

GPS 情報を用いた中規模災害による東京都心での個々人の通勤行動変化の予測手法

矢部貴大¹ 須藤明人¹ 関本義秀¹ 足立龍太郎²

概要: 台風等の自然災害が発生した際の交通機関が受ける影響は甚大である。都市圏において大きなウェイトを持つ通勤通学行動が災害によって受ける変化を事前に予測することで、事前の交通計画や発生後の救援隊の派遣計画の策定に貢献することができる。本研究では、平時の人々の行動特性や様々な地理空間情報を用いて災害時の通勤行動の変化を予測する手法を提案する。手法の妥当性を検証するために、GPS データ等の多種のデータセットを用い台風が発生した際の通勤行動の変化を予測する実験を行ったところ、従来の手法より高精度で予測が可能であることを示した。また、都心に住む人々より郊外に住む人々の方が遅延を受けるという傾向を掴むことができた。

Predicting Irregularity of Commuting Activities in Metropolitan Tokyo under Mid-Level Disasters Using GPS Data

TAKAHIRO YABE¹ AKIHITO SUDO¹ YOSHIHIDE SEKIMOTO¹
RYUTARO ADACHI²

1. 概要

近年、気候変動の影響等により、我が国含め世界ではゲリラ豪雨、台風、中規模の地震等の中規模の災害が頻発している[1]。これらの日常的に高頻度で発生する災害は、公共交通機関に遅延などを生じさせ、人間活動に多大な影響を及ぼす。災害に対して脆弱な東京の様な都市においては、このような日常的な災害発生後の人々の行動を予測することは大変重要である。災害が発生した際の行動予測を行うことで、災害が発生する前に、混雑が発生する場所を予測しあらかじめ誘導員を派遣することができ、また混雑が予想される鉄道駅に臨時バスなどを計画し、鉄道運行が遅延した際の鉄道駅での人々の滞留を防止することが可能になる。これまで多くの研究が GPS 情報や携帯通信履歴(CDR)を用いて平常時の人々の行動分析を行っている[2]が、様々な中規模災害が発生した際の人々の行動を包括的に分析・予測した研究は少ない。また、災害発生後の人々の行動を理解するためには災害アンケートが利用されてきた[3]が、得られる情報の時空間的な粒度が低いこと、回答バイアスを含むこと、そして毎回の災害について実施することは現実的に難しいことが欠点として挙げられる。GPS 情報を用いることで、これらの欠点を補い、日常的に発生する様々な災害発生後の人々の行動変化について理解を深め、予測を行うことが可能になる。

本稿では、中規模災害が発生した際の人々の異常行動を検出し、その異常行動に影響を与えた要素を理解することのできるロジスティック回帰モデルを提案する。本研究のフローを図1に示す。本手法のモデルは、GPS データから判る被災者の平常時の行動特性、多様な地理空間情報から判る被災者の土地情報、さらに気象庁から提供される災害発生情報の3つのデータから構成される。これらの情報と過去の中規模災害において被災者が取った行動の変化を学習させてモデルを作成する。モデルに、これから起こると予報された災害の様々な情報と、その災害によって影響を受けると想定される人々の平常時における行動特性データ、被災場所等の土地情報データ、さらには想定被災者の当日の被災までの行動履歴情報をモデルへの入力パラメータとして与えることで、その個人の被災後の行動パターンの変化を予測する。

本報告では、この手法を東京都心において発生した台風発生後の自宅ー職場・学校間の行動の変化について適用し、既存手法よりも高精度で予測を行うことが可能であったことを示す。さらに、人々の行動変化に影響を及ぼした特徴量の結果を得ることで、従来のアンケートでの調査では捉えることの難しい特徴量も災害時の人々の行動変化に影響を与えていることも示す。

本発表の新規性は、以下の3点である。

¹ 東京大学

² (株)ゼンリンデータコム

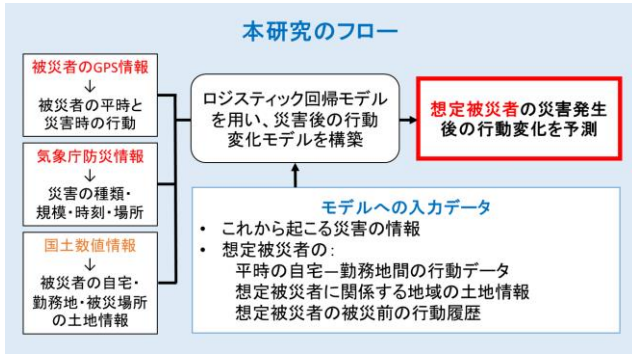


図1 本研究のフロー

- 大規模な GPS データセットを用いることで、台風の際の通勤通学行動の変化を分析した。
- 個々人の行動特性や土地情報等の種々のデータを用いることで、通勤行動の遅延を予測することができる手法を提案する。
- 実際の台風発生時の東京での通勤通学行動について、分析と予測を行った。

2. 手法

本発表で個々人の通勤行動の変化予測に用いられる手法は、多様なデータセットから作成した教師データを用いるロジスティック回帰手法である。ロジスティック回帰手法を用いる利点としては、今回扱う3値問題の予測に適していることと、予測において重要であった特徴量も明らかにすることができるホワイトボックスモデルであるという2つの点である。

学習モデルの目的変数は、災害発生後の個人の行動の異常さを示すものであり、「異常に早く帰宅した」「平常時通りの行動を行った」「異常に早く帰宅した」の3値を取りうる。目的変数は式(1)-(3)で計算される。

$$y = \begin{cases} 1 & (\mu_{Ni} + 2\sigma_{Ni} < t_{Di}) \\ 0 & (\mu_{Ni} - 2\sigma_{Ni} \leq t_{Di} \leq \mu_{Ni} + 2\sigma_{Ni}) \\ -1 & (t_{Di} < \mu_{Ni} - 2\sigma_{Ni}) \end{cases} \quad (1)$$

$$\mu_{Ni} = \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} T_{ki} \quad (2)$$

$$\sigma_{Ni} = \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} (T_{ki} - T_{Di})^2 \quad (3)$$

なお、 T_{Di} は災害当日における個人 i の帰宅時刻、 T_{ki} は平時 k における個人 i の行動時刻、 N_i は合計観測日数、そして y は目的変数である。個々人の行動異常性を決定する際に、帰宅時刻の分散 σ_{Ni} を用いることで、帰宅時刻の普段のバラつきを考慮した形で異常判定を行うことができる。例えば、普段定まった時刻に帰宅をする人は、災害発生当日は少しだけ時刻がずれるだけで異常と判定をされるが、普段バラバラの時間に帰宅する人は少しの時刻のズレでは異常とは判定されない。

機械学習の説明変数である特徴量データとしては、表1に示した種々のデータセットを用いた。

使用した特徴量	
特徴量の種類	使用したデータ
災害発生時刻	気象庁データ
個人の平時の帰宅時刻	GPS データ
人口分布データ	
建物密度データ	
農作地面積データ	国土数値情報
道路密度データ	
駅別乗降者数データ、	
地価データ	

表1 機械学習に用いた特徴量

以上の目的変数と説明変数を学習データとして式(4)で示されるロジスティック回帰モデル[4]にかける。

$$\log \frac{p}{1-p} = \beta_0 + x \cdot \beta \quad (4)$$

なお、 p は $y = 1$ である確率、 x は説明変数のベクトル、そして β は係数のベクトルである。今回、実験を行う際は `liblinear` [5] と呼ばれるフリーライブラリを用いた。データセットを5つに分けて、クロスバリデーションを行った。評価指標としては、的中率 (PR) を用いた。PR は、式(5)によって求められた。

$$PR = N_c / N * 100 \quad (5)$$

N_c は正しく予測されたデータ数であり、 N はテストデータの総数である。ただし、異常判定の性能を確かめるのが目的であるため、3つの目的変数のデータ数が等しくなるようにテストデータをランダムに選択した。

3. 実験

本報告では、人々の帰宅行動変化の予測精度を検証するため、2011年9月21日に東京都心を襲った台風15号が発生した際の、東京都心へ通勤する人々を対象に実験を行う。この台風は、帰宅時間帯に都心を直撃したため交通機関へのダメージが大きく、後日政府によって激甚災害指定が決定された災害である。

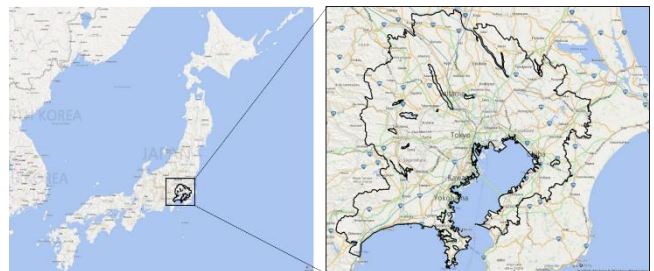


図2 実験対象エリア。黒で囲まれたエリアが首都圏エリアである。

実験で用いる GPS データは、ゼンリンデータコム社から提供を受けたものである。都心に勤務地があり、首都圏内に自宅があると推測された個人 10000 人を対象に実験を行った。自宅や勤務地の推定方法については矢部ら[6]の方法を採用した。また、比較するためのベースライン手法としては Lu et al.[7]で用いられた Most Frequent Location Model と Cho et al.[8]で用いられた Periodic Mobility Model の 2 つの手法を用いた。

図 3 は、台風発生当日の混雑度合を示したものである。赤のメッシュは、平時の平均値に比べて 1.3 倍以上の人口が密集しているものである。駅や鉄道上で混雑が多発していることから、台風によって交通機関に乱れが生じ、大幅な混雑が発生していることが確認できる。このように、GPS データを都市レベルのエリアで集計することで、混雑の度合いを把握することが可能になる。

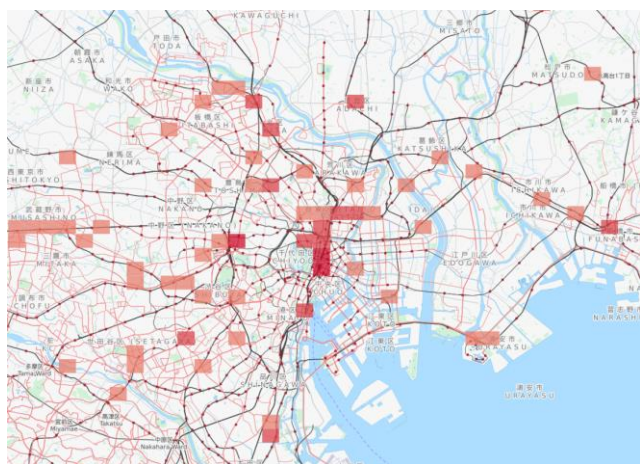


図 3 東京都心における混雑エリア

表 2 は、それぞれの手法を用いた際の的中率を示したものである。2 つの比較手法に比べて、提案手法が異常を検出する精度が最も高いことが判る。また、予測の際、最も影響力が大きかった特徴量は、平時における個々人の帰宅行動特性と、自宅周辺の人口であった。このことから、人口の多い都心に住む人々は人口の少ない郊外に住む人々より台風による遅延を受けないという傾向を掴むことができた。

提案手法	的中率(PR)	
	MF model	PMM model
62.4%	33.3%	33.8%

表 2 それぞれの手法の的中率

4. 結論

台風等の自然災害が発生した際の交通機関が受ける影響は甚大である。都市圏において大きなウェイトを持つ通勤通学行動が災害によって受ける変化を事前に予測することで、事前の交通計画や発生後の救援隊の派遣計画の策定に貢献をすることができる。

GPS データを集計し、平時と比較を行うことで、台風発生時の混乱を把握することができた。さらに、本手法を用いることで、台風が発生した際の通勤行動の変化を従来の手法より高精度で予測することができることを示した。また、都心に住む人々より郊外に住む人々の方が遅延を受けるといった傾向を掴むことができた。

参考文献

- 1) United Nations System Task Team on the POST-2015 UN Development Agenda, Disaster Risk and Resilience, (2012)
- 2) Gonzalez, Hidalgo, Barabasi "Understanding Individual Human Mobility Patterns", Nature, 2008.
- 3) 大佛俊泰. "大地震時における都市内滞留者の帰宅意思と帰宅行動." 日本建築学会計画系論文集 73.634 (2008)
- 4) Eves, H. W. Elementary matrix theory. Courier Corporation. (1980)
- 5) Fan, R. E., Chang, K. W., Hsieh, C. J., Wang, X. R., & Lin, C. J. LIBLINEAR: A library for large linear classification. The Journal of Machine Learning Research, 9 (2008).
- 6) 矢部貴大, 関本義秀, 檜山武浩, 金杉洋, & 須藤明人. (2016). パーティクルフィルタを用いた災害時におけるリアルタイムな人流推定手法. 交通工学論文集, 2(2), A_19-A_27.
- 7) Lu, X., Bengtsson, L., & Holme, P. Predictability of population displacement after the 2010 Haiti earthquake. Proc. National Academy of Sciences, 109(29), 11576-11581. (2012).
- 8) Cho, E., Myers, S. A., & Leskovec, J. Friendship and mobility: user movement in location-based social networks. Proc. ACM SIGKDD (2011)