

車両側面カメラを用いた乗者人数カウント手法の検討

○ [電] 合田 航 [電] 長峯 望

[電] 向嶋 宏記 (鉄道総合技術研究所)

Study of Passenger Counting Method Using Side Camera on Rolling Stock

○Wataru Goda, Nozomi Nagamine,

Hiroki Mukojima (Railway Technical Research Institute)

The operation of railway vehicles with side cameras has started mainly in the one-man operation section. The driver visually confirms the safety on the platform by looking at these cameras' image. For the purpose of utilizing the vehicle side cameras, we have developed the passenger counting method that is more efficient and more frequent than the conventional counting method. In this paper, we propose the passenger counting method using human detection by deep learning from the vehicle side camera image and show the effectiveness of this method by the actual processing result.

キーワード: 車両側面カメラ, 深層学習, 人物検知, ホーム

Key Words: Side camera, deep learning, human detection, platform

1. はじめに

現在までワンマン運転を実施している列車において、発車時における旅客の安全確認はプラットフォーム上に設置されているホームミラーを使用した運転士の目視によって行なわれている。

これに対して近年、運転士への安全確認のサポートを目的として車両側面カメラを搭載した車両の運用が一部ワンマン運転区間で始まっている。この現状を踏まえ、我々は車両側面カメラのさらなる活用を目指して、取得された映像に対して画像処理とデータ分析を施すことで乗者人数をカウントするシステムの開発を進めている。このシステムによって、より詳細な旅客流動の情報が入手可能となり、これらを考慮した輸送計画策定が期待できる。

本手法に類似する現在までの列車の乗車人数をカウントする従来手法は、大きく分けて乗務員による目視（乗車人員報告と応荷重装置による推定の2つが存在する。

一般的な乗務員による目視では、列車の乗車人数を特定の区間でカウントし報告することで乗車人数をデータとして集計する。この方法では、特定の区間のみの情報となりデータが限定されるだけでなく、乗務員の労力を要するという課題が存在する。

応荷重装置による推定では、まず、車両積載荷重に応じ

てブレーキを制御するための応荷重装置から乗客全員の総重量を得る。この総重量を人間の平均的な体重で割ることにより乗車人数を推定する¹⁾。このデータを駅間で計測のたびに無線通信によって地上側に送信し、データを集計することで、乗務員による目視とは異なり、すべての区間で乗車人数を得ることができる。この方法の課題としては、ある駅での乗車人数と降車人数の内訳までは把握できない点である。例えば、駅での乗車人数と降車人数が等しい場合、応荷重装置による推定では、駅で全く乗降者がいなかった場合と総重量はほとんど変化がないため区別ができない。しかしながら、輸送計画策定のためには上記のような駅ごとの需要を把握することは重要である。

これらと比較して我々の提案する車両側面カメラを用いた手法は、各駅での乗車数と降車数をカウント可能である。また、さらに細かくドアごとの乗車数と降車数もカウント可能である。将来的には、カメラの情報には人数だけでなく個人を特定できない範囲での属性（性別、年齢など）も含まれているので、カメラのスペックや画像処理の方法によってはこれらの情報取得にも展開できる可能性を持っている。

本稿では、車両側面カメラを用いた乗車人数カウント手法を提案し、実際の車両側面カメラ映像に提案手法を適用した結果を示すことで、本手法の有用性を述べる。

2. 提案システムの概要

2.1 車両側面カメラ

対象とする車両側面カメラは、車両の前後左右の4箇所に設置されており、車両進行方向に対して、車両の後方から前方を監視するカメラ（左右）と、車両の前方から後方を監視するカメラ（左右）がある。車両を真上から俯瞰した図を図1に示す。丸のシンボルがそれぞれ車両側面カメラを表しており、三角はカメラが監視している領域を示している。また、車両が上方向に走行するとした際に、青い丸が、車両後部に設置したカメラ、オレンジ色の丸が車両前方に設置したカメラである。

それぞれのカメラの設置条件は、ホームから2mの高さに設置されており、斜め下に向けてプラットフォーム全体を監視できるような仰角、画角で設置されている。

2.2 提案アルゴリズムの概要

車両側面カメラを用いた人数カウントアルゴリズムの全体的な概要を処理手順に沿って、以下に示す。

- ① 車両側面に設置されたカメラ映像から人物を検出し、映像中の人物の位置と高さを得る（図2）。人物の抽出にはディープラーニングを適用した。人物検出の詳細については3章で述べる。
- ② 抽出された人物の情報から、足元の位置を求める。足元の位置を人物中心とすることで、手を広げた時と閉じたときなど検出結果の幅に差が出て、安定して座標を抽出することができる（図2中カメラ映像）。
- ③ ホーム上にある点字ブロックの位置を画像中から求め、点字ブロックのサイズとホーム端（実際には車両端）からの距離の情報から、カメラ映像を真上から俯瞰した座標系に変換するための射影変換行列²⁾を求める。この際に変換する単位は画素(pixel)から画素であるため、1cmを1画素と設定することで、変換後の画素値から実寸法への変換が容易になる。射影変換の詳細は3章で述べる。
- ④ 得られた射影変換行列を用いて、人物の足元座標をホーム床面座標に変換する。
- ⑤ 複数の車両側面カメラ映像についても、同様にホーム床面座標に変換する。この際ホーム床面座標上で検出領域を設定し、複数のカメラに写る人物を重複してカウントすることを防ぐ。

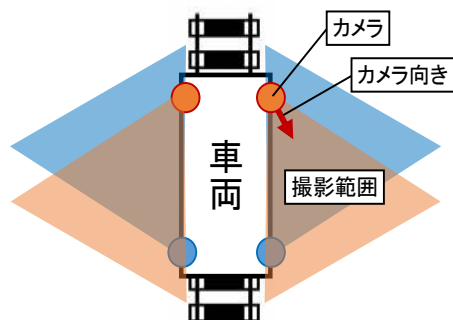


図1 車両全体に対する車両側面カメラの配置

域を設定し、複数のカメラに写る人物を重複してカウントすることを防ぐ。

- ⑥ 人物のホーム床面座標の停車中の動画全フレーム分に対して、クラスタ分析³⁾を行い人物のホーム上での軌跡を算出する。詳細は3章で述べる。
- ⑦ 人物のホーム上での軌跡に対して乗降の判定条件を設定し、乗車人数、降車人数を算出する。詳細は3章で述べる。

このような処理手順によって乗降者人数カウントを行うアルゴリズムを提案する。

3. 画像処理とデータ分析手法

3.1 ディープラーニングによる人物検出

人物検出にはディープラーニングを使用し、フレームワークとして Darknet⁴⁾を用い、ネットワークアーキテクチャとして YOLOv4⁵⁾を用いた。YOLOv4はディープラーニングにおける物体の検出と識別を同時に実施する手法であり、YOLOv3を改良したアルゴリズムである。既存のアルゴリズムの中でも高速かつ高い精度を持つことが知られている。入力画像に対して YOLOv4 の識別器にかけると出力として、物体カテゴリ(今回は人物のみ)、カテゴリ信頼度(確率)、横位置、縦位置、横幅、縦幅が得られる。

横位置、縦位置、横幅、縦幅によって人物の外接矩形の底辺中心が計算できるので、人物の足元座標を求めることが可能となる。実際の YOLOv4 による検出例が図2中のカメラ映像である。人物に対して赤い外接矩形で検出し、緑の足元座標を算出できている様子が確認できる。

3.2 射影変換

任意の画像を任意の画像に変換させるパラメトリックモーションには、並進、相似変換（回転＋並進＋スケール）、アフィン変換、射影変換（ホモグラフィ）がある。台形も含むような任意の四角形から任意の四角形に変換する手法としては射影変換が有効である。

本手法では、カメラ映像から実空間と対応したホーム床

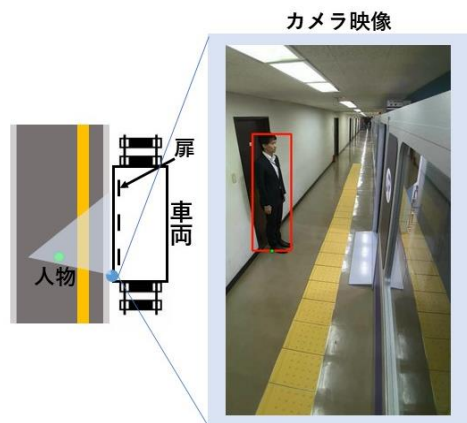


図2 車両側面カメラによる人物検出

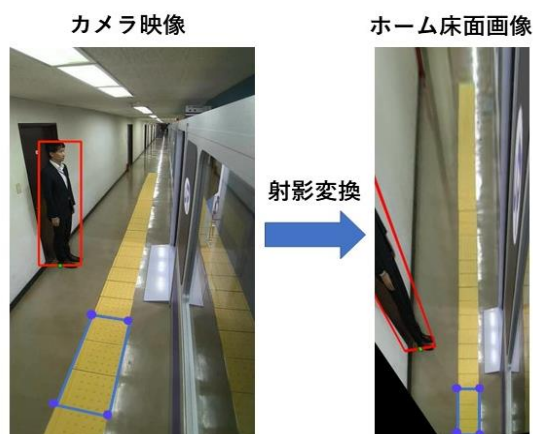


図3 車両側面カメラ映像に対する射影変換

面画像への変換を行う。この射影変換を行うために必要な情報は、映像上の点字ブロック（ブロックの数は任意）の矩形の頂点となる4点とその点字ブロックの実寸の頂点である。実寸の頂点に対して例えば、 $1\text{cm}=1\text{pixel}$ とすれば、射影変換後のホーム床面画像は、 $1\text{pixel}=1\text{cm}$ に換算された画像を生成する。

これらの対応する4点によって射影変換を行うと図3のようになる。今回の変換は図3中、青の点と線で囲われた点字ブロック(40cm×30cm)3つによって行い、 $1\text{pixel}=1\text{cm}$ となるように変換を行っている。図3中ホーム床面画像の足元座標(緑点)は実空間と対応しているため人物がホーム床面座標上でどこに存在するかが算出できる。

ここで、射影変換のための対応する4点の情報は、走行区間のホーム高さが乗降の安全のためにおおよそ揃っているため、車両側面カメラの取り付け時や取り付け角度が変わった際のみ4点の情報を与えればよい。

3.3 クラスタ分析による人物軌跡算出

人物のホーム床面座標を用いて軌跡を算出することを考える。車両側面カメラへの画像処理から得られるこれらの座標は動画のフレームごとに点として保存される。軌跡を求めるということは、このフレーム間の点に対して何らかの類似性を見出し同一の人物であるという分類、すなわちクラスタリングを行い、線としてつなげることである。ここで問題となるのは、フレーム間の点同士の類似性をどのような指標で定義するかということである。今回は、人間の群衆歩行速度の限界である秒速 $1.2\text{m}^{\text{⑧}}$ の制約条件を満たす次フレームの点に対して、クラスタ分析手法である階層的クラスタリングのうち、点間が最短距離となるように分類を行う最短距離法（単連結法）を用いてクラスタリングを行う。つまり点間の類似性はフレーム間での点の距離の近さとなる。これは、カメラ映像のフレームレート間隔で人間は極端に移動できる歩行速度ではないため、次フレームでも前フレームと近い距離に存在するという性質を利用

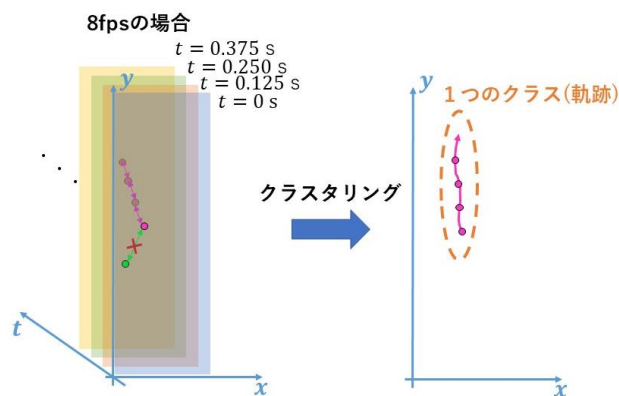


図4 人物軌跡算出のためのクラスタリング

している。

クラスタリングの模式図を図4に示す。図4中 x 軸は車両接近方向、 y 軸は車両平行方向、 t 軸は時間軸とする。動画のフレームレートが8fps（1秒間に8画像を撮影）の場合、フレーム間は $1/8\text{ s}=0.125\text{ s}$ であるので群衆歩行速度より、フレーム間歩行距離の限界は、 $1.2 \times 0.125=0.15\text{ m}$ となる。実際には検出誤差の影響なども存在するので、限界歩行距離に少しマージンを持たせたフレーム間歩行距離 0.2m をクラスタリングする範囲の制約条件として設定した。図4左側のように、フレーム間の点間距離が 0.2m の範囲のうち最も近い点同士を同一クラスとしてクラス分類していくと、図4右側のようにクラスが人物の軌跡となる。

以上のようなクラスタ分析によって人物の軌跡を算出することができる。

3.4 乗降者人数カウント

クラスタ分析によって得られた人物軌跡から、乗降者人数をカウントするための判定条件を示す。

まず、ある扉に対して乗車の判定条件は以下の2つとした。

- ・人物軌跡の終点座標が車両から 0.6m 以内かつ扉中心点に対して $\pm 1\text{m}$ 以内である
- ・人物軌跡の終点から 0.5 秒前までの平均移動方向が車両に向かっている

1つ目の条件は車両から点字ブロックの内側までが最大でも $1.2\text{m}^{\text{⑦}}$ であるのでその半分の 0.6m まで侵入していれば十分車両に接近しているとした。また一般的な列車の扉は通勤型の最大開口幅でも 2m 程度であるため $\pm 1\text{m}$ 以内とした。2つ目の条件は人間の1秒当たりの歩数は2歩程度^⑨であるため、1歩は 0.5 秒程度であることを利用した。一般に人間が一步の歩行の途中で進行方向を変更することは不可能なので 0.5 秒間は同じ方向に進行するという仮定の下、ホーム床面座標算出の際に発生するノイズなどの影響を低減するため平均化した。

次に、ある扉に対して降車の判定条件は以下2つとした。

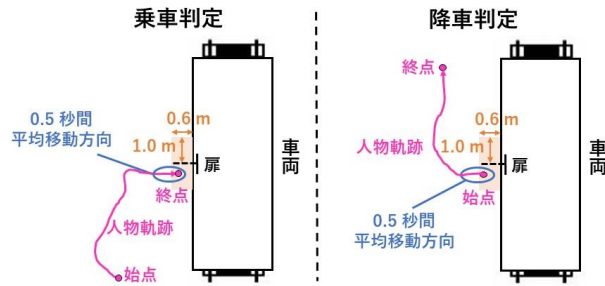


図5 乗降者カウントの判定条件

- ・人物軌跡の始点座標が車両から 0.6m 以内かつ扉中心点に対して±1m 以内である
- ・人物軌跡の始点から 0.5 秒後までの平均移動方向が車両と反対に向かっている

パラメータ設定の根拠は乗車の場合と同様である。これらの判定した人物の数をカウントすることで乗降者人数をカウントする。

最後に判定条件をまとめたものを図5に示す。

4. 提案手法の車両側面カメラ映像を用いた評価

実際の車両側面カメラの映像を用いて、提案手法の性能評価を行った。映像はある駅で撮影された車両側面カメラの映像であり、車両側面カメラにから車両と平行な方向に2mの地点に扉1があり、9mの地点に扉2が存在する。

このそれぞれの扉に対して、映像を目視して1フレーム単位で確認し乗降者人数をカウントした結果と提案手法による乗降者人数のカウント結果を表1に示す。目視による人数を真の値とし、正しく人数カウントされたものを正常カウント人数、実際には乗降していない人物をカウントした場合を誤カウント人数、乗降している人物をカウントできなかった場合を未カウント人数とした。

乗車人数に関しては、扉1、扉2の両方について実際の人数（目視）と正常カウント数が一致していることが確認できる。今回の乗車する人物は映像上ではほとんど人物同士の重なりがなく映っていたため、精度よくカウントができたと考えられる。

降車人数に関しては、扉1では未カウントが1人、扉2では未カウントと誤カウントが1人ずつ発生している。

表1 車両側面カメラ映像に対する人数カウント結果

	乗車人数		降車人数	
	扉1	扉2	扉1	扉2
実際の人数（目視）	6人	4人	11人	1人
正常カウント人数	6人	4人	10人	0人
誤カウント人数	0人	0人	0人	1人
未カウント人数	0人	0人	1人	1人

扉1の未カウントは降車時に複数名同時に降車したため一人が完全に映らず足元の座標が正しく検出できなかったためドア付近にいと判定されずカウントができていなかった。扉2の未カウントでは、乗車を待つ人物に降車した人物が完全に隠れてしまったため検出ができていなかった。扉2の誤カウントでは、ディープラーニングの外接矩形の誤差によって乗車しようとしている人物を数フレーム降車している人物として判定してしまっていた。これらの原因はディープラーニングの性能に起因するので、より車両側面カメラに適した学習を行うなど対策が考えられる。

全体的な評価としては、現在、乗車人数カウントに使用されている乗務員による目視と応荷重装置による推定と比較しても、今回検証した駅については同等かそれ以上の性能があると予想される。また、ドアごとの乗降者人数もカウント可能で、詳細な情報を入手できると考えられる。

5. おわりに

本稿では、車両側面カメラに対して、ディープラーニング、射影変換、データ分析を行うことで乗車人数カウントを可能にする手法を提案した。

今後の展望としては、以下のような開発や性能評価に取り組んでいく。

- ・人物の属性（性別、年齢など）も含んだカウント手法
- ・人物の重なりへの対策
- ・多数のデータによる精度評価

これらの改良を加えることで、実運用を目指したシステム構築を行う予定である。

参考文献

- 1) 國松武俊, 平井力: 運行実績・乗車率データを活用したダイヤ乱れ時の旅客流動分析手法. 鉄道総研報告 No.9/V-27, pp.35-40, 2013.
- 2) David A. Forsyth, et.al: コンピュータビジョン, 共立出版, 2017.
- 3) 福島真太郎: Python 機械学習プログラミング 達人データサイエンティストによる理論と実践. インプレス, 2018.
- 4) Joseph Redmon: Darknet: Open Source Neural Networks in C, <http://pjreddie.com/darknet/>, 2013.
- 5) Bochkovskiy, Alexey, Chien-Yao Wang, and Hong-Yuan Mark Liao: YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection, arXiv preprint arXiv:2004.10934, 2020.
- 6) 総務省消防庁: 津波対策推進マニュアル検討報告書(平成25年3月改訂版), 2013.
- 7) 国土交通省: 公共交通機関の旅客施設に関する移動等円滑化整備ガイドライン—バリアフリー整備ガイドライン 旅客施設編(令和2年3月版), 2020.
- 8) 関屋昇, 長崎浩, 伊東元, 古名丈人: 正常歩行における歩行速度, 歩行率, 歩幅の相互関係, 理学療法学, 1994.