

近接者ネットワークをもとにした人流可視化システムの提案

森越 彩楓* 大西 正輝† 伊藤 貴之‡

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。このような状況下で、大規模イベントを安全に開催するためには混雑の緩和が重要な課題である。そこで近年、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ている。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。一方で人の流れの可視化では、歩行者の数が増えると経路の視認性が低下するという問題が知られている。そこで本研究では感染リスクが高い人流の特徴である「人の近接」に着目し、経路描画が必要な歩行者群を抽出することでこの問題に取り組んだ。さらに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、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ー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。

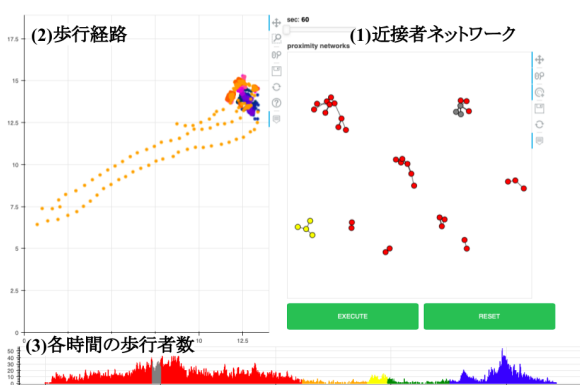


図 1: 可視化システムの全体図

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、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は、観客数に上限を設けたり、大声・飲食の制限を行ったりと感染症対策を行うことで開催されてきた。中でも、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。

一方で大規模イベントのような多くの観客が集まる会場では、歩行経路をそのまま描画すると線が重

なりあい、視認性が低下することが知られている。図 2 は分析例で使用する 1 万人を超える歩行者データに含まれる全経路の描画結果である。ここから感染に関係のある特徴を発見することは困難である。

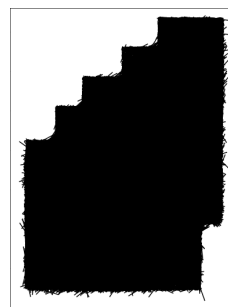


図 2: 分析例で使用する歩行データの全経路

大西 [2] は、感染症拡大前後で混雑の発生状況を、歩行者の距離がソーシャルディスタンスの推奨値である 2m より近い状態にある歩行者の数で比較した。感染は感染者との接近によって起きるため、歩行者間の距離が 2m 以内の近接状態は、感染リスクが高い。

Wielebski ら [1] 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。

そこで本研究では、近接状態を 3つの可視化手法を組み合わせて可視化することで、感染リスクの高い歩行経路の特徴を可視化するシステムを提案する。

2 可視化システム

本章では図 1 で示す 3つの可視化手法を組み合わせた可視化システムに関して述べる。

Copyright is held by the author(s). This paper is non-refereed and non-archival. Hence it may later appear in any journals, conferences, symposia, etc.

* お茶の水女子大学

† 産業技術総合研究所

‡ お茶の水女子大学

2.1 近接者ネットワーク

近接の発生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)). 今回、近接状態の定義を歩行者間の距離が2m以下の状態が60秒以上続いた場合とした。

2.2 歩行経路

図1(2)は、2.1節で述べた近接者ネットワークから、ノード群を選択することで、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。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。

2.3 各時間の歩行者数

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。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。

3 分析例

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、近接状況の可視化結果を以下に示す。計測時の会場では、観客数に上限が設けられていた。撮影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。まずは人流データから得られた近接情報をもとに、ネットワークを可視化する(図3)。

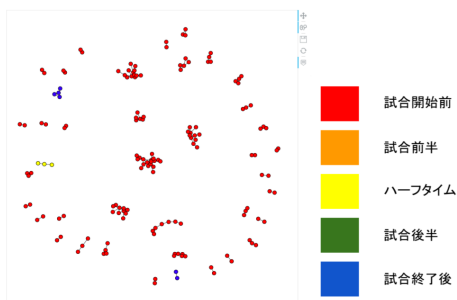


図3: 近接者ネットワーク

ノードの色は、サッカーの試合時間に沿って5つに分けられている。色分けの結果として赤色のノードが多いが、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。

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した。図4(左)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

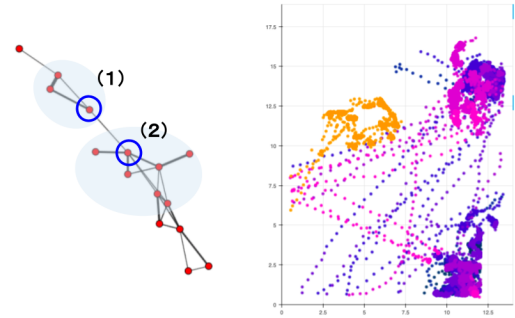


図4: (左) 特徴的なクラスタ
(右) 大きなクラスタの歩行経路

は2つの小さな集団が2つのノード(1)(2)の接続によって大きな集団になっている。

このような複数の集団の接近によってできた大きなクラスタは、意図せぬ接近がもたらす感染経路不明の感染につながる可能性がある。よって大きなクラスタはより感染リスクが高いと考え、そ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図4(右)。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。実際、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。

4 まとめ

本研究では、人流の「近接状態」に着目し、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。この手法は、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を対象とすることから、感染に直結する重要な歩行経路群に焦点を絞ってその特徴の発見を容易にする。分析例では1万人を超える歩行者のうち、近接状態に着目することで156人のみを抽出し、さらに3つの可視化画面によって試合開始前の時間帯に2つの地点で多くの近接が発生していたことを発見した。今後の課題として、(1)より大規模な人流データでの実験、(2)可視化画面の視認性向上、(3)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評価を行うことを考えている。

参考文献

- [1] L. Wielebski et al. Time, spatial, and descriptive features of pedestrian tracks on set of visualizations. In *International Journal of Geo-Information*, pp. 1–20, 2020.
- [2] 大西 正輝. 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. ニュートンプレス, 2020.