

グラフ探索問題に帰着した弱識別器の連結による人物追跡

鴨狩 伸哉[†]
山梨大学[†]

豊浦 正広[‡]
山梨大学[‡]

1 はじめに

訓練しても識別精度が低いモデルは弱識別器と呼ばれる。先行研究で、ドアとイスに設置した加速度センサから得られるデータで、利用者の認識を行うというタスクにおいて、ドアでの認識率が約 95% であった [1]。一方、イスでの認識率は約 20% であった [2]。ドアと比べると、イスのセンサデータから人物を認識するモデルは弱識別器といえる。本研究の目的は、認識が曖昧な 2 つ以上のモノを利用した人物が、同一人物であることを認識し、その人物の行動追跡を行うことである。

ある人物が複数のカメラに映ったとき、それが同一人物であることを認識して追跡する先行研究がある [3]。本研究では、プライバシーの保護を優先する観点から、カメラ映像を用いない人物追跡を目指したい。モノによる人物認識を基準とすることで、カメラで問題となる見切れたり隠れたりする問題も解決する利点もある。

2 提案手法

本研究ではドアやイスに取り付けた加速度センサによって人物認識ができることを前提とする。この前提の下で、複数人がドアやイスを利用すると、それぞれのモノに対する利用時刻と利用者の尤度が得られることになる。これを連結して、それぞれの人物の追跡を行うことを目指す。モノ同士の最適な連結を考えるために、

有向グラフを利用する。

2.1 グラフの構築

ドアの開閉、イスに座るなどのイベントをノードとし、イベント間の時間差をエッジとするグラフを構築する。あるノードが示すイベント終了時刻と、別のノードが示すイベントの開始時刻が、 t 秒以内であれば、2 つのノード間でエッジを設定するものとする。図 1 はグラフ構築の模式図である。

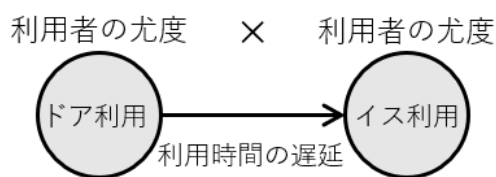


図 1 グラフ構築の模式図

2.2 グラフ探索による行動認識と経路推定

グラフの探索では、まず隣接した 2 つのノード間の尤度を掛け合わせて得られる尤度が閾値 th 以上ならそのエッジを採用する。これにより、同一人物の行動を追跡できたことになる。

イスからイスに移動するときと、ドアからイスに移動するときとでは、イス単体での正解率がドア単体での正解率に比べて低いことから、掛け合わせて得られる利用者の尤度は、前者のほうがずっと低くなる。我々は、そのイベントで得られる正解率の期待値を閾値 th の設定に反映させることを提案する。モノの正解率をエッジ採否の閾値 th の設定に利用できることを示すことが、本研究の最大の貢献である。最終的には、人物の一連の行動を 1 つのパスで表現でき、人物の追跡を行うことができる

Person tracking by ensembling weak recognizers attributed to a graph search problem

[†] Shinya Kamogari, University of Yamanashi

[‡] Masahiro Toyoura, University of Yamanashi

3 実験

実験には、室内のカメラで記録した映像をタグ付けしたデータ A,B を用いた。データ A は 8 人の行動を約 3 時間記録し、データ B は 22 人の行動を約 2 時間記録したものである。タグは、イベント開始時刻と終了時刻、モノと人物の ID である。人物 ID は、正解タグであり、認識には使用しない。ドアの利用者尤度は、平均 $\mu_1 = 0.95$ 、標準偏差 $\sigma_1 = 0.015$ 、イスの利用者尤度は、平均 $\mu_2 = 0.20$ 、標準偏差 $\sigma_2 = 0.050$ の正規分布に従った乱数で正解となるように、それぞれ設定した。また、 σ の係数を $k = 0, 1, 2, 3$ と変化させ、閾値 th を行動ごと次のように設定した。表 1,2 は、それぞれのデータでの実験結果をまとめたものである。

ドア → ドア : $(\mu_1 - k \cdot \sigma_1) \cdot (\mu_1 - k \cdot \sigma_1)$

ドア → イス : $(\mu_1 - k \cdot \sigma_1) \cdot (\mu_2 - k \cdot \sigma_2)$

イス → イス : $(\mu_2 - k \cdot \sigma_2) \cdot (\mu_2 - k \cdot \sigma_2)$

表 1 データ A の認識結果

σ の係数	適合率	再現率	F 値
$k = 0$	0.711	0.443	0.545
$k = 1$	0.948	0.902	0.924
$k = 2$	0.967	0.967	0.967
$k = 3$	0.683	0.705	0.694

表 2 データ B の認識結果

σ の係数	適合率	再現率	F 値
$k = 0$	0.851	0.496	0.626
$k = 1$	0.963	0.904	0.933
$k = 2$	1.000	0.991	0.996
$k = 3$	0.965	0.957	0.961

表 1,2 は、それぞれのデータでの実験結果をまとめたものである。データ A は、 $k = 3$ のとき大幅に認識率が下がった。イス利用のイベントに注目すると、データ A は 8 人のデータで

あるため、真の利用者尤度と偽の利用者尤度の差があまりない。そのため、 $k = 3$ で閾値が下がったことにより誤認識が起こったと考えられる。図 2 は、実際に推定された各人の行動経路をグラフで表現したもので、ノードの値は(イベント ID, モノ ID, 人物 ID) である。

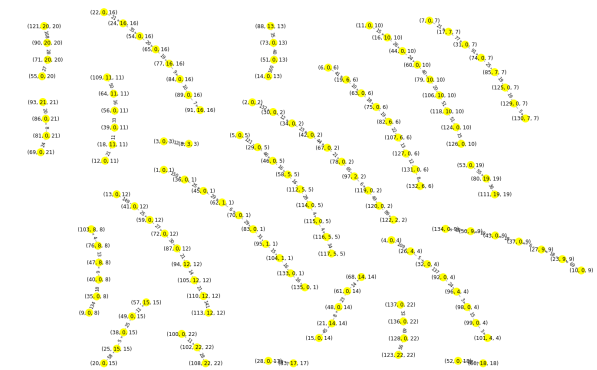


図 2 データ B で得られたグラフ ($k = 2$)

4 まとめ

本稿では、モノを利用した人物の行動を追跡する手法を提案した。その手法とは、人物の行動をグラフで表現し、グラフ探索を行うことで行動経路の推定を行うというものである。自作のデータセットを使用した実験では、 σ の係数を適切に設定することで高精度の認識ができることがわかった。

参考文献

- [1] 奥田雅也, “ドアの開閉動作からの深層学習による人識別”, 山梨大学工学部コンピュータ理工学科卒業論文, 2021.
- [2] 細川健人, “センサデータの解析による活動認識”, 山梨大学工学部コンピュータ理工学科卒業論文, 2020.
- [3] Y.J. Cho, S.A. Kim, J.H. Park, K. Lee, K.J. Yoon, “Joint person re-identification and camera network topology inference in multiple cameras”, CVIU, vol.180, pp.34-46, 2019.