

## 論文の内容の要旨

### 論文題目

A Study on Modeling and Analyzing Urban Human Mobility with Deep Learning  
(深層学習を用いた都市スケールの群衆移動のモデリング及び解析に関する研究)

氏 名 姜 仁河

近年、急速に発展している位置取得技術は、大規模なGPS軌跡データを私たちにもたらししてくれた。スマートフォン、センサ、カーナビゲーションシステム、ソーシャルネットワークサービスなど、毎日膨大なGPS軌跡データが様々な情報源から生成されている。これは、人の日常活動や都市動態を理解するための新しい手段となる。本研究では、日本の3年間（2010年8月1日から2013年7月31日まで）の約160万人の携帯電話ユーザーから生成された、大規模なGPS軌跡データセットを収集した。このデータセットを利用して都市スケールでの人の流れをモデリング・分析することは本研究の主旨である。この研究成果は交通規制、都市計画、緊急管理、及び災害対応など様々の場面に支援を供できる、実世界にとって非常に重要な研究課題だとされる。

しかし、都市スケールでの群衆移動をモデリング・分析するには、我々は複数の新しいチャレンジに直面している。（1）都市の地域面積は大きすぎる。世界で最も人口の多い首都圏である、東京大都市圏を例にすると、中心部の面積は3,925km<sup>2</sup>で、首都圏全体の面積は14,034km<sup>2</sup>に達している。このような巨大な空間ドメインに対してどう対処するかが一つ目の課題として対応する。（2）すべての市民の過去長期的な軌跡データを収集することは非常に難しいので、モデル訓練に使用されるデータは総人口のごく一部に限られていることが多い。このように限られたデータ（例えば全人口数の1%に当てる）で効果的なモデルをどのように訓練するかは二つ目の課題である。（3）群衆管理や群衆監視など、実世界のアプリケーションでは、群衆移動と群衆密度を同時にモデリング・予測することが非常に重要だとされている。特に群衆密度の場合はそうであり、群衆密度が高いところは事故が発生する危険性が高い。群衆密度と群衆移動をどのように同時にモデリング・予測するかは、三つ目の課題である。（4）予測モデルを訓練するための時間や過去のデータがない場合がある。また、地震、台風、祭りなどの大きなイベントが起こると、人の行動は日常活動と大きく違ってくる。したがって、普通の履歴データに基づいた訓練されたモデルは、上記の状況ではうまく機能できない。履歴デ

ータを使用せずにどのように予測モデルを構築するかが四つ目の課題である。本研究はこの四つの課題を中心として展開され、それぞれに解決策を導き出すこととなる。

最近、コンピュータビジョンおよび自然言語処理の分野において、ディープラーニングは大きな成功を押さえている。下記の利点を有することで、ディープラーニング技法を我々の問題に対する非常に適切な解決策として考えられる。(1) ディープラーニングは本物のビッグデータを扱うことができる。(2) ディープラーニングは非常に複雑な時空間システムをモデリングすることができる。(3) ディープラーニングはマルチモーダル分布に対処できる。(4) ディープラーニングは複数の異種類データを融合することができる。これらに基づき、上記四つの課題に対し、四つのディープラーニング・ベースのソリューションを提案した。

(1) 「Deep ROI-Based Modeling」。静的なメッシュグリッドの代わりに、動的な「Region Of Interest」を用いて都市の巨大な空間ドメインをモデリングする。(2) 「Deep Embedding and Transferring」。都市POI(Point Of Interest)データを利用して軌跡データの埋め込み及遷移学習を行う。(3) 「Deep Multi-Task Learning」。群衆移動と群衆密度の予測問題は相関性が非常に高い問題であるため、マルチタスク・ラーニングを駆使して効果的にこの二つの問題を同時に解決する。(4) 「Deep Online Learning」。履歴データの代わりに、ストリーミングデータ上でオンライン・ラーニングを利用して群衆移動の予測モデルを構築する。実験を通して複数のベースライン手法と比べ、四つの提案手法の優れたパフォーマンスを実証することができた。具体的には、(1) 「Deep ROI-Based Modeling」。メッシュグリッドを用いたモデル比べ、より精度が高い群衆移動の空間確率分布を予測することができた。(2) 「Deep Embedding and Transferring」。提案したPOIを用いた「Image-Like Embedding」は従来のグリッドIDを用いた「Word-Like Embedding」と比べて訓練データが少ない状況でパフォーマンスがよく、遷移学習との相性もよい。(3) 「Deep Multi-Task Learning」。単独で訓練した群衆移動モデル及び群衆密度モデルと比べたところ、マルチタスク・ラーニングを駆使した同時に訓練した移動・密度結合モデルは精度が高いことが分かった。(4) 「Deep Online Learning」。ストリーミングデータに基づき、オンラインモードでディープラーニングを応用することが可能であり、特に地震などの希少事件が起きたシナリオで有効性があつたことが分かった。さらに、全四つの課題においてディープラーニングの有効性も検証できた。最後に、現在提案されている四つの解決策の限界を議論し、今後の取り組みを指摘する。