

# 近接者ネットワークをもとにした感染リスクの高い人流の可視化

森越 彩楓<sup>†</sup> 大西 正輝<sup>††</sup> 伊藤 貴之<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 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

<sup>††</sup> 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: <sup>†</sup>{g1820540,itot}@is.ocha.ac.jp, <sup>††</sup>tonishi@ni.aist.go.jp

**あらまし** 新型コロナウイルスの世界的な感染拡大に伴い、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。このような背景から、人の歩行情報を分析し、歩行状態や歩行パターンを発見する研究が活発化した。その分析手段として可視化を用いた研究が近年多数発表されている。ここで感染防止の観点から、イベント開催時の混雑緩和は特に重要な課題である。中でも「人の近接を減らす」ことの効果は大きい。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。そこで本研究では、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近接状況を可視化するとともに、ネットワークから検出される近接者クラスタの歩行経路から感染リスクの高い歩行パターンを可視化する手法を提案する。具体例として本報告では、イベント会場で計測された実際の人流データに適用し、歩行者の近接を可視化した事例を報告する。

**キーワード** 可視化, 人流, 新型コロナウイルス

## 1 はじめに

新型コロナウイルス感染症(COVID-19)が世界中に広がった2020年以降、マスクの着用や手洗いははじめとした感染症対策という新たな習慣が増えた。またこれらの基本的な感染防止対策に加えて、不要不急の外出禁止や飲食店の営業時間短縮などによって、日常生活や経済活動に大きな制約が生じている。特にスポーツ観戦やコンサート・ライブといった大勢の人が集まるイベントの開催は中止や延期を余儀なくされてきた。それに対して現在では、観客数に上限を設けたり、検温等の実施、大声・飲食の制限、といった感染防止対策を前提として多くのイベントが開催されている。それでも依然として、会場の混雑緩和は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]、マーケティング[3]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[4]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[5]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は大きな意味を持つ。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。

本研究では人流の「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提案する。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。

本報告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[6]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 [7] 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 [8] は同じ歩行経路を6種類の可視化手法で描画し、その比較実験を行なった。実験の結果から、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分析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 [9] 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ごとの流量の時間変化を可視化している。

本手法では、近接してい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 [10] [11] や、感染拡大前後での人の行動パターンの比較 [12] 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。福岡ら [13] は、アンケート結果と、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 [14] 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ことから、密集度の高い状況を回避することは、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必要である [15]。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 可視化システム

本節では本報告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。

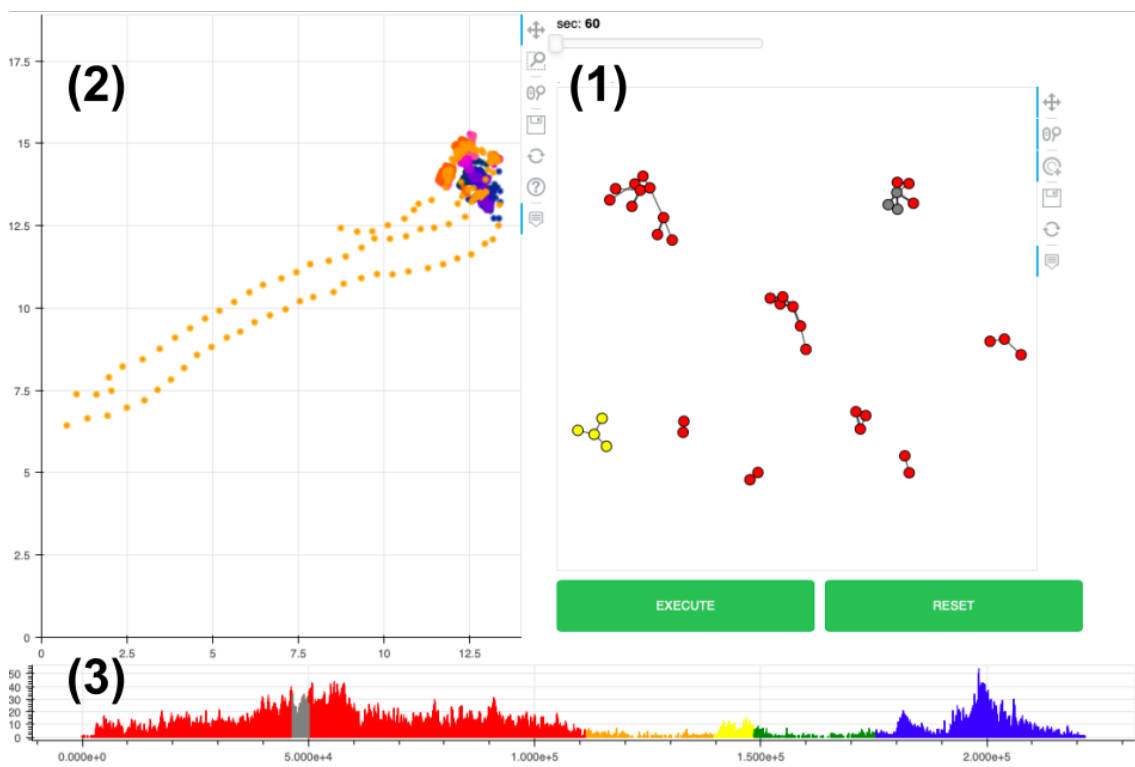


図 1: 可視化システムの全体図

(1) 近接状況を表すネットワーク図。 (2) 選択された歩行者の歩行経路。 (3) 各時間に出現した歩行者数を表す棒グラフ。

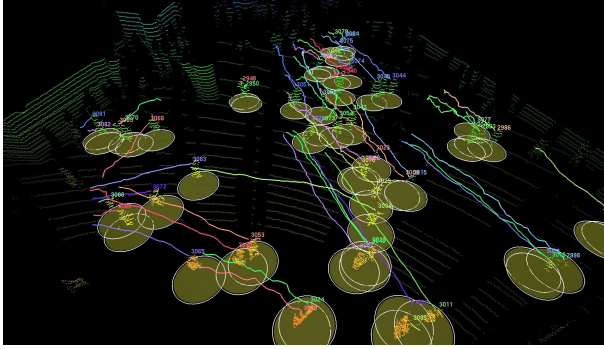


図 2: LiDAR による計測の一例

### 3.1 人流データの取得

本研究で適用する人流データは、レーザ光を用いて対象物までの距離を計測するセンサ (LiDAR) を用いて取得した、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。

### 3.2 近接情報の検出

続いて本手法では、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。そして検出した歩行者ペアについて、識別子と、近接状態の継続時間を記録する。

### 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(1))。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。カーソルをノードに重ねると、そのノードに該当する歩行者の識別子を表示する。また、マウスのホイール操作によりズームイン・ズームアウトができる。さらに、画面左上のスライダーを調整することで近接時間の閾値を変更できる。これにより、エッジ生成の条件を調節しながら近接者のネットワークを観察できる。

### 3.4 感染リスクの高い歩行経路の可視化

本手法では、近接が発生している歩行者群を指定すると、そ

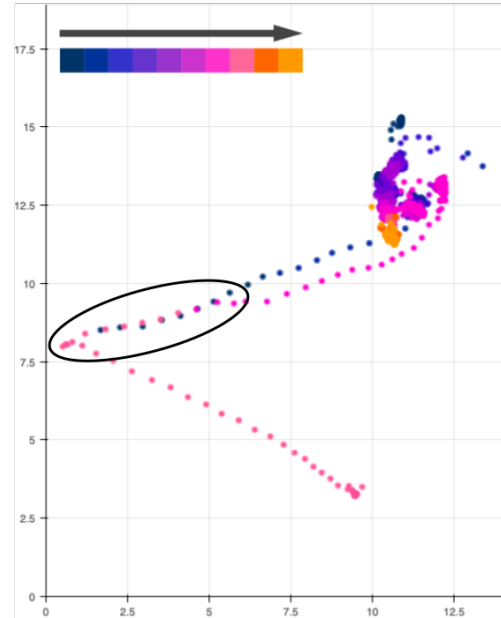


図 3: 経路は似ているが歩行時間が違う例

の歩行経路を描画する (図 1(2))。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。3.3 節で述べた近接状況を表すネットワークから、ノード群を選択することで、歩行経路を描画したい歩行者群を選ぶ。あるいは、ネットワークから近接者クラスタを発見し、各クラスタに属している歩行者群を選択する。これによって、近接が起きた集団の歩行経路を詳細に観察できる。

歩行座標を表す点にカーソルを重ねると、歩行者の識別子や時刻、座標など詳細な情報が表示される。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。これによって例えば、図 3 で示しているような経路は、経路自体は似ているが時間帯が異なる、といった状況を理解できる。

### 3.5 各時間に観察される歩行者数の可視化

さらに本手法では、図 1(3) 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(1) 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

新型コロナウイルス感染拡大後にサッカー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。計測時の会場では、観客数に上限がかけられていた。撮影領域は  $x$  軸方向に 14 メートル、 $y$  軸方向に 19 メートルの長方形であった。撮影時間は試合開

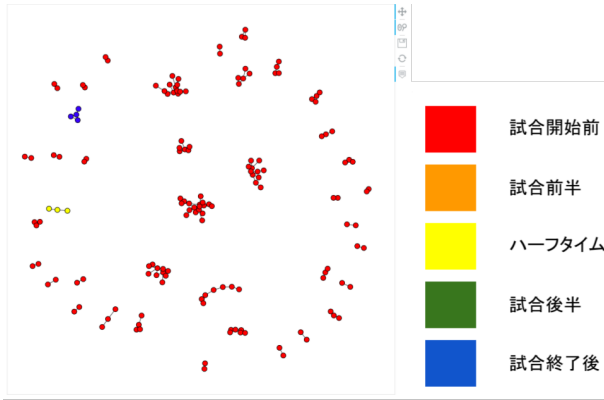


図 4: (左) 近接状況の可視化 (右) 時間と色の関係



図 5: 各時間の歩行者数

始前から終了後までの約 6 時間で、合計 1 万人を超える歩行情報を取得した。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 の歩行者として数えられている。

本節にて示す例では、感染者との 1~2 分間の接触で感染した例が報告されている [16] ことから、近接検出の閾値を 60 秒とし、60 秒以上にわたる近接の発生を検出した。今回使用した人流データでは 60 秒以上の近接は 156 人で起きていた、そのうち最長近接時間は 429 秒であり、濃厚接触者の定義である 15 分以上の近接は見られなかった。なお、この撮影領域においての 60 秒以上の近接は滞留の発生を意味する可能性が高いと考えられる。

#### 4.2 観察結果

この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(左) に示す。ノードの色は、歩行者が出現した時間によって 5 つに分けられている。この色分けは図 4(右) に示す通り、サッカーの試合時間に関係している。色分けの結果として可視化結果には赤色のノードが多く見られるが、これは試合開始前に近接の多くが発生していたことを示している。

各時間帯の歩行者数を図 5 に示す。試合開始前 (赤色) と試合終了後 (青色) の時間帯に歩行者数が多いことが確認できる。しかし試合終了後の時間帯にて、近接の発生は多くなかった。このことから、試合終了後に観客の多くは速やかに帰宅していると推測される。

続いてネットワークから発見した特徴的なクラスタについて分析する。図 6 は複数人が関係している大きなクラスタの 1 つである。このクラスタでは 2 つの小さな集団が 2 つのノード ①② の接続によって大きな集団になっている。この 2 つの集団に属している歩行者 9 人の歩行経路を描画した結果を図 6(右) に示す。この可視化結果から、実際に①と②の近接によって 2 つの集団が繋がっていることが確認できる。

多数の人物を含むクラスタは複数の集団で構成されている場

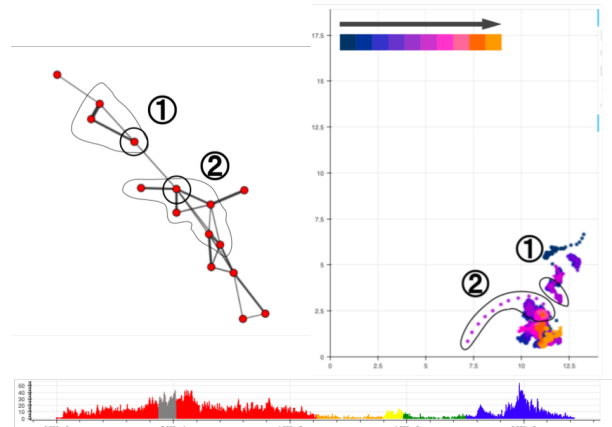


図 6: (左) 特徴的なクラスタ (右) その歩行経路

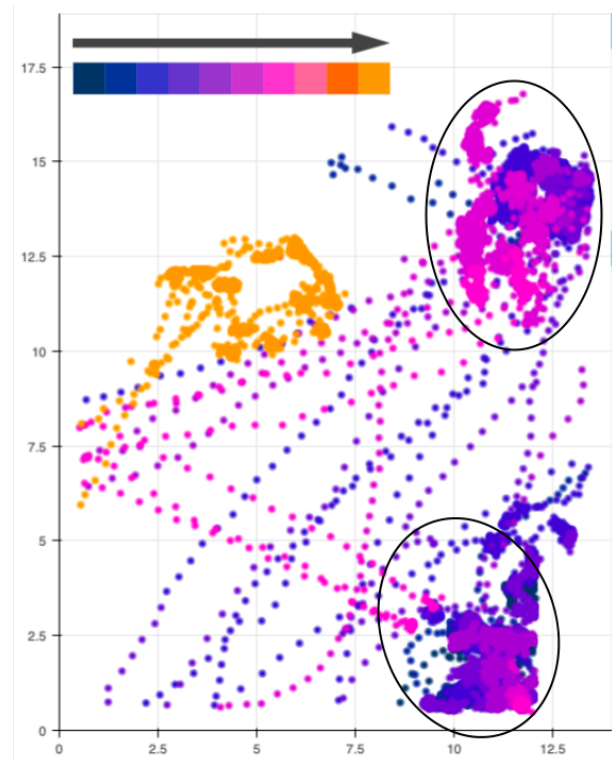


図 7: 大きなクラスタに属する歩行者の歩行経路

合がある。これは意図せぬ接近が発生していることを意味する。このようなクラスタ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る。このことから、感染症対策を徹底し、滞留の抑制によって大きなクラスタの発生を防ぐことが重要である。

大きなクラスタの特徴を発見するために、5 人以上を含むクラスタの歩行経路を全て可視化した結果を、図 7 に示す。この可視化結果から、2ヶ所の地点で多くの近接が発生していることが読み取れる。この 2 地点は座ることが可能な空間であり、人が集まりやすいことがわかっている。以上の結果から、提案手法によって、近接による感染の可能性がある人物クラスタの可視化、さらには近接が起きている歩行経路の時間・場所を読み取れる可視化を実現していることを確認できた。

実行例で使用した人流データには1万人を超える歩行者の経路が記録されている。図8は実行例で使用したデータの中から、全ての歩行者の移動経路を描画した結果である。1万人を超える歩行者の経路が互いに絡み合う形で描画されているため、感染に関係のある経路情報を読み取ることは難しい。一方で提案手法では、近接している歩行者のみに焦点を当てて可視化した結果、1万人を超える歩行者情報の中から近接が発生していた156人のみに絞って可視化することができた。これによって、感染症対策の観点から人流データ中の重要な歩行経路群に着目し、感染に直結する特徴的な経路を明瞭に可視化することができた。さらに、3つの可視化手法を組み合わせることで、感染リスクの高い歩行経路について時空間どちらの特徴も観察できた。

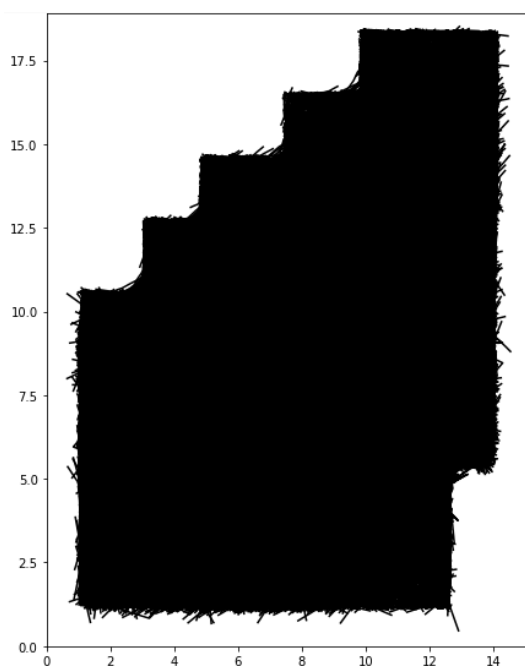


図 8: 全ての歩行者の移動経路

## 5 まとめと今後の課題

本報告では、感染防止策の有効性を高めるために人流の「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。

今後の課題は以下の通りである。

- より大規模な人流データでの実験
- 可視化画面の視認性向上
- 感染症対策を考案し、人流シミュレーションを用いてその

の評価を行う

本報告の実行例ではサッカーの試合1回分、約6時間のデータを使用しているが、同じ場所で複数の日程にわたって計測した人流データを適用することで、例えば天候や曜日にともなう

歩行経路の変化や、感染者数ごとの近接の発生状況の比較などが可能になると考えられる。また現状の実装では、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] 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.
- [4] 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.
- [5] J. Wang, Z. Wood, M. Worboys, "Conflict in pedestrian networks", Geospatial Data in a Changing World. Springer, Cham, pp. 261-278, 2016.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] L. Wielebski, B. Medyńska-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.
- [9] 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.
- [10] J. Shen, "Measuring the impact of mitigation measures on infection risk of covid-19 in Hong Kong since February 2020", Cities, Vol. 114, 2021.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 福岡, 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.
- [14] 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.
- [15] J. Rocklöv, H. Sjödin, "High population densities catalyse the spread of COVID-19", Journal of Travel Medicine, Vol.

27, No. 3, 2020.

- [16] 日本災害看護学会, “新型コロナ Q & A その 30 - 3”, 2021.