

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

前田 透¹ 内山 彰¹ Moustafa Elhamshary² 山口 弘純¹ 東野 輝夫¹

概要: 電車は都市部における主要な交通機関であり、多くの人々が利用している。電車移動の快適性を高めるためには、混雑を避けることが効果的だが、混雑状況は時間帯だけでなく、突発的なイベントなどの影響を受けて変化するため、事前に予測することは難しい。そこで本研究では、スマートフォンを用いた電車内の混雑推定法を提案する。提案手法では、混雑状況と乗客行動に関連があることに着目し、スマートフォンから得られる加速度・角速度に基づき、乗客行動を表す特徴量を設計する。実データを収集し、ランダムフォレストにより3段階の混雑度を推定した結果、平均F値71%を達成できることが分かった。この結果より、提案手法はリアルタイムな混雑状況推定に有効であることが確認できた。

1. はじめに

都市において電車は多くの人々の移動手段として欠かせないものとなっている。しかし、通勤ラッシュのみならず突発的なイベントなどの様々な要因により電車の混雑が発生すると、快適性は大きく損なわれる。特に、障がい者、妊婦、子供連れなどにとっては、混雑した状況での電車利用は困難を伴う。このような理由から、多くの乗客は旅行時間だけでなく快適性も考慮して乗車する電車を決定することが知られている [1,2]。実際、文献 [3] では、混雑状況に基づき49%の乗客が別の電車に乗車することが報告されている。

これに対して、混雑状況をリアルタイムに把握するための取り組みがなされている。例えば、クラウドソーシングによって電車の混雑状況を収集する試みもあるが、手動での入力を利用者の負担が大き [4,5]。また、NAVITIME [5] では、車両ごとに搭載された荷重センサや、改札機の入出場データを併用して混雑状況を把握しているが、最新鋭の車両や、一部路線のみにしか適用されていない。一般的な混雑状況の推定としては、スマートフォンのマイクを利用して、音により人数を推定する手法 [6,7] や、Bluetooth スキャンにより得られるデバイス数や電波強度に基づく手法 [8,9] などが存在するが、いずれも当該アプリケーションを搭載したデバイスを保持するユーザが、同時に複数存

在しなければ混雑状況の推定が困難という課題がある。

これまでに著者らは駅構内の様々な混雑状況を推定する手法 CrowdMeter [10] を提案しており、単一のユーザが保持するスマートフォンのみを用いて、高精度な混雑状況推定が可能であることを示している。本研究では、電車内に焦点を当て、単一のユーザでも実現可能な混雑推定を目的とする。提案手法では、電車内の混雑状況と乗客の行動に関連があることに着目し、プラットフォームから電車に乗車する際のスマートフォンの加速度・角速度から混雑度を推定する。直感的には、電車内で座る、扉付近に立つ、といった行動が分かれば、電車内が空いている、空席が無い、といった混雑状況が推測できる。このため、提案手法では乗車時の移動軌跡に対して、移動時間、ステップ数、電車の進行方向に対する移動量といった特徴量を抽出し、ランダムフォレストによる混雑度の分類を行う。混雑度は Low, Medium, High の三段階であり、それぞれ以下のように定義する。

Low: 空席がある。

Medium: 空席は無いが周囲に十分なスペースがある。

High: 身動きが取れないほど混んでいる。

提案手法の有効性を確認するため、スマートフォンを手に保持した場合および、ズボンのポケットに入れた場合についてデータ収集を行い、性能評価を行った。その結果、平均F値71%となり、リアルタイムな混雑状況把握に有効なことが分かった。

¹ 大阪大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Science & Technology, Osaka University

² タンタ大学
Faculty of Engineering, Tanta University, Egypt

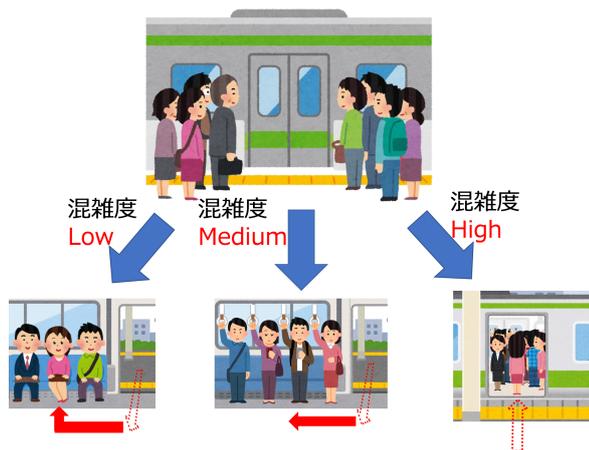


図 1 混雑度と乗客行動

2. 提案手法

2.1 概要

図1に示すように、電車に乗車する際、多くの乗客は座席が空いている時は着席する、座れない時には吊り革や背もたれのある場所へ行く、混雑している時は扉付近に留まるなどの行動を取る。すなわち、電車内に侵入してから静止するまでの行動と電車内の混雑状況には関連があると考えられる。そこで提案手法では、乗客が所持するスマートフォンから得られる加速度・角速度から、混雑度と関連する特徴量を抽出する。これらの特徴量を用いてランダムフォレストによってモデルを構築し、電車内の混雑度を推定する。なお、著者らはこれまでに駅構内における様々な行動をスマートフォンにより推定する手法 TransitLabel [11] を提案しており、電車の乗車待ち列に並ぶ行動は F 値 92% で認識できることが分かっている。提案手法では、TransitLabel により電車の乗車待ち列に並んでいることは検出できるものとする。

前述のような乗車時の行動は、移動軌跡から推定できると考えられる。したがって、提案手法では歩行者自律航法 (PDR: Pedestrian Dead Reckoning) により、乗車待ち列から動き出した時点から、電車内で静止するまでの移動軌跡を推定する。この移動軌跡はプラットフォームでの移動と電車内での移動の両方を含んでいるが、電車に乗車した瞬間を検出することは非常に困難なため、正確に電車内での移動軌跡を推定することは難しい。そこで、提案手法では全体の移動軌跡から、電車の進行方向に対して移動を開始した時点を検出し、それ以降の移動軌跡および加速度・角速度を用いて特徴量を設計する。この理由は、座席や通路、扉付近といった混雑状況に関連する位置情報は、特に電車の進行方向に対する移動と密接に関連しているためである。以降では、電車の進行方向に対して移動を開始した時点以降の移動軌跡を進行方向に対する移動軌跡と表記す

る。進行方向に対する移動軌跡は、移動開始時点からの角速度の積分値が閾値 ($0.5rad$) を超えた時点以降の移動軌跡として定義する。移動軌跡から得られる特徴量に加えて、座席に座ったことを検出できれば、電車内の混雑状況を推定するうえで重要な情報が得られる。このため、2.2.3 節で述べる静止状態検出により、移動完了後の静止状態を検出し、その前後の加速度に基づき着席の判定を行う。

2.2 移動軌跡の推定

移動軌跡は加速度センサによりステップが検出される度に更新する。 n 回目のステップ検出後の座標 p_n は、直前のステップ検出後の座標 p_{n-1} と、 p_{n-1} からの移動ベクトル v_n を用いて次の式で表せる。

$$p_n = p_{n-1} + v_n \quad (1)$$

v_n の方向は、重力方向を軸とする角速度により求める。また、 v_n の長さは、1 歩あたりの移動量であり、定数 d で与える。本研究では、 $d = 0.7m$ とした。これらの移動方向およびステップ検出の詳細を以降で説明する。

2.2.1 移動方向の推定

スマートフォンから取得可能なセンサデータは端末を基準に座標系が設定されている。したがって、PDR に利用するためにはジャイロセンサの計測値から進行方向の変化量を推定する必要がある。そこで、歩行時の進行方向を推定するためにジャイロセンサの計測値から重力成分を軸とする角速度を抽出する。本手法では、電車乗車中の短い時間内で端末の向きの変化は無いと仮定し、歩き出す前の静止状態の加速度センサの計測値から端末の姿勢を推定する。推定した端末の傾きから重力成分の単位ベクトルを推定し、ジャイロセンサの計測値から重力成分を軸とする角速度を抽出する。

2.2.2 ステップ検出

電車乗車時には、周囲を見渡したり、人を避けるといった瞬間的な動きが起こるため、一般的な PDR でのステップ検出を電車乗車時に適用すると、誤検出が発生しやすくなる。このため、提案手法では以下の 2 つの条件を満たした時にステップとして検出する。

- (1) 端末が継続して動いていること
- (2) 大きく変動する加速度波形が検出されること

1 秒間の加速度ノルムの標準偏差を算出し、閾値を超える場合に条件 (1) を満たすものとする。この閾値は経験的に 0.5 とした。一方、条件 (2) の判定は、加速度ノルムの波形の極大値に対して定めた閾値により行う。具体的には、まずノイズ除去のため 300ms ウィンドウ内の加速度ノルムに対して、移動平均フィルタを適用する。次に、端末姿勢の影響を除去するため、ウィンドウ内の平均値を同一ウィンドウ内の全サンプルから引いた後、ウィンドウ内の最大の極大値が閾値を超えていた場合に条件 (2) を満たすもの



図 2 スマートフォンの所持位置

とする。このウィンドウ幅は1歩を踏み出すのに十分な時間として600msを設定した。

2.2.3 静止状態の検出

乗車後に乗客が細かく動くことや、周囲の人に押されることにより、乗客は歩いていないにも関わらず、スマートフォンが動く場合がある。また、電車内での移動先を探して短時間停止する場合もある。これらを考慮するため、静止状態は2.2.2節の2つの条件(1),(2)の両方が3秒以上満たされない時に検出されるものとした。

2.3 特徴量の抽出

進行方向に対する移動軌跡から、ステップ数、移動時間、直線距離を特徴量として抽出する。ステップ数は座席や通路の奥、扉付近といった位置情報に関係するため選択した。移動時間を選択した理由は、混雑度が高くなると移動時間が長くなるためである。また直線距離は、座席に座った場合と吊り革に捕まった場合で動きに差が出ると考えられることから、特徴量として選定した。また、着席時の末端の姿勢変化をとらえるため、静止の検出前後2秒間における加速度のx, y, z軸の平均値に対して、各軸の差の絶対値の合計を特徴量とした。以上の4つの特徴量を基に、ランダムフォレストを用いて混雑度の分類を行う。

3. 性能評価

性能評価のため、Nexus5を用いて電車乗車時のデータを収集した。各センサデータの取得頻度は、Android APIでSENSOR_DELAY_FASTESTを指定した。スマートフォンの所持位置は、図2のように、ズボンの右ポケットと手の2箇所である。混雑度の真値はデータ収集時に目視により確認し、記録した。被験者は20代の男性5人であり、データ収集場所は大阪環状線内の19駅である。最終的に得られたデータの乗車回数は、手に保持した場合が156回、右ポケットに保持した場合が143回である。評価には10-fold交差検証を用いた。

3.1 評価結果

スマートフォンを手に保持した場合のデータのみを用い

表 1 混同行列(手)

真値 \ 推定	Low	Medium	High
Low	73%	21%	7%
Medium	29%	52%	19%
High	6%	19%	74%

表 2 混同行列(ポケット)

真値 \ 推定	Low	Medium	High
Low	90%	10%	0%
Medium	0%	78%	22%
High	4%	21%	75%

表 3 混同行列(手+ポケット)

真値 \ 推定	Low	Medium	High
Low	80%	18%	2%
Medium	16%	61%	23%
High	5%	22%	73%

た評価結果を表1に示す。平均F値は約66%であり、混雑度がMediumの状況が最も悪い結果となった。MediumとLowの誤りについては、着席時の姿勢変化の検知が難しいことや、通路中央付近まで歩いた場合と着席した場合の軌跡が類似してしまうことが原因として挙げられる。また、MediumとHighの誤りについては、座席に座れない時に、扉横の背もたれがある場所やポールをつかめる場所に行くことがあるために、電車の進行方向の移動量が少なくなることが原因として挙げられる。また、非常に混雑している場合であっても、電車の乗車列の前方に並んでいた場合、乗車列後方の人によって電車内に押し込まれることが原因として挙げられる。この問題については、データを複数人分集めることで解決できると考えられる。

次に、スマートフォンをポケットに入れた場合のデータのみを用いた評価結果を表2に示す。平均F値は約80%となり、スマートフォンを手に保持した時と比較して、着席時の姿勢変化が検出できたことにより、混雑度がLowの場合の推定精度が大きく向上した。また、LowとMediumの誤りが少なくなったため、Mediumの推定精度も大きく向上した。混雑度がLowの時の推定精度が90%にとどまった原因としては、座った後に電車内を見渡すなどの大きな動作をしたために、静止の検知が上手くできなかったことが考えられる。

最後に、ポケットと手の両方のデータを用いて評価した結果を表3に示す。平均F値は71%となり、ポケットの場合と比べてやや劣るものの、LowとHighを間違えているものは全体の約2.3%と非常に少ない。このことから、混雑度を大きく間違えることはほとんど無いことが分かった。以上の結果より、提案手法はリアルタイムな混雑状況推定に有効であることが確認できた。

4. おわりに

本研究では、電車乗車時の移動軌跡に基づく電車内の混雑推定法を提案した。提案手法では、混雑状況と乗客行動に関連があることに着目し、スマートフォンから得られる加速度・角速度に基づき、乗客行動を表す特徴量を抽出する。性能評価により3段階の混雑度を推定した結果、平均F値71%を達成できることが分かった。この結果より、提案手法はリアルタイムな混雑状況推定に有効であることが確認できた。今後の課題として、スマートフォンの様々な所持位置の影響を評価することや、特徴量の追加などが挙げられる。

謝辞

本研究はJSPS 科研費JP26220001の助成を受けたものです。

参考文献

- [1] Ceapa, I., Smith, C. and Capra, L.: Avoiding the Crowds: Understanding Tube Station Congestion Patterns from Trip Data, *Proc. of ACM SIGKDD International Workshop on Urban Computing*, pp. 134–141 (2012).
- [2] Handte, M., Iqbal, M. U., Wagner, S., Apolinarski, W., Marrón, P. J., Navarro, E. M. M., Martinez, S., Barthelemy, S. I. and Fernández, M. G.: Crowd Density Estimation for Public Transport Vehicles., *Proc. of EDBT/ICDT Workshops*, pp. 315–322 (2014).
- [3] Todoroki, T., Matsumoto, S. and Matsuda, H.: Field demonstration of usefulness of the streetcar congestion information for passengers on the stop, *Transport policy studies' review* (2008).
- [4] Jorudan Co. LTD.: Jorudon. <http://www.jorudan.co.jp/>.
- [5] NAVITIME Japan Co., LTD.: NAVITIME. <http://corporate.navitime.co.jp/>.
- [6] Kannan, P. G., Venkatagiri, S. P., Chan, M. C., Ananda, A. L. and Peh, L.-S.: Low cost crowd counting using audio tones, *Proc. of ACM Conference on Embedded Network Sensor Systems*, pp. 155–168 (2012).
- [7] Xu, C., et al. Li, S., Liu, G., Zhang, Y., Miluzzo, E., Chen, Y.-F., Li, J. and Firner, B.: Crowd++: Unsupervised Speaker Count with Smartphones, *Proceedings of the 2013 ACM international joint conference on Pervasive and ubiquitous computing (UbiComp)*, ACM, pp. 43–52 (2013).
- [8] Weppner, J. and Lukowicz, P.: Bluetooth based collaborative crowd density estimation with mobile phones, *IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications*, pp. 193–200 (2013).
- [9] Maekawa, Y., Uchiyama, A., Yamaguchi, H. and Higashino, T.: Car-level congestion and position estimation for railway trips using mobile phones, *Proceedings of the 2014 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*, ACM, pp. 939–950 (2014).
- [10] Elhamshary, M., Youssef, M., Uchiyama, A., Yamaguchi, H. and Higashino, T.: CrowdMeter: Conges-

tion Level Estimation in Railway Stations Using Smartphones, *Proc. of IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications* (2018).

- [11] Elhamshary, M., Youssef, M., Uchiyama, A., Yamaguchi, H. and Higashino, T.: TransitLabel: A crowd-sensing system for automatic labeling of transit stations semantics, *Proceedings of the 14th Annual International Conference on Mobile Systems, Applications, and Services*, ACM, pp. 193–206 (2016).