

メッシュごとの POI 別人数データを用いた人流予測の提案

山田 理[†] 松田 裕貴^{†‡} 諏訪 博彦^{†‡} 安本 慶一^{†‡}
Osamu Yamada Yuki Matsuda Hirohiko Suwa Keiichi Yasumoto

1. はじめに

近年、中国の武漢市にて発生した COVID-19(以下、新型コロナウイルス)によって、発生地中国から驚異的な早さと感染力で世界中の国々へ伝染した。現在(2020年7月14日時点)、世界中の感染者は約1200万人、死亡者数は約56万人、1日の感染者数は20万人を越え、新たな社会問題として浮上している[1]。この新型コロナウイルスは、感染した人の咳やくしゃみ、他の人に近づいて会話することが主な感染拡大の原因になっているため、人と人との間隔「ソーシャルディスタンス」をとることが感染拡大防止の手法の一つとして挙げられている。日本の厚生労働省は、新型コロナウイルス感染拡大防止のため、ソーシャルディスタンスをとる新たな生活様式を推奨している[2]。この推奨されている生活様式に基づき、ソーシャルディスタンスをとる取り組みは、多くの企業で実施され、例えば、オンラインによるリモートワークや、出勤時間の変更などが行われている。また、人が集まるようなスポーツ観戦などのイベントやテーマパークのような場所では、入場人数を制限し、人と人との間隔を開けることで対策を行っている。このように新たな生活様式において、ソーシャルディスタンスをとり、人混みを避け、行動することが求められている。

人混みを避ける仕組みとして、リアルタイムな空き・混雑がマップ上でわかる Web サービス「VACAN」[3]といったサービスなどによって、利用客は現在の混雑度を把握することができる。現在の混雑度を測り、人々に周知するサービスは存在するが、人が行動を判断するためには、現在の混雑度ではなく未来の混雑度を把握できる必要がある。例えば、歩いて10分かかる店舗や施設に向かう場合、現在の混雑度よりも10分後という未来における混雑度を把握できる方が、行動を起こす判断しやすい。また、店舗や施設のカテゴリによっても、混む時間帯と混まない時間帯が存在する。レストラン等の飲食店においては、昼間や夕方時間帯に人が集まるが、バーや飲み屋といった飲食店においては夜の時間帯に人が集まることは容易に想像がつく。よって、ソーシャルディスタンスをとり、人混みをさけ行動するためには、

店舗や施設のカテゴリごとの未来における混雑度を測る仕組みが求められる。

本研究では、人混みを避けた行動計画を支援することを目的に、店舗や施設のカテゴリごとの未来における混雑度を測る仕組みとして、過去におけるある地域の各メッシュごとの PoI (point of interest) 別の人数データから、未来の各メッシュの PoI 別の混雑度を予測する手法を提案する。この手法では、ある地域をメッシュに分割し、各メッシュごとに PoI 別の人数を人の行動ログから取得する。その後、予測対象メッシュにおける PoI 別人数を、過去の周囲のメッシュから予測対象メッシュへの PoI 別の人流結果から予測を行う。これにより、未来における混雑度をカテゴリごとに測ることができ、ソーシャルディスタンスを求められる今後の社会に役立つ。

以降2章では関連研究について述べ、3章では研究課題・手法について述べる。4章では、予備実験および、データ収集についてのべ、5章でまとめる。

2. 関連研究・サービス

本章では、既存の混雑度を掲示するサービスと人の行動ログから未来の行動を予測する従来研究を概観する。

混雑度を掲示する既存サービスの代表的なものとして「Yahoo! Map」の混雑度レーダ[4]、株式会社 agoop の人流データの可視化ツール Kompreno[5]、Google Map における「お店の混雑状況」がある[6]

「Yahoo! Map」の混雑度レーダは、Yahoo! JAPAN が提供するサービスであり、本研究と同様、新しい生活様式で示された混雑を避けるための行動の参考として使用し、新型コロナウイルス感染症拡大防止の一助となることを目的とした混雑度を表示するサービスである。このサービスは、Yahoo! JAPAN が提供する各アプリ上で位置情報の利用を許可しているユーザのデータをもとに算出した混雑状況を、ヒートマップで可視化しアプリを使って確認できる仕様になっており、最短20分前から24時間20分前までの混雑状況を把握することができる。株式会社 agoop の人流データ可視化ツール Kompreno においては、リアルタイムでの人流の密集度を可視化し、時間帯ごとに混雑している場所を把握することができる。Google Map の「お店の混雑状況」は、お店ごとの混雑具合を時間帯ごとに表示するサービスである。これは、ロケーション履歴を有効にしているユーザから集計した匿

[†] 奈良先端科学技術大学院大学,
Nara Institute of Science and Technology
[‡] 理化学研究所 革新知能統合研究センター (AIP),
RIKEN, Center for Advanced Intelligence
Project (AIP)

名データをもとに混雑具合が割り出され、データが十分に集まっていれば、店舗の混雑する時間帯が表示される。

これらのサービスにおいて、リアルタイムでの混雑度、過去における混雑度を把握することができるが、未来における混雑度は予測できていない。また、「Yahoo!Map」の混雑度レーダー、agoop の人流データ可視化ツール Kompreno では地域ごとの混雑度になっており、PoI は考慮されていない。

行動を予測する研究として、Amin らは過去における午前中の行動の軌跡と現在の午前中の行動の軌跡の類似度を測ることで午後の軌跡を予測している [7]。この研究においては、過去の行動データから類似度をはかることで予測を行ったが、混雑度の推定においては、特定時間に予測対象のエリアに流入する量について整理されたデータが必要であり、ここで使用された一人一人の過去の行動ログデータを多数集めない限り、混雑度を測ることは難しい。

人の行動情報を用いた研究として、Zhou らは行動情報を考慮した携帯電話データ利用予測システム CellPred を提案している [8]。この研究では、携帯電話の契約データをもとに、ユーザの行動パターンからセルタワーごとのデータ使用量の予測を行っている。NTT 技術ジャーナルの「群集誘導のための人流予測技術」では、GPS を利用した位置情報データやイベント会場内に設置された位置センサによる人数カウントデータ等の混雑状況の観測を行うエリア内の時間、空間座標に紐づいた値を空間データの入力として、各時間に共通する場の特徴を捉えた潜在的な構造モデルを構築し時系列パターンを得ることで、パターンを学習し、人流を予測する取り組みを行っている [9]。

人混みを避けた行動において、未来における PoI ごとの混雑度を予測する仕組みが求められるが、上記の既存研究・サービスにおいて、PoI が考慮された混雑度の推定は行われていない。本研究では、PoI に着目し、未来における混雑度を過去における行動ログから予測し、PoI 別の人数の予測を行う。

3. 研究課題・手法

本章では、課題設定、問題解決のアプローチ、PoI 取得方法について述べる。

3.1 課題設定

既存の混雑度の推定においてはリアルタイムな混雑度の推定が主であり、未来における混雑度の推定までできていない。また、店舗・施設によって混雑時間、人数が変わるものの、一様に地域で括った混雑度の推定になっている。

本研究では、これらの問題を解決するため、以下の課

表 1: 東経 139.700591 北緯 35.690204(新宿駅) における Reverse geocoding 例 (一部)

ラベル	結果
address	新宿 3-38-1
category	rail station, train station
text	JR 7-8 番線ホーム

題を設定する。

課題：メッシュに区切られた対象地域において、過去の各メッシュの PoI ごとの滞在人数から、未来における PoI ごとの混雑度を推定する。

3.2 課題解決のアプローチ

本節では、メッシュごとの PoI 別人数データから予測したい場所における PoI ごとの人数予測の手法を説明する。提案手法では、あるメッシュに着目したとき、時刻 t における PoI の人数は、時刻 $t-1$ における近隣メッシュの PoI の人数から予測できると想定している。人の流入予測の手法の概略を図 1 に示す。

本手法では、予測対象地域一帯をメッシュに区切り、同地域に滞在または通過した人の行動ログ中の緯度経度情報から滞在した PoI を抽出し、各メッシュにおける PoI ごとの人数を算出する。過去におけるこれらの情報から、PoI ごとの人の行動モデルを構築する。人の行動モデルに基づき、未来における PoI ごとの人数を予測する。

3.3 PoI の取得

本研究においては PoI に着目し、PoI ごとの人数データによって人流の予測を行う。PoI を取得する手法として、Reverse geocoding を使用する。これは、mapbox と呼ばれる web アプリケーションによって提供されているサービスであり、緯度経度からその場所の情報を取得できるようになっている [10]。取得例を表 1 に示す。

このように Reverse geocoding によって、PoI カテゴリの抽出が可能である。しかし、同じビル内に複数の建物がある場合等で、お店の特定ができない場合が考えられるが、本研究が提案する手法では mapbox の Reverse geocoding によって得られた結果が正しいものとして処理を行う。

4. データ収集・予備実験

4.1 データ収集

本研究においては、株式会社レイフロンティアが提供しているサービス「サイレントログ」の行動ログデータを用いる [11]。サイレントログはスマートフォンのアプリケーションとして提供されており、スマートフォンを常に携帯することで、位置情報と移動手段、移動経路、

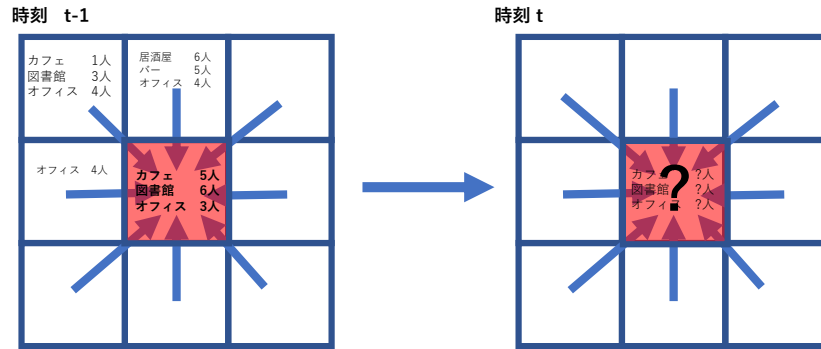


図 1: 人の流入予測の手法 概略図

表 2: サイレントログによる行動データ抽出カテゴリ

抽出カテゴリ	カテゴリの詳細
user_id	ユーザに一意に与えられた ID
lat, lon	緯度経度
accuracy	精度
activity	アクティビティの種類

歩いた歩数が自動で計測される。また、写真を撮影すると、時刻と位置情報が紐付けされ、時間軸にそってデータを自動でまとめ、タイムラインを形成し、手間をかけずに日々の記録として残してくれるアプリケーションになっている。このサイレントログのデータ情報をサイレントログの API より取得する。

データの取得に関して、ある緯度経度を中心とする円内にあるデータを取得するため、緯度経度、円の半径の指定を行う。また、どの時間のデータを取得するのかわ、取得開始時間、終了時間を設定することで指定する。取得した行動ログのカテゴリを表 2 に示す。取得したデータは行動ログの一覧になっており、その円内のユーザ数の抽出ができないため、一意にふられた UserID によって、ユーザを識別しユーザ数を計算する。また、指定した時間内で一人のユーザにおいて複数の行動ログが存在する場合、一番最初の行動ログに基づく緯度経度を使用する。

4.2 予備実験概要

時間ごとの人の動きの変化を観測するため、予備実験として、時間ごとの各メッシュにおける人数の変化を取得する実験を行った。対象地域・日時として、2019 年 5 月 24 日 (金) における 22:00-22:10, 23:00-23:10 のそれぞれ 10 分間における、新宿駅 (北緯 35.690204, 東経

139.700591) 周辺に設定した。新宿駅周辺を設定した理由として、人が多く、多くのデータの量を取得できるということ、この地域特有の特徴を持つことがあげられる。新宿駅北東においては、歌舞伎町がありクラブ等の夜のお店が多く存在し、南東においては新宿御苑があり憩いのスペースとなっているなど、場所の特徴が強いため、人数においても特色が現れると考えた。また、日時として 2019 年 5 月 24 日は、その月の第 3 金曜日にあたり、その次の日が休日であるため、人が多く街に出歩くと考え、この日にちに設定した。時間においては、夜の時間帯において、22:00 台のデータが多かったことから、22:00-22:10, 23:00-23:10 に設定した。この予備実験において、新宿駅を中心とする半径 1414m の円内にある行動ログを取得し、その円内において、1km × 1km の領域を作成した。その領域を 100m × 100m のメッシュに区切り、各メッシュごとの人数を抽出をおこなった。抽出した人数をヒートマップにおこし、地図上に重ねた。

4.3 結果・考察

予備実験で得られた結果は図 2, 図 3 のようになった。図 2 と図 3 を比較してわかるように、23:00-23:10 において新宿駅に人が集中し、新宿駅から離れてるところでは人数が減っていることから、終電の関係で新宿駅に集まってきていると考えられる。また、このヒートマップから、新宿駅からみて南東・新宿御苑方面では、22:00-22:10, 23:00-23:10 それぞれの時間帯において人が少ないことから、夜の時間帯においてこの地域は人が少ないという特色がみとれる。このように、メッシュごとの人数データにおいて、各時間帯の各メッシュにおける人数に特徴が現れていることがわかる。このことから、過去のデータにおける各メッシュの人数から、未来における混雑度の推定は可能であるといえる。例えば、予備実

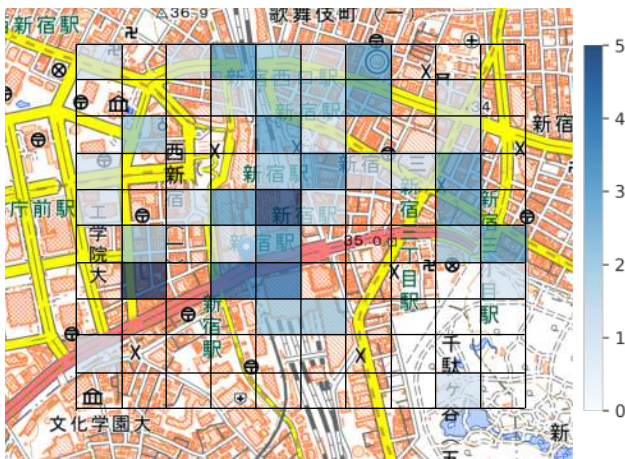


図 2: 22:00-22 : 10 における新宿駅周辺の人数

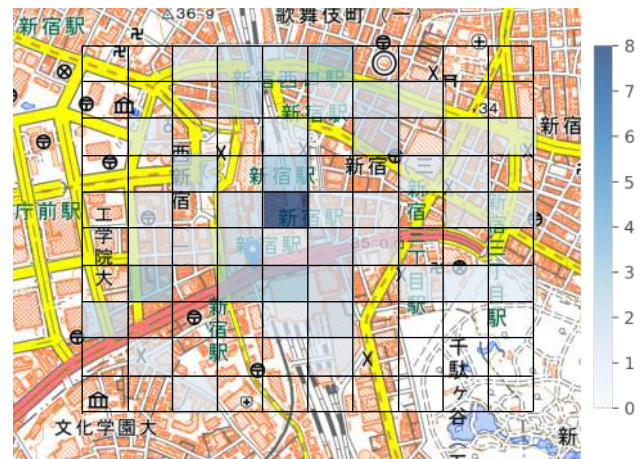


図 3: 23:00-23 : 10 における新宿駅周辺の人数

験において得られたデータ, 22:00 と 23:00 の各メッシュにおける人数において, 23:00 には新宿駅周辺が混雑することがわかり, 未来における同じような日時 (5 月の第 3 金曜日) は, 23:00 台に新宿駅に人が集中するという予測をたてることが可能である. この予備実験においては, 各メッシュの人数が少なく, もしくはいない状態であったため PoI を考慮することは困難であったが, データ数が増え, 各メッシュで各 PoI ごとの人数がとれれば, より高精度な人流予測が可能であると考え.

5. まとめ

本稿では, PoI を考慮した, 過去における PoI 別の人数データから, 未来におけるある地域における PoI 別人数の予測を行う手法を提案した. また, 予備実験において, 時間ごとの各メッシュにおける人数の変化についてデータ収集実験を行った. 予備実験より, 各メッシュの人数データから予測が行える. 可能性が示された. 今後の展望として, 各メッシュにおける PoI 別の人数データから, 行動予測モデルの構築を行っていく.

6. 謝辞

本研究を進めるに当たり, 株式会社レイフロンティアに研究に必要なデータを提供して頂いた. ここに記して謝意を表す.

参考文献

- [1] Coronavirus disease (covid-19) situation report-175. <https://www.who.int/docs/default-source/coronaviruse/situation-reports/20200713-covid-19-sitrep-175.pdf>. Accessed: 2020-07-14.
- [2] 新たな生活様式. https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/0000121431_newlifestyle.html. Accessed: 2020-07-14.
- [3] Vacan. <https://corp.vacan.com/>. Accessed: 2020-07-15.
- [4] Yahoo!map. <https://map.yahoo.co.jp/promo/>. Accessed: 2020-07-19.
- [5] agoop・kompreno. <https://www.agoop.co.jp/service/kompreno/>. Accessed: 2020-07-19.
- [6] Google 混雑する時間帯、待ち時間、滞在時間. <https://support.google.com/business/answer/6263531>. Accessed: 2020-07-20.
- [7] Amin Sadri, Flora D. Salim, Yongli Ren, Wei Shao, John C. Krumm, and Cecilia Mascolo. What will you do for the rest of the day? an approach to continuous trajectory prediction. *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, Vol. 2, No. 4, 2018.
- [8] Zhou Qin, Fang Cao, Yu Yang, Shuai Wang, Yunhuai Liu, Chang Tan, and Desheng Zhang. Cellpred: A behavior-aware scheme for cellular data usage prediction. *Proc. ACM Interact. Mob. Wearable Ubiquitous Technol.*, Vol. 4, No. 1, 2020.
- [9] 群集誘導のための人流予測技術. <https://www.ntt.co.jp/journal/1806/files/JN20180638.pdf>. Accessed: 2020-07-20.
- [10] Reverse geocoding. <https://docs.mapbox.com/api/search/#geocoding-response-object>. Accessed: 2020-07-20.
- [11] Silentlog. <https://silentlog.com/>. Accessed: 2020-07-18.