

歩行者の近接状態をもとにした大規模人流データの可視化手法

森越 彩楓[†] 大西 正輝^{††} 伊藤 貴之[†]

[†] お茶の水女子大学 〒 112-8610 東京都文京区大塚 2 丁目 1 番 1 号

^{††} 産業技術総合研究所人工知能研究センター 〒 135-0064 東京都江東区青梅 2 丁目 4 番 7 号

E-mail: [†]{g1820540,itot}@is.ocha.ac.jp, ^{††}onishi-masaki@aist.go.jp

あらまし 新型コロナウイルスの感染拡大に伴い、スポーツ観戦のような大規模イベントでは多くの感染症対策が実施されている。感染は感染者との接触によって起きるため、人と人の近接状態は感染リスクが高いと考えられる。このことからより有効な感染症対策を考案するには、人の流れを可視化することで、近接の発生状況を理解することが重要である。一方で大規模な人流データの可視化において、人の近接にもとづいた手法は少ない。そこで本稿では、近接状況を近接が発生した歩行者間を連結してできるネットワークとして可視化する手法を提案する。提案手法では、ネットワークから検出される近接者グループの歩行経路から感染リスクの高い歩行パターンを発見する。分析例では、2019 年から 2020 年に同じイベント会場で計測した人流データに適用し、近接の発生状況の変化を可視化した結果を示す。

キーワード 人流可視化, 行動データ活用, 新型コロナウイルス

1 はじめに

新型コロナウイルスの感染が初めて国内で確認された 2020 年 1 月以降、人々の生活は大きく変化した。マスクの着用や手洗いをはじめとした基本的な感染症対策に加えて、不要不急の外出禁止や飲食店の営業時間短縮など日常生活や経済社会活動に大きな制約が生じる行動制限が課せられた。このような状況におけるスポーツ観戦やコンサート・ライブといった大勢の観客が集まるイベントは不特定多数との接触が想定されるため、その開催には特に厳しい感染症対策が必要とされた。一時期はイベントの開催が中止・延期され、その後も観客数の上限の設定、検温等の実施、大声・飲食の制限、といった多くの感染症対策を行うことで開催されている。一方で近年、政府による行動制限緩和の取り組みが進むに従って、観客数の上限が撤廃されたり、声出し応援が段階的に導入されたりとコロナ前の日常を取り戻し始めた。しかし新たな感染者の発生は現在も続いており、依然として感染症への注意が不可欠である。緩和された感染症対策のもとで安全なイベント開催を実現するためには、会場の混雑緩和が重要な課題となっている。この課題を解決する手段として、人の歩行情報に関する分析が注目を集めている。

人の歩行情報は、カメラで撮影された動画像や GPS データから取得され、日々蓄積されている。これらのデータを分析することによって、人の行動パターンや歩行状態などの多様な知見が得られる。そのため人流の分析は、観光や都市計画 [1]、防災 [2] [3]、マーケティング [4] など、多岐にわたる分野で活用されており、人々の生活を支えている。そして人流の分析手法として、可視化を用いた手法が多数発表されている。可視化によって人流の混雑を把握する方法として、密集状態をヒートマップで可視化する手法 [5] が報告されている。また、歩道をエッジ、交差点をノードとし、各ノードに歩行者が交差点を通

過する際に生じるエネルギーを割り当て、無向グラフで可視化する手法 [6] も報告されている。感染症対策の観点では、混雑の発生に加えて混雑した場所にいた人物の歩行経路を知ることが大きな意味を持つ。しかし従来の可視化手法では、混雑した場所にいた人物の歩行経路の特定までは踏み込んでいない。新型コロナウイルスの感染拡大後、人々には 3 つの密 (密閉・密集・密接) を避けた行動が強く求められている。このような状況で開催されるイベントで特に注意すべき混雑は、歩行者の接近 (近接) を伴った人の流れの滞留状態である。一方で人流の可視化において、人の近接にもとづいた手法は少ない。

これらの背景から我々は、人流の「近接状態」という特徴に着目し、人々の近接状況を可視化するとともに、近接した人物の歩行経路を可視化することで、感染リスクの高い歩行パターンを観察できる可視化手法を開発している。本手法は以下に示す 3 つの情報の可視化を用いて 1 つの可視化画面を構築している。

- 歩行者をノードとし、近接関係にある歩行者同士をエッジで結んだネットワーク
- ネットワークで選択された歩行者群の歩行経路
- 各時間に出現している歩行者の数を表す棒グラフ

これらの 3 つの可視化のうち、近接した歩行者間を連結してできるネットワークの表示によって、人々の近接がどのように発生しているかを把握することができる。またネットワークから近接者のクラスタを発見し、これを選択することで、近接している人々の歩行経路を確認できる。

本稿では、感染症が人々の歩行にもたらした影響を観察するために、提案手法を用いて感染症拡大前後で計測した歩行者情報を可視化した結果を紹介する。本稿の構成は以下のとおりである。2 節では関連研究について述べる。3 節では提案手法について、4 節では本手法の実行結果と考察について述べる。5 節ではまとめと今後の課題について述べる。

2 関連研究

2.1 歩行経路の可視化

歩行経路を直接描くことで人流を可視化する手法は、従来から多数発表されている。例として McArdle ら [7] は、時空間キューブ (STC) を用いることで歩行経路を 3 次元で表示し、時間情報・空間情報の両方を可視化できる手法を提案している。この手法によって歩行者の停止状態や歩行者間の関わりなどを読み取ることができるが、このような特徴を発見するためには多くの操作が必要である。

また歩行経路の可視化において、歩行者が増えるにつれて経路が重なり視認性が下がるという問題がある。この問題に対して、経路群に対してクラスタリングやサンプリングを適用し、特徴的な経路を描画する手法がいくつか報告されている。例として Yabushita ら [8] は、2 次元の格子で歩行経路を近似し、通過人数の多い類似した歩行経路を束にして描画することで、人流を要約可視化する手法を提案している。通路が存在しない自由に移動可能な空間で取得した動線に対して、高い視認性を維持した可視化を実現している。

一方で、人流情報は大規模な時空間データとなることが多く、1 つの静的な可視化画面で表現するには限界がある。この問題を検証した研究として、Wielebski ら [9] は同じ歩行経路を 6 種類の可視化手法で描画し、その比較実験結果を報告した。実験結果から、1 つの可視化手法に全ての情報を含めることは難しいため、複数の可視化手法で個別に発見された特徴の相関関係を明確にするのがよいとしている。複数の可視化手法を併用した手法の例として福手ら [10] は、スペクトラルクラスタリングを用いて経路をいくつかの主要経路に分類し、経路自体をクラスタごとに色分け表示するとともに、ThemeRiver という手法によってクラスタごとの流量の時間変化を可視化している。

本手法では、感染に関係のある歩行者の経路のみを可視化することで経路の視認性の問題解消を目指すとともに、3 つの可視化手法を組み合わせることで歩行経路の特徴を時間・空間の両面から読み取れる可視化を目指している。

2.2 新型コロナウイルスと人流分析

新型コロナウイルスの感染拡大に伴い、緊急事態宣言などの行動制限が人流に及ぼす影響 [11] [12] や、感染拡大前後での人の行動パターンの比較 [13] [14] など、人流の分析にまつわる研究が活発に報告されている。福間ら [15] は、スマートフォン利用者の位置情報から指定したエリア内の滞在人口を推計するシステムである KDDI Location Analyzer (KLA) を用いて、コロナ禍に開催されたイベントに参加した人々の帰宅行動を分析した。大西ら [16] は、イベント会場で計測された人流データに関して、各歩行者の半径 2 メートルの範囲内にいる人数の平均を折れ線グラフで表示することで、混雑の様子を可視化し、感染拡大前後での混雑状況の変化を比較している。

感染は感染者との接触によって起こる。よって、人々の接触の機会を抑え、感染症の蔓延を制限するためには、密集度の高

い状況を回避することが効果的である [17]。そこで人々の近接状態を観察することが重要になるが、近接状態にもとづいた人流の可視化手法は少ない。我々の手法は「近接状況の可視化によって、感染リスクの高い歩行経路を絞り込む」ことに重点を置いたという点で従来手法と異なる。

3 提案手法

本節では本稿で提案する可視化システムの処理手順を示す。3.1 節では使用する人流データの形式、3.2 節では近接状態にある歩行者の抽出、3.3 節以降では図 1 に示す可視化システムを構成する 3 つの可視化手法について説明する。

3.1 人流データの取得

本研究で使用する人流データは、レーザー光を用いて対象物までの距離を計測するセンサ (LiDAR) を用いて取得する。具体的には以下の情報を記録している。同じ識別子をもつ歩行者の座標を時系列順に連結することで、各歩行者の経路を得ることができる。

- 時刻 t
- 歩行者の識別子 ID
- 歩行者の座標 (x, y)

人流データをカメラで撮影された映像から取得する場合、人物の顔が記録されてしまうなどプライバシー保護に懸念がある。一方で、計測の手段としてレーザーセンサを用いると、蓄積されるデータは対象物の距離と方向だけであるため、個人を特定できる情報を保存せずに人流データを得ることができる。図 2 に LiDAR による計測の一例を示す。

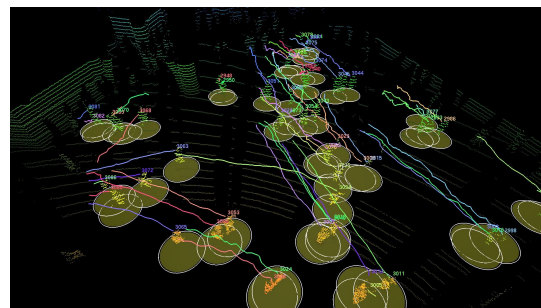


図 2: LiDAR による計測の一例。

3.2 近接情報の検出

本手法では、同じ時刻に出現している歩行者の座標から、一定以上の時間にわたり近接が発生している歩行者のペアを検出する。本研究では「近接」を「歩行者の距離がフィジカルディスタンスの推奨距離である 2 メートルより近い状態」と定義し、閾値を超える時間にわたって近接が続いている状態の発生を検出する。感染者との 1~2 分間の接触によって感染した例が報告されている [18] ことから、本稿では 60 秒を近接の閾値に設定する。

3.3 近接状況の可視化

近接状況を可視化するために本手法では、歩行者をノードと

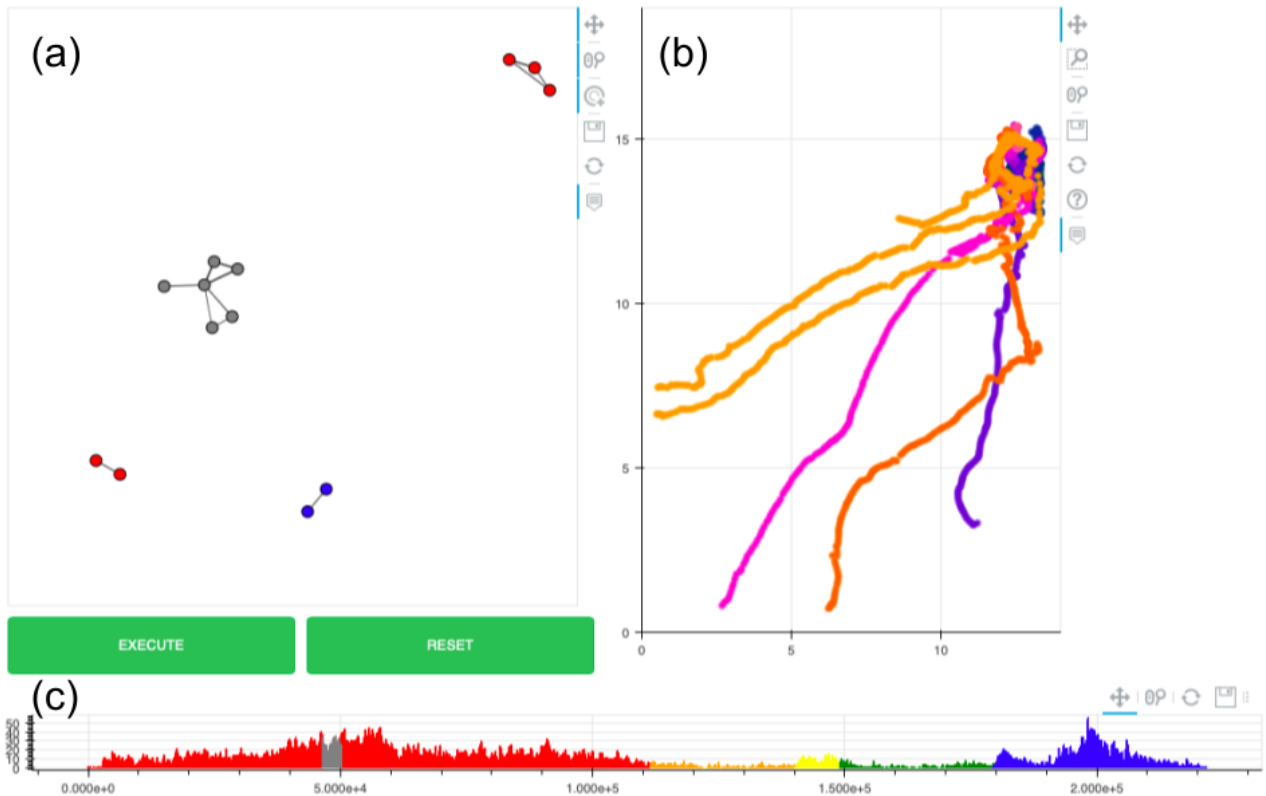


図 1: 可視化システムの全体図

(a) 近接状況を表すネットワーク図. (b) 選択された歩行者の歩行経路. (c) 各時間に出現した歩行者数を表す棒グラフ.

し、近接関係にある歩行者間をエッジで連結してできるネットワークを描画する (図 1(a)). このとき、合計接近時間をエッジの太さ、時間帯をノードの色で表示することで、近接状況の特徴を強調する。

3.4 感染リスクの高い歩行経路の可視化

本手法では、3.3 節で述べた近接状況を表すネットワークから歩行者群を指定し、その歩行経路を描画する (図 1(b)). 選択された歩行者群の経路のみを描画するため、ネットワークから発見した近接者グループを詳細に観察するなどの使い方ができる。

描画領域は人流データが計測された空間と同じアスペクト比で表示される。さらに歩行経路は歩行時間で色を変えて表示しているため、概略的な時間情報を読み取ることができる。

3.5 各時間に観察される歩行者数の可視化

図 1(c) で示すように、各時刻で観察される歩行者の数を棒グラフで描画する。この可視化によって、歩行者数の推移を表すことができる。

この棒グラフも時間帯ごとに図 1(a) と同様の色を与える。また、選択された歩行者の歩行時間は色を変えて表示する。これによって、選択された歩行者の歩行時刻がデータ全体の中でど

の位置にあるかを読み取ることができる。さらには、近接の発生と歩行者数の関係を読み取ることができる。

4 実行例

4.1 データセット

スタジアムのコンコースの一部で計測された人流データを例にして、提案手法による可視化の結果を以下に示す。本稿では感染拡大前と感染拡大後での観客の歩行を比較するために、感染拡大前の歩行情報として 2019 年に計測したデータ (a)(b)(c) を、感染拡大後の歩行情報として 2020 年に計測したデータ (d)(e)(f) を用いる。計測は試合開始前から終了後までの約 6 時間続けられた。それぞれの計測で取得した歩行者数を表 1 に示す。ただし歩行者は撮影範囲外に出た時点で識別できなくなってしまうため、同じ歩行者でも別の ID の歩行者として複数回数えられている可能性がある。

表 1: 計測データに含まれる歩行者数の概算。

	a	b	c	d	e	f
歩行者数 [人]	27,000	70,000	44,000	3,000	4,000	5,000

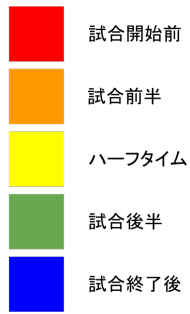


図 3: 可視化システム内で使用する色と試合時間の対応表.

可視化システム内の近接状況の可視化 (図 1(a)) と各時間に観察される歩行者数の可視化 (図 1(c)) で使用する色を、試合時間を基準にして図 3 に示すように定めた.

4.2 観察結果

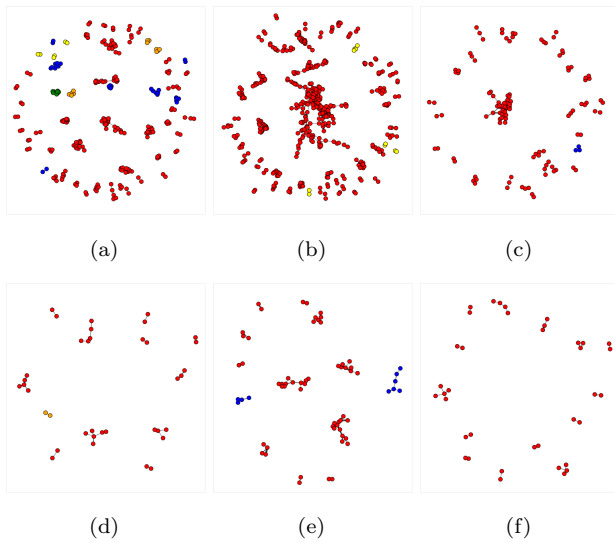


図 4: 近接状況の可視化結果.

(a)~(f) の計測データから検出された近接情報をもとに描画されたネットワークを図 4 に示す. 可視化結果には、感染拡大前・感染拡大後ともに赤色のノードが多く見られることから、試合開始前に近接の多くが発生していたことがわかる. また図 4(a)(b) から、感染拡大前には試合中 (オレンジ色・黄色・緑色) にも近接が発生していたのに対して、感染拡大後は試合中の近接がほとんど発生していなかったことがわかる. 考えられる要因として、感染拡大前にはコンコースにて食品が販売されていたが、感染拡大後は感染症対策のため中止されていたことや感染拡大後は真に試合を見たい人のみが観戦に来ていることなどが考えられる.

また、図 4 に示す 6 つのネットワーク全てにおいて、図 5(a) のような 2~3 人規模の小さなグループが見られることがわかる. 図 5(b) はその経路を描画した結果である. この結果からわかるように、小さなグループは知人どうしである可能性が高い.

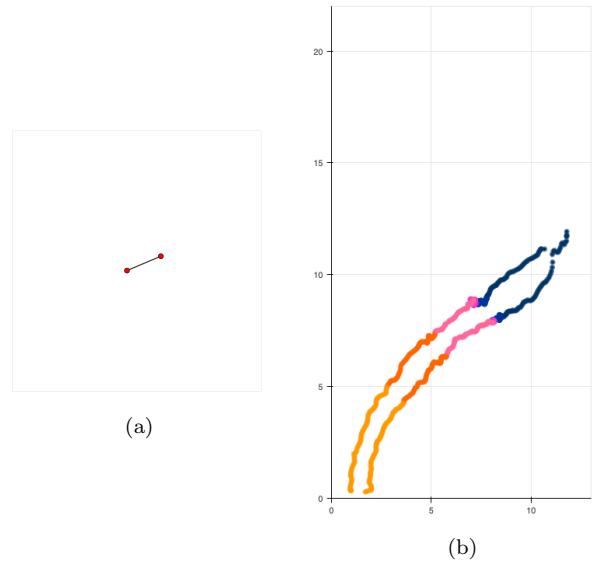


図 5: 二つのノードからなる小さなグループ.

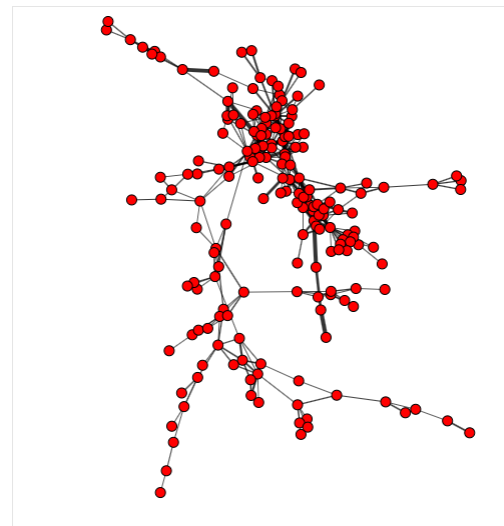


図 6: 図 4(b) に含まれる巨大なグループ.

感染拡大前のネットワークには多くのノードが関係した大規模なグループが複数個見られる. そのうちの 1 つを図 6 に示す. このグループでは小規模なグループ間の接続によって大規模なグループが形成されている. このような集団にて感染が発生した場合、異なる集団に属する感染者との接触を意識していないことにより、無意識に感染を広げてしまう可能性があり危険である. 一方で感染拡大後には、大規模なグループの発生は多くなかった. 感染拡大後は観客数が少なく混雑による密集状態が起きにくかったことに加え、観客が人との距離を確保しようとして意識していることが要因と考えられる.

5 まとめと今後の課題

感染防止策の有効性を検証するために我々は、人流の「近接状態」に着目し、近接が発生している感染リスクの高い歩行経路を可視化する手法を提案した. 本手法では、大規模な人流

データから近接が発生している歩行者のみに対象を絞り込んで、その経路を可視化することによって、感染に直結する重要な歩行経路群に焦点を絞り、その特徴の発見を容易にする。本稿では、提案手法を用いて感染症拡大前後の計測データを可視化した実行結果を紹介した。この結果、感染症拡大後に近接の発生が大幅に減少したことや近接者グループの規模が小さくなったことが読み取れた。

今後の課題は以下の通りである。

- 可視化画面の視認性を改善する
- 感染症対策を考慮した人流シミュレーションを適用し、その可視化結果を評価する

現状の実装では、近接者を連結したネットワーク全体を表示するには、画面の大きさととの兼ね合いで限界があり、ズーム操作を繰り返しながらネットワークを観察する必要がある。初期表示状態からネットワークのある程度の概要を視認できるようにするために、ネットワークの画面配置や描画の手法を検討したい。

さらに、提案手法によって可視化された結果から読み取れる感染リスクの高い歩行者の特徴をもとに、感染症対策を考案したい。さらに人流シミュレーションを用いて、考案した感染症対策の効果を実証したい。

文 献

- [1] N. A. Koshak, "A GIS-Based Spatial-Temporal Visualization of Pedestrian Groups Movement to and from Jamart Area", Proc. of International Conference on Computers in Urban Planning and Urban Management (CUPUM), 2005.
- [2] 山下, 副田, 野田, "人流計測による避難誘導効果の実証的検証", 情報処理学会研究報告, Vol.2009-UBI-24, No. 25, pp. 1-8, 2009.
- [3] M. Imanishi, T. Sano, "Route Choice and Flow Rate in Theatre Evacuation Drills: Analysis of Walking Trajectory Data-Set", Fire Technol, Vol. 55, pp. 569-593, 2019.
- [4] K. Teknomo, G. P. Gerilla, "Pedestrian static trajectory analysis of a hypermarket", Proceedings of the Eastern Asia Society for Transportation Studies, Vol. 7, pp. 220, 2009.
- [5] A. Alia, M. Maree, M. Chraibi, "On the exploitation of GPS-based data for real-time visualisation of pedestrian dynamics in open environments", Behaviour & Information Technology, 2021.
- [6] J. Wang, Z. Wood, M. Worboys, "Conflict in pedestrian networks", Geospatial Data in a Changing World. Springer, Cham, pp. 261-278, 2016.
- [7] G. McArdle, U. Demšare, S. van der Spek, S. McLoone, "Classifying pedestrian movement behaviour from GPS trajectories using visualization and clustering", Annals of GIS, Vol. 20, pp. 85-98, 2014.
- [8] H. Yabushita, T. Itoh, "Summarization and visualization of pedestrian tracking data", 15th International Conference on Information Visualisation, Vol. 13, No. 6, pp. 537-542, 2011.
- [9] L. Wielebski, B. Medynska-Gulij, L. Halik, F. Dickmann, "Time, spatial, and descriptive features of pedestrian tracks on set of visualizations", ISPRS International Journal of Geo-Information, Vol. 9, No. 6, pp. 1-20, 2020.
- [10] 福手, 伊藤, 大西, "人流情報の比較可視化の一手法", 第4回データ工学と情報マネジメントに関するフォーラム (DEIM 2012), 2012.
- [11] J. Shen, "Measuring the impact of mitigation measures on infection risk of covid-19 in Hong Kong since February 2020", Cities, Vol. 114, 2021.
- [12] M. Arimura, T. V. Ha, K. Okumura, T. Asada, "Changes in urban mobility in Sapporo city, Japan due to the Covid-19 emergency declarations", Transportation Research Interdisciplinary Perspectives, Vol. 7, 2020.
- [13] R. Askarizad, H. Jinliao, S. Jafari, "The influence of COVID-19 on the societal mobility of urban spaces", Cities, Vol. 119, No. 6, pp. 377-387, 2021.
- [14] R. Xin, T. Ai, L. Ding, R. Zhu, L. Meng, "Impact of the COVID-19 pandemic on urban human mobility - A multiscale geospatial network analysis using New York bike-sharing data", Cities, Vol. 126, 2022.
- [15] 福間, 土田, 西山, 田中, 工藤, 幸田, 益子, 寺田, 塚本, "スポーツイベントにおける帰宅分散実現のための帰宅行動分析 (1): 定性的分析", エンタテインメントコンピューティングシンポジウム論文集, Vol. 2021, pp. 305-312, 2021.
- [16] 大西, "AI が最適な避難誘導を実現する", 別冊ニュートン ゼロからわかる人工知能仕事編 [増補第2版], pp. 78-87, 2020.
- [17] J. Rocklöv, H. Sjödin, "High population densities catalyse the spread of COVID-19", Journal of Travel Medicine, Vol. 27, No. 3, 2020.
- [18] 日本災害看護学会, "新型コロナ Q & A その 30 - 3", 2021.
- [19] T. Yamashita, T. Okada, I. Noda, "Implementation of simulation environment for exhaustive analysis of huge-scale pedestrian flow", SICE Journal of Control, Measurement, and System Integration, Vol. 6, No. 2, pp. 137-146, 2013.