

# 駅ホームの人流センサおよび改札通過情報による 電車乗降情報の分析

浦野 健太<sup>○</sup>(名古屋大学), 米澤 拓郎(名古屋大学), 河口 信夫(名古屋大学)

## Train Usage Analysis using the Information of Ticket Gate Passing and People Flow Sensor at the Platform

Kenta URANO, Takuro YONEZAWA and Nobuo KAWAGUCHI

### ABSTRACT

In this paper, people flow analysis at the train platform in a Japanese regional airport. The airport access train needs to respond the demand of the visitors but also to run with efficiency. It is important to provide a reasonable train schedule to reduce the operation cost and keep the on-time operation. We installed several people-passing counters with a privacy preserving function at the ceiling of the station to measure the people flow. We use the ticket-gate-passing information as well as the counters' data to reveal how the people flow changes in a day. We also focus on a situation that train transportation is crucial, such as when an event is held at the exhibition hall next to the airport.

**Keywords:** People flow analysis, Train transportation, Congestion estimation, Congestion visualization

### 1. 背景

公共交通機関は、大量の人員や荷物を効率的に高速に輸送でき、人・モノの移動に重要な役割を果たしている。中でも鉄道は、飛行機のように天候の影響を受けず、バスのように道路の混雑に影響されることもなく、高密度で高速な運行が可能である。交通政策白書[1]によると、2020年度は鉄道旅客輸送として170億人が数えられており、交通モードでの分担率で80%を超えているなど、公共交通の中でも特に重要な位置を占めている。

電車の運行スケジュールには行先以外にも、速度(普通, 急行...)・編成(定員)などのさまざまなパラメータがあり、それらを適切に考えなければ効率的な運行につながらない。また、コンサートやスポーツの試合など、各種イベントで混雑が予想される際には、臨時電車の運行が行われることがある。そのため、電車の混雑度はその運行に関わる重要な情報である。実際に本研究の対象である名古屋鉄道(名鉄)空港線でも、COVID-19の状況下においては、需要の減少を受けて2020年5月から2022年11月までミュースカイ(全車特別車の最速電車)の運行を減らしていた[2]。一方、混雑度情報は鉄道運営者だけでなく、鉄道利用者にとっても有用な情報であり、事前に混雑が予想できればその電車を回避して他の電車に乗る、増発の電車が決まっている日はそれに合わせて行動するなどの行動変容につなげられる。

電車の混雑情報の取得・提供は様々な事業者が行っており、鉄道事業者が直接行うもの、コンテンツプロバイダ(乗換情報、地図アプリなど)が提供するものなどがある。たとえば東急電鉄は駅構内のカメラ映像に画像処理を施したものを駅視-vision[3]として公開している。NAVITIMEは電車混雑レポート[4]として、Yahoo!乗換案内では混雑トレンド機能[5]として、混雑度の実測・予測情報を提供している。また東京都は、働き方改革の一環として通勤時間をずらす時差 Biz の取組の中で、様々な鉄道事業者の混雑可視化の取組をまとめている[6]。

本研究では、愛知県常滑市にある中部国際空港セントレアの鉄道駅である名古屋鉄道(名鉄)の中部国際空港駅を対象に、同駅における各電車の混雑度を分析し、名鉄空港線の利用実態の可視化・抽出を目指す。具体的には、駅のホームに設置した人流センサから、駅での時間帯別の乗降情報などを取得し、電車の運行ダイヤと照らしてどの電車に乗ったかを推定し、各電車の人数ベースでの混雑度を考える。また、この人流センサにはカウントの誤差が生じるため、より正確なデータとして、改札の通過情報(ODデータ)をもとにした推定も行い、比較や問題点の検討を行う。

本稿では特に、長期的な視点としてセンサの運用状況の確認を含めた人流トレンドの推移を、短期的な視点として通常の日と比べて大きな変化が生じやすいイベント開催日の一日の人流の動きを、それぞれ可視化を含めて

検証する。また、電車に乗る人の移動モデル(改札通過後に直近の電車に乗る or 高速な電車を待つなど)を考え、電車の混雑度推定に生じる差を検討する。

## 2. 関連研究

電車の混雑度の推定では、様々な手法が提案されている。もっとも単純で労力がかかる方法として、目視で人数を数えるものがある。計測したデータから推定を行うものとして、車両の荷重を直接計測して推定するもの、参加型センシングやセンサネットワークなどを利用して間接的に推定するものなどがある。

車両の荷重情報は、計測可能な車両や路線が限られている一方で、参加型センシングやセンサネットワークはそれらを選ばないため、モバイルセンシングの分野で広く研究されている。大野ら[7]は、感圧センサ、加速度センサ、CO2センサを取り付けた Arduino 端末を装着し、つくばエクスプレスで参加型センシングにより混雑度を推定する取組を行った。前田ら[8]は、乗車時の客の行動をスマートフォン加速度・角速度からランダムフォレストで認識し、リアルタイムの混雑推定を試みた。前川ら[9]は、Bluetooth の信号をユーザの端末で収集したものを統合し、乗客が同一車両にいるかを推定して電車の車両単位の混雑度を推定した。一方、センサネットワークを利用するものとして、乗客の持つ BLE (Bluetooth Low Energy) 端末が発する信号を、乗客の端末ではなく、車両内に設置したセンサで計測して乗車人数を推定する手法[10]も提案されている。

また、交通 IC の普及によって、改札での入出場のデータが記録されるようになったため、それを OD (Orientation・Destination) データとして用いる様々な研究が行われている。Kusakabe ら[11]は、電車が時刻通りに運転されている・入場後に乗車までの時間を長引かせる設備がないなどの条件のもとで、乗客の行動規則を仮定して 2007 年の大阪における平日 39 日のデータについて、どの電車に乗ったかを推定した。Tiam-Lee ら[12]は、電車の到着直後に改札に人が集中することに注目し、ポルトガルのリスボンにおける乗客の電車ルート推定を行い、乗換が少ない経路だけでなく、最短距離の経路も選ばれていることを発見した。

## 3. 中部国際空港駅におけるデータ収集

中部国際空港駅は名鉄空港線の終点駅(Fig. 1)で、名前の通り中部国際空港セントレアの第 1 ターミナルに直結している。この駅には空港行きになっている全ての速度(普通・準急・急行・快速急行・特急・ミュースカイの 6 種類)の電車が停車する。図を見ても分かるように、空港線は神宮前駅で別の路線(名鉄名古屋本線)に接続されており、金山や名鉄名古屋などを経由して、名古屋本線の終点の名鉄岐阜や、別路線である犬山線の犬山など方面へ行くこともできる。



Fig. 1 Meitetsu Airport Line (blue line)

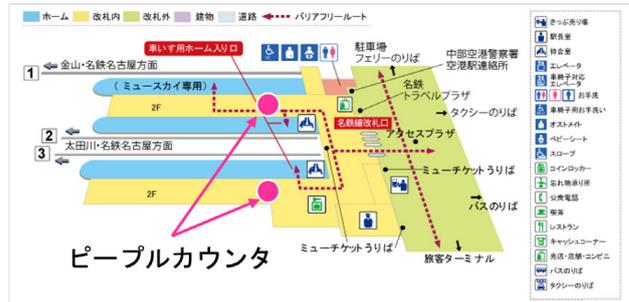


Fig. 2 Platform of Centrair station and the positions of people counters

中部国際空港駅は 2 面 3 線のプラットフォーム構成となっており、Fig. 2 のような構造となっている。3 線のうち、3 番線が独立しており、1 番線(ミュースカイ専用)と 2 番線はひとつの島となっている。改札は 1 ヶ所で、構内にコンビニエンスストアと複数の待合室がある。

データ収集では、各プラットフォームを通る人の流れを把握できるように、Fig. 2 に示した各プラットフォームの改札寄りの位置の天井面に、Vitracom 社の VC-3D ピープルカウンタ[13]をそれぞれ 1 台ずつ設置した。このセンサは、ステレオカメラを備えており、センサ内部で映像を解析して、外部には検知情報(時刻、通過方向、推定身長など、個人を特定できない情報)のみを送信するため、プライバシー上の懸念が少ない。このセンサは実際には空港内全体の人流を計測する[14]ため、空港内アクセスプラザの各出入り口にも設置したもので、我々が開発している需給交換プラットフォーム Synerex[15]を用

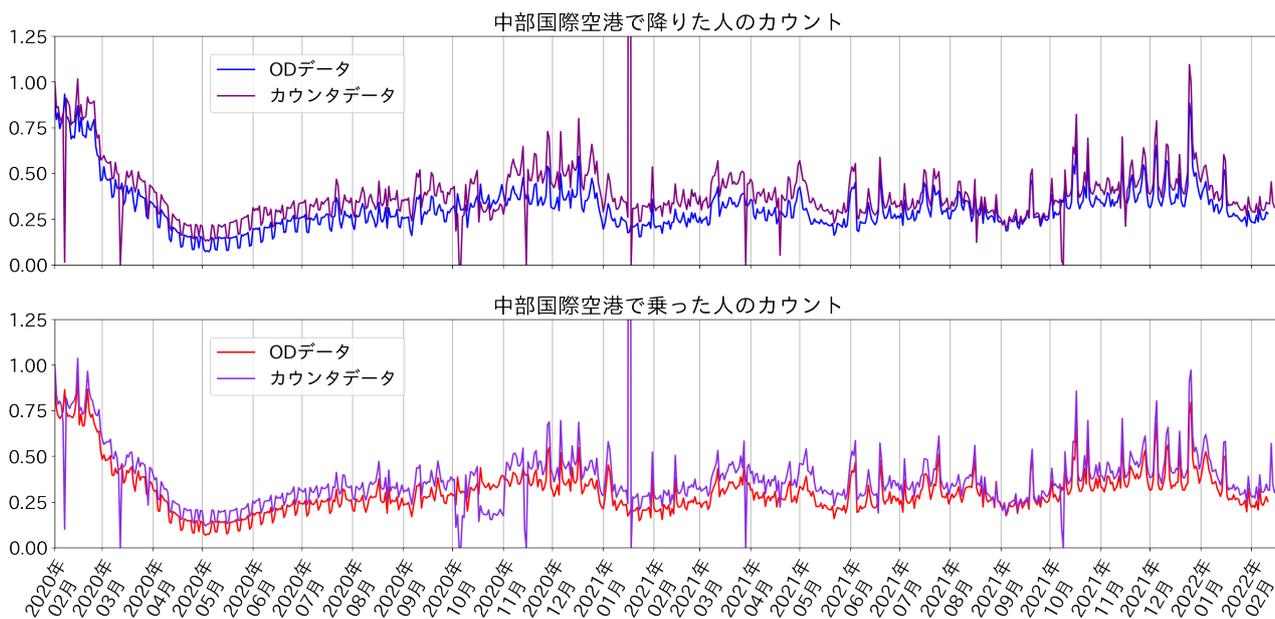


Fig. 3 Long-term trend of counter data and OD data. Each plot is divided by the corresponding real counter data of 1<sup>st</sup> Feb. 2020.

いてデータを収集した。

また、鉄道の運営である名鉄より、正確な電車の利用者数データとして改札の通過情報(OD データ)を、電車単位の乗降者数を推定するために中部国際空港線の一部の駅の発着の時刻表、および時刻表を構成する各電車の編成情報・定員数などの基礎データの提供を受けた。

#### 4. 収集データの可視化・基礎検討

本章では、ピープルカウンタで収集したデータに基礎的な可視化を施し、センサの稼働状況や、COVID-19 の状況における人流トレンドの変化について検討する。中部国際空港駅のセンサ 2020 年の 2 月から継続的に稼働しており、稼働開始から 2022 年 2 月(20 日)までの約 2 年間のデータを対象にする。

##### 4.1 データの長期的な変動

収集したデータを 1 日単位で集計し、単純に可視化した。センサは通過方向を判別してデータを記録するため、ホームから改札向きの通過方向を「電車を降りた人」として、改札からホーム向きの通過方向を「電車に乗る人」として扱った。結果を Fig. 3 に示す。図では、乗車・降車それぞれでカウント開始日のピープルカウンタでのカウント数を 1 とし、カウンタデータも OD データもそれに対する倍率で表記した。また、OD データについては、入出場の駅がどちらも中部国際空港駅であるものを除外した。図中で、カウンタデータが 0 を示したり、1.25 を大きく外れたりしているところは、センサが正常に稼働していなかったために発生した異常値である。この異常値は後の分析では除外した。図より、カウンタデータの件数はほぼ常に OD データの件数を少し上回っていることがわかる。これは、カウンタが大きな荷物を数えたり、何度も行

き来する人を数えたり、清掃スタッフ等の非乗客を数えたりしたためだと考えられる。

図より COVID-19 の危機が顕在化した 2020 年 3 月ごろから、電車の利用数が大幅に減少し、2020 年 9 月ごろまで週末が落ち込むパターンが見て取れる。2020 年 10 月ごろからは、周期的なパターンは読み取りづらいものの、特定の日に利用者が大幅に多く、特にワクチン接種が広く行われるようになった 2021 年 10 月以降は回復傾向が見られる。

##### 4.2 データの 1 日のうちでの変動

次に、通常の(近隣施設でイベントが開催されていない)ある 1 日について、データを 5 分単位で集計して棒グラフを作成した。結果を Fig. 4 に示す。図では、乗車・降車それぞれで、カウンタデータの集計の平均値を 1 とし、それに対する倍率で表記した。図より、特に降車側では規則的に多い人数が計測されていることがわかる。これは、電車が到着し、降りた人が全員一斉に改札に向かうため、短時間に多くのカウントが記録されるためだと考えられる。逆に、電車に乗る人のデータにはそのような傾向は見られない。これは、空港から出る人が特定の時間に集中しない(飛行機の到着後に食事をしたり、コンビニエンスストアに寄ったりして時間が分散したりする)ためだと考えられる。

また、空港に併設された愛知県国際展示場[16]のホール A でコンサート(アイドルマスターシンデレラガールズの 10 周年ライブ[17])が開催された、2021 年 12 月 25 日(土)についても、同様に 5 分単位で集計して棒グラフを作成した。結果を Fig. 5 に示す。図より、空港で電車を降りた人の数が 12 時頃から 16 時頃まで大きく増加し、かつ Fig. 4 の場合と同様に規則的に記録されている。一方で、空港で電車に乗る人は 21 時から 22 時の間にまとまって

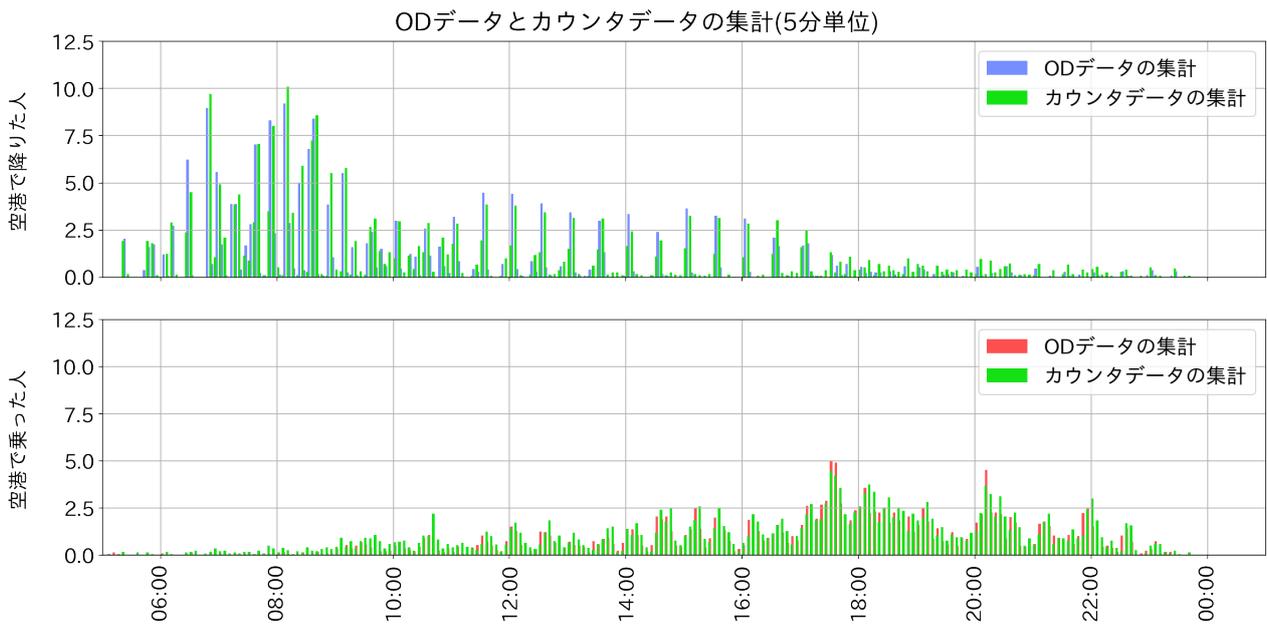


Fig. 4 1-day trend of the data and OD data. Each plot is divided by mean value of the summarization of the corresponding real counter data.

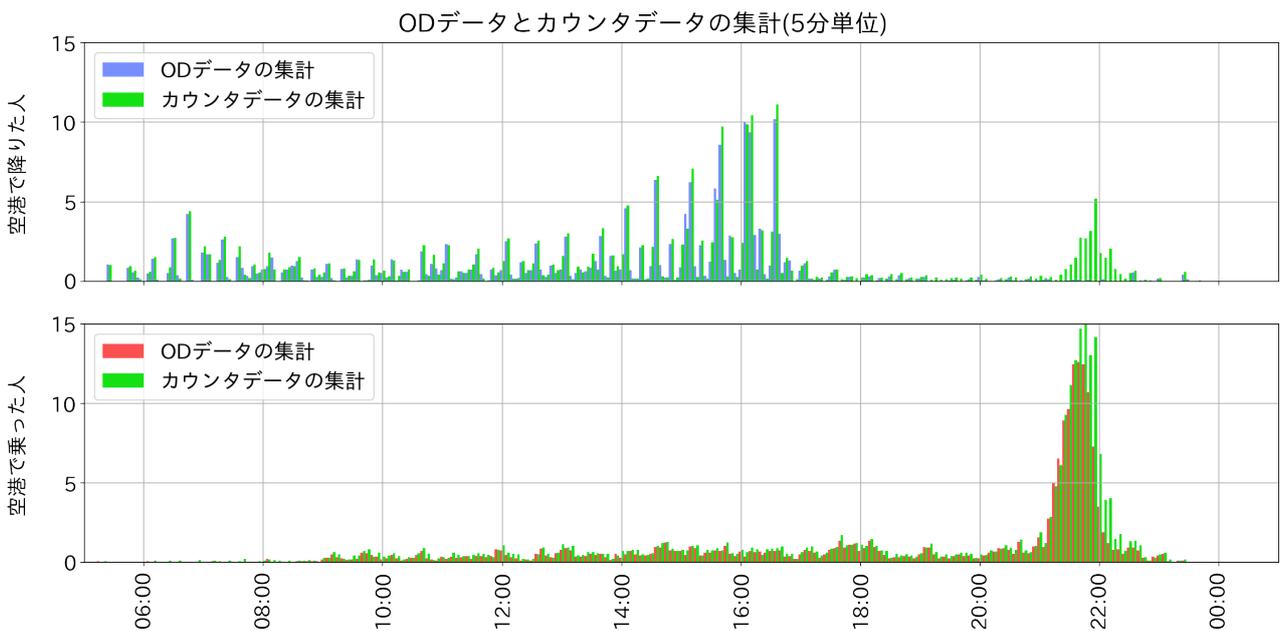


Fig. 5 1-day trend of the data and OD data, when a concert was held. Each plot is divided by mean value of the summarization of the corresponding real counter data.

記録されている。この日に開催されていたコンサートは16時に開場し、当初17時だった開演予定から数十分遅れて開始し、21時過ぎに終演し、その後規制退場で観客が順次会場を出た。そのため、17時前までに多くの人が中部国際空港駅で降り、終演後にある程度のまとまりを持って駅に向かっており、このような形のグラフになったと考えられる。なお、この日は臨時電車が運行されていたが、実際にはコンサートの開演・終演が遅れ、かつ太田川駅で空港線と分岐する名鉄河和線で人身事故が発生しており、ダイヤが乱れていた。

また、グラフより、空港で電車に乗った人が多数いる21時から22時の間に、カウンタデータにおいて空港で降りた人がカウントされている一方でODデータでは記録がない。いくつかの原因が考えられ、駅の混雑が激しくカウンタが誤作動しやすかった以外にも、別のホームの電車に乗ろうとホーム間で人の移動が起きた可能性もある。

Fig. 4, 5より、駅で電車を降りた人が一斉に改札に向かったのが記録されたとみられるデータが多い。そのため、中部国際空港駅に到着する電車について、取得データをもとに電車単位の混雑度を推定できる可能性がある。

## 5. 乗車電車推定

ここでは、ピープルカウンタのデータと OD データそれぞれで、乗車した電車の推定を行う。ピープルカウンタのデータについては単純なルールで推定を行い、OD データについては、乗客の行動パターンを仮定を含む、複雑な推定を行うことにした。これは、OD データでは一定の期間ごとに入場駅の情報を含む詳細なデータを推定し、リアルタイムに出力できるピープルカウンタのデータからの推定と組み合わせて、ピープルカウンタのデータに存在しない入場情報を推定するなどの、高精度で即応的な推定を今後検討する可能性を見据えてのことである。

### 5.1 ピープルカウンタのデータを用いた乗車電車推定

ピープルカウンタのデータについては、通過時刻のみが存在するため、単純な推定を行うことにした。カウンタは Fig. 2 に示した通り、3 線に対して 2 つが設置されており、3 番線が独立している。したがって、3 番線にあるカウンタのデータについては、全て 3 番線で降りた乗客のものだと判定し、単独で推定を行った。一方、1,2 番線のデータはひとつのカウンタで混ざって検出されるため、合わせて推定を行うことにした。

推定は、ある電車 X の到着後、別の電車 Y の到着までに検出されたデータは全て電車 X の乗客だったと推定した。先述のとおり 1,2 番線のデータは混在して検出されるため、到着時刻表の 1,2 番線を混ぜ、3 番線のデータは独立しているため、単独で推定を行った。

### 5.2 OD データを用いた乗車電車推定

OD データについて、一人一人がどの電車に乗って中部国際空港駅にきたかを考える。まず、先述のように、駅に電車が到着してからは、休憩室やコンビニエンスストアに立ち寄らない限りは、改札を通過して中部国際空港に進入するのみである。そこで、OD データの各レコードについて、電車の発着情報を用いて、以下の順番で乗車電車を推定することにした。

- (1) 入出場が同じ駅・入場駅が空のような不正レコードを除外する。
  - (2) 到着時刻表で、出場時刻の前  $r$  分以内( $r=5$  なら 5 分以内)に到着していた電車と、出場時刻の後  $s$  分に到着した電車を乗車候補とする。ただし、ここで候補が 0 になった場合、緩和処理として出場時刻以前の全ての電車を候補にする。
  - (3) 候補として残った電車から、回送や貨物など、実際には乗車できないものを除外する。
  - (4) 可能な場合、入場駅の出発時刻表を参照し、候補となっている各電車に乗れるかを判定する。
    - (ア) 候補の電車が入場駅の出発時刻表に無い場合は、途中で電車を乗り換えたかと判定する。
    - (イ) 候補の電車が入場駅の出発時刻表に存在する場合、入場時刻と比較して乗車可能か判定する。
- ① 乗車できる場合(直通)は候補として残す。

- ② 乗車できない場合はその電車を候補から除外し、(ア)と同様に乗換として判定する。
- (5) 直通の候補が残っているか、乗換でしか来られないかでそれぞれ処理を行う。
- (ア) 直通の候補が残っている場合、後述の行動パターンに合わせて処理を行う。
  - (イ) (4)で候補が全て乗換と判定された場合、候補全てに按分する。(特殊処理)

(2)の処理では、出場時刻の後に到着する電車も候補に入れることにした。これは、電車が完璧に時刻表通りに到着せず、数秒から数分遅れる可能性を考慮するためである。また、候補 0 件の場合は、かなり前に来て何らかの理由で改札を通過しなかった可能性として、出場時刻以前の電車を考慮することにした。

(4)の処理では、乗換の可能性に基づいて処理を分けた。乗換が発生する場合、途中駅での乗換パターンを検討する必要があるため、今回は乗換が必要になってしまう場合には、その前の時点の候補に対して推定数を按分する特殊処理(3 件残っていた場合は各電車に 0.3 人乗車)とした。また、実際の処理では、乗車駅のパターンが膨大であり、全てを網羅しての計算が困難だったため、利用人数の多い主要駅のみを対象に処理を行った。そのため、入場駅が主要駅でない場合も候補 0 件(電車不明)として処理した。

(5)における行動パターンは以下の(a)から(c)とし、絞り込まない特殊処理として(d)を用意した。

- (a) 出場時刻にもっとも近い電車に乗ってきた。
- (b) 候補の電車のうち、より高速な電車に乗ってきた。
- (c) 入場時刻からもっとも近い電車に乗った。
- (d) 候補を絞り込まず、候補全てに按分する。(特殊処理)

(a)は、単純に時間のみで推定を行うが、もし乗客がコンビニエンスストアに寄るような、出場時間がずれる行動を取ると実際と異なる電車を推定する可能性がある。(b)は、普通と急行なら急行を選ぶように、より高速な速度種別の電車を選ぶものである。この場合は、近隣の駅(たとえば常滑)からは高速な電車でも時間差がほとんど無いのに、高速な電車を待つ選択になる可能性がある。(c)の場合は、入場後に来た電車にすぐに乗ったと推定するため、合理的でない電車(先発するものの、途中で高速な電車に抜かされる)を選択する可能性がある。

電車の乗客は実際には上記(a)から(c)の特定の行動を取るのではなく、乗る際の状況によって選び方が変化するはずである。たとえば、空港に近い駅から乗る場合は鈍足の電車でもよいし、遠い駅からわざわざ普通電車を選ぶとは考えにくい。そのため、これらのパターンに当てはめて推定を行うと特定の列車の乗車人数を高く推定してしまう可能性を考慮し、ある時間帯の電車に生じる平均的な需要として、(d)の按分処理も用意した。

以上より、最終的な推定には、以下の A から C の推定パターンのものが残る。これらを合計して、あるひとつの

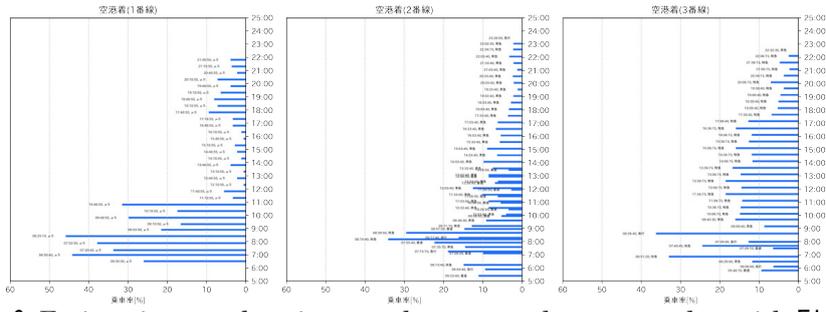


Fig. 6 Estimation result using people counter data, same day with Fig. 4.

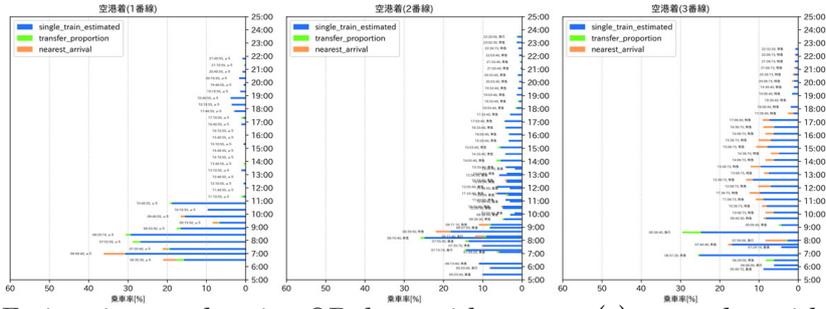


Fig. 7 Estimation result using OD data, with pattern (a), same day with Fig. 4.

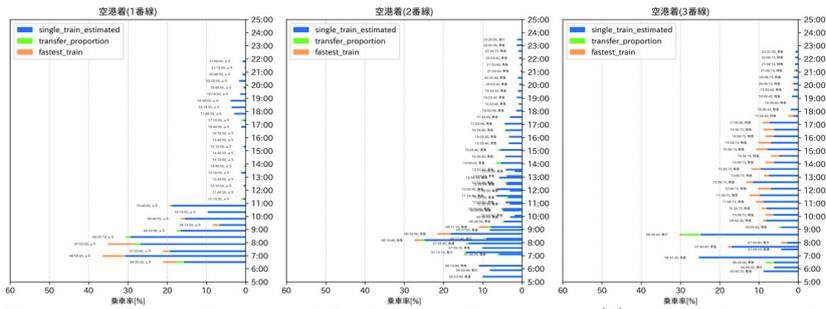


Fig. 8 Estimation result using OD data, with pattern (b), same day with Fig. 4.

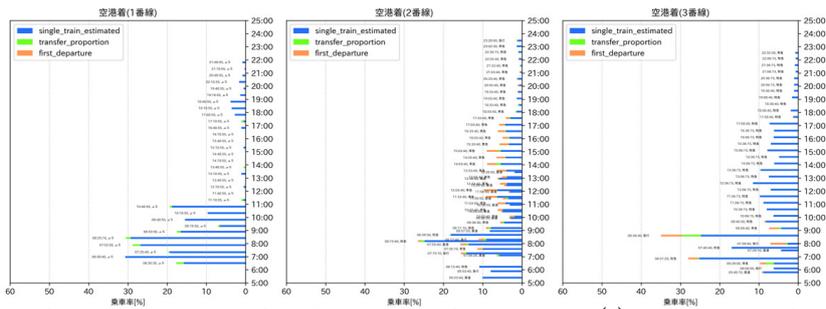


Fig. 9 Estimation result using OD data, with pattern (c), same day with Fig. 4.

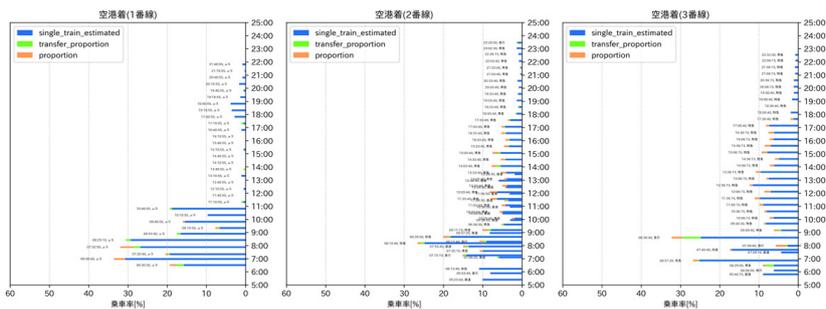


Fig. 10 Estimation result using OD data, with pattern (d), same day with Fig. 4.

電車についての推定とした。

- I) 直通の電車が1つだけ存在する [(5)(ア)]
- II) 直通の電車が2つ以上存在する [(5)(ア)→(a)~(d)]
- III) 乗換でしか到達できないので按分する [(5)(イ)]

## 6. 推定結果の可視化

ピープルカウンタのデータ、ODデータのそれぞれで推定を行い、推定された電車の乗車率をグラフに可視化した。ODデータでの推定は、パラメータ $(r,s)=(5,1)$ とし、乗車駅の主要駅として、利用者数が多い20駅のデータを利用し、それ以外の駅から乗車したものは除外した。対象駅は、以下の通りである。

名古屋本線： 名鉄岐阜・名鉄一宮・国府宮・名鉄名古屋・金山・神宮前  
犬山線： 江南・岩倉・上小田井  
空港線・常滑線： りんくう常滑・常滑・多屋・榎戸・大野町・新舞子・古見・朝倉・寺本・尾張横須賀・太田川

また、ODデータの推定では、行動パターン(a)から(d)までそれぞれ可視化を行った。いずれの推定でも、実数の推定値を各電車の定員で割って、乗車率のデータにした。

### 6.1 イベントのない日の推定結果

2021年の、Fig. 4と同じ日について推定を行った。この日のODデータのうち、70%超のレコードが推定可能だった。結果をFig. 6からFig. 10に示す。Fig. 6はピープルカウンタのデータを使った推定である。Fig. 7以降はODデータを使っており、推定パターンIを青色で、IIを橙色[この部分が(a)から(d)に対応]で、IIIを緑色で示した。この日は、どの推定でも最大50%程度の乗車率だった。

Fig. 6の推定結果とFig. 7以降の青色[推定パターンI]は似た傾向を示しており、ピープルカウンタのデータからもODデータでの推定と同様の推定を行える可能性を示唆している。一方Fig. 7からFig. 10の結果を比較すると、仮定した行動パターンに対応する橙色の部分が、Fig. 7とFig. 8はほぼ同じであり、Fig. 9は異なる。差分は主に昼頃の2番線と3番線に生じている。Fig. 7とFig. 8はそれぞれ(a)出場時刻にもっとも近い電車、(b)より高速な電車に対応しており、Fig. 9は(c)入場時刻にもっとも近い電車に対応する。3番線に到着する電車は特急が多く、2番線に到着する電車は低速な傾向にあるため、入場時刻から近い電車(=所要時間が長く、より低速な可能性が高い)が選択されたと思われる。また、6時頃から10時頃の間、緑色の乗換按分の値が推定されている。これより、午前中は中部国際空港へ向かう乗客が多く、かつ経路の推定が難しい可能性が考えられる。

### 6.2 イベント開催日の推定結果

2021年の、Fig. 5と同じ日、つまり空港に併設された愛知県国際展示場でコンサートが開催された日について推定を行った。この日は先述のように、コンサートの開催だけでなく、臨時電車の運行とダイヤ乱れがあった日で

ある。この日のODデータのうち、80%超のレコードが推定可能だった。推定結果をFig. 11からFig. 15に示す。6.1節と同様に、Fig. 11はピープルカウンタのデータを使った推定で、Fig. 12からはODデータを使った推定に対応する。いずれでも、100%超の高い乗車率の電車がある。

Fig. 11からFig. 15をそれぞれ比較すると、Fig. 11およびFig. 14とFig. 15が、Fig. 12とFig. 13が類似した概形を示す一方で、それらのグループの間は2番線の推定結果に大きな差がある。また、Fig. 11にのみ、22時頃に乗車率が大きく上がっている電車がある。

まず、Fig. 11においてのみ22時ごろに高い乗車率が発生している理由は、Fig. 5より考察できる。Fig. 5では、コンサート終了後、駅で電車に乗る人が増えた22時頃に、実際には夜遅い時間であるため、電車から降りてくる人が少ないはずなのに、ピープルカウンタのデータでは降りた人のカウントが発生している。実際には駅の混雑によりピープルカウンタが誤作動していた可能性が高い。

次に、1番線の結果に注目する。1番線は乗車券以外に指定席のミューチケットが必要なミュースカイ専用で利用されており、本来は指定席の席数(=乗車定員)以上の乗車が発生しないため、乗車率100%を超えることはないはずである。したがって、各図で15時ごろから記録されている100%超の乗車率は、本来は別の電車に割り振られるべきであるか、または乗車後に車内でミューチケットを購入した(車内購入の場合は座席指定ができないため、場合によっては100%を超えて立って乗車する)特殊な乗車パターンが該当すると考えられる。ミューチケットの購入履歴はODデータとは別に記録されているため、個別に調べれば、正確な推定を行える可能性がある。

仮定する行動パターンによるODデータからの推定結果の違いについては、6.1節と同様に、(a)出場時刻にもっとも近い電車と(b)より高速な電車が類似した結果を示し、(c)入場時刻から近い電車は傾向が異なる。Fig. 15の(d)按分のパターンでは2番線と3番線に均等に乗客が割り振られている。このように、仮定する行動パターンによって大きく推定結果に差が出てしまう場合は、按分を行うのが適切だといえる。

乗換候補のみが残った場合の按分に対応する緑色の部分は、早朝の電車から、乗車率が急減する17時ごろまで常に生じている。これにはいくつかの原因が考えられる。まず、電車の利用者が多いため、乗客の移動パターンが増加した可能性がある。また、特に電車が混雑していた15時前後からは、駅に来た電車に既に多数の人が乗っていたために、混んでいる電車を見送って後の電車を待つ行動を取った人がおり、入場・出場間の時間が延びたためだと考えられる(筆者もこのコンサートに行っており、実際に金山駅で十分に電車に乗れない状況を目撃した)。このように、乗客の動きが平時と違う場合には、今回の推定が十分に動作しない可能性があることがわかった。

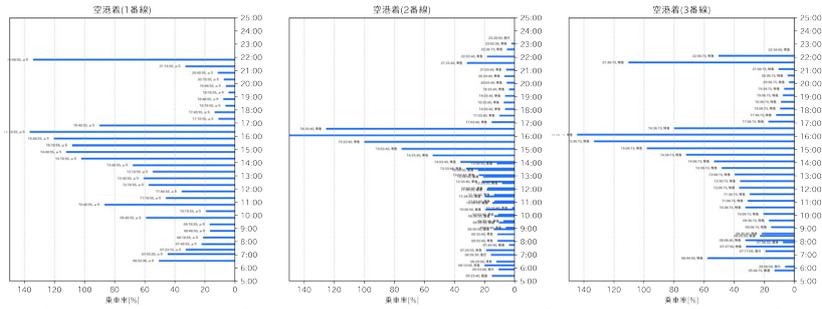


Fig. 11 Estimation result using people counter data, same day with Fig. 5.

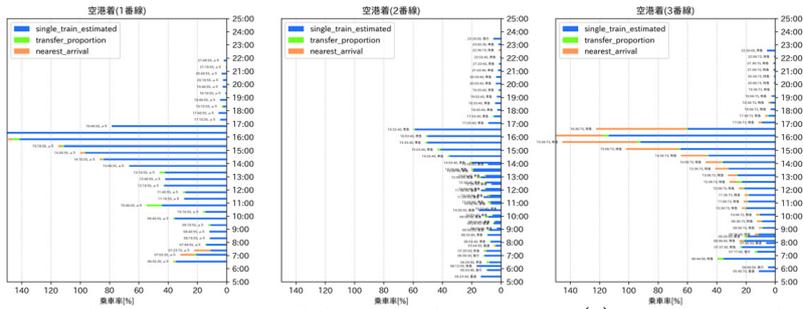


Fig. 12 Estimation result using OD data, with pattern (a), same day with Fig. 5.

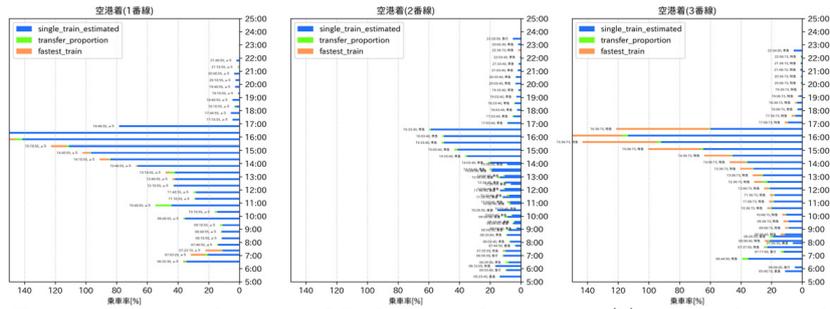


Fig. 13 Estimation result using OD data, with pattern (b), same day with Fig. 5.

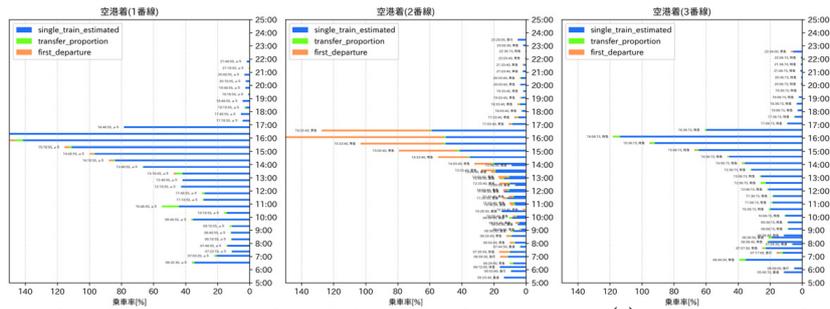


Fig. 14 Estimation result using OD data, with pattern (c), same day with Fig. 5.

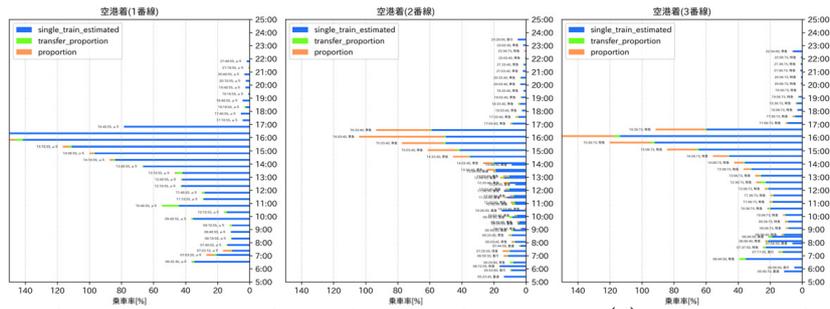


Fig. 15 Estimation result using OD data, with pattern (d), same day with Fig. 5.

### 6.3 全体をまとめた考察

いずれの日でも、ピープルカウンタのデータを使った推定と OD データを使った推定はある程度類似した傾向を示すことがわかった。即時にデータを取得できるピープルカウンタと、詳細に乗車した電車を推定する OD データを組み合わせると、高度な推定を行える可能性があるといえる。また、OD データを用いた推定は移動経路の追跡になり、プライバシー上の懸念が生じるため、OD データへの依存度が低い手法を考える必要がある。

一方で、現在の推定方法では、時刻表で元々予定されている到着時刻をもとにして乗車率を推定するため、本来の時刻表と違うタイミングで電車が到着した場合は誤差が生まれる。特に、ダイヤに乱れが生じた場合に影響が大きくなる。今後は、カウント数の大きな変動が生じた時刻を電車の到着時刻として判断するアルゴリズムを組み込む必要があると思われる。

また、4章で確認したとおり、中部国際空港駅で電車を乗った人に対しては、目視では時間的な特徴が確認できなかったため、推定を行わなかった。実際には OD データについては 5.2 節と同様に入場・出場の時間と駅の情報を利用してどの電車に乗っていたかを推定できる可能性があるため、それを元に中部国際空港から各駅への移動確率モデルを考えるなどして、ピープルカウンタのデータを各電車に割り振る方法を検討すべきだといえる。

## 7. まとめ

本稿では、公共交通機関として重要な立場にある鉄道の混雑度について、名鉄空港線、中部国際空港駅に注目して可視化および分析・考察を行った。我々が中部国際空港駅に設置したピープルカウンタのデータおよびメイテツコム・名鉄より提供を受けた OD データ・時刻表データなどを用いて、長期トレンド、1日の利用者の数などの可視化を行った。また、それぞれのデータについて、中部国際空港駅に到着する各電車の乗車率の推定を行った。その結果、ピープルカウンタと OD データの推定結果が質的に類似しており、ピープルカウンタのデータでも推定を行える可能性がわかり、イベントが発生している日については今後も検討が必要であることがわかった。

今後の展望としては、より様々な日についての可視化・分析や、乗客の行動パターンの高度化や、乗車モデルの検討、ダイヤ乱れのような異常の検出などが挙げられる。

## 謝辞

本研究の一部は、JST CREST JPMJCR21F2、NICT 委託研究 222C01、22609 の支援を受けたものです。センサの設置について中部おもてなしプラットフォーム研究会の皆様、名鉄に係る各種データの提供について名古屋鉄道株式会社様および株式会社メイテツコム様に御礼申し上げます。

## 参考文献

- 1) 国土交通省：令和4年度版交通政策白書，2022。
- 2) 11月19日(土)より、全てのミュースカイの運転を再開します，[https://www.meitetsu.co.jp/profile/news/2022/\\_icsFiles/afieldfile/2022/10/21/22-10-19myu-sukaizennbinnhuxtukatu.pdf](https://www.meitetsu.co.jp/profile/news/2022/_icsFiles/afieldfile/2022/10/21/22-10-19myu-sukaizennbinnhuxtukatu.pdf) (2023年5月25日閲覧)
- 3) 東急電鉄が駅構内カメラ画像配信サービス「駅視-vision (エキシビジョン)」を正式に開始，<https://www.tokyu.co.jp/company/news/list/Pid=2470.html> (2023年5月25日閲覧)
- 4) 電車混雑レポート，<https://www.navitime.co.jp/traininfo/reports> (2023年5月25日閲覧)
- 5) Yahoo!乗換案内、路線の混雑傾向を表示する「混雑トレンド機能」を提供開始，<https://about.yahoo.co.jp/pr/release/2020/06/09b/> (2023年5月25日閲覧)
- 6) 混雑の見える化，<https://jisa-biz.metro.tokyo.lg.jp/visualization/> (2023年5月25日閲覧)
- 7) 大野 航，木實 新一：参加型センシングによる電車混雑推定手法の提案，地理情報システム学会第21回研究大会，pp.1-4，2012。
- 8) 前田 透，内山 彰，Elhamshary Moustafa，山口 弘純，東野 輝夫：スマートフォンを用いた乗客行動に基づく電車内混雑推定法の提案，第26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.194-197，2018。
- 9) 前川 勇樹，内山 彰，山口 弘純，東野 輝夫：鉄道におけるBluetooth RSSI 特性を用いた乗車車両および混雑の推定手法，情報処理学会論文誌，Vol.55，No.6，pp.1614-1624，2014。
- 10) 田谷 瑛悟，金光 勇慈，立花 巧樹，中村 優吾，松田 裕貴，諏訪 博彦，安本 慶一：BLE信号を用いた電車車両における混雑度推定手法の検討，信学技報，Vol.121，No.439，pp.25-30，2022。
- 11) Takahiko Kusakabe, Takamasa Iryo, Yasuo Asakura: Estimation method for railway passengers' train choice behavior with smart card transaction data, Transportation, Vol.37, No.5, pp.731-749, 2010.
- 12) Thomas James Tiam-Lee, Rui Henriques: Route choice estimation in rail transit systems using smart card data: handling vehicle schedule and walking time uncertainties, European Transport Research Review, Vol.14, No.1, pp.1-16, 2022.
- 13) ピープルカウンター，<https://www.p-counter.com/> (2023年5月23日閲覧)
- 14) 永田 吉輝，廣井 慧，米澤 拓郎，河口 信夫：複数の3D通過センサによるプライバシーを考慮した人流推定手法，マルチメディア、分散、協調とモバイル(DICOMO)シンポジウム，pp.1-9，2020。
- 15) 河口 信夫，米澤 拓郎，廣井 慧：Synerex: 超スマート社会を支える需給交換プラットフォームの設計コンセプトと機能，情報処理学会研究報告，pp.1-6，2020。
- 16) 愛知県国際展示場，<https://www.aichiskyexpo.com/> (2023年5月25日閲覧)
- 17) THE IDOLMASTER CINDERELLA GIRLS 10th ANNIVERSARY M@GICAL WONDERLAND TOUR!!! CosmoStar Land，[https://idolmaster-official.jp/live\\_event/cinderella10th/information/aichi.php?p=show](https://idolmaster-official.jp/live_event/cinderella10th/information/aichi.php?p=show)