

令和 5 年 6 月 16 日現在

機関番号：12608

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2019～2022

課題番号：19K04946

研究課題名（和文）「観測ビッグデータ同化」による大地震時のリアルタイム避難者分布推定技術の開発

研究課題名（英文）Development of real-time evacuee distribution estimation technology for major earthquakes by assimilating observed big data

研究代表者

沖 拓弥 (Oki, Takuya)

東京工業大学・環境・社会理工学院・准教授

研究者番号：40712766

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,400,000円

研究成果の概要（和文）：大地震時のリアルタイム避難者分布推定の実現に向けて、尤度ベースのグラフニューラルネットワークであるGRETEL[Cordonnier 2019]とデータ同化（粒子フィルタ）を組み合わせた避難者分布予測手法を開発した。時々刻々と変化する物的被害状況に対応した道路の通行可能性をエッジの特徴量に追加することで、災害時特有の行動予測を可能とした。擬似観測軌跡を用いた検証の結果、個々の避難行動軌跡や、250mメッシュ単位で集計した避難者数の予測誤差の観点で見ると、発災から2時間後までは良好な予測精度を示した。また、発災から6時間後までの避難者分布を44秒で予測するなど、計算効率性の高さも確認できた。

研究成果の学術的意義や社会的意義

【学術的意義】グラフニューラルネットワーク(GNN)が、災害時に特有の状況（複雑な行動や、被害状況が時々刻々と変化する事など）における避難者分布の予測にも有効であるとわかり、GNNの応用範囲の拡大につながる可能性がある。また、不確実性を含む経路選択や、特定の状況での学習結果が他の被害ケースや地域にも適用できるかという点など、今後の課題を明らかにしたことも学術的に意義がある。

【社会的意義】避難者の観測軌跡が（準）リアルタイムで得られさえすれば、大地震時のリアルタイム避難者分布推定がある程度可能であることを示すことができ、携帯電話人口統計データ等のさらなる活用の促進につながる可能性がある。

研究成果の概要（英文）：To realize real-time evacuee distribution estimation during a major earthquake, we developed an evacuee distribution prediction method that combines GRETEL [Cordonnier 2019], a likelihood-based graph neural network, and data assimilation (particle filter). By adding road accessibility corresponding to the sometimes changing physical damage conditions to the edge features, we could predict behaviors specific to disasters. The validation results using pseudo-observation trajectories showed good prediction accuracy up to 2 hours after the disaster in terms of prediction error in terms of individual evacuation action trajectories and the number of evacuees aggregated by 250-meter mesh. The distribution of evacuees up to 6 hours after the disaster was predicted in 44 seconds, confirming the high computational efficiency of the system.

研究分野：建築計画，ビッグデータ解析，AI応用

キーワード：避難行動 物的被害 グラフニューラルネットワーク データ同化 シミュレーション 予測

1. 研究開始当初の背景

大地震発生直後において、人々の滞留状況や避難状況をリアルタイムに把握することは、二次被害を軽減する上で重要である。もし、**どこに、どのくらい多くの避難者が存在しているかをリアルタイムに把握**できれば、効率的かつ安全な安否確認や、避難者の過度な集中により群集事故の危険が高まっている場所への迅速な対策、あるいは、市街地延焼や津波浸水、土砂崩れなどが迫っている避難場所への的確な避難指示などが期待できる。巨大地震が切迫しているとされる昨今、大地震発生時の減災対策の一環として、**「リアルタイム・シミュレーション」技術の開発は喫緊の課題**と言える。

これまででは、避難計画や被害予測など事前の防災政策のために、大地震発生後の都市内広域避難シミュレーションモデルに関する研究が盛んに行われてきた。しかし、モデルが精緻であるほど計算時間が増大し、また、大地震発生後の“現実の状態”を「再現」することは難しく、シミュレーション結果の信頼度は時々刻々と低下するため、**“シミュレーション”が“現実”から離れていかにしないようにする技術開発が必要**である。これらの課題は、シミュレーションを災害時の初動対応等においてリアルタイムに活用する上での障壁となっている。

一方、災害発生後の被害状況を迅速に収集・共有・活用するためのシステムの開発が進んでいる。また、スマートフォン等の携帯端末のGPS機能等から得られる、全国の人の流動に関する詳細な「観測人流ビッグデータ」も、昨今、約150万人分の移動軌跡を20分のタイムラグで入手可能となりつつある（さらに2020年からは、第五世代移動式通信技術(5G)により、リアルタイムに多量の同時データ通信が可能になる予定である）。これらの観測ビッグデータを、事前にシミュレーションを実行して得た多数の被害・人流推定結果と現実の状態を整合させる「データ同化」に利用する研究が、現在注目されている。災害時の人流データへの適用事例として、東日本大震災発生当日の徒歩帰宅シミュレーション結果を、携帯電話のGPSデータから取得された歩行者の移動軌跡のみを用いてデータ同化し、有用性を検証した研究がある。しかし、大地震時における人々の行動に大きく影響を及ぼす、**倒壊建物の瓦礫流出による道路閉塞や市街地火災延焼等の物的被害を考慮した上で、大地震発生直後の都市内広域避難行動を対象に、データ同化の有用性を検証した事例は見られない。**

2. 研究の目的

本研究の目的は、第一に、大地震時の物的被害（建物倒壊、道路閉塞、市街地火災延焼）および避難者一人ひとりの行動を記述する精緻な都市内広域避難シミュレーション技術と、機械学習、観測ビッグデータを用いたデータ同化技術を統合し、**計算時間の増大や推定精度の低下という従来の課題を克服した、リアルタイム避難者分布推定技術を開発**することである。第二に、実際の観測人流ビッグデータや擬似観測GPSデータを用いて、GPSの観測時間間隔やシミュレーションの計算時間間隔が、リアルタイム性や推定精度に及ぼす影響を明らかにし、大地震発生初動期における開発技術の有効性や限界を評価することである。

3. 研究の方法

【使用データと想定状況】 各種携帯電話人口統計（モバイル空間統計^①や混雑統計^②、Agoop 流動人口データ^③など）と同様に、匿名化された避難者の位置情報が、（準）リアルタイムで得られる状況を想定している。しかし現時点では、本研究で対象とするような、大地震時における実際の避難行動を捉えたGPSデータは存在しない¹。そこで、Osaragi and Oki (2017) による詳細なエージェントベース・シミュレーション（以下、AS）における避難行動軌跡を「**擬似観測軌跡**」と見なし、これを精度良く予測（再現）可能な手法を構築することを目指した。

なお、分析対象地域は、首都直下地震時に大規模な物的・人的被害が予測（東京都、2022）されている東京都足立区千住地域とし、冬の18時（地域内の推定滞在者数：9,638人）に震度6強相当の地震が発生したことを想定した。

【予測の手法】 本研究の避難者分布推定技術は、観測軌跡²が得られている複数時点（連続する5時点など）の情報からその先の避難行動を予測する「**①避難行動予測**」と、①による予測軌跡と観測軌跡との誤差を補正するための「**②データ同化**」の2つの技術を組み合わせることで構成されている。以下で、それぞれの手法の概要を述べる。

¹ 2011年の東日本大震災時における津波からの避難行動を捉えたGPSデータを、分析に活用している研究は存在する。しかし、データに含まれるサンプル数が限られていることに加え、大規模な建物倒壊や道路閉塞が発生した状況下での市街地火災延焼からの避難とは、避難行動の特徴が異なると考えられる。

² 上述のASには救助活動や消火活動などの行動も含まれているが、本研究では避難行動のみに着目した。

■①避難行動予測

本研究では2種類の方法を検討した。

第一の予測手法は、まず、全ての疑似観測軌跡を軌跡クラスタリング手法の一つである **DTW** (Dynamic Time Warping: 動的時間伸縮法 [Berndt 1994]) を用いて、挙動の類似した避難者をグループ分けした上で、時系列データ予測アルゴリズムの1つである **LSTM** (Long Short Term Memory: 長短期記憶) によりグループごとに避難行動特性を学習させる、という手法である。

具体的には、5時点 (=2分30秒) 分の軌跡部分列から、次の1時点 (=30秒後) の位置座標を再帰的に予測させることを試みた。その結果、次第に軌跡の予測誤差が大きくなり、学習させる時点数を10時点や15時点に増やしても、軌跡を上手く予測することは困難であった (図1)。LSTM は、狭い範囲での人々の移動方向の予測などには用いられているものの、長距離移動軌跡データに適用した例はほとんどなく、特に避難行動のような複雑な行動の予測には不向きであることが明らかとなった。また、避難者が建物や道路などの空間情報を考慮せず、2次元平面上を自由に移動するような予測結果が多く見られた。

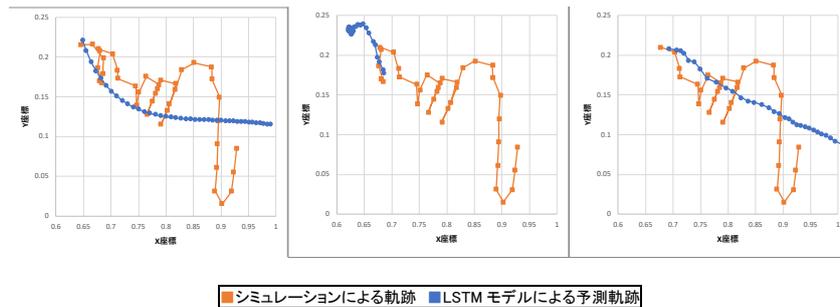


図1: 軌跡の予測例 (左: 5時点入力, 中: 10時点入力, 右: 15時点入力)

第二の避難行動予測手法は、**グラフニューラルネットワーク (GNN)** を用いる手法である。GNN はグラフ構造を持つデータに有効な深層学習手法である。その用途は多岐にわたり、本研究で対象とするような道路ネットワークもその一例である。ここでは、グラフ上のパスを逐次予測 (部分観測されたパスから続きを予測) することを目的とした、**GRETEL** [Cordonnier 2019] と呼ばれる尤度ベースの GNN を用いた。GRETEL は本来、ノードやエッジの情報の変化に対応していないが、災害時には建物倒壊や火災延焼によって道路が閉塞するなど、グラフ上の通行可能性が時々刻々と変化することが想定される。そこで、AS で得られている道路の通行可能性を2値変数 (0: 通行不能, 1: 通行可能) としてエッジの特徴量に追加し、道路通行状況の変化に対応した特徴量を算出できるようにエンコーダを拡張した。すなわち、各避難者が避難する時点の通行可能性のもとで尤度が算出されるようにした (図2)。

さらに、避難者の軌跡情報を0.1分間隔に統一し³、各ノードには、一時集合場所・広域避難場所の周辺かどうかの0/1のフラグを設定した。なお、各ノードに最寄りの一時集合場所・広域避難場所までの直線距離を特徴量として持たせることも、大局的な経路選択を考慮する上で有効な可能性があるが、本研究の範囲内では実装していない。

■②データ同化

上述の改良 GRETEL によって避難行動が高精度に予測可能となったとしても、現実の避難行動は複雑であり、GRETEL が想定していない (想定できない) 行動が生じることも想定される。こうした予測軌跡と観測軌跡との誤差を補正するために「**②データ同化**」技術を用いる。ここでは、データ同化手法の一つである「**パーティクル (粒子) フィルタ**」を用いた。

具体的には、疑似観測軌跡に基づき道路ノード単位 (または道路リンク単位) で集計した避難者分布 (観測値) と、改良 GRETEL が出力した尤度分布に基づく避難者分布 (予測値) を用い、以下に示す処理 (i) ~ (iv) を逐次行うことで、観測データを考慮しながら、GRETEL とデータ同化を組み合わせた避難者分布予測を実現する、というアプローチである。

- (i) 初期分布 $(X_{t-1}|f_{t-1})$ の設定: 時刻 $t-1$ における避難者分布 $(X_{t-1}|f_{t-1})$ をノード単位で設定する。
- (ii) パーティクルの生成 $(X_t|f_{t-1})$: 時刻 $t-1$ の状態 (避難者分布) から次の時刻 t における状態 (避難者分布) を推定するために、学習済みの GRETEL が出力した道路ネットワーク全体における Suffix の尤度分布 $p(s)$ からサンプリングし、時刻 t における避難者分布を多数生成する。すなわち、生成した避難者分布1つ1つを「パーティクル」と見なす。
- (iii) 尤度 $P(x_t|f_{t-1})$ の計算: 各パーティクルについて、同時刻の観測値 (f_{t-1}) との対数尤度を式(1)により計算する。

$$P(x_t|f_{t-1}) = \prod_{k=1}^K p_k \cdots (1)$$

このとき、 $P(x_t|f_{t-1})$ はパーティクルの尤度 (重み)、 p_k は道路リンク k における尤度 $p(s)$ である。パーティクルの尤度は、観測値への予測値の適合度に相当する。

³ データ上は同一のノードやエッジに滞留し続けているように見えることから、同一ノード ID またはエッジ ID に複数時点とどまり続けられる仕様とした。

(iv) リサンプリング($X_{t|t}$):(iii)で求めた各パーティクルの尤度に基づいてパーティクルをサンプリングし、重み付き平均値($X_{t|t}$)を求めることで、データ同化後の予測避難者分布を取得できる(図3)。

以上の避難行動予測手法(①-2)とデータ同化手法(②)を統合した、予測モデルの全体像を図4に、避難者分布予測手法の概念図を図5に示す。

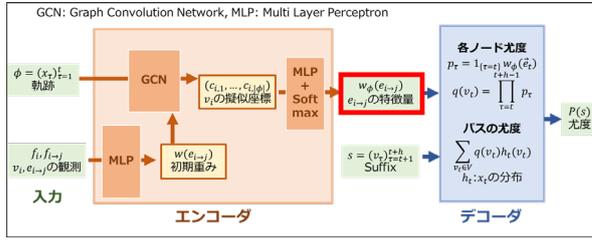


図2: GreteI の拡張と道路閉塞情報の考慮方法

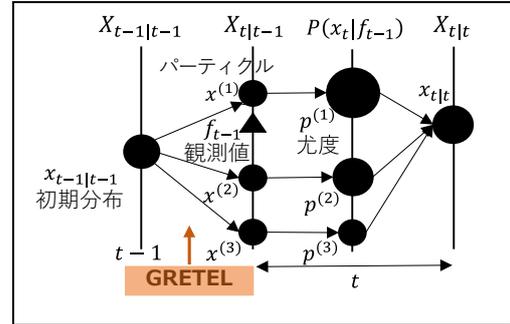


図3: パーティクルフィルタによる逐次データ同化の概念図

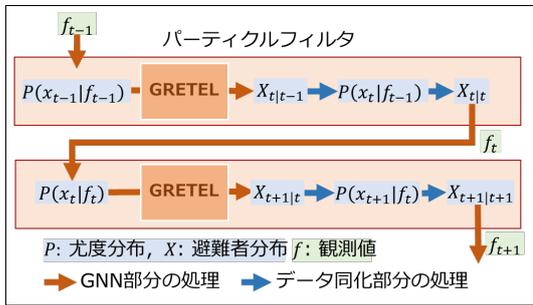


図4: GRETEL とデータ同化を統合した予測モデルの全体像

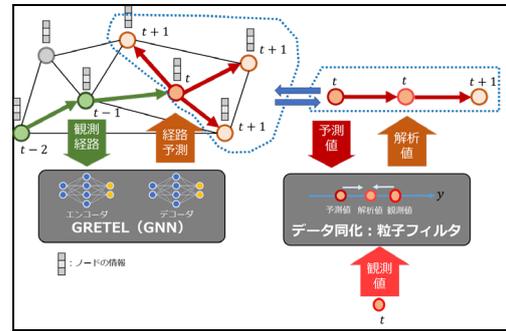


図5: 避難者分布予測手法の概念図

【実験の方法】 全ての擬似観測軌跡データの8割をランダムに選択してモデルを学習させ、残りの2割の軌跡について、避難開始直後の4時点(=0.4分)を「事前軌跡」としてその先の移動を予測し、正解データと比較することで、モデルの精度を評価した。予測に必要な4時点分の「事前軌跡」がある避難者(すなわち、極端に避難距離が短い者を除いた避難者)に着目すると、学習に用いた軌跡数は8,754本、評価に用いた軌跡本数は2,188本であった。

4. 研究成果

■ 避難行動軌跡の予測例

図6に正解の避難行動軌跡の例を、図7に予測した避難行動軌跡の例をそれぞれ示す。視覚的に見る限り、複雑な移動であっても比較的良好に予測できていることがわかる。

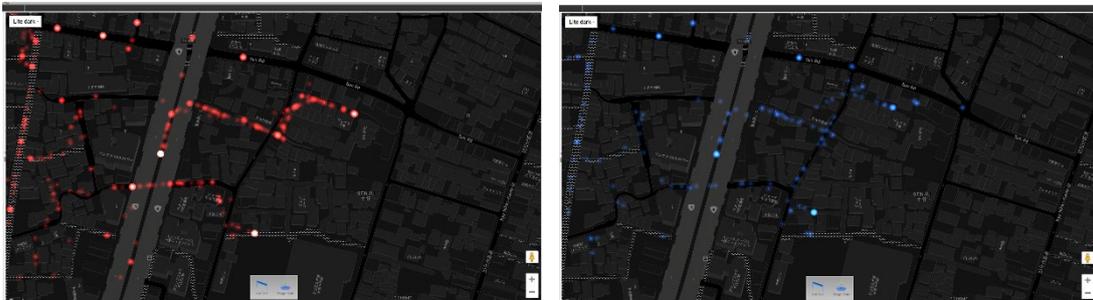


図6: 正解の避難行動の例, 図7: 予測された避難行動の例

■ 250m メッシュ単位の避難者数分布の予測精度

ある程度集計した空間単位(ここでは250mメッシュ)で、避難者数分布をどの程度精度良く予測できるかを検証した。その結果、発災から2時間程度は精度を維持できているものの、その後、避難開始人数の増加とともに精度が悪化していく傾向が見て取れた。より詳細にメッシュ単位の誤差の時間推移(図8)および空間分布(図9)を見ると、特定のメッシュを過大・過小に予測している影響だとわかる。そ

の原因は、予測に用いる「事前軌跡」が短く、比較的長距離の避難行動がより近い一時集合場所に避難するように予測されるケースが多いこと、および、最初に通過した一時集合場所ノードで避難を完了するという、計算上の仕様によるものであった。

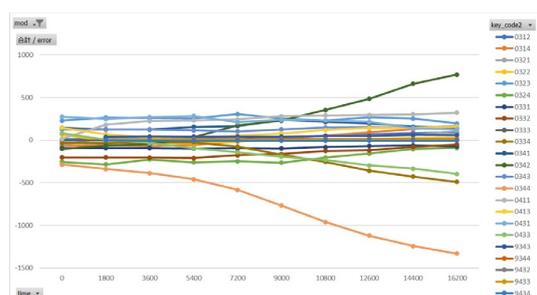


図 8: メッシュごとの誤差(正解値－予測値)。横軸は発災からの時間(秒)、縦軸は人数(人)。

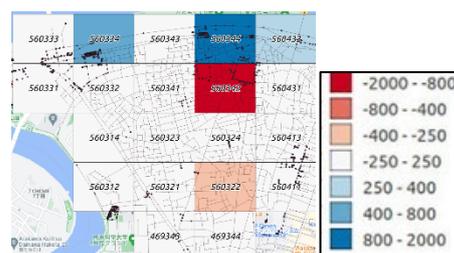


図 9: 避難者数分布の誤差(正解値－予測値)の空間分布(発災から4時間後)[単位:人]

■リンク交通量の観点での予測精度

本研究ではグラフ構造を利用して予測を行っているため、より詳細にエッジ(リンク)単位で交通量を予測できる長所がある。そこで、リンク交通量の観点からも予測精度を検証したが、発災から1時間経過時点でも、既に $R^2=0.358$ と精度は十分高いとは言えなかった。

【重要な成果】

発災から2時間を超えた後から、予測精度が低下することが確認されたが、そもそも(特に災害時という非日常的な行動の)長期予測は難しい問題であることから、たとえ短時間であっても良い精度が示せたことには一定の意義がある。

また、本手法は計算効率の観点からも強みがある。例えば、本研究の作業環境(NVIDIA GeForce RTX3090, Intel®Xeon®Silver 421R CPU@2.40GHz)では、ノード数 6,749 個、エッジ数 21,621 本、予測対象人数のべ 2,188 本の場合、1人の避難者の次の移動先の予測に約 0.005 秒を要した(6時間分の計算に要した時間は44秒であった)。これは、ASと比較して十分に短時間である。

【今後の課題】

- ①本手法は、不確実な状況での経路選択、例えば、避難者のもつ情報のあいまいさや、閉塞道路にも少し入り込んでしまうような挙動なども再現できる点が強みと考えられる。そうした挙動を実際にどの程度再現できるかの詳細な検証は今後の課題である。
- ②ある地域における、ある物的被害ケースのもとでの学習結果を、他の物的被害ケースや他地域での予測にどの程度応用できるか(地理的転移可能性)という観点の検証には着手できなかった。原理的には「部分的に可能」と考えられるが、エッジの重みの計算やデコーダの部分は、地域に固有のグラフ構造を使って新たに計算し直す必要がある。Gretel をエッジの情報に依存しない形に改良することで、再計算を回避できる可能性はある。
- ③計算の効率性は、予測に用いる軌跡(事前軌跡)の長さや、物的被害の程度、予測対象人数、滞留など複雑な挙動の考慮などにも依存するものと考えられることから、今後、必要な予測精度と計算時間のトレードオフ関係などについて、より詳細な検証を試みる予定である。

<参考文献>

- T. Osaragi and T. Oki: Wide-Area Evacuation Simulation Incorporating Rescue and Firefighting by Local Residents, Journal of Disaster Research (Special Issue on Disaster and Big Data 2), Vol. 12, No. 2, pp. 296-310, 2017.
- 東京都: 首都直下地震等による東京の被害想定(令和4年5月25日公表), 2022, <https://www.bousai.metro.tokyo.lg.jp/taisaku/torikumi/1000902/1021571.html> (2023.6.15 参照)
- D. J. Berndt and J. Clifford: Using dynamic time warping to find patterns in time series, In Proceedings of the 3rd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (AAAIWS' 94), AAAI Press, pp. 359-370, 1994.
- J. B. Cordonnier and A. Loukas: Extrapolating paths with graph neural networks, arXiv:1903.0751, pp. 1-13, 2019.

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計2件（うち査読付論文 1件/うち国際共著 0件/うちオープンアクセス 2件）

1. 著者名 Takuya OKI	4. 巻 2022(1)
2. 論文標題 Research conducted in the Dr. Takuya Oki Laboratory	5. 発行年 2022年
3. 雑誌名 Impact	6. 最初と最後の頁 18-19
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.21820/23987073.2022.1.18	査読の有無 無
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -

1. 著者名 沖拓弥・小川芳樹	4. 巻 86
2. 論文標題 不動産データベースの外観画像と属性情報を用いた建物構造・築年代推定モデル	5. 発行年 2021年
3. 雑誌名 日本建築学会計画系論文集	6. 最初と最後の頁 357-367
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.3130/aija.86.357	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -

〔学会発表〕 計11件（うち招待講演 0件/うち国際学会 0件）

1. 発表者名 小川芳樹・沖拓弥・陳聖隆・関本義秀
2. 発表標題 セマンティックセグメンテーションによる不動産物件外観画像からの建物抽出：建物構造・築年代推定への応用
3. 学会等名 地理情報システム学会学研究発表大会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 小川芳樹・沖拓弥・陳聖隆・関本義秀
2. 発表標題 不動産外観画像と属性情報を用いた深層学習による建物構造・築年代の推定手法の検討
3. 学会等名 CSIS DAYS 2020「全国共同利用研究発表大会」
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 沖拓弥・小川芳樹
2. 発表標題 大地震時の広域避難行動予測手法の検討
3. 学会等名 CSIS DAYS 2020「全国共同利用研究発表大会」
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 陳聖隆・小川芳樹・沖拓弥
2. 発表標題 深層学習を用いた不動産外観画像における建物セグメンテーションの試み
3. 学会等名 NII-IDR ユーザフォーラム 2020
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 沖拓弥・小川芳樹
2. 発表標題 LIFULL HOME'Sデータセットの外観画像と属性情報を用いた建物構造・築年代推定モデルの構築
3. 学会等名 NII-IDR ユーザフォーラム 2020
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 高崎弾・小川芳樹・今泉允聡・沖拓弥・大山雄己
2. 発表標題 グラフニューラルネットワークとデータ同化を統合したデータ駆動型避難者分布予測モデルの構築
3. 学会等名 人工知能学会全国大会論文集（第35回全国大会）
4. 発表年 2021年

1. 発表者名 沖拓弥・小川芳樹・柴崎亮介
2. 発表標題 大地震時の物的被害・人間行動モデルを用いた津波浸水想定区域におけるシミュレーション分析
3. 学会等名 CSIS DAYS 2019「全国共同利用研究発表大会」
4. 発表年 2019年

1. 発表者名 小川芳樹・沖拓弥・関本義秀・柴崎亮介
2. 発表標題 不動産に関する地理空間情報と建物画像を用いた建物の構造・築年代の推定
3. 学会等名 人工知能学会第34回全国大会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 沖拓弥・小川芳樹
2. 発表標題 大地震時を想定した広域避難シミュレーション軌跡のクラスタリングと避難行動予測への応用
3. 学会等名 人工知能学会第34回全国大会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 小川芳樹・沖拓弥・関本義秀
2. 発表標題 建物画像と属性情報のマルチモーダル学習による建物構造・築年代推定手法
3. 学会等名 日本建築学会大会学術講演会
4. 発表年 2020年

1. 発表者名 櫻山武浩・沖拓弥・小川芳樹・今泉允聡・大山雄己
2. 発表標題 グラフニューラルネットワークとデータ同化を統合したデータ駆動型避難者分布予測手法の検証
3. 学会等名 人工知能学会全国大会論文集（第37回全国大会）
4. 発表年 2023年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織

	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
研究分担者	小川 芳樹 (Ogawa Yoshiki) (70794296)	東京大学・空間情報科学研究センター・講師 (12601)	
研究分担者	今泉 允聡 (Imaizumi Masaaki) (90814088)	東京大学・大学院総合文化研究科・准教授 (12601)	
研究分担者	大山 雄己 (Oyama Yuki) (20868343)	芝浦工業大学・工学部・准教授 (32619)	
研究分担者	大佛 俊泰 (Osaragi Toshihiro) (00211136)	東京工業大学・環境・社会理工学院・教授 (12608)	

7. 科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕 計0件

8 . 本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関
---------	---------