

歩行軌跡データを用いたグループ検出における機械学習の可能性検証

竹内友菜・大佛俊泰・金子弘幸

Possibility of Machine Learning in Group Detection

Using Walking Trajectory Data

Tomona TAKEUCHI, Toshihiro OSARAGI and Hiroyuki KANEKO

Abstract: Machine learning has been used as a method of detecting pedestrians who walk together as a group using walking trajectory data. However, the relationships of pedestrians have not been thoroughly considered. In this paper, we first extract features obtained from the spatiotemporal relationships among pedestrians using laser-scanner trajectory data in a hospital. Next, based on the obtained findings, we attempt to extract groups using Support Vector Machine (SVM) and Random Forest, and discuss the possibility of machine learning for accurate pedestrian group detection.

Keywords: レーザセンサ (laser-scanner), グループ検出 (group detection), 歩行軌跡 (walking trajectory), 病院 (hospital), サポートベクターマシン (Support Vector Machine), ランダムフォレスト (Random Forest)

1. はじめに

複数人の歩行軌跡群の中から、行動を共にする歩行者をグループ¹⁾として検出する方法として、機械学習を用いた研究が試みられている(守口ほか, 2013; 山本ほか, 2016). しかし, 同一グループ内の歩行者の時空間的關係から求まる特徴量の重要度や関係性については, 十分に検討されていない.

本稿では, まず, レーザセンサによる行動モニタリングデータ(金子・大佛, 2014)を用いて, グループ検出に有効と考えられる特徴量を抽出し, グループ歩行時における特徴量の特性を分析する. さらに, 得られた知見に基づき, サポートベクターマシン(SVM)²⁾およびランダムフォレスト(Random Forest)²⁾の機械学習を用いたグループ検出を試みる.

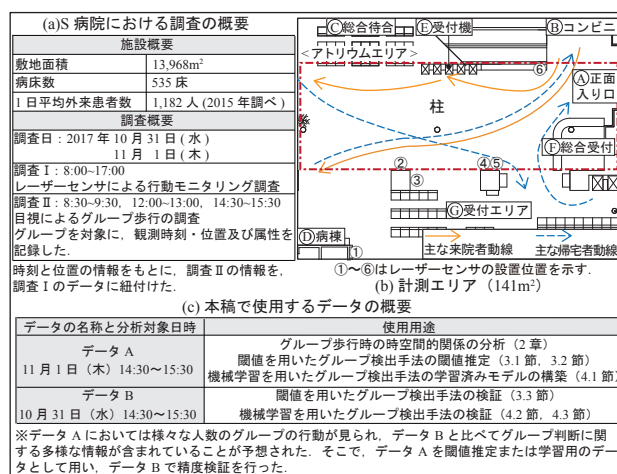


図-1 S 病院におけるグループ歩行調査の概要

2. グループ歩行調査から得られる時空間的關係の分析

2.1 S 病院におけるグループ歩行調査

S 病院の患者・スタッフの主動線が交錯するアトリウムエリア(図-1(b))を対象として, 高精度で歩行軌跡を計測可能なレーザセンサを用いた行動モニタリング調査(調査 I)を実施した. あわせて, 目視によりグループ歩行者を同定する調査(調査 II)を行った(図-1).

2.2 歩行軌跡間の特徴量の定義

時刻・位置情報を用いて調査 I・II を紐付けたデータ A (図 -1(c)) を用いて、歩行者の歩行軌跡間の時空間的関係を把握する。同一グループの歩行者間には、相対的な距離や速度、角度に特殊な関係が潜在していると予想される。また、この関係は、周囲の歩行者密度の影響を受けて変化すると考えられる。そこで、図 -2(a), (b) の時空間的関係から求まる特徴量 (以下、特徴量) を定義する。このとき、歩行者間の隣接関係を定義するために、ガブリエルグラフを導入し (図 -2(c))、効率的に分析するためにガブリエルグラフで結ばれるペア (以下、G ペア) についてのみ各特徴量を計算する。

2.3 グループ歩行時における歩行軌跡間の特徴量の分析

一瞬でも G ペアとなった 2 人の歩行者 (以下、軌跡ペア) を対象に、各特徴量の平均値を計算する (図 -3(a))。軌跡ペアの相対距離 \bar{d}_{ij}^t と他の特徴量との関係を見ると (図 -3(b) ~ (e))、グループの軌跡ペアのほとんどは、相対距離 \bar{d}_{ij}^t が 200[cm] 以下となっている。相対距離 \bar{d}_{ij}^t が 200[cm] 以下であってもグループではない軌跡ペアも多く存在するが、関係角度 $\bar{\varphi}_{ij}^t$ 、周辺人数 \bar{n}_{ij}^t との関係も合わせて検討することで、グループであるか否かを判断できる可能性がある (図 -3(d), (e))。

3. 閾値を用いたグループ検出

3.1 閾値を用いたグループ検出手法の概要

2.3 節で得た知見をもとに、歩行軌跡間の特徴量を用いたグループ検出手法を構築する。柱を回避する際に一時的に分離する場合であってもグループとして検出するために、グループ条件 (図 -4(b)) を計何秒間満足するかを基準に判断する。具体的には、時刻 t において、図 -4 に示した条件 (i) または条件 (ii) を満足する時間 T [秒] が閾値 c [秒] 以上となる軌跡ペアを、グループペアとして検出する (図 -4(a))。さらに、

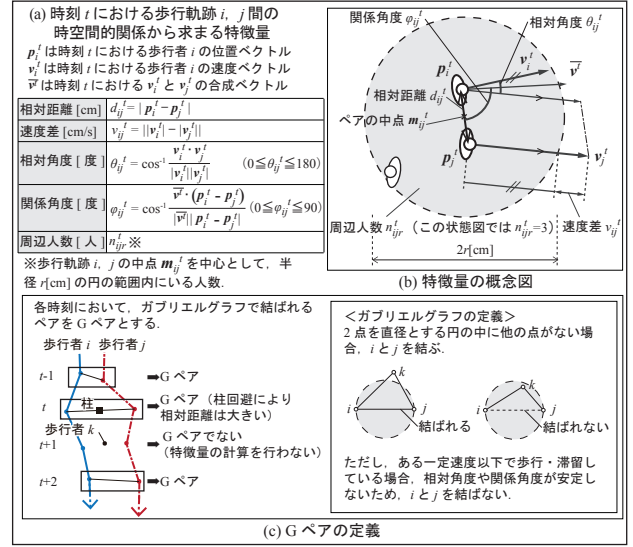


図 -2 各時刻における特徴量の定義

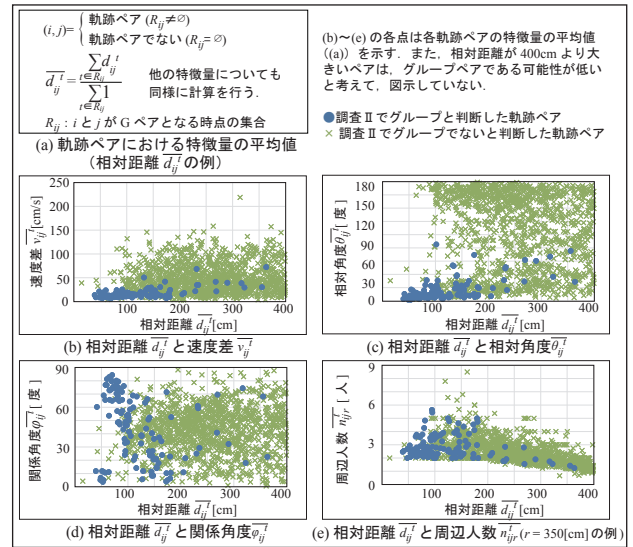


図 -3 グループにおける特徴量の性質

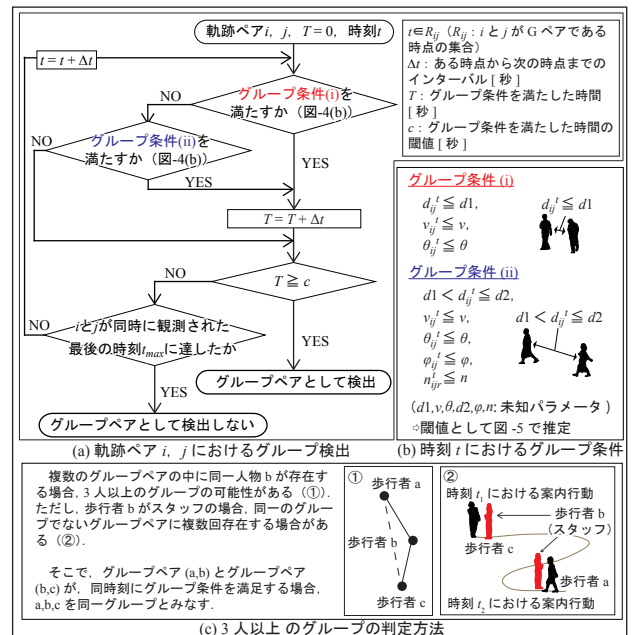


図 -4 閾値を用いたグループ検出手法の概要

同一時刻に同一人物が複数のグループペアに存在する場合は、その人物を介して複数人を1つのグループと判断する (図-4(c)).

3.2 グループペアの特徴量の閾値推定

データ A を用いて、グループペア同定のための特徴量の閾値を推定した (図-5). 具体的には、山登り法を用いて、評価関数 F 値 (図-5(a)) を最大とする閾値を求めた (図-5(b)). 推定結果をみると、複雑に絡み合う歩行軌跡群においても、グループペアを約 88% 正しく検出することができている。また、相対距離 d_{ij}^t が大きい軌跡ペアであっても、関係角度 ϕ_{ij}^t が小さく (すなわち、前後に並んで歩行している場合)、かつ、周辺人数 n_{ij}^t が少ない場合には、グループペアとして検出できることがわかる。

3.3 閾値を用いたグループ検出手法の検証

推定した閾値に基づき、データ B (図-1(c)) を用いてグループ検出の精度を検証したところ、F 値は 86.1% と良好な結果を得た (図-6(b)). 検出されたグループペアを仔細にみると、スタッフによる案内行動も検出できている (図-6(c)). また、離れて歩くグループペアは図-4(b) のグループ条件 (ii) によって、3 人のグループは図-4(c) の方法によって、それぞれ検出に成功している (図-6(d), (e)).

4. 機械学習を用いたグループ検出

4.1 機械学習を用いたグループ検出の概要

グループ検出に有効と考えられる特徴量、および、それらの関係性を考慮して、機械学習 (SVM と Random Forest) を用いたグループ検出を試みる。

具体的には、まず、データ A, B の全ての軌跡ペアについて、グループ検出パラメータ (以下、検出パラメータ) P1 ~ P5 (図-7(a)) を算出する。次に、データ A を学習させた学習済みモデルをデータ B に適用し、グループ検出精度を検証する。

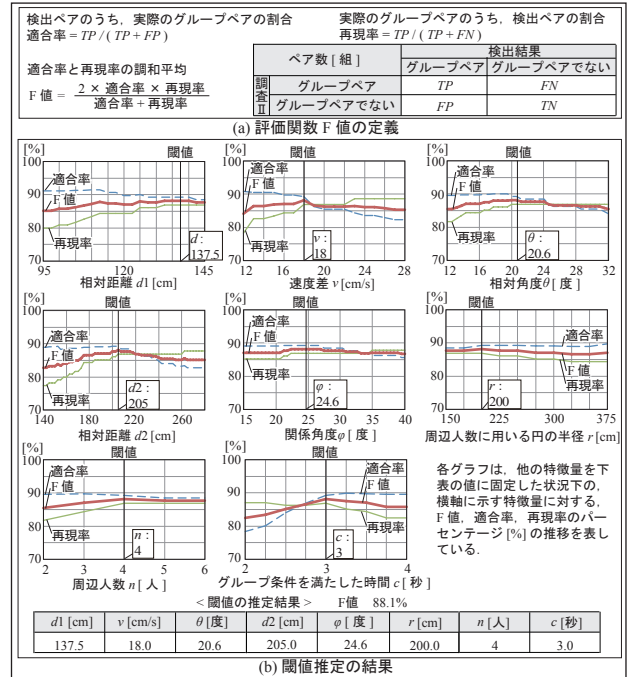


図-5 グループペア検出のための特徴量の閾値

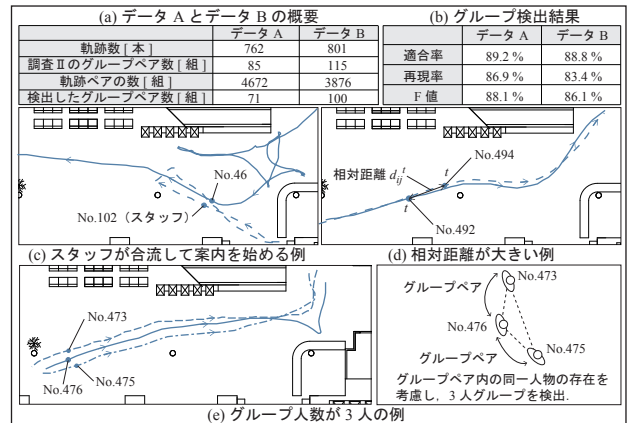


図-6 閾値を用いたグループ検出の精度検証

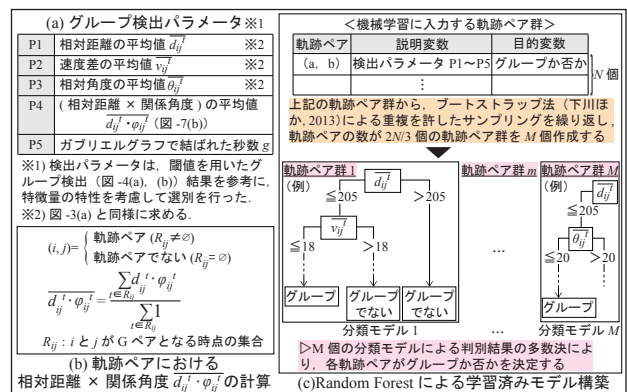


図-7 機械学習を用いたグループ検出の概要

SVM は、大局的最適解が保証されるため、未観測のパターンを含むと思われるデータ B においても精度の高いグループ判別が期待できる。一方 Random Forest は、多数の判別木を組み合わせた集団学習手法 (図-7(c)) であり、

各検出パラメータの有効性を評価できる。

4.2 機械学習を用いたグループ検出手法の検証

データ B を用いてグループ検出の精度を検証したところ、SVM を用いた場合の F 値は 86.9%，Random Forest を用いた場合の F 値は 83.1% と、良好な結果を得た（図 -8(a)）。SVM によるグループ検出結果をみると（図 -8(b)），相対距離 d_{ij}^t と関係角度 ϕ_{ij}^t の複雑な関係性を考慮したグループ検出に成功している。

立ち止まったり、並びを変えたりして歩くグループは、閾値を用いたグループ検出では検出できなかったが、機械学習を用いたグループ検出では検出できている（図 -8(c)）。一方、実際にはグループであるものの、いずれの方法においてもグループとして検出されない例も存在する。例えば、図 -8(d) のように、共に行動する時間があまりにも少ない例は検出できなかった。また、目視調査では、顔の向きや会話など、仔細な仕草もグループ判断の情報として利用しているが、レーザセンサの計測データには、こうした情報が含まれないためと考えられる。

4.3 検出パラメータの有効性の評価

Random Forest を用いたグループ検出における、各検出パラメータの重要度を図 -9(a) に示す。ガブリエルグラフで結ばれた秒数 P5 の重要度が最も高いことから、隣接関係を定義するために導入したガブリエルグラフが、グループ検出のための良好な前処理として機能しているといえる。

また、機械学習における説明変数の個数と F 値との関係を図 -9(b) に示す。どの検出パラメータも有効であるため、説明変数の数を増やすほど検出精度が高まっている。一方、相対距離 $d_{ij}^t \times$ 周辺人数 n_{ij}^t の平均値を説明変数に加えても、F 値は増加していない。これは、閾値を用いたグループ検出においては周辺人数 n_{ij}^t が必要であったが、機械学習では、他の検出パラメータにより周辺人数 n_{ij}^t に関する情報が補完されたためと推察される。

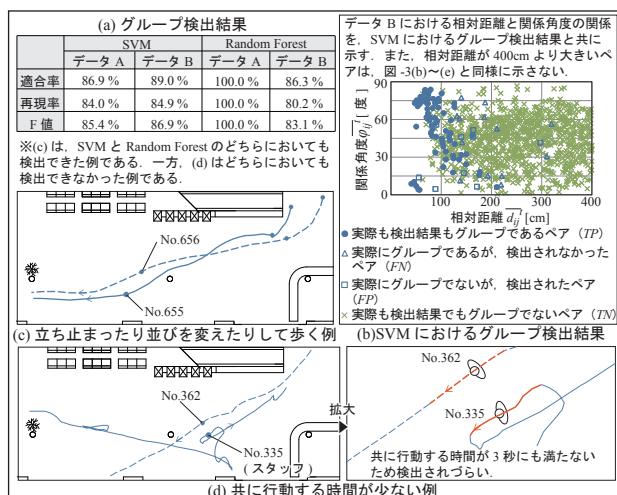


図 -8 機械学習を用いたグループ検出の精度検証

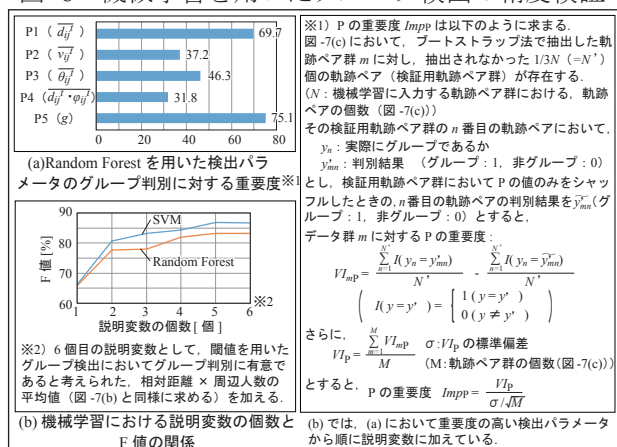


図 -9 検出パラメータの有効性の評価

5. まとめ

歩行者のレーザセンサ計測データを用いて、歩行者間の時空間的關係から特徴量を抽出し、グループ歩行時の特徴量の特性を示した。さらに、得られた知見を用いて、SVM 及び Random Forest を用いたグループ検出を試み、機械学習による歩行者グループ検出の可能性について検討した。

注

- 1) 本稿では、共に移動している複数人の集団をグループと定義する（スタッフと患者のように、一時的に行動を共にする集団も含む）。
- 2) 具体的な計算に関しては、統計解析環境 R を使用する。

謝辞

今回の調査にあたって、東京都済生会中央病院の全面的な協力に深く謝意を表します。また、本稿の作成に当たりご助言を頂きました、東京工業大学の沖拓弥助教に感謝いたします。

参考文献

- 守口祐介・岡田亜佐美・浮田宗伯 (2013): 軌跡間の時空間特徴量を用いた人のグループ検出, 電子情報通信学会論文誌, J96-D, 11, 2776-2783.
 山本雄大・宮下侑大・中村明生 (2016): 歩行者のグループ化のための歩行特徴評価, 電子情報通信学会論文誌, J99-D, 1, 35-44.
 金子弘幸・大佛俊泰 (2014): レーザセンサによる行動モニタリングデータを用いたオフィスワークの着座状態と交流状態の推定, 日本建築学会環境系論文集, 79, 706, 1083-1092.
 下川敏雄・杉本知之・後藤昌司 (2013): 樹木構造接近法 (R で学ぶデータサイエンス 9), 共立出版。