

第 14 回 インフラ・ライフライン
減災対策シンポジウム
講演論文集

土木学会地震工学委員会
マルチハザードに対するライフライン施設の減災・
保全対策に関する研究小委員会

2024 年 1 月 11 日

九州大学医学部百年記念講堂

2023年トルコ地震において被災地域の道路ネットワークが受けた影響のGIS分析

小野 祐輔¹

¹正会員 鳥取大学教授 工学部社会システム土木系学科 (〒680-8552 鳥取県鳥取市湖山町南 4-101)
E-mail: ysk@tottori-u.ac.jp

2023年2月6日にトルコ南部を震源として Pazarcik 地震 (M7.8) と Elbistan 地震が相次いで発生した。本研究では被災地域の道路ネットワークが受けた影響を地理情報システム (GIS) を用いて分析した。分析には米国地質調査所が公開している地震動の最大地表加速度 (PGA) の分布と出現した地表地震断層のトレース, 及び OpenStreetMap から入手した道路ネットワークのデータを用いた。PGA が 0.1g を超えたと推定される領域の主要道路は, Pagarci 地震で約 5500km, Elbistan 地震で約 1830 kmであった。同じ領域には Pagarci 地震で 639件, Elbistan 地震で 93件の橋が存在していた。このように強い揺れを受けたと考えられる領域に多数の道路及び橋が含まれていたのにも関わらず, 長期間閉鎖された道路区間は少なかった。

Key Words: 2023 Turkey earthquake, road network, bridge, peak ground acceleration, surface rupture

1. はじめに

2023年2月6日にトルコ南部に震央を持つ2つのマグニチュード7クラスの地震が相次いで発生し, 大きな被害が発生した。最初の Pazarcik 地震 (M7.8)¹⁾の発生から次の Elbistan 地震 (M7.5)²⁾の発生までの間隔はおよそ9時間であった。Pazarcik 地震は Elbistan 地震より人口の多い地域の近くで発生したため, 前者による被害が多いと考えられるものの, これら二つの地震で重複して強い揺れに襲われた地域は近接しており, どちらの地震により被害が生じたのかを厳密に切り分けることは困難である。

また, これらの地震では, 地表地震断層が出現した。米国地質調査所 (USGS) が公表した地表地震断層のトレースは2つの地震を併せて 233,664 km に及んだ。図-1にこれらの二つの地震の震央位置, USGS による推定断層線及び出現した地表地震断層を示した。Pazarcik 地震の推定断層線の多くで地表地震断層が現れている。

本稿では, これらの二つの地震で影響を受けた地域の道路ネットワークと最大地表加速度 (PGA) の分布及び地表地震断層との関係を地理情報システム (GIS) を用いて分析した結果を報告する。

2. 利用した GIS データ



図-1 2023年2月6日発生 of Pazarcik 地震 (M7.8) と Elbistan 地震 (M7.5) の震央と地表地震断層, 推定断層線

本稿で使用した GIS データは, 米国地質調査所の地表地震断層のトレースと推定 PGA 分布 (ShakeMap)^{1,2)}, 及び OpenStreetMap から入手した道路ネットワークのデータである。OpenStreetMap から道路ネットワークデータを入手する手段はいくつかの組織が提供している。それらの中で国単位でデータを選択してダウンロードできることから, Humanitarian OpenStreetMap team (HOT) のウェブサイト (<https://www.hotosm.org>) を利用した。

OpenStreetMap では道路の各区間にタグを付して分類し

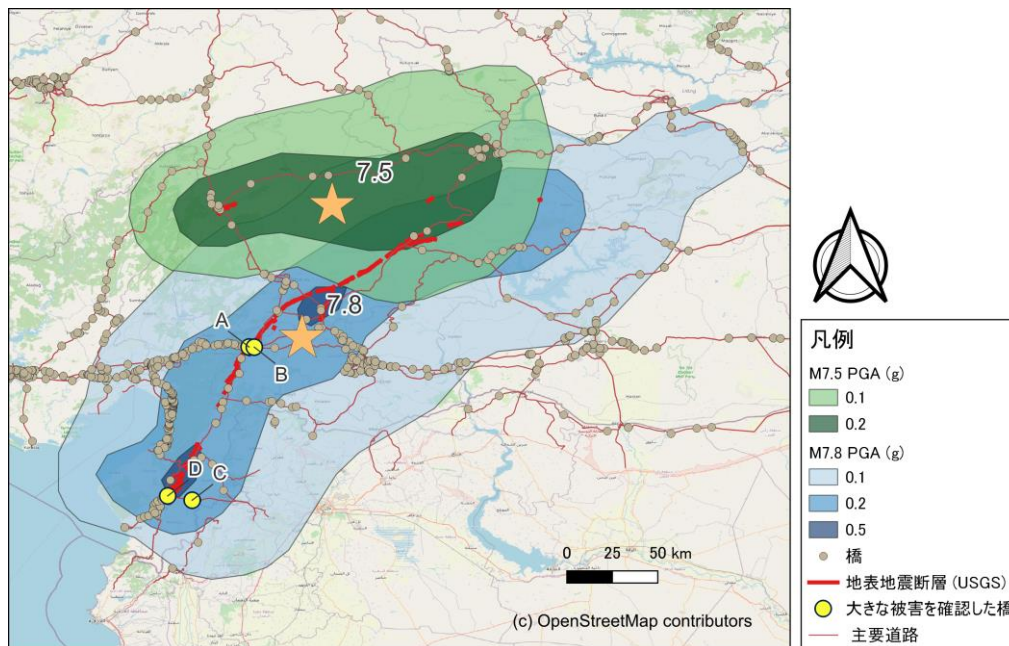


図-2 PGAの大きな領域と道路ネットワークと橋梁の位置

表-1 強い揺れを受けたと推定される道路距離と橋梁の数

Pazarcik 地震		
PGA (g)	道路距離 (km)	橋梁数
0.5 以上	237.66	9
0.2 以上 0.5 未満	2270.75	318
0.1 以上 0.2 未満	3036.99	312
合計	5545.40	639
Elbistan 地震		
PGA (g)	道路距離 (km)	橋梁数
0.2 以上 0.5 未満	746.19	42
0.1 以上 0.2 未満	1081.06	51
合計	1827.25	93

表-2 二つの地震で強い揺れを受けた道路距離と橋梁の数

Pazarcik 地震 PGA (g)	Elbistan 地震 PGA (g)	道路距離 (km)	橋梁 数
0.2 以上 0.5 未満	0.2 以上 0.5 未満	180.40	4
0.2 以上 0.5 未満	0.1 以上 0.2 未満	371.80	16
0.1 以上 0.2 未満	0.2 以上 0.5 未満	416.14	25
0.1 以上 0.2 未満	0.1 以上 0.2 未満	266.65	16
合計		1234.99	61

ている。本報告では主要な道路を対象とするため、highway タグが motorway, trunk, primary であるものを選択した。また、橋梁区間は bridge タグを用いて識別した。

3. 結果

(1) 最大地表加速度 (PGA) の影響

USGS の ShapkeMap による推定 PGA 分布¹²⁾と被災地域



写真-1 地震で損傷し補修された橋脚 (著者撮影)

周辺の道路ネットワークを図-2 に示した。この図には OpenStreetMap から抽出した橋及び大きな被害が確認できた橋の位置も併せて示している。推定 PGA 分布は、0.5g (約 500 gal) 以上、0.5g 未満 0.2g (約 200 gal) 以上、0.1g (約 100 gal) 以上 0.2g (約 200 gal) 未満に相当する領域を示している。

Pazarcik 地震, Elbistan 地震に対し、それぞれの PGA 領域に含まれる道路距離、橋梁の数を求めた結果は表-1 の通りになった。さらに、一つ目の Pazarcik 地震と Elbistan 地震のいずれでも強い揺れを受けたと推定されるエリアに含まれる道路距離及び橋梁の数は表-2 に示す通りであった。

このように、これらの二つの地震で大きな揺れに襲われたエリアには道路と橋が多数存在していた。それにも

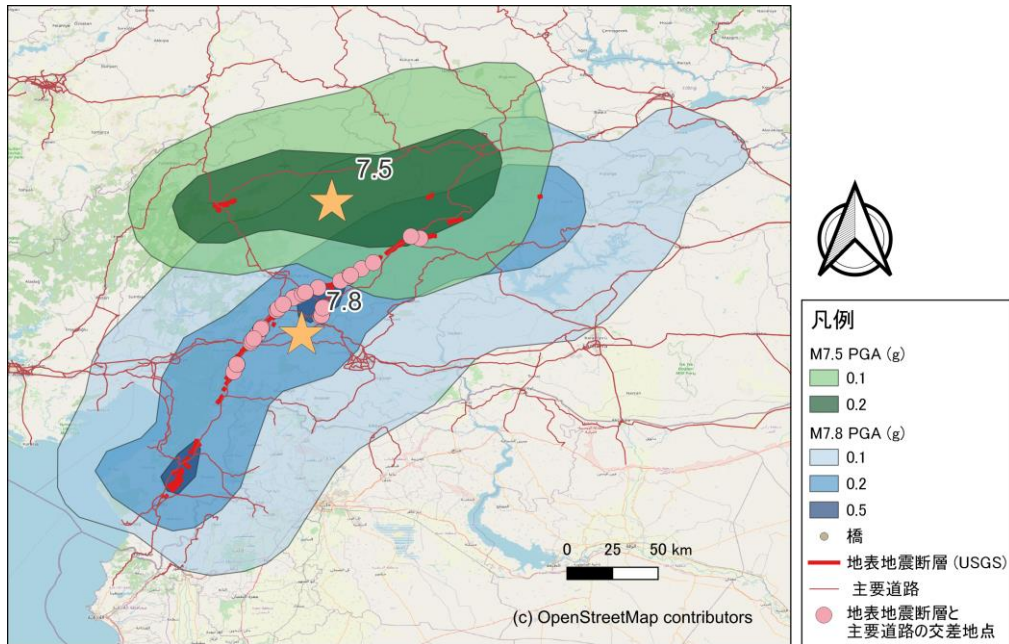


図-3 地表地震断層と主要道路の交差点

関わらず、これらのエリアで地震発生直後からしばらくの間閉鎖されたことが確認できる道路区間は Malatya-Gölbasi 間のみである³⁾。また、公表されている報告書³⁶⁾において大きな被害を受けたことが確認できた道路橋は極めて限定的である。そのうち、著者が現地を確認した4カ所を図-2中に示した。A地点では橋脚の損傷(写真-1)と主桁の端部のフランジの座屈が発生した。B地点は斜橋が落橋した。C地点では、液状化の影響により橋台が転倒した。D地点では壁式橋脚の単純桁橋が落橋した。ただし、通行不能には至らなかったものの落石が発生した道路区間や盛土の変状により亀裂が入った道路区間は多数存在していた。さらに、軽微な損傷を受けた橋も多数みられた。

(2) 地表地震断層の影響

USGSによる地表地震断層のトレース¹²⁾とOpenStreetMapの主要道路のデータを用いて、両者の交差点を求めたところ62地点があった。その分布を図-3に示す。地表断層変位の影響を受けた道路の一例が写真-2である。また、地表地震断層が橋梁区間と交差する地点はなく、断層変位の影響を直接受けた橋はなかったと考えられる。

REFERENCES

- 1) USGS: M 7.8 - Pazarcik earthquake, Kahramanmaras earthquake sequence, <https://earthquake.usgs.gov/earthquakes/eventpage/us6000jllz/executive> (最終閲覧 2024年1月5日)



写真-2 地表地震断層の作用により約4.0mの横ずれを生じた道路(著者撮影)

- 2) USGS: M 7.5 - Elbistan earthquake, Kahramanmaras earthquake sequenc, <https://earthquake.usgs.gov/earthquakes/eventpage/us6000jlqa/executive> (最終閲覧 2024年1月5日)
- 3) Aydan, O. and Ulusay R.: A quick report on Parazic and Ekinozu earthquake (Turkiye) of February 6, 2023, 2023.
- 4) Earthquake Engineering Research Center: Preliminary reconnaissance report on February 6, 2023, Pazarcik Mw=7.7 and Elbistan Mw=7.6, Kahramanmaras-Turkiye Earthquake, *Technical Report METU/EERC 2023-01*, Middle East Technical University, 2023.
- 5) Dilsiz, A. et al.: tEER: 2023 Mw 7.8 Kahramanmaras, Türkiye Earthquake Sequence Preliminary Virtual Reconnaissance Report (PVRR), *DesignSafe-CI*, 2023.
- 6) Ozkula, G. et al.: Türkiye Earthquake Sequence on February 6, 2023: Preliminary Earthquake Reconnaissance Report, *Designsafe-CI*, 2023.

令和6年能登半島地震に関する 緊急地震被害調査に関する速報

井上 和真¹・植村 佳大²・志賀 正崇³・栗間 淳⁴・池田 隆明⁵

1 正会員 群馬工業高等専門学校准教授 環境都市工学科 (〒371-8530 群馬県前橋市鳥羽町 580)
E-mail: inoue@cvt.gunma-ct.ac.jp

2 正会員 京都大学大学院助教 工学研究科社会基盤工学専攻 (〒615-8540 京都府西京区京都大学桂)
E-mail: uemura.keita.3n@kyoto-u.ac.jp

3 正会員 長岡技術科学大学助教 技学研究院 環境社会基盤系
(〒940-2188 新潟県長岡市上富岡町 1603-1)

E-mail: shiga@vos.nagaokaut.ac.jp

4 正会員 東京大学生産技術研究所助教 基礎系部門
(〒153-8505 東京都目黒区駒場 4-6-1)

E-mail: kurima@iis.u-tokyo.ac.jp

5 正会員 長岡技術科学大学教授 技学研究院 環境社会基盤系
(〒940-2188 新潟県長岡市上富岡町 1603-1)

E-mail: ikeda@vos.nagaokaut.ac.jp

2024年1月1日16時10分に石川県能登半島地方を震源とする令和6年能登半島地震 (Mj7.6) が発生した。著者らは、地震が発生した翌日の1月2日に新潟県を、1月3、4日に富山県・石川県の被災地域の緊急地震調査^{1) 2) 3)}を実施した。本稿では、このうち、主に液状化や斜面崩壊などの地盤被害に着目した報告を行う。震央から約55 km離れた石川県七尾市の七尾港では液状化に伴う大規模な噴砂が確認された。また、震央から約166 km離れた新潟県新潟市西区・中央区においても液状化被害が確認された。液状化や斜面被害が目立つ一方で、緊急地震被害調査地点では、橋梁等の土木構造物の被害は確認されなかった。

Key Words: 2024 Noto Peninsula Earthquake, Quike damage survey, Liquefaction

1. はじめに

だきたい。

2024年1月1日16時10分に石川県能登半島地方を震源とする令和6年能登半島地震 (Mj7.6) が発生した (表-1)。著者らは、地震が発生した翌日の1月2日に新潟県新潟市西区・中区をはじめ、上越新幹線の沿線を被害調査を実施した。また、1月3日に富山県氷見市・石川県七尾市、1月4日に石川県金沢市・内灘町の被災地域の緊急地震調査^{1) 2) 3)}を実施した。本稿では、緊急地震調査のうち、新潟市西区・中区和石川県七尾市の地盤被害に着目して報告するものである。

なお、本稿は緊急地震被害調査の速報であることに注意していただくとともに、地震被害調査範囲が限定的であることから代表地点の報告であることに留意していた

表-1 令和6年能登半島地震の概要⁴⁾

地震発生日	2024年1月1日	
地震発生日時刻 (JST)	16時10分	
震央位置	地方	石川県能登地方 (鳳珠郡穴水町の北東)
	北緯 (°)	37.5
	東経 (°)	137.2
震源深さ	ごく浅い	
Mj	7.6	
最大震度	7 (石川県羽咋郡志賀町)	

2. 地震被害調査の概要と調査地点の観測記録

(1) 緊急地震被害調査の概要

著者らが実施した地震被害調査をルートを図-1, 2, 3に示す。地震発生翌日の1月2日は能登半島の被災状況や交通網の状況を考慮し、新潟県内の調査を実施した。新潟県内の調査においては、上越新幹線沿いを北上し、新幹線高架橋の状況を把握するとともに、液状化などの地盤被害が確認された新潟市内の調査を実施した。

その後、北陸道や北陸新幹線などの交通網が徐々に改善された1月3・4日は、富山県や石川県内の地震被害調査を実施した。1月3日は、富山県氷見市と石川県七尾市、1月4日は石川県金沢市、内灘町、かほく市の被災状況の調査を実施した。



図-3 2024年1月4日の地震被害調査ルート³⁾



図-1 2024年1月2日の地震被害調査ルート¹⁾

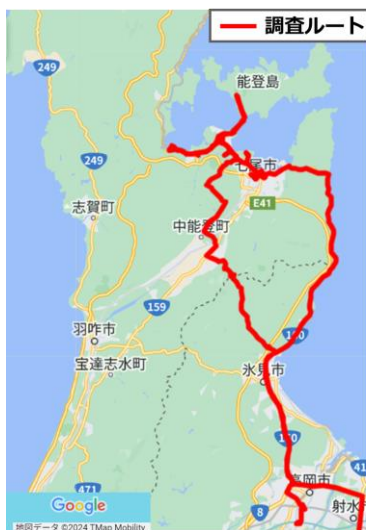
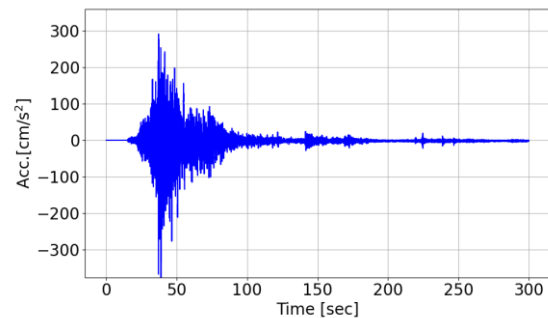


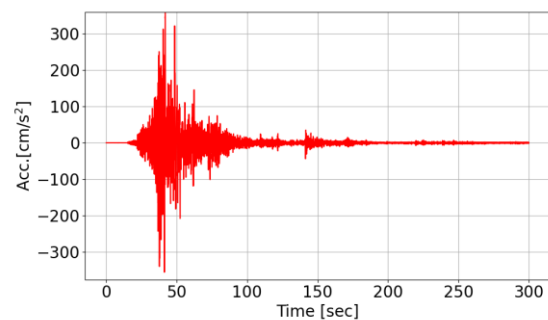
図-2 2024年1月3日の地震被害調査ルート²⁾

(2) 地震被害調査地点の観測記録

K-NET 七尾 (ISK007) と K-NET 新潟 (NIG010) の加速度時刻歴を図-4, 5に加速度応答スペクトルを図-6, 7に示す。この2点の地震観測記録は、3章で例示する地盤被害発生地点から最も近傍の観測点である。震央から約55km離れたK-NET 七尾では、PGAが 459 cm/s^2 が観測され、加速度応答スペクトルは 1000 cm/s^2 を超える周期帯も存在し、多数の地点で液状化や斜面災害が確認された。震央から約166km離れたK-NET 新潟では、PGAが 88 cm/s^2 、加速度応答スペクトルが 300 cm/s^2 を超える程度であったが、液状化が確認された。

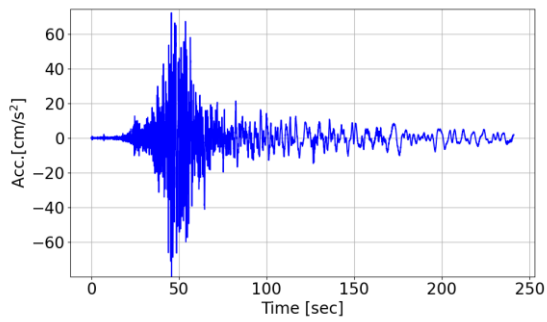


(a) NS成分

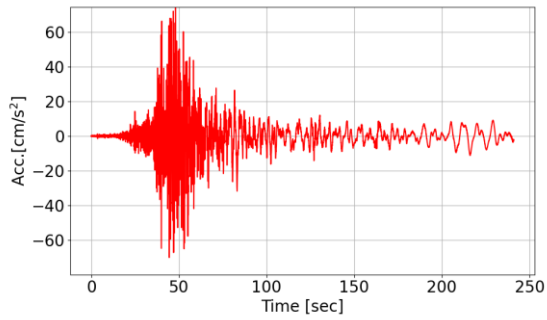


(b) EW成分

図-4 K-NET 七尾 (ISK007) の加速度時刻歴



(a) NS成分



(b) EW成分

図-5 K-NET新潟 (NIG010) の加速度時刻歴

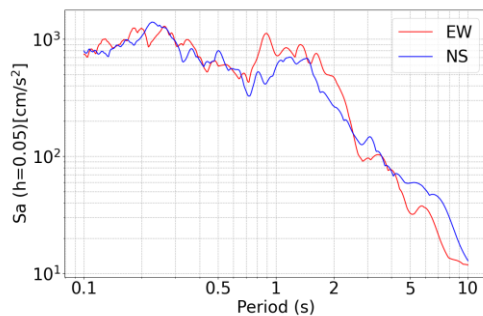


図-6 K-NET七尾 (ISK007) の加速度応答スペクトル

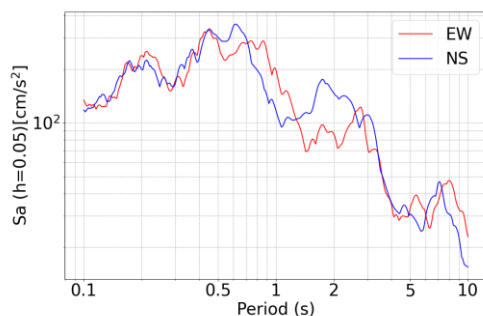


図-7 K-NET新潟 (NIG010) の加速度応答スペクトル

3. 地盤に関する主な被害状況

(1) 石川七尾市の地震被害状況

写真-1に七尾市の七尾港における液状化に伴う大規模な噴砂を示す。七尾港では、多くの大規模な噴砂が確認された。

写真-2に七尾市の七尾港における岸壁の傾斜と背後地盤の沈下の状況を示す。岸壁の傾斜と沈下は、舗装が割れているように液状化に起因するものと推察される。

写真-3に七尾市の七尾港における防潮堤の転倒の状況を示す。周辺では、多くの液状化が確認されたが、この防潮堤の転倒が液状化によって誘発されたか否かは、断定できる状況ではなかった。

写真-4に七尾市街にある尾湾橋におけるアプローチ部での段差を示す。本稿ではこの一例のみ例示するが、写真-4に示すような橋梁アプローチにおける段差被害が七尾市内外で多くみられた。いずれの場合も、橋梁本体の損傷は見受けられず、背面土の沈下に伴って生じた段差と推察される。



写真-1 七尾港における噴砂

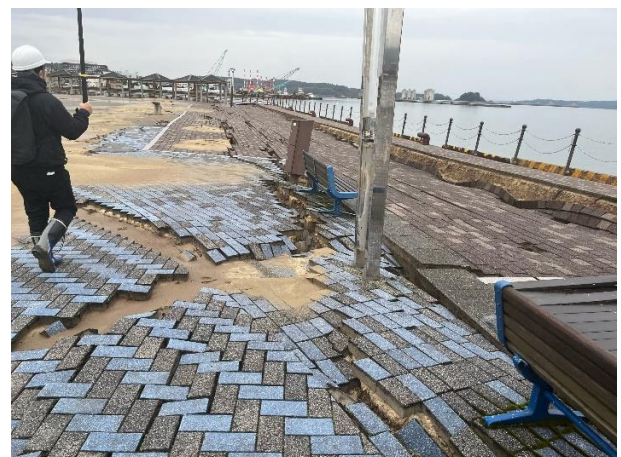


写真-2 七尾港における岸壁の傾斜と背後地盤の沈下

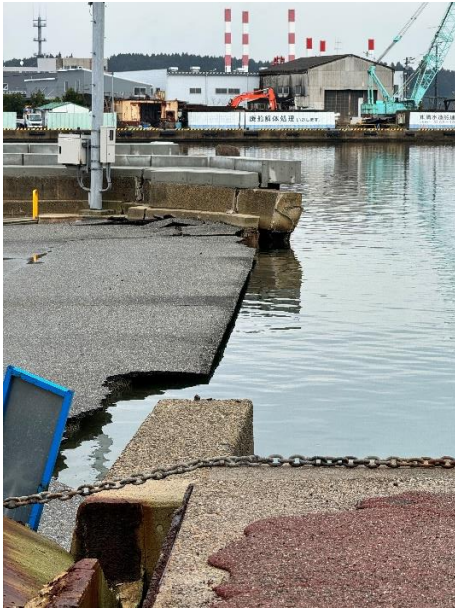


写真-3 七尾港における防潮堤の転倒



写真-4 尾湾橋におけるアプローチ部での段差

(2) 新潟県新潟市西区・中央区の地震被害状況

写真-5に新潟市西区における舗装の亀裂、不陸の状況を示す。同様に、写真-6に新潟市中心区における液状化の状況を示す。新潟市西区・中区は、前述した通り震源から約170km離れているが、このような舗装の亀裂・不陸、液状化、電柱の傾斜などが多くの箇所で見られていた。なお、液状化発生地点の付近には、上越新幹線の高架橋があるが、ひび割れをなどの損傷は見当たらなかった。

4. まとめと今後の課題

本稿では、令和6年能登半島地震の緊急地震被害調査のうち、石川県七尾市と新潟県新潟市の地盤被害状況について、簡単に報告した。今後は、今回の地震被害状況を詳細に分析するとともに、過去に発生した被害地震（例えば、2007年能登半島地震や1964年新潟地震など）における既往の被害状況との比較などを実施する予定である。



写真-5 新潟市西区における舗装の亀裂・不陸



写真-6 新潟市中心区における液状化

謝辞：本研究は、国立研究開発法人防災科学技術研究所の強震観測網（K-NET, KiK-net）の観測記録を使用させていただきました。ここに感謝の意を記します。

REFERENCES

- 1) 栗間淳, 志賀正崇, 植村佳大, 井上和真：令和6年能登半島地震の緊急被害調査の報告（2024年1月2日版）, 土木学会地震工学委員会, 地震被害調査小委員会, 2024.
[Kurima, J., Shiga, M., Uemura, K., and Inoue, K., : Reconnaissance Report on the 2024 Noto Peninsula Earthquake (as of Jan. 2 2024), Japan Society of Civil Engineers, The Earthquake Engineering Committee, 2024]
- 2) 栗間淳, 志賀正崇, 植村佳大, 井上和真：令和6年能登半島地震の緊急被害調査の報告（2024年1月3日版）, 土木学会地震工学委員会, 地震被害調査小委員会, 2024.
[Kurima, J., Shiga, M., Uemura, K., and Inoue, K., : Reconnaissance Report on the 2024 Noto Peninsula Earthquake (as of Jan. 3 2024), Japan Society of Civil Engineers, The Earthquake Engineering Committee, 2024]
- 3) 栗間淳, 志賀正崇, 植村佳大, 井上和真：令和6年能登半島地震の緊急被害調査の報告（2024年1月4日版）, 土木学会地震工学委員会, 地震被害調査小委員会, 2024.
[Kurima, J., Shiga, M., Uemura, K., and Inoue, K., : Reconnaissance Report on the 2024 Noto Peninsula Earthquake (as of Jan. 4 2024), Japan Society of Civil Engineers, The Earthquake Engineering Committee, 2024]
- 4) 気象庁地震情報一覧：
https://www.data.jma.go.jp/multi/quake/quake_detail.html?eventID=20240101162429, 閲覧日：2024年1月4日

SPOT 衛星画像に基づく 2018 年北海道胆振東部 地震による斜面崩壊域の抽出

山崎 文雄¹・劉 ウェン²・丸山 喜久²

¹株式会社 大崎総合研究所 (〒100-1011 東京都千代田区内幸町 2-2-2)

E-mail: fumio.yamazaki@ohsaki.co.jp

²千葉大学 大学院工学研究院 (〒263-8522 千葉市稲毛区弥生町 1-33)

E-mail: wen.liu@chiba-u.jp, ymaruyam@faculty.chiba-u.jp

本研究では、2018 年北海道胆振東部地震の前後に観測された SPOT 衛星画像を用いて、厚真町の吉野・富里地区を含む範囲における斜面崩壊域の抽出を行った。地震前後の衛星画像から算出した正規化植生指数(NDVI)を比較し、地震後に NDVI 差分が閾値以下に低下した範囲を斜面崩壊域と見なすことにした。この結果を国土地理院による判読結果と比較すると、斜面崩壊域の抽出率は 61.2%、その正答率は 78.5%であった。見逃された斜面崩壊は谷筋などの陰になった範囲が主であり、誤抽出されたのは農地における収穫などの影響が大きかった。なお、これまでに実施した航空レーザデータの 2 時期差分結果と光学衛星からの NDVI 差分結果を組み合わせると、抽出精度が向上することも確認された。

Key Words: Landslide, The 2018 Hokkaido-Iburi earthquake, NDVI, Atsuma Town, SPOT-6

1. はじめに

衛星や航空機からのリモートセンシングは、近年、自然災害による地表面の変状や構造物の被害把握において多用されている^{1,2)}。センサの主なものとしては、光学センサ、合成開口レーダ(SAR)、レーザスキャナ(LiDAR)、熱赤外センサなどがあり、目的や対象物、事前データの有無などによって、それらから得られた画像データが利用されている。なかでも地震や降雨による斜面崩壊は、発生頻度が高く影響範囲が広いこと、世界各地や我が国の災害において、リモートセンシングを用いた抽出が多数行われている^{3,5)}。

2018 年に発生した北海道胆振東部地震⁶⁾に関しては、衛星 SAR 画像を用いた斜面崩壊の抽出に関する研究など⁷⁾が多数行われているほか、村上らは⁸⁾地震前後の航空レーザ計測(LiDAR)からの数値表層モデル(DSM)の差分を用いて、斜面崩壊の 3 次元把握を行っている。筆者らも最近、同地震前後の 4 時期に観測された高密度な航空 LiDAR データの 2 時期差分を用いて、構造物や自然斜面の 3 次元的な被害と復興状況を観察している⁹⁾。

この地震による被災範囲においては、国土地理院などの機関が地震直後に航空写真を撮影し、その画像が公開されているため、これを用いた斜面崩壊域の抽出が、

主に目視判読により行われている⁶⁾。近年の航空写真カメラは、デジタル化しており、RGB の可視バンドに加えて、近赤外(NIR)バンドも同時に撮影されている¹⁰⁾。したがって、これを用いれば植生の健全性を表す正規化植生指数(NDVI)^{11),12)}を計算し、これによって樹木で覆われた山林の斜面崩壊域を数値的に抽出することが容易である^{3),4)}。しかしながら、一般に公開されるデジタル航空写真には近赤外バンド画像が付いていないことが多い。したがって、NDVI を求めるには近赤外バンドも同時に提供される光学衛星画像を利用することになる。Landsat や ASTER などの解像度 15m 程度の光学衛星でも大きな斜面崩壊は抽出できるが、詳細に抽出するには、SPOT 衛星¹³⁾などの解像度 2m 以下程度のものが望ましい。

本研究では、2018 年北海道胆振東部地震において斜面崩壊が多発した厚真町を対象に、地震前後に撮影された SPOT 衛星画像からの NDVI を用いて、斜面崩壊域の自動抽出を試みる。この結果を国土地理院⁶⁾や喜多¹⁴⁾による判読結果と比較し、その精度を検討する。また、この抽出範囲を、航空 LiDAR データからの DSM 差分による抽出結果⁹⁾とも比較し、DSM 差分と NDVI を併用した斜面崩壊域抽出の精度の向上についても検討する。

2. 2018年北海道胆振東部地震と厚真町の被害状況および地震前後のSPOT衛星画像

北海道胆振東部地震は、2018年9月6日の03時07分に胆振地方中東部の深さ37kmを震源として発生した逆断層型の地震である⁶⁾。地震の規模は気象庁マグニチュードで M_J 6.7、モーメントマグニチュードで M_w 6.6と報告されている。この地震によって、計測震度6.0を超えるような強震動が、安平町、厚真町、むかわ町などの各地で観測されている¹⁵⁾。

地震による死者は北海道全体で42人であったが、うち厚真町が36人と大半を占めており、吉野地区をはじめとする斜面崩壊に住宅が巻き込まれたことに起因している。住家被害は北海道全体で全壊462棟であったが、うち厚真町が222棟と約半数を占め、これも斜面崩壊や地盤変状に大多数が起因している。この他、全壊家屋数は、札幌市95棟、安平町93棟、むかわ町119棟、日高町54棟などの順となっている¹⁶⁾。

この地震では、北海道の最大の電源であった苫東厚真火力発電所が全停止し、北海道全体にブラックアウトを引き起こしたことが記憶に残る。同地震の後、筆者らは2018年10月、2021年8月・10月、2022年10月、2023年8月と計5回の現地調査を行い、被害状況の把握と、復旧・復興状況を観察してきた(図-1)。今回、光学衛星画像による地震による変化抽出の対象とするのは、斜面崩壊で大きな被害を受けた厚真町吉野地区と富里浄水場を含む厚真川沿いの範囲(図-1黄色四角)で、大半が樹木に覆われた山林である。

図-2は、この対象範囲を地震の約1年前(2017年10月27日)に撮影したSPOT-6衛星画像である。SPOT-6は2012年9月に打ち上げられ、AIRBUS Defence & Space社が運用する商業衛星である¹⁹⁾。高度694kmを太陽同期準回帰軌道で26日間で回帰する。マルチスペクトル4バンド(青:0.455-0.525 μm 、緑:0.530-0.590、赤:0.625-0.695、近赤外:0.760-0.890、分解能:6m)とパンクロマチックバンド(0.455-0.745 μm 、分解能:1.5m)の高分解能光学イメージャを有する。したがって、パンシャープン処理を行うことにより、1.5m分解能の4バンドマルチスペクトル画像を生成することができる。このRGB画像でやや茶色に見える山林は紅葉によるものと思われる。

一方、図-3は、ほぼ同様の仕様のSPOT-7衛星(2014年6月に打ち上げ)により、地震の約1か月後(2018年10月4日)に撮影されたRGB画像である。この地震によって発生した多数の斜面崩壊により、樹木が倒壊し山肌に土砂が露出している状況が明瞭に把握できる。撮影時期は事前画像と同じく10月であるが、23日早いために紅葉は見られない。北海道のこの地域では、丁度この頃において紅葉が一気に進むものと考えられる。



図-1 北海道胆振東部地震の震央と2018年10月3日の現地調査ルート、およびSPOT衛星画像範囲(黄色四角)。



図-2 厚真町対象範囲のSPOT-6画像(2017年10月27日)



図-3 厚真町対象範囲のSPOT-7画像(2018年10月4日)

3. NDVI 差分による斜面崩壊域の抽出

正規化植生指数(NDVI)は、赤色バンド(RED)と近赤外バンド(NIR)における反射率（またはデジタルナンバー）の正規化した差分値であり、-1から1の間の数字で表される^{3),11),12)}。

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED} \quad (1)$$

健全な植生が、近赤外バンドの光に対して強い反射を示すことから、植生の活性度を表す最も一般的な指標として知られている。樹木で覆われた山地の地表面が、斜面崩壊による土砂に覆われた場合、NDVI値は大きく低減すると考えられる。

地震前と地震後のNDVIの値の分布を図-4、5にそれぞれ示す。トゥルーカラー(RGB)画像から想定されたように、斜面崩壊の影響の無い山林においては、NDVI値は植生の活性度の変化により、事後画像の方が事前画像より大きいことが分かる。図-6は2時期のNDVIの差分を次式により単純に計算した結果である。

$$\Delta NDVI = NDVI_{Post} - NDVI_{Pre} \quad (2)$$

この図を見ると大半の領域で、NDVIが増加を示す赤色となっており、斜面崩壊によって地面下の土砂が露出したり（崩壊）、崩壊土砂で覆われたり（堆積）した範囲においては、NDVIの低下が青色で示されている。

ここで、NDVIの季節変化は、同じ地域においても樹種や日照条件に左右されると考えられる。北海道では「森林計画関係資料オープンデータ¹⁷⁾」がデジタルデータで公開されている。地震の影響を含まない平成29年末現在の「林小班」の区画データで囲まれる範囲を森林と見なすことにした。なお小班とは、森林所有者、樹種、林齢、作業上の取り扱いなどが同一な森林ごとに細分される区画のことである。樹種や日照条件を考慮したNDVIの違いは意味があるが、ここでは取り敢えず林小班の区画を森林の平均的なNDVI算出に用いる。斜面崩壊の影響を受けた森林を除くため、地震後のNDVIが平均0.5以上の林小班の区画においてNDVI差分値のヒストグラムを求め図-7に示す。これより、地震後の森林のNDVIは、地震前のものより平均0.287大きいと見なせる。林小班の区画外の農地や宅地、道路脇にも樹木が多くあるため、地震後のNDVIが0.5以上の対象範囲について、季節変化の影響を補正したNDVI差分を(3)式で計算した。

$$\Delta NDVI' = NDVI_{Post} - NDVI_{Pre} - 0.287 \quad (3)$$

またこれ以外の範囲では式(2)によりNDVI差分を計算し、図-8にその分布を示す。図-6と比較すると、NDVIの季節変化で赤くなった部分が、概ね小さな変動値に収

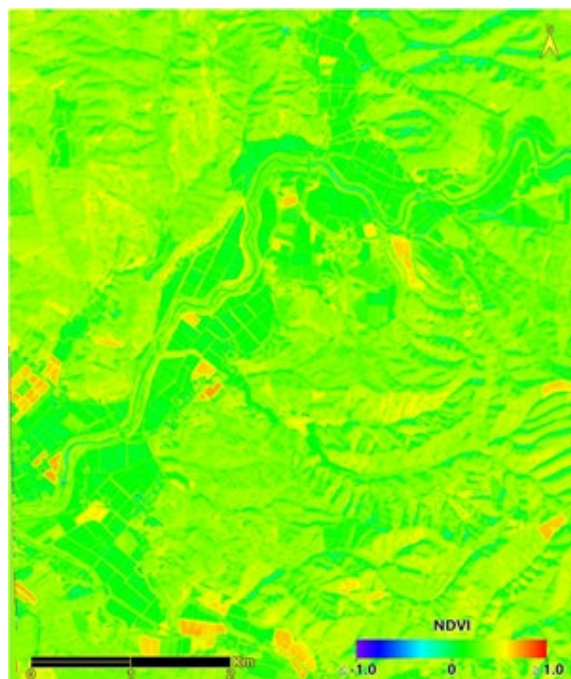


図-4 SPOT-6画像（2017年10月27日）から求めたNDVI

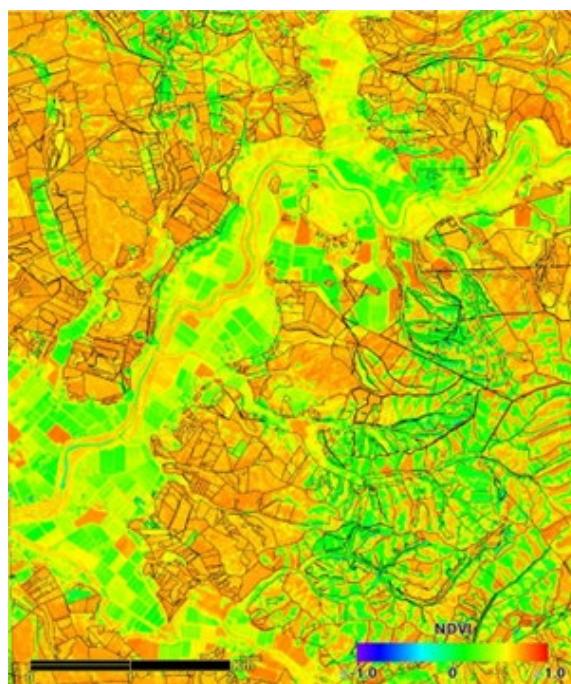


図-5 SPOT-7画像（2018年10月4日）から求めたNDVI。黒線は林小班の区画を示す。

まり、斜面崩壊の影響と考えられる青色の範囲を抽出しやすくなったといえよう。この全対象範囲における（補正）NDVI差分のヒストグラムを図-9に示すが、最頻値がほぼ0となっており、NDVIの季節変化の影響が概ね補正されたといえる。したがって、この補正NDVIの値が明らかに減少した範囲を、斜面崩壊の影響範囲（崩壊＋土砂堆積）と見なすことにする。ヒストグラムの形状も考慮して、（平均値－標準偏差）＝-0.252以下の範囲を影響範囲として抽出した。

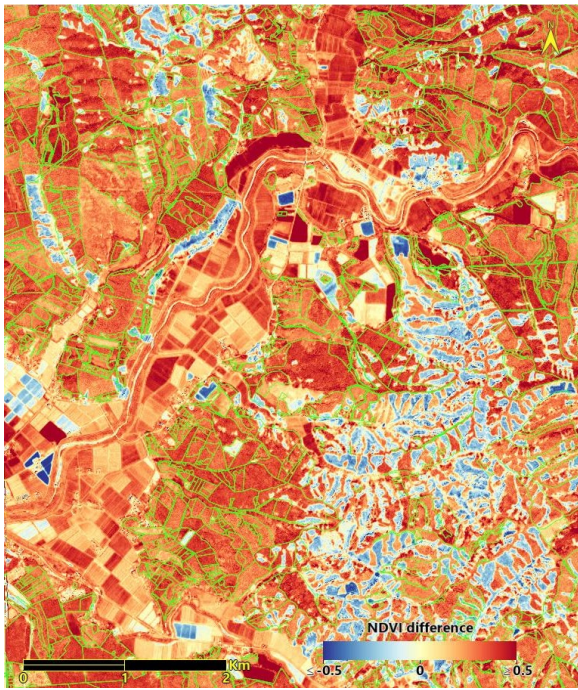


図-6 地震前後の SPOT 画像から求めた NDVI 差分値

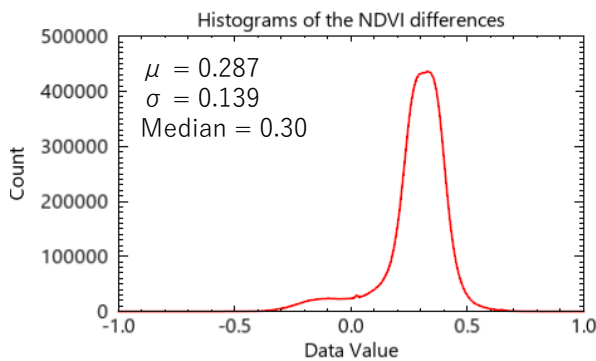


図-7 地震後 NDVI が 0.5 以上の林小班区画の NDVI 差分値のヒストグラム。地震後の森林部分の NDVI は平均 0.287 だけ地震前のものより大きい。

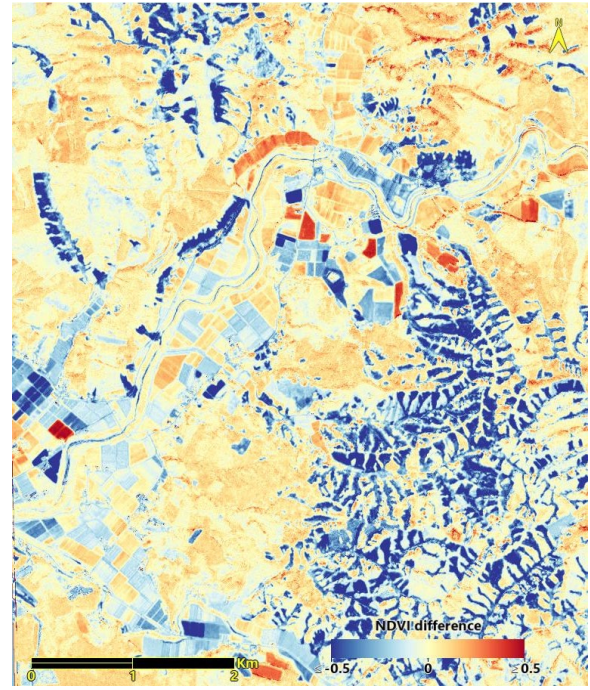


図-8 地震前後の植生季節変化を補正した NDVI 差分値

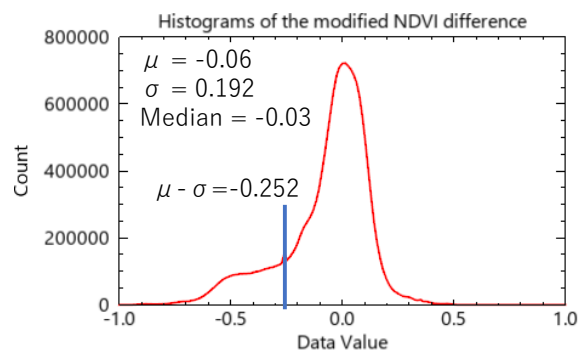


図-9 全対象範囲における補正 NDVI 差分値のヒストグラム。(平均値-標準偏差)以下の範囲を斜面崩壊の影響域と見なす。

このようにして求めた NDVI 差分による斜面崩壊の影響範囲を図-10 の Google Earth 上に黄色で示す。なお、微小ノイズや地震以外による変化域を除く目的で、200 ピクセル(450m²)以下の大きさの抽出されたオブジェクトは除去した。抽出された範囲を国土地理院による判読結果とを比較した結果、概ね良好な一致を見ている。

またこの対象範囲において、国土地理院の斜面崩壊影響範囲を正解とした、NDVI からの抽出結果の混同行列を表-1 に示す。国土地理院によれば、全 38.6km²の対象範囲のうち、20.5%の 7.92km²が斜面崩壊の影響域として抽出されたが、NDVI に基づく方法では、4.85km²が抽出され抽出率(再現率)は 61.2%であった。見逃された範囲は、谷などの影に隠れた土砂崩れが主な原因と考えられ、土砂の上に倒木が覆い被さった状態で NDVI の低下が少なかったものと思われる。一方、国土地理院でその他と

判読された範囲において、NDVIからは 1.33km²が斜面崩壊の影響域として誤抽出され、正答率(適合率)は 78.5%であった。誤抽出された範囲は、平地における農地が主であり、これは作物の収穫などによる NDVI の変化によるものと考えられる。地表面の傾斜などを GIS で考慮するとこれらを除去できる可能性はあるが、そうすると吉野地区のように農地に流出した土砂を抽出できなくなる。斜面崩壊とその他の 2 分類の「偶然による一致率」を除いた Kappa 係数は 0.620 と「かなり良い一致度」を示しており、総合精度(見かけ上の一致率)は 88.6%であった。

また同様に、喜多¹⁴⁾による判読結果と比較した結果を図-11、表-2 に示す。喜多による判読は、斜面崩壊による影響範囲を崩壊域と土砂堆積域に分けている点が国土地理院のものとは異なる。また崩壊域と堆積の重なっ

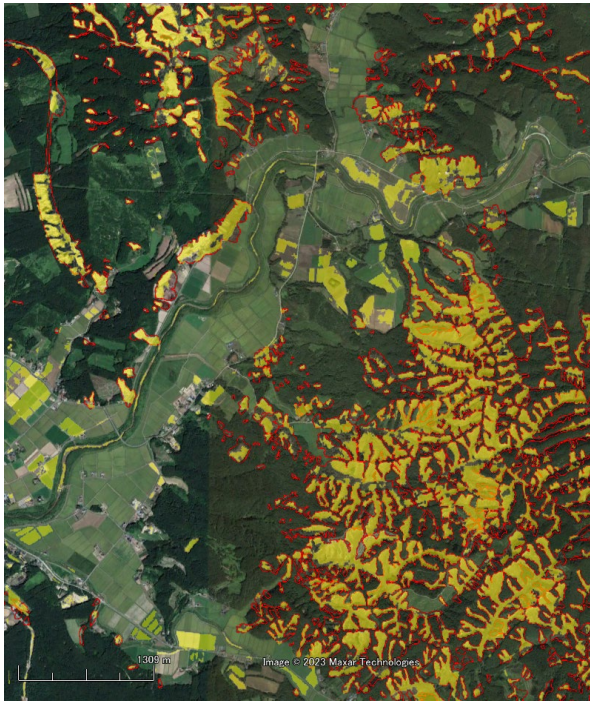


図-10 季節変化を補正した NDVI 差分値による斜面崩壊影響範囲の抽出結果（黄色範囲）と国土地理院による判読結果⁹⁾（赤線）の比較

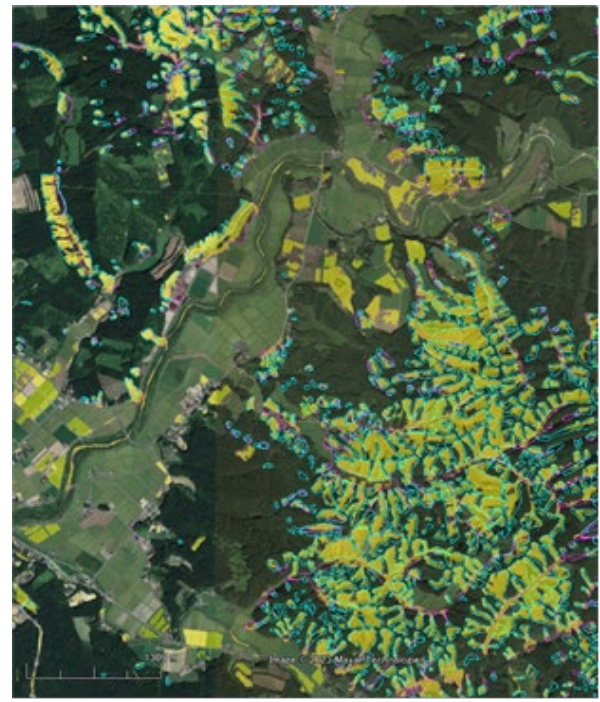


図-11 季節変化を補正した NDVI 差分値による斜面崩壊影響範囲の抽出結果（黄色範囲）と喜多による判読結果¹⁴⁾（水色線：崩壊域、桃色線：堆積域）の比較

表-1 NDVIによる斜面崩壊影響範囲抽出結果の国土地理院の判読結果⁹⁾に対する混同行列

	国土地理院による判読結果 [km ²]				正答率
		斜面崩壊	その他	計	
NDVIからの抽出 [km ²]	斜面崩壊	4.85	1.33	6.18	78.5%
	その他	3.07	29.35	32.42	90.5%
	計	7.92	30.68	38.60	
	抽出率	61.2%	95.7%	総合精度	88.6%

Kappa 係数: 0.620

表-2 NDVIによる斜面崩壊影響範囲抽出結果の喜多の判読結果¹⁴⁾に対する混同行列

	喜多による判読結果 [km ²]				正答率
		斜面崩壊	その他	計	
NDVIからの抽出 [km ²]	斜面崩壊	4.80	1.38	6.18	77.7%
	その他	3.39	29.03	32.42	89.5%
	計	8.19	30.41	38.60	
	抽出率	58.6%	95.5%	総合精度	87.6%

Kappa 係数: 0.594

た範囲も存在するが、NDVI 差分からは分離ができないため両者を統合した範囲と比較した。喜多の結果を統合した斜面崩壊影響域は、国土地理院のものと概ね近似しているため、混同行列における精度もほぼ同様のレベル

となっている。しかし、航空レーザデータからの斜面崩壊の抽出⁹⁾においては、崩壊と堆積を区分して求めるため、喜多の結果は大いに参考になる。

この地域において、航空レーザ計測から得られた

DSM の地震前後差分で問題となるのは、地震前のデータが2006年11月と約12年も前の観測である点である⁹⁾。この間に樹木は成長するため、DSM 差分においてこれを考慮した補正が必要と考えられる。しかし、樹木の成長は、同じ地域においても樹種や樹齢に大きく左右されると考えられ、それらを考慮する必要がある。今回導入した林小班は、所有者、樹種、林齢などが同一な森林ごとに細分される区画であるため、DSM 差分が増加した範囲（斜面崩壊域を除く）でそれを計算し、林小班ごとに平均成長を DSM 差分から差し引き補正した。その結果、崩壊地における負の差分量が大きくなり、浅い崩壊地も抽出しやすくなった。しかしそれでも、DSM 差分に基づく方法は、森林伐採や林小区以外の樹木の影響を受け、光学衛星画像の NDVI を用いた方法に比べると、抽出率は高いが正答率は低かった。そこで最後に、DSM 差分で抽出された範囲に NDVI 差分で抽出された範囲を重ね合せ、精度が向上することを確認した¹⁸⁾。

6. まとめ

本研究では、2018年9月の北海道胆振東部地震で甚大な被害を受けた厚真町の厚真川流域の吉野・富里地区を含む山林を対象として、地震前(2017年10月27日)と地震後(2018年10月4日)に観測された高分解能SPOT光学衛星画像を用いて、正規化植生指数(NDVI)の2時期差分に基づいて、地震による斜面崩壊の影響範囲の抽出を行なった。この結果を国土地理院や喜多による航空写真からの判読結果と比較すると、斜面崩壊影響域（崩壊＋土砂堆積）の抽出率は約60%、正答率は80%弱、総合精度は90%弱、Kappa係数は約0.6の精度であった。

このほか、本地震の斜面崩壊領域の抽出には、SAR衛星画像や航空レーザ計測データなども利用可能であるため、今後、これらを統合して斜面崩壊域の抽出精度向上に努めていきたいと考えている。

謝辞：本論文で使用した SPOT 衛星画像は、土木学会 地震工学委員会「防災・減災への AI・IoT 技術の利活用に関する研究小委員会」の予算より購入したものである。

参考文献

- 1) Rathje E, Adams B.J.: The Role of Remote Sensing in Earthquake Science and Engineering Opportunities and challenges, *Earthquake Spectra*, 24(2), pp. 471-492, 2008.
- 2) 山崎文雄：リモートセンシングの防災利用の最新動向, *土木技術*, Vol 68, No.12, pp. 9-14, 2013.
- 3) 三浦弘之, 翠川三郎：高分解能衛星画像と数値標高モデルを用いた 2004 年新潟県中越地震での斜面崩壊地の検出, *日本地震工学学会論文集*, 7(5), pp. 1-14, 2007.
- 4) 石出貴大, 山崎文雄：ALOS/AVNIR-2 画像を用いた

- 2008 年岩手・宮城内陸地震における斜面崩壊の検出, *日本地震工学学会論文集*, 10(3), pp. 12-24, 2010.
- 5) Liu, W., Yamazaki, F., Maruyama, Y.: Detection of earthquake-induced landslides during the 2018 Kumamoto Earthquake using multitemporal airborne Lidar data, *Remote Sensing*, 11(19), 2292, 2019.
- 6) 国土地理院：平成30年北海道胆振東部地震に関する情報, <https://www.gsi.go.jp/BOUSAI/H30-hokkaidoiburi-east-earthquake-index.html>
- 7) Aimaiti, Y., Liu, W., Yamazaki, F., Maruyama Y.: Earthquake-induced landslide mapping for the 2018 Hokkaido Eastern Iburi earthquake using PALSAR-2 data, *Remote Sensing*, 11(19), 2351, 2019.
- 8) 村上泰啓, 水垣滋, 藤浪武史：平成30年北海道胆振東部地震による斜面崩壊で発生した土砂・倒木量の推定, *砂防学会誌*, Vol. 74, No. 6, pp. 3-10, 2022.
- 9) 山崎文雄, 劉ウエン：2018年北海道胆振東部地震における多時期航空レーザ計測データを用いた厚真町の被害と復興状況の把握, 第16回日本地震工学シンポジウム論文集, 10p, 2023.
- 10) Yamazaki, F. Suzuki, D., Maruyama, Y.: Use of digital aerial images to detect damages due to earthquakes, 14th World Conference on Earthquake Engineering, 8p, 2008.
- 11) 竹内 渉, 安岡 善文：衛星リモートセンシングデータを用いた正規化植生, 土壌, 水指数の開発, *写真測量とリモートセンシング*, 43 巻, 6 号, pp. 7-19, 2004.
- 12) Kouchi, K., Yamazaki, F.: Characteristics of Tsunami-Affected Areas in Moderate-Resolution Satellite Images, *Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(6), pp.1650-1657, 2007.
- 13) リモート・センシング技術センター：SPOT-6, 7, <https://www.restec.or.jp/satellite/spot-6-7.html>
- 14) 喜多耕一：2018 北海道胆振東部地震による斜面崩壊データ, https://koukita.github.io/2018_09_06_atumatyou/
- 15) 気象庁：平成30年北海道胆振東部地震について（第9報）, https://www.jma.go.jp/jma/press/1809/20a/kaisetsu_201809201500.pdf
- 16) 内閣府：平成30年北海道胆振東部地震に係る被害状況等について, https://www.bousai.go.jp/updates/h30jishin_hokkaido/pdf/310128_jishin_hokkaido.pdf
- 17) 北海道：森林計画関係資料オープンデータ（平成29年）, <https://www.pref.hokkaido.lg.jp/sr/srk/98792.html>
- 18) Yamazaki, F., Liu, W., Maruyama, Y.: Landslide extraction from airborne LiDAR data in the 2018 Hokkaido-Eastern-Iburi earthquake, *Proc. of the 2024 IGARSS, 2024* (submitted).

衛星画像を活用した 道路被災状況把握の取り組み

梅原 剛¹・上仙 靖²・徳武 祐斗³

¹ 非会員 国土技術政策総合研究所 道路地震防災研究室（〒305-0804 茨城県つくば市旭1）
E-mail: umebara-t92ta@mlit.go.jp

² 正会員 国土技術政策総合研究所 道路地震防災研究室長（〒305-0804 茨城県つくば市旭1）
E-mail: josen-y92ta@mlit.go.jp

³ 非会員 国土技術政策総合研究所 道路地震防災研究室（〒305-0804 茨城県つくば市旭1）
E-mail: tokutake-y924@mlit.go.jp

道路管理者は、地震や豪雨等の異常気象発生時において、緊急パトロールを実施し、道路施設の被災状況や通行の可否等を把握して、適切な措置を講じることとなっている。しかし、斜面崩壊等により道路閉塞が起きた場合等、緊急パトロールによる目視での被災状況把握に時間を要し、情報空白の地域を抱えることとなる。そこで、情報の空白域をできる限り最小にすべく、リモートセンシング技術を活用した災害発生時の調査支援の検討を行っている。

本稿では、SAR衛星に着目し、近年の地震災害を例に、衛星データを用いた道路被災状況の把握がどの程度可能であるか試みた結果を報告するとともに、今後の衛星データの道路被災状況調査への活用可能性について検討した。

Key Words: disaster investigation, remote sensing technology, synthetic aperture radar satellite

1. はじめに

道路管理者は、地震や豪雨等による大規模災害が発生すると、ただちに体制を構築し、パトロールを実施して、道路施設の被害状況を把握することとなる。しかしながら、休日や深夜など勤務時間外に発生した場合や被害が甚大となりその分布が広範囲にわたる場合では、被災状況の把握に多大な時間を要することもある。

例えば、深夜1時25分に発生した2016年の熊本地震（本震）では、多くの道路が被災したため通行不能となり、管内の道路パトロールが完了するまでに非常に多くの時間を費やしたり。

そこで、国土技術政策総合研究所では、地震や豪雨災害等による道路施設の被災状況の迅速な把握及び応急復旧方法の検討、被害の拡大や二次災害の防止を目的として、CCTV等の道路管理技術に加え、リモートセンシング技術を活用した災害発生時の調査支援の検討を行っている。これまでは、図-1に示す道路の被災情報収集における適用条件早見表を整理するとともに、一部の事務所管内において、早見表を用いた地震災害時の道路被災

状況の調査方法に関する机上検討や自動航行 UAV の現場での試験飛行等も実施してきた²⁾。

本稿では、悪天候時や夜間においても利用可能な技術である SAR衛星に着目し、災害時の道路被災状況調査への活用可能性について検討した。

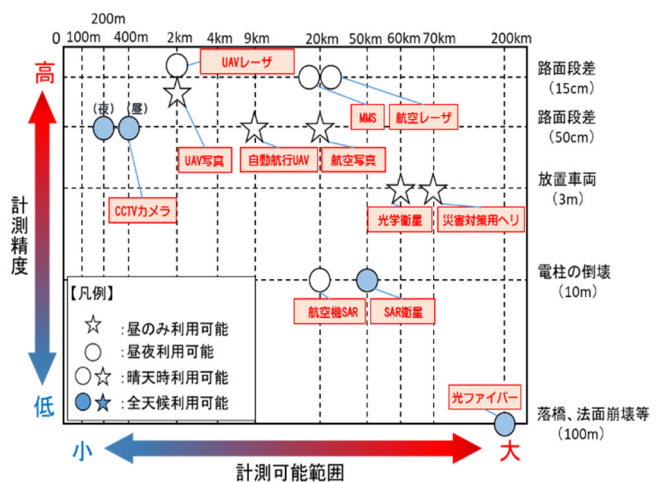


図-1 道路の被災情報収集における適用条件早見表

2. SAR 衛星の概要

SAR 衛星は、レーダーを搭載した衛星で、レーダーはマイクロ波を対象物に照射し、反射して返ってきた信号を分析して対象物を観測するものである。特徴としては、電波が大気の影響を受けにくく、夜間や雲がある状況でも地表面を広い範囲に観測できることがあげられる。

代表的な日本の SAR 衛星としては、表-1 に示すものがある。大型衛星としては2014年に打ち上げられた ALOS-2 があり、小型衛星としては、令和4年度の内閣府による小型 SAR 衛星コンステレーションの利用拡大に向けた実証事業により注目を浴び始めている株式会社 QPS 研究所や株式会社 Synspecive の衛星がある。

また搭載しているセンサにも観測周波数があり、波長帯としては、Lバンド、Cバンド、Xバンドがある。図-2 に示すように、一般に長い波長を持つ電波は物質の内部に入り込みやすく、短い波長を持つ電波は物質の表面で反射しやすい性質を持つ。さらに、各センサの帯域幅は、電波法に基づく周波数割りあてに制限され、レンジ方向の分解能が Lバンドでは 3m 程度、Xバンドでは数十 cm 程度となる。道路被災事象を捉えようとする Xバンドの方が適していると考えられるが、災害時に撮影可能な衛星が限られることもあり、Lバンド衛星及び Xバンド衛星の両方について、衛星を活用した道路被災状況調査の活用可能性の検討を実施した。

表-1 日本の代表的な SAR 衛星

	ALOS-2	iQPS	Synspecive
イメージ			
衛星規模	大型	小型	小型
分解能	Stripmap: 3.0m × 3.0m Spotlight: 1.0m × 3.0m	Stripmap: 1.8m × 0.46m Spotlight: 0.46m × 0.46m	Stripmap: 1.8m × 2.6m Spotlight: 0.5m × 0.9m
撮影幅	Stripmap: 70 × 50km Spotlight: 25 × 25km	Stripmap: 14 × 7km Spotlight: 7 × 7km	Stripmap: 10 ~ 30km Spotlight: 10 × 10km
観測波長帯	Lバンド	Xバンド	Xバンド
衛星配備計画	1機	36機	30機
観測頻度	14日 (観測条件が同一の場合)	10分 ^{*1}	2時間 ^{*2}
打ち上げ年次	2014年~	2019年~	2020年~

※1: 36機体制実現時の観測頻度

※2: <https://ja.wikipedia.org/wiki/Synspecive> による

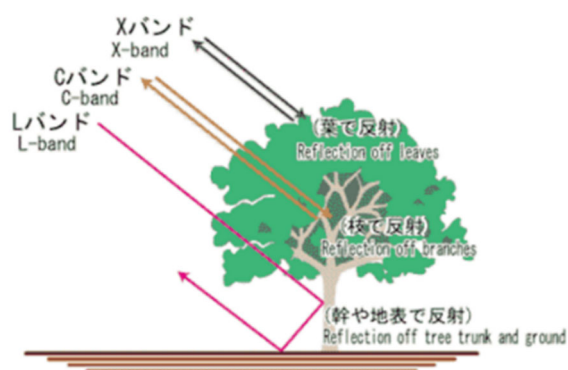


図-2 バンドの違いと特徴

3. Lバンド SAR 衛星画像を用いた道路被災状況把握

現在運用されアーカイブ画像が蓄積されている日本の SAR 衛星 ALOS-2 の画像を利用して、平成 28 年熊本地震における、道路被災箇所抽出を試み、道路被災状況調査への衛星画像の活用可能性について検討した。

なお対象路線は、震度 6 強以上を記録した市町村内の国道 57 号、国道 325 号、県道 28 号とした。

(1) 衛星画像を用いた道路被災箇所の把握

平成 28 年熊本地震の被災箇所について、震災後の現地調査資料等を用いて、道路被害（路面クラック、段差等）、橋梁被害（落橋、橋台の破損、伸縮装置の段差等）、土砂崩壊等に区分した上で、ALOS-2 の分解能 3m 画像（常時観測モード）を用いた一時期反射強度解析、二時期反射強度解析、干渉解析（表-2）により、道路被災箇所と推測される箇所の目視判読を行い、実被害箇所と比較した。ここで、反射強度解析は電波の振幅に、干渉解析は電波の位相に着目した解析である。

表-2 各解析手法の特徴

解析手法	特徴
一時期反射強度解析	地震発生後に撮影された強度画像を判読して災害後の土地被覆状況を把握可能な解析手法
二時期反射強度解析	二時期（地震前後）に観測された電波の反射強度の差分値を画像化し、災害前後の土地被覆状況の変化を把握可能な解析手法
干渉解析	二時期（地震前後）の位相情報から位相差を算出することで、地表面の変位を把握可能な解析手法

以下に解析結果を示す。なお、今回干渉解析も実施したが、干渉解析は一般的に広域的な変化の把握に用いられる手法であり、道路被災事象を直接的に把握する手法としては活用が難しい結果となったため、本紙での記載は省略する。

a) 一時期反射強度解析

熊本地震本震後の 2016 年 4 月 29 日に撮影された強度画像を用いて、一時期反射強度解析による道路被災箇所の判読を行った。ここで強度画像とは、SAR で受信した電波の強度を白黒の濃淡で表した画像である。一時期反射強度解析で判読できた道路被災の例を図-3 に示す。下段に示す被災前の強度画像では、赤枠の中に阿蘇大橋が白く映っているが、中段に示す被災後の強度画像では

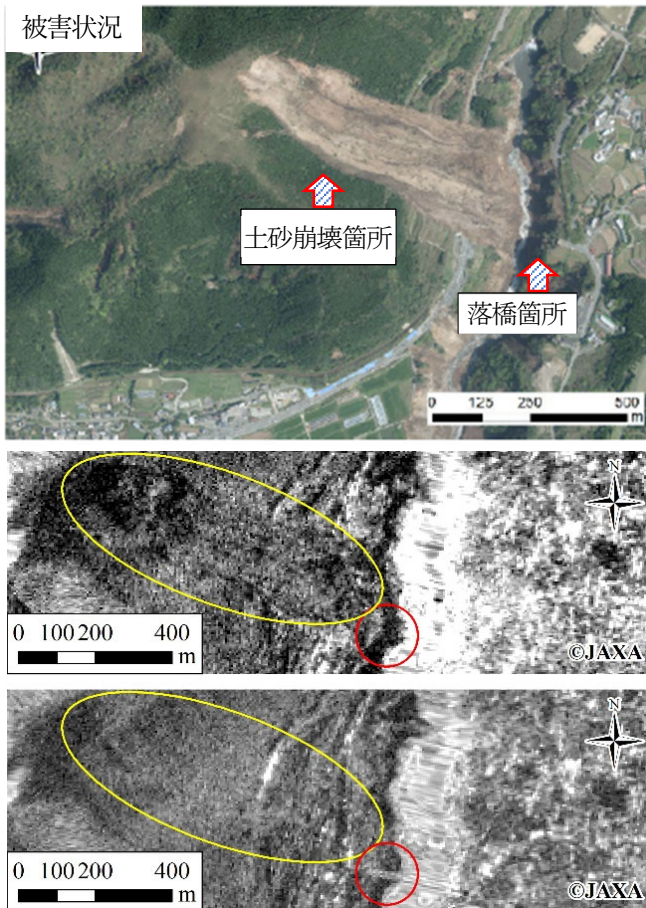


図-3 一時期反射強度解析による判読例
(上：被害状況、中：判読（被災後）、下：判読（被災前）)

黒く映っていることから、地震の影響により落橋していることがわかる。また、図中の黄枠は大規模斜面崩壊が発生した箇所であり、表面が植生から土砂へ変化した影響で強度が弱くなり、強度画像では周囲の斜面と比べてやや黒く、崩落箇所が窪んだように映っていることがわかる。このように一時期反射強度解析では、大規模な被災箇所は判読が可能であったが、道路のクラックや段差、路面の崩落等の規模の小さい被災箇所については判読が困難であることがわかった。

b) 二時期反射強度解析

本震前後に観測された2016年4月15日の画像と、2016年4月29日の画像を用いて二時期反射強度解析を実施した。二時期反射強度解析では、本震前後で変化がない場合は白または黒色を示し、本震後に強度が弱くなった場合は赤色、本震後に強度が強くなった場合は水色を示す。二時期反射強度解析で判読できた道路被災の例を図-4に示す。図中の赤丸は路面が崩落した箇所を示している。一般的に路面からの反射強度は弱いものであり、二時期強度差分画像では黒く表示されるが、路面の崩落に伴い路面の形状が複雑に変化したことで、本震前と比べて反射強度が強くなり水色で表示されていることがわ

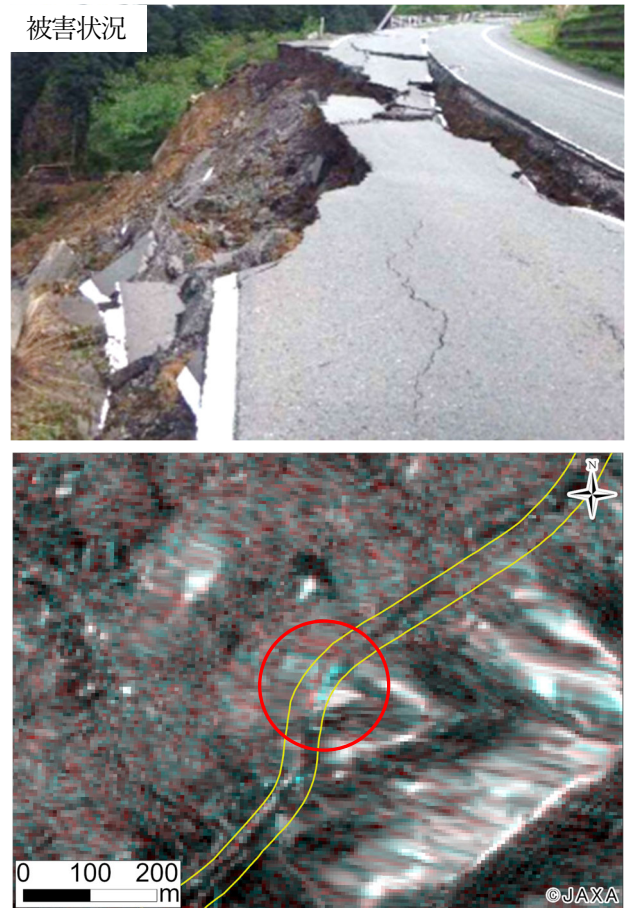


図-4 二時期反射強度解析による判読例
(上：被害状況、下：判読結果)

かる。二時期反射強度解析では、一時期反射強度解析と比較し、このような比較的規模の小さい現象を捉えることができる可能性が示唆された。

(2) コヒーレンス値を用いた道路被災箇所の把握

衛星画像からコヒーレンスを算出し、その値から被災箇所の絞り込みができないかを検討した（以下、コヒーレンス解析という）。ここで、コヒーレンスは干渉SAR処理において、地震発生前後の2つのSAR画像の干渉度合い（電波の振幅と位相の双方に着目した二時期電波の相関性）を示す値で、1に近いほど干渉度合いが高いことを、また、0に近いほど干渉度合いが低いことを示す。本検討は、地震前後の電波の振幅、位相の双方に着目すれば、振幅又は位相の何れかのみに着目した前述の3.(1)よりも、道路変状で引き起こされた地表面の乱れを把握することができるのではないかと考えたものである。なお、コヒーレンスは分解能3mのSAR画像ピクセル毎に求められるものではあるが、レーダー特有のノイズに起因する乱れが含まれているため、本検討では、係るノイズの低減を図るための処理を施した上で、コヒーレンス値を算出し、路線を道路中心から幅各15mの計30m、延

長 50m に分割した道路ポリゴン内で平均化したコヒーレンス平均値を求めている。そして、その大きさを道路ポリゴンを色分け表示したコヒーレンスヒートマップを作成した。さらに被災箇所と重ね合わせて図化することで、コヒーレンスヒートマップにより道路被災箇所の絞り込みが可能であるかを評価した。

図-5 にコヒーレンスヒートマップと被災箇所との関係を示す。被災箇所の多くでは、コヒーレンス平均値が小さくなっており、被災箇所とコヒーレンス平均値には関連性があることが認められる。今回、コヒーレンスヒートマップを用いることで道路被災箇所の絞り込みはある程度可能であることが確認できた。

ここで、道路被災箇所の絞り込みの推定精度を把握するため、ある閾値以下のコヒーレンス平均値を持つ道路ポリゴンを被害があった箇所と推定し、実状と比較することで、当該道路ポリゴンの推定結果を図-6 に示す正解、見逃し、空振りに分類・整理する試みを行った。被害があったとみなすコヒーレンス平均値の閾値を変化させ、正解、見逃し、空振りの構成がどのように変わるかを整理した結果を図-7 に示す。本結果から、0.7 以下のコヒーレンス平均値を持つ道路ポリゴンを被災箇所と推定すれば、7 割の正解率を確保しつつ、見逃しの発生を抑制できることがうかがえる。

最適な閾値については、今後も他の災害事例での検証を進め検討していく必要があるが、今回、Lバンド衛星データを用いた道路被災箇所抽出のための一手法として用いることが可能であることが確認できた。

4. X バンド小型 SAR 衛星画像を用いた道路被災状況把握

3.(1)からもわかるように、L バンド衛星の分解能では、大規模な道路事象を把握することが限界であること、またデータ転送や解析時間等も要することから、今まで道路被災状況調査における活用可能性の検討がほとんどなされてこなかった。しかしながら、2022年に内閣府による「令和4年度小型 SAR 衛星コンステレーションの利用拡大に向けた実証」プロジェクトが開始され、小型 SAR 衛星が注目され始めるとともに、近年、急速に配備が進み、小型 SAR 衛星コンステレーションが構築されつつ

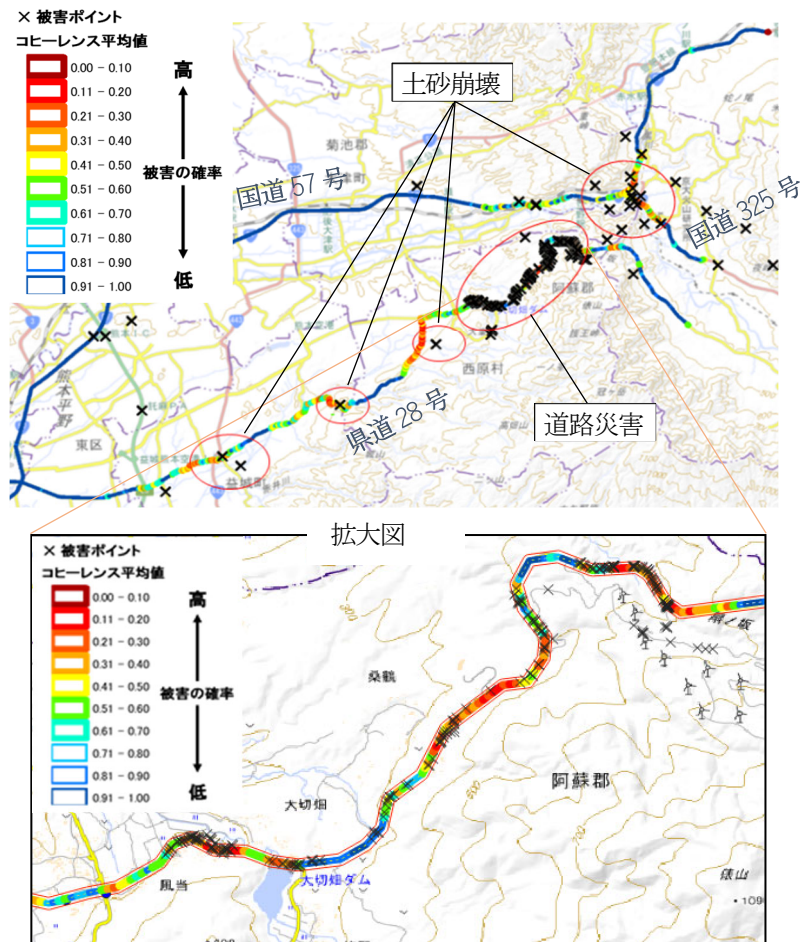
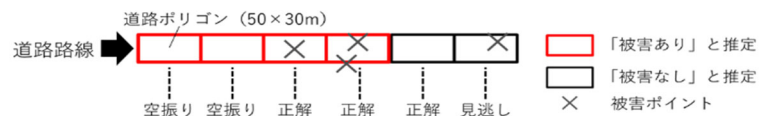


図-5 コヒーレンスヒートマップと被災箇所



	被害あり	被害なし
「被害あり」と推定	①正解	②空振り
「被害なし」と推定	③見逃し	④正解

図-6 評価概念図

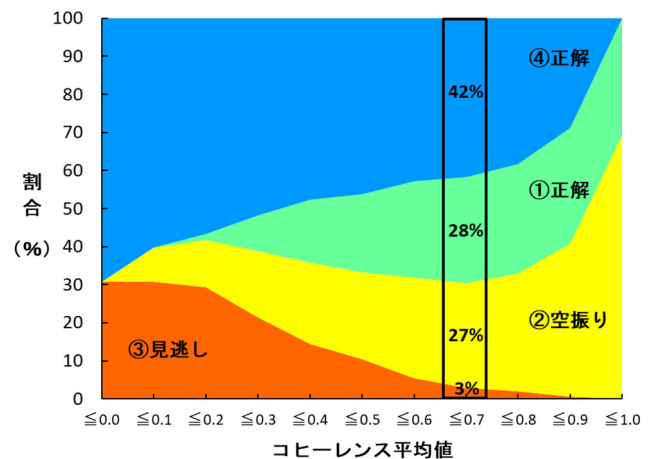
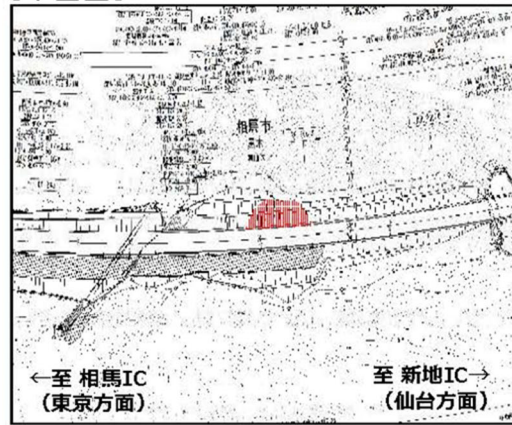


図-7 評価整理結果

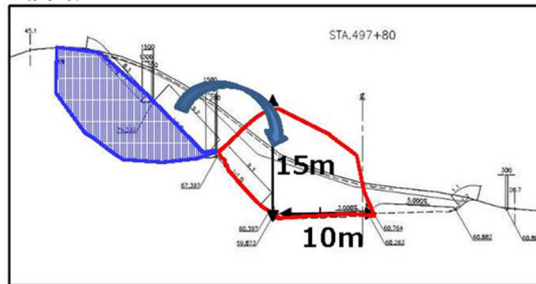
【位置図】



【平面図】



【横断面図】



【被災状況】



図-8 福島沖地震による道路被災状況
(NEXCO 東日本記者発表資料 (2021年2月14日) より引用)

ある状況となったことから、道路分野においても被災状況把握に活用できないかと考え、現在、活用可能性の検討を始めたところである。

先に紹介した株式会社 QPS 研究所や株式会社 Synspective の衛星も 2020 年代後半までに 30 機体制のコンステレーション構築を目指して計画が進められており、災害対応において新たな活用の進展が期待されているものの、現在はまだ数機程度の運用であり、災害時の撮影データも蓄積されていない。そこで、本検討においては、衛星の性能が上記 2 社のものとはほぼ等しい米国の X バンド小型 SAR 衛星である Capella 衛星 (Stripmap モード分解能: 1.2-1.7m×0.75m, 撮影幅: 5km) の強度画像を用いて、一時期反射強度解析を実施した。

(1) 衛星画像を用いた道路被災箇所の把握

2021 年 2 月 13 日の夜に発生した福島沖地震時の道路被災状況 (図-8) に関して、2021 年 2 月 14 日に撮影された Capella 衛星の強度画像を用いて、一時期反射強度解析による道路被災箇所の判読を行った結果を図-9 に示す。なお図-9 には、上段に分解能 1.0m 程度の Capella データを用いた強度解析結果、下段に分解能 3.0m の ALOS-2 データを用いた強度解析結果を示した。図-9 をみると、一般的に路面からの反射強度は弱く黒く表示されるが、図中の黄丸箇所において、反射強度が強くなり白く反射していることから、何らかの道路被災事象が発生していると判断することができる。一方で、ALOS-2 データと Capella データを用いた強度解析結果の分解能の違いに視

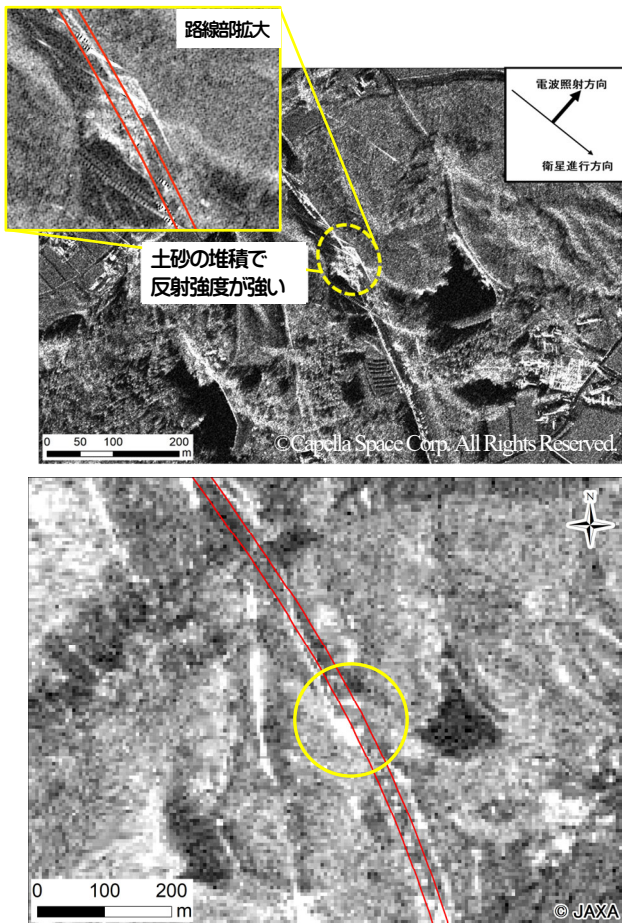


図-9 一時期反射強度解析結果（福島沖地震 2021）
（上：Capella 分解能 1.0m 程度，下：ALOS-2 分解能 3.0m）

点をあてると、判読のしやすさは明らかに異なることがみてとれる。このことから、日本における小型 SAR 衛星コンステレーションが実現すれば、被災現場の把握精度の向上も見込まれるものと考えられ、現在、国総研においては、現場模擬事象等を作成し、ほぼ同スペックの米国の Capella 衛星を用いて、その事象を撮影することで、各道路被災事象の把握精度の確認を実施している。

5. おわりに

本稿では、Lバンド及びXバンド SAR 衛星画像を用いた判読結果について報告した。Lバンド SAR 衛星における一時期反射強度解析及び二時期反射強度解析では、落橋や斜面崩壊、路面崩落等の大規模な被災状況は判読できたが、小規模な被災状況の把握は困難であることがわかった。コヒーレンス解析では、コヒーレンス値と実被害に関連性が認められ、適切にコヒーレンス値を被災箇所推定の閾値として設定することで、道路被災箇所の抽出に役立つデータとなることも確認できた。他方、Xバンド小型 SAR 衛星における強度解析では、Lバンド衛星と比して、被災事象の把握精度の向上が見込まれる技術

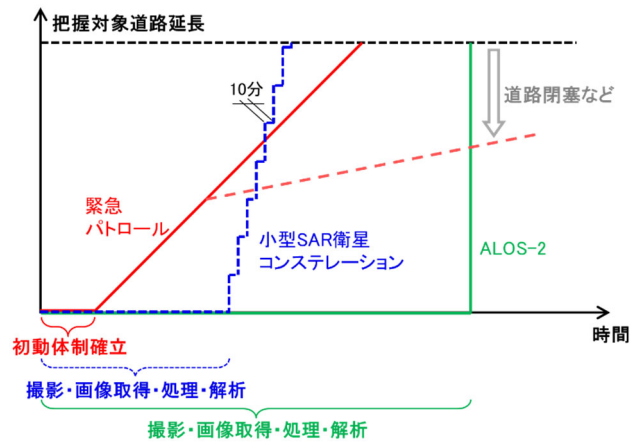


図-10 各技術を用いた道路被災状況調査時間のイメージ図

となることが確認できた。加えて日本における小型 SAR 衛星コンステレーションが実現していくことで、図-10 に示すような把握時間等の向上にも期待できる技術となることが想定される。

今後は他の災害事例での検証を進めるとともに、高分解能な Xバンド衛星画像を用いた反射強度解析による道路被災状況把握への活用可能性調査を進め、道路被災状況調査に関する衛星活用標準仕様書（案）を作成していく予定である。

参考文献

- 1) 白石萌美, 片岡正次郎: インフラ被災情報の把握技術に関する性能水準の検討, 平成 30 年度国土交通省国土技術研究会論文集, p48-53, 2018.11
- 2) 梅原剛, 森賢二, 渡邊和宏, 増田仁, 片岡正次郎: 現場適用性を考慮したリモートセンシング技術による道路被災状況調査方策の提案, 土木技術資料, 第 62 巻, 第 10 号, pp.26-29, 2020.
- 3) 梅原剛, 増田仁: 自動航行 UAV を用いた実道における被災状況把握実験, 土木技術資料, 第 64 巻, 第 4 号, pp.24-27, 2022.

干渉 SAR 時系列解析による 千葉県内の地盤変動量の推定と漏水箇所への分析

内山 明音¹・劉 ウェン²・丸山 喜久²

¹ 学生 千葉大学 工学部都市環境システムコース (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33)
E-mail: 20t0220a@student.gs.chiba-u.jp

² 正会員 千葉大学大学院工学研究院 (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33)
Email: wen.liu@chiba-u.jp, ymaruyam@faculty.chiba-u.jp

日本の水道では年間 2 万件を超える漏水・破損事故が発生しており、高度経済成長期に整備された施設の老朽化に伴う漏水事故が懸念されている。漏水の原因には、経年劣化による腐食、交通荷重、地盤変動によるひずみなどが挙げられる。本研究では、地盤変動により管路にひずみが生じることで、漏水が発生するという現象に着目した。そこで、広範囲の地盤変動を長期的に観測できる干渉 SAR 手法を用いて千葉県内の地盤変動を評価した。水準測量データと比較した結果、干渉 SAR は誤差 10 mm 程度で地盤変動をとらえることができていた。また、漏水箇所付近の地盤変動状況を分析し、漏水と地盤変動の関係性を分析した。

Key Words: water leakage, ground movement, InSAR, ALOS-2, SBAS

1. 研究背景と目的

現在、日本の水道では年間 2 万件を超える漏水・破損事故が発生している¹。水道管の法定耐用年数は 40 年とされており、高度経済成長期に整備された施設の老朽化に伴う漏水事故が懸念されている。また、漏水調査を行う技術者の高齢化や退職に伴う水道事業における人手不足が問題となっている。そこで、水道管路の漏水を効率的に検知するための新たな手法が求められている。

漏水の原因には、経年劣化による腐食、交通荷重、地盤変動によるひずみなどいくつかある。これらの原因の中で、本研究では、地盤変動により管路にひずみが生じることで、漏水が発生するという点に着目した。そこで、衛星合成開口レーダ (SAR) 画像を用いた干渉処理に基づく地盤変動のモニタリングを行った。干渉 SAR では広範囲の地盤変動を長期的に観測することができるという利点がある。Y. Aimaïti ら² は、3つの衛星で撮影した SAR 画像を用いて、1993 年から 2017 年まで千葉県浦安市の地盤変動を推定した。推定された地盤変動量は、水準測量データと概ね一致していたため、干渉 SAR を用いた地盤変動の観測が有効であると考えられる。

そこで本研究では、2015 年から 2022 年までに千葉県

を撮影した ALOS-2 画像を用いて、干渉 SAR 時系列解析より地盤変動量を推定し、水道管の漏水箇所との関連性を分析した。

2. 使用するデータ

対象地域は図-1 に示す千葉県船橋市から勝浦市までの範囲である。対象地域内の千葉県営水道の給水エリアでは、28 箇所の漏水が報告されている³。

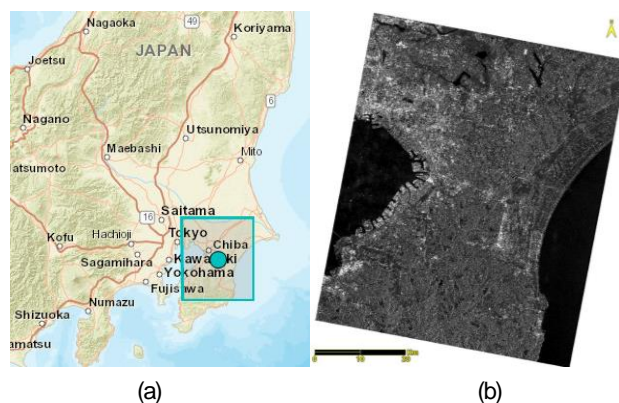


図-1 (a)対象地域の範囲；(b)ALOS-2 衛星強度画像の一例

本研究で使用した SAR データは、陸域観測技術衛星 2 号「だいち 2 号」(ALOS-2) が 2015 年 1 月から 2022 年 11 月までに撮影した 16 枚の画像 (2 枚/年) である。ALOS-2 は 2014 年 5 月 24 日に打ち上げられた「だいち」の後継機である⁴⁾。ALOS-2 に搭載しているレーダセンサ PALSAR-2 は地上 3 m 分解能を有する L バンドのセンサであり、災害状況の把握、森林分布の把握や地殻変動の解析など、様々な目的で使われている。L バンドのマイクロ波は、透過性が高く木の枝葉を透過しやすいため、地表面の形状を捉えることができる。

使用した ALOS-2 衛星画像は下降軌道の右観測、StripMap モードで撮影したものである。センサのオフナディア角が 32.4 度、処理レベル 1.0 の complex データとして提供された。スラントレンジの地上分解能は 1.4 m × 2.0 m (R × A) である。使用した 16 枚画像の撮影日を表-1 に示す。

表-1 使用した ALOS-2 衛星画像の撮影日

2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022
1/15	3/10	3/9	3/8	3/7	3/5	3/18	6/9
9/24	8/11	8/24	11/15	11/14	11/12	12/23	11/10

3. 干渉 SAR 時系列解析による地殻変動量の推定

(1) 干渉 SAR 時系列解析

SAR センサは、アンテナから電波を発射し、観測する対象物に当たって反射された電波を観測する。反射された電波の強さから、対象物の大きさや表面の性質がわかる。また、反射された電波が戻ってくるまでの時間を測定することで、対象物までのおおまかな距離も測定できる。電波は雲などを透過するため、天候に左右されず、また昼夜を問わず定期的に観測できる利点がある⁵⁾。

干渉 SAR 解析とは、電波の位相を利用して地表面の変化を調べる手法である。地表の同一地点に対して 2 時期に SAR 観測を実施し、反射波の位相差を取ることで、その期間内に起きた地表の変動を捉える技術である⁶⁾。しかし、地表変動による位相変化以外に、干渉結果で得られた位相差には、2 時期の衛星の軌道が一致しないために生じる位相変化 (軌道縞と地形縞)、電離層や対流圏などの電波遅延による位相変化、植生などの地表被覆や地表被覆の変化による干渉性の低下による誤差が含まれている。軌道縞と地形縞は、衛星位置と地形データを用いて除去できるが、大気や対流圏の電波遅延を補正する汎用的な方法はない。そのため、1 ペアの SAR 画像の干渉結果には一定の誤差が含まれている。

干渉 SAR 時系列解析は、異なる時期の観測データを用いて作成した多数の干渉画像を統計的に処理すること

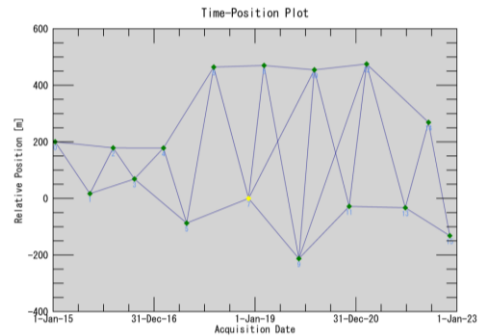


図-2 使用する ALOS-2 画像のベースライン。点が ALOS-2 画像、線が干渉ペアを示す。

により、SAR 干渉画像に含まれる大気や軌道誤差に起因する誤差を低減することで、個別の干渉画像では捉えることが困難な微小な地表の動きとその時間変化を捉えることができる解析手法である^{7,8)}。干渉 SAR 時系列解析では、一定期間の間に連続して観測した数十枚の SAR データ (通常は一年以上) を統計的に処理することで干渉解析に含まれる誤差を軽減させ、時系列の変動量や、期間中の変動速度 (単位は通常 cm/年 もしくは mm/年) を求めることができる。

本研究では SBAS 法 (Small Baseline Subset Method) を用いて、千葉県を撮影した ALOS-2 の干渉 SAR 時系列解析を行う。SBAS 法は、短い垂直基線長および短い観測間隔の干渉 SAR 画像を多数作成し、観測日時ごとの時系列の変位を算出する技術である⁹⁾。

(2) SBAS 法による地殻変動の推定

2015 年 1 月 15 日から 2022 年 11 月 10 日までの 16 枚の ALOS-2 画像を用いて、干渉期間が 500 日以内の 32 ペアを作成した。作成した干渉ペアのベースライン図を図-2 に示す。

32 ペアの干渉結果を用いて、対象地域の地盤変動を推定した。干渉で得られる位相差はセンサの観測方向における変動量であり、センサの観測角を用いて垂直方向の変動量に変換した。推定された 2015 年から 2022 年までの 8 年間における垂直方向の平均変動速度を空間解像度 10m/pixel にリサンプリングし、図-3 に示す。赤色は衛星方向へ近づき (隆起)、青色は衛星方向から遠ざかる (沈下) ことを表す。

干渉ペアの相関性を示す指標であるコヒーレンス図を図-4 に示す。コヒーレンスとは、2 つの波動間の干渉性の度合いを示す値で、0~1 に規格化された値をとり、1 に近づくほど干渉性が良いことを示す。本研究では、コヒーレンスが 0.25 以上の地域で得られた変動量を有効とした。対象地域の東側は市街地が密集し、高いコヒーレンスを示す。一方、中央の林地や農地では植生の変化よ

り、低いコヒーレンスを示している。

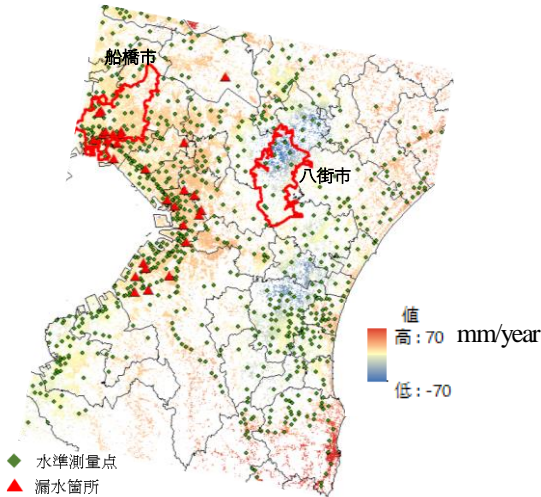


図3 推定された2015年から2022年までの平均垂直変動速度

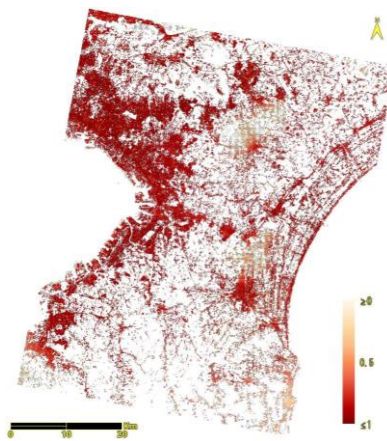
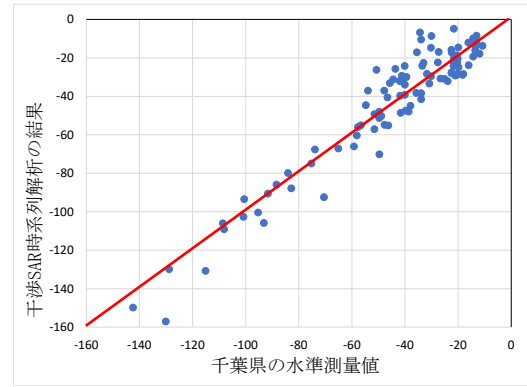


図4 干渉ペアのコヒーレンス

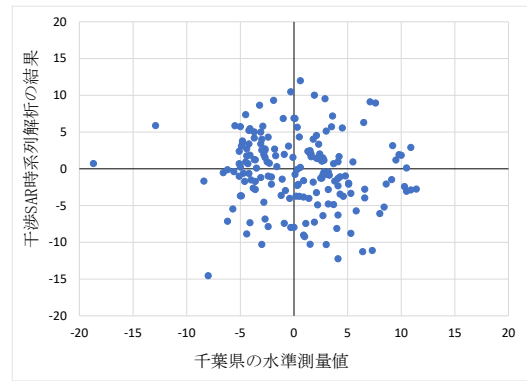
対象地域中央に位置する八街市・富里市、東沿岸付近の大網白里市・茂原市において、地盤沈下が見られた。一方、いすみ市の沿岸では隆起が見られた。いすみ市の隆起箇所ではコヒーレンスが0.3程度のため、検出された隆起箇所は誤差の可能性もある。そのほかの地域では、変動速度が3cm/year以下であり、地盤変動がほとんどないことを示す。

4. 地盤変動の推定精度の検証

千葉県が公開する毎年の水準測量データを用いて、干渉 SAR 時系列解析で推定された地盤変動量を検証し



(a) 八街市



(b) 船橋市

図5 ALOS-2 画像から推定された地殻変動量と水準測量データの比較 (2015年から2022年まで)

た。対象地域内では809個の水準測量点が存在し、その位置を図3の緑丸で示す。

水準測量点の観測は毎年1月に行われている。2015年の水準測量点の高さを基準に、2022年まで毎年の変動量を求めた。一方、使用したALOS-2画像は主に3月と11月に撮影されたものであり、水準測量点の計測日に近い3月の画像の推定変動量を比較に用いた。2015年1月15日の画像を基準とし、毎年3月の画像で推定された変動量と水準測量で得られた変動量を比較した。地盤沈下が目立った八街市と、地盤変動がほとんどなかった船橋市を例とし、水準測量点の観測データと推定された変動量の比較を図5に示す。横軸が千葉県の水準測量値、縦軸が干渉 SAR 時系列解析の結果で、2015年の標高と比較したときの変動量を表している。

八街市については、74%が誤差±10mm以下、91%が誤差±20mm以下に収まっていた。2015年から2022年までに、千葉県の水準測量値では平均71.6mm沈下し、干渉 SAR 時系列解析の結果では平均69.5mm沈下したと推定される。また、RMSE (二乗平均平方根誤差)は9.7mmである。これらのことから、沈下が目立った八街市において干渉 SAR 時系列解析の結果は地盤沈下の傾向をとらえることができているということが出来る。

千葉県の水準測量値では船橋市については87%が誤差±10mmに収まっていた。2015年から2022年までに千葉県の水準測量値では平均7.4mm隆起し、干渉SAR時系列解析の結果では平均1.3mm沈下していた。また、RMSEは7.2mmである。図-5の結果から、干渉SAR時系列解析による地盤変動量の推定精度は概ね10mm程度と考えられる。これらのことから、地盤変動がほとんどなかった船橋市においては、干渉SAR時系列解析によって地盤変動量を推定することはやや困難であると考えられる。

5. 地盤変動と漏水データの比較

千葉県水の漏水データを用いて漏水箇所付近の地盤変動量を調べた。使用した漏水データの漏水箇所は図-3のとおりである。

図-6は漏水箇所付近の地盤変動量のグラフと航空写真である。グラフは漏水点から半径10m以内に含まれるピクセルの地盤変動であり、縦軸は2015年1月と比較したときの変動量である。千葉市中央区の漏水箇所については、漏水発生日より前に約20mmの地盤沈下があった。これは干渉SAR時系列解析のRMSE以上の大きさの地盤沈下であることから、この地盤変動が漏水の原因の一つと考えられる。一方で、船橋市の漏水箇所については、漏水発生日より前に大きな地盤変動はなく、漏水には他の要因が影響しているものと考えられる。

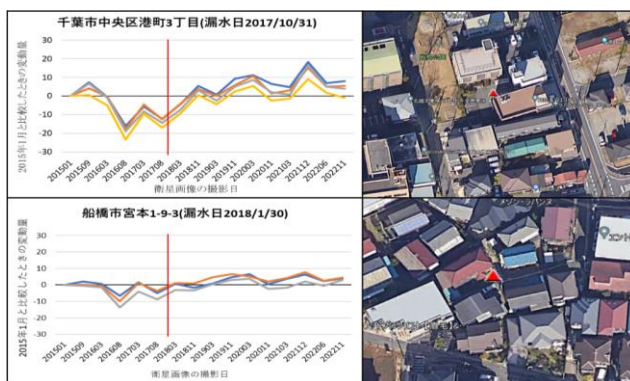


図-6 漏水箇所付近の地盤変動量（左）と付近の航空写真（右）

5. まとめ

干渉SAR時系列解析の結果と千葉県の水準測量データを比較したところ、干渉SARは誤差±10mm程度で地

盤変動をとらえることができていることが分かった。このことから、干渉SAR時系列解析を用いて地盤変動を予測することが可能であるといえる。

漏水箇所付近の地盤変動を分析した結果、千葉市中央区の漏水箇所に関しては、漏水発生前に約20mmの地盤沈下が発生していることがわかった。一方、船橋市の漏水箇所では大きな地盤沈下は推定されなかった。この地点の漏水では、経年劣化や交通荷重など他の要因が影響しているものと考えられる。

今回用いた漏水データの漏水箇所付近は、地盤変動が目立っている地域ではなかった。今後は地盤沈下が目立った八街市や、地盤沈下量が大きいといわれている浦安市などの漏水データを用いて、地盤変動と漏水の関係を明らかにしていきたいと考えている。

謝辞：本研究の成果の一部はJSPS科研費23H01652の助成を受けたものです。記して、謝意を表す。

参考文献

- 1) (社)日本水道協会：平成29年度水道統計（施設・業務編），第100-1号，2019
- 2) Y. Aimaiti, F. Yamazaki and W. Liu: Multi-Sensor InSAR Analysis of Progressive Land Subsidence over the Coastal City of Urayasu, Japan, *Remote Sensing*, 10(8), 1304, 2018.
- 3) 安江崇志, 劉ウエン, 丸山喜久：管網端部での水圧低下に基づく漏水発生予測に向けた機械学習の利用, AI・データサイエンス論文集, 土木学会, Vol.4, No.3, pp. 245-253, 2023.
- 4) 宇宙航空開発機構 (JAXA) : ALOS-2 Solution Book, 2018. Available: https://www.satnavi.jaxa.jp/files/document/pdf/ALOS_JP_web.pdf
- 5) 畚野信義：合成開口レーダ, 日本リモートセンシング学会誌, 1(1), pp. 49-93, 1981
- 6) 藤原智・飛田幹男：地表変動検出のための干渉SAR画像作成技術, 測地学会誌, 45, pp. 283-295, 1999.
- 7) 福島洋, StaMPSパッケージを用いたPS干渉SAR解析, 測地学会誌, 57(2), pp. 41-48, 2011.
- 8) 三村祐介, 石塚師也, 小田義也, 窪田健二, ALOS-2データを用いた2016年熊本地震前後の九重山の地表変動の推定, 物理探査, 73, pp. 136-148, 2020.
- 9) P. Berardino, G. Fornaro, R. Lanari, and E. Sansosti: A New Algorithm for Surface Deformation Monitoring Based on Small Baseline Differential SAR Interferograms, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 40(11), pp. 2375-2383, 2002.
- 10) 千葉県水準測量成果表：<https://www.pref.chiba.lg.jp/suiho/jibanchinka/torikumi/seikaomote.html>

液状化地盤沈下量の予測に向けた 転移学習の利用

苅米 和樹¹・劉 ウェン²・丸山 喜久³

¹ 学生会員 博士前期課程 千葉大学大学院融合理工学府 (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33)
E-mail: 22wm1333@student.gs.chiba-u.jp

² 正会員 千葉大学准教授 千葉大学大学院工学研究院 (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33)
E-mail: wen.liu@chiba-u.jp

³ 正会員 千葉大学教授 千葉大学大学院工学研究院 (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33)
E-mail: ymaruyam@faculty.chiba-u.jp

本研究では、液状化による地盤沈下量の予測を目的とし、機械学習手法の一つである転移学習を活用した液状化地盤沈下量の予測モデルを構築した。ここでは、既存のデータセットとして南海トラフの巨大地震モデル検討会による分析結果を事前に学習し、プリトレーニングモデルを構築する。次に、DEM（数値標高モデル）を用いて、千葉県浦安市における東北地方太平洋沖地震前後での標高変化を分析し、その結果を基に、学習済モデルから転移学習を行った。使用するアルゴリズムには、ニューラルネットワークによる回帰手法を採用した。その結果、既存のデータセットより学習を行った学習済モデルと比較して、ファインチューニングによる転移学習を行った予測モデルでは0.30 m以上の地盤沈下量を捉えることができ、現実に即した予測につながることを示した。

Key Words: liquefaction, machine learning, hazard map, transfer learning, digital elevation model

1. はじめに

液状化とは、地震の揺れによって地盤が液体のように振る舞う現象のことである。2011年3月11日の東北地方太平洋沖地震では、千葉県浦安市において大規模な液状化被害が生じ、家屋やライフライン施設等に甚大な被害を与えた¹⁾。今後、南海トラフ地震や首都直下地震が予測される中で、これを未然に防ぐことが喫緊の課題である。

近年、機械学習によるデータサイエンスは積極的に行われており、予測モデルの構築やデータ間における依存関係を自動的に抽出するモデルなど、その用途は多岐にわたる。機械学習は工学を問わずあらゆる分野で活用されており、導入に際するコストや予測ターゲットに対する柔軟な表現が可能であることから、その自由度は高いと思われる。その中でも、機械学習手法の一つである転移学習は、あるタスクで学習された知識を異なるタスクに転用する機械学習の手法である。この手法では大規模なデータセットで事前に訓練されたモデル（プリトレーニングモデル）を基に、その学習済モデルの重みや特徴を新しいタスクに適応させることが可能である。その

ため、十分な量のラベル付きデータがない場合でも、プリトレーニングモデルが学習した特徴を利用できるため、データ不足問題の解消に期待される。

本研究では、液状化ハザードマップの作成に向けて、既存の地盤沈下量の予測値と実際の地盤沈下量から転移学習による液状化地盤沈下量の予測モデルを構築する。これまでは数値解析に基づく地盤沈下量の予測結果を訓練用データとして使用してきた²⁾が、実際の地震時のデータを用いることで、より現実に沿った予測が行えると思われる。

2. 使用データ

本研究では、東日本大震災により大規模な液状化被害を受けた千葉県浦安市を地盤沈下量の解析対象地域として設定した。また、機械学習のうち教師あり学習を採用し、既存の教師データを予測モデルに学習させることで、目的変数を説明するための特徴量を抽出し、回帰問題を処理する。学習モデルのデータセットは、国土交通省³⁾が公開する5次メッシュ(250mメッシュ)単位に整理した。転移学習前の教師データには、内閣府⁴⁾の南海トラフの

巨大地震モデル検討会により計算された東海地震、南海・南海地震の基本ケース、陸側ケース、東側ケース、西側ケースと、経験的手法に基づくケースの地盤沈下量を用いる（全データ 1326588 メッシュ）。また、メッシュ内の地震動については、南海トラフの巨大地震モデル検討会の地表計測震度(I)を説明変数に加える。さらに、国土数値情報³⁾から最高標高(Max_Elev)、最低標高(Min_Elev)、起伏量(Relief)、最大傾斜角(Max_Slop_Deg)、最小傾斜角(Min_Slop_Deg)を、地盤の飽和度に関する特徴量として5次メッシュ中心点から海岸線までの最短距離(Coast_Dist)、河川までの最短距離(River_Dist)を説明変数として加えた。また、若松ら⁵⁾が整備したデータからは、深さ30mまでの地盤の平均S波速度(AVS30)、微地形区分(JCODE)を、山崎ら⁶⁾が整備したデータからは、水路からの高さを示すパラメータとして最寄り水路からの比高(HAND)を追加した。これらのデータはGISを用いて、5次メッシュ単位に集約してから学習を行った。

転移学習に使用するデータには、東日本大震災より甚大な被害の生じた千葉県浦安市のDEM（数値標高モデル）を使用し、地震前後における地盤の標高差分結果を用いた。ここでは5次メッシュの重心位置における標高値を抽出した。なお、噴砂の堆積やマンホールの隆起により標高値が負値となるポイントは、地盤沈下量と関係ないため除外した。これにより、転移学習用のデータセットは237メッシュとなった。地表震度には、東日本大震災における千葉県浦安市での観測記録⁷⁾として計測震度5.1を設定した。

3. 予測モデルの概要

本研究の機械学習では、ニューラルネットワークによる回帰手法を採用した。ニューラルネットワーク回帰モデルは、ある入力データから連続的な数値出力を予測するための強力なツールであり、人間の脳のニューロンの動作を模倣したアルゴリズムを使用している。特に複雑なパターンやデータセット内の非線形関係を捉えるのに適しているため、データの複雑な特徴やパターンを学習することが可能である。ネットワーク層は入力層、中間層、出力層の3つから構成されており、入出間の関係性はニューロン内部の活性化関数を介することで柔軟な表現を可能にする。訓練時には、一連のデータをネットワークに与えることで、予測された出力と実際の出力の差（誤差）を最小化することでモデルは学習する。活性化関数はReLU関数を使用し、損失関数にはMAE（平均絶対誤差）を採用した。回帰モデルの層構造を図1に示す。

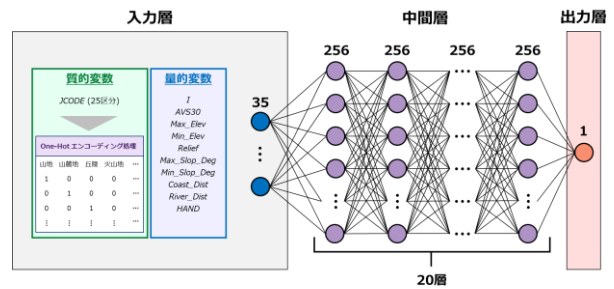


図1 回帰モデルの層構造

ニューラルネットワークは、転移学習による実装が可能である。本研究ではファインチューニングによる各中間層の重みを微調整する手法を採用した。これにより、追加の学習データからモデル全体のパラメータを更新することで再学習が行われる。

予測モデルの構築には訓練用データ、検証用データが必要となる。訓練用データは予測モデルをフィッティングさせるためのプリトレーニングデータとして使用し、各エポックの損失の大きさは検証用データを用いて評価する。これにより、過学習の監視や回帰モデルの適合度を測ることが可能となる。本研究では、訓練用データ80%、評価用データ20%に分割して学習・評価を行った。転移学習前のプリトレーニングモデル及び、転移学習に使用するデータセットは同等の割合に分割した。

4. 転移学習による地盤沈下量の予測

はじめに、南海トラフの巨大地震モデル検討会のデータセットを用いて液状化地盤沈下量を予測するためのプリトレーニングモデルを構築した。ここでは、地表震度5強(I=5.0)における千葉県浦安市の予測結果を図2に示す。

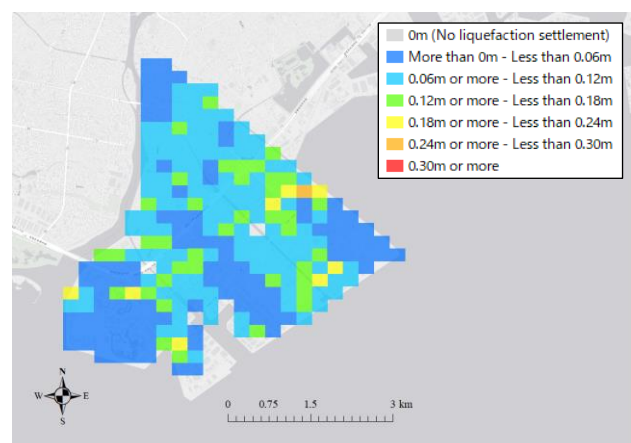


図2 転移学習前のプリトレーニングモデルによる地盤沈下量の予測結果

図2より、浦安市全体において地盤沈下が生じていることを確認することができる。海岸線から近いエリアで

は、概ね0.06m以上0.12m未満の地盤沈下が生じている一方、内陸部では0.06m程度の地盤沈下が確認できる。全体的には、0.12m未満の地盤沈下が広く分布しており、これらの地域は主に埋立地であるため、地盤沈下のリスクは高いと考えられる。この結果から、本研究で構築したプリトレーニングモデルでは、広範囲な地盤沈下量の予測は可能である。しかしながら、京川ら⁸⁾が行った現地調査によると、最大で約55cmの地盤沈下が生じたと明らかにしており、本研究で構築したプリトレーニングモデルでは地盤沈下量を過小評価している可能性がある。

次に、DEM（数値標高モデル）を用いて、千葉県浦安市における東北地方太平洋沖地震前後の鉛直差分結果から転移学習を行った。地表震度5強(I=5.0)における千葉県浦安市の予測結果を図3に示す。

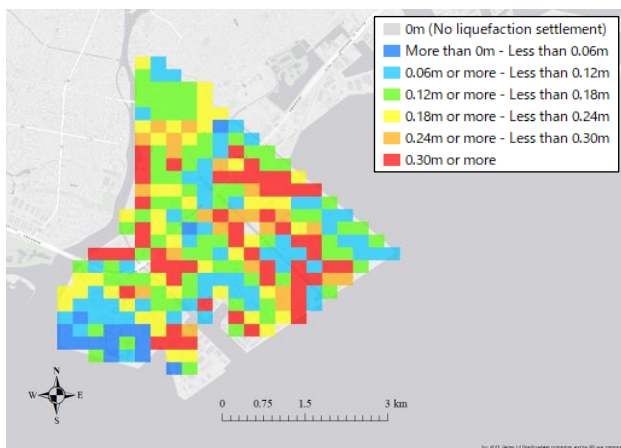


図3 転移学習後のモデルによる地盤沈下量の予測結果

図3より、図2の予測結果と比較して0.30m以上の地盤沈下を捉えていることが確認できる。また、プリトレーニングモデルと比較して、全体的に+0.12m以上、DEM（数値標高モデル）による実地盤沈下量の特徴量抽出を行ったことで補正されたと考えられる。これにより、転移学習による実際の地盤沈下量を反映することで現実に即した予測が行えたと考えられる。しかしながら、本研究で使用した学習データは、予め決められた地震動によるデータセットを用いている。そのため、あらゆる地震動ケースを想定する際には、地震動エネルギーや継続時間などの各種パラメータを予測モデルに対して正規化を行う必要があるため、これらは今後の課題として検

討していく。

5. まとめ

本研究では、既存のデータセット及び、航空レーザ測量に基づく数値標高データから実際の液状化地盤沈下量を反映した予測モデルを構築した。これまでは、経験手法に基づく地盤沈下量の予測に限定されていたが、本研究では転移学習を活用することで、実際の液状化現象に即した、より正確な地盤沈下量の予測が可能であることを示した。今後は、地震動パラメータに依存しない予測モデルの構築に向けた検討を行う。

謝辞：航空レーザデータは、千葉県浦安市から情報を提供して頂いた。記して謝意を表する。

REFERENCES

- 1) 石川敬祐, 安田進, 萩谷俊吾: 千葉県浦安市の液状化現象の発生状況調査, 土木学会論文集, 日本地震工学会論文集, 12 巻 4 号 (特集号), pp. 56-64, 2012.
- 2) 苺米和樹, 劉ウェン, 丸山喜久: 機械学習に基づく液状化による千葉県全域の地盤沈下量予測, 第16回日本地震工学シンポジウム論文集, Day3-G416-21, pp. 1-10, 2023.
- 3) 国土交通省: 国土数値情報ダウンロードサイト, <http://nlftp.mlit.go.jp/ksj/>, 最終閲覧日 2023 年 12 月 29 日
- 4) 内閣府: 南海トラフの巨大地震モデル検討会, <https://www.bousai.go.jp/jishin/nankai/model/>, 最終閲覧日 2023 年 12 月 29 日
- 5) 若松加寿江, 松岡昌志: 全国統一基準による地形・地盤分類 250m メッシュマップの構築とその利用, 日本地震工学会誌, 18 号, pp. 33-38, 2013.
- 6) 山崎大, 富樫冨佳, 竹島滉, 佐山敬洋: 日本全域高解像度の表面流向データ整備, 土木学会論文集 B1 (水工学), 74 巻 5 号, pp. I_163-I_168, 2018.
- 7) 市川市: 東日本大震災における市川市の被害及び対応の記録, <https://www.city.ichikawa.lg.jp/common/file/0000422204.pdf>, 最終閲覧日 2023 年 12 月 29 日
- 8) 京川裕之, 清田隆, 近藤康人, 小長井一男: 東北地方太平洋沖地震による浦安市埋立地盤の液状化被害調査, 地盤工学ジャーナル, 7 巻 1 号, pp. 265-273, 2012.

入力地震動の特性と斜面に生じる 残留変位の関係：観測記録を用いた検討

佐々木 萌絵¹・小野 祐輔²

¹ 学生員 鳥取大学大学院 持続性社会創生科学研究科 (〒680-8552 鳥取県鳥取市湖山町南四丁目 101)

E-mail: m22j6010a@edu.tottori-u.ac.jp (Corresponding Author)

² 正会員 鳥取大学教授 工学部社会システム土木系学科 (同上)

E-mail: ysk@tottori-u.ac.jp

佐々木・小野 (2023) は多数の正弦波を用いて二次元弾塑性有限要素解析を行ない、入力地震動の振幅が十分に大きい場合は、斜面の固有振動数付近の帯域だけでなく振動数が小さい帯域でも斜面に生じる残留変位が大きくなり得ることを示した。本研究では、佐々木・小野 (2023) と同じ斜面モデルを用いて、斜面崩壊が多く発生した過去の地震の観測記録に対して二次元弾塑性有限要素解析を実施し、地震動の特徴を表す指標である最大地表加速度 (PGA)、Arias Intensity、卓越振動数が斜面に生じる残留変位に及ぼす影響を考察した。

Key Words: earthquake-induced slope failure, residual displacement, peak ground acceleration, Alias intensity, predominant frequency

1. はじめに

斜面の崩壊に入力地震動の特性がどのような影響を与えるのかについて未だ未解明な事項が多い。そこで、本研究では、斜面崩壊が多く発生した過去の地震の観測記録に対して二次元弾塑性有限要素解析を実施し、観測記録の最大地表加速度 (PGA)、Arias Intensity²⁾、卓越振動数と斜面に生じる残留変位との関係を整理した。

2. 解析方法

解析対象とした斜面モデルは既往研究¹⁾で用いたものと同じである。斜面モデルを図-1に示す。この斜面の材料物性値は表-1の通りである。斜面を構成する地盤にはモール・クーロン型弾塑性平面ひずみ要素を適用した。解析モデルの底面及び側面は水平・鉛直方向ともに節点変位を拘束した。弾性モデルを用いて固有値解析を実施したところ、斜面の1次モードは2.05Hzとなった。減衰は1次モードに対して5%に相当する初期剛性比例型として与えた。

解析対象とした地震を表-2に示す。2000年以降に日本で発生した地震の中で、斜面崩壊の発生が数多く報告

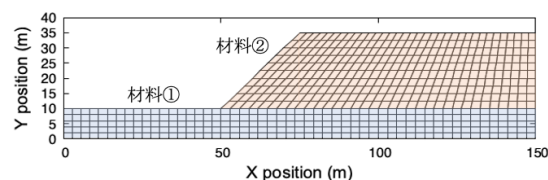


図-1 解析モデル

表-1 モデルの材料物性値

	材料①	材料②
密度 (kg/m ³)	1.98×10 ³	1.98×10 ³
内部摩擦角 (°)	35.0	35.0
粘着力 (kN/m ²)	50.0	25.0
せん断波速度 (m/s)	360	180
ポアソン比	0.364	0.364

された5つの地震を対象とした。これらの地震の中で、K-NETで観測された記録のNS、EW、UDの三成分合成値の最大加速度が200galを超えた地震記録を選択し、それらの水平に成分(NS、EW)を入力地震動として用いた。以上のように選定した結果、本研究で用いた入力地震動は、新潟県中越地震が26個、能登半島地震が16

表-2 解析の対象とした地震³⁾

地震名	発生日時	マグニチュード	最大震度
新潟県中越地震(2004)	2004年10月23日17時56分	6.8	震度7
能登半島地震(2007)	2007年03月25日09時42分	6.9	震度6強
岩手・宮城内陸地震(2008)	2008年06月14日08時43分	7.2	震度6強
熊本地震(2016)	2016年04月16日01時25分	7.3	震度7
北海道胆振東部地震(2018)	2018年09月06日03時08分	6.7	震度7

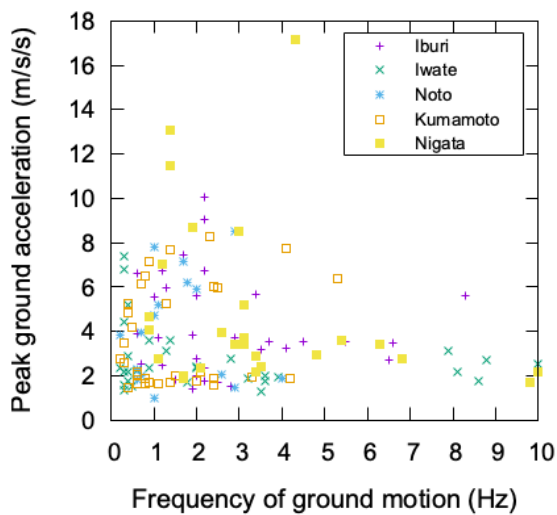


図-2 入力地震波の卓越振動数と最大加速度

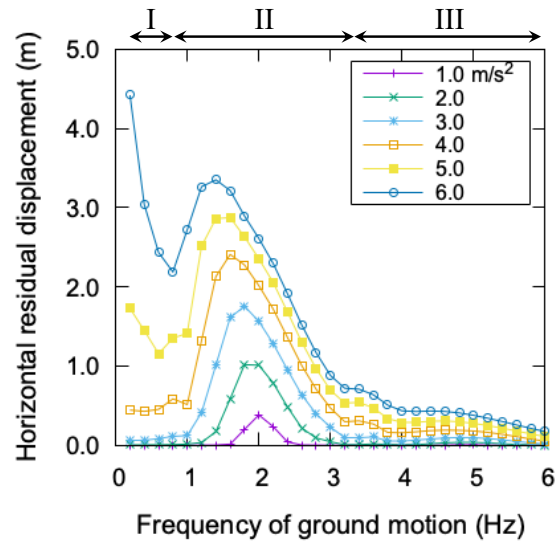


図-3 入力波の振幅、振動数と残留変位の関係¹⁾

個、岩手・宮城内陸地震、熊本地震、北海道胆振東部地震がそれぞれ 32 個となった。これらの入力地震動の卓越振動数と最大地表加速度を図-2 に整理した。入力地震動は、斜面モデルの 1 次モードの固有振動数 (2.05 Hz) よりも高振動数成分が卓越しているケースが多いものの、低振動数成分から高振動数成分まで全体に卓越している。なお、図-2 で用いた最大地表加速度は水平成分単独の値であるため、200 gal を超えないものも含まれている。有限要素法解析に用いる際には、入力地震動に対してフィルター処理は施さず、観測記録をそのまま用いた。また、入力地震動を作用させる前に自重解析を実施し、初期応力状態を設定した。地震動は解析モデルの水平方向のみに作用させた。いずれも解析上の継続時間は 100 秒とした。

3. 解析結果

(1) 既往の研究

既往研究¹⁾では振動数と振幅の異なる多数の正弦波の入力に対する二次元弾塑性有限要素解析を用いて、入力

した正弦波の振動数、振幅と斜面に生じた残留変位の関係を整理し図-3 を得た。これは正弦波 20 波入力に対する結果である。なお、20 波のうち最初の 5 波は振幅が漸増、最後の 5 波は漸減するテーパ部とした。既往研究¹⁾では、この図の曲線の特徴から入力波の振動数帯を 3 つの領域に区分した。領域 I では、入力波の振幅が大きくなると入力波の振動数の低下に伴って法肩の残留変位が増大する。領域 II では、入力波の振動数が一次モードの固有振動数に近いほど法肩の残留変位が増大する。領域 III では、入力波の振動数の増加に伴って、法肩の残留変位が小さくなる。このように、振幅が十分に大きい場合、斜面の 1 次モードの固有振動数付近だけでなく、固有振動数よりも低い振動数帯域で法肩の残留変位が増大する。

(2) 最大地表加速度 (PGA) と残留変位の関係

図-4 に入力地震動の最大地表加速度と残留変位の関係を整理した。ここでは入力地震波の卓越振動数の影響を確認するため、図-3 の領域 I (1.0 Hz 未満) に相当するグループを赤色、斜面の一次モードの固有振動数より低

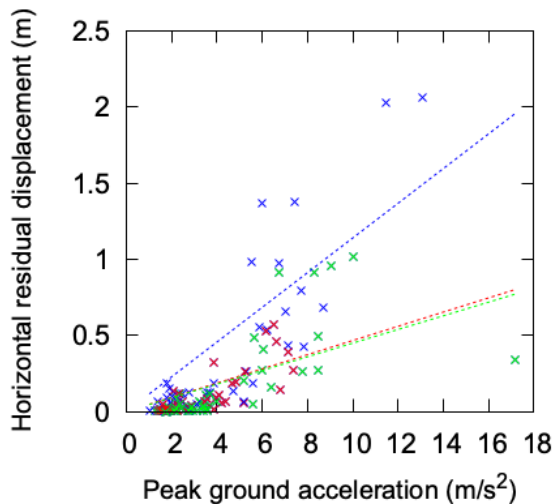


図-4 入力地震波の最大加速度と残留変位の関係

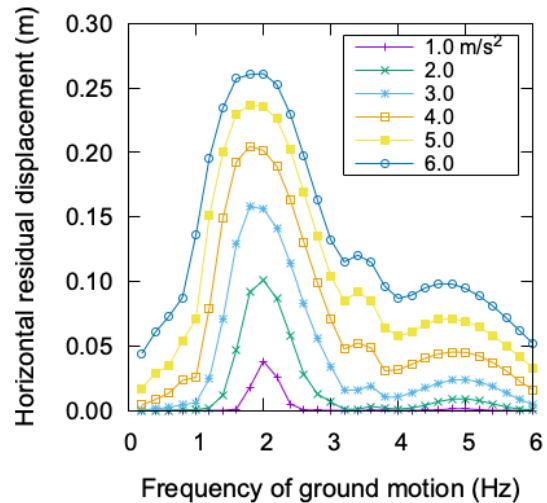


図-5 正弦波入力に対して1秒あたりに生じる残留変位

いグループを青色，高いグループを緑色で示している．図中の破線は，グループ毎に最小二乗法を用いて算出した原点を通る回帰直線である．

3つのグループの回帰直線についてみると，斜面の1次モードの固有振動数より低いグループ（青色）で傾きが最も大きくなっている．図-3の領域Iに相当するグループ（赤色）と斜面の1次モードの固有振動数より高いグループ（緑色）の傾きは，ほとんど同じになった．すなわち，加速度振幅が大きい場合に入力波の振動数が小さい帯域（領域I）で残留変位が増大せず，既往の研究¹⁾と同様の傾向はみられなかった．この理由について調べるため，入力波の振幅，振動数と入力波1秒あたりに生じる残留変位の関係を図-5に整理した．この図では，図-3に示した残留変位を入力波の繰り返し数である20で除し，振動数を乗じることで入力波1秒あたりに生じる残留変位を求めている．正弦波入力に対して1秒あたりに生じる残留変位は，入力波の振動数が斜面の1次モードの固有振動数付近で大きくなる．一方，振動数が小さい帯域（領域I）で残留変位が増大する傾向はみられない．すなわち，入力される繰り返し数が入力波の振動数毎に異なる場合，振動数が小さい帯域（領域I）で残留変位が増大する傾向はみられず，本研究で得られた結果と同じである．すなわち，観測記録を用いた場合は，領域Iに相当する振動数帯において，入力される波の繰り返し数が既往の研究よりも少ないため，既往研究と異なる傾向がみられたと考えられる．

(3) Arias Intensity と残留変位の関係

Arias Intensity と残留変位の関係を図-6に示す．Arias Intensity²⁾とは地震動の加速度振幅と継続時間の影響を考慮した指標であり，次式で与えられる．

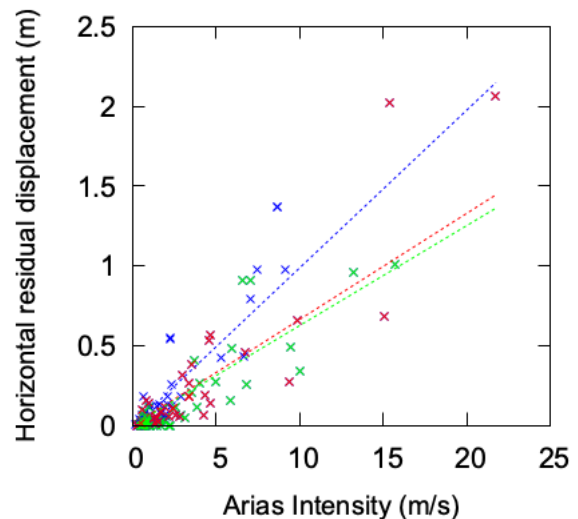


図-6 Arias Intensity と残留変位の関係

$$I_a = \frac{\pi}{2g} \int_0^{t_d} a(t)^2 dt \quad (1)$$

ここで， t_d は地震動の継続時間， $a(t)$ は時刻 t における加速度である．図-6でも図-4と同様に入力地震波を3つのグループに分類した．各グループの回帰直線をみると，斜面の1次モードの固有振動数より低いグループ（青色）で回帰直線の傾きが最も大きくなっている．領域Iに相当するグループ（赤色）と斜面の1次モードの固有振動数より高いグループ（緑色）の回帰直線の傾きはほとんど同じになった．これらの傾向は，入力地震波の最大加速度を指標として用いた場合と同じである．すなわち，入力地震波の振幅だけでなく，振動数特性を考慮した場合も領域Iに相当する振動数帯で残留変位が増大する傾向はみられなかった．

4. まとめ

本研究では、多数の観測記録を用いて二次元弾塑性有限要素解析を実施し、入力波の最大地表加速度（PGA）、*Arial Intensity*、卓越振動性が斜面の残留変位に及ぼす影響について議論した。また、既往研究¹⁾の結果（入力地震波に正弦波を用いた場合の結果）と比較した。その結果、入力地震波に観測記録を用いたケースでは、入力派の卓越振動数が斜面の固有振動数を下回る周波数帯域において、既往研究とは異なる傾向がみられた。この理由は、既往研究では入力波の継続時間の影響が考慮されていないことによる。今後、入力波の振幅と卓越振動数及び継続時間が複合的に斜面に生じる残留変位に及ぼす影響について詳しい検討を進める必要がある。

謝辞：本研究で使用した地震加速度波形は、防災科学技

術研究所 K-NET が記録し公開しているものです。ここに記して謝意を表します。

参考文献

- 1) 佐々木萌絵，小野祐輔：地震波の振動数特性が斜面に生じる残留変位に及ぼす影響，第43回地震工学研究発表会講演論文集，講演番号 C14-91，2023.
- 2) Arias, A. : A measure of earthquake intensity. In: Hansen, R.J. (Ed.), *Seismic Design for Nuclear Power Plants*, Massachusetts Institute of Technology Press, Cambridge, MA, pp. 438-483, 1970
- 3) 内閣府防災情報：<https://www.bousai.go.jp>（最終閲覧 2024年1月3日）
- 4) 防災科学技術研究所：<https://www.kyoshin.bosai.go.jp/kyoshin/>（最終閲覧 2024年1月3日）

水平 2 方向入力地震動の軌跡特性が 砂地盤の液状化に及ぼす影響に関する考察

浅見 健斗¹・井上 和真²・上田 恭平³・小野 祐輔⁴

1 学生会員 群馬工業高等専門学校 専攻科環境工学専攻 (〒371-8530 群馬県前橋市鳥羽町 580)
E-mail: ae22901@gunma.kosen-ac.jp

2 正会員 群馬工業高等専門学校准教授 環境都市工学科 (〒371-8530 群馬県前橋市鳥羽町 580)
E-mail: inoue@cvt.gunma-ct.ac.jp

3 正会員 京都大学准教授 防災研究所 (〒611-0011 京都府宇治市五ヶ庄)
E-mail: ueda.kyohei.2v@kyoto-u.ac.jp

4 正会員 鳥取大学教授 工学部社会システム土木系学科
(〒680-8552 鳥取県鳥取市湖山町南 4 丁目 101 番地)
E-mail: ysk@tottori-u.ac.jp

井上ら (2023) は、飽和砂地盤を対象に、同一の 2 方向応答スペクトル適合する複数の地震動を入力とした 1G 場振動台実験により、1 方向地震動より 2 方向地震動を入力とした方が、最大の過剰間隙水圧比が大きくなることを示した。また、Towhata(1985)は、砂地盤に生じる過剰間隙水圧は入力された地震動のエネルギーと密接な関係があるとしている。そこで、本研究は先述した振動台実験結果に基づき、入力地震動の 2 方向エネルギースペクトルを算出し、計測した最大の過剰間隙水圧と関係があることを確認した。このことは、液状化検討を行う際の入力地震動は、(2 方向) 応答スペクトルではなく (2 方向) エネルギースペクトルで評価することで、入力地震動の特性が液状化に及ぼす影響をより合理的な判断が可能となることを示した。

Key Words: spectrum-compatible bi-directional accelerograms, liquefaction, energy spectrum, shaking table tests, sandy soil

1. はじめに

道路橋示方書¹⁾に従うと、液状化抵抗率 F_L が 1.0 以下の土層に液状化が生じる。なお、 F_L の算出に必要な繰返し三軸強度比 R_L に乗じる地震動の多方向性に関する補正係数は、入力地震動が 1 方向時が 1.0、多方向時が 0.9 と示されていた²⁾。Seed ら³⁾は、砂地盤を対象とした実験で、2 方向入力時は 1 方向入力時より液状化を引き起こすせん断応力が 10% 低下することを明らかにした。また、井上ら⁴⁾は、飽和砂地盤を対象に、軌跡特性が異なり同一の 2 方向加速度応答スペクトルに一致する地震動を入力とした 1G 場振動台実験で、水平 2 方向入力地震動の軌跡特性が砂地盤の非線形地震応答・液状化に及ぼす影響を評価した。その結果、最大の過剰間隙水圧比は、2 方向入力が 1 方向入力より大きくなることを確認した。そこで本研究は、水平 2 方向入力地震動に対して 2 方

向の非線形地震応答の連成を考慮した 1 質点系のマルチスプリングモデル (MSS: Multi Shear Spring)⁵⁾を対象に、著者らが実施した 1G 場振動台実験⁴⁾で振動台上で計測した地震動を入力とする漸増動的解析と、地震動の入力エネルギーを表現する入力地震動の 2 方向エネルギースペクトルにより、水平 2 方向入力地震動の軌跡特性が砂地盤の非線形地震応答・液状化に及ぼす影響を評価する。

2. 水平 2 方向入力地震動の評価

(1) 振動台実験時に計測された地震動を入力とする 1 質点系の MSS モデルを対象にした漸増動的解析

1G 場振動台実験⁴⁾の振動台上で計測された地震動を入力とする、弾性固有周期が異なる 1 質点系の MSS モデ

ルを対象に漸増動的解析 (IDA: Incremental Dynamic Analysis) ⁹⁾を行う。MSS モデルは、多数のせん断ばねの非線形地震応答を連成させ 2 方向入力に対する計算を行う、水平 2 方向地震動を入力とする一般的なモデルである。入力地震動は、道路橋示方書 ¹⁰⁾に示されているレベル 2 地震のタイプ II の I 種地盤の兵庫県南部地震神戸海洋気象台地盤上観測波 NS 成分の振幅調整波 (以下、II-I 波) とその応答スペクトルを基本とし、同一の 2 方向加速度応答スペクトルに適合する地震動である。入力地震動は、1 方向地震動は、II-I 波を x 方向に入力する直線軌跡、井上 ⁷⁾が考案した水平 2 方向地震動は、2 方向スペクトル適合波の実位相軌跡と、ヒルベルト変換により円形の軌跡を描く円形軌跡である。また、1G 場振動台実験では試験体に対する入力地震動の大きさを適切に定めるため、相似則を適用することで入力地震動の時間刻みを変更し、入力地震動の振幅倍率を 0.3 倍に設定した。なお、漸増動的解析の入力地震動は、振動台で計測した地震動に、0.1 から 2.0 まで 0.1 間隔で振幅倍率を変化させた。

表-1 に入力地震動の一覧を、図-1 に入力地震動の 2 方向加速度応答スペクトルを示す。表-2 に MSS モデルのモデル条件、図-3 に MSS モデルの漸増動的解析結果を示す。入力地震動の応答スペクトルが一致しているため、降伏変位よりも最大応答変位が小さい弾性域は、入力地震動の軌跡特性によらず最大応答変位は一致している (橙色線よりも左側の範囲)。しかし、降伏変位よりも最大応答変位が大きい弾塑性域は、最大応答変位は、2 方向入力時 (実位相軌跡・円形軌跡) よりも 1 方向入力時 (直線軌跡) の方が、最大応答変位が大きくなる振幅倍率があり、必ずしも 2 方向入力の方が最大応答変位が大きくなるとは限らない。この傾向は 1G 場振動台実験の最大の過剰間隙水圧比の結果とは整合しない。

(2) 振動台実験時に計測された地震動の 2 方向エネルギースペクトル

Towhata ⁸⁾は、ある瞬間の過剰間隙水圧は、それまでせん断力がした仕事の累積値と密接な関係にあることを明

らかにした。よって、2(1)のように最大地震応答でなく、地震動の継続時間に応じた入力エネルギーの速度換算値 V_E を各固有周期で求めた 2 方向エネルギースペクトル ⁹⁾を用いる。 V_E の算出式を式(1)、図-4 に振動台実験で計測された地震動の 2 方向エネルギースペクトルを示す。2

$$V_E = \sqrt{\frac{2E}{M}} = \sqrt{\frac{2(E_x + E_y)}{M}} \quad (1)$$

表-1 1G場振動台実験の入力地震動の一覧⁷⁾

加速度軌跡	成分	地震動
直線軌跡	x	II - I - 1波
	y	入力なし
実位相軌跡	x	JMA神戸観測波のEW成分の振幅調整波
	y	JMA神戸観測波のNS成分の振幅調整波
円形軌跡	x	II - I - 1波
	y	II - I - 1波の相補直交成分波(ヒルベルト変換波)

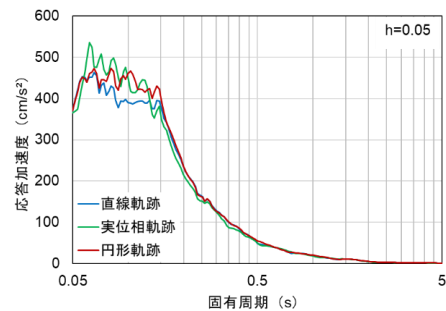


図-1 実験時に計測した地震動の 2 方向加速度応答スペクトル

表-2 MSS モデルのモデル条件

質量 (t)	50		
重量 (kN)	490.5		
減衰	0.05		
2次剛性比	0.05		
せん断ばね本数 (本)	8		
降伏震度	0.05		
弾性固有周期 (s)	0.4	1.0	1.8
初期剛性 (kN/m)	12337	1974	609
降伏変位 (cm)	0.2	1.2	4.0

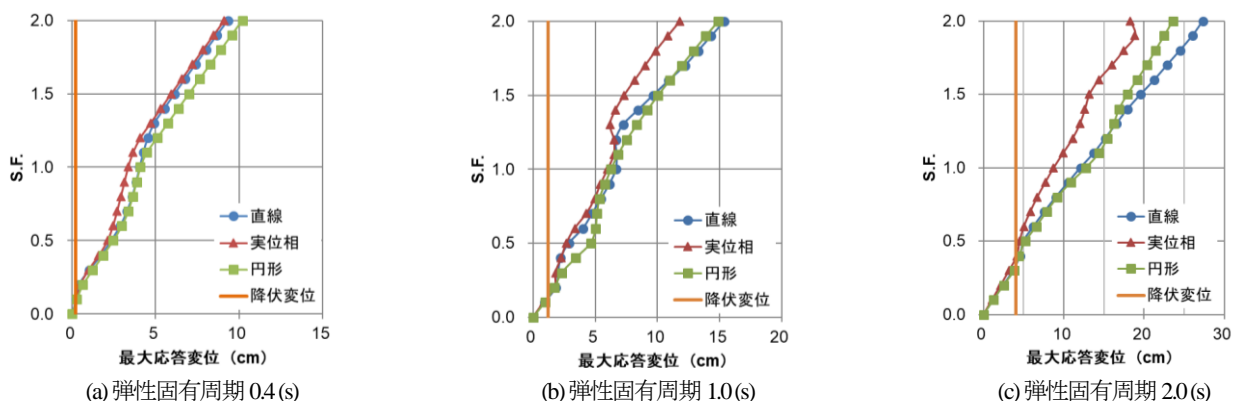
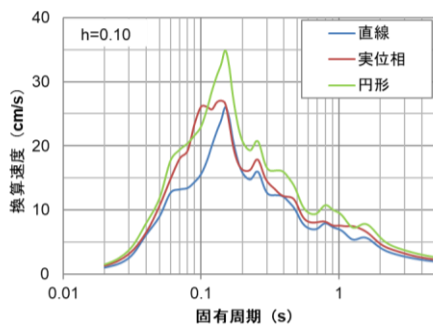


図-3 1G場振動台実験で計測された地震動を入力した漸増動的解析結果 (IDA 曲線)

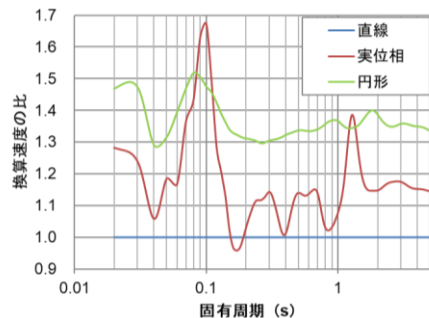
方向エネルギースペクトルは、円形軌跡、実位相軌跡直線軌跡の順で大きくなることを確認した。これは、1G場振動台実験の最大の過剰間隙水圧比と同様な傾向であり、液状化のための入力地震動の評価は2方向エネルギースペクトルで評価されるべきと考えられる。

3. 本研究のまとめと今後の課題

本研究は、著者らが行った飽和砂地盤を対象に、軌跡特性が異なり同一の2方向加速度応答スペクトルに一致する地震動を入力とした1G場振動台実験結果に基づき、水平2方向入力地震動の軌跡特性が砂地盤の非線形・地震応答・液状化に及ぼす影響を評価した。1G場振動台実験の振動台上で計測された地震動を入力とする、1質点系のMSSモデルを対象とした漸増動的解析結果から、入力地震動の応答スペクトルが一致しているため、弾性域は入力地震動の軌跡特性によらず最大応答変位は一致した。しかし、塑性域の最大応答変位は、2方向入力が1方向入力より小さくなる振幅倍率があった。一方、2方向エネルギースペクトルは、円形軌跡、実位相軌跡、直線軌跡の順で大きく、水平2方向入力地震動が1方向入力地震動より大きい場合、2方向エネルギースペクトルと1G場振動台実験の過剰間隙水圧比の結果は整合した。これらの結果から、液状化のための入力地震動の評価は、2方向応答スペクトルではなく、2方向エネルギースペクトルで評価されるべきと考えられる。



(a)2方向エネルギースペクトル



(b)直線軌跡で正規化した2方向エネルギースペクトル

図-4 実験で計測された地震動の2方向エネルギースペクトル

今後は、位相特性が異なる地震動を入力とする、有効応力解析や動的振動台実験を行うことで、水平2方向入力地震動液状化に及ぼす影響を評価する必要がある。

謝辞：本研究は、1995年兵庫県南部地震における神戸海洋気象台の観測記録を使用しました。科研費 23K04013、令和5年度京都大学防災研究所共同研究の助成のもと実施しました。ここに感謝の意を記す。

REFERENCES

- 1) 日本道路協会：道路橋示方書・同解説，V耐震設計，丸善，2017． [Japan Road Association：Specifications for highway bridges :part V seismic design, Maruzen, 2017.]
- 2) 松尾修：道路橋示方書における地盤の液状化判定法の現状と今後の課題，土木学会論文集No.757，III-66，1-20，2004． [Matsuo, O.: Simplified procedure for assessing liquefaction potential of soils in the specifications for highway bridges, Journal of JSCE No.757, III-66, 1-20, 2004.]
- 3) H.Bolton Seed, Robert Pyke and Geoffrey Martin：Effect of Multidirectional Shaking on Pore Pressure Development in Sands, Journal of the Geotechnical Engineering Division 104(1):27-44, 1978.
- 4) 井上和真，浅見健斗，上田恭平，芹川由布子，下保亮太，服部孝生：1G場振動台実験に基づく水平2方向入力地震動が砂地盤の非線形応答に及ぼす影響の評価，第16回日本地震工学シンポジウム，Day3-G417-06, 2023.[Inoue, K., Asami, K., Ueda, K., Serikawa, Y., Kaho, R. and Hattori, T.: Evaluation of the Influence of horizontal bi-directional ground motions on nonlinear seismic response of sandy soil based on 1G-Field Shaking table experiments, The 16th Japan Earthquake Engineering Symposium, Day3-G417-06, 2023.]
- 5) 和田章，広瀬景一：2方向地震動を受ける無限均等ラーメン構造の弾塑性応答性状，日本建築学会構造系論文報告集，第399号，pp.37-47,1989.[Wada A. and Hirose H.: Elasto-plastic dynamic behaviors of the building frames subjected to bi-directional earthquake motion, Architectural Institute of Japan, 344, pp.37-47, 1989.]
- 6) FEMA：Recommended seismic design criteria for new steel moment-frame buildings，Report No.FEMA-350，SAC Joint Venture, Federal Emergency Management Agency, Washington DC, 2000.
- 7) 井上和真，渡辺和明，立石章，五十嵐晃：2方向応答スペクトル適合波による土柱モデルの非線形応答に関する解析的検討，土木学会論文集A2（応用力学），ppI_603-I_614, 2018.[Inoue, K., Watanabe, K., Tateishi, A. and Igarashi, A.: Numerical analysis on seismic nonlinear response of soil column induced by bi-axial spectrum-compatible waves, JSCE A2(Applied Mechanics), Vol.74, I_603-I_614, 2018.]
- 8) Towhata, I. and Ishihara: K.: Modelling soil behavior under principal stress axes rotation, Proc. of 5th International Conf. on Numerical Methods in Geomechanics, Nagoya, Vol. 1, pp. 523-530, 1985.
- 9) 井上和真，渡辺和明，五十嵐晃：水平2方向地震動の軌跡特性が構造物の2方向弾塑性応答に及ぼす影響，土木学会論文集 A1（構造・地震工学），pp I_122-I_134, 2017． [Inoue, K., Watanabe, K. and Igarashi, A.: Effect of particle orbit characteristics on elastic-plastic seismic response of structural models, JSCE A1(Structural and earthquake engineering), Vol.73, pp I_122-I_134, 2017.]

地震起因の地盤変状と埋設管路被害の に関する実験的検討

岡野 莉子¹・庄司 学²

¹学生会員 筑波大学 理工情報生命学術院 システム情報工学研究群
(〒305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1)

E-mail: s2320846@u.tsukuba.ac.jp (Corresponding Author)

²正会員 筑波大学教授 システム情報系 (〒305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1)

E-mail: gshoji@kz.tsukuba.ac.jp

地震に伴う液状化などの地盤変状により埋設管路の被害が多く発生している。本研究では、埋設管路網の1スパン相当の表層下に埋設された管路要素を対象とし、振動台模型実験と画像解析を組み合わせ、液状化した地表面変位と埋設管路の損傷モードの相関を明らかにした。液状化前後の特徴点の点数や分布の傾向が変化したことから、液状化により浮上した埋設管路と砂層の地表面変位の定性的な関係性を明らかにすることができた。

Key Words: surface ground deformation, buried pipeline damage, shaking table test, image analysis

1. はじめに

液状化などの地震起因の地盤変状によって上・下水道埋設管路が浮上する被害が多く発生している。このような事象に対して数多くの先行研究がある。例えば、板藤ら¹⁾は埋戻し部の深度や幅、周囲地盤との透水性の相違による埋設構造物の浮上について検討している。安田ら²⁾はビデオ撮影により地中構造物が浮上する際の周辺地盤の液状化砂の動くメカニズムについて考察をしている。Chian *et al.*³⁾は数値解析と遠心力実験を用いて浅層の埋設構造物の浮上について考察している。仙頭ら⁴⁾は浅層の埋設管を対象とし、管の見かけ比重の違いや埋設管に作用させる上向き浸透流の有無が液状化に伴う埋設管の浮

き上がりメカニズムへ与える影響を検討している。宮本ら⁵⁾は液状化に伴う埋設管路の浮上特性について管路や埋設条件、地震動の相違に着目し解析を行なっている。

本研究では、以上の先行研究を踏まえ、埋設管路網の1スパン相当の表層下に埋設された管路要素を対象とし、振動台加震実験と画像解析を組み合わせ、液状化した地表面変位と埋設管路の損傷モードの相関を明らかにした。

2. 振動台加震実験

図-1に実験のモデルを示す。底面505mm×352mm、内径560mm×418mm×174Hmmの耐衝撃性ポリプロピレン製の土槽を用い、永久磁石振動加振器(1.0m×1.0m)に設置して加震した。埋設管路網の1スパン相当の表層下に埋設された管路要素を対象とし、幾何学的相似を考慮した上で、埋設管路のモデルには外径12mm、内径10mm、長さ1mのPVCチューブを適用した。埋設管路の重量は60g、体積は3455.8cm³であり、見かけ比重は0.017である。管路の端部は液状化による浮上を再現するため、自由端とした。試料には粒径約0.3mmの珪砂6号を用いた。砂と水の体積比を7:3とし、水中落下法により砂層厚さを50mm、埋設管路の土被りを20mmとして地盤を作製した。実際のスケールに変換すると、管径75mm、

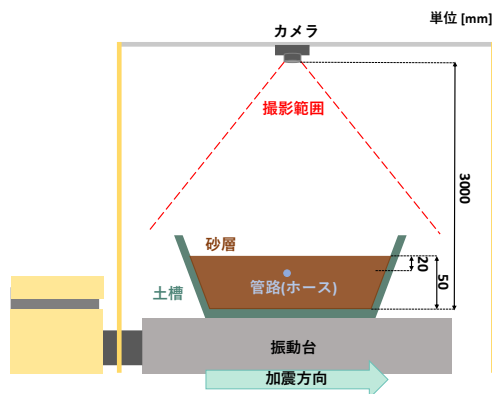
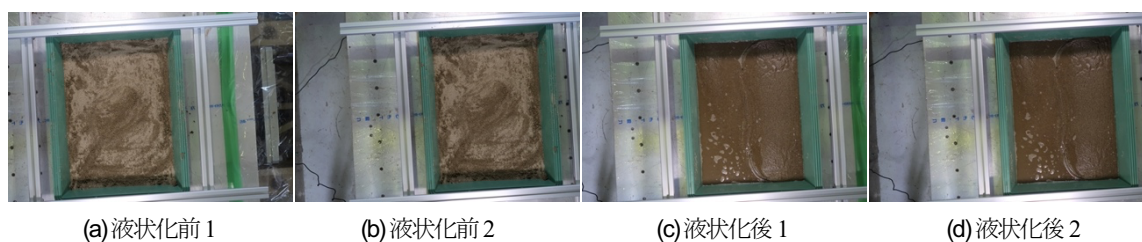


図-1 砂層-埋設管路システムのモデル



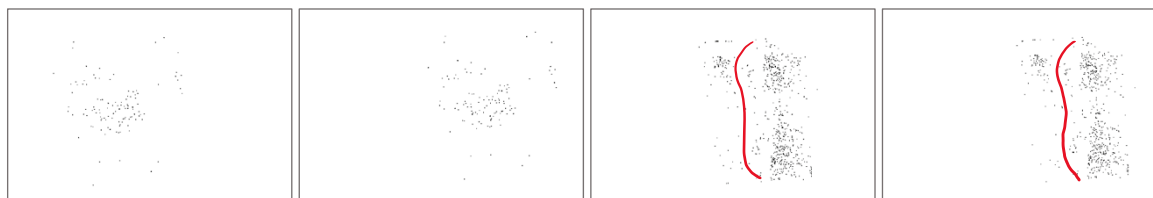
(a) 液状化前1

(b) 液状化前2

(c) 液状化後1

(d) 液状化後2

図-2 液状化前後の地表の状態の画像



(a) 液状化前1

(b) 液状化前2

(c) 液状化後1

(d) 液状化後2

図-3 画像解析によって得られた地表変位の特徴 (赤線：浮上した埋設管路位置)

管路長 3,7500 mm の枝線が 37.5 mm の深さに埋設されている状態である。加震波には、1995 年兵庫県南部地震において神戸海洋気象台で観測された NS 成分の加速度波形に相当する地震波を適用した。

画像解析には Tanabe *et al.*⁶⁾ の手法を用いた。画像取得に使用した機材は Canon PowerShot G7 X Mark II (5,472×3,648 pixel) であり、砂層表面から 2.95 m の高さに機材を固定し焦点距離を 100 mm とした。液状化前後で画像をそれぞれ 2 枚ずつ取得し、基線長は 100 cm, 110 cm とした。撮影時には照度を均一にするため土槽-埋設管路系全体を LED 照明で照らした。

3. 地表面変位と埋設管路の相関

図-2 に液状化前後の地表変位に関わる画像を示す。液状化前後の画像を比較すると、液状化後に地表面に水が泡立って現れ、埋設管路が土槽中央に浮上していることが確認できた。液状化後の土槽において、埋設管路を中心としたとき、左右の地表面変位が非対称であった。これは加震時に土槽の壁面と砂層が衝突したことにより、地表面の砂の分布に偏りができたものと考えられる。図-3 には図-2 の画像における特徴点を示した画像を示す。液状化前の画像、図-3(a) と (b) において得られた特徴点はそれぞれ 1,128 点と 950 点であった。一方で、液状化後の画像である図-3(c) と (d) においては 2,288 点と 2,113 点であった。液状化の前後で特徴点の点数が増加し、画像解析により地表面変位の変化を捉えることができた。図-3(c) と (d) の赤い線は浮上した埋設管を示しており、埋設管路が浮上したことで液状化前から特徴点の分布の傾向も変化したことが明らかとなった。

4. 結論

液状化前後の特徴点の点数や分布の傾向が変化し

たことから、液状化により浮上した埋設管路と砂層の地表変位の定性的な関係性を明らかにすることができた。

謝辞：本研究全般において、筑波大学の延原肇教授、田辺涼大氏にはご協力賜りました。本実験において技術職員小島篤志氏には多大なご指導を賜りました。ここに記して全ての皆様方に謝意を表します。なお、本研究は令和 5 年度科学研究費助成事業・挑戦的研究(開拓)・課題番号 22K18303(研究代表者：筑波大学・庄司学)の一部助成を得て実施されたものです。

REFERENCES

- 1) 板藤繁, 安田進, 増田民夫, 永瀬英生, 澤田尚: 埋戻し土の液状化による地中構造物の浮上りに関する振動台実験, 土木学会第 49 回年次学術講演会, 1994.
- 2) 安田進, 永瀬英生, 板藤繁, 本田直樹: 地中構造物の浮上りに伴う液状化砂の回り込みに関する振動台実験, 第 30 回土質工学研究発表会, 1995.
- 3) Chian, S. C., Tokimatsu, K., Madabhushi, S. P. G.: Soil liquefaction-induced uplift of underground structures: Physical and Numerical Modeling, *Journal of Geotechnical and Geoenvironmental Engineering*, Vol. 140, Issue 10, 2014.
- 4) 仙頭紀明, 齋藤和寿, 平山拓海: 液状化した地盤中の埋設管浮上メカニズムに着目した模型振動実験, 土木学会論文集 C(地圏工学), Vol. 74, No. 3, pp. 332-341, 2018.
- 5) 宮本勝利, 福山正彦, 今村健一, 飛田哲男: 液状化に伴う上下水道埋設管路の浮上特性と砕石材による浮上対策の研究事例, 第 43 回地震工学研究発表会, 2023.
- 6) Tanabe, R., Nobuhara, H., Shoji, G.: Improving accuracy of stereo matching of aerial images by extending the baseline length based on RTK-GNSS and application to depth measurement of earthquake cracks on the ground surface, *2023 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics*, 2023.

Automatic Post-Earthquakes RC Building Damage Assessment using machine learning.

Lama Hajmoussa¹, and Dang Ji²

¹Member of JSCE, Dept of Civil Eng, Saitama University
(255 Shimookubo, Sakura Ward, Saitama 338-0857, Japan)

Email: hajmoussa.l.260@ms.saitama-u.ac.jp

²Member of JSCE, Associate professor, Dept of civil Eng, Saitama University
(255 Shimookubo, Sakura Ward, Saitama 338-0857, Japan)

Email: dangji@mail.saitama-u.ac.jp

Fast decision making is crucial for rescue residence after earthquakes. It's important to examine both exterior and interior damage, including structural and non-structural elements. This study concentrates on determining the residual seismic capacity ration index by classifying critical elements like columns and shear walls into three groups. Using transfer learning in Convolutional Neural Networks (CNN) with the MobileNet v2 architecture excel in multitasking. However, before classifying the indoor elements it is important to detect the level of the damage of the building. YOLO v8 was used to improves class detection efficiency. The final step is to Integrate these models into a mobile application allows users to promptly assess a building's condition, assisting decisions on whether to stay, call experts, evacuate immediately, or plan rehabilitation. The goal of this research is to calculate the residual seismic capacity ratio index R , empowering individuals to make informed safety decisions before in-depth expert assessments.

Key Words: machine learning, CNN, Classification, Severity, Damage, Earthquake, Assessment.

1. Introduction

Post-earthquake damage assessment through algorithms like CNN and RCNN has significantly aided the evaluation process. In Asian countries, aging buildings, not designed to withstand strong earthquakes, pose a substantial risk, as seen in Gazi Entab, Turkey, and Aleppo, Syria, in February 2023, where thousands of buildings were severely damaged or destroyed. The assessment process in Syria faced challenges due to lack of experience and technological limitations. Inaccessible methods and difficulties in reaching affected areas left people uncertain about returning home. Residents in the area needed an easily accessible tool to offer information into the condition of their buildings, homes, and facilities. Also to help them to differentiate between damage levels specific to each building element to ensure people are informed about the Safety of their Buildings. However, Research Efforts have focused mostly on classifying damaged and non-damaged buildings using UAVs or satellite images. For instance, a novel convolutional neural network proposed in [1] effectively categorized buildings into damage levels, showcasing high accuracy on public and UAV image datasets without focusing on the

indoor damage. A classifying indoor damage on elements kind of research has leveraged transfer learning for quick evaluation via interactive web applications, focusing on categorizing damage severity in elements of RC buildings. Various network architectures, including Xception, ResNe50, MobileNet, Inception, VGG16, and VGG19, were employed. Notably, MobileNet exhibited exceptional accuracy, achieving 88.3%[2]. The damage classification encompasses all types of elements, without specific identification of whether it pertains to columns, shear walls, or non-structural elements. On the other hand, classifying indoor damage alone is not enough to give a correct report about the building state using machine learning. Similarly, in [3], they introduced a Faster RCNN-based detection algorithm for identifying multiple damage categories in reinforced concrete buildings post-earthquake. Four damage types, including surface crack, spalling, severe damage, and severely buckled exposed rebars, are considered. Various CNN architectures, such as Inception v2, ResNet-50, ResNet-101, and Inception-ResNet-v2, were evaluated, with Inception-ResNet-v2 demonstrating superior performance. The detection algorithm addresses

challenges related to scale variation by modifying the region proposal network, incorporating seven scales and eight aspect ratios, improving accuracy significantly. The Faster RCNN approach builds on advancements like Fast RCNN and RCNN, offering enhanced speed and accuracy in seismic damage identification. Some studies also distinguished Earthquake-induced damage from reinforcement corrosion damage with a CNN algorithm, achieving 90.62% accuracy [4]. In [5] a novel Quantum Convolutional Neural Network (QCNN) approach was introduced to identify structural damage in reinforced concrete (RC) buildings using post-earthquake images. The QCNN model is developed and fine-tuned with datasets containing images of damaged RC buildings from past seismic events. To evaluate its performance, the model is tested on real-world images from the recent earthquake in Turkey (February 2023), showcasing its effectiveness in multiclass damage detection. Furthermore, the accuracy of seismic damage detection, as determined by the QCNN model, is compared with various Convolutional Neural Network (CNN) architectures. Our research is dedicated to conducting a thorough assessment of entire buildings, encompassing both outdoor and indoor evaluations. The initial focus is on detecting the exterior level of damage, categorizing buildings into three states: Safe, Not Safe, and Limited Entry. This classification aids assessors in deciding whether it is safe to enter the building. Following this, experts proceed to indoor assessments, classifying damage severity in both structural elements (columns, walls) and non-structural components into three levels. Beyond this classification, our study introduces a novel approach by integrating the R index ratio, providing a comprehensive evaluation of the building's resilience post-damage. This innovative method aims to shed light on the building's capacity to endure subsequent seismic events. The dataset employed encompasses diverse earthquake data from various seismic events over the years, ensuring the robustness and relevance of our study in enhancing overall safety measures.

2. Overview about the methodology

(1) Dataset

The dataset utilized from a data center website, This website has a collection of images sourced from inspection reports on residential buildings in various countries and experiments reports. The images collected from this website are relatively high in quality, specifically focused on damage in residential structures. The primary goal was to train the model comprehensively, tailoring it to the conditions observed in Syria. The dataset encompasses earthquake images from diverse events, spanning the Haiti earthquake (2010), New Zealand earthquake (2011), Nepal earthquake (2015), Ecuador earthquake (2016), Taiwan earthquake (2016), Pohang earthquake (2017), and the Turkey-Syria earthquake (2023), plus many earthquakes happened in (1931, 1962, 1978, 1985, 1978, 1986, 1990, 1992), The shear wall damage dataset was sourced from [9][10]. The distribution is illustrated in **Fig. 1**, showcasing the percentage contribution of each dataset. A manual labelling process was conducted, the dataset was divided into a 70% training set and a 30% validation set. This division ensures a robust and well-balanced representation for both model training and evaluation purposes. The images were further classified into three categories: column damage levels (CDL), shear wall damage levels (SWD), and infill wall damage levels (IWFL). A comprehensive breakdown of the imagesNumber for each class for the indoor classification is provided in **Table 1**, comprising a total of 1190 images utilized in the current analysis. The description outlining the Damage Class Definition for RC Columns, Shear Walls, and Infill Walls is presented in **Table 2**, drawing inspiration from the Japanese guideline for post-earthquake damage evaluation [6]. concerning the YOLO v8 dataset, it provides an overview of the dataset used, with a distribution of 70% for training, 20% for validation, and 10% for testing. A description inspired from EMS 98 to do a Classification of damage to buildings of reinforced concrete is provided in **Table 3** . A visual representation of the distribution of class labels for YOLOv8 training and validation is shown in **Fig. 2**

(2) Artificial Intelligence Algorithm

a. Mobile Netv2

Table 1 the number of images for each dataset.

Class	SWDL1	SWDL2	SWDL3	CDL1	CDL2	CDL3	IWDL1	IWDL2	IWDL3
Training	57	49	114	108	126	92	83	205	120
Testing	10	14	30	34	31	25	17	50	28
Total	67	63	144	142	157	117	100	255	148

Table 2 Damage Class definition for structural members and infill walls

Damage Class	Column and Shear wall	Infill Walls
I	Visible cracks and crush for concrete cover	Visible narrow cracks on concrete surface.
II	Spalling and Crush for concrete cover with exposed rebars	Visible clear cracks on concrete surface.
III	Buckling of reinforcing bars, Cracks in core concrete, Visible vertical and/or lateral deformation in columns and/or walls.	Local crushing of concrete cover Noticeably wide cracks, walls leaning, walls displaced, sections of the wall have collapsed.

Table 3 Classification of damage of RC buildings

Damage Class	Column and Shear wall
Safe	Fine cracks in plaster over frame members or in walls at the base. Fine cracks in partitions and infills
Limited Entry	Cracks in columns and beams of frames and in structural walls. Cracks in partition and infill walls; fall of brittle cladding and plaster. Falling mortar from the joints of wall panels.
Not Safe	Large cracks in structural elements with compression failure of concrete and fracture of rebars; bond failure of beam reinforced bars; tilting of columns. Collapse of a few columns or of a single upper floor
Debris	Shattered elements.

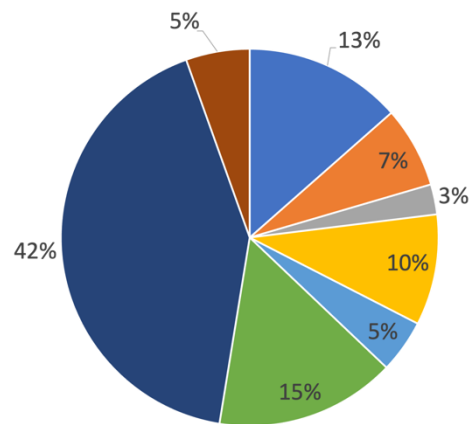


Fig. 1 Proportion for Damage images collected from previous Earthquakes.

- Ecuador Earthquake (2016)
- Haiti Earthquake (2010)
- New Zeland Earthquake (2011)
- Pohang Earthquake (2017)
- Taiwan Earthquake (2016)
- Syria -Turkey Earthquake (2023)
- Nepal Earthquake (2016)
- Other Earthquakes

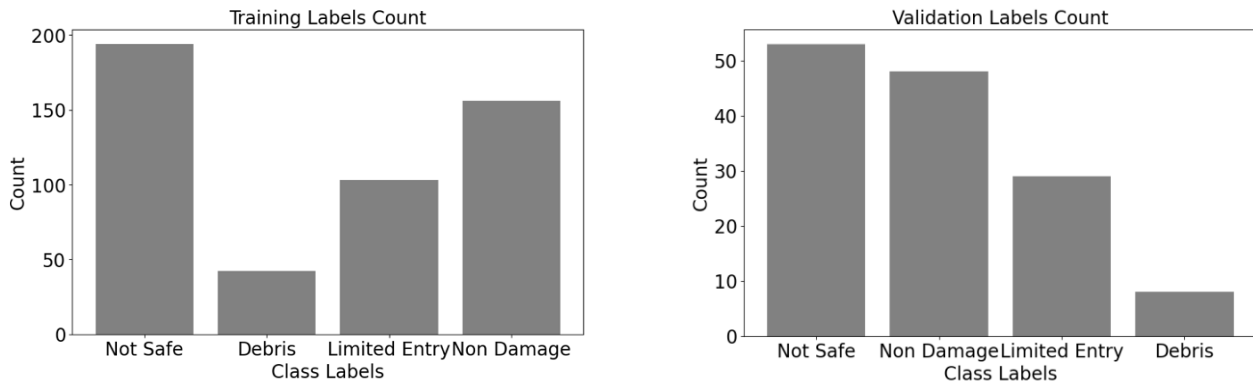


Fig. 2 Number of class labels used in training YOLO v8

In this study, transfer learning approach was employed using the MobileNetV2 architecture, a lightweight convolutional neural network (CNN) originally designed for mobile and edge devices [7]. The base model was pre-trained on the ImageNet dataset, and its top layers were omitted. We extracted features from the sixth-to-last layer of the MobileNetV2 model, utilizing its ability to capture abstract image representations. To prevent overfitting, we froze the layers up to this extraction point. Our custom classification layers included a global average pooling layer, a densely connected layer with ReLU activation, a dropout layer for regularization, and a final dense layer with a softmax activation function, tailored to our specific multi-class classification task. The model was then compiled with a sparse categorical cross entropy loss function, and an Adam optimizer was used for training. The architecture was trained on our dataset for 100 epochs, with a focus on achieving high accuracy and generalization. This comprehensive model configuration and training strategy aim to adapt MobileNetV2 to effectively classify structural damage in images, demonstrating its potential for real-world applications.

b. YOLO v8

In this research, YOLOv8 was employed, a state-of-the-art object detection algorithm[8], to address the crucial task of earthquake damage detection in exterior structures. The command used for model training encapsulates essential parameters for the detection task, specifying the model architecture, training data configuration, and hyperparameters such as image size, batch size, and training epochs.

By leveraging YOLOv8's capabilities, we endeavored to train a robust model capable of accurately identifying and localizing instances of damage in diverse environmental conditions. The use of rectangular training facilitates flexibility in handling non-square images. Training results, logs, and model weights are systematically organized and stored in the specified project directory, ensuring traceability and reproducibility. This methodology contributes to the advancement of automated structural damage assessment, offering a potent tool for post-earthquake analysis and aiding in expedited response efforts.

(3) Assessment Process

a. Residual Seismic Capacity Ratio Index R

The Residual Seismic Capacity Ratio Index (R) measures building damage by comparing the strength after damage to the original strength before any damage occurred. It gives us a clear idea of how much strength remains after an event. As in [6] they suggested a way to calculate the R index depending on the number of elements that has been damaged, in this research it was modified to adjust it with Syria Conditions. Hence in Syria most of the building was built more than 30 to 50 years ago and some building are older than this, most of the columns in Syria are brittle columns and most of shear walls are without boundary columns.

b. Seismic capacity reduction factor η

Expressed as the proportion of the absorbed hysteretic energy following an earthquake to the



Infill_Wall_Damage Lv1



Infill_Wall_Damage Lv3



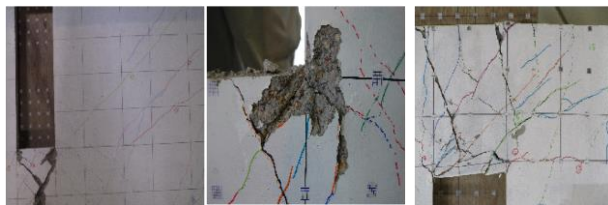
Column Damage Lv1



Column Damage Lv2



Column Damage Lv3



Shear_Wall_Damage_Lv1



Shear_Wall_Damage_Lv2



Shear_Wall_Damage_Lv3

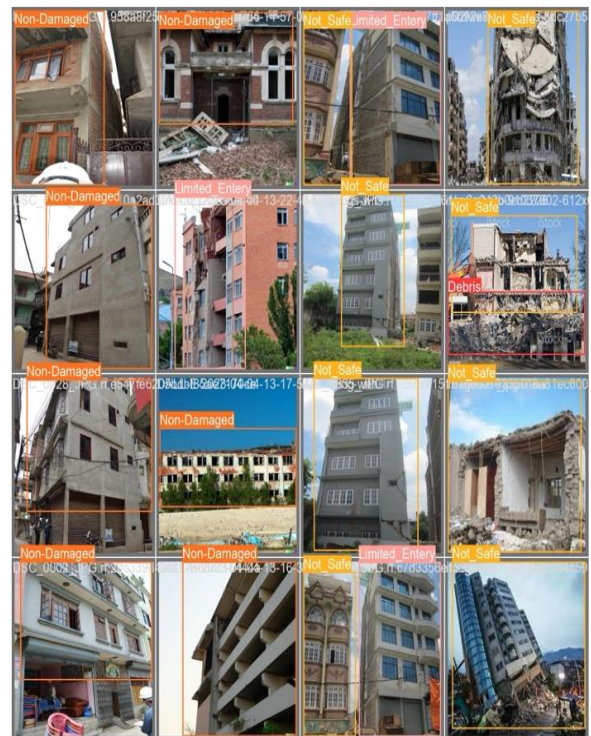


Fig. 3 Sample images for Damages Level (Column, Shear wall, Infill wall, Outdoor Damage)

original absorbed energy of structural elements. It was updated as it is proper for as shown in **Table 4**.

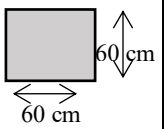
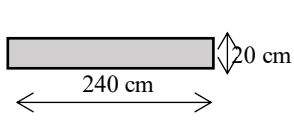
Table 4 Seismic capacity reduction factor η

Damage Class	Brittle columns	Shear walls
I	0.62	0.62
II	0	0
III	0	0

c. Normalized strength index \bar{C}

In the simplified approach, a standardized strength indicator, denoted as the normalized strength index C , is proposed for various typical member sections commonly encountered in existing RC buildings in Japan. This proposal considers the ultimate shear stress and effective sectional area for each section type as in **Table 5**

Table 5 Normalized Strength index \bar{C} for simplified procedures.

	Column	Shear wall without boundary columns
Section		
$\tau_u (N/mm^2)$	1	1
\bar{C}	1	1

Notably, the value assigned to the C index is consistent with that used for the majority of columns in low-rise RC buildings in Syria. This decision was made based on the similarity in section dimensions commonly found in both Japanese and Syrian contexts.

The residual seismic capacity index R then is calculated as follow:

$$R = \frac{\sum_{j=0}^5 A_j}{A_{org}} \times 100 \quad (\%) \quad (1a)$$

$$A_j = \bar{C} * \eta C_j + \bar{C} * \eta W_j = j \quad (2a)$$

$$A_0 = C_0 + W_0 \quad (2b)$$

$$A_1 = 0.62C_1 + 0.62W_1 \quad (2c)$$

$$A_2 = 0C_2 + 0W_2 \quad (2d)$$

$$A_3 = 0C_3 + 0W_3 \quad (2e)$$

$$A_{org} = C_{sum} + W_{sum} \quad (2f)$$

$C_0, C_1, C_2, C_3, C_{sum}$: Damage class 0 and 1 for Columns.

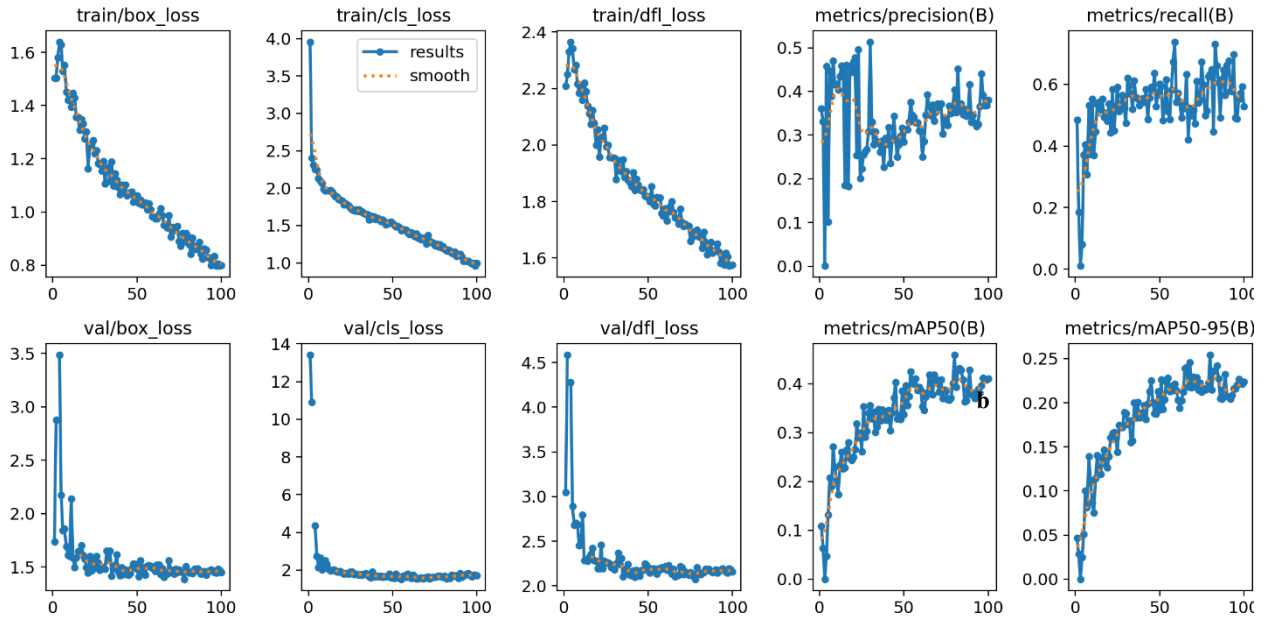
$W_0, W_1, W_2, W_3, W_{sum}$: Damage class 0 and 1 for Shear walls.

After classifying the damage of the elements, the application will count the number of the damage elements ($C_1, C_2, C_3, W_1, W_2, W_3$) and the user will enter the number of the whole elements with the elements that has not been damaged in the building to have the final results. Then the damage rating criteria is as follow:

$$\begin{aligned} R \geq 95 \% & \quad [slight] \\ 95 \% > R \geq 80 \% & \quad [light] \\ 80 \% > R \geq 60 \% & \quad [Moderatet] \\ 60 \% > R & \quad [Heavy] \\ R \approx 0 & \quad [Collapsed] \end{aligned}$$

3. Results

In outdoor damage level detection, the YOLOv8 model was used for earthquake damage detection, a crucial application in disaster response. Through 100 training epochs on our dataset, the model exhibited a consistent decline in training losses, signifying effective convergence. Notably, precision and recall displayed a delicate balance, with the model achieving a peak mAP50-95(B) of 46.71% as shown in **Fig. 4**. This metric, assessing detection performance across varying IoU thresholds, highlighted the model's overall efficacy. Validation losses closely mirrored the training trends, affirming the model's ability to generalize to new data. Our findings indicate a progressive learning process, though fluctuations in precision and recall warrant further investigation. To optimize performance, future work could involve a detailed analysis of false positives and negatives, alongside potential adjustments to hyperparameters or data augmentation strategies. Overall, our study contributes insights into deploying YOLOv8 for earthquake damage detection, emphasizing meticulous evaluation and iterative refinement for real-world applicability. The graphical representation enhances the clarity of our findings, providing a more accessible understanding of the YOLOv8 training process for earthquake damage assessment.

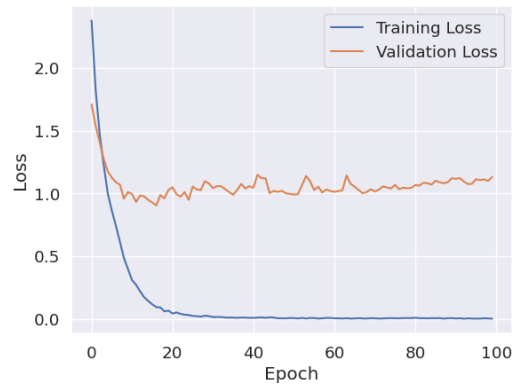


As for the indoor classification, the achieved accuracy of 70.32% following the training of MobileNetV2 for earthquake damage classification reflects a promising performance. As shown in **Fig. 5** This accuracy metric indicates the model's ability to correctly classify images into their respective categories, the confusion matrix provides detailed insights into the model's classification performance by breaking down the true positive, true negative, false positive, and false negative predictions for each class. This visual aid allows for a nuanced evaluation of the model's strengths and weaknesses, particularly in distinguishing between different damage categories.

Confusion Matrix

Shear_Wall_Damage_Lv1	14	2	0	0	0	0	0	1	1
Shear_Wall_Damage_Lv2	1	11	1	0	0	0	0	0	0
Shear_Wall_Damage_Lv3	0	2	22	0	1	0	0	0	1
Column_Damage_Lv1	0	0	0	24	5	4	0	1	3
Column_Damage_Lv2	0	0	0	1	23	9	0	0	4
Column_Damage_Lv3	0	0	0	2	2	14	0	0	2
Infill_wall_Damage_Lv1	0	0	0	1	0	0	9	5	2
Infill_wall_Damage_Lv2	0	0	0	0	0	0	3	17	5
Infill_wall_Damage_Lv3	0	1	0	0	0	0	0	5	20

a



b



c

Fig. 5 Confusion matrix (a) , loss curve (b) and accuracy curve (c) .

4. Conclusion and Future work

In conclusion, the training of MobileNetV2 for earthquake damage classification has yielded a commendable accuracy of 70.32%. While this marks a significant step forward, there are avenues for improvement and expansion in future research endeavours. To enhance the accuracy further, a focus on refining the model architecture and exploring advanced training techniques could be beneficial. Additionally, addressing image quality concerns, perhaps through pre-processing techniques or data augmentation, may contribute to more robust performance. Integrating the AI model into a mobile app is crucial for the convenience of local users. The next step involves developing a user-friendly mobile application accessible to everyone.

Acknowledgment: The Author would express her sincere gratitude to her supervisor, Prof. Dang Ji, for his invaluable guidance and support throughout her academic journey. The Author would thank her Ph.D. candidate colleague Sanjeev Bhatta for his insightful academic advice. Their expertise and assistance have significantly contributed to the development of her research.

Appendix:

The dataset can be found here <https://datacenterhub.org/>

Reference:

- [1] Z. Hong *et al.*, "Classification of Building Damage Using a Novel Convolutional Neural Network Based on Post-Disaster Aerial Images," *Sensors*, vol. 22, no. 15, Aug. 2022, doi: 10.3390/s22155920.
- [2] P. D. Ogunjinmi, S. S. Park, B. Kim, and D. E. Lee, "Rapid Post-Earthquake Structural Damage Assessment Using Convolutional Neural Networks and Transfer Learning," *Sensors*, vol. 22, no. 9, May 2022, doi: 10.3390/s22093471.
- [3] T. Ghosh Mondal, M. R. Jahanshahi, R. T. Wu, and Z. Y. Wu, "Deep learning-based multi-class damage detection for autonomous post-disaster reconnaissance," *Struct Control Health Monit*, vol. 27, no. 4, Apr. 2020, doi: 10.1002/stc.2507.
- [4] G. Dogan, M. Hakan Arslan, and A. Ilki, "Detection of damages caused by earthquake and reinforcement corrosion in RC buildings with Deep Transfer Learning,"

Eng Struct, vol. 279, Mar. 2023, doi: 10.1016/j.engstruct.2023.115629.

- [5] S. Bhatta and J. Dang, "Multiclass seismic damage detection of buildings using quantum convolutional neural network," *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 2023, doi: 10.1111/mice.13084.
- [6] Y. Nakano and M. Maeda, "SATREPS) 6. Science and Technology Research Partnership," 2004. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/265232963>
- [7] M. Sandler, A. Howard, M. Zhu, A. Zhmoginov, and L.-C. Chen, "MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks," Jan. 2018, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1801.04381>
- [8] D. Reis, J. Kupec, J. Hong, and A. Daoudi, "Real-Time Flying Object Detection with YOLOv8," May 2023, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2305.09972>
- [9] Toshikatsu Ichinose, Yasushi Sanada, Suguru Suzuki, Lucas Laughery, Andriamirado Ramarozatovo, Minoru Hirosawa, Takuya Kinushita, Hiroto Takahashi, Hong Liu (2018), "Tests of Reinforced Concrete Structural Walls with Different Opening Arrangements," <https://datacenterhub.org/deedsdv/publications/view/459>.
- [10] Santiago Pujol (2017), "Seismic Response of Structural Walls with Geometric and Reinforcement Discontinuities (NEES-2011-1050)," <https://datacenterhub.org/deedsdv/publications/view/452>.

AUTONOMOUS POST-EARTHQUAKE BUILDING DAMAGE CLASSIFICATION USING MACHINE LEARNING AND IOT DEVICES

Sanjeev BHATTA¹ and Ji DANG²

¹PhD Candidate, Department of Civil & Environmental Engineering, Saitama University
(255 Shimookubo, Sakura Ward, Saitama 338-8570, Japan)
E-mail: bhatta.s.070@ms.saitama-u.ac.jp (Corresponding Author)

²Associate Professor, Department of Civil & Environmental Engineering, Saitama University
(255 Shimookubo, Sakura Ward, Saitama 338-8570, Japan)
E-mail: dangji@mail.saitama-u.ac.jp

After an earthquake, the visual inspection approach is typically used to evaluate the buildings' state of damage. Nevertheless, this approach is labor-intensive, error-prone, and time-consuming. In recent decades, significant advancements in the use of machine learning and artificial intelligence have been made in various domains. This study proposed a method to classify the building's post-earthquake damage using machine learning techniques. Different machine learning algorithms are trained with the building's properties and ground motion characteristics as input features. It is observed that the gradient boosting classifier (GBC) has achieved a higher overall damage prediction accuracy on the testing dataset. The primary goal of this study is to classify the damage to RC buildings at Saitama University following the earthquake. Here, Google Earth is used to extract the structural properties. However, the challenge is to have the seismic characteristics for reliable and accurate damage classification after the earthquake. A novel method is proposed to extract the ground motion parameters using machine-learning techniques and low-cost Internet of Things (IoT) devices. The trained GBC uses these structural and seismic characteristics to classify the damage to RC buildings at Saitama University following the earthquake.

Key Words : *Damage Classification, Seismic Damage, Machine Learning, IoT Devices*

1. INTRODUCTION

Earthquakes have caused severe building damage and huge economic loss as evidenced by the 2015 Nepal earthquake¹⁾ and the 2023 Turkey and Syria Earthquake²⁾. Since buildings are the majority in the built environment, the information on the damage conditions of buildings immediately after the earthquake is crucial for concerned authorities to respond systematically in the post-disaster situation. Generally, the visual inspection method is employed to assess the building's damage after the earthquake. However, this method requires a larger number of experts to be mobilized to the affected areas and the experts may be lacking to be mobilized at the same time. Hence, this method tends to be time-consuming as few months were taken to collect the building's damage information after the 2015 Nepal earthquake³⁾. Significant progress has been made in recent years using artificial intelligence (AI) and machine learning in various domains and only a few studies⁴⁻⁷⁾ are concerned about the post-earthquake damage

classification using machine learning and deep learning. Building damage is associated with the structural properties and the ground motion characteristics. Hence, various machine learning algorithms are trained considering structural and seismic properties, unlike^{8,9)}. The building's information can be collected from government agencies, municipality offices, real-estate agencies, open street maps, Google Earth, etc. However, getting the building-to-building or region information related to the ground motion is challenging. For this, a novel technique is proposed to extract the seismic information using machine learning and IoT devices.

2. PREPARATION OF SIMULATION DATASET

A total of 124,404 is prepared considering a non-linear time history analysis (NLTHA) of 3-10 story reinforced concrete (RC) buildings with 732 earthquake waves (as shown in Figure 1) downloaded

from the K-Net and Kik-Net database. The bilinear MDOF shear model is considered where the mass is taken as unity and the inter-story stiffness is calculated based on the eigenvalue analysis¹⁰. The maximum inter-story drift ratio obtained from the NLTHA is divided into different damage classes such as no damage (ND), slight damage (SD), moderate damage (MD), extensive damage (ED), and complete damage (CD) as per the FEMA 2003 guidelines¹¹. A total of six structural parameters: number of stories (Ns), story height (Hs), height of the building (H), fundamental period (T1), construction years and plan configuration, and three seismic properties: peak ground acceleration (PGA), peak ground velocity (PGV) and the ratio of PGV/PGA are considered.

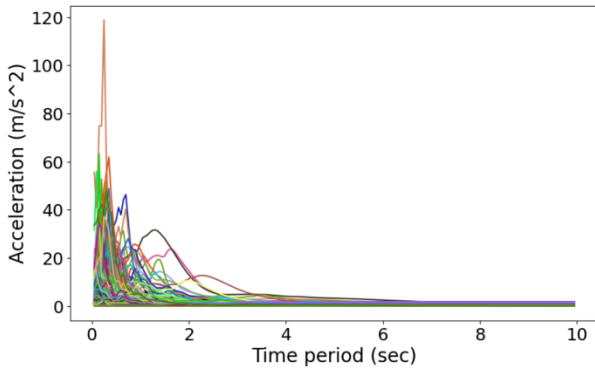


Fig. 1 Details of earthquakes used in NLTHA.

3. DAMAGE CLASSIFICATION MODELS

The simulation dataset developed in section 2 is randomly divided into 70% training dataset and 30% testing dataset. Various machine learning algorithms such as random forest (RF), gradient boosting classifier (GBC), support vector machine (SVM), decision tree (DT), artificial neural network (ANN), and k-nearest neighbor (KNN) are trained utilizing the training dataset and checked their performance on the testing dataset that is not used during training. It was observed that the overall accuracy of seismic damage classification is obtained higher in GBC than in other ML algorithms as shown in Figure 2.

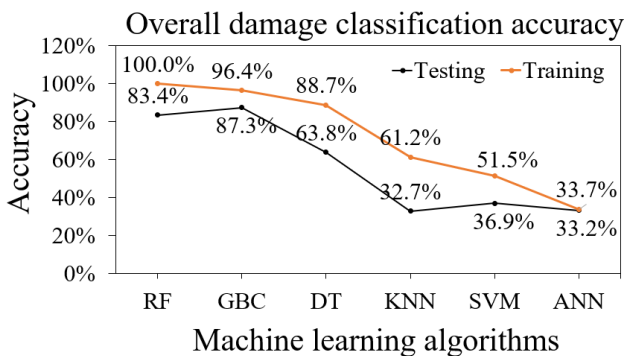


Fig. 2 Damage classification accuracy by various ML algorithms on training and testing dataset

3. ML MODEL VALIDATION

The GBC model is selected for further investigation since it has achieved higher prediction accuracy on the testing dataset. The performance of the GBC model is evaluated on a real-world RC building damage dataset¹² that is taken from the 2015 Nepal earthquake. The random dataset of 50 RC buildings for each damage class is selected and considered here as a validation dataset to examine the GBC model on the real-world/unseen damaged dataset. The overall damage classification accuracy of 82.8% is obtained on the validation dataset, as shown in Figure 3.

True Label	Predicted Label					Recall
	N	S	M	H	C	
N	39	6	2	3	0	78%
S	4	45	1	0	0	90%
M	3	2	44	1	0	88%
H	1	0	1	48	0	96%
C	3	1	8	7	31	62%
Precision						Acc
						82.8%

Fig. 3 GBC performance on the validation dataset

4. DAMAGE CLASSIFICATION OF RC BUILDINGS AT SAITAMA UNIVERSITY

The main purpose of this paper is to classify the damage to RC buildings at Saitama University after the earthquake. For this, the structural and seismic properties are required to be fed into the GBC model to classify the damage after the earthquake. The structural properties of RC buildings having 3-10 stories are extracted using Google Earth. However, the fundamental time is calculated using ASCE 7-05¹³, and the construction years are taken randomly. However, there is no recording device to capture the ground motion characteristics. In this study, a set of low-cost IoT devices such as Raspberry Pi and ADXL355B is used to capture the seismic properties. These IoT devices are set up on the 8th Floor of the research building at Saitama University. However, the seismic parameters at the ground level are required to be fed into the GBC model to classify the damage after the earthquake. For this, a novel machine-learning technique is proposed to predict the

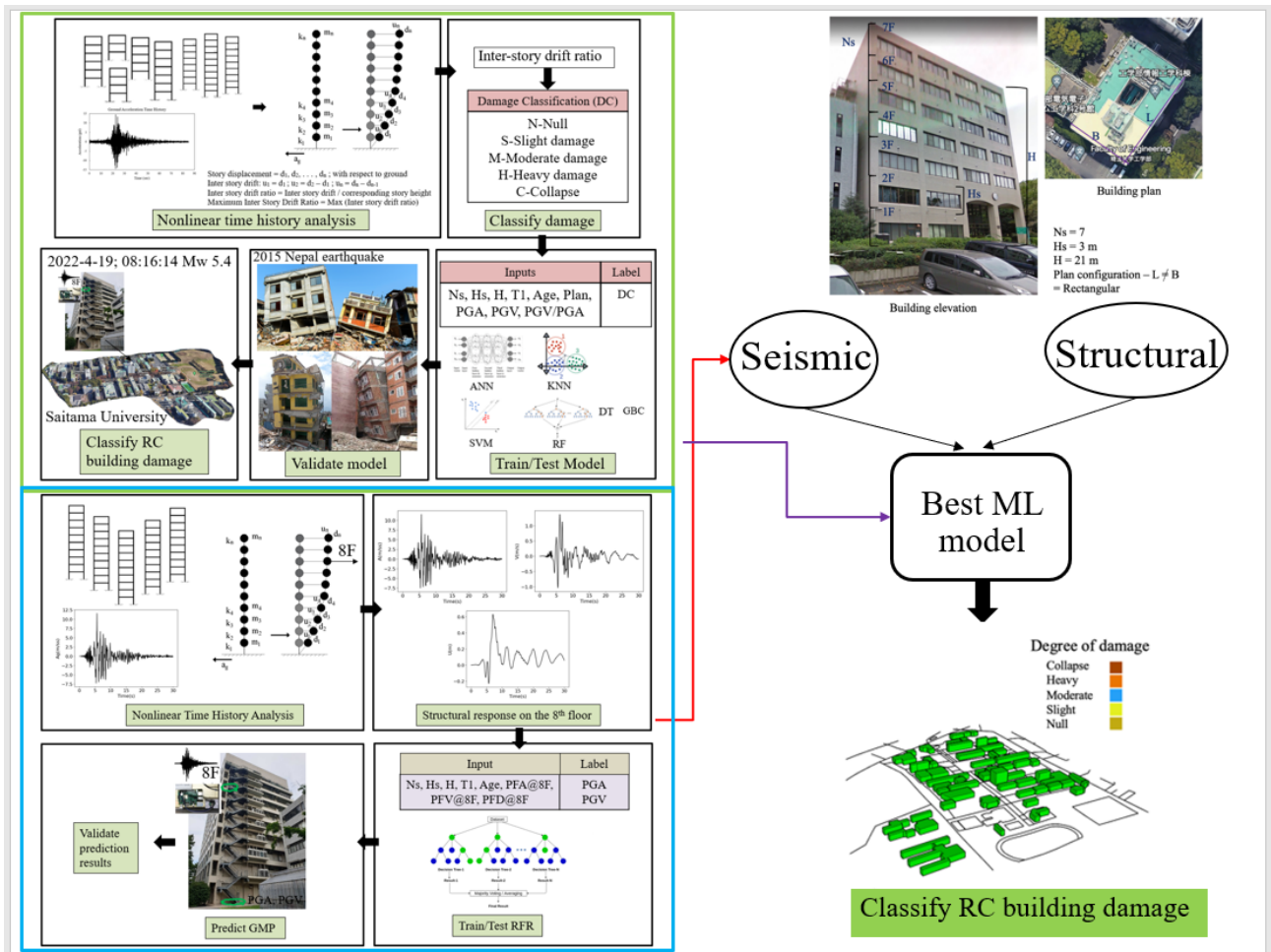


Fig. 4 Overview of the proposed method

ground motion parameters using the recording of IoT devices. A random forest regressor (RFR) is trained using 60,024 datasets comprising structural properties such as N_s , H_s , H , T_1 , Age of building, acceleration, velocity, and displacement response on the 8th floor obtained after NLTHA. The model performance is evaluated on a 30% randomly divided dataset where a co-relation coefficient (R^2) of 0.895 is obtained. The RFR model is further used to predict the PGA and PGV using the recoding of seismic response on the 8th floor of Saitama University on a 5.4 magnitude earthquake that took place on 4/19/2022, 8:16:14. These predicted seismic properties values are compared theoretically and utilized further along with building information at Saitama University by GBC model for damage classification after that earthquake. It is observed that all buildings are classified as no damage which is 100% correct compared with the actual results, as there was no damage observed in that earthquake. The overall methodology is explained in Figure 4.

5. CONCLUSION

The study proposed a novel approach to classify the RC building damage based on the severity using machine learning and IoT devices. The machine learning approach to predict the ground motion parameters can be beneficial to places where no seismic recording devices are set up. This technique also discourages the use of costly installation of a dense array of sensors to capture the seismic properties. However, the machine-learning models need to be accurate and reliable predictions and validated with more real-world data. For now, a regional scale is selected for the damage classification of RC buildings, however, this can be extended to a city scale for rapid seismic damage classification of RC and other building types such as masonry, steel, composite, etc.

6. CITATION AND LIST OF REFERENCES

- 1) Internet geography, Nepal earthquake 2015. URL: www.internetgeography.net/topics/nepal-earthquake-2015/#:~:text=The%20primary%20ef-

- fects%20of%20the%202015%20earthquake%20in%20Ne-
pal%20include,along%20with%20communica-
tions%2C%20were%20affected Accessed: 01 August 2022
- 2) UN News, 21 Feb 2020. URL: news.un.org/en/story/2023/02/1133717 Accessed: 01 August 2022
 - 3) Sajjan, K.C., Bhusal, A., Gautam, D. and Rupakhety, R., 2023. Earthquake damage and rehabilitation intervention prediction using machine learning. *Engineering Failure Analysis*, 144, p.106949.
 - 4) Mangalathu, S., Sun, H., Nweke, C.C., Yi, Z. and Burton, H.V., 2020. Classifying earthquake damage to buildings using machine learning. *Earthquake Spectra*, 36(1), pp.183-208.
 - 5) Bhatta, S. and Dang, J., 2023. Seismic damage prediction of RC buildings using machine learning. *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*.
 - 6) Roeslin, S., Ma, Q., Juárez-García, H., Gómez-Bernal, A., Wicker, J. and Wotherspoon, L., 2020. A machine learning damage prediction model for the 2017 Puebla-Morelos, Mexico, earthquake. *Earthquake Spectra*, 36(2_suppl), pp.314-339.
 - 7) Bhatta, S. and Dang, J., 2023. Multiclass seismic damage detection of buildings using quantum convolutional neural network. *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*.
 - 8) Xu, Y., Lu, X., Tian, Y. and Huang, Y., 2022. Real-time seismic damage prediction and comparison of various ground motion intensity measures based on machine learning. *Journal of Earthquake Engineering*, 26(8), pp.4259-4279.
 - 9) Zhang, Y., Burton, H.V., Sun, H. and Shokrabadi, M., 2018. A machine learning framework for assessing post-earthquake structural safety. *Structural safety*, 72, pp.1-16.
 - 10) Lu, X., Han, B., Hori, M., Xiong, C. and Xu, Z., 2014. A coarse-grained parallel approach for seismic damage simulations of urban areas based on refined models and GPU/CPU cooperative computing. *Advances in Engineering Software*, 70, pp.90-103.
 - 11) FEMA, *Multi-hazard Loss Estimation Methodology: Earthquake Model, HAZUS Technical Manual*, 2003.
 - 12) Bhatta, S. and Dang, J., 2023. Machine Learning-Based Classification for Rapid Seismic Damage Assessment of Buildings at a Regional Scale. *Journal of Earthquake Engineering*, pp.1-31.
 - 13) American Society of Civil Engineers. *Minimum Design Loads for Buildings and Other Structures ASCE 7-10*

地震後の木造建物被害評価 に向けた機械学習の利用

荻野 律¹・劉 ウェン²・丸山 喜久³

¹ 学生会員 千葉大学大学院融合理工学府 博士前期課程 (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33)

E-mail: 22wm1311@student.gs.chiba-u.jp

² 正会員 千葉大学准教授 大学院工学研究院 (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33)

E-mail: wen.liu@chiba-u.jp

³ 正会員 千葉大学教授 大学院工学研究院 (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33)

E-mail: ymaruyam@faculty.chiba-u.jp

本研究では、地震による木造建物の被害状況を効率的かつ迅速に把握する手法として、建物に取り付けた加速度センサから得られる応答加速度の時刻歴波形を機械学習することによって、損傷状況を判別する被害判別モデルの構築を試みた。まず、実地震における地表面の加速度データを用いて木造建物モデルの地震応答解析を多数実行し、それから得られる応答加速度の時刻歴波形と応答塑性率を機械学習の学習用データとした。その後、次元量込みニューラルネットワーク (1D CNN) を適用し、建物の損傷状態を推定する被害判別モデルを構築した。さらに、基準となる木造建物で構築した被害判別モデルを転移学習し、固有周期や減衰定数の異なるデータに対してテストを行い、被害判別モデルの適用性に関する検討を行った。

Key Words: seismic response analysis, machine learning, 1D CNN, transfer learning

1. はじめに

地震災害による被害を抑えるには、地震発生直後に速やかに適切な避難行動をとることが有効な手段の一つであるといえる。一方で、災害時に活用される避難所の数は十分であるとは言えない。内閣府¹⁾によると、日本の総人口約 1 億 2,300 万人に対し、全国の指定避難所の数は 7 万 5,895 カ所、福祉避難所の数は 2 万 2,579 カ所となっており、大規模災害発生時に多くの住民が一度に避難所に駆け込めば収容人数を超える恐れがある。以上のことから、近年では災害時に自宅で避難生活を送る在宅避難が注目されているが、避難所に逃げるべきか在宅避難をするべきかは明確な指針があるわけではなく、住民自身が家屋の損傷状況や余震による倒壊危険性を迅速かつ冷静に判断しなければならない。

このような背景から、近年では建物の被害状況の判別を目的として、構造ヘルスマニタリング技術²⁾ (以下 SHM) の活用が検討されている。SHM は、建物や地表に設置した加速度センサ等で計測される振動データを用いて、構造物の損傷の有無や程度を診断する技術である。

ただ、この手法は解析に長い時間を要することや、システム導入におけるコストの大きさから、地震発生直後の迅速な損傷評価や、一般住宅向けの適用・普及には不向きなこともある。

以上のことから本研究では、建物の被害状況の診断や、避難判断の支援をより迅速かつ効率的に行うことを目指し、木造建物に取り付けた加速度センサから得られる応答加速度の時刻歴波形から、建物の損傷状況を評価する機械学習モデルの構築を試みる。具体的には、木造建物を想定した 1 質点系モデルを用いて、地震応答解析を多数行い、その結果を機械学習に用いる。応答加速度の時刻歴波形から、応答塑性率に基づく被害区分を推定する被害判別モデルを構築することを目的とする。

2. データセットの作成

本章では、実地震における地表面加速度記録を用いて木造建物モデルの地震応答解析を行い、応答加速度の時刻歴波形と応答塑性率を算出する。この解析を多数実行

し、機械学習の学習データとして用いる。

(1) 使用する地震記録

地震時の加速度波形から建物損傷状況を評価するには、幅広い適用性を有する被害判別モデルを構築することが重要であると考え、多数の地震時の観測記録を応答解析に使用した。具体的には、2000年10月に発生した鳥取県西部地震から、2023年6月に浦河沖を震源として発生した地震までの26地震から得られた937記録を使用する。地震観測記録は、防災科学技術研究所が提供する強震ネットワーク K-NET と、基盤強震ネットワーク KiK-net⁹⁾から取得した地表面加速度の観測記録 (EW・NS成分) を使用する。表-1に、本研究で用いた地震観測記録の概要と使用した記録数の一覧を示す。

(2) 木造建物モデルの地震応答解析

本章では、実地震における地表面加速度記録を用いて木造建物モデルの地震応答解析を行い、応答加速度の時刻歴波形と応答塑性率を算出する。この解析を多数実行し、機械学習の学習データとして用いる。

応答解析に用いる木造建物モデルは星ら⁴⁾を参考にした。木造建物を対象とした1質点系モデルで、建物の初期剛性の固有周期と降伏震度の関係は、図-1に示すような神奈川県⁵⁾が用いたものに基づき、復元力特性は図-2

表-1 本研究で用いた地震観測記録の内訳

発生日時	地震名/震央地名	使用記録数
2000/10/06 - 13:30	鳥取県西部地震	23
2004/10/23 - 17:56	新潟県中越地震	27
2007/03/25 - 09:42	能登半島地震	20
2007/07/16 - 10:13	新潟県中越沖地震	99
2008/06/14 - 08:43	岩手・宮城内陸地震	47
2010/06/13 - 12:33	福島県沖	4
2011/03/11 - 14:46	東北地方太平洋沖地震	152
2011/03/15 - 15:15	茨城県沖地震	2
2011/03/15 - 22:31	静岡県東部	22
2011/03/19 - 18:56	茨城県北部	2
2011/04/07 - 23:32	宮城県沖	4
2016/04/14 - 21:26	熊本地震	2
2016/04/16 - 01:25	熊本地震	58
2016/10/21 - 14:07	鳥取県中部	32
2018/06/18 - 07:58	大阪府北部	16
2018/09/06 - 03:08	北海道胆振東部地震	107
2019/02/21 - 21:22	胆振地方中東部	15
2019/08/04 - 19:23	福島県沖	34
2021/02/13 - 23:08	福島県沖	55
2021/03/20 - 18:09	宮城県沖	39
2022/03/16 - 23:36	福島県沖	40
2022/11/09 - 17:40	茨城県南部	24
2023/05/05 - 21:58	石川県能登地方	33
2023/05/11 - 04:11	千葉県南部	29
2023/05/26 - 19:03	千葉県東方沖	24
2023/06/11 - 18:55	浦河沖	27

に示すような2段階バイリニア型とした。この木造建物モデルに取得した地表面加速度記録を入力し、応答加速度の時刻歴波形と応答塑性率 μ を算出する。応答塑性率は柴田ら¹¹⁾に基づき、式(1)のように、建物モデルの最大応答変位 δ_u を降伏変位 δ_{Y2} で除して算出する。

$$\mu = \frac{\delta_u}{\delta_{Y2}} \quad (1)$$

木造建物の被害区分は、神奈川県⁵⁾を参考に、 $\mu < 1$ のものを無被害(クラス0)、 $1 \leq \mu < 2$ のものを中破(クラス1)、 $2 \leq \mu$ のものを大破(クラス2)としてラベル付けした。なお、本研究で機械学習モデルに入力される応答加速度波形は、解析時間短縮のためピーク値前後でサンプル長が8000(サンプリング周波数100Hz×80s)になるように切り取って入力する。また、地表面加速度波形に対してスケーリング(1倍~24倍)を行い木造建物モデルに入力することで、学習データの拡張を行った。

(3) データセットの構成

本研究では、条件の異なる2種類のデータセットを作成し学習させ、構築した各被害判別モデルに関して、様々な諸元の木造建物に対する適用性を検証する。一つは、固有周期0.5s、減衰定数5%と仮定して木造建物の地震応答解析を行い作成した、各クラス300サンプルずつ、計900サンプルからなるデータセット(データセット1)である。もう一つは、固有周期0.4~0.6s(0.1s刻み)、減衰定数4~6%(1%刻み)の範囲で地震応答解析を行い作成した、各組合せ120サンプルずつ、計

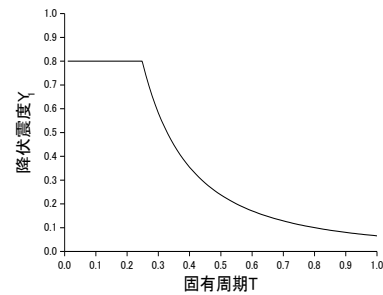


図-1 初期剛性の降伏震度と固有周期の関係

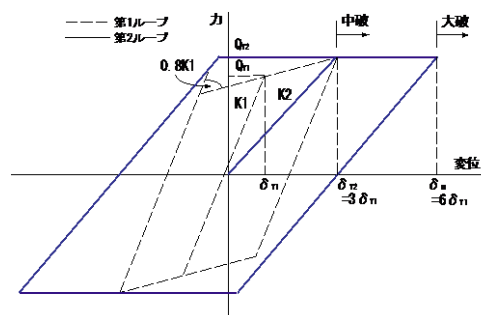


図-2 木造建物モデルの復元力特性

1080 サンプルからなるデータセット (データセット 2) である。これらのでータセットを、訓練用データ・検証用データ・テストデータにそれぞれ 6:2:2 の割合で分割し使用する。

3. 機械学習による被害判別モデルの構築

(1) 1D-CNN の概要

本研究では、時系列データの学習に適した機械学習手法の一つである 1 次元畳み込みニューラルネットワーク (1D-CNN) を用いる。一般に、CNN は画像データなどの多次元データを対象に利用されており、画像の局所的な特徴量を学習することができる。一方で 1D-CNN は、主に一次元の入力データに対して時間軸方向に畳み込み演算を行うことで時系列データにおける局所的な特徴量を学習するアルゴリズムである。基本的には通常の CNN と同様の構造となっており、入力層・畳み込み層・プーリング層・出力層から構成されている。畳み込み層には Conv1D、ReLU が設けられ、入力された時系列データから特徴量が抽出される。また、畳み込み層の後に Max Pooling が設けられており、特徴量を保持しつつデータの圧縮が行われる。この工程を繰り返した後、出力層で分類結果を出力する⁷⁾。

(2) ハイパーパラメータの設定

各モデルのハイパーパラメータチューニングには、PreferdNetworks 社が公開しているハイパーパラメータの自動最適化フレームワークである Optuna⁸⁾を使用する。

Optuna は、ベイズ最適化アルゴリズムを利用することで、過去の試行結果を考慮しながら目的関数を最大化もしくは最小化するハイパーパラメータの組み合わせを効率的に探索することができる。

本研究では、目的関数を検証データに対する損失関数値 (クロスエントロピー誤差)、最適化の試行回数を 500 回、epoch 数を 500、バッチサイズを 30 に設定し、探索を行う。最適化を行うハイパーパラメータとその探索範囲を表-2 に、探索結果から構築した各モデルの詳細を表-3 に示す。ここで、データセット 1 とデータセット 2 を使用して学習したモデルをそれぞれモデル 1、モデル 2 とする。

4. 予測結果の精度評価

実際の本造建物は固有周期や減衰定数は決まっているわけではなく、ばらつきがあることから、今回構築した被害判別モデルに対して、固有周期や減衰定数が異なる

表-2 ハイパーパラメータの探索範囲

中間層の数	1 ~ 6 (Conv1D+MaxPooling)
Conv1D 層のフィルタ数	32 ~ 1024
ウィンドウサイズ	10 ~ 100
全結合層のユニット数	32 ~ 1024
Dropout 率	0.0 ~ 1.0
最適化関数	Adam/SGD

表-3 各モデルの概要

	モデル 1	モデル 2
入力層	入力サイズ : (8000, 1)	
畳み込み層 1	ウィンドウ サイズ : 10 フィルタ数 : 341	ウィンドウ サイズ : 10 フィルタ数 : 294
プーリング層 1	MaxPooling プールサイズ : 3	
畳み込み層 2	ウィンドウ サイズ : 10 ユニット数 : 143	ウィンドウ サイズ : 10 ユニット数 : 73
プーリング層 2	MaxPooling プールサイズ : 3	
畳み込み層 3	ウィンドウ サイズ : 10 ユニット数 : 780	ウィンドウ サイズ : 10 ユニット数 : 92
プーリング層 3	MaxPooling プールサイズ : 3	
畳み込み層 4	ウィンドウ サイズ : 10 ユニット数 : 346	ウィンドウ サイズ : 10 ユニット数 : 121
プーリング層 4	MaxPooling プールサイズ : 3	
畳み込み層 5	ウィンドウ サイズ : 10 ユニット数 : 169	ウィンドウ サイズ : 10 ユニット数 : 208
プーリング層 5	MaxPooling プールサイズ : 3	
畳み込み層 6	ウィンドウ サイズ : 10 ユニット数 : 79	ウィンドウ サイズ : 10 ユニット数 : 443
プーリング層 6	MaxPooling プールサイズ : 3	
全結合層	ユニット数 : 921 活性化関数 : ReLU	ユニット数 : 215 活性化関数 : ReLU
Dropout 層	Dropout 率 : 0.961	Dropout 率 : 0.964
出力層	活性化関数 : softmax 出力サイズ : (3, 1)	
最適化関数	Adam	Adam

木造建物を想定したテストを行い、本モデルの適用性を確認する必要がある。

そこで本研究では、固有周期 0.4~0.6 s (0.1s 刻み)、減衰定数 4~6% (1%刻み) の範囲の各組合せに対して、それぞれ 180 サンプルずつテストデータを作成し、構築した各被害判別モデルによる判定結果の精度を評価した (表-4, 表-5)。なお、本研究では学習時の検証データに対する損失関数値が最小となったエポックでのモデルの重みを用いてテストデータの判別を行った。

表-4 各テストデータに対する精度 (モデル1)

		減衰定数 h		
		4%	5%	6%
固有周期 T	0.4s	正解率: 0.494	0.522	0.550
		適合率: 0.544	0.544	0.562
		再現率: 0.494	0.552	0.550
	0.5s	0.822	0.917	0.767
		0.850	0.918	0.805
		0.822	0.917	0.767
	0.6s	0.667	0.667	0.656
		0.765	0.786	0.772
		0.667	0.667	0.656

表-5 各テストデータに対する精度 (モデル2)

		減衰定数 h		
		4%	5%	6%
固有周期 T	0.4s	正解率: 0.872	0.906	0.906
		適合率: 0.879	0.908	0.906
		再現率: 0.872	0.906	0.906
	0.5s	0.844	0.844	0.839
		0.863	0.844	0.847
		0.844	0.844	0.839
	0.6s	0.783	0.756	0.733
		0.860	0.831	0.804
		0.783	0.756	0.733

モデル1では、訓練用データと同条件である固有周期0.5s、減衰定数5%のテストデータに対して全ての指標で0.91を上回る良好な結果を示したものの、その他のテストデータに関しては大きく精度が落ちる結果となった。特に、固有周期が訓練用データに使用したものと異なる場合、精度が比較的大きく低下する事が確認できる。このことから、固有周期が変化すると応答加速度波形の有する特徴が大きく変化することが推察される。モデル2では、全てのテストデータに対して0.7以上の精度を示している。精度のばらつきがモデル1と比較して少ないことから、訓練時に様々な条件のデータを学習させることの有用性が確認できた。

5. 転移学習による被害判別モデルのチューニングの検討

固有周期や減衰定数が異なると、構築した被害判別モデルでは建物の損傷状況を正確に把握することが難しくなる。そこで、対象建物に合わせて構築した被害判別モデルを再学習させることを試みる。具体的には、構築した被害判別モデルをベースとして、少ないデータで判別精度を向上させる方法の一つである転移学習を試み、学習条件の異なる2種類のモデルに対して精度の比較を行う。

表-6 転移学習前後の判別精度の比較

		正解率	適合率	再現率
モデル1 (T=0.4s h=4%)	転移学習前	0.494	0.544	0.494
	転移学習後	0.678	0.684	0.678
モデル2 (T=0.6s h=6%)	転移学習前	0.733	0.804	0.733
	転移学習後	0.800	0.805	0.800

表-7 転移学習後の判別結果 (モデル1)

		予測		
		クラス1	クラス2	クラス3
実際	クラス1 (無被害)	38	17	5
	クラス2 (中破)	9	31	20
	クラス3 (大破)	0	7	53

表-8 転移学習後の判別結果 (モデル2)

		予測		
		クラス1	クラス2	クラス3
実際	クラス1 (無被害)	57	3	0
	クラス2 (中破)	3	47	10
	クラス3 (大破)	1	19	40

(1) 転移学習の概要

転移学習は、ある異なるタスクに対して学習されたモデルから、目的とするタスクにおいて利用するモデルへ重みを転移し、目的に対応する学習データを用いて再学習を行う手法である。具体的には、学習済みモデルの重みを固定し、出力層への重みのみ新しいタスクのために最適化させる。これによって、ゼロから学習する場合と比較して学習時間を短縮することができる。また、既に多数のサンプルからなるデータセットで学習を行ったモデルを流用するため、転移学習時に使用するデータセットが小規模であっても、汎化能力の高いモデルが得られる場合が多いことが報告されている¹⁰⁾。

(2) 学習条件

本研究では、各モデルにおけるテスト時の判別精度が最も低かった条件に対してデータセットを各クラス30サンプルずつ、計90サンプル作成し、訓練用データと検証用データに8:2の割合で分割し学習に使用する。また、その他の学習条件は両モデル同様のものとし、初期学習率を0.0001、バッチサイズを30として転移学習を実施した。

(3) 学習結果

転移学習後の各被害判別モデルを用いて、前節と同様の180サンプルに対してテストを行った。判別精度を表-6、判別結果の混同行列を表-7と表-8に示す。転移学習によって両モデル共にすべての精度指標が改善された。モデル1は転移学習前と比較してすべての指標において10%以上の精度向上が見られた。モデル2においては、モデル1ほどの精度の向上は達せられなかったが、すべての精度指標が0.8以上となった。

混同行列を見ると、いずれのモデルにおいても実際の被害クラスと比較して予測が小さく評価されているケースがそれぞれ15ケース以上存在しており、実用化の面で懸念すべき点である。

6. まとめ

本研究では、木造建物の応答加速度の時刻歴波形を用いて建物の損傷状況を判別する機械学習モデルの構築を試みた。1D-CNNを用いて条件の異なる2種類のデータセットで学習を行った結果、木造建物モデルにおける固有周期と減衰定数にばらつきを与えて作成したデータセットを使用したモデルの方が、異なる諸元の構造物に対して精度のばらつきが少なく予測できることが確認できた。また、固有周期の異なるテストデータの予測を行った場合に精度が大きく低下したことから、固有周期が被害区分の判別精度に大きな影響を与えていることが分かった。

さらに、学習済みのモデルに対して転移学習を行ったところ、両モデル共に精度が向上した。このことから、対象建物の固有周期や減衰定数に合わせてデータを少量作成し、転移学習を行うことで予測精度の向上が見込めるものと考えられる。既設構造物の固有周期や減衰定数を計測する方法は種々提案されており、それに応じたチューニングを行うと予め学習しておいた被害判別モデルの適用性が高まる可能性がある。

REFERENCES

- 1) 内閣府政策統括官(防災担当)付、参事官(被災者行政担当)付：避難所について，2018。[Director General for Disaster Management and Counselor : About the shelter, 2018.]
- 2) 小川修一，亀田浩紀，佐藤宏，三田彰：構造ヘルスマニタリングの実用化に関する研究—データモデル

- を含む基盤システムの構築—，日本地震工学会論文集，第9巻，第5号，pp. 79-93，2009。[Ogawa, S., Kameda, H., Sato, H. and Mita, A.: Development of Prototype System for Structural Health Monitoring Aimed at Practical Application, *Journal of Japan Association for Earthquake Engineering*, Vol. 9, No. 5, pp. 79-93, 2009.]
- 3) 防災科学研究所：強震観測網(K-NET, KiK-net)，<https://www.kyoshin.bosai.go.jp/kyoshin/> (2023年10月25日閲覧) [National Research Institute for Earth Science and Disaster Resilience: Strong motion network (K-NET, KiK-net), <https://www.kyoshin.bosai.go.jp/kyoshin/>]
 - 4) 星幸江，山崎文雄，丸山喜久：木造建物の早期被害推定のための地震動指標の検討，土木学会論文集，No. 759/I-67，pp. 213-232，2004。[Hoshi, Y., Maruyama, Y. and Yamazaki, F.: Relationship between the damage of wooden houses and spectrum intensity based on numerical simulation, *Transaction of the Japan Society of Civil Engineers*, Ser. A1, Vol. 65, pp. 606-613, 2009.]
 - 5) 神奈川県環境部防災消防課：神奈川県西部地震被害想定調査[建物・火災被害調査]報告書，1993。[Kanagawa Prefecture Environment Department Disaster Prevention and Fire Fighting Department: Western Kanagawa Prefecture Earthquake Damage Assumption Survey Report, 1993.]
 - 6) 柴田明德：最新耐震構造解析，森北出版，1981。[Shibata, A.: *Latest Seismic Structural Analysis*, Morikita Publishing, 1981.]
 - 7) Mattioli, F., Precaro, C. and Baldassarre, G.: A 1DCNN for high accuracy classification and transfer learning in motor imagery EEG-based brain-computer interface, *Journal of Neural Engineering*, Vol. 18, No. 6, Paper No. 066053, 2022.
 - 8) Akiba, T., Sana, S., Yanase, T., Ohta, T. and Koyama, M.: Optuna: A NEXT-GENERATION HYPERPARAMETER OPTIMIZATION FRAMEWORK, *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining, KDD'19*, pp. 2623-2631, 2019.
 - 9) Pan, S. and Yang, Q.: A survey on transfer learning, *IEEE Trans Knowl Data Eng* 22, pp. 1345-1359, 2010.
 - 10) 中山英樹：畳み込みニューラルネットワークによる画像特徴抽出と転移学習，電子情報通信学会音声研究会7月研究会，2015。[Nakayama, H.: Image Feature Extraction and Transition Learning with Convolutional Neural Networks, *ASJ-SP. IEICE*, 2015.]
 - 11) 阿部雅人，藤野陽三：加速度記録からの地震時最大応答変位推定の非弾性応答への拡張，土木学会論文集A1(構造・地震工学)，Vol. 68, No. 1, pp. 63-72，2012。[Abe, M. and Fujino, Y.: Maximum seismic displacement estimation using acceleration record for inelastic response, *Transaction of the Japan Society of Civil Engineers*, Ser. A1, Vol. 68, No. 1, pp. 63-72, 2012.]
 - 12) Selvaraju, R. R., Cogswell, M., Das, A., Vedantam, R., Parikh, D. and Batra, D.: Grad-cam: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization, *Proceedings of the IEEE international conference on computer vision*, pp. 618-626, 2017.

航空レーザ測量データと航空写真を用いた 地震被害建物の検出に向けた基礎検討

江頭 彩奈¹・劉 ウェン²・丸山 喜久³

¹ 学生非会員 千葉大学工学部都市環境システムコース (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33)
E-mail: 20t0214m@student.gs.chiba-u.jp

² 正会員 千葉大学 大学院工学研究院 准教授 (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33)
E-mail: wen.liu@chiba-u.jp

³ 正会員 千葉大学 大学院工学研究院 教授 (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33)
E-mail: ymaruyam@faculty.chiba-u.jp

2016年4月に熊本県熊本地方を震源として発生した熊本地震では、熊本県益城町で二度の震度7を観測した。また、この地震により大きな人的・物的被害が生じた。本研究では、地震により被害を受けた建物の被害状況を安全かつ迅速に把握するため、リモートセンシング技術を活用して広域性・遠隔性を活かしたデータ収集を行い、深層学習を用いて全壊建物を自動検出するモデルの構築を行った。航空レーザ測量データと航空写真を用いてデータセットを2つ作成し、これらのデータセットに対し画像認識の分野で広く使われる畳み込みニューラルネットワーク(CNN)を適用して、精度を比較した。その結果、最良のモデルでは正答率が87%程度となった。

Key Words: seismic damage to buildings, deep learning, convolutional neural network, LiDAR, 2016 Kumamoto Earthquake

1. 研究背景と目的

2016年4月14日21時26分に熊本県熊本地方を震源とするモーメントマグニチュード(Mw)6.2の地震が発生し、4月16日1時25分には同地域を震源とするMw7.0の地震が発生した。熊本県益城町では、二度の震度7を観測した。熊本地震では、建物被害は全壊約8300棟、住家被害の合計が約16万棟であり、建物やインフラ設備に大きな被害が生じた。さらに道路・鉄道・空路が一時不通になるなど、交通網にも大きな被害が生じた。

このような規模の大きな地震が発生した際には、被災者の生活再建のために罹災証明書の交付が必要である。罹災証明書とは、災害により被災した住家等についてその被害の程度を証明する書類であり、被災者生活再建支援金の支給や住宅の応急修理、仮設住宅の入居など被災者支援措置に必要な書類として活用されている。しかし、罹災証明書の交付には被災者が市町村へ申請してから調査員が直接現地へ赴いて被害状況の調査をする必要があるため、交付の遅れが問題となっている。実際に熊本地震では、地震が発生してから一か月の時点で交付申請受付件数9万7741件に対し交付件数が2万8266件と、処

理された件数の割合は3割未満となっている²⁾。

このような状況から、目視による建物の被災度の判定ではなく、広域性・遠隔性のある方法であるリモートセンシング技術の活用が有効であると考えられる。航空レーザ測量³⁾とは、航空機に搭載したレーザスキャナから地上にレーザ光を照射し、地上から反射して戻ってくるレーザ光との時間差より得られる距離と航空機の位置情報により地上の標高や形状を調べる測量方法である。本研究では、4月16日に発生した地震の前後で取得した数値表層モデル(DSM)⁴⁾と4月16日の地震後に取得した航空写真に対し、画像認識の分野で広く使われる畳み込みニューラルネットワーク(CNN)⁵⁾を適用し、地震被害建物の自動検出を目指す。なお、DSMとは、建物や樹木の高さを含む地表面の高さのモデルである(図-1)。



図-1 数値表層モデル(DSM)⁴⁾

2. データセットの作成

(1) 本研究で使ったデータ

本研究は、熊本地震において被害の大きかった熊本県益城町を対象とした。航空レーザ測量データには、Moya et al.⁹が整備したデータを用いた。航空レーザ測量は、4月16日の地震前（2016年4月15日15:00~17:00）と4月16日の地震後（2016年4月23日10:00~12:00）に、アジア航測（株）によって行われた⁷。本研究では、地震前後のDSMの差分を用いた。また、航空写真は地震後に行われた航空レーザ測量の際に同時に取得されたものを用いた。それぞれの画像の解像度は、DSMは50cm、航空写真は25cmである。

正解データには2種類のデータを用いた。一つ目は、罹災証明書交付に伴う被害認定調査⁸の結果である。これは全壊・大規模半壊・半壊・一部損壊・無被害の5段階に分けられていて、本研究では全壊の建物を検出することを目標とする。二つ目は、Yamada et al.⁹が16日の地震の前後の航空写真を比較し、建物被災度をまとめたデータである。Yamada et al.の被害判定基準は、岡田・高井¹⁰によって提案された建物の被害尺度（表-1）に従って、D0-D5の6段階に分けられている。本研究では、D5の建物を検出することを目標とする。

表-1 建物の被害尺度¹⁰

被害尺度	被害状況
D0	被害なし
D1	壁面に毛髪亀裂。まれに漆喰壁の小片落下。
D2	多くの壁に亀裂。漆喰壁の落下が目立つ。
D3	ほとんどの壁に深くて大きな亀裂。構造要素の一部が破壊。
D4	壁面は重度の破壊。スラブの一部が破壊。構造要素はお互いの連結性を失う。
D5	完全またはほとんど完全に崩壊。

(2) データセットの構成

罹災証明書交付に伴う被害認定調査の結果を用いたものをデータセット1、Yamada et al.がまとめた建物被災度を用いたものをデータセット2とする。各データから経緯度のポイントデータと建物の被災度データを抽出した。その後、ポイントデータを中心にDSMは64×64画素、航空写真は128×128画素で画像を切り出した。これはどちらも32×32mの範囲となる。画像内に異なる判定結果の建物が混在している場合は、中心にある建物の判定を正解データとした。データセットのクラスごとの枚数

の内訳を表-2に示す。また、データセット1の一例を図-2に示す。

表-2 データセットごとの画像枚数の内訳

	クラス 0 (全壊以外 /D0~D4)	クラス 1 (全壊 /D5)	合計
データ セット1	6,417	3,319	9,736
データ セット2	2,742	454	3,196

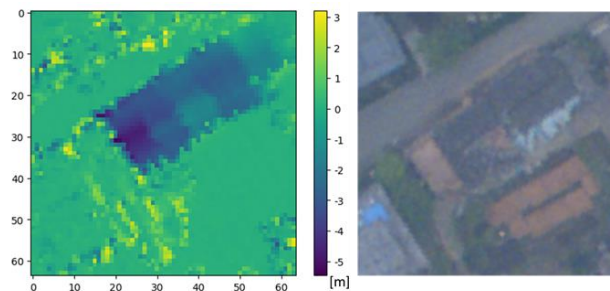


図-2 データセット1の一例（DSM差分と航空写真）

3. 地震被害建物の検出モデルの構築

本研究の学習条件を表-3に示す。また、CNNのネットワーク構造を表-4、図-3に示す。本研究ではサイズの異なる画像を同時に入力するため、64×64画素で切り出したDSMの画像を128×128画素にリサイズした。

また本研究では、過学習を抑制し汎化性能を向上させるために5分割の交差検証を行った。また、少ないデータを補うために、訓練データに対してオリジナルと回転（±90°、+180°）と鏡像反転かつ回転（0°、±90°、+180°）の8倍拡張を行った。訓練画像とテスト画像の枚数は、表-5の通りである。

表-3 本研究の学習条件

フレームワーク	Pytorch2.1.0
活性化関数	ReLU
損失関数	クロスエントロピー誤差
最適化アルゴリズム	Adam
学習率	0.001
Weight decay	0
バッチサイズ	64
エポック数	30

表-4 本研究のCNNの諸元

	Conv1	Max Pooling	Conv2	Max Pooling	FC1
カーネルサイズ	5	2	5	2	-
パディング	2	0	2	0	-
ストライド	1	-	1	-	-
フィルタ数	16	-	64	-	-
ノード数	-	-	-	-	131072

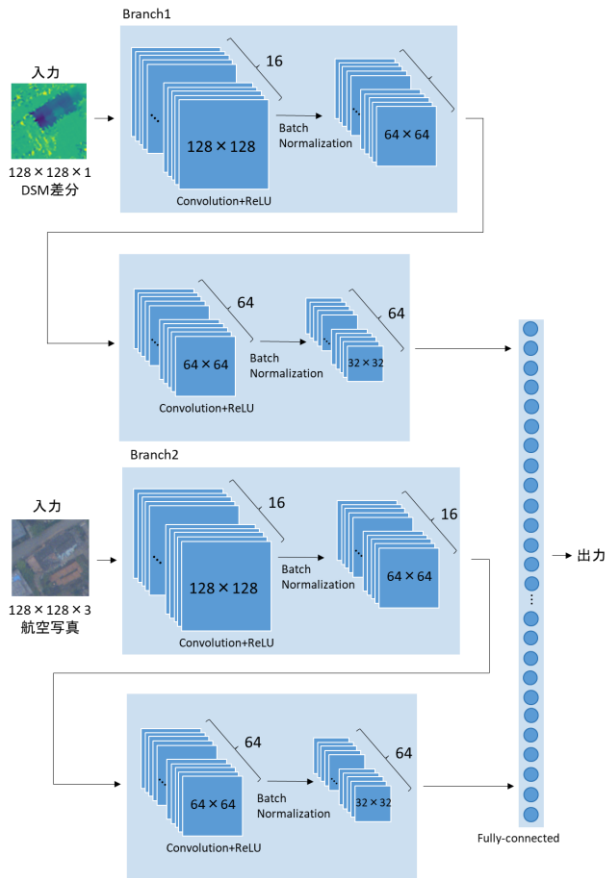


図-3 本研究のCNNのネットワーク構造

表-5 データセットごとの訓練画像とテスト画像の枚数

データセット	訓練画像	テスト画像
データセット 1	62,312 (7,789)	1,947
データセット 2	20,456 (2,557)	639

() 内は8倍拡張前の枚数

4. 検出結果

(1) データセットごとの精度比較

それぞれのデータセットに適用した検出結果の精度指

標を表-6 に示す。また、図-4、図-5、図-6、図-7 はそれぞれのデータセットの正答率、損失関数値の推移である。データセット 1 を用いたモデルとデータセット 2 を用いたモデルを比較すると、どの精度指標もデータセット 2 のの方が高かった。このような結果になった理由は、データセット 2 は地震前後の航空写真を比較して建物被災度を判断したデータを用いているため、入力したデータ (DSM 差分と航空写真) と相性が良かったためと考えられる。

表-6 各データセットを適用したモデルの精度比較

データセット	損失関数値	正答率 (%)	適合率 (%)	再現率 (%)	F値
データセット 1	0.00981	67.7	59.8	14.7	0.214
データセット 2	0.00505	87.5	52.4	42.8	0.470

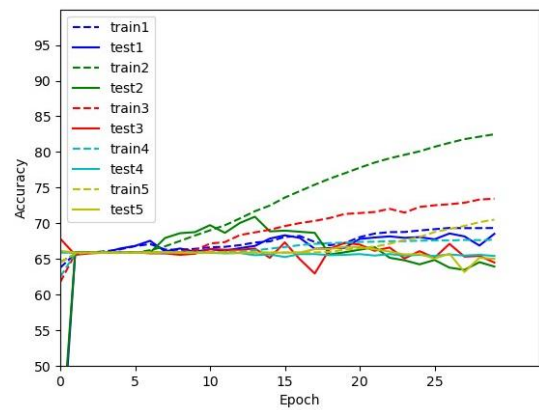


図-4 正答率の推移 (データセット 1)

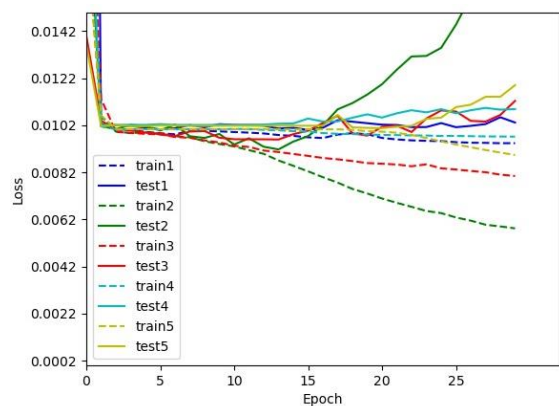


図-5 損失関数値の推移 (データセット 1)

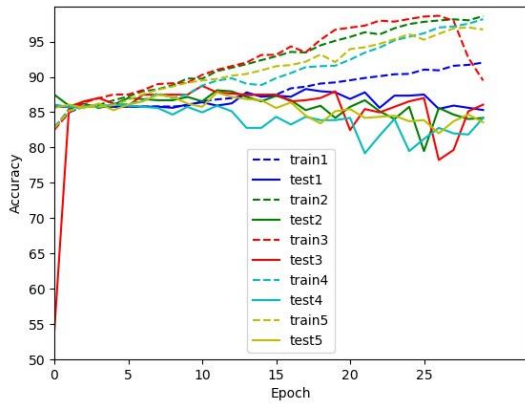


図-6 正答率の推移 (データセット 2)

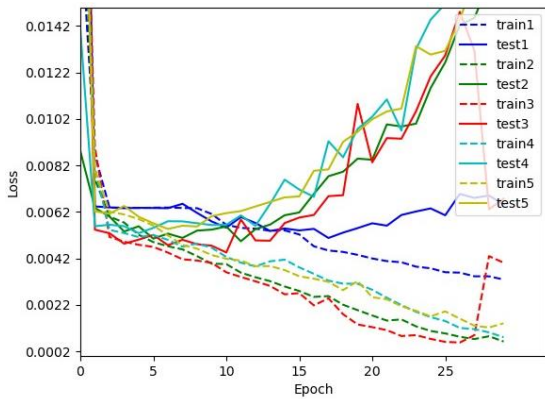


図-7 損失関数値の推移 (データセット 2)

表-7 各データセットを適用したモデルの精度比較

データセット	損失関数値	正答率 (%)	適合率 (%)	再現率 (%)	F 値
データセット 1	0.00981	67.7	59.8	14.7	0.214
データセット 1 (変更後)	0.00946	68.7	62.2	26.5	0.351
データセット 2	0.00505	87.5	52.4	42.8	0.470
データセット 2 (変更後)	0.00502	87.2	51.6	41.9	0.461

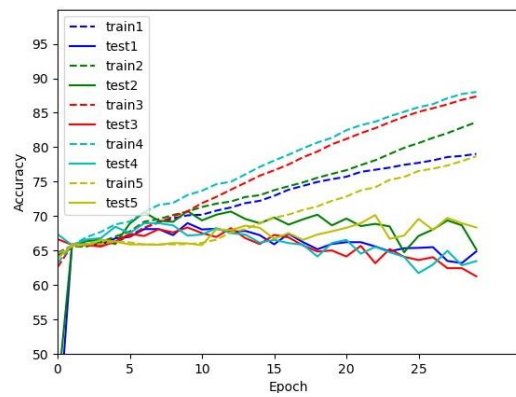


図-8 変更後の正答率の推移 (データセット 1)

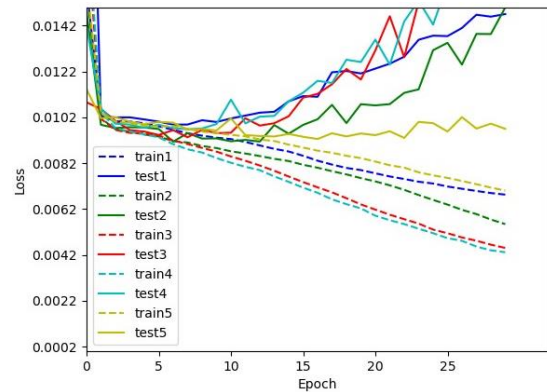


図-9 変更後の損失関数値の推移 (データセット 1)

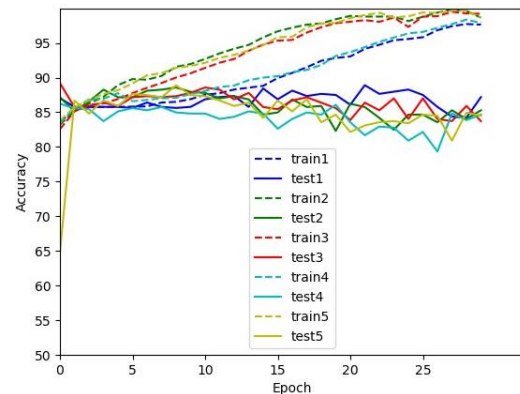


図-10 変更後の正答率の推移 (データセット 2)

(2) 学習率の変化, 正則化による精度の推移

籠嶋ら¹¹⁾は, 地震前後の DSM 差分を用いて全壊建物の自動検出に関する検討を行っている. これによると, 学習率を 0.0006, weight decay を 10^4 としたモデルが最良であった. これより, 本研究のモデルの学習率を 0.0006, weight decay を 10^4 とし, モデルの精度を比較する. 表-7 は, それぞれのデータセットを適用したモデルごとのハイパーパラメータ変更前と後の精度指標である. また, 図-8, 図-9, 図-10, 図-11 はそれぞれのデータセットに適用したモデルごとの正答率, 損失関数値の推移である.

ハイパーパラメータ変更前と変更後のモデルをそれぞれ比較すると, データセット 1 を用いたモデルでは, ハイパーパラメータ変更前よりも変更後の方がどの精度指標も改善していた. しかし, データセット 2 を用いたモデルでは, 損失関数値を除いてどの精度指標も改善が見られなかった. 適切なハイパーパラメータの値を探索する必要がある.

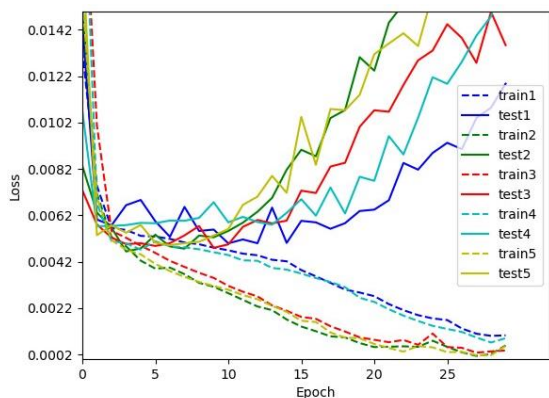


図-11 変更後の損失関数値の推移（データセット2）

5. まとめ

本研究では、2016年に発生した熊本地震において被害の大きかった熊本県益城町を対象として、航空レーザ測量データと航空写真を用いて深層学習により地震被害建物の検出モデルの構築を行った。データセットを2つ用意し、それぞれのデータセットを用いたモデルの精度を比較した。その結果、地震前後の航空写真を比較して建物被災度をまとめた正解データを用いたデータセット2を用いたモデルの方が、すべての精度指標においてデータセット1を用いたモデルよりも良かった。また、学習率、weight decayの値を変化させてそれぞれのデータセットを用いたモデルの精度を比較した。データセット1を用いたモデルは、すべての精度指標においてハイパーパラメータ変更後の方が改善した。データセット2を用いたモデルは、ハイパーパラメータ変更前と後を比べると、損失関数値を除いてどの精度指標も改善が見られなかった。

本研究のデータセット1を用いたモデルはどの精度指標もあまり良くない。また、データセット2を用いたモデルは、正答率は87%程度と高かったのに対し再現率が42%程度と低く、被害のある建物の見逃しが多いことが

課題である。今後は、ネットワーク構造の見直しや入力画像の変更、ハイパーパラメータの値の変更等を行い、精度の改善を試みたい。

REFERENCES

- 1) 内閣府：防災情報のページ, https://www.bousai.go.jp/kohou/kouhoubousai/h28/83/special_01.html (2023年12月11日閲覧)
- 2) 総務省：大規模災害時における罹災証明書の交付等に関する実態調査—平成28年熊本地震を中心として—, https://www.soumu.go.jp/main_content/000528758.pdf (2023年12月11日閲覧)
- 3) 国土交通省国土地理院：航空レーザ測量, https://www.gsi.go.jp/kankyochiri/Laser_index.html (2023年12月11日閲覧)
- 4) 国土交通省国土地理院：航空レーザ測量の仕組み, https://www.gsi.go.jp/kankyochiri/Laser_senmon.html (2023年12月11日閲覧)
- 5) 齋藤康毅：ゼロから作るDeep Learning—Pythonで学ぶディープラーニングの理論と実装, オライリー・ジャパン, pp.205-239, 2016.
- 6) Moya L., Yamazaki F., Liu W. and Yamada M.: Detection of collapsed buildings from lidar data due to the 2016 Kumamoto earthquake in Japan, *Natural Hazards and Earth System Sciences*, Vol. 18, pp.65-78, 2018.
- 7) アジア航測：「平成28年熊本地震」災害状況 第二報 (2016年4月), https://www.ajiko.co.jp/news_detail/662 (2023年12月12日閲覧)
- 8) 内閣府：災害に係る住家の被害認定基準運用指針, https://www.bousai.go.jp/taisaku/pdf/r303shishin_all.pdf (2023年12月12日閲覧)
- 9) Yamada M., Ohmura, J. and Goto H.: Wooden building damage analysis in Mashiki Town for the 2016 Kumamoto Earthquakes on April 14 and 16, *Earthquake Spectra*, Vol. 33, No. 4, pp. 1555-1572, 2017.
- 10) 岡田成幸, 高井伸雄：地震被害調査のための建物分類と破壊パターン, 日本建築学会構造系論文集, 第524号, pp.65-72, 1999.
- 11) 籠嶋彩音, 劉ウェン, 丸山喜久, 堀江啓：航空レーザ測量データの深層学習に基づく地震被害建物の検出, 土木学会論文集, Vol. 79, No. 13, 22-13020, 2023.

関東地震相当の長周期地震動が作用した際の 長周期インフラ構造物の応答メカニズム

相良 翔¹・庄司 学²

¹学生会員 筑波大学大学院 システム情報工学研究群 (〒305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1)
E-mail: s2320858@u.tsukuba.ac.jp

²正会員 筑波大学教授 システム情報系 (〒305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1)
E-mail: gshoji@kz.tsukuba.ac.jp

1923年関東地震は、相模トラフで発生した巨大プレート間地震であり、関東圏のインフラ構造物に甚大な被害が発生した。本研究では、インフラ構造物の中でも長周期構造物の代表例である吊形式橋梁に焦点を当て、橋梁サイトでの地震波動場を有限差分法により推定した上で、その長周期地震動による対象橋梁の非線形動的応答の特徴を明らかにした。

Key Words: long-period infrastructure, long-period ground motion, 1923 Kanto earthquake, nonlinear dynamic response

1. はじめに

1923年関東地震は、相模トラフで発生した巨大プレート間地震であり、関東圏のインフラ構造物に甚大な被害が発生した¹⁾。巨大プレート間地震による強震動は、2秒以上の長周期成分を含み、継続時間が長くなる。このような長周期地震動が長周期インフラ構造物に作用すると、その動的応答が非線形化しより複雑な応答となる。

本研究では、それらに関わる先行研究^{例えば2)3)4)}を踏まえ、インフラ構造物の中でも長周期構造物の代表例である吊形式橋梁に焦点を当て、橋梁サイトでの地震波動場を有限差分法により推定した上で、その長周期地震動による対象橋梁の非線形動的応答の特徴を明らかにする。

2. 長周期インフラ構造物と想定地震動

対象とする長周期インフラ構造物は、首都高速道路上に架橋する吊形式橋梁であり、3径間連続鋼斜張橋である。この対象橋梁の非線形フレームモデルを文献⁵⁾⁶⁾に基づき図-1のように構築した。

本研究で対象とする長周期地震動としては、関東地震で発生した地震波を想定する。Iwaki et al⁷⁾の震源モデルに基づき、2秒以上の長周期帯域を計算できる空間4次、時間2次精度の有限差分法⁸⁾により推定した。得られた

加速度波形をP1~P4の各基礎の節点に多点異入力した。

3. 非線形動的応答の特徴

弾性拘束ケーブルの軸剛性を変化させた場合の固有周期の変化を図-2に示す。図-2において弾性拘束ケーブルの軸剛性を-50%に減少させた場合の近接する振動モード形を図-3に示す。図-4に弾性拘束ケーブルの軸剛性が減少していく際のP3-P4間主桁の加速度応答波形を示す。この時、主桁遊動円木モードが主桁水平曲げ対称1次モードに近接し、主桁遊動円木モードのLG方向の振幅が減少し、UD方向の振幅が増大する。その結果、主桁遊動円木モードの寄与が大きいP3-P4間の主桁でのLG方向の応答が減少し、UD方向の応答が増大した。また、図-5に示すベーンダンパーの応答履歴によれば、弾性拘束ケーブルの軸剛性が-50%の場合には、LG方向の制振装置であるベーンダンパーの応答は減少しているが、これは、上述のモードの連成による主桁の応答の低減によるものである。

4. 結論

本研究では、巨大プレート間地震である関東地震相当

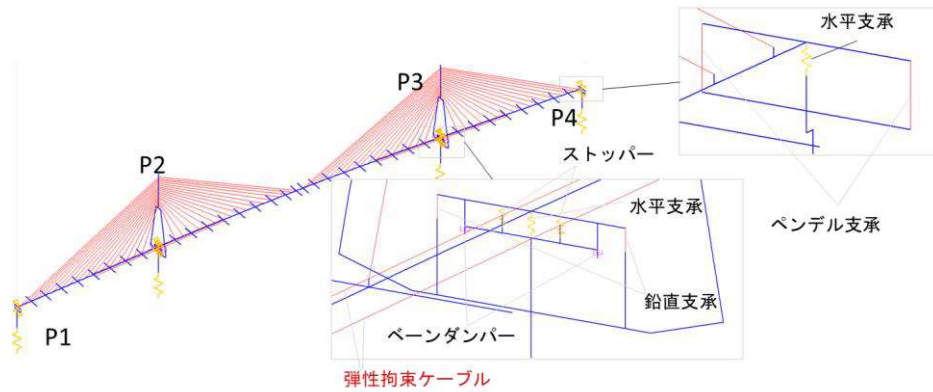


図-1 対象橋梁の3次元非線形フレームモデル

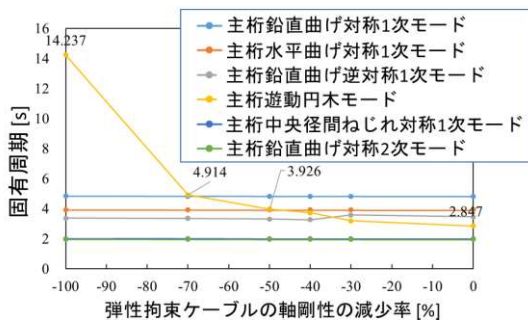


図-2 弾性拘束ケーブルの軸剛性の減少率と固有周期の変化

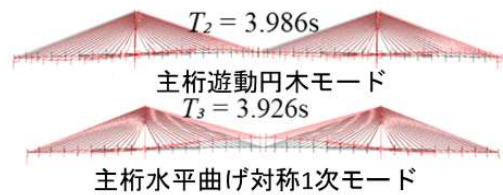


図-3 軸剛性-50%の時のモードの連成

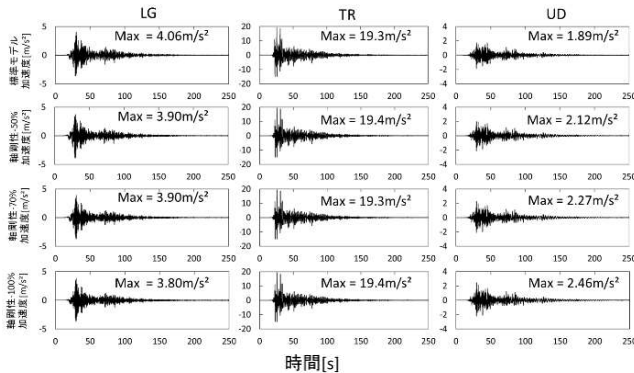


図-4 主要構造部材の応答感度

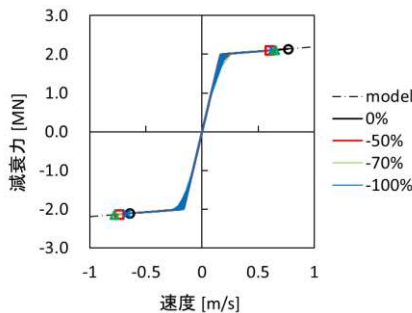


図-5 ペーダンパーの応答履歴

の長周期地震動を推定した上で、長周期インフラ構造物の代表例である吊形式橋梁に作用した場合の非線形動的応答の特徴を明らかにした。

謝辞：吊形式橋梁の構造設計データに関しては首都高速道路株式会社関係各位より貴重な研究情報を賜りました。

REFERENCES

- 1) 震災豫防調査會報告 第百号, 1925.
- 2) Camara, A. and Efthymiou, E.: Deck-tower interaction in the transverse seismic response of cable-stayed bridges and optimum configurations, *Engineering Structures*, Vol.124, No. 1, pp.494-506, 2016.
- 3) Sun, C., Zhao, Y., Peng, J., Kang, H. and Zhao, Y.: Multiple internal resonances and modal interaction processes of a cable-stayed bridge physical model subjected to an invariant single-excitation, *Engineering Structures*, Vol.172, No.1, pp.938-955, October 2018.
- 4) Utsunomiya, H. and Shoji, G.: Seismic response characteristics of a long-period and long-span bridge based on recorded waveforms, 17th World Conference on Earthquake Engineering (17WCEE), Paper No. C001667, Sendai, Japan, September 13th-18th, 2020.
- 5) 山本泰幹, 藤野陽三, 矢部正明: 地震観測された長大吊構造系橋梁の動的特性と動的解析モデルによる再現性, *土木学会論文集 A*, Vol.65, No.3, pp.738-757, 2009.
- 6) 首都高速道路公団: 鶴見つばさ橋工事誌, pp.5-100 - 5-111, 1994.
- 7) Iwaki, A, Morikawa, N, Maeda, T, Aoi, S, Fujiwara, H: Finite-difference simulation of long-period ground motion for the Sagami Trough megathrust earthquakes, *Journal of Disaster Research*, Vol 8, No.5, pp.926-940, 2013.
- 8) 青井真, 藤原広行: 不連続格子を用いた 4 次精度差分法による波形合成, 第 10 回日本地震工学シンポジウム論文集, Vol.1, pp.879-884, 1998

地盤震動に対する単径間独立水管橋上 伸縮可撓継手の相対変位について

松本 大¹・金丸 佑樹²・西 勇也³・小池 武⁴

¹非会員 管路防災研究所 (〒619-0237 京都府相楽郡精華町 2-2-5 関西文化学術研究都市内)

E-mail: d-matsumoto@neuron.ne.jp

²正会員 管路防災研究所 (〒619-0237 京都府相楽郡精華町 2-2-5 関西文化学術研究都市内)

E-mail: y-kanamaru@neuron.ne.jp

³正会員 管路防災研究所 (〒619-0237 京都府相楽郡精華町 2-2-5 関西文化学術研究都市内)

E-mail: y-nishi@neuron.ne.jp

⁴正会員 管路防災研究所 (〒619-0237 京都府相楽郡精華町 2-2-5 関西文化学術研究都市内)

E-mail: koike-takeshi@ka3.so-net.ne.jp

水道用鋼管路における伸縮可撓管 WSP024-2013 では、レベル 2 地震動時の水管橋上部に作用する相対変位算定式が提示されているが、地震波の波動伝搬による位相差に起因して発生する相対変位の特性を反映されているのかが明解ではない。

本論では、既往設計指針の複数の問題点について検討し、その解決策として新相対変位算定式を提案する。とくに、既往設計指針と相対変位について計算結果の比較を行い、提案式の妥当性について明らかにする。

Key Words: expansion joint, single spanned pipe bridge, relative displacement, water pipelines

1. はじめに

水管橋上に設置される水道管には、温度変化による伸縮や地盤震動による相対変位が生じる。地盤変状によって、橋台が大きく回転変形しない限り、その変位は管軸方向と管軸直角水平方向に生じる。

橋台間の相対変位は、基本的には水道管の伸縮変形で吸収しなければならないが、相対変位量が大きくなると管路の変形では追従できず、管体が破損する可能性がある。それを回避するために、伸縮可撓継手が設置される。

伸縮可撓継手は、相対変位を吸収するのが目的であり、地震動による相対変位が伸縮可撓継手の限界変位以内であれば所期の目的を達成することができる。その意味で、伸縮可撓継手の設計においては、地震動による相対変位量が設計上の最重要パラメータとなる。

従来の相対変位算定方法として、水道用鋼管路における伸縮可撓管 WSP024-2013¹⁾ (略して既往設計指針) では、独立水管橋の架空部に生じる橋台間相対変位の算定

式が規定されてきた。

ところで、地盤震動による相対変位は、本来地震波の波動伝搬による位相差に起因して発生するものであるもので、相対変位算定式はその特性を反映した定式化がなされなくてはならない。しかしながら、既往設計指針の算定式 (略して既往設計式) はその点が明解でないという特徴がある。さらに、既往設計指針では先験的に伸縮可撓継手の設計変位を指定しているが、その妥当性に対する検証が無いという状況にある。

本論では既往設計指針の地震時相対変位算定式の問題点を検討するとともに、管軸方向および管軸直角方向相対変位の新算定式を提案する。そして、相対変位について既往設計式と提案式の結果を比較検討する。

2. 対象

(1) 検討対象

本論では図-1 に示す単径間埋込型水管橋を対象とする。

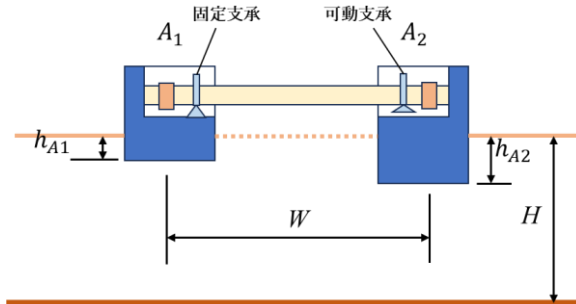


図-1 検討対象

ここで、

- h_{A1} : 地表面から橋台 A1 基礎底面までの深さ
- h_{A2} : 地表面から橋台 A2 基礎底面までの深さ
- W : 径間長 (橋台間離隔距離)
- H : 地表面から工学的基礎までの地盤深さ

(2) 座標系

水管橋を含む水道管路の座標系は、管軸方向をx方向とする下記の座標系とする。

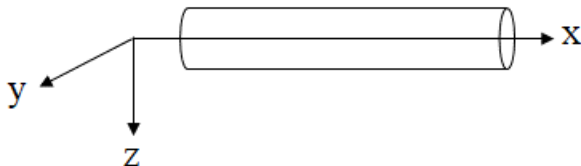


図-2 座標系

3. 既往設計指針の相対変位算定法

既往設計指針では、橋台下部工の橋軸方向地震時相対変位を δ_x として下記の算定式(既往設計式)を定義している。

$$\delta_x = \frac{U_R + U_G}{n} \quad (1)$$

ここで、

- n : 両橋台間の伸縮可撓継手の設置個数
- U_G : 橋台間地盤伸縮変位

$$U_G = \varepsilon_G \cdot W \quad (2)$$

ただし、

- ε_G : 地盤ひずみ²⁾
- W : 径間長

表-1 地盤種別に応じた地盤ひずみ¹⁾

地盤種別	地盤ひずみ (ε_G)
	%
I 種地盤 [$T_G < 0.20$]	0.25
II 種地盤 [$0.20 \leq T_G < 0.60$]	0.375
III 種地盤 [$0.60 \leq T_G$]	0.5

U_R : 両橋台応答変位の二乗和の root

$$U_R = \sqrt{U_{R1}^2 + U_{R2}^2} \quad (3)$$

ただし、橋台 i の応答変位は次式で表現する。

$$U_{Ri} = U_{fi} + U_{pi} \quad (4)$$

そして、

- U_{Ri} : 橋台 i の応答変位
 - U_{fi} : 橋台基礎底面での応答変位
 - U_{pi} : 橋台躯体の応答変位³⁾
- (下部工埋込型の橋台では考慮せず)

図-3 は、橋台応答変位 U_{Ri} , U_{fi} , U_{pi} の説明図である。

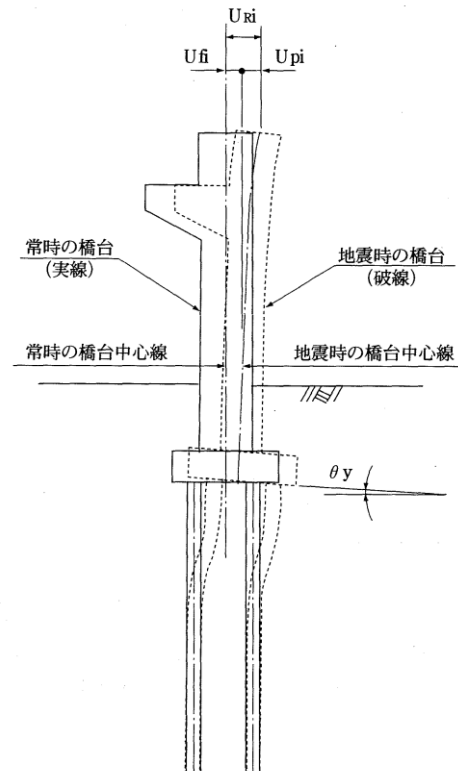


図-3 地震時の橋台挙動 (出典: WSP024)

既往設計指針の問題点として、以下の項目を挙げることができる。

1) n について

既往設計指針では、橋台上部に作用する変位量を伸縮可撓継手の台数分 n で等分している。しかし、地盤震動では可動支承側の伸縮可撓継手で地震時相対変位を全面的に吸収することを原則としている。その場合には、固定支承側の伸縮可撓継手による相対変位吸収は機能しないことになる。したがって、 $n = 1$ でなければならない。

もし、レベル2地震動による相対変位が可動支承側伸縮可撓継手で全面的に吸収できない場合は、可動支承側伸縮可撓継手は、固定支承を破壊することで固定支承側伸縮可撓継手を機能させることになる。しかし、その破壊プロセスが想定通りに進展するかは確率事象になるため、そのリスク分析無しに $n = 2$ とすることはできない。

2) U_G について

U_G は、橋台間の地盤ひずみの最大値 ε_G が矩形分布していると仮定した場合の相対変位を意味しており、次式により算定されたものである。

$$U_G = \int_0^W \varepsilon_G dx = \varepsilon_G \cdot W \quad (5)$$

3) U_R について

第 i 番目橋台の U_{Ri} は、 U_{fi} と U_{pi} の和として算定されている。橋台が剛体と見なせる場合は、橋台躯体の応答変位はゼロのため、 $U_{pi} = 0$ としている。

そして、 U_R は U_{R1} と U_{R2} の二乗和の root で与えられているが、橋台間相対変位とは無関係な量であることに注意しなければならない。

4) δ_x について

既往設計指針の相対変位 δ_x は、式(1)で提示されている。その評価式は地震波の管軸方向伝搬特性を反映せず、両橋台天端の応答変位の二乗和の root U_R と最大地盤ひずみ矩形分布条件下での相対変位 U_G の和として表現されている。すなわち、 δ_x は橋台間相対変位とは異なる物理量を示している。

5) 伸縮可撓継手の限界変位について

現行設計指針では、伸縮可撓継手の吸収性能を鑑みて、常時と地震時を考慮した最終的な限界変位を最大 $\delta_x = \pm 100 \sim 200 \text{mm}$ としている。しかし、本来的には、地震時相対変位の最大値を確認した後、それを包絡する最大変位を満足するように、伸縮可撓継手の限界変位を決定すべきであるが、その手順が逆順になっている。

4. 提案式における相対変位算定法

両橋台間地震時相対変位 Δ_x は、水平方向に伝搬する地盤波により生成されることから、次式で定義できる。

$$\Delta_x = \int_0^W \varepsilon_G \sin\left(\frac{2\pi}{L}x\right) dx \quad (6)$$

ここで、

L : 地震波水平方向伝搬波長の橋台間平均値

埋込型橋台は一般的に十分な剛性を持つことから剛体と仮定できる。この時、橋台上の管路固定支承での地震時変位挙動は、橋台基礎底面の地震応答変位に追従することになる。地盤震動を受けた時、橋台間離隔距離が大きい一対の橋台の応答相関性は必ずしも大きくないが、橋台間離隔距離が短いと両者の応答相関性は大きくなる。このことから、他端の橋台変位は径間長分の地震波の位相差に相当する応答変位の差異が生じると見なすことができる。

したがって、橋台間相対変位は式(6)を解くことで次式の表現が得られる。

$$\Delta_x = U_f \left[\cos\left\{\frac{2\pi}{L}x_0\right\} - \cos\left\{\frac{2\pi}{L}(x_0 + W)\right\} \right] \quad (7)$$

ここで、

U_f : 橋台基礎底面での地震応答変位

x_0 : 地震波評価位置

ところで、式(6)、式(7)は両橋台間表層地盤が整層で、その震動特性が均一で地盤卓越周期 T および水平方向伝搬波長 L が一定である場合の展開式である。もし、それぞれの橋台近傍の地盤卓越周期が若干異なる場合には、伝搬波の形状が若干歪むことで、それぞれの橋台位置での地震応答変位 U_{f1} 、 U_{f2} を表現することになる。その場合には、式(7)は近似的に次式で表現できることになる。

$$\Delta_x \cong U_{f1} \cos\left(\frac{2\pi}{L}x_0\right) - U_{f2} \cos\left\{\frac{2\pi}{L}(x_0 + W)\right\} \quad (8)$$

ここで、

U_{fi} : 橋台 i の基礎底面での地震応答変位

上記の考察に基づくと、橋台 A1 の地震応答変位 U_{fA1} は式(9)で表現でき、橋台 A2 の地震応答変位 U_{fA2} は、式(10)で推定できることになる。

$$U_{fA1} = \frac{2}{\pi^2} S_V(T_{A1}) T_{A1} \cdot C_{A1} \cdot \cos\left(\frac{2\pi}{L}x_0\right) \quad (9)$$

$$U_{fA2} = \frac{2}{\pi^2} S_V(T_{A2}) T_{A2} \cdot C_{A2} \cdot \cos\left\{\frac{2\pi}{L}(x_0 + W)\right\} \quad (10)$$

ここで、

- U_{fAi} : 橋台*Ai*の地震応答変位
- S_V : 設計速度応答スペクトル⁴⁾
- T_{Ai} : 橋台*Ai*位置での地盤卓越周期
- C_{Ai} : 橋台*Ai*の相対変位算定用調整係数

上記の調整係数 C_{Ai} は、短周期地盤で軟弱な表層地盤層厚が浅くなる時、工学的基盤までの深さ H が小さくなり、橋台基盤深さが工学的基盤面内を越える場合が発生する。この状況は応答変位法の適用外であり、この状況を解決するため、その便宜的処理のために導入する係数である。応答変位法では対象地中構造物は表層地盤内に位置しているものと仮定しているため、このような事態が発生した場合は、便宜的に橋台は表層地盤の中間位置の地盤応答変位に従うものと仮定し、以下のように式(9)、(10)を調整する。

$$C_{Ai} = \begin{cases} \cos\left(\frac{\pi}{2H_{Ai}}h_{Ai}\right) & \text{for } h_{Ai} \leq \frac{H_{Ai}}{2} \\ \cos\left(\frac{\pi}{4}\right) & \text{for } h_{Ai} > \frac{H_{Ai}}{2} \end{cases} \quad (11)$$

ここで、

H_{Ai} : 橋台*Ai*での地盤深さ

5. 橋台間最大相対変位

地震波が水平方向に波長 L で伝搬しているとする、対岸の橋台応答変位には径間長 W 分の位相差が生じることで両橋台間において相対変位が発生する。その相対変位は原則的には可動支承側に隣接して設置されている伸縮可撓継手で吸収されることになる。ここで、橋台A1とA2の間の(管軸方向)相対変位 Δ_x は式(8)より次式で求められるものとする。

$$\Delta_x = U_{RA1} - U_{RA2} \quad (12)$$

ここで、

U_{Ri} : 橋台*i*の管軸方向地震応答変位であり、次式で算定する。

$$U_{RAi} = U_{fAi} + U_{pAi} \quad (13)$$

管軸直角方向の相対変位 Δ_y は、既往設計指針のSH波モデルの伝搬波⁵⁾を考えると、式(12)、(13)と同様の定式化により次式で算定できることになる。

$$\Delta_y = U_{y,RA1} - U_{y,RA2} \quad (14)$$

ここで、

$U_{y,RAi}$: 橋台*i*の管軸直角方向応答変位
便宜的には、 $U_{y,RA1} = U_{RA1}$ 、 $U_{y,RA2} = U_{RA2}$ と仮定することも可能である。

したがって、橋台間の鉛直軸廻り角度 θ_z は、次式で定義することができる。

$$\theta_z = \tan^{-1}\left(\frac{\Delta_y}{W}\right) \quad (15)$$

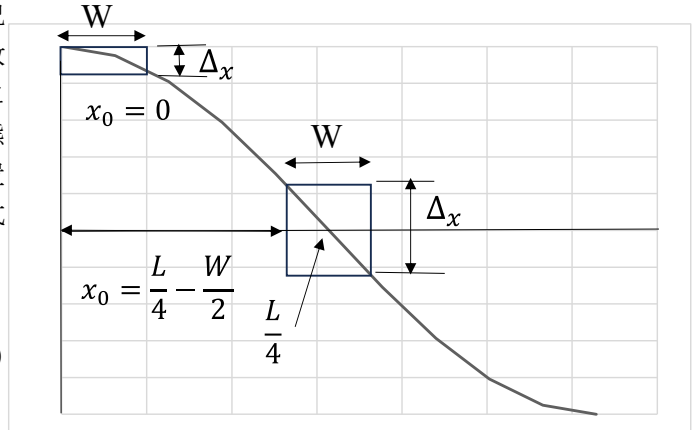


図4 x_0 位置に伴う相対変位 Δ_x の変化

最大相対変位を与える x_0 の位置は、以下のように算定することができる。

(1) $h_{A1} = h_{A2}$ の場合

橋台間の最大地盤相対変位 Δ_x は、地震波の腹部分すなわち、 $L/4$ が水管橋の中央部を通過するときが発生する。その状況を図4に示す。このとき、式(10)の x_0 は次式で与えられる。

$$x_0 = \frac{L}{4} - \frac{W}{2} \quad (16)$$

短周期地盤での上記の便宜的な処理よりも、より厳密な解析を求める場合には、対象地盤と橋台を一体とする構造系の地震応答解析を行うことが必要となる。

(2) $h_{A1} \neq h_{A2}$ の場合

この場合には、左右も橋台応答変位が異なるため、その大きさに応じた分の x_0 位置が変動する。橋台間の最大地盤相対変位 Δ_x は極値すなわち、傾きが0の時に得られ、次式となる。

$$\Delta'_x = u \cdot \sin\left\{\frac{2\pi}{L}(x_0 + W)\right\} - U \cdot \sin\left(\frac{2\pi}{L}x_0\right) = 0 \quad (17)$$

ここで、

$$U = \frac{2}{\pi^2} S_V(T_{A1}) T_{A1} \cos\left(\frac{\pi}{2H} h_{A1}\right) \quad (18)$$

$$u = \frac{2}{\pi^2} S_V(T_{A2}) T_{A2} \cos\left(\frac{\pi}{2H} h_{A2}\right) \quad (19)$$

上式(17)を x_0 について解くと次式が得られる。

$$x_0 = \frac{L}{2\pi} \tan^{-1} \left(\frac{u \cdot \sin \frac{2\pi W}{L}}{U - u \cdot \cos \frac{2\pi W}{L}} \right) \quad (20)$$

6. 数値計算例

(1) 計算条件

本論では既往設計式と新算定式の結果を比較検討する。設計条件を表-2に示す。

表-2 設計条件

項目	記号	単位	数値
表層地盤N値	N		5
地盤種別			砂質土 (10^{-4})
地表面から橋台基礎底面までの高さ	h_{A1}, h_{A2}	m	6.75

この設計条件に従って算定したレベル2地震動に対する地震時相対変位の結果を比較したのが、図-5である。同図では、橋長5m~20mの単径間独立水管橋を対象として、既往設計指針(δ_x)と提案式(Δ_x)の相対変位を比較している。

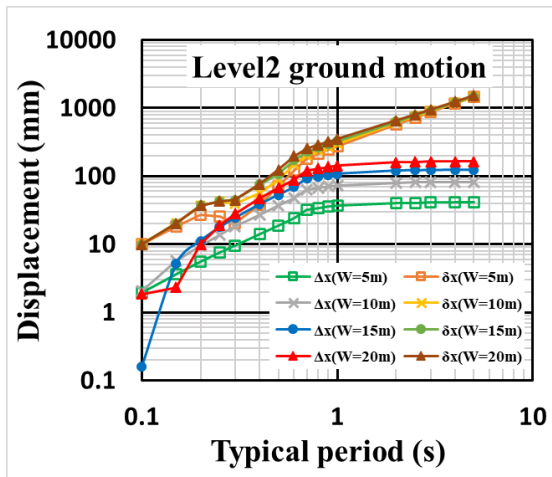


図-5 橋台間相対変位比較

地盤卓越周期の長周期側では、提案式の相対変位は一定の値を示している。一方、既往設計式の相対変位は周期の増大に比例して大きく増加する傾向を示している。

たとえば、地盤卓越周期5秒で相対変位は $\Delta_x = 165\text{mm}$ (提案式)、 $\delta_x = 1520\text{mm}$ (既往設計式)を示している。

ところで、過去の地震災害⁹⁾では地盤震動による伸縮可撓継手が200mmを大きく越える相対変位を生じて継手が脱管する被害報告が見られないことから、地震時相対変位が1mを越える算定をする既往設計式は過大評価を与えている懸念がある。その点から、提案式が全地盤卓越周期に亘って、概ね200mmを越えない値を算定している点で、提案式の適合性が優れていると考えられる。

さらに、図-6によると、鉛直軸廻り角度は、提案式に従うと全地盤卓越周期に亘って1°を越えないが、既往設計式によると1秒以上の地盤卓越周期領域で設計推奨値の1°の限界角度を越えていることがわかる。

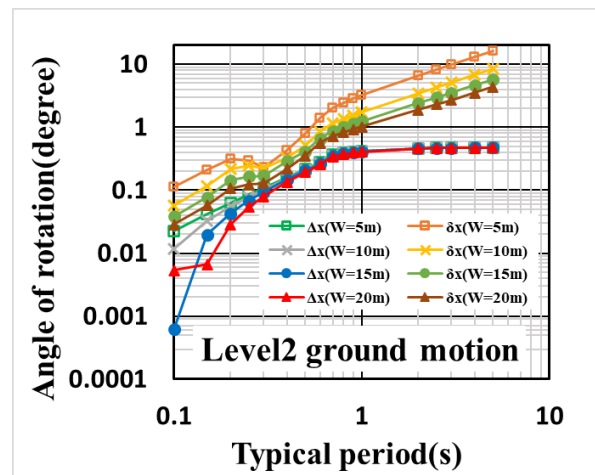


図-6 橋台間鉛直軸廻り角度比較

7. まとめ

レベル2地震動発生時に水管橋上伸縮可撓継手に作用する相対変位の算定式を提案した。得られた成果を下記に示す。

- 1) 水管橋設置伸縮可撓継手の橋台間の地盤震動に対する相対変位算定方法を定式化した。
- 2) 既往設計式は、地盤卓越周期に比例して増大する傾向があり、長周期側では200mmを大きく超過する相対変位を算定し、過去の被害事例との整合性が見られない傾向を確認した。
また、鉛直軸廻り角度についても、既往設計式は1秒以上の地盤卓越周期領域で設計推奨値1°の限界角度を越えていることを確認した。
- 3) 地震波伝搬による位相差を考慮した提案式は、地盤卓越周期の全領域で安定的な相対変位を算出し、その最大値は200mm以下であった。この値は、過去の地震被害事例とも整合的であり、算定式の適合性を示している。

また、鉛直軸廻り角度についても、提案式は地盤卓越周期の全領域で1°以下であった。

謝辞：本研究は日本ニューロン株式会社の支援により実施した研究であり、ご協力に深甚の感謝を申し上げます。

REFERENCES

- 1) 日本水道鋼管協会：水道用鋼管路における伸縮可撓管 WSP024-2013, 日本水道鋼管協会, 2013, [WSP : Expansion joints for water supply pipelines, WSP 024-2013, WSP, 2013.]
- 2) 小池 武：ライフラインの耐震設計法, 京都大学学術出版会, 2023, [Koike, T.: *Seismic Design Method of Lifelines*, University Press of Kyoto University, 2023.]
- 3) 公益財団法人日本道路協会：道路橋示方書・同解説 V 耐震設計編, 2017, [Japan Road Association: Earthquake Resistant Design Specification of Highway Bridges, Japan Society of Civil Engineers (JSCE), 2017.]
- 4) 日本水道協会：水道施設耐震工法指針, 日本水道協会, 2022, [JWWA: Seismic Design Guideline of Water Pipelines and their Facilities, JWWA, 2022.]
- 5) O'Rourke, M.J., and I. Hossain : Horizontal Soil Strain Due to Seismic Waves, *Journal of Geotechnical Engineering*, ASCE, Vol.110, No.9, pp.1173-1187, 1984.
- 6) 土木学会：都市ライフラインハンドブック, 土木学会, 丸善株式会社, 2010, [JSCE: *Handbook of Urban Lifelines*, Maruzen Corporation, 2010.]

水道管路継手の性能評価のための ベローズ型伸縮可撓継手の限界変位実験

西 勇也¹・金丸 佑樹²・松本 大³・小池 武⁴・鋤田 泰子⁵

¹正会員 管路防災研究所 (〒619-0237 京都府相楽郡精華町 2-2-5 関西文化学術研究都市内)
E-mail: y-nishi@neuron.ne.jp

²正会員 管路防災研究所 (〒619-0237 京都府相楽郡精華町 2-2-5 関西文化学術研究都市内)
E-mail: y-kanamaru@neuron.ne.jp

³非会員 管路防災研究所 (〒619-0237 京都府相楽郡精華町 2-2-5 関西文化学術研究都市内)
E-mail: d-matsumoto@neuron.ne.jp

⁴正会員 管路防災研究所 (〒619-0237 京都府相楽郡精華町 2-2-5 関西文化学術研究都市内)
E-mail: koike-takeshi@ka3.so-net.ne.jp

⁵正会員 神戸大学教授 工学研究科市民工学専攻 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台 1-1)
E-mail: kuwata@kobe-u.ac.jp

水道管路におけるベローズ型伸縮可撓継手は、管路の熱伸縮だけではなく管路と構造物との地震時相対変位を吸収するために設置される。ベローズは疲労設計法で与えられる限界変位を超えないように設計されるが、この限界変位と地震時に起こり得る伸縮可撓継手の破壊モードとの関係は実験的に明らかにされていない。そこでベローズの基本的特性を示す1山ベローズを用いて繰返し変位載荷実験を実施し、ベローズの疲労特性を調査した。

Key Words: bellows, expansion joint, water pipeline, seismic design, critical displacement

1. はじめに

水道管路を管理する事業体は、地震や不同沈下が発生した際、管路の破断とそれに伴う漏水の発生を避けることが最重要事項となる。水道管路は標準寸法の管体(単管)が直列に連結して構成されているが、管路途中には曲がり部、分岐部、バルブ室、ポンプ室、立坑部、配水池あるいは河川横断橋などさまざまな設備が設置されている。平時および地震時において給水機能を維持するためには、管路途中あるいは管路と各施設との接続部での漏水が発生しないように細心の注意が払われねばならない。

水道関連施設は基本的に不同沈下抑止のために杭基礎などの基礎構造を用いて設置されるが、それに接続する埋設管路は地盤に直接埋設されるため、施設と管路の間で管軸直角方向に相対変位が発生する。そして、その変位が過大になると管路の剪断破壊による漏水が懸念されるため、これを抑止する目的で伸縮可撓継手が設置される。水管橋に設置される地上管では、水管橋各部の地震応答変位を管路変位で吸収する必要があり、そのために

伸縮可撓継手が必要箇所に挿入される。この場合でも、水管橋の支柱が想定以上の大変位を生じて伸縮可撓継手の限界を超過すれば、継手損傷・漏水が発生することになる。すなわち、地震時における水道管路破損・漏水は、管本体の損傷や管継手の破損により発生するだけでなく、管路と施設との接続部に設置される伸縮可撓継手部の損傷により発生することも考慮しなければならない¹⁾。

伸縮可撓継手には、地震時の損傷を防ぐために、地震変位に対して十分な性能が求められる²⁾。しかし、ベローズは従来、小さな常時変位に対する疲労寿命に基づいて設計されている。つまり、地震時に想定される大きな変位に対するベローズの低サイクル疲労特性は実験的に明らかにされていない。

2. ベローズ型伸縮可撓継手の概要

(1) 用途と特徴

水道等の管路を構成する配管継手の一種に伸縮可撓継手がある。その主な用途は常時おける様々な管路変位吸

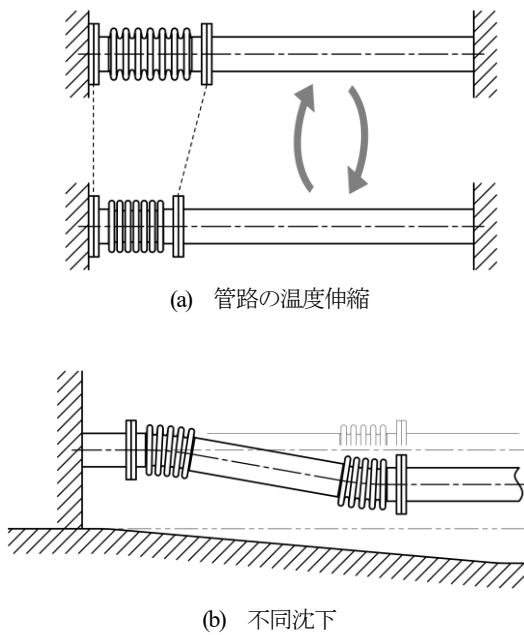


図-1 伸縮可撓継手の用途

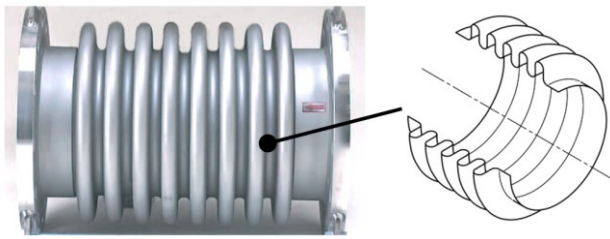


図-2 ベローズ

収を目的に設置されるが、地震時大変位による伸縮可撓継手破損を抑止するための耐震性能が付随的に要求されることになる。伸縮可撓継手は設置場所の違いから、水管橋上部工や地上タンクなどに使用される地上型伸縮可撓継手と地中構造物から埋設配管への接続部に使用される埋設型伸縮可撓継手に分けることができる。地上型継手は常時荷重として管の温度変化による熱伸縮を吸収し、地震時には管路の地震応答変位が作用する。一方埋設型継手は常時荷重として埋設箇所不同沈下変位を吸収し、地震時には地中構造物と埋設管路の相対変位が作用する(図-1)。

伸縮可撓継手の主要部品であるベローズは金属製のパイプを山谷の蛇腹状に成形した部材である(図-2)。この山谷の形状は柔軟性に優れ、ベローズは軸方向、軸直角方向、軸曲げ方向に弾塑性変形を繰り返すことができる(図-3)。また、一般鋼管に比べて非常に低い剛性を持つため振動の絶縁性にも優れる。ベローズの特性は板厚や山形状、山数などの寸法に依存し、主に疲労寿命や耐圧性によって性能が評価される。

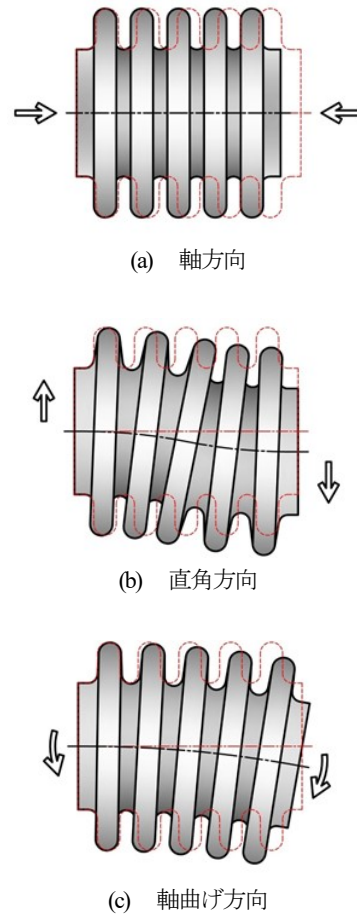


図-3 ベローズの変位

(2) 現行設計法の課題

管路に設置されるベローズ型伸縮可撓継手の設計法はASME B31.3に規定されている³⁾。この規定ではベローズの強度評価法としてEJMA(Expansion Joint Manufacturers Association)が定めた疲労設計式⁴⁾を引用している。したがってベローズ型伸縮可撓継手は、従来から管路の温度変化等の常時変位を対象として $10^2 \sim 10^6$ 回程度の計算疲労寿命に対して設計されている。この設計式の適用範囲は1山当たりの変位量が比較的小さな場合に限定されている。これは疲労設計の基準となる素材の疲労曲線が単軸応力状態の疲労特性に基づくものであることから、変位によって生じるひずみが単軸応力状態とみなせる変位範囲に限定するための制約であると考えられる。

一方で地震時には既往設計法の適用範囲を超えた大変位が伸縮可撓継手に作用することが想定される。このような大変位に対するベローズの疲労特性について実験的に十分に検証されてこなかった。本研究ではベローズの基本的特性を示す1山ベローズを対象に変位载荷実験を行い、大変位時のベローズ低サイクル疲労挙動について検討する。

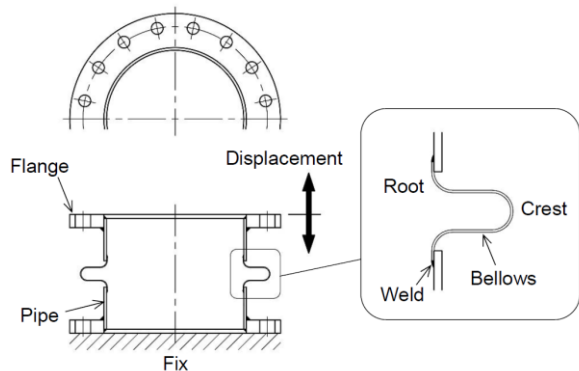


図-4 実験概要

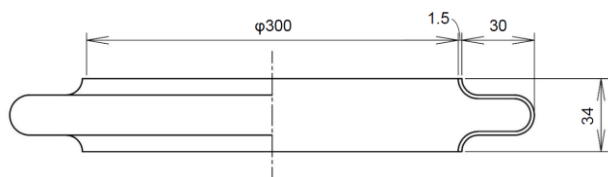


図-5 ベローズ寸法

3. 伸縮可撓継手の繰返し変位载荷実験

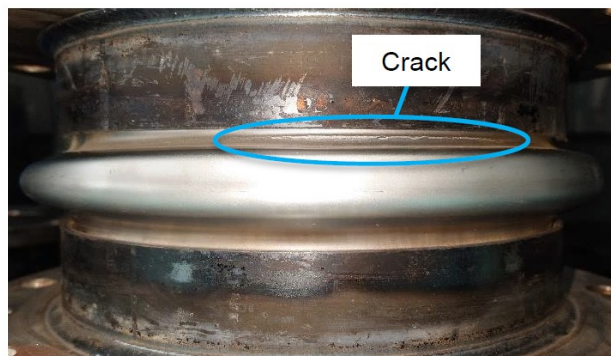
(1) 実験条件

ベローズ型伸縮可撓継手は複数のベローズ（山型）で構成され、全体の伸縮量は一山のベローズ変位の複数倍で表される。したがって、ベローズ型伸縮可撓継手の変形特性は一山のベローズの変形特性を調査することで、その基本的特性が把握できる。

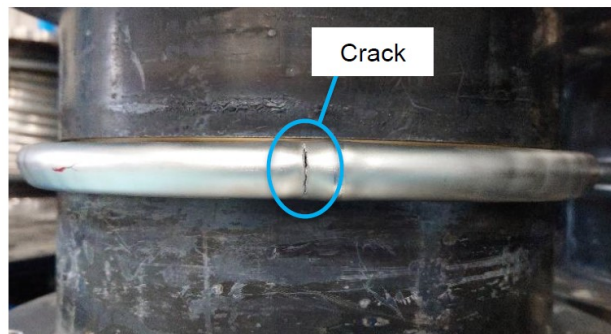
実大実験では、図-4 に示すように1個のベローズに対して引張荷重を载荷して作用荷重・変形関係を調べるとともに、破壊に至るまでの変位サイクル数を記録した。ベローズの寸法は図-5 のとおり、口径 $\phi 300$ 、山高 30mm、ピッチ 34mm、板厚 1.5mm である。ここで ASME 既往設計法の適用範囲は伸び 17mm、圧縮 15.5mm となる。変位条件は軸方向の伸長圧縮双方向に $\pm 10\text{mm}$ 、 $\pm 15\text{mm}$ 、 $\pm 20\text{mm}$ 、 $\pm 25\text{mm}$ 、 $\pm 30\text{mm}$ 、そして伸長方向のみ $+25\text{mm}$ 、 $+30\text{mm}$ 、 $+35\text{mm}$ の計 8 条件を供試体 2 台ずつ実施した。

(2) 実験結果

実験結果を表-1 に示す。図-6 に亀裂の状態を示す。ASME 既往設計法の適用範囲ではベローズの内径側谷部に、周方向亀裂が発生した。一方で適用範囲を超える変位量では外径側山頂部に軸方向の皺が生じ、その皺を基点とした亀裂の発生が見られた。実験結果疲労寿命と ASME 疲労曲線を比較すると図-7 となる。全振幅が同等となる伸長圧縮 $\pm 15\text{mm}$ と伸長のみ $+30\text{mm}$ を比較すると疲労寿命回数で 4 倍ほどの差があり、亀裂の発生形態にも差異が見られた。



(a) 周方向割れ



(b) 軸方向割れ

図-6 亀裂の状態

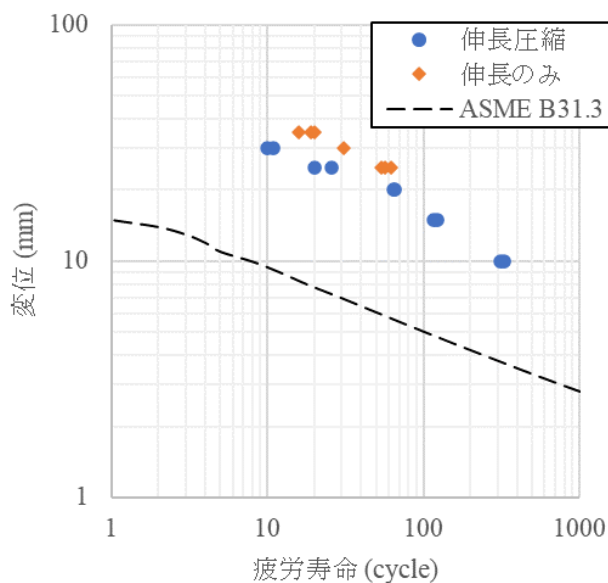


図-7 ベローズの低サイクル疲労特性

ベローズの変位量と荷重の関係を図-8 に示す。ベローズは変位によって塑性変形するため、変位と荷重の関係はヒステリシスループを描く。ASME 既往設計法の適用範囲外の双方向変位ではベローズの内面が干渉することで圧縮時に荷重が急増する現象が確認された。

表-1 繰返し変位载荷実験結果

载荷方向	変位	疲労寿命 回数(平均)	亀裂発生 箇所	亀裂方向
伸長圧縮 双方向	±10mm	320	Root部	周方向割れ
	±15mm	120	Root部	周方向割れ
	±20mm	65	Crest部	軸方向割れ
	±25mm	23	Crest部	軸方向割れ
	±30mm	10.5	Crest部	軸方向割れ
伸長方向	+25mm	58	Crest部	軸方向割れ
	+30mm	31	Crest部	軸方向割れ
	+35mm	18	Crest部	軸方向割れ

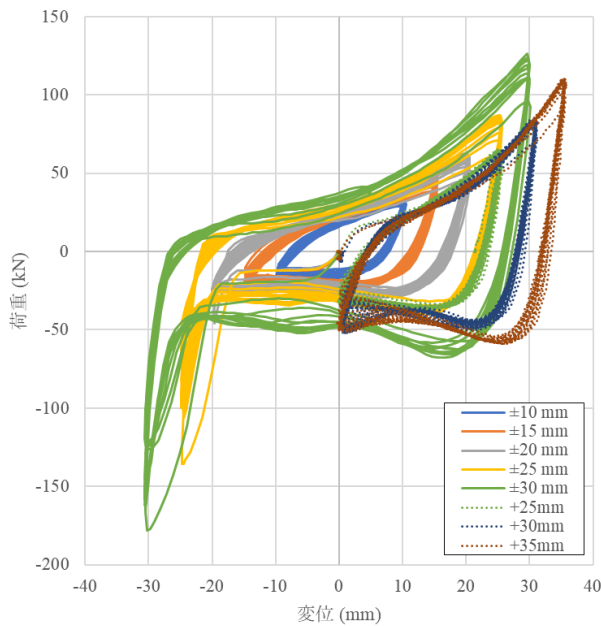


図-8 ヒステリシスループ

5. まとめ

これまで十分に検証されてこなかった、地震時に想定される大きな変位に対する伸縮可撓継手の低サイクル疲労特性について実験的に検証した。繰返し変位载荷実験からベローズの変位 - 疲労破壊サイクル関係および変位 - 反力関係のヒステリシスループを得た。また既往設計法の適用範囲では周方向亀裂が発生し、適用範囲を超える変位量では軸方向の皺を基点とした亀裂の発生が見られた。

謝辞：本研究は日本ニューロン株式会社の支援により実施した研究であり、同社設計部門、製造部門のご協力を深甚の感謝を申し上げます。

REFERENCES

- 1) 東出知大, 藪口貴啓, 今井敏雄, 小池武: 東北地方太平洋沖地震における水道用伸縮可撓管損傷メカニズムについて, 土木学会論文集 A1 (構造・地震工学), Vol.68, No.4, I_800-I_806, 2012., [Higashide, T., Yabuguchi, T., Imai, T. and Koike, T.: Damage mechanism of expansion joints of water lifelines in the 2011 Great East Japan Earthquake, JSCE, Journal of JSCE A1, Vol.68, No.4, I_800-I_806, 2012.]
- 2) 日本水道鋼管協会: 水道用鋼管路における伸縮可撓管 WSP 024-2013, 日本水道鋼管協会, 2013, [WSP: Expansion joints for water supply pipelines, WSP 024-2013, WSP, 2013.]
- 3) The American Society of Mechanical Engineers: ASME B31.3-2012 Process Piping, pp. 461-465, 2012.
- 4) Expansion Joint Manufacturers Association, inc: Standards of Expansion Joint Manufacturers Association, inc 10th Edition, 2016.

給水装置引込み部の耐震性評価のための 土層実験と基礎解析

福島 充貴¹・鈴木 剛史²・大沼 博幹³・清野 純史⁴

¹ 正会員 建築設備用ポリエチレンパイプシステム研究会〒520-3081 滋賀県栗東市野尻7-5)
E-mail: mitsuki.fukushima@sekisui.com

² 正会員 積水化学工業株式会社 総合研究所 (〒105-8566 東京都港区虎ノ門2-10-4)
E-mail: tsuyoshi.suzuki@sekisui.com

³ 正会員 大沼水道技術研究所 (〒950-3323 新潟市北区東栄町2-3-28)
E-mail: onuma@ae.auone-net.jp

⁴ 正会員 京都大学名誉教授 (〒615-8520 京都市西京区京都大学桂京都大学ローム記念館)
E-mail: kiyono.junji.5x@kyoto-u.jp

(公財) 給水工事技術振興財団の東日本大震災と熊本地震の給水装置被害状況調査報告書^{1) 2)}によると、給水装置引込み部の被害件数が配水管の被害件数を上回っており、給水装置引込み部の耐震化の重要性が指摘されている。

給水装置引込み部の耐震性向上の手法として、様々な手法が検討されてきたが、回転機構を有するサドル付分水栓の開発により、簡素でかつ合理的にレベル2地震動にも対応できることが確認されてきた^{3) 4)}。

しかし、これまではそれぞれの回転式サドル付分水栓について個別に土層実験により耐震性を評価しなければならず、非常に手数のかかる評価プロセスであった。最終的には数値解析により耐震性を評価することを目的としているが、本論文は、簡易な弾性床上の片持ち梁モデルで発生ひずみの基礎的な検討を行い、実験値と比較することで今後のより複雑な数値解析に向けての課題について調査したものである。

Key Words: service pipe, polyethylene pipe, seismic design, slippage effect, Fundamental analysis

1. はじめに

2011 東日本大震災や 2016 熊本地震では給水装置引込み部の被害件数が配水管の被害件数を上回っており、この部位の耐震性向上が重要と指摘されている^{1) 2)}。

これまでの研究では配水管にすべりが発生した場合を想定し、配水管と T 字形に設置されている給水装置引込み部に変形が集中することに着目して耐震性を評価してきた。

実際、土層内に配水管と給水装置引込み部を設置し、配水管に 300mm のすべりを与えて、給水装置引込み部への影響を評価してきた^{3) 4)}。なお、すべり量 300mm は日本協の水道施設耐震工法指針のモデル地盤に基づきレベル 2 地震動 (加速度応答スペクトル 100kine) を想定して算出したものである。

様々な配管構造について研究したが、結果として、サドル付き分水栓に回転機構を付加するだけで、伸縮可と

う管などが無くとも、レベル 2 地震動に対応できることが確認された。

しかし、それぞれの開発メーカーによる回転式サドルの性能には違いがあり、製品ごとに土層実験により耐震性能を評価しなければならなかった。

今後は数値解析により耐震性能を評価することが重要と理解しており、今回は簡易な計算モデルで発生ひずみを予測し、実験結果との乖離を調べ、計算モデルの適切な条件などを調査したものである。

2. 土槽実験の概要

土槽実験を行った給水システムを図-1 に示す。発生ひずみの各測定点を図-2 に示す。

分岐する金属管をダクタイル鋳鉄管とし、サドル付分水栓は回転式とし、継手は広く採用されている金属製の締め付け継手を用いた。鋳鉄管と給水装置引込み部

みの発生位置は、管の立ち上がり部（クランク部）の埋設深さが変化するエルボの手前であり、クランク部分が管の伸びを部分的に拘束したことが影響したと考えている。

曲げひずみは、配水管のすべり量の増加と共に最大ひずみの発生位置が移動し、300mm すべりの段階では、配水管中心部から 455mm の位置で発生し、最大ひずみが 1.6% となった。また、配水管中心部から 90mm と立ち上げ手前の 1133.5mm の位置には曲げひずみがほとんど発生していない。これは、回転機構が機能していることとクランクの変形（配水管側への移動）などが理由と考えている。

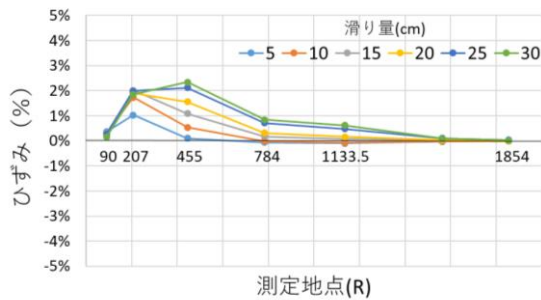


図-3 発生ひずみ

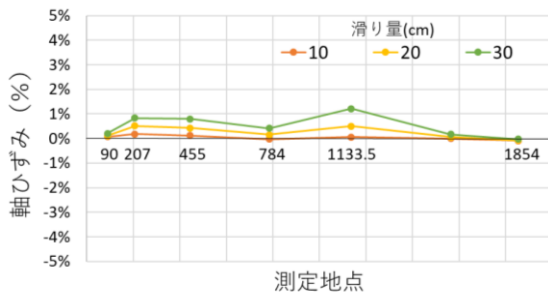


図-4 軸ひずみ

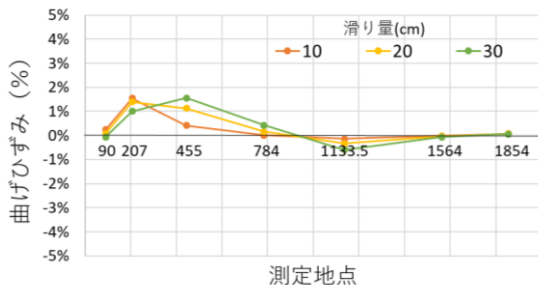


図-5 曲げひずみ

4. 基礎解析による給水管部に発生する曲げひずみの検討

(1) 基礎解析のための計算モデル

実験を数値解析によって再現するための基礎解析のモデルを図-6 に示す。モデルは給水管が地盤に囲まれ、また分水栓が回転機構を有することから、土槽実験クランク部を固定端とした弾性床の上の片持ち梁であり、2次元水平面内の固定端を原点として左向きに x 軸正方向、荷重作用方向を y 軸正方向の片持ち梁として理論式を展開した。ただし、実験との整合性を取るため、最終的な結果の図では、サドル付分水栓である荷重作用点を原点とし、ここからの給水管上の点までの距離をプロットしている。管の基本物性と解析モデルの条件を表-1 に示す。管長 1.2m の自由端に加力し、変位は 300mm としている。地盤反力係数においては、それぞれ条件を振って解析を行った。

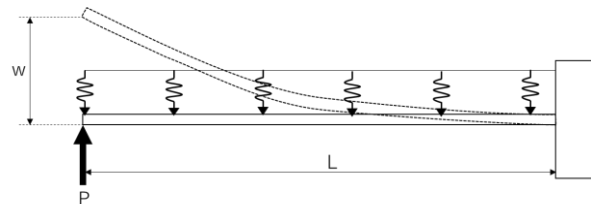


図-6 解析モデル

管の基本物性 (Φ20)	外径 D(mm)	27.0
	管厚 t(mm)	3.4
	内径 d(mm)	19.6
地盤反力係数 K (kN/m ³)		5,000
		10,000
		20,000
管長 ℓ (m)		1.2
変位 w(m)		0.3

表-1 解析モデルの条件

(2) 基礎解析による発生曲げひずみの予測

単位長さあたりの地盤反力係数 $k(N/m^2)$ なる弾性地盤から反力を受ける、一様な曲げ剛性 EI を有する梁のたわみ曲線 $y(x)$ の微分方程式は次式で与えられる。

$$EI \frac{d^4 y}{dx^4} + ky = 0 \quad (1)$$

この式の一般解は $C_1 \sim C_4$ を積分定数とすると以下のようになる。

$$y = e^{\beta x} (C_1 \cos \beta x + C_2 \sin \beta x) + e^{-\beta x} (C_3 \cos \beta x + C_4 \sin \beta x) \quad (2)$$

ここに β は次式で表される曲げ剛度である。

$$\beta = \sqrt[4]{\frac{k}{4EI}} \quad (3)$$

境界条件としてクランク部の固定条件と荷重 P が作用する自由端の条件は次式で表される。

$$y = 0, \quad \frac{dy}{dx} = 0 \quad (x = 0) \quad (4)$$

$$\frac{d^2y}{dx^2} = 0, \quad \frac{d^3y}{dx^3} = -\frac{P}{EI} \quad (x = l) \quad (5)$$

式(1)～(5)を解くことによって得られる変形と断面力は以下のようになる⁵⁾⁶⁾。

$$y = \frac{2P\beta}{K(C^2 - c^2)} [CG_4(l - x, x) - cG_3(x, l - x)] \quad (6)$$

$$\theta = \frac{2P\beta^2}{K(C^2 + c^2)} \left[\begin{array}{l} CG_1(l - x, x) + CG_2(x, -x) \\ +CG_1(x, l - x) - cG_2(x, l - x) \end{array} \right] \quad (7)$$

$$M = -\frac{P}{\beta(C^2 + c^2)} [CG_3(l - x, x) + cG_4(x, l - x)] \quad (8)$$

$$Q = -\frac{2P\beta^2}{C^2 + c^2} \left[\begin{array}{l} CG_1(l - x, x) - CG_2(l - x, x) \\ -CG_1(x, l - x) - cG_2(x, l - x) \end{array} \right] \quad (9)$$

ここに

$$C = \cosh\beta l \quad (10)$$

$$c = \cos\beta l \quad (11)$$

$$G_1(\xi, \eta) = \sin\beta\xi + \sinh\beta\eta \quad (12)$$

$$G_2(\xi, \eta) = \cos\beta\xi + \cosh\beta\eta \quad (13)$$

$$G_3(\xi, \eta) = \sin\beta\xi \cdot \cosh\beta\eta \quad (14)$$

$$G_4(\xi, \eta) = \cos\beta\xi \cdot \sinh\beta\eta \quad (15)$$

解析では自由端に働く集中荷重 P の値が必要となるが、実験からこの値を分離するのは困難である。そのため、300mm のたわみが生じたときの P を式(6)から求め、この値を式(8)に代入して曲げモーメントを求めた。これより、弾性床上の片持ち梁の曲げひずみは式(16)で与えられる。

$$\varepsilon = \frac{P(CG_3(\xi, \eta) + cG_4(\xi, \eta))}{\beta(C^2 + c^2)} \cdot \frac{D}{2EI} \quad (16)$$

(3) 曲げひずみ予測の結果

周知のように、集中荷重が作用する片持ち梁は、地盤バネがない場合、その曲げモーメント（あるいは曲げひずみ）の形状は三角形となるが、弾性床上の片持ち梁では両端の間にそのピークを持つ形となる。この傾向は、実験にも現れている。

式(16)より得られた基礎解析値と実験値による曲げひずみの結果を図-7に示す。地盤反力係数 $5,000 \text{ (kN/m}^3\text{)}$ の基礎解析値は分水栓からの距離 100mm の位置で最大ひずみが 11.1% 発生したのに対し、実験値では分水栓からの距離 455mm の位置で 1.6% であった。また、基礎解析値では分水栓からの距離 600mm の位置では曲げひずみがほとんど発生していないが、固定部に近づくにつれて管の引張と圧縮の符号が反転する傾向が現れている。

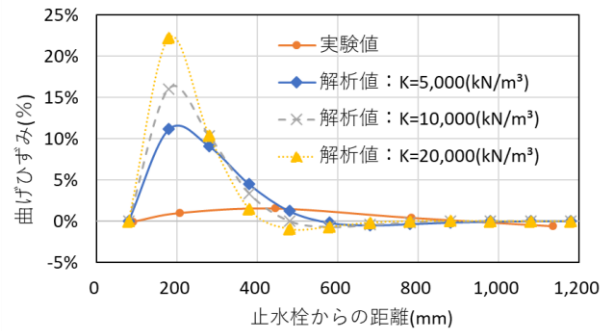


図-7 曲げひずみの解析値と実験値の比較

基礎解析値と実験値には最大ひずみの大きさやその出現位置に大きな乖離があった。ここから解析における以下のような課題が浮かび上がった。(1) 実験では分水栓に回転トルクが作用しているが解析ではそれを考慮できていない、(2) 実験ではクランク部が分水栓側に数 cm 引き込まれる現象が生じているが解析では固定端としているためそれが表現できていない、(3) 微小変形理論に基づく解析であるため、有限変形に対応した解析が行われていない、(4) 軸力の影響を考慮できていない、(5) 地盤反力の設定によって解析値が大きく変わる、などが挙げられる。

このような点を改良するには、理論解析には限界があり、定式化されたものを数値的に解いたり、あるいは全体系を FEM で解いたりするなどの工夫が必要となる。

5. まとめ

本研究では給水分岐部に回転機構を有するサドル付分水栓を用いて、給水装置引込み部の土層実験と基礎解析を行った。本研究で得られた成果を以下にまとめる。

- (1) 給水分岐部に回転機構を有するサドル付分水栓を用いた場合には、分水継手部の給水管に発生する曲げ変形を抑制する機能があるため、給水管全体に発生する最大ひずみが管の許容ひずみ以下となり、地震後も給水機能を維持できることを確認した。
- (2) 給水管を弾性床上の片持ち梁という簡易モデルで表現し、その定式化を行った。

- (3)実験結果との比較では、その定性的な形状は再現できたものの、最大ひずみの大きさやその出現位置に大きな乖離があった。
- (4) 今後は、分水栓の回転トルクの測定やクランクの引き込まれの変位測定、軸力の計測等を通して、これらの影響を取り入れた数値解析を実施していく予定である。

6. おわりに

基礎解析値と実験値の比較を行うことで、解析の課題を抽出することができた。本研究が給水装置に対する数値解析の第一歩になれば幸いである。

謝辞：本研究において、建築設備用ポリエチレンパイプシステム研究会会員各社に多大な協力を頂いた。また、給水装置引込み部の耐震性評価・認証委員会の委員の皆様から、多くの助言を頂いた。この場を借りて感謝を申し上げます。

REFERENCE

- 1) 給水工事技術振興財団：東日本大震災給水装置被害状況調査報告書, pp. 1-21, 2016.
- 2) 給水工事技術振興財団：熊本地震給水装置被害状況調査報告書報告書
- 3) 西川源太郎, 塩浜裕一, 鈴木剛史, 大沼博幹, 清野純史：給水用高密度ポリエチレン管を用いた給水装置引込み部の耐震性評価, 土木学会論文集
- 4) 鈴木剛史, 福島充貴, 大沼博幹：回転機構を有するサドル付分水栓を用いた給水装置引込み部の耐震性評価, 第43回地震工学研究発表会, No203
- 5) Heteny, M. : Beams on Elastic Foundation, Univ. of Michigan Press, pp10-17, 1952.
- 6) 土木学会：構造力学公式集, pp. 173-180, 1986

EXPERIMENTS AND BASIC ANALYSES FOR EVALUATING THE SEISMIC RESISTANCE OF WATER SUPPLY EQUIPMENT

Mitsuki FUKUSHIMA, Tsuyoshi SUZUKI, Hiromoto ONUMA and junji KIYONO

A survey of water pipe damage caused by earthquakes in recent years has confirmed that damage to lead-in parts of water supply equipment is more common than damage to distribution pipes, and it has been pointed out that improving the seismic resistance of water supply equipment is an important issue.

For the purpose of evaluating seismic resistance by numerical analysis, the water supply equipment was modeled as a beam on an elastic foundation and a simple calculation of strains on the cantilever beam was conducted. By comparing the analytical results with experimental values, we obtained useful knowledge for our future study.

配水管網内の漏水有無の判別に向けた機械学習の利用

安江 崇志¹・劉 ウェン²・丸山 喜久²

¹ 学生会員 千葉大学博士前期課程 大学院融合理工学府 (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33)

Email: takashiyasue0418@chiba-u.jp

² 正会員 千葉大学 大学院工学研究院 (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33)

Email: wen.liu@chiba-u.jp, ymaruyam@faculty.chiba-u.jp

現在、日本の水道では年間 2 万件を超える漏水・破損事故が発生している。上水道管の漏水は、地上に流れ出す地上漏水と、地上には流れ出さず地下で流れている地下漏水の 2 種類に大別できる。地上漏水は人目に触れることから発見しやすいものの、地下漏水は漏水の状況を直接目視で確認できないため、早期発見のための技術開発が求められている。そこで本研究では、現在普及が進んでいるスマートメータを活用した水道管路のモニタリングを想定し、管網端部の水圧情報を使用した漏水検知に関する検討を行った。水圧変化率、水圧変化量を説明変数とした機械学習による漏水検知モデルを構築し、検証を行った。

Key words: pipe network analysis, water supply pipeline, smart meter, leakage detection model

1. はじめに

我が国の上水道では年間 2 万件を超える漏水・破損事故が発生している¹⁾。上水道管路の法定耐用年数は約 40 年とされており、特に高度経済成長期に整備された施設の老朽化に伴う漏水事故が懸念されている。

水道管の漏水は、地上に流れ出す地上漏水と、地上には流れ出さず地下で流れている地下漏水の 2 種類に大別できる。東京都水道局によると、令和 2 年度は地上漏水に伴う修理対応が 6,790 件、地下漏水に伴う対応が 306 件であった²⁾。地上漏水は人目に触れるため発見しやすいが、地下漏水は漏水の状況を直接目視で確認できず長時間地中に漏水し続けることがある。地下漏水の発見には、人が漏水の音を聴き取る音聴法や夜間流量測定法³⁾などがあるが、熟練の技術を要することや、計画作業となるため時間がかかることが課題となっている。地下漏水の発見が遅れると、道路陥没等の大きな事故につながるものが懸念され、地下漏水の早期発見のための技術開発が求められている。

そこで本研究では、現在普及が進んでいるスマートメータによる管路モニタリングを想定する。スマートメータに圧力センサが搭載されたものと仮定し、管網端部の多点における水圧の計測データに基づき、上水道管路の漏水を検知する漏水検知モデルの構築を目的とする。スマートメータ⁴⁾とは、通信機能を備えた水道メータのことを指す。スマートメータが導入されると、検針員が 2

ヶ月に 1 回現地を訪問し検針していたものが、現地を訪問せずに高頻度に検針データを得ることができる。また、スマートメータには様々なセンサを搭載することが検討されており、圧力センサもその 1 つである⁵⁾。本研究では、各家庭に備え付けられたスマートメータから得られる水圧を活用し、漏水の検知を目指す。

まず、多数の漏水シナリオを想定した管網解析を実行し、スマートメータ設置位置での水圧を算出する。これらを学習データとして機械学習し、管網内の漏水有無を検知する漏水検知モデルを構築する。

2. 管網解析

(1) 管網解析の概要

本研究では、埋設管網を対象とした管網解析⁶⁾を行い、管網内の 1 箇所でも漏水が発生した場合の管網端部での水圧変化を計算する。管網解析とは、配水池の水位、配水管の敷設状況、口径、節点流出水量等の与条件下で、配水管の中をどのように水道水が流れるかシミュレーションし、管路流量、節点水圧を求めることをいう。

各管路の損失水頭 H を流量 Q で表すための損失水頭式 (ヘーゼン・ウィリアムスの式)⁷⁾は、以下の式(1a)、(1b)のように書ける。

$$H = r \cdot Q^{1.85} \quad (1a)$$

$$r = 10.666 \cdot C^{-1.85} \cdot D^{-4.87} \cdot L \quad (1b)$$

ここで H は損失水頭(m), C は流速係数, L は管路長(m), Q は流量(m^3/s), D は口径(m)である.

1本の管路の流れは Q, H, D, L, C の5つの変数によって記述される. このうち管網解析では, D, L, C を既知とするので, 残りの変数 Q, H が未知数となる. さらに計算の困難さから, 摩擦以外の諸損失を無視するか, あるいはそれらの局所損失(曲がり, 分・合流損失など)を見込んで摩擦損失係数を大きめにとり, 損失水頭 H が摩擦損失水頭 h_f のみで決まるものとみなす. このとき $H=h_f$ とおくことにより, 式(1a)の流量式によって H と Q を結びつけることができる.

各節点到に接続する管路の Q が満たすべき節点方程式は式(2)のように書ける.

$$\sum \pm Q_i = p_i \quad (2)$$

ここで i は配水基地以外の節点, p は節点 i からの流出水量である. 式(2)は節点における流量の連続方程式であり, 節点数 N , 配水基地数 M の管網について節点方程式は $N - M$ 本成立する. 式(2)の符号は節点に流入する場合を正, 流出する場合を負とする. 例えば, 図-1の節点2に関しては, 以下の式(3)のように書ける.

$$Q_1 + Q_2 - Q_4 = p_2 \quad (3)$$

各要素閉管路を構成する管路の H が満足すべき閉管路方程式は, 式(4)のように書ける.

$$\sum \pm H = 0 \quad (4)$$

ここで H は損失水頭である. 式(4)は閉管路におけるエネルギー収支式であり, 式数は要素閉管路数 K に等しい. ただし, 閉管路とはグラフにおける巡回路(ループ)に相当し, このうちそれ自体に他の閉管路を含まないものが要素閉管路である. 式(4)における符号は要素閉管路を一巡するときの向きと管路の基準流向が一致すれば正, 逆向きときは負とする. 例えば, 図-1の閉管路2に関しては以下のように書ける.

$$H_3 + H_2 + H_4 - H_5 - H_6 - H_7 = 0 \quad (5)$$

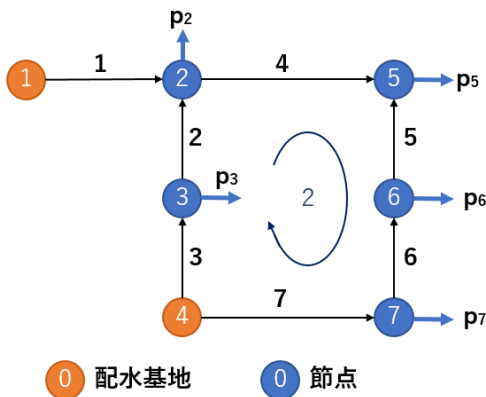


図-1 管網図の例

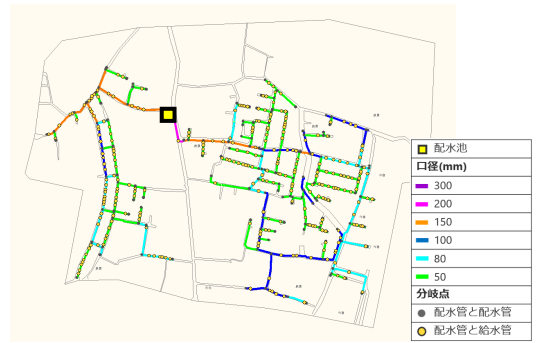


図-2 対象地域の配水網内の口径と分岐点の分布

(2) 管網図の作成

本研究では, 実際の埋設管網を参考に管網解析を行う. 対象地域内の全ノード数は424であり, そのうち配水管と給水管の分岐点のノード数は274である. 本研究では各家庭のスマートメータ設置位置を, 配水管と給水管の分岐点に置き換えて扱う. また, 対象地域内には6種類の口径の配水管が存在する. 配水管と給水管の分岐点, 配水管の口径の分布を図-2に示す.

(3) データセットの作成

本研究では, 以下の手順に従ってデータセットを作成した.

a) 通常時(漏水なし)のシナリオデータの作成

配水管と給水管の分岐点のノードに対し $0 \sim 0.05 m^3/h$ の取り出し水量をランダムに設定する. この水量は, 概ね洗濯の使用水量に相当する⁸⁾. 地域内に配水池を1箇所設定し, 60mの水頭固定水源とした. 以上の条件のもと通常時(漏水なし)の管網解析を行った際の各メータの水圧を図-3に示す.

b) 漏水時のシナリオデータの作成

本研究では, 管網内に $0.01 m^3/h \sim 10 m^3/h$ の漏水が1箇所発生したことを想定する. まず, 漏水点を, 管網内の424地点のノードの中から1箇所選定する. 次にそのノードに対し $0.01 m^3/h \sim 10 m^3/h$ の範囲でランダムに漏水量を設定する. このように漏水を設定した状態で管網解析を行い, 各メータでの通常時との水圧変化量を求める. $10 m^3/h$ の漏水が1箇所発生した場合の水圧分布を図-4に示す.

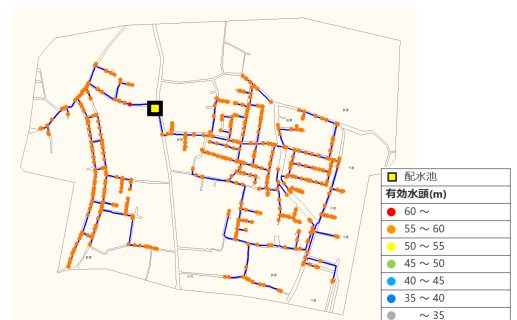


図-3 通常時(漏水なし)の水圧分布

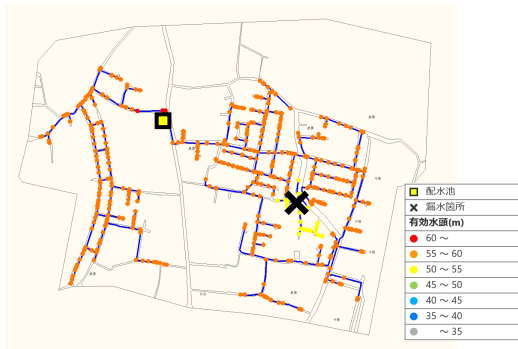


図4 10m³/hの漏水発生時の水圧分布

表-1 管種ごとの漏水実績

	铸铁管	鋼管	その他	合計
漏水件数 (a)	50	13	19	82
敷設距離 (b)	8743 km	167 km	296.7 km	9207.2 km
漏水率 (a)/(b)	0.0057	0.0777	0.06404	0.0089

表-2 データセットの漏水量とラベル

シナリオ番号	漏水量 (m³/h)	ラベル
1 ~ 9980	-	漏水なし
9981	4.02	漏水あり
9982	2.48	
9983	2.26	
9984	9.36	
9985	2.67	
9986	2.57	
9987	0.45	
9988	1.47	
9989	9.71	
9990	0.11	
9991	3.02	
9992	7.02	
9993	1.06	
9994	9.21	
9995	6.54	
9996	7.04	
9997	3.37	
9998	0.16	
9999	8.93	
10000	3.54	

c) データセットの作成

本研究では実際の漏水状況をもとに、1日1回夜間に計測することを想定しデータセットを作成した。本研究で仮定した鋼管、铸铁管の漏水率を表-1に示す。表-1は、千葉県営水道の給水エリア内で2013年から2021年までの8年間に発生した配水管の漏水件数、管種ごとの敷設延長をもとに算出したものである。これらは、いずれもヒアリング調査等に基づき設定した。

本研究では、表-1から1日ごとの漏水率を算出し、その漏水率を100倍にした値を基に通常時のシナリオデータ、漏水時のシナリオデータの割合を設定した。ここで



図-5 漏水点の分布

漏水率を100倍としたのは、給水管での漏水は配水管の数十倍多いというヒアリング調査で得られた実績に基づくものである。本研究では、通常時の管網解析を9980シナリオ、漏水時の管網解析を20シナリオ実行し、それらを合わせた10000シナリオをデータセットとして用いた。本研究で作成したデータセットの漏水量を表-2に示し、漏水点の分布を図-5に示す。

3. 機械学習に基づく漏水検知モデルの構築

(1) 機械学習手法

本研究での漏水検知では、機械学習手法にLocal Outlier Factor⁹⁾ (LOF)を用いる。LOFは特徴空間上の局所密度に基づいて外れ値検出する機械学習手法の1つである。まず、特徴空間上の任意のデータ P_0 に対し、式(6)より周囲の任意個数 k 個データとの距離から局所密度を求める。

$$lrd_k(P_0) = \frac{1}{\left(\frac{\sum_{P \in N_k(P_0)} reach - dist_k(P_0, P)}{k} \right)} \quad (6)$$

次に、式(7)に基づき、自身のデータの密度と近傍のデータ k 個との局所密度を比較することにより、異常度を示すLOF値を算出することができる。

$$LOF_k(P_0) = \frac{\sum_{P \in N_k(P_0)} \frac{lrd_k(P)}{lrd_k(P_0)}}{k} \quad (7)$$

式(7)によって求められたLOF値が1より大きいとき、データ P_0 は近傍のデータ群より高密度であり、正常と判定される。一方で、LOF値が1より小さいとき、データ P_0 は近傍のデータ群より低密度であり、異常と判定される。

表-3 精度評価のための混同行列

		予測結果	
		漏水なし	漏水あり
実際の結果	漏水なし	TN	FP
	漏水あり	FN	TP

(2) 精度評価指標

本研究では予測結果を評価する上で、正答率、適合率、再現率（真陽性率）、真陰性率、F値の5つの指標¹⁰を導入する。各指標式は式(8)～(12)に示す。式中の TP, FP, FN, TN は、表-3の混同行列のように定める。

正答率 Acc は、全データに対して以下のように算出される。

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (8)$$

適合率 Pre は、予測モデルが漏水ありと予測したデータのうち、実際に漏水ありのときの割合を示す。誤検知の割合を調べるときに使用する。

$$Pre = \frac{TP}{TP + FP} \quad (9)$$

再現率 Rec （真陽性率 TPR ）は、実際に漏水ありのデータのうち、予測モデルが漏水ありと正しく予測した割合を表す。漏水を見逃す割合を調べるときに使用する。

$$Rec = TPR = \frac{TP}{TP + FN} \quad (10)$$

真陰性率 TNR は、実際に漏水なしのデータのうち、予測モデルが漏水なしと正しく予測した割合を表す。通常状態を見分ける割合を調べるときに使用する。

$$TNR = \frac{FP}{TN + FP} \quad (11)$$

F値 F は、適合率と再現率の調和平均である。これらの2指標を総合的に見るときに使用する。

$$F = \frac{2 \cdot Pre \cdot Rec}{Pre + Rec} \quad (12)$$

(3) 学習条件と予測モデルの構築

本研究では、管網端部の水圧変化から配水網内において漏水が発生しているか判別するモデルを構築した。本研究の漏水検知モデルでは、各ノードの水圧変化率、水圧変化量を説明変数とし、漏水発生の有無を予測する。

スマートメータは現在普及が進んでいる段階であり、これから段階的に導入される。そこで、地域内のスマートメータ導入率が低い場合を想定し、メータの導入率を50%、25%、10%の場合を仮定し、漏水予測モデルの精度評価を行った。具体的には、メータの導入率を100%、50%、25%、10%と変化させ、ランダムにメータ設置点を設定した。それぞれモデルA、モデルB、モデルC、モデルDとした。機械学習手法にはLOFを採用する。LOFでは、近傍の点の個数である k の値がハイパーパラメータであり、人間が設定する必要がある。しかし、 k の値を大きくすると「データの周辺のデータの疎密度合い」から乖離し異常値を検出できなくなることがある。一方で、 k の値が小さすぎると外れ値による影響を強く受けることがある。本研究では、ハイパーパラメータ k の値を0～300の間でグリッドサーチを行い、モデルごとに適切な k の値を設定した。

4. 漏水検知モデルの評価

表-4にモデルA～Dのデータセットに対する精度を示す。どのモデルにおいても正答率は0.9を超えるような高い値となった。これは、混同行列における TN （漏水

表-4 漏水検知モデルの結果の混同行列

モデルA (導入率 100%)		予測結果	
		漏水なし	漏水あり
実際の結果	漏水なし	9953	27
	漏水あり	2	18

モデルB (導入率 50%)		予測結果	
		漏水なし	漏水あり
実際の結果	漏水なし	9953	27
	漏水あり	2	18

モデルC (導入率 25%)		予測結果	
		漏水なし	漏水あり
実際の結果	漏水なし	9928	52
	漏水あり	2	18

モデルD (導入率 10%)		予測結果	
		漏水なし	漏水あり
実際の結果	漏水なし	9451	529
	漏水あり	2	18

表-4 漏水検知モデルの結果の評価指標

	モデルA (導入率 100%)	モデルB (導入率 50%)	モデルC (導入率 25%)	モデルD (導入率 10%)
正答率 Acc	0.997	0.997	0.995	0.947
適合率 Pre	0.400	0.400	0.257	0.033
再現率 Rec ・真陽性率 TPR	0.900	0.900	0.900	0.900
真陰性率 TNR	0.997	0.997	0.995	0.947
F値 F	0.554	0.554	0.400	0.063

なしと予測したもののうち実際に漏水なしであったものが非常に多いことから正答率が高くなったと考えられる。本研究では漏水検知を目的としていることから、再現率に着目すると、どのモデルでも再現率 0.9 となり、概ね漏水は検知できているといえる。漏水検知ができなかった FN (漏水なしと予測したもののうち、実際には漏水ありであったもの) のシナリオを調べると、漏水量が 0.2 m³/h 未満であるシナリオ No. 9990 とシナリオ No. 9998 であった。漏水量が小さい場合には検出が困難であるものの、0.2 m³/h 以上の漏水を検知する場合には、メータ設置数が少ない場合でも検知できる可能性が示された。しかし、スマートメータの導入率が 10% のときは、FP (実際には漏水がないにもかかわらず、漏水が発生していると誤って検知したケース) が 529 あり、F 値も 0.063 と非常に小さい。導入率が 25%、50% となると誤検知のケース数 (FP) が 52、27 と改善されており、スマートメータの観測値に基づく漏水検知を実現させるには、導入率がある程度高い必要がある。

5. まとめ

本研究では、漏水位置の早期発見を目的として、スマートメータから得られる情報を活用し、機械学習による漏水検知モデルの構築を行った。

まず、スマートメータ設置位置である管網端部の水圧分布を推定するため、実際の埋設管網を参考に管網解析を行った。配水網内の 1 箇所でも漏水が発生した場合を想定した管網解析を行い、管網端部での水圧変化を計算した。実際の漏水状況をもとに 0.01 m³/h~10 m³/h の漏水が 1 箇所発生した場合を想定したシミュレーションを 10000 シナリオ実行し、機械学習のデータセットに用いた。

管網解析で得られた結果に基づき機械学習を行い、漏水検知モデルを構築した。機械学習の手法には異常検知に用いられている LOF を採用した。メータ導入率を変化させた 4 つのモデルを構築し、検証を行なった。どのモデルでも再現率は 0.9 と高い値を示した。また、スマートメータの導入率が低い場合でも漏水を検知できる可能性はあるが、10% の導入率では誤検知も多い結果となった。

本研究では、機械学習手法に LOF を採用した。Isolation Forest や One Class SVM など、他の機械学習手法での予測モデルの構築を行い、比較する予定である。また、著者らの既往研究¹¹⁾と組み合わせることにより、更なる精度向上を目指す予定である。

謝辞：本研究の成果の一部は JSPS 科研費 23H01652 の助成を受けたものです。記して、謝意を表す。

参考文献

- 1) 社) 日本水道協会：平成 29 年度水道統計 (施設・業務編)，第 100-1 号，2019.
- 2) 東京都水道局：東京の漏水防止，令和 3 年度版
- 3) 松本邦顕・嶋内繁行：漏水検知のための深夜水使用量推定方式，計測自動制御学会論文集，Vol. 18, No. 7, pp. 661-668, 1982.
- 4) 東京都水道局：水道スマートメータトライアルプロジェクト，
https://www.waterworks.metro.tokyo.lg.jp/suidojigyo/torikumi/smart-meter_trialproject.html (参照 2023-6-25)
- 5) 小池祐基，今井美由紀，吾妻耕一，山口博正，戸田晋司：高度な水管理に寄与するスマート水道メータの研究，令和元年度全国会議 (水道研究発表会) 講演集，pp. 686-687, 2019.
- 6) 高桑哲男：配水ネットワークの解析法とその応用，電気学会雑誌，Vol. 966, No. 6, pp. 527-534, 1976.
- 7) 土木学会：水理公式集，p. 511, 2018.
- 8) 生活知恵袋ホームページ，洗濯機の水使用量，<http://www.saikatu-cb.com/kiwami/siyous01.html> (参照 2023-6-25)
- 9) Markus M. B. and Hans P. K. and Raymond T. and Ng, J. S.: LOF: identifying density-based local outliers, Proc. ACM SIGMOID Record, Vol. 29, No. 2, pp. 93-104, 2000.
- 10) Scikit-learn: Machine Learning in Python, Pedregosa et al., JMLR 12, pp. 2825-2830, 2011.
- 11) 安江崇志，劉ウエン，丸山喜久：管網端部での水圧低下に基づく漏水発生位置予測に向けた機械学習の利用，AI・データサイエンス論文集，Vol. 4, No. 3, pp. 245-253

橋桁—添架管路システムの洗掘に伴う 進行性破壊メカニズムの解明

喜古 亜佑美¹・庄司 学²

¹学生会員 筑波大学 理工情報生命学術院 システム情報工学研究群

(〒305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1)

E-mail: s2320851@u.tsukuba.ac.jp

²正会員 筑波大学教授 システム情報系 (〒305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1)

E-mail: gshoji@kz.tsukuba.ac.jp

本研究の目的は、橋梁基礎の洗掘による橋桁—添架管路システムの進行性破壊のメカニズムを明らかにすることである。その方法として、津波の第一波の進行波による洗掘現象をモデル化した水理実験を行った。実験結果から、円柱側面付近の最大洗掘深は円柱前面の最大洗掘深よりも大きくなることが明らかとなった。また、最大洗掘深は既往研究よりも 1/3~1/15 程度小さくなることが明らかになった。これは、津波進行波のモデル化によって、定常的な河川の流れをモデル化した既往研究よりも、波が橋脚に作用する時間が短縮されたことや波形状が異なることに起因すると考えられる。

Key Words: *scouring, bridge girder-connected pipeline system, pier, tsunami, hydraulic experiment,*

1. はじめに

2011年3月の東北地方太平洋沖地震における土木構造物の被害として、津波による橋梁の洗掘被害が挙げられる。洗掘によって橋梁基礎の一部が沈降・傾斜することで、橋桁の側面に取り付けられている水道管等の添架管路が崩壊し、断水が発生することでインフラ機能が喪失する。また、近年の地球温暖化に伴い、津波や豪雨等の風水害の被害はより深刻になると言われており、米国等では河川橋梁の被害として洗掘を含む水理学的要因が主な原因となっている¹⁾。以上より、洗掘による土木構造物の被害メカニズムを明らかにすることは重要である。

このような現象に対しては国内外で多くの既往研究がある。例えば、文献 2), 3), 4) では、定常的な流れである河川における橋脚の洗掘現象に焦点をあてて実験結果と理論を比較することで、円柱橋脚の周辺流れと洗掘深の関係が明らかにされている。津波による洗掘被害についての研究⁵⁾では、DualSPHysicsを用いて水理実験の再現計算を行うことで、浜堤を越流する津波による洗掘現象の再現が試みられている。しかし、津波進行波による橋脚の洗掘被害に焦点を当てている研究はほとんどない。

本研究では、橋梁基礎部の洗掘に伴う橋桁—添架管路

の進行性破壊メカニズムの解明を目的として、まず、橋脚をモデル化した模型を用いて水理実験を行い、津波の第一波の進行波による橋脚基礎部への洗掘現象の定量的評価を行う。

2. 橋脚基礎部の洗掘現象のモデル化

実験水路を図-1に示す。実験水路は高さ 510 mm、幅 500 mm、一様水深部 5000 mm、貯水部長 1000 mm、全長 6000 mm のアクリル水槽である。津波は海底面の隆起や沈降によって生じる海水全体の動きであることから、段波形状となる。そのため、一様水深部に隣接している貯水部に水を貯水し、47.4 mm/sec の速度でゲートを昇降することによって津波進行波を模擬した。橋脚モデルとしては典型的な橋梁諸元を 3% に縮尺した。直径 D を 60 mm、高さ 200 mm のアクリル円柱を使用した。また、一様水深部に 500×600 mm 四方の洗掘ピットを設けて洗掘領域とし、ピット中心に円柱を設置した。河床材料には平均粒径 d_m が約 0.8 mm の川砂と約 0.22 mm の豊浦標準珪砂を使用し、円柱の根入れ深さを 50 mm とした。

円柱周辺の流れ場を観測するために、2 台の電磁流速

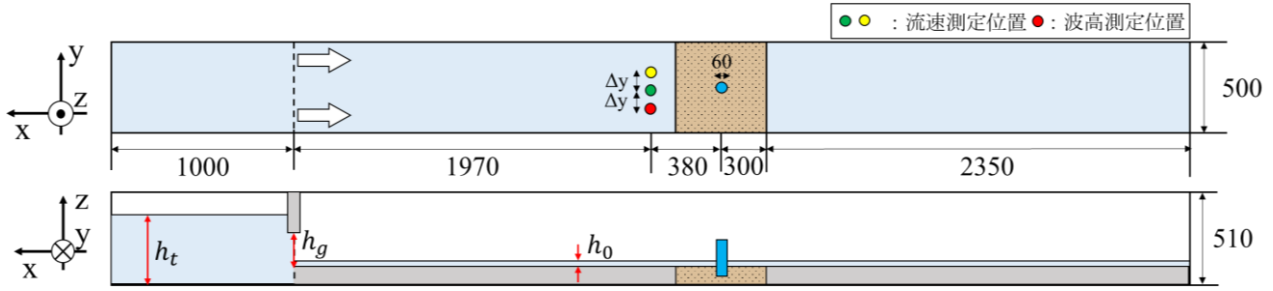


図-1 実験水路概要図

計と1台の容量式波高計を、円柱端部から x 方向350 mm前方に $\Delta y = 100$ mmずつ間隔をあけて設置した。ゲートに距離センサをつけ、そのセンサの立ち上がりの信号を開始トリガとすることで、ゲート上昇から計測のスタートを同期させた。データのサンプリング間隔は100Hzである。また、一様水深部に波が進行しきった後、円柱壁面に沿って定規を当てることや画像解析、レーザー距離計によって最大洗掘深を測定した。

実験条件としては、静水深 h_0 を20 mm、貯水位 h_t を160,180,200,250 mmの4種類に、ゲート開放高さ h_g を静水面から10,20,30,40,50 mmの5種類にすることで、円柱周りの流れ場を変化させた。波の形成や測定器の不確定性を考慮し、 Fr が0.5前後の値をとるケースにおいてはそれぞれ3回試行を行った。

3. 洗掘の状態遷移の特徴

(1) 洗掘の様子

円柱周りの流れとして、円柱側面から円柱背面へともぐりこむような流れや、円柱背面で渦を巻き、周辺の砂を掃出するような流れが観察された。

また津波浸水後の観察結果より、円柱前面の洗掘深よりも流れ方向に対し、 $40^\circ - 90^\circ$ の側面における洗掘深が大きくなることが明らかになった。また、円柱前面に衝突し、鉛直下向きにもぐりこんだ流れによって掘られた砂が円柱背面に堆積し、盛り上がっていることが明らかになった。定常的な流れ場では、流れ方向に対し $45^\circ - 90^\circ$ における地点では、浸水後は速く洗掘するが、次第に緩やかに洗掘される。それによって、緩やかに洗掘されていた前面における洗掘深の方が大きくなることが明らかになっている²⁾。本実験は、津波遡上波を模擬した短時間かつ段波形状の流れ場である。そのため、円柱前面が最大洗掘深 d_{smax} となるような実験条件を探っていくことで、円柱に作用する流れの作用時間だけでなく流れの形状による洗掘の特徴を明らかにできると考える。

(2) フルード数 Fr と最大洗掘深 d_{smax} の関係

最大洗掘深 d_{smax} とフルード数 Fr の関係を求め、吉川ら²⁾の研究の結果の比較を行うことで本実験お

よび津波進行波による洗掘メカニズムの解明を試みた。

実験で得た貯水位が異なるときの流速 v [cm/s]及び、波高 a [mm]の結果を図-2、図-3にそれぞれ示す。このデータに基づき、フルード数 Fr を次式のように定義する。

$$Fr = \frac{v_{max}}{\sqrt{g h_{max}}} \quad (1)$$

v_{max} [cm/s]は流速の最大値、 g は重力加速度(981 [cm/s²])、 h_{max} [mm]は最大水深を表す。最大水深 h_{max} は h_0 [mm]、最大波高 a_{max} [mm]を用いて式(2)のように定義される。

$$h_{max} = h_0 + a_{max} \quad (2)$$

文献2)では、実験で用いたパラメータを無次元化することによって最大洗掘深 d_{smax} と水理量の関係式を

$$\frac{d_{smax}}{h} = \alpha Fr^\beta \quad (3)$$

と提案している。このとき、 α 、 β は水路幅、橋脚幅、河床材料によって定まる定数であると考えられ、 $\beta = 0.75$ としてよいと示されている。また、 α は D/h におおよそ定まる定数であると考えられている。本実験では、文献2)におけるC1条件とほぼ同じ材質、大きさの円柱モデルと水路を使用しており、河床材料の平均粒径 d_m も0.22 mmとほぼ等しい。

ここで、文献2)のグラフより $\alpha = 1.35$ と仮定した式(3)と本実験結果を図-4に示す。図-4より、河床材料の平均粒径の値が小さくなると最大洗掘深 d_{smax} の値が小さくなるのがわかる。また、本実験結果は式(3)と同様に Fr の増加に伴って最大洗掘深 d_{smax} が増加する傾向を持つことと、最大洗掘深 d_{smax} が1/3~1/15程度になったことがわかる。最大洗掘深 d_{smax} は一定の継続時間の流れ場の作用をうけることで増加し、一定値に達する^{2),3)}。そのため、定常的な河川の流れではなく、津波進行波をモデル化したことで円柱周りに作用する時間が減少し、最大洗掘深 d_{smax} が小さくなったと考えられる。

次に、須賀ら³⁾が示している Fr と d_{smax}/D と

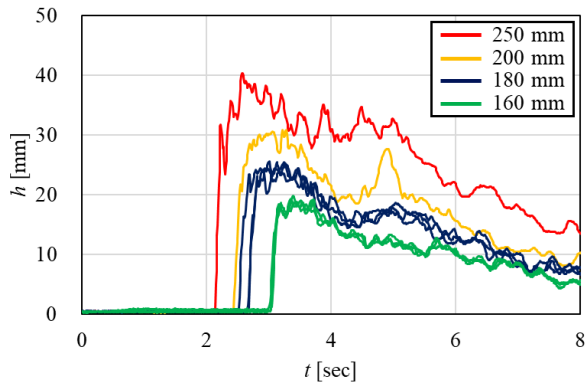


図-2 ゲート内水位と波高の時間変化

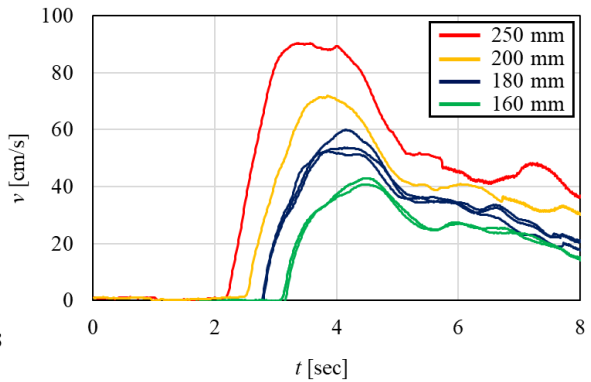


図-3 ゲート内水位と流速の時間変化

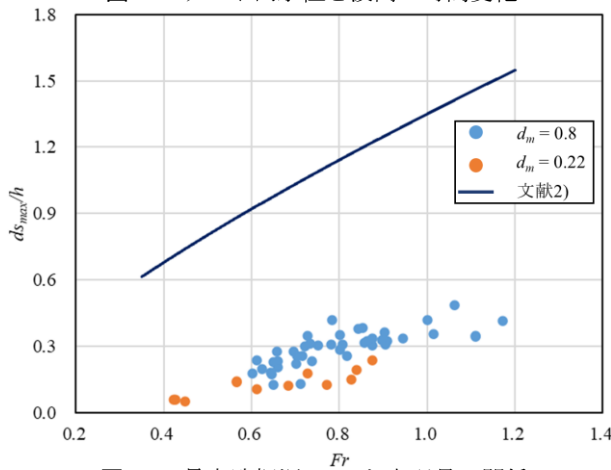


図-4 最大洗掘深 d_{smax} と水流量の関係

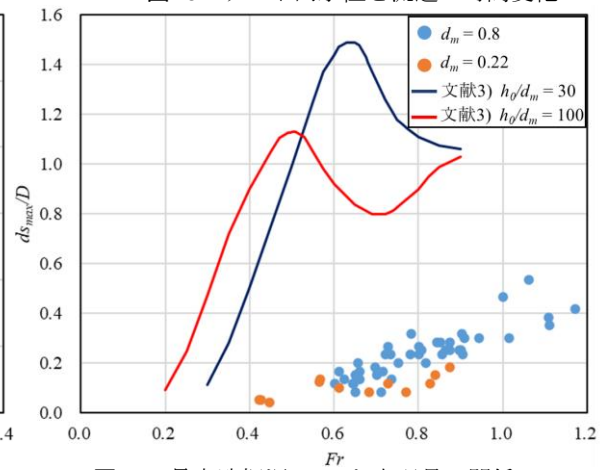


図-5 最大洗掘深 d_{smax} と水流量の関係

h_0/d_m の関係を本実験結果の Fr を用いて換算した値と、本実験結果を図-5に示す。ここで、本実験における静水深 h_0 が20 mmであることと、河床材料の平均粒径 d_m が0.8 mmと0.22 mmの2種類であることから、文献³⁾における $h_0/d_m = 30, 100$ のケースと比較する。図より、最大洗掘深 d_{smax} 値が半分以下になることがわかる。ここで、文献2)よりも差が大きくなる理由としては、文献3)のほうが、通水時間が長時間であることに起因すると考えられる。また、文献3)では、最大洗掘深 d_{smax} は Fr の増加に応じてピークを持った後減少し、再び増加する傾向が明らかにされているが、本実験結果のプロットからは目立ったピークはみられなかった。そのため、今後は Fr が0.5以下の結果について考察する必要がある。

4. 結論

橋桁—添架管路システムを形成する橋脚基礎を対象として、津波の第一波の進行波による洗掘現象をモデル化した水理実験を行った。実験結果から、円柱橋脚側面の洗掘深は円柱橋脚前面の洗掘深よりも深いことがわかった。また、最大洗掘深は定常的な河川の流れを模擬した既往研究の結果よりも1/3~1/15程度小さいことがわかった。これは、津波進行波のモデル化によって、橋脚に作用する時間が短縮されたことに起因すると考えられる。

謝辞：本研究において筑波大学の武若聡教授には実験環境においてご協力賜りました。実験モデルの作成に関しては、筑波大学システム情報系技術職員の飯高稔氏、神戸昌幸氏、小島篤志氏、長谷川大祐氏、米田章氏には多大なご指導を賜りました。ここに記して全ての皆様方に誠意を表します。

REFERENCES

- 1) W. Xiong, C.S.Cai, R. Zhang, H. Shi, C. Xu.: Review of Hydraulic bridge Failures: Historical Statistic Analysis, Failure Modes, and Prediction Methods, *Journal of Bridge Engineering, ASCE*, 28(4), 2023.
- 2) 吉川秀夫, 福岡捷二, 岩間汎, 小川久貴: 橋脚の洗掘ならびにその防止に関する考察. 土木学会論文報告集 第194号, pp.83-90, 1971. [Kikkawa, H., Fukuoka, S., Iwama H., Soogawa H.: Study On Scouring Around A Bridge Pier And Its Prevention, *Journal of JSCE*, Vol.194, pp. 83-90, 1971.]
- 3) 須賀堯三, 高橋晃, 坂野章: 橋脚の局所洗掘に関する実験的考察. 第26回水理講演会論文集, pp.81-86, 1982.
- 4) 齊藤栄一, 佐藤慎司, 柴山知也: 波動場における大口徑円柱周辺の局所洗掘に関する研究. 第35回海岸工学講演会論文集, pp.392-396, 1988.
- 5) 山田康介, 福井雅人, 安田誠宏, 山本剛士: DualSPHysicsを用いた浜堤を越流する津波による洗掘現象の数値解析. 第43回地震工学研究発表会2023. [Yamada, K., Fukui, M., Yasuda T., Yamamoto T.: Numerical Simulation Of Scouring Induced By Tsunami Overtopping A Beach Ridge Using DualSPHysics, *The 43th JSCE Earthquake Engineering Symposium*, 2023.]

不同沈下状況下でのベローズ型伸縮可撓継手の地震時変形挙動

金丸 佑樹¹・西 勇也²・松本 大³・小池 武⁴

¹正会員 管路防災研究所 (〒619-0237 京都府相楽郡精華町 2-2-5 関西文化学術研究都市内)

E-mail: y-kanamaru@neuron.ne.jp

²正会員 管路防災研究所 (〒619-0237 京都府相楽郡精華町 2-2-5 関西文化学術研究都市内)

E-mail: y-nishi@neuron.ne.jp

³非会員 管路防災研究所 (〒619-0237 京都府相楽郡精華町 2-2-5 関西文化学術研究都市内)

E-mail: d-matsumoto@neuron.ne.jp

⁴正会員 管路防災研究所 (〒619-0237 京都府相楽郡精華町 2-2-5 関西文化学術研究都市内)

E-mail: koike-takeshi@ka3.so-net.ne.jp

地下構造物と隣接する周辺地盤の間では、その沈下特性の違いから両者の間に不同沈下が発生する。不同沈下量が小さい場合、管路自体の変形性能で吸収可能であるが、大きい場合、管路が大きく変形し漏えいが生じる懸念がある。これを回避するためには、伸縮可撓継手を設置する必要がある。また、伸縮可撓継手に不同沈下が作用するのは埋設管路敷設直後であり、将来レベル2地震動相当の大規模地震が発生したときにはすでに不同沈下が完了しており伸縮可撓継手は不同沈下を吸収し屈曲した状態で地盤震動に起因する管軸方向変位吸収を強いられる。本論文ではこの状況における伸縮可撓継手の変形挙動について述べる。

Key Words: bellows-type expansion joint, underground structures, differential settlement, level2 seismic design

1. はじめに

地下構造物と隣接する周辺地盤の間では、その沈下特性の違いから両者の間に不同沈下が発生するため、埋設管路に接続する取り付け部付近の管路は軸直角鉛直方向の変位を受けることになる。

管路は、一様な地盤に埋設されるだけでなく、地形、地層の異なる地盤に跨って埋設される場合もある。例えば、埋立地や宅地造成地では従来の地盤に隣接して新しい地盤が造成される場合に、従来地盤と埋立地盤との境界部で不同沈下が発生する。また、水管橋橋台下部や弁室などの地下構造物から隣接する埋設管に接続する箇所では、地下構造物と周辺地盤の沈下特性が異なるために、両者の間で不同沈下が発生する(図1,図2)。さらに、地下水水位変化・盛土・車両荷重増大などにより荷重条件が急変する地盤領域では、周辺の地盤との境界部分で不同沈下が発生する。これらの不同沈下は地震発生前にすでに完了しており、埋設管はこの不同沈下変位をすでに吸収した状態で地盤震動に対処することになる。

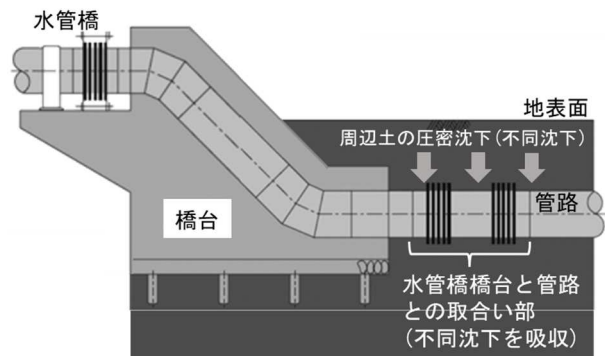


図-1 水管橋橋台下部

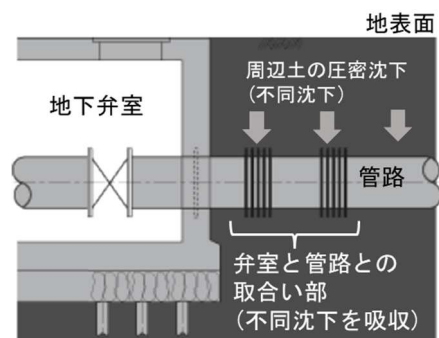


図-2 地下弁室

不同沈下量が小さい場合、管路自体の変形性能で吸収可能であるが、大きい場合、管路に塑性ヒンジを形成し最終的に漏えいが生じる懸念がある。これを回避するためには、伸縮可撓継手を設置する必要がある。伸縮可撓継手にはベローズ型、摺動型、ゴム型などが存在し、基本的に内部流体を外部に漏らすことなく管路に発生する変位を吸収することが可能である。それぞれ主幹部分である伸縮部の構造が異なり、変形の仕方或使用可能レンジなどは様々である。

ベローズ型はステンレス鋼材、水道用規格鋼管と同等の炭素鋼鋼管などの材料をベローズ型（波型）に加工し、波部の変形によって伸縮可撓性を持たせている(図-3)。摺動型はゴムリングを二重管構造の外筒となるスリーブ管端に取り付けてシール材とし、接触面で摺動することによって伸縮性と可撓性を持たせている。またゴム型については鋼管とゴム筒を組み合わせた構造で、ゴム筒より環状膨出部を数個設けたゴム波形の形状変形により剪断変形性能、伸縮性能を持たせている。(WSP-024²⁾参照) 本論文ではとりわけベローズ型伸縮可撓継手を念頭に議論を展開する。

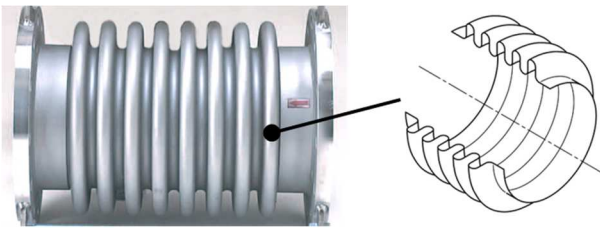


図-3 ベローズ

2. 不同沈下状況下におけるベローズの地震時伸縮挙動

本章では、不同沈下が管路に作用した状態で、レベル2地震動相当の大規模地震が発生したケースについて検討する。埋設管路において、水管橋橋台下部や地下弁室のような地下構造物との取合い部では、地震発生時には表層地盤内を伝搬する実体波や表面波により管軸に沿って粗密波や剪断波が伝搬することになり、管路は相対的に管軸方向に大きく伸縮し、管軸直角方向には小さな変形を生じることになる。

その結果、伸縮可撓継手は配管敷設直後より進行した不同沈下による軸直角鉛直方向変位を保持した条件下で管軸方向の地盤震動を受けることになる(図-4)。

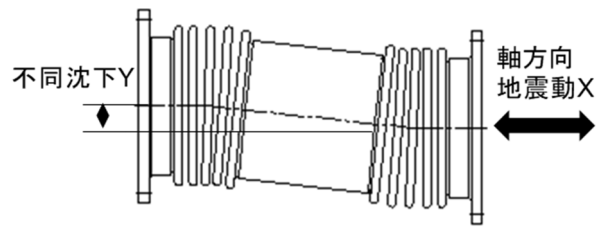


図-4 不同沈下に加え管軸方向地震動を受ける伸縮可撓継手

不同沈下により継手の軸方向伸縮性能が予め低下している場合、地震時に正常に伸縮変形できず早期に破断する懸念がある。本章では、ベローズ型伸縮可撓継手の不同沈下状況下における地震時変形挙動を実験的に確認した。

(1) 実験条件

一般的な構造のベローズ型伸縮可撓継手の試験体に不同沈下を模擬した軸直角方向の変位Yを与えた後、地震動を模擬した軸方向の大きな繰り返し伸縮Xを与えた。試験体の寸法および仕様を図-5に示し、実験条件を表1に示す。

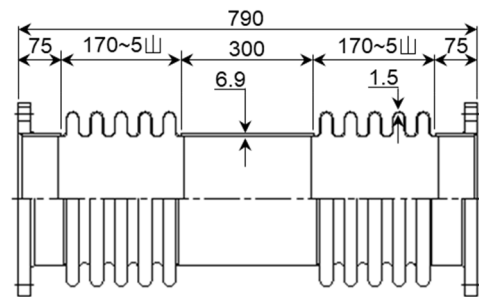


図-5 300A 試験体

表-1 実験条件

Unit : mm

試験体	軸方向X	軸直角方向Y	Y/D
A	±200	0	-
B	±200	25	1/12
C	±200	50	1/6
D	±200	75	1/4
E	±200	100	1/3

ここで、ベローズ形伸縮可撓継手の一般的な設計規格である EJMA 規格³⁾ (Standards of the Expansion joint manufacturers Association) では、ベローズの永久的な損傷を防止するため、ベローズ1山当たりの移動量に次のような制限を設けている(図-6)。

a) 圧縮側

$$e_c(max) = q - 2r_m - nt \quad (1)$$

b) 伸長側

$$e_e(max) = 6r_m - q \quad (2)$$

e_c : ベローズ 1 山あたりの圧縮量[mm]

e_e : ベローズ 1 山あたりの伸長量[mm]

q : ベローズ 1 山あたりのピッチ[mm]

r_m : ベローズ形状の平均半径[mm]

n : ベローズの層数[ply]

t : ベローズの板厚[mm]

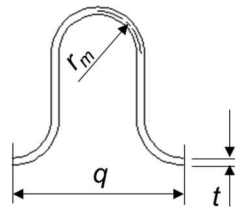


図-6 ベローズ寸法

(1) 式および (2) 式を解くと、圧縮側は隣り合う山や谷が接触しない範囲、伸長側はピッチ q の 2 分の 1 程度の変形範囲での使用を要求していることになる。通常、ベローズ設計では必要変位量に対して上記制限内に収まる様、山形状や山数などを設定することが一般的である。しかしながら、過去の地震事例では、ベローズに作用する変位振幅が上記許容範囲を超えているケースが少なくない。その理由として、設計当初に地震変位を見込んでいなかったケースや、見込んでいたとしても実際の地震変位が想定を上回っていたケースなどが挙げられる。

そこで本実験では地震発生時の実状を考慮し、EJMA 規格の制限値を上回る変位振幅をベローズに負荷することとした。不同沈下を模擬した軸直角方向変位は、試験体ごとに段階的に増加させ、最大変位は 100mm とした。軸方向地震動を模擬した軸方向変位は全ての試験体共通で $\pm 200\text{mm}$ とし、これは最も不同沈下量の大きい試験体 E が計算上これ以上物理的に圧縮できない値として設定した。EJMA 規格による本実験に使用するベローズの 1 山あたりの動き量の制限および、本実験でベローズに与える変位量から算出した 1 山あたりの動き量を表 2 に示す。

表-2 EJMA 規格による動き量制限および実験条件から算出した動き量

試験体	EJMA規格による1山あたりの動き量の制限		本実験で試験体に与える変位量から算出した1山あたりの動き量	
	圧縮側	伸長側	圧縮側	伸長側
A	15.5	17	20	20
B	15.5	17	22.29	22.29
C	15.5	17	24.58	24.58
D	15.5	17	26.87	26.87
E	15.5	17	29.16	29.16

Unit: mm

表-2に示す通り、本実験では例えば試験体 E では圧縮側で約 1.9 倍、伸長側で約 1.7 倍 EJMA 規格の移動量制限を超過する伸縮量を与えることになる。

以上の条件により、軸方向伸縮 X を試験体が破断に至るまで繰り返し、破断したときのくり返し回数を記録した。

(2) 実験結果

実験結果を図-7 に示し、試験体 A~E それぞれの破断箇所を図-8 に示す。実験結果から、予め負荷した軸直角方向変位が大きくなるにつれて伸縮継手の寿命が短くなることが確認された。

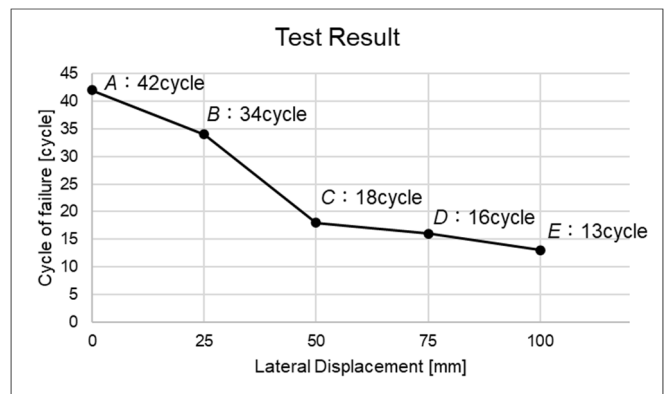


図-7 実験結果

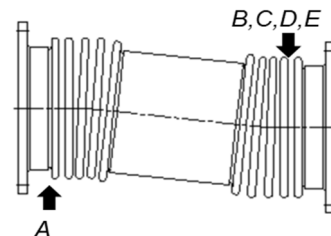


図-8 破断箇所

軸直角方向変位の無い試験体 A 以外は、全て 2 つのベローズのうち軸方向変位が作用する方のベローズの最も圧縮される箇所の谷部に亀裂が発生した。EJMA 規格の範囲内でベローズを使用した場合、隣接する谷部同士が接触しない範囲に制限されているため、ベローズの曲率半径 r_m は減少しない。しかしながら、その範囲を超えると、圧縮側で谷部同士が接触し、さらに圧縮が進行すると曲率半径 r_m がさらに小さくなり応力集中による破損の要因となることを確認した(図-9)。

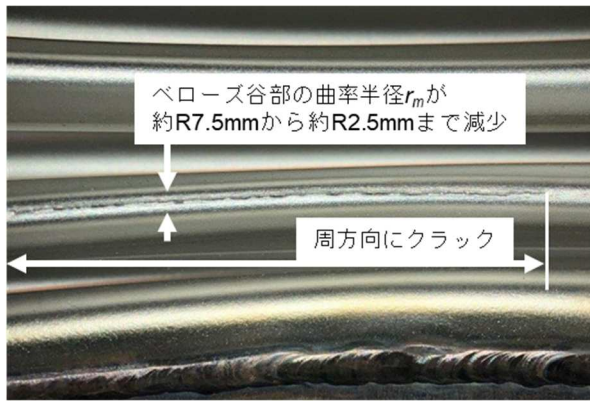


図-9 試験片 E ベローズ内部 (試験終了後撮影)

また、図-7 に示す実験結果から、試験片 C, D, E の寿命低下は、試験片 A, B, C と比較し緩やかであることがわかる。特に試験片 E は、最大圧縮時にベローズがほぼ完全に折りたたまれた状態まで圧縮されたが、13 サイクルまで破壊しなかったことから、変位をさらに大きくしても寿命回数は大きく減少しないと考えられる。しかしながら、ベローズが物理的にそれ以上圧縮できないような圧縮力を受け、さらに圧縮荷重を与え続けたときの挙動を調べるためには、さらなる実験が必要と考える。

今回の実験では、最大圧縮時のベローズの曲率半径 r_m の減少が応力集中を招き主な破断の原因となったと考えられるが、伸長側でも図-10 に示す潜在的破断リスクが観察された。

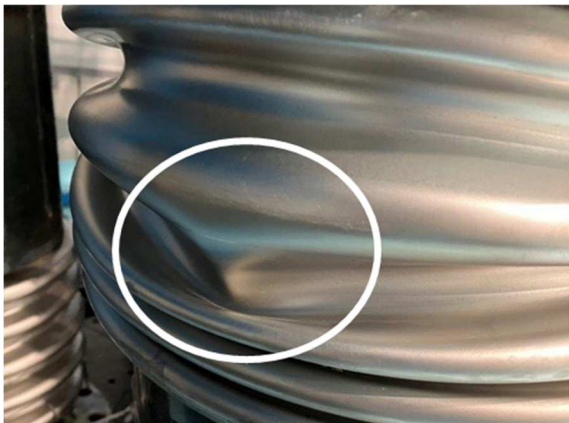


図-10 試験片 E ベローズ外部 (試験終了後撮影)

本現象は、ベローズの円周の一部が過大に引き延ばさ

れた結果、ベローズの谷部が局部的に隆起し塑性化したものである。本現象は供試体 E のみで観察され、この箇所における亀裂は観察されなかったが、伸び量が大きくなるほど谷の隆起が大きくなると考えられるため、その状態で圧縮・伸長を繰り返す場合、破壊の危険性が増加すると考えられる。

このように、伸び縮みが一般的常用範囲とされる範囲を大きく超える場合、地震発生時に予め吸収していた不同沈下が大きいほど、破壊の危険性が多重的に増加し、伸縮継手の寿命低下を招くことを確認した。

4. まとめ

ベローズ型伸縮可撓継手に予め不同沈下が作用した状態で管軸方向のレベル 2 地震動相当の大規模地震を受けの際の変形挙動について実験的に確認した。

今後は液状化等の地盤変状による管路の大変形を想定し、圧縮側および伸長側それぞれの継手破断限界までの一方向載荷実験によるベローズの破壊モードを調査したい。また、レベル 2 地震動に対するベローズの必要性能についても検討を進める所存である。

謝辞：本研究は日本ニューロン株式会社の支援により実施した研究であり、ご協力に深甚の感謝を申し上げます。

REFERENCES

- 1) 鈴木崇伸, 高田至郎, 小池 武, 小川安雄, 松本真明 : 液状化による側方流動を受ける埋設鋼管の塑性ヒンジ解析, 土木学会論文集, No.710/I-60, pp.79-90, 2002.
- 2) 日本水道鋼管協会 : 水道用鋼管路における伸縮可撓管 WSP024-2013, 日本水道鋼管協会, 2013, [WSP : Expansion joints for water supply pipelines, WSP 024-2013, WSP, 2013.]
- 3) Standards of EJMA 10th edition (2016). Standards of the expansion joint manufacturers Association .

地震時の配水池スロッシングリスクに関する 統計分析

鎌田 泰子¹・山下 かのこ²

¹ 正会員 神戸大学教授 工学研究科市民工学専攻 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1)

E-mail: kuwata@kobe-u.ac.jp

² 神戸大学修士課程 工学研究科市民工学専攻 (〒657-8501 神戸市灘区六甲台町 1-1)

E-mail: 236t134t@stu.kobe-u.ac.jp

水道システムの一要素である配水池は、一日の中で水位を上下させながら供給している。このため、地震時に生じるスロッシングの固有周期も日変動することになる。また、配水池の規模も大小様々である。神戸市の配水池を対象にして、配水池の規模ごとにスロッシング固有周期と液面上昇量のばらつきについて検討をした。その結果、配水池の規模が小さく、満水に近い時間帯であれば、その配水池のスロッシング固有周期は1~4秒になることがわかった。

Key Words: sloshing, water distribution tank, natural frequency

1. 研究の目的

日常時だけでなく地震時にも安全・安心な水を供給することは、救命や市民生活の維持において重要である。このためには、水道施設の耐震性確保だけでなく、水質基準を満たした水を供給する必要がある。とくに、長期間配水池を使用し続けると、配水池底部には沈殿物が溜まるため、地震時にはこの沈殿物の舞い上がりが懸念される。

著者らは、配水池底部に堆積する沈殿物が地震動によるスロッシングで配水池内に舞い上がるか否かを調べるために、模型水槽を用いて加振実験を行い、沈殿物の舞い上がり過程について分析を行ってきた¹⁾。その結果、1.6sのスロッシング固有周期をもつ模型水槽では、同一周期の正弦波加振やその周期が卓越する観測波で沈殿物が舞い上がり、水槽内濁度が上昇することが確認された。実験は一事例に過ぎず、舞い上がりのメカニズムの解明にまでは至っていないが、スロッシングによって水面水位が上昇することで水槽底面に上向きの流れができること、さらに、水面が水槽天井に衝突し、流れに乱れができることが舞い上がりの要因として考えられる。

一方で、対象とすべき配水池の大きさは千差万別であり、さらに一日の中でも時間帯によって水需要に偏りがあるため、配水池の水位も日変動がある。すなわち、地

震の発生時によってスロッシングの起こりやすさは異なる。これらにばらつきがあるもののそれらの特性を踏まえておくことは重要である。本稿は、神戸市が管理する配水池の構造特性からスロッシングの発生しやすさについて検討したものである。

2. 配水池の規模と構造

神戸市には、構造別にみて配水池が261池(休止1池を含む)ある。配水池容量は最小で25m³、最大で20000m³である。これらの配水池の内、最も多い構造形式が矩形のRC造であり、188池(72%)ある。この他、鋼製タンクとPC造がそれぞれ29池、28池あり、上記の構造で94%になる。この他、隧道とRC造の円筒形がある。

全体として、261池ある配水池の内、123池は1000m³以下の規模の配水池であり、標高に関わらずどの場所でも多い。また、図-1に示すように配水池の規模と設置標高(厳密にはL.W.L)の軸で配水池数をみると、神戸市の配水システムの特徴がよく現れている。標高60m以下の阪神地域の人口集中地域においては、阪神水道企業団から山側の送水トンネルで受水した後、中層、低層の配水区にある配水池に送水し、水圧調整して配水区に給配水しているため、規模の大きい配水池が多い。また、

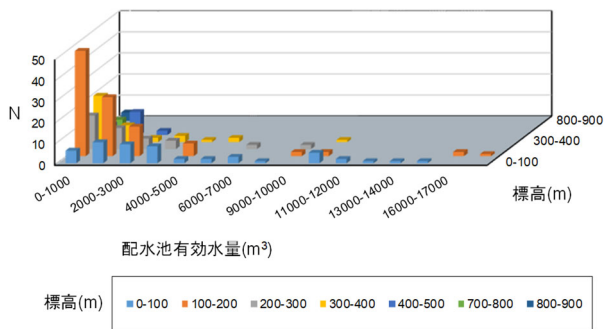


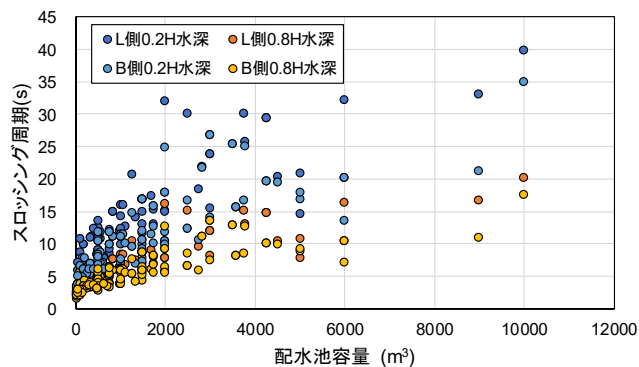
図-1 配水池容量別の分布

受水点からさらに圧を上げて、山側の特区配水池などにも送水しているため、規模の小さい配水池も多い。阪神地区よりもさらに標高の高い、神戸市西区や北区では、比較的4000m³以下のものが多くみられる。

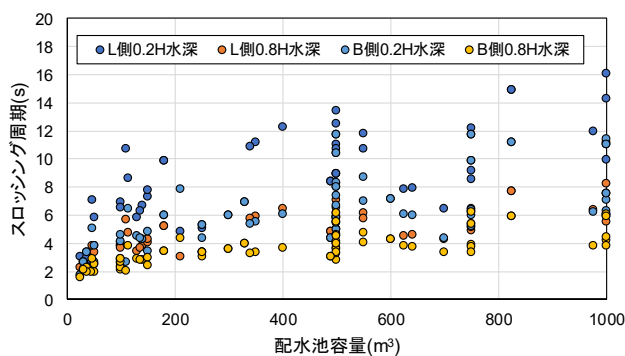
3. RC 矩形水槽の周期

本分析では、上述した RC 造の矩形水槽を 188 池を対象に分析を進めた。これらの配水池の 57%が 1000 m³以下の有効容量をもつ配水池である。配水池の高さ H は、3~6 m にあるものが 92%の大部分を占める。配水池には、高水位 (H.W.L) と低水位 (L.W.L) がそれぞれ設定されている。この水位差である有効水深は、配水池の設置条件によって決められているが、配水池の高さ H に対する有効水深の比が 0.8~0.9 であるのが、全体の 51%に相当する。したがって、配水池高さの 10% 程度が低水位に設定されていると仮定し、以下の分析を行った。

スロッシングの固有周期は、配水池高さのそれぞれ 20%と 80%の水深がある場合を検討する。固有周期の算定には、ハウズナーの矩形水槽のスロッシング固有周期から算定した。図-2は横軸に配水池容量、縦軸に水槽の底面各辺に対して 20%水深と 80%水深の場合のスロッシング固有周期を示したものである。スロッシング周期が短くなるのは 80%水深の場合で、配水池容量が最小の場合に 1.6 s、最大の場合に 17 s である。一方、周期が長くなるのは 20%水深の場合で、配水池容量が最小の場合で 10 s、最大で 40 s になる。ただし、これは単純に一辺の長さから算出したものであり、1000 m³の配水池容量になれば 1 辺が 15 m 以上になり、長いもので 60 m 近くになる。構造上、中柱や、水を迂回させるように中壁が入るため、スロッシングの対象となる一辺は短くなるものと考えられる。1000 m³以下については、中柱が入ってもスロッシング周期の算定誤差は少ないと考えられ、この範囲だけを示した図-2(b)では、満水に近い 80% 水深の場合のスロッシング周期は 1~4 s の間にある。



(a) 全矩形 RC 造配水池



(b) 1000m³以下の全矩形 RC 造配水池

図-2 配水池容量によるスロッシング周期 (L, Bは底面各辺)

4. スロッシング時の液面上昇量

スロッシング時の液面上昇量は剛体容器の速度ポテンシャルの解から、一次モードが卓越するとして近似解が導出され、加速度応答スペクトルが与えられて液面上昇量は得られる。例として、兵庫県南部地震のJMA神戸の観測波の $h=0.6\%$ の疑似加速度応答スペクトルの周期1 s以上の値を用いて液面上昇量を試算したものが図-3である。1000 m³以下の配水池と対応するように底面長さを5, 10, 15 mで示したものである。地震動の特性によって液面上昇量は変動するが、この例に用いた地震動であればスロッシングの周期が3 s以下であれば1 m近くの液面上昇量となる。5 mほどの配水池高さで80%程度の水位があれば、スロッシングの固有周期は3 s以下になり、この条件であればスロッシングで上昇した水面は天井に到達することになる。冒頭で述べた沈殿物が舞い上がりやすい環境になる。逆に、水位が低ければスロッシングの周期も長くなり、液面上昇量もわずかとなる。時間帯によって配水池のスロッシングとそれに伴うリスクが異なることがわかった。

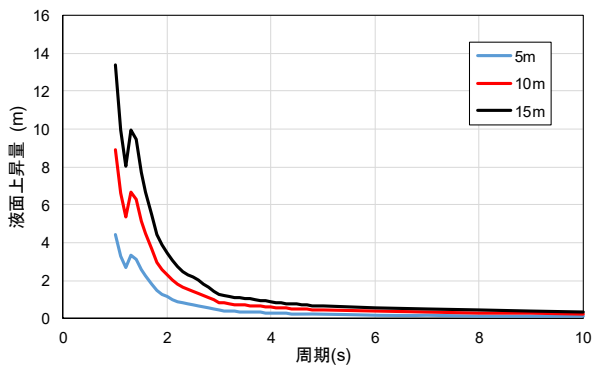


図-3 JMA 神戸波の擬似加速度応答スペクトル($\eta=0.6\%$)に基づいた配水池底面長さ別の液面上昇量

5. まとめ

矩形水槽のスロッシング研究の端緒につき、実際の配水池について統計分析したところ、容量だけでなく大きさも千差万別であることが本報で明らかになった。とくに、比較的小さい 1000 m^3 以下の配水池であれば、80% 水深がある場合にはスロッシング固有周期は $1\sim 4 \text{ s}$ にな

る。入力される地震動の特性にもよるが、満水時に近い時間帯であれば液面上昇量は高くなり、場合によって水面が配水池天井に到達することもあることが試算された。

謝辞：本分析を遂行するにあたり、神戸市水道局から貴重な資料を提供していただいた。ここに記して謝意を表す。

REFERENCES

- 1) 鉦田泰子, 陳陳時霖, 安井國雄, 米山望: スロッシング時の配水池沈殿物の舞い上がりに関する水理実験, 自然災害科学, Vol.42, 特別号, pp.22-31, 2023. [Kuwata, Y., Chen, S-L, Yasui, K. and Yoneyama, N.: Hydraulic experiment on sediments uplifting in water distribution tank during sloshing, *J. Natural Disaster Science*, Vol.42, Special Issue, pp. 22-31, 2023.]
- 2) 坂井藤一: 液体貯槽の耐震設計研究に関する現状と課題, 土木学会論文集 No.362/I-4, pp. 1-11, 1985. [Sakai, F: Studies on seismic design of liquid storage tanks – present and future, *JSCE Journal No.362/I-4*, pp. 1-11, 1985.]

社会・人口統計データの回帰分析を用いた 上水道管路の分布推定に関する検討

佐野 南海¹・劉 ウェン²・丸山 喜久²・永田 茂³

¹ 学生非会員 千葉大学工学部 都市環境システムコース (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33)
E-mail: 20t0228m@student.gs.chiba-u.jp

² 正会員 千葉大学大学院工学研究院 (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33)
E-mail: wen.liu@chiba-u.jp, ymaruyam@faculty.chiba-u.jp

³ 正会員 防災科学技術研究所 災害過程研究部門 (〒305-0006 茨城県つくば市天王台 3-1)
E-mail: nagata-shigeru@bosai.go.jp

各自治体では、発生が懸念されている大規模地震に対して、防災体制の整備や住民への啓発のために、地震被害想定を作成している。上水道の被害想定では、配水管の管種ごとの延長が用いられている。しかしながら、メッシュごとの管路延長が不明な地域も多いことが問題である。本研究では、比較的入手のしやすい社会・人口データを用いて、配水管の延長を 250m メッシュ毎で推定するモデルを構築した。管路延長の推定は、全管種の合計だけでなく、配水管の代表的な管種ごとでも行った。推定延長の決定係数は高いものの、静岡市へ適用した推定結果は実際の延長と大幅なずれが生じる結果となり、改善が必要である。

Key Words: earthquake damage estimation, water pipe length, machine learning, Statistical data

1. 研究背景・目的

水道は私たちの生活に欠かせないライフライン設備である。しかし大規模地震発生時には、水道施設や配水管に被害が生じて多数の世帯で断水が発生し、復旧までに時間を要する¹。また、このような大規模地震は、発生の切迫性が懸念されている²。

そこで各自治体では、発生が懸念されている大規模地震に対して、地震発生時の防災体制の整備や住民への啓発のために、地震被害想定を作成している。上水道の地震被害想定³では、まず配水管の管種ごとの延長を地盤や管種などから得られる補正係数で補正し、管路の被害率を予測する。その後、川上の式⁴により断水率(機能的被害率)を算出し、上水道の被害想定としている。このように上水道の地震被害想定をする上では、はじめに管路延長データが必要である。しかしながら、デジタル化された管路図やメッシュごとの管路データが整備されていない地域も多いため、正確な被害想定ができていないと言われている。

このような背景のもと、本研究では、上水道配水管の管路延長を 250 m メッシュ毎に推定するモデルを構築す

ることを目的とする。全管種合計の延長の推定だけでなく、配水管の代表的な管種別の延長の推定も試みた。さらに、構築されたモデルを他の地域に適用して管路延長の推定を行い、水道統計⁵の延長と比較することでモデルの妥当性を検証する。日本のあらゆる地域で管路の分布推定を行うことができるようになることを目標とし、最終的には地震被害想定精度向上につなげることを目指すものである。

2. 本研究で用いたデータ

本研究では、仙台市と熊本市(管路データのない一部地域を除く)の管路データを教師データとして用いてモデルの構築を行った。説明変数には、2006 年道路中心線データ⁶、地形地盤分類⁷、1995 年、2000 年、2005 年、2010 年の国勢調査⁸の人口と世帯数、2006 年、2010 年国勢調査・事業所企業統計調査のリンク統計⁹の全産業事業所数、建て方別世帯数のデータを用いた。

3. 管路延長推定モデルの構築

(1) データ整理とモデルの構築について

仙台市と熊本市それぞれにおいて、回帰分析に用いるデータを 250 mメッシュのメッシュコードで整理した。管路データと道路中心線データは、GIS 上で 250 mメッシュに区切り、メッシュ毎の延長を算出した。地形地盤分類、人口・世帯数、全産業事業所数、建て方別世帯数については、250 mメッシュ毎のデータはそのまま用い、500 mメッシュ毎のデータは4分の1ずつに按分し、250 mメッシュに当てはめて用いた。また、水道管は基本的に道路の下に埋設されているため、道路のあるメッシュのみを分析対象にした。

モデルの構築については、Matlab の回帰学習器アプリ¹⁰⁾により、線形回帰モデルや回帰木、回帰木のアンサンブルなどのいくつかの回帰モデルに学習をさせ、その中で最も決定係数の値が良いモデルを最適なモデルとした。学習については、データセット全体を使用して学習させ、分割数5の交差検証で検証した。

(2) 全管種の延長推定モデル

仙台市、熊本市でデータの整理をし、2市を結合したデータでモデルを構築した。最適なモデルは、回帰木のアンサンブルのバギング木であり、モデルの決定係数は、0.85 と高かった。図-1 では、実際の管路延長とモデルによって推定された延長を比較するために 250m メッシュ毎の値を散布図で示した。推定延長の重相関係数は約 0.97 と良好な数値である。

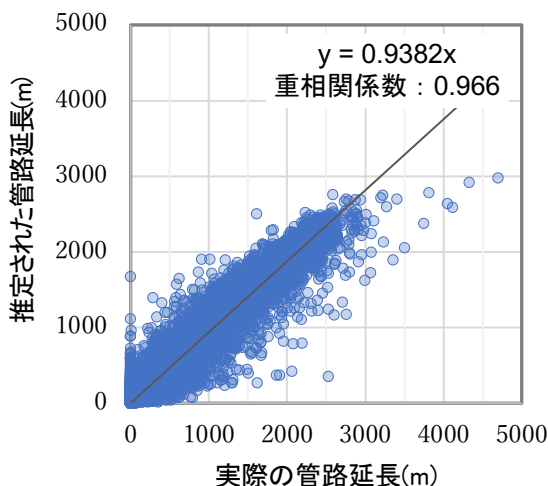


図-1 250m メッシュ毎の実際の管路延長と推定した管路延長の比較(道路のあるメッシュのみ)

決定係数や図-1の散布図を見ると、ややばらつきがあるものの、概ね精度が良いと考えられる。そこで、実際に配水管の分布の推定が正しくできているのかを確認す

るために、GIS 上で仙台市の 250mメッシュ毎管路延長を可視化した。

図-2 では実際の管路分布、図-3 では道路のあるメッシュのみで推定された管路分布を示した。2つの図を比較すると、実際には管路のないメッシュにおいても、延長は短いものの、管路があると推定されていることがわかる。山間部や人が住んでいない地域などにも狭い道路があることが1つの原因と考えられる。

道路と管路の分布の関係について見るために、GIS 上で道路中心線データと管路データを重ね合わせて表示した。図-4 は、仙台市のある地域を拡大したものである。道路幅員が 3m 未満の狭い道路には水道管が埋設されていない場合が多いことが確認できる。このことから、回帰分析の対象メッシュを幅員 3m 以上の道路を含むメッシュに絞ることとした。

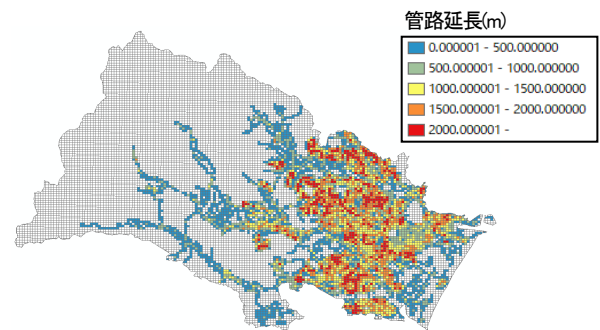


図-2 仙台市の実際の管路分布

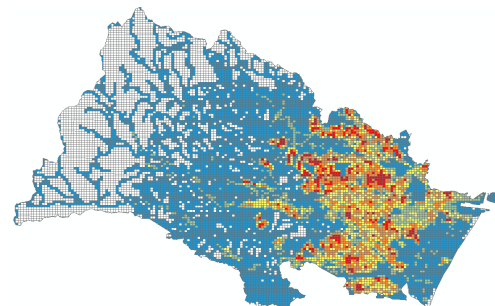


図-3 仙台市の推定された管路分布(道路のあるメッシュのみ)

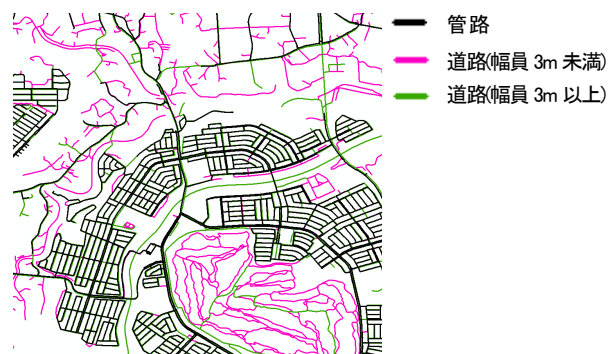


図-4 道路中心線と管路の分布

道路幅員 3m 以上の道路があるメッシュのみで回帰分析をし、モデルを構築した。最適なモデルは、回帰木のアンサンブルのバギング木であり、モデルの決定係数は 0.81 となり、わずかに小さくなった。図-5 は、図-1 と同様に 250m メッシュ毎の値をプロットしたものである。両者の散布図の形はほとんど違いがなく、推定延長の重相関係数は約 0.96 とこちらのモデルでも良好な数値である。

図-6 は、幅員 3m 以上の道路を含むメッシュを対象とした場合に推定された管路分布を示した地図図である。図-2 や図-3 と比較すると、幅員 3m 未満の道路のみしか含まないメッシュを除くことで、分布の推定の精度が向上したことがわかる。したがって、今後の推定にはこのモデルを用いることとした。

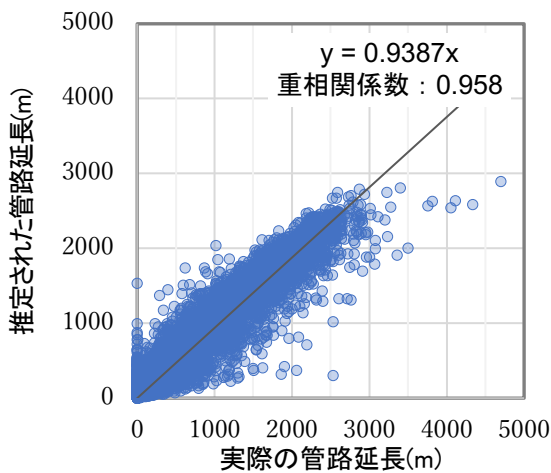


図-5 250m メッシュ毎の実際の管路延長と推定した管路延長の比較(幅員 3m 以上の道路のあるメッシュのみ)

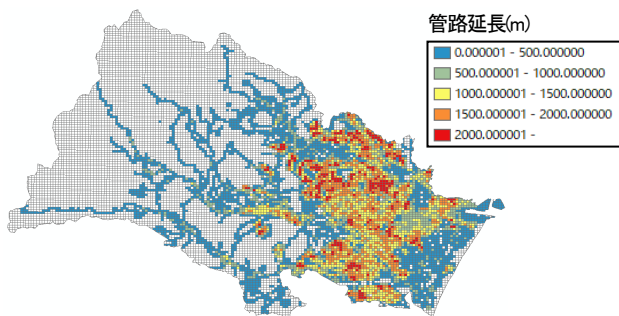


図-6 仙台市の推定された管路分布
(幅員 3m 以上の道路のあるメッシュのみ)

(3) 管種ごとの推定モデル

東北地方太平洋沖地震における仙台市内の管種ごとの被害のうち、約 70%が塩化ビニル管、約 25%が耐震継手を有さない一般継手のダクタイル鋳鉄管であった。水道管被害の大半をこの 2 つの管種が占めていることがわかる¹⁾。そこで、本研究では、塩化ビニル管(VP)と一般継手の

ダクタイル鋳鉄管(DIP(一般継手))の分布推定モデルに関して検討した。

VP と DIP(一般継手)のそれぞれでモデルを構築した。このとき、(2)と同様に、幅員 3m 以上の道路を含むメッシュのみを対象とした。最適なモデルはどちらも回帰木のアンサンブルのバギング木であり、モデルの決定係数は、VP では 0.61、DIP では 0.60 となった。管種別モデルにおいても、区別なしのモデルと同様に、実際の延長と推定された延長を比較するための散布図を図-7、図-8 に示した。推定延長の重相関係数は、どちらも約 0.92 と、概ね良好な結果が得られた。

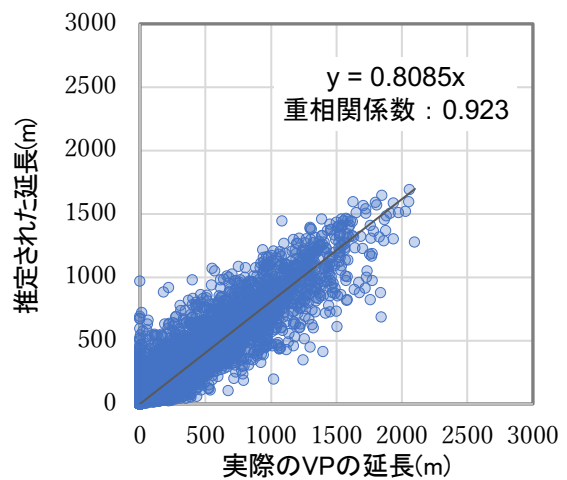


図-7 VP の管路延長と推定した管路延長の比較

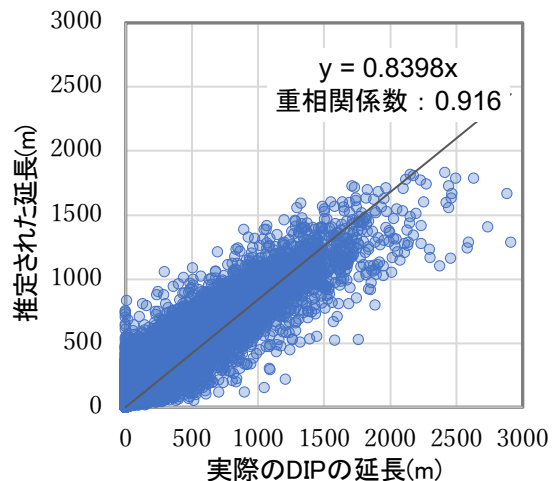


図-8 DIP の管路延長と推定した管路延長の比較

4. 静岡市への適用

(1) 全管種の延長推定

静岡市でも、説明変数のデータを 250m メッシュ毎で整理し、その後、3章で示した道路幅員を考慮したモデルを

適用した。モデルによって推定された管路延長を、令和2年度水道統計にある静岡市の配水管合計延長と比較し、モデルを評価した。

表-1 実際の管路延長と推定された管路延長の比較

(A)推定の延長 (m)	(B)実際の延長 (m)	(A)/(B)
3,197,728	2,488,425	1.285

表-1より、モデルによって推定された管路延長は実際の延長の約1.3倍程度となっていることがわかる。このモデルでは合計延長は実際よりもやや長く推定してしまっている。

(2) VP・DIPの延長推定

章3の節(3)で示した2種類の管種のモデルを静岡市に適用した。管種区別なしの延長推定と同様に、モデルによって推定された延長と水道統計による実際の延長を比較した。

表-2 実際のVPの延長と推定された延長の比較

(A)推定の延長 (m)	(B)実際の延長 (m)	(A)/(B)
915,885	116,790	7.842

表-3 実際のDIPの延長と推定された延長の比較

(A)推定の延長 (m)	(B)実際の延長 (m)	(A)/(B)
1,391,187	1,583,450	0.879

表-2では、VPの比較結果を示した。推定された延長は、実際よりも7.8倍以上長く、推定の精度がとても低い。VPはほかの管種に比べて延長が短いため、推定が難しくなっていることが考えられる。

表-3では、DIPの比較結果を示した。推定された延長は、実際の延長の約0.88となっており、DIPは管種区別なしの延長とは反対に、実際よりもやや短く推定された。

5. 結論

本研究では、仙台市と熊本市のデータを用いて、250mメッシュごとの管路延長を推定するモデルを構築した。全管種の合計延長の推定に加え、配水管の代表的な管種であるダクタイル鋳鉄管と塩化ビニル管の分布推定も行った。すべてのモデルにおいて、推定延長の決定係数は良好な数値であった。これらのモデルを静岡市に適用し

てモデルを評価したところ、全管種合計延長は、実延長の約1.3倍とやや長めに推定され、管種別での延長推定では、管種によって実延長と大幅なずれが出てしまう場合があることが確認された。

今後は、多くの地域にモデルを適用し、モデルによって推定された延長と実延長の関係の特徴を把握し、推定結果の補正や説明変数の再検討をすることにより、精度向上につなげる。

参考文献

- 1) 厚生労働省 水道施設の耐震化の推進
<https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/topics/bukyoku/kenkou/suido/taishin/index.html>
- 2) 内閣府：防災情報のページ 地震災害
<http://www.bousai.go.jp/kyoiku/hokenkyousai/jishin.html>
- 3) 内閣府（防災担当）首都直下地震に係る被害想定手法についてp24 <http://www.bousai.go.jp/jishin/syuto/pdf/shiryu3.pdf>
- 4) 川上英二：道路交通システムの形状と連結確率との関係、第1回都市直下地震災害総合シンポジウム, pp. 169-172, 1996
- 5) 公益社団法人日本水道協会：「水道統計(令和2年度)」
- 6) コンサベーション GIS コンソーシアムジャパン
<http://cgisj.jp/>
- 7) J-SHIS 地形・地盤分類250mメッシュマップ(2020年更新版) <https://www.j-shis.bosai.go.jp/labs/wm2020/>
- 8) e-Stat 政府統計の総合窓口 <https://www.e-stat.go.jp/gis>
- 9) 株式会社日本統計センター：NSCデータベース製品,
<https://www.nihon-toukei.co.jp/solution/db/>
- 10) MathWorks:回帰学習器アプリ-MATLAB <https://jp.mathworks.com/help/stats/regression-learner-app.html>
- 11) 丸山喜久, 伊藤智大, 若松加寿江, 永田茂：東北地方太平洋沖地震における宮城県仙台市の水道管路被害状況の分析, 土木学会論文集A1(構造・地震工学), Vol. 70, No. 3, 377-388, 2014.

通信用橋梁添架管路の水害による被災傾向分析

奥津 大¹・伊藤 陽²・佐野 時裕³

¹ 正会員 日本電信電話株式会社 アクセスサービスシステム研究所 (〒305-0805 つくば市花畑 1-7-1)
E-mail: masaru.okutsu@ntt.com

² 正会員 同上
E-mail: kr.itou@ntt.com

³ 非会員 同上
E-mail: tokihiro.sano@ntt.com

本研究では、河川横断部で通信ケーブルを布設するために道路橋などに添架した管路を対象に水害による被災傾向を分析した。故障の木解析により被災要因を分析し、2019年東日本台風及び2020年7月豪雨の際の点検結果、設備データ、雨量等のデータと被災率との関係を単変量及び多変量で解析した。その結果、添架位置、雨量、水位の影響が大きいことが分かった。全データの3/4をモデル構築用として使った多変量解析で得られた回帰モデルを残りの1/4の検証用データに適用した場合の精度は正解率0.66、再現率0.60だった。

Key Words: flood, conduit attached to bridge, damage ratio, multivariate analysis, regression model

1. はじめに

日本列島は、初夏と秋の長雨、台風により毎年のように被害が発生する厳しい気象条件下にある。気象災害については、地球規模の気候変動の影響により激甚化、頻発化しており、今後も大雨や洪水の発生頻度の増加が予測されている。

近年では、岡山県倉敷市真備町で大規模な浸水が発生した2018(平成30)年7月豪雨、静岡から岩手まで広域で被害が発生した2019(令和元)年東日本台風(19号)、熊本県で球磨川に架かる橋梁が多数流出した2020(令和2)年7月豪雨をはじめ、毎年のように豪雨災害が発生している。

水害による橋梁被害の研究として、石野・玉井¹⁾は2004年から2009年までの期間に水害で倒壊した橋梁を調査し、被災形態として基礎の岩盤からの剥がれ、橋脚コンクリートの折損、桁の流出に分類し、橋脚の材料、桁の構造形式、設計指針の改定時期との関係で定性的に被災しやすい橋梁を列挙している。

小澤・鈴木²⁾は2011年から2021年までの期間で被災した156橋梁について被害の程度で3段階に分類したうえで竣工年、橋長、地形、想定浸水深の観点から分析を行った。その結果、山地の1970年以前竣工の橋梁は大きな被害を受けやすい傾向があると述べている。

山村・二瓶³⁾、井上ら⁴⁾は平成30年7月豪雨で多数の橋梁が被災した広島県内の大田川支川三篠川に着目し、河川に沿って橋梁被害を調査・分析を行った。そして統計的な分析の結果、河道横断面積、集水面積、橋梁面積を組み合わせた指標が橋梁の被災有無の分類に有望であることを示したものの、厳密な分類には課題が残った。

以上のような既往研究は、橋梁本体の水害による被害に関するものであり、橋梁に添架された管路に関する研究はほとんどない。そこで本稿では通信用橋梁添架管路の水害による被災に着目し、その被災状況と被災しやすい設備の特徴を分析する。

2. 橋梁添架管路の概要

橋梁添架管路は、通信ケーブルを河川横断させる箇所です。道路橋等に鋼材を介して取り付けられる管路である。跨線橋や跨道橋に取り付けられる場合もある。橋梁添架管路は、全国に約39,000箇所ある。橋梁添架管路の主な形式を表1示す。

管種は外径96mmの塩化ビニル管を標準とし、条件によって外径89.1mmの鋼管が用いられる場合がある。橋桁に取り付けるための鋼材は支持点と呼ばれ、その間隔は塩ビ管の場合は2.5m以下、鋼管の場合は5.0m以下と規定されている。取り付け位置は、橋梁管理者との協

議によって決まるが、橋桁の側面、橋桁の間（裏面）、橋桁内（埋め込み）がある。側面の場合は、増水時の水流に当たらないよう下流側にすることを原則としている。支持点は、死荷重、風荷重、雪荷重を考慮して設計されている。堤防、河川敷から添架管路までの距離が一定範囲の場合、万が一の火災に備えて耐火防護材を管路に巻き付けている。

3. 研究に用いるデータ

本研究では、2019年10月の東日本台風と2020年7月豪雨の際に実施した通信用添架管路の緊急点検のデータを用いる。調査時の画像と調査票の内容から、①被災無し、②軽微な損傷、③管路損傷、④ケーブル損傷、⑤橋梁被災に添架管路を分類した。③管路損傷は、継手離脱、管折損など管路としての連続性が失われた状態とし、傷・耐火防護剥がれ・漂流物の堆積などは②軽微な損傷とした。⑤橋梁被災は、橋梁本体の橋桁流出・落下、橋脚転倒・傾斜であり、添架管路の諸元に関わらないため本検討では除外する。また、橋梁添架管路の取り付け位置、河川周辺の増水状況等で点検不可、判定不可だった設備及び経年劣化によると考えられる不良は除外した。その結果、分析対象は577設備となった。

被災状況を表2に被災事例を図1にそれぞれ示す。被災率 R は、②～④の合計を①～④の合計で除した値と定義する。被災率は、全体が0.064、東日本台風が0.045、2020年7月豪雨が0.089で、後者は前者の2倍弱だった。

4. 故障の木解析

どのような要素が橋梁添架管路の被災と関係しているのかを「故障の木解析」を参考に検討した。故障の木解析（fault tree analysis）（以下、FTAという）は、日本工業規格で「設定した頂上事象の発生の原因、潜在的に発生の可能性がある原因又は発生の要因を抽出し、頂上事象の発生条件及び要因の識別及び解析を行う手法」⁹⁾と定義されている。FTAでは、好ましくない事象を設定し、その原因、因果関係をツリー状に可視化する。図2に結果を示す。この中から社内の設備データの整備状況、気象・河川に係るデータの全国的な観測・公開状況等を考慮して以降の分析に用いる変数を選定する。

橋梁添架管路が水害で被災する場合、誘因となる作用外力としては、流水圧または漂流物の衝突が考えられる。そのような外力が作用するためには、水位が橋梁添架管路の位置以上に上昇する必要がある。水位と流速は河川横断面積と流量で決まり、流量はその地点よりも上流の集水面積とそこに降る雨量の影響を受けると考えられる。漂流物の影響は大きいと考えられるが、森林斜面の崩壊と関連しており複雑な事象であるため、今後の課題

とし、詳細は別途検討する。雨量、水位については国土交通省の水文水質データベース⁹⁾の観測所のうち最近傍の値を参照する。流量及び流速については観測所が少ないため使用しないこととした。

表1 橋梁添架管路の主な形式


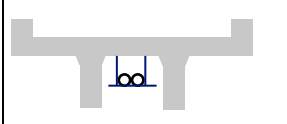


床版の下で両側の桁を利用する形式	床版から吊り下げる形式
	
桁の側面を利用する形式	桁に埋め込む形式
	

表2 対象設備の被災状況

	東日本台風	2020/7 豪雨	全体
① 被災無し	316	224	540
② 軽微な損傷	8	11	19
③ 管路損傷	6	3	9
④ ケーブル損傷	1	8	9
計	331	246	577
被災率 R	0.045	0.089	0.064



図1 橋梁添架管路の被災事例

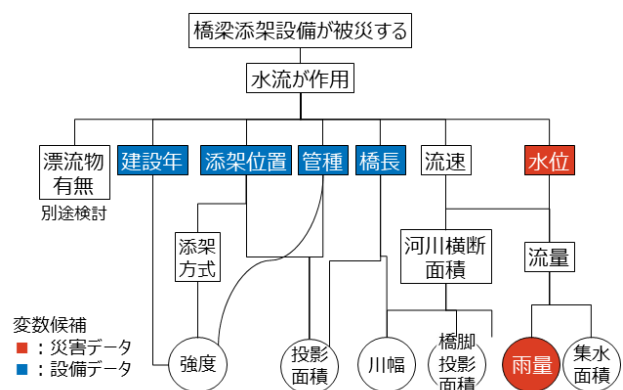


図2 水害による橋梁添架管路被災のFT図

素因となる橋梁添架管路の特性としては、部材の強度に関わる管種と建設年度（建設からの経過年）、外力の受けやすさに関わる添架位置、橋長が考えられる。

5. 傾向分析

FTAの結果を踏まえ、管種、添架位置、橋長、建設年度、雨量、水位を変数候補とし、被災率との関係をそれぞれ分析する。

(1) 管種

橋梁添架管路の管種別の被災状況を図3に示す。被災有・無の設備数を棒グラフと左縦軸で示す。被災無は、表1に示す被災区分の①、被災有は②～④の合計である。被災率は折れ線と右縦軸で示す。グラフの構成は以降の節でも同様である。

管種は、塩ビ管、鋼管、鋼管と塩ビ管の混在に分類した。塩ビ管が標準となっているため、設備数は鋼管の約1.5倍である。被災率は塩ビ管の方が鋼管よりも大きかった。鋼管、塩ビ管が混在している場合の被災率が高いが、数が少ないので一般的な傾向とは言い難い。どちらの管種が、どのように損傷したのかを更に調査する必要がある。

(2) 添架位置

橋梁添架管路の添架位置別の被災状況を図4に示す。添架位置は前述した裏面、側面、埋込等である。被災有は、設備数の多い裏面に多いが、被災率は片側が露出する側面添架が最も高い。側面添架については、設置環境によっては紫外線、潮風の塩分付着による劣化の影響も考えられる。橋の上流側と下流側に添架した場合は、上流側の方が被災し易いと考えられるので図面や調査時の画像を調べて上流側・下流側を区分したうえでさらに分析を行いたい。

(3) 建設年度

橋梁添架管路の建設年度別の被災状況を図5に示す。サンプルの建設年度は1929～2015年度で、1970年代が全体の約41%で突出している。被災率は、古いもので高く、新しいものほど低くなる傾向がある。

(4) 橋長

管路を添架している橋梁の橋長別の被災状況を図6に示す。サンプルの約47%が50m以下で、平均97m、最大832mである。横軸は、サンプルを概ね3等分するように設定した。橋長が短いほど被災率が高い傾向がある。橋長が短いということは川幅が狭く、降雨による水位上昇が大きいためと考えられる。

(5) 雨量

雨量については、前述の通り設備位置近傍の国土交通省の観測値を用いた。降雨期間中の1日最大雨量（以下、日雨量）と被災との関係を図7に示す。日雨量は、平均271mm、最大575mmである。横軸はサンプルを概ね3等

分するように設定した。雨量が大きくなると被災率が大きくなる傾向がある。なお、1、3、6、12、24時間積算雨量についても同様の傾向であった。

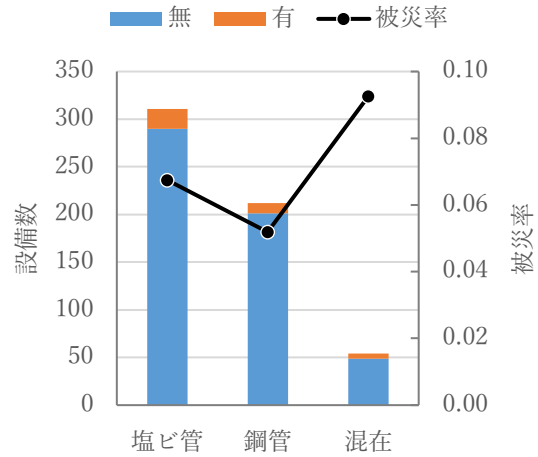


図3 管種別の被災状況

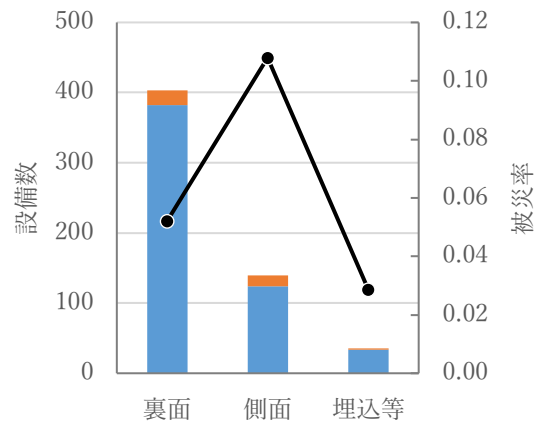


図4 添架位置別の被災状況

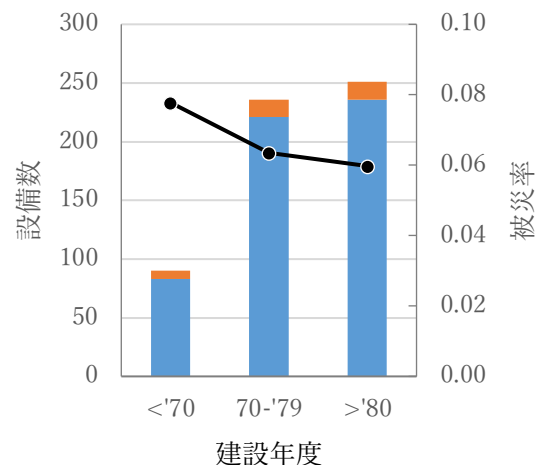


図5 建設年度別の被災状況

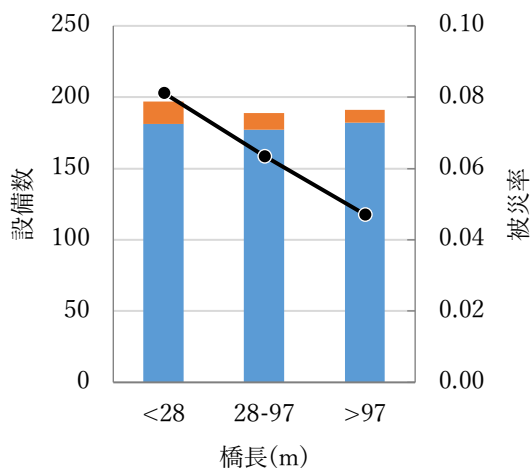


図6 橋長別の被災状況

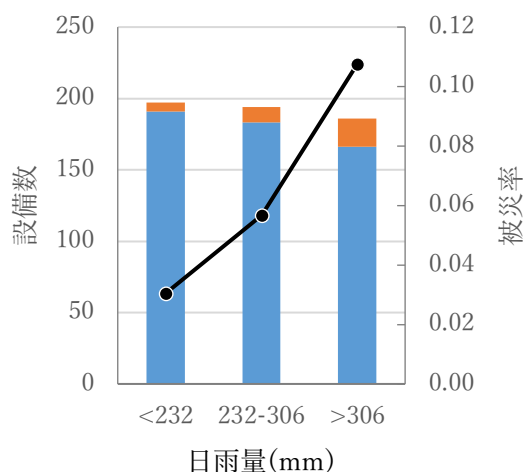


図7 日雨量別の被災状況

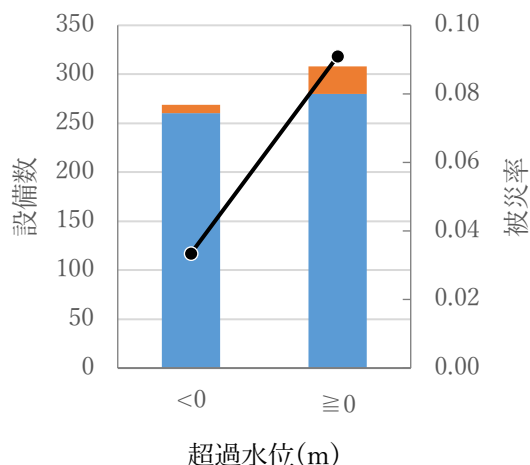


図8 超過水位別の被災状況

表3 カイ二乗検定結果

変数候補	p 値	変数候補	p 値
管種	0.517	橋長	0.390
添架位置	0.046	日雨量	0.008
建設年度	0.835	超過水位	0.005

(6) 水位

水位については、前述の通り設備位置近傍の国土交通省の観測値を用いた。各観測所の期間中の最大水位と氾濫危険水位との差を「超過水位」と定義し、被災有無・被災率との関係を図8に示す。図8の横軸は正負で2分割しており、最大水位が氾濫危険水位よりも高い正のとき被災率が高い。

6. 検定

上記の変数の関連性を見出す方法としてカイ二乗検定を行う。カイ二乗検定は、管種、添架位置のような数値ではないデータを分析する検定方法であるので橋長、建設年度、雨量、水位についても前述した分割範囲をカテゴリとして検定する。ここでは、「被災有無に対する対象変数の影響は有意差がない」を帰無仮説、「被災有無に対する対象変数の影響は有意差がある」を対立仮説とする。カイ二乗検定結果を表3に示す。表中の網掛けはp値が有意水準0.05未満である。p値より、添架位置、雨量、水位はカテゴリ間で有意差があることが示された。

7. 被災予測モデル検討

橋梁添架管路の水害による被災率に対する変数の影響を明らかにするため、数量化I類による回帰分析を行う。

被災有無を目的変数とし、有を1、無を0とする。説明変数は5章に示した項目又は区間に分割し、各設備について該当する場合は1、しない場合は0とする。変数は超過水位、日雨量、添架位置、橋長、管種の5つとし、カイ二乗検定でp値が最も大きかった建設年度は変数から除外した。設備に関する変数の組み合わせをk、説明変数をi、各説明変数の分割された種類をjとおくと、被災率の回帰モデル R_k^* は式(1)ようになる。

$$R_k^* = \sum_{i=1}^{N_i} \sum_{j=1}^{N_j} c_{ij} x_{ij} + c_0 \quad (1)$$

ここで N_i は説明変数の数でここでは5、 N_j は説明変数内の項目数・区間数でここでは超過水位のみ2、ほかの変数は3、 c_{ij} は R_k^* を目的変数に近づけるための係数、 c_0 は定数である。

577設備のデータを被災有無の比率を保ったままモデル構築用と検証用に3:1に分割する。構築用データは432設備で、被災有27設備が含まれる。検証用データは145設備で、被災有10設備が含まれる。構築用データを用いた回帰分析の結果を図9に示す。

係数の大きさは被災有への影響を表しており、大きい順に超過水位0以上、日雨量306mmより大、側面添架、橋長28m未満である。一方、管種は全て0以下で被災有への影響が小さい。

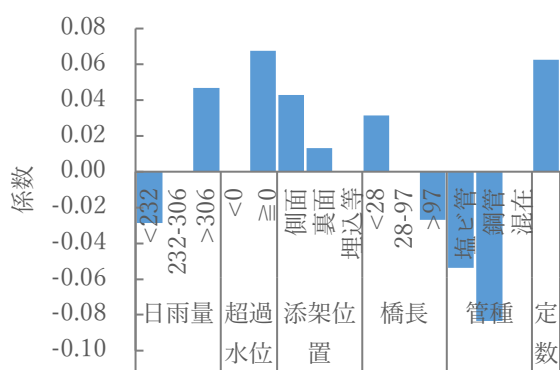


図9 回帰モデルにおける係数

表4 混同行列

		予測	
		被災有	被災無
実績	被災有	TP: True Positive	FN: False Negative
	被災無	FP: False Positive	TN: True Negative

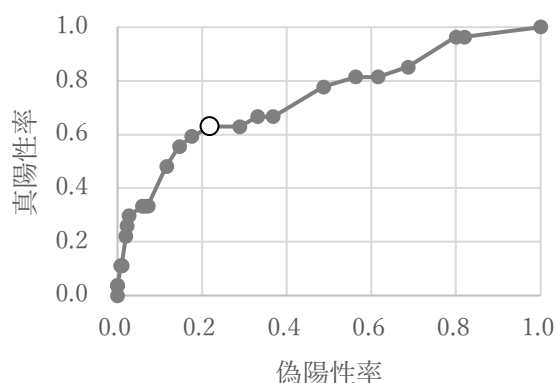


図10 ROC曲線

表5 検証用データの混同行列

		予測	
		被災有	被災無
実績	被災有	TP: 6	FN: 4
	被災無	FP: 45	TN: 90

次に R_k^* を被災有と無の二値に分類する閾値を検討する。ある閾値で分類した時の予測と実績の組み合わせは表4の混同行列の通りである。

ここで、閾値を変化させたときの実績が被災有だったものを正しく被災有と判定できた割合（真陽性率）と実績で被災無だったもので誤って被災有と判定した割合（偽陽性率）を2軸上にプロットしたものが Receiver Operation Curve (ROC)である。この曲線上のグラフの左上(0, 1)に最も近い点を閾値とすることでバランスの取れた予測が可能になる。モデル構築用データのROCを図10に示す。また図中の□は閾値0.1で(0, 1)に最も近い点であ

る。

続いて上記で求めた係数を検証用データに適用し、閾値0.1で分類した結果は表5の通りである。

予測結果の精度の指標として、被災有無を正しく予測した割合である正解率(Accuracy)と実績の被災有のうち正しく被災有と予測できた割合である再現率(Recall)を示すと以下の通りである。

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} = 0.66 \quad (2)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} = 0.60 \quad (3)$$

正解率は、一般的に0.7~0.8以上であれば精度の良いモデルと言われるため十分な精度とは言い難い。

本研究では、雨量と水位を各設備に近傍の1点と関連付けているが、実際には面に降った雨が河川に流れ込んで上流から下流に流れるので面・線または複数の点のデータを用いることが改善策として考えられる。また、追加の変数として側面添架が橋桁の上流側か下流側も有効と考えられる。

さらにモデル化手法として線形解析を用いたが、ニューラルネットワークや決定木といった機械学習手法を用いることで精度を向上できる可能性がある。本研究では量的なデータである雨量、水位、橋長をある区間で区切ってグループ化しているが、機械学習手法において量的なデータとしてそのまま利用することも精度向上に貢献する可能性がある。

8. まとめ

通信用の橋梁添架管路の水害に被災状況について2019年東日本台風、2020年7月豪雨を対象として傾向分析を行った。得られた知見は以下のとおりである。

- 1) 両災害において、橋梁添架管路の点検数に占める被災有の割合を被災率とすると、被災率は0.06であった。2020年7月豪雨の被災率は0.09で2019年東日本台風の約2倍だった。
- 2) 管種については、塩ビ管の方が鋼管と比較して設備数、被災率とも上回った。添架位置については、側面が他の位置と比較して被災率がたかった。
- 3) 橋長は長くなるほど被災率が小さくなる傾向がみられた。川幅が短いと水量の増加に伴う水位の増加が大きいと推定される。
- 4) 雨量及び水位については、設備位置近傍の国土交通省の観測所の値を用いた。雨量が大きくなると被災率が高くなる傾向がみられた。また最大水位が氾濫危険水位を超過した場合は、被災率が大きかった。
- 5) 全データの3/4を用いて多変量解析による回帰モデ

ルを構築した。モデルの係数の大きさから被災有無に超過水位 0 以上, 日雨量 306mm より大, 側面添架, 橋長 28m 未満の順で被災しやすさに影響していることが分かった。

- 6) 上述の回帰モデルを残りの 1/4 の検証用データに適用した場合の精度は, 正解率 0.66, 再現率 0.60 だった。

今後は, データの追加, 機械学習の適用等により精度の向上に取り組む予定である。

謝辞: 本研究の実施にあたり, エヌ・ティ・ティ・インフラネット株式会に過去の災害事例における点検データの収集をご協力を頂いた。またデータの整理・分析には株式会社ミライト・ワン朝町誉氏の貢献が大であった。ここに記して謝意を表します。

REFERENCES

- 1) 石野和男, 玉井信行: 2004 年以降に日本で発生した豪雨による橋梁の倒壊要因と対策, 安全問題研究論文集, Vol. 5, pp. 1-6, 2010. [Ishino, K., Tamai, N.: A collapse factor and the measures of the bridge by the heavy rain that occurred in Japan after 2004, *Proceedings on Safety Problems*, Vol. 5, pp. 1-6, 2010.]
- 2) 小澤和真, 鈴木崇伸: 洪水により発生する橋梁被害の傾向分析, 第 12 回インフラ・ライフライン減災対策シンポジウム講演集, pp.78-82, 2022. [Ozawa, K., Suzuki, T.: Analysis of trends in bridge damage caused by floods, *Proceedings of the 12th Infrastructure and Lifeline Disaster Mitigation Symposium*, pp.78-82, 2022.]
- 3) 山村優佳, 二瓶泰雄: H30 年西日本豪雨による三篠川の橋梁被害縦断分布特性, 土木学会論文集 B1 (水工学), Vol. 75, No. 1, pp. 308-316, 2019. [Yamamura, Y., Nihei, Y.: Longitudinal profile of bridge damages in Misasa River due to 2018 Western Japan floods, *Transaction of the Japan Society of Civil Engineers*, Vol. 75, No. 1, pp. 308-316, 2019.]
- 4) 井上隆, 山村優佳, 二瓶泰雄: 豪雨時の橋梁被害リスク評価指標の検討〜H30 年西日本豪雨の三篠川橋梁被害縦断分布データを用いて〜, 土木学会論文集 B1 (水工学), Vol. 75, No. 2, pp. I_1417-I_1422, 2019. [Inoue, T., Yamamura, Y. and Nihei, Y.: Study on risk index for bridge failure due to heavy rain, *Transaction of the Japan Society of Civil Engineers*, Vol. 75, No. 2, pp. I_1417-I_1422, 2019.]
- 5) 日本工業規格(JIS): JIS C 5750-4-4:2011 ディペンダビリティ マネジメントー第 4-4 部. [Japan Industrial Standards (JIS): JIS C 5750-4-4:2011 Dependability Management - Part 4-4]
- 6) 国土交通省: 水文水質データベース (<http://www1.river.go.jp/>) (2023 年 12 月 21 日閲覧). [Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism: Hydrological Water Quality Database (<http://www1.river.go.jp/>) (accessed 2023-12-21)]

令和2年7月豪雨を対象とした 避難者予測モデルの構築

牟田 修人¹・劉 ウェン²・丸山 喜久²

¹ 学生非会員 千葉大学工学部都市環境システムコース (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33)

E-mail: 20t0255w@student.gs.chiba-u.jp

² 正会員 千葉大学大学院工学研究院 (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33)

E-mail: wen.liu@chiba-u.jp, ymaruyam@faculty.chiba-u.jp

近年、気候変動の影響により全国各地で毎年のように水害が発生している。特に令和2年7月豪雨の被害は全国に及び、多数の避難者が発生した。それに伴い、避難所運営に関する様々な課題が浮き彫りとなった。全国で最も人的・物的被害を出した熊本県では、避難所管理者と支援団体の情報共有の不足、ボランティアの受け入れ等の問題が発生した。そこで本研究では、情報共有等の問題が発生しても、適切な支援が行えるように、令和2年7月豪雨で被害を受けた熊本県人吉市を対象に、避難所ごとの最大避難者数を算出するモデル式の構築を行った。避難所ごとの避難者数の算出には、既往研究に基づきハフモデルとロジットモデルを使用し、パラメータ調整により精度向上を図ったところ、両モデル式ともに良好な推定結果を得ることができた。

Key Words: heavy rain disaster, evacuation shelter, number of evacuees

1. はじめに

近年、我が国では気候変動の影響により集中豪雨が増加している。気象庁の観測統計によると、1日の降水量が200mm以上の大雨を観測した日数は、増減を繰り返しながらも明瞭な増加傾向にある。これにより、全国各地で毎年のように水害が発生している¹⁾。近年大きな被害が発生した豪雨災害として令和2年7月豪雨があげられる。令和2年7月豪雨では、梅雨前線が長期間停滞した影響で西日本から東日本にかけての広範囲に大雨が降り続いたことにより、全国各地で甚大な人的・物的被害が生じた。特に九州では7月4日から7日にかけて記録的な大雨となり、熊本県では人吉市を中心に全国で最大となる人的・物的被害が発生した²⁾。

この豪雨災害の対応では、様々な問題が指摘されている。その中の一つに避難所運営に関する問題がある。熊本県では、避難所管理者と支援団体との間で十分な情報共有ができず支援が重複、市町村ボランティアセンターで人員やノウハウ、資材等が不足し、ボランティアのニーズ把握や受入、安全確保等が十分に行えなかった等の問題が発生した³⁾。これらの問題を解決するうえで、各避難所の最大避難者数を事前に推定することは重要であ

る。

そこで本研究では、令和2年7月豪雨で甚大な被害を受けた熊本県人吉市を対象に、大規模な水害時の避難所ごとの避難者数を予測するモデル式の構築を行う。そして、各避難所の最大避難者数を算出し、避難所ごとに求められる対応力や行政支援の円滑化の向上に役立てることを目的とする。

2. 研究対象地

本研究は熊本県人吉市を対象とする。人吉市は、熊本県の南部、人吉盆地の西南端に位置し、南は鹿児島、宮崎両県に接している。九州山地の連山に囲まれた盆地で、市域の面積は210.55平方キロメートル、市の中央部を球磨川が東西に貫流し、さらに、南北から多くの支流が本流である球磨川に注ぎ込んでいる。気候は内陸性気候に属しており、寒暖差が激しく、濃霧がよく発生し、年平均気温は15.6度、年間降雨量は2,361.5ミリメートルとなっている。また、人吉市の人口は令和2年7月時点で、31,827人となっている。

3. 研究方法

(1) 使用するモデル式

避難所ごとの避難者数を算出するために、本研究では2つのモデル式を用いる。阪田は、避難者の避難所選択行動は、施設の魅力度と施設から居住地がある区画までの距離の2つの要因で説明できるものとし、ハフモデルに基づく予測式を構築した⁴⁾。東らは、アンケート結果や内水氾濫時の避難状況をもとに、ロジットモデルに基づき外水氾濫時の避難者数予測モデルを構築した⁵⁾。ハフモデルに基づく予測式を式(1)に、ロジットモデルに基づく予測式を式(2)~(3)に示す。

$$T_{ij} = \frac{W_j d_{ij}^{-\beta}}{\sum_j W_j d_{ij}^{-\beta}} \quad (1)$$

ただし T_{ij} : i 区画から j 施設を選択する施設選択率
 W_j : 施設 j の施設魅力度
 d_{ij} : i 区画から j 施設までの直線距離
 β : 距離抵抗を表すパラメータ

$$P_i = \frac{\exp(V_i)}{\exp(V_1) + \exp(V_2) + \exp(V_3)} \quad (2)$$

$$V_i = \theta_1 \times \text{避難場所までの直線距離} + \theta_2 \times \text{標高差} + \theta_3 \times \text{河川から避難場所までの直線距離} + \theta_4 \times \text{避難場所の有無} + \theta_6 \times \text{迂回性} + \theta_8 \quad (3)$$

ただし P_i : 選択肢 i の確率
 V_1, V_2, V_3 : 避難場所1, 2, 3の効用
 $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_6, \theta_8$: パラメータ

(2) 使用するモデル式の条件

式(1)の i 区画は浸水推定地域内の各地区、施設 j は各避難所を示している。 i 区画から j 施設までの直線距離は、各地区の重心から避難所までの直線距離とする。施設 j の施設魅力度に関しては、各避難所の収容人数を用いる。また、各地区が避難できる避難所は半径3km以内とし、0.5kmずつ避難できる避難所までの距離を小さくして検討を行う。距離抵抗を表すパラメータに関しては、既往研究に基づき初期値4.15とした⁴⁾。

式(2)の三肢選択は、各地区から直線距離に近い3つの避難所に設定した。式(3)の避難場所までの直線距離は式(1)と同様の条件とし、標高差は各地区と各避難所の標高の差分を用いる。河川から避難場所までの距離は、1級または2級河川から各避難所までの直線距離とする。また、本研究では避難場所の有無および迂回性について

は除外をして検討を行う。パラメータについては既往研究に基づき、 θ_1 : -0.00831, θ_2 : -0.114, θ_3 : 0.00126, θ_8 : -0.944を初期値として与える⁵⁾。

両モデル式ともに、避難者が0人の避難所と福祉避難所については除外をして検討を行う。また、避難所データは最も古いデータである令和2年7月6日と、最も避難者数が多かった7月11日を用いて検討を行う。

(3) 使用データ

本研究の避難者数及び避難所のデータは、熊本県が公開する避難所開設状況の一覧と人吉市災害記録・検証誌を使用した⁶⁾。収容人数は人吉市災害記録・検証誌、行政区及び人口はe-Stat、浸水推定地域は国土地理院、河川の水系は国土数値情報、標高はコンサベーションGISコンソーシアムジャパンが公開するデータを使用した。避難所データは、熊本県の避難所開設状況の一覧データを基にGISデータとして作成した。以下に最も避難者数が多かった7月11日の避難所の分布を示す(図-1)。

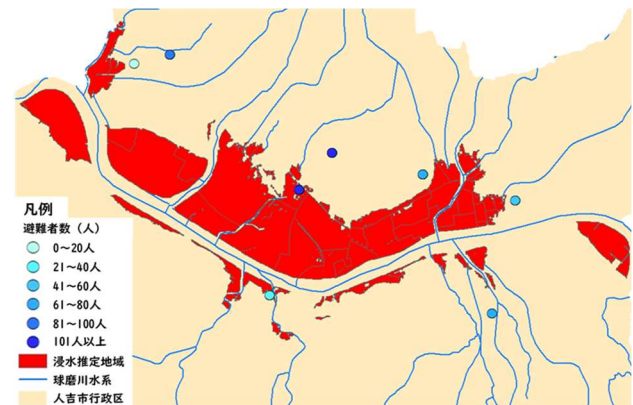


図-1 浸水推定地域付近の避難所 (7月11日)

(4) 必要データの算出

各地区からの各避難所までの直線距離および河川から各避難所までの直線距離は、GISを用いて算出した。各地区及び各避難所の標高は、GIS上のベクタレイヤにラスタ値を付加のツールを用いて算出した。浸水推定地域内の人口は、e-Statの人口データをGISで読み込めるようにエクセル上でデータ処理を行い、属性の結合を行った後、データのエクспортにより算出した。また、各地区の一部だけが浸水していた場合は、面積による人口按分を行った。

4. 結果

式(1)及び式(2)～(3)を用いて、避難所ごとの避難者数を算出した。その後、各避難所の実際の避難者数と、予測式により算出された避難者数のMSEが最小となるように、予測式のパラメータ探索を行い、精度の向上を図った。7月6日に開設されていた避難所は9箇所であったが、精度向上を図ったところ式(1)は6箇所の避難所、式(2)～(3)は3箇所の避難所で改善がみられた。7月11日に開設されていた避難所は7箇所であったが、精度向上を図ったところ、式(1)は4箇所の避難所、式(2)～(3)は3箇所の避難所で改善がみられた。

両予測式の精度をMSEを指標として比較したところ、式(1)のMSEの値が式(2)～(3)のMSEよりも小さかった。図-2～図-3に、ハフモデルに基づく予測式(式(1))の結果を示す。

実測値とハフモデルのパラメータ調整を行った後の避難者数 (7/6)

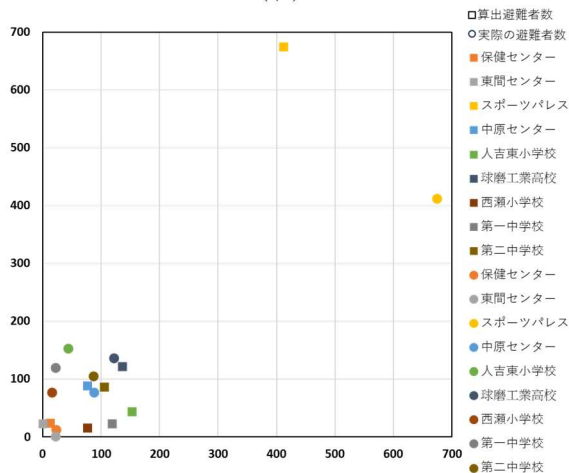


図-2 実際の避難者数と式(1)のパラメータ調整を行った後の避難者数 (7月6日)

実測値とハフモデルのパラメータ調整を行った後の避難者数 (7/11)

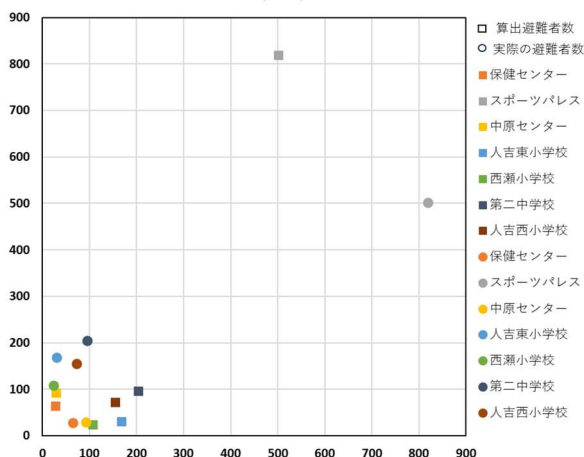


図-3 実際の避難者数と式(1)のパラメータ調整を行った後の避難者数 (7月11日)

5. まとめ

本研究では、令和2年7月豪雨で被害を受けた熊本県人吉市における避難所ごとの避難者数の算出を行い、既往研究の予測式の精度向上を図った。予測式の精度の評価指標としてMSEを用いた。両式のパラメータ調整を行ったところ、調整前と比較してMSEの値が小さくなった。また、ハフモデルに基づく予測式とロジットモデルに基づく予測式のMSEを比較したところ、ハフモデルに基づく予測式の方がMSEの値が小さくなった。

パラメータ調整により予測式の精度向上は果たせたが、実際の避難者数と算出した避難者数が大きく異なる避難所が存在する。今後は、より正確な浸水推定地域内の人口算出や新たなパラメータの追加などを行い、予測式のさらなる精度向上を図っていく必要がある。

謝辞：熊本県より避難者数推移のデータを頂きました。ここに記して感謝いたします。

REFERENCES

- 1) 国土交通省：流域治水について、国土交通省の取組状況，pp. 1-8，2020。[Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism: Watershed Flood Control & Efforts by the Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism, pp. 1-8, 2020.]
- 2) 内閣府：令和2年7月豪雨による被害状況について，pp. 1-10，2021。[Cabinet Office: Damage Caused by Torrential Rainfall in July 2020, pp. 1-10, 2021.]
- 3) 熊本県：令和2年7月豪雨における災害対応の振り返り【概要】，pp. 1-10，2021。[Kumamoto prefecture: Damage Caused by Torrential Rainfall in July 2020, pp. 1-10, 2021.]
- 4) 阪田弘一：震災時における避難者数推移および避難所選択行動の特性，日本建築学会計画系論文集，65巻537号，pp. 141-147，2000。[Sakata, K.: Characteristics of the transition in the number or refugees in shelters and the behavior of choosing shelters in the earthquake disaster, *Journal of Architecture and Planning*, Vol. 65 Issue 537, pp. 141-147, 2000.]
- 5) 東寛二，寺町賢一，渡辺義則，諫山美穂子：外水氾濫時における避難手段を考慮した安全な避難行動について，土木計画学研究・講演集，Vol. 42, Paper No. 254, 2010。[Higashi, K. Teramachi, K. Watanabe, Y. and Isayama, M.: Safe evacuation behavior considering evacuation means in the case of inundation by river water, *Proceedings of Infrastructure Planning*, Vol. 42, Paper No. 254, 2010.]
- 6) 人吉市：令和2年7月豪雨災害記録誌 避難者・被災者への支援と応急復旧，2023。[Hitoyoshi City: Record of the Torrential Rain Disaster in July 2020 & Support for Evacuees and Disaster Victims and Emergency Restoration, 2023.]

AUTOMATED ROAD-MARKING DAMAGE DETECTION BASED ON STREET VIEW IMAGES

Junjie WU¹, Wen LIU² and Yoshihisa MARUYAMA³

¹Dept. of Urban Environment Systems, Chiba University
(1-33, Yayoicho, Inage-ku, Chiba-shi, Chiba, 263-8522, Japan)
E-mail: ayka5587@chiba-u.jp

²Member of JSCE, Associate Professor, Dept. of Urban Environment Systems, Chiba University
(1-33, Yayoicho, Inage-ku, Chiba-shi, Chiba, 263-8522, Japan)
E-mail: wen.liu@chiba-u.jp

³Member of JSCE, Professor, Dept. of Urban Environment Systems, Chiba University
(1-33, Yayoicho, Inage-ku, Chiba-shi, Chiba, 263-8522, Japan)
E-mail: ymaruyam@faculty.chiba-u.jp

Road marking as vital road infrastructure would inevitably wear out over time and influence traffic safety. At the same time, the inspection and maintenance of road marking cost enormous human and economic resources. Considering this, we propose a road-marking damage detection system using computer vision and deep learning techniques with street view images captured by a regular digital camera mounted on a vehicle. The damage ratio of road marking is measured according to the undamaged part and region of road marking using semantic segmentation, inverse perspective mapping, and image thresholding approaches. Furthermore, road-marking damage detectors using the YOLOv8 algorithm are developed based on the damage ratio of road marking. The proposed methods successfully automate the damage detection process for road markings.

Key Words : Road Marking, Damage Detection, Computer Vision, Deep Learning

1. INTRODUCTION

Road markings play a vital role in traffic safety. A future road network will be a mix of human-driven vehicles and autonomous vehicles (AVs), making road markings an important infrastructure element today and in the future [1]. Properly installed and well-maintained road markings provide abundant guidance and information to drivers and AVs. On the contrary, damaged road markings pose significant challenges to human drivers and camera-sensor-based AVs, because traffic safety is dependent on the visibility of road markings [2].

Road markings inevitably wear out over time. Inspection and maintenance of road markings are crucial. However, the previous practice was to manually inspect the degree of road-marking damage, which makes inspection and maintenance costly in terms of human and economic resources. Therefore, an automated road-marking damage inspection system using computer vision and deep learning techniques is proposed with street-view images captured by a regular digital camera mounted on a vehicle.

2. METHODS

(1) Road-marking Damage Assessment

The basic idea of road-marking damage assessment is to measure the damage ratio of road markings based on their undamaged parts and the entire region. The assessment process involves several steps that are data acquisition, semantic segmentation, inverse perspective mapping, image cropping, image thresholding and calculation of damage ratio.

For data acquisition, we used a front-view camera mounted on the vehicle. Street-view images were collected from three cities in Japan: Yokohama, Chofu, and Nogata in November 2015, November 2015, and March 2017, respectively. Fig. 1 shows an example of a captured street-view image.

The second step was semantic segmentation of the original image [3]. In this study, we aimed to measure the damage ratio of road markings according to their undamaged parts and regions. Therefore, semantic segmentation was used to extract the integral region of the road markings. On the other hand, the undama-



Fig. 1 Example of street view image.

ged part can be extracted from the original image using inverse perspective mapping (IPM), image cropping, and image thresholding. The segmentation result is promising because the neural network successfully extracts the road-marking region. Fig. 2 shows an example of the segmentation result of Fig. 1.

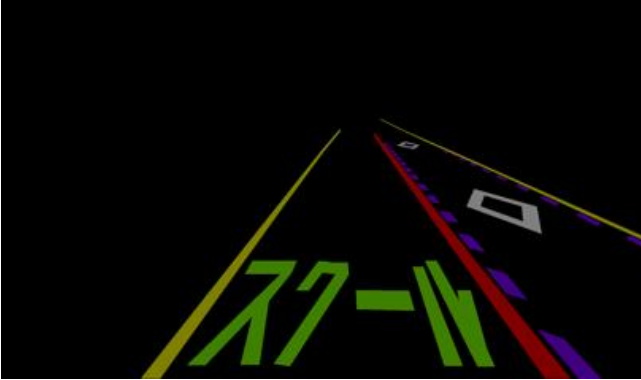


Fig. 2 Example of segmentation result.

In the captured street-view image, the pixels occupied by each road marking were different. As shown in Fig. 1, the distant road marking of the approach to pedestrian and bicycle crossings (prismatic road marking on the right side of the road) is thinner than the nearby marking. This is not conducive to road-marking damage assessment [4]. Therefore, IPM was adopted to convert the street-view image into a bird's eye view (BEV) image. Generally, IPM maps the pixels of an image from a horizontal to a vertical view. In this study, we used the Open Source Computer Vision Library (OpenCV) to conduct IPM on both the original image and the segmentation result [5]. Fig. 3 shows the BEV images obtained in this study through the IPM.



Fig. 3 Examples of the obtained BEV images (left: original image; right: segmentation result).

To conduct damage assessment for road markings independently, each instance must be cropped from both the original image and the segmentation result. Fig. 4 shows examples of cropped road-marking images.

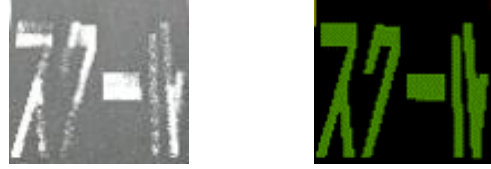


Fig. 4 Examples of the cropped road-marking images (left: original image; right: segmentation result).

Because the goal of the assessment process is to measure the damage ratio of road markings according to their areas, we need to convert the areas of the undamaged parts and regions to the number of pixels in the image for calculation. Image thresholding can perform basic segmentation of an image and convert it into a binary image, where the pixels are either 0 or 1 (or 255) [6]. Hence, we employed thresholding to extract the undamaged parts and regions of road markings from the cropped images obtained in the previous step. Fig. 5 shows the thresholding results obtained using OpenCV.



Fig. 5 Examples of the thresholding results (left: original image; right: segmentation result).

The damage ratio of road marking can be measured as follows:

$$R = 1 - \frac{N_{ud}}{N_r} \quad (1)$$

where N_{ud} is the number of pixels in the undamaged part of the road marking, N_r is the number of pixels in the road-marking region, and R represents the damage ratio of the road marking. Because the IPM process eliminates the perspective effect, every pixel in the binary image obtained in the previous step has the same area in the actual world. Thus, the ratio of the area of the undamaged part to that of the road-marking region can be regarded as the ratio of the number of pixels in the undamaged part to the number of pixels in the road-marking region. For the example in Fig. 5, the number of pixels in the undamaged part is 2,573, the number of pixels in the region is 3,841, and the damage ratio is 0.33.

(2) Road-marking Damage Detection

A flowchart of the road-marking damage inspection system using the object detection approach is shown in Fig. 6. Inspired by [4], we divided the damage ratio (R) of the road markings into three grades: slight, moderate, and severe. A damage ratio of 0–10% is regarded as slight damage, which indicates that there is no need for maintenance. A damage ratio of 10%–50% is regarded as moderate damage, which means that the defects must be repaired. A damage ratio of 50%–100% is regarded as severe damage, which means that the defects require urgent responses. The results of the road-marking damage assessment were then used as labeled data to train the object detection models. The object detection model can detect and locate the objects of interest in an image, which are road markings with damage-grade labels. There are many object detection algorithms, including Faster R-CNN [7], YOLO series [8-10], and SSD [11]. After training and model validation, the obtained weights could automatically detect road markings with damage-grade labels from a street-view image.

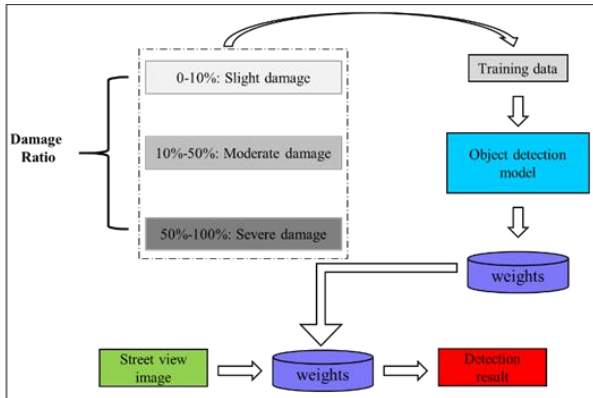


Fig. 6 Flowchart of road-marking damage detection

3. RESULTS

(1) Road-marking Damage Detection Dataset

A road-marking damage-detection dataset was built in this study. For the road-marking damage assessment, 1000 street-view images with 3909 road-marking instances were processed. Specifically, the damage ratios of road markings are measured during the road-marking damage assessment process. As mentioned earlier, damaged road markings are divided into three grades according to their damage ratios: slight, moderate, and severe damage. On this basis, we divided road markings into line-, arrow-, block-, and word & number-type road markings according to their shapes. This makes the number of classes of the dataset 12 (see Table 1).

These data were then used as raw data to create a

Table 1 Proposed dataset in this study.

Shape	Damage	Class ID
Arrow	Slight	AD0
	Moderate	AD1
	Severe	AD2
Line	Slight	LD0
	Moderate	LD1
	Severe	LD2
Block	Slight	BD0
	Moderate	BD1
	Severe	BD2
Word & Number	Slight	WND0
	Moderate	WND1
	Severe damage	WND2

dataset. An annotation tool called Roboflow was used to manually annotate the street-view images. Road markings were annotated with bounding boxes, which are commonly used annotation types in object detection. The image data contains of 640×640 pixels. The training set has 2,400 images. The validation and test sets contained 100 images each.

(2) Road-marking Damage Detector

Detectors based on the YOLOv8 architecture were built to address the proposed dataset [10]. Since 2015, the YOLO series has achieved significant success in terms of object detection. YOLOv8, released by Ultralytics on January 10, 2023, is the most recent version of the YOLO series. It is the most advanced state-of-the-art model and offers high performance in terms of accuracy and speed. In YOLOv8, there are five different models: YOLOv8n, YOLOv8s, YOLOv8m, YOLOv8l, and YOLOv8x. For instance, YOLOv8n represents YOLOv8 Nano, which is the smallest and fastest model, whereas YOLOv8x represents YOLOv8 Extra Large, which is the largest yet most accurate model.

The detectors were trained on a Linux Ubuntu 20.04 LTS with an NVIDIA GeForce RTX 3090 GPU with 24 GB of video memory. PyTorch was used for the deep-learning framework. After exploring several hyperparameters, the weights of the best fit were generated. The optimizer used was a stochastic gradient descent (SGD) with a momentum of 0.9. The learning rate and weight decay were set as 0.001 and 0.0001, respectively. The model was trained for 100 epochs, with a batch size of 16. After the training, the model was evaluated using the test set.

Mean average precision (mAP) and F1 score were used as evaluation metrics. The results are shown in Table 2. As marked in bold, YOLOv8l obtained the best results based on the mAP and F1 scores of 72.40% and 0.69, respectively. However, YOLOv8n had the lowest inference time of 1.062 ms per image, thus achieving real-time performance. Fig. 7 shows

the mAP values of each class obtained using the YOLOv8l model. Overall, half of the classes had mAP values greater than 75%. A reasonably accurate baseline for road-marking damage detection is made in this study.

Table 2 mAP, f1-score, and inference speed for The yolov8 series models.

Model	mAP (%)	F1	Inference time (ms)
YOLOv8n	66.57	0.64	1.062
YOLOv8s	67.11	0.63	1.318
YOLOv8m	69.38	0.65	3.286
YOLOv8l	72.40	0.69	5.086
YOLOv8x	70.90	0.67	7.644

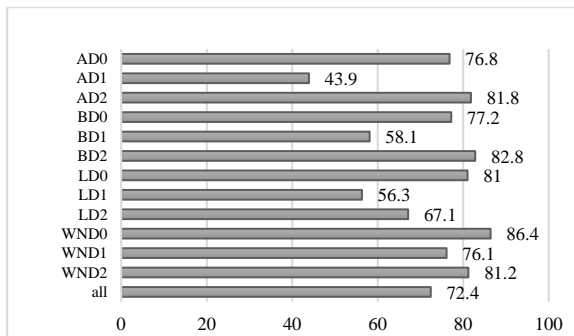


Fig. 7 mAP values of each class

Fig. 8 presents the visual results of road-marking damage detection based on the YOLOv8l model on test images. The first row corresponds to the ground truth label, whereas the second row is the prediction performed by the YOLOv8l-based detector. Most road-marking defects were successfully detected by the bounding boxes.

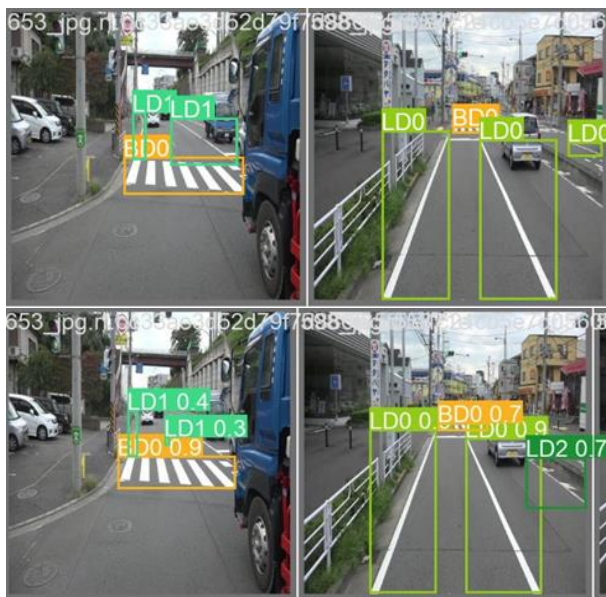


Fig. 8 Visualization of road-marking damage detection results of YOLOv8l (First row: ground truth, second row: results of prediction).

4. CONCLUSIONS

This paper proposes an automatic road-marking inspection system using street-view images. Few studies have addressed the detection of road-marking defects. Hence, a road-marking damage assessment process that employs semantic segmentation, IPM, and image thresholding techniques is proposed. The basic idea was to compare the areas of the undamaged part of the road markings with its region. Then, a road-marking damage detection dataset containing 12 classes was generated. The dataset contains 2,600 images with 9,920 road-marking instances. A state-of-the-art model, YOLOv8, was used to train the road-marking damage detector. The experimental results show that the detector based on the YOLOv8l model achieves a promising performance of 72.40% mAP, automatically detecting road-marking defects.

The road-marking damage assessment process should be improved, particularly in terms of image cropping. In this study, we manually conducted image cropping, which should be replaced by an automated process to eliminate human error. In addition, road-marking damage detection datasets should be constantly improved to address the data imbalance problem.

REFERENCES

- [1]. Cha, Y.-J., Choi, W., Buyukozturk, O., 2017. Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks, *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*, 32(5), 361–78.
- [2]. SAE International. [Online]. Available: <https://www.sae.org/>(accessed on 2 June 2023).
- [3]. Wu J., Liu W., Maruyama Y., 2022. Automated Road-Marking Segmentation via a Multiscale Attention-Based Dilated Convolutional Neural Network Using the Road Marking Dataset. *Remote Sensing* 14, no. 18: 4508.
- [4]. Kong W., Teng Z., Xin M., Zhang S., Chen M., Lv G., 2022. Automatic Detection and Assessment of Pavement Marking Defects with Street View Imagery at the City Scale. *Remote Sensing* 14, no. 16: 4037.
- [5]. OpenCV. Available online: <https://opencv.org/about/>(accessed on 7 September 2023).
- [6]. Image Thresholding. Available online: https://docs.opencv.org/4.x/d7/d4d/tutorial_py_thresholding.html(accessed on 7 September 2023).
- [7]. Ren, S., He, K., Girshick, R., Sun, J., 2015. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks. *Advances in neural information processing systems*, 28.
- [8]. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A., 2015. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *arXiv: 02640* [cs.CV].
- [9]. Redmon J., Farhadi A., 2018. YOLOv3: An Incremental Improvement. *arXiv: 1804.02767* [cs.CV].
- [10]. YOLOv8, Available online: <https://github.com/ultralytics/ultralytics>(accessed on 25 June 2023).
- [11]. Liu W., Anguelov D., Erhan D., Szegedy C., Reed S., Fu C.-Y., Berg A. C. 2016. SSD: Single Shot MultiBox Detector. *European Conference on Computer Vision*.

道路ネットワークの被害検知を目的とした 免震橋梁の地震損傷に関する解析的検討

吉田 智咲¹・浅見 健斗²・井上 和真³・後藤 源太⁴・川崎 佑磨⁵

¹学生会員 群馬工業高等専門学校 専攻科環境工学専攻 (〒371-8530 群馬県前橋市鳥羽町 580)
E-mail: ae23915@gunma.kosen-ac.jp

²学生会員 群馬工業高等専門学校 専攻科環境工学専攻 (〒371-8530 群馬県前橋市鳥羽町 580)
E-mail: ae22901@gunma.kosen-ac.jp

³正会員 群馬工業高等専門学校准教授 環境都市工学科 (〒371-8530 群馬県前橋市鳥羽町 580)
E-mail: inoue@cvt.gunma-ct.ac.jp

⁴正会員 株式会社高速道路総合技術研究所 (〒194-8508 東京都町田市忠生 1-4-1)
E-mail: g.goto.aa@ri-nexco.co.jp

⁵正会員 立命館大学准教授 理工学部環境都市工学科 (〒525-8577 滋賀県草津市野路東 1-1-1)
E-mail: yuma-k@fc.ritsumei.ac.jp

本研究では、地震観測記録である橋梁の応答加速度のみを用いて構造物の損傷状態を推定することを最終目的として、高減衰積層ゴム支承と RC 橋脚からなる免震橋梁を対象に漸増動的解析 (IDA) を実施し、地震損傷検知に関する解析的検討を実施した。橋桁、橋脚天端、フーチング間で得られた地震応答加速度を活用し、非線形地震応答に応じた伝達関数の変化を調査した。その結果、伝達関数は、弾性範囲では一定の形状を示し、高減衰積層ゴム支承のせん断変形の増加や RC のひび割れ発生などによる非線形応答が大きくなると、伝達関数の明確ピークを示さず、平坦な伝達関数の形状となることが確認された。

Key Words: IoT sensing, structural health monitoring, bridge, seismic damage detection, transform function

1. はじめに

地震などの災害時に、道路ネットワークを構成する橋梁などの地震被害状況の把握を迅速に行うことは、災害時における極めて重要な課題のひとつである。特に、人口減少に伴う労務不足や安全性の観点から、災害発生日点から離れた場所からリアルタイムで対象構造物をモニタリングをすることが望ましい。

しかし、モニタリングに関わる予算などの関係から地震計やカメラなどが設置された橋梁は、長大橋梁など限定的である。そのような背景から、著者らは、安価なシングルボードコンピュータに基づく IoT センサを活用した防災情報の取得と発信¹⁾、橋梁の構造ヘルスマニタリング²⁾に関する研究を進めている。

本稿では、橋梁を対象に IoT センサの活用方法について説明をするとともに、地震計を設置した場合に、伝達関数を用いた橋梁の地震時損傷検知に関する解析的検討

についても報告する。著者らの先行研究³⁾の成果があるが、この先行研究では解析ケースが限定的であるため、より多くのデータ蓄積のために追加検討を行った。

2. 橋梁分野における IoT センシングの活用法

本章では、橋梁分野における維持管理や地震損傷検知への IoT センシングの活用法について説明する。このとき、一般的な橋梁への IoT センシングの普及を念頭におき、IoT センサのハードの設計方針として、以下の点を重視することとする。

- IoT センサ本体の価格は、最低限の計測が可能な範囲で安価な構成とする。
- IoT センサは、太陽光発電など独立電源システムによる稼働を前提とする。このことにより、電源の敷設工事を不要とする。

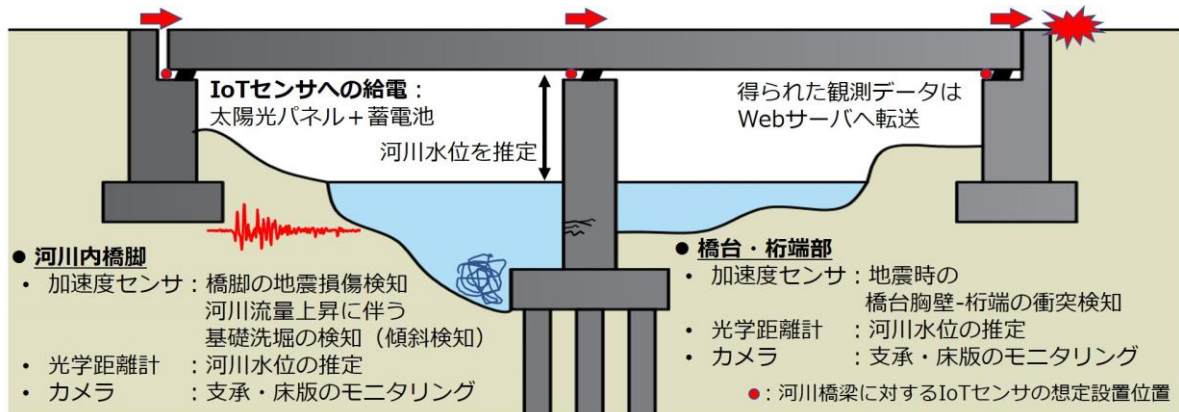


図-1 IoTセンサによる河川橋梁のモニタリングや損傷検知の一例¹⁾

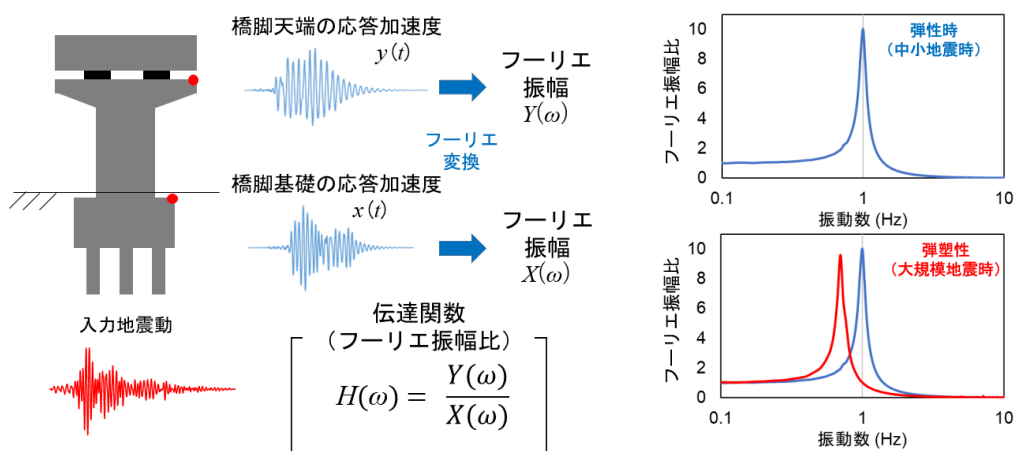


図-2 橋梁の伝達関数による地震損傷検知のスキーム³⁾

・IoT センサで取得したデータのサーバへの通信は、SIMカードなどの無線通信を前提とする。このことにより、LAN などの有線ケーブルの敷設工事を不要とする。

また、橋梁における具体的な計測項目と計測結果の活用方法として、図-1 に示すような方策が一例として考えられる。図-1 に示すような計測と、得られたデータを活用することができれば、災害時に安全な遠隔地から、迅速に橋梁の被災状況を評価することができると考えられる。

本研究においては、免震橋梁が大きな地震を受けた場合に、当該橋梁に複数設置した加速度センサで観測した加速度時刻歴から伝達関数を算出し、地震損傷の有無や損傷の程度の把握を試みる。例えば橋脚基礎のフーチングと橋脚天端に加速度センサを設置して、地震応答加速度を観測する事を想定する。基礎と天端の応答加速度は、フーリエ変換することで時間領域 t から周波数領域 ω への変換し、フーリエ変換によりフーチングの応答加速度 $x(t)$ のフーリエ係数 $X(\omega)$ と、天端の応答加速度 $y(t)$ のフーリエ係数 $Y(\omega)$ を算出し、その比をとることで伝達関

数 $H(\omega)$ を算出する (図-2)。橋脚に地震損傷が生じない場合、伝達関数の形状は入力地震動に依存せずに一定の形状を示す。しかし、大規模地震により橋脚あるいは基礎や周辺地盤が塑性化すると橋脚天端の応答加速度が長周期化することが予想されるため、伝達関数の形状が変化することが予想される。よって、伝達関数の形状が変化した場合、構造物位置での入力地震動を用いずに地震損傷を推定でき、橋脚あるいは基礎が塑性化したと判断できると予想される³⁾。

3. 免震橋梁を対象にした伝達関数を活用した地震損傷検知

(1) 漸増動的解析の解析条件

免震橋梁を対象にした漸増動的解析 (IDA: Incremental Dynamic Analysis)⁴⁾により、伝達関数の変化の傾向を調査する。免震橋梁を対象にした漸増動的解析は汎用解析ソフト TDAPIII⁵⁾を使用した。

対象とする免震橋梁モデルは、参考文献 ⑨に掲載されている免震橋梁であり、道路橋示方書 ⑦における地盤種別I種地盤上の直接基礎を想定した橋梁を対象とする(図-3)。なお、I種地盤とは、地盤の基本固有周期 T_G が 0.2 sec 未満の硬い地盤である。RC 橋脚基部の非線形特性は、骨格曲線にトリリニアモデル、履歴曲線に武田モデルを、高減衰積層ゴム支承の非線形特性として、骨格曲線に5次曲線、履歴曲線にバイリニアモデルを採用した。表-1 に免震橋梁の解析モデルの節点座標と重量を、表-2 に対象とする解析モデルの RC 橋脚の諸元を、表-3 に RC 橋脚基部の弾塑性パラメータを、表-4 に高減衰積層ゴム支承の諸元を、表-5 に地盤ばねの特性を示す。

漸増動的解析とは、入力地震動の振幅を徐々に増加させながら地震応答解析を行う非線形動的解析であり、入力地震動の振幅倍率である Scale Factor (S.F.) を変化させることにより、免震橋梁の地震応答の大小が変化し、地震損傷状態が変化する。漸増動的解析における入力地震動は、道路橋示方書に示されているレベル2地震のタイプIIのI種地盤の標準加速度応答スペクトルに適合した16波の振幅調整波である。過去にI種地盤で観測された加速度時刻歴を原波とした振幅調整により、スペクトル適合波を作成した。図-4に入力地震動の加速度応答スペクトルを示す。

本研究においては、免震橋梁モデルの各点の応答加速度を代表して、橋脚天端とフーチングの3点の応答加速度を出力する。実際に加速度を計測する際に常時微動などのノイズが混入することを想定し、3~5cm/sec²程度の正規分布に従う乱数を用いて発生させたノイズを、橋脚天端とフーチングの2点の応答加速度に加えたうえで、伝達関数を算出する。

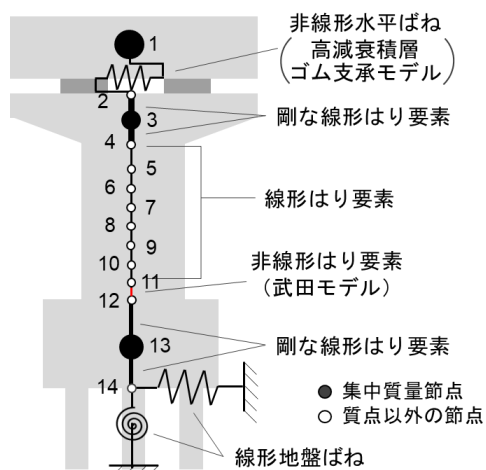


図-3 免震橋梁の解析モデルの概要

表-1 免震橋梁の解析モデルの節点座標と重量

節点番号	座標 (m)	節点質量 (tf)	回転慣性質量 (tf・m)
1	10.000	600.000	
2	10.000		
3	8.896	139.975	
4	7.500		
5	6.000		
6	4.500		
7	3.500		
8	2.500		
9	1.700		
10	1.100		
11	0.550		
12	0.000		
13	-1.000	227.500	876.800
14	-2.000		

表-2 RC 橋脚の諸元

RC橋脚	コンクリートの特性		鉄筋の特性	
	断面寸法 幅×高さ (m)	設計基準強度 (N/mm ²)	ヤング係数 (N/mm ²)	鉄筋種別 軸方向鉄筋比 (%)
5.5×2.2	21	2.45×10 ⁴	SD295	0.84

表-3 RC 橋脚基部の弾塑性パラメータ

Mc : ひび割れ曲げモーメント (kN・m)	1.280 × 10 ⁴
Φc : ひび割れ曲率 (1/m)	1.029 × 10 ⁻⁴
My0 : 降伏曲げモーメント (kN・m)	3.432 × 10 ⁴
Φy0 : 降伏曲率 (1/m)	1.164 × 10 ⁻³
二次剛性比	0.179
三次剛性比	0.001

表-4 高減衰積層ゴム支承の諸元

有効断面積 (m ²)	支承の基数	平面寸法 (m)	総厚 (m)	初期剛性 (kN/m)
1.8	5	0.6×0.6	0.112	4.75×10 ⁴

表-5 地盤ばねの諸元(Vs=300m/s 相当)

水平地盤ばね定数(kN/m)	1.397×10 ⁶
回転地盤ばね定数(kN・m/rad)	1.725×10 ⁶
地盤ばねの減衰定数	0.10

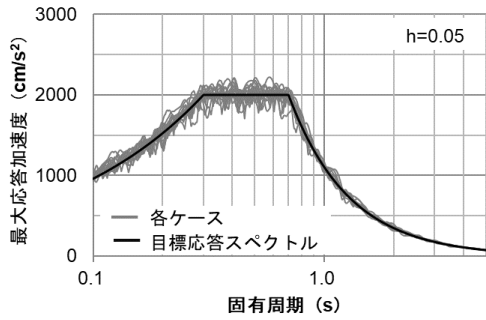


図4 入力地震動の加速度応答スペクトル

(2) 漸増動的解析の結果

漸増動的解析に基づく伝達関数の算出結果として、入力地震動のS.F.=0.1, 1.5のときの伝達関数を図-5, 図-6にそれぞれ示す。また、入力地震動のS.F.ごとの平均伝達関数の比較を図-7に示す。

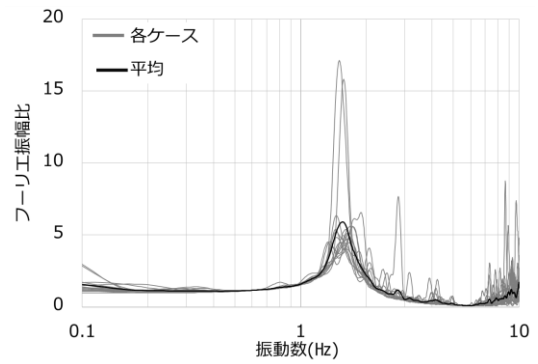
平均伝達関数に着目すると、各ケース伝達関数から平均伝達関数を算出した結果、S.F.=0.1, 0.2では、橋桁-橋脚天端間、橋脚天端-フーチング間の伝達関数は、どちらもほぼ同一の形状を示している。S.F.が大きくなるにつれ、免震橋梁の応答の非線形性が強くなるが、それに対応するように、伝達関数のピークも平坦になる傾向が表れている。

免震支承の最大せん断ひずみ、RC橋脚の最大応答塑性率のIDA曲線（縦軸：入力地震動の振幅倍率S.F.、横軸：最大応答値）の算出結果を図-8に示す。振幅倍率S.F.=0.2以下の小さい入力レベルの場合、入力地震動による最大応答の変動（ばらつき）は小さい。これは、入力地震動のそれぞれが加速度応答スペクトルに適合していることや地震応答が弾性範囲内であることに起因している。振幅倍率が大きくなると、免震支承の地震応答の非線形性が強くなることや、RC橋脚のひび割れなどの非線形応答が生じることから最大応答に変動が生じる。

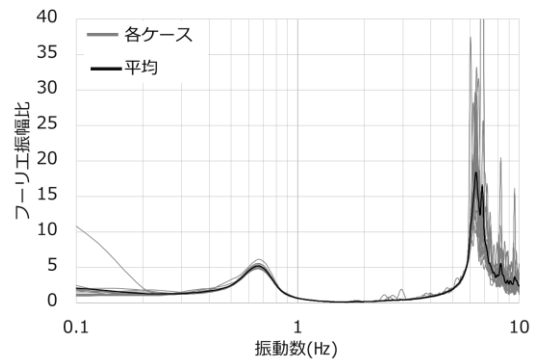
4. 本研究のまとめと今後の課題

本研究では、高減衰積層ゴム支承とRC橋脚からなる免震橋梁を対象に漸増動的解析を実施し、伝達関数を用いた地震損傷検知に関する解析的検討を実施した。伝達関数の結果より、弾性（線形）挙動と弾塑性（非線形）挙動で、伝達関数の傾向の違いが確認され、観測された応答加速度のみからを推定することが可能であった。

今後は、損傷検知に適応できる安価な地震計の開発を進めるとともに、伝達関数に限らず高精度で地震損傷検知を実施できる方法について検討していく予定である。

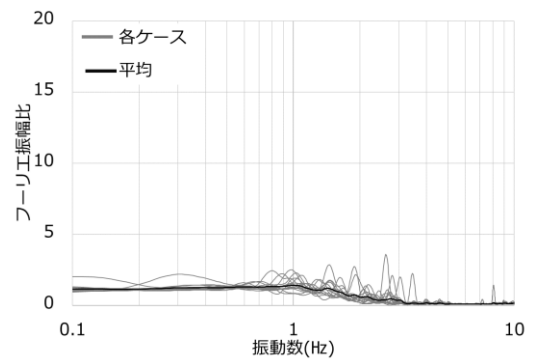


(a) 橋桁-橋脚天端間の伝達関数

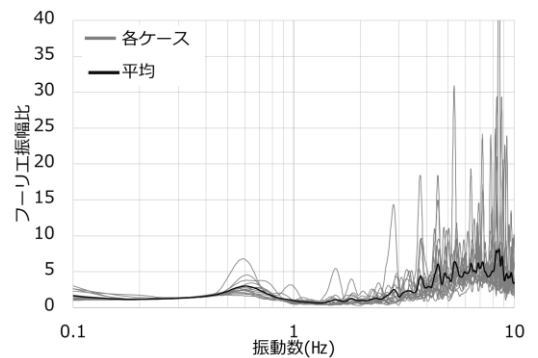


(b) 橋脚天端-フーチング間の伝達関数

図5 S.F.=0.1の各ケースの伝達関数と平均伝達関数

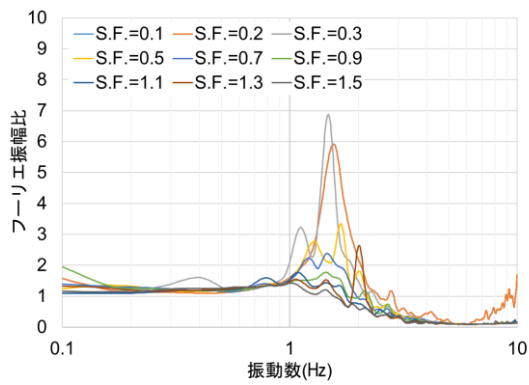


(a) 橋桁-橋脚天端間の伝達関数

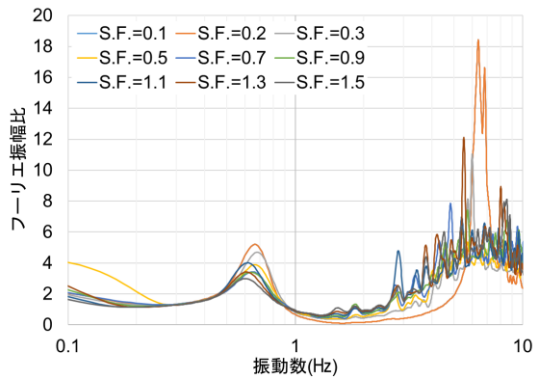


(b) 橋脚天端-フーチング間の伝達関数

図6 S.F.=1.5の各ケースの伝達関数と平均伝達関数

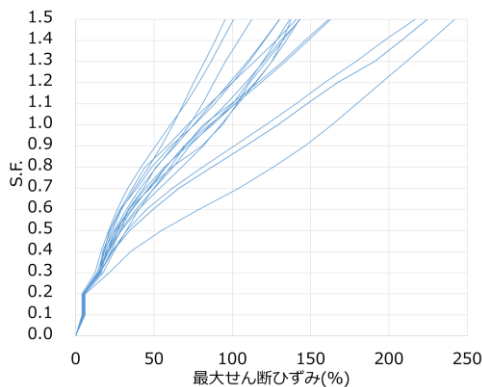


(a) 橋桁一橋脚天端間の平均伝達関数

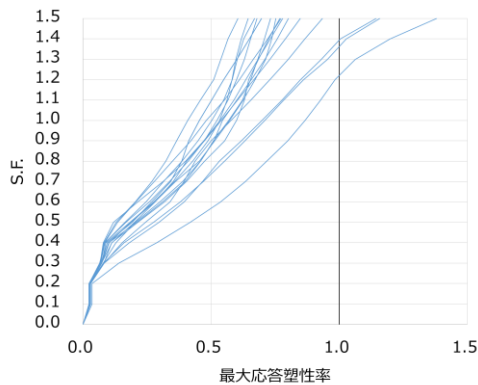


(b) 橋脚天端一フーチング間の平均伝達関数

図-7 入力地震動の S.F.ごとの平均伝達関数の比較



(a) 入力地震動の S.F.一免震支承の最大せん断ひずみ関係



(b) 入力地震動の S.F.一RC 橋脚の最大応答塑性率

図-8 漸増動的解析結果 (IDA 曲線)

謝辞：本研究において、国立研究開発法人防災科学技術研究所の K-NET, KiK-net の地震観測記録を使用させていただきました。深く感謝をいたします。

REFERENCES

- 1) 大川原大智, 井上和真, 大塚叶登, 浅見健斗：防災および構造物の維持管理のための安価な小型 IoT センサの開発ならびに実現に向けた取り組み, 日本自然災害学会 自然災害科学, Vo.41, 特集号, 2022. [Ohkawara, D., Inoue, K., Ohtsuka, K., Asami, K.: Development of low cost small IoT sensors for disaster and structural maintenance and initiatives for realization, Japan Society for Natural Disaster Science, Vol.41, 2022.]
- 2) 川崎佑磨, 井上和真, 大川原大智, 小西優真, 山元沙貴, 木暮悠暁, 浅見健斗：実橋梁に設置した小型 IoT センサで検出した画像とひずみによる構造ヘルスマモニタリング, 土木学会論文集 Vol.79, No.13, ID:22-13040, 2023. [Kawasaki, Y., INOUE, K., Ohkawara, D., Konishi, Y., Yamamoto, S., Kogure, H., and Asami, K.: Health monitoring using photos and strains detected by small IoT sensors installed on an actual bridge, *Journal of Japan Society of Civil Engineers*, Vol. 79, Issue 13, ID:22-13040, 2023.]
- 3) 今井克実, 井澤亮介, 井上和真：地震観測記録を用いた橋梁の地震損傷状態の推定に関する解析的検討, 日本地震工学会第 17 回年次大会梗概集, TS_20220283, 2022.
- 4) FEMA : Recommended seismic design criteria for new steel moment-frame buildings, Report No. FEMA-350, SAC Joint Venture, Federal Emergency Management Agency, Washington DC, 2000.
- 5) アーク情報システム：TDAPIII マニュアルバージョン 3.10, 2018
- 6) 日本道路協会：道路橋の耐震設計に関する資料, 丸善, 1997.
- 7) 日本道路協会：道路橋示方書・同解説 V 耐震設計編, 2017.11

道路リスクアセスメントに着眼した新たな災害に強い道路整備に向けた基礎的研究

原田 紹臣¹・篠原 正男²・杉原 良太郎³・宮内 泉⁴・水山 高久⁵

¹正会員 博(工/農) 三井共同建設コンサルタント株式会社(〒552-0007 大阪市港区弁天1丁目2番1-900号)
E-mail:harada@mccnet.co.jp

²非会員 三井共同建設コンサルタント株式会社(〒552-0007 大阪市港区弁天1丁目2番1-900号)
E-mail:shinohara-masao@mccnet.co.jp

³非会員 三井共同建設コンサルタント株式会社(〒552-0007 大阪市港区弁天1丁目2番1-900号)
E-mail:ryotaro@mccnet.co.jp

⁴非会員 三井共同建設コンサルタント株式会社(〒141-0032 東京都品川区大崎1-11-1)
E-mail:miyauchi@mccnet.co.jp

⁵非会員 農学博士 京都大学名誉教授(〒606-8502 京都市左京区北白川追分町)
E-mail:mizuyama@kyoto-u.ac.jp

昨今の道路災害リスクを受けて、新たに道路リスクアセスメント要領が示された。なお、この考え方は効率的・効果的に災害に強い道路ネットワークの強化を図るため、災害に対するリスクの現状を評価するものとしている。そこで、本稿では、今後の道路リスクアセスメントに着眼した新たな災害に強い道路整備に向けて、現在の災害に強い道路整備に対する国民の充足度について把握するとともに、我が国の国土強靱化を進めていく上で重要であると考えられる区間(路線)を対象に、道路リスクアセスメントの考え方を適用し、試行的に検討した。なお、既往アンケート調査結果を用いて分析したところ、神奈川県以西の地区において、災害に強い道路整備を求めている地域が多く見られる傾向が示唆された。さらに、道路リスクアセスメントの試行的な検討を踏まえた対象区間における今後の方向性等について提案した。

Key Words: Natural disaster, risk assessment, road network, tunnel, volcanic eruption

1. はじめに

トンネル(Tunnel:英)の語源は「樽(Tonne:仏)に似た断面形状」とされており、その起源は約6,000年前(シュメール文明)のイラン高原における導水(灌漑用水)施設である¹⁾。なお、我が国の明治時代以前においては、山岳信仰の観点より、トンネル掘削が忌み嫌われていた²⁾。しかしながら、鉄道整備等に伴ってトンネルが普及し、現在では、施工技術の進展等により、多くの山岳地帯においてトンネルが構築され、全国的に人流や物流が容易となった。特に、トンネル構造は、地形条件や気候変動、自然現象などによる制約を受けにくいことが知られており、国土強靱化³⁾が求められている現代の生活において、トンネルは欠かすことのできない重要なライフライン確保における重要な手段の一つであると考えられる。

なお、国土形成計画(基本計画)²⁾や国土強靱化基本

計画³⁾が新たに策定されている中、昨今の新たな道路災害リスク(表-1)を受けて、道路リスクアセスメント要領⁴⁾が示された。なお、本要領⁵⁾においては、効率的・効果的に災害に強い道路ネットワークの強化(例えば、ダブル・ネットワーク化やミッシング・リンクの解消)を図るため、災害に対するリスクの現状を評価する考え方が示されている。しかしながら、これらの道路リスクア

表-1 昨今の変化する外力を踏まえた新たな災害リスク⁴⁾

災害リスク	要因
橋梁流失	・旧型支承 ・桁下余裕不足
橋梁洗掘・道路流失	・河積阻害 ・基礎の根入れ不足 ・直接基礎
大規模土砂災害	・集水地形の有無 ・不安定ブロックの有無
開通後まもない道路 土工構造物の変状	・緑化法面工(植生)箇所における崩落

セサメントの考え方に基づいたライフライン（命の道）の確保に関する議論については、これまで、筆者らが知る限り存在しない。

そこで、本稿では、今後の道路リスクアセスメントに着眼した新たな災害に強い道路整備に向けて、道路リスクアセスメントの考え方を概説するとともに、昨今の新たな道路災害リスクに関する筆者らの先行研究^{6,7,8,9,10}を紹介する。さらに、現在の災害に強い道路整備に対する国民の充足度について把握するとともに、新たな整備が期待されている重要な区間に対して、道路リスクアセスメントを試行的に実施した内容について報告する。

2. 道路リスクアセスメントの考え方と関連する筆者らのこれまでの取組

(1) 道路リスクアセスメントの概要

切迫する大規模地震の発生や激甚化する気象災害から、国民の命と暮らしを守るためには、想定される自然災害に対して、一般的に、信頼性の高い道路ネットワークを構築することが重要である⁵。特に、近年では、南海トラフ地震¹¹や津波¹²、富士山噴火¹²等の大規模災害発生に伴う交通や物流への影響^{例えば、注2}が懸念されており、これらのハザードに対する道路リスクアセスメントによる評価は、急務な課題であると考えられる。

そこで、効率的・効果的に災害に強い道路ネットワークの強化を図るため、道路の災害に対するリスクの評価手法の一つとして、新たに、道路リスクアセスメント要領⁹が示された。なお、本要領⁹で想定しているハザードは、通常道路管理で想定される100年程度の災害としている。また、道路ネットワークの構築において求める性能は、各種構造物の設計における要求性能と密接に関連していることから、これらの設計で考慮する作用に整合させるようにハザードを想定する必要がある。そこで、本要領⁹においては、表-2に示すとおり、地震動、降雨・出水、道路区域外からの危害および、必要に応じて道路管理者が想定するハザードを対象としている。ここで、必要に応じて道路管理者が想定するハザードについては、目的等に応じて、適切に考慮するものとしている⁹。

道路リスクに伴う影響に関して、道路リスクと通行障害の関係を表-3に示す。表-3に示すとおり、点検要領において定義している道路リスクとして、速度規制、車線規制、重要規制に区分しており、表-4に示す3つのランクで評価するものとしている⁹。その際、道路リスクの復旧に要する時間との関係も重要であり、「通行止めとなる可能性が高い場合は1週間程度」、「一定の規制で通行できる可能性が高い場合は1日（24時間）程度」等

表-2 道路リスクアセスメント要領において想定するハザード⁹

種類	概要
地震動	<ul style="list-style-type: none"> 橋、高架の道路等の技術基準にて定めるレベル1地震動とする。 橋、高架の道路等の技術基準にて定めるレベル2地震動とする。
降雨・出水	<ul style="list-style-type: none"> 100年程度の間を生じうる降雨や出水。気象官署等の統計記録及び河川計画に基づいて設定する。
道路区域外からの危害	<ul style="list-style-type: none"> 道路区域外からの土砂や岩盤等が道路に作用する状況。少なくとも、災害要因として以下の1)から5)を想定する。 <ol style="list-style-type: none"> 1) 落石 2) 斜面崩壊 3) 土石流 4) 地すべり 5) 岩盤崩壊
必要に応じて道路管理者が想定するハザード	<ul style="list-style-type: none"> 道路の通行に大きな影響を与える可能性を踏まえて、その他のハザードについても目的や必要に応じて適切に考慮する。

表-3 道路のリスクと通行の障害の関係⁹

道路のリスク	通行機能	通行の障害
速度規制	走行性	<ul style="list-style-type: none"> 段差凸凹、 線形不正、 障害物
車線規制	容量の確保	<ul style="list-style-type: none"> 線形不正 障害物 一部の幅員で耐荷力不足
重量規制	荷重の支持	<ul style="list-style-type: none"> 耐荷力不足

表-4 道路区間のリスクの程度の区分⁹

ランク	概要
I	通行規制が生じない可能性が高いと認められる。一時的に通行止めになる可能性もあるが、一定期間内に一定の規制で通行できる可能性が高いと認められる。
II	通行止めとなる可能性が高いと認められる。
III	通行止めとなる可能性が高いと認められる。

として、区間毎（土工、橋梁区間等）に検討する。なお、その他の詳細については、要領を参照されたい⁹。

以降に、これらの道路リスクアセスメントの契機となった昨今の変化する外力を踏まえた新たな災害リスク⁴（表-1）等に関して、筆者らの先行研究において得られた知見について紹介する。

(2) 昨今の新たな災害リスクに関する筆者らの先行研究

筆者ら⁶は、橋梁流出や道路流出等（表-1）に関して、気候変動の影響等を受けた豪雨に伴った河川の超過洪水時における橋梁の被災リスクに着目し、河川を横過する橋梁上部工の流出リスクが高い条件を考察するとともに、橋梁において期待される水平耐荷性能と河川洪水流が上部工に作用する流体力との関係性について検討している。

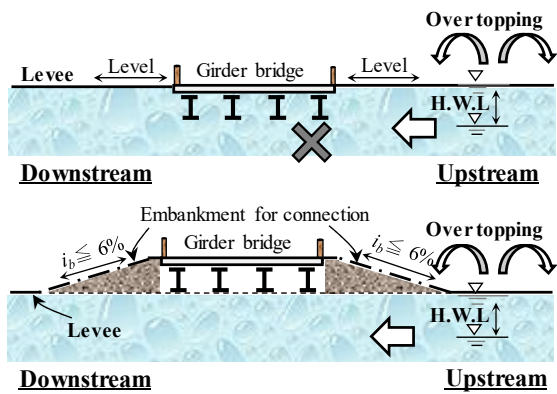


図-1 超過洪水時に橋梁桁位置の違いが被災リスクに与える影響（上：高リスク，下：低リスク）⁶⁾

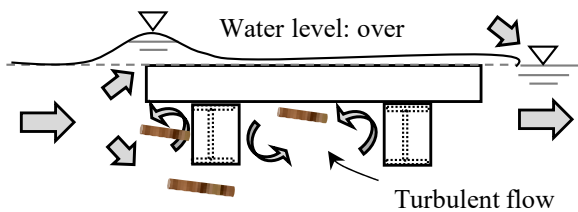


図-2 桁部（床版下）周辺における流木の捕捉状況⁷⁾

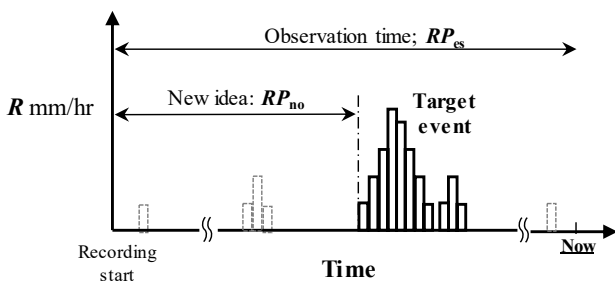


図-3 提案する未経験豪雨解析において対象とする過去の降雨イベント設定に関する定義⁸⁾

なお、平成 30 年西日本豪雨において多くの橋梁が流出した三篠川を対象に調査した結果によると、河川管理施設等構造令¹³⁾において示されているリフトアップ（上下流の堤防天端高を結んだ仮想線より橋桁上部に位置する様に盛土による嵩上げ：図-1）が講じられていない橋梁において、顕著に上部工が流出していたことが明らかとなった。また、超過洪水時において河川洪水が上部工に作用する流体力（抗力）と橋梁（支承部）において期待される地震時の設計水平耐荷力との関係性について、流速に着眼して比較したところ、橋梁構造形式（鋼橋や PC 橋等の主材料の違い）や幅員、架橋位置における河道条件（河川の勾配や水深）の違いが上部工の流出リスクに影響を与えていることが分かった⁶⁾。

また、筆者ら⁷⁾は、上記において示した被災リスクが高いと考えられる橋梁を対象に、桁や高欄による流木の捕捉に着眼し、基礎的な実験（単径間）により流木捕捉

に伴う閉塞による橋梁流出及び周囲への洪水氾濫を防止に向けて提案している。なお、実験結果によると、超過洪水時において、桁位置と水面高との関係性が橋梁における流木の閉塞に関して重要であることが確認されるとともに、水位が桁下位置の場合でも、桁部周辺において流木の一部分が接触に伴って捕捉される閉塞リスク（図-2）が示唆された。一方、橋梁（桁部、高欄支柱周辺）等における流木捕捉に伴う閉塞メカニズムについて考察するとともに、これらの結果を踏まえた橋梁における新たな流木対策工を提案している⁷⁾。

さらに、筆者ら⁸⁾は、中小河川に架橋された既存橋梁を対象に、超過洪水により上部工が流水や流木による影響が懸念される被災リスクについて議論するため、地域や流域条件等の違いが超過洪水の生起確率に与える影響等について検討している。これらの結果によると、降雨特性分布等の異なる地域毎に、超過洪水（河川水位が計画高水位に余裕高を加えた高さ以上に達する条件）の生起確率が変化することや、堀込河道等の急勾配護岸を有する河川は、築堤護岸等の緩勾配護岸と比較して、超過洪水のリスクが高い可能性が示唆された。また、近年の地球温暖化等の影響を受けた降雨特性の変化（ただし、洪水到達時間 1 時間における確率再現年 30 年での確率降雨強度の変化）について整理したところ、増減している地域が分布していることが分かった。なお、洪水到達時間（1 時間）における確率再現年（30 年）での確率降雨強度において、平均を上回っている地域は、主に、西日本～北陸の沿岸部である傾向であった⁸⁾。

一方、筆者ら⁹⁾は、大規模土砂災害の発生や開通後まもない道路土工構造物（表-1）の変状発生等に関して、土砂災害時における降雨特性について着眼し、近年の災害事例を対象に被災時における各降雨特性について整理している。なお、一般的な降雨と土砂生産との因子分析結果より、時間雨量と崩壊面積、連続雨量と崩壊土量との関係性を提案している。また、これらの両方の特徴を有する線状降水帯による影響を受けた場合は、降雨域において広範囲に分布する斜面崩壊等により大量の土砂が流出するリスク（例えば、土砂・洪水氾濫リスク）が懸念され、これらを考慮した施設の配置計画が重要であることを示唆している。また、これまで被害を受けていない地域における被災や開通後まもない道路土工構造物の変状（表-1）に関する検討手法の一つとして、未経験豪雨を考慮した新たな考え方（図-3）を提案し、その有効性を示している⁹⁾。

さらに、筆者らは、津波による橋梁の被災リスクについても議論¹⁰⁾しており、これらの知見を、今後の道路リスクアセスメントにおける被災メカニズムの解明や対策工の検討に際して、参照されたい。

3. 既往アンケート調査結果に基づく災害に強い道路整備に対する住民の充足度に関する分析

今後の効果的な道路ネットワークの強化に向けて、現在の災害に強い道路整備状況に対する国民の充足度について把握する。そこで、大規模に実施されたアンケート調査¹⁴⁾（全国の回答者：3,000名）の結果を用いて、回答者が居住する地域毎における災害に強い道路整備における課題や今後の方向性について考察する。

(1) 実施された既往アンケート調査の概要

本研究で用いるアンケート調査¹⁴⁾は、全国の18～79歳までの男女（男性：1,500人、女性：1,500人）を対象とし、登録モニター制によるインターネット調査法により実施している。なお、調査期間は2021年4月～5月で、主な調査項目は、社会・生活の動向に関する意識・態度、社会資本の充足度やあり方、保全・整備の考え方、国家予算や地域の将来、属性等である。なお、本検討で対象とする調査項目は、この内、社会資本の充足度（災害に強い道路整備に対する充足度）、回答者の属性とする。

アンケート回答者の居住する地域（都道府県別）の分布状況を図-4に、年齢分布状況を図-5に、それぞれ示す。なお、図-4に示すとおり、回答者の居住地域に関する分布のバラツキは、都道府県毎の人口や年齢の分布状況を参考としている¹⁴⁾。また、回答者の平均年齢は、図-5に示すとおり、概ね45歳である。

(2) 回答者の属性の違いが災害に強い道路整備に対する充足度に与える影響の分析

現在の社会や国土形成（災害に強い道路整備）状況等に対する充足度に関して実施されたアンケート結果¹⁴⁾

（表-5：Q1の項目、有効回答数：3,000）に対して、回答者における属性の違いが、これらの結果に与える影響について定量的に把握するため、因子分析を行って考察する。分析に際しては、今回、再整理（統合・処理）した充足度（表-6：A1）を対象とする（詳細については後述）。また、回答者の属性については、予備検討を踏まえて、考察において一般的に関連すると考えられる項目の中から抽出する（表-7）。

本検討で用いる因子分析の手法については、一般的な数量化理論Ⅱ類¹⁵⁾¹⁶⁾により定量的に検討する。なお、数量化理論Ⅱ類は、目的変数（例えば、Q1の回答：表-5）が存在する場合の解析手法の一つであり、説明変数（例えば、属性：表-7）のデータ形式であるカテゴリー・データから、質的な形で与えられる外的基準を判別または予測する手法である。ここで、今回検討に用いる数量化理論（Ⅱ類）¹⁵⁾について、以降に概説する。

数量化理論における数量化とは、本来、数値で表され

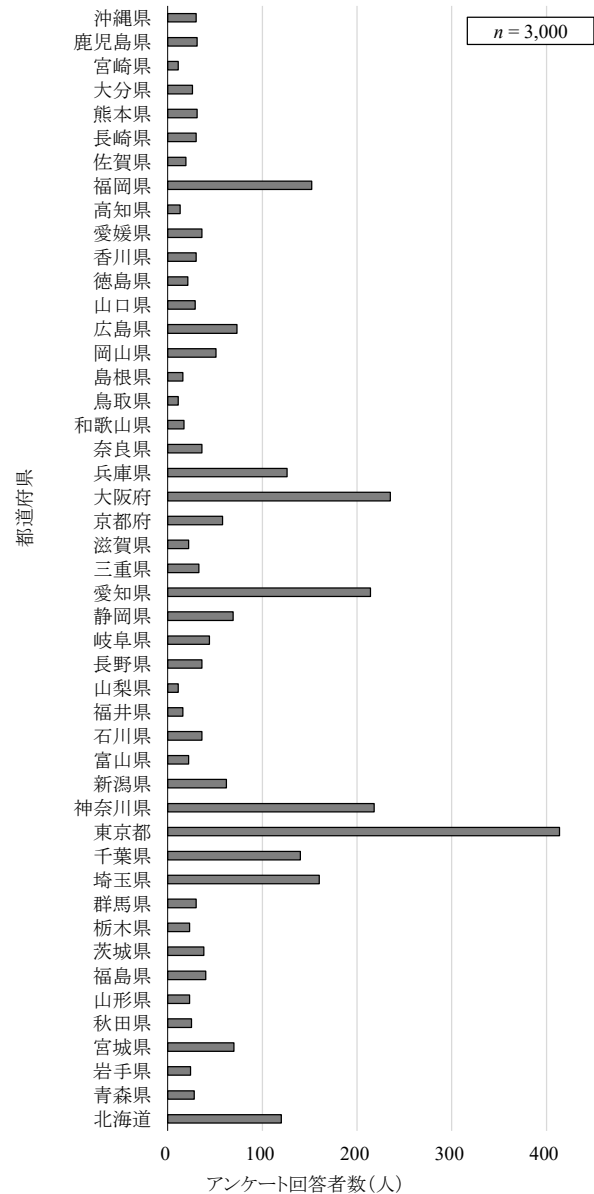


図-4 アンケート¹⁴⁾回答者の居住地（都道府県毎）分布状況

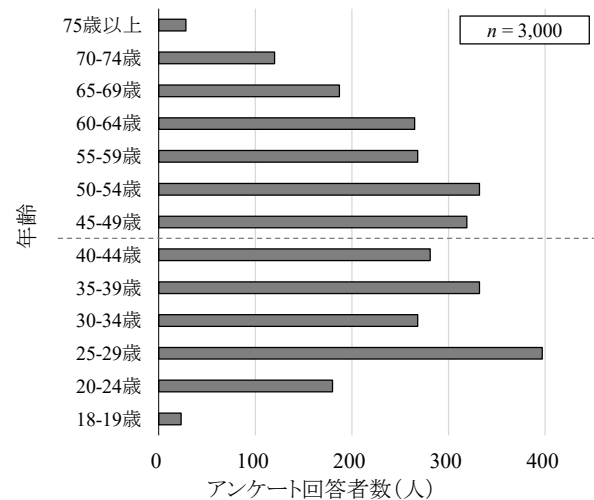


図-5 アンケート¹⁴⁾回答者の年齢分布状況

表-5 災害に強い道路整備に対する充足度に関する質問内容¹⁴⁾

質問文	
Q1	「あなたの住む地域」について、インフラ(社会資本)のそれぞれについてどの程度充足・整備していくべきと思いますか？(震災時の緊急輸送となる「命の道」としての高速道路や幹線道路)

表-6 細分化された目的変数の統合・処理の状況

統合処理後		当初分類 ¹⁴⁾
A1	充足	現状で十分
	不足	特に早急に充足していくべき、他とのバランスを見ながら計画的に充足すべき

表-7 アンケート回答者の属性等に関する質問内容¹⁴⁾

質問文	
Q2	〔性〕
Q3	〔お住まいの地域の種別〕(居住地域)
Q4	〔年齢〕※満でご回答ください。

ていない質的な因子を一定の手法で数値に変換することを意味する。なお、数量化理論Ⅱ類は目的変数(外的基準)のある場合の解析手法の一つであり、説明変数のデータ形式であるカテゴリーデータから、質的な形で与えられる外的基準を判別または予測する手法である。また、アイテム*[i]*のカテゴリー*[j]*の重み係数を a_{ij} とし、該当するかしないかを意味するダミー変数を x_{ij} とした場合、サンプルスコアを用いた外的基準*Y*の予測式は、

$$Y = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a_{ij} x_{ij} \quad (1)$$

で表される。ここで、これらのサンプルスコア値の大きさから外的基準を予測し、その判別が最も適合(相関比大)するように a_{ij} が求められる。その際、予測値の全変動 S_T は式(2)、群間変動 S_B は式(3)、群内変動 S_W は式(4)、相関比は式(5)で、それぞれ、

$$S_T = \sum_{i=1}^g \sum_{l=1}^{N_l} (a_{li} - \bar{a})^2 \quad (2)$$

$$S_B = \sum_{l=1}^g (\bar{a}_l - \bar{a})^2 N_l \quad (3)$$

$$S_W = \sum_{l=1}^g \sum_{i=1}^{N_l} (a_{li} - \bar{a}_l)^2 \quad (4)$$

$$\eta^2 = \frac{S_B}{S_T} \rightarrow \text{MAX} \quad (5)$$

で表される。ここに、 g は外的基準のグループ数、 a_{li} はグループ*l*の第*i*番目の個体の合成変数値、 \bar{a}_l はグループ*l*の合成変数値の平均値、 \bar{a} は全固体の合成変数値の平均値、 N_l はグループ*l*の個体数である。なお、その他の詳細については、既往文献¹⁵⁾を参照されたい。

数量化理論Ⅱ類による分析に際して、前述に示すとおり、目的変数(社会や国土形成に対する捉え方に関する質問:表-5)に関して、詳細に分類された項目を統合(

表-8 細分化された説明変数の統合・処理の状況

統合処理後		当初分類 ¹⁴⁾
A2	男性	男性
	女性	女性
	—	回答したくない ※回答者なし
A3	都市圏	三大都市圏の政令指定都市および東京 23区, 三大都市圏の県庁所在地および人口 30万人以上の都市, 三大都市圏の上記以外の地域
	地方中核都市	地方中核都市, 地地方中核都市人口 30万人以上の都市および県庁所在地
	地方圏	地方圏のその他の市, 地方圏の町村
	その他	その他, わからない
A4	18歳~19歳	※回答された年齢
	20歳~歳	
	25歳~歳	
	30歳~歳	
	35歳~歳	
	40歳~歳	
	45歳~歳	
	50歳~歳	
	55歳~歳	
	60歳~歳	
	65歳~歳	
70歳~歳		
75歳~歳		

震災時の緊急輸送となる高速道路や幹線道路 (+:充足, -:不足)

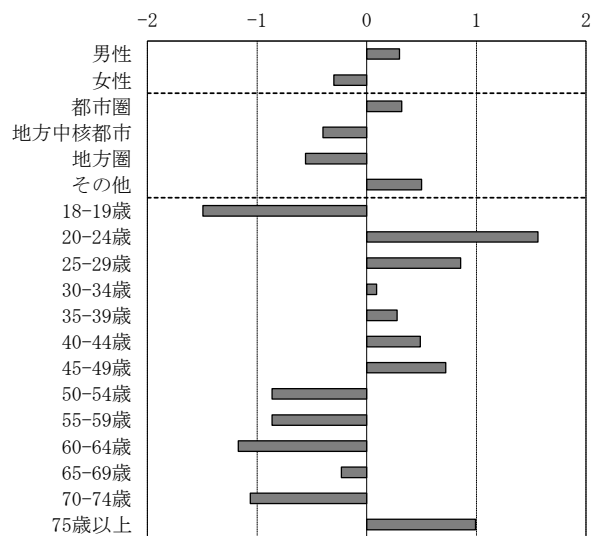


図-6 属性の違いが災害に強い道路整備に対する充足度を与える影響分析 (Q1, 数量化理論Ⅱ類3,000)

表-6: A1)するとともに、説明変数(回答者の属性:表-7)についても統合している(表-8)。

これらの属性(表-8)の違いが、現在の災害に強い道路(震災時の緊急輸送路となる「命の道」としての高速道路や幹線道路)の整備に対する充足度(A1:表-6)に与える影響について分析した結果を図-6に示す。なお、

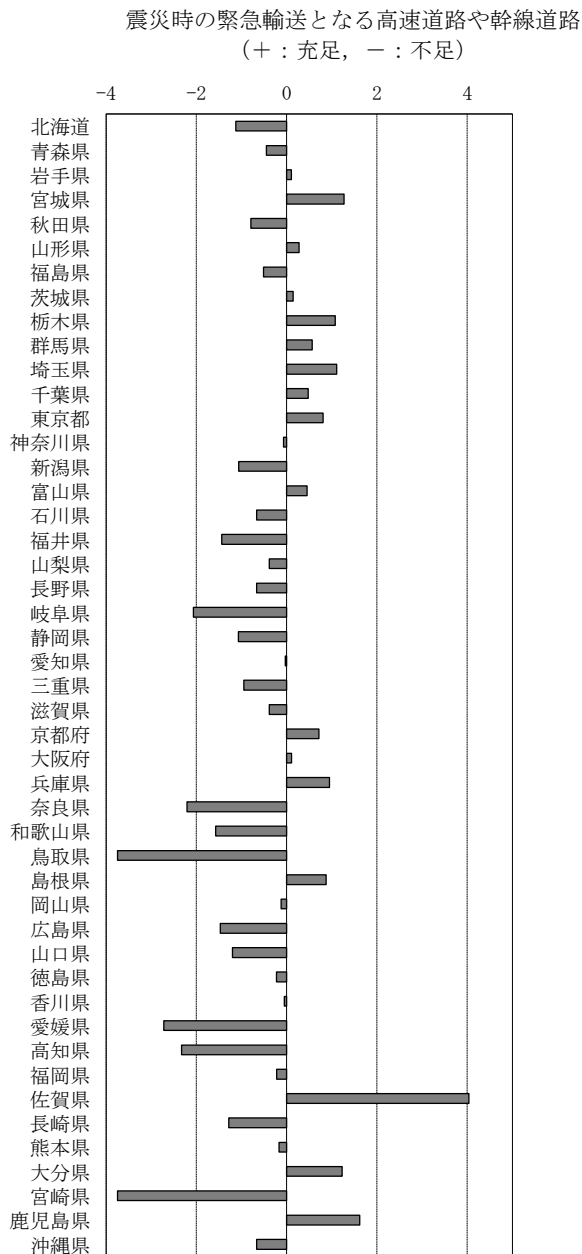


図-7 都道府県毎の災害に強い道路整備に対する充足度に与える影響分析 (Q1, 数量化理論Ⅱ類:3,000)

図中に示す棒の向きは目的変数である充足/不足の方向性 (例えば, + : 充足, - : 不足) を, 棒長は各説明変数である属性の違いが目的変数に与える影響度 (長 : 影響大, 短 : 影響小) について, それぞれ表している。図-3に示すとおり, 各説明変数 (属性) の違いによって, 目的変数 (表-6 : A1 の回答) に与える影響の程度が異なっていることが分かった。また, 回答者の属性 (表-8) の違いが災害に強い道路整備に対する充足度 (Q1 : A1) に与える影響に関して, 20~50歳未満, 75歳以上, 都市圏 (居住) (表-8) に該当する回答者において, 充足度が高い傾向であった。一方, 未成年 (18~20歳未満), 50~75歳未満, 地方圏 (居住) 等に該当する回答者にお

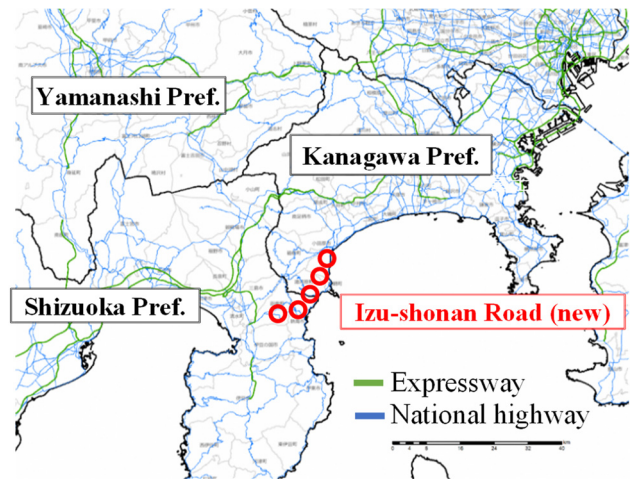


図-8 新規道路整備が期待されている区間 (伊豆湘南道路) 注2)

いて, 充足度が低い傾向であった。ここで, 都市と比較して地方において充足度が低下する傾向より, 地域の違いによる影響が考えられる。そこで, 地方都道府県毎の災害に強い道路整備に対する充足度に与える影響分析結果を図-7に示す。図-7に示すとおり, 不足している地域の多くは神奈川県より以西の西日本に多く見られる傾向であった。ただし, 佐賀県や大分県, 鹿児島県の九州の一部においては, 充足度が高く, この要因の一つとして, 近年の急速な高規格道路の整備 (例えば, 西九州自動車道や東九州自動車道, 南九州西回り自動車道の整備^{注3)}による道路ネットワークの構築) による影響が考えられる。また, 北関東においても, 同様に, 東京外かく環状道路等^{注4)}の整備による影響が考えられる。一方, 年齢に関しては, 高齢化に伴う充足度の低下 (ただし, 一部を除く) については興味深い結果であり, 近年の運転離れ^{注5)}による影響も一つの要因として考えられるが, 更なる検証が必要である。

今後, 被災時の緊急輸送となる「命の道」としての高速道路や幹線道路の整備や道路ネットワーク構築に向けては, 対象地域周辺における近年の道路整備状況や地域特性 (例えば, 局所的なミッシング・リンクの解消) 等の考慮が重要であると考えられる。

4. 大規模災害に備えた災害に強い重要な道路整備に関する試行的な検討

現在, 火山計画策定指針¹⁸⁾の改定を受け, 今後の火山噴火に備えた対策や, 富士山火山砂防計画¹⁹⁾の見直し等による更なる国土強靱化の取組が期待されている。一方, 海溝型地震発生に伴う津波による浸水リスクに対して, ハザード・マップの公開等のソフト対策が講じられている (例えば, 注1)。

現在, これらのハザードに近接した地域において, 新



図-9 当該周辺における幹線道路の整備状況と想定される大規模な被災リスク（富士山噴火、津波による浸水被害）

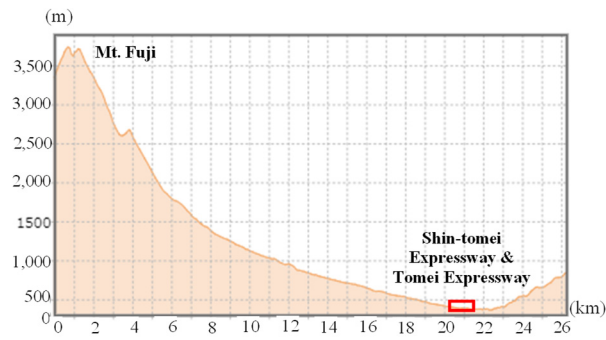


図-10 断面図（A-A：富士山と東名高速道路等の位置関係）

たな道路（伊豆湘南道路）の整備が期待されている（図-8）。この伊豆湘南道路は、静岡県伊豆地域と神奈川県西部地域を結ぶ新しい道路構想で、平成30年台風第12号（Jongdari）による被災を契機に、本道路の実現に向けた取組（例えば、アンケートの実施、協議会や委員会の開催）等が取り組まれている^{注2)}。なお、地域住民の意見等を踏まえた伊豆湘南道路に求める政策目標として、災害に強い道路、安全で快適な走行環境、速達性の確保（医療、産業）、定時性の確保（観光、産業）等の「魅力あふれる圏域を支える広域道路ネットワークの構築」が挙げられている^{注2)}。

一方、当該地域の周辺は、図-9に示すとおり、中部や西日本と首都とを結ぶ社会経済活動の重要路線として、東名及び新東名高速道路のダブル・ネットワーク化による人流や物流の機能分担が図られている。しかしながら、これらの両路線は富士山の限られたエリア（図-9：中央上）に集中しており、富士山火に伴う溶岩流による影響¹²⁾（ただし、24時間以内）が懸念される箇所を横過（図



図-11 現地の状況写真（東名高速道路；溶岩流横過地点付近）



図-12 現地の状況写真（新東名高速道路；溶岩流横過地点付近）



図-13 現地の状況写真（国道135号；地震津波浸水地点付近）

-10：A-A断面）している（図-11、図-12）。

また、沿岸部を通過する国道135号（図-9：右下）は日常的な高波^{注2)}や地震津波^{注1)}による浸水リスク等があると同時に、高規格道路のミッシング・リンク解消^{注2)}が求められているエリアとなっている（図-13）。

さらに、箱根山上を通過する国道1号は山間道路（図-14）であり、土砂災害等の道路区域外からの危害周囲からの危害（表-2）等が懸念される。これらより、今後の伊豆湘南道路整備に向けた議論において、想定する大規模災害（地震、地震津波、富士山噴火等）に伴う既設道路への影響（リスク）について把握することにより、当該路線に求める要求性能の整理を重要することが重要であると考えられる。

そこで、道路リスクアセスメントの考え方を参考に、地震動、降雨・出水、道路区域外からの危害に加えて、

表-9 構想中の伊豆湘南道路に隣接した幹線道路等を対象にしたリスク・アセスメント分析の結果（試行的検討）

対象とする幹線道路，高速道路	地震動	降雨・出水	道路区域外からの危害	道路管理者が想定するハザード	
				富士山噴火	高波/地震津波
東名高速道路	I	I	II	III	I
新東名高速道路	I	I	I	III	I
国道1号	I	II	III	I	III
国道135号	II	III	III	I	III
国道246号	II	II	III	III	I
※伊豆湘南道路（例えば，トンネル構造）	(I)	(I)	(I)	(I)	(I)

I, II, III:表-4参照



図-14 現地の状況写真（国道1号；箱根山上通過地点）



図-15 現地の状況写真（国道246号；溶岩流横過地点付近）

必要に応じて道路管理者が想定するハザードとして、住民や管理者等が要望^{注2)}している富士山噴火や高波/地震津波を考慮して、伊豆湘南道路周辺における既設道路を対象に検討し、当該路線（伊豆湘南道路）の災害に強い道路（命の道）としての代替機能を整理にする。概略的な検討（試行的な検討）結果を表-9に示す。表-9に示すとおり、伊豆湘南道路に隣接する静岡と神奈川を結ぶ既設道路においては、想定する一部のハザードにより通行止めとなる可能性が高い（III：表-4）ことが示唆された。そこで、首都と中部や西日本を結ぶ重要であると考えられる当該区間（例えば、図-9）において、災害に強い新たな道路整備により道路ネットワークを構築としていくため、少なくとも、これらのハザードに対して全て満足（I又はII）させる道路線形や構造が必要であると考えられる。そこで、計画する新たな路線（伊豆湘南道路）においては、災害に強い道路構造（例えば、トンネル構造¹⁾）等による対応が望まれる。

その際、留意すべき点としては、①箱根山の脆弱な地質体におけるトンネル施工技術やそれに伴う周辺環境への影響への対応^{20),21),22)}、②噴火後に継続する火山灰等の清掃体制の確保^{23),24)}、③トンネル抗口における降灰後の土石流対策^{25),26)}等が挙げられ、更なる検討が必要である。また、これらの検討は、概査により試行的に検討したものであり、今後、更なる精査が望まれる。

5. おわりに

本稿は、今後の道路リスクアセスメントに着眼した新たな災害に強い道路整備に向けて、昨今の新たな被災リスクに関して、筆者らの先行研究成果で得られている知見を示すとともに、現在の災害に強い道路整備に対する国民の充足度について把握した。さらに、我が国の国土強靱化を進めていく上で、重要であると考えられる区間（静岡伊豆～神奈川西部の道路構想区間：伊豆湘南道路）を対象に、新たに道路リスクアセスメントの考え方を適用し、試行的に検討した。以降に、本研究で得られた成果を要約する。

- 1) 既往アンケート調査結果を用い分析によると、神奈川県以西の地区において、災害に強い道路整備を求めている地域が多く見られる傾向が示唆された。
- 2) 道路リスクアセスメントの試行的な検討を踏まえて、伊豆湘南道路の整備に向けた今後の方向性や検討課題について提案した。

謝辞：本研究を進めるに際して、防衛大学元教授の矢代晴実先生にご助言をいただいた。

NOTES

- 注1) 神奈川県：津波ハザードマップ <https://www.pref.kanagawa.jp/docs/j8g/cnt/fl10985/tunamihazardmap.html>（2024年1月3日閲覧）
- 注2) 神奈川県：神奈川と静岡の県境をまたぐ道路（伊豆湘南道路），第2回委員会資料，2022。 <https://www.pref.kanagawa.jp/docs/bd2/izushou.html> 神奈川と静岡の県境をまたぐ道路（伊豆湘南道路）
- 注3) 国土交通省 九州地方整備局：<https://www.qsr.mlit.go.jp/>（2024年1月3日閲覧）

注4) 国土交通省 関東地方整備局 : <https://www.ktr.mlit.go.jp/> (2024年1月3日閲覧)

REFERENCES

- 1) 土門 剛, 三浦基弘: トンネルの本, 日刊工業新聞社, 160p., 2018.
- 2) 内閣官房: 国土形成計画(全国計画), 135p., 2023.
- 3) 内閣官房: 国土強靱化基本計画, 135p., 2023.
- 4) 国土交通省: 第18回社会資本整備審議会 道路分科会 道路技術小委員会, 2023.
- 5) 国土交通省 道路局: 道路リスクアセスメント要領, 59p., 2022.
- 6) 原田紹臣, 里深好文: 超過洪水時における河川洪水流が橋梁上部工の流出に与える影響, 構造工学論文集, Vol.69-A, pp.1187-1197, 2023.
- 7) 原田紹臣, 中谷加奈, 里深好文, 水山高久: 橋梁における流木の閉塞対策に関する基礎的な研究, 土木学会論文集B1, Vol.79, 6p., 2023.
- 8) 原田紹臣, 里深好文: 中小河川を横過する既存橋梁の上部工における被災リスクに関する一考察, 構造工学論文集 Vol. 70A, 2024 (予定).
- 9) 原田紹臣, 藤本将光, 小杉賢一朗, 里深好文, 水山高久: 土砂・洪水氾濫対策の施設規模における計画規模の設定方法に関する考察, 河川技術論文集, Vol. 28, pp. 355-360, 2022.
- 10) 竹田周平, 交左賢二, 二井伸一, 原田紹臣, 藤田亮一, 黒岩俊之: 橋梁に対する津波荷重の設定に関する基礎的検討, 地震時保有耐力法に基づく橋梁等構造の耐震設計に関するシンポジウム, Vol.2, pp.85-90, 2009.
- 11) 松本 則夫: 南海トラフ地震の短期予測研究の現状と産総研の役割, 地質調査研究報告, Vol. 74, No. 1, pp. 48-49, 2023.
- 12) 富士山火山防災対策協議会: 富士山ハザードマップ(改定版) 検討委員会報告書, 185p., 2022.
- 13) 一般財団法人 国土開発技術研究センター: 解説・河川管理施設等構造令, 423p., 2000.
- 14) 一般財団法人 国土技術研究センター: 社会資本に関するインターネット調査 2021 報告書, 46p., 2021.
- 15) 林知己夫: 数量化理論と方法, 朝倉書店, 233p., 1993.
- 16) 原田紹臣, 藤本将光, 里深好文, 水山高久, 松井保, 武井千雅子: メタバースを活用したハザードマップの高度化に向けた実践的取り組み: iHazard map project, 土木学会 AI・データサイエンス論文集, Vol. 4, No. 2, pp. 102-113, 2023
- 17) 古池弘隆: 人間を中心とした新しい都市と交通のありかたー公共交通・自転車・歩行者・コンパクトシティによるまちづくりー, 宇都宮共和大学 シティライフ学論叢, Vol. 19, pp. 1-16, 2018.
- 18) 国土交通省 砂防部: 火山砂防計画策定指針, 42p., 2023.
- 19) 国土交通省・静岡県・山梨県: 富士山火山噴火緊急減災対策砂防計画, 120p., 2018.
- 20) 佐久間七郎左衛門: 膨張性地山トンネルの鋼アーチ支保工のひずみ計測と工法に関する研究, 土木学会論文集, Vol. 121, pp. 17-27, 1965.
- 21) 大島洋志: 減・漏水問題を中心としたトンネルの路線選定と環境資質, 応用地質, Vol. 27, No. 4, pp. 202-209, 1969.
- 22) 久野 久: 国鉄新幹線新丹那トンネルの地質, 応用地質, Vol. 5, No. 1, pp. 31-41, 1964.
- 23) N. Khurelbaatar, 江藤亮輔, 山川淳也: 火山灰に覆われたアスファルト路面における車両走行性について, 交通・物流部門大会講演論文集, 第31回交通・物流部門大会, 2022.
- 24) 細川吉晴: 新燃岳の噴火に伴う降灰などによる宮崎県の農業被害, Vol. 81, No. 7, pp. 515-518, 2013.
- 25) 下野宗彦, 村上豊和, 中田幸男: 中国地方における高速道路斜面の崩壊と表層地質区分の関連性, Vol. 71, No. 2, pp. 92-107, 2015.
- 26) 原田紹臣, 藤本将光, 中村達也, 里深好文, 水山高久: 透過性を有するブロック積砂防堰堤の捕捉機能に関する基礎的な研究, 砂防学会誌, Vol. 76, No. 2, pp. 11-18, 2023.

NEW DISASTER-RESILIENT ROAD DEVELOPMENT FOCUSED ON ROAD RISK ASSESSMENT

Norio HARADA, Masao SHINOHARA, Ryotaro SUGIHARA, Izumi MIYAUCHI and Takahisa MIZUYAMA

In response to the recent road disaster risks, new guidelines for road risk assessment have been introduced. These guidelines are intended to efficiently and effectively strengthen the disaster-resilient road network by evaluating the current state of risk towards disasters. This paper aims to understand the public's satisfaction with the current state of disaster-resilient road development and to apply the concept of road risk assessment to sections (routes) considered crucial for advancing our country's national land resilience. An analysis using previous survey results indicates a trend in regions west of Kanagawa Prefecture, where there is a significant demand for disaster-resilient road development. Furthermore, based on the trial study of road risk assessment, this paper proposes the direction and issues to consider for the targeted routes.

道路橋の振動特性を把握するセンサネットワークシステムの試作と計測

朱牟田 善治¹・落合 努²

¹正会員 神奈川県 神奈川県 建築学部 建築学科 (〒221-8686 神奈川県横浜市神奈川区六角橋 3-27-1)

: shumuta@kanagawa-u.ac.jp (Corresponding Author)

²正会員 神奈川県 神奈川県 建築学部 建築学科 (〒221-8686 神奈川県横浜市神奈川区六角橋 3-27-1)

社会インフラ施設を含む老朽化した構造物のモニタリングは、アセットマネジメント（ストックマネジメント）やリスクマネジメント（レジリエンス）などの分野で近年、注目が集まるようになってきている¹⁾。アセットマネジメントの視点からは、社会インフラ施設の老朽度合いをセンシングデバイスにより精度よく定量化できれば、構造物の長寿命化や維持管理の合理化が可能となると期待されている。本研究では、振動特性・環境特性をモニタリングするシステムを試作し、道路橋をモニタリングする取り組みを紹介する。分析事例として寒暖差に着目し、温度変化などの気象環境によって道路橋の振動特性が変化することを例示する。最終的に、これらの変化特性をモニタリングすることにより状態変化を把握して劣化診断等を行うための今後の課題を明らかにする。

Key Words: road bridge, sensing, deterioration diagnosis, lifeline, sensor network

1. はじめに

日本の道路等のインフラ施設は高度経済成長期に整備され、現在、老朽施設の維持管理・更新に関わる費用が増加することが懸念されている。たとえば、神奈川県においては、平成 22 年 3 月に「神奈川県橋りょう長寿命化修繕計画」を策定し、予防保全型の維持管理を指向しながら、橋りょうの長寿命化を図れるようなアセットマネジメントの検討を強化している¹⁾。また、一般送配電事業者が管理する膨大な施設数から構成される電力流通設備においては、託送料金制度（レベニューキャップ制度）に基づき、アセットマネジメント等の手法に基づく更新投資、修繕の方針が国から定められており、高経年化設備更新ガイドラインとしてとりまとめられている²⁾。このような背景から、社会インフラ施設を対象としたアセットマネジメントに関する技術開発は、近年、着目されるようになってきている。

これに対し筆者らは、社会インフラのアセットマネジメントに寄与する基盤技術として、構造物の周辺環境とその状態をリアルタイムでモニタリングして、災害時にはその被災状況を推定し、常時には、構造物の状態変化を把握して劣化診断等を行うことを可能とする汎用的な

センシング技術の構築に取り組んでいる³⁾。このうち、本研究では、構造物の劣化診断に寄与するセンサネットワークシステムを設計・試作することを目的とする。まず、道路橋を対象としたセンシングシステムの具体的なニーズを例示する。次に、社会的ニーズをふまえ、構造物の劣化や被害を引き起こす気象環境と構造物の挙動（振動等）を同時にモニタリングして、通信ネットワークを確保しながら、遠隔で監視・収集できるセンシングデバイスを試作し、実道路橋に設置した例を示す。最後に、センシングにより得られたデータの分析事例を例示し、今後の課題について考察する。

2. アセットマネジメントからのニーズ

2.1 道路橋のアセットマネジメントのニーズ

現状で、老朽化によって社会インフラ施設の健全性が低下し、維持管理・更新に要する費用が増加することが懸念されている。これら社会インフラ施設の維持管理上の課題として、たとえば神奈川県では、以下を指摘している¹⁾。

- (1)老朽化による事故等が発生するリスクの増加
- (2)必要な維持管理・更新を実施する予算の不足

図1は、神奈川県が公表している道路施設の保全の考え方¹⁾を示す。神奈川県では、予防保全型、早期措置型、時間計画型、および事後保全型と管理区分を道路施設ごとに設定し、5年に一度の詳細点検（目視点検）により、道路施設の健全度を判定し、維持管理を行っている。この健全度が低下していく過程を示した曲線が図1に示している劣化曲線である。この劣化曲線を目視点検だけで定量的に精度よく評価することは、一般に困難である。加えて、補修などによりどの程度健全度が回復し、劣化の進行がどの程度抑制できるのかを精緻に定量化することはさらに困難となる。このため、これら劣化曲線の評価技術を、センシング技術を応用して確立することが課題となっている。

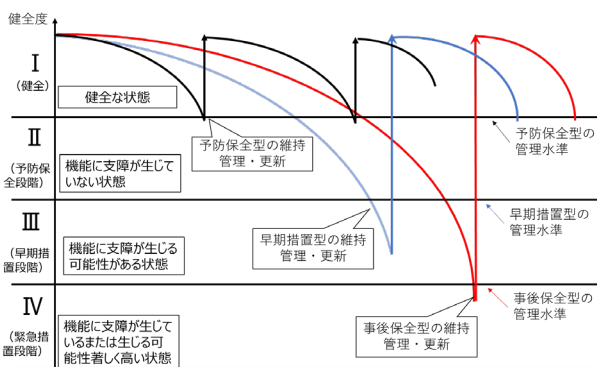


図1 道路施設の維持管理の基本的考え方²⁾

2.2 電力流通設備のアセットマネジメント

現在、高度成長期の1960~70年代以降に大量に敷設された送配電設備が本格的に経年対策を必要とする時期を迎えている。既設の電力流通設備を現在のペースですべて更新すると仮定した場合、架空電線は120年、鉄塔は250年、ケーブルは40年、変圧器は70年程度の期間を要し、特に架空電線や鉄塔は設備維持の観点から現実的な使用年数とは言えない状況になると想定される²⁾。このため、電力広域的運営推進機関により高経年設備更新ガイドライン³⁾が整備された。本ガイドラインによると、設備が有するリスク量を、1年間に設備故障が起きる確率（故障確率）とその故障が起きた場合の影響（故障影響度）の積として定義し、そのリスク量に基づき設備保全計画を策定することが推奨されている。リスク量は、一般送配電事業者が高経年化対応に係る設備保全計画を策定するにあたって、各設備の状態把握や更新の優先度を検討するための指標（目安値）として取り扱うことがガイドラインとして推奨されている。

図2は、設備の故障確率を算定するためのバスタブ曲線の基本的な考え方を示す。高経年化設備のリスク量を算出するためには、特に劣化不具合期の劣化曲線を故障確率として精度良く求めることが課題となっている。

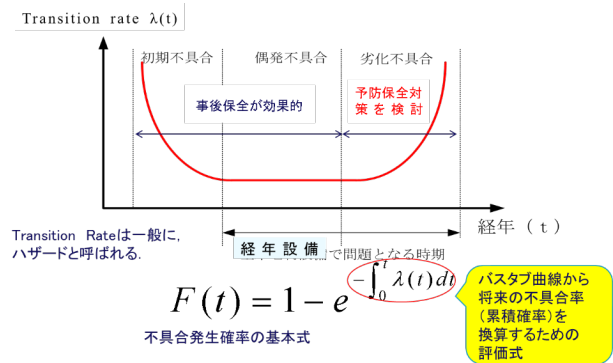


図2 バスタブ曲線の基本的考え方

3. センサネットワークシステムの概要

3.1 センサネットワークシステムの基本的考え方

図3は、本研究で開発する遠隔監視可能なセンサネットワークシステムの基本的考え方を示す。本研究では、センサ、IoT ゲートウェイ、クラウド（VPS）、および分析エンジン（PC）という組み合わせをセンサネットワークシステムと呼び、用途に応じてセンサや通信方式などの構成要素の組み合わせを変えることを可能とするシステム構築を狙いとされている。

図4は、試作したセンサネットワークシステムのうち、クラウドサーバまでの基本構成を示す。センサネットワークとは、振動および気象環境などのMEMS型（Micro Electro Mechanical Systems）の複数センサを組み合わせ、IoT ゲートウェイとクラウドサーバ（VPS）に、有線、無線、および3G（LTE）の方式を使ってそれぞれ情報伝達路を確保し、インターネットを介して、分析エンジン（PC）となる複数のエンドユーザ端末をつなぐことを意味する。センサ、IoT ゲートウェイ、およびクラウドサーバのうち、本研究で試作したセンサネットワークシステムの構成要素をピンク色で示す。以下に、構成要素ごとにその概要を示す。

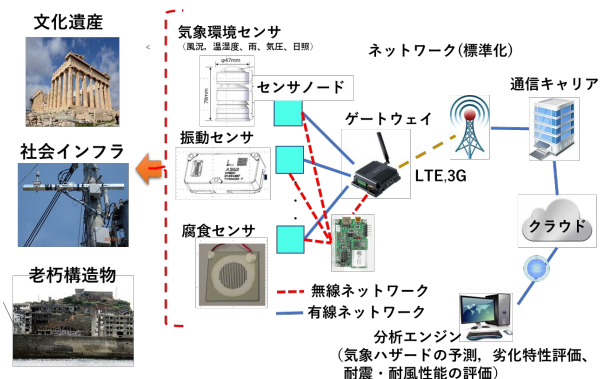


図3 センサネットワークの基本概念

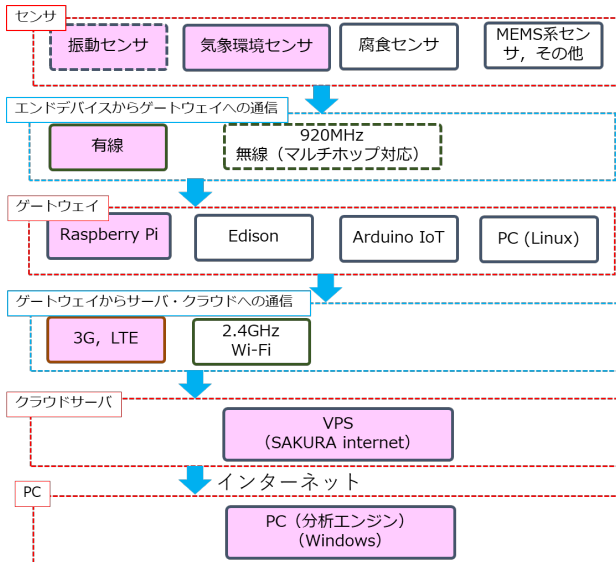


図4 試作したセンサネットワークシステムの基本構成

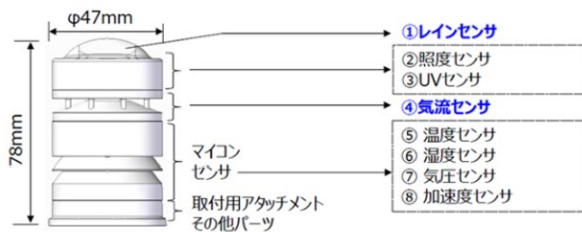


図5 気象環境センサ (ENVDT2-WR)

(1) センサ

筆者らの研究グループでは、社会インフラ施設に加え、重要文化財や老朽構造物をセンシングの主な対象としている。これら人工物の劣化診断にとって有益な物理量として、気象環境、腐食環境および振動特性に着目している。このうち、本研究では道路橋を対象としたセンサネットワークシステムを構築するために、まずは、振動と気象環境のモニタリングに注力したシステムを試作した。

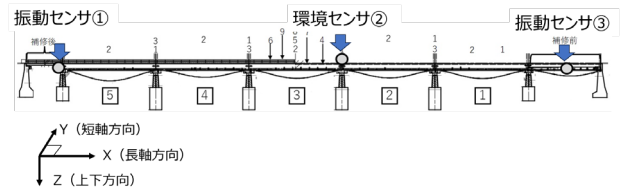
気象環境の測定のために、ミツミ電機社製の環境センサユニット (ENVDT2-WR：試作品) を選定した。本ユニットは、I²C の通信方式を採用し、8つの物理量 (レイン、照度、UV、気流 (風向、風速)、温度、湿度、気圧、加速度) を同時計測することが可能である。図5に環境センサユニットの概要を示す。

加えて、道路橋の振動特性を計測するために、EPSON社製の加速度センサーである M-A352AD10⁵⁾ と Netplus社製の高精度MEMS加速度計「検震くん」を採用した。

図6に神奈川県内の実道路橋 (PC単純T桁) に振動センサと環境センサの設置位置を示す。対象とし

た道路橋は、2023年度に、振動センサ③を設置した径間に補修工事 (床板補強工事) を行う予定である。このため、補修の有無で振動特性の変化をモニタリングすることを主な狙いとして同図のような配置にセンサを設置し、2023年9月から長期モニタリングを開始した。

なお、加速度センサは、道路橋の長軸方向を X とし、短軸方向を Y、および上下方向を Z 軸として、3軸で計測できるように設置した。



実道路橋上のセンサ設置位置



振動センサ①③ (MA-352)



振動センサ③ (検震くん)



環境センサ② (左: 本体, 右: 電源BOX)

図6 試作したセンサネットワークシステムの設置概要 (実道路橋に設置)

(2) IoT ゲートウェイ (センシングデバイス)

Linux (Raspbian) で稼働する Raspberry Pi を用い、複数のセンサからデータを受信してクラウドにアップロードすることを可能とするセンシングデバイス (IoT ゲートウェイ) を試作した。試作したセンシングデバイスは、Raspberry Pi 3B+ に USB 有線接続コネクタを接続し、UART および I²C シリアル通信によりセンサと IoT ゲートウェイ間の通信を行う。受信したデータは、計測単位ごとにファイルとして保存し、3G/LTE ドングル (AK-020、または SC-QGLC4) によりセンシングデバイスからクラウドに HTTPS 通信によりアップロードする。なお、本センシングデバイス上で処理するプログラムは Python で記述した。データはファイル形式で HTTPS によりクラウドサーバにアップロードする。また、試作し

たセンシングデバイスは、クラウドサーバから SSH によりリモートからログインでき、障害対応をリモートから行うことが可能である。

(3) クラウドサーバ

クラウドサーバとして SAKURA internet 社の VPS (Virtual Private Server) を活用し、CentOS7.5 の稼働する CPU 仮想 6 コア、8GB メモリの仮想マシンをクラウドサーバとして用いた。クラウドサーバは、センシングデバイスからデータを受信するとともに、SSH (セキュアシェル) サーバの機能を実装している。

この VPS 上にオープンソースのオンラインストレージ ownCloud を実装し、センシングデバイスから送信されたファイルを蓄積できる機能を構築した。Web ベースでファイルのアップロード、ダウンロードが可能で、試作したセンシングデバイスのデータ受信プログラムでは Python の ownCloud モジュールを用いてアップロード可能となっている。

センシングデバイスからは任意の時間毎に計測データファイルをアップロードできる仕様とした。

(4) PC (分析エンジン)

クラウドサーバ上の GUI からブラウザ画面を通じて、データを任意の時間にインターネット回線を通じて PC にダウンロード可能である。

4. 事例検討

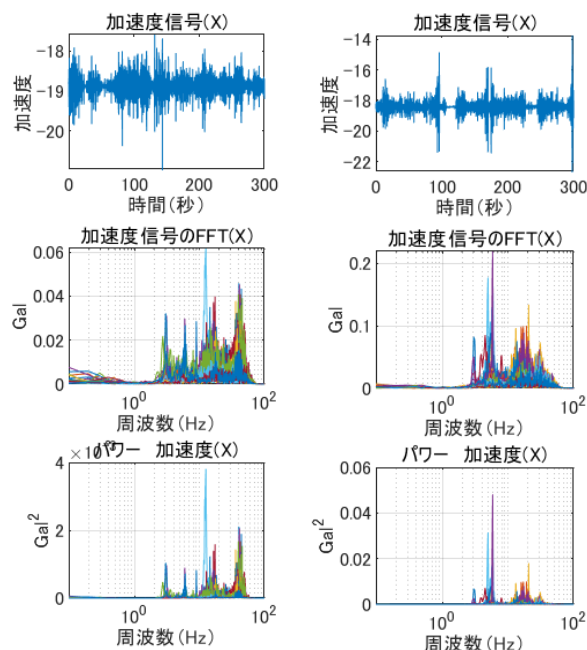
4.1 モニタリングデータ分析の基本的考え方

図 7 は、振動センサ③の位置に設置したセンサの加速度記録のうち、2 時期 (9 月と 12 月) で計測した 2 つの X 方向 (橋の長軸方向) の加速度波形とそのスペクトル図をそれぞれ示す。具体的に、時系列 (上段)、フーリエスペクトル (中下段)、およびパワースペクトル (下段) の順に 2 列でそれぞれ示している。時系列波形は、200Hz で 5 分間計測し、60000 点の計測データから構成されている。この加速度波形を約 20 秒ごとにグループ化して、グループごとに FFT により加速度フーリエスペクトルおよびパワースペクトルを計算し、重ね書きしたものが中、下段となっている (以下、グループスペクトルと呼ぶ)。図 7 の中下段のグループスペクトルを左右 2 時期で比較すると、中下段で示したスペクトルの卓越振動数 (加速度フーリエスペクトル値が最大となる振動数) が左右で大きく異なっていることがわかる。この卓越振動数の違いを定量的に比較・考察するために、グループスペクトルごとに以下のように 3 つの指標を定義する。

➤ A11X(平均) : 道路橋の長軸 (X) 方向のグループスペクトルごとの卓越振動数) の平均値

➤ 30AmaxX(平均) : グループごとの加速度時系列を降順に並べ替え、高い加速度値から順に上位 30% の合計値 (以下、30Amax と呼ぶ) を指標として、30Amax が高い上位 5 つのグループの卓越振動数の平均値

➤ 30AminX (平均) : グループごとの加速度時系列を昇順に並べ替え、最も低い加速度値から順に上位 30% の合計値 (以下、30Amin と呼ぶ) を指標として、30Amin が低い上位順位 5 つのグループスペクトルの卓越振動数の平均値



(a) 2023 年 9 月 (33.1°) (b) 2023 年 12 月 (8.4 度)

図 7 同一地点の 2 時期の加速度波形およびグループスペクトルの比較

4.2 考察

図 8 は、2023 年 9 月～12 月にわたる約 4 ヶ月間の気温の異なる 11 時期の X 方向 (長橋方向) の平均卓越振動数 (Hz) を、気温の低い順に左から並べて比較して示す。同図は、図 6 で示した振動センサ③で記録された ALLX (平均)、30AmaxX (平均)、30AminX (平均) を併記して示している。振動センサ③の地点は、今後床板補修工事を実施する予定の地点であり、補修が必要な地点と判断された径間である。同図は、気温上昇とともに、高振動数成分が卓越してくることを示唆しており、結果として、平均卓越振動数が高くなっている。このような傾向は、短軸方向 (Y 方向) や Z 軸 (上下) 方向にも同地点ではみられており、振動センサ③の地点には、平均卓越振動数に温度依存性が確認できる。

一方、図 9 は、図 8 と同じ平均卓越振動数を、グループスペクトルごとの卓越振動数における加速度フーリエ

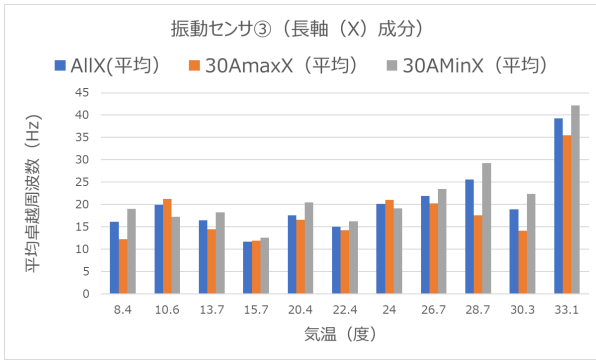


図8 気温による平均卓越振動数の変化事例 (振動センサ③)

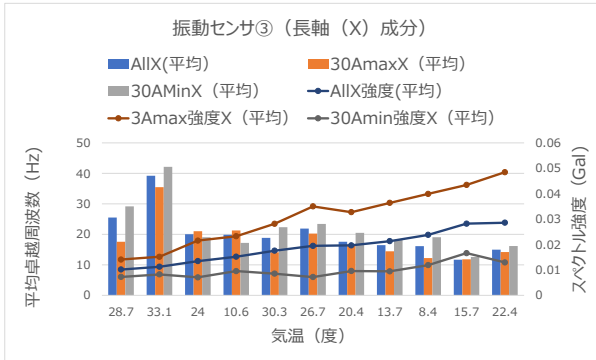


図9 スペクトル強度ごとの平均卓越振動数の変化事例 (振動センサ③)

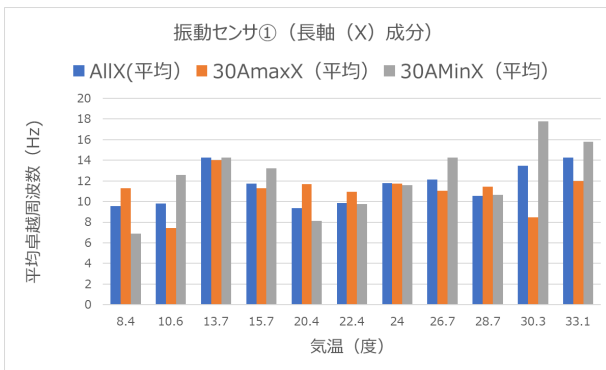


図10 気温による平均卓越振動数の変化事例 (振動センサ①)

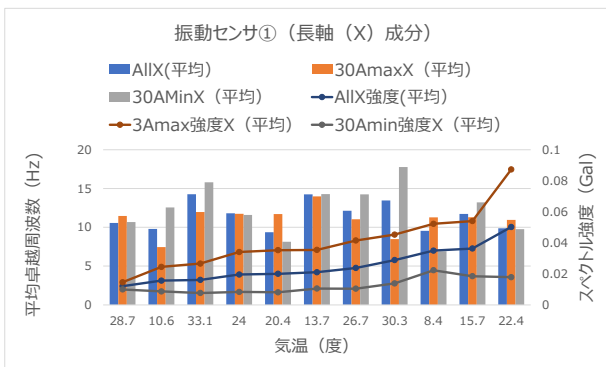


図11 スペクトル強度ごとの平均卓越振動数の変化事例 (振動センサ①)

スペクトル値の平均値を指標として、昇順に並べ変えて比較している。図9は、自動車の通過時の道路橋の振動の違いをとらえた加速度フーリエスペクトル値は、平均卓越振動数との相関が低いことを示している。この結果は、平均卓越振動数のスペクトル強度に対する依存性の傾向はあまりないことを示唆している。

これに対して、図10は、振動センサ①の地点での図8と同時期の平均卓越振動数を気温の昇順ごとに示す。振動センサ①の地点では、図8と比較して、気温と平均卓越振動数との相関は小さい。同様に図11は、振動センサ①の地点での図9と同様なルールで示している。図11もスペクトル強度と平均卓越振動数との相関は小さいことを示している。両図からは、振動センサ①の地点については、気温およびスペクトル強度に対して平均卓越振動数に強い相関は見られない。

図8のような温度依存性がある特性は、同一道路橋のなかでも、特に補修が必要であると判断される部位に顕著に認められたことから、床板補修後の振動特性も今後継続的に計測することにより、このような現象のメカニズム解明が期待できる。

4. まとめ

本論では、社会インフラ施設のアセットマネジメントに寄与するセンサネットワークを試作し、その社会的ニーズも含めて道路橋に適用した事例を紹介した。本研究から得られた知見を以下に示す。

- (1) 道路や電力流通設備などの都市に膨大な数が敷設されている社会インフラ施設は、老朽化が急速に進み、より精度の良い劣化診断、余寿命評価、およびリスク評価技術が求められている。
- (2) 社会インフラ施設に適用可能なセンサネットワークシステムを試作し、神奈川県内の道路橋に設置して、長期モニタリングを開始した。その結果、補修が必要と判断されている部位の卓越振動数が、気温により高振動数成分が卓越する温度依存性の兆候を計測した。

このような温度依存性の現象のメカニズム解明と一般性を確認できれば補修の要否判断にも応用することが期待できる。今後は、補修予定の道路橋の振動特性が補修後にどう変化するか分析し、補修の効果の定量化やセンシング技術を用いた余寿命評価の方法論について検討していく予定である。

謝辞

本論は、神奈川大学 工学研究所 共同研究「建築構造物の劣化特性を把握するセンシング技術の開発」から

の研究助成による研究成果の一部をとりまとめたものである。また、本研究は、神奈川県 県土整備局道路部道路間化のご協力のもと、実道路橋を継続的に計測した記録の一部をとりまとめている。ここに記して感謝の意を表します。

参考文献

- 1) 神奈川県県土整備局道路部道路管理課：神奈川県道路施設長寿命化計画，令和4年3月。
- 2) 電力広域的運営推進委員会：「高経年化設備更新ガイドライン」,2021。
https://www.occto.or.jp/kouikikeitou/guidelines/files/kou-keinenka_setsubi_guideline.pdf
- 3) 朱牟田善治，落合努:構造物の劣化診断と災害復旧迅速化に寄与するセンシングデバイスの試作，2023年電気学会 電子・情報・システム部門大会予稿集，OS8 防災保全分野における予測・情報・センシング応用技術，OS8-9，pp.1066-1070，2023。
- 4) 朱牟田善治，村田颯也，落合努：道路橋の定期点検記録に基づく劣化要因の特定，土木学会全国年次学術講演会，78th，VI-499，2023。
- 5) SEIKO EPSON CORPORATION:M-A352AD10 データシート、(2022)。

深層学習による路面ひび割れ状況の把握 に向けた基礎検討

西川 三香子¹・劉 ウェン²・丸山 喜久³

¹ 学生非会員 千葉大学工学部都市環境システムコース (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33)
E-mail: 20T0217A@student.gs.chiba-u.jp

² 正会員 千葉大学准教授 大学院工学研究院 (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町1-33)
E-mail: wen.liu@chiba-u.jp

³ 正会員 千葉大学教授 大学院工学研究院 (〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町1-33)
E-mail: ymaruyam@faculty.chiba-u.jp

我が国では道路施設全体の半数以上が建設後 50 年を超えており、本格的なメンテナンスが早急に必要とされている。本研究では、深層学習による画像認識を用いて、路面のひび割れ状況の把握が可能になるモデルの構築を試みた。実際の路面画像に対し、畳み込みニューラルネットワーク (CNN) を適用し、最良のモデルを用いて、実際のひび割れ率と推定されたひび割れ率の比較を行った。

Key Words: deep learning, convolutional neural network, pavement cracks, cracking ratio

1. 研究背景と目的

我が国では近年、道路の老朽化が深刻化している。現在使用されている道路施設の多くは、高度経済成長期に建設、整備されたもので、2032 年には建設後 50 年を経過する道路施設が全体の 60% に達する¹⁾。そのため、物流等の輸送の安全・安定を維持するためには保守作業が必要である。ひび割れ率の詳細な評価には、路面性状測定車での測定が挙げられるが、その費用は高額である。またひび割れ率の評価は目視による判断やスケッチ等の作業が必要であり、これらの作業には、莫大な時間と人手が必要である²⁾。

近年、人工知能が様々な分野で注目されており、深層学習の研究が盛んである。深層学習は、特に画像・動画認識の部分で利用されており、精度・処理速度ともに従来の機械学習を上回る結果を記録している³⁾。そこで、深層学習を用いて画像から路面のひび割れ状況を把握できれば、客観的評価や人員・コストの削減が可能になると考えられる。

そこで、本研究では、車載カメラで撮影した路面画像を用いて深層学習を行い、路面のひび割れ状況を把握できる画像判別モデルを構築した。さらに、このモデルを用いて路面のひび割れ率を算出し、それらと実際の路面のひび割れ率の関係性を考察した。

2. 対象地域と使用画像データ

本研究の対象地域は、福岡県直方市道 20 区間 (総距離 10.28km)、東京都調布市道 32 区間 (総距離 14.31km) であり、撮影総距離は 24.59km である。

鹿島道路株式会社の路面性状測定車によって 5m 間隔の路面画像の撮影と、10m 間隔の路面ひび割れ率の測定を行った。この測定車で撮影された画像は、対向車や沿道の壁などが映り込んでいるため、左右の歩道や前後の写真で重複した部分が映らないように考慮した。素画像の 1920 px × 1080 px のうち、図-1 のように 990 px × 440 px の範囲でトリミングをした。その後、画像を 110px × 110px の大きさで格子状に分割し正規化を行った (図-2)。



図-1 福岡県直方市下新入
58 号線 450m 地点

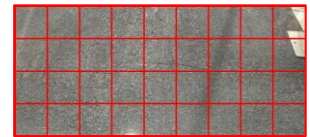


図-2 110px 四方に分割

路面性状測定車で測定されたひび割れ率を参考に、画像の目視判別を行い、ひび割れの有無で 2 クラスにラベル付けした。ひび割れ率の算出については、本来は 0.5 m² メッシュ内にひび割れが 1 本、または 2 本以上かで分

類似計算を行うが、ここでのラベル付けでは1本以上でひび割れありと判断した。

本研究では、合計 5029 枚の分割した路面画像を、ひび割れありとなしを目視判別でラベル付けした。画像は 6:2:2 の割合で訓練データ、検証データ、テストデータとし、モデルの学習と汎化性能の確認を行った。データセットの内訳は、表-1の通りである。

表-1 データセットの内訳

	ひび割れあり	ひび割れなし
訓練用画像[枚]	1540	2600
検証用画像[枚]	690	690
テスト用画像[枚]	746	739

3. 深層学習手法とネットワークの構造

本研究では、深層学習の中でも画像認識で広く使われている CNN (Convolutional neural network) を用いる。CNN は特徴を抽出する畳み込み層と、出力した特徴マップのサイズを削減し計算量を減らすプーリング層を階層化した構造のネットワークである⁵⁾。本研究では、VGG16⁶⁾ を CNN として使用する(図-3)。また使用したネットワークのハイパーパラメータを表-2に示す。

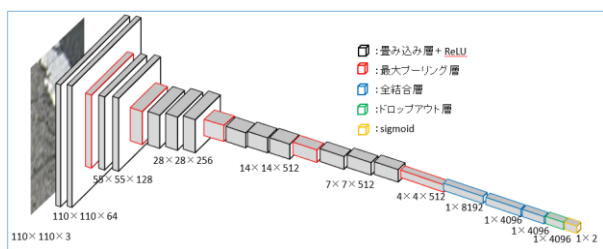


図-3 本研究で用いた VGG16 ネットワーク

表-2 ハイパーパラメータの詳細

活性化関数	RuLU 関数
	sigmoid
最適化アルゴリズム	Adam
学習率	0.0001
ミニバッチサイズ	32
損失関数	Binary_crossentropy
最大エポック数	50
Dropout rate	0.1
Weight decay	0.001

4. 学習結果と評価

(1) 指標による評価

図-3 に示したネットワーク構造と表-2 に示したハイパ

ーパラメータに基づき、学習を行った。なお訓練データを学習させる際、画像の回転処理を行い画像の枚数を4倍に拡張した。

モデルの学習結果として、50 エポックの中で検証データの損失関数が最小となった時の正解率と損失関数値を表-3に示す。また、表-3に示したエポック数まで学習を行ったモデルの重みを用いてテストデータで評価した結果を混同行列で表-4に、性能評価指標で表-5に示す。

表-3 学習結果

エポック数	正解率	損失関数値
14	0.9906	0.0258

表-4 混同行列

		予測結果	
		ひび割れあり	ひび割れなし
実際の結果	ひび割れあり	681	65
	ひび割れなし	4	735

表-5 性能評価指標

正解率	適合率	再現率	F 値
0.9535	0.9941	0.9128	0.9517

(2) 判別結果の一例

ここでは判別機器がどのように路面画像を判別したかを図示し、実際のひび割れ率と深層学習を用いたひび割れ率を比較する。なお、深層学習を用いたひび割れ率は、全画像数に対して判別機器がひび割れありと予測した画像の割合で算出する。

まず、判別が良好にできた例を図-4に示す。画像内でひび割れがあるグリッドは赤、ひび割れないグリッドは青で表示されていると、正しく判別できている。誤判別は3か所で、正解率は91.6%と高い数値を示した。実際のひび割れ率は23.1%であるのに対し、深層学習を用いたひび割れ率は33.3%となった。

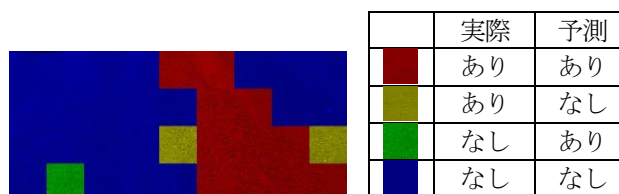


図-4 判別例1の結果

鹿島道路データ 調布市エリア 01-5 190m地点

次に判別が良好でなかった例を図-5に示す。判別例2では、実際にひび割れないグリッドをひび割れありと

誤判別するグリッドが多く、正解率は 61.1%であった。実際のひび割れ率は 29.6%であるのに対し、深層学習を用いたひび割れ率は 55.5%となった。

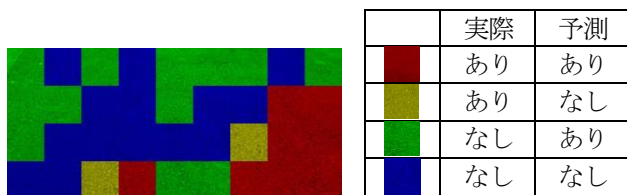


図-5 判別例 2 の結果

鹿島道路データ 調布市エリア 01-5 170m 地点

5. ひび割れ率に関する考察

実際のひび割れ率と深層学習を用いたひび割れ率の関係を図-6 に示す。ただし図-6 に示すデータはすべて、正解率が 60%以上のデータを用いた。相関係数は 0.315 となり、弱い正の相関を示した。

実際のひび割れ率が高いにも関わらず深層学習を用いたひび割れ率が低くなる原因の一つは、1 つのグリッドにひび割れが集中している場合に、本研究の手法ではひび割れ率を過小評価してしまうためと考えられる。したがって、今後はグリッドをさらに細かく分割して学習を行うことで、深層学習によるひび割れ率がより正確に算出することが可能になると考えられる。

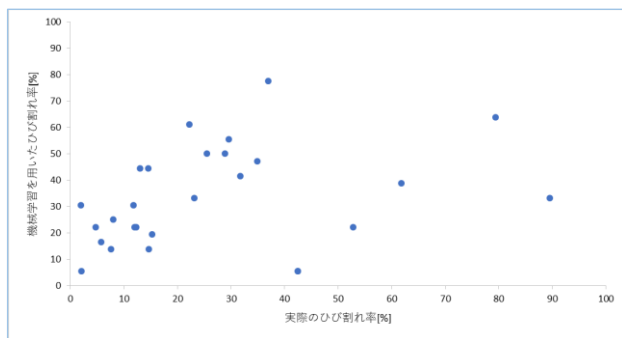


図-6 ひび割れ率と深層学習によって推定されたひび割れ率の関係

6. まとめ

本研究では、CNN を用いて路面ひび割れ状況の把握に向けた基礎検討を行った。今回構築したモデルによって、ひび割れありの画像とひび割れなしの画像を 95%の精度で判別することができた。しかし、実際のひび割れ率と深層学習を用いたひび割れ率を比較すると、実際のひび割れ率が 40%以上となると、推定されたひび割れ率の精度が低い場合も見られた。今後はグリッドの分割をさらに細かくするなどして、精度の向上を図る必要がある。

REFERENCES

- 1) 国土交通省：老朽化対策の取り組み， <https://www.mlit.go.jp/road/sisaku/yobohozen/torikumi.pdf>
- 2) 国土交通省：車両用ビッグデータを活用した路面性状調査， https://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/keizai_senryaku/pdf/r3_85.pdf, 2022.
- 3) Francois Chollet：Python と Keras によるディープラーニング，マイナビ出版，2019.
- 4) 大阪府：道路施設点検要領， https://www.pref.osaka.lg.jp/attach/28101/00000000/070_hosou_honpen.pdf，2016.
- 5) 谷岡広樹：いちばんやさしい ディープラーニング入門教室，ソーテック社，2018.
- 6) Simonyan, K. and Zisserman, A.: Very deep convolutional networks for large-scale image recognition. arXiv preprint arXiv:1409.1556, 2014.

XRAIN 情報を活用した 道路管理におけるアラート提供に関する研究

長屋 和宏¹・上仙 靖¹・岡山 重雄²・磯野 信樹³・藤田 晶久⁴

¹正会員 国土交通省国土技術政策総合研究所道路地震防災研究室（〒305-0804 茨城県つくば市旭1）

E-mail: nagaya-k28p@mlit.go.jp, josen-y92ta@mlit.go.jp

²正会員 国土交通省北海道開発局北海道開発局建設部道路維持課

³非会員 国土交通省北陸地方整備局道路部道路管理課

⁴非会員 国土交通省近畿地方整備局道路部道路管理課

一般道路における大雨や台風による土砂崩れや落石等の恐れがある特定の区間の管理では、降雨量等の基準を定め、災害が発生する前に通行止め等の措置を講じることにより道路利用者の安全を確保する「事前通行規制」が実施されている。現在の事前通行規制は、規制区間に設置された数カ所の地上雨量計の観測結果により行われているが、テレメータは「点」での観測であることから、規制区間全体の降雨状況の詳細を捉えることはできない。一方、気象レーダは、アンテナから電波を雨雲（雨滴）に放射し、その反射波を分析することで、雨や雪の位置や降水量等を観測する原理であり、降雨を広域的な「面」で把握可能である。

気象レーダ情報（XRAIN）の活用を検討するとともに、現場道路において試行したアラート情報提供の概要について紹介する。

Key Words: early warning and regulation of traffic, telemeter, radar rain gauge, XRAIN

1. はじめに

一般道路における大雨や台風による土砂崩れや落石等の恐れがある特定の区間の管理では、降雨量等の基準を定め、災害が発生する前に通行止め等の措置を講じて道路利用者の安全を確保する「事前通行規制」が実施されている。

現在の事前通行規制は、規制区間に設置された地上雨量計の観測により行われているが、「点」情報であることから規制区間全体の降雨状況を捉えることはできない。一方、気象レーダは、アンテナから電波を放射し、雨雲（雨滴）が受けた反射波を分析する原理で雨や雪の位置や降水量等を観測することから、降雨を広域的な「面」で把握可能である（図-1）。

本稿では、道路の事前通行規制区間における降雨状況の把握において気象レーダ情報（XRAIN）の活用を検討するとともに、現場道路において試行したアラート情報提供の概要について紹介する。

2. 事前通行規制の運用¹⁾

「事前通行規制」は、1968年（昭和43年）に岐阜県加茂郡白川町の国道41号で発生した飛騨川バス転落事故を契機に導入された。

一般的な「事前通行規制」で用いられている手法は、雨の降り始めからの降雨量の累積値（以下、連続雨量）があらかじめ設定した値（以下、基準雨量）を超えた場合に通行止めを行う。なお、一定時間（3時間程度）に

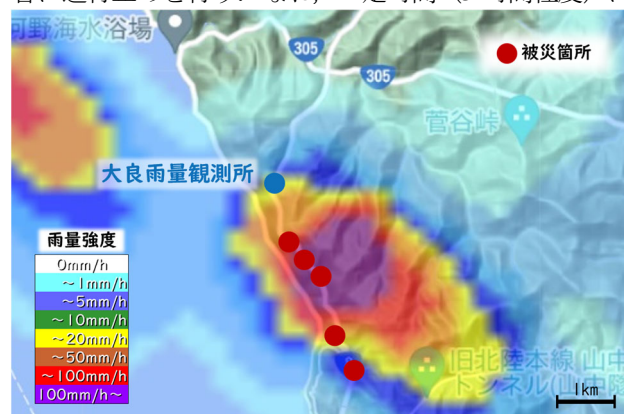


図-1 気象レーダ情報（XRAIN）による降雨分布情報
（8月5日5時時点：国道8号の被災箇所周辺）

わたり1時間あたりの降雨量（以下、時間雨量）が2mm以下の極めて少ない状況の経過をもって、連続雨量はリセットされ、基本的に通行止めは解除される。

本手法は、連続雨量の値のみで判断を行うため、通行止め等の開始時間が予測しやすく、通行止めのための人員・資機材等の運用も容易である。

一方、近年では、不安定な大気によりもたらされる短時間の局所的・集中的な大雨、いわゆる「ゲリラ豪雨」が頻発している。しかし、連続雨量のみによる評価では、降雨強度を規制基準に反映できないことから、ゲリラ豪雨等への対応が困難となる。このため、一部の事前通行規制区間では、2015年（平成27年）より時間雨量を基準値とし、連続雨量と併用した管理を行っている。

「事前通行規制」の運用は、数kmから長い場合には20km以上に及ぶ規制区間に1箇所もしくは数箇所に設置された地上雨量計の観測値を基に実施されている。ここで、各規制区間における基準雨量は、同じ地上雨量計での観測記録と災害履歴に基づく解析等により設定されている。

なお、土砂災害の発生は、一般的に土中の水分量が影響することから、タンクモデルを用いた土壌雨量指数により通行止めを判断する手法もある。しかしながら、降雨量と土中水分量および災害発生との関係については、観測記録に基づくモデル構築の必要があり、地形・地質等によってはモデル構築が困難な場合もある。このため、合理的かつ高精度で予測可能な手法であるが、一般道路の標準的な管理手法としては用いられていない。

3. 局所的な降雨と事前通行規制区間で生じた被災の関係

(1) テレメータによる雨量情報

2022年（令和4年）8月4日（木）～5日（金）に福井県では、暖かく湿った空気が流れ込んだ影響や寒気の影響で大気の状態が不安定となった。4日昼前には奥越で猛烈な雨が降り、線状降水帯が発生、また、5日明け方からは嶺南部や嶺南東部で断続的に猛烈な雨が降り記録的な大雨を観測した。これにより国道8号では、複数の箇所で土砂の流出等が発生した²⁾。

国道8号の当該エリアは、越前市春日野～南越前町大谷の13.50kmが事前通行規制区間に指定されている。基準雨量は200mmとなっており、区間内の南越前町大良（だいら）に設置した1箇所の地上雨量計により観測を行っている。なお、連続雨量と時間雨量を併用した管理は行われていない。事前通行規制区間と大良雨量観測所および5日明け方に発生した国道8号の被災箇所の位置関係を図-2に示す。雨量観測所と被災箇所は、直線距離



図-2 国道8号の被災箇所と事前通行規制区間

で1.1～3.6km程度離れている。

図-3は、大良雨量観測所の記録による降雨状況と道路への土砂流入等発生経過の経過である。8月4日午後よりまとまった降雨があり、18時頃には連続雨量が100mm近くに達したが、19時頃から5日2時頃にかけて時間雨量が2mm以下となる時間帯があったことから、21時に連続雨量はリセットされている。その後、5日2時頃から朝にかけて再びまとまった降雨があり、9時頃には連続雨量が150mmを超過した。最初のり面崩落は5時12分頃に発生したとされているが、その時間までに連続雨量が基準雨量である200mmを超過することはなかった。

なお、図中には連続雨量のリセットがかからなかったと仮定して累積される雨量を累計雨量として示しているが、その場合でものり面崩落発生時点で200mmには達していないことがわかる。

(2) 高性能レーダ雨量計ネットワーク（XRAIN）による雨量情報

国土交通省が運用する「高性能レーダ雨量計ネットワーク」（以下、XRAIN）は、マルチパラメータレーダと呼ばれる高性能レーダを用いて雨滴の形状等を観測することで従来の気象レーダと比較して高精度な雨量観測を実現している。具体的には、250mメッシュの高分解能、1分間隔の多頻度で観測を行っており、ほぼ同時刻でのリアルタイム性の高い情報提供を行っている³⁾。XRAINの情報は、河川管理や土砂災害に対する警戒情報の提供、一部の鉄道運行管理等で活用されているものの道路管理の現場では、これまでほとんど用いられていない。

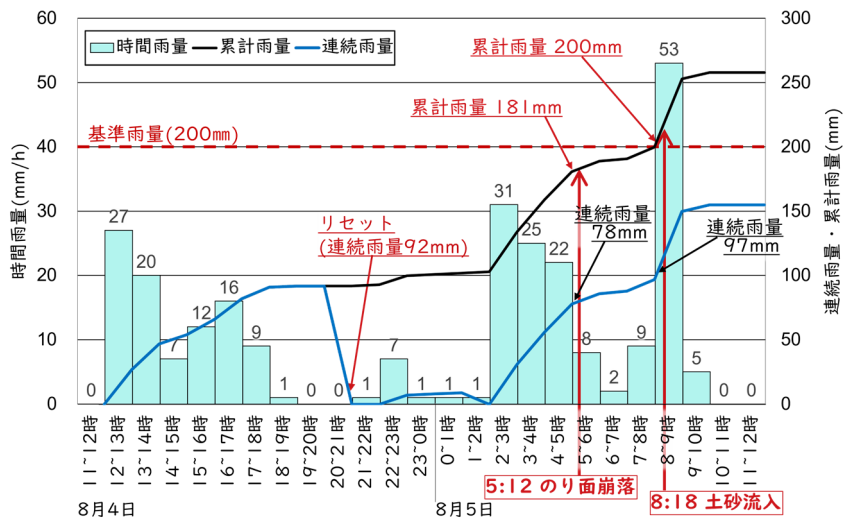


図-3 大良雨量観測所での降雨経過と被災発生時刻

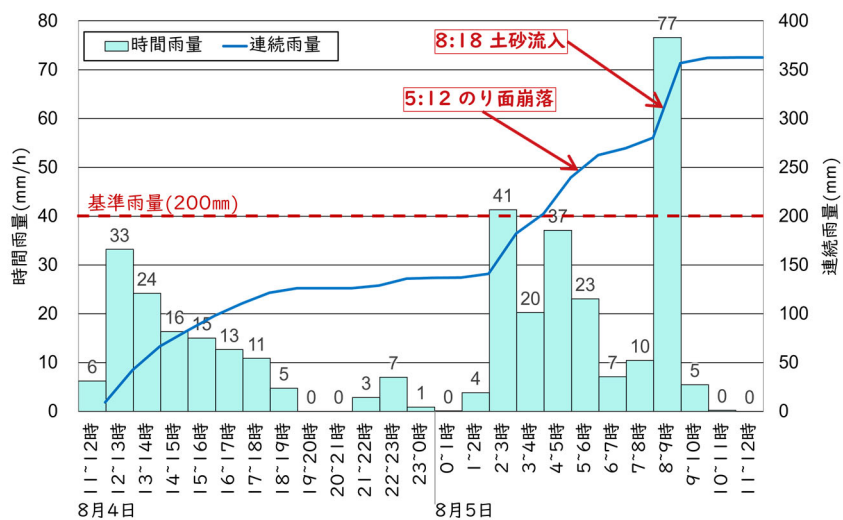


図-4 XRAIN 観測記録に基づく国道 8 号の被災箇所での降雨経過

冒頭の図-1 は、国道 8 号の被災箇所周辺における XRAIN による降雨状況（1 分間の降雨強度：1 分間の雨量が 1 時間降り続いたとして示した値）を最初のり面崩落の発生直前となる 5 日 5 時時点で示したものである。この図より、被災箇所周辺では位置により降雨状況が大きく異なっており、特に被災箇所では大良雨量観測所と比べ相当に大きな降雨強度であったことがわかる。

道路への土砂流出入等の発生箇所のうち一箇所での降雨状況について XRAIN の降雨分布を元に雨量強度を時間雨量に換算して前述の大良観測所の観測記録と同様の形式で示したものが図-4 である。大良雨量観測所の記録で見られた 4 日深夜から 5 日未明にかけての弱い雨による連続雨量のリセットがなかったこと、5 日 2 時～3 時の時間雨量が多かったこと等から 4 時頃には連続雨量が基準雨量の 200mm に達している。

なお、地上雨量計観測値と XRAIN 観測値の整合性を確認するため、大良雨量観測所と XRAIN の同一地点メッシュにおけるそれぞれの値を比較したものが図-5 であ

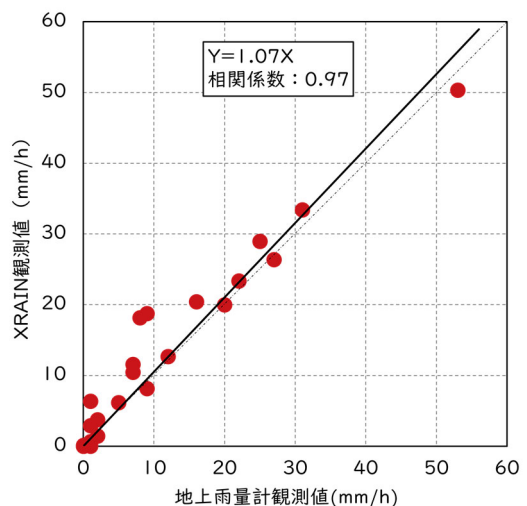


図-5 大良観測所における地上雨量計観測値と XRAIN 観測値の相関関係

る。地上雨量計に対して XRAIN がやや大きい値を示す傾向にあるが、高い相関関係があることがわかる。

4. XRAINの道路管理の現場での活用

これらの背景より、XRAINを道路管理の現場で活用することを旨とし、その特徴を踏まえた検討を行った。本取り組みは、XRAINの観測情報により地上雨量計を補完するものであり、これまで降雨状況の把握ができなかった道路区間の危険性を察知することが目的である。前述のとおり現在の基準雨量は、地上雨量計の観測履歴より設定されたものであることから、XRAINの観測値をそのまま適用すると通常は基準雨量超過の機会が増加するため留意が必要である。

まず、XRAINの最大の特徴は広域的な「面」情報として降雨状況を把握できることにある。これにより、道路区間内の任意地点における降雨状況を定量的に把握できるのみならず、道路区域外の降雨状況の把握も可能になる。すなわち、道路の通行に支障を及ぼす土砂流入等

は、必ずしも道路沿いごく近傍の斜面等よりもたらされるわけではなく、道路区域外からの土砂流入や斜面崩壊等の影響によるものも多く発生しており、こうしたエリアを含む道路沿線に幅を持たせた降雨状況の把握が可能となる。

これを踏まえた、道路沿線上の任意地点における降雨量把握の概念を図-6に示す。道路上の任意地点が属するメッシュを中心として、それを取り囲む2重のメッシュ（合計25メッシュ：1,250×1,250m）の範囲で変状等が生じると道路上の任意地点に影響を及ぼすと捉え、25メッシュ中で観測した最大値をその地点の雨量とした。

なお、XRAINは、上述の通り高精度な雨量観測であり、一般的に補正等は不要とされている。しかし、XRAINの観測レーダの設置箇所と道路の位置関係から、観測精度が道路区間内で相対的に異なる場合がある。そのため、地上雨量計の観測値を用いた補正（解析雨量化）

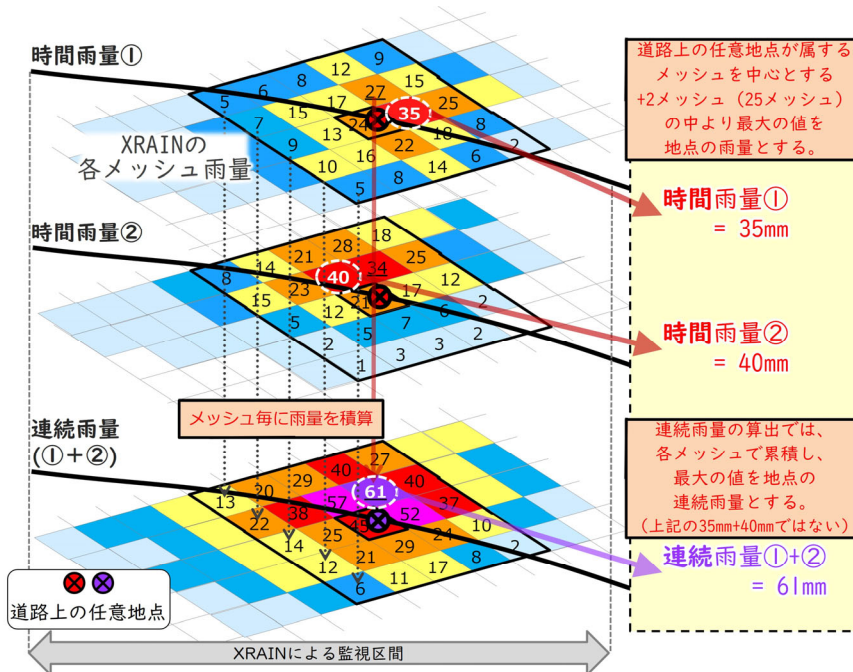


図-6 任意地点の降雨量把握の考え方

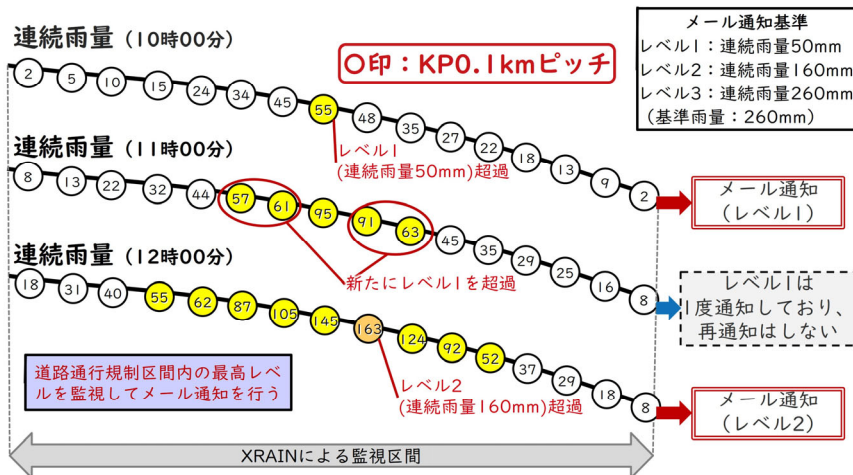


図-7 アラート発出の考え方

を行った。具体的な手法としては、地上雨量計の地点と同一メッシュの XRAIN とのそれぞれの観測値より補正係数（補正比）を算出し、XRAIN の他のメッシュの雨量を補正した。補正係数の算出は、国交省の河川および道路管理用地上雨量計、気象庁アメダスの観測値を用いた。各メッシュの補正にあたっては、地上雨量計までの距離に応じた重み関数を用いることでそれぞれの地上雨量計の観測値を尊重した形での補正となっている。

5. XRAIN 情報によるアラート提供の試行

上述の検討を踏まえ、2023 年（令和 5 年）の出水期において、北海道開発局、北陸地方整備局、近畿地方整備局がそれぞれ管理する直轄国道の特定区間を対象として、XRAIN の観測情報に基づいてアラートを発出する試行を行った。

試行では、対象区間を 0.1km 間隔に区切った各地点で、前述のロジックに基づき降雨量を算出し、区間内の降雨を監視した。アラートは、雨の降り始めを示すレベル 1、

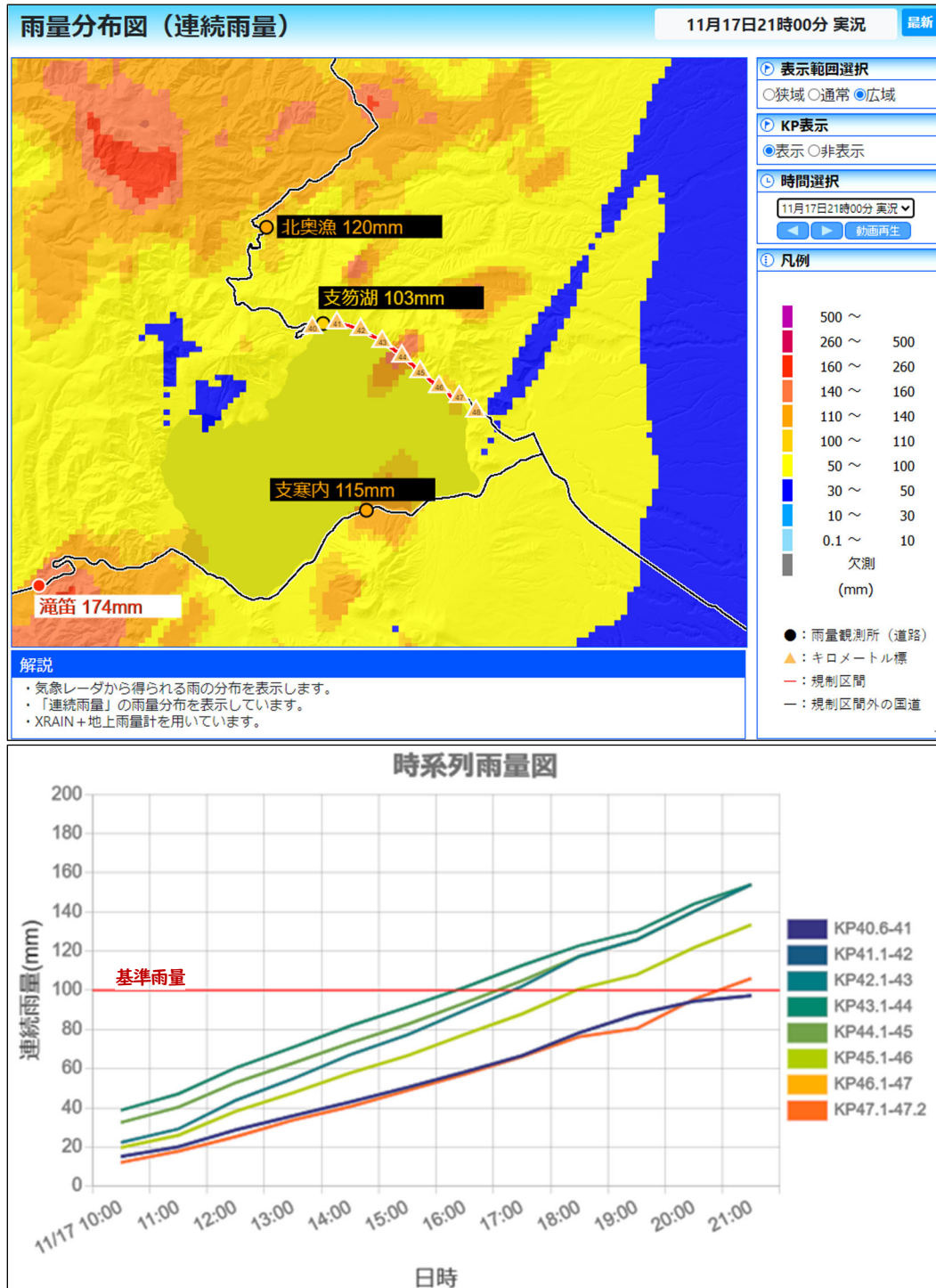


図-8 レーダ雨量監視システム

降雨の増加を示すレベル 2、道路への土砂流出等が懸念されるレベル 3 の 3 段階で発出し、レベル 1 は従前より実施している地上雨量計による降雨状況通知の最低雨量、レベル 3 は当該区間の基準雨量、レベル 2 はレベル 1 と 3 の中間の雨量とした。アラート発出は、区間内のいずれかの地点で各レベルを超過した際にメール送信により行った。ただし、一度の降雨で同レベルのアラートが繰り返し発出されないよう、区間内で各レベルを超過した際の通知は一度のみとした。アラート発出の概念を図-7 に示す。なお、連続雨量と時間雨量を併用して基準値を設けている区間では、時間雨量に応じたアラートも発出した。

また、メールによるアラート発出に加え、WEB アクセスにより、規制区間周辺の降雨状況や時間経過をマップやグラフで視覚的に把握できるシステムを図-8 のような形で構築した。図-8 のグラフでは、規制区間内の連続雨量の時間経過について区間を 8 分割して分割範囲毎に示しており、区間内での降雨状況の違いを定量的に確認することができる。試行を行った道路管理者からは、区間内の危険性をきめ細かく把握できる等の意見が出された。

今後、試行期間に発生した降雨を対象に地上雨量と XRAIN の比較評価等を行う。また、アラートの通知先へのヒアリング調査等を実施し、XRAIN を用いた事前通行規制の課題抽出を行う。

6. まとめ

道路沿線の地上雨量計では捕捉しきれない局所的・集中的な大雨が増加していることから、地上雨量計を補完する情報としてレーダ雨量情報 (XRAIN) を活用する検討を行い、実際の道路でアラート情報提供の試行を実施した。

今後、事前通行規制に XRAIN を本格的に適用するにあたっては、被災履歴を踏まえた基準雨量の再設定等の検討を進める必要がある。一方、今後検討が進むと考えられる土壌雨量指数の算出にあたってきめ細かく高精度な降雨情報が求められることから、本検討成果の活用が期待される。

REFERENCES

- 1) 国土交通省道路局国道・防災課道路防災対策室：ゲリラ豪雨に対応した新しい事前通行規制の試行～災害捕捉率の向上と通行止め時間の適正化～，道路行政セミナー2015年8月号
- 2) 福井県災害時交通マネジメント検討会：災害時交通マネジメントの取り組み（第3回検討会資料），<https://www.kkr.mlit.go.jp/road/strategy/ok0bp1000002946-att/fukuisaigaitorikumi.pdf>（2023.11.22 閲覧）
- 3) 山地秀幸，土屋修一，川崎将生：XRAIN の参考文献 C バンド MP レーダ雨量計と XRAIN による高精度広域雨量観測，土木技術資料，第 58 巻，第 7 号，pp26～29，2016

STUDY ON PROVIDING ALERTS IN ROAD MANAGEMENT USING XRAIN (eXtended Radar Information Network) INFORMATION

NAGAYA Kazuhiro, JOSEN Yasushi,
OKAYAMA Shigeo, ISONO Nobuki, FUJITA Akihisa

近年の風水害と地震による 都市ライフライン被害の傾向分析

鈴木 崇伸¹

¹ 正会員 東洋大学教授 理工学部都市環境デザイン学科 (〒350-8585 埼玉県川越市鯨井 2100)
E-mail: tsuzuki@toyo.jp

本報告は近年の風水害と地震による都市ライフラインの被害の概数を抽出して両者の比較分析を行っている。地震に関して1995 阪神・淡路大震災、2011 東日本大震災があり都市ライフライン被害の分析が進んでいるが、風水害に関して災害の発生件数は多いものの都市ライフライン被害の分析は十分でないと考えられる。大震災に匹敵する大水害に備えるためにも被害の分析を進める必要がある。

Key Words: urban lifeline system, flood damage, earthquake damage

1. はじめに

日本は自然災害の多い国であり、政府（内閣府）は21世紀になってから市民生活に影響の大きな災害について被害の概要と政府の対応状況をインターネットで公開している。災害は風水害、地震・津波、雪害、火山に分類され内閣府のホームページで閲覧することができる。被害が甚大であった場合には個別の被害調査報告書がまとめられているが、被害が比較的軽微であった災害を含めた傾向分析は将来起こる大災害の影響を予測する基礎データとなる。

前述した公開情報の中で雪害と火山、さらに津波災害は地域が限定されるのに対して、風水害と地震災害は日本全国どこでも起こりうる災害となる。近年では風水害のうち洪水による浸水想定地域がインターネットで公表されるようになっており、地震災害に関連しても地域のハザードの情報公開が進められている。地震災害に関して防災科学技術研究所の「地震ハザードマップ J-SHIS」は日本全体を俯瞰した地震危険度を閲覧できる。また各自治体では地域ごとのハザードマップを公開する取り組みが進んでいる。

20世紀の終わりに近い1995年に兵庫県南部地震が発生し、大正関東地震以来となる壊滅的な被害を経験した。その後日本は地震活動期に入ったとされ、2004年新潟県中越地震、2011年東北地方太平洋沖地震、2016年熊本地震と〇〇震災と呼称される地震が相次いでいる。また平成時代の終わり頃から風水害が多く発生するようになり、〇〇豪雨（台風）と固有名詞で呼称される甚大な被害

を生じている。

本報告はライフラインの被害が顕著であった最近の被害を取り上げてその特徴を分析した結果を報告している。インターネット上で公開されている被害の概数を対象にして被災数の傾向分析を行った結果を報告する。災害ごとの概数の分析であり、それぞれの地域の被災実態を分析するものではないが、地震被害と風水害被害を対比する観点で分析を行っている。

2. 風水害と地震によるライフラインの支障

(1) 自然災害の件数

内閣府では平成12年（2000）以降に起きた大きな災害に関して被害状況と政府の対応の記録をweb上で公開している。台風あるいは大雨による被害の報告は令和5年12月時点で126件が報告されており、道路、鉄道、建物、上下水道、電力、通信などの被災件数と各省庁の対応状況が列挙されている。また地震・津波の件数は54件となっている。

図-1はweb公開されている風水害と地震・津波に関する災害情報の件数を発生年ごとにカウントして2つの推移を示している。被災程度もさまざまな災害であり、連続して影響があったケースもあるが、政府の整理に従ってweb上の報告件数をグラフにしている。政府が情報を発信している地震災害は毎年0件から6件であり、風水害は1件から11件となっている。災害とされる件数の比率では風水害は地震・津波の2倍以上となっている。

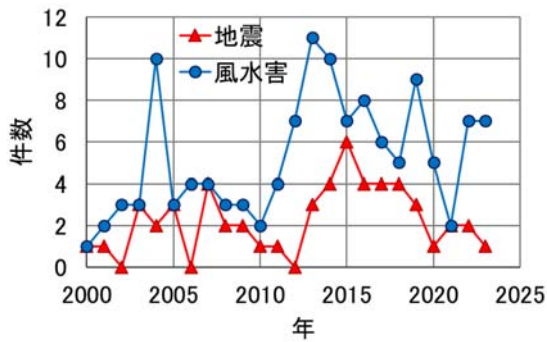


図-1 2000年以降の地震と不水害の件数の推移

風水害は2004年と2012年以降の件数が多くなっているといえる。内閣府が被災情報をwebに掲載する基準が不明でなのでおよその傾向となるが、風水害の件数は地震・津波の件数を上回っており、風水害の被害の内訳を分析しておく必要がある。

(2) 風水害の概数

自然災害時に注目されるのは人的被害と物的被害であり、人的被害では死者数、負傷者数、避難者数が注目される。物的被害では政府が所管する各種施設の被災数が公開されている。文末の表-1は主な風水害による被害の概数をまとめた結果を示している。死者数、全壊家屋数と断水戸数、下水施設の被害数、停電戸数と通信被害の数字を抜き出している。水害に関して被害が大きくなったのは最近の水害であり、2000年代の水害は軽微な被害となっていた。

風水害の場合には前もって避難情報が出されるために死者は多くならないはずであるが、実際には多くの死傷者がでて、多くの人が亡くなったのは平成29年7月豪雨（九州北部豪雨）の42人、平成30年7月豪雨（西日本豪雨）の237人、令和元年台風19号の104人、令和2年7月豪雨の84人と令和3年の7月の大雨の26人となる。令和3年の大雨は静岡県熱海市において町の上流に作られた不正な盛土が崩壊したことにより多くの死者・全壊家屋となっている。この5つの水害では全壊家屋数も多くなっている。その他で特筆されるのは令和元年台風15号の千葉県での被害であり、死者1人、全壊家屋342戸となっている。強風により屋根などが吹き飛ばされたため全壊が多くなっている。

住宅被害が多い風水害では水道の断水が発生している。数千戸から数万戸である場合が多いが、断水戸数が10万戸以上となったのは、西日本豪雨、令和元年15号台風、令和元年台風19号の3つ風水害であった。その原因として浄水場やポンプ場の浸水や停電の影響となっている。下水道の被害が多いのは西日本豪雨と令和元年台風19号であり、下水処理場やポンプ場の被害に加えて道路の損壊に伴う管路被害も発生している。下水のポンプ場も

停電の影響で停止している箇所があり、停電により上下水道が使えなくなるケースが多く発生している。

風水害の被災データを眺めれば風水害に弱いのは電力と通信であり、表に挙げた風水害では停電と電話の不通が発生している。停電件数や電話の不通、携帯基地局の停波に関して時間的な影響は示されていないが、大雨の時には停電と通信不能が起きる結果となっている。停電の原因は送電線や配電線の切断であり、大雨や強風による樹木の倒壊に巻き込まれるケースが多いとされる。配電線の場合には小規模な停電となるが、送電線が切れるとネットワーク全体が不安定になるために送電を一時的に停止する場合もある。また浸水した地区は漏電の危険があるため供給を停止する。

電話の不通は数千から数万回線程度であるが、携帯基地局の停波局数は数千局になるケースが多い。その原因は停電である場合が多く、基地局のバッテリーが切れる前に対処ができなかったケースとなる。最近では携帯基地局には12時間分のバッテリーを置いている場合が多いが、大雨の影響により非常発電機を運搬できない場合にはバッテリーが切れることにより機能を停止する。大雨により停電した場合には一定時間後に携帯端末が使えなくなるのが最近の風水害の特徴といえる。

(3) 地震被害の概数

地震被害についても1995年の兵庫県南部地震を含めた7つの地震について被害の概数を整理した結果を文末の表-2に示している。兵庫県南部地震と2011年の東北地方太平洋沖地震の被災数は突出しているが、残りの5地震は風水害の被災数と同程度となっている。ライフライン被害に関して断水、停電、通信支障は同程度であるが、地震の場合には都市ガス被害が発生している点が特徴的である。都市ガス供給地域において大規模な浸水が起きていないことが原因と考えられる。

M7クラスの地震被害は被害集中地域の面積はそれほど大きくないのに対し、水害は県を超える広い範囲で起きる災害であるために単純比較できないが、被災の概数により市民生活への影響や社会経済への影響をおよそ知ることができる。発生頻度を考えれば水害によるライフライン停止の影響の方が社会にとって深刻な問題であることがわかる。

3. 被害の傾向分析

風水害と地震被害の概数の調査結果を用いて傾向分析を行った結果を紹介する。

(1) 住宅全壊数に注目した比較

住宅全壊数は被害が甚大であった地区の広さと人口密度に関係している。被害の要因として風水害の場合には浸水深と浸水面積が関連し、地震被害の場合には揺れの強さとその面積に関連する。災害の物理的作用の結果の数値である住宅全壊数を被災程度の規模の尺度とし、都市ライフラインの被災数と比較して風水害と地震被害の差異を考えてみる。

図-2 は住宅全壊数と死者数を対比した結果である。水害と地震被害でマーカーを変えてプロットしている。なお1995年兵庫県南部地震と2011年東北地方太平洋沖地震は被災規模が桁違いであるためグラフの枠外となっている。住宅全壊数と死者数は比例関係にあり、全壊数1000戸に対して死者数はおよそ30人程度になっている。水害も地震被害も同程度の傾向線になっている。浸水的作用と揺れによる作用の結果の対比であるが、人的被害が同程度起きていることは興味深い事実といえる。

次に住宅被害数と断水戸数、停電戸数を比較した結果を図-3 と図-4 に示す。兵庫県南部地震と東北地方太平洋沖地震は枠外のプロットとなっている。水道も電力もネットワーク型のインフラであり、ネットワーク内の部分的な被害が全体に影響する特徴を持っている。そのため全壊住宅数に比べて被災数は桁違いに大きくなる。停電の被災件数が多くっており100万戸以上の停電は風水害で3回、地震でも3回起きている。図-4において約300万戸の停電件数になっているのは2018年胆振東部地震であり、苫小牧市の発電所が被災した影響で北海道全域がブラックアウトしたことによる。泊原発が停止中であったためバックアップ機能が失われていた。

図-3 によれば住宅全壊数と断水戸数は水害も地震災害も同程度の傾向線に乗っており、全壊住宅2千戸に対して断水は10万戸程度になっている。断水も全壊数も複数の被災地の合計になっている点に注意が必要があるが、住宅被害が軽微であった地区も断水になっており、その面積比は約50倍となる。なお兵庫県南部地震は全壊住宅10万戸に対して断水120万戸、東北地方太平洋沖地震は全壊住宅12万戸に対して断水210万戸であった。

図-4 によれば全壊住宅数と停電戸数は無関係であることがわかる。特に風水害の場合には住宅全壊数が少なくても大規模な停電が発生している。停電した時間が不明であるためその影響は不明であるが、風水害では大規模な停電が発生しやすいことを認識しておく必要がある。

断水と停電に関し発生傾向を紹介したが、水道の供給ネットワークは比較的小規模であり、被害集中地域の規模に関連する住宅全壊数と水道の機能低下が比例すると考えられる。一方電力のネットワークは県を超える大規模なシステムであり、局所的な被災程度に関連しないことが確認された。

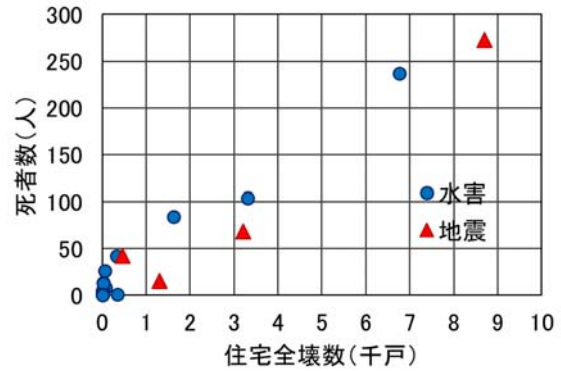


図-2 住宅全壊数と死者数

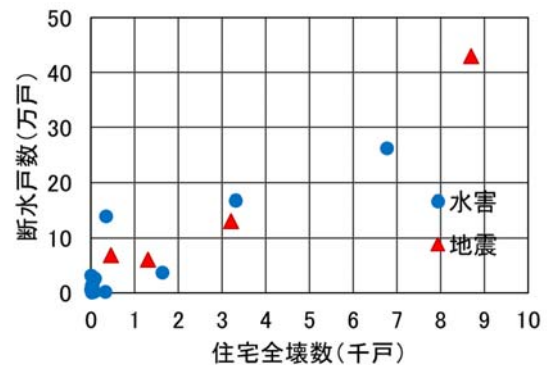


図-3 住宅全壊数と断水戸数

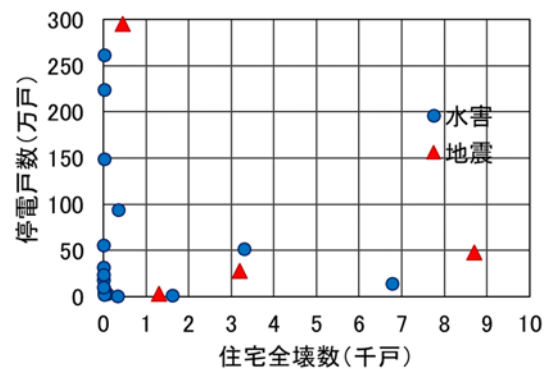


図-4 住宅全壊数と停電戸数

(2) 停電件数に注目した分析

現代社会はエネルギー源として主に電力を用いており、停電の影響が大きくなっている。図-4に示したように被災程度が大きくなっても100万戸以上の停電が発生しており、都市ライフラインにも影響していると考えられる。

図-5は停電件数と断水戸数を比較した結果である。近代水道はポンプとパイプによる圧力輸送が基本であり、電力がなくなると水道が停止するシステムになっている。図によれば停電件数と断水戸数に明瞭な比例関係はなく、断水の発生原因として停電以外の要因が大きいといえる。水害の場合には拠点施設の水没や管路の損傷が考えられる。地震の場合も同様であり、施設被害の影響の方が大きいと考えられる。

20 世紀の後半は電話と FAX が主な通信手段となっていたが、21 世紀になって携帯端末に代わっている。携帯端末による通信を支えているインフラが携帯基地局であり、2022 年時点で全国に 100 万局以上が設置されている。現在は 3G、4G、5G の装置が同一箇所に配備されているため、実際の箇所数はこれよりも少なくなり、現在の主流である 4G 方式だけでカウントすると 3 社合計で 40 万局程度である。

図-6 は停電件数と携帯基地局の停波数を比較した結果である。1995 年の兵庫県南部地震時には携帯電話は十分に普及していなかったためプロットには含めていない。水害も地震も同程度の傾向線に乗っており、停電件数 100 万戸あたり 2000 局程度が停波している。2000 年以降の基地局数であり、通信会社による増設が継続している点に注意を要する。12000 局が停波した東日本大震災当時の基地局数は現在よりも少なく、全体の約 1 割に相当する被災数となっている。

基地局が停波する原因として停電、設備障害、伝送路断が考えられるが、停電が支配的になっていることがわかる。通信における東日本大震災の教訓は電源対策の強化であり、通信各社は基地局の増設に併せて停電対策を進めてきたが、近年多発する水害には十分対応できていないといえる。

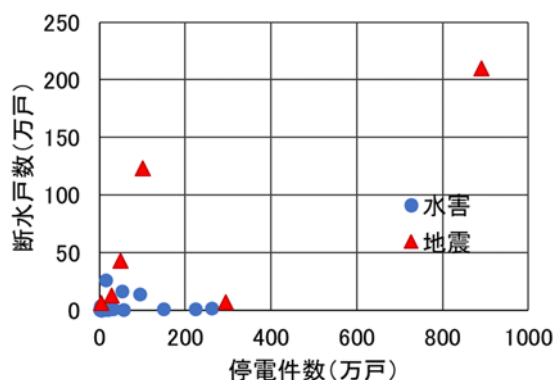


図-5 停電件数と断水戸数

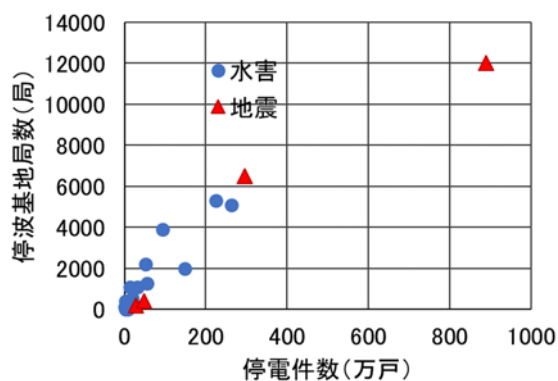


図-6 停電件数と停波基地局数

4. 今後の課題

(人的被害に関して)

被害が予想される危険な地域に対して事前に避難情報が出される風水害と事前情報のない地震被害の全壊住宅と死者数の比率が同程度になっていた。家は壊れても命を守る現状の避難の仕組みについて検証が必要と考える。また浸水が予想される地区の建物設計が十分でない点についても検証が必要であろう。地震に関して建物の耐震化の推進が望まれるのはいうまでもない。

(水系のライフラインの被害に関して)

地震時の断水や排水不能については以前から注目され分析が続けられているが、風水害でも同じであることが明確になった。1995 年阪神・淡路大震災や 2011 年東日本大震災のような極めて甚大な風水害が最近起きていないこともあり、関連する研究はあまり行われていないように思われる。風水害と水道・下水の機能支障の研究を推進する必要がある。特に下水道は浸水した地区の排水を担っており機能支障の影響は大きいと考えられる。

(電力・通信系のライフラインの被害に関して)

風水害時に大規模な停電が発生し、携帯基地局のかかりの数が停波していることが明らかになった。電力供給が無くなるあるいは外部との通信手段が無くなることは現代社会では致命傷であり、その影響を分析しておく必要がある。ライフライン被害の影響では時間軸における分析が必要とされ、また代替サービスによる影響の軽減の分析も必要とされる。内閣府の公開情報ではどれほど深刻な影響があったかは読み取れないが、今後の教訓を明らかにしておく必要がある。

日本は人口減少の時代に入り、公共料金に基づく都市ライフラインは規模の縮小と経営の合理化が求められている。地震に関して阪神・淡路大震災以降に被害の分析が進み対策もとられているが風水害の備えは不十分と思われる。風水害は被災範囲が広域であることも併せてライフラインの被害分析と復旧プロセスの分析を進めていく予定である。

参考文献

- 1) 内閣府：防災情報のページ、風水害と地震の被害状況等。
- 2) 国土地理院：ハザードマップポータルサイト。
- 3) 防災科学技術研究所：地震ハザードステーション。

表-1 風水害によるライフライン被害

災害名	被害の概数	断水戸数, 下水被害	停電件数	通信不能数・基地局数
平成 27 年台風第 15 号(2015)	被害地域は西日本 死者 1 人, 全壊 10 棟	断水 1.4 万戸	149 万件	1982 局
平成 27 年関東・東北豪雨	被害地域は東日本 死者 8 人, 全壊 80 棟	断水 2.7 万戸	2.9 万件	2.9 万加入, 153 局
平成 28 年台風第 16 号(2016)	被害地域は西日本 死者 1 人, 全壊 6 棟	断水 3.3 千戸	18.5 万件	536 局
平成 29 年 7 月豪雨(2017)	被害地域は主に九州北部, 死者 42 人, 全壊 325 棟	断水 3 千戸,	6 千件	120 局
平成 29 年台風第 21 号	被害地域は全国 死者 1 人, 全壊 6 棟	断水 1.1 万戸, ポンプ場 2	32 万件	1100 局
平成 30 年 7 月豪雨(2018)	被害地域は西日本全体 死者 237 人, 全壊 6767 棟	26.3 万戸, 下水処理場 9, ポンプ場 10	14 万件	3.3 万加入, 1084 局
平成 30 年台風 21 号(2018)	被害地域は関西以東 死者 14 人, 全壊 26 棟	断水 1.6 万戸	262 万件	1800 加入, 5100 局
平成 30 年台風 24 号(2018)	被害地域は全国 死者 1 人, 全壊 14 棟	断水 1.0 万戸	224 万件	2400 加入, 5300 局
令和元年台風 15 号(2019)	被害地域は主に千葉県 死者 1 人, 全壊 342 棟	断水 14 万戸,	94 万件	19 万加入 3900 局
令和元年台風 19 号(2019)	被害地域は全国 死者 104 人, 全壊 3308 棟	16.8 万戸, 下水処理場 17 か所, ポンプ場 31 か所	52 万件	1 万加入, 2210 局
令和 2 年 7 月豪雨(2020)	被害地域は主に九州南部, 死者 84 人, 全壊 1621 棟	断水 3.8 万戸, 処理場 1, ポンプ場 7	1.7 万件	4.2 万加入, 401 局
令和 2 年台風 10 号(2020)	被害地域は全国 死者 2 人, 全壊 2 棟	断水 5 千戸	56 万件	1266 局
令和 3 年 7 月の大雨	被害地域は全国 死者 26 人, 全壊 59 棟	断水 2609 戸	-	-
令和 4 年台風 14 号(2022)	全国 死者 5 人, 全壊 10 棟	断水 1.3 万戸 処理場・ポンプ場 4	7.7 万戸	4 局
令和 5 年 6 月の大雨(2023)	全国 死者 5 人, 全壊 13 棟	断水 1670	3.8 万戸	5 局
令和 5 年 7 月の大雨(2023)	全国 死者 13 人, 全壊 16 棟	断水 9 千戸 処理場・ポンプ場 5	2.1 万戸	15 局
令和 5 年台風 6 号(2023)	沖縄, 九州 死者 1, 全壊なし	断水 3.2 万戸	24 万戸	222 局
令和 5 年台風 7 号(2023)	近畿, 中部	断水 7.5 千戸	10 万戸	35 局

表-2 過去の地震被害の概数

地震名	地震の規模 (Mj)	死者・住宅全壊	断水戸数	停電戸数	ガス停止数	通信不能数・基地局数
1995 兵庫県南部地震	7.3	6500 人 10 万棟	123 万戸	100 万戸	86 万件	29 万回線
2004 新潟県中越地震	6.8 余震多数	68 人 3200 棟	13 万戸	28 万戸	5.6 万件	4500 回線 189 局
2007 新潟県中越沖地震	6.8	15 人 1300 棟	6 万戸	3.5 万戸	3.1 万戸	800 回線
2011 東北地方太平洋沖地震	9.0, 余震多数, 津波	20000 人 12 万棟	210 万戸	890 万戸	46 万件	190 万回線 12000 局
2016 熊本地震	6.5 と 7.3	273 人 8700 棟	43 万戸	48 万戸	10 万件	2.1 千回線 408 局
2018 大阪府北部の地震	6.1	死者 4 人 全壊 9 棟	9.4 万戸	17 万戸	11.2 万戸	1.5 万回線 45 局
2018 北海道胆振東部地震	6.7	42 人 462 棟	6.8 万戸	295 万戸	-	14 万回線 6500 局