大学病院の集中治療室における医療スタッフの動線分析

三田村和喜*・沖拓弥・仙頭佳起***・里見拓哉****・野坂宜之***・野口綾子***・海塩渉****・若林健二*****

Traffic Flow Analysis of Medical Staffs in the Intensive Care Unit of a University Hospital

Kazuki MITAMURA*, Takuya OKI**, Yoshiki SENTO***, Takuya SATOMI****, Nobuyuki NOSAKA***, Ayako NOGUCHI***, Wataru UMISHIO****, Kenji WAKABAYASHI***

Abstract: This study focuses on addressing congestion and traffic line issues in hospital intensive care units (ICUs) by analyzing the movement trajectories of medical staff. Previously, we collected 24 hours of 2D point cloud data using 18 small laser scanners at T University Hospital. We then developed a method from this data to extract individual movement trajectories for each scanner using a fine-tuned YOLO v8 object detection model in conjunction with a Kalman filter. However, because the scanning areas of the individual scanners overlapped, the same person was detected by multiple scanners simultaneously, resulting in duplicate trajectory data. To address this issue, this study aims to use the trajectory data from all scanners to reconstruct continuous movement paths across the ICU space. Analyzing these unified trajectories, we analyze the actual conditions of traffic congestion and flow conflicts. The results will offer insights into improving operational efficiency in critical care settings.

Keywords: 動線分析（traffic flow analysis），レーザスキャナ（laser scanner），コンピュータビジョン（computer vision），大学病院（university hospital），集中治療室（intensive care unit）

１．はじめに

病院の集中治療室（ICU）は，大手術後や重篤な状況など濃密な医療とケアを要する患者を収容する場である．多領域にわたる専門性を有する様々な医療スタッフ（医師・歯科医師・看護師・薬剤師・管理栄養士・理学療法士・臨床工学技士など）や機器類が頻度高く出入りするほか，患者のベッドやストレッチャーの往来も多く，人やモノの動線は病院内でも特に複雑である．その結果，至る所で動線の交錯や滞留が発生し，スタッフの業務効率性に影響を及ぼしているとされるが，改善につながる定量的なエビデンスは乏しい．

昨今では，人工知能（AI）をベースとしたコンピュータビジョン技術が普及し，動画から自動抽出した移動軌跡データを用いた研究も盛んに行われ，実用化もなされている．しかし，病院では患者やスタッフのプライバシー保護等の理由により，研究目的で動画を撮影・活用することは容易でない．

これをふまえ筆者らは，T 大学病院の ICU（図 1）を対象に，18 台の小型 2 次元レーザスキャナ（以下，スキャナ）を用いた点群計測を行い（図 2：沖ほか，2024a），計測で得られた点群のうち 24 時間（2023/12/19 午前 3 時～2023/12/20 午前 3 時）分のデータから，スキャナごとにスタッフの移動軌跡を高解像度に抽出する手法を構築した（沖ほか，2024b；三田村ほか，2025）．しかし，複数のスキャナの計測範囲が重複する領域での統合処理や，人

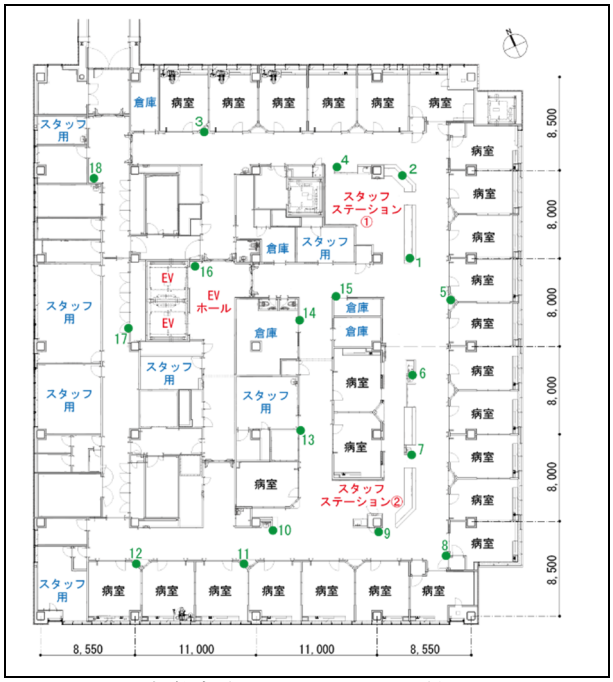


図 1　T 大学病院 ICU の平面図と計測ユニット（●で示す No.1～No.18）の設置位置

*　学生会員　東京科学大学 環境・社会理工学院 建築学系（Institute of Science Tokyo）
〒152-8550　東京都目黒区大岡山 2-12-1-M4-2　E-mail：mitamura.k.d283@m.isct.ac.jp
**　正会員　東京科学大学 環境・社会理工学院 建築学系（Institute of Science Tokyo）
***　非会員　東京科学大学病院（Institute of Science Tokyo Hospital）
****非会員　東京科学大学 環境・社会理工学院 建築学系（Institute of Science Tokyo）

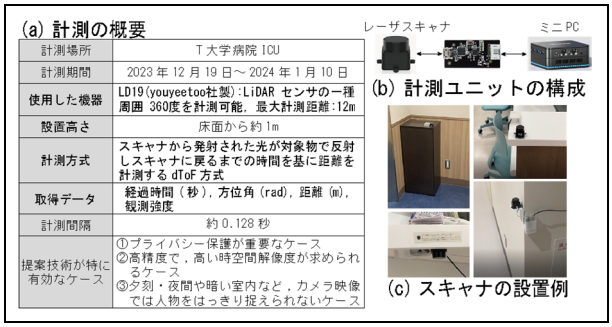


図 2　T 大学病院における計測の概要

物以外のノイズ（扉の開閉など）の処理に課題があった．

そこで本稿では，複数スキャナによる計測データをより正確に統合し，ノイズ処理を行うことで，ICU 全体でスタッフの移動軌跡を生成する．さらに，生成した軌跡データを用いて，ICU におけるスタッフの歩行量を分析するとともに，動線交錯の実態を明らかにする．

2．軌跡データの生成手法

2.1　点群データに基づく人物と軌跡の抽出

計 18 台のスキャナから得られた点群データから，図 3(a)に示す方法でスタッフを抽出・追跡し，スキャナごとの軌跡データを作成した．抽出されたスタッフを表す領域はバウンディングボックス（以下，ボックス）で囲まれ，追跡中は同一 ID が付与される．軌跡の可視化例を見ると，追従やすれ違い等の様子が確認できる（図 3(b)）．

2.2　ノイズの除去

前節の手法により抽出された軌跡データには，短時間に動きの見られた物品や扉などが人物として誤検出されている場合が含まれていた（図 4(a)）．そこで，ノイズの発生箇所のうち，扉など位置が固定の箇所を矩形領域（図 4(b)の赤枠）として指定し，この領域内に一定時間以上とどまり続ける軌跡をノイズとして除外した．

2.3　スキャナ間の位置・時刻合わせ

抽出した軌跡データは，各スキャナの位置を原点とするローカル座標で記録されている．そこで，各スキャナから得られた点群の可視化結果をもとに，Illustrator 上で ICU 図面（図 1）と目視で位置合わせを行うことで，18 台全ての軌跡データをグローバル座標に変換した．

また，スキャナの点群計測間隔は本来約 0.128 秒であるが，スキャナごとに計測間隔に若干のずれが見られた．そこで，図 5 の方法で移動軌跡を線形補間し，0.1 秒間隔の共通の時間フレームに変換した．

さらに，この共通の時間フレームにおいて，スキャナ間で観測時刻にずれが生じていた．これは，各スキャナには独立したミニ PC が接続されているが（図 2），それらは LAN から切り離されており，今回の計測環境ではミニ PC 間の時刻同期が困難であったことが原因と考えられる．そこで，特定の時間帯における時刻のずれを目視

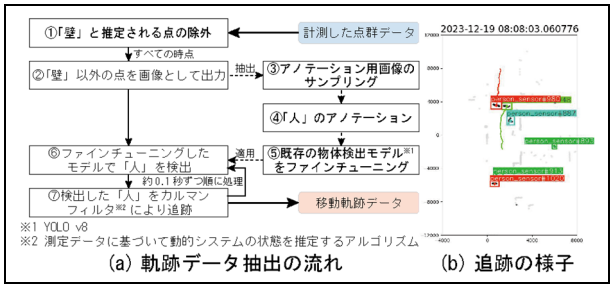


図 3　点群データに基づく軌跡データの抽出

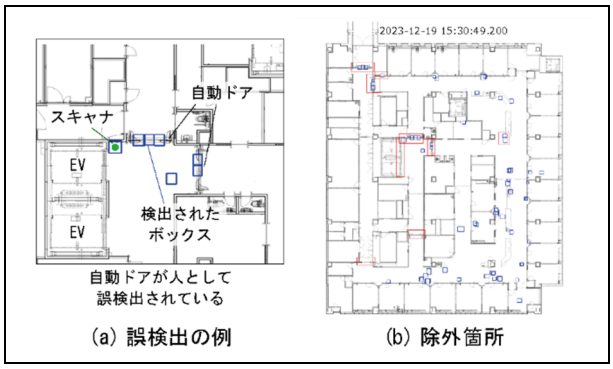


図 4　誤検出の例とノイズ除外箇所

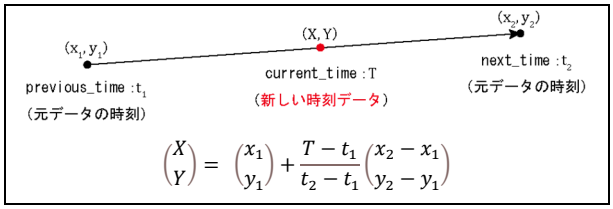


図 5　時間フレームの変換

表 1　スキャナ間の計測時刻のずれ

スキャナ	時刻の遅れ（秒）（スキャナ6を基準）	スキャナ	時刻の遅れ（秒）（スキャナ6を基準）
1	23.5	10	24.9
2	23.5	11	32.4
3	1.1	12	29.6
4	16.5	13	2.9
5	5.8	14	24.7
6	0.0	15	24.7
7	26.5	16	20.2
8	22.2	17	– ※
9	23.1	18	18.1

※スキャナ 17 に関しては，他のスキャナとの検知範囲の重複が確認できなかったため，ここでは計測時刻のずれを評価していない．

により把握し（表 1），ずれが時間帯によらず一定であることを確認した上で，得られた差に基づいて各スキャナの時刻を補正した．

2.4　軌跡の統合手法

スキャナの最大計測距離は 12 m であり，本 ICU における 18 台のスキャナの計測範囲には，互いに重複する領域が存在する．そのため，同一人物が複数のスキャナから検出される場合があるほか，人物がスキャナ間を移動

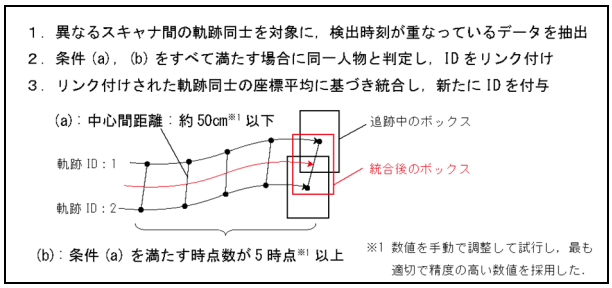


図 6　重複する軌跡の統合方法

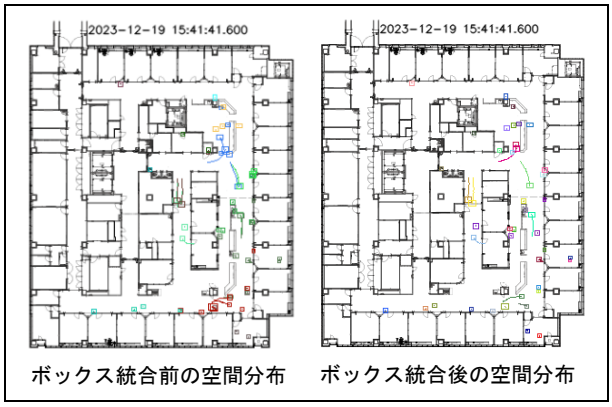


図 7　統合前後の軌跡の比較

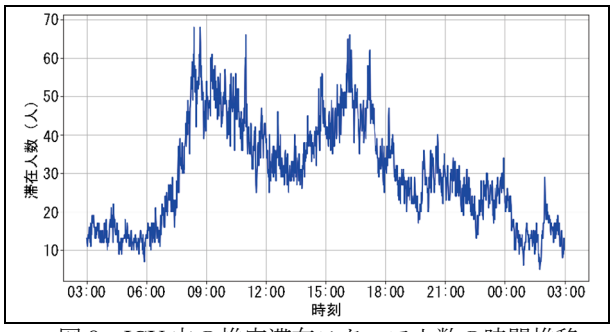


図 8　ICU 内の推定滞在スタッフ人数の時間推移（1 分単位）

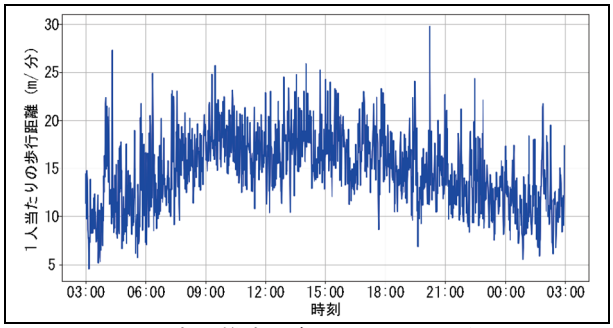


図 9　ICU 内の推定滞在スタッフ 1 人当たりの平均歩行距離の時間推移（1 分単位）

する際に，追跡 ID がスキャナごとに分断されてしまう問題が生じる．そこで，図 6 に示す方法で，個別に抽出された軌跡の統合処理を行った．

統合処理前後の比較例を図 7 に示す．同一人物と推定されるボックスの重複がある程度除外され，統合された軌跡として扱われていることが確認できる．

3．スタッフの動線分析

3.1　歩行量の評価

対象期間内（12/19 午前 3 時～12/20 午前 3 時）に ICU 内に存在するボックス数を 1 分ごとにカウントすることで，ICU 内に滞在するスタッフ人数の時間推移を推定した．病室内やスタッフルームに在室している場合には，スキャナに検出されないため，人数は過小に推定されている可能性がある．それでも，回診や，日勤・夜勤の引継ぎのために，ICU 内のスタッフ（主に看護師）の人数が多くなる朝方と夕方にピークが見られるなど，時間推移の傾向を良好に捉えられている（図 8）．

ここで，前章で生成した統合済みの軌跡をもとに，1 分ごとに ICU 全体の合計歩行距離を算出し，それを 1 分ごとの推定滞在者数（図 8）で除すことで，1 人当たりの平均歩行距離の時間推移を得た（図 9）．これを 24 時間で平均すると，スタッフ 1 人当たりの歩行量は以下のように推定できる．

- 1 人当たり・1 分当たりの移動距離：14.7 m/分
- 1 人当たりの総移動距離（8 時間勤務を想定）：7,039 m
- 1 人当たりの総歩数：11,635 歩（日本人の平均歩幅を 60.5 cm として計算：一般社団法人日本健康ツール開発機構の資料に基づく）

看護師の 1 日の歩行量は，多い人で，8 時間換算で 7,000～9,000 歩とされる（楠田ほか，2016）．また，T 大学病院で別途実施した，10 日間ずつ ICU/HCU リーダーの歩数をカウントしたデータによれば，ICU で平均 7,230 歩，HCU で平均 7,818 歩，一番多いスタッフで 11,625 歩であった．本節の分析では，特定の場所での目的を持った滞留時に生じる微動を除外しておらず，実際には歩いていない場合でもデータ上は軌跡が生成されることで，移動距離が加算される分，歩数がやや多めに推定されていると考えられる．それでも本節の結果は，本研究の手法で抽出した軌跡データが，ICU スタッフの日々の歩行量の把握にも有効であることを示している．従来から用いられている身体活動強度（METs）とは別の観点から労働負荷を測ることで，スタッフの働き方改革を推進する上での指標の一つとなり得る．将来的に個人の移動軌跡を追跡可能となれば，個人単位の時間ごと・日ごとの歩行量が詳細に推定可能になるものと期待される．

3.2　動線の交錯評価

個々の軌跡同士の距離が閾値（ここでは 1 m）以下となった地点を求め，その時点における各軌跡の移動方向ベクトルのなす角度を算出した（図 10(a)）．接近時における相対的な方向の分布傾向をローズダイアグラムで可視化すると（図 10(b)），後方から接近して追い抜く，あるいは，追従するケースが多いことが読み取れる．この傾向は，ICU 内では複数人がまとまって移動することが多い

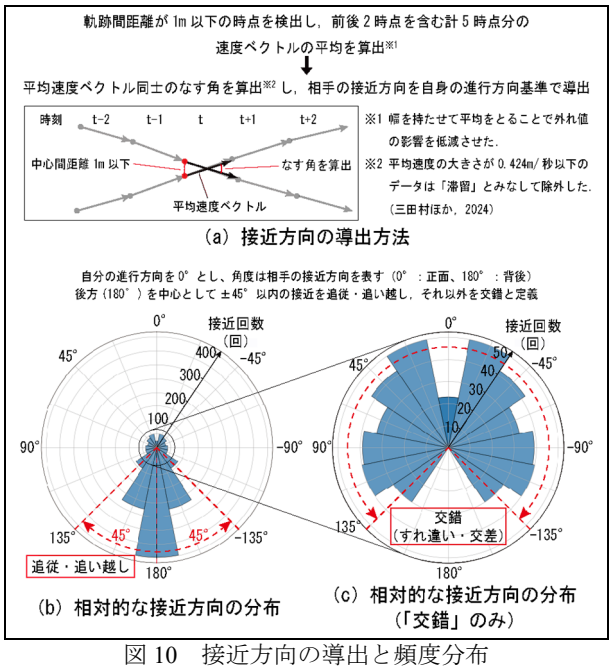


図 10　接近方向の導出と頻度分布

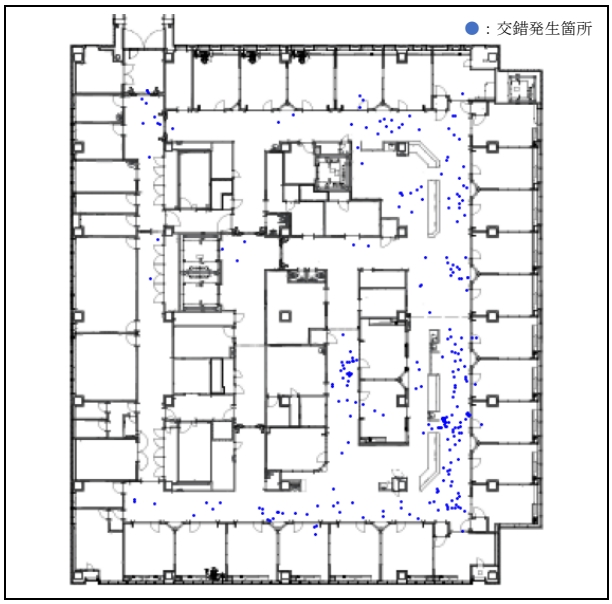


図 11　24 時間における交錯発生箇所の空間分布

ためと推察される．

特に進行方向が大きく異なる場合（閾値：45° ）を「交錯」と定義し，交錯時のみローズダイアグラムを作成した（図 10(c)）．いずれの方向でも一定程度の交錯が存在することが見てとれる．なお，0° 付近のデータが少ない理由として，1m の距離閾値に達する前に，相手との接触を避ける回避行動をとっているためと考えられる．

さらに，24 時間における交錯発生地点をプロットしたところ（図 11），図面上部に位置する病室周辺と比べ，図面下部の病室周辺において交錯が多く発生していることが確認された．また，スタッフステーションの出入り口付近や図面中央の廊下においても交錯が頻繁に発生している様子が見てとれる．

4．まとめと今後の課題・展望

T 大学病院 ICU において，18 台の小型 2 次元レーザスキャナで計測した 2 次元点群データのうち，24 時間分を対象として，スキャナごとにスタッフの検出・追跡を行い，それらを統合することで，ICU 全体における移動軌跡の抽出を行った．そして，得られた軌跡に基づき，ICU 内の歩行量や動線交錯の実態を分析した．

今後は，人物追跡精度の向上が課題である．①追跡中のスタッフが何らかのものに隠れて一時的に検出されなかった場合に，ID が切り替わってしまう場合や，②複数のスタッフがまとまって移動する時に，スキャナの性質上，時点ごとに観測される点群の形状が変化し，同一人物でも連続した ID が付与されない場合が散見された．解決策として，YOLO v8 のファインチューニングに用いた学習データの増加や，人物以外のモノなどを別のクラスタラベルとして学習させることなどが考えられる．

謝辞

本研究の実施にあたり，2023 年度東京工業大学・東京医科歯科大学研究マッチングファンド，および，JSPS 科研費 25K01391 の助成を受けた．また，ICU での計測に快くご協力いただいた T 大学病院のスタッフの皆様に，この場を借りて謝意を表する．

参考文献

一般社団法人日本健康ツール開発機構，きれい健康ネット，https://kirei-kenko.or.jp/walking/stride-average（参照：2025.08.28）

沖拓弥・仙頭佳起・野坂宜之・野口綾子・海塩渉・若林健二（2024a）大学病院の集中治療部におけるレーザスキャナを用いた行動分析の試み．2024 年度人工知能学会全国大会（第 38 回）．

沖拓弥・仙頭佳起・山中理沙・野坂宜之・野口綾子・海塩渉・若林健二（2024b）小型 2 次元レーザスキャナと画像認識技術を用いた時空間解像度の高い歩行軌跡の検出手法：大学病院の集中治療部におけるケーススタディ．第 33 回地理情報システム学会学術研究発表大会，地理情報システム学会講演論文集，33．

楠田将一朗・池田智紀・緒方悠元・小杉和希・榮智徳・森山凌・吉田耕輔（2016）看護師の働き方と健康，1-6，https://www.shiga-med.ac.jp/~hqpreve/kyouiku/socmed_fw/pdf/2016/2016_4.pdf（参照：2025.08.28）

三田村和喜・沖拓弥・仙頭佳起・野坂宜之・野口綾子・海塩渉・若林健二（2025）大学病院の集中治療室における医療スタッフの移動軌跡の抽出手法．2025 年度人工知能学会全国大会（第 39 回）．

Jocher, G., Chaurasia, A., & Qiu, J.（2023）Ultralytics YOLO (Version 8.0.0) [Computer software] . https://github.com/ultralytics/ultralytics.

Tzutalin（2015）LabelImg. https://github.com/tzutalin/labelImg.