本章では以下、マルチスケール・マルチパフォーマンス都市監視 (*MSPUM*) の概念構築を行う。ここでの概念構築とは、都市監視概念の位置づけを災害レジリエンスの動的実現の視座において明示するとともに、ある監視技術が都市監視と呼べるための要件（概念的要件）を明らかにすることを指す。具体的には、まず2.2において基本的な用語の定義を整理し、2.3において都市性能や都市基盤といった重要概念を検討する。これらの議論を基盤に、2.4では災害レジリエンスの動的実現に資する緊急対応決定枠組みが提示され、この下に都市監視の概念が位置づけられる。続く2.5においては、この緊急対応決定枠組みを前提とした場合に都市監視の満たすべき要件が議論され、*MSPUM* 概念が構築される。最後に2.6において、SHM やスマートシティ、リスク・レジリエンスといった関連概念およびその応用研究が、*MSPUM* の概念構成において批判的にレビューされる。

2.2 用語の定義

まずは、災害レジリエンスの動的実現の骨格をなす四概念（観測 → 評価 → 計画 → 行動）および監視のそれぞれにつき、定義や具体例を示す。

2.2.1 行動

行動 (*action*) とは、ここでは災害時の各種の対応行動を指す。対応 (*response*) もほぼ同様の意味で使用する。

災害時においては、多様なステークホルダーによる多様な対応行動が想定され、たとえば避難指示・誘導、救助活動、救援物資の輸送と配給、事業継続の可否判断などが挙げられるが、本論文では特に、都市基盤への対応行動を念頭に置く。その具体例は、(i) 各技術技術システムの点検、(ii) 詳細な被害評価および不具合診断、(iii) 継続使用の可否判断、(iv) 復旧や補修・改修、などである。

2.2.2 計画

計画 (*planning*) とは、上述の対応行動の実施計画を策定することである。本論文では、対応決定や意思決定などの語も同様の意味で用いる。

計画においては、有限な対応リソース（点検・復旧のための技術者や物資、詳細評価・診断に動員可能な専門家や計算資源など）を、多数の技術システム群に対して効率的に配分できるかが課題となる。すなわち、本論文における計画とは、対応行動を効率的に実施するための計画を指す。

2.2.3 評価

資源の効率的配分に留意した対応計画を迅速に実施するうえでは、その判断材料として、各技術システムに関する種々の評価情報が必要である。特に、各都市システムの被害程度や、その被害が都市性能上において与える影響に関して、定量的な評価情報が得られていることが望ましい（この点に関しては2.4に詳述する）。本論文では、特に災害レジリエンスの動的実現の文脈において「評価」 (*evaluation*) という場合、このような情報の獲得と提供を指す。

2.2.4 観測

繰り返し述べてきたように、都市の被災状況は急速に時間変動することから、各時点における各システムの状況をリアルタイムに把握できることが重要である。そのためには、都市基盤を構成する各システムに設置されたセンサーにより性能評価に資する種々の変数が計測され、これらが集約されることが望ましい。この点を指して、本論文では観測 (*sensing*) とよぶ。

2.2.5 監視

監視 (*monitoring*) とは、観測 (*sensing*) により得られたセンサーデータを基に、対象の性能を継続的かつリアルタイムに評価 (*evaluation*) することを指す。すなわち、災害レジリエンスの動的実現における「観測 → 評価」の部分を総合して監視とよぶ。したがって、監視は何らかの価値判断を含む概念であり、この点において観測と相違する。

監視に内包される価値判断には、次の三つのレベルがある。

- (1) 検知 (*detection*)
- (2) 診断 (*diagnosis*)
- (3) 予測 (*prognosis*)

(1) 検知は、異常検知 (*anomaly detection*) や変化検知 (*change detection*) を指す。いずれにしても、システムの評価時点における性能が過去の性能と比べて有意に乖離しているかを判定するものである。(2) 診断は、より高次の価値判断であり、検知された性能変化の要因を同定する。すなわち、検知された変化が、性能の損失（または、補修等による向上）に起因するものか、あるいは何らかの不確定要因（観測ノイズや系に内在する不確定性など）に因るものかを判断する。(1) 検知が暫定的で、言わばスクリーニング的な評価情報を与えるのに対し、(2) 診断はより確定的な情報を与えるものであり、詳細かつ高次の検討を必要とする。(3) 予測は最も高いレベルの価値判断であり、診断により得られた詳細な評価情報を基に、想定されるハザードシナリオ下における性能損失を推定するものである。

2.1.2 で述べたように、本論文は緊急対応に資する都市監視の方法を検討する。そこでは迅速性・効率性が求められるほか、詳しくは 2.5 で論じるように、多様なシステムに関する評価の統一性が重要である。したがって、本論文の扱う都市監視は「検知」のレベルを対象とした技術であり、3.4 でも述べるように、都市監視の評価情報は性能損失そのものではなく、性能損失の疑いを示す暫定的情報である。一方、発災前の事前的対応（事前的な動的実現）や被災状況が小康を得た後の対応（回復能力 [14] に対応する）においては、より詳細かつ確定的な情報が必要である。したがって、「診断」や「予測」を伴う監視技術が別途検討されなければならない。

なお、SHM の分野では、たとえば Rytter [16] などに同様の議論がみられる。そこでは、損傷検知のレベルとして、(i) detection, (ii) localization, (iii) assessment, (iv) consequence の四段階が定義されている。(i) detection とは、構造物において損傷が存在する可能性を定性的に示唆することを指す。先述の (1) 検知がこれに対応すると考えられる。(ii) localization とは、損傷が存在すると疑われる箇所の同定を指す。構造物のスケールにおいては先述の (2) 診断がこれに対応する。他方、監視対象が部材である場合には (*element scale*)、(1) 検知に対応するであろう。(iii) assessment とは、損傷の程度に関する情報の提供を指す。先述の (2) 診断がまさにこれに該当する。すなわち、検知された異常がどの程度の性能損失を意味するかをより詳細に評価するレベルである。そして、(iv) consequence とは、なんらかの損傷状態を仮定した場合に構造物がどの程度安全であるかを示すものである。これは (3) 予測に対応するレベルといえる。

2.3 都市性能と都市基盤

本節では、都市監視の前提をなす概念である都市性能と都市基盤に関して、その定義および性格を議論する。

2.3.1 都市性能

本論文では、都市性能を、「都市に居住・往来する無数の人々・組織による多種多様な活動を支える種々の性能」として定義する。

いかなる性能を都市性能として措定するかは、文献により異なる。たとえば、Bruneau et al. [4] は、コミュニティの社会的 (social) 性能や経済的 (economic) 性能の基盤として、病院・電力・水道といったシステムの技術的 (technical) 性能や組織的 (organizational) 性能を考慮している。Ferreira et al. [17] は、災害による都市の壊滅指標 (Disruption Index) を評価する際に、人間の基本的な要求を直接支える最上位の都市性能として、環境・住居・食糧・医療・教育・雇用の六次元を想定し*2、これらが依存する下位の性能として、電力や水道、衛生、交通などを考慮している。

しかし、本論文では、評価対象を特定の都市性能に限定することはしない。都市性能の措定は状況依存的であり、多種多様なステークホルダーの不断の討議に開かれているべきである。そこで、想定される都市性能を Table 2.1 の第一列に例示するに留めておく。また、Ferreira et al. [17] のように都市性能に階層を想定するようなこともしない。このような階層化の下では、都市性能の双方向的な依存関係が見えづらくなるからである。たとえば、Table 2.1 のうち、Ferreira et al. [17] では最も基本的な性能と位置付けられた「居住 (housing)」に着目しよう。居住は、水道・電力・ガスといったライフライン性能や建設性能に依存する。これらの被依存性能は、確かに居住の下位にある基盤的性能ともみなせる。一方、これらのライフラインや建設業は、作業員の安全かつ快適な居住環境を前提とする点において、かえって居住性能に依存している面もあろう。このように、都市の有する多種多様な性能は循環的に依存しあっており、階層的に捉えることはさほど簡単ではない（この点は 2.3.3 においても議論する）。

2.3.2 都市組織と都市基盤・都市基盤コンポーネント

それぞれの都市性能は、多種多様な都市システム (*urban systems*) によって支えられている。たとえば、都市の医療性能は、医療施設群やライフライン、流通網、管理プロセス、そしてこれらの諸システムを運用する作業員などを基盤とする [18]。Bruneau et al. [4] が指摘した通り、これらの諸システムのそれぞれに、技術的な性能 (*technical performance*) と組織的な性能 (*organizational performances*) がある。たとえば、一つの医療施設においても、その性能は、構造躯体・ライフライン・設備などの技術的性能と、医療従事者や施設管理者、その運用体制といった組織的性能とに分解されよう。本論文がこれから提示しようとする都市監視においては、これらのうち技術的性能にのみ

*2 *dimensions* の語が使われている。

Table 2.1 都市性能およびその評価指標の例.

都市性能 (urban performances)	性能評価指標 (performance measure)
居住 (housing)	避難者数, 避難所充足率, 仮設住宅充足率
水道供給 (water supply)	供給率
電力供給 (electric power supply)	発電量, 供給率
ガス供給 (gas supply)	供給率
食糧供給 (food supply)	供給率
医療 (healthcare)	稼働可能病床数
安全 (security)	警察・自衛隊の業務可能率
雇用 (employment)	失業率
防火 (fire safety)	延焼率, 消防隊到着時間
生産・流通 (production and distribution)	各種商品の供給率
建設 (construction)	着工数
商業 (commerce)	収益, 店舗営業数
通信 (telecommunication)	通信可能領域, 通信速度
環境衛生 (environment and sanitation)	CO ₂ 排出量, 水中・大気中・海洋中の汚染物質濃度, 下水処理能力
交通 (transportation)	公共交通機関の稼働率, 道路網の機能
研究開発 (research and development)	研究機関・実験施設の稼働率, 事業規模
芸術 (art)	美術館・博物館などの稼働率
娯楽 (entertainment)	娯楽施設 (映画館・劇場・競技場など) の稼働率
観光 (tourism)	観光収入

着目し, 組織的性能に関しては明示的な取り扱いを避けるものとする. 組織的性能は, 都市監視の提示するような一元的かつ定量的な評価枠組みに必ずしもそぐわないと考えるからである.

「あらゆる都市システムに関して取り出した技術的性能の総体」を, 本論文では都市基盤 (*urban infrastructures*) とよぶ. そして, 都市基盤を構成する個々の技術システムを, 都市基盤コンポーネント (*urban infrastructure components*) とよぶ. 対して, 「あらゆる都市システムに関して取り出した組織的性能の総体」は, 都市組織 (*urban organization*) とよぶこととする.

2.3.3 複雑連成系としての都市基盤

都市基盤は, 多種多様な性能を有する無数のコンポーネントが多様なスケールにおいて織り成す複雑連成系である. 都市基盤への緊急対応においては, この点の認識が極めて重要である.

例として, 都市の水道供給を (直接的に) 支える都市基盤を取り上げよう. Fig. 2.3(a) に示すように, 都市の水道供給性能は, 浄水施設 *source*, 配水施設 *substation*, 配管 *pipeline* といったシステム (の接続性) に依存している [19, 20]. このうち浄水施設 *source* の性能は, Fig. 2.3(b) に示す通り, 取水塔 *tank* や浄水設備 *treatment equip.*, 貯水池 *reservoir*, 送水ポンプ *pump* といった水道システムに依存するのみならず, これら設備への電力供給を担う受変電設備 *substation* や非常用電源設備 *backup*, これら設備の制御を担う制御室 *control center* や通信設備 *telecom.*, これら設備の安全を担保する構造躯体 *structure* など, 多種多様なシステムに依存している. さらに浄水設備に着目すれば, Fig. 2.3(c) に示す通り, その性能は, 凝固池 *coagulation*, 沈殿池 *sedimentation*, 濾過池 *filter* といった各設備により成り立っており, その各設備が, 電気設備 *power*, 通信設備 *telecom.*, 構造躯体 (*sub*)*structure* に依存している.

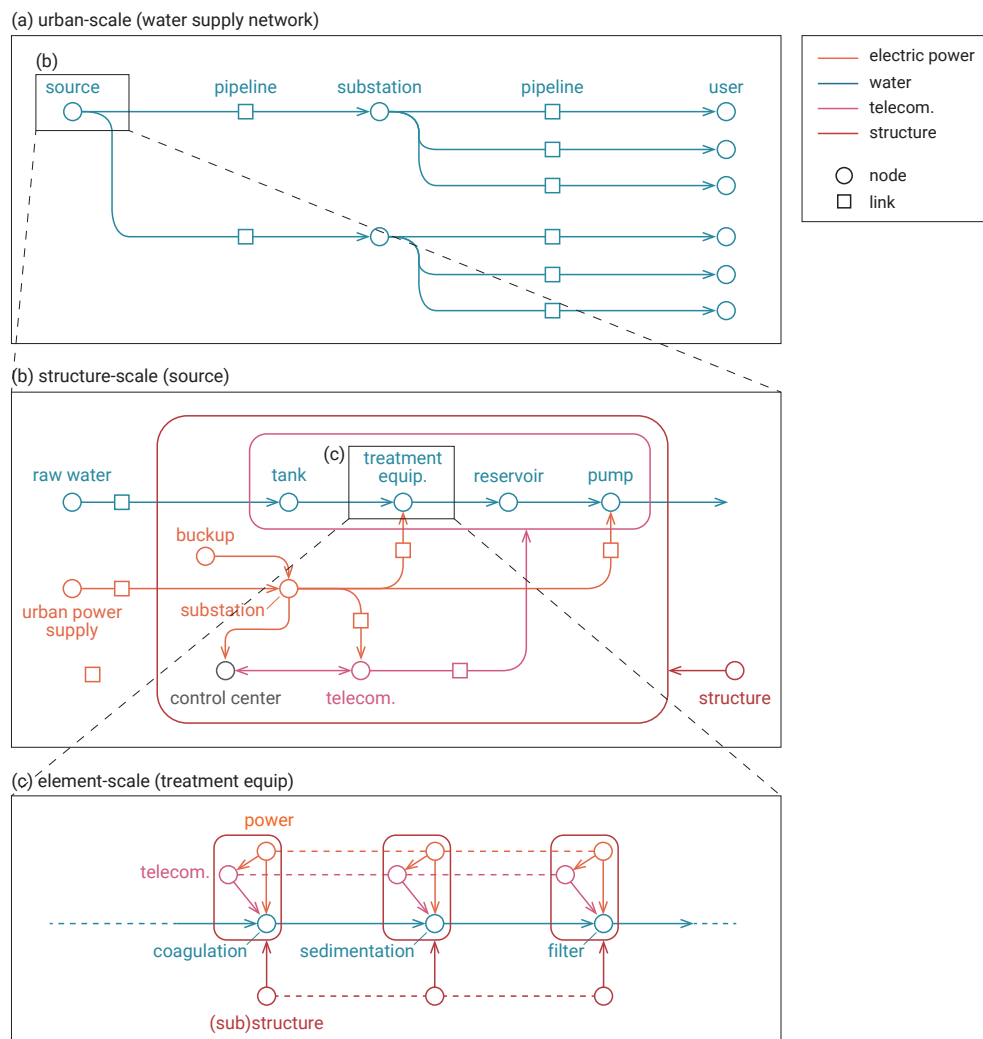


Fig. 2.3 マルチスケールに関連しながら都市の水道性能を支える都市基盤コンポーネント群。

すなわち、都市基盤は多様な性能を有する無数の技術システム（都市基盤コンポーネント）から構成されている。そして、これらのコンポーネントは互いに関連しあう。たとえば、Fig. 2.3(b-c)に示すように、通信設備は電気設備に依存し、これら両設備は構造躯体に依存する。他方、SHMや振動制御などを想定すれば、構造躯体の性能はそれ自体が通信設備や電気設備に依存しているとも言える。さらには、都市基盤コンポーネントの性能連関はスケール横断的に生じうることも重要である。たとえば、Fig. 2.3(b)に示すように、浄水施設内の各電気設備は都市の電力供給網 *urban power supply* の性能に大きく依存する。

このように、都市基盤においては、多種多様な性能を有する無数のコンポーネントが各スケールにおいて、あるいはスケール間において、互いに依存しあっており、複雑連成系を成している。第1章で述べたように、現代の都市災害が複雑化・大規模化していく要因のひとつは、これらの都市基盤コンポーネントの性能損失が複雑に連鎖・伝播していくことにある。したがって、緊急対応にあたって

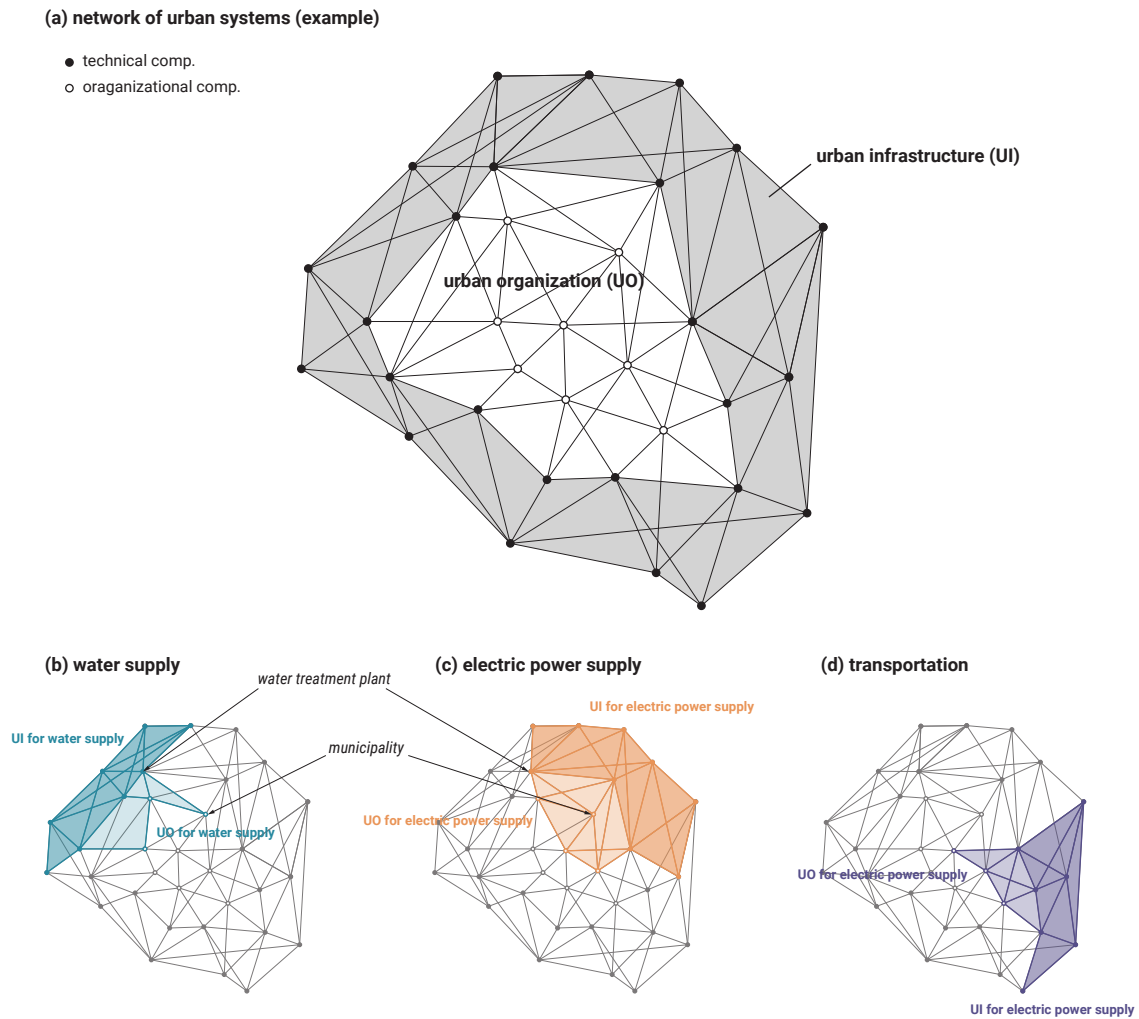


Fig. 2.4 複雑連成系としての都市（都市性能・都市基盤・都市組織の関係）.

は、これらの多様な性能および多様なスケールを横断的に捉える視点（マルチスケール性，マルチパフォーマンス性）が不可欠である．2.5.1 では、この点に関して都市監視の観点から詳述する．

2.3.4 都市性能と都市基盤・都市組織の関係

最後に、都市基盤と都市組織、さらには都市性能の関係につき付言しておく．

2.3.2 に定義したように、種々の都市性能は多種多様な都市システム群から構成されており、この都市システム群は、技術的性能に関するシステム群と組織的性能に関するシステム群に分類される．このうち、前者を都市基盤とよび、後者を都市組織と呼んでいる．

前節に示したように、都市基盤は無数のコンポーネントからなる複雑連成系である．そして、これらの都市基盤コンポーネントは、基盤内において連関を有するのみならず、都市組織内の諸システム（都市組織コンポーネント）とも関連しあう．たとえば、Fig. 2.3(b) の例で、各浄水設備は制御室

control center の組織的性能に（通信設備を媒介にして）大きく依存する。逆に、この組織的性能は、通信や電力といった技術的性能に依存しており、これらは相互依存性である。さらに、制御室の組織的性能は水道局全体の組織的性能に依存するであろうことから、都市組織の内部にも相互依存性が存する。すなわち、都市もまた多種多様な都市システムが織り成す複雑連成系である。Fig. 2.4(a) に示すように、都市基盤コンポーネント (*technical comp.*) と都市組織コンポーネント (*organizational comp.*) が、都市基盤 (*UI*) 内、都市組織 (*UO*) 内、そして都市基盤と都市組織の間において、相互に関連しあいながら、全体として種々の都市性能を支えている。

このようなモデル化において、都市性能相互の依存性もまた自然と記述されている。Fig. 2.4(b-d) には、都市性能と都市基盤・都市組織の関係性を概念的に例示している。それぞれの着色部は、都市基盤と都市組織の双方につき、各性能を直接的に支えるシステム群を示している。同図において、(b) 水道供給 *water supply* に関する都市基盤・都市組織は、(c) 電力供給 *electric power supply* に関する都市基盤・都市組織と一部を共有している。これは、Fig. 2.3(b) に関して述べたように、たとえば浄水施設 (*water treatment plant*) が都市の電力供給に依存していることに起因する。他にも、図中に *municipality* として示したように、自治体において水道網および電力網の双方を管理する部署があれば、これは両都市性能の共有する都市組織として挙げられる。(c) 電力供給と (d) 交通においても同様に共有部がみられる。これは、たとえば鉄道が電力に依存することから明らかであろう。他方、(b) 水道供給と (d) 交通では共有する部分がなく、一見すると関連がみられない。しかし、これらも、電力供給やその他の性能に関する都市基盤・都市性能を介して、間接的には関連を有するであろう。このように、種々の都市性能は、複雑に連成しあう都市システム群を媒介に、直接的または間接的に依存しあっている。翻って、都市基盤および都市組織におけるシステム群の相互関連を詳細に分析すれば、都市性能の相互依存性の明示的な取り扱いが可能になるとも言えよう。

2.4 都市基盤への緊急対応

2.1 でも議論したように、災害レジリエンスの実現にあたっては、時々刻々と変化する被災状況を監視しつつ (*monitoring*), その都度、都市基盤に対する緊急対応計画を策定し (*planning*), 実行に移していく (*action*) 必要がある。

複雑化する現代都市においては、都市基盤は膨大な数のコンポーネントから構成されることから、被害が多数かつ広域にわたる地震等の大規模災害においては特に、すべてのコンポーネントに対して点検、補修、復旧といった緊急対応を起こすことは現実的ではない。したがって、緊急対応計画においては、都市基盤コンポーネントの対応優先度を何らかの基準により序列化できることが特に重要である。

以下では、都市基盤コンポーネント群について、その緊急対応優先度 (*emergency response priority, ERP*) を序列化するための枠組みを提示する。本論文が提示したい都市監視の動機は、この枠組みにおいてこそ存するものである。

2.4.1 緊急対応優先度の序列化

都市基盤コンポーネントの ERP は、次の二基準の相乗において決定されるべきであろう。

- (1) 都市性能貢献度 (*urban performance participation, UPP*): 当該コンポーネントが都市性能において果たす貢献度の高さ。
- (2) 性能損失度 (*performance loss, PL*): 当該コンポーネントの被害程度の大きさ。

道路網の接続性を例に考えよう。重大な損傷が生じてはいるものの交通量の少ない末節の道路と、損傷は中程度であるが交通量の多い幹線道路とでは、後者を優先的に復旧させるべきであろう。したがって、あるコンポーネントの緊急性の高さは性能損失度 PL のみによって決められるものではなく、当該コンポーネントが都市性能においていかに重大な機能を有するか (UPP) という点をも考慮して初めて、合理的に決定できる。言い換えれば、当該コンポーネントにおける性能損失が全体系 (都市性能) へと与える影響の大きさをもって、対応の優先度を決定すべきである。

上記の考え方は、数理的には下記の通りに定式化できるであろう (Fig. 2.5)*³。ある時点 t において、都市基盤コンポーネント i の ERP_i は、

$$ERP_i(t) = IUPP_i(t) \times PL_i(t) \quad (2.1)$$

と計算される。ここに、 $PL_i(t)$ は時点 t におけるコンポーネント i の性能損失 (PL) である。 $IUPP_i(t)$ は統合都市性能貢献度 (*integrated UPP, IUPP*) であり、各都市性能 j に関する貢献度 UPP_{ij} の重みづけ和として定義される。すなわち、

$$IUPP_i(t) = \sum_j RIM_j(t) \times UPP_{ij}(t) \quad (2.2)$$

*³ ERP 決定枠組みにおける各プロセスの意義を明確化するために敢えて数理的な定式化を示すものであり、必ずしも数理的に表現しきれない部分 (特に、社会的意思やヒューリスティクスに対応する部分) も含まれる。

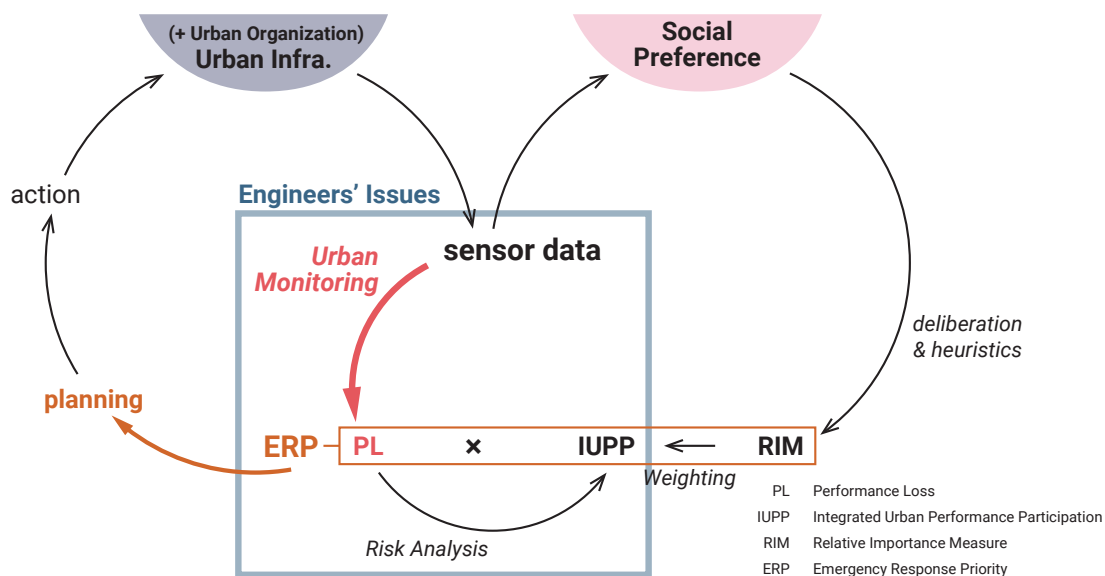


Fig. 2.5 緊急対応優先度評価枠組み.

ここに、 $RIM_j(t)$ は、時点 t における各都市性能 j の相対的な重要度 (*Relative Importance Measure, RIM*) を表し、たとえば $\sum_j RIM_j(t) = 1$ としておく。

この定式化に依ると、時点 t における各コンポーネントの ERP を判断するにあたっては、相対的重要度 RIM、都市性能貢献度 UPP、性能損失度 PL の三指標が必要である。本節では以下、各指標の評価に関し、既往研究を参照しつつおおまかな指針を示しておく。

2.4.2 相対的重要度 (RIM)

Table 2.1 に例示したような多数の都市性能につきいずれを重視するかは、意思決定を行うコミュニティや状況によって変化しうる。このような特性は、多くのレジリエンス研究 [17,21] のように各性能指標の単純和をとるのでは反映しきれない。各都市性能を他の性能に比べてどの程度重要視するか (相対的重要度) を考慮する必要があるだろう。

ただし、相対的重要度 (RIM) の決定は、工学の研究者や技術者において決定できる範囲を大きく超えた問題であることに注意を要する。すなわち、多数のステークホルダーの意志や社会的選好 (*social preference, Fig. 2.5*) を参照しつつ、現場の対応決定者において決定されなければならない。もっとも、その決定の仕方は事前と事後において異なるであろう。事前的な対応計画においては、RIM は多数のステークホルダーの熟議 (*deliberation*) において決定されなければならない。その際、Value Tree 解析の方法 [22,23] など、各種の意思決定理論が参考となるであろう。他方、事後的な対応計画においては、RIM の時間変動を考慮する必要がある。すなわち、相対的重要度は時間の関数 $RIM(t)$ である。たとえば、発災直後、依然として多数の人命が危機に曝されている状況では、商業・娯楽・観光などの (経済的) 都市性能よりも居住・医療・防火などの都市性能を優先的に復旧させることが、自然な社会的選好であろう。一方で、一定の期間が経過して人的被害が小康を得たのちは、

長期的な復興の観点から、経済的都市性能を重視する社会的気運が徐々に高まっていくものと考えられる。したがって、各都市性能の相対的重要度は、都市の被災状況を注視しつつ (*sensing*, Fig. 2.5), これと呼応する形で変動する社会的選好を参照しながら、現場の対応決定者のヒューリスティクス (*heuristics*) において逐次更新されていく必要がある。

いずれにしても、RIM の決定は、工学の専門家や技術者のみによって実施されるべきものではなく、各時点における社会的選好や各ステークホルダーの意志が反映されたものでなければならない。この点は、Fig. 2.5 において *Engineers' Issues* として示したように、後述する性能損失 PL の評価や都市性能貢献度 UPP の評価が主に工学の領域において議論可能な問題であることと対照的である。

2.4.3 都市性能貢献度 (UPP)

都市基盤コンポーネント i の都市性能 j への貢献度 UPP_{ij} の評価においては、リスク解析研究の議論が参考になるであろう。たとえば、Song et al. [20] は、都市の配水ネットワークを対象にその供給可能性の地震リスクを解析し、その結果から、各コンポーネント (配管やノードなど) の重要度を定量的に評価している。Kim et al. [24] は、同様の方法論を、電力と水道など、相互に依存しあう複数のインフラ・ネットワークについても検討しており、本論文が主張するようなマルチ・パフォーマンス性の取り扱いが示されている。そのほか、インフラ・ネットワークの相互依存性を扱った論文としては、Apostolakis et al. [23] や、Wang et al. [25] が挙げられる。これらの方法論はいずれも、 UPP_{ij} の評価を技術的に実現していくうえで有効と期待される。

都市性能貢献度もまた、時間依存の関数 $UPP_{ij}(t)$ である。あるコンポーネントの貢献度は、それと密接なコンポーネントの性能損失 $PL_i(t)$ に依存するであろうからである。たとえば、Fig. 2.3(b) において、浄水施設構内の受変電設備 *substation* は、都市の電力供給 *urban power supply* および非常用電源設備 *backup* の双方に依存する。いわば並列システムである。したがって、かりに都市の電力供給が喪失した場合には、非常用電源設備の重要度が相対的に高まるであろう。すなわち、非常用電源設備の UPP_{ij} は、都市の電力供給の PL_i に大きく依存する。

このように、都市災害への緊急対応においては、時々刻々と変化する被災状況 $PL_i(t)$ を踏まえて、その都度リスク解析を実行し、都市性能貢献度 UPP_{ij} を更新的に評価していく必要がある。信頼性解析の分野においても、システムの状態が時間変化する場合の、コンポーネントの重要度の動的評価が議論されており (たとえば、Garcia-Marques et al. [26]), 参考にすべきであろう。

2.4.4 性能損失 (PL)

各都市基盤コンポーネントの性能損失 (被災度) に関しては、可能な限り、目視点検やモデル更新などによる詳細評価が望ましい。しかしながら、目視点検は、それ自体、人的・物的資源を多分に要する対応行動であり、迅速性の観点からは、その優先度を前もって序列化できている必要がある。また、常に対象システムの物理的なメカニズムが詳細に得られているとは限らないことから、モデル更新に依る方法では汎用性に欠ける。都市災害においては特に、(Fig. 2.3 にみたように) 評価対象が膨大な数に及ぶことに鑑みても、センシングされた膨大なデータ (ビッグデータ) を効率的に取り扱

うための方法論が求められよう。さらに、これまで繰り返し述べてきたように、都市の被災状況は時々刻々と変動を示すことから、これに追随するためには、性能損失もまたリアルタイムに評価を更新できることが望ましい。すなわち、時間依存の $PL_i(t)$ として評価可能でなければならない。この $PL_i(t)$ は、先述のように、相対的重要度 RIM_j や都市性能貢献度 UIM_{ij} の評価においても役立つことから、緊急対応優先度を決定するプロセスにおいて、極めて重要な部分を占めるものと言ってよい。

本論文の主眼とする都市監視の動機は、まさにこの $PL_i(t)$ を迅速かつ効率的に評価することにある。次節以降、緊急対応優先度決定において必要な情報を提供可能であることを前提に、都市監視の要件を議論していくものである。

2.5 都市監視

これまでにみてきたように、災害レジリエンスの動的実現に資する緊急対応計画においては、都市基盤を構成する無数のコンポーネントに関して、その性能損失 PL の時間変化をリアルタイムに把握できる必要がある。本論文では、「センシングに基づく都市基盤コンポーネントの性能損失評価」の概念を指して都市監視 (*urban monitoring*) とよぶ。

本節は以下、都市監視に求められる概念的および技術的要件につき論じるものである。

2.5.1 概念的要件

前節までの議論を踏まえて、都市監視の概念的要件として、次の三要件を指摘したい。

- (1) リアルタイム性 (*real-time*)
- (2) マルチスケール性 (*multi-scale*)
- (3) マルチパフォーマンス性 (*multi-performance*)

まず、(1) リアルタイム性とは、災害時における都市基盤コンポーネントの性能の時間変化を逐次的に追跡可能であることを指す。繰り返し述べてきたように、現代の都市災害においては、被災状況の急速な時間発展が問題となる。これに追従した形で、その都度、緊急対応を実施することが有効であり、したがって、都市監視もまた、各時点での被災度をリアルタイムで評価できるものでなければならない。

つぎに、(2) マルチスケール性および (3) マルチパフォーマンス性に関して、これは、多種多様なスケールにおいて存在し (*multi-scale*)、それぞれ相異なる性能を有する (*multi-performance*) 都市基盤コンポーネント群の性能損失を、統一の指標において相互に比較可能であることを指す。これらの二つの要件は、都市基盤が複雑連成系であることに由来する。

たとえば、都市の水道施設群の管理者が緊急対応を実施する場合を想定しよう。この管理者の主たる関心は都市の水道供給性能にあることから、式 (2.1) の $IUPP_i$ は、たんに水道供給に関する都市性能貢献度 UPP_i としても差支えない。すなわち、ここでは比較的簡単な例を想定している。災害時、この管理者は、Fig. 2.3 に示したような都市基盤の各コンポーネントにつき、緊急対応優先度を序列化する必要がある。以下では特に、複数の供給源に関して比較評価を行う場合を考える。

Fig. 2.6 は、都市の水道供給性能を支える都市基盤について、供給源、すなわち浄水施設 *water treatment plant* に焦点を当て図示したものである。浄水施設においては、取水された水 *raw water* が各種の浄水設備 *water treatment equip.* を経て、ポンプ *pump* を介して配水施設 *distribution facilities* へと送られる。この際、浄水設備やポンプは受変電設備 *substation* など各種の電力設備に依存しており、この受変電設備はさらに外部の電力網 *power grid* および施設内の非常用電源設備 *backup generator* に依存している。以上のようなネットワークにおいて、Fig. 2.6(a)–(c) の 3 ケースの被害を想定しよう。すなわち、(a) 非常用電源設備 *backup generator* が性能を損失した場合 (Case 1)、(b) 受変電設備 *substation* が性能を損失した場合 (Case 2)、(c) 非常用電源設備 *backup generator* にくわえて外部の電力網 *power grid* からの供給も途絶えた場合 (Case 3)、の 3 ケースで

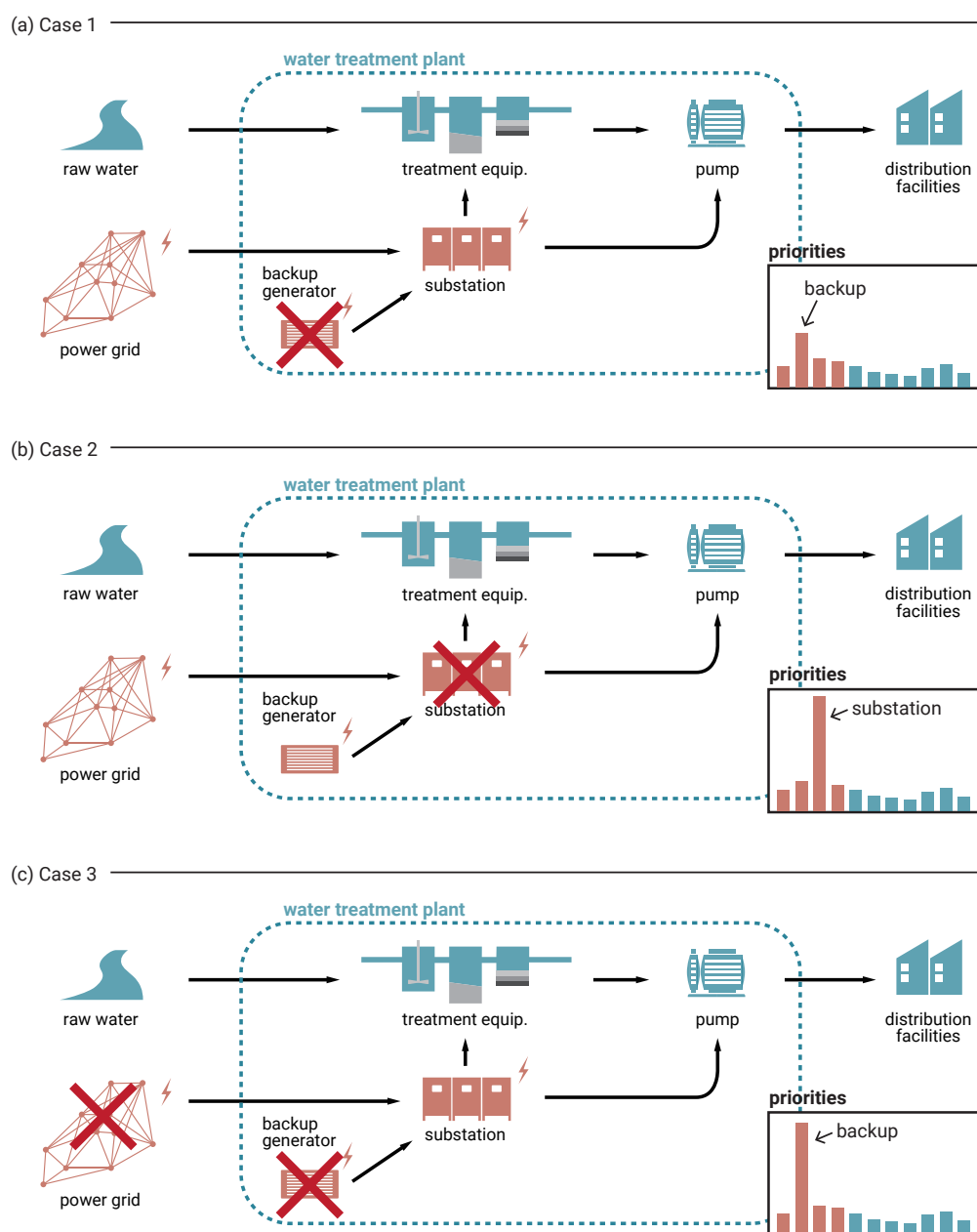


Fig. 2.6 都市基盤のマルチスケール性・マルチパフォーマンス性が緊急対応優先度に与える影響 (水道供給性能に関する都市基盤の例).

ある。ただし、各ケースにおいて、各コンポーネント (*backup generator*, *substation*) の性能損失度は同程度であると仮定する。

これら各ケースにおいて、各コンポーネントや浄水施設全体としての対応優先度をどのように判断すべきか。まず、Case 1 と Case 2 を比較した場合、後者においてより優先的な対応を要するであろう。図中各ケースの右下に示したように、Case 1 においては *backup* の優先度が、Case 2 においては *substation* の優先度が、それぞれ卓越すると考えられるが、Case 2 の *substation* の方が浄水施

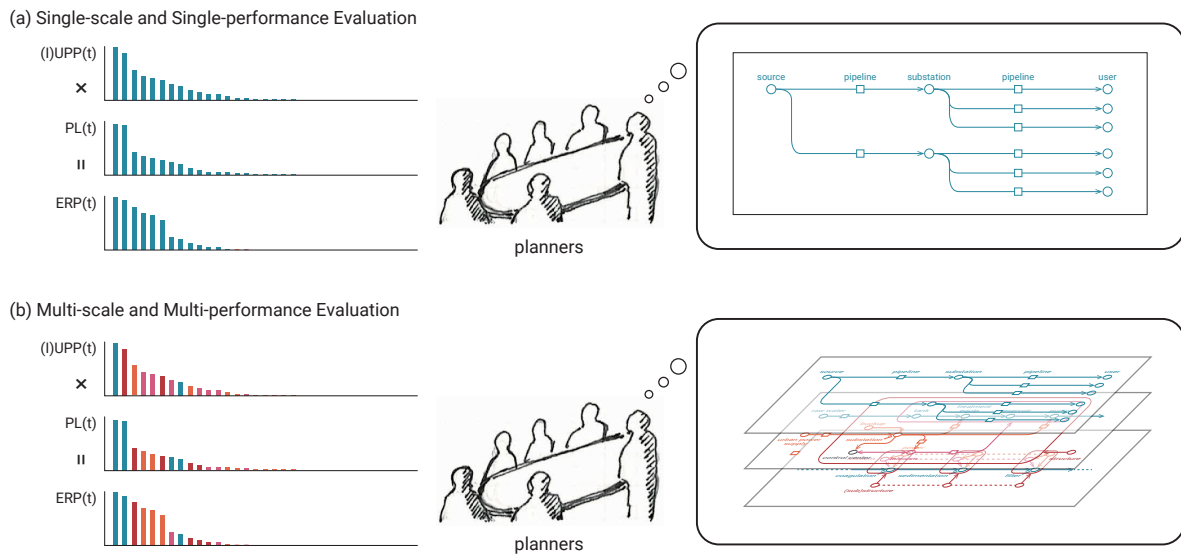


Fig. 2.7 (a) 従来型のシングルスケール・シングルパフォーマンス評価と (b) 本論文の主張するマルチスケール・マルチパフォーマンス評価。

設の性能（さらには都市の水道供給性能）に与える影響（都市性能貢献度）が大きい。したがって、Case 1 の *backup* よりも高い緊急対応優先度を設定すべきであり、浄水施設全体としても、Case 2 の方により高い緊急性を認めるべきである。つぎに、Case 1 と Case 3 を比較した場合、後者においてより優先的な対応が望ましい。いずれも *backup* の性能が同程度失われているが、Case 3 においては浄水施設内の全電源が失われており、すなわち *backup* の都市性能貢献度が増大している。したがって、対応優先度も Case 3 の *backup* においてより高く設定すべきであり、浄水施設全体としても、Case 3 の方により優先的な対応を施すべきである。

上記の考察から、都市基盤への緊急対応に関して下記のような結論を得る。第一に、相異なる浄水施設を比較するなど、特定のスケールにおいて対応優先度を序列化したい場合においても、よりミクロなスケールにおけるコンポーネントの性能評価情報が必要である。あるシステムの対応優先度は、これを構成するコンポーネントのうち、いずれにどの程度の被害が生じたかにより大きく異なるからである。第二に、評価対象のスケールよりもマクロなスケールの性能評価情報もまた、重要である。なぜなら、各コンポーネント（非常用電源設備など）の都市性能貢献度は、都市全体（電力網など）の被災状況に応じて変化しうるからである。第三に、多様な性能を有するシステムの被災度を俯瞰できなければ、緊急対応優先度を適切に判定することは難しい。このことは、上記の例において水道供給に関わるシステムと電力供給に関わるシステムが密接に関係しあうことから明らかである。これらの結論をまとめると、都市基盤への緊急対応優先度決定においては、マルチスケールかつマルチパフォーマンスな性能評価情報が不可欠である。

このような全体論的・俯瞰的評価に基づく緊急対応決定は、発災直後、すなわち限られた人員・時間においてなされるべき状況下では極めて困難なタスクである。したがって、その支援技術として、多種多様な都市基盤コンポーネントの性能損失度を比較可能な形式で（統一の指標において）一覧で

きる技術が有用と期待される。その一元的評価情報は、リスク解析の方法によってやはり一元的に評価される都市性能貢献度と併せ、緊急対応優先度の定量的な序列化に資するであろう。Fig. 2.7(b)には、このようなマルチスケール・マルチパフォーマンス的緊急対応決定の概念図を、従来型のいわばシングルスケール・シングルパフォーマンス的緊急対応決定 (Fig. 2.7(a)) と比較して示している。

以上のような観点から、本論文は、(1) リアルタイム性、(2) マルチスケール性、(3) マルチパフォーマンス性の三者を兼ね備えた都市監視 (マルチスケール・マルチパフォーマンス都市監視, MSPUM) が構築されなければならないことを主張するものである。

なお、以上の議論から、都市監視 (すなわち性能損失度 PL の評価) のみならず、リスク解析に基づく都市性能貢献度 UPP の評価や、これらを相乗することによる緊急対応優先度 ERP の評価においても同様に、リアルタイム性・マルチスケール性・マルチパフォーマンス性の三要件を満たすべきことが指摘できる。本論文では、あくまで PL の評価を主眼にその技術的可能性を検討するが、UPP のマルチスケール・マルチパフォーマンスな評価のあり方に関しても、既往研究を参照しつつ、別途検討すべきであろう。

2.5.2 技術的要件とデータ駆動型手法による実現

MSPUM の概念的要件として指摘されたりアルタイム性、マルチスケール性、マルチパフォーマンス性の三要件につき、MSPUM の技術応用がこれらを充足するためには、どのような性格 (技術的要件) が求められるであろうか。

まず、(i) リアルタイム性の概念的要件、すなわち、逐次収集されるセンサーデータにより都市基盤の性能をリアルタイムに評価すべきことから、(a) データを迅速に解析できること (即時性, *rapidity*)、(b) 膨大なセンサーデータ (*big data*) を効率的に処理できること (効率性, *efficiency*) が要求される。つぎに、(ii) マルチスケール性および (iii) マルチパフォーマンス性に関して、これらの要件は、規模や性能が互いに異なる多種多様なコンポーネントの性能を一元的な指標において比較評価すべきことを意味している。このことから、MSPUM の応用技術においては、(c) 異なる物理的メカニズムを有する多様なコンポーネントを取り扱えること (汎用性, *versatility*)、(d) それらを統一した指標において評価できること (統一性, *integrity*) が必要である。

さらに、MSPUM においては、相互に関連しあう多種多様なシステムを総合的に評価できることが重要である。すなわち、関心のある都市性能に関連する諸コンポーネントをできる限り網羅的に監視できることが望ましい。したがって、(e) MSPUM の応用技術は容易かつ低コストに導入できるものでなければならない (簡易性, *easiness*)。一方で、監視対象によっては、すでに多点観測が実施され、膨大なデータが得られている場合や、監視システムに多大なコストをかけることに積極的な場合もありえる。構造物の例で言えば、低層住宅や雑居ビルなどの小中規模建築と、高層建築物や橋梁などの土木構造物とでは、観測や監視に割けるコストが大きく異なるであろう。後者の場合、あまりに簡易な技術では、リソースを有効に活用できないことになる。したがって、(f) 活用可能な観測リソースに沿う形で評価の解像度を調整可能であること (拡張性, *extensibility*) もまた、都市監視技術が有すべき要件である。

以上をまとめると、MSPUM の技術応用においては、(a) 即時性、(b) 効率性、(c) 汎用性、(d) 統一

性, (e) 簡易性, (f) 拡張性の六要件が求められる。そして, これらの要件を充足するためには, データ駆動型技術 (*data-driven techniques*) の活用が有効であろう。データ駆動型技術とは, 現象の物理的メカニズムを記述することなく, データの生成構造を帰納的にモデル化 (統計モデリング) し, 現象の推定・予測を実現する技術を指す。近年めざましい発展をみせる機械学習 (*machine learning*) や人工知能 (*artificial intelligence, AI*) の諸技術の多くはこれにあたる。反対に, 現象の物理的メカニズムを仮定し, 演繹的なモデル化 (物理モデリング) により推定・予測を行う技術は, 一般にモデルベース (*model-based*) の技術と呼ばれる。

データ駆動型技術はいかなる点において MSPUM の応用技術として有効なのか。第一に, データ駆動型技術の分野は, 学習精度の確保のために膨大なデータ (*big data*) を必要とすることから, 深層学習 (*deep learning*) などに代表されるように, ビッグデータを効率的に取り扱う方法論を洗練させてきた。したがって, 多数の都市基盤コンポーネントから集約される膨大なセンサーデータを迅速かつ効率的に処理するうえで有効である (即時性, 効率性)。第二に, データ駆動型技術は, 先に定義したように, データに内在する統計的構造の抽出を目的とするものであり, 事前に物理モデルを仮定する必要がない。したがって, 異なる物理メカニズムを有する多様な都市基盤に対しても, 等しく汎用的であり, 共通の統計量をもって解析可能である (汎用性・統一性)。同様に, 観測条件や観測点数を明示的に問うものでもないことから, 対象システムの観測リソースに応じた解像度で, 都市基盤をそれぞれ評価可能である (簡易性・拡張性)。

一方, いくつかの問題点も指摘しておく必要がある。第一に, 多くのデータ駆動型手法において, プロセスのブラックボックス性が問題視されうる。これは特にニューラルネットワーク (Neural Networks) などの機械学習手法において顕著である [29]*4。データ駆動型技術のブラックボックス性は, モデリングの自由度の高さに起因する汎用性と, 人為的仮定を排除することによるバイアスの低さにおいて利点を有する一方で, 説明性の観点から, 実装上是望ましくない場合もありうる。深層ニューラルネットワーク (Deep Neural Networks) における Grad-CAM [31] に代表されるような, 特徴量空間上での可視化の方法などを駆使することで, 説明性をある程度確保することが重要である。第二に, データ駆動型手法においては, 外挿が困難である。一般に, 機械学習手法 (のうち特に回帰問題や分類問題を扱うもの) は, 訓練データ集合に含まれる範囲でしか予測性能を確保できず, 未知の事象の予測は困難である。この点において, 大災害などの低頻度事象への適用性が危ぶまれよう。一方で, 機械学習のなかでも特に異常検知 (*anomaly detection*) と呼ばれるクラスの方法群においては, 外挿の問題が生じない (事象の外挿性が前提である) ことに注意したい。異常検知とは, 正常と仮定できるデータ集合の従う (確率的な) 構造をモデル化したうえで, この構造から著しく乖離するデータを異常標本として検知する技術であることから, 事前に正常な状態の (高頻度の) データが得られていれば十分である。この点において, 異常検知の概念は大災害などの低頻度事象への適用性も十分に期待される。

以上のことから, 本論文は, 第3章以降において, 相関異常検知 [6] とよばれるデータ駆動型手法を採用し, MSPUM 技術の構築を試みるものである。

*4 機械学習手法すべてが一様にブラックボックス的なのではない (たとえば Hastie et al. [30] の Table 10.1 を参照のこと)。

2.5.3 観測情報が不完全な場合の都市監視

2.4 で述べたように、MSPUM により推定される性能損失 PL は、ネットワーク信頼性解析などにより別途評価される都市性能貢献度 UPP と併せて、緊急対応優先度 ERP の計算に用いられる。その際、評価対象となる都市性能に関して、関連する膨大な数のコンポーネント群をなるべく網羅的に監視できることが望ましい。しかしながら、都市性能上重要であるにもかかわらず、経済的または技術的な制約のために観測システムが導入されないコンポーネントが存在することも十分に考えられる。あるいは、すでに観測システムが導入されているにもかかわらず、なんらかの不具合によりデータが欠損する場合も想定されよう。特に、災害時においては電気設備や通信設備の性能損失のリスクが高く、これらに依拠する MSPUM 技術自体も機能を喪失する危険がある。このような観測情報の不完全性の問題にはいかにして対処すべきであろうか。

まず、事前的予防策として、特に MSPUM の機能損失に起因するデータ欠損に対しては、MSPUM 技術自体のレジリエンスを高めておくことが有効である。MSPUM の技術システムはそれ自体が都市の安全性能（より具体的には防災・減災性能）を司る重要な都市基盤コンポーネントであり、その運用体制は重要な都市組織コンポーネントである^{*5}。したがって、MSPUM の技術システム・運用体制の性能自体が、災害レジリエンスの事前的制御 (pre-event control [4]) の対象として高い優先度を有するであろう。具体的には、MSPUM システムに非常用の電源装置や無線伝送装置を導入し、冗長性を高めることが有効と期待される。

つぎに、事後的対応策としては、次のような戦略が考えられる。第一に、観測システムが導入されているにもかかわらずデータを収集できないコンポーネントについては、データの欠損自体を「異常」と捉え、優先的な対応の対象とするという戦略が考えられる。データの欠損がセンサー自体の損傷や電気設備・通信設備の損傷に起因するものとするれば、当該コンポーネントになんらかの被害が生じたものと考えられるからである。あるいは、先述したように、MSPUM の監視システム自体を重要な都市基盤コンポーネントと捉えれば、データの欠損は監視システムの著しい性能損失を示すものであるから、必然的に対応の優先度が高くなる。第二に、観測データが得られないシステム（監視システムが未導入の場合も含む）に関しては、モデルベースの評価手法を準用することも戦略的である。具体的には、従来研究の多くが扱ってきたようなフラジリティ解析の方法などにより、地震動の観測（あるいは推定）情報を活用して当該コンポーネントの性能損失 PL を推定する方法などが考えられる。しかし、この場合、データ駆動型技術により得られる他のコンポーネントの評価結果との比較可能性をいかに担保するかが課題となる。第三に、関連する他のデータを基に、データの欠損を補完するという方針も考えられよう。たとえば、空間的に近接するためにほぼ同等のハザードを受け、かつ、構造・設備等の性能が似通っているような建築物の PL を、データの欠損した建築物の PL として代替するという方針である。また、統計的に自然な方法としては、ベイズ推定の方法を活用することも検討対象である。たとえば Ching et al. [32] は、地盤データの欠損値をベイズ的に補完する方法を示しており、参考となりうる。

^{*5} Bruneau et al. [4] における Resourcefulness がこれに対応する視点である。

2.6 関連研究

前節までに示した災害時緊急対応の枠組みやその基盤技術としての MSPUM に関し、本節では、関連概念との比較において、その概念的な優位性を明らかにする。特に、構造ヘルスマモニタリング (Structural Health Monitoring, SHM)、スマートシティ (Smart City)、リスク・レジリエンス (Risks & Resilience) の三者につき論じる。その際、MSPUM の概念的要件、(1) リアルタイム性、(2) マルチスケール性、(3) マルチパフォーマンス性、を軸にその概念的特徴を指摘するとともに、技術的特徴をデータ駆動の視点において評価することとする。

2.6.1 構造ヘルスマモニタリング

構造ヘルスマモニタリング (SHM) は、構造物内部における劣化や損傷をセンサーデータに基づき判定する技術の総称である。その応用上の射程は、補修対応の要否判断および計画、事業継続計画 (Business Continuity Plan, BCP) の策定、帰宅困難者受け入れの可否判断 [33] など多岐にわたる。大きく分けて、平時の経年等による劣化や不良を対象とする技術と、災害時の被災度判定を対象とする技術の二つがあり、特に後者において、MSPUM の問題意識と近接する。

SHM の概念的特徴を MSPUM の観点から検討すれば次の通りである。

第一に、リアルタイム性を有している。すなわち、ほとんどの SHM システムにおいて、センシングデータが即時的に解析され、各種の対応行動へと活用される。

第二に、SHM においては、マルチスケール性が限定的に考慮される。一般に、構造物の損傷検知には次のふたつのレベルが存在する [34]。すなわち、構造物全体の性能を大局的に評価する *global* な損傷検知と、構造物の各部の性能を局所的に評価する *local* な損傷検知であり、この点においては、SHM はマルチスケール性を有していると言ってよい。一方で、構造物単体の範囲を超えたよりマクロなスケール、すなわち都市スケールの視座は、多くの研究において欠落してしまっている。都市スケールの性能監視を導入した例として、林ら [35] は、災害時対応上重要な役割を果たす建物群 (防災拠点建物群) の被災度を、クラウド上に集約された各棟の観測記録に基づきリアルタイムに診断するシステムを提示している。しかし、こうした数少ない例を除けば、多くの SHM 研究は依然として構造物単体の評価にとどまっている。

第三に、ほとんどの場合、SHM は構造躯体のみを対象とするものであり、マルチパフォーマンス性を考慮する技術はほぼみられない。数少ない例の一つとして、伊藤ら [36] は、IoT による建築物の状態検知システムを提示している。これは、建築物の振動や温度などのデータをもとに、構造躯体のみならず、非構造部材や住民の状態までも総合的に監視するシステムであり、マルチパフォーマンス性を有している。しかし、これは極めて先駆的な例である。

次に、方法論的特徴を比較すれば、SHM の分野においても、近年、AI や機械学習といったデータ駆動型の技術応用が急速に進んでいる。詳細は、5.2 にて論じるが、特に、ベイズ推定や深層ニューラルネットワーク (Deep Neural Networks, DNN) に基づく方法が多い。前者の例としては、有限要素モデルの各部材パラメータをベイズ推定の方法により更新する Rocchetta et al. [37] などがあり、

後者の例としては、やはりモデル更新に DNN を用いた Ding et al. [38], 振動データに対して DNN を適用した Lin et al. [39] や Kohiyama et al. [40], 画像認識に基づき損傷検知を行う Modarres et al. [41] や肥田ら [42] などがある。

以上の諸点をまとめると、SHM においては、災害時の緊急対応に資する基盤技術として、センシングデータに基づくリアルタイムの性能評価が検討されており、また、データ駆動型手法の応用も進んでいる。これらの点においては、SHM は MSPUM と極めて近い性格を有する一方で、都市スケールでの監視の視点、および異なる性能を相互に比較する視点が欠落している点に限界がある。

2.6.2 スマートシティ

スマートシティ (Smart City) の定義に関しては諸説あるものの [43–45], 概ね、その各種サービスの効率化や問題解決において、情報通信技術 (Information and Communication Technology, ICT) やモノのインターネット (Internet of Things, IoT) [46] を基盤とするような都市を意味する。特に、水道や電力網などの社会基盤施設に対して技術応用される場合は、センサーネットワークから集約されるデータに基づく運用や維持管理の効率化が主眼とされる。したがって、本研究の主眼とする都市監視技術も、スマートシティ技術の一つとして位置づけることは可能である。ただし、スマートシティ技術の多くは、Alazawi et al. [47] など一部を除けば、平時の運用および維持管理にフォーカスされており、この点において MSPUM と性格を異にする。

まず、スマートシティの概念的特徴を MSPUM と比較すれば次の通りである。

第一に、リアルタイム性を有している。たとえば、スマートシティ技術として代表的なスマートグリッド (Smart Grid) [48] では、配電網における変電所や各ユーザの電力量がリアルタイムで監視され、運用の最適化や不具合対応の迅速化が実現される。ほかには、センサーネットワークからリアルタイムで収集されるデータに基づく水道管網の運用効率化 [49] や漏水検知 [27] など、いずれにせよ、リアルタイム監視を主眼とするものである。

第二に、スマートシティは多様なスケールに応用されており、この点においてマルチスケール的である。たとえば、スマートグリッド [48] や配水管網の運転制御技術 [49], ロジスティックスへの応用 [50], 交通制御 (smart mobility) [51] 等の技術はマクロな都市スケールを対象とする一方で、スマートビルディング (smart buildings) [52] やスマートファクトリー (smart factory) [53] 等の技術は、よりミクロな建築物のスケールを対象としている。しかしながら、これらの多様なスケールを統合する視点は多くの技術応用において欠如しており、この点において MSPUM とは相違する。

第三に、マルチパフォーマンス性に関しては、理念的にはこれを有していると言ってよい。スマートシティは (レジリエンスなどと同様に) 多様な次元 (dimensions) を有する概念である [45]。たとえば、Giffinger et al. [54] によると、スマートシティとは、(i) 経済 (smart economy), (ii) 移動 (smart mobility), (iii) 環境 (smart environment), (iv) 市民 (smart people), (v) 生活 (smart living), (vi) 行政 (smart governance) の六次元 (dimensions) を有する概念である。すなわち、これら六次元がそれぞれスマート (ICT や IoT により効率化された状態) 化することが射程にある。「次元」を「性能」と読み替えられるとするならば、これはマルチパフォーマンス性の議論にほかならない。一方で、技術応用においては、ほとんどの事例がシングルパフォーマンス的である。Albino et al. [45] も

指摘するように、電力や水道、交通といった性能のそれぞれに閉じた評価に留まっており、多くの応用研究において、多様な性能を横断的に取り扱う視点が欠如してしまっている。スマートシティがその理念において有する全体論的 (*holistic*) 視点、すなわち、多種多様な技術やサービスを一つの有機的なネットワークシステムとして統合する視点の獲得が課題である [45]。

つぎに、方法論的特徴に関して、スマートシティ技術においても、近年、AI や機械学習などのデータ駆動型手法の応用が展開されつつある。たとえば、Ahmad et al. [55] は、スマートグリッド上における電力需要予測をニューラルネットワークなどの機械学習手法により実現している。また、福島ら NEC の研究グループ [27] は、配水管網における漏水などの不具合を、各部の振動データの相関性を追跡することにより検出する技術を開発している。

以上をまとめれば、スマートシティの学術領域においては、センサーデータに基づくリアルタイムの監視技術が盛んに研究されており、その対象領域は、多種多様なスケールおよび性能に及ぶ。また、データ駆動型手法の応用も多く見られ、これらの点において MSPUM と非常に近い特徴をもつ。一方で、異なるスケールや性能を横断的に捉える視点に立つ技術は、少なくとも応用レベルではほとんどみられず、この点は MSPUM と相違する。

2.6.3 リスク・レジリエンス

2.1 においても述べたように、本論文の提示したい都市監視概念は、災害レジリエンスの実現に資する基盤技術であり、従来のリスク・レジリエンスの概念において欠落する傾向にあった視点（レジリエンスの動的実現の視点）を補完するものである。以下では、リスク・レジリエンスに関する従来研究の問題点を明らかにすべく、(1) リアルタイム性、(2) マルチスケール性、(3) マルチパフォーマンス性、の観点につき、その特徴を論じていく。

リアルタイム性

2.1 で述べたように、リスク・レジリエンスの研究分野においては、都市の被災状況を観測情報に基づき逐次的に捉え、更新的に対応行動を実施する視点が、充分には論じられてこなかった。

もっとも、いくつかの研究例は存在し、たとえば、ベイズ推定の理論に基づきリスク評価を更新する方法 [56, 57] がある。能島ら [56] は、ベイズ推定に基づき、逐次収集される観測情報を取り込みつつ、配水管網の被害評価をリアルタイムで更新していく方法を示している。日下ら [57] は、各地域における住宅の被害棟数を、発災直後に得られる実地震動記録をもとにフラジリティ解析によって推定しておき、その結果に実被害情報（実際の被害棟数）を逐次取り込んでいく方法を、ベイズ推定に基づき定式化している。しかし、いずれにおいても目視点検情報がデータとして想定されており、センサーデータの取り扱いは特に議論されていない。広域災害における人的資源の有限性に鑑みれば、目視点検自体が優先度序列化の対象であることが望ましい。

ほかにも、Kim et al. [58] では、地震動強度と構造物の応答との関係（フラジリティ）を学習した深層ニューラルネットワーク (Deep Neural Networks) に基づき、発災後に得られる地震動の観測記録から構造物群の被害推定を行う手法を提案している。しかし、こうした方法においては、構造物など監視対象に直接設置されたセンサーの情報を活用する視点が欠けている。

SHM やスマートシティへの関心の高まりを背景に、多種多様なセンサーデータが蓄積されつつある今日状況に照らせば、こうしたセンサーデータを更新的なりスク・レジリエンス評価へと役立てる方法論が論じられるべきであり、この点において既往のリスク・レジリエンスの限界が指摘できよう。

マルチスケール性

Cutter [12] が指摘する通り、レジリエンスの概念は、個々のシステムやそれらの集合といったローカルなスケールから、コミュニティ・都市・国家・国際社会といったグローバルなスケールにいたるまで、多様なスケールを対象として適用されてきた。そうした適用例においては、スケールを横断する視点、すなわち、マルチスケール性に言及する研究もいくつかみられる。たとえば、ライフラインネットワークの接続可能性 (connectivity) を評価する Song et al. [20] は、ネットワークをいくつかのコンポーネントの集まり (supercomponents) に分解する。そのうえで、各 supercomponent におけるリスク評価 (lower-scale analysis) と、それらの評価結果を統合することによる全体ネットワークのリスク評価 (higher-scale analysis) の二段階において、複雑ネットワークのリスク評価が効率的に実行される。くわえて、感度解析を実行することにより全体ネットワークにおける各コンポーネントの寄与度が得られ、補修の優先度を策定するうえで有用な情報が提供される。このように、ミクロなスケールにおけるエレメントの評価情報を、よりマクロなシステムとの連関において提示する発想は、まさにマルチスケール的と言えるであろう。ほかにも、Guidotti et al. [19] や Herrera et al. [61] など、マルチスケール性を議論する研究例はいくつか存在している。

もっとも、マルチスケール性を有した研究例においても、多くの場合は都市や構造物のスケールが対象とされており、部材レベルのミクロなスケールにまで踏み込んだ例はほぼみられない。この観点において、リスク・レジリエンス研究におけるマルチスケール性は限定的である。

マルチパフォーマンス性

リスク・レジリエンスに関する既往研究の多くは、マルチパフォーマンス性を有している。

たとえば、Burton [21] は、social/economic/institutional/infrastructure/community といったカテゴリごとに、レジリエンスの指標となりえる変数を同定し、それらの総和により各カテゴリのレジリエンスを評価する。Cutter et al. [59] においても同様の方法論がみられる*⁶。いずれも多様なシステムの性能を比較評価でき、また、それらを都市という全体系との関係において捉えられる点において、マルチパフォーマンス的といえる。もっとも、これらの既往手法は技術システムのみならず社会経済システムをも対象としており、技術システムに限れば評価の解像度は低い。ほかにも、Ferreira et al. [17]*⁷は、Environment/Housing/Food/Healthcare/Education/Employment といった六次元において災害時の都市の性能損失 (Damage Index, DI) を評価する。その際、水道や通信などの多様な都市サービスの性能が考慮されるとともに、それらの相互依存性が明示的にモデル化される点に、マルチパフォーマンスの特徴を見いだせる。また、同論文は、各技術システムが都市性能の各次

*⁶ これらは Cutter [12] によりインデックス (index) に基づく方法として分類される。

*⁷ この手法を国内において適用した研究としては、伊木ら [60] を参照。

元に対し有する貢献度を評価可能な点において、MSPUMの概念的背景と近接する部分がある。

これらの方法はいずれも定性的なアプローチである一方、定量的なアプローチに関しても、マルチパフォーマンス性を考慮した研究がいくつかみられる。Guidotti et al. [19] は、都市の水道供給網を対象にネットワーク信頼性解析の方法を適用し、水道の供給量が需要量を下回る確率の時間変化をレジリエンスとして評価する。その際、需要量の計算において、各配管のフラジリティのみならず、人間の対応行動の影響（避難や移住などによる人口分布の変化）を考慮する点にマルチパフォーマンスの特徴がある。ほかにも、Kim et al. [24] は、互いに依存関係にあるインフラネットワーク（電力供給網と水道供給網など）のリスク評価を、ネットワーク信頼性解析の枠組みにおいて実現している。同様の考え方は、Buldyrev et al. [3] や Wang et al. [25] にもみることができる。

このように、リスク・レジリエンスの評価手法の多くにおいては、異なる性能を統合的に捉える視点、さらにはその相互依存性を考慮する視点が重視されており、総じて高いマルチパフォーマンス性を有している。

以上をまとめると、従来のリスク・レジリエンス研究は、総じてマルチパフォーマンス性に長ける点において SHM やスマートシティに優越する。一方で、マルチスケール性に関しては、一部、これを重視した研究例が存在するが、多くは都市や構造物のスケールを対象としており、部材や要素レベルにまで踏み込んだ研究は少ない。リアルタイム性を考慮する研究も一部存在するが、地震動の観測記録や目視点検情報などを対象としており、システムの性能をより直接的に表すデータの活用は進んでいない点に限界が指摘できる。

2.6.4 MSPUM 概念の優位性

以上、MSPUMに関連する既往の概念として、SHM やスマートシティ、リスク・レジリエンスの三者を取り上げ、それらの特徴を批判的にレビューした。いずれも、リアルタイム性、マルチスケール性、マルチパフォーマンス性といった都市監視の三要件を応用レベルにおいて満足する研究はみられず、この点に、本論文の提示する MSPUM の優位性を結論できる。

2.7 結論

本章では、マルチスケール・マルチパフォーマンス都市監視 (MSPUM) の概念構築を行った。

まず、MSPUM の概念的背景として、都市の災害レジリエンスを事後において実現するためには、被災状況の急速な時間発展に適応可能な形で、「観測 → 評価 → 計画 → 行動」のプロセスを再帰的に実行することが重要であると、既往の議論を適宜参照しつつ論じた（災害レジリエンスの動的実現）。本論文では特に、発災直後の急変する被災状況に適応的な緊急対応のあり方を論じるものであり、その対象は、種々の都市性能を支える技術システムの総体としての都市基盤である。本章では、都市性能や都市基盤といったこれらの重要な諸概念に関して、定義および特徴を明らかにした。特に、都市基盤において、多種多様な性能を有する技術システム（都市基盤コンポーネント）がマルチスケールに依存しあいつつ複雑連成系を織り成す点が重要である。

これらの概念的準備をベースに、都市性能の維持および復旧を企てる全体論的視座の下で、都市基盤への緊急対応決定のあり方を議論した。具体的には、都市基盤の諸コンポーネントへの対応優先度を、都市性能貢献度と性能損失度の相乗により決定すべきことを示すとともに、これらの基本的な評価指針を、関連研究を参照しつつ例示した。そのうえで、このうち性能損失度に関し、迅速かつ更新的な評価に資する技術として都市監視を動機づけた。

そのうえで、緊急対応決定支援技術としての都市監視において、いかなる概念的要件および技術的要件が求められるかを議論した。まず、概念的要件としては、複雑連成系としての都市基盤を念頭に、(i) リアルタイム性、(ii) マルチスケール性、(iii) マルチパフォーマンス性、の三件を指摘し、これらを充足した都市監視概念を、マルチスケール・マルチパフォーマンス都市監視 (MSPUM) として定義した。すなわち、MSPUM とは、多様なスケールにおいて存在する多種多様な都市基盤コンポーネントの性能損失の時間変化を、統一の指標において俯瞰的に評価する技術を指す。また、こうした技術概念を実装する上で求められる要件（技術的要件）としては、(i) 即時性、(ii) 効率性、(iii) 統一性、(iv) 汎用性、(v) 簡易性、(vi) 拡張性、を指摘し、これらを充足するためにはデータ駆動型の方法に依るべきことを主張した。

さらに、MSPUM 概念の特徴および独自性を明らかにするために、上に挙げた各観点を切り口として、関連する技術概念（構造ヘルスマモニタリング、スマートシティ、リスク・レジリエンス）の批判的検討を示した。その結果、上に示した各要件をすべて充足する点において、MSPUM の関連概念に対する優位性が明らかとなった。

なお、上記の議論は都市監視による性能損失度の評価を主に対象とするが、本章において提示された緊急対応決定枠組みにおいては、リスク解析に基づく都市性能貢献度評価もまた重要なプロセスである。都市性能貢献度の評価に関しても、同様の議論により、上記の三つの概念的要件が指摘できるが、その技術的な応用可能性の検討は今後の研究課題である。

第3章

相関異常検知およびその拡張手法の定式化と応用

3.1 はじめに

本章では、MSPUM の基盤をなすデータ駆動型技術である相関異常検知 [6] およびその拡張手法 [7,8] を概説する。

相関異常検知 (*Correlation Anomaly Detection, CAD*) は、グラフに基づく異常検知 [11] の一種であり、複数の監視対象を個別に評価するのでは異常が判定しづらい場合の取り扱いに特長をもつ。具体的には、監視対象のシステムが有する変数群のグラフ構造 (*graph structure*) を推定し、その変化を基に各変数の異常度をスコアリングする方法であり、コンピュータシステムや機械系、プラントなどへの応用が想定されている。すなわち、平常時のデータの従う構造からの乖離度を評価する方法であり、教師データを要さない教師なし学習 (*unsupervised learning*) である。したがって、異常標本を有するデータが事前に得られている必要がなく、災害や事故などの低頻度事象に対しても有効性が期待できる。また、共分散 (変数間の依存関係) という比較的的理解しやすい量を基とすることから、深層ニューラルネットワークなどと比べてもプロセスのブラックボックス性は低い。相関異常検知およびその拡張手法は、これらの特長およびデータ駆動型技術一般にいえる特徴に鑑みて、MSPUM への有効性が期待されるものである。

以下では、まず、Idé et al. [6] により提案された CAD の概説した後、筆者らが独自に改良した拡張手法を示す。さらに、それら手法をいかにして MSPUM へと応用していくかが議論される。

なお、本章は、一部、既発表論文 [7,8] の内容を含む。

3.2 相関異常検知 (CAD)

ここでは, Idé et al. [6] の定式化に従い, 相関異常検知 (*Correlation Anomaly Detection, CAD*) のアルゴリズムにつき概説する.

問題設定は次の通りである. M 個の観測変数から成る監視対象の系を想定する. すなわち, この系を一定の期間監視することにより, データ $\mathcal{D} = \{\mathbf{x}(t) \in \mathbb{R}^M | t = 0, \Delta t, \dots, (N-1)\Delta t\}$ を得る. ここで, 系が正常に動作している期間のデータを基準データ \mathcal{D}_{ref} , 系の異常が疑われる期間のデータを検査対象データ $\mathcal{D}_{\text{test}}$ とする. CAD は, この両者の比較から, 各変数の異常を相関異常度として定量化することを目的としている.

アルゴリズムは次のように要約される [6]. まず, データ \mathcal{D} の確率構造を, 次式のガウシアングラフィカルモデル (Gaussian Graphical Model, GGM) によりモデル化する.

$$\mathcal{N}(\mathbf{x}(t) | \mathbf{0}, \mathbf{\Lambda}^{-1}) = \frac{\det(\mathbf{\Lambda})^{1/2}}{(2\pi)^{M/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}\mathbf{x}(t)^\top \mathbf{\Lambda} \mathbf{x}(t)\right) \quad (3.1)$$

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.

$$\max_{\mathbf{\Lambda}} \left\{ \log \prod_{t=1}^N \mathcal{N}(\mathbf{x}(t) | \mathbf{0}, \mathbf{\Lambda}^{-1}) \right\} \Leftrightarrow \max_{\mathbf{\Lambda}} \left\{ \log \det(\mathbf{\Lambda}) - \text{tr}(\hat{\mathbf{\Sigma}} \mathbf{\Lambda}) \right\} \quad (3.2)$$

ここに, $\text{tr}(\cdot)$ は行列のトレースを表す. また, $\hat{\mathbf{\Sigma}}$ は標本共分散行列である. 式 (3.2) 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 [6]. そこで, 次式の罰則付き最尤推定を導入する.

$$\mathbf{\Lambda}^* = \arg \max_{\mathbf{\Lambda}} \left[\log \det(\mathbf{\Lambda}) - \text{tr}(\hat{\mathbf{\Sigma}} \mathbf{\Lambda}) - \rho \|\mathbf{\Lambda}\|_1 \right], \quad (3.3)$$

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である (以下では, 罰則項係数とよぶ). 疎構造学習の具体的なアルゴリズムとして, Idé et al. [6] は *graphical lasso* [62] 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}_{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 $p_{\text{ref}}(\mathbf{x})$, $p_{\text{test}}(\mathbf{x})$ を得る. ここで, これら確率モデルの相違 (すなわち相関異常) への各変数の寄与分を期待 Kullback-Leibler 距離 [63] により評価する. すなわち,

$$d_i^{\text{ref-test}} = \int p_{\text{ref}}(\mathbf{x}_{\setminus i}) \left\{ \int p_{\text{ref}}(x_i | \mathbf{x}_{\setminus i}) \log \frac{p_{\text{ref}}(x_i | \mathbf{x}_{\setminus i})}{p_{\text{test}}(x_i | \mathbf{x}_{\setminus i})} dx_i \right\} d\mathbf{x}_{\setminus i} \quad (3.4)$$

ここに, $\mathbf{x}_{\setminus i} = \{x_1, \dots, x_{i-1}, x_{i+1}, \dots, x_M\}^\top$ である. $p_{\text{ref}}(\mathbf{x})$, $p_{\text{test}}(\mathbf{x})$ に平均 $\mathbf{0}$ の GGM を仮定する

限りにおいて上式の積分は解析的に実行でき [6], その解は,

$$d_i^{\text{ref-test}} = \mathbf{w}_{\text{ref}}^\top (\mathbf{l}_{\text{test}} - \mathbf{l}_{\text{ref}}) + \frac{1}{2} \left\{ \frac{\mathbf{l}_{\text{test}}^\top \mathbf{W}_{\text{ref}} \mathbf{l}_{\text{test}}}{\lambda_{\text{test}}} - \frac{\mathbf{l}_{\text{ref}}^\top \mathbf{W}_{\text{ref}} \mathbf{l}_{\text{ref}}}{\lambda_{\text{ref}}} \right\} + \frac{1}{2} \left\{ \ln \frac{\lambda_{\text{ref}}}{\lambda_{\text{test}}} + \sigma_{\text{ref}} (\lambda_{\text{test}} - \lambda_{\text{ref}}) \right\} \quad (3.5)$$

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,

$$\mathbf{\Lambda}_{\text{ref}}^{(i)} = \begin{bmatrix} \mathbf{L}_{\text{ref}} & \mathbf{l}_{\text{ref}} \\ \mathbf{l}_{\text{ref}}^\top & \lambda_{\text{ref}} \end{bmatrix}, \quad \Sigma_{\text{ref}}^{(i)} \equiv (\mathbf{\Lambda}_{\text{ref}}^{(i)})^{-1} = \begin{bmatrix} \mathbf{W}_{\text{ref}} & \mathbf{w}_{\text{ref}} \\ \mathbf{w}_{\text{ref}}^\top & \sigma_{\text{ref}} \end{bmatrix} \quad (3.6)$$

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 (3.6) と同様の分割を定義した. さて, 式 (3.5) 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.

$$a_i \equiv \max\{d_i^{\text{ref-test}}, d_i^{\text{test-ref}}\} \quad (3.7)$$

3.3 相関異常検知の理論的拡張

3.3.1 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。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。

$$\Sigma = \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{S}(\omega) d\omega = 2 \int_0^{+\infty} \mathbf{K}(\omega) d\omega \quad (3.8)$$

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 (3.8) 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 (3.8) 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

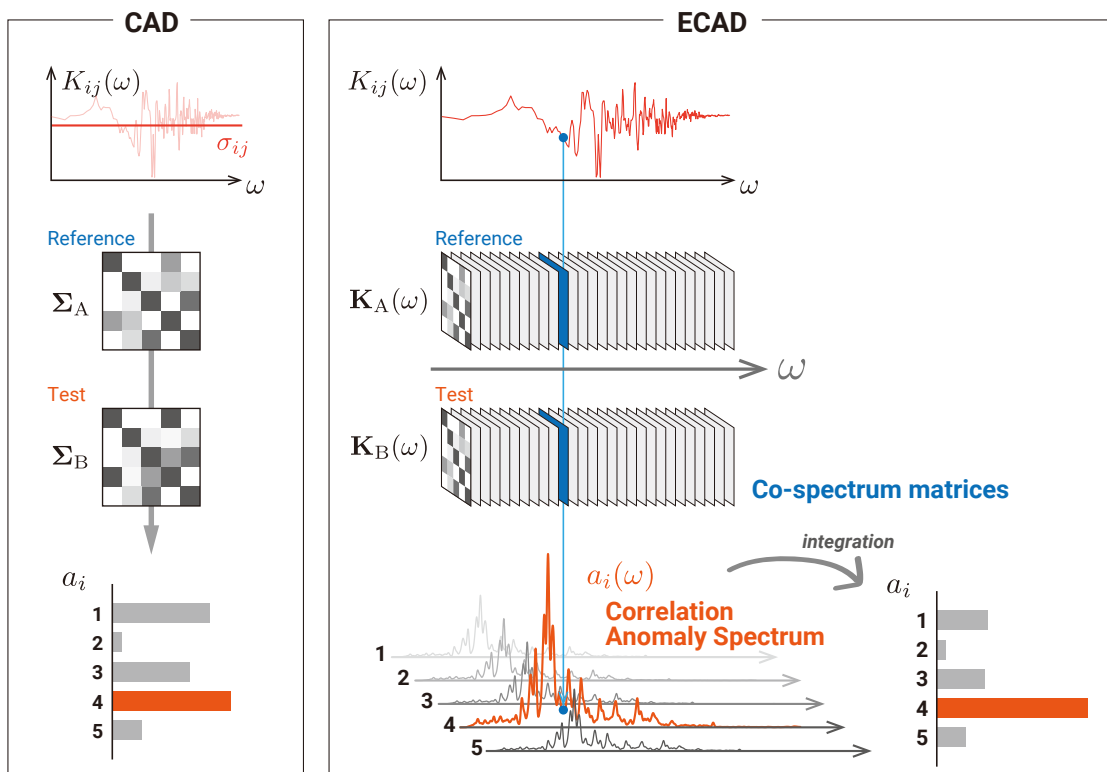


Fig. 3.1 相関異常検知 (CAD) と拡張相関異常検知 (ECAD)

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.

$$\hat{\mathbf{K}}(\omega_k) = \frac{2\pi}{N\Delta t} \operatorname{Re} [\mathbf{X}^*(\omega_k)\mathbf{X}^\top(\omega_k)] \quad (3.9)$$

ここに, $\operatorname{Re}[\cdot]$ 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 を満たすように規準化された, 基準データ \mathcal{D}_{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 (3.9) 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, CASp) 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,

$$\bar{a}_i \equiv \sum_{k=1}^{N/2} a_i(\omega_k) \Delta\omega \quad (3.10)$$

ここに, $\Delta\omega = 2\pi/N\Delta t$ である.

Fig. 3.1 は CAD および ECAD の手法の概要を示している.

3.3.2 位相情報を捨象した相関異常検知 (CAD-II, ECAD-II)

これまでに述べた CAD および ECAD に関して, 構造物群の地震時応答波形への適用にあたっては, 地震動の到達時刻の差などに影響を受け, 構造物の動特性が似通っているにもかかわらず応答波形間に明瞭な相関がみられないような場合が想定される. そこで, 時系列データの周波数領域における位相の情報を取って捨象し, フーリエ振幅を異常検知に用いる手法を CAD-II および ECAD-II として示す.

CAD-II および ECAD-II の定式化にあたって, まず, 位相の情報を捨象した共分散行列 \mathbf{C} と, その周波数領域上での展開 $\mathbf{M}(\omega)$ を導入しておきたい.

はじめに, 平均 $E[\mathbf{x}(t)] = \mathbf{0}$ の定常時系列 $\mathbf{x}(t) = \{x_1(t), x_2(t), \dots, x_M(t)\}^\top$ を考える. $x_i(t)$ と $x_j(t)$ との間のクロススペクトル密度関数を $S_{ij}(\omega)$ とし, その絶対値 $M_{ij}(\omega) \equiv |S_{ij}(\omega)|$ を (i, j) 要素にもつ行列を, クロススペクトル絶対値行列 $\mathbf{M}(\omega)$ と定義する. そのうえで, 位相の情報を捨象した共分散行列 \mathbf{C} を次式の通り定義する.

$$\mathbf{C} \equiv \int_{-\infty}^{+\infty} \mathbf{M}(\omega) d\omega = 2 \int_0^{+\infty} \mathbf{M}(\omega) d\omega \quad (3.11)$$

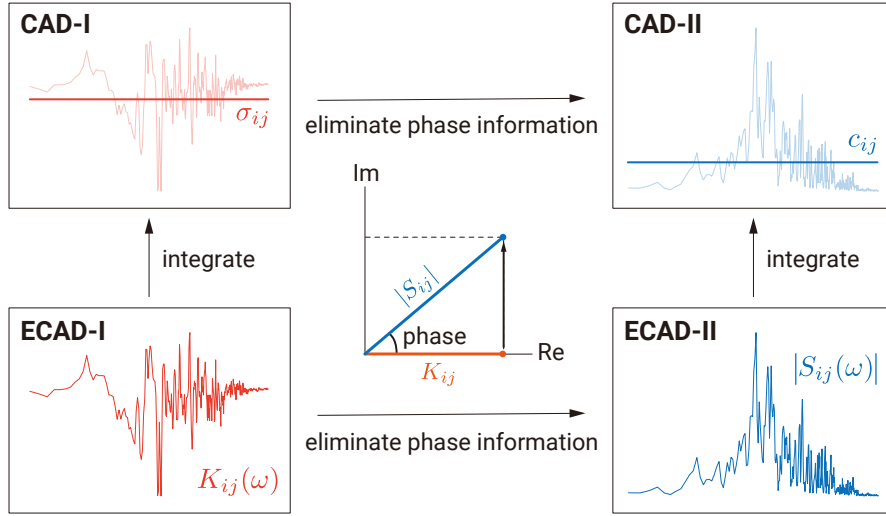


Fig. 3.2 CAD-I,II および ECAD-I,II において考慮される共分散構造の関係図

上の定義においては、共分散 s_{ij} とクロススペクトル密度 $S_{ij}(\omega)$ のよく知られた関係 $s_{ij} = \int_{-\infty}^{\infty} S_{ij}(\omega) d\omega$ を参照している。

実データ $D = \{\mathbf{x}(t) \mid t = 0, \Delta t, \dots, (N-1)\Delta t\}$ に関しては、標本共分散行列 $\hat{\mathbf{C}}$ を次の通り定義する。

$$\hat{\mathbf{C}} \equiv 2 \sum_{k=1}^{N/2} \hat{\mathbf{M}}(\omega_k) \Delta\omega \quad (3.12)$$

ここに、 $\hat{\mathbf{M}}(\omega)$ は次式により定義される標本クロススペクトル絶対値行列である。

$$\hat{\mathbf{M}}(\omega_k) \equiv \frac{2\pi}{N\Delta t} \mathbf{X}_m(\omega_k) \mathbf{X}_m(\omega_k)^\top \quad (3.13)$$

ここに、 $\mathbf{X}_m(\omega) = \{|X_1(\omega_k)|, \dots, |X_M(\omega_k)|\}^\top$ である。

上記を踏まえ、CAD-I の手順のうち、 $\hat{\Sigma}_{\text{ref}}$ および $\hat{\Sigma}_{\text{test}}$ を $\hat{\mathbf{C}}_{\text{ref}}$ および $\hat{\mathbf{C}}_{\text{test}}$ に置き換えることで、フーリエ振幅を用いた CAD (CAD-II) を定式化する。同様に、ECAD-I の手順のうち、 $\hat{\mathbf{K}}_{\text{ref}}(\omega_k)$ および $\hat{\mathbf{M}}_{\text{test}}(\omega_k)$ を $\hat{\mathbf{M}}_{\text{ref}}(\omega_k)$ および $\hat{\mathbf{K}}_{\text{test}}(\omega_k)$ に置き換えることで、フーリエ振幅を用いた ECAD (ECAD-II) を定式化する。

これまでに述べた CAD および ECAD-I に関して、変数間においてデータの時間差や位相差が生じた場合には、実際には特性が似通っているにもかかわらず、明瞭な相関がみられないような場合が想定される。そこで、時系列データの周波数領域における位相の情報を敢えて捨象し、フーリエ振幅を異常検知に用いる手法を CAD-II および ECAD-II として示す。また、以降においては、位相情報を捨象しない CAD, ECAD をそれぞれ CAD-I, ECAD-I とよびかえる。ただし、単に CAD, ECAD と表記する場合には、CAD-I, ECAD-I を指すものとする。

Fig. 3.2 には、これら 4 手法の関係を概念的に示す。

3.3.3 群相関異常検知 (groupCAD, groupECAD)

これまでに示した CAD や ECAD は、ある一変数につき他のすべての変数を条件とした異常度を評価するものであった。一方で、応用上は、変数の集合に関心がある場合も多い。たとえば、構造物に設置される加速度センサにおいては、多くの場合、水平二成分および鉛直成分の計三自由度が観測される。これらの各成分に関心がある場合もあれば、全体として挙動を評価したい場合もあろう。

そこで、以下では、関心のあるそれぞれの変数群につき異常度を計算する方法として、群相関異常検知 (groupCAD, groupECAD) を提示する。

まず、 $\mathbf{x} = \{x_1, \dots, x_M\}^\top$ について、関心のある変数の集合ごとに切り出したベクトル $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots$ を定義する。そのうえで、各ベクトル \mathbf{x}_i の相関異常度 a_i を次式により定義する。

$$a_i = \max \{d_i^{\text{ref-test}}, d_i^{\text{test-ref}}\} \quad (3.14)$$

$$d_i^{\text{ref-test}} = \int p_{\text{ref}}(\mathbf{z}_i) \left\{ \int p_{\text{ref}}(\mathbf{x}_i | \mathbf{z}_i) \log \frac{p_{\text{ref}}(\mathbf{x}_i | \mathbf{z}_i)}{p_{\text{test}}(\mathbf{x}_i | \mathbf{z}_i)} d\mathbf{x}_i \right\} d\mathbf{z}_i \quad (3.15)$$

ただし、 \mathbf{z}_i は \mathbf{x}_i に含まれない全ての変数を縦に並べたベクトルである。式 (3.5) と比較すれば、(E)CAD においては $p(x_i | \mathbf{x}_{\setminus i})$ が監視されていたのに対し、group(E)CAD においては、 $p(\mathbf{x}_i | \mathbf{z}_i)$ が監視される (Fig. 3.3)。

式 (3.5) と同様に、 $p_{\text{ref}}(\mathbf{x})$ および $p_{\text{test}}(\mathbf{x})$ に平均 $\mathbf{0}$ の GGM を仮定する限りにおいて、式 (3.14) の積分は解析的に実行することができる。すなわち、

$$d_i^{\text{ref-test}} = \frac{1}{2} \left\{ \text{tr}(\mathbf{\Lambda}_t^{xx} (\mathbf{\Lambda}_r^{xx})^{-1}) + \text{tr}(\mathbf{\Gamma}_{\text{rt}}^\top \mathbf{\Lambda}_t^{xx} \mathbf{\Gamma}_{\text{rt}} \mathbf{\Sigma}_t^{zz}) - \log \frac{|\mathbf{\Lambda}_t^{xx}|^{-1}}{|\mathbf{\Lambda}_r^{xx}|^{-1}} - M_i \right\} \quad (3.16)$$

である。ただし、

$$\mathbf{\Gamma}_{\text{rt}} = (\mathbf{\Lambda}_r^{xx})^{-1} \mathbf{\Lambda}_r^{xz} - (\mathbf{\Lambda}_t^{xx})^{-1} \mathbf{\Lambda}_t^{xz} \quad (3.17)$$

である。ここに、 $p_{\text{ref}}(\mathbf{x})$, $p_{\text{test}}(\mathbf{x})$ が従う共分散行列および精度行列をそれぞれ $\mathbf{\Sigma}_r$, $\mathbf{\Sigma}_t$, $\mathbf{\Lambda}_r$, $\mathbf{\Lambda}_t$ として、これらの行列の各行および列を、 \mathbf{x}_j に対応する行および列が上方または左方に集まるよ

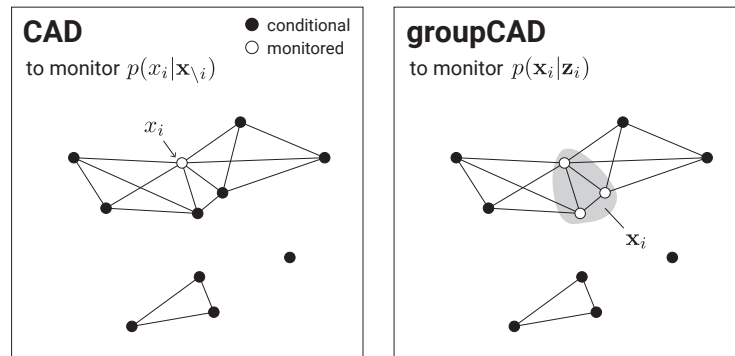


Fig. 3.3 相関異常検知 (CAD) と群相関異常検知 (groupCAD) の概念比較

う適当に並び替えたうえで、次のように分割した。

$$\Sigma_r = \begin{bmatrix} \Sigma_r^{xx} & \Sigma_r^{xz} \\ \Sigma_r^{zx} & \Sigma_r^{zz} \end{bmatrix}, \quad \Sigma_t = \begin{bmatrix} \Sigma_t^{xx} & \Sigma_t^{xz} \\ \Sigma_t^{zx} & \Sigma_t^{zz} \end{bmatrix}, \quad \Lambda_r = \begin{bmatrix} \Lambda_r^{xx} & \Lambda_r^{xz} \\ \Lambda_r^{zx} & \Lambda_r^{zz} \end{bmatrix}, \quad \Lambda_t = \begin{bmatrix} \Lambda_t^{xx} & \Lambda_t^{xz} \\ \Lambda_t^{zx} & \Lambda_t^{zz} \end{bmatrix} \quad (3.18)$$

ただし、たとえば $\Sigma_r^{xx}, \Sigma_r^{xz} (= \Sigma_r^{zx\top}), \Sigma_r^{zz}$ はそれぞれ、 \mathbf{x}_i の自己共分散、 \mathbf{x}_i と \mathbf{z}_i の相互共分散、 \mathbf{z}_i の自己共分散を表している。また、 M_i は、 \mathbf{x}_i の要素数である。

なお、群拡張相関異常検知は、離散化された各周波数に関する共分散（コスペクトル行列）に対して上述のプロセスを適用することにより実行される。

3.4 相関異常検知に基づく MSPUM

本節では、前節までに定式化した相関異常検知の手法群（以下では CADs とよぶ）を用いた MSPUM の概念の技術的応用を示す。すなわち、第 2 章に定義したような都市基盤コンポーネント i の性能損失 $PL_i(t)$ を CADs によりいかに導くかを論じるものである。

3.4.1 相関異常検知

第 2 章にみたように、都市監視においては、幾多の都市基盤コンポーネント (Urban Infrastructure Component, UIC) から集約される膨大なデータが対象となる。これは、物理的性質や観測条件の異なる多種多様なデータ (変数) を包含する。たとえば、構造物の地震時応答のデータと、配水管網における流量や水圧のデータとでは、物理的な連関が不明であるばかりか、時間刻みや測定期間が大きく異なるであろう。したがって、都市基盤において観測される多種多様な変数群を互いに比較可能な (*comparable*) 変数群に分割し、それぞれにつき CADs を適用することが合理的である。ただし、変数が比較可能である (*comparable*) とは、それらの共分散を有意義に計算可能であることを指している。

比較可能な変数群の概念を用いると、都市基盤に対する相関異常検知は次のように定式化できる。まず、都市基盤において観測される全変数を、 N_{group} 個の比較可能な変数群 \mathcal{G}_j ($j = 1, \dots, N_{\text{group}}$)

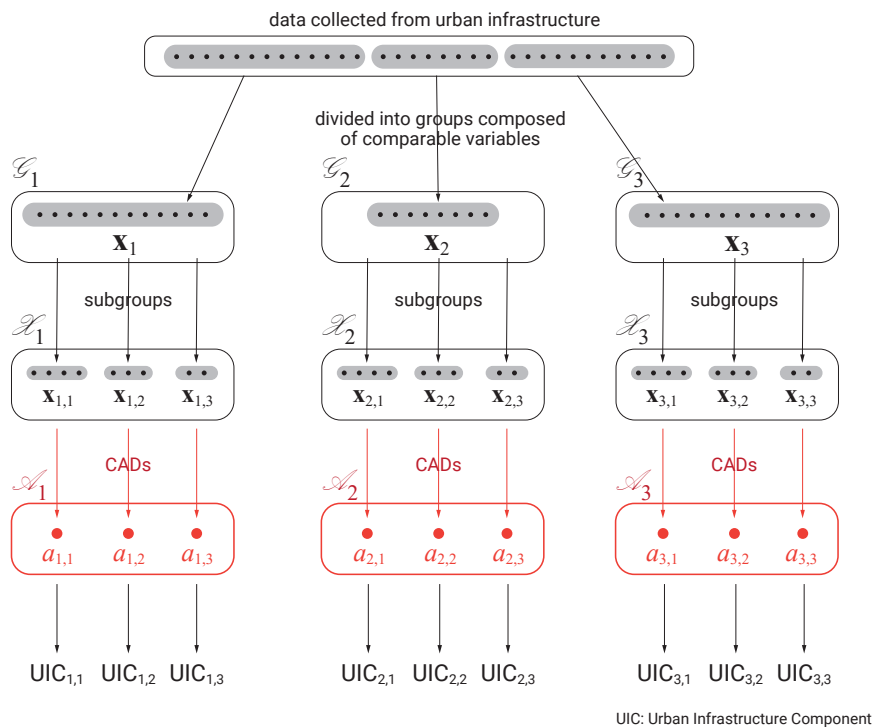


Fig. 3.4 変数・ベクトル・集合の定義.

に分割し、それぞれ要素を縦に並べたベクトルを $\mathbf{x}_j = \{x_{j,1}, \dots, x_{j,N_j}\}^\top$ のように定義する。ただし、 N_j は \mathbf{x}_j の要素数をあらわす。さて、 k 番目の観測期間 $[t_j^{k,\text{start}}, t_j^{k,\text{end}}]$ について、比較可能な変数群 \mathcal{G}_j に関するデータ集合 \mathcal{D}_j^k は次の通り定義される。

$$\mathcal{D}_j^k \equiv \left\{ \mathbf{x}_j(t) \mid \forall t \in \mathbf{t}_j^k, \mathbf{t}_j^k = \{t_j^{k,\text{start}}, \dots, t_j^{k,\text{end}}\} \right\} \quad (3.19)$$

ただし、 \mathbf{t}_j^k の各要素は、 \mathcal{D}_j^k の各観測時刻をあらわす。Fig. 3.5 に示すように、観測期間およびサンプリング刻みにより決定されるこの \mathbf{t}_j^k は、変数群 \mathcal{G}_j により異なっていてよい（このことが比較可能性を担保する）。

さて、異なる二つの観測期間 $\mathbf{t}_j^{\text{ref}}$, $\mathbf{t}_j^{\text{test}}$ につき得られたデータを順に $\mathcal{D}_j^{\text{ref}}$, $\mathcal{D}_j^{\text{test}}$ とする。CADs のいずれかを変数群 \mathcal{G}_j の性質に鑑みて選択し、両データへと適用することで、都市基盤コンポーネントのそれぞれにつき相関異常度の集合 \mathcal{A}_j を得る。

ただし、群（拡張）相関異常検知を適用する場合は次のような手順による。まず、 \mathcal{G}_j の各部分集合により特徴づけられる M_j 個の UIC を $\text{UIC}_{j,i}$ ($i = 1, \dots, M_j$) とする。また、部分集合のそれぞれにつき、要素を縦に並べたベクトルを $\mathbf{x}_{j,i}$ とし、その集合を $\mathcal{X}_j = \{\mathbf{x}_{j,i} \mid i = 1, \dots, M_j\}$ と定義しておく。さて、この \mathcal{X}_j のそれぞれにつき群相関異常検知を実行すれば、各 $\text{UIC}_{j,i}$ につき、相関異常度 $a_{j,i}$ ($i = 1, \dots, M_j$) を得る（その集合を \mathcal{A}_j とする）。

実際には、（観測システムの導入期間にも依存するが）三つ以上の観測期間 \mathbf{t}_j^k に関してデータ \mathcal{D}_j^k が得られる場合も多いであろう。その場合、複数の \mathcal{A}_j を計算可能である。いま、 $K+1$ の観測期間（時系列順に $\mathbf{t}_j^0, \mathbf{t}_j^1, \dots, \mathbf{t}_j^K$ とする）のそれぞれにおいて、データ $\mathcal{D}^0, \mathcal{D}^1, \dots, \mathcal{D}^K$ が観測されたものと仮定する。このとき、最初期のデータ \mathcal{D}_j^0 を基準データとすれば（ $\mathcal{D}_j^{0,\text{ref}}$ とよぶ）、後続の各データ \mathcal{D}_j^k ($k = 1, \dots, K$) のそれぞれにつき、 \mathcal{A}_j^k ($k = 1, \dots, K$) を計算できる。このように複数の期間に関して相関異常度を得ることは、後述するように、各時点における性能損失（疑い）を相互に比較可能な形で評価するうえで有用である。

なお、Fig. 3.4 には、以上に定義された集合・ベクトル・変数の関係性を図示している。

3.4.2 規準化相関異常度

比較可能な変数群に関して得られる相関異常度は、手法（CADs のいずれを選択するか）や罰則項係数 ρ の値などによっても影響を受けることから、変数群の内部での比較は有意義であるが、異なる変数群の間での比較は無意味である。すなわち、 \mathcal{G}_j に属する変数 $\text{UIC}_{j,i}$ につき得られた $a_{j,i}$ と、 \mathcal{G}_n に属する $\text{UIC}_{n,m}$ につき得られた $a_{n,m}$ を比較することに合理性はない。したがって、なんらかの方法により相関異常度の比較可能性を担保する必要がある。

そこで、以下では規準化相関異常度の概念を示す。いま、変数群 \mathcal{G}_j に関して、 $K+1$ のデータ $\mathcal{D}_j^0, \dots, \mathcal{D}_j^K$ が得られたと仮定する。ただし、これらは時系列順に並んでおり、最新の \mathcal{D}^K につき性能評価の関心があるものと仮定しよう。このことを、 $\mathcal{D}^{K,\text{test}}$ と表記することにより表現しておく。

まず、 \mathcal{D}^0 を基準データとして（ $\mathcal{D}^{0,\text{test}}$ と表記しよう）、後続の K のデータにつき CADs を実行すれば、それぞれにつき相関異常度の集合 $\mathcal{A}_j^1, \dots, \mathcal{A}_j^{K-1}, \mathcal{A}_j^{K,\text{test}}$ を得る。このとき、 \mathcal{G}_j に属する

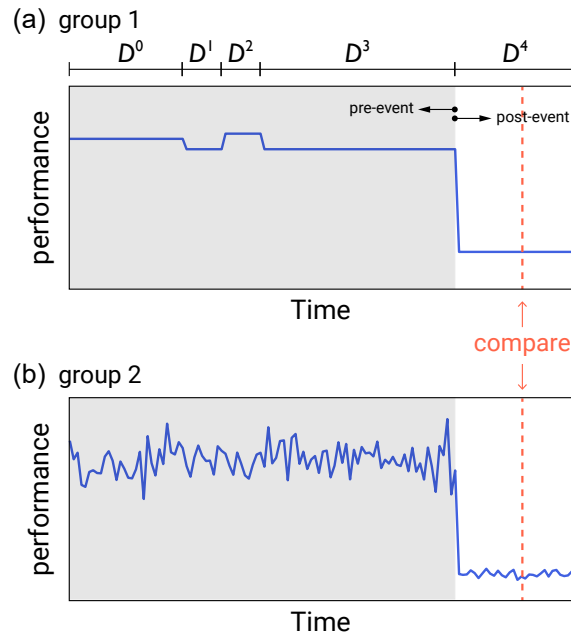


Fig. 3.5 観測期間の異なる変数群に対する性能の評価.

$\text{UIC}_{j,i}$ の規準化相関異常度 $\hat{a}_{j,i}^{K,\text{test}}$ は次の通り計算される.

$$\hat{a}_{j,i}^{K,\text{test}} = \frac{a_{j,i}^{K,\text{test}} - \mu_j^{K}}{\sigma_j^{K}} \quad (3.20)$$

ただし, μ_j^{K}, σ_j^{K} は, それぞれ, 変数群 \mathcal{G}_j に関して \mathcal{D}^{K-1} 以前の全データにつき算出された相関異常度 $a_{j,i}^k$ ($i = 1, \dots, N_j, k = 1, \dots, K-1$) の平均および標準偏差である. すなわち, \mathcal{G}_j に関して過去に算出された相関異常度が (平常時において) 有する変動の幅により, 各異常度が規準化されている. なお, 以下では, 規準化相関異常度の集合を \hat{A} と呼ぶこととする.

3.4.3 性能損失疑い

さて, 前節までに示した方法により, 各都市基盤コンポーネントにつき相互に比較可能な形で相関異常度が得られる. これをもとに, 都市基盤コンポーネント $\text{UIC}_{j,i}$ の時点 $t \in \mathbf{t}^K$ における性能損失疑い $\text{PL}_{j,i}^*(t)$ を次のように定義する.

$$\text{PL}_{j,i}^*(t) = \hat{a}_{j,i}^{K,\text{test}} \quad (t \in \mathbf{t}^K) \quad (3.21)$$

すなわち, 評価対象時点を含む観測期間に関する規準化相関異常度が, 性能損失の疑われる度合いを表すものと仮定している*1.

ここに得られる $\text{PL}^*(t)$ は, あくまで性能損失の疑いの程度を示すものであり, したがって性能損失自体の程度を示すものではない. この点は注意を要するであろう. すなわち, ここでの評価は

*1 逆にいえば, (少なくとも評価対象となりうる) 全ての時点を包含するように, 観測期間を設定する必要がある.

2.2.5 に論じた監視の三類型（検知，診断，予測）のうち「検知」のレベルを対象としている。したがって，検知された異常が実際に性能損失に起因するものかは，この段階では明らかでない。観測ノイズやそのほか見かけ上の変化に起因する場合，性能の向上に起因する場合などが充分にありえるからである。また， $PL^*(t)$ はあくまで確率密度の距離 (Kullback Leibler divergence [63]) であるから，性能損失がどの程度のものであるのか（たとえば構造部材の剛性がどの程度低下したか，など）もまた，明らかではない。この評価は「診断」のレベルに属するものであり，専門的知識を動員しつつ，場合によっては実地の点検情報なども活用しながら，各領域においてより詳細な仕方（モデルベースに）実施されるべきである。

ただし，こうした詳細評価自体は，点検・解析のための人的・物的資源を別途要するものであるから，2.2.1 においても述べたように，緊急対応の一部を成している。したがって，「診断」の段階においては，資源の有限性に鑑みても対応の優先順位づけが不可欠であり，そのためには，「検知」が事前になされていることが望ましい。本章において定式化した相関異常検知に基づく MSPUM は，まさにこの点を実現する技術である。

3.4.4 有効性の検証基準と改善指針

ここに定式化された相関異常検知に基づく MSPUM は，実装上，その有効性が常に検証され，改善されていくことが望ましい。ここでの有効性とは，前項の議論を踏まえると「検知」の有効性と言うべきであり，次の二基準において検討される必要がある。

- (1) 誤検知：実際には性能に変化がないにもかかわらず，「異常」と判断されてしまう失敗。いわゆる False-Positive.
- (2) 見逃し：実際には性能に変化が生じているにもかかわらず，「正常」と判断されてしまう失敗。いわゆる True-Negative.

すなわち，この二つの失敗の頻度が低いほど，MSPUM の有効性は高いと評価できる。その定量的な指標としては，詳しくは次章において述べるが，受信者操作特性曲線 (Receiver Operating Characteristic curve, ROC curve) の曲線下部面積 (Area Under Curve, AUC) が有用であろう [6].

このように考えると，MSPUM の有効性検証においては，診断結果，すなわち詳細評価結果のフィードバックが不可欠である。すなわち，MSPUM により検知された異常につき，診断を行い，当該異常が実際に性能の変化に起因するものであったかを判断する。かりに，性能の変化を伴わない見かけ上の異常（誤検知）であった場合には，検知の失敗事例として蓄積できる。他方，見逃しの検知失敗に関しては，緊急対応の過程でこれに気づくことは困難であるが，被災状況が小康を得た後の回復期 (Fig. 2.1 の (iii) restorative を参照) において，検知されなかったにもかかわらず性能が損失していた事例を事後的に把握することは可能であろう。こうしたフィードバックにおいて MSPUM の有効性を検証し，問題があるとされる場合には，次の災害に向けて改善策を講じていかなければならない。

一方で，巨大地震等の低頻度事象に関しては，このようなフィードバックに期待するのでは遅きに失する。したがって，発災前においても MSPUM の有効性を検証できることが望ましい。その方法としては，性能損失時の挙動を示すデータを数値実験等により疑似的に生成し，異常検知を試行する

ことが有効と期待される。

いずれにせよ、2.5.3にも述べたように、MSPUM技術そのものがすでに都市の安全性の都市基盤である。その有効性に関しては、事前的動的実現 (*pre-event control*) において監視 (有効性検証) し、対応 (有効性向上) していく必要がある。このとき、有効性向上の指針としては次のようなことが考えられるであろう。

- (1) センサの追加や設置位置の変更を検討する。
- (2) 測定する物理量を変更あるいは追加する。
- (3) データにノイズや好ましくない見かけ上の変化などが含まれる場合はこれを除去する方法を検討する。
- (4) データの事前処理の方法を検討する。
- (5) 罰則項係数 ρ など、相関異常検知アルゴリズムに関するパラメータの補正を行う。
- (6) 採択する相関異常検知の方法を変更する (CADsのうちいずれを採択するか)。

次章以降で展開するような、振動記録を用いた構造物の損傷検知の問題に関連させて、具体例を示しておく。まず(1)は、構造物内において強震観測点を増設する場合などがこれにあたる。(2)には、地震時の加速度応答のみならず、速度や変位なども検討対象とする場合が対応する。(3)には、振動記録に含まれる観測ノイズや、励起モードの変化などにより生じる見かけ上の変化などに対処することが対応する。(4)の事前処理の方法は、その具体例を第5章において展開している(平衡マトリクスによる部材変形加速度への変換)。(5)に関しては、第5章において罰則項係数が検知性能に与える影響を論じている。(6)に関しては、第4章の数値実験において、手法を変更した場合の検知性能の変化を検討しており、それぞれ参照されたい。

3.5 結論

本章では、相関異常検知 (CAD) の基礎理論を概観するとともに、その拡張手法として、周波数領域において相関異常を評価する拡張相関異常検知 (ECAD)、データの有する位相情報を捨象した相関異常検知 (CAD-II, ECAD-II)、関心のある変数ごとのまとまりに関して相関異常を評価する群 (拡張) 相関異常検知 (groupCAD, groupECAD) の定式化を示した。

そのうえで、これら CADs に基づく MSPUM を定式化した。その具体的なプロセスは次の通りである。まず、都市基盤において観測される多種多様な変数を、共分散を有意義に計算可能な群 (比較可能な変数群) に分類し、各群につき CADs のいずれかを適用する。結果として得られた相関異常度を、過去に得られた異常度の平均および分散により規準化することで、群相互に比較可能な異常度 (規準化相関異常度) を得る。この規準化相関異常度をもって、各都市基盤コンポーネントの性能損失の疑いの程度を示すものとみなす (性能損失疑い)。

以上のプロセスにより、多様なスケールにおいて存在する多種多様な都市基盤コンポーネントにつき、性能損失疑いを一元的に評価することが可能となる。こうした評価情報は、2.4 に示したような対応優先度評価の枠組みにおいて活用され、結果として、全体論的視座に基づく更新的な緊急対応に資するものと期待される。

第4章

相関異常検知に基づく構造物間相互監視技術の構築

4.1 はじめに

本論文は以下、相関異常検知に基づくマルチスケール・マルチパフォーマンス都市監視 (MSPUM) の技術応用を示す。本来、都市基盤は多種多様な性能を有するコンポーネントが織りなす複雑連成系であるが、第4章から第6章にかけては、まず、構造システム (*structural system*) という都市基盤の重要な一側面に着目し、都市監視の応用例を示す。これはあくまでシングル・パフォーマンスの都市監視であるが、部材レベルのミクロなスケールから都市(群)レベルのマクロなスケールを対象としたマルチスケールな都市監視の一例であり、MSPUMの技術応用を展開するうえで重要な示唆を多分に含むものと期待できる。

本章ではまず、マクロスケールな都市監視の一例として、構造物群において集約される強震データをもとに特に重大な損傷が疑われる構造物を即時的に抽出する技術を提示する。詳細な問題設定は後述するが、ここでは、各構造物につき一点のみの地震時応答加速度記録が収集され、そのグラフ構造の変化が相関異常検知により追跡される。構造物が性能を互いに監視しあうイメージから、同技術は、構造物間監視技術 (*inter-structure monitoring technique*) と呼ばれる。

構造物間監視技術の特徴は次の通りである*1。第一に、従来の構造物監視(構造ヘルスマモニタリング, SHM)が欠いていた群監視(都市監視)の視座を有している。第二に、群から集約される膨大なデータを即時的かつ効率的に取り扱えることから(即時性, 効率性)、構造物の一次スクリーニングとしての機能が期待される。第三に、本技術はいわゆる *output-only* の SHM であり、各棟につき一点のセンサで足りることから実装上のコスト(センサ設置および同期工事に係るコスト)が低い(簡易性)。第四に、多くの *output-only* の SHM においては、入力動の白色性を仮定することで、出力が応答の特性を直接的に表現するものと期待する [64, 65]。したがって、その適用は常時微動時などに限られる。強震時への適用を試みた例としては鈴木ら [33] が挙げられるが、これは振動モード形に仮定を要する。一方で、本提案技術はデータ駆動型手法ゆえに物理的な仮定を一切必要とせず、すな

*1 ここでは主に出力のみの SHM を念頭に関連研究との差異を示す。SHM 一般との比較は 5.2 にて詳細に論じる。

わち汎用性の点において既往技術に対し秀でている。

本章では以下、相関異常検知に基づく構造物間監視の問題設定を示したのちに、数値実験において、CAD-I, CAD-II, ECAD-I, ECAD-II の四手法の性能を比較し、拡張手法がオリジナルの手法に対して優位であることを指摘する。そのうえで、拡張相関異常検知の適用可能条件および適用限界を、いくつかの数値実験により明らかにする。さらには、実際の構造物群から得られた観測記録を対象に、提案手法の有効性を検証するものである。

なお、本章の内容の一部は、既報 [7-10] の成果に基づくものである。

4.2 問題設定

構造物間相互監視の問題設定は次の通りである。

M 棟の構造物からなる構造物群において、各棟の頂部に一点ずつ（水平一成分と仮定する*2）設置されたセンサーにより、逐次、強震観測記録が収集される状況を想定する。すなわち、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 \mathcal{D} が得られるものと仮定する。いま、正常（すなわち全棟が未損傷）な状態において得られたデータを一つ選び、 \mathcal{D}_{ref} と設定する。また、群内のいくつかの構造物につき損傷が疑われる状態において得られたデータを $\mathcal{D}_{\text{test}}$ と定める。この両データに対して相関異常検知のいずれかの手法 (CADs) を適用し、各棟につき相関異常度を算出することを指して、構造物間相互監視 (*inter-structure monitoring*) とよぶ。

なお、強震観測記録は地震時の構造物の応答を示す時系列データであればよく、データ駆動型手法の特徴（汎用性）に鑑みても、加速度に限らず速度や変位、ひずみ、傾斜角など多様なデータを考慮可能と期待されるが、本章では特に、もっとも一般的な加速度を対象に検討する。

また、 $\mathcal{D}_{\text{test}}$ に関しては、次の二通りが想定される点にも注意が必要である。すなわち、対象とする観測期間（地震動継続時間）中に構造物の性能が変化しない場合、および同期間中に構造物の性能に変化が生じる場合の二通りである。前者は、大地震等による損傷後に、余震等の中小地震において強震観測が行われた場合などがこれにあたる。後者は、たとえば、まさに損傷を引き起こした大地震中のデータを対象とする場合である。第2章や3.4で議論したように、都市基盤（ここでは構造物群）の時々刻々の性能変化をリアルタイムに追跡する都市監視の本義に照らせば、前者のみならず後者の場合のデータも活用可能であることが望ましい。しかしながら、後者の場合、 \mathcal{D}_{ref} は一つの時系列に未損傷状態と損傷状態（およびその過渡状態）の双方を含むことから、前者の場合ほど異常度が明瞭には出ないことも想定される。

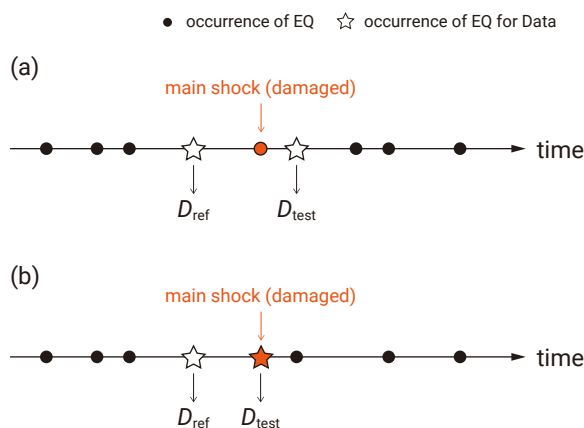


Fig. 4.1 検査対象データ $\mathcal{D}_{\text{test}}$ の選択: (a) 損傷を引き起こしたと疑われる地震の直後の余震におけるデータを使う場合; (b) 損傷を引き起こしたと疑われる当の地震のデータを使う場合。

*2 各センサーの複数成分を用いる検討は第6章にて示す。

そこで、本章では以下、はじめに前者の場合を検討する（数値実験 I,II）。すなわち、地震動継続時間中は性能が変化しないとの仮定のもとに、線形構造物につき解析を行い、損傷はたんに剛性を低減させることにより模擬する。つぎに、数値実験 III では後者の場合を念頭に置く。すなわち、非線形構造物につき解析を行い、継続時間中の塑性化により模擬された損傷の検知を試みる。

ただし、損傷を引き起こす程度の大地震は、多くの場合、大きな間断なく余震を伴うことから、後者の場合への低い適用性が、提案手法の低い有効性をただちに示すものではないことを付言しておく。

4.3 数値実験 I — 拡張手法の性能比較評価

本節では、相関異常検知の 4 手法—CAD-I, CAD-II, ECAD-I, ECAD-II—について、構造物間相互監視問題への適用性を数値実験により比較評価する。

なお、本節の内容は既発表論文 [7] を一部改変したものである。

4.3.1 検討対象および条件

数値実験例を示す。ここでは、18 棟の線形一質点系 (SDOF) からなる構造物群を考えた。各棟は、Fig. 4.2 に示す通り、強震観測網 K-NET [66] のうち東京都内に位置する 18 の観測点に立地するものと仮定した。すなわち、これらの各点で観測された地震波が、各一質点系に入力される状況を想定し、地点による地震動の非同一性を模擬した。なお、各 SDOF を、対応する K-NET 観測点コードの TKY 以下 3 桁によりナンバリングしている。たとえば、TKY001 に位置する一質点系は SDOF #001 である。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、順に基準データ D_{ref} および検査対象データ D_{test} と仮定した。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。ただし、 D_{test} 作成時においては、無作為に

Table 4.1 各 SDOF の固有振動数。太字は損傷を表す。

#SDOF	freq. [Hz]		#SDOF	freq. [Hz]		#SDOF	freq. [Hz]	
	ref.	test		ref.	test		ref.	test
001	1.44	1.02	014	2.24	2.24	021	2.40	2.40
002	1.66	1.66	015	3.40	3.40	022	2.69	2.69
004	1.57	1.57	016	1.62	1.14	023	2.66	2.66
006	1.49	1.49	017	1.86	1.32	024	1.48	1.48
007	1.38	1.38	018	2.06	2.06	027	2.10	1.48
013	1.75	1.75	020	2.28	2.28	028	2.86	2.86

Table 4.2 対象地震。

EQ.	Date	Time	Epicenter	Depth	Mag.
A	11/03/2011	14:46	38.3°N 142.4°E	24km	9.0
B	30/05/2015	20:24	27.9°N 140.7°E	682km	8.1
C	21/10/2015	15:04	37.3°N 141.2°E	37km	5.3
D	27/07/2016	23:47	36.5°N 140.6°E	57km	5.4
E	22/11/2016	05:59	37.4°N 141.6°E	25km	7.4
F	28/12/2016	21:38	36.7°N 140.5°E	11km	6.3
G	02/08/2017	02:02	36.8°N 140.6°E	10km	5.5

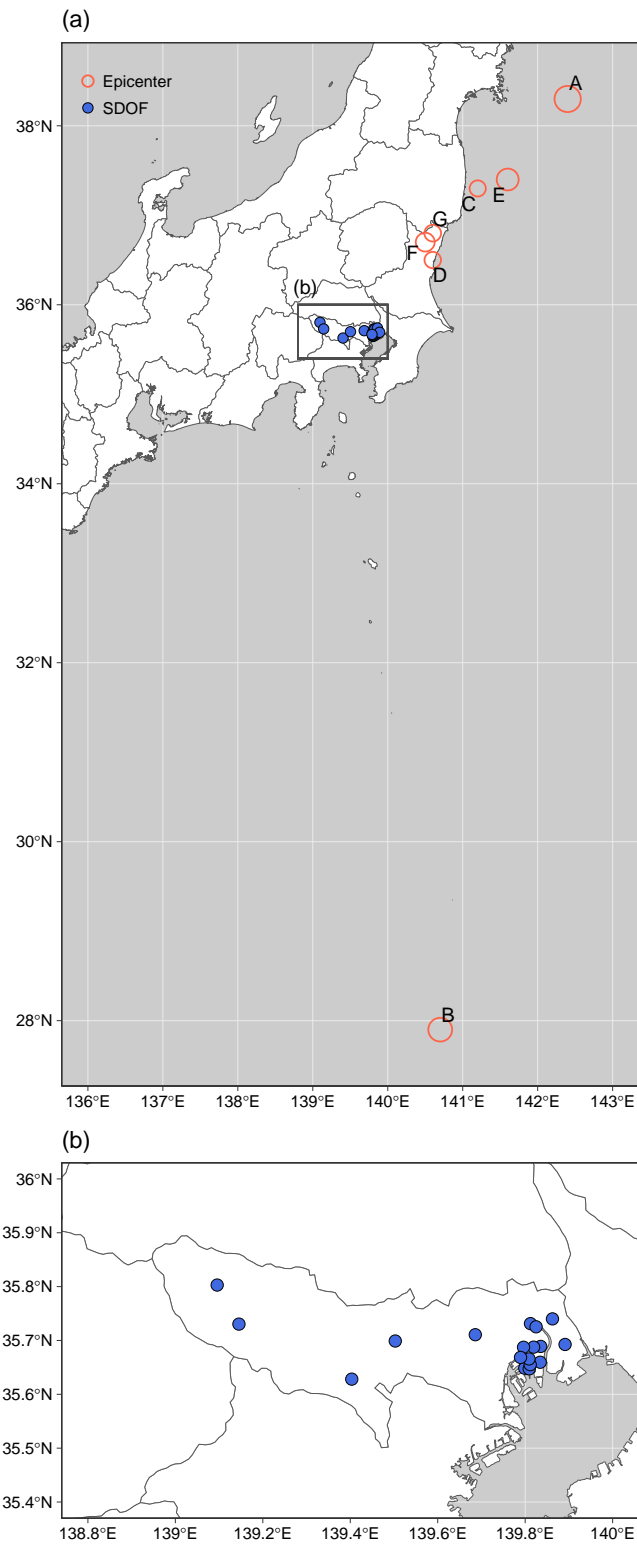


Fig. 4.2 一質点系構造物群の想定位置と対象地震の震央位置. 各地震の震央を示す円の半径はマグニチュードに比例させている.

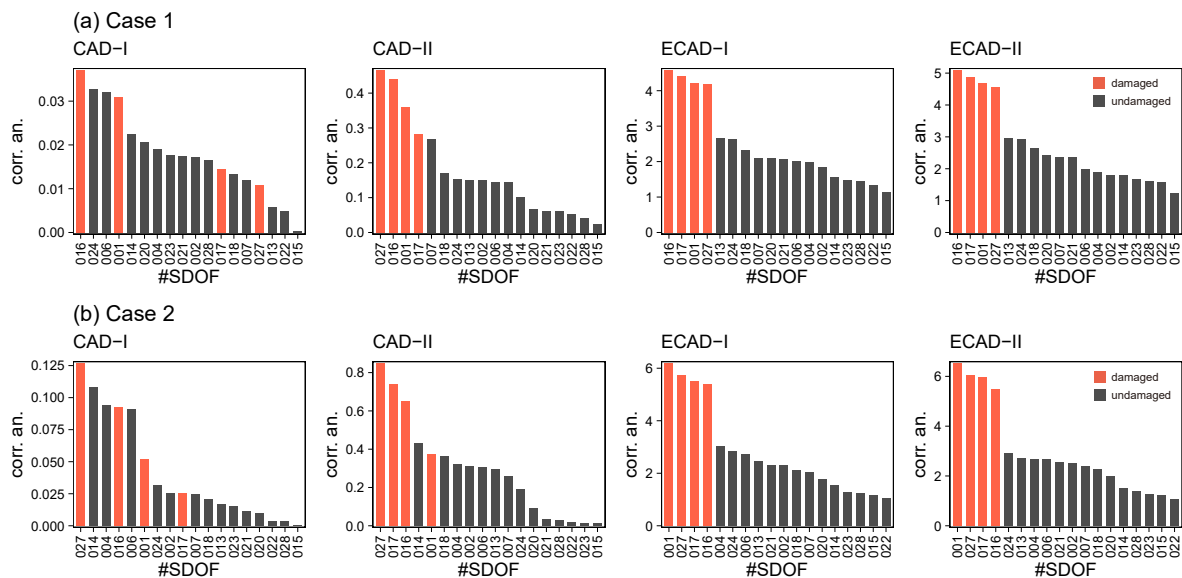


Fig. 4.3 各手法により算出された各棟の相関異常度。

抽出した4棟（以下，損傷構造物）の剛性を半減させることで，それらの構造損傷を模擬した．ここでは，SDOF #001, 016, 017, 027が損傷構造物として選択されている．Table 4.1には， \mathcal{D}_{ref} 作成時および $\mathcal{D}_{\text{test}}$ 作成時の固有振動数を各棟につき示している．対象地震としては，地震の特性の違いが検知性能に与える影響を検討するため，Table 4.2のうち， \mathcal{D}_{ref} 作成時にEQ. Aを用い $\mathcal{D}_{\text{test}}$ 作成時にEQ. Fを用いる場合 (Case 1)， \mathcal{D}_{ref} 作成時にEQ. Fを用い $\mathcal{D}_{\text{test}}$ 作成時にEQ. Gを用いる場合 (Case 2)，の2ケースを設定した．Case 1は， \mathcal{D}_{ref} と $\mathcal{D}_{\text{test}}$ のそれぞれに使用する地震の震源が遠い場合として，Case 2は，それぞれに使用する地震の震源が近い場合として，それぞれ設定している．

さて，以上のような解析により得られる \mathcal{D}_{ref} および $\mathcal{D}_{\text{test}}$ に対して，相関異常検知およびその拡張手法CAD-I/II, ECAD-I/IIを適用し，手法間で性能を比較する．ただし，いずれにおいても，罰則項係数は $\rho = 0.05$ とした．

4.3.2 結果と議論

各手法により算出された相関異常度を，Fig. 4.3に示す．

まず，CAD-IとCAD-IIを比較し，位相の情報を捨象することの影響を検討する．CAD-Iについて，Case 1では，損傷構造物である#001や#016の異常度が上位にあるが，#017や#027の異常度は下位にあり，未損傷の#006や#024の異常度がむしろ上位にある．Case 2においても，#016や#027の異常度は比較的に高く，上位にあるが，#001や#017の異常度は低く，未損傷の#004, 006, 014などの異常度の方が高い．一方のCAD-IIについては，Case 1において，異常度の上位4棟の全てを損傷構造物が占めている．Case 2においても，異常度の上位3棟は損傷構造物(#016, 017, 027)で占められており，#001に関しても全体の5位と上位である．これらのことか

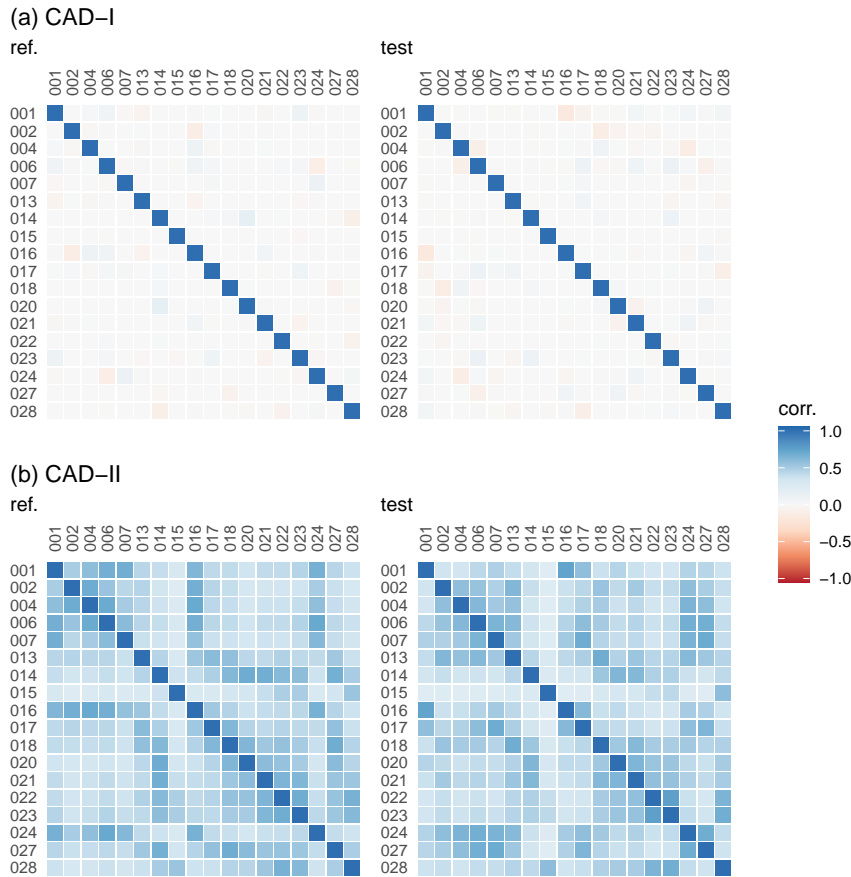


Fig. 4.4 (a) Case 1 における共分散行列 $\Sigma_{\text{ref}}, \Sigma_{\text{test}}$. (b) Case 1 における共分散行列 $C_{\text{ref}}, C_{\text{test}}$.

ら、CAD-II の構造物群性能監視問題に対する適用性は高く、CAD-I に対しても明らかに優位であり、位相の情報を捨象することの効果が認められる。

その要因を確認するために、Case 1 の CAD-I および CAD-II において計算された共分散行列 $\Sigma_{\text{ref}}, \Sigma_{\text{test}}, C_{\text{ref}}, C_{\text{test}}$ の可視化を Fig. 4.4(a)-(b) に示す。ただし、対角成分が 1 となるように規準化している。同図より、CAD-I においては基準データ (ref.)、検査対象データ (test) とともにデータがほとんど相関を有していない。このことが、CAD-I の低い検知性能の原因であると考えられる。一方、CAD-II においては、ref. および test とともに、多くの行列要素において高い正の相関が確認される。たとえば損傷構造物のなかでも最も高い異常度を示した SDOF #027 に着目すると、損傷前（固有振動数 2.10[Hz]）では、SDOF #014（同 2.24[Hz]）や #018（同 2.06[Hz]）との高い相関が認められるのに対し、損傷後（同 1.48[Hz]）においては、SDOF #006（同 1.49[Hz]）、#007（同 1.38[Hz]）、#024（同 1.48[Hz]）との相関が高い。このことから、共分散 c_{ij} が動特性の類似性と良好に対応しており、その変化を指標に異常検知が実行されたものと推察される。

次に、ふたたび Fig. 4.3 に関して、ECAD-I および ECAD-II の結果を参照すれば、Case 1 および Case 2 の双方において、両者とも損傷構造物が異常度の上位 4 棟を占めており、ECAD の高い性能および CAD に対する優越が示唆される。なお、本検討においては、ECAD-I と ECAD-II との間

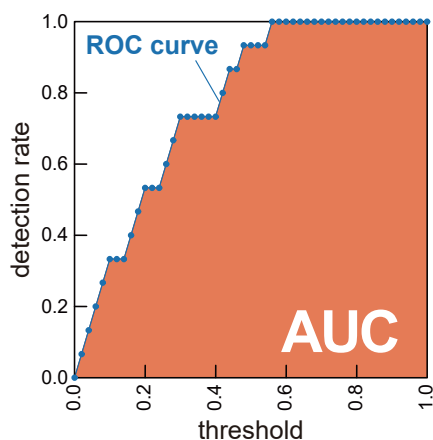


Fig. 4.5 ROC 曲線の AUC の概念図.

で結果の明瞭な違いはみられないが、この点は次節にて検討する。

以上の結果・考察を要約すれば、広域に分布し同一でない地震動を受ける構造物群の性能監視に関して、(i) CAD-II が CAD-I に比して高い性能を有すること、(ii) 位相の情報を捨象した共分散行列 \mathbf{C} は構造物の動特性の類似性と良好に対応しており、異常検知の指標として機能すること、(iii) ECAD-I および ECAD-II において、CAD に比して極めて高い検知性能を有すること、が示唆される。

4.3.3 定量評価

相関異常検知 4 手法の構造物群性能監視に対する適用性に関して、本節では、より一般的な条件の下での定量的な検討を行う。

検討条件を示す。対象構造物群の想定立地は、4.3.1 節と同様とする。固有振動数は、平均 μ [Hz]、変動係数 0.3 の対数正規分布に従う乱数とし、 $\mu = \{0.5, 1, 2, 4\}$ の 4 ケースを考える。減衰定数は全棟で一様に 0.05 とする。これらに対し時刻歴応答解析を実行することで、基準データ \mathcal{D}_{ref} および検査対象データ $\mathcal{D}_{\text{test}}$ を作成する。ただし、検査対象データ $\mathcal{D}_{\text{test}}$ 作成時においては、無作為に抽出した 4 棟の剛性を低減させることで損傷を模擬する。損傷前後の剛性比としては、損傷の程度が検知性能に与える影響を考慮して、0.5 と 0.8 の 2 ケースを考える。さて、 μ と損傷前後の剛性比の組み合わせから、計 $4 \times 2 = 8$ ケースを検討することとなる。対象地震については、4.3.1 節の Case 1 と同様とする。

この検討条件の下、構造物群の固有振動数に割り当てる乱数を逐次更新しつつ、各ケースにつき 100 回の応答解析を実行し、それぞれにおいて \mathcal{D}_{ref} , $\mathcal{D}_{\text{test}}$ の組を得た。この \mathcal{D}_{ref} , $\mathcal{D}_{\text{test}}$ に対して CAD-I, CAD-II, ECAD-I, ECAD-II の 4 手法を適用し、その検知性能を評価した。検知性能の評価指標としては、異常検知の分野で一般的な、受信者操作特性曲線 (Receiver Operating Characteristic curve, ROC curve) の曲線下部面積 (Area Under Curve, AUC) を用いた。ROC 曲線の定義は使用者により様々であるが、ここでは Ide et al. [6] に従い、その概念図を Fig. 4.5 に示す。横軸は、異

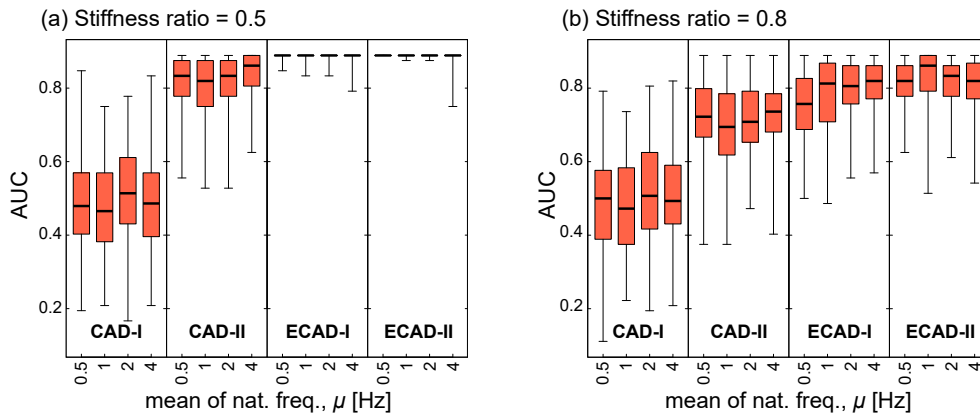


Fig. 4.6 AUC の箱ひげ図 (100 回の反復試行結果の要約).

常度順に並べた全標本のうち上位何割を異常と判定するか (threshold), を示しており, 縦軸は, 実際に異常である標本のうち何割が正しく異常と判定されたか (detection rate), を示している. ROC 曲線の曲線下部面積 AUC は, その値が大きいほど性能がより良好であることを示す. その上限値 (性能が最も高くなる場合の AUC) は全標本に対する異常標本の割合に依存しており, 18 棟中 4 棟を異常とする本検討においては 0.89 である.

検討結果を Fig. 4.6(a)–(b) に要約する. (a), (b) はそれぞれ損傷前後の剛性比が 0.5, 0.8 の場合を示す. 同図より, いずれのケースにおいても, CAD-II は CAD-I と比較して AUC の中央値が高く, ばらつきも小さい. すなわち, CAD-II の検知性能が優越しており, 位相の情報を捨象することの効果を確認される. 次に, ECAD-I および ECAD-II に関しては, (a) の全ケースにおいて中央値が 0.89 と最高値であり, ばらつきもほとんど認められないことから, 極めて良好な性能を示している. (b) においても, 全てのケースにおいて中央値が CAD-I および CAD-II を上回っており, 検知性能の優位性が確認される. さらに, ECAD-I および ECAD-II の両者を比較すれば, $\mu = 4$ のケースを除いて ECAD-II における AUC の中央値が ECAD-I より高く, ばらつきも小さい. このことは, CAD の場合ほど明瞭でないにせよ, ECAD においても位相の情報を捨象する効果を示唆する結果である.

以上のことから, 数値実験 I では下記の結論を得る. (i) CAD-II が CAD-I に比して高い性能を有しており, 位相の情報を捨象する効果を確認される. (ii) ECAD-I および ECAD-II の性能が CAD-I や CAD-II に比して極めて高い. (iii) ECAD においても, CAD の場合ほど明瞭ではないが, 位相の情報を捨象する効果を確認される.

4.4 数値実験 II — 入力波特性の違いが検知性能に与える影響

本節では、入力波の特性の違いが検知性能に与える影響を検討する。

なお、本節の内容は既発表論文 [9] の内容に基づく。

4.4.1 検討対象および条件

対象とする構造物群はここでも 18 棟の SDOF であり、その固有振動数や減衰定数、立地および励起条件は 4.3.1 と同様とした。ただし、 $\mathcal{D}_{\text{test}}$ の作成においては、各試行につき 4 棟をランダムに選定し、その剛性を 70% に減じることとした。

入力波の違いが与える影響を考察するために、対象地震に関してはより多様なケースを検討した。具体的には、 \mathcal{D}_{ref} および $\mathcal{D}_{\text{test}}$ の作成に用いる地震の組として、Table 4.2 の EQ. A–F の 6 地震から得られる全順列 $6 \times 5 = 30$ ケースを考慮した。くわえて、構造物の特性の違いが結果に与える影響も考慮するために、4.3.3 と同様に、固有振動数の乱数を逐次更新しながら各ケースにつき 100 回の試行を実施した。すなわち、結局 $30 \times 100 = 3000$ 回の試行 (sim.#1–3000) を実施したことになる。各試行につき、ECAD(-I) を罰則項係数 $\rho = 0.001$ のもとので実行し、4.3.3 と同様に、ROC 曲線の AUC による性能評価を行った。その上限はここでも 0.89 である。

4.4.2 結果と議論

各試行につき得られた AUC を要約した箱ひげ図を Fig. 4.7 に示す。各箱ひげ図は地震の各組に対応している。ほぼすべてのケースにつき AUC の中央値が 0.8 を超えており、また、半数ほどのケースについて最良値 0.89 が得られている。ECAD の高い性能を示す結果である。一方で、左から三番目の図にあるように、EQ. C を $\mathcal{D}_{\text{test}}$ に用いるケースに関しては、他のケースに比べても性能が大きい

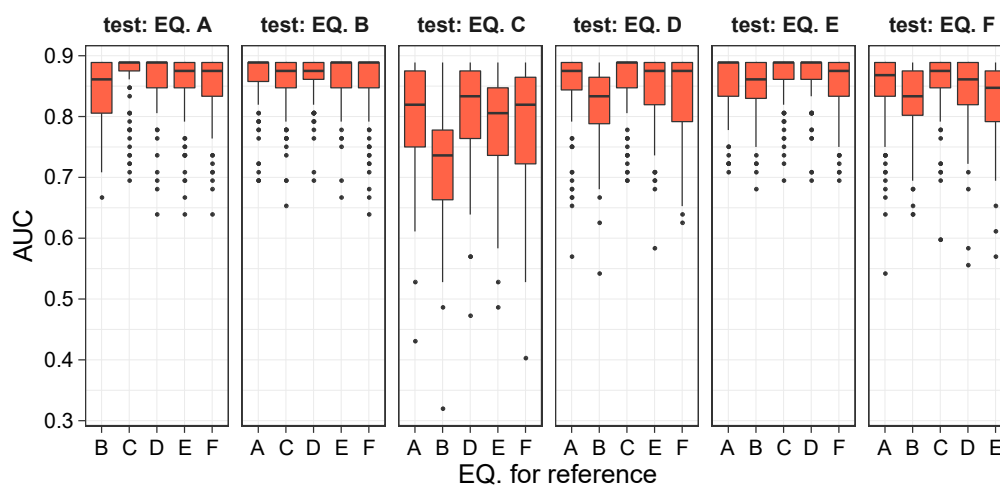


Fig. 4.7 対象地震の各組に関する 100 回の性能評価試行の要約。

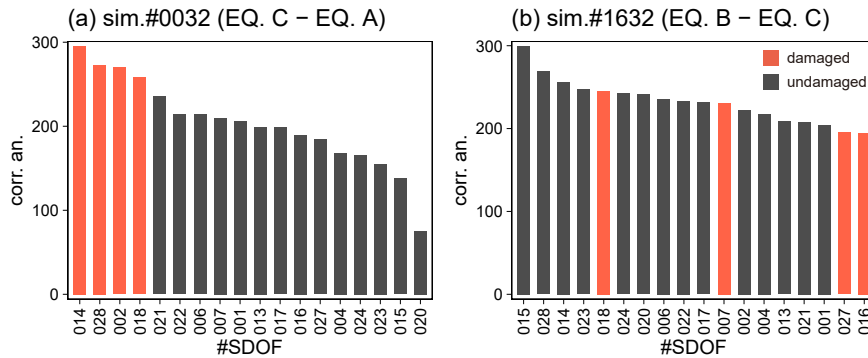


Fig. 4.8 sim.#32 および sim.#1632 における各棟の相関異常度.

く劣っている。

この点を考察するために、いくつかの試行につき詳細な検討を行う。Fig. 4.8 には、sim.#32 および sim.#1632 において得られた各棟の相関異常度を示している。ただし、sim.#32 では D_{ref} , D_{test} に EQ. C および EQ. A を、sim.#1632 では EQ. B および EQ. C を、それぞれ用いている。sim.#32 においては、損傷させた 4 棟 (s dof#014, 028, 002, 018) が上位を独占しており、最良の性能を示している。一方の sim.#1632 においては、損傷させた 4 棟 (sim.#018, 007, 027, 016) のいずれも中位または下位に位置しており、異常の見逃しが生じている。

Fig. 4.9(a) は、sim.#32, sim.#1632 のいくつかの棟に関する相関異常スペクトルを示している。なお、図中の縦線は損傷前後の固有振動数を示す。

まず、sim.#32 において損傷させた s dof#014 についてみると、損傷前後の固有振動数付近において相関異常度が高い。このように固有振動数の変化を捉えられたことが、Fig. 4.8 のように最高位の異常度を得た要因であろう。

sim.#1632 の s dof#016 に関しても同様に、損傷前後の固有振動数付近において相関異常が示されている。しかし、同棟は、Fig. 4.8 が示すように異常度の順位が最低である。このことは、損傷していない他の SDOF において相関異常が誤検知されたことによるものであろう。たとえば、sim.#1632 の s dof#015 は損傷していないにもかかわらず、その CASp は、固有振動数の近傍において s dof#016 と比較しても高いピークを有している。この点につき、(b) に示した (規準化後の) 応答の PSD をみると、 D_{test} における固有振動数近傍のピークが D_{ref} と比べて低い一方で、より低い周波数帯 (1[Hz] 近傍) においてより多くの成分を有している。(a) を参照すると、1[Hz] 近傍の同帯域においては CASp の値も比較的大きいことから、この点に s dof#015 の損傷が誤検知された原因があると考えられる。(c) には各棟につき対応する入力波の PSD を示している。ただし、全パワーが 1 となるように規準化している。s dof#015 の 1[Hz] 近傍を参照すると、 D_{test} において多くの成分を有する一方で、 D_{ref} においてはほぼ成分を有していない。したがって、このような入力波の周波数特性の違いが、応答の周波数特性に重大な変化を引き起こし、その結果として未損傷の構造物の相関異常を誤検知してしまったものと考えられる。

以上のことから、数値実験 II では下記の結論を得る。(i) 構造物間性能監視への ECAD の適用性

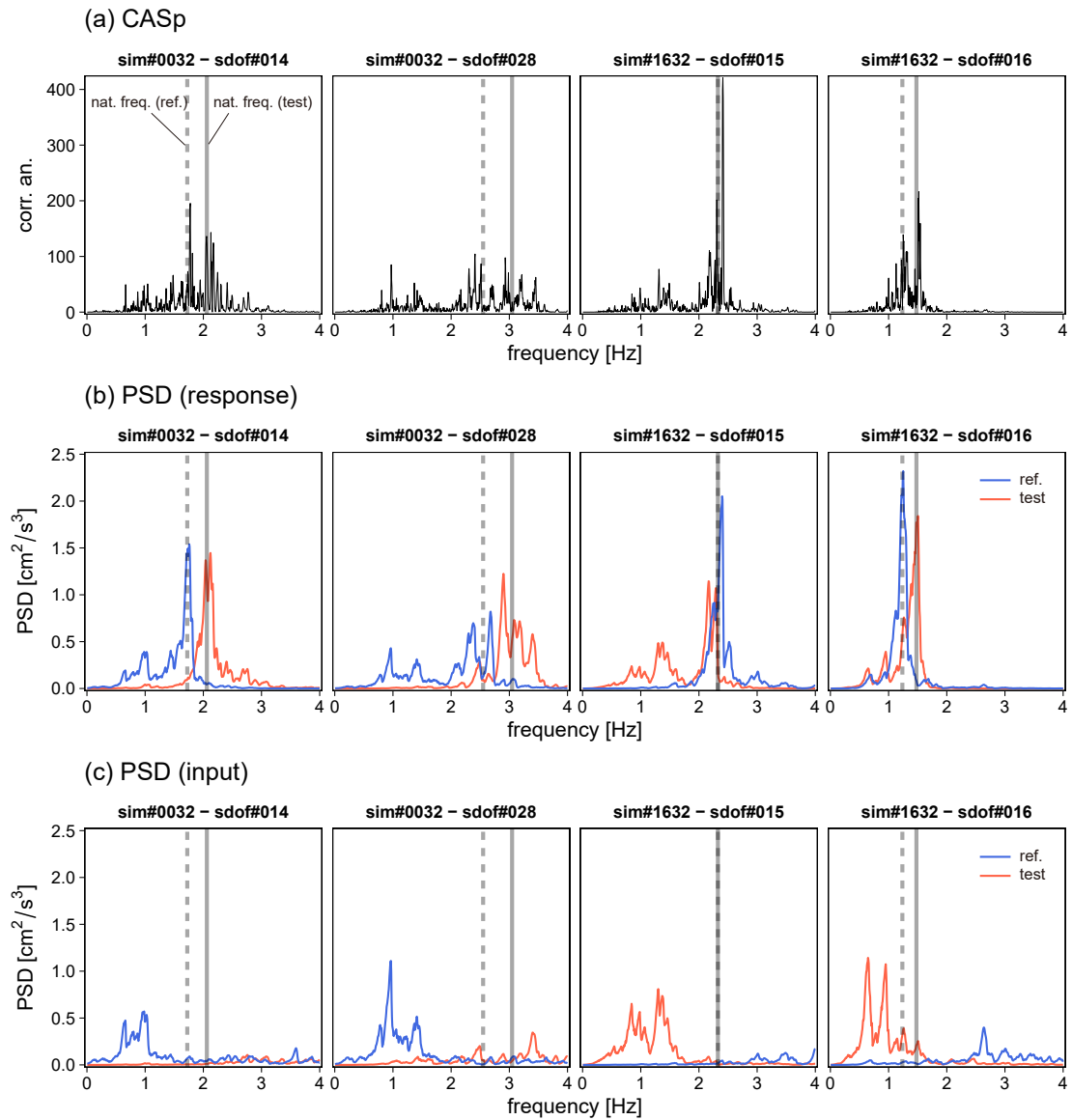


Fig. 4.9 (a) 各棟の相関異常スペクトル. (b-c) それぞれ応答および入力 PSD.

は、概ね地震に依らず安定した検知性能を示す。(ii) 基準データ観測時と検査対象データ観測時で地震の特性が大きく異なる場合には、入力波の特性に依存して検知性能が損なわれる場合もありえる。もともと、(ii)の問題は、基準データを選定する際に、検査対象データ観測時とある程度似通った特性を有する地震時のデータを選ぶことで回避可能と考えられる。

4.5 数値実験 III — 構造的非線形性が検知性能に与える影響

本節では、構造物が地震動の継続時間中に非線形化するような場合への拡張相関異常検知の適用性を議論する。

なお、本節の内容は既発表論文 [10] の内容に基づく。

4.5.1 検討対象および条件

ここでも、4.3.1 と同様の構造物群を仮定した。ただし、本節では非線形の一質点系を想定した。具体的には、質量をすべて 10^5 [kg] と仮定し、初期剛性を、平均 1.0 [Hz] で変動係数 0.3 の対数正規

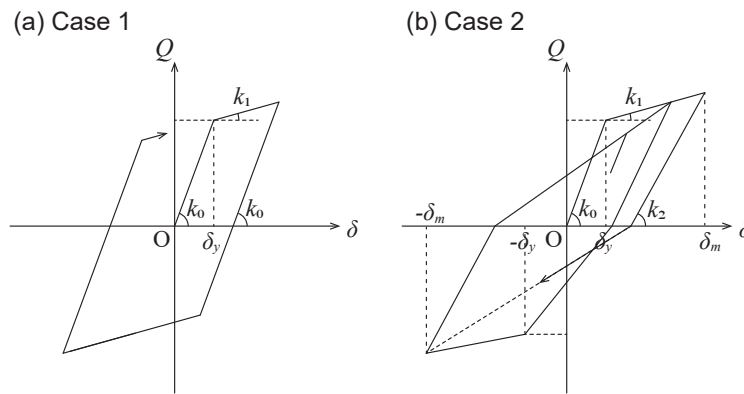


Fig. 4.10 想定した履歴モデル。(a) Case 1: 単純 bilinear モデル。(b) Case 2: 修正 Clough モデル。

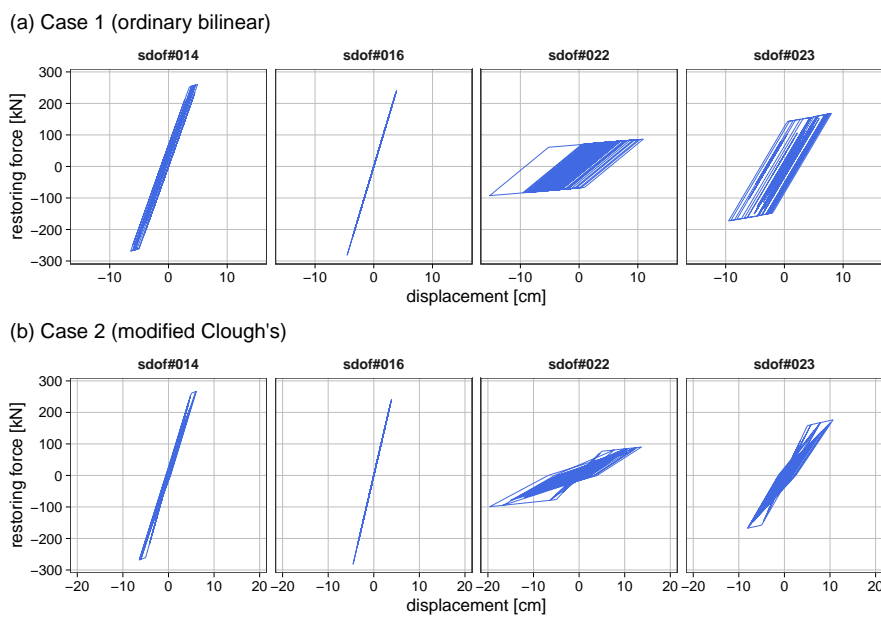


Fig. 4.11 D_{ref} における各 SDOF の履歴曲線。

乱数により初期固有振動数を定めることで与えた。減衰は初期剛性比例型とし、減衰定数はいずれも 0.03 とした。

SDOF の履歴特性としては、ふたつのケース (Case 1-2) を考慮した。Case 1 では、Fig. 4.10(a) に示すようなバイリニアとした (剛性低減型のバイリニアと区別するため、以下ではこれを単純バイリニアとよぶ)。降伏後剛性は $k_1 = k_0/10$ とした。ただし、 k_0 は初期剛性をあらわす。Case 2 では、Fig. 4.10(b) に示すような修正 Clough's モデルとした。降伏後剛性は $k_1 = k_0/10$ とし、除荷時剛性を $k_2 = k_0(\delta_y/\delta_m)^{0.5}$ と定めた。ただし、 δ_y および δ_m はそれぞれ降伏変位および各時点において経験された細大の変位を表している。両ケースとも、降伏変位は $\delta_y = 5[\text{cm}]$ と仮定した。

D_{ref} および D_{test} の作成に用いる地震は、それぞれ Table 4.2 における EQ. D および EQ. E とした。ただし、検査対象データ D_{test} においては、いくつかの構造物につき異常 (損傷) を誘発するために、無作為に抽出した 4 棟につき、実観測波の振幅を 1000% に増したものを入力することとした。本検討では SDOF#014, 016, 022, 023 が選ばれた。各棟への入力波の最大加速度は、134.2, 92.9, 149.9, 137.9[cm/s^2] である。

これらの条件の下で得られた D_{ref} および D_{test} のそれぞれにつき、ECAD(-I) を適用した。ただし、罰則項係数は $\rho = 0.01$ とした。

4.5.2 結果と議論

Fig. 4.11 は、損傷を意図した 4 棟 (SDOF#014, 016, 022, 023) について、 D_{test} 作成時に観測された履歴曲線を示す。いずれのケースにおいても、SDOF#016 を除く 3 棟については、塑性化を経験していることが確認できる。

Fig. 4.12 は、すべての SDOF につき、(a) D_{test} 作成時における塑性化率および (b) ECAD により計算された相関異常度を、それぞれ降順で示している。単純バイリニアモデルの Case 1 では、1 より高い塑性率を示した SDOF のうち、SDOF#014 は異常度順でも 3 位と比較的高い異常度を示しているのに対して、ほかの二棟 (SDOF#023, SDOF#022) は中位 (9 位) または下位 (13 位) である。すなわち、後者の二棟に関しては、異常の見逃しが生じている。対して、修正 Clough モデルの Case 2 では、損傷した 3 棟の全ての異常度が未損傷の SDOF を上回っており、高い検知性能を示す結果が得られている。したがって、修正 Clough モデルに似た非線形性を有する構造物に対しては ECAD の適用性が期待できるが、単純バイリニアモデルに似た構造物に対しては期待できないと示唆される。

これらの結果を考察するために、Fig. 4.13(a, b) には、各ケースの、特定の SDOF につき、相関異常スペクトル (CASPs) と応答の PSD を併記している。(c) には、各棟につき、入力波を平均 0 および標準偏差 1 に基準化したうえで、その PSD を示している。なお、いずれの PSD においても、バンド幅 0.2[Hz] の Parzen ウィンドウを使用した。また、図中、灰色の縦線は初期固有振動数を示している。これらの SDOF はそれぞれ次のような特徴をもつ。SDOF#023 は、高い塑性率を経験しており、Case 2 においては実際に高い異常度を有するものの、Case 1 では下位につける。SDOF#021 は、塑性化を経験しておらず、実際にいずれのケースにおいても異常度が低い。SDOF#006 は、塑性化を経験していないにもかかわらず、Case 1 において最も高い異常度を示しており、かつ、Case

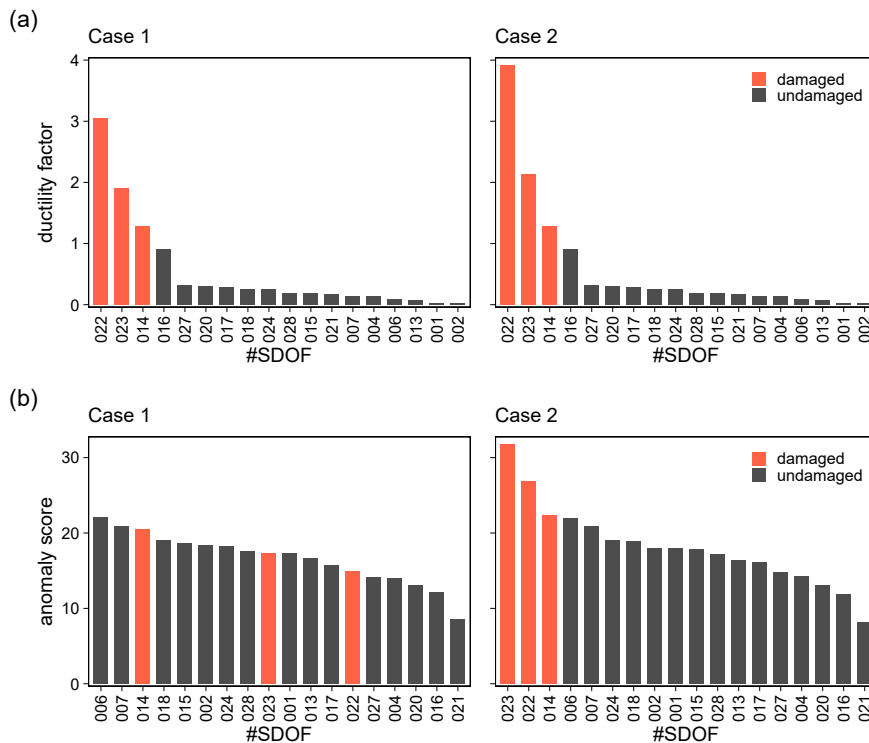


Fig. 4.12 (a) D_{test} における各 SDOF の塑性率. (b) 各 SDOF につき評価された相関異常度.

2 においても未損傷の SDOF のなかでは異常度が最も高い。

SDOF#023 においてケース間で異常度の順位が大きく異なっているのは、周波数特性に依るものと考えられる。Case 1 では、SDOF#023 と未損傷の#006 の CASP はピークの高さやバンド幅などが良く似通っている。一方で、Case 2 では様相が異なり、#023 の CASP は#006 に比べて極めて高い値を有している。さらに、Case 2 における#023 の PSD を参照すると、 D_{ref} と D_{test} との間で卓越する振動数に明瞭な違いがみられる。Case 1 と比べても顕著なこの違いが固有振動数近傍において CASP が卓越する結果へとつながったのであろう。周波数領域におけるこのような違いは履歴曲線の違いに起因する。すなわち、修正 Clough モデルにおいては、降伏後において剛性が明瞭に低下するのに対して、単純バイリニアモデルにおいては、除荷時剛性が初期剛性に等しいために降伏が周波数特性に与える影響が不明瞭であることによる。

SDOF#006 の高い異常度もまた周波数特性により説明できる。他の SDOF に比べて、#006 の CASP は両ケースとも 1[Hz] より低い周波数帯域において高い値を示している。この点につき応答の PSD をみると、#006 は、 D_{test} の同帯域において D_{ref} よりも多くの成分を有している。入力 PSD に関して同様の傾向が指摘できることから、入力波の特性に起因する応答の周波数特性の変化が#006 の誤検知に帰結したものと考えられる。すなわち、入力波の特性の違いに起因する応答の見かけ上の変化のために未損傷の構造物であっても損傷が誤検知される危険があることが示唆される。

これらのことから、数値実験 III では下記の結論を得る。(i) 鉄骨造など、単純バイリニアモデルと

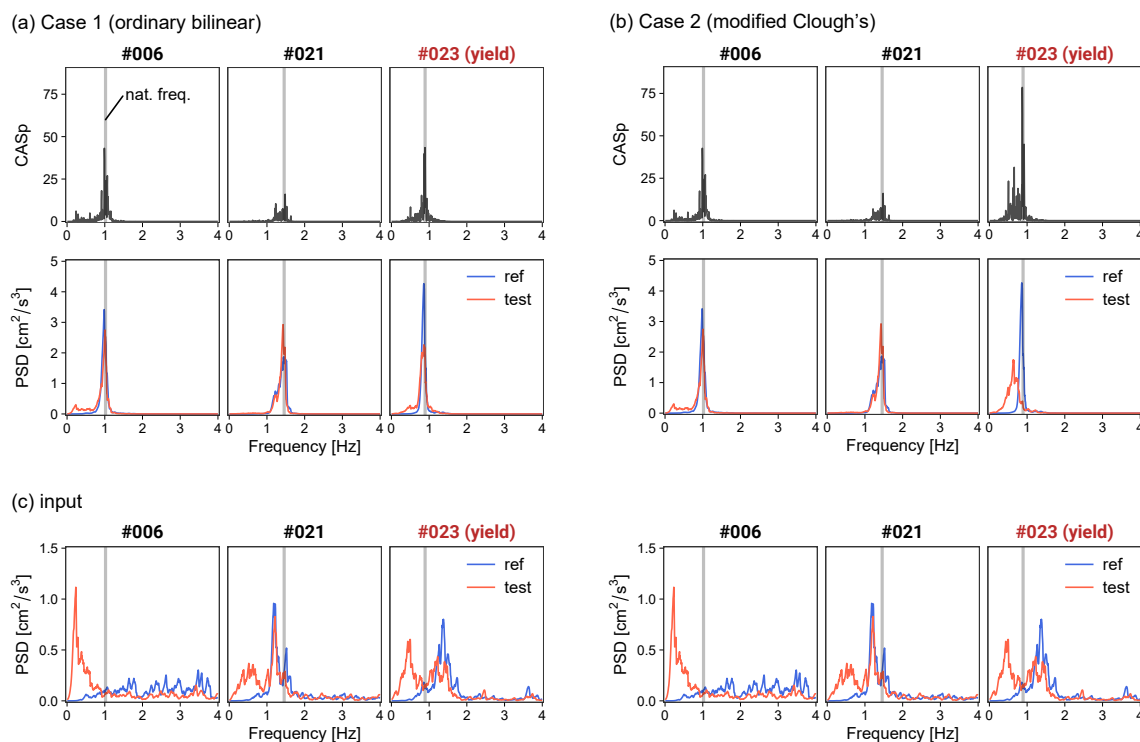


Fig. 4.13 (a–b) 各ケースにおける相関異常スペクトルおよびデータ（絶対応答加速度）の PSD.
 (c) 対応する入力波の PSD.

似通った履歴特性を有する構造物の損傷は、ECAD により見逃される可能性がある。これは、降伏が応答の周波数特性へと与える影響が限定的であることによる。(ii)RC 造など、修正 Clough モデルと似通った履歴特性を有する構造物の損傷に対しては、ECAD はより良好に検知性能を発揮する。これは、降伏が応答の周波数特性へと与える影響がより明瞭であることに起因する。

また、非線形性を考慮した本実験においても、数値実験 II と同様に、次の結論を得た。(iii) 未損傷の構造物であっても、入力波に起因する応答の周波数特性の変化が、ECAD による損傷の誤検知を引き起こしうる。

4.6 実観測記録を用いた検証

本章では、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。

なお、本節の内容は既発表論文 [10] の内容に基づく。

4.6.1 検討対象および条件

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 [67] における観測点のうち Fig. 4.14 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 4.4 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 4.3 に示す EQ. H, I を対象地震として選定した。それ

Table 4.3 実観測記録を用いた検証における対象地震。

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

Table 4.4 建築研究所強震観測網 [67] における対象建築物。

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+: a steel structure with vibration control system

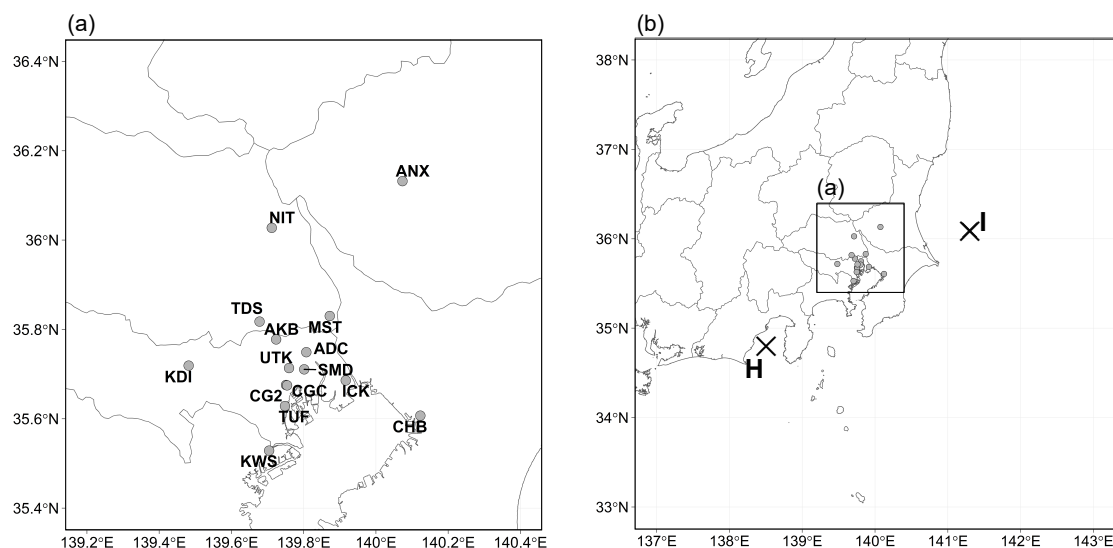


Fig. 4.14 対象構造物群の位置および対象地震 (EQ. H, I) の震央位置.

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 D_{ref} ・検査対象データ D_{test} とした。ただし、各棟の応答時刻歴については、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證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。

4.6.2 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. H, I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 [68]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. H, I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 4.4の4-7列に、EQ. H, I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。

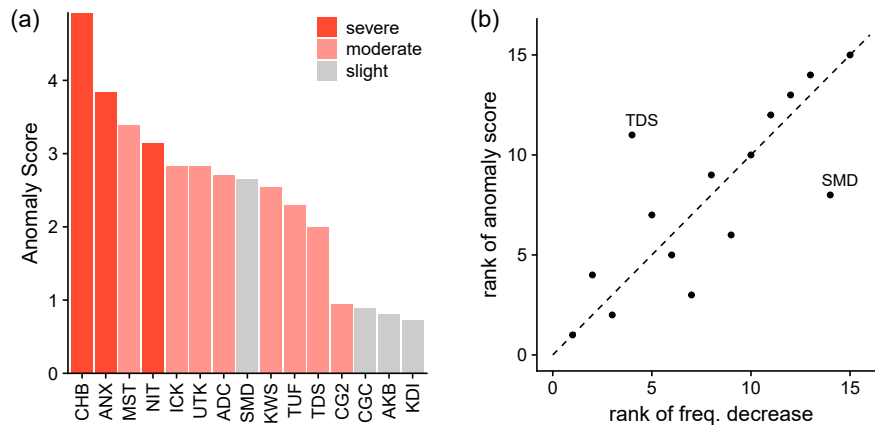


Fig. 4.15 (a)ECAD により算出された各棟の相関異常度. (b) 相関異常度の順位と固有振動数の低下率との相関.

4.6.3 提案手法の適用結果と適用性に関する考察

4.6.1 に指定した D_{ref} および D_{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. 4.15(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の間を Fig. 4.15(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として概ね良好に機能することを示すものである.

Fig. 4.16(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. 4.16(b-c) には, これら 5 棟につき応答および入力加速度時刻歴の 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. H において顕著である. そこで, 4.6.2 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. H, I 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対応した結果が得られた. また, (c) より, EQ. H

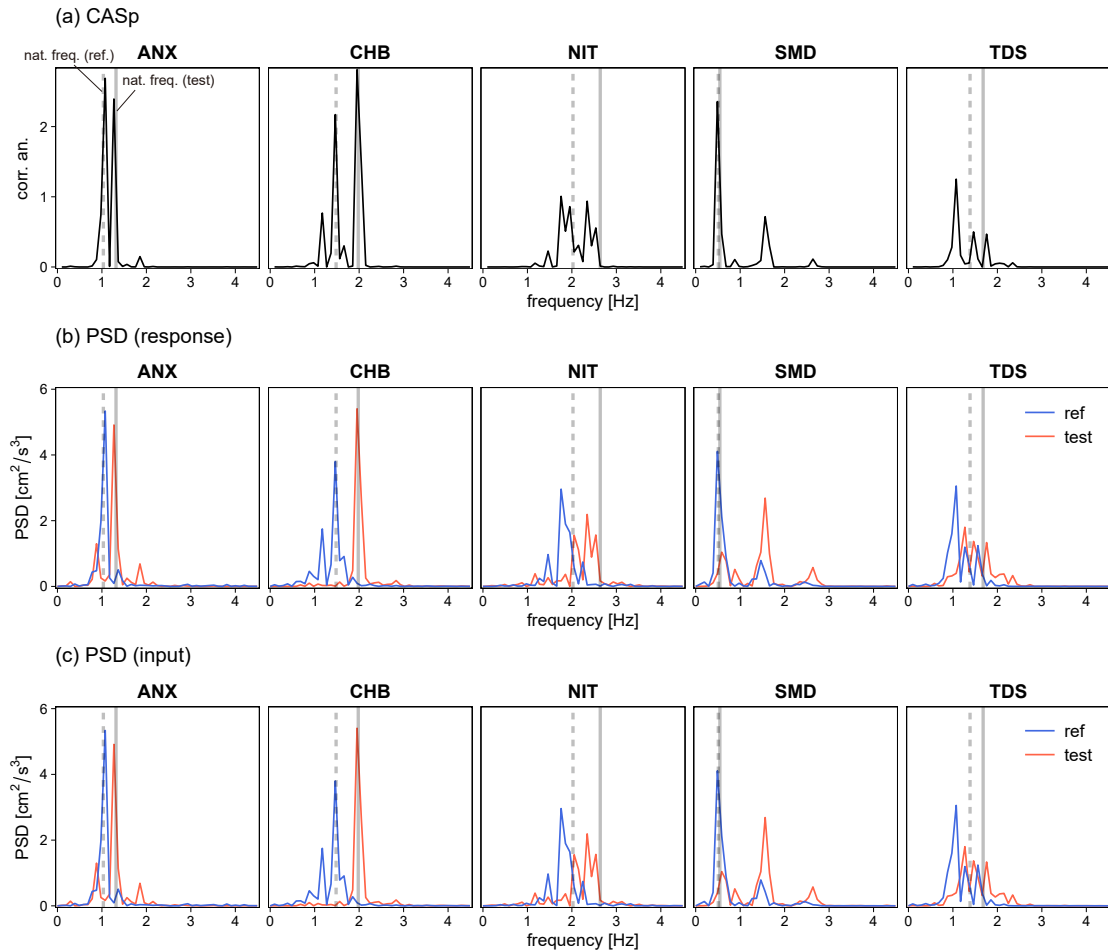


Fig. 4.16 (a) 各棟の相関異常スペクトル (CAsp). (b-c) 応答および入力 PSD.

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. H においては二次モードが支配的であるのに対して EQ. I 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. I における応答の PSD は EQ. H 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. H および EQ. I 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. H における低振動数側の二つのピークが EQ. I 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間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。

4.7 結論

本章では、マルチスケール・マルチパフォーマンス都市監視 (MSPUM) の一つの応用例として、構造物間相互監視技術を提示した。これは、構造物群の各棟から一点ずつ集約される地震時応答記録の集合に対して相関異常検知を適用し、各棟の損傷可能性を異常度として評価する技術である。同技術における相関異常検知 (CAD-I) およびその拡張手法 (CAD-II, ECAD-I, ECAD-II) の適用性を、数値実験および実観測記録の双方を用いて議論した。

まず、数値実験の結果として得られた知見は次の通りである。

- (1) CAD-II は CAD-I に比べて高い性能を示す。このことから、データが有する位相の情報を捨象する効果が確認される。
- (2) ECAD-I および ECAD-II の性能は、CAD-I および CAD-II の性能に比べて極めて高い。周波数領域に展開された共分散の異常を捉えることの効果が確認される。
- (3) ECAD-I と ECAD-II の比較にみられる位相の捨象の効果は限定的である。
- (4) 構造物間性能監視への ECAD の適用性は概ね地震に依らず安定した検知性能を示す。
- (5) 基準データ観測時と検査対象データ観測時で地震の特性が大きく異なる場合には、入力波の特性に依存して検知性能が損なわれる場合がありうる。この点は、地震動継続時間中の非線形化を考慮する検討においても確認される。
- (6) 鉄骨造など、単純バイリニアと似通った履歴特性を有する構造物の損傷は、ECAD により見逃される危険性がある。これは、降伏が応答の周波数特性に与える影響が限定的であることによる。
- (7) RC 造など、修正 Clough モデルに似通った履歴特性を有する構造物の損傷に対しては、ECAD はより良好に機能する。これは、降伏が応答の周波数特性に与える影響がより明瞭であることによる。

つぎに、実観測記録を用いた検討から得られた知見を示す。

- (8) 実構造物に関して ECAD により得られた相関異常度は、別途詳細に評価された固有振動数の低下率と概ね良い順位相関を示す。このことは、実構造物への応用可能性を示唆している。
- (9) 実構造物に関しては、振動モードの励起状態に依存して、相関異常スペクトルが見かけ上の高い値を示し、損傷の誤検知が生じる場合がある。
- (10) 応答が広帯域または多峰性の周波数特性を有する場合に、相関異常スペクトルが固有振動数の変化を正しく追跡できずに、損傷が過小評価される場合がある。

今後の検討課題は次の通りである。第一に、数値実験においては、対象データ中において構造物の非線形挙動が含まれる場合も検討したが (数値実験 III)、実観測記録に関しても、大地震時のデータを利用するなどして検討する必要がある。第二に、上記の知見 (6), (9), (10) に示されたような適用限界に関しては、検知性能の改善に向けた検討が必要である。

第5章

構造物内相互性能監視技術の構築

5.1 はじめに

前章に引き続き、本章でも、相関異常検知に基づく、構造躯体群としての都市基盤を対象とした都市監視の方法を示す。前章に示した構造物間相互監視は、SHMが重きをおいてこなかった都市監視の視座を導入した点に画期があった。さらには、相関異常検知というデータ駆動型の手法により、都市から収集される多量のデータを効率的かつ即時的に、統一の指標のもとに取り扱える点（即時性、効率性、統一性）、各棟につき一点のみの観測で足り、力学的仮定を要しないことから、簡易かつ汎用的に実装できる点、が特筆される（簡易性、汎用性）。

しかしながら、構造物間相互監視はあくまで都市（構造物群）のスケールを対象とするにとどまり、よりミクロなスケール、すなわち構造物を構成する層・構面・部材のスケールへの都市監視の視点が欠落している。また、2.5.2に示した六つの技術的要件のうち、(6) 拡張性に関しては検討の余地が残されている点も問題である。実際、既設のモニタリングシステムの多くは複数点のセンサを有するが、構造物間相互監視の問題設定では、これらのうち一点しか活用できないことになる。さらに、センサの無線化や低価格化を背景に、多点観測へのニーズがより高まっていくであろう将来を想定すれば、これらの膨大なリソースをいかに活用すべきか（拡張性）、都市監視問題においても検討すべきであろう。

このことから、本章では、一棟の構造物において多点の地震時応答が観測される状況を想定し、これらをデータ D とした相関異常検知ベースの局所損傷評価を提示する。具体的には、部材間相互の関係性（グラフ構造）が追跡され、各部材につき相関異常度が算出される。この相関異常度は、構造物内の損傷の所在を知らせる有益な情報となろう。これを「構造物内相互監視 (*intra-structure monitoring*)」とよぶ。

その実現にあたって、最も単純には、各センサから得られるデータの共分散から各センサにつき相関異常度を評価する方法が考えられる。しかし、この場合得られる相関異常度はあくまでセンサ設置点の応答に関するものである。緊急対応に資する局所損傷検知の観点からは、各層・構面・部材につき損傷の可能性を評価できることが望ましい。すなわち、点の情報をいかに辺や面の情報へと変換するかが問題となる。

この問題は、従来のSHM研究ではどのように扱われてきたのか。詳しくは5.2で論じるが、モデ

ル更新 (model updating) と呼ばれる方法 [69] では、観測記録に基づき有限要素モデルの各部材のパラメータを更新することで (すなわち、剛性の低下率を評価することで) 部材の損傷を評価する。したがって、構造物の物理的な特性が事前に評価されている必要があり、この点においては汎用的な手法とは言い難い。モデル更新に依らない方法では、観測点の応答をモード形 (およびその関連指標) に変換し、部材損傷評価につなげる場合が多い [70–72] が、入力動が明示的である必要があり、多点入力系である橋梁などへの適用性が疑問視される [39]。機械学習などのデータ駆動型手法の適用も進んでいるが、局所損傷検知への導入例 [73] では、各観測点が設置位置近辺の応答をあらわすものと仮定しており、点の情報を部材の情報へと変換するロジックが曖昧である。汎用的かつ簡易的なデータ駆動型手法に依り、部材 (または層や構面) の損傷を合理的に推定する方法は、いまだ数少ないのが現状である。

本章で提示する、相関異常検知に基づく局所損傷評価法は、平衡マトリクス (*equilibrium matrix*) の概念を利用することで上記の問題を解決する。平衡マトリクスは、有限要素モデルにおいて使用される、節点荷重と部材端荷重の釣合条件から定まるマトリクスであり [74]、これにより、各観測点において得られる節点変位は部材変形へと変換される。各部材に関して計算される部材変形 (の加速度) を D とすれば、この D に CADs を適用することで、各部材につき相関異常度を得る。

本手法の特徴は次の通りである。第一に、平衡マトリクスの作成に必要な情報は部材相互の接続関係および部材長のみであり、材料特性や断面特性は一切不要である。したがって、設計情報など事前に物理的な情報が得られない構造物に関しても適用可能である (汎用性)。第二に、トラスやフレーム、串団子型のせん断多質点系など、いずれの特性をもつ構造物に対しても定式化可能である (汎用性)。第三に、観測点数にあわせて有限要素モデルを仮定し (ただし材料特性および断面特性は不要)、平衡マトリクスを作成すればよいことから、個々の構造物の観測リソースに適応した形で実装可能と期待される (拡張性)。

本章では、まず 5.2 において、既往の局所損傷評価法との比較から、本手法の特徴や位置づけを明確にする。5.3 では平衡マトリクスに基づく局所損傷検知法を定式化し、その後、平面フレームおよび立体フレームのそれぞれを対象とした数値実験により、手法の適用性を評価する。

5.2 関連研究

ここでは、構造物の局所損傷検知問題に限り、提案手法に関連する既往研究をまとめておきたい。ただし、提案手法が振動ベース (vibration-based) の方法論であることから、以下で言及する方法も主にこれに限る。また、ここに挙げる関連研究が AI や機械学習の方法を取り入れている場合には、その点についても付言しておきたい。

5.2.1 モデル更新に基づく損傷検知

既往研究の多くは、モデル更新 (model updating) の概念により、損傷検知を行う。すなわち、事前に設定した有限要素 (finite element, FE) モデルのパラメータ (剛性) を観測記録から更新し、その低下率を推定することにより各要素の損傷を評価する。こうしたモデルベース (model-based) の方法においては次のような問題設定が取られることが多い。すなわち、監視対象の多自由度系 (multi-degree of freedom, MDOF) が運動方程式 $\mathbf{M}\ddot{\mathbf{x}} + \mathbf{C}\dot{\mathbf{x}} + \mathbf{K}\mathbf{x} = \mathbf{f}$ に従うとき、剛性マトリクス \mathbf{K} を次のようにモデル化する [69]。

$$\mathbf{K}(\boldsymbol{\theta}) = \mathbf{K}_0 + \sum_{i=1}^{N_{el}} \theta_i \mathbf{K}_i \quad (5.1)$$

ここに、 \mathbf{K}_0 は、設計図書等から事前に設定した公称剛性であり、 \mathbf{K}_i は各要素 (または部分構造) の剛性マトリクスをあらわす。 N_{el} は考慮する要素または部分構造の数を示す。 $\boldsymbol{\theta} = \{\theta_i \mid i = 1, \dots, N_{el}\}$ は各要素 (または部分構造) の剛性に係る補正係数である。このとき、モデル更新とはパラメータ $\boldsymbol{\theta}$ を観測記録に適合するよう更新する逆問題にほかならない。

モデルベースの方法群は、いずれも上述の問題設定に則りつつも、(i) 観測記録として何を与えるか、(ii) いかに逆問題を解くか、の二点により分類可能である。

(i) 観測記録に関しては、固有振動数およびモード形状を用いる方法 [70–72] がもっとも一般的であるが、そのほか、モード柔性 (modal flexibilities) [75]、モード曲率 (modal curvatures) [76]、モードひずみエネルギー (modal strain energy) [77, 78]、周波数応答関数 [79, 80] 等を用いる場合が挙げられる。

(ii) 解法に関しては、感度解析に基づく方法が一般的である。すなわち、パラメータ $\boldsymbol{\theta}$ に関する観測記録 \mathbf{y} の一次勾配 $\mathbf{J} = \partial \mathbf{y} / \partial \boldsymbol{\theta}$ を計算し、両者の関係を $\mathbf{y} = \mathbf{J}\boldsymbol{\theta}$ と線形近似する。そのうえで、モデル出力と観測記録の誤差を最小とするような解を、最小二乗法により求解すればよい。しかし、一般に構造物に設置されるセンサー数は、構造物の自由度に比して著しく少なく (incompleteness)、上記の逆問題は不良設定 (ill-posed) 問題となりやすい。そこで、近年、損傷検知の分野においてスパース推定 (sparse estimation) の概念が注目されている [72, 77, 79]。また、こうした逆問題は、観測ノイズ (measurement noise) や、FE モデルのモデル化誤差 (modelling error) のために、推定結果に高い不確実性が予期される。そこで、ベイズ推定のモデル更新への活用が注目されており、Beck and Katafygiotis [81] を嚆矢とする多数の研究報告 [37, 70, 82–86] がある。

感度解析に依らず、 θ と y の非線形的関係を、機械学習やそのほかの最適化手法により取り扱う方法も、盛んに研究されている。非線形回帰の一般的かつ強力な方法であるニューラルネットワーク (neural networks, NN) を用いた方法として、近年注目を集める broad learning と呼ばれるクラス NN を活用した Kuok et al. [87] や、sparse deep belief network (sparse DBN) を用いた Ding et al. [38] がある。そのほか、進化計算による方法も注目されており、遺伝的アルゴリズム (genetic algorithm, GA) [88]、人工蜂コロニー (artificial bee colony, ABC) アルゴリズム [89]、tree seed algorithm (TSA) [90]、粒子群最適化 (particle swarm optimization) [91] 等が活用されている。

このように、モデル更新による損傷検知法に関しても、近年発展が目覚ましい機械学習・AI 手法による大規模データの活用が盛んである。しかし、これらの手法は構造物の設計情報等に基づく詳細なモデルを事前に要するものであり、その点において、本研究ではモデルベースとよぶこととする。

5.2.2 モデル更新に依らない損傷検知

モデル更新に依らない局所損傷検知法では、観測データから抽出される感度特微量 (damage sensitive features, DSF) に依ることが一般的である [39, 92]。DSF には、大きく分けて、(i) 力学的な意味合いが明瞭な振動パラメータを直接用いる場合と、(ii) 力学的メカニズムを仮定せず、データ駆動的 (*data-driven*) に抽出される特微量を用いる場合とがある。

前者 (i) の特微量としては、固有振動数やモード形状などの活用が考えられるが、これらは一般に局所損傷に対して感度が悪い [39, 93]。局所損傷検知の観点からは、モード形状曲率 (mode shape curvatures) [93, 94] やモードひずみエネルギー (modal strain energy, MSE) [95] などが検討されてきた。しかし、Lin et al. [39] が指摘するように、多点入力系である橋梁構造物や常時微動下にある建築物など、入力動が明示的に得られない構造物に関しては、これらの特微量を抽出することが難しい場合もありえる。

一方の (ii) データ駆動型手法は、入出力系を仮定せずとも適用可能であり、また、非線形性の取り扱いに優れる (すなわち構造物の線形性の仮定が不要である) [96] 点においてより汎用的である。たとえば、ウェーブレット変換後の係数を DSF として用いる場合 [97]、Hilbert-Huang 変換を用いる場合 [98] などが検討されてきた。ほかには、観測データを自己回帰 (auto-regressive, AR) モデル [99, 100] や ARX (Auto-Regressive with eXogenous) モデル [101, 102] といったシステム同定モデルに適合させ、その係数を DSF とする場合も多く報告されている。

(ii) では、機械学習、特にパターン認識 (pattern recognition) の技術が採択されることも多い。特に、従来より主成分分析 (principal component analysis, PCA) による次元削減の活用が数多く試みられてきた。たとえば、Sohn et al. [99] は、推定された AR モデルの係数に対して PCA による次元削減を応用している。そのほか、Posenato et al. [73] は、時間窓を移動させつつ適用する移動主成分分析 (Moving PCA, MPCA) を橋梁のひずみ時系列に対して適用し、主成分を DSF とした局所損傷検知を実現している。また、関連技術として、疎主成分分析 (sparse PCA) [103] や独立成分分析 (independent component analysis, ICA) [104] の適用例がある。こうした方法群においては、抽出された DSF を基に損傷を判定する基準として、異常検知の概念が利用されることも少なくない。たとえば、マハラビノス二乗距離 (Maharabinos squared distance, MSD) を活用した事例 [92, 100]

等が挙げられる。

さらに最近では、多層化された NN である深層学習 (deep learning) の適用の試みが活発である。特に、畳み込みニューラルネットワーク (convolutional neural networks, CNN) を用いる手法が目立つ。CNN は、元来、画像認識に用いられることの多い NN であり、実際、SHM の分野でも構造物の画像から損傷を判定する試みがいくつかなされている [41, 42, 105, 106]。一方で、振動データへの適用も検討されている [39, 40, 107, 108]。たとえば、Lin et al. [39] は、橋梁中の複数の観測点から得られる平常時の (交通振動による) 応答を入力とし、各部位の損傷 / 未損傷を出力にもつような二次元の CNN を学習させている。また、Kohiyama et al. [40] は、建築物における各点の地震時応答を入力とし、各損傷パターンを出力とするような CNN により、局所損傷検知を試みている。ただし、この場合、学習データに含まれない未学習の損傷パターンが性能に影響を及ぼしうるため、サポートベクターマシン (support vector machine, SVM) による未学習パターンの検知を検討している。もっとも、これらの CNN を用いた方法では、訓練データとして損傷 / 未損傷の双方のラベルが必要である。したがって、有限要素モデルなどの応答解析によりデータを作成する必要がある (半モデルベース的である)。

5.2.3 提案手法の位置づけ

本章の提案する、相関異常検知に基づく構造物内相互監視は、先の分類によればモデル更新に依らない方法に位置づけられる。教師なし学習 (unsupervised) であることから、教師あり学習に基づく方法 [39, 40, 107, 108] が要する訓練データを作成するための有限要素モデルも不要であり (model-free [73]), その点において汎用性が高い [109]。

本提案手法における DSF は、加速度等の振動データの分散共分散行列である。共分散行列を DSF として考慮した類似の研究としては、Azim et al. [110] が挙げられる。これは、橋梁の各点から得られるひずみデータをもとに、それらの共分散行列の差から損傷を判定する。ただし、部材単位での損傷指標を明示的に得るためのロジックは示されていない。相関異常検知 (CAD) [6] の著者らが提案した別の相関異常検知手法 [111] を用いた類似研究としては、Posenato et al. [73] がある。同論文では、MPCA の優位性評価を主眼として、単純支持梁上に仮定された複数点におけるひずみを対象に、複数の解析技術が比較検討されている。しかし、多数の部材および自由度をもつ構造物への相関異常検知 [111] の適用性は議論されていない。また、各センサーの異常度が各設置点近辺の損傷に対応するという仮定に依っており、部材単位で損傷評価を得るロジックも十分に検討されていない。

各点の振動データから部材に関する DSF をいかに得るか、という点に関しては、モード曲率などのモーダルデータに依る研究 [93–95] を除けば、ほぼ議論されてこなかった。各点の振動データの統計的特性の変化が当該点周辺の部材性能の変化を代表するという仮定に依拠する場合はほとんどであった。一方で、この点につき、正面から議論した稀有な例としては、Blachowski et al. [109] がある。同論文では、静定トラス橋を対象に、各節点の加速度を平衡マトリクスにより各部材の軸ひずみの加速度に変換する。そして、このひずみ加速度の統計量 (分散) をもって各部材の損傷をあらわす DSF とみなしている。このように、提案手法と極めて類似した方法論に依っている一方で、DSF として部材間の共分散をも活用する視点は有していない。また、適用対象が静定構造物に限られてお

り、ラーメンフレームなどの不静定構造物への適用性の議論はない。ラーメンフレームの局所損傷検知をデータ駆動的に実現した例としては白石らの研究 [101, 102] が挙げられるが、これらはいくまでも部分構造を単位とする評価であり、部材単位での評価情報は得られていない。

以上の議論から、本章で示す構造物内相互監視技術の特徴は次の通りに整理できよう。

- (1) 事前に有限要素モデルを必要としない。したがって、各部材の材料特性・断面特性が得られている必要がなく、汎用的である。
- (2) 大規模データ (big data) の取り扱いに優れた機械学習手法に依拠しており、多点観測された構造物への有用性が期待できる。
- (3) スパース推定された共分散行列を DSF とする。したがって、データの相関性をも考慮した損傷検知が可能である。
- (4) 平衡マトリクス概念により、部材単位での監視情報をデータ駆動的に獲得できる。
- (5) 適用対象として、トラス／ラーメン、静定／不静定の別を問わず、汎用的である。

5.3 方法

5.3.1 平衡マトリクス

N 個の節点と M 個の要素により特徴づけられる有限要素モデルにおいて、全節点に作用する節点荷重を縦に並べたベクトル $\mathbf{p} = \{\mathbf{p}_1, \dots, \mathbf{p}_N\}^\top$ と、全要素の応力を縦に並べたベクトル $\mathbf{r} = \{\mathbf{r}_1, \dots, \mathbf{r}_M\}^\top$ が、マトリクス $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{N \times M}$ を用いて次式のように関係づけられているとする。

$$\mathbf{p} = \mathbf{H}\mathbf{r} \quad (5.2)$$

上式の \mathbf{H} を、一般に平衡マトリクス (*equilibrium matrix*) とよぶ [112]。このとき線形構造物においては、仮想仕事の原理から、全節点の変位を縦に並べたベクトル $\mathbf{d} = \{\mathbf{d}_1, \dots, \mathbf{d}_N\}^\top$ と、全要素の変形を縦に並べたベクトル $\mathbf{e} = \{\mathbf{e}_1, \dots, \mathbf{e}_M\}^\top$ は次式のように関係づけられる。

$$\mathbf{e} = \mathbf{H}^\top \mathbf{d} \quad (5.3)$$

\mathbf{H} は $N \times M$ のブロック行列であり、その各要素 \mathbf{H}_{nm} は節点 n と要素 m の接続関係を表す（要素に関する）平衡マトリクスである。たとえば Fig. 5.1 のような梁要素について、両端の節点荷重 $\mathbf{p}_i, \mathbf{p}_j$ と要素応力 \mathbf{r}_m は次のように関係づけられる。

$$\mathbf{r}_m = \mathbf{H}_{im}\mathbf{p}_i + \mathbf{H}_{jm}\mathbf{p}_j \quad (5.4)$$

やはり仮想仕事の原理から、節点変位 $\mathbf{d}_i, \mathbf{d}_j$ と要素変形 \mathbf{e}_m についても次式が成立する。

$$\mathbf{e}_m = \mathbf{H}_{im}^\top \mathbf{d}_i + \mathbf{H}_{jm}^\top \mathbf{d}_j \quad (5.5)$$

したがって、この例では、 \mathbf{H} の (i, m) 要素に \mathbf{H}_{im} を、 (j, m) 要素に \mathbf{H}_{jm} をそれぞれ指定し、 m 列のそのほかのブロック要素に関しては $\mathbf{0}$ とすればよい。なお、要素に関する平衡マトリクス \mathbf{H}_{nm} は、梁の部材変形を定義する際に静定基本部材をどのように設定するかにより異なる [74]。本論文で用いる静定基本部材に関しては 5.3.3 において述べる。

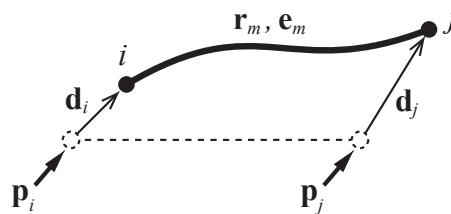


Fig. 5.1 梁要素 m の模式図.

5.3.2 方法

以下では特に、多くの実問題がそうであるように、地動 $\ddot{\mathbf{d}}_g$ が作用する構造物に関して、各節点における絶対加速度 $\ddot{\mathbf{d}}_a \equiv \ddot{\mathbf{d}} + \ddot{\mathbf{d}}_g$ が得られている場合を考えよう。このとき、絶対加速度 $\ddot{\mathbf{d}}_a$ に平衡マトリクスの転置行列 \mathbf{H}^\top を掛け合わせることにより、各要素の変形加速度 $\ddot{\mathbf{e}}$ を得ることができる。すなわち、

$$\begin{aligned}\mathbf{H}^\top \ddot{\mathbf{d}}_a &= \mathbf{H}^\top \ddot{\mathbf{d}} + \mathbf{H}^\top \ddot{\mathbf{d}}_g \\ &= \mathbf{H}^\top \ddot{\mathbf{d}} \\ &= \ddot{\mathbf{e}}\end{aligned}\quad (5.6)$$

なぜなら、 $\mathbf{H}^\top \mathbf{d}_g = \mathbf{0}$ 。すなわち地動変位 \mathbf{d}_g それ自体は要素変形を生じさせないことによる。

このように得られる $\ddot{\mathbf{e}}$ を用いれば、要素に関する共分散行列 $\Sigma_{\ddot{\mathbf{e}}\ddot{\mathbf{e}}} = E[\ddot{\mathbf{e}}\ddot{\mathbf{e}}^\top]$ を計算できる。あるいは、節点加速度に関する共分散 $\Sigma_{\ddot{\mathbf{d}}_a\ddot{\mathbf{d}}_a}$ が既に得られている場合には、

$$\Sigma_{\ddot{\mathbf{e}}\ddot{\mathbf{e}}} = \mathbf{H}^\top \Sigma_{\ddot{\mathbf{d}}_a\ddot{\mathbf{d}}_a} \mathbf{H}\quad (5.7)$$

により、要素変形加速度の共分散に変換できる。

上記を踏まえれば、群相関異常検知を用いた構造物内相互監視は次の通り定式化できる。

- (1) あらかじめ、適当な構造モデルの仮定に基づき、平衡マトリクス \mathbf{H} を構成しておく。
- (2) 節点の絶対加速度 $\ddot{\mathbf{d}}_a$ に関して得られた基準データ \mathcal{D}_{ref} および検査対象データ $\mathcal{D}_{\text{test}}$ のそれぞれにつき、平衡マトリクス \mathbf{H} の転置を掛け合わせるにより、要素変形加速度 $\ddot{\mathbf{e}}$ を得る。
- (3) 要素変形加速度に関して標本共分散行列 Σ_{ref} および Σ_{test} を得る。
- (4) Σ_{ref} および Σ_{test} に対して *graphical lasso* [62] を適用することにより、共分散および精度行列をスパース推定する。
- (5) 関心のある変数の部分集合ごとに群相関異常検知を実行し、群相関異常度を得る。

ここに、(5)における関心のある変数の部分集合とは、例えば各部材における変形ベクトル \mathbf{e}_m を一つの集合とする場合などが考えられる。

5.3.3 本論文で用いる静定基本部材

さて、次節以降では、平面および立体のラーメンフレームを対象に、前節に示した方法の適用可能性を示していく。ただし、先述の通り、平衡マトリクス \mathbf{H} は、部材変形を考える際に静定基本部材をどのように定義するかにより異なる。本論文では以下、Livesley [112] により定式化された静定基本部材を用いる。これは、ある任意の原点を先端にもつふたつの剛な腕により、梁の両端がそれぞれ固定されているような部材である。その概要を二次元の等断面直線材を例に Fig. 5.2 に示す。同図の黒色部が両端を固定する剛な腕を表す。Livesley [112] においては任意の原点につき定式化が示されているが、特にこれを梁の部材長の中央にとった場合を示している。部材変形はふたつの腕の先端の相対変位として定義され、すなわち $\mathbf{e}_m = \{e_x, e_z, \theta\}^\top$ である。ここに、 e_x は軸方向の変形に対応

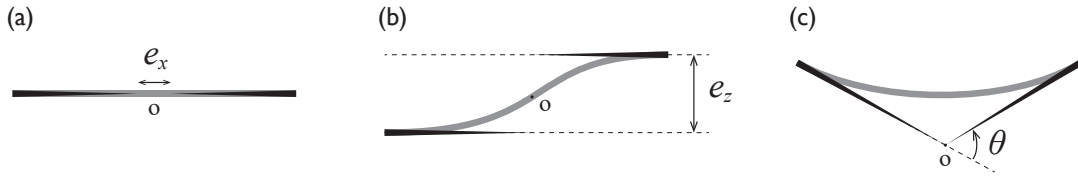


Fig. 5.2 Livesley [112] の静定基本部材と部材変形の定義: (a) e_x ; (b) e_z ; (c) θ .

する量であり, e_z は逆対称曲げに, θ は等曲げにそれぞれ対応する変形成分である. このとき部材に関する平衡マトリクスは次式の通りとなる.

$$\mathbf{H}_{im} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & -L/2 & -1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H}_{jm} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & -L/2 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.8)$$

三次元の梁部材に関しても同様に $\mathbf{e}_m = \{e_x, e_y, e_z, \theta_x, \theta_y, \theta_z\}^T$ が定義される. このうち e_x, e_y, e_z は, 剛な腕の先端の相対変位における, それぞれ x, y, z 軸方向の変形成分であり, $\theta_x, \theta_y, \theta_z$ は, それぞれ x, y, z 軸方向を中心とした回転変形の成分である. このとき部材に関する平衡マトリクスは次式の通りである.

$$\mathbf{H}_{im} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & L/2 & 0 & -1 & 0 \\ 0 & -L/2 & 0 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H}_{jm} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & L/2 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & -L/2 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.9)$$

5.3.4 他の静定基本部材と専門的知識の活用

本論文では Livesley [112] の静定基本部材に則るが, 先に述べた通りこれはあくまで一例に過ぎない. 有限梁要素に関する他の静定基本部材については青山ら [74] に詳しい. そこで紹介されている静定基本部材および対応する部材変形の定義を図示すれば Fig. 5.3 の通りである.

これらのいずれを選択すべきかは, 構造に関する専門的知見を適宜参照しつつ決定することが望ましい. たとえば, 梁要素の端部に損傷が集中すると期待する場合には, Fig. 5.3(b) のような両梁端の回転角に注目した静定基本部材が適当とも考えられよう. 以下の数値実験においては, ヤング係数が

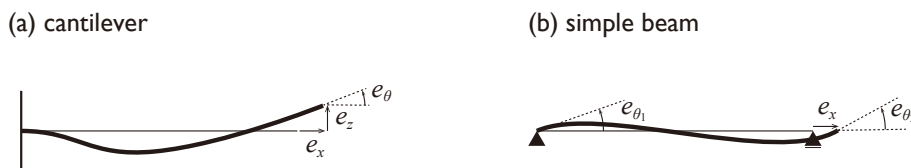


Fig. 5.3 静定基本部材と部材変形の定義: (a) 片持ち梁の場合; (b) 単純梁の場合. 青山ら [74] を基に作成.

部材長にわたって一様に低減するような損傷を仮定するが、今後、損傷が梁端に集中するようなケースも扱い、Fig. 5.3 のいずれの静定基本部材が適当かを検討することも必要であろう。

いずれにせよ、5.3.2 に示した方法は、観測データから関心のある変数を導くための一般的形式を記述したものである。いずれの変数に焦点をあてるかは、専門的知見を参照しつつ、問題に沿う形で決定されることが望ましい。

5.4 適用例 (1): 平面ラーメンフレームへの適用

5.4.1 対象モデル

本節では、前節に示した提案手法に関して、平面ラーメンフレームへの適用例を示す。

ここでは、Fig. 5.4 に示すような 10 層 3 スパンの平面フレームを対象とした。各部材の断面特性（断面積 A ，断面二次モーメント I ）および材料特性（ヤング係数 E ，密度 m ）は Table 5.1 の通りである。未損傷状態における同モデルを model#0 とし、Fig. 5.5 の通り、損傷モデルとして model#1-4 を仮定した。なお、図中赤線部は損傷部材を表しており、その損傷はヤング係数 E を 1/4 倍することにより模擬するものとする。

事前検討として、これらモデルの基本的な動特性を確かめるために、固有値解析を実施した。その際、質量は各部材の質量を両端の節点に均分する集中質量マトリクス (lumped mass matrix [112]) とし、回転慣性は無視した。Table 5.2 は、各モデルの 1-10 次モードにつき、固有振動数 f [Hz] および並進入力に対する刺激係数 β_{TX}, β_{TZ} を示している。いずれの損傷も一次固有振動数にして 5%

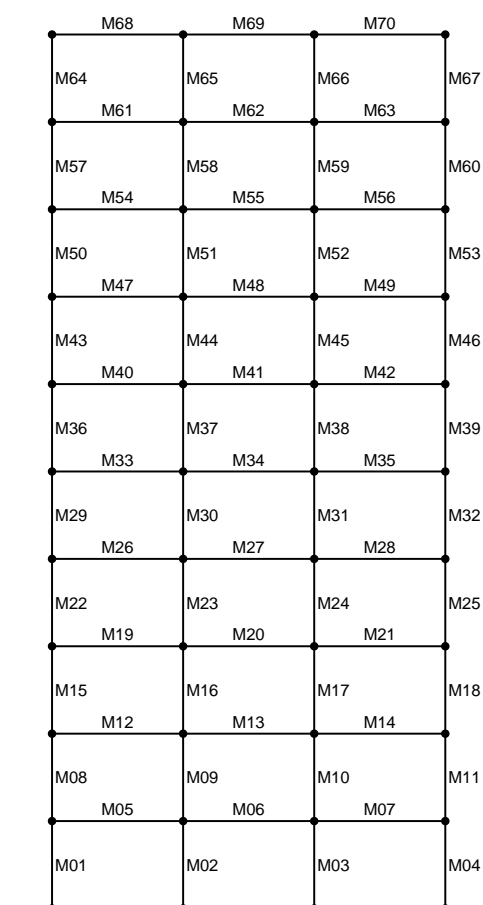


Fig. 5.4 数値実験 IV の対象モデル.

Table 5.1 各部材の材料特性と断面性能 (model#0).

#member	$E[\text{N}/\text{mm}^2]$	$m[\text{kg}/\text{m}^3]$	$A[\text{mm}^2]$	$I[\text{mm}^4]$
beams (05, 06, 07, 12, 13, 14, ...)	2.1×10^4	2.4×10^3	4.8×10^5	5.76×10^{10}
columns (01, 02, 03, 04, 08, 09, 10, 11, ...)	2.1×10^4	2.4×10^3	3.6×10^5	1.08×10^{10}



Fig. 5.5 検査対象モデル (model#1-4) における損傷部材位置 (赤線).

以内の減少と極めて軽微な範囲に収まっており、特に高層部に損傷の生じた model#3 に関しては、固有振動数の変化がほぼみられないことが確認できる。また、モード別にみれば、鉛直振動が支配的な 5 次モードの変化が、特に model#1, 2, 4 において顕著である。

5.4.2 検討条件

以下の検討では、二次元の線形応答解析により全 44 節点の絶対加速度を生成し、これらを対象に相関異常検知の適用性を議論する。ここではその条件を示しておく。

応答解析の際の入力波は、El Centro, Taft, Hachinohe, Tohoku のいずれかとし、その NS および UD 成分をそれぞれ TX および TZ 成分に対応させる。質量は固有値解析と同様に集中質量マトリクスとし、減衰は減衰定数 0.02 の剛性比例型と仮定する。なお、応答解析は Newmark- β 法に依る。こうして得られる絶対加速度 $\ddot{\mathbf{d}}$ に関して、5.3 の方法により作成される平衡マトリクス $\mathbf{H} \in \mathbf{R}^{44 \times 70}$ を掛けることにより、全 70 部材に関してその変形加速度 $\ddot{\mathbf{e}}$ の時刻歴集合 \mathcal{D} を得る。さて、基準モデルおよび検査対象モデルのそれぞれにつき得られるデータをそれぞれ $\mathcal{D}_{\text{ref}}, \mathcal{D}_{\text{test}}$ として、各部材の 3 変数 $\{e_x, e_z, \theta\}$ をそれぞれ群とする群相関異常検知を実行する。ただし、異常検知の際には、入力波の振幅の大小が結果に与える影響を軽減させるために、変形加速度の群 $\ddot{\mathbf{e}}$ を入力波の NS 成分の標準偏差によって基準化しておくこととする。

Table 5.2 各モデル・各次の固有振動数および刺激係数.

#mode	f [Hz]	β_{TX}	β_{TZ}	#mode	f [Hz]	β_{TX}	β_{TZ}
model#0				model#3			
1	1.36	1.31	0.00	1	1.36	-1.32	0.00
2	4.11	-0.47	0.00	2	4.08	0.48	0.00
3	7.09	-0.26	0.00	3	6.99	-0.25	0.01
4	9.89	0.16	0.00	4	9.77	-0.17	-0.04
5	11.16	0.00	-1.40	5	11.12	0.01	-1.41
6	12.59	-0.12	0.00	6	12.53	-0.12	-0.05
7	13.68	-0.06	0.00	7	13.48	0.08	-0.01
8	15.34	-0.10	0.00	8	15.33	-0.10	0.00
9	17.60	-0.08	0.00	9	17.15	-0.05	0.15
10	17.60	0.00	0.26	10	17.58	-0.06	-0.11
model#1				model#4			
1	1.34	1.32	-0.01	1	1.30	-1.32	0.01
2	4.05	0.47	0.02	2	3.95	-0.47	-0.06
3	7.01	-0.27	0.01	3	6.86	-0.29	0.04
4	9.76	0.16	0.08	4	9.55	-0.14	-0.48
5	10.70	0.03	-1.43	5	9.96	0.12	-1.19
6	12.40	0.09	0.23	6	12.05	-0.10	-0.42
7	13.19	0.09	-0.18	7	12.60	-0.08	0.38
8	15.09	-0.12	-0.03	8	14.95	-0.10	-0.04
9	17.03	0.04	0.13	9	16.74	0.00	-0.11
10	17.39	0.06	-0.05	10	17.04	0.09	-0.01
model#2							
1	1.33	1.31	0.00				
2	4.10	0.47	0.00				
3	6.96	0.29	-0.01				
4	9.71	-0.16	-0.07				
5	10.57	0.01	-1.46				
6	12.58	0.11	0.05				
7	13.51	0.09	-0.16				
8	15.09	-0.12	-0.04				
9	17.27	0.06	0.07				
10	17.49	-0.03	0.33				

5.4.3 入力波依存性に関する検討 (Case 1-3)

はじめに、検知性能の入力波に対する依存性を検討するために、Table 5.3 に示すような 3 ケースを設定した。すなわち、基準モデルおよび検査対象モデルを、いずれもそれぞれ model#0, model#1 とし、その入力波を、基準モデルに関しては El Centro に固定し、検査対象モデルに関しては Taft, Hachinohe, Tohoku の 3 ケースとした。罰則項係数 ρ についても検知性能に与える影響を検討する

Table 5.3 検討ケース (Case 1-3).

#Case	Models		Inputs		penalty, ρ
	ref.	test	ref.	test	
1	model#0	model#1	El Centro	Taft	$\rho = \{10^{-7}, \dots, 0.9\}$
2	model#0	model#1	El Centro	Hachinohe	$\rho = \{10^{-7}, \dots, 0.9\}$
3	model#0	model#1	El Centro	Tohoku	$\rho = \{10^{-7}, \dots, 0.9\}$

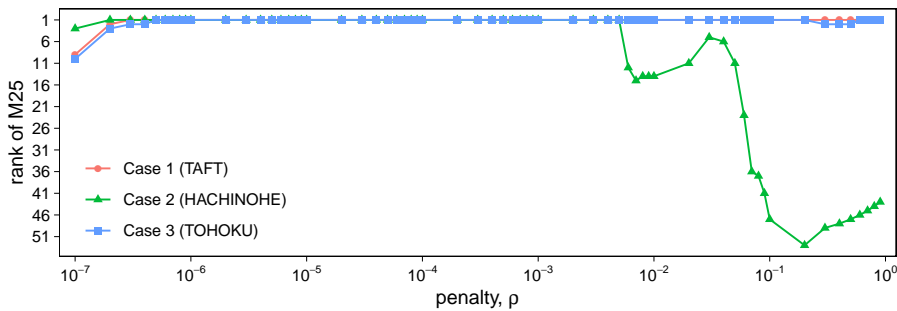
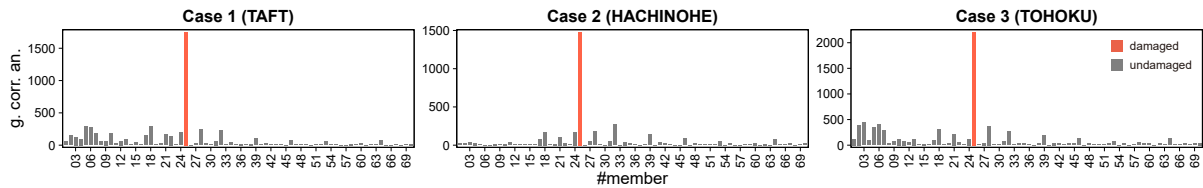


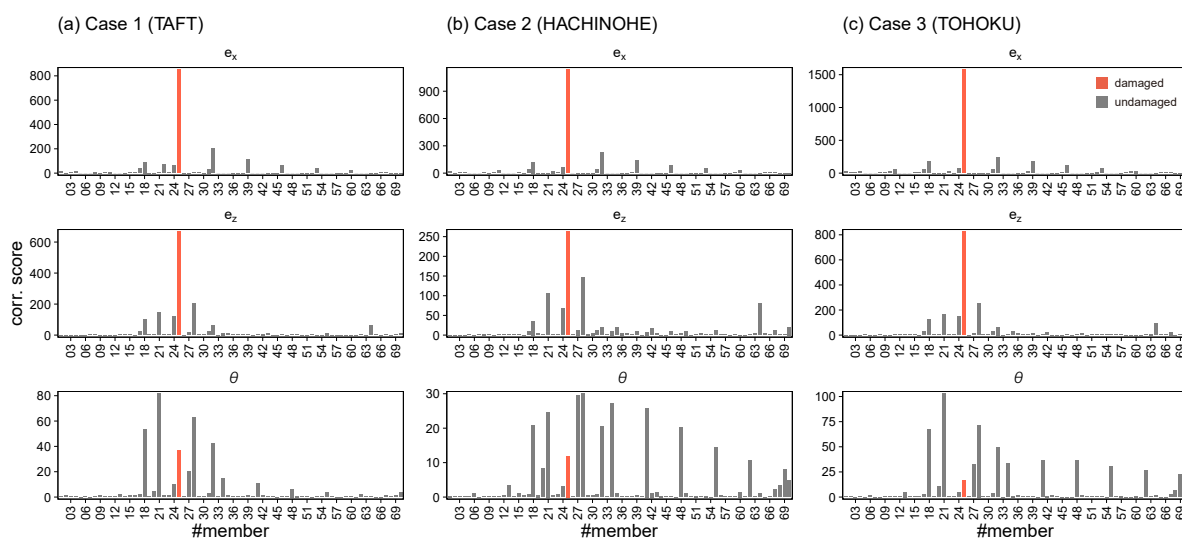
Fig. 5.6 罰則項係数に対する損傷部材 M25 の相関異常度の順位.

Fig. 5.7 Case 1-3 における群相関異常検知結果 ($\rho = 10^{-5}$).

ため、それぞれ $\rho = 1 \times 10^{-7}, 2 \times 10^{-7}, \dots, 8 \times 10^{-1}, 9 \times 10^{-1}$ のように変化させた。結果を Fig. 5.6 に示す。同図は、異なる罰則項係数 ρ に対する、群相関異常度順における損傷部材 M25 の順位を各ケースにつき示している。すなわち、M25 の順位が 1 位であれば、異常検知が良好に機能したものとみなせる。同図より、検査対象モデルに Taft 波、Tohoku 波を用いる Case 1, 3 においては、一部区間を除いて罰則項係数 ρ の値にほぼ左右されず、良好な検知性能が得られている。一方の、Hachinohe 波を用いる Case 2 においては、特に $\rho > 5 \times 10^{-3}$ の範囲で性能が安定しない。しかし、いずれにせよ概ね $[10^{-6}, 10^{-4}]$ の範囲で ρ を設定すれば、入力波に依らず良好な検知性能が得られることが示唆されている。

Fig. 5.7 には、各ケースにつき、各部材の群相関異常度を特に $\rho = 10^{-5}$ に関して示す。いずれのケースにおいても、損傷部材 M25 の異常度が他の部材に比べて顕著に高く、良好な検知性能が確認できる。

Fig. 5.8 には、各部材につき 3 変数の計 $3 \times 70 = 210$ 変数について、相関異常検知 ($\rho = 10^{-5}$) を実行した結果を示す。いずれのケースにおいても、 e_x および e_z の成分に関しては、損傷部材である

Fig. 5.8 Case 1-3 における相関異常検知結果 ($\rho = 10^{-5}$).

M25 の卓越する結果が得られている。一方の θ に関しては、いずれのケースにおいても、未損傷の部材において M25 と同等かより高い異常度が算出されている。すなわち、誤検知が生じてしまっている。さらに、こうした誤検知がどの部材に生じるかがケースによって異なることから、この点に入力波依存性が示唆されている。しかしながら、これら θ において算出される異常度の最大値は、最も高い Case 3 においても、 e_x, e_z における異常度の最大値に比べて 1/10 程度と小さい。したがって、こうした θ の入力波依存性は、群相関異常検知上は問題にならないものと考えられる。

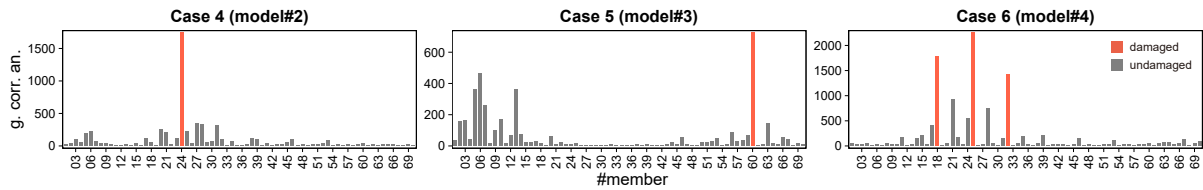
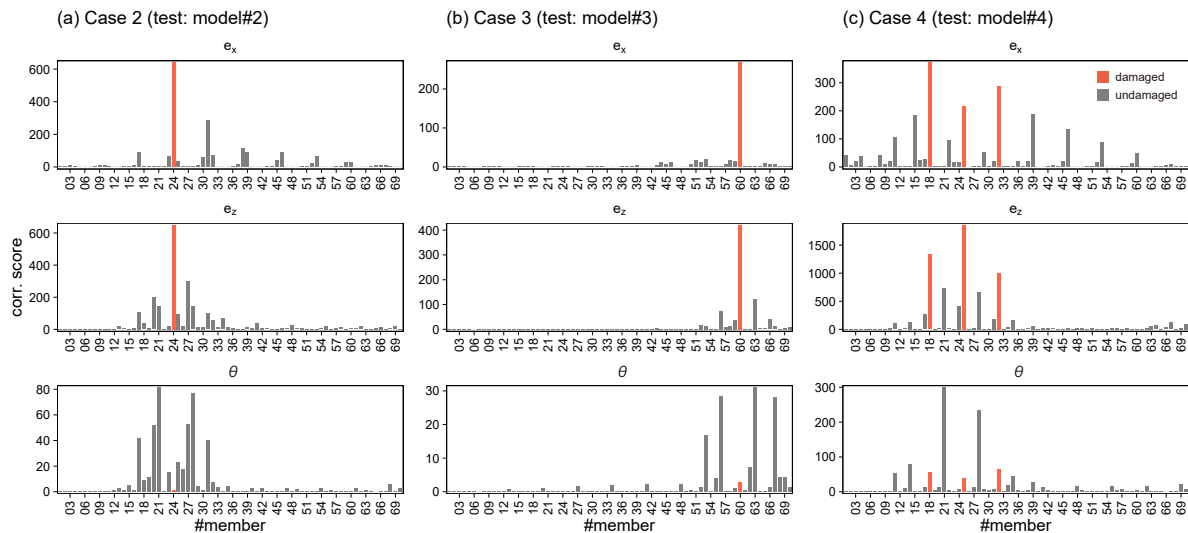
以上、Case 1-3 より、(i) 罰則項係数が適切な範囲（本検討によれば $[10^{-6}, 10^{-4}]$ ）に収まっている限り、群相関異常検知は入力波に依存せず良好な性能を維持すること、(ii) 成分ごとにみれば ρ において誤検知の傾向がみられるものの、群相関異常検知上その影響は軽微であり問題とならないこと、が示唆される。

5.4.4 部材損傷位置に関する検討 (Case 4-6)

次に、Table 5.4 に示すような検討条件の下で、model#2-4 のそれぞれを検査対象モデルとすることにより、部材損傷位置が検知性能に与える影響に関して考察する。なお、罰則項係数に関しては、前項の検討を参考に $\rho = 10^{-5}$ とした。

Table 5.4 検討ケース (Case 4-6).

#Case	Models		Inputs		penalty, ρ
	ref.	test	ref.	test	
4	model#0	model#2	El Centro	Taft	$\rho = 10^{-5}$
5	model#0	model#3	El Centro	Taft	$\rho = 10^{-5}$
6	model#0	model#4	El Centro	Taft	$\rho = 10^{-5}$

Fig. 5.9 Case 4–6 における群相関異常検知結果 ($\rho = 10^{-5}$).Fig. 5.10 Case 4–6 における相関異常検知結果 ($\rho = 10^{-5}$).

はじめに群相関異常検知の結果を Fig. 5.9 に示す．いずれのケースにおいても，損傷部材に関する異常度が最も高く，良好な適用性が確認される．Case 5 における損傷部材 M60 の異常度は，Case 4 における損傷部材 M24 の異常度に比べて半分以下と小さいが，これは，M60 のような上層部の柱の部材変形が M24 のような中低層部の柱に比べて小さく，したがって損傷の影響も比較的に軽度であることが要因と考えられる．Case 6 のように損傷部材が複数ある場合にも良好な検知性能が示されたことは，提案手法の高い適用性を示す点において特筆すべきであろう．

次に，成分ごとの相関異常検知の結果を Fig. 5.10 に示す．まず e_x に関して，いずれのケースにおいても損傷部材に関して最も高い異常度が示されている．ただし Case 6 に関しては，M39 や M46 においても損傷部材と同程度に異常度が高い．M18, 25, 32 といった部材の損傷に起因して構造物全体において応力配分が変化し，損傷部材の直上にあるこれら部材の変形量にも影響が及んだことがその要因として考えられる． e_z に関して，たとえば Case 6 の M21, M28 など，損傷部材に接続する部材において誤検知が生じているほかは，全体として良好な結果が得られている． θ に関しては，Case 1–3 と同様に，損傷部材の異常度は極めて小さく，見逃しが生じてしまっている．特に，Case 4, 5 における損傷部材の異常度は，Case 1–3 における M25 の異常度に比べても顕著に小さい．層の内部に位置する M24 や上層に位置する M60 といった損傷部材においては， θ が代表するような梁の

曲げ変形のモードが元来生じにくく、したがって損傷の与える影響も小さいことがその要因として考えられる。しかしながら、 θ の異常度は、全体として e_z などに比べオーダーが小さく、実際に、これらの見逃しは群相関異常検知上もほぼ影響を与えていない。

以上、Case 4-6 より、(i) 損傷部材位置によらず群相関異常検知は損傷検知に高い適用性を有すること、(ii) 複数の部材が損傷するケースにおいても、周辺の部材に誤検知の生じる可能性はあるものの、適用性を有すること、が示された。

5.5 適用例 (2): 立体ラーメンフレームへの適用

5.5.1 対象モデル

本節では、立体ラーメンフレームへの適用例を示す。対象としたモデルは、Fig. 5.11 の通り、 2×1 スパンで 10 層の立体ラーメンフレームであり、水平部材 (beams) および鉛直部材 (columns) は損傷前においてそれぞれ Table 5.5 に示すような材料特性および断面性能をもつ。なお、これらの値は RC 造構造物を想定して設定した。損傷前のモデルを基準モデル (model#0) とし、検査対象モデルとしては、Fig. 5.12 に示すような model#1-4 を仮定した。それぞれ赤線部が損傷部材を示しており、ここではヤング係数 E を 0.25 倍することで、その損傷を模擬することとした。

対象モデルの基本的な動特性を確かめるために、固有値解析を行った。解析の際には、回転慣

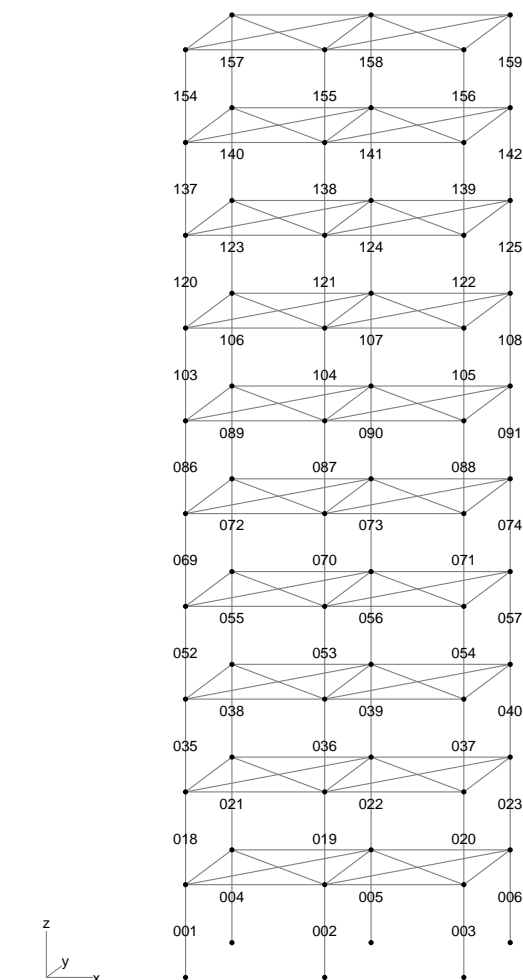


Fig. 5.11 対象モデル。部材番号は鉛直部材に関してのみ記している。

性を無視する集中質量マトリクスを採用し，減衰は減衰定数 0.02 の剛性比例型とした．結果は Table 5.6 の通りである．同表は各モデルにつき，固有振動数 f [Hz] および並進入力に対する刺激係数 $\beta_{TX}, \beta_{TY}, \beta_{TZ}$ を示している．これらより，特に model#1-3 に関しては，部材の損傷が固有振動数に対して極めて軽微な影響しか与えないことが確認できる．一方の model#4 に関しては，一次固有振動数がおよそ 10% 減少しており，一定程度の影響が認められる．

5.5.2 検討条件

これらモデルのそれぞれにつき線形応答解析 (Newmark- β 法) を実行した．その際の入力波としては，基準モデル model#0 に関しては El Centro 波を，検査対象モデル model#1-4 に関しては Taft 波をそれぞれ仮定し．並進三成分 (TX, TY, TZ) に観測波の NS, EW, UD 成分をそれぞれ対応させた．なお，質量および減衰の設定は固有値解析の際と同様である．

応答解析により全 66 節点につき得られた絶対加速度のセットを観測記録として仮定し，5.2 の方法に依り作成した平衡マトリクス $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{66 \times 170}$ を用いて全 170 部材の変形加速度に変換した．そのうえで，この変形加速度のセットを対象に，それぞれ model#1-4 を検査対象とする場合について，

Table 5.5 各部材の材料特性と断面性能 (model#0).

#member	E [N/mm ²]	G [N/mm ²]	m [kg/m ³]	A [mm ²]	I_y [mm ⁴]	I_z [mm ⁴]	J [mm ⁴]
beams	2.1×10^4	9.0×10^3	2.4×10^3	4.8×10^5	5.76×10^{10}	6.40×10^9	1.83×10^{10}
columns	2.1×10^4	9.0×10^3	2.4×10^3	3.6×10^5	1.08×10^{10}	1.08×10^{10}	2.02×10^{10}

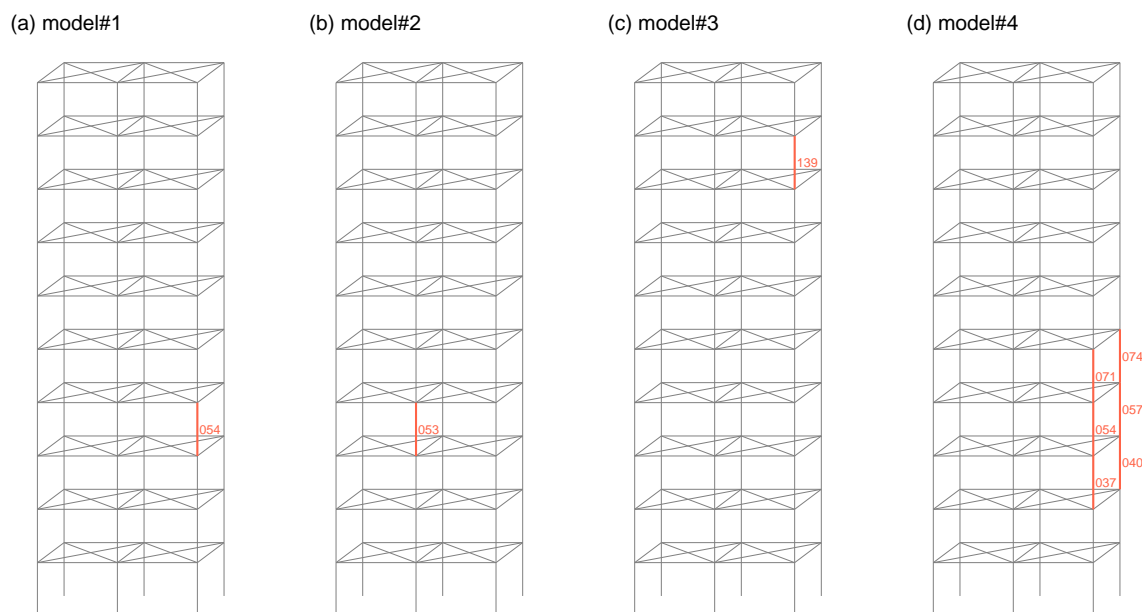


Fig. 5.12 検査対象モデル (model#1-4). 赤線は損傷部材を示す．

Table 5.6 各モデル・各次の固有振動数および刺激係数.

#mode	f [Hz]	β_{TX}	β_{TY}	β_{TZ}	#mode	f [Hz]	β_{TX}	β_{TY}	β_{TZ}
model#0					model#3				
1	0.79	0.00	1.39	0.00	1	0.79	0.00	1.40	0.00
2	0.91	-1.33	0.00	0.00	2	0.91	-1.34	0.00	0.00
3	1.02	0.00	0.00	0.00	3	1.02	-0.01	0.00	0.00
4	2.54	0.00	0.55	0.00	4	2.52	0.01	-0.58	0.00
5	2.77	0.49	0.00	0.00	5	2.75	-0.50	-0.01	0.00
6	3.08	0.00	0.00	0.00	6	3.05	0.02	0.02	0.00
7	4.75	0.00	-0.27	0.00	7	4.69	-0.02	0.30	-0.01
8	4.89	0.26	0.00	0.00	8	4.84	0.27	0.01	0.01
9	5.20	0.00	0.00	0.00	9	5.12	-0.02	-0.05	0.00
10	6.71	0.00	0.18	0.00	10	6.66	-0.02	0.20	0.02
model#1					model#4				
1	0.78	0.08	-1.43	0.00	1	0.72	0.00	1.59	0.00
2	0.90	1.34	0.08	0.00	2	0.84	1.34	0.00	0.02
3	1.01	-0.02	-0.05	0.00	3	0.95	0.00	0.38	0.00
4	2.51	0.06	-0.56	-0.02	4	2.39	0.00	-0.64	0.00
5	2.74	0.49	0.05	-0.01	5	2.61	0.51	0.00	-0.08
6	3.07	0.02	-0.01	0.01	6	3.01	0.00	0.09	0.00
7	4.70	-0.01	0.33	0.00	7	4.32	0.00	-0.41	0.00
8	4.85	-0.28	0.00	0.00	8	4.66	-0.30	0.00	-0.05
9	5.14	-0.02	-0.02	0.00	9	4.99	0.00	0.17	0.00
10	6.63	0.00	-0.19	-0.01	10	6.23	0.00	-0.33	0.00
model#2									
1	0.78	0.00	1.39	0.00					
2	0.90	-1.37	0.00	0.00					
3	1.02	0.09	0.00	0.00					
4	2.51	0.00	0.55	0.02					
5	2.76	-0.49	0.00	0.00					
6	3.08	0.00	0.00	0.00					
7	4.71	0.00	-0.29	0.00					
8	4.83	-0.30	0.00	0.00					
9	5.18	0.02	0.00	0.00					
10	6.65	0.00	-0.17	0.00					

各部材に関する 6 変数 $\mathbf{e}_m = \{e_x, e_y, e_z, \theta_x, \theta_y, \theta_z\}$ を群とする群相関異常検知を実行した。なお、罰則項係数は 5.4 の検討を踏まえて $\rho = 10^{-5}$ とした。

5.5.3 結果

結果を Fig. 5.13 に示す。いずれの検査対象モデルにおいても、損傷部材に関する相関異常度が卓越して高い値を示しており、提案手法の高い適用性が確認できる。

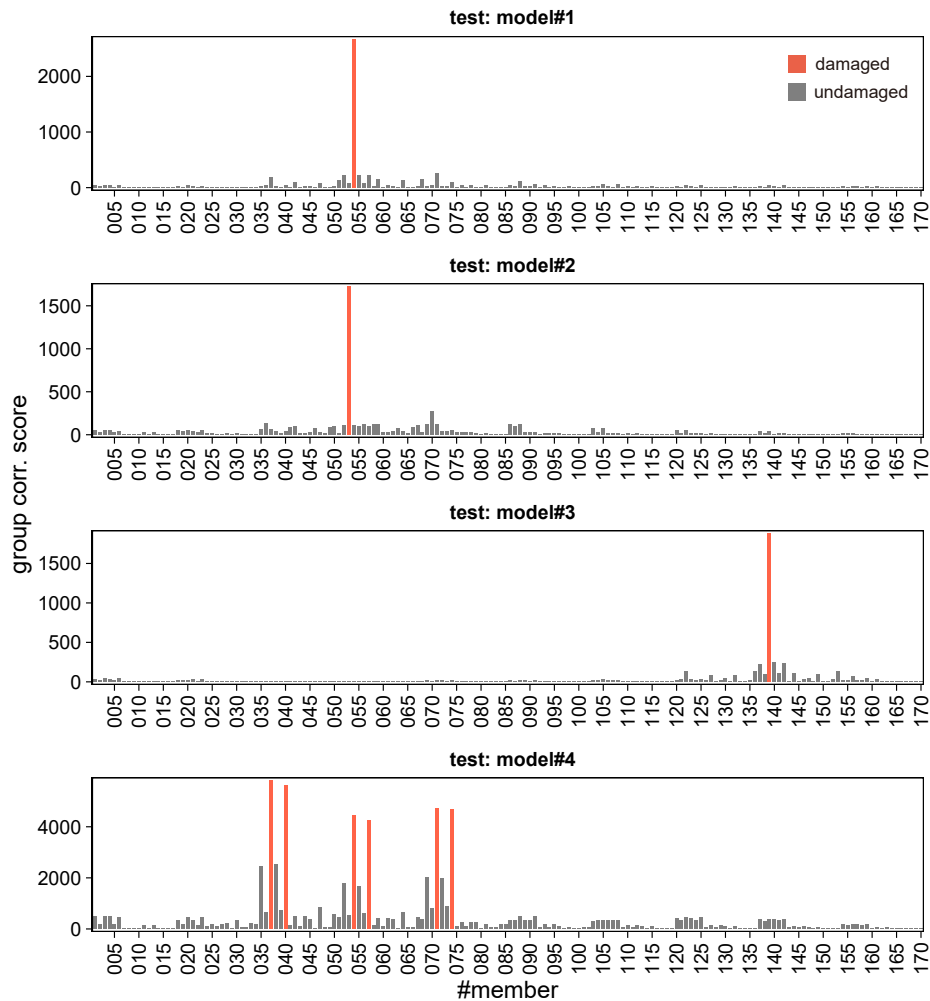


Fig. 5.13 各モデル・各変数につき算出された群相関異常度.

つぎに、6成分 \times 170部材 = 1020変数のそれぞれにつき $\rho = 10^{-5}$ の下で相関異常検知を実行した。結果を Fig. 5.14 に示す。変数ごとにみると、まず e_x, e_y, e_z に関して、model#4 の e_z を除けば、いずれのモデルにおいても損傷部材の相関異常度が卓越する結果が得られている。model#4 の e_z に関しては、M47 や M64 などの損傷部材どうしを繋ぐ梁部材において、損傷部材と同程度かそれ以上の異常度が示されている点を除けば、良好な結果が得られている。 $\theta_x, \theta_y, \theta_z$ に関しては、いくつかのケースにおいて、5.4 で平面フレームに関して示されたのと同様に、未損傷部材の誤検知および損傷の見逃しが生じてしまっている。特に、model#2 の θ_y に関しては、損傷部材 M53 の異常度がほぼみられず、この傾向が顕著である。この点に関しては、M53 が $x-z$ 平面上において中央に位置する部材であり、ゆえに変形 θ_y が生じにくい部材であることが要因であろう。

このように各変形成分に関してみれば、特に回転に関する成分につき誤検知・見逃しが生じやすいなどの問題があるが、群相関異常検知により各部材に関して統合された結果をみれば、正しく異常が判定できようことから、提案手法の適用性は十分に高いと結論できる。

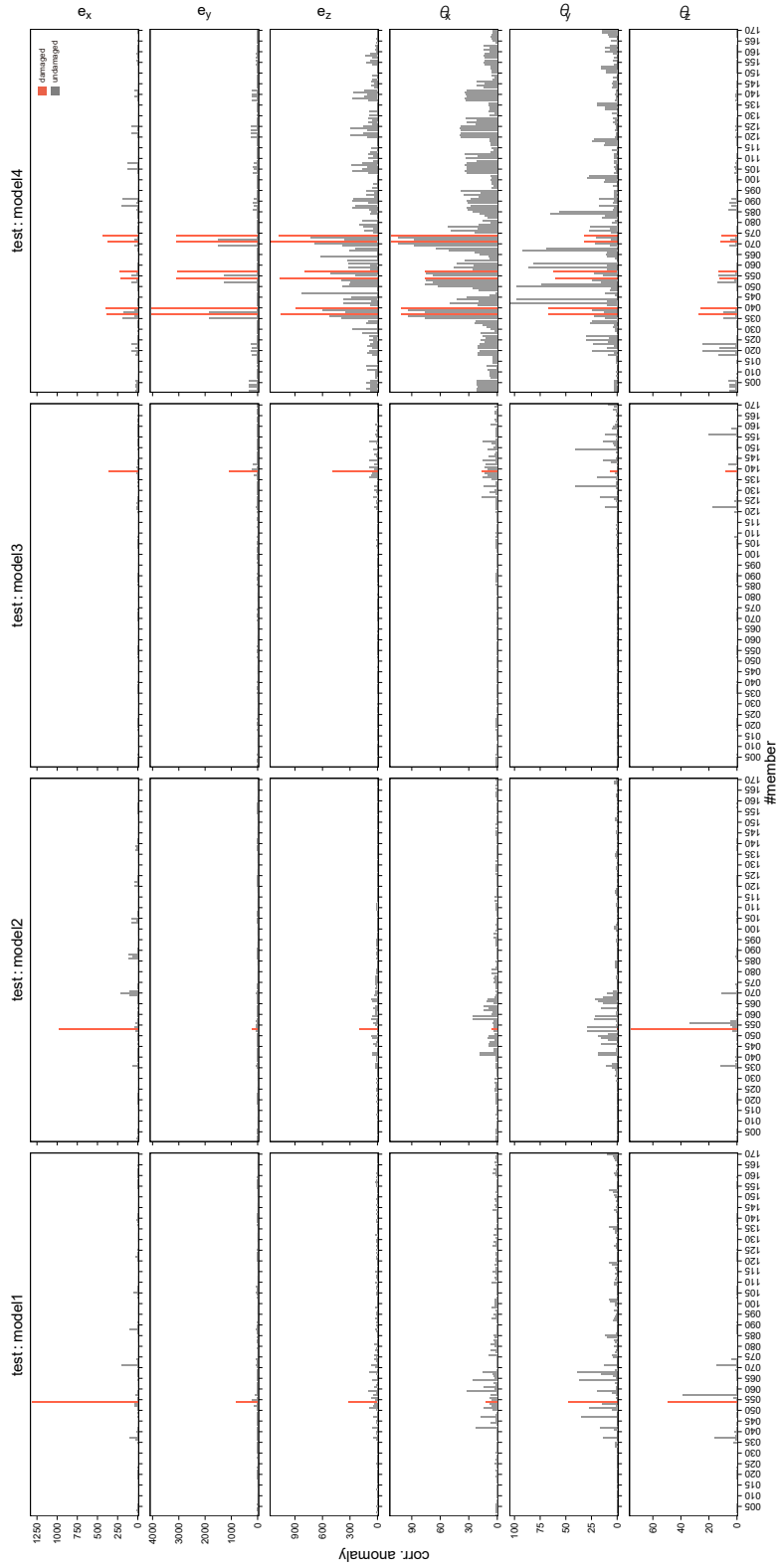


Fig. 5.14 各モデル・各変数につき算出された相関異常度.

5.6 結論

本章では、マルチスケール・マルチパフォーマンス都市監視の応用例の一つとして、構造物内相互監視を取り上げた。構造物内相互監視は、平衡マトリクスにより節点変位（絶対加速度）を部材変形（の加速度）へと変換する。そのうえで、各部材の変形成分を群とした群相関異常検知 (groupCAD) により各部材につき異常度を算出し、これを指標とした局所損傷検知を実現する手法である。本手法の適用性を、本章では、平面フレームおよび立体フレームの双方につき、数値実験により検討した。その結果、下記の諸点が示唆された。

- (1) 罰則項係数が適切に設定される限り、群相関異常検知は入力波に依存せず良好な性能を示す。今回検討した限りでは、罰則項係数は $[10^{-6}, 10^{-4}]$ の範囲で設定することが望ましい。
- (2) (今回検討した限りでは) 群相関異常検知は損傷部材の位置に依らず良好に機能する。
- (3) ただし、複数部材が損傷するケースでは、損傷部材の周辺において損傷が誤検知される場合がありうる。
- (4) 平面フレーム、立体フレームを問わず、本手法は局所損傷検知問題に対して良好な性能を有する。

ただし、本章において適用性が確認された範囲は、あくまで線形挙動するラーメンフレームに限る。非線形性が与える影響や、トラス構造など他の様々な構造形式への適用性に関しては別途検討を要する。さらに、これらの知見は実験や実観測記録に基づき検証されなければならない。これらの点は今後の検討課題である。

第6章

マルチスケール構造物群監視技術の構築

6.1 はじめに

本論文では、これまで、マルチスケール・マルチパフォーマンス都市監視の技術応用 (MSPUM) を最終的な射程としつつ、まずは構造躯体を対象にシングルパフォーマンスな都市監視を検討してきた。第4章では、都市（構造物群）のスケールに着目し、群を構成する各構造物の損傷可能性をデータ駆動的に序列化する方法を、続く第5章では、構造物を構成する層・構面・部材のスケールに着目し、これらの性能監視をデータ駆動的に実行する構造物内相互監視技術を、それぞれ提示した。

これらの両技術は、それぞれが独立に実施されたとしても十分に有意義であろう。すなわち、構造物間相互監視により要対応構造物を抽出し、抽出されたそれらにつき構造物内監視を実施するという方針にも、一定の合理性が認められよう。しかしながら、MSPUMの観点からは、これら両者が統合された形で実施されることがより望ましい。なぜなら、各構造物の緊急対応優先度は、部材レベルのミクロなスケールをも考慮しなければ、十全に評価できない場合も十分に想定されるからである。2で述べたように、緊急対応優先度は、都市性能貢献度と性能損失（この場合は相関異常度）との相乗により決定されるが、構造物の各層・構面・部材の都市性能貢献度は決して一様ではない。特に、事業継続上の根幹をなす財や物品、サーバを保管する室や、防災対策本部など緊急対応上期待される役割の大きい室などに関しては、それらの空間を直接的に構成する層・構面・部材の重要度は、他の空間における層・構面・部材に比べて高いと考えるべきである。したがって、構造物全体としてみれば性能に大きな変化がみられない場合でも、こうした重要な層・構面・部材が局所的に損傷していれば、緊急対応を優先的に実施すべきであろう。構造物間相互監視と構造物内相互監視を別個に実施するのでは、このように重要な局所損傷を正しく抽出できない危険がある。

そこで、本章では、これら両手法を統合した監視技術として、マルチスケール構造物群監視技術を構築する。同技術は、3.4に述べたような定式化に則り、各棟の応答からなる変数群 G_1 および各部材の変形からなる変数群 G_2 の二群を想定する。それぞれにつき群（拡張）相関異常検知を適用することで算出される相関異常度は、変数群相互で比較可能な形に規準化され（規準化相関異常度）、もって性能損失疑いとみなされる。こうして得られた性能損失疑いは、別途、ネットワーク信頼性解析等の手法により評価される都市性能貢献度と突き合わされ、構造物全体としてみれば軽微であるが都市性能においては重要な局所損傷を抽出するのに役立つであろう。

本章では，平面フレームの集合として模擬された架空の構造物群を対象に，棟ごとに異なる観測条件を仮定しつつ，マルチスケール構造物群監視の適用例を示すこととしたい．

6.2 数値実験

6.2.1 検討対象および条件

数値実験の概要は次の通りである。

構造物群として、ここでは 18 棟の平面フレームを対象とした。それぞれスパン数 N_x や層数 N_z および梁と柱の断面性能 A_b, I_b, A_c, I_c の設定を変化させることで、互いに異なる特性を有するモデルとした (Table 6.1 の第 1–7 列)。Fig. 6.1 には、各モデルを幾何学的形状ごとに整理して図示している。スパン長および層高はいずれも 6[m] および 4[m] である。材料特性も共通とし、ヤング係数 $E = 2.1 \times 10^4 [\text{N}/\text{mm}^2]$ および密度 $m = 2.4 \times 10^3 [\text{kg}/\text{m}^3]$ を仮定した。減衰は剛性比例型と仮定し、減衰定数 0.02 とした。

構造物群の想定位置は Fig. 4.2 と同様である。それぞれ強震観測網 K-NET [66] の 18 の観測点と対応づけられている。各点の観測波が各棟に入力されるような状況を仮定することで、地震動の地点による違いを模擬した。ただし、各観測波の NS 成分をフレームの水平方向に、UD 成分を鉛直方向に、それぞれ対応させている。なお、ここでは各棟を、対応する観測点コードの「TKY」以下三桁によりナンバリングする。たとえば TKY001 に位置するフレームは model#001 と呼ばれる。

観測条件は棟により異なる。Model#022 および model#023 に関しては全自由度につき加速度応答が観測されるものと仮定し、そのほかのフレームにおいては頂部一点の三自由度のみが観測される

Table 6.1 各モデルの諸元.

#model	N_x	N_z	$A_b[\text{m}^2]$	$I_b[\text{m}^4]$	$A_c[\text{m}^2]$	$I_c[\text{m}^4]$	$f_{\text{ref}}[\text{Hz}]$	$f_{\text{test},1}[\text{Hz}]$	$f_{\text{test},2}[\text{Hz}]$
001	1	4	0.48	0.0576	0.36	0.0108	3.491	3.491	3.491
002	2	4	0.48	0.0576	0.36	0.0108	3.363	3.363	3.363
004	3	4	0.48	0.0576	0.36	0.0108	3.315	3.315	3.315
006	1	6	0.48	0.0576	0.36	0.0108	2.252	2.252	2.252
007	2	6	0.48	0.0576	0.36	0.0108	2.226	2.152	1.814
013	3	6	0.48	0.0576	0.36	0.0108	2.210	2.210	2.210
014	1	4	0.48	0.0576	0.25	0.005208	2.664	2.664	2.664
015	2	4	0.48	0.0576	0.25	0.005208	2.517	2.517	2.517
016	3	4	0.48	0.0576	0.25	0.005208	2.462	2.462	2.462
017	1	6	0.48	0.0576	0.25	0.005208	1.757	1.757	1.757
018	2	6	0.48	0.0576	0.25	0.005208	1.688	1.688	1.688
020	3	6	0.48	0.0576	0.25	0.005208	1.658	1.658	1.658
021	1	4	0.32	0.0333	0.25	0.005208	3.066	3.066	3.066
022	2	4	0.32	0.0333	0.25	0.005208	2.929	2.929	2.929
023	3	4	0.32	0.0333	0.25	0.005208	2.880	2.810	2.622
024	1	6	0.32	0.0333	0.25	0.005208	1.998	1.998	1.998
027	2	6	0.32	0.0333	0.25	0.005208	1.949	1.949	1.949
028	3	6	0.32	0.0333	0.25	0.005208	1.928	1.928	1.928

ものと仮定した。後者の場合の観測点は、Fig. 6.1 に朱色で示している。

この構造物群に関して、二通りの損傷シナリオを考えた。Scenario#1 では、model#007 の部材#08, 13 および model#023 の部材#11, 18 の剛性を半減させることとした。Scenario#2 では、model#007 の部材#08, 13 および model#023 の部材#11, 18 の剛性を 1/4 倍するとともに、model#007 の部材#06, 07, 11, 12 および model#023 の部材#10, 17 の剛性を半減させることとした。Fig. 6.2 には、各シナリオ・各モデルの損傷位置を示している。また、基準状態および各損傷シナリオにおける各モデルの一次固有振動数を Table 6.1 の第 8-10 列に示す。ただし、 f_{ref} が基準状態における固有振動数を、 $f_{test,1}, f_{test,2}$ がそれぞれ scenario#1,#2 における固有振動数を表している。Scenario#1 においては、model#007, #023 のいずれも一次固有振動数の低下率は 5% 未

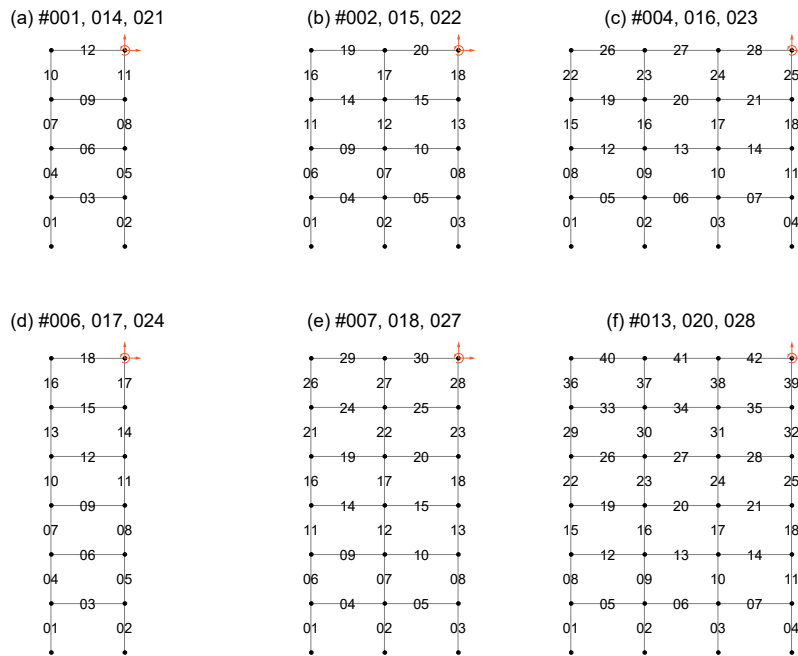


Fig. 6.1 各モデルの概要.

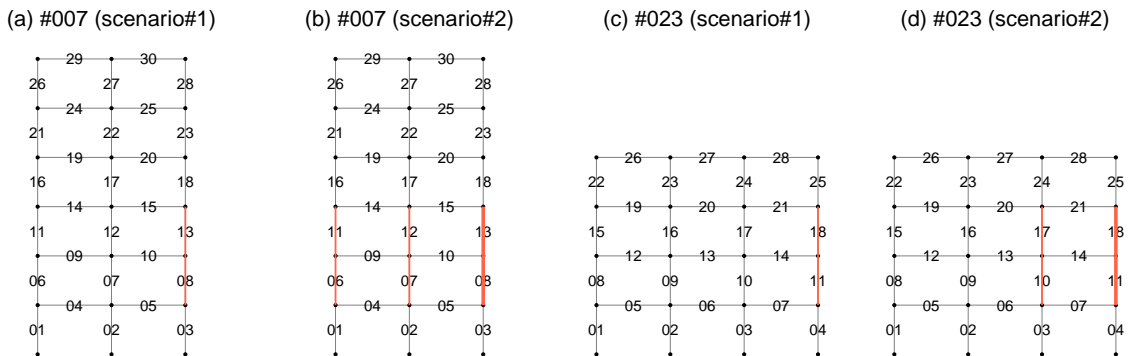


Fig. 6.2 損傷パターン.

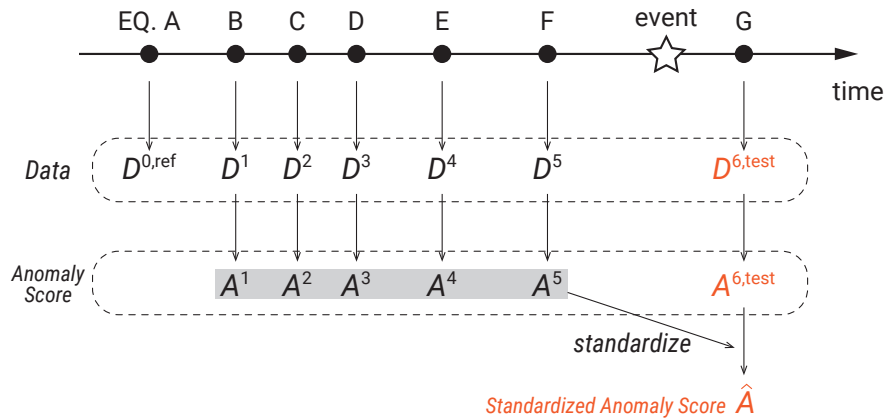


Fig. 6.3 相関異常検知の手順.

満におさまっており、(全体としてみれば) 軽微な損傷といえる。一方の Scenario#2 においては、model#007 で約 20% 減, model#023 では約 10% 減と、比較的厳しい損傷がみられる。

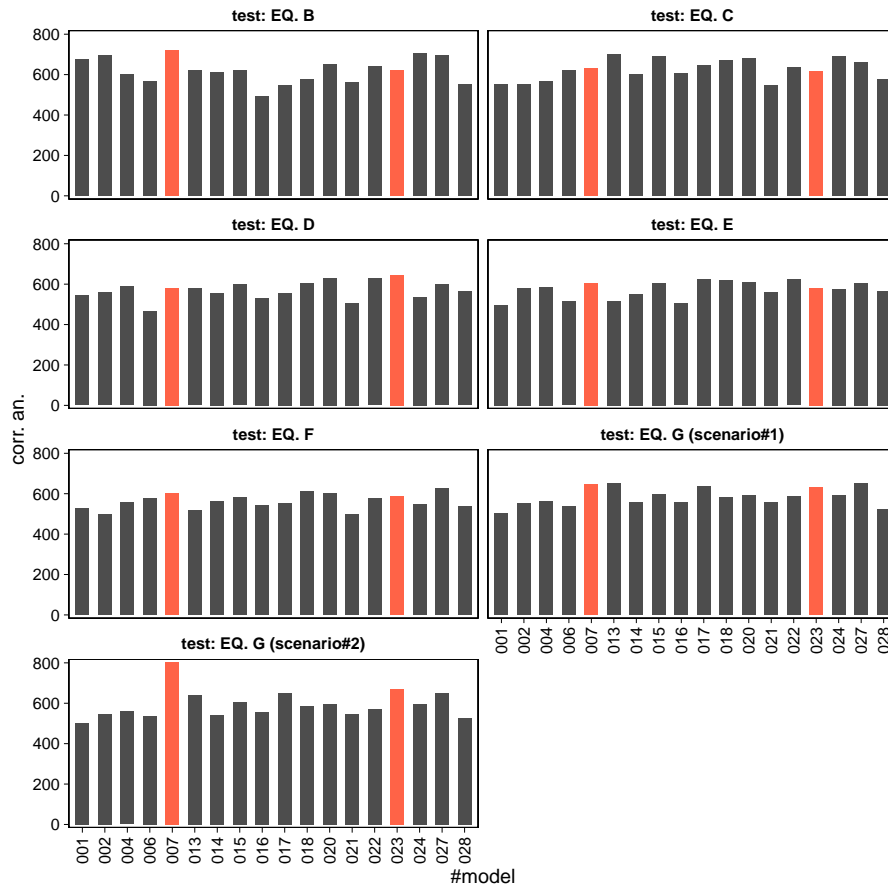
対象地震は、Table 4.2 の EQ. A-G と同様とした。ただし、これら EQ. A-G はこの順に発生し、上に定義したような損傷事象は EQ. F と EQ. G の間で生起するものと仮定した。これら各地震から得られるデータ集合を順に D^0, \dots, D^6 とすると、ここでの異常検知問題は次の通り設定できる (Fig. 6.3)。すなわち、 D^0 を基準データとして D^1, \dots, D^6 を検査対象データとする相関異常検知を実行し、それぞれにつき相関異常度の集合 A^1, \dots, A^6 を得る。つぎに、比較可能な変数群 \mathcal{G} のそれぞれにつき、 A^1, \dots, A^5 を用いて A^6 を規準化し、規準化相関異常度 \hat{A} を計算する。

比較可能な変数群としては、次の $\mathcal{G}_1, \mathcal{G}_2$ のふたつを考えた。 \mathcal{G}_1 としては、各棟の最上層に設置された一点のセンサーから得られる三成分 (水平, 鉛直, 回転) の絶対加速度応答の集合、すなわち $3 \times 18 = 54$ 変数の集合を想定した。そして、各センサーの三成分をひとつの群とする群拡張相関異常検知 (*group ECAD-I*) により、全 18 棟のそれぞれにつき異常度 $a_{1,j}$ を計算することとした。一方で \mathcal{G}_2 としては、model#022, #023 の全自由度の絶対加速度をもとに 5.3 の方法により計算される部材変形加速度の集合を想定した。そして、これらに対し、各部材に関する三成分をひとつの群とする群相関異常検知 (*group CAD-I*) を適用し、model#022 および #023 の全 $20 + 28 = 48$ 部材のそれぞれにつき異常度 $a_{2,j}$ を計算することとした。

先述した規準化の手順によって、 $\mathcal{G}_1, \mathcal{G}_2$ から、結局、あわせて $18 + 48 = 66$ の規準化相関異常度 \hat{a} が得られる。

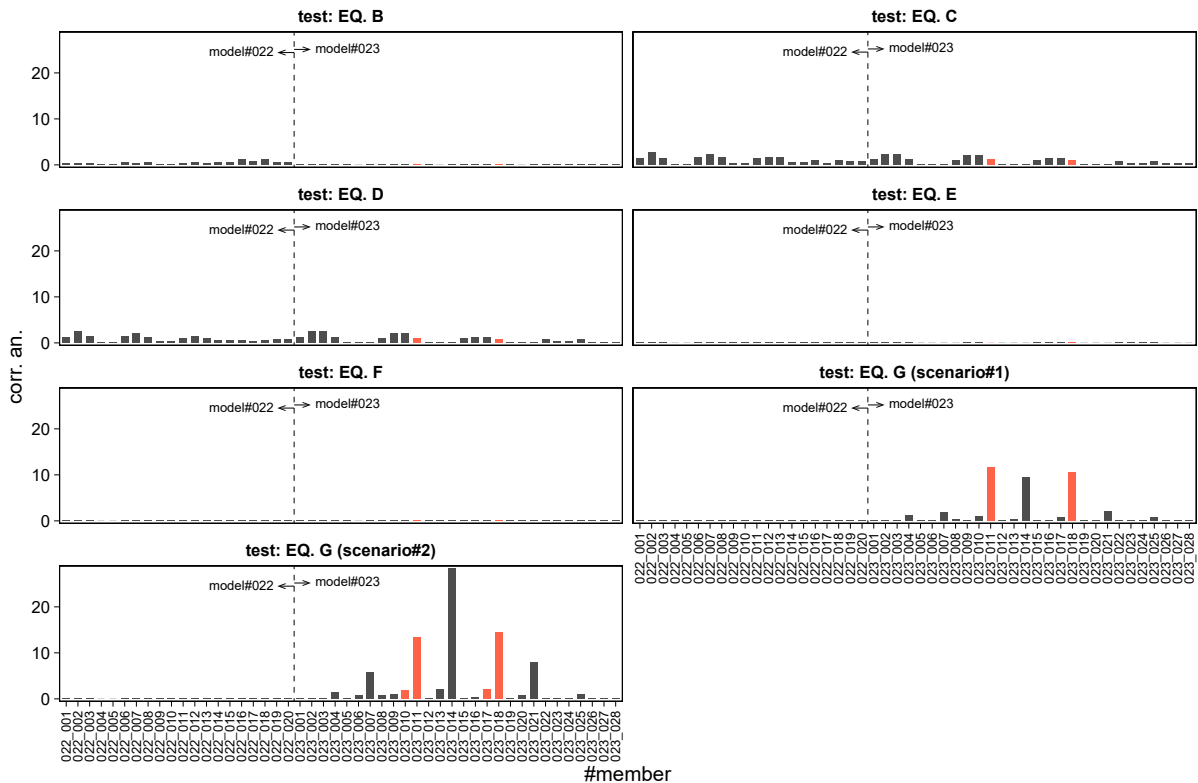
6.2.2 結果と議論

はじめに、 \mathcal{G}_1 に関して群拡張相関異常検知 ($\rho = 10^{-3}$) を実行した結果を Fig. 6.4 に示す。未損傷状態における検査対象データ EQ. B-F についても一定程度の相関異常度が算出され、各棟の順位は地震により変動を示している。このことは 4.4 で論じたような入力波依存性に依るものと考えられる。EQ. G の scenario#1 においては、損傷が生じた model#007, #023 の異常度が確かに上位にはあるが、著しい卓越はみられない。このことは、一次固有振動数にして 10% 未満と軽微な損傷

Fig. 6.4 G_1 における相関異常度.

であることに起因するものと考えられる。一方、EQ. G の scenario#2 においては損傷させた#007, #023 の異常度が上位二棟を占めている。特に、最も大きい損傷の生じた#007 の異常度は、全データを総合的にみたとときの平均的な水準を大きく上回っている。

つぎに、 G_2 に関して群相関異常検知 ($\rho = 10^{-3}$) を実行した結果を Fig. 6.5 に示す。EQ. B-F における異常度と比較すると、EQ. G における model#023 のいくつかの部材において著しく高い異常度が確認される。Scenario#1 では損傷させた部材#011, #018 の異常度が上位二部材を占めており、良好な結果が得られている。もっとも、損傷させていない#014 においてもこれらに匹敵する異常度が示されているが、同部材は両損傷部材をつなぐ梁部材であり、両端の柱部材の損傷によって当然に影響を受けうることから、かならずしも誤検知とは言いきれない。Scenario#2 でも、剛性を 1/4 にした部材#011, #018 に関して高い異常度が算出されている。一方で、剛性を 1/2 とした#010, #017 に関しては、一定の異常度が示されているものの、むしろ#007, #014, #021 における異常度がより高い。しかし、これらの部材も損傷部材を繋ぐ梁部材であることから、必ずしも誤検知とはいきれない。すなわち、これらの部材の性能損失が著しいとの仮定に基づき目視点検調査等の意思決定を実行したとしても、実際に損傷させた部材をその周辺に発見できるであろうことから、決して不合理な意思決定とはいきれない。

Fig. 6.5 G_2 における相関異常度.

さて、これらの相関異常度を基にして規準化相関異常度を算出した結果を、シナリオごとに Fig. 6.6 に示す。ただし、023 など 3桁の数字は各 model に関する (G_1 に属する) 相関異常度を表し、たとえば 023_011 などさらに 3桁の数字が後続するものは、各部材に関する (G_2 に属する) 相関異常度を表している。

これらの変数のうち、少なくとも規準化相関異常度 \bar{a}_i が 0 を大きく超える変数に関しては、緊急対応の検討が必要であろう。たとえば scenario#1 の結果からは、model#023 の部材#011, #018, #014 (およびその周辺の部材) に関して、著しい性能損失の可能性が示される。よりマクロなスケールにおいては、model#013, #027, #007, #017, #023 といった構造物が緊急対応の対象として挙げられるであろう。一方の scenario#2 の結果からは、model#023 の部材#014, #018, #011, #021, #007 といった部材 (およびその周辺の部材) に関する性能損失の可能性が示唆される。マクロなスケールにおいては#007 の異常度がより顕著に高く、特に優先的に対応すべきであろう。そのほか、#023, #017, #013 などに性能損失の可能性が示唆される。これらの示唆は実際の被災状況と大きく乖離するものではなく、提案手法には一定の有効性があるものと期待される。一方で、いくつかの誤検知を含むことから、規準化相関異常度はあくまで性能損失「疑い」を示すに過ぎない。実際の性能損失度に関しては、目視点検やモデルベースの詳細評価により逐次確定させていく必要があるだろう。

また、これらの結果は、都市監視におけるマルチスケール性の重要性を示唆するものである。特に、scenario#1 の model#023 に関して、構造物全体に関する規準化相関異常度は決して高くない

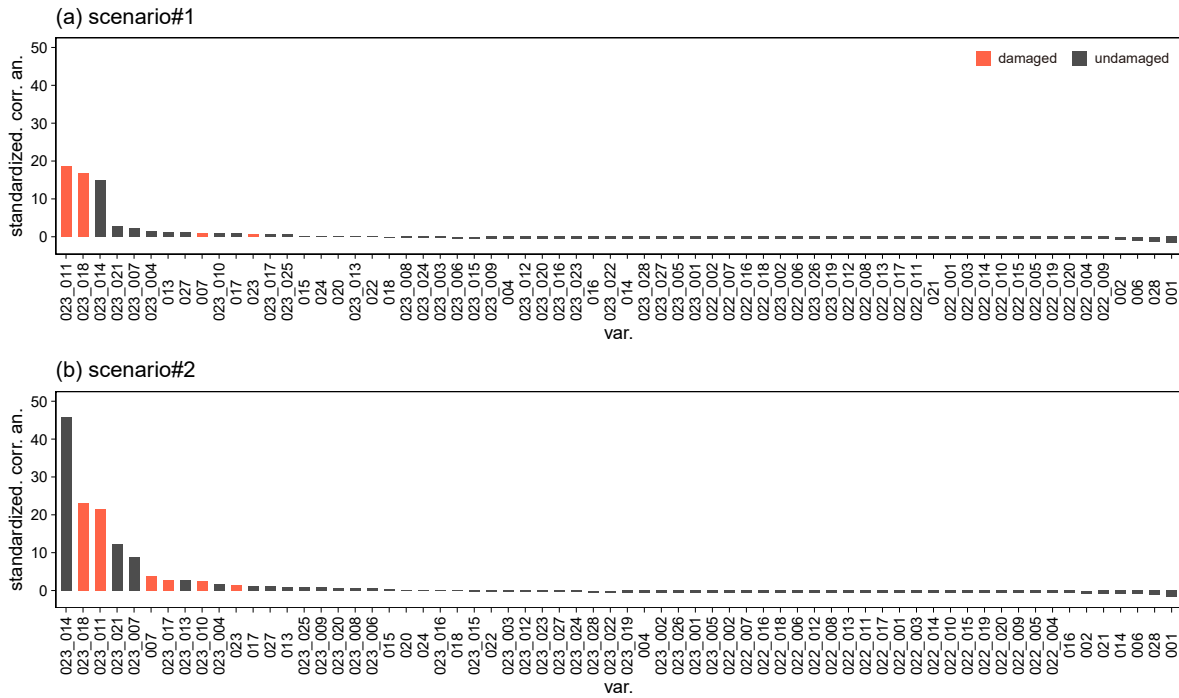


Fig. 6.6 各シナリオにおける規準化相関異常度.

にもかかわらず、その損傷部材#011 および#018 の規準化相関異常度は全体において明瞭に卓越している点が重要である。たとえば、所属層が防災対策本部を有するなどの理由でこれら二部材の都市性能貢献度 UPF が特別高い状況を想定しよう。この場合、これら部材に関する緊急対応優先度 ERP は、規準化異常度に対応する性能損失疑い PL* 及び UPF の相乗により決定されることから、群全体において顕著に卓越する結果となる。すなわち、構造物単位で評価するのみでは顕在化しないが都市性能上は重大な性能損失が、部材スケールのミクロな情報を考慮することにより浮き彫りにされている。6.1 でも述べたように、構造物群をマルチスケールに監視することの緊急対応上の意義はこの点に存している。

6.3 結論

本章では，前章までに定式化した構造物内相互監視および構造物間相互監視を統合し，マルチスケール構造物群監視技術として提示した．相関異常検知を用いた MSPUM の方法 (3.4) に基づく同技術の適用性を，それぞれ観測点数の異なる平面フレーム群への数値実験により検証し，下記の結論を得た．

- (1) いくつかの構造物につき，一次固有振動数の低下率にして 5% に満たない程度の軽微な（局所的）損傷のみを設定した場合，構造物全体としての相関異常は明瞭に卓越しない一方で，部材単位での相関異常には明瞭な卓越がみられる．このことは，構造物間相互監視によっては見落とされる軽微（ではあるが重要）な損傷を，構造物内相互監視の評価結果を同時に参照することで抽出できることを示唆する．
- (2) いくつかの構造物につき，一次固有振動数の低下率にして 10% を超える程度の比較的厳しい損傷を設定した場合，構造物全体としても部材単位においても，損傷個所の相関異常度が上位に位置する．
- (3) 損傷部材に接続する未損傷部材において相関異常が誤検知される場合がありうる．この点は第 5 章の知見とも符合する．ただし，誤検知される部材の近辺を点検することで損傷部材を発見できることから，緊急対応上において重大な問題では必ずしもない．

なお，本章の検討は，あくまで線形の平面ラーメンフレームを対象とする点において限定的であり，(i) 非線形性の影響，(ii) 立体ラーメンフレームやトラスなど他の構造形式への適用性，(iii) 実験や実観測記録に基づく検証といった諸点は，別途検討する必要がある．

第7章

マルチスケール・マルチパフォーマンス 建築物群性能監視への展開

7.1 はじめに

前章までに、構造物群を対象としたマルチスケールな都市監視技術を構築したが、これはあくまで単一の性能（構造性能）を対象とするものであり、いわばシングルパフォーマンス的であった。

そこで、本章では、マルチパフォーマンス性も含めて都市監視の技術応用を検討したい。特に、都市の簡易な一形式として建築物群を取り上げ、MSPUMの有用性および応用可能性を論じるとともに、その課題も指摘する。具体的には、まず、都市性能（ここでは建築物群全体としての性能）としていかなる性能を想定すべきか、またそれら性能はいかなる技術システムを基盤とするか、といった点を整理する。さらに、これら技術システム群の相互依存性やそれに起因する連鎖的性能損失事象を指摘し、都市基盤が複雑連成系であることを例示するとともに、マルチパフォーマンス的評価の重要性を指摘する。つぎに、建築物群において想定すべきデータをするとともに、それらを比較可能な変数群に分類し、各群ごとにMSPUMの応用可能性と課題を議論する。その際、参照すべき先行研究が挙げられる。最後に、三棟の大学施設からなる架空の建築物群を想定し、都市性能や都市基盤の測定から都市監視、緊急対応に至るまでのプロセスを具体的に描写することで、MSPUMの技術応用に明確な展望を与えることとしたい。

7.2 建築物群において考慮すべき性能とその基盤

7.2.1 建築物群において考慮すべき性能

建築物群において考慮すべき性能として、第一に、(1) 居住性能 (*housing*), すなわち、使用者が安全かつ快適に生活するための性能が重要である。そして、この居住性能は、(2) 安全性能 (*safety*), (3) 防犯性能 (*security*), (4) 環境・衛生性能 (*environment and sanitation*) などに依存する。このうち環境・衛生性能は、(5) 給排水性能 (*water supply and drainage*), (6) 電力供給性能 (*electric power supply*), (7) ガス供給性能 (*gas supply*) などに大きく依存する。また、建築物群がプラントや工場、研究所、大学などの事業所である場合は、(8) 事業性能 (*buisiness*) が重要である。これは、事業の性質にも依るが、使用者相互の円滑な情報交換のための (9) 通信性能 (*telecommunication*), 建築物間の円滑な移動を支える (10) 交通性能 (*transportation*) などに基礎づけられるであろう。

7.2.2 建築物群の基盤を成す技術システム

それでは、これらの性能の基盤となる技術システムとしては、どのようなものが考えられるであろうか。

まず、(1) 居住性能は、(2)–(7) の性能の基盤となるシステムのすべてに間接的に依存する。

(2) 安全性能に関しては、構造躯体や非構造部材が、地震や風、雪などの各種の外力や火災、爆発などに対して頑健であることが第一に重要である。そして、災害発生時には、免震・制振システムや、避難指示等の意思決定に資する各種のモニタリングシステム・警報システム、スプリンクラーなどの消火設備などが重要な役割を果たす。言うまでもなく、これらは電気設備や給排水設備、通信機器などに大きく依存する。のみならず、それらの設置される建屋の構造躯体・非構造部材の性能にも大きく影響を受けるであろうから、これらの諸システム（コンポーネント）は循環的な依存関係にあると言える。

(3) 防犯性能に関しては、直接的には、防犯カメラなどのモニタリングシステムや、入構・入室の際の認証システム、異常事態を警備室に知らせるための通信システムなどの貢献が大きいであろう。これらのシステムは電力供給システムや通信システム、構造躯体や非構造部材などに依存する。

(4) 環境・衛生性能において、直接的には、空気調和システム、電気設備、給排水設備などが重要な役割を果たす。このうち空気調和システムは熱源設備や各種配管・ユニット、計器類などからなる複雑な連成系であり、その各要素は、電気設備や給排水設備、通信設備、設置箇所周辺の構造躯体・非構造部材などに依存している。

(5) 給排水性能、(6) 電力供給性能、(7) ガス供給性能は、直接的にはこれらを司る設備に依存し、間接的には、それら設備が位置する近辺の構造躯体・非構造部材・地盤等に依存する。

(8) 事業性能は、その性質により基盤となるシステムは異なる。たとえば、プラントや工場などの産業施設を想定すると、機械やロボット、ベルトコンベア、配管、計器類など、各種の設備機器が十全に稼働していることが第一に重要である。医療施設であれば医療機器や搬送設備が、研究機関であ

Table 7.1 建築物群において考慮すべき性能とその基盤の例.

性能	(直接的に) 基盤となるシステム
安全性能	構造躯体, 非構造部材, 消火設備, 監視システム, 警報機器
防犯性能	監視システム, 認証システム, 通信システム, 非構造部材
環境・衛生性能	空気調和システム, 照明, 給排水設備, ガス設備, 非構造部材
給排水性能	給排水設備
電力供給性能	電気設備
ガス供給性能	ガス設備
事業性能	各業種に応じた設備機器, 通信設備
通信性能	通信設備
交通性能	交通機関, 道路, 橋, 階段, 昇降機

Table 7.2 建築物群において考慮すべき基盤の依存関係の例.

依存システム	被依存システム
構造躯体	制振・免震システム, 消火設備
非構造部材	構造躯体, 消火設備
給排水設備	配管, バルブ, ポンプ, 電気設備, 構造躯体, 非構造部材, 地盤
照明	電気設備, 非構造部材, 構造躯体
電気設備	変電所, 電線, 計器類, 通信設備, 構造躯体, 非構造部材, 地盤
ガス設備	配管, 構造躯体, 非構造部材, 地盤
通信設備	サーバ, ルータ, 回線, 電気設備
空気調和設備	配管, 熱源設備, 冷却塔, FCU, 給排水設備, 電気設備, ガス設備, 構造躯体, 非構造部材, 地盤
監視システム	計器類, カメラ, 通信設備, 電気設備, 構造躯体, 非構造部材
警報システム	監視システム, 電気設備, 構造躯体, 非構造部材
消火設備	給排水設備, 構造躯体, 非構造部材
認証システム	電気設備, 通信設備
制振システム	計器類, 通信設備, 電気設備, 構造躯体, 非構造部材
産業機械設備	給排水設備, 電気設備, 通信設備, 構造躯体, 非構造部材
昇降機	電気設備, 構造躯体, 非構造部材

れば計算機や実験機械などが、それぞれ基盤となる。そして、これらの設備機器は、電気設備や通信設備、給排水設備、構造躯体、非構造部材に依存している。

(9) 通信性能は、建築物群内外の情報通信システムを基盤とする。このシステムはさらに、電気設備や構造躯体・非構造部材に依存する。

(10) 交通性能に関しては、たとえば巨大なプラントを想定すれば、その内部を移動する際に、自動車やバス、道路や橋などが十全であることが求められる。建築物の内部を考えると、階段や連絡橋、エレベーターなどの健全性が重要であろう。

以上の議論をまとめると、建築物群において考慮すべき性能およびその基盤となるシステムは Table 7.1 のように例示できる。ただし、ここで示した基盤システムは直接的な関係を有するものに限る。これら基盤システムは Table 7.2 に示すような依存関係を有することから、Table 7.1 に示す

各性能は、間接的にはより多様なシステムに依存し成り立っていることになる。

ただし、これらはいくまでも限定的な例示に過ぎない。実際には、ステークホルダーの熟議をも活用しつつ、より慎重に性能および基盤を定義する必要がある。

7.2.3 想定される連鎖的性能損失事象

ここまでの議論から明らかなように、建築物群の性能は、多種多様な技術システムの複雑連成系により支えられている。技術システム群のこのような性格は、第1章でも述べた通り、災害時においては種々の連鎖的性能損失に帰結しうる。本項では、前項までに定義した性能や基盤システムにおいていかなる連鎖的性能損失事象が想定されるかを例示するとともに、緊急対応上の問題を議論する。

電気設備の性能損失が他のシステムに与える影響

Table 7.2 から明らかなように、建築物群を構成するシステムの多くは電気設備に依存している。したがって、その不具合や損傷は、多種多様な性能に重大な影響を与えうる。たとえば、

- 電気設備の損傷により、給排水設備のポンプが駆動できず、給排水性能や環境衛生性能、ひいては居住性能の喪失につながる。給排水設備は、ほかにもスプリンクラー、産業機械設備の基盤であることから、安全性能や事業性能にも重大な影響を及ぼすであろう。
- 電気設備の損傷により、空気調和システムが不能となり、環境衛生性能に重大な被害が生じる。
- 電気設備の損傷により、サーバやインターネット回線が不能となり、通信性能の喪失に帰結しうる。通信性能が失われると、被害情報や安否確認情報が遠隔地へと伝達されないこととなり、緊急対応自体の障害となりうる。
- 電気設備の損傷により、各種の監視システムが不全となる。たとえば、構造ヘルスマモニタリングシステムの計器類やサーバが停止し、構造躯体の性能評価や居住者への避難指示警報が困難となる。また、構造物の振動制御系がモニタリングシステムに依存している場合にも、構造躯体の性能への影響が大きい。これらのことは、安全性能に重大な影響を及ぼす。

このように、電気設備の性能は多種多様な都市性能（ここでは、建築物群の性能）に高い貢献を占めている。このことは、2.4の定式化に依ると、多くの都市性能 j について各電気設備 i の UPP_{ij} が高いことを意味する。

さて、災害時における緊急対応上はどのようなことが問題となるであろうか。プラントや大学といった建築物群を想定すれば、多くの場合、敷地内に独自の変電所を有している。都市のパワーグリッドから供給された電力は、この変電所において変圧され、各建築物に送電される。それゆえ、変電所の機能が失われれば、同変電所から送電されるあらゆる施設の電源設備が不能となる。すなわち、数多の電気設備のなかでも、変電所の電気設備は UPP_{ij} が特に高い。また、これが依存する構造躯体や非構造部材、消火設備、通信設備などの貢献度も大きいであろう。

通信設備の性能損失が他のシステムに与える影響

電気設備と同様に、通信設備もまた、他の多くのシステムの基盤をなす貢献度の高いシステムである。その損失が他のシステムに与える影響を列挙すれば、

- 通信設備の損傷により、各種の監視システムや警報システムに影響が出る。たとえば、監視カメラの映像などを災害対策本部で管理しているような場合、現場の状況把握に困難が生じる。したがって、安全性能、特に緊急対応自体に関する性能に重大な影響を及ぼす。
- 通信設備の損傷により、産業機械設備に重大な影響が出る。特に、昨今、製造業やプラントへのIoT技術の活用 [46] が進んでおり、通信設備への依存度は高まっている。事業性能の維持・回復において、通信設備およびこれを支える電気設備への対応の優先度は極めて高い。
- Smart Grid [48] のように、電力供給網自体が通信設備に大きく依存するような場合、通信設備の損傷により電力供給性能が失われる危険性もある。

このようなことから、通信設備の諸要素、すなわち、サーバーや回線、ルータといったシステムへの緊急対応が優先されることは無論のこと、それらを支える諸システム、すなわち、電器設備やそれらを支える室内の什器、構造躯体などへの対応も重要といえよう。

給排水設備の性能損失が他のシステムに与える影響

他のシステムへの貢献度の高いシステムとしては、給排水設備も挙げるべきであろう。給排水設備の性能損失が他のシステムに与える影響としては、下記の諸点が挙げられる。

- 給排水設備の性能損失により、空気調和設備が不全となりうる。このことは、環境衛生性能、ひいては居住性能の重大な低下に帰結する。
- 給排水設備の性能損失により、スプリンクラーの機能が失われる。したがって、建築物の安全性能、特に防火性能への影響が大きい。地震災害時は市街地火災を誘発しうることから、こうしたマルチハザード的事象には注意が必要である。
- 給排水設備の性能損失により、産業機械設備の性能が影響を被る。たとえば、清潔な上水を必要とする医療設備や冷却水を必要とする工業機械などにおいて顕著である。これらのことは、事業性能に重大な影響を及ぼしうる。

これらの観点からは、給排水を司る各種システム、配管や貯水槽、バルブ、ポンプなどへの対応が優先されるであろう。特に、発災直後においては都市の医療性能が極めて重要であることから、医療施設群の給排水設備の対応優先度は特に高く設定されるべきであろう。

以上の例が示すように、建築物群においては、多種多様な技術システム群の性能損失が連鎖し、建築物群全体の性能に深刻な被害をもたらしうる。その際、各システムが建築物群全体の性能に与える影響は一様でなく、特に重要度の高いシステムがいくつか存在する。したがって、建築物群全体の性能を迅速に復旧させるための緊急対応においては、重要なシステムの復旧に対して重点的にリソースを配分することが有効である。

このような緊急対応決定においては、個別の性能に着目して検討するのでは不十分であり、多様な性能を俯瞰するマルチパフォーマンス的視座が不可欠である。すなわち、相異なる性能を有する技術システム群に関してその被害程度（性能損失）や全体に与える影響（都市性能貢献度）を一元的に評価する視点が重要であろう。

7.3 想定される比較可能な変数群とデータ

前節までに、建築物群において想定すべき性能と、それらを基礎づけるシステムを列挙するとともに、システム相互の連関性（マルチパフォーマンス性）およびそれに起因して生じる連鎖事象を例示した。これを踏まえ、本節以降では、これら複雑に連関する諸システムを監視するための方法論を、相関異常検知およびその拡張手法 (CADs) の適用を前提に議論する。

3.4 に示したように、相関異常検知に基づく MSPUM においては、共分散を有意味に計算可能な変数のまとまりとして比較可能な変数群を想定し、各群ごとに CADs のうちの一手法を選択して適用する。そこで、以下では建築物群において想定されるべきデータを比較可能な変数群ごとに分けて検討していく。具体的には、Table 7.3 に示すような変数群ごとに、監視対象のシステムや活用可能と考えられるデータの物理量、その測定期間や適用性が期待される CADs の方法論等を論じるとともに、それぞれにつき今後検討すべき課題を指摘しておきたい。

7.3.1 各棟の地震時応答からなる変数群

はじめに、各棟の地震時応答からなる変数群を想定しよう（かりに \mathcal{G}_1 としておく）。 \mathcal{G}_1 としては、第4章でも検討したように、例えば、各棟の最上層に設置された加速度センサーから得られるデータの集合を想定することができる。このように \mathcal{G}_1 を仮定する利点としては、第一に、第4章でも議論したように、各棟につき一点のセンサーで足りることから、センサー間の同期等につまわる高価な導入コストが不要である（簡易性）。また、出力のみ (*output-only*) の方法であることから、橋梁など、入力地震動の想定が困難な場合に対しても適用可能である（汎用性）。

一方で、第4章で構築した応用技術においては、汎用性と (*versatility*) 拡張性 (*extensibility*) の観点からは課題が残る。第一に、既に強震観測が導入されている建造物の多くでは、入出力の双方が観測されていることがほとんどであり、三点以上のセンサーが設置されている場合も少なくない。このような多様な観測条件への適用性も検討されることが望ましい。第二に、多様な物理量を活用する視点が欠如している。たとえば、畑田ら [113] は、光学式センサを用いて建造物の層間変位を直接計測するシステムを提示している。また、向井ら [114] は、建築物の地震時応答変位を衛星測位情報をもとに直接計測する方法を検討している。このように、加速度に限らず、速度・変位・傾斜角などと

Table 7.3 建築物群において想定される比較可能な変数群.

群	想定される方法論	測定期間	監視対象	データ（物理量）
\mathcal{G}_1	ECAD / groupECAD	地震時	建造物・設備	加速度、速度、変位などの地震応答
\mathcal{G}_2	groupCAD / groupECAD	地震時	建造物の各部位	部位変形の地震応答
\mathcal{G}_3	CAD / groupCAD	常時	配管系	振動・流量・水圧・温度
\mathcal{G}_4	CAD / groupCAD	常時	電力系統	電圧・電力使用量
\mathcal{G}_5	CAD / groupCAD	常時	通信システム	通信速度・サーバへのアクセス数など
\mathcal{G}_6	CAD / groupCAD	運転時	産業機械系	各種計器データ

いった多様なデータが観測されうる状況においては、汎用性および拡張性の観点から、都市監視技術は多様な物理量への適用性を有することが望ましい。これらは、今後検討すべき重要な課題である。

方法論としては、第4章に示されたように、拡張相関異常検知 (ECAD) を用いて、各棟につき相関異常度を求めることが望ましいであろう。ただし、各棟のセンサーにおける複数成分 (NS, EW, UD など) を用いたい場合には、第6章で検討したように、これらを群とした群拡張相関異常検知 (groupECAD) の適用も可能である。

7.3.2 各部材変形の地震時応答からなる変数群

第二群 (仮に、 \mathcal{G}_2 としておく) としては、第5章において示したような集合を想定しておきたい。すなわち、構造物における多点強震観測を平衡マトリクスにより各部材変形に変換し、それらの集合をデータ D とみなす。このデータ集合に対しては、各部材につき得られる集合を一つの群とした群相関異常検知の適用が期待される。

ただし、第5章の検討においては、汎用性および拡張性の観点から重大な課題が示されたことに注意したい。すなわち、実際の構造物において、あらゆる自由度につき (たとえばラーメンフレームの場合はあらゆる柱接合部につき) センサーを設置することは必ずしも簡単ではない。応用上は、各構造物の可能なセンサー配置に呼応した解像度において、局所損傷評価を実行可能であることが望ましい。現状では、(i) 各センサー位置のみを節点にもつような架構を想定する、(ii) 部分構造 (*sub-structure*) の概念を用いて平衡マトリクスを構築し、部分構造単位での損傷検知を実行する、などの方策が考えられよう*1。

7.3.3 配管系の変数群

第三群 \mathcal{G}_3 としては、配水管網やガス管、空気調和システムといった配管系の変数群を対象としたい。たとえば、水道管や給水管の振動や流量、水圧、ガス管内の圧力、空気調和システムにおけるダクト内の流量や圧力、温度などが測定対象として想定される。これらは常時において観測可能であることから、データ集合を作成する際には、適当な区間 (日単位など) を仮定する必要がある。このことはまた、災害に起因する性能損失のみならず、日常的に発生する故障・不具合等にも適用可能性が期待されることを含意する。この点は、 $\mathcal{G}_1, \mathcal{G}_2$ と大いに性格を異にする点である。

配管系データを活用した異常検知の例をいくつか挙げておく。たとえば、NEC の研究グループ [27] は、水道管網内におよそ 200m に 1 台の間隔で設置されるセンサーにより各部の振動を測定し、データ駆動型手法により漏水検知を実行する方法を提示している。また、宮田ら [115, 116] は、建築物の熱源システムの各種計器類から収集される流量や圧力、熱量、温度などのデータを対象に、畳み込みニューラルネットワーク (CNN) による不具合検知の方法を提案している。これらの事例で扱われるようなデータ群に対して相関異常検知の適用性を検討することは、マルチパフォーマンスな監視技術を構築していくうえで有用と期待される。

方法論としては、CAD や groupCAD の適用が想定されるが、上述の通り、配管系においても振動

*1 この点は 8.2.1 にて詳述する。

がセンシングされる場合があり、ECAD や groupECAD の適用も検討の余地がある。

7.3.4 電力供給網の変数群

第四群 G_4 としては、電力供給網において常時収集されるデータ群を想定したい。すなわち、電力供給網における電力使用量などのデータを集約し、これらのグラフ構造を CADs により追跡する。これにより、停電や漏電そのほかの供給異常を評価できることが期待されよう。

実際、Smart Grid [48] とよばれるスマートシティ技術においては、各家庭や事業所において収集される電力使用量データを収集し、供給の最適制御に活用することが行われている。これはあくまで平時の運転制御に資する技術ではあるが、データ駆動の性格を有することから、災害時緊急対応への応用を主眼とした提案手法にとっても参考となろう。

方法論に関しては、特に振動系を対象とするものではないことから、CAD-I の活用が期待されるであろう。

7.3.5 通信システムの変数群

第五群 G_5 としては、通信システムにおいて収集されるデータ群を想定しておきたい。通信システムの相関異常検知に関しては、すでに 2004 年の Ide et al. [117] は、通信量の時系列データをもとに、CADs の類似手法により通信障害検知を実行する方法を提示している。ただし、これもやはり平時の制御に資する方法論である。2016 年熊本地震でも示されたように [118]、災害時においては、災害情報の授受や安否確認等によるアクセス集中（輻輳）により、インターネット回線や電話回線に負荷が生じサーバや回路に負荷が生じ、通信障害が発生する危険性が大いにある。また、2011 年東北地方太平洋沖地震において示されたように [119]、特に規模の大きい災害においては、基地局やケーブル、管路などの諸コンポーネントが被災することで、通信ネットワークに甚大かつ長期的な被害が生じうる。したがって、災害に特有のこれらの事象に関しても CADs が適用可能性を有するか否かを検討する必要があるだろう。

なお、方法論としては、特に振動系を対象とするものではないことから、CAD または groupCAD の適用を検討したい。

7.3.6 産業機械系の変数群

最後に、第六群 G_6 として、産業機械系において収集されるデータ群を想定したい。建築物群の性質にも依るが、産業機械系として、たとえば化学プラントや発電所、工場、よりマイクロなスケールでは個々のロボットや精密機械などが考えられるであろう。これらに設置された各種の計器類から収集される運転データを用いて、発災後の性能評価を実施することは、事業性能の維持および回復において極めて重要である。

参照すべき事例として、2016 年の Ide et al. [120] は、本論文が採択した CADs と類似する手法を、石油プラントから収集される加速度や圧力、流量などのデータに基づく運転事故の予兆検知への適用性を提示している。また、山本 [121] は、原子力プラントにおける振動や流量、圧力などの各種

データに対して相関解析を実施し、機器故障の予兆検知へと役立てている。よりマイクロなスケールの機器系に関しては、自動車機械系において計測されるデータをもとに相関異常検知 (CAD) を実行した例が Ide et al. [6] に示されている。しかし、これらはいずれも平時を対象とした研究報告であり、災害時の性能評価問題への適用性は、別途検討する必要がある。

方法論としては、CAD や groupCAD の適用が想定されるが、プラントにおいては振動のデータも多くセンシングされることに鑑ると、ECAD や groupECAD の適用も検討の余地がある。

7.4 建築物群への緊急対応と MSPUM

以下では、より具体的な例を想定し、建築物群への MSPUM に基づく緊急対応プロセスを示す。

7.4.1 対象建築物群と性能および基盤システムの決定

MSPUM を構築するうえでは、まずはじめに、対象とする建築物群に関して、構成システムおよびその境界を決定しなければならない。

ここでは、Fig. 7.1 に示すような、三棟の建築物 A-C および一棟の中央変電所 (Central Sub Station, CSS) からなる架空の建築物群を考える。なお、これら建築物群の用途は大学施設であると仮定する。この建築物群に関しては、本来、前節に挙げた G_1, \dots, G_6 に対応する各システムを想定すべきであるが、ここでは簡単のため、 G_1, G_2, G_3, G_4 に対応するシステムのみを考える。なかでも特に、構造部材からなる構造システム (*Structural System*)、電力供給システム (*Electric Power Supply System*)、給水システム (*Water Supply System*) を想定する。それぞれの構成および境界は次の通りである。構造システムは、各建築物 A-C および中央変電所のそれぞれが独立に有しており (Fig. 7.1 中の赤枠線)、これらはさらに柱や梁などの部材や免制震システムといった要素へと分解される。電力供給システム (Fig. 7.1 中の橙線) については、まず中央変電所が敷地外のパワーグリッドからの電流を変圧して敷地内へと分配し、つぎに各建築物の地下にある変電所がさらに低圧へと変換して、最終的に建築物内の各ユーザへと電力を供給するものと仮定する。給水システム (Fig. 7.1 中の青線) については、敷地外の浄水場から配給される上水がバルブを介して分配され、各建築物の有する貯水槽へと送水される。その後、ポンプにより揚水され、各建築物のユーザへと供給されるものと仮定する。

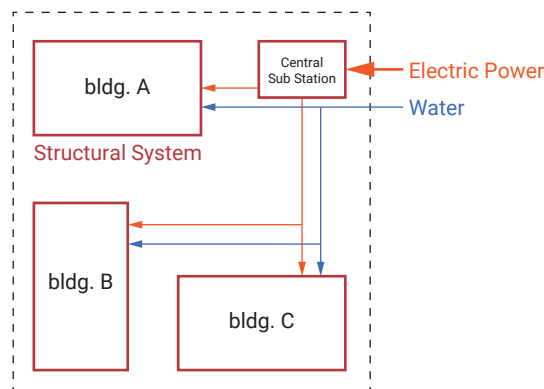


Fig. 7.1 想定する建築物群 (大学施設群) と性能.

7.4.2 ネットワークモデルの構築

上に規定したシステム群に関して、それらの依存関係をネットワークモデルにより記述する。例を Fig. 7.2 に示す。矢印は依存関係を示している。たとえば、図中の左上において、*urban power supply* から *CSS (Central Sub Station)* へと向かう矢印は、中央変電所への電力供給が都市からの電力供給に依存していることを表す。

同図によって、相異なる性能を有するシステム間の連関も表現されている。たとえば、給水網におけるポンプ *pump* は動力として電力を要することから、建築物内の変電所 *SS* の性能に依存している。すなわち、なんらかの要因により変電所 *SS* への電力供給が途絶えれば、ポンプ *pump* の電源が失われ、結果として建築物内における給水が途絶えてしまう。このことは、*SS* から *pump* へと延びる矢印によって端的に表現されている。また、構造システムは多数の構造部材（および免制震システム）から成り立っており、そのそれぞれが構造物内に存するあらゆるシステムに影響を与えている。このことは、図中の右上部において、*structural system* の諸ノードを囲む外枠から建築物内に存する全ノードを囲む枠線へと伸びる赤色の矢印によって表現されている。

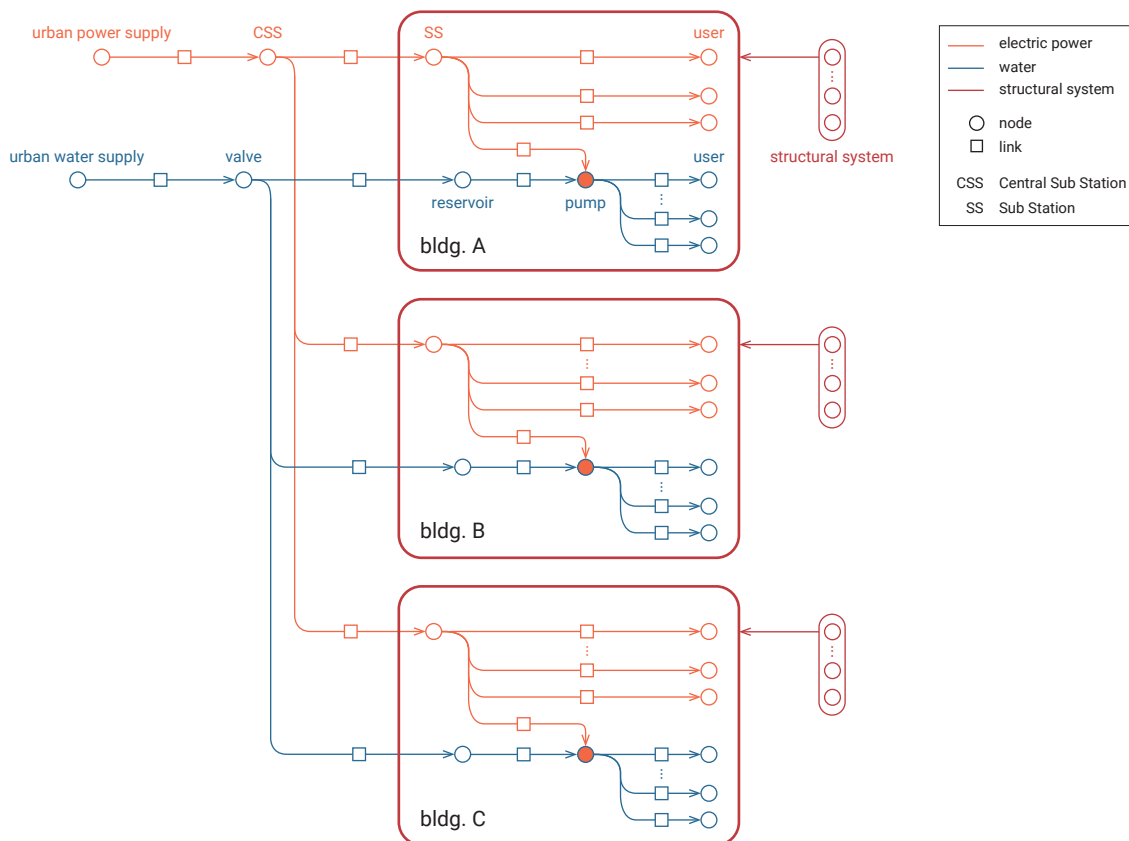


Fig. 7.2 建築物群におけるネットワークモデル。

7.4.3 都市性能貢献度の評価

ネットワークモデルが規定されれば、次に、これら複雑な連成をなす膨大なシステム群を都市性能へと結びつける必要がある。すなわち、各システム i が各都市性能 j （ここでは大学施設群全体としての性能を指す）に対して有する貢献度 UPP_{ij} を評価することが重要である。これは、次のような手順に従う。

まず、いかなる都市性能を対象とするかを規定する。今回は、かりに、建築物群の居住性能、事業性能、給水性能、電力供給性能を対象としておく。特に事業性能に関して、大学施設群を想定する限りにおいては教育活動（講義）と研究活動の両面を有するが、ここでは特に後者に主眼を置く。

つぎに、各都市性能に関して、何をもちて当該の性能が失われたと考えるか（損失事象）を定義する。そして、損失事象の進展度合い（性能損失度）の評価指標を規定しておく。たとえば給水性能であれば、損失事象として断水が、評価指標としては全棟中の断水率や需給比などが想定される。電力供給性能であれば、損失事象として停電が想定され、その評価事象としては全棟中の停電率や需給比などが考えられる。居住性能に関しては、構造的被害や室内被害、火災等による安全性の喪失、水道・電気・ガスといったライフラインの断絶などが考えられ、事業性能に関しては、研究活動に必要な居室や計算機、機械系などの不能が損失事象として想定される。その損失程度は、従前どおりの水準で研究を実施可能な研究グループの割合などで評価されるであろう。

さて、次の段階としては、このように定義した損失事象をネットワークの断絶として記述する。例として給水性能を取り上げよう。給水性能の損失事象である断水は、都市の供給源 *urban water supply* からそれぞれのユーザ *user* へと接続するあらゆるルート of 全て（リンク集合 [20]）が喪失した場合に発生する。Fig. 7.2 の例では、各ユーザにつき、供給ルートが一通りのみ存在する。すなわち、都市の水供給源 *urban water supply*, バルブ *valve*, 貯水槽 *reservoir*, ポンプ *pump*, それらを結びつける各配水管 *link*, 都市の電力供給源 *urban power supply*, 中央変電所 *CSS*, 建築物内変電所 *SS*, それらを結びつける各配線 *link* といったような、多種多様なノードまたはリンクのいずれかが損傷・不能となることで、ただひとつのリンクが断たれ、断水が発生する。このように、特定の損失事象は、ネットワークモデル上において特定のノード間の接続性として表現可能である。こうした接続性の分析は、多くの研究報告が存在し、たとえば Song et al. [20] では、配水管網のネットワークモデルに対して Recursive Decomposition Analysis (RDA) [122] と呼ばれる方法を適用している。

最後に、ネットワーク信頼性解析の方法 [19, 20, 23] により各性能 j に対応する各損失事象の生起

Table 7.4 対象都市（大学施設群）の性能とその損失事象および評価指標.

都市性能	損失事象	評価指標
居住性能	安全性の喪失, ライフラインの断絶	従前の水準で居住可能な研究室の数
事業性能	安全性の喪失, ライフラインの断絶, 設備機器の不全	従前の水準で研究活動が可能な研究室の数
給水性能	断水	断水率, 需給比
電力供給性能	停電	停電率, 需給比

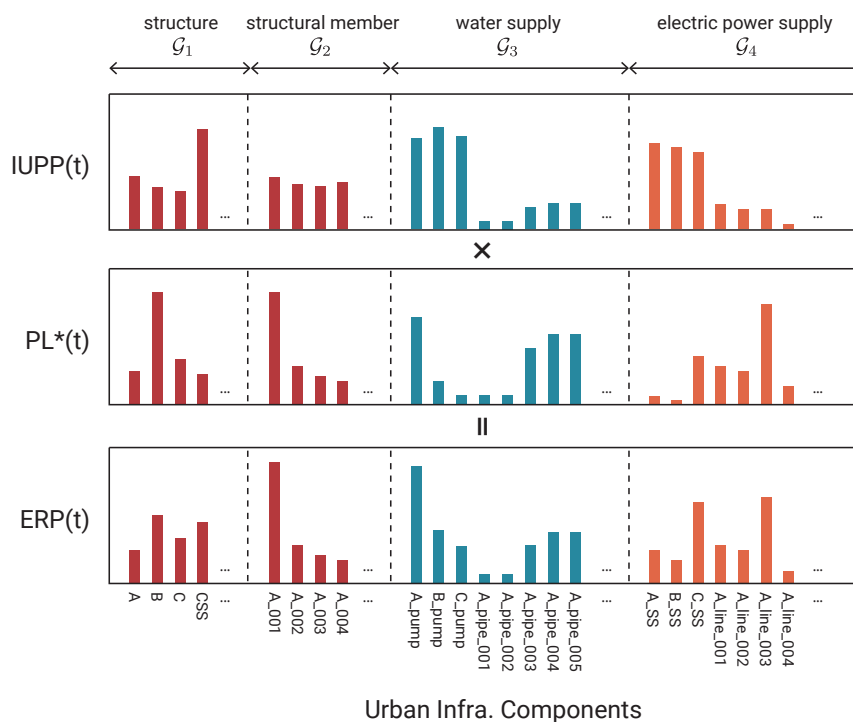


Fig. 7.3 想定建築物群における緊急対応優先度決定の模式図。

確率を計算し、各システム i が各性能 j の損失事象に与える影響を都市性能貢献度 UPP_{ij} として計算する。たとえば Song et al. [123] では、ある事象 E_{sys} の生起を条件としたときのコンポーネント i の崩壊事象 E_i の条件つき確率 $p(E_i|E_{sys})$ を条件つき重要度 (Conditional Importance Measure, CIM) として定義している。このように、ネットワークモデルの構築とそれへの確率的検討によって、多種多様なシステムの重要度を相互に比較可能な形で得ることが期待できる。

7.4.4 相関異常検知に基づく都市監視

7.4.1 の仮定に従うなら、ここで想定されるデータ群はつぎのとおりである。

- bldgs. A–C および CSS において観測される地震時の応答加速度時刻歴の集合 \mathcal{G}_1 。
- bldgs. A–C および CSS の各部材に関して計算される地震時の部材変形加速度の集合 \mathcal{G}_2 。
- 水道管の配管に設置された常時の流量および水圧データの集合 \mathcal{G}_3 。
- 建築物の各居室や変電所において収集される電力使用量データの集合 \mathcal{G}_4 。

これらそれぞれにつき、3.4.2 に示した方法により、ある時点 t におけるコンポーネント i の性能損失疑い $PL_i^*(t)$ を得る。

7.4.5 緊急対応の再帰的実行

7.4.3 のプロセスにより各コンポーネント i の性能 j に対する貢献度 UIP_{ij} が与えられれば、式 (2.2) により統合都市性能貢献度 $IUPP_i$ を得る。ただし、各都市性能 j に関する相対重要度 $RIM_j(t)$

が、発災前における熟議や発災後における現場責任者のヒューリスティックスを基に決定されている必要がある。IUPP_i が得られれば、7.4.4 のプロセスにより与えられる性能損失度疑い PL_i^{*} と併せて、式 (2.1) により各時点 t における緊急対応優先度 ERP_i(t) を得る。以上のプロセスを模式的に表せば Fig. 7.3 の通りである。同図では、各群 $\mathcal{G}_1, \mathcal{G}_2, \mathcal{G}_3, \mathcal{G}_4$ のそれぞれにつき、各コンポーネントの IUPP および PL^{*} とその相乗 ERP が得られ、それらが比較評価されるプロセスが示されている。

ただし、上に示したような緊急対応プロセスは、性能損失度疑い PL^{*}(t) や相対重要度 RIM_j(t) の時間変化に沿う形で再帰的に実行されなければならない。特に、7.4.3 に示したようなネットワーク解析において各パラメータがコンポーネントの性能に依存している場合は、PL^{*}(t) に基づき UPP_{ij}(t) を更新することが重要である。

また、PL^{*}(t) があくまで性能損失の疑いの程度を示すものであり、性能損失そのものではないことに注意を要する。ERP_i(t) に基づき、性能損失の疑いの高いコンポーネントにつき目視点検等の実地調査を実施したのちは、3.4.3 でも述べたように、暫定的な情報に過ぎない PL^{*}(t) を確定的な情報 PL に置き換える操作が必要である。その方法に関しては、本論文の検討範囲を超えるためここでは省くが、都市性能貢献度の方法の具体的な想定の下に今後検討されるべき課題である。

7.5 結論

本章では、MSPUM の応用可能性を検討するために、都市の簡易な形態としての建築物群に注目し、マルチスケールかつマルチパフォーマンスな建築物群監視の在り方を議論した。具体的には、

- (1) 建築物群に関して考慮すべき性能を列挙し、各性能がいかなる技術システムを基盤とするかを検討した。さらに、これらシステムは相互に依存関係にあり、災害時には連鎖的に性能を損失する危険があることを例示した。その結果、緊急対応上は、建築物群全体の性能に与える影響の大きいシステムを優先すべきこと、その際、性能損失および都市性能貢献度の両者を性能横断的に比較評価することが重要であること（マルチパフォーマンス的評価の重要性）が示された。
- (2) 建築物群において想定されるデータを、データ群ごとに分けて例示した。また、各データ群につき、MSPUM の応用を展開していくうえで参照すべき既往の研究事例を示した。
- (3) 最後に、ある架空の建築物群（大学施設群）を対象に、MSPUM およびその応用としての緊急対応プロセスを例証した。

ただし、以上の知見はあくまで概念的なレベルにとどまるものであり、今後の研究において、有効性は数値実験や実観測記録に基づき有効性を検証する必要がある。特に、第2章および本章において提示された緊急対応決定枠組みのうち、都市性能貢献度 UPP の評価に関しては、その有効性に関する検証を本論文では対象としていない。したがって、緊急対応優先度 ERP の評価もまた、本論文での検証範囲を逸脱しており、この点は今後取り組まれるべき重要課題である。

第8章

結論

8.1 論文のまとめ

本論文では、都市災害時の緊急対応決定に資する基盤技術として、マルチスケール・マルチパフォーマンス都市監視 (MSPUM) の概念を提示するとともに、その応用技術の一例を、相関異常検知とよばれる機械学習手法およびその拡張手法 (CADs) をベースに構築し、その適用可能性を議論した。

第2章では、MSPUM の概念的背景および定義・特徴を明らかにした。

まず、MSPUM の概念的背景として、都市の災害レジリエンスの実現においては、被災状況の急速な時間発展に追従可能な形で、「観測 → 評価 → 計画 → 行動」のサイクルを更新的に実行することが重要であると指摘した (災害レジリエンスの動的実現)。つぎに、都市の災害レジリエンスにおける重要概念として、都市性能 (*urban performances*) およびその技術的基盤たる都市基盤 (*urban infrastructure*) を定義したうえで、都市基盤が多種多様な性能を有する諸コンポーネントがマルチスケールに織りなす複雑連成系であることを指摘した。

これらの概念的準備をベースに、都市性能の維持および復旧を企てる全体論的視座の下で、都市基盤への緊急対応決定のあり方を議論した。具体的には、都市基盤の諸コンポーネントへの対応優先度を、(i) 都市性能貢献度と (ii) 性能損失度の相乗により決定すべきことを示すとともに、これらの基本的な評価指針を、関連研究を参照しつつ例示した。そのうえで、特に (ii) 性能損失度に関し、迅速かつ更新的な評価に資する技術として都市監視 (*urban monitoring*) を動機づけた。その概念的要件としては、複雑連成系としての都市基盤を念頭に、(i) リアルタイム性、(ii) マルチスケール性、(iii) マルチパフォーマンス性、の三件を指摘した。そして、これらを充足する都市監視、すなわち、多様なスケールにおいて存在する多種多様な都市基盤コンポーネントの性能損失を統一の指標によりリアルタイムに評価する監視概念を、マルチスケール・マルチパフォーマンス都市監視 (MSPUM) として定義した。また、こうした概念を実現する技術に求められる要件 (技術的要件) としては、(i) 即時性、(ii) 効率性、(iii) 統一性、(iv) 汎用性、(v) 簡易性、(vi) 拡張性、を指摘し、これらを充足するためにはデータ駆動型 (*data-driven*) の方法に依るべきことを主張した。さらに、MSPUM 概念の特徴および独自性を明らかにするために、上に挙げた各観点を切り口として、関連する技術概念 (構造ヘルスマモニタリング、スマートシティ、災害リスク・レジリエンス) の批判的検討を示した。

第3章以降では、相関異常検知およびその拡張手法 (CADs) に基づく MSPUM の技術的応用を示

した。

第 3 章では、CADs の理論を概説するとともに、これらに基づく都市監視プロセスを定式化した。具体的には、機械学習のコミュニティですでに提案されていた、変数間のグラフ構造（共分散構造）に基づき各変数の異常（相関異常）を評価する相関異常検知 (CAD-I) をベースに、(i) 周波数領域上に展開された共分散（コスペクトル行列）を利用して各変数の各周波数につき相関異常を評価する拡張相関異常検知 (ECAD-I)、(ii) データが周波数領域において有する位相の情報を捨象した相関異常検知 (CAD-II) および拡張相関異常検知 (ECAD-II)、(iii) 関心のある変数のまとまりにつき相関異常を評価する群（拡張）相関異常検知 (groupCAD, groupECAD) を定式化した。そのうえで、相関異常検知に基づく MSPUM (*CAD-based MSPUM*) を提示した。そこでは、まず、CADs を実行する単位として、比較可能な変数群 (*comparable variable group*) の概念が示され、異なる変数群につき得られた相関異常度を相互に比較可能なスコアとするための規準化の方法（規準化相関異常度）が定式化された。規準化相関異常度によれば、各都市基盤コンポーネントの性能損失の疑いの程度を、スケール横断的かつ性能横断的に比較評価することが可能となる。このような一元的評価情報は、全体論的視座に基づく緊急対応決定を効果的に支援するものと期待される。

第 4-6 章では、都市基盤の一例として構造躯体（の集合、すなわち構造物群）を取り上げ、まずはシングルパフォーマンスの範囲で CADs を用いた監視技術を構築した。

第 4 章では、各棟から集約される地震時応答に対して CADs を適用し、各構造物につき損傷可能性を評価する技術（構造物間相互監視）を提示した。その適用性を検討するにあたっては、特に、オリジナルの CAD-I と拡張手法 (CAD-II, ECAD-I/II) の性能が比較評価された。それぞれ異なる地震動の入力される一質点系群への数値実験により、これら 4 手法を比較した結果から、(i) 位相の情報を捨象する (CAD-II, ECAD-II) ことによる性能改善、および、(ii) 周波数領域上において展開された共分散を用いる (ECAD-I/II) ことによる性能改善、を確認できた。つぎに、ECAD-I を対象に検知性能の入力波依存性を検討したところ、(iii) 多くの場合において入力波依存性は限定的であること、(iv) 入力波の特性が変化したことにより、構造物の特性は変化していないにもかかわらず異常と誤検知される場合がありうることを、知見として得た。さらに、対象データ中に構造物の非線形挙動が含まれる場合への適用性も検討したところ、(v) 剛性低減型ではない通常のバイリニアの履歴特性を有する構造物（鉄骨造構造物など）に関しては損傷検知が難しく、一方で、(vi) 剛性低減型の履歴特性を有する構造物（RC 造構造物など）に関しては適用性が高いこと、が示唆された。くわえて、実観測記録に基づく適用性評価も実施した。関東地方に位置する実際の構造物 15 棟において得られた強震観測記録（ただし、各棟につき一点のみを用いる）を対象に、別途詳細に評価された損傷度（各棟につき二点を用いる）と比較対照する形で ECAD-I の性能を検討したところ、(vii) ECAD-I は実観測記録に対しても概ね良好な性能を有すること、(viii) 入力波に依存して、応答が広帯域もしくは多峰性の周波数特性を有する場合には、損傷を過小評価しうることを、といった示唆を得た。

第 5 章では、多点観測された構造物につき、各部材の単位で損傷可能性を評価する技術（構造物内相互監視）を提示した。具体的には、平衡マトリクス (*equilibrium matrix*) を用いて節点加速度を部材変形の加速度へと変換し、これらに対して、各部材につき変形成分を群とした群相関異常検知 (groupCAD) を適用することで、部材単位での異常度評価を実現した。その適用性を確認すべく、

平面ラーメンフレームおよび立体ラーメンフレームの双方につき数値実験を実施した結果、ほとんどのケースにおいて良好な適用性が示された。特に、(i) 罰則項係数が適切に設定される限りにおいて入力波に依存せず良好な検知性能を維持すること、(ii) 損傷部材位置に依らず概ね良好な検知性能を示すこと、(iii) 損傷部材に接続する未損傷部材に関して損傷が誤検知される場合がありうること、といった示唆を得た。

第6章では、これらの両技術、すなわち構造物間相互監視および構造物内相互監視を統合したマルチスケール構造物群監視技術を、CAD-based MSPUM の一例として提示した。これは、比較可能な変数群として、各棟につき一点のみ使用される強震観測記録の集合、および、各棟から集約される部材変形加速度の集合、の二群を考え、それぞれにつき規準化相関異常度を算出し、多様なスケールにおいて構造躯体各部の性能を統一評価する技術である。同技術の適用性を数値実験により評価した。その際、構造物群として、それぞれ異なる地震動の入力される平面フレームの集合を想定し、各棟につき異なる観測条件（一点か多点か）を設定した。結果として、構造物間相互監視による構造物単位での CADs では検知が困難な軽微な損傷も、構造物内相互監視を併用することで把握できること、すなわち、損傷程度は軽微であるが都市性能への影響が重大な構造物への対応優先度を、比較可能性を保持しつつ位置づけられることが示された。このことは、マルチスケール性を考慮することの重要性と効果を示すものである。

第7章では、都市の一形式としての建築物群への MSPUM の応用例として、マルチスケール・マルチパフォーマンス建築物群監視を検討した。はじめに、建築物群において想定される性能およびそれらの基盤をなすコンポーネントを例示するとともに、コンポーネント間における性能連関を明らかにした。そのうえで、こうした性能連関が引き起こす連鎖的被害をいくつか想定し、これらの事象を防止するための緊急対応の在り方を議論した。そのなかで、監視技術の位置づけとマルチスケール性およびマルチパフォーマンス性を考慮することの重要性が明らかとなった。さらに、簡潔な具体例として、大学施設群を想定し、性能連関のネットワークモデルを提示するとともに、MSPUM およびこれに基づく緊急対応決定の適用プロセスを示し、これを実現するために今後検討が必要な点を、関連研究を参照しつつ指摘した。

8.2 今後の研究方針

本論文の成果により，都市災害時の都市基盤への緊急対応決定に関して一つの指針が示されるとともに，その基盤技術として，MSPUM とよばれる新しい技術概念が動機づけられた．また，構造物群や建築物群を対象とした具体的検討により，その技術応用の可能性と，より高い次元でのマルチスケール性，マルチパフォーマンス性を獲得していくための学際的協働に関する一つの明確なビジョンが提示された．言い換えれば，MSPUM の概念構築と応用は，本来的に本論文に閉じたものではなく，技術実装に向けた不断の性能向上に加えて，関連するあらゆる研究分野との協働のもとに学際的展開を期待すべき性格のものである．

そこで以下では，いくつかの観点ごとに，今後の研究指針を与えることとする．

8.2.1 構造物群監視の性能向上に関する検討課題

構造物間相互監視の性能向上

第 4 章では，入力波に依存して誤検知（未損傷にもかかわらず誤って検知されてしまう）が起こることが示された．その要因としては，(i) 構造物の特性は変化していないにもかかわらず，入力波の特性の変化が大きいために関連異常と判断されてしまう場合（不確定性*¹）や，(ii) 入力波の特性が変化したために構造物において励起される振動モードに変化が生じ，これを誤検知されてしまう場合（マルチモーダリティ，*multi-modality*），などが考えられる．(i) に関しては，単一の地震を基準とすることに起因する問題であり，より多様な地震を対象にグラフ構造 (GGM) を学習することが有効であろう．仮に，構造物群が多数の地震を経験しており，それぞれ応答に関するデータが得られているとするならば，そこには多様な特性をもつ入力波の影響（不確定性）がすでに含まれているはずである．そうした不確定性の幅をも規準にして検査対象データの異常度を評価できることが，本来は望ましい．(ii) に関しては，グラフ構造のマルチモーダリティを考慮可能でなければならない．やはり過去に観測された多様なデータを積極的に活用しつつ，分布の多峰性の取り扱いに優れる関連異常検知を提示した 2016 年の Ide et al. [124]などを参考に，基準データに含まれるマルチモーダリティを評価できている必要がある．すなわち，(i) と (ii) のいずれに関しても，単一の基準データを想定する点にこそ問題がある．過去に観測された多種多様なデータをいかに活用できるかが問題解決の鍵となろう．

構造物間相互監視が，空間領域に広く分布するデータを統合的に活用するものであったとするならば（空間的相互監視），過去に観測された多様なデータを統合的に活用する視点（時間的相互監視）によりこれを補強することが必要である．すなわち，時空間構造物間相互監視 (*tempo-spatial inter-structure monitoring*) とも呼ぶべき新たな問題設定とその解決が求められており，重要な研究課題である．

*¹ すなわち入力未知であることに起因する認識論的不確定性である．

構造物内相互監視の性能向上

第5章では、平面フレームおよび立体フレームを用いた数値実験において、構造物内相互監視問題への相関異常検知の適用性を確認した。しかし、確認できた適用範囲は下記の諸点において限定的である。第一に、実施した数値実験は線形性の仮定に基づくものであり、非線形挙動がデータに含まれる場合の適用性は確認されていない。非線形の構造物モデルに対していくつか復元力特性を変化させつつ、適用性評価を実施すべきであろう。第二に、対象とした構造物がラーメンフレームに限定されている点も問題である。都市監視の一つの重要な技術的要件である汎用性の観点からは、橋梁やダムなどを念頭に、トラスフレームやより複雑な有限要素モデルなどへの適用性も検討すべきである。第三に、第5章に示した数値実験は、構造物モデルの全自由度につき観測データが得られているとの仮定に基づいていた。しかし、これはいささか極端な仮定である*2。限定的な自由度についてのみ観測が得られているような場合へと、定式化を一般化すべきであろう。具体的には次のような方針が考えられる。一つ目は、観測点位置に適応した形にモデルを縮約するという方針である。すなわち、観測点位置を節点とするようなモデルを仮定すれば、自由度と観測次元数の釣合が自然と担保される。二つ目は、部分構造 (*substructure*) の概念を用いる方針である。すなわち、モデル自体は構造物の自由度と同様としておき*3、平衡マトリクスを、観測点位置に適応した形で想定した部分構造に関して作成する。これにより、各部分構造につき相関異常度を計算できる。応用の実際を想定すれば、部材そのものよりも部材が構成する空間（層や構面など）に関心のある場合が多いことから、この方針は合理性が期待できよう。さて、第四に、これらの諸点に関して数値的な検討を実施したのちは、やはり物理的実験や実際の観測記録を用いて、手法の有効性を検証すべきであろう。

マルチスケール構造物群監視の性能向上

第6章では、CAD-based MSPUM の応用例として、マルチスケール構造物群監視を提示した。これについては、次の二つの課題を指摘しておきたい。第一に、相関異常度の規準化の方法に検討の余地がある。第6章で提示した数値実験においては、構造物の各棟から集約される変数群と構造物内の各部材から集約される変数群の双方につき、それぞれ異なる手法 (groupECAD および groupCAD) が適用されたが、Fig. 6.4 と Fig. 6.5 の比較からも推察されるように、groupCAD (または CAD) においては、groupECAD (または ECAD) と比べて、異常度の分散が高くなる傾向にある。したがって、groupCAD による規準化相関異常度は、groupECAD によるものよりも上位となりやすい。このように手法ごとに異なる傾向をいかに考慮するかが課題である。第二の課題としては、やはり、実験や実構造物群を対象とした検討により、手法の有効性を実装により近いレベルで検証する必要がある。

*2 もっとも、センサーの小型化・低価格化・ワイヤレス化が進むであろう将来的状況を想定すれば、必ずしも極端な仮定ではないと考える。

*3 実際には、構造物がいかなる自由度を有するかを判断すること自体に不確実性があり (*modelling uncertainty*)、注意が必要である。

8.2.2 マルチスケール・マルチパフォーマンス都市監視に関する研究課題

本論文では、緊急対応決定の支援技術としての MSPUM を検討してきた。特に、相関異常検知に基づく MSPUM について、その有効性を数値実験および実観測記録において検証した。しかし、その検証対象はあくまで構造的性能に関わるものに限定されており、シングルパフォーマンス的である。構造システムにくわえて、水道や電力、空気調和システムといった多種多様なシステムをマルチパフォーマンスに監視する技術に関しては、第 7 章において概念ベースの例証があるものの、その有効性の定量的な検討はなされていない。この点は、今後の研究において取り組まれるべき最重要の課題である。

そのためには次のようなプロセスが必要であろう。第一に、Table 7.3 に示したような変数群のそれぞれにつき、実際の観測データやシミュレーションデータなど、何らかのデータを収集する。この際、分野横断的な研究者の協働が必要不可欠であろう。第二に、まずはそれぞれの変数群につき、CADs の適用可能性を検討する。いずれの手法が有効かを第 7 章の指針を参照しつつ検討するとともに、第 4-6 章に示したような適用可能性を探る試みを、各分野において実行すべきである。特に、第 5 章で平衡マトリクスによるデータの変換を提示したように、それぞれの物理システムの特徴を念頭に置きつつ観測データの前処理を検討することも必要であろう。第三に、これら変数群を統合した、マルチパフォーマンス都市監視の検討を実施する。具体的には、各変数群につき規準化相関異常度を計算し、性能損失疑いの時間変化を追跡する。その際、平常時においても観測されるデータ（配管系、電力網など）に関しては、検知性能上最適な測定期間の設定を検討する必要がある。第四に、3.4.4 に示したような規準において都市監視の有効性を検証する。すなわち、判定された相関異常度を実際の（数値実験においては仮定された）被害のラベルと照合し、見逃しおよび誤検知の発生頻度を定量的に評価する。検知性能に問題があるとされた場合には、各変数群（各分野）において性能改善が検討されなければならない。その大まかな指針は 3.4.4 に示した通りである。

8.2.3 緊急対応決定枠組みの技術応用に関する研究課題

2.4 に提示した緊急対応決定枠組みに依れば、各技術システムの対応優先度を決定する際に、相対的重要度・都市性能貢献度・性能損失度の三指標が必要である。このうち性能損失度に関しては、本論文の主眼である都市監視により評価可能と期待される。一方、他の二指標に関しては、参照すべき研究例を指摘するに留め、その評価法を明示的には議論してこなかった。しかし、都市監視による一元的な性能評価情報は、これら指標と併せて緊急対応優先度の一元的評価に用いられることにより、はじめて本来の意義をもつものである。したがって、今後においては、相対的重要度および都市性能貢献度の評価に関しても、方法論の構築および検証を行っていく必要がある。2.4 においても述べたように、相対的重要度は事前の熟議と事後のヒューリスティクスにおいて決定されることが望ましく、これをいかに定量化すべきかを、各種の意思決定理論を参照しつつ探究しなければならない。一方の都市性能貢献度に関しては、ネットワーク信頼性解析などのリスク解析手法における重要度評価の発想が適用可能と期待されるが、この点は、仮想の都市基盤または実際の都市基盤ネットワークに

において、数値的に検証する必要がある。

さらに、これら三指標（相対的重要度・都市性能貢献度・性能損失度）の評価法がある程度構築された段階で、全体として緊急対応決定プロセスが適切に作動するか（すなわち、優先すべきシステムが適切に同定されるか）、特定のシナリオ（や過去の都市災害）を仮定したシミュレーションにおいて検討しなければならない。本論文が提示した MSPUM の有効性検証は、この段階においてはじめて完結するものである。

参考文献

- [1] 東京電力株式会社 (2012) 福島原子力事故調査報告書, https://www.tepco.co.jp/cc/press/betu12_j/images/120620j0303.pdf (accessed 2020-11-02)
- [2] 電力広域的運営推進機関 (2018) 平成 30 年北海道胆振東部地震に伴う大規模停電に関する検証委員会 最終報告, https://www.occto.or.jp/iinkai/hokkaido_kensho/files/181219_hokkaido_saishu_honbun.pdf (accessed 2020-11-02)
- [3] Buldyrev SV, Parshani R, Paul G, Stanley HE, Havlin S (2010) Catastrophic cascade of failures in interdependent networks, *Nature* 464:1025–1028.
- [4] Bruneau M, Chang SE, Eguchi RT, Lee GC, O'Rourke TD, Reinhorn AM, Shinozuka M, Tierney K, Wallace WA, von Winterfeldt D (2003) A framework to quantitatively assess and enhance seismic resilience of communities. *Earthquake Spectra* 19:733–752.
- [5] Voropai NI, Efimov DN (2008) Analysis of blackout development mechanisms in electric power systems, 2008 IEEE Power and Energy Society General Meeting – Conversion and Delivery of Electrical Energy in the 21st Century, July 20–24, Pittsburgh, USA, pp. 1–7, doi: 10.1109/PES.2008.4596304.
- [6] Idé T, Lozano AC, Abe N, Liu Y (2009) Proximity-Based Anomaly Detection using Sparse Structure Learning, Proceedings of 2009 SIAM International Conference on Data Mining (SDM 09), April 30–May 2, Sparks, USA, pp. 97–108
- [7] 八百山太郎, 肥田剛典, 高田毅士 (2019) 広域構造物群性能監視のための観測記録のフーリエ振幅を用いた相関異常検知. *JCOSSAR2019 論文集*, pp. 300–307
- [8] 八百山太郎, 肥田剛典, 高田毅士 (2020) 広域地震災害における構造物群性能監視. *日本建築学会構造系論文集*, 85:39–49.
- [9] Yaoyama T, Takenori H, Takada T (2020) Applicability conditions of extended correlation anomaly detection for structure-portfolio monitoring, Proceedings of 17th World Conference on Earthquake Engineering (17WCEE), September 13–18th, Sendai, Japan, No. 6b–0015.
- [10] Yaoyama T, Takenori H, Takada T (2020) Effect of nonlinear characteristics on applicability of extended correlation anomaly detection to structure-portfolio monitoring, Proceedings of 7th Asian-Pacific Symposium on Structural Reliability and Its Applications (APSSRA2020), October 5–7, Tokyo, Japan, No. WM3-2.
- [11] Akoglu L, Tong H, Koutra D (2015) Graph based anomaly detection and description: a survey, *Data Mining and Knowledge Discovery*, 29:626–688.
- [12] Cutter, SL (2016) The landscape of disaster resilience indicators in the USA. *Natural Hazards*, 80:741–758.
- [13] National Research Council (NRC) (2012) Disaster Resilience: a national imperative. The

- National Academies Press, Washington.
- [14] Francis R, Bekera B (2014) A metric and frameworks for resilience analysis of engineered and infrastructure systems. *Reliability Engineering and System Safety*, 121:90–103.
 - [15] Ribeiro PJG, Goncalves LAPJ (2019) Urban resilience: A conceptual framework. *Sustainable Cities and Society*, 50:101625.
 - [16] Rytter A (1993) Vibration based inspection of civil engineering structures, PhD Thesis, University of Aalborg.
 - [17] Ferreira MA, Moda de Sá, Oliveira CS (2014) Disruption index, DI: an approach for assessing seismic risk in urban systems (theoretical aspects). *Bulltein of Earthquake Engineering*, 12:1431–1458.
 - [18] Achour N, Miyajima M (2020) Post-earthquake hospital functionality evaluation: The case of Kumamoto Earthquake 2016, *Earthquake Spectra*, DOI: 10.1177/8755293020926180
 - [19] Guidotti R, Gardoni P, Rosenheim N (2019) Integration of physical infrastructure and social systems in communities' reliability and resilience analysis. *Reliability Engineering and System Safety*, 185:476–492.
 - [20] Song J, Ok SY (2010) Multi-scale system reliability analysis of lifeline networks under earthquake hazards. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 39:259–279.
 - [21] Burton CG (2015) A Validation of Metrics for Community Resilience to Natural Hazards and Disasters Using the Recovery from Hurricane Katrina as a Case Study. *Annals of the Association of American Geographers*, 105:67–86.
 - [22] Gregory R, Keeney RL (1994) Creating policy alternatives using stakeholder value. *Management Science*, 40:1035–1048.
 - [23] Apostolakis GE, Lemon DM (2005) A screening methodology for the identification and ranking of infrastructure vulnerabilities due to terrorism. *Risk Analysis*, 25:361–376.
 - [24] Kim Y, Kang WH, Song J (2012) Assessment of seismic risk and importance measures of interdependent networks using a non simulation-based method. *Journal of Earthquake Engineering*, 16:777–794.
 - [25] Wang J, Lao S, Ruan Y, Bai L, Hou L (2017) Research on the robustness of interdependent networks under localized attack. *Applied Sciences*, 597:doi:10.3390/app7060597.
 - [26] Garcia-Marguez FP, Ramirez IS, Mohammadi-Ivatloo B, Marugan AP (2020) Reliability dynamics analysis by fault trees and binary decision diagrams, *Information*, 11:324, doi:10.3390/info11060324.
 - [27] 福島慶, 丸田裕二, 泉和夫, 伊東佑将, 吉澤鮎美, 田中俊明 (2014) センサと ICT を融合させた漏水監視サービス, *NEC 技報*, 67(1):111–114.
 - [28] Peerenboom J, Fisher R, Whitefield R (2001) Recovering from disruptions of interdependent critical infrastructures. *CRIS/DRM/IIIT/NSF Workshop on Mitigating the Vulnerability of Critical Infrastructures to Catastrophic Failures*, Lyceum, Alexandria, Virginia, September 10–11.
 - [29] 樋口知之 (2019) モデリング変革の 4 半世紀を振り返って, *統計数理*, 67:157–164.
 - [30] Hastie T, Tibshirani T, Friedman R (2009) *The elements of statistical learning – Data mining, Inference, and Prediction (Second Edition)*, Springer.
 - [31] Selvaraju RR, Cogswell M, Das A, Vedantam R, Parikh D, Batra 1 (2017) Grad-CAM: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization, *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pp. 618–626.

- [32] Ching J, Phoon KK (2020) Constructing a site-specific multivariate probability distribution using sparse, incomplete, and spatially variable (MUSIC-X) data, *Journal of Engineering Mechanics*, 146:04020061.
- [33] 鈴木悠, 三田彰 (2016) 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*, 81:1199–1207.
- [34] Avci O, Abdeljaber O (2016) Self-organizing maps for structural damage detection: A novel unsupervised vibration-based algorithm, *Journal of Performance of Constructed Facilities*, 30:04015043.
- [35] 林和宏, 斎藤大樹 (2019) 防災拠点建物を対象としたリアルタイム耐震診断システムの社会実装—市役所庁舎へのシステム導入とその運用状況, *日本地震工学会論文集*, 19:378–387.
- [36] 伊藤拓海, 崎山夏彦, 山本拓司, 中嶋宇史, 橋爪洋一郎, 岸 朔矢 (2018) IoT による構造物の状態検知システムの開発と試験建屋の起振機による実地振動実験, 第 15 回日本地震工学シンポジウム論文集, 仙台, 東京, pp. 2089–2098.
- [37] Rocchetta R, Broggi M, Huchet Q, Patelli E (2018) On-line Bayesian model updating for structural health monitoring, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 103:174–195.
- [38] Ding Z, Li J, Hao H (2020) Structural damage identification by sparse deep belief network using uncertain and limited data, *Structural Control and Health Monitoring*, 27:e2522.
- [39] Lin YZ, Nie ZH, Ma HW (2017) Structural damage detection with automatic feature-extraction through deep learning, *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering* 32:1025–1046.
- [40] Kohiyama M, Oka K, Yamashita T (2020) Detection method of unlearned pattern using support vector machine in damage classification based on deep neural network, *Structural Control and Health Monitoring*, 27:e2552.
- [41] Modarres C, Astorga N, Droguett EL, Meruane V (2018) Convolutional neural networks for automated damage recognition and damage type identification, *Structural Control and Health Monitoring*, 25:e2230.
- [42] 肥田剛典, 八百山太郎, 高田毅士 (2018) 畳み込みニューラルネットワークによる建築物の被災度判定, *人工知能学会全国大会論文集*, 第 32 回全国大会 (2018), https://doi.org/10.11517/pjsai.JSAI2018.0_3K10S18a03 (accessed 2020-11-02)
- [43] Hollands RG (2018) Will the real smart city please stand up?, *City*, 12:303–320.
- [44] Kitchin R (2014) The real-time city? Big data and smart urbanism, *Geojournal* 79:1–14.
- [45] Albino V, Berardi U, Dangelico RM (2015) Smart Cities: Definitions, dimensions, performance, and initiatives, *Journal of Urban Technology*, 22:3–21.
- [46] Gubbi J, Buyya R, Marusic S, Palaniswami M (2013) Internet of Things (IoT): A vision, architectural elements, and future directions, *Future Generation Computer Systems*, 29:1645–1660.
- [47] Alazawi Z, Alani O, Abdljabar MB, Altowaijri A, Mehmood R (2014) A Smart disaster management system for future cities, *Proceedings of the 2014 ACM International Workshop on Wireless and Mobile Technologies for Smart Cities (WiMobCity'14)*, Aug., <https://doi.org/10.1145/2633661.2633670> (accessed 2020-11-02)
- [48] Fang X, Misra S, Xue G, Yang D (2012) Smart grid — The new and improved power grid: A Survey, *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 14:944–980.
- [49] Allen M, Preis A, Iobal M, Srirangarajan S, Lim HB, Girod L, Whittle AJ (2011) Real-time in-network distribution system monitoring to improve operational efficiency, *Journal*

- American Water Works Association, 103:63–75.
- [50] Nowicka K (2014) Smart City logistics on cloud computing model, *Procedia – Social and Behavioral Sciences* 151:266–281.
- [51] Benevolo C, Dameri RP, D’Auria B (2016) Smart Mobility in Smart City – Action taxonomy ICT intensity and public benefits, *Empowering Organizations, Lecture Notes in Information Systems and Organisation* 11, DOI: 10.1007/978-3-319-23784-8_2
- [52] Minoli D, Sohraby K, Occhiogrosso B (2017) IoT considerations, requirements, and architectures for Smart Buildings—energy optimization and next-generation building management systems, *IEEE Internet of Things Journal*, 4:269–283.
- [53] Wang S, Wan J, Li D, Zhang C (2016) Implementing Smart Factory of Industrie 4.0: An Outlook, *International Journal of Distributed Sensor Networks*, <https://doi.org/10.1155%2F2016%2F3159805> (accessed 2020-11-02)
- [54] Giffinger R, Gudrun H (2010) Smart Cities Ranking: An Effective Instrument for the Positioning of Cities?, *City and Environment* 4(12):7–25.
- [55] Ahmad T, Chen H (2018) Potential of three variant machine-learning models for forecasting district level medium-term and long-term energy demand in smart grid environment, *Energy*, 160:1008–1020.
- [56] 能島暢呂, 杉戸真太, 金澤 (2001) 被害情報の逐次処理による地震時緊急対応の意思決定支援モデル. *土木学会論文集*, 682:129–142.
- [57] 日下彰宏, 中村洋光, 藤原広行, 岡野創 (2017) バイズ更新により実被害情報を融合した震災後の住宅被害棟数の推定. *日本地震工学会論文集*, 17(1):16–29.
- [58] Kim T, Song J, Kwon OS (2020) Pre- and post-earthquake regional loss assessment using deep learning. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, 49:657–678.
- [59] Cutter SL, Burton CG, Emrich CT (2010) Disaster Resilience Indicators for Benchmarking Baseline Conditions. *Journal of Homeland Security and Emergency Management*, 7(1).
- [60] 伊木さとみ, 肥田剛典, 高田毅士 (2018) 壊滅指標を用いた地域減災最適化戦略構築に向けた予備的検討. *日本建築学会学術講演梗概集 (東北)*, 2018年9月:81–82.
- [61] Herrera M, Abraham E, Stoianov I (2016) A Graph-Theoretic Framework for Assessing the Resilience of Sectorised Water Distribution Networks. *Water Resource Management*, 30:1685–1699.
- [62] Friedman J, Hastie T, Tibshirani R (2007) Sparse inverse covariance estimation with the graphical lasso. *Biostatistics*, 9:432–441.
- [63] Kullback S, Leibler RA (1951) On information and sufficiency. *The Annals of Mathematical Statistics*, 22:79–86.
- [64] Peeters B, De Roeck G (1999) Reference-based stochastic subspace identification for output-only modal analysis, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 13:885–878.
- [65] Brincker R, Zhang L, Anderson P (2001) Modal identification of output-only systems using frequency domain decomposition, *Smart Material and Structures*, 10:441–445.
- [66] National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience (NIED) Strong-motion Seismic Networks (K-NET, KiK-net). <http://www.kyoshin.bosai.go.jp/> (accessed 2019-04-10)
- [67] Building Research Institute (BRI) BRI Strong Motion Observation. <https://smo.kenken.go.jp/> (accessed 2020-09-29)
- [68] Verhaegen M, Dewilde P (1992) Subspace model identification: Part 1. The output-

- error state-space model identification class of algorithms, *International Journal of Control*, 56:1187–1210.
- [69] Simoen E, De Roeck G, Lombaert G (2015) Dealing with uncertainty in model updating for damage assessment: A review, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 56–57:123–149.
- [70] Boulkaibet I, Mthembu L, Marwala T, Friswell MI, Adhikari S (2015) Finite element model updating using the shadow hybrid Monte Carlo technique, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 52–53:115–132.
- [71] Esrandiari A (2017) An innovative sensitivity-based method for structural model updating using incomplete modal data, *Structural Control and Health Monitoring*, 24:e1905.
- [72] Bartilson DT, Jang J, Smyth AW (2020) Sensitivity-based singular value decomposition parametrization and optimal regularization in finite element model updating, *Structural Control and Health Monitoring*, 27:e2539.
- [73] Posenato D, Kripakaran P, Inaudi D, Smith IFC (2010) Methodologies for model-free data interpretation of civil engineering structures, *Computers and Structures*, 88:467–482.
- [74] 青山博之, 上村智彦 (1988) マトリックス法による構造解析, 培風館.
- [75] Catbas F, Gul M, Burkett J (2008) Damage assessment using flexibility and flexibility-based curvature for structural health monitoring, *Smart Materials and Structures*, 17:15–24.
- [76] Wahab MA, De Roeck G (1999) Damage detection in bridges using modal curvatures: application to a real damage scenario, *Journal of Sound and Vibration*, 226:217–235.
- [77] Rezaiee-pajand M, Entezami A, Sarmadi H (2020) A sensitivity-based finite element model updating based on unconstrained optimization problem and regularized solution methods, *Structural Control and Health Monitoring*, 27:e2481.
- [78] Li Y, Wang S, Tapia J, Xia Z, An W (2020) An iterative total least squares-based estimation method for structural damage identification of 3D frame structures, *Structural Control and Health Monitoring*, 27:e2499.
- [79] Link RJ, Zimmerman DC (2015) Structural damage diagnosis using frequency response functions and orthogonal matching pursuit: theoretical development, *Structural Control and Health Monitoring*, 22:889–902.
- [80] Farshadi M, Esfandiari A, Vahedi M (2017) Structural model updating using incomplete transfer function and modal data, *Structural Control and Health Monitoring*, 24:e1932.
- [81] Beck JL, Katafygiotis LS (1998) Updating models and their uncertainties I: Bayesian statistical framework, *Journal of Engineering Mechanics*, 124:455–461.
- [82] Beck JL, Au SK (2002) Bayesian updating of structural models and reliability using Markov Chain Monte Carlo simulation, *Journal of Engineering Mechanics*, 128:380–391.
- [83] Cheung SH, Beck JL (2009) Bayesian model updating using hybrid Monte Carlo simulation with application to structural dynamic models with many uncertainty parameters, *Journal of Engineering Mechanics*, 135:243–255.
- [84] Wan HP, Ren WX (2016) Stochastic model updating utilizing Bayesian approach and Gaussian process model, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 70–71:245–268.
- [85] Prajapat K, Ray-Chaudhuri S (2018) Detection of multiple damages employing best achievable eigenvectors under Bayesian inference, *Journal of Sound Vibration*, 422:237–263.
- [86] Ding Z, Li J, Hao H (2019) Structural damage identification using improved Jaya algorithm

- based on sparse regularization and Bayesian inference, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 132:211–231.
- [87] Kuok SC, Yuen KV (2020) Multi-resolution broad learning for model updating using incomplete modal data, *Structural Control and Health Monitoring*, 27:e2571.
- [88] Lin JF, Xu YL, Law SS (2018) Structural damage detection-oriented multi-type sensor placement with multi-objective optimization, *Journal of Sound and Vibration*, 422:568–89.
- [89] Sun H, Lus H, Betti R (2013) Identification of structural models using a modified artificial bee colony algorithm, *Computers and Structures*, 116:59–74.
- [90] Ding Z, Li J, Hao H, Lu ZR (2019) Structural damage identification with uncertain modelling error and measurement noise by clustering based tree seeds algorithm, *Engineering Structures*, 185:301–314
- [91] Kang F, Li JJ, Xu Q (2012) Damage detection based on improved particle swarm optimization using vibration data, *Applied Soft Computing*, 12:2329–2335.
- [92] Balsamo L, Betti R (2015) Data-based structural health monitoring using small training data sets, *Structural Control and Health Monitoring*, 22:1240–1264.
- [93] Dilena M, Limongelli MP, Morassi A (2015) Damage localization in bridges via the FRF interpolation method, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 52–53:162–180.
- [94] Zhang Y, Lie ST, Xiang Z (2013) Damage detection method based on operating deflection shape curvature extracted from dynamic response of a passing vehicle, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 35:238–254.
- [95] Shi ZY, Law SS, Zhang LM (1998) Structural damage localization from modal strain energy change, *Journal of Sound and Vibration*, 218:825–844.
- [96] Derkevokian A, Hernandez-Garcial M, Yun HB, Masri SF, Li P (2015) Nonlinear data-driven computational models for response prediction and change detection, *Structural Control and Health Monitoring*, 22:273–288.
- [97] Sun Z, Chang CC (2002) Structural damage assessment based on Wavelet packet transform, *Journal of Structural Engineering*, 128:1354–1361.
- [98] Iacano FL, Navarra G, Pirrotta A (2012) A damage identification procedure based on Hilbert transform: Experimental validation, *Structural Control and Health Monitoring*, 19:146–160.
- [99] Sohn H, Czarnecki JA, Farrar CR (2000) Structural health monitoring using statistical process control, *Journal of Structural Engineering*, 126:1356–1363.
- [100] Gul M, Catbas FN (2009) Statistical pattern recognition for structural health monitoring using times series modeling: Theory and experimental verifications, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 23:2192–2204.
- [101] 白石理人, 斎藤知生, 三田彰 (2014) 部分構造の ARX モデルを用いた三次元構造物の局所損傷検出, *日本建築学会技術報告集*, 20:55–60.
- [102] 白石理人, 森井雅史, 岡田敬一, 杉本浩一, 佐藤俊明, 倉田真宏, 飛田潤 (2017) 多点高密度配置した振動センサと部分構造の出力誤差による局所損傷検知, *日本建築学会構造系論文集*, 82:801–811.
- [103] Yang Y, Nagarajaiah S (2014) Structural damage identification via a combination of blind feature extraction and sparse representation classification, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 45:1–23.

- [104] Yang Y, Nagarajaiah S (2014) Blind identification of damage in time-varying systems using independent component analysis with wavelet transform, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 47:3–20.
- [105] Cha YJ, Choi W, Buyukozturk O (2017) Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks, *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 32:361–378.
- [106] Zhang A, Wang KCP, Li B, Yang E, Dai X, Peng Y, Fei Y, Liu Y, Li JQ, Chen C (2017) Automated pixel-level pavement crack detection on 3D asphalt surfaces using a deep-learning network, *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 32:805–819.
- [107] Abdeljaber O, Avci O, Kiranyaz S, Gabbouj M, Inman DJ (2017) Real-time vibration-based structural damage detection using one-dimensional convolutional neural networks, *Journal of Sound and Vibration*, 388:154–170.
- [108] Khodabandehlou H, Pekcan G, Fadali MS (2019) Vibration-based structural condition assessment using convolution neural networks, *Structural Control and Health Monitoring*, 26:e2308.
- [109] Blachowski B, An Y, Spencer BF, Ou J (2017) Axial strain accelerations approach for damage localization in statically determinate truss structures, *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 32:304–314.
- [110] Azim MR, Gul M (2020) Damage detection framework for truss railway bridges utilizing statistical analysis of operational strain response, *Structural Control and Health Monitoring*, 27:e2573.
- [111] Ide T, Papadimitritou S, Vlachos M (2007) Computing correlation anomaly scores using stochastic nearest neighbors, *Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Data Mining (ICDM 07)*, October 28–31, 2007, Omaha, USA, pp.523–528
- [112] Livesley RK (1975) *Matrix methods of structural analysis* (2nd Edition), Pergamon.
- [113] 畑田朋彦, 高橋元一, 鈴木康嗣, 松谷巖, 金川清, 仁田佳宏, 西谷章 (2010) 起振機加振試験による非接触型センサを利用した実建物の層間変位計測, *日本建築学会構造系論文集*, 75:1257–1264.
- [114] 向井智久, 毎田悠承, 田嶋一之, 鹿嶋俊英, 南部禎士 (2019) 建築物の地震時応答変位観測手法に関する基礎研究, *日本建築学会大会学術講演集 (北陸)*, pp. 1077–1078.
- [115] 宮田翔平, 赤司泰義, 林鍾衍, 吳楊駿, 田中勝彦, 田中覚, 桑原康浩 (2018) 機械学習を用いた空調熱源システムの不具合検知・診断 (第1報) シミュレーションによる不具合データベース作成と畳み込みニューラルネットワークによる不具合検知・診断, *空気調和・衛生工学会論文集*, 257:11–20.
- [116] 宮田翔平, 赤司泰義, 林鍾衍, 吳楊駿, 田中勝彦, 田中覚, 桑原康浩 (2018) 機械学習を用いた空調熱源システムの不具合検知・診断 (第2報) 診断性能向上のための不具合データの前処理とBEMSデータへの適用, *空気調和・衛生工学会論文集*, 261:1–9.
- [117] Ide T, Kashima H (2004) Eigenspace-based Anomaly Detection in Computer Systems, *Proceedings of the Tenth ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data mining (KDD'04)*, pp. 440–449.
- [118] 中村功 (2017) IP時代の災害と通信 — 熊本地震における通信の疎通状況とその背景 —, *東洋大学社会学部紀要*, 54:33–49.
- [119] 総務省 (2011) 平成23年版情報通信白書, <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/ja/h23/pdf/index.html> (accessed 2020-11-02)
- [120] Ide T, Khandelwal A, Kalagnanam J (2016) Sparse gaussian markov random field mixtures

- for anomaly detection, Proceedings of 2016 IEEE International Conference of Data Mining (ICDM), pp. 955–960.
- [121] 山本直樹 (2018) 島根原子力発電所 機器故障予兆監視システム開発について, 技術士, 614:8–11.
- [122] Li J, He J (2002) A recursive decomposition algorithm for network seismic reliability evaluation, Earthquake Engineering and Structural Dynamics, 31:1525–1539.
- [123] Song J, Kang WH (2009) System reliability and sensitivity under statistical dependence by matrix-based system reliability method, Structural Safety, 31:148–156.
- [124] Ide T, Phan DT, Kalagnanam J (2017) Multi-task multi-modal models for collective anomaly detection, Proceedings of 2017 IEEE International Conference on Data Mining (ICDM), pp. 177–186.