

動画からの歩行者検出手法に基づく新型コロナ流行前後での街路上の社会的距離の比較

成本 遥香

1. 研究背景と目的

建築や都市空間内での人の行動と空間構成の関係を調査・分析することは、建築計画や都市計画の基本的なタスクである¹⁾。しかし、その調査は人手に頼っているため、継続的もしくは大規模な調査を行うのが難しく自動化の取り組みがこれまでも行われてきた²⁾。近年話題の深層学習に基づく画像からの物体検出法の進化は目覚ましいものがあるが、物体検出法は各フレームの静止画で独立に行われるため、異なるフレームで検出された人物が、同一人物かどうか判定できない。この問題に対して、いくつかの深層学習の手法を組み合わせた人物のトラッキング手法が提案されている。瀧澤らは深層学習によるトラッキング手法を組み合わせることで比較的に遠方から撮影された横断歩道を含む歩道の動画に適用し、定性的には良好な結果を得た⁴⁾。

本研究では、この手法の検証を行うとともに、新型コロナウイルスの流行前後で、都市中心部での歩行者の社会的距離がどの程度変化したのか分析に応用する。

2. 研究方法

2. 1. 1 トラッキング手法の概要

用いるトラッキング手法は、現在主流の複数のオブジェクトを同時にトラッキング (MOT) し、かつ、物体検出に基づく (TBD) パラダイムである。このフレームワークとして本研究では、広く用いられている DeepSort⁵⁾を用いる。DeepSort では、カルマンフィルタと人物再同定をマッチングさせてトラッキングを行う。

本研究の物体検出と人物再同定について説明する。

2. 1. 1 物体検出

物体検出には Yolo v3 SPP⁶⁾を用いている。Yolo のサイトでは、物体認識として標準的なデータセットである MS COCO⁷⁾のデータセットで事前学習した Yolo のモデルがダウンロードできる。MS COCO のデータセットでは、80 クラスのオブジェクトのバウンディングボックスが登録されており、このうち人物クラスが含まれる画像は 60,000 枚超である。人物クラスが含まれる画像 1 枚当たりの人物の数は、平均で 4 名程度であるが、都市計画の調査等で使用される街路上の歩行者の画像は、これよりも数や密度が高い。近年、街路空間などの群衆など比

較的高密度な人の画像を集めた、CrowdHuman Dataset (CH)⁸⁾と呼ばれる、大規模な深層学習用のデータセットが公開されている。さらに、後述する対象街路の静止画から、街路樹の陰に部分的に隠れている人物など、判別が難しい画像を 25 枚抽出し、人物領域のバウンディングボックスを手動で作成した。これらのデータセットを用いて Yolo を一から学習させている。まず CH の画像 15,000 枚を 50,000 エポック学習させた後で、対象街路の静止画像 25 枚と CH からランダムに抽出した 225 枚の計 250 枚の画像で 10,000 エポックの追加学習を行い、人物検出に利用している。

2. 1. 2 人物再同定

人物再同定とは、異なる画像から同じ人物を見つけるタスクで、現代的なニーズが高い。様々な姿勢や角度で撮影した同じ出で立ちをした同一人物の画像に対して、同じ人物の ID を付与する。姿勢や撮影角度が異なっているので、同一人物でもクラス内分散が大きくなり、一般物体認識よりも難しいタスクである。人物再同定の方法として本研究では、DG-Net⁹⁾を用いている。

2. 1. 3 トラッキング

まず、各フレームの画像で Yolo により物体検出を行い、画像の中から人物の矩形領域を抽出する。次に、抽出された各人物領域の画像の特徴ベクトルを DG-Net により計算する。これらの矩形領域をそれらの位置と特徴ベクトルから、DeepSort により、各フレームで同じ人物と推定される矩形領域に同じ ID を付与する (図 1)。

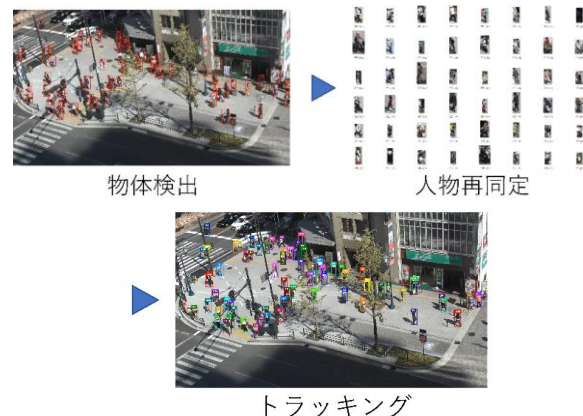


図 1 トラッキングの手順

2. 2 2人の間隔の精度評価

一定間隔を保つために長さ1mの紐を2人で持ちながら歩行し、その様子を2.5で示す対象地域で撮影した。2人が映っている部分の動画から静止画を抽出し、それらに対して射影変換を行う。射影変換による平面画像での2人の間のユークリッド距離と実際の2人の間の距離の比較を行い、その精度を評価する。

2. 2. 1 射影変換

斜めから撮影した動画像の任意の地点の画像上での座標を、対応する平面図の座標に変換する。

2. 3 社会的距離の計測

社会的距離の指標として以下の2つを設定する。ここで n は各計測領域内の歩行者数、 d_{ij} は二人の歩行者 i, j のユークリッド距離である。

2. 3. 1 平均最近隣距離

計測領域内の各歩行者における他の最近隣の歩行者との距離の平均値である。

$$MNear = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \min(\{d_{ij} | j \in \{1, \dots, n\}, i \neq j\})$$

2. 3. 2 RipleyのK関数法

最近隣距離だけでは歩行者の分布傾向を把握するのが難しいので、RipleyのK関数法を用いて、計測領域での分布を把握する。 r を各歩行者からみた任意の半径、 A を計測領域の面積、 p_{ij} を重み付きの歩行者の有無とすると、半径 r におけるK関数の値は次式で表される。

$$K(r) = \frac{A}{n(n-1)} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1, i \neq j}^n I(d_{ij})$$

$$I(d_{ij}) = \begin{cases} p_{ij}, & d_{ij} \leq r \\ 0, & d_{ij} > r \end{cases}$$

2. 4 比較の方法

曜日による歩行者の属性(平日はビジネスマン、休日は家族連れなどの買い物客が多い)の違いを考慮し、2018/2020年10月の平日/休日同士で、同じ計測領域で、同じ歩行者数で差異を比較する。社会的距離の指標は各静止画に対して適用される。

2. 5 対象データ

難波御堂筋ビルディングから難波交差点東側の歩道を2020年10月の平日と休日に撮影した。動画については、バッテリー交換により1分間の中断があったため、上記4日間の動画で、共通して連続撮影された[12:15~12:45, 13:15~13:45, 14:15~14:45, 15:15~15:45]の各時間帯の30分の動画から、1fpsで静止画を1,920*1,080pixelで切り出し、jpg画像として保存した。30分あたりの枚数は

1,800枚、1日の合計7,200枚の静止画を抽出した。また、2020年10月24日の11:30~11:55に、精度評価のために学生2人で長さ1mの紐を持って、縦列・並列で撮影場所を東西・南北方向で移動した状況も撮影した。この時の動画は10fpsで静止画に変換した。

2. 5. 1 静止画の射影変換

各年各曜日で図2のように射影変換のために9点を対応点として、それらの座標を読み取り、射影変換のパラメータを推定し、静止画の座標を平面図形の座標系に射影変換¹⁰⁾した。



図2 射影変換の対応点の例

各静止画から人物として認識された矩形の下辺の中点(図3左の+印)の画像上の座標を、その人物の位置とみなして射影変換を行った。

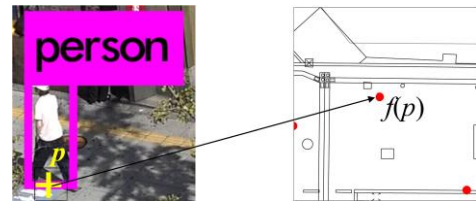


図3 Yoloで検出された人物矩形(左)とその平面位置(右)

2. 5. 2 社会的距離の領域

トラッキング手法を用いることで、各フレームでID付きの矩形領域が得られる。これを射影変換し、平面図に歩行者をマッピングする。各フレームで平面上の歩行者の点の座標から、最近距離、任意の半径内の歩行者数、K関数を利用し、人の散らばりに偏りがどうかを判断する。図4で示すように、2つの横断歩道の手前と右側の3か所に、それぞれ同じ大きさ(1辺400pixel=6.75m程度)の正方形の計測領域を設定した。それぞれの領域を w_1, w_2, w_3 と表す。

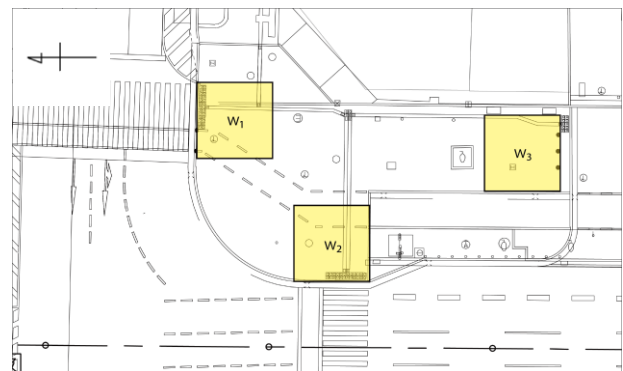


図4 社会的距離の計測領域

3. 結果と考察

3. 1 2人の間隔の精度評価

2人の間隔のヒストグラムを図5に示す。これはビデオカメラに対して2人が縦方向か横方向に歩いているかを区別して集計したものである。図5から正規分布に近い形で間隔が分布しているのがわかる。また、カメラに対して人物が縦方向に重なっても、精度の低下は見られなかった。図6は2人の移動軌跡と間隔の可視化である。白は間隔が1m程度、赤は1mを超過、青は1mに満たないことを示している。奥の横断歩道などで青が目立つがそのほかは白か赤の分布になっている。

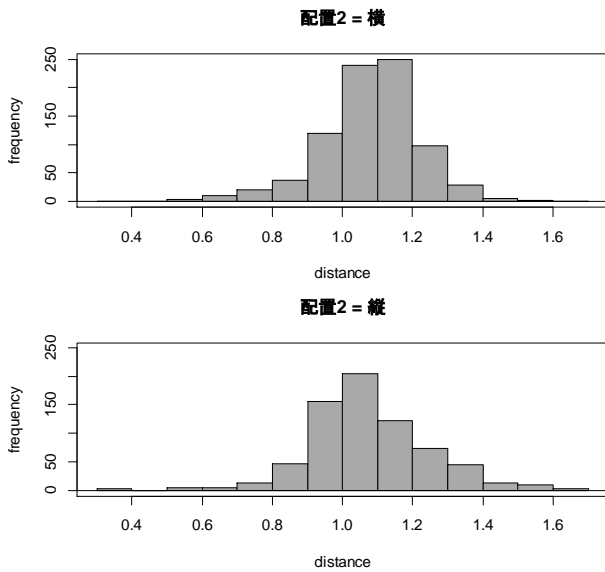


図5 カメラに対する2人の向きで分けた場合の2人の間隔のヒストグラム (distanceの単位はm)



図6 2人の移動距離と間隔の可視化(青<1m<白<赤)

3. 2 社会的距離の計測

3. 2. 1 平均最近隣距離の全体的な傾向

各データ、各計測領域について平均最近隣距離を求め、計測領域の結果を合算した距離の分布を図7に示す。2018年の休日が最も近く、2020年の平日が最も離れている。

以降の分析は、 w_1, w_2 の滞留時のみの結果を示す。

3. 2. 2 平均最近隣距離の検定結果

図8, 9はそれぞれU検定による、平日と休日の歩行者

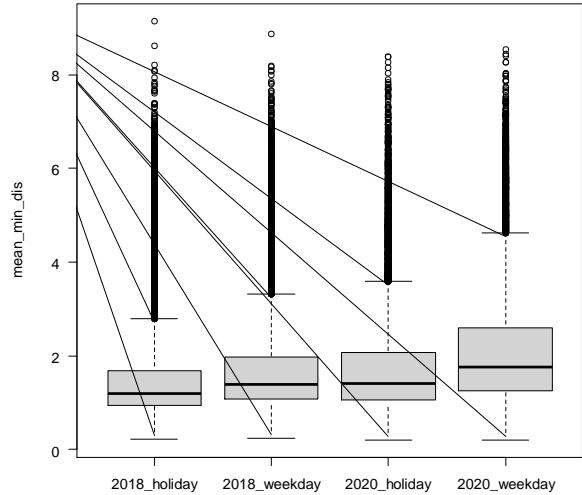


図7 すべての計測領域を合算した各データの平均最近隣距離の分布

数毎の平均最近隣距離の年比較の結果である。背景に赤青の矩形がある歩行者数の区間は、平均最近隣距離に有意水準0.05で両側検定で有意差があり、色のついた年度のほうが値が大きいことを示している。平日では歩行者数が5人前後の場合に両観測領域で、休日では2020年の w_2 で、平均最近隣距離が取られる傾向がみられた。

3. 2. 3 K関数法の中央値曲線の検定結果

K関数の曲線の見方を図8に示す。一本の曲線が一つの分布に対応し、相対的に集中、ランダム、分散傾向があることなどが曲線の形状から読み取れる。

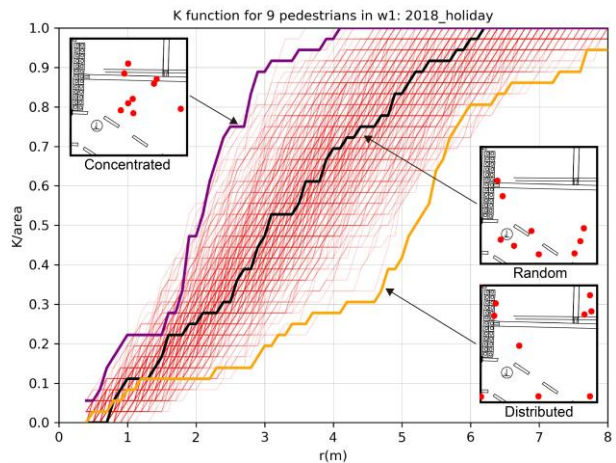


図8 K関数の曲線と歩行者の分布の対応

図11, 12はK関数によるそれぞれの計測領域の平日の結果、図13,14は休日の結果である。K関数は計測領域内に同じ歩行者数がある場合同士で比較している。平日の結果は w_1, w_2 の計測領域で異なり、傾向を一般化するのは難しい。一方、休日の結果は、 w_1, w_2 において2018年のほうが比較的近距离の段階で人のクラスターが形成されるような曲線となっており、相対的に2020年のほうが、やや社会的距離が取られる傾向がみられた。

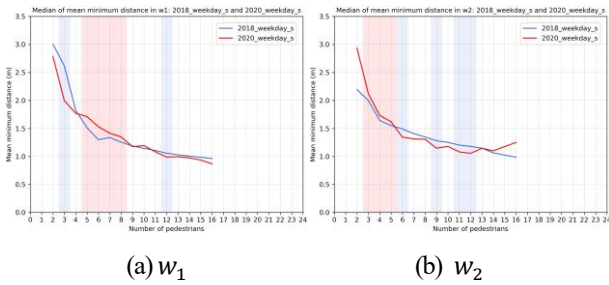


図9 平均最近隣距離の年比較：平日

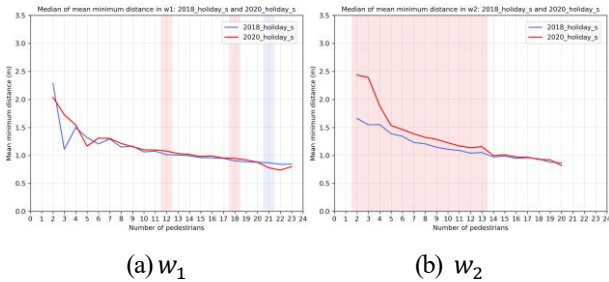


図10 平均最近隣距離の年比較：休日

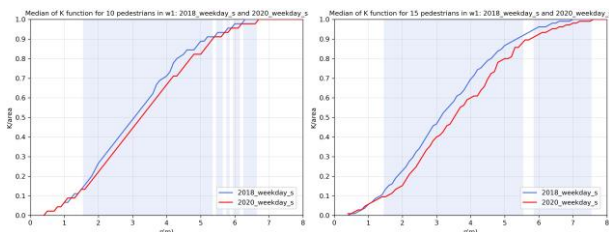


図11 K関数の年比較：平日, w_1 , 10人(左), 15人(右)

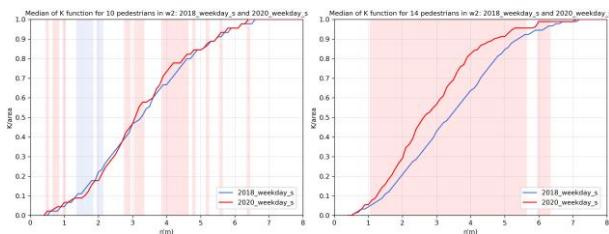


図12 K関数の年比較：平日, w_2 , 10人(左), 14人(右)

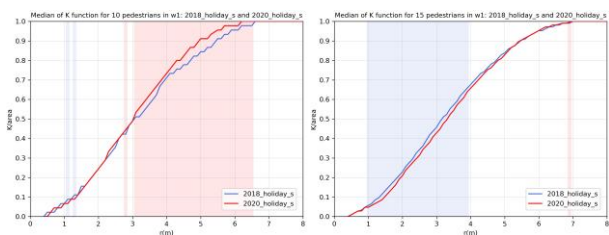


図13 K関数の年比較：休日, w_1 , 10人(左), 15人(右)

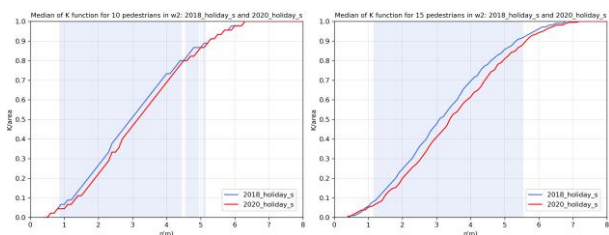


図14 K関数の年比較：休日, w_2 , 10人(左), 15人(右)

4. まとめ

本研究では、既存のトラッキング手法の精度の検証をするとともに、新型コロナ流行前後での社会的距離の比較を行うことを目標とした。

トラッキングの精度については良好な結果を得ることができた。

社会的距離の計測において、滞留している際に平日でははっきりとした傾向が見られなかったが、休日において2018年に比べ2020年の方が人との距離を取っているような傾向が見られた。

社会的距離の計測・比較を継続的に行うことは、新型コロナウイルス等の感染拡大防止のための指標の一つとして、今後用いられることが期待される。

<参考文献>

- 1) 田中元喜, 竹内友里, 西澤志信, 山下哲郎: 実場面における滞留と移動の環境行動に関する考察, 日本建築学会計画系論文集, 572, 49 - 53, 2003.10
- 2) 鍛佳代子: 画像処理による歩行者流動の自動追尾手法, 日本建築学会計画系論文集, 493, 195 - 200, 1997.3
- 3) 高柳英明, 佐野友紀, 渡辺仁史: 群集交差流動における歩行領域確保に関する研究 ~歩行領域モデルを用いた解析~, 日本建築学会計画系論文集, 549, 185-191, 2001.11
- 4) 瀧澤重志, 吉田長裕, 伊藤慎兵: 動画像を用いた歩道上の歩行者のトラッキングと断面交通量の推定方法の開発, 日本建築学会大会学術講演梗概集 (関東), 千葉大学, 11070, 151-152, 2020.9.8
- 5) W. Nicolai et al., Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Association Metric, 2017 IEEE International Conference on ImageProcessing (ICIP), 3645-3649, 2017
- 6) J. Redmon and A. Farhadi, YOLOv3: An Incremental Improvement, arXiv:1804.02767, 2018
- 7) T. Y. Lin et al., Microsoft COCO: Common Objects in Context, arxiv.org:1405.0312, 2014
- 8) S. Shuai et al., CrowdHuman: A Benchmark for Detecting Human in a Crowd, arXiv:1805.00123, 2018
- 9) Z. Zheng et al., Joint Discriminative and Generative Learning for Person Re-identification, CVPR 2019, 2019
- 10) 瀧澤重志, 川地遼佳, 吉田長裕, 伊藤慎兵: 物体検出手法に基づく動画像からの人物の位置と行動の推定法, 日本建築学会大会学術講演梗概集 (北陸), 2019