

コロナ禍における近接者ネットワークをもとにした人流の可視化

森越彩楓¹⁾(非会員) 大西正輝²⁾(非会員) 伊藤貴之¹⁾(正会員)

1) お茶の水女子大学 2) 産業技術総合研究所

People Flow Visualization based on Proximity Network during the COVID-19 pandemic

Sayaka Morikoshi¹⁾ Masaki Onishi²⁾ Takayuki Itoh¹⁾

1) Ochanomizu University

2) National Institute of Advanced Industrial Science and Technology

{g1820540, itot}@is.ocha.ac.jp

onishi-masaki@aist.go.jp

概要

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。その分析手法として可視化を用いた研究が近年多数発表されている。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。そこで本論文では、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とともに、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可視化する手法を提案する。具体例として提案手法をスタジアム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。

Abstract

The global spread of COVID-19 has highlighted the importance of avoiding the Three Cs (closed spaces, crowded places, and close contacts) to reduce the risk of infection. As a result, research on analyzing human flow to recognize walking states and patterns has gained traction. Visualizing people flow has been used in several studies as a means of analysis. From the perspective of infection prevention, reducing congestion during events is a crucial issue. Furthermore, decreasing the proximity between individuals is particularly effective. However, there are few and far between the visualization of human flow based on proximity methods. In this study, we propose a method for visualizing proximity status through the creation of a network formed by connecting pedestrians in proximity. We aim to visualize walking patterns with a high risk of infection by analyzing the walking paths of proximity clusters detected from the network. Additionally, we present a case study of the application of the proposed method for visualizing pedestrian proximity using real-world human flow data collected at an event site.

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を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。これまで、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行うことで多くのイベントが開催されてきた。最近では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つつある。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法として、人の歩行情報の分析と可視化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が、これまでの人流の可視化の研究において、人の近接にもとづいた手法は少ない。

本論文では人流の「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、感染リスクのある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 つの情報で 1 つの可視化画面を構成している。

- 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グループ*¹ 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。

本論文では、提案手法を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。なお本論文は著者らによる口頭発表論文 [6] を拡張したものであり、具体的には 5 節に示す時期ごとの可視化結果の比較を追加している。

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 Mc Ardle 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。1 万人を超える歩行者の経路情報 (4 節にて後述) をそのまま描画した例を図 1 (a) に示す。この描画例では線が

*¹ ネットワーク中で密接に連結されたノード群を本論文ではグループと称する。クラスタと称することもあるが、感染者集団を意味するクラスタと区別するために、本論文ではグループと称することにする。

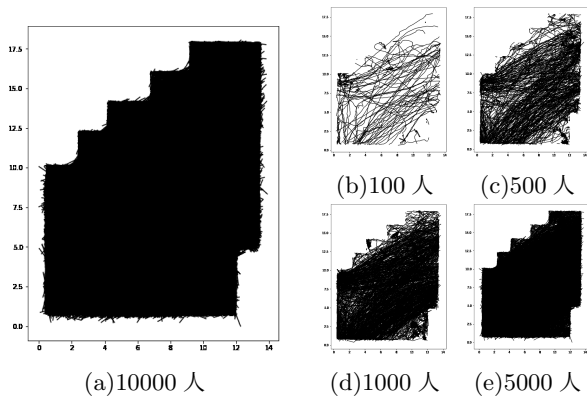


図 1: 一万人の歩行経路をそのまま描画した結果.

複雑に絡まりあっており、経路の特徴を発見することは困難である。一方で、図 1 (b)~(e) が表す 4 つの歩行経路は、1 万人の歩行者のうちランダムに 100 人、500 人、1000 人、5000 人を選択しその歩行経路を描画した結果である。このように、描く経路の本数を減らすことで、各経路を視認すること自体は可能になる。しかし、ランダムに描く経路の本数を減らすだけでは、感染に関係のある特徴を明確に表示できるとは限らない。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、特徴的な経路のみ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。この手法は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結論づけている。複数の可視化手法を併用した手法の例として Fukute 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 という手法を用い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、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 [11][12] や、感染拡大前後における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。

ソーシャルディスタンスは COVID-19 の拡散を遅らせる効果的な感染対策である [15]。このことから、Mahdi らは監視カメラで取得された画像データからリアルタイムにソーシャルディスタンスの違反を検知するシステムを開発した [16]。また大西ら [17] 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。そのため、感染症の蔓延を抑制するためには、人々の接触の機会を抑え、密集度の高い状況を回避することが効果的である [18]。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。提案手法は「近接状況を可視化することで、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は異なる。

3 可視化システム

本論文で提案する可視化システムの全体図を図 2 に示す。提案システムではまず、図 2 (a) に示すように、入力データ中の歩行者間の近接関係をネットワークで表現する。このネットワークを観察することで、計測場所においてどのように近接が生じているかを理解できる。このネットワーク表示への対話操作により 1 人または複数の歩行者を選択すると、図 2 (b) に示すように、選択された歩行者の経路を表示する。この経路表示から、歩行者の行動パターンを推察することができる。さらに図 2 (c) に示すように、歩行者数の時間別集計を観察することで、歩行者の行動パターンの時間変化を考察することができる。

本節では以下、提案システムの処理手順を説明する。

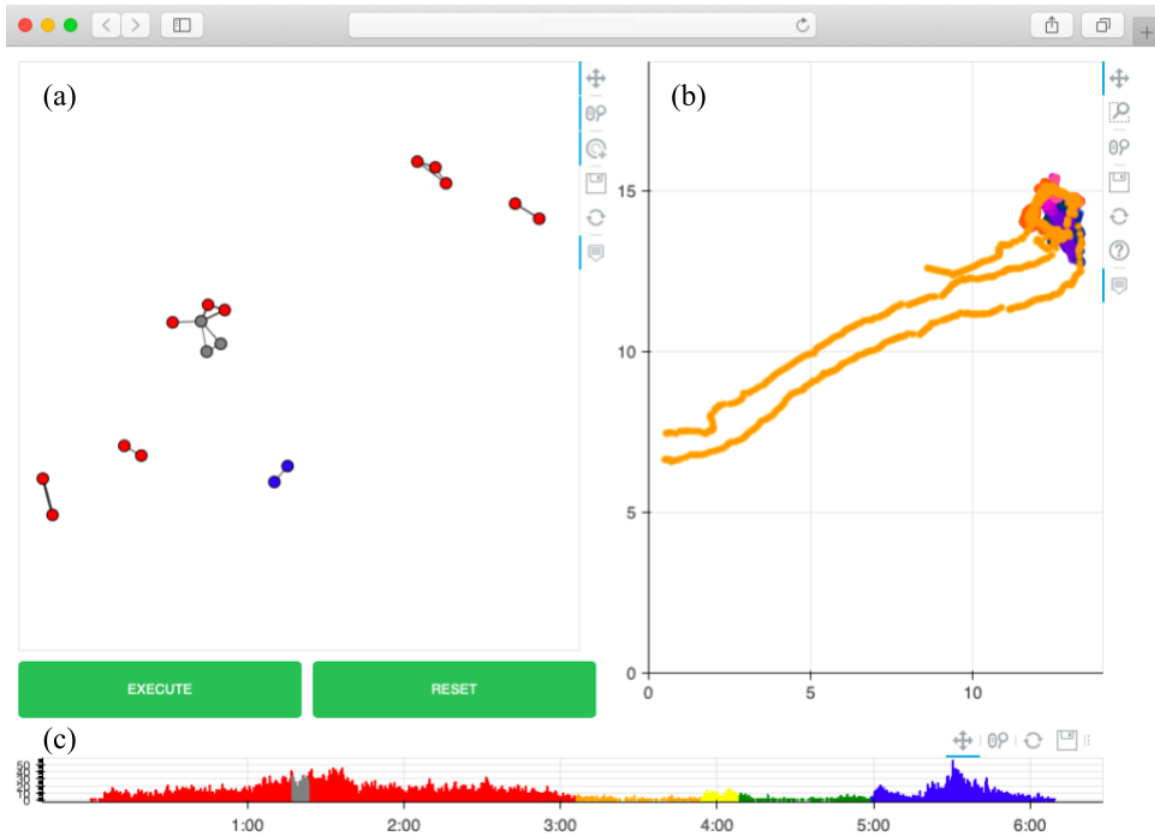


図 2: 可視化システムの全体図

(a) 近接状況を表すネットワーク. (b) 選択された歩行者の歩行経路. (c) 歩行者の時間分布を表す棒グラフ.

3.1 人流データの取得

本研究で使用する人流データは、レーザ光を用いて対象物までの距離を3次元で計測するセンサ (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。ここで用いる識別子は抽出順に機械的に付与された番号である。図3にLiDARに

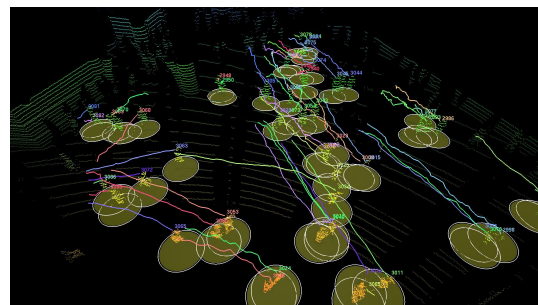


図 3: LiDAR による計測の一例。

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。近接を歩行者間の距離が l メートルより近い状態とし、さらに近接時間の閾値 s を決め、近接が s 秒以上続いていた歩行者を抽出の対象とする。この時 l, s は感染症対策に有効な数字を選択す

る。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、本手法では図 2 (a) に示すように、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。このネットワークでは、検出条件を満たす近接のうち計測中に見られたものを全て対象とし、近接状態にあった歩行者に対応するノードを全て表示している。このとき、合計接近時間をエッジの太さ、歩行者が出現していた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。マウス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・ズームアウトが可能である。

3.4 歩行経路の可視化

感染リスクがある歩行経路のみを可視化するために、本手法では図 2 (b) に示すように、近接が発生している歩行者群を指定し、その歩行経路を描画する。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。本手法の具体的な使用方法は、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グループを発見し、各グループに属している歩行者群を選択することを想定している。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マウスを重ねると、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、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 歩行者数の可視化

さらに本手法では、図 2 (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 2 (a) と同様の色を与える。また、図 2 (a) で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

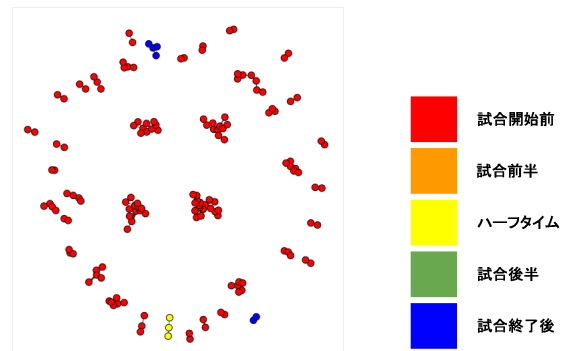


図 4: (a) 近接状況の可視化. (b) 時間と色の対応.

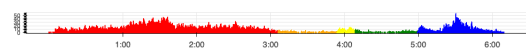


図 5: 歩行者数の分布.

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 1日分の計測データを用いた実行例

4.1 計測データ

本節では、新型コロナウイルス感染拡大後に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示す。この計測日には緊急事態宣言などは発令されていなかったが、感染者数が増加傾向にある時期であった。また計測時の会場では、観客数に上限がかけられていた。計測領域は 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る。計測時間は試合開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。ただし歩行者は計測範囲外に出た時点で識別できなくなってしまうため、同一の歩行者が 2 回計測されると別の ID の歩行者として数えられている。

4.2 可視化結果

コロナ禍において厚生労働省がソーシャルディスタンスの目安を 2 メートルとしていることから、近接を 2 メートルより近い状態 ($l = 2$) と定義した。また、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 [19] ことから、近接検出の閾値を 60 秒 ($s = 60$) とした。4.1 節で述べたデータから検出された近接情報をもとに、近接者ネットワークを描画した (図 4 (a))。1 万人のうち、抽出条件を満たしていた 156 人のみがノードとしてネットワーク中に出現した。

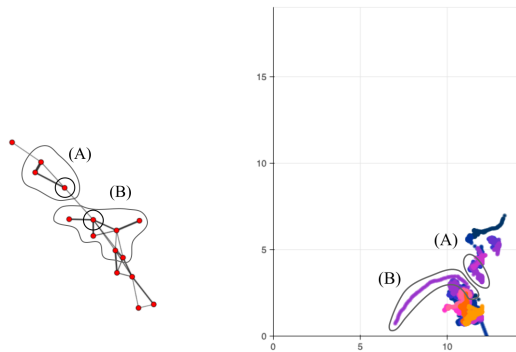


図 6: (a) 特徴的なグループ. (b) その歩行経路.

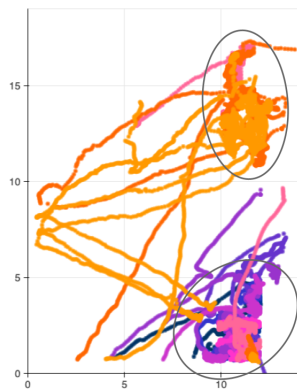


図 7: 大きなグループに属する歩行者の歩行経路.

ノードの色は、歩行者が出現した時刻によって5つに分けられている。この色分けは図4(b)に示す通り、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おいて、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グループについて分析する。図6(a)は複数人が関係している大きなグループの1つである。このグループでは2つの小さなサブグループが2つのノード(A)、(B)の接近によって接続され、大きなグループを形成している。この2つのサブグループに属している歩行者10人の歩行経路を描画した結果を図6(b)に示す。この可視化結果から、実際に(A)と(B)の近接によって2つのサブグループが繋がっていることが確認できる。

多数の人物を含むグループは複数のサブグループで構成されている場合がある。これは意図せぬ接近が発生していることを意味する。このようなグループ内にて感染者がいた場合には、異なるサブグループ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グループの発生を防ぐことが重要である。

大きなグループの特徴を発見するために、5人以上を含むグループ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、人が集まりやすい場所である。以上の結果から、提案手法によって、近接が起きている人物グループの可視化、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。

5 時期ごとの計測データに対する可視化結果の比較

5.1 計測データ

4節と同様に、スタジアムのコンコースの一部において、試合開始前から終了後までの約6時間の計測で得られた人流データを使用する。感染拡大前後での近接状態の増減を比較するために、感染発生前の2019年、感染の拡大で中止されていた有観客の試合が再開された感染拡大後の2020年、感染は収束していないが感染拡大前の日常を取り戻しつつある感染定常状態の2021年の歩行情報を可視化する。それぞれの状況において3試合ずつを選択し、2019年に計測したデータを(1)~(3)、2020年のデータを(4)~(6)、2021年のデータを(7)~(9)と称する。

5.2 可視化結果

計測データ(1)~(9)から得られた特徴を表1に示す。検出する近接の条件は4節と同じ数字を用いた。さらに、それぞれ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8に表す。なお図8の上段左から下段右の順に計測データ(1)~(9)のネットワークである。

ノードの色は4節と同様に試合時間を基準に5色で塗り分けた。可視化結果には、感染発生前・感染拡大後・

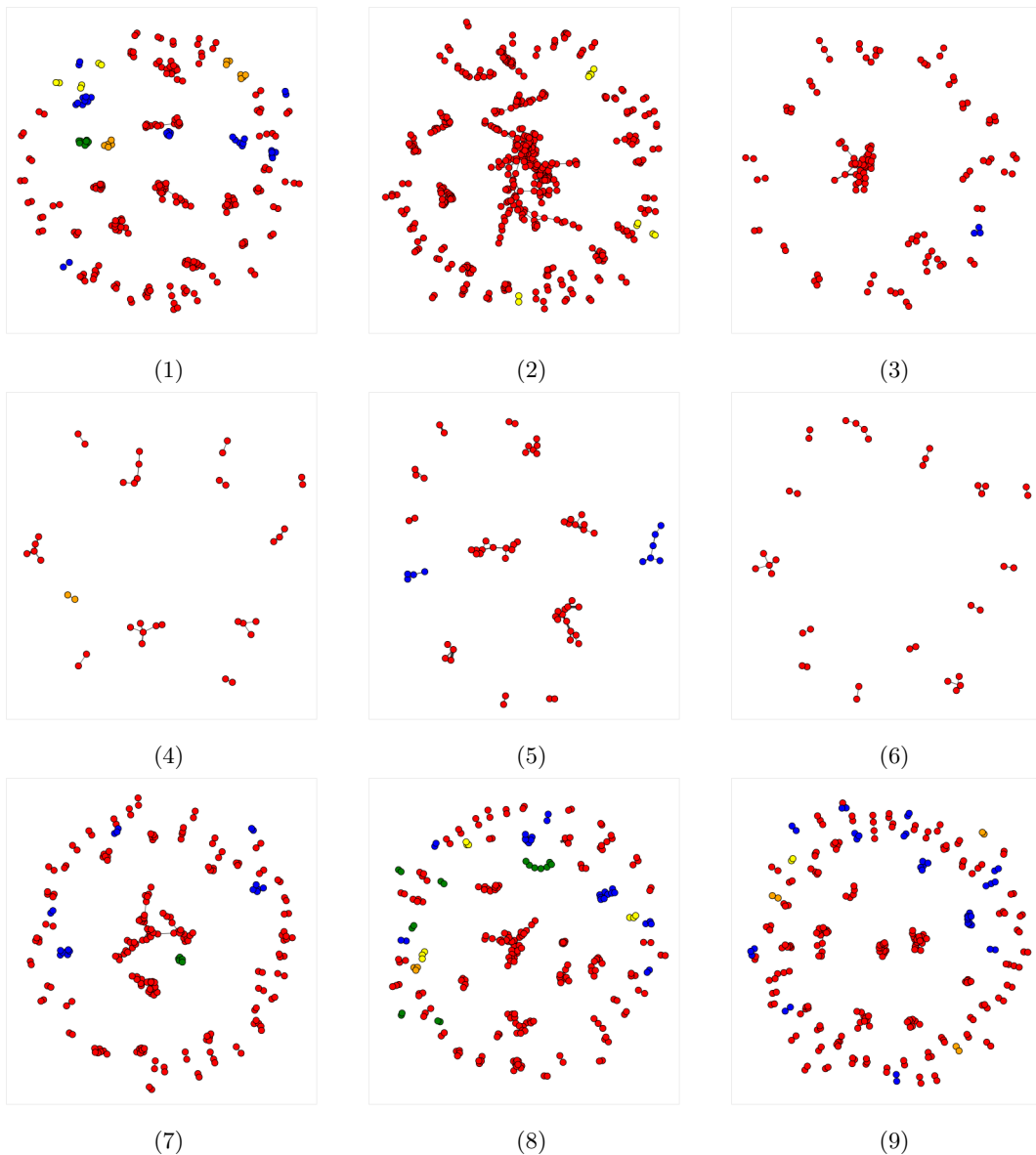


図 8: 感染発生前 (1)~(3), 感染拡大後 (4)~(6), 感染定常状態 (7)~(9) の近接状況の可視化結果。

感染定常状態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。また感染発生前の計測データを示す図 8 (1), (2) および感染定常状態の計測データを示す図 8 (7), (8), (9) から、感染発生前・感染定常状態には試合中の時間帯（オレンジ色・黄色・緑色）にも近接が発生していたことがわかる。それに対して、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、通常コンコースでは食事が販売されているが、感染拡大後は感染症対策のため中止されていたことや、

感染拡大後は純粋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。

感染拡大前後全てのネットワークに、2~3 人のみで構成された小さなグループが多数見られた。このうち図 8 (2) の拡大図である図 9 に含まれる (A) のグループの歩行経路を図 10 (a) に示す。可視化結果から、小さなグループは経路が類似していることが多いため、友人関係にある可能性が高いことがわかった。このようなグループは発生の抑制が難しいことに加えて、感染が起きた場合にでも同行者以外に拡散するリスクが低いため、感染

表 1: 計測データの特徴量.

感染発生前	(1)	(2)	(3)
歩行者数の概算	27000	70000	44000
ノード数	255	469	121
グループ数	56	59	29
最大ノード数	21	184	40
平均ノード数	4.6	7.9	4.2
感染拡大後	(4)	(5)	(6)
歩行者数の概算	3000	4000	4000
ノード数	37	66	37
グループ数	12	13	14
最大ノード数	6	13	5
平均ノード数	3.1	5.1	2.6
感染定常状態	(7)	(8)	(9)
歩行者数の概算	48000	59000	92000
ノード数	224	259	268
グループ数	54	61	79
最大ノード数	50	37	19
平均ノード数	4.1	4.2	3.4

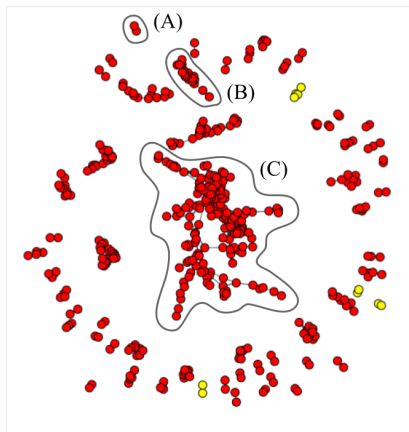


図 9: 図 8 (2) を拡大したネットワーク.

症対策の観点では重要な近接ではないと考えられる.

また、感染発生前の 2019 年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。大きなグループの歩行経路の例として、図 9 の (B) に関係している歩行者群の歩行経路を図 10 (b) に示す。このグループでは近接の発生がある一地点に限られており、さらにその地点までの経路にいくつかのパターンが

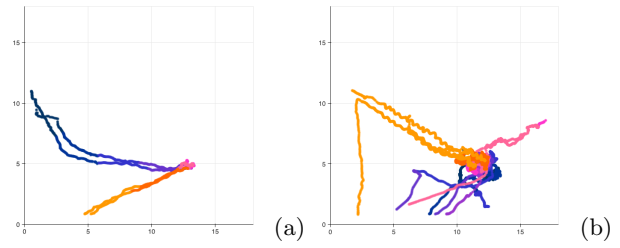


図 9 (A) の経路. 図 9 (B) の経路.

図 10: 図 9 に含まれるグループの歩行経路.

あることがわかった。このことから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とがわかる。さらに図 9 の (C) は、100 人以上が関係している巨大なグループであった。4 節でも述べたように、大きなグループでは無意識の感染が発生する可能性が高まるため、感染症対策によってその形成を防ぐことが必要である。一方で感染拡大後には、このような大規模なグループは発生していなかった。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意識していることが要因と考えられる。さらに、感染発生前に近い歩行者数を記録した感染定常状態のネットワークでは、大きなグループは見られるが、その規模は感染発生前と比較すると小さい。さまざまな感染症対策が緩和されて、コロナ前の日常を少しずつ取り戻しつつある感染定常状態でも、人との距離を確保しようという意識が残っていることが確認できた。

6 まとめと今後の課題

感染防止策の有効性を検証することを目的として本論文では、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を検出し、その経路を可視化するため、感染に直結する重要な歩行経路群に焦点を絞って、特徴の観察を行うことができる。さらに 3 つの可視化機能を統合した単一のウィンドウを構築し、それぞれの結果で表示される特徴を相関づけているため、時間・空間両方の特徴を容易に発見できる。

今後の課題は以下の通りである。

- 描画手法とインタラクションの改善

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。そこでネットワーク表示に関するインタラクションの改善が課題としてあげられる。

● ノードの配置への時間情報の反映

現在の実装で採用しているネットワークの可視化手法は、エッジで連結されたノード同士を近くに配置することでグループの視認性の向上を目的とした手法であり、画面上の各ノードの位置自体に意味があるものではない。近接者ネットワークの配置に位置情報を反映させることができれば、近接と位置の関係を同時に表現できる。しかし、本手法で抽出されるネットワークは長時間にわたる計測での全ての近接状況を表示することを目的としている上に、近接は特定の場所で集中的に生じている。そのため、歩行者の位置情報にあわせてネットワークの各ノードを配置すると、異なる時間に発生した近接によるグループが画面上で同一場所に重なることが起こり、視認性のある可視化の実現が困難になる。時間と空間の情報を持つネットワークの可視化は非常に難易度の高い問題であるため、今後の課題とする。

● シミュレーションと可視化の実施

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、感染症対策を考案することを予定している。また、著者らによる口頭発表論文 [6] で、本手法がシミュレーションデータにも適用可能であることを確認した。そこで考案した感染症対策の効果を実証する実験として、人流シミュレーションを用いて感染症対策を施す前後での人流の比較を行うことを検討している。

参考文献

- [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] 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.
- [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] 森越, 大西, 伊藤, “コロナ禍における近接者ネットワークをもとにした人流の可視化”, NICOGRAPH 2022, F-1, 2022.
- [7] G. McArdle, U. Demsare, 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 (IV2011), pp. 537–542, 2011.
- [9] 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.
- [10] A. Fukute, T. Itoh, M. Onishi, “A Linked Visualization of Trajectory and Flow Quantity to Support Analysis of People Flow”, 17th International Conference on Information Visualisation (IV2013), pp. 561–567, 2013.
- [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] C. Courtemanche, J. Garuccio, A. Le, J. Pinkston, A. Yelowitz, “Strong Social Distancing Measures In

The United States Reduced The COVID-19 Growth Rate: Study evaluates the impact of social distancing measures on the growth rate of confirmed COVID-19 cases across the United States”, Health affairs, Vol. 39, No. 7, pp. 1237–1246, 2020.

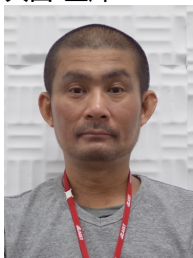
- [16] M. Rezaei, M. Azarmi, ”Deepsocial: Social distancing monitoring and infection risk assessment in covid-19 pandemic.” Applied Sciences, Vol. 10, No. 21, 2020.
- [17] 大西, “AI が最適な避難誘導を実現する”, 別冊ニュートン ゼロからわかる人工知能仕事編 [増補第 2 版], pp. 78–87, 2020.
- [18] J. Rocklöv, H. Sjödin, “High population densities catalyse the spread of COVID-19”, Journal of Travel Medicine, Vol. 27, No. 3, 2020.
- [19] 日本災害看護学会, “新型コロナ Q & A その 30 - 3”, 2021.

森越 彩楓



2022 年お茶の水女子大学理学部情報科学科卒業。現在お茶の水女子大学大学院人間文化創成科学研究科理学専攻博士前期課程在学中。

大西 正輝



2002 年大阪府立大学大学院博士後期課程修了。同年理化学研究所バイオ・ミメティックコントロール研究センター研究員。2006 年産業技術総合研究所情報技術研究部門研究員，現在同研究所人工知能研究センター社会知能研究チーム長。博士 (工学)。人の流れの計測とシミュレーションに関する研究に従事。

伊藤 貴之



1992 年早稲田大学大学院理工学研究科電気工学専攻修士課程修了，日本アイ・ビー・エム (株) 東京基礎研究所研究員。1997 年博士 (工学)。2005 年お茶の水女子大学理学部情報科学科助教授。2011 年同大学教授。2017 年まで同大学シミュレーション科学教育研究センター長兼任。2019 年から同大学文理融合 AI・データサイエンスセンター長兼任。情報可視化，マルチメディア，インタラクションなどの研究に従事。