

# 大規模 GPS データを用いた人流変化の分析

土井一磨<sup>1,2</sup><sup>1</sup>筑波大学大西 正輝<sup>2,1</sup><sup>2</sup>産業技術総合研究所

## 1. はじめに

スマートフォンやスマートデバイスなど携帯端末の普及および ICT 技術の発展により、ユーザのさまざまな情報をリアルタイムで取得できるようになりつつある。その中でも特に GPS (Global Positioning System) から得られる人々の移動軌跡データは、大規模な人の移動の分析を可能にしている。このような時々刻々と変化する人の移動は人流と呼ばれる。人流からは、人々の滞在地や移動経路、ある区間を通過した人数などの情報を取得することができ、マーケティングや避難シミュレーションなど、広く活用されている。

2019 年 12 月に COVID-19 感染者集団が発生して以来、わずか半年 (2020 年 6 月時点) で全世界の感染者数は 600 万人を超え、急速に世界中へ感染が広まった。日本では、2020 年 1 月に COVID-19 の最初の感染者が検知され、外出自粛やテレワークへの転換など、人流の抑制が呼び掛けられた。しかし、全国的かつ急速な感染拡大により、医療体制の逼迫が認められたため、政府は緊急事態宣言を発出した。2021 年 9 月に 4 回目の緊急事態宣言が解除されたが、未だ感染症対策の徹底が呼びかけられている。緊急事態宣言では、不要不急の外出の自粛、店舗の営業時間短縮が強く求められたため、宣言期間中や解除後の人々の生活様式は大きく変化したと考えられる。このような人流の変化は介入効果推定手法を用いることで、定量的に評価することができる。

本稿では、長期にわたって計測された日本全国規模の GPS データを用いて通勤、通学や娯楽などの外出および夜間の飲食店利用を表現した時系列データを生成する。さらに、介入効果推定手法の一つである中断時系列分析を適用することで、各都道府県における人流の変化を分析する。本稿は参考文献 [1] の区分回帰分析モデルを改良し、分析対象を日本全国に拡張したものである。

## 2. 人流データ生成および分析手法

### 2.1 GPS データの前処理

人流を表す時系列データを生成するために、GPS データに対して前処理を適用する。異常な速度で移動している計測点を外れ値と定義し、GPS データから除去する。本稿では、取り除く速度の閾値を航空機による移動を考慮して時速 800km とする。

その後、GPS データの計測間隔を統一するため、計測間隔が 1 分となるように線形補完による GPS 点の欠損補完を行う。

最後に、データの管理および分析を簡便にするため、GPS データを独自の区分でメッシュ化する。本稿では、北緯 122 度から 147 度および東経 24 度から 46 度の範囲で、緯度方向に 13200 分割、経度方向に 10000 分割した約 200m 四方のメッシュを用いる。

### 2.2 人流データの生成手法

前処理を行なった GPS データから、人々の生活を表現した 2 種類の人流データを生成する。

#### ・移動圏データ

外出自粛やテレワーク転換が与えた人流抑制の影響を推定するため、1 日の移動圏を推定および集計した移動圏データを生成する。各エージェントのメッシュ位置を 15 分ごとに直線距離を合算し、1 日の総移動距離から移動目的 (通勤や旅行など) を推定し、移動目的ごとに集計する。

#### ・夜間飲食店滞在データ

飲食店等の利用自粛が与えた人流抑制効果を推定するため、夜間に飲食店街に滞在していた人数を集計した夜間飲食店滞在データを生成する。各エージェントの 19 時から 24 時までの 15 分ごとのメッシュ位置から、飲食店街メッシュに 1 時間以上滞在した人数を集計する。ここで飲食店街メッシュは、建物の統計データ用いて、一定区域内に飲食店が一定数以上存在するメッシュと定義する。

### 2.3 介入効果推定手法

介入効果推定は主に医学分野で利用されており、代表的な手法として、ランダム化比較試験および中断時系列分析が挙げられる。ランダム化比較試験は信頼度の高い実験デザインとされている。しかし、本稿で介入として取り上げる緊急事態宣言のように大規模である場合、実施が困難である。このような場合、介入前後の統計データを比較する中断時系列分析が用いられる [2]。中断時系列分析では区分回帰分析を用いて介入効果を推定する。

本稿では、緊急事態宣言の発出および解除を介入とした回帰区間を設定し、区分回帰分析を用いて緊急事態宣言の影響を推定する。

### 3. データ生成および分析結果

人流データ生成および分析に使用したデータやパラメータ, 実験によって得られた結果を示す。

#### 3.1 人流データ生成の実験設定および結果

本稿では, 株式会社ブログウォッチャーが提供する GPS データを利用して人流データを生成した。この GPS データはスマートフォンのアプリケーションを経由して, 利用規約に同意を得たユーザのみから取得され, 個人を特定する情報は含んでいない。本稿では, 1 回目の緊急事態宣言について分析するため, COVID-19 が蔓延する以前 (2020 年 1 月 1 日) から 2 回目の緊急事態宣言発出の前日 (2021 年 1 月 7 日) までの GPS 軌跡データを用いた。

##### ・移動圏データ

各エージェントの移動目的として 1 日の総移動距離をもとに, 0km~5km は自宅周辺, 5km~150km は通勤・通学圏, 150km 以降を出張・旅行圏として, 3つの移動圏を仮定した。都道府県の人口差を考慮して, 各移動圏における人数を 1 日ごとに集計したのち, その日の総 GPS データ数で割ることで, 人数割合とした。

生成した人流データを可視化した例として, 日本全国における通勤・通学圏の人流データを図 1 に示す。緊急事態宣言の前後の期間で人流が変化している様子が見てとれる。

##### ・夜間飲食店滞在データ

飲食店街メッシュの生成には, 株式会社ゼンリンが提供する建物統計データ 2020 (メッシュ対応版 100m) を利用した。飲食店街メッシュとする店舗数の閾値は地域による店舗数の差を考慮して, 東京都は 60 店舗以上, 東京都以外の道府県は 40 店舗以上存在するメッシュと定義した。移動圏データと同様に, 人数を集計したのち 1 日の人数割合とした。

#### 3.2 区分回帰分析の適用

介入の効果を推定するため, 生成した人流データに区分回帰分析を適用する。緊急事態宣言の期間内および期間外で回帰を行う区間を分けることにより, 緊急事態宣言の発出および解除による人流変化を推定する。

人流データに対し, 区分回帰分析を適用した例を図 1 に示す。区分回帰分析により各区間における不連続点が表現され, 介入による変化が得られる。

この区分回帰分析を都道府県ごとに生成した人流データへ適用し, 発出による人流減少, また解除による人流増加の大きい順番に都道府県を並べた (表 1)。

### 4. 考察

本稿では, 移動圏データにおける通勤・通学圏データについて考察する。

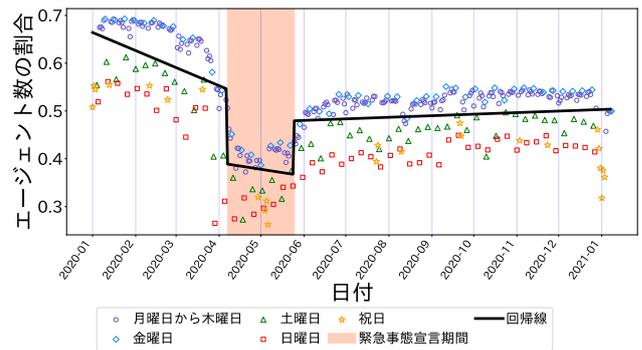


図 1: 日本全国の人流データおよび回帰線 (通勤・通学圏)

表 1: 宣言発出および解除による人流変化の大きい都道府県 (通勤・通学圏)

順位	1 回目 発出 (減少)	1 回目 解除 (増加)
1	東京都	東京都
2	埼玉県	大阪府
3	千葉県	愛知県
4	神奈川県	神奈川県
5	大阪府	千葉県

通勤・通学圏では発出, 解除どちらにおいても都市部が他の都道府県よりも大きな人流変化が発生していることがわかる。これら上位の地域は, 「特定警戒都道府県」に定められた都市であるため, 宣言発出が効果的であったと考える。しかし同時に, 解除による人流増加も上位にあることがわかる。これは初の緊急事態宣言であるため, 外出自粛やテレワークの環境整備が整っておらず, 宣言解除によって通勤・通学が必要な多くの人々が経済活動を再開したためと考える。

将来, 全国規模の感染症が発生し, 強い自粛要請が課せられる際, 本稿の分析結果で上位となった自治体は, 通勤および通学における支援をすることで, 感染症対策と経済活動の両方を維持できると考えられる。

### 5. まとめ

本稿では, 長期にわたって計測された全国規模の GPS データから, 通勤や出張などの長距離移動および夜間の飲食店利用を仮定した人流データを作成し, 介入効果推定手法を適用することで, 緊急事態宣言が及ぼした人流変化の効果を推定した。その結果, 通勤や通学を仮定した移動圏では, 都市部の影響が大きいことがわかった。

### 参考文献

[1] 土井一磨, 大西正輝. 中断時系列分析を用いた人流抑制の効果推定. 電子情報通信学会技術研究報告; 信学技報, Vol. 121, No. 304, pp. 61-66, 2021.

[2] James Lopez Bernal, Steven Cummins, and Antonio Gasparini. Interrupted time series regression for the evaluation of public health interventions: a tutorial. *International Journal of Epidemiology*, Vol. 46, No. 1, pp. 348-355, 2017.