

修士論文

バス車載ドライブレコーダとセンサデータを用いた
乗降客数推定手法の提案

中島 颯人

2018年3月15日

奈良先端科学技術大学院大学
情報科学研究科

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科に
修士(工学) 授与の要件として提出した修士論文である。

中島 颯人

審査委員：

藤川 和利 教授 (主指導教員)

安本 慶一 教授 (副指導教員)

新井 イスマイル 准教授 (副指導教員)

バス車載ドライブレコーダとセンサデータを用いた 乗降客数推定手法の提案*

中島 颯人

内容梗概

本研究では、バス車内に設置されているドライブレコーダやデジタルタコグラフなどの現在政府の補助金による導入が推進されている機器に着目して安価な乗降客数の推定手法を検討した。提案手法では、ドライブレコーダの映像を画像処理して各バス停ごとの乗降客数を推定し、運行管理や安全確認に用いられるデジタルタコグラフに搭載されている GPS や運行管理データベースを用いて補正を行った。具体的には、YOLOv3 と Deep SORT を組み合わせた画像処理方法から推定される乗客数、バス内の GPS モジュールからのバスの位置および運行管理に使用するバス停の位置より、ランダムフォレスト分類器を使用してモデルを構築した。画像処理のみではなくセンサデータによるデータを用いた機械学習を組み合わせることによって、より高精度に乗降客数を推定することが可能になった。その平均正解率は、乗車人数で 96.7 %、降車人数で 87.9 %であった。これにより提案手法は、専用センサを用いた既存手法よりも安価な乗降客推定が可能であることを示した。

キーワード

高度道路交通システム, 機械学習, 画像処理, 公共交通

*奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 修士論文, 2018 年 3 月 15 日.

Proposal of a Method for Estimating the Number of Passengers with Using Drive Recorder and Sensors Equipped in Buses*

Hayato Nakashima

Abstract

In this research, we propose a method to count passengers by using a drive recorder and sensors those are already equipped with buses. Drive recorders and various sensors will be obliged by the government to be set up by bus operators in the future. We constructed a model using Random Forest Classifier with the position of the bus from the GPS module in the buses, the position of the bus stop used for operation management, and the number of passengers estimated from the image processing method combining YOLOv3 and Deep SORT. As a result, the average correct answer rate when the passengers get on and off are 96.7% and 87.9% respectively. Our method which utilized non-dedicated camera achieved lower cost than the conventional method which utilizes dedicated camera for counting passenger.

Keywords:

Intelligent Transport Systems, Machine learning, Image Processing, Public Transportation

*Master's Thesis, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, March 15, 2018.

目次

1. はじめに	1
2. 路線バス事業の現状	4
2.1 乗降客数を用いた試み	4
2.2 バス車内の装置	4
2.2.1 標準装備	5
2.2.2 ドライブレコーダ	6
2.2.3 デジタルタコグラフ	6
3. 既存研究	9
3.1 赤外線センサを用いたカウント	9
3.2 測域センサを用いたカウント	11
3.3 天井に設置した専用カメラを用いたカウント	12
3.4 既存研究のまとめ	12
4. 提案手法	14
4.1 画像処理を用いたカウント	15
4.1.1 背景差分法を用いたカウント手法	15
4.1.2 YOLOv3+Deep SORT を用いたカウント手法	21
4.2 センサデータによる補正	23
5. 実験評価	25
5.1 実験環境	25
5.2 評価手法	29
5.2.1 平均絶対誤差 (MAE)	29
5.2.2 決定係数 (R^2)	29
5.3 背景差分法と YOLOv3+Deep SORT の比較評価	30
5.4 YOLOv3+Deep SORT を用いた精度評価	32
5.4.1 前扉を利用する乗降客数推定 (フロントカメラ)	32

5.4.2	後扉を利用する乗降客数推定（リアカメラ）	35
5.4.3	前後扉を利用する乗降客数推定（フロントカメラとリアカメラ）	38
6.	考察および今後の展望	41
6.1	考察	41
6.2	今後の展望	43
7.	おわりに	45
	謝辞	46
	参考文献	47

図 目 次

1	提案手法の利用例	3
2	前扉付近に設置しているドライブレコーダの映像サンプル	8
3	後扉付近に設置しているドライブレコーダの映像サンプル	8
4	集電型赤外線センサと検知信号	10
5	路線バスに測域センサを設置したときの様子	11
6	バス乗降客カウントセンサ PASSENGER COUNTER の取り付け例	13
7	提案手法の概要	14
8	フレーム例	17
9	グレースケール化のフレーム例	17
10	ガウシアンぼかしを適用したフレーム例	18
11	背景差分法を適用したフレーム例	18
12	2 値化フィルタを適用したフレーム例	19
13	膨張・収縮処理をしたフレーム例	19
14	輪郭抽出をしたフレーム例	20
15	カウントを行っているときのフレーム例	20
16	YOLOv3+Deep SORT を用いたときのサンプルフレーム	22
17	ドライブレコーダ A の映像のサンプル	26
18	背景差分法と YOLOv3+Deep SORT を用いた乗車人数の推定結果 (ドライブレコーダ A)	31
19	背景差分法と YOLOv3+Deep SORT を用いた乗車人数の推定結果 (ドライブレコーダ B)	31
20	YOLOv3+Deep SORT を用いた乗車人数の推定結果 (前扉)	34
21	YOLOv3+Deep SORT を用いた降車人数の推定結果 (前扉)	34
22	YOLOv3+Deep SORT を用いた乗車人数の推定結果 (後扉)	37
23	YOLOv3+Deep SORT を用いた降車人数の推定結果 (後扉)	37
24	YOLOv3+Deep SORT を用いた乗車人数の推定結果 (前後扉合計)	40
25	YOLOv3+Deep SORT を用いた降車人数の推定結果 (前後扉合計)	40
26	オクルージョンによるエラー例	43

27	境界線付近に滞留する乗客例	44
----	-------------------------	----

表 目 次

1	通行動作の定義	10
2	定義した特徴量	24
3	評価データ取得日時	26
4	モデル作成に用いたデータセット（ドライブレコーダ A）	27
5	モデル作成に用いたデータセット（ドライブレコーダ B）	28
6	背景差分法と YOLOv3+Deep SORT の精度比較	30
7	YOLOv3+Deep SORT を用いた精度評価（フロントカメラ）	33
8	フロントカメラ解析時の特徴量の重要度	33
9	YOLOv3+Deep SORT を用いた精度評価（リアカメラ）	36
10	リアカメラ解析時の特徴量の重要度	36
11	YOLOv3+Deep SORT を用いた精度評価（フロントカメラとリア カメラ）	39
12	フロントカメラとリアカメラ解析時の特徴量の重要度	39
13	YOLOv3+Deep SORT を用いた精度評価まとめ	42

1. はじめに

近年、地方都市を中心としたモータリゼーション、少子高齢化、日本の過疎化の進行により路線バス事業は厳しい経営環境にある。それらによって生じた赤字路線の運用管理にかかる費用は、他の路線の黒字によって補償されている。しかし、新しい路線バス事業者の参入障壁の緩和により競合が増え、多くのバス会社は赤字路線を維持できなくなっている。そこで路線計画を見直すため、多くの路線バス事業者は乗降客数の調査を行っている。埼玉のバス事業者であるイーグルバス株式会社では実際に乗降客数をカウントするセンサを設置し、それらのデータから停留所の移動や路線廃止、新設などの路線計画の改善に成功している [1]。停留所ごとの乗降客数のデータは活用できる見込みが大きく、バス事業者にとっても需要があることがわかる。一方で利用客としても、乗車予定のバスの混雑度がわかるサービスに対しては一定の需要がある。神戸交通振興株式会社が提供しているバスロケーションシステムでは、スマートフォンアプリを使ってユーザにバス車内の混雑度を提供している [2]。

乗客をカウントするための従来の方法では、調査員によって手動で数えられている。調査員を雇い、路線バス車内に同乗させて手動で数えるという方法である。この方法の問題点は調査員を雇うことに対するコストである。1日の乗降客数を調査するだけでもコストを要する上に毎日調査員を雇うことができないため、情報が少なくなってしまう現状がある。一般的に、1年に1日または2日のデータしか収集できないため、これでは病院訪問や買い物等の毎日着実に行われていない生活交通に対する実際の乗客数の正確な把握は困難である。交通系 IC カードの利用履歴を用いた乗降客数の割り出しは不可能ではない。しかし赤字路線を複数かかえている経営状態が厳しい路線バス事業者は、そもそも交通系 IC カードを導入していない場合が多いため使うことができない。また、導入していても交通系 IC カードを使わない乗降客のカウントが難しいという問題点も存在する。最近では、専用のカメラやセンサーを天井に取り付けることで、自動的に乗客数をカウントできるシステムの導入も進んでいるが、それらも同様の理由からどの路線バス事業者でも導入できるわけではない。

一方で近年、バス車内にはさまざまな装置が搭載されている。国土交通省は

2016年に発生した軽井沢スキーバス転落事故を受け、貸切バスの輸送の安全確保のための「ハード面での安全対策の強化」として「ドライブレコーダによる映像の記録・保存」「ドライブレコーダの映像記録を活用した指導・監督」を義務付けている[3]。路線バスにおいても国土交通省から補助金を提供する形で導入が進められており[5]、今後も一層普及していくとされている。多くの場合は、一般的な交通事故の調査・分析に用いる外向けカメラと車内転倒やトラブルの調査に用いられる車内向けカメラが搭載されている。また、デジタルタコグラフと呼ばれる運行記録計も補助金を提供するという形で導入が進められている[5]。デジタルタコグラフは、車両の運行にかかる速度・時間等を自動的にメモリーカードやクラウドサービス等に記録する装置であり、事務所の読み取り装置でデータを引き出し解析することでドライバーが法定速度、休憩時間などを遵守しているかを容易に確認することができる。

最近では、専用のカメラやセンサーを天井に取り付けることで、自動的に乗客数をカウントできるシステムの導入も進んでいる。しかし、それらのシステムは導入コストが大きく厳しい経営状況にある事業者では導入が難しい。そこで本研究では、ドライブレコーダの映像から画像処理を行い、デジタルタコグラフのセンサデータによる補正を行うことで乗降客数をカウントし、リアルタイムで送信するシステムの実現を目指す。本研究のゴールのイメージを図1に示す。基本的に設置が前提とすることのできるドライブレコーダの映像やデジタルタコグラフのセンサを利用して、バス停での乗降客数を自動カウントすることを目的とする。YOLOv3+Deep SORTを用いた画像処理手法とRandom Forest分類器による補正を用いた手法を提案し評価した結果、乗車人数の平均正解率は96.7%、降車人数は87.9%となった。本研究では、搭載を前提とすることができるドライブレコーダやデジタルタコグラフに着目して既存システムよりも安価に乗降客数の推定が可能になり、画像処理のみではなくセンサデータを活用した機械学習を行うことにより高い精度で推定できることが確認できた。

本稿では、まず路線バス事業における乗降客数を用いた路線計画の見直し例について解説する。その後、既存の乗降客数カウント手法について述べ、それらの問題点について解説する。そして、それらを解決するための手法を提案し、推定手

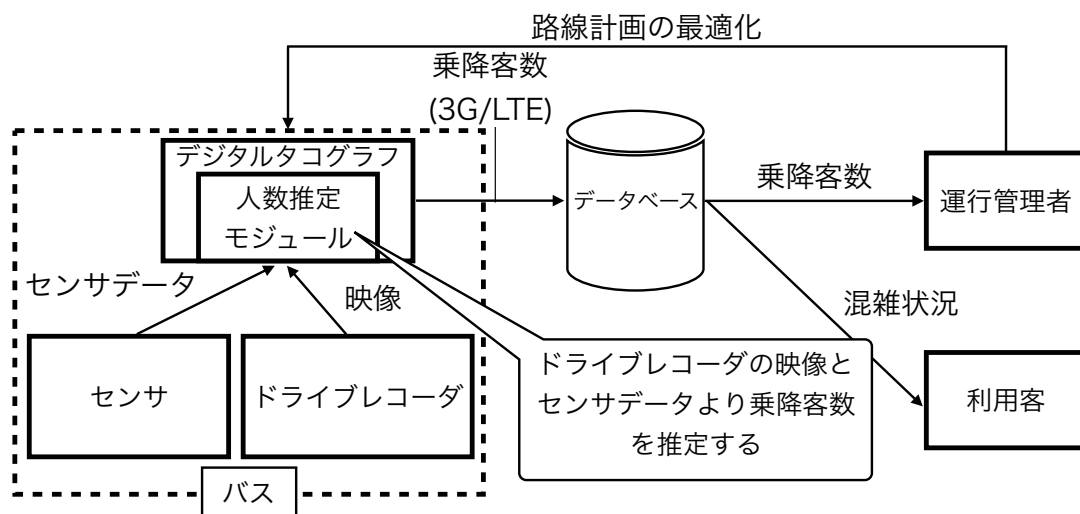


図 1: 提案手法の利用例

法や補正手法について解説する。その後、従来の乗降客数をカウントする製品と比較し、評価を行う。最後に提案手法の結果の考察と今後の展望について述べる。

本稿の構成は以下の通りである。第2章では、現在の乗降客数活用の取り組みや既存の乗降客数カウント手法とそのコスト的問題点について述べる。第3章では、提案手法を考える上で必要な機器などを紹介した上でそれらを用いて既存のカウント手法の問題を解決するための手法を提案する。第4章では、第3章で提案した手法の評価を行う。第5章では、評価実験の結果から考察を行い、提案手法の妥当性および今後の展望について議論する。第6章では、本稿のまとめを行う。

2. 路線バス事業の現状

本章では、路線バス事業者の現状として、乗降客数を用いた試みと現在の路線バス車内に設置されている装置について述べる。

2.1 乗降客数を用いた試み

現在、一部の路線バス事業者では乗降客数を用いてさまざまな取り組みがなされている。

イーグルバスでは実際に乗降客数をカウントするセンサを設置し、停留所ごとの乗降客数などのデータから停留所の移動などの路線計画の改善に成功している。従来イーグルバスでは、運転手の経験と勘を頼りに運行されており、データを用いた路線計画の策定はあまりされてこなかった。そこでイーグルバスはバス車内に赤外線乗降センサを設置し、停留所ごとの乗車人数や停留所間の乗車人数（乗客密度）、路線上で位置や運行にかかっている時間を把握できるようにした。そうしたデータから顧客が誰も利用していない運行区間などをグラフ化し、運行ダイヤの最適化を図った。赤外線乗降センサで取得したデータからかかるコストを判断する単位を「1台」や「1ダイヤ（運行）」から「1分」や「1キロ」の走行あたりに変更した。これにより1ダイヤの中であっても「どの区間が赤字なのか」を浮き彫りにすることができる。

神戸交通振興株式会社が提供しているバスロケーションシステムでは、バス車内の混雑度を提供している [2]。利用者はスマートフォンアプリを利用することによって、乗車予定のバスの混雑度を Crowded、Normal、Vacant の3つの段階で取得できる。

2.2 バス車内の装置

現在、路線バスには安全性の向上や運行管理の効率化のためにさまざまな装備が搭載されている。運行上必要なため既にほとんどの車両に搭載されている標準

装備や安全のため政府が補助金を提供して導入を支援している装置は以下の通りである。

- 標準装備

- － ドアの開閉状態がわかる装置
- － ドア開閉時の安全確保のためのドア付近に人がいるか確認する接近センサ
- － 1日の売上がわかる運賃箱

- 政府の補助金で導入できる装置

- － ドライブレコーダ
- － デジタルタコグラフ

経営が厳しい路線バス事業者では乗降客数をカウントするためだけに新たに装置を導入することは難しいため、これらの装置を積極的に活用して低コストで実現する必要がある。

2.2.1 標準装備

標準装備として搭載されているドアの開閉スイッチの信号より開閉状態を取得できる。また、開閉時に乗客が誤って挟まれないようにドア付近に人がいるかを確認する近接センサが取り付けられている。このセンサよりドア付近に乗客が滞在したタイミングを把握できるため、乗降客数のカウントへの応用が期待できる。これらの他に運転席の隣の支払機に運賃箱が設置されている。この運賃箱は一般的に業務終了後に回収を行い、そのときにその日の売上を確認する用途で利用される。運賃箱単体では得られる乗降客数は1日単位となってしまう、情報の粒度が粗いため他のデータと組み合わせる必要がある。また、定期券利用者をカウントすることも難しいため、運賃箱単体で正確なカウントをすることは難しい。

2.2.2 ドライブレコーダ

一般にバスに搭載されているドライブレコーダの映像は主に4チャンネルで保存され、車内向けや車外向けに2つずつ記録されている。例として筆者らの共同研究先である神戸市のバス事業者のみなと観光バス株式会社が運行中に撮影した映像を図2、図3に示す。¹図2の前扉付近の映像はHD画質で撮影されており、解像度は1280×720、フレームレートは27fpsである。図3の後扉付近の映像の解像度は704×480、フレームレートは同じく27fpsである。これらのドライブレコーダは、事故発生時の安全管理と分析のために設置されている。このカメラ映像を利用して乗客数を推定することは可能であるが、乗客の顔が映っている映像を使用する場合には、プライバシーについて憂慮する必要がある。そのため、これらを使用する場合にシステムは乗客の数だけなど匿名化された情報を出力する必要がある。

2.2.3 デジタルタコグラフ

1962年より、貸切バス、往路100kmを超える路線バス、路線トラックには運行管理の安全確保を徹底すべくタコグラフの設置が義務付けられている。タコグラフは1925年にドイツで開発され、回転速度計を意味する「TACHOMETER」と記録を意味する「GRAPHIK」が語源となる運行記録計である。タコグラフは、チャート紙に記録針が接触していて、瞬間速度、走行距離、走行時間などを連続的に記録している。これらの情報は、安全な運行管理や事故時の原因調査などに利用されている。タコグラフの設置が義務化されている車両は増えてきており、トラックやタクシーなども義務化されている。近年では、2015年の国土交通省「貨物自動車運送事業輸送安全規則」改正でもタコグラフの設置の義務化範囲は広がっており[4]、今後もタコグラフの装着義務範囲は拡大していく傾向がある。また、路線バスにおいて国土交通省から補助金を提供する形で導入が進められており[5]、このことからタコグラフは普及していくと考えられる。

¹この画像を含む本研究で使用するすべての映像は、バス利用者に対するオプトアウト手続きにより取得した映像である。

最近では、記録紙に代わってメモリーカードといった記録媒体やクラウドサービスが利用されている。それらのタコグラフはデジタルタコグラフと呼ばれ、従来のチャート紙を用いるタコグラフはアナログタコグラフと呼ばれている。デジタルタコグラフでは、アナログタコグラフで記録していた時間、車速、エンジン回転数といった情報に加え、GPS による位置情報や総走行距離といった情報を記録することが可能になった [6]。筆者らの共同研究先である、みなと観光バス株式会社内製のデジタルタコグラフでは、以下の情報が記録されている。

- 日時
- GPS ユニットによる車両位置・方位
- 瞬間速度
- エンジン回転数
- 総走行距離
- 車内の気温、湿度、気圧
- ブレーキ、ウインカー、ライト、ワイパーの状態
- 前後扉の状態
- 燃料の量

これらの情報はデジタルタコグラフより 0.5 秒間隔でクラウドサービスへ送信されている。このデジタルタコグラフには Linux が搭載されており、新たにアプリケーションを追加して動作させることも比較的難しくない。



図 2: 前扉付近に設置しているドライブレコーダの映像サンプル



図 3: 後扉付近に設置しているドライブレコーダの映像サンプル

3. 既存研究

通行する人をカウントする取り組みは屋内屋外問わず、多くの取り組みがされている。本章では代表的な取り組みとして、赤外線センサ、天井に設置された専用カメラ、測域センサを用いた取り組みについて述べる。

3.1 赤外線センサを用いたカウント

秦らは、1人用の出入口における人物の通行判定を焦電型赤外線センサを用いて実現している [10]。集電型赤外線センサは、赤外線を受光するとその熱エネルギーを吸収し電荷が励起される効果を用いて、人体などから発せられるわずかな赤外線を検知できる。さらにフレネルレンズを用いて、+極性の素子と-極性に対するペアの検知エリアを設定する。この検知エリアを人が通過すると、センサから図4に示すような出力信号が得られる。彼らはそれを用いて表1のように通行動作を定義して分類した。1人歩行の場合ではほぼ100%と高い正答率で通過を検知でき、近接同方向でも92%の正答率で検知できると示している。しかし、赤外線センサを用いた手法は路線バスへの乗降客数推定には適していない。路線バスでは整理券の取得やICカードの接触のために、乗降口付近にしばらく立ち止まる状況が多く、これらの挙動を2つの検知エリアだけでは検知することは困難である。さらに秦らの論文の評価では、一定間隔を開けて通過する人のカウントしか行われておらず、連続して通過する人をカウントするには課題が多く存在する。また、この手法を用いるには路線バスに赤外線センサを設置する必要がある。赤外線センサは比較的安価であるが路線バスに設置するとなると、電源や信号などの配線に人的にも財政的にもコストがかかってしまうため、この方法は必ずしも有効な手段ではない。

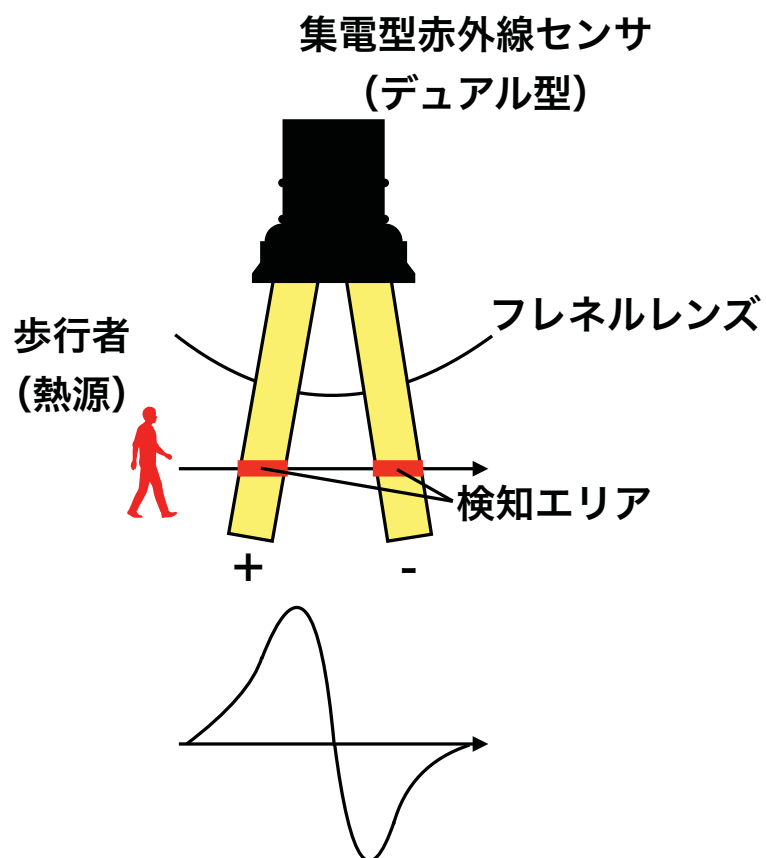


図 4: 集電型赤外線センサと検知信号

表 1: 通行動作の定義

通行動作	説明
1人歩行 (遅)	1人が立ち止まらず 0.5~2m/s で通過
1人歩行 (速)	1人が立ち止まらず 3m/s 以上で通過
立ち止まり	1人が 1m/s で、ゲート内で一度 1s~2s 立ち止まり通過
近接同方向	2人が 1m/s で、間隔 20~60cm あけて同じ方向に通過
双方向	1人が通過した後、2s 以内に他の 1人が逆方向に通過

3.2 測域センサを用いたカウント

山田らは、測域センサを利用した乗降客数計測手法を提案している [11]。測域センサは広範囲にわたり物体までの距離データ（点群）を取得することができる。図5に路線バスに設置したときの人の位置と点群の概略図を示す。このように設置したときに点群が遮られたときの距離データから移動する物体の位置を特定し、それらをカウントすることによって乗降客数を測定している。実際のバスに設置して実証実験を行った結果、乗車人数推定では誤差率 5.3 % (平均絶対誤差 0.94 人)、降車人数推定では誤差率 7.5 % (平均絶対誤差 1.9 人) の精度が確認されている。また、一般的に測域センサは大量の点群を生成するため高精度な計算機による解析が必要になるが、計算量を削減し安価なシングルボードコンピュータでの動作も実現している。しかし測域センサは高価であり、市場価格で 10 万円前後する上、オクルージョン耐性が低く複数の乗客が重なって乗車した場合に乗客ごとに点群の集合を分けることが難しい。

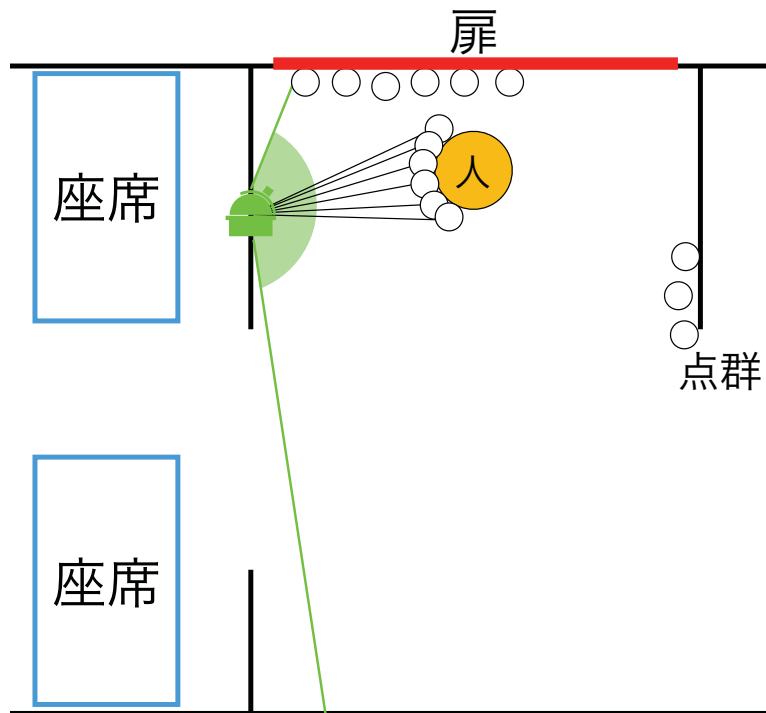


図 5: 路線バスに測域センサを設置したときの様子

3.3 天井に設置した専用カメラを用いたカウント

Chen らは、バスにおける乗降客数を測定する手法として RGB カメラを用いた手法を提案している [7]。この手法では、出入口付近の乗客の位置を適切に把握できるように天井にカメラを設置することで乗降客数を推定している。この文献ではキャプチャしたフレームを多数のブロックに分割し、それらを動きベクトルに従って分類する。それらの動きベクトルのうち同様な動きベクトルを同じ移動体として扱い、バスの乗降客としてカウントを行っている。各ピクセルをブロックにまとめて動きベクトルを用いているため、カメラの振動およびバス内の照明の変動などの影響を少なくすることができる。この手法を、合計 56 人が乗降した 3 つのビデオ（それぞれのビデオの長さが 52 秒、65 秒、82 秒）で評価した結果、平均正解率が 92 % の精度で乗降客数が測定できることを示している。また、天井に設置した RGB カメラを用いた乗降客数カウントシステムが製品化されている。技研トラステム株式会社の「バス乗降客カウントセンサ PASSENGER COUNTER」は、推奨環境下での平均精度を 95 % 以上としている [9]。本製品は、図 6 のような乗降口付近の天井に設置することで乗車した（降車した）タイミングで乗車パルス（降車パルス）を出力する。筆者らの共同研究先であるみなと観光バス株式会社の一部車両にも試験導入されており、実際の精度は 5 章で述べるデータセットを用いて評価した結果、正答率は乗車人数推定、降車人数推定共に 97.7 % であった。しかしこの製品の価格は路線バス事業者との契約にもよるが 1 台あたり 10 万円以上となっており、筆者の共同研究先であるみなと観光バス株式会社でも一部の車両にのみ導入されているなど、コストが大きいという問題がある。

3.4 既存研究のまとめ

これら手法にはカウント専用のカメラやセンサを用いているためコストを要する。例えば民間企業で提供されている Bus Go! というサービスは、バス 1 台ごとに毎月課金が発生する [8]。また、安価な赤外線センサを用いた手法はオクルージョン耐性が低く、正確なカウントが難しい。これらのことから、経営状況が厳



図 6: バス乗降客カウントセンサ PASSENGER COUNTER の取り付け例

しい路線バス事業でも導入できる安価で正確な乗降客数カウント手法が求められている。

4. 提案手法

本研究では、車内に取り付けられたデジタルタコグラフに接続されているセンサとドライブレコーダを用いた各バス停での乗降客数を推定する手法を提案する。提案手法の概要を図7に示す。まず最初に設置された社内向けドライブレコーダの映像を用いた画像処理によって、ドア付近を通過する乗客数を推定する。この方法を使用することにより、各バス停で乗降する乗客数が推定される。その後、センサデータを加味したランダムフォレスト分類器を用いて画像処理出力の補正を行う。この方法で使用される装置はすでに導入を前提とできるものであるため、乗降客数の自動カウントは妥当なコストで実現することができる。本章では提案手法の詳細を述べる。

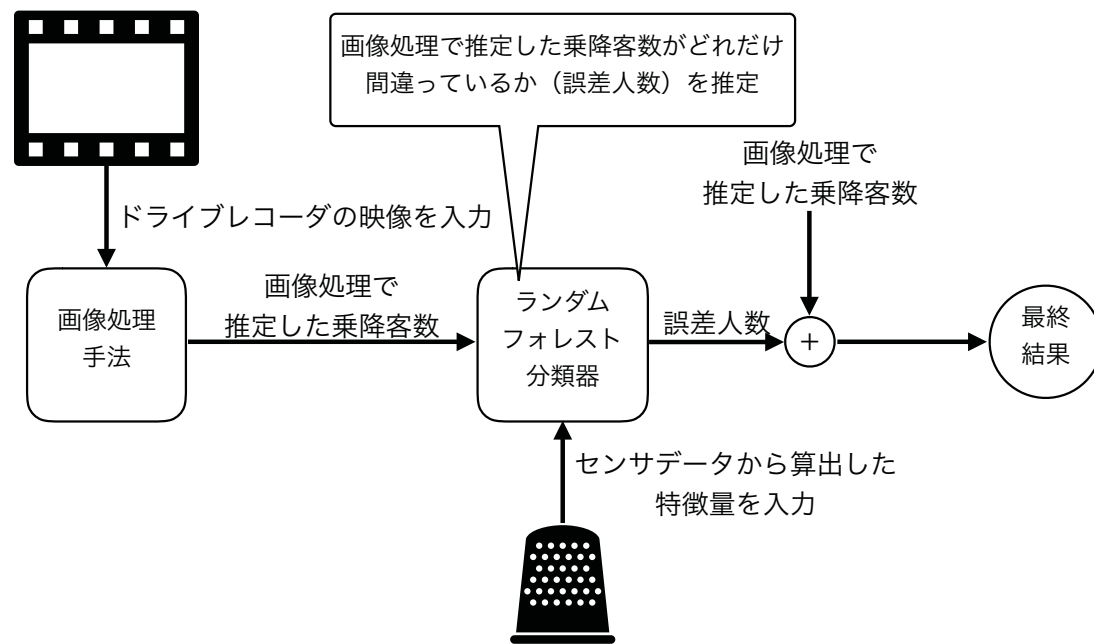


図 7: 提案手法の概要

4.1 画像処理を用いたカウント

本研究では、2種類の画像処理手法を用いて乗降客数のカウントを試みた。4.1.1では背景差分法、4.1.2ではYOLOv3+Deep SORTを用いた手法について述べる。

4.1.1 背景差分法を用いたカウント手法

OpenCVの背景差分法を用いたカウント手法を以下に示す。基本的に各フレームごとに現フレームと前フレームを比較して処理を行っていく。ここでは例として、ある映像中のある前フレームと現フレームを図8に挙げて詳細を述べる。

1. 動体検知

まず処理を軽くするため、図9のように各フレームのグレースケール化を行う。次にノイズを減らすために図10のようにグレースケール化した画像に対してガウシアンぼかしを適用する。その後、k近傍法を用いた背景差分法で前後フレームを解析し、動体の検知を行う。そのときの結果を図11に示す。

2. 対象物の輪郭検出

最初に輪郭を検出しやすいように画像の2値化を行う。そのときの結果を図12に示す。次に図13のように膨張・収縮処理を行い、ある程度画素をまとめる。そしてfindContours関数を用いて、図14のように輪郭を抽出する。このとき人物に穴が空いている等の現象は起こりえないため、抽出モードはRETR_EXTERNAL（最も外側の輪郭のみを抽出するモード）とした。また、近似モードはデジタルタコグラフの少ないリソースでも実行できるようCHAIN_APPROX_SIMPLEとした。その後、図15の緑枠のように輪郭を長方形へ近似した。また、図15の赤い点のように長方形の重心の算出も行う。

3. フレーム間の同一人物探索

フレーム間で乗客の移動を認識するためには、それぞれのフレームで認識した動体が同一人物かどうかを判定する必要がある。それによってその動

体の移動方向等の認識を行う。現フレームの動体の重心の点群を P 、前フレームの動体の重心の点群を Q とする。また、現フレームで検出した動体の数を N 、前フレームで検出した動体の数を M とする。

$$P = \{p_i = (x_i, y_i) | i \in \mathbb{Z} \cap [0, N)\} \quad (1)$$

$$Q = \{q_j = (x_j, y_j) | j \in \mathbb{Z} \cap [0, M)\} \quad (2)$$

このとき、現フレームの重心点 p_i と同一人物である重心点を Q よりそれぞれ探索する。まず Q より現フレームの重心点 p_i とユークリッド距離が1番近い q_j を選択する。その点が点 p_i が属する長方形輪郭の範囲の中にあれば、重心点 p_i と q_j は同一人物の重心点だと判定する。長方形輪郭は、歩行者の手が大きく振られていないとすると身長と両足の位置（歩幅）によって決まる。一般的なドライブレコーダのフレームレートである 30fps で1フレームで人間が半歩以上移動することができないため、判定条件としては十分だと考えた。

4. カウント

カウント処理では、まず図 15 の青線のようにボーダーラインを設定する。この線を超えるかどうかを基準にして乗降のカウントを行う。このボーダーラインは車両や画角によって異なるため、任意に指定できるようにする。次に手順 3 で判定した前フレームと現フレームの重心点を線分で結び、その線分がボーダーラインと交差したらカウントを行う。このとき、現フレームの重心点がボーダーラインの左右どちらにあるかで乗車カウントと降車カウントの判定を行う。最後に乗車人数、降車人数の順に推定結果を各フレーム上に描画する。



(a) 前フレーム



(b) 現フレーム

図 8: フレーム例



(a) 前フレーム



(b) 現フレーム

図 9: グレースケール化のフレーム例



(a) 前フレーム



(b) 現フレーム

図 10: ガウシアンぼかしを適用したフレーム例



(a) 前フレーム



(b) 現フレーム

図 11: 背景差分法を適用したフレーム例

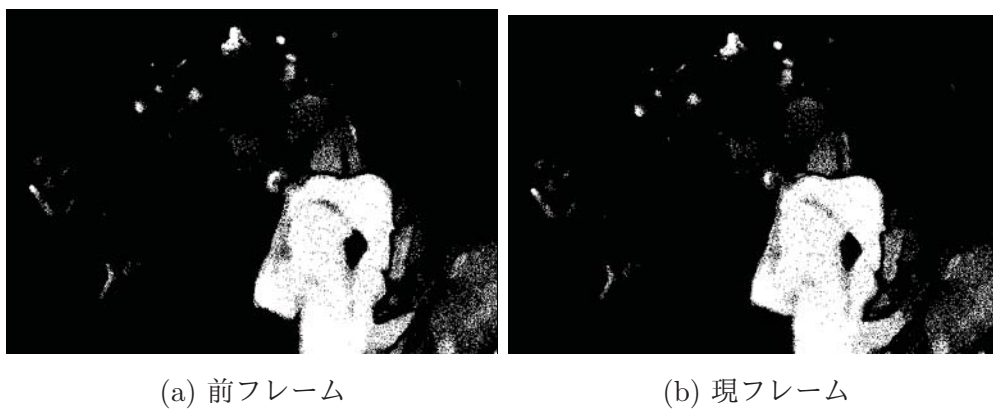


図 12: 2 値化フィルタを適用したフレーム例

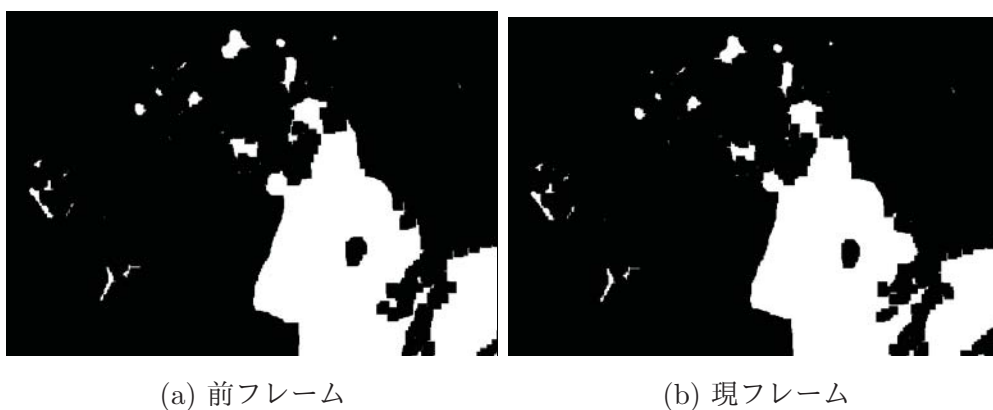


図 13: 膨張・収縮処理をしたフレーム例

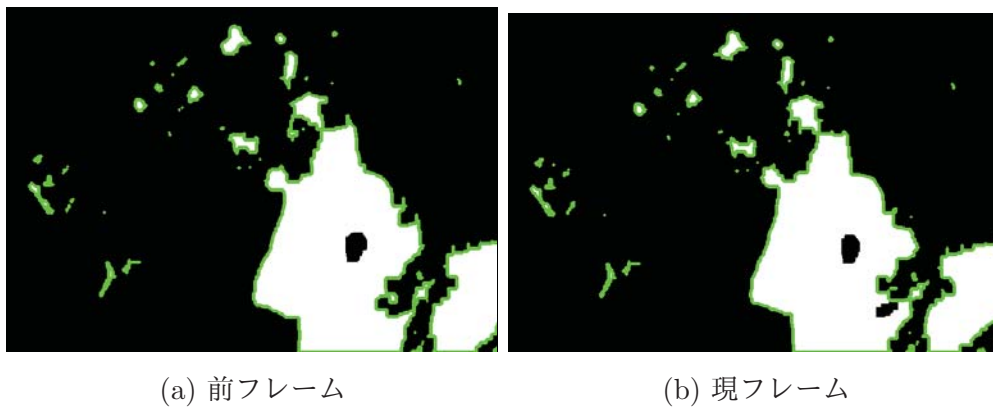


図 14: 輪郭抽出をしたフレーム例

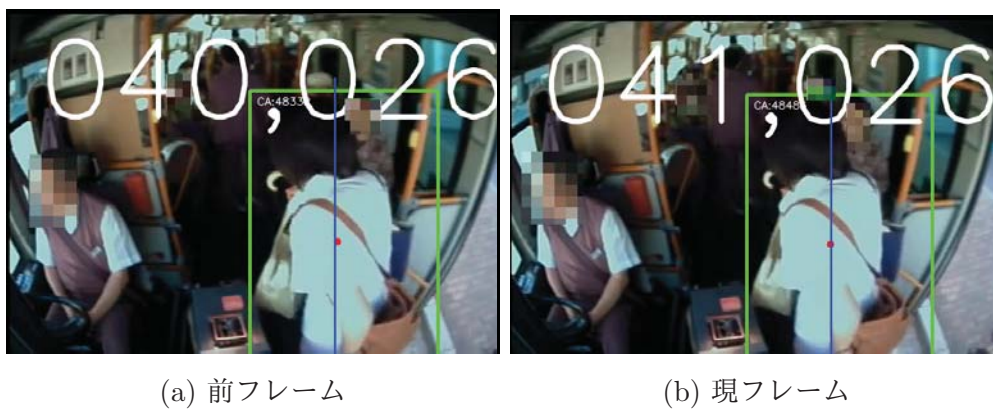


図 15: カウントを行っているときのフレーム例

4.1.2 YOLOv3+Deep SORT を用いたカウント手法

1. YOLOv3 を用いた人物検知

人物検知の手法として、YOLO という手法の最新版である YOLOv3 を用いた。YOLO は、空間的に分離された境界ボックスおよび関連するクラス確率に対して、回帰問題とみなして物体検出を行う。具体的には、単一のニューラルネットワークを使用し、そのネットワークは1回の評価でフルイメージから直接的に境界ボックスとクラス確率の予測を行う。この手法は単純な回帰問題として解決されるので処理速度が速い。Sliding Window や Region Proposal Network などを用いたオブジェクトの候補領域を検出しようとする物体検知手法と比較して、YOLO は画像全体で判断をするため背景をオブジェクトとして検出する誤りが少なく、誤差は FastR-CNN の半分である [12]。YOLOv3 は、これまでの実装である YOLO や YOLOv2 よりも高速で軽量の物体検出を実現している [13]。この手法では、検出した物体に応じてその物体の境界ボックスの位置や大きさ、物体の種類（人、車、食べ物など）、判定された物体のスコアを取得できる。スコアは、判定対象の精度を 0~1 の範囲で示す。

これらの理由より、バス車内の乗客を検出するために事前に訓練されたモデルで YOLOv3 を使用した。その検出結果のうち「person」と評価された物体のスコアが 0.2 以上のときに、本手法では乗客を図 16 の青いボックスのように検出する。

2. Deep SORT を用いた人物追跡

提案手法では、YOLOv3 によって検出された乗客を Deep SORT を用いて追跡を行った。Deep SORT は、関連メトリックを、動き情報と外観情報とを組み合わせたより情報に富んだメトリックと置き換えることによって、オクルージョンによる追跡精度の低下を克服している。特に、Deep SORT は大規模な個人再識別データセットで歩行者を区別するように訓練された畳み込みニューラルネットワーク（CNN）を適用している [14]。そのため、Simple On-line Real-time Tracking (SORT)[15]と比較してもオクルージョン



図 16: YOLOv3+Deep SORT を用いたときのサンプルフレーム

耐性に優れている。SORT と Deep SORT は、Multiple Hypothesis Tracking (MHT)[16] や Joint Probabilistic Data Association Filter (JPDAF)[17] よりも処理が簡単であるため、将来的にバス車内で処理を行うのに適している。したがって、本研究では Deep SORT を採用した。そのときの追跡結果例は、図 16 の白いボックスのようになる。また、トラッキング対象にユニークに割り当てられる番号（緑の文字）も取得できる。

3. カウント

本研究の提案手法では、図 16 に示すように、青い線を出入り口付近と乗客エリアの境界として設定した。また、乗客の位置も手順 2 で追跡した境界ボックスの重心（赤い点）として設定した。乗客の乗降は、青いボーダーラインを乗客の重心がまたぐかどうかによって決定している。ボーダーラインの最適座標は、車両や画角に依存するため、任意に指定できるようにしている。次に、手順 2 で出力された前後フレームの乗客の重心位置を線分で結ぶ。その線分がボーダーラインと交差するときにカウントを行う。このとき、現在のフレームの重心位置がボーダーラインの上にあるか下にある

るかに基づいて乗り降りが決定される。最後にバスに乗降する乗客数を出力する。

4.2 センサデータによる補正

ドライブレコーダの映像を用いた画像処理のみで乗降客数を推定する場合、境界線近くに滞留する乗客による誤差やオクルージョンによる誤差、追跡時の誤差などが発生する。そこで、デジタルタコグラフから得られるセンサデータを用いた補正手法を提案する。具体的には画像処理で推定した人数に加えてセンサデータから算出した特徴量を入力して、画像処理で推定した人数と実際に乗降した人数の誤差人数をランダムフォレスト分類器を用いて推定する。分類器は2つ構築し、1つは乗車人数の誤差、もう1つは降車人数の誤差を推定する。直接、乗降人数を推定するのではなく、誤差人数を推定することで分類対象となるラベルの種類を減らした。これによって回帰問題として解くよりも精度は高くなった。

2.2 で述べたセンサデータと運行管理に用いられているバス停の位置情報や時刻表データを用いて表2のように特徴量を定義した。その詳細は以下に示す。

- 推定された乗車人数

ドライブレコーダを用いた画像処理で推定された乗車人数を特徴量として定義する。乗車人数の絶対値によって誤差の大きさが変化すると考え、特徴量として定義している。また、この特徴量は降車人数推定の誤差人数を推定するモデルにも入力する。これは、ボーダーライン付近に滞留する乗客による多重カウントが原因で誤差が発生したときに、乗車数と降車数両方の情報があることで精度向上につながると考えたため、特徴量として定義した。

- 推定された降車人数

同じくドライブレコーダを用いた画像処理で推定された降車人数も特徴量として定義する。推定された乗車人数と同様にこの値によって誤差の大きさも変化すると考え、特徴量として定義している。また、この特徴量も乗

表 2: 定義した特徴量

特徴量	データソース
乗車人数	画像処理（ドライブレコーダ）
降車人数	画像処理（ドライブレコーダ）
停車時間	車速, GPS, バス停の位置情報（DB）
発車までの余剰時間	車速, GPS, 時刻表情報（DB）

車人数と同じく乗車人数の誤差人数の推定モデルに使われ、理由も同じである。

- 停車時間

デジタルタコグラフから取得できる車速や車両の位置情報、運行管理で用いられているデータベースに格納されているバス停の位置情報を用いてバス停への停車判定を行い、バス停に停車している時間を算出する。停車時間によって画像処理で推定した誤差人数も変化すると考えたため、定義した。

- 発車までの余剰時間

「発車までの時間」は、「停車時間」の算出時に求めたバス停に到着した時刻とデータベースにある時刻表情報から取得したバスの発車予定時刻の差分を取った、どれぐらい秒数の余裕を持ってバスがバス停に到着したかを示す時間である。この値を定義することで、先に定義した停車時間の原因の把握に役立つと考えた。あらかじめ決められた発車時刻までに時間があるから停車時間が長い（つまり乗降している時間ではなく待機時間が長い）という情報やダイヤグラムが遅れているのに停車時間が長い（つまり実際に乗客が乗降している時間が長い）という情報は、定義した特徴量である停車時間の補助情報として精度向上につながると考えられる。

5. 実験評価

実際に走行するバスから取得したドライブレコーダの映像やセンサデータを用いて提案手法の評価を行った。

5.1 実験環境

みなと観光バス株式会社のバス 1 台から 6 日間、表 3 の期間で収集した前扉付近の車載カメラ映像とセンサデータを用いて提案手法の評価を行う。バスの位置情報や車速、バス停の位置情報からバス停の停車判定をし、その時間の車載カメラ映像から前扉を利用する乗降客数を推定する。停車判定は車速が 0km/h でかつバス停と車両の距離が 50m 以下であるときとした。その後ランダムフォレスト分類器を用いて誤差人数を推定して乗降人数を推定する。ドライブレコーダの種類や画角を比較するために 2 種類のドライブレコーダを用いて評価を行った。ドライブレコーダ A は、図 17 のような解像度が 704×480 でフレームレートが 27fps である表 4 のような合計 84 レコードを収集した。ドライブレコーダ B は、2.2 で述べた図 2 のような解像度が 1280×720 でフレームレートが 27fps である表 4 のような合計 356 レコードを収集した。また、ドライブレコーダ B は後扉付近にもカメラを持っており、図 3 のような解像度が 704×480 でフレームレートが 27fps である映像である。正解ラベルとなる実際の乗降客数は、ドライブレコーダの映像から目視で判断して作成した。



図 17: ドライブレコーダ A の映像のサンプル

表 3: 評価データ取得日時

日時	ドライブレコーダ	時間帯
2018 年 05 月 11 日 (金)	A	16:59:52～22:59:52
2018 年 05 月 12 日 (土)	A	06:41:37～14:01:12
2018 年 11 月 16 日 (金)	B	07:06:09～14:09:57, 16:07:34～23:03:18
2018 年 11 月 17 日 (土)	B	07:05:24～14:01:51, 16:04:07～21:32:51
2018 年 11 月 18 日 (日)	B	07:06:55～14:03:49, 18:04:16～23:01:11
2018 年 11 月 19 日 (月)	B	07:03:26～15:59:06

表 4: モデル作成に用いたデータセット（ドライブレコーダ A）

バス停 ID	合計停車回数	合計乗車時間	合計乗車人数	合計降車人数
0	15	686	24	5
1	5	522	3	0
2	17	1070	82	16
3	19	763	49	23
4	6	88	0	5
5	0	0	0	0
6	4	211	3	1
7	4	88	8	0
8	14	636	44	7
合計	84	4064	213	57

表 5: モデル作成に用いたデータセット（ドライブレコーダ B）

バス停 ID	合計停車回数	合計乗車時間	合計乗車人数	合計降車人数
0	46	2348	132	17
1	15	1786	20	0
2	55	3662	380	54
3	60	2611	217	78
4	18	301	0	17
5	0	0	0	0
6	12	722	20	3
7	12	301	37	0
8	138	13908	32	23
合計	356	4064	838	192

5.2 評価手法

本研究では以下の評価指標を用いてそれぞれの提案手法の評価を行った。

5.2.1 平均絶対誤差 (MAE)

平均絶対誤差 (MAE、Mean Absolute Error) は、実際の値と予測値の絶対値を平均したものである。MAE が小さいほど誤差が少なく、予測モデルが正確に予測できていることを示す。計算式は以下の通りである。

$$MAE(y, \hat{y}) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} |y_i - \hat{y}_i| \quad (3)$$

ここで y は実際の値、 $\hat{y}$ は予測値、 n は件数である。

5.2.2 決定係数 (R^2)

決定係数 (R^2 、R-squared, coefficient of determination) は、モデルの当てはまりの良さを示す指標である。最も当てはまりの良い場合は 1.0 となり、悪い場合は負の値になることもある。寄与率とも呼ばれ、本研究では以下の計算式で百分率として求める。

$$R^2(y, \hat{y}) = 1 - \frac{\sum_{i=0}^{n-1} (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=0}^{n-1} (y_i - \bar{y})^2} \times 100 \quad (4)$$

ここで y は実際の値、 $\hat{y}$ は予測値、 $\bar{y}$ は実際の値の平均値、 n は件数である。

表 6: 背景差分法と YOLOv3+Deep SORT の精度比較

	ドライブレコーダ A		ドライブレコーダ B	
	背景差分法	YOLOv3+ Deep SORT	背景差分法	YOLOv3+ Deep SORT
平均絶対誤差	0.869	0.583	4.274	0.357
決定係数	80.3	91.0	-417	95.3

5.3 背景差分法と YOLOv3+Deep SORT の比較評価

フロントカメラを用いて前扉からの乗降客数を推定した結果を図 18（ドライブレコーダ A）、図 19（ドライブレコーダ B）に示す。これらより誤差を求めた結果を表 6 に示す。

ドライブレコーダ A、B のフロントカメラを用いて前扉からの乗車した乗客数を推定し、評価を行った。その結果を表 6 に示す。まずドライブレコーダ A の背景差分法と YOLOv3+Deep SORT を比較すると YOLOv3+Deep SORT の方が精度が高い。ドライブレコーダ B のときはそれが顕著に現れており、これはドライブレコーダ B の映像が振動しているため、背景差分法ではフレーム間の差分を取っているのですべての画素が動いていると見なしてしまっているためである。また、ドライブレコーダ B の画角は横方向の移動が少なく、奥行方向の移動が多いため、オクルージョンが発生しやすい。これらの原因によってドライブレコーダ B の映像に背景差分法を適応することが難しい。図 24（乗車人数）、図 25（降車人数）に示すプロットした結果にもそれらは表れている。

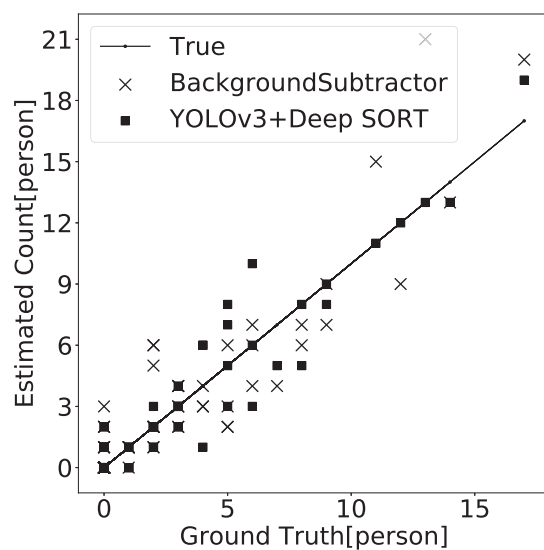


図 18: 背景差分法と YOLOv3+Deep SORT を用いた乗車人数の推定結果（ドライブレコーダ A）

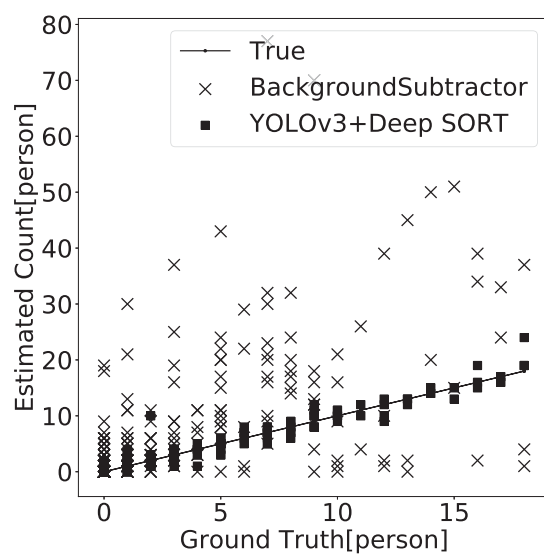


図 19: 背景差分法と YOLOv3+Deep SORT を用いた乗車人数の推定結果（ドライブレコーダ B）

5.4 YOLOv3+Deep SORT を用いた精度評価

本節では、精度の高かった YOLOv3+Deep SORT を用いて、前扉、後扉付近を撮影する 2 種類のカメラ（フロントカメラとリアカメラ）に対して乗降客数推定を行ったことに関して述べる。その後、センサデータによる補正をかけ、前後扉を合計した結果についても述べる。

5.4.1 前扉を利用する乗降客数推定（フロントカメラ）

ドライブレコーダ B のフロントカメラを用いて前扉からの乗降客数を推定し、評価を行った。これらのデータセットより K-分割交差検証（K=3）を行った。その結果を表 7 に示す。画像処理のみで推定した乗車人数の決定係数は 95.2 % で、センサデータによる補正を行うと 98.4 % となった。両者を比較するとセンサデータによる補正は有効であることがわかる。降車人数も同様にセンサデータによる補正が有効であることがわかる。ここで乗車人数の決定係数と降車人数の決定係数の値が違うのは、降車人数の真値が小さいためである。真値と比較して 1 人の誤差が大きいため、決定係数が大きくなっている。そのためセンサデータによる補正後の平均絶対誤差で比較すると、乗車人数推定では 0.196 人、降車人数推定では 0.285 人と両者ともに絶対誤差が小さいことがわかる。

次にプロットした結果を図 24（乗車人数）、図 25（降車人数）に示す。これらのグラフからもセンサデータによる補正後の結果である「Random Forest」のプロットが画像処理のみの結果である「Image Processing」のプロットよりも真値を示す直線「True」に近いことが分かる。また、表 8 に特徴量の重要度を示す。乗車人数推定モデルの結果では、画像処理による推定乗車人数や停車時間、余剰時間の重要度が高く、画像処理による推定降車人数の重要度は低い。画像処理による推定乗車人数の大きさによって誤差の絶対値が変化するため、重要度が高くなっていると考えられる。また、停車時間や余剰時間などの時間情報も発生する誤差の大きさに影響を与えており、例えば、提案手法で行う画像処理は停車時間分を行うためその長さによって誤差に相関があると考えられる。

表 7: YOLOv3+Deep SORT を用いた精度評価（フロントカメラ）

	乗車人数の推定		降車人数の推定	
	画像処理のみ	センサ補正後	画像処理のみ	センサ補正後
平均絶対誤差	0.358	0.196	0.351	0.285
決定係数	95.2	98.4	45.0	54.6

表 8: フロントカメラ解析時の特徴量の重要度

特徴量	重要度（乗車）	重要度（降車）
推定された乗車人数	0.33316402	0.11020953
推定された降車人数	0.07038878	0.42704272
停車時間	0.29963488	0.3184611
発車までの余剰時間	0.29681231	0.14428665

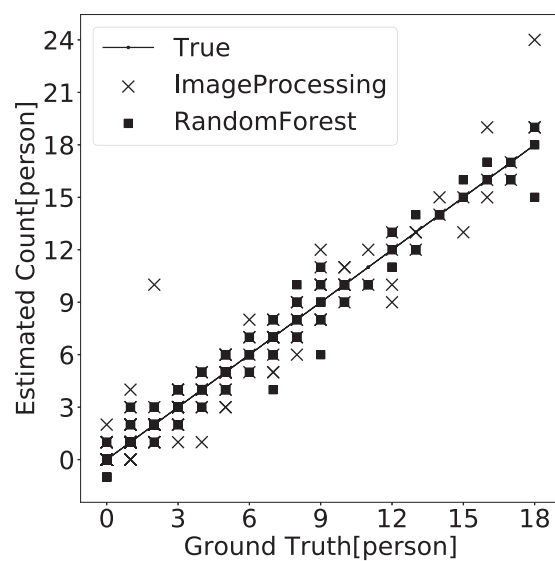


図 20: YOLOv3+Deep SORT を用いた乗車人数の推定結果（前扉）

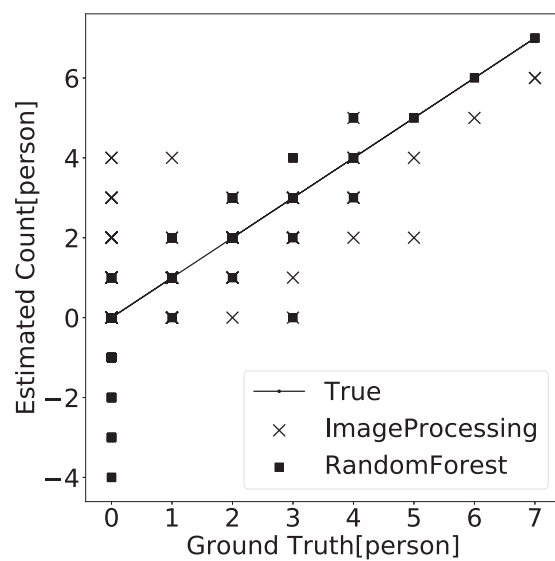


図 21: YOLOv3+Deep SORT を用いた降車人数の推定結果（前扉）

5.4.2 後扉を利用する乗降客数推定（リアカメラ）

ドライブレコーダBのリアカメラを用いて前扉からの乗降客数を推定し、評価を行った。これらのデータセットより K-分割交差検証（K=3）を行った。その結果を表9に示す。画像処理のみで推定した降車人数の決定係数は83.8 %で、センサデータによる補正を行うと89.3 %となった。両者を比較するとセンサデータによる補正は有効であることがわかる。また乗車人数の決定係数が大きくなっているのは、フロントカメラの降車人数と同じく、乗車人数の真値が小さいためである。

次にプロットした結果を図22（乗車人数）、図23（降車人数）に示す。これらのグラフからもセンサデータによる補正後の結果である「Random Forest」のプロットが画像処理のみの結果である「Image Processing」のプロットよりも真値を示す直線「True」に近いことが分かる。降車人数推定の結果である図22を見ると、真値が小さいときの補正結果が正解に近くなっているが、真値が大きくなるにつれて実際よりも大きめに補正をかけてしまっていることが分かる。しかし、それら補正後の結果は画像処理のみで推定した結果よりは真値を示す直線に距離が近い。また、本研究のデータセット用いた路線では基本的に後扉から乗車することがなく、多くの場合で乗車人数は0である。そのため、乗車人数推定では推定値を小さくする補正が行われている。実際の乗車人数がほとんど0にも関わらず、画像処理による推定結果が多めに見積もられている原因は、境界線の設定位置が乗車スペースにあるためで、乗降しない乗客もカウントされているためである。

また、表10に特徴量の重要度を示す。乗車人数推定モデルの結果では、画像処理による推定乗車人数の重要度が圧倒的に高い。これは先に述べたとおり、この路線では乗車人数の真値である0に近づけるため、画像処理で推定された乗車人数の重みが大きくなる。降車人数推定モデルの特徴量の重要度は、5.4.1で述べたフロントカメラを用いた乗車人数推定モデルと同じような結果となっている。

表 9: YOLOv3+Deep SORT を用いた精度評価（リアカメラ）

	乗車人数の推定		降車人数の推定	
	画像処理のみ	センサ補正後	画像処理のみ	センサ補正後
平均絶対誤差	0.234	0.156	0.579	0.429
決定係数	-4358	-568	83.8	89.3

表 10: リアカメラ解析時の特徴量の重要度

特徴量	重要度（乗車）	重要度（降車）
推定された乗車人数	0.82265288	0.13722557
推定された降車人数	0.07372652	0.37646412
停車時間	0.06152097	0.36570546
発車までの余剰時間	0.04209963	0.12060485

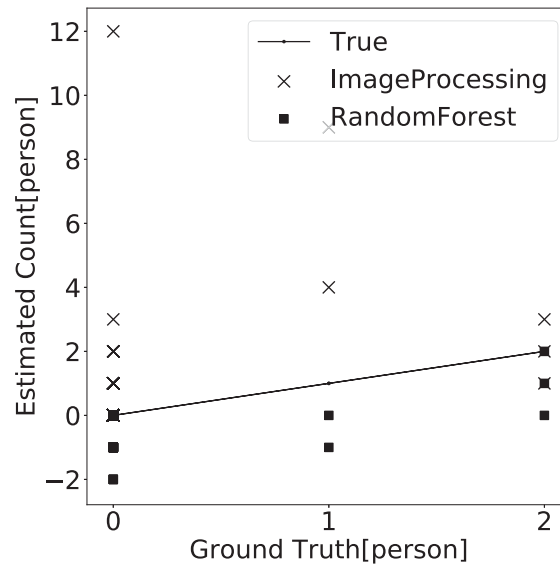


図 22: YOLOv3+Deep SORT を用いた乗車人数の推定結果（後扉）

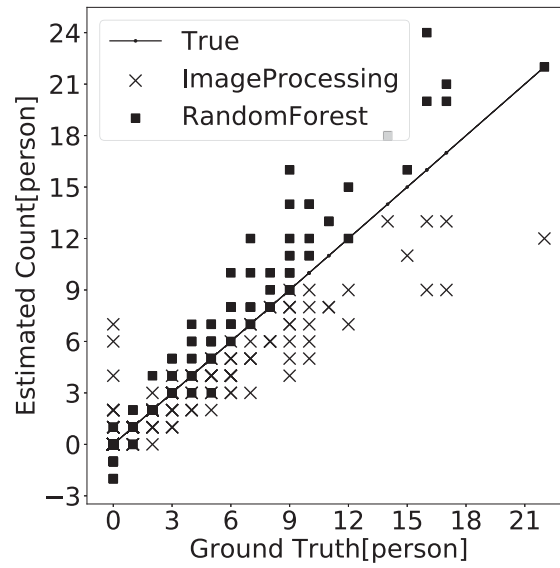


図 23: YOLOv3+Deep SORT を用いた降車人数の推定結果（後扉）

5.4.3 前後扉を利用する乗降客数推定（フロントカメラとリアカメラ）

ドライブレコーダBのフロントカメラ、リアカメラの映像に対してYOLOv3+Deep SORTで推定した乗車人数、降車人数の和と実際に前後扉で乗降した人数を比較した。その後、推定した乗車人数の和（フロント+リア）、降車人数の和（フロント+リア）、停車時間、余剰時間より提案手法でセンサデータによる補正を行った。これらのデータセットよりK-分割交差検証（K=3）を行った。その結果を表11に示す。画像処理のみで推定した乗車人数の決定係数は93.2%で、センサデータによる補正を行うと97.7%となった。両者を比較するとセンサデータによる補正は有効であることがわかる。降車人数推定も同様に84.1%から89.9%に精度が向上している。

次にプロットした結果を図24（乗車人数）、図25（降車人数）に示す。乗車人数推定では、センサデータによる補正後のほうが真値に近くなっているのが分かる。降車人数推定でも同様だが、真値が大きいと補正があまりできていない。これは多くの乗客が乗降した停車がなく、学習に必要なデータ数が足りないからだと考えられる。また、表10に特徴量の重要度を示す。やはり乗車人数推定モデルでは画像処理によって推定された乗車人数、降車人数推定モデルでは推定された降車人数の重要度が高い。次点で乗車モデルでも降車モデルでも停車時間の重要度が高いという結果になった。

表 11: YOLOv3+Deep SORT を用いた精度評価（フロントカメラとリアカメラ）

	乗車人数の推定		降車人数の推定	
	画像処理のみ	センサ補正後	画像処理のみ	センサ補正後
平均絶対誤差	0.562	0.346	0.890	0.761
決定係数	89.6	96.7	82.6	87.9

表 12: フロントカメラとリアカメラ解析時の特徴量の重要度

特徴量	重要度（乗車）	重要度（降車）
推定された乗車人数	0.37959544	0.11657798
推定された降車人数	0.12512100	0.45796883
停車時間	0.2432994	0.29019363
発車までの余剰時間	0.25198417	0.13525956

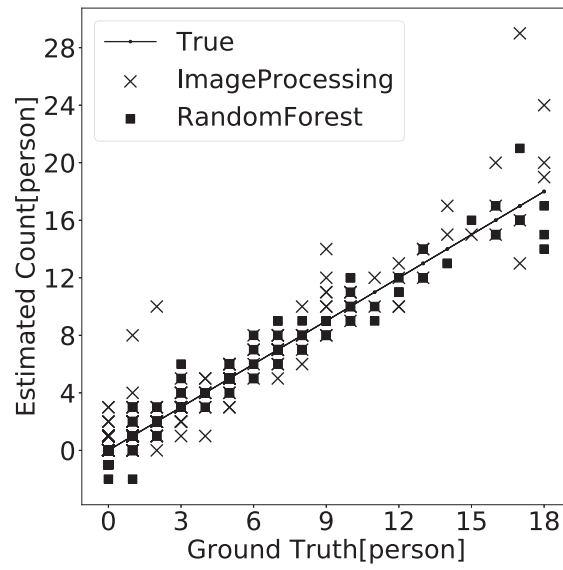


図 24: YOLOv3+Deep SORT を用いた乗車人数の推定結果（前後扉合計）

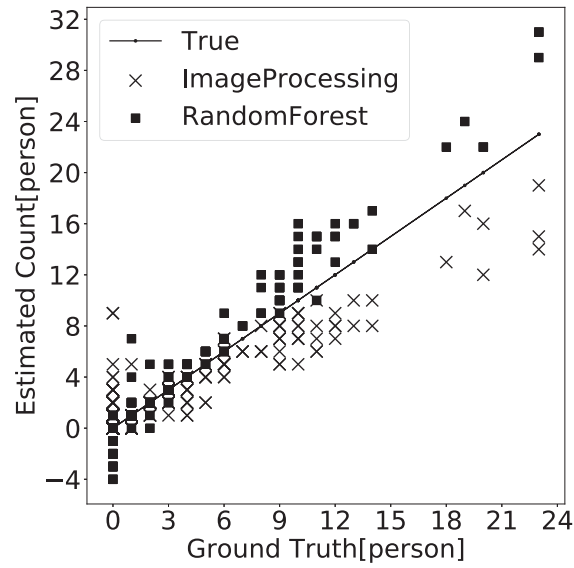


図 25: YOLOv3+Deep SORT を用いた降車人数の推定結果（前後扉合計）

6. 考察および今後の展望

本章では、評価実験で得られた結果から考察を述べ、それらから導いた今後の展望について述べる。

6.1 考察

本研究では画像処理の手法として背景差分法と YOLOv3+Deep SORT の比較を行ったが、YOLOv3+Deep SORT の方が精度が高いという結果になった。YOLOv3+Deep SORT はオクルージョン耐性があり、より正確に乗客検知を行うことができる。特にドライブレコーダ B のように奥行方向の移動が多くなる画角や振動のある映像においては、背景差分法はほとんど使い物にならず、YOLOv3+Deep SORT を用いる必要がある。そのため、本研究では YOLOv3+Deep SORT を用いて前扉付近を撮影した映像、後扉付近を撮影した映像を解析し、センサデータによる補正を行った。そのときの結果のまとめを表 13 に示す。また、3.3 で述べた技研トラステム株式会社の「バス乗降客カウントセンサ PASSENGER COUNTER」を用いて、ドライブレコーダ B のデータセット収集時に乗降客数の測定を行った。そのときの精度も表 13 に示す。

本研究の提案手法による乗車人数の推定は 96.7 % であるため既存製品よりも 1.9 % 低い結果となったが、導入コストが大きい既存製品と比較するとコストの面で大きくアドバンテージがある。また、前扉からの乗車人数推定は決定係数が 98.4 % と提案手法との差はわずか 0.2 % である。前後扉のトータルで精度が悪くなっているのは後扉の精度が悪いからだと考えられる。後扉付近のドライブレコーダの映像は、図 27 のようにオクルージョンが発生しやすく、陰になる乗客を検知することが難しい。これにより前後扉の結果が下がってしまっているが、前扉からの乗降推定は既存製品に近い精度だといえる。

また、既存手法と提案手法でかかるコストについて述べる。提案手法では今後設置を前提とできるドライブレコーダとデジタルタコグラフを用いて乗降客数推定を行ったため、追加費用がほとんど必要なく推定が可能となっている。既存手法で利用されている 10 万円前後（市場価格）の測域センサや 10 万円以上の専用

表 13: YOLOv3+Deep SORT を用いた精度評価まとめ

	乗車人数の推定				降車人数の推定			
	前扉	後扉	前後扉	既存品	前扉	後扉	前後扉	既存品
平均絶対誤差	0.196	0.156	0.346	0.135	0.285	0.429	0.761	0.164
決定係数	98.4	-568	96.7	98.6	54.6	89.3	87.9	98.6

の RGB カメラを用いたカウントシステムを導入するより遥かに安価である。

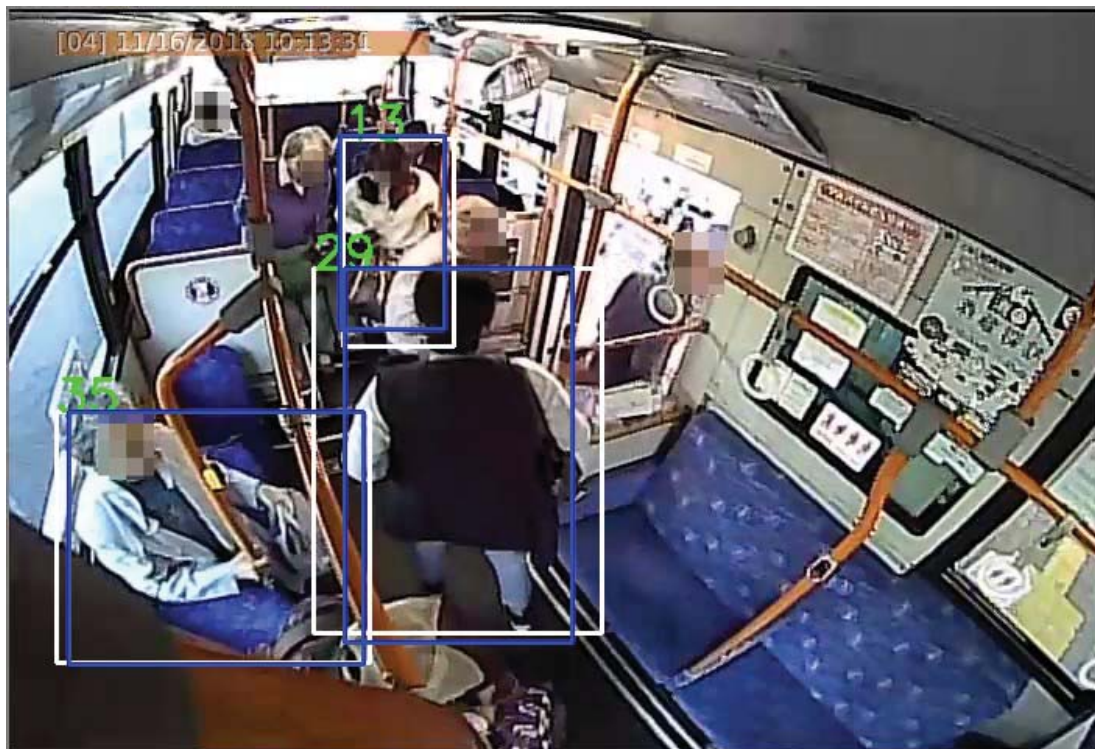


図 26: オクルージョンによるエラー例

6.2 今後の展望

本論文で提案した手法では、乗客が境界線を横切るかどうかをチェックすることによって乗降客数をカウントしている。しかし特に後扉付近では、境界線付近に滞在する乗客による誤カウントが発生している。これを防ぐために境界線だけでなく長方形エリアを定義して、その中の軌跡を解析する必要がある。本論文では、経路計画を改善するために赤字部分を見つけることを目的としているので、混雑時に正確なカウントをする必要は必ずしもない。しかし、混雑時に正確なカウントを必要とするニーズは一部では存在するため、このような問題が発生する頻度を調査し、長方形エリアを使用する改善方法を検討する必要がある。

また、本研究で用いた画像処理手法は、多くのマシンリソースが必要となる。将来的にはデジタルタコグラフで使用されているシングルボードコンピュータで



図 27: 境界線付近に滞留する乗客例

動作することを考慮する必要がある。近年では、それらでも動作可能な軽量なモデルが提案されている [18]。それらのモデルを使用することや低解像度、低フレームレートでの解析などを行うことにより、デジタルタコグラフ上での動作が可能になると考えれる。

7. おわりに

本稿では、まず路線バス事業における乗降客数を用いた路線計画の見直し例について述べ、乗降客数をカウントする既存手法の問題点および本研究のモチベーションについて述べた。既存手法では天井に設置するカウント専用のRGBカメラや赤外線センサ、測域センサを用いた手法があり、それらの手法は専用のセンサを取り付ける必要があるため、導入コストが大きく厳しい経営状況にある事業者では導入が難しいといった課題が存在する。そこで本研究では、将来路線バスに標準搭載されるであろう装置の中からドライブレコーダの映像やデジタルタコグラフのセンサデータを用いて、各停留所ごとの乗降客数の推定を行った。提案手法では、ドライブレコーダの映像を用いた画像解析とセンサデータによる機械学習を用いた補正を組み合わせた手法を提案した。画像処理手法は、2つの手法を検討した。1つは背景差分法を用いた手法、もう1つはオブジェクト検出にYOLOv3を用い、Deep SORTで乗客の追跡を行う手法である。ドライブレコーダの画角や振動によって背景差分法では推定が難しい状況が多い一方、YOLOv3+Deep SORTでは乗客同士の重なりに対応して推定を行うことが可能だった。その画像処理で乗降客数を推定した後、バス内のGPSモジュールによるバスの位置情報、運行管理に使用するバス停の位置情報、および画像処理から推定した乗客数より、ランダムフォレスト分類器を使用した誤差人数の推定モデルを構築した。その結果、乗車人数の精度は96.7%となった。画像処理のみで推定したときの平均正解率は89.6%であったため、センサデータによって7.1%精度上昇が見込めることがわかった。また、降車人数の推定では、画像処理のみで82.6%、補正後は87.9%という結果となり、降車人数の推定でも有効であることがいえる。この結果から、基本的にバスに搭載されている機器を組み合わせることで、既存の乗客カウント専用カメラやセンサーを使用する手法よりも安価に乗客数をカウントできることを確認した。

謝辞

主指導教員であり、適切な研究指導をしていただくなど様々な側面から研究のサポートをしてくださいました本学情報基盤システム学研究室の藤川和利教授に心から感謝致します。ミーティング中に適切な言葉を選びながら研究指導をしてくださっていたこと、私の方からの無理なお願いを引き受けてくださったこと等にも深く感謝致します。副指導教員であり、研究の方向性についての的確な助言をくださいました本学ユビキタスコンピューティングシステム研究室の安本慶一教授に心から感謝致します。中間審査会では、適切な指摘だけではなくさまざまなアイデアもくださったことにも深く感謝致します。副指導教員であり、研究指導、論文執筆指導、研究室運営に関すること、そして多くの研究発表の機会を与えてくださいました本学情報基盤システム学研究室の新井イスマイル准教授に心から感謝致します。学会の論文投稿前には深夜などの時間帯でも論文添削をしてくださったこと等にも深く感謝致します。何度も学生室を訪れてくださり、研究だけでなく学内システムやWIDEプロジェクトの活動についても教えてくださいました本学情報基盤システム学研究室の垣内正年助教に心から感謝致します。研究に用いる環境について相談に乗りながら一緒に試行錯誤してくださったことにも深く感謝致します。研究活動や論文執筆に関して指導を戴きました本学情報基盤システム学研究室の油谷暁助教に心から感謝致します。修士論文執筆時には温かい激励の言葉をくださいましたことにも深く感謝致します。研究活動を行うにあたり、必要なデータ提供および実験に快く協力してくださいましたみなと観光バス株式会社の皆様に心から感謝致します。特にドライブレコーダ映像の容量は膨大なものであったにも関わらず、データ送信作業をしていただいたことには深く感謝致します。さまざまな面から研究活動を支援してくださいました本学総合情報基盤センターの辻元理恵女史、中野彩子女史に心から感謝致します。学会発表時等の事務手続きだけではなく、研究活動の合間の息抜きとなる会話にお付き合いくださいましたことにも深く感謝致します。さまざまな面から研究活動を支え、共に技術的にも切磋琢磨しあった本学情報基盤システム学研究室の同期をはじめとした友人の皆様に心より感謝いたします。最後に、経済面や生活面での援助や励ましと共に奈良まで送り出してくださいました家族に心から感謝致します。

参考文献

- [1] 日経 BigData, “イーグルバスがセンサー活用で赤字路線を再生、1分・1キロ単位で収支を改善”, (<http://business.nikkeibp.co.jp/article/bigdata/20140217/259878>) (accessed 2018-05-06)
- [2] 神戸市, “日本初!バス車内の混雑状況に対応したバスロケーションシステムの提供を開始” (<http://www.city.kobe.lg.jp/information/press/2016/04/20160428142001.html>) (accessed 2018-05-06)
- [3] 国土交通省, “軽井沢スキーバス事故を受けた対策について” (http://www.mlit.go.jp/jidosha/jidosha_tk2_000050.html) (accessed 2018-05-11)
- [4] 国土交通省, “貨物自動車運送事業輸送安全規則”
- [5] 国土交通省, “運行管理の高度化に対する支援, 国土交通省” (<http://www.mlit.go.jp/jidosha/anzen/subcontents/jikoboushi1.html>) (accessed 2018-05-11)
- [6] Makoto Koike, Masatsugu Isogai., “Telematics Service for Commercial Vehicles to Realize Safe Traffic Society”, *Fujitsu Scientific and Technical Journal*, vol.51, no.4, pp.43–47, 2015.
- [7] Chao-Ho Chen, Yin-Chan Chang, Tsong-Yi Chen, Da-Jinn Wang., “People Counting System for Getting In/Out of a Bus Based on Video Processing”, *2008 Eighth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications*, pp.565–569, 2008.
- [8] 有限会社エイ・ケイ・システム, “バスロケーションシステム Bus GO!”, (<http://info.bus-go.com/>) (accessed 2018-05-06)

- [9] 技研トラステム株式会社, “バス乗降客カウントセンサ PASSENGER COUNTER”, (http://www.trastem.co.jp/product/passenger_counter.html) (accessed 2018-05-06)
- [10] 秦 淑彦, “焦電型赤外線センサを用いた 1 人用ゲートにおける通行判定”, 日本知能情報ファジィ学会誌, pp.887–898, 2016.
- [11] 山田遊馬, 廣森聡仁, 山口弘純, 東野輝夫, “測域センサを利用した高精度な路線バス乗降計測システム”, 第 25 回マルチメディア通信と分散処理ワークショップ論文集, pp.24–32, 2017
- [12] Joseph Redmon, Santosh Divvala, Ross Girshick, Ali Farhadi., “You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection”, *2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2016.
- [13] Joseph Redmon, Ali Farhadi., “YOLOv3: An Incremental Improvement”, *arXiv preprint arXiv:1804.02767*.
- [14] Nicolai Wojke, Alex Bewley, Dietrich Paulus., “Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Association Metric”, *2017 IEEE International Conference on Image Processing*, pp.3645–3649, 2017.
- [15] Alex Bewley, Zongyuan Ge, Lionel Ott, Fabio Ramos, Ben Upcroft., “Simple Online and Realtime Tracking”, *2016 IEEE International Conference on Image Processing*, pp.3464–3468, 2016.
- [16] Chanhon Kim, Fuxin Li, Arridhana Ciptadi, James M. Rehg., “Multiple Hypothesis Tracking Revisited”, *2015 IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 4696–4704, 2015.
- [17] Joseph Redmon, Ali Farhadi., “Seyed Hamid Rezatofighi, Anton Milan, Zhen Zhang, Qinfeng Shi, Anthony Dick, Ian Reid”, *2015 IEEE International Conference on Computer Vision*, pp. 3047–3055, 2015.

- [18] Mark Sandler, Andrew Howard, Menglong Zhu, Andrey Zhmoginov, Liang-Chieh Chen., “MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks”, *arXiv preprint arXiv:1801.04381*, 2018.

発表リスト

国際会議

Hayato Nakashima, Ismail Arai, Kazutoshi Fujikawa., “Passenger Counter Based on Random Forest Regressor Using Drive Recorder and Sensors in Buses.”, *International Workshop on Pervasive Flow of Things (PerFoT 2018)*, Mar. 2019.

Hayato Nakashima, Ismail Arai, Kazutoshi Fujikawa., “Proposal of a Method for Estimating the Number of Passengers with Using Drive Recorder and Sensors Equipped in Buses.”, *Proceedings of 2018 IEEE International Conference on Big Data*, pp.5379–5381, Dec. 2018.

Hayato Nakashima, Ismail Arai, Kazutoshi Fujikawa., “Proposal of Estimating Number of Passengers Using Images of Drive Recorder Inside Buses.”, *9th EAI MobiCASE Student Workshop 2018*, Feb, 2018.

国内会議

中島 颯人, 新井 イスマイル, 藤川 和利, “バス車載ドライブレコーダとセンサデータによるランダムフォレスト分類器を用いた乗降客数推定手法の提案.”, 信学技報, vol.118, no.449, ITS2018-79, pp.175-180, Feb, 2019.

中島 颯人, 新井 イスマイル, 藤川 和利, “Counting Passengers from Images of Drive Recorder Inside Buses by Using Background Subtraction and OpenPose.”, *Internet Conference 2018*, Nov, 2018.

中島 颯人, 新井 イスマイル, 藤川 和利, “バス車載ドライブレコーダを用いた背景差分法による乗降客数推定手法の評価.”, マルチメディア, 分散,

協調とモバイル (*DICOMO2017*) シンポジウム 論文集, pp.43-48, Jul, 2018.