

道路政策の質の向上に資する技術研究開発

【研究状況報告書（2年目の研究対象）】

①研究代表者	氏名（ふりがな）		所属		役職
	布施 孝志（ふせ たかし）		東京大学大学院 工学系研究科		教授
②研究 テーマ	名称	学習型モニタリング・交通流動予測に基づく観光渋滞マネジメントについての研究開発			
	政策 領域	[主領域] AIを活用した交通分析・ 予測・マネジメント手法の開発 [副領域]	公募 タイプ	IV	
③研究経費（単位：万円） ※H30は精算額、R1は受託額、 R2は計画額を記入。端数切	平成30年度	令和元年度	令和2年度	総合計	
	3,049（精算額）	3,086（受託額）	3,120（計画額）	9,255	
④研究者氏名（研究代表者以外の主な研究者の氏名、所属・役職を記入。なお、記入欄が足りない場合は適宜追加下さい。）					
氏名		所属・役職			
福田 大輔		東京工業大学 環境・社会理工学院・准教授			
円山 琢也		熊本大学 くまもと水循環・減災研究教育センター・准教授			
市村 強		東京大学 地震研究所・教授			
村上 大輔		統計数理研究所 データ科学研究系・助教			
瀬尾 亨		東京大学 工学系研究科・助教			
田名部 淳		(株)地域未来研究所 交通情報研究室・室長			
⑤研究の目的・目標					
学習型の交通状態モニタリング・予測手法、および両者の統合手法により、エリア内の交通流動を改善するための適応型交通需要マネジメントに関する研究・技術開発を行う。また、提案手法を観光交通イノベーション地域等でのデータに適用し、その実効性を確認する。具体的には、以下の通りである。					

- ・テーマ1：学習型モニタリングシステムの構築
 定点型・移動型観測データによる車・人の認識や交通状態モニタリングの手法を開発し、それらを統合したモニタリングシステムを構築する。さらに予測システムとの連携を図る。
- ・テーマ2：交通状態予測システムの構築
 モニタリングシステムで得られたデータを活用して、エリア内における車・人の交通状態・渋滞発生を予測する機械学習ベースの交通行動モデルを構築する。
- ・テーマ3：モニタリング・予測に基づくエリア内の交通流動マネジメントスキームの構築
 前2テーマを踏まえつつ、旅行時間や交通量等のモニタリング情報と予測を考慮し、課金制度等の適応型エリア内交通流動マネジメントのためのスキームを検討する。
- ・テーマ間連携のための基盤技術の開発
 各テーマで得られる異種情報を融合した交通状態補間手法を開発するとともに、全テーマを包括的に検討するための解析基盤を開発する。

⑥これまでの研究経過

昨年度の指摘を踏まえ、全体像の見直しを行った（図1）。特に、2019年度は車の流動に対する各テーマの関連性に注意し研究を進めた。以下に、テーマごとの研究成果を示す。

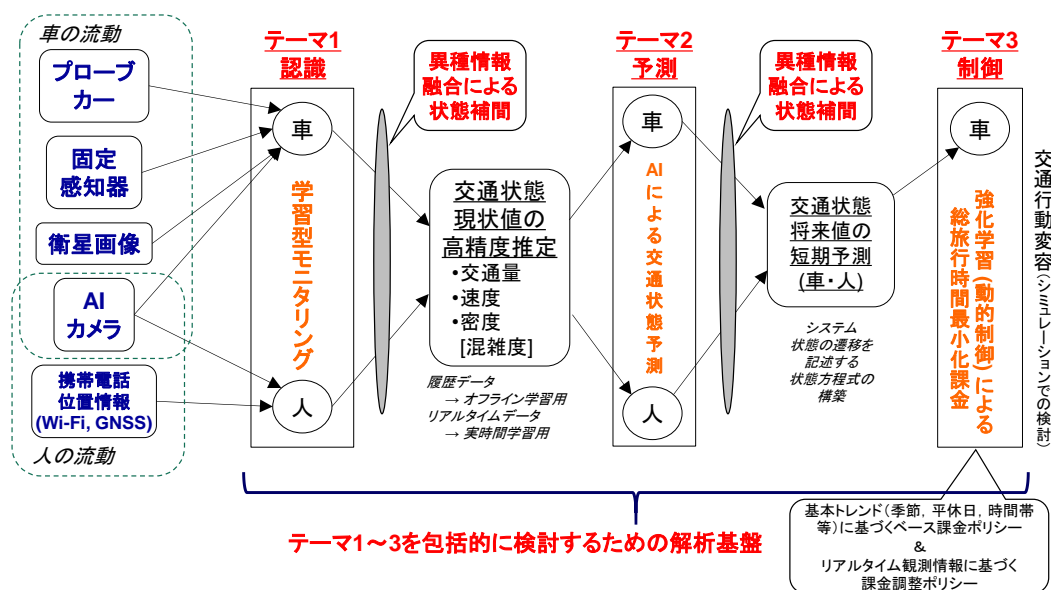


図1 研究の全体像

テーマ1：学習型モニタリングシステムの構築

1-1 定点カメラを用いた車・人の認識追跡の基礎モデルの改良

昨年度構築した車の認識・追跡の基礎モデルに対して、その頑健性を検証するために、長時間の画像への適用と精度検証を行った。鎌倉に設置された8箇所の定点カメラに対して、約1週間分の動画に提案手法を適用し、誤差10%程度の認識率を確認した。そして、最終的には3ヶ月分の

解析を実施した（図2）。また、テーマ2の予測に利用するために、画像内の混雑度の指標を新たに定義し、その自動処理手法を構築した。混雑度の定義として、画像内における車両画素の占有率を定義し、正射投影と背景差分による混雑度計算手法を追加した。これにより、定点カメラ動画画像から、断面交通量、速度、混雑度の推定が可能になった。

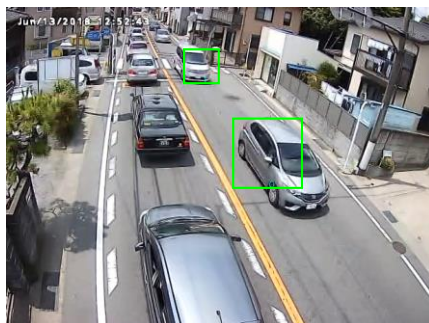


図2 鎌倉の実動画画像への適用結果

人の認識・追跡の基礎モデルにおいては、人の移動の複雑性、および追跡対象数の増加による計算量の増加が課題となっていた。これに対し、PHD（Probability Hypothesis Density：確率仮説密度）に基づくフィルタをモンテカルロ実装した。PHDフィルタにおいては、対象物体を個別に追跡するのではなく、追跡対象数も推定し（追跡対象の出現・消失をモデルに導入）、複数対象の同時追跡を行う（図3）。これにより、人物間の相互作用を考慮した追跡精度の向上（位置精度は2倍に向上）、さらに同時追跡による計算量の抑制を行うことが可能になった（図4）。最終的には、ベースとなる深層学習の畳み込みニューラルネットワークとPHDフィルタの統合を行った。ただし、人物の密度が非常に高い場合には、追跡精度にも限界があり、密度を直接推定する手法との併用が考えられる。

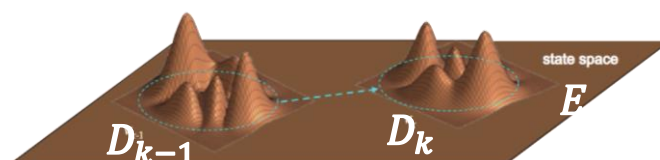
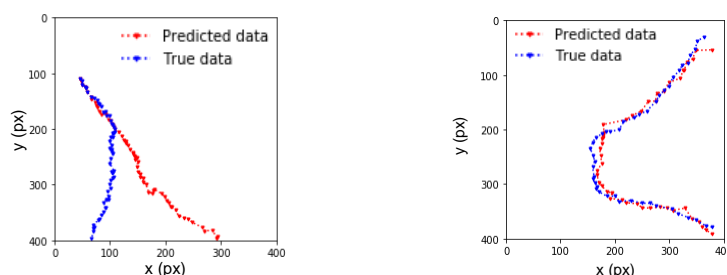


図3 PHDのイメージ



(a) 改良前（PHDなし）の適用結果例 (b) 改良後の適用結果例

図4 PHDによる改良手法の適用結果例

1-2 GNSS・Wi-fiデータを用いた流動人口分布推定のための基礎モデルの改良

移動軌跡が取得可能であるがサンプル数が少ないGNSS（携帯GPS）、および多数のサンプルが取得可能であるが移動軌跡が取得困難であるWi-fiを統合した、メッシュ単位での滞在人数と隣接メッシュへの移動人数の同時推定のモデルを改良した。移動人数・発生人数・消失人数の増加率にメッシュごとのトレンド項を導入し、より詳細な推定を目指した（図5）。その結果、滞在人数の精度は向上したものの（図6）、移動人数に対しては大きな揺らぎが生じ、精度が低下した。この理由として、メッシュごとのデータ数が十分とはいえず、トレンド項の分散も大きくなり、推定結果が不安定になったものと考えられる。これに対しては、トレンド項も推定パラメータとして追加し、機械学習を導入した手法への拡張による対処が考えられる。なお、基礎モデルについては、鎌倉を対象とした1カ月間のデータにも適用済みである。

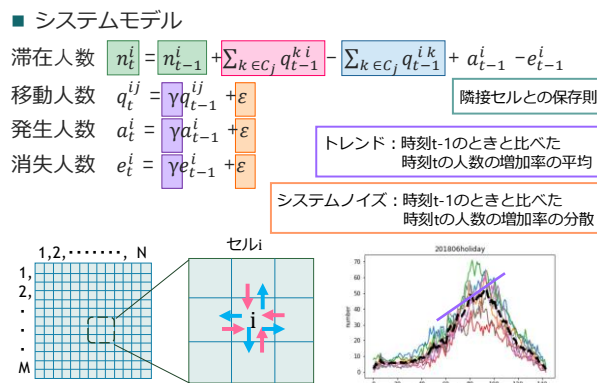


図5 メッシュ単位でのトレンド項の導入

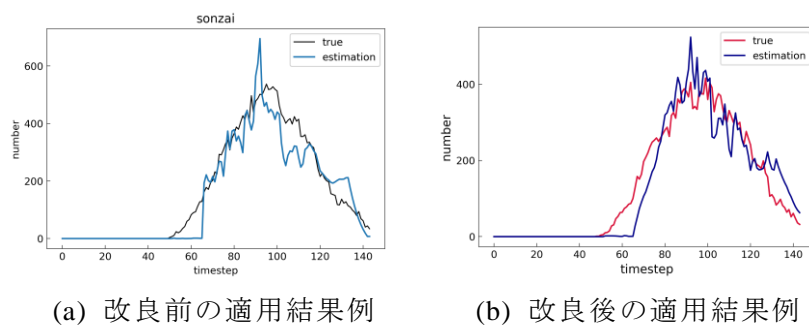


図6 トレンド項導入による適用結果の比較

1-3 衛星画像を用いた高解像度・高品質化手法の開発

昨年度は、今後多数の打ち上げが計画されている超小型衛星を見据え、画像からの特徴量を用いて道路リンク上における密度推定を行う深層学習手法を開発した。今年度は、個別車両の認識可能性を向上させるため、衛星画像に対して、高解像度化・高画質化を行うための深層学習手法を開発した。提案手法では、画像の生成器と識別器を統合したGAN（Generative Adversarial Nets）をベースとした（図7）。高画質化に対しては、より画質の良い航空写真を参照データとして衛星

画像から航空写真への変換関数を深層学習により推定する。一方の、高解像度化に対しては、解像度を低下させた航空写真を元の解像度に復元させる変換関数を深層学習により推定する。提案手法では、両者を統合して同時学習させるモデルを構築した。適用結果では、航空写真レベルの高解像度化を達成し、画質評価指標において大幅な画質向上が確認された（図8）。今後は、高解像度化・高画質化を行った画像に対して、車両認識手法を適用する予定である。

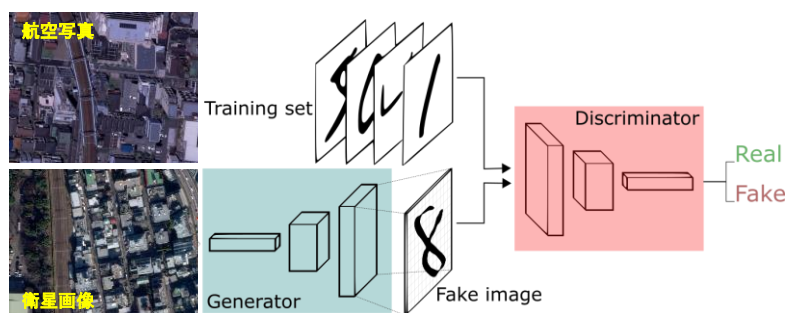


図7 GANの概念図



(a) 元画像：衛星画像

(b) 提案手法適用後画像

図8 深層学習による高解像度・高画質化

車を例にとれば、以上の1-1～1-3により得られる情報から、テーマ2、3で利用するデータは下記の通りになる。

- 1-1：特定地点の交通量・速度・密度・混雑度
- 1-2：対象領域全体のメッシュ単位での混雑度・移動割合
- 1-3：対象領域全体でのリンクごとの密度

テーマ2：交通状態予測システムの構築

2-1 交通状態予測モデルの改良と入力データの検討

短期の交通状態予測手法を構築する。具体的には、鎌倉市中心部における車両の時間的な集中度合いを短期で予測するための深層学習による分析枠組みを構築する。これにより、観光交通需要の季節性、イベントの影響、降水量の影響等を考慮することで、短期（30～90分後）の交通混雑予測の精度がどこまで向上しうるのであるかを明らかにする。交通量等のデータは、時間方向に強い依存性を持つ時系列データであるため、深層学習において時系列データの予測に適しているモデ

ルであるLSTM (Long Short-Term Memory) をベースとした。提案手法は、観光交通の特徴を包括的に考慮した予測が可能のため、上述の分析目的に適した手法と考えられる。LSTMにおいて、鎌倉市中心部に位置する下馬交差点とそこへ繋がる周辺部複数地点の交通量や走行速度、降水量、市内で開催されるイベントの有無等を入力データとして、下馬交差点における将来 (60分先) の混雑度合いを出力するモデルを構築した。

LSTMモデルは、隠れ層にループ構造を有し、過去の情報を適切なタイミングまで保持して次の層へ伝播する仕組みとなる (図9)。隠れ層内には、メモリーセル、入力ゲート、出力ゲート、忘却ゲートによって構成されるLSTMブロックを設置し、過去の信号を学習ネットワーク内に保持する、保持した信号を必要なタイミングで次の層へ伝播させる、学習が完了し必要なくなった信号を消去する等の役割を備える。これにより、長期・短期の時系列データに対して効率よく学習を行うことが可能となる。ノード数や隠れ層数等は、試行実験により決定した。

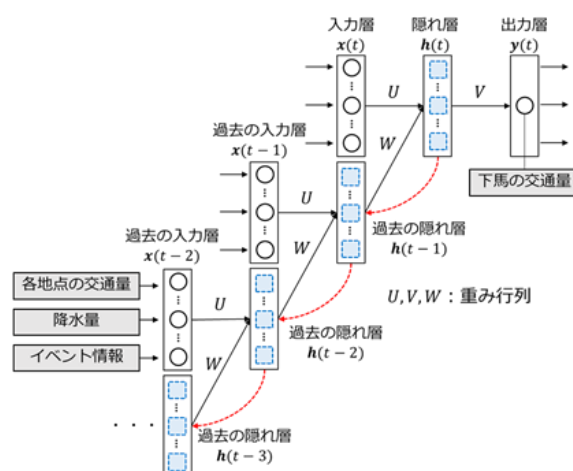


図9 LSTMモデルの概略

各地点の平均交通量を相関分析等の基礎集計により再確認した。その上で、交通量データは、日本道路情報センター (JARTIC) 提供の固定感知器によるデータ (12地点、2017年1月1日~12月31日、6時~22時、30分間隔) を用いた。学習におけるデータ分割手法にはホールドアウト法を採用し、1月から9月までを訓練データ、10月から12月までをテストデータとした。なお、次年度は、テーマ1において固定ビデオカメラから推定した交通量データを使用予定である。走行速度データは、ETC2.0プローブデータのデータベースよりクレンジングを行った、鎌倉市内のリンク平均速度 (2017年1月1日~12月31日、6時~22時、30分間隔) を用いた。また、気象庁の降水量データ (2017年1月1日~12月31日、1時間間隔)、および社会イベントデータ (あじさい祭り等) を追加した。社会イベントデータについては、来訪者が特に多い行事を鎌倉市観光課から情報を得て、それぞれ個別のダミー変数として導入している。

2-2 交通状態予測の精度検証

学習モデルの予測性能を評価するため、複数の予測時間ラグにおける平均絶対誤差率 (MAPE) を算出した (表1)。下り交通量については、既往の予測モデルと同程度の結果が得られた。一方で、上り交通量については精度が低下している。これは、ネットワーク形状の制約により、周辺部交通量の地点が適当でないためであると考えられる。

表1 予測時間ラグ別の交通量の予測性能

出力対象	MAPE		
	30分後	60分後	90分後
下り交通量	8.05%	8.37%	9.39%
上り交通量	11.92%	12.95%	14.25%
合計交通量	7.99%	8.35%	8.79%

観光地の混雑緩和マネジメントを想定する上で、特に、車両の流入が多い時間帯の予測値適合度を高める必要があると考えられる。そのため、時間帯ごとの誤差率について、下馬合計交通量の観測値、予測値、誤差率を紅葉時期である11月下旬の1週間分プロットした(図10)。誤差率に注目すると、交通量の流入が多い8時から17時までの時間では概ね20%以下を示しており、誤差が大きく生じる時間帯は夜間等に限定されていることがわかる。すなわち、昼間時間帯の混雑緩和を目的とした短期交通量予測を行う上では一定水準の予測精度を実現できていると考えられる。

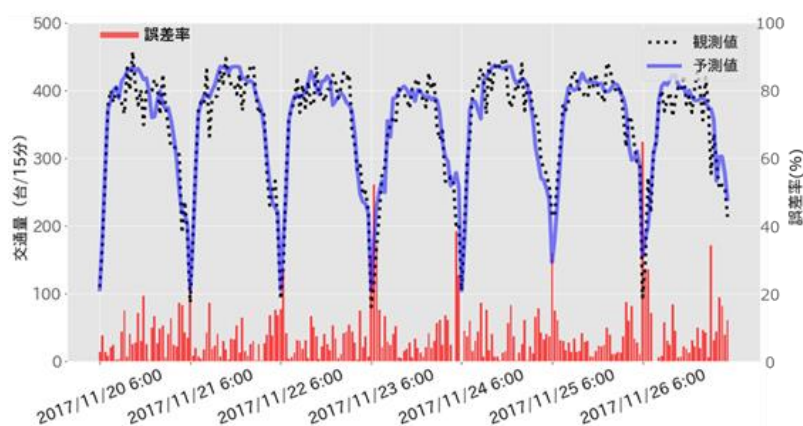


図10 交通量の時間帯別誤差率(60分先予測)

さらに、観光交通をより適切に予測するため、以下のような各種検討を行った。

[過小推計の回避]

混雑緩和マネジメントを想定した場合には、交通量の過大推計よりも過小推計を回避する方が望ましい。そこで、上記モデルからさらに、学習に用いる損失関数を平均二乗後誤差(MSE)から平均二乗対数誤差(MSLE)に変更した上で再度学習を実施したところ、過小推計される割合が低下することが確認された。

[イベントの影響の推計]

降水量と社会イベントの影響を入力に加えることでMAPEが向上することを確認しているが、出力交通量が現実に即した変化を示しているかどうかをより詳細に検討する必要がある。そのため、「降水量」、「社会イベントダミー」を入力したモデルと入力から除去したモデルとで交通量予測値の比較を行った。その結果、構築した学習モデルは現実に合致した交通変化を示してお

り、本モデルが両者の影響を適切に捉えていることが示唆された。

[季節変動の再現性向上]

ここまでの分析では、1年間のデータのうち前半9か月を訓練データ、後半3か月をテストデータとして使用しており、訓練データとテストデータに同じ季節が含まれていなかった。しかし、観光交通の季節性を考慮するためには、対象とする同季節内の特徴を捕捉するために各季節が訓練データとテストデータの両データに含まれる必要がある。そこで、各季節の前半2か月を訓練データ、後半1か月をテストデータとするデータ分割を採用して再推定を実施した（表2）。いずれも10%以下のMAPEを示しており、四季を通じて安定した予測性能を有していることが確認された。

表2 季節性を考慮した交通量の予測性能

出力対象	検証時期	平均交通量 [台/30分]	RMSE [台/30分]	MAPE
上下合計	3月	342	41.34	9.57%
	6月	358	28.82	6.75%
	9月	352	32.63	7.99%
	12月	344	30.37	7.67%

テーマ3：モニタリング・予測に基づくエリア内の交通流動マネジメントスキームの構築

まず、前述のテーマ1、2を考慮した動的課金の枠組みの整理を行い、基本トレンド（季節、平休日、時間帯等）に基づくベース課金と、リアルタイム観測情報に基づく課金調整に大別した（図11）。さらに、テーマ1、2と課金パターンとの関係を明確化するための整理を行った（表3）。以下、トレンド・ベースのベース課金、トライ&エラーによる課金調整について成果を示す。

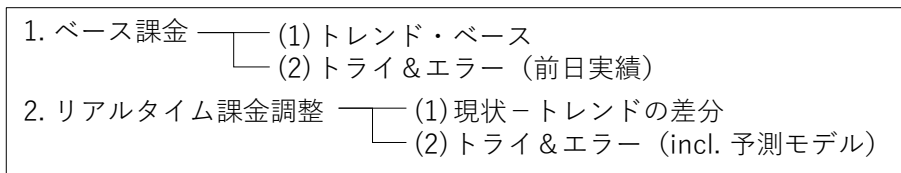


図11 動的課金の全体構成

表3 テーマ間のデータ関係

課金パターン		インプット(テーマ1)	パラメータ	テーマ2
ベース課金	トレンド・ベース	交通量パターン (1時間, リンクごと:集計) イベント, 平休日(連休, 季節)	時間価値 交通流モデル	
	トライ&エラー (前日実績)	交通量パターン (1時間, リンクごと:非集計)		
課金調整	現状トレンド 差分	交通量パターン (1時間, リンクごと:非集計)	時間価値 交通流モデル	
	トライ&エラー	イベント, 平休日(連休, 季節)		1時間先予測

3-1 トレンド・ベースのベース課金の検討

表3の関係から、基本となる交通量パターンを用いて、クラスタリングを行った(図12)。また、カレンダー情報との連携のため、年間365日のクラスタリング手法を検討した。ここでは、1日の交通量パターンに基づき、その日付をクラスタリングする。クラスタリングには、対象が日付となるため、時系列クラスタリングの一つであるDTW法(Dynamic Time Warping法:動的時間伸縮法)を採用した。一般的なクラスタリング手法では、時系列パターンを考慮せずに分類を行う。一方で、DTW法では時系列を考慮し、2つの時系列データの各時点の距離を総当たりで比較し、時系列データ同士の距離が最小になる関係を求める。時系列のデータ長がそろってなくても計算可能であり、パターンの周期がずれていても形状が似ていれば類似度が高くなるという特徴を有するため、柔軟なクラスタリングが可能である。

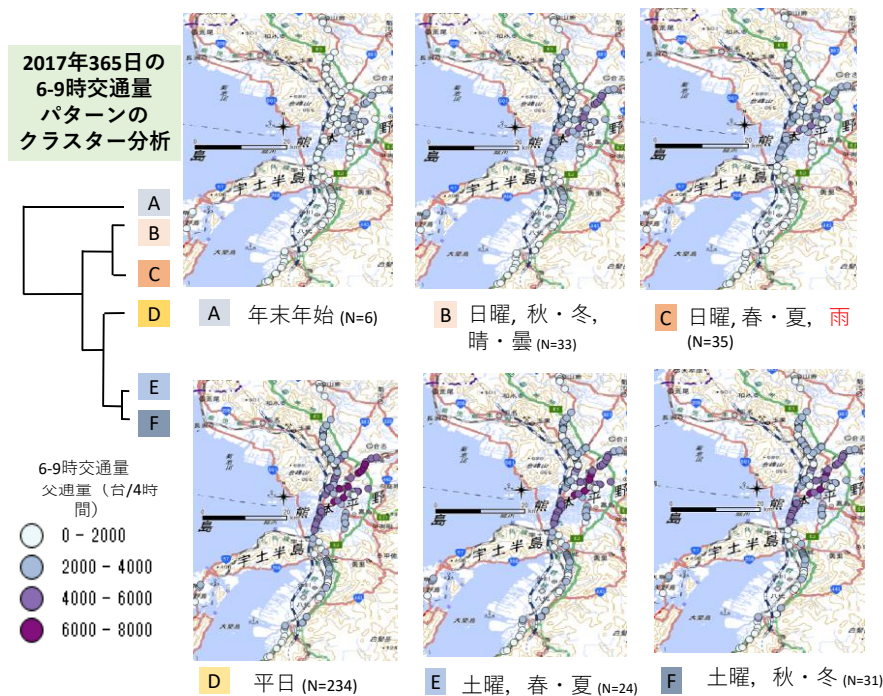


図12 交通量パターンのクラスタ分析

データ整備の関係から、鎌倉に対する事前検討として、熊本でのネットワークの交通量データ(170地点、2017年1年分)を用いた。これにより、カレンダー情報(季節、平休日、天気等)による道路交通量の変化パターンを把握した。また、このクラスタ分析結果を考慮し、コードン/エリア課金の課金額・課金領域の最適化モデルを併用することにより、平休日、季節、天気変動に伴う結果の変化を試算できることを確認した。この試算結果から、ベース課金の傾向把握が可能になる。今後は、鎌倉でのベース課金の検討、時間帯別の混雑トレンドを検討する予定である。

3-2 トライ&エラーによる課金調整の検討

課金額の調整、すなわち動的混雑課金は、ラッシュアワー混雑の対策として理論上有効とされ

ている。しかし、最適課金のためには時間価値等の潜在情報を知る必要があるため、その適用が限定的になる。課金額と交通量は相互に連動するため、トライ&エラー課金により課金額を調整することにより、最適な課金額と交通量に収束することが期待される（図13）。

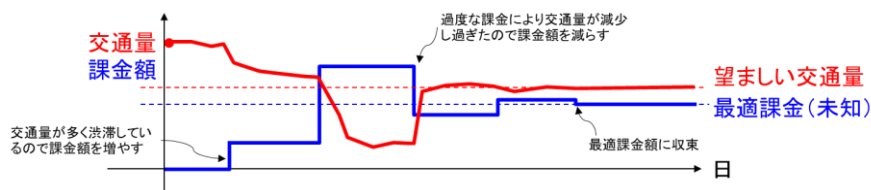
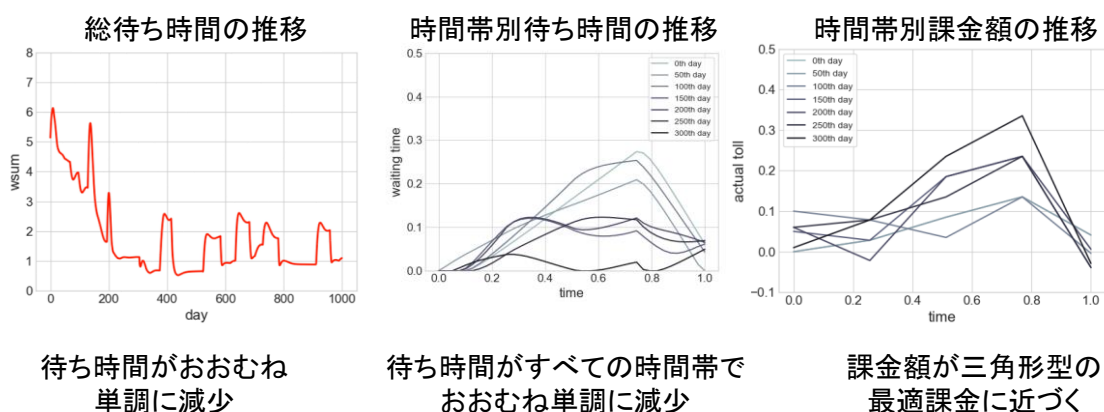


図13 トライ&エラー課金の概念図

ここでは、近年発展が目覚ましい機械学習の一つである強化学習を導入することにより、潜在情報を知ることなく最適課金を達成することを目指す。基本的な手法を構築するため、対象を単一ボトルネックにおける出発時刻選択問題とし、前日の渋滞状況に基づき、当日の時間帯別課金額を決定することにした。強化学習は、行動空間、状態空間、報酬により構成される。提案手法においては、行動空間として時間帯別の課金額の増減値に、状態空間として時間帯別の到着流率に、報酬として総待ち時間の変化量として設定した。学習法は、短期的な報酬ではなく、長期的な意味での価値を持つ関数（Q関数）を用いたQ-learningとし、さらに、ある確率でランダム行動を選択する ϵ -greedy法を組み合わせた。これにより、Q関数の初期値に依存することなく、様々な行動に対する適切な学習が可能となる。

提案手法を適用した結果、200日程度でほぼ最適課金を達成し、渋滞を減少させることができた（図14）。また、時間価値、早着コスト、希望到着時刻が変化しても、最適課金をほぼ達成することを確認した。今後は、前日の渋滞状況に加え、当日の渋滞状況を状態ベクトルに含めることで課金額をより精緻に調整できる可能性を検討する。



待ち時間がおおむね単調に減少

待ち時間がすべての時間帯でおおむね単調に減少

課金額が三角形の最適課金に近づく

図14 強化学習によるトライ&エラー課金の結果

テーマ間連携のための基盤技術の開発

4-1 異種情報を融合した交通状態補間手法の開発

テーマ1、2で推定された情報は、いずれもその特性が異なる。また、観測データが得られない部分での状態推定も必要になる。各種情報を融合し、任意リンクにおいて情報を補間するための動的時空間モデルを開発した。今回は、説明変数として日別メッシュ人口密度（500mメッシュ）とし、任意地点・時点の交通量を推定するモデルを構築した。任意地点・時点の交通量は、ある状態量を変数とし、柔軟にモデリングが可能である一般化双曲線分布から生成されるモデルとした。その状態量は、説明変数と、空間相関を考慮した回帰係数モデル・残差モデルにより構成される。一般化双曲線分布は、確率密度関数におけるパラメータの値により、正規分布、t分布、コーシー分布等の多様な分布を包含した一般化された分布であり、その柔軟性が特徴である。

まず、擬似交通量データにより、正規分布との比較による提案手法の有効性を確認した（図15）。従来の正規分布を仮定するモデルと比較して、提案手法は急激な交通量の変化にも対応できている。その結果、交通量の推計誤差（RMSE）も大幅に改善した。さらに、鎌倉における固定感知器データに対し、提案手法を適用した（図16）。観測値と推計結果を比較したところ、高い補間精度が得られた。また、提案手法によれば、確率分布の非正規度も算出可能である。これにより、夜間のみが正規分布、その他の時間帯は裾の長い非正規分布に従うことが確認された。さらに、歪度・尖度パラメータの推定結果についても分析を行った。時空間モデリングを行うことにより、回帰係数の変化をみることができ、県道21号（鎌倉駅付近を含む）では、流動が活発な時間帯のみ説明変数であるメッシュ人口が交通量を説明しており、海沿いの国道134号では、1日を通してメッシュ人口が有意な説明力を持つことが示された。加えて、イベント時の交通量増加、雨天時の交通量減少等の減少も表現できていることも確認した。

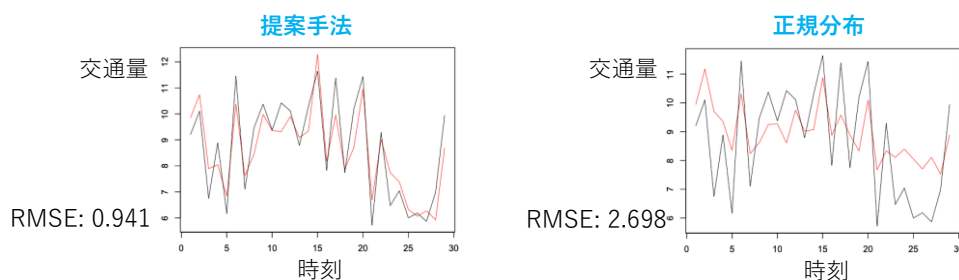


図15 一般化双曲線分布による時空間モデルの適用結果（観測値：黒，推計値：赤）

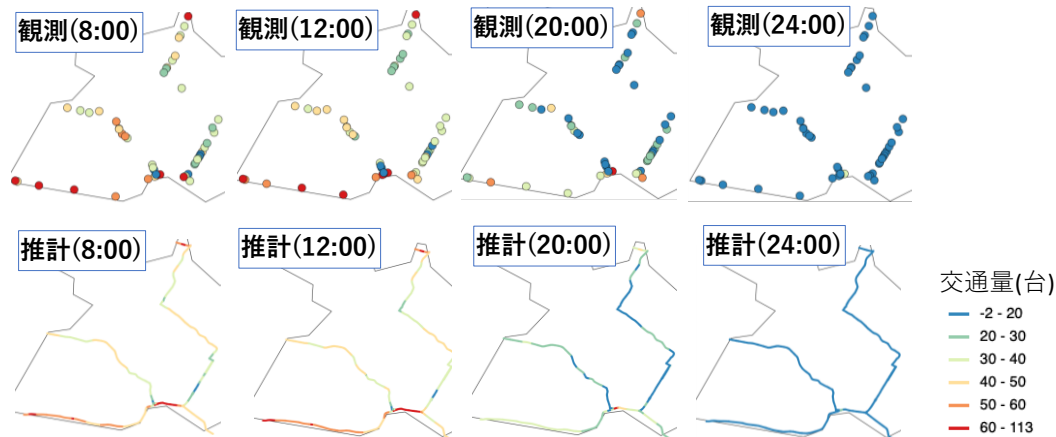


図16 鎌倉市の実データへの適用結果
 (観測：観測点での交通量、推計：任意地点での交通量)

4-2 解析基盤の開発

IoTや5G、クラウドコンピューティング等の環境が急速に整備されつつあり、Big data & extreme computingが着目されつつある(図17)。この状況を踏まえ、これまでのモニタリング、予測、補間において得られるリンク上での交通状態から、リアルタイムに個別車両の行動等の推定を目的として、観測データと大規模交通シミュレーションの融合手法を開発した。今年度は、データ同化の導入を進めるとともに、観測データとシミュレーションの差異を効率的に解消するための深層学習を用いた大規模解析に基づく最適化手法を開発した(図18)。図中の、道路ネットワーク(青線)上に、車(赤丸)が多く通る地点を中心に観測点(黒線部)を設置し、黄丸地点での交通状態を推定する問題を設定し、解析基盤の改善点を整理した。本解析基盤は、全テーマで用いる学習の枠組みが導入可能であり、整合性をもって、テーマ間連携を行うことが可能になる。

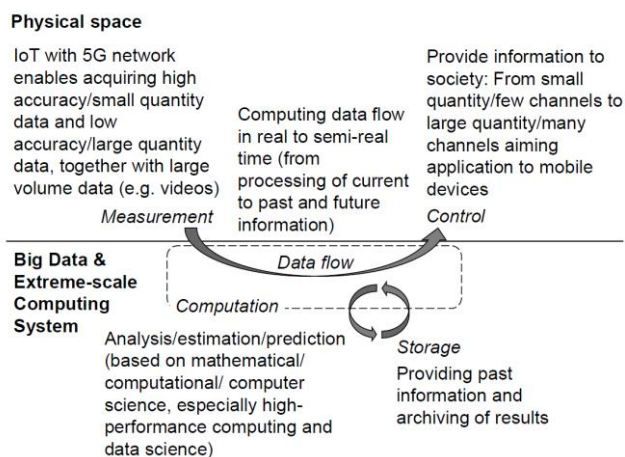


図17 Big data & extreme computing環境下における大規模シミュレーションと観測データの融合による現実空間での付加価値創成

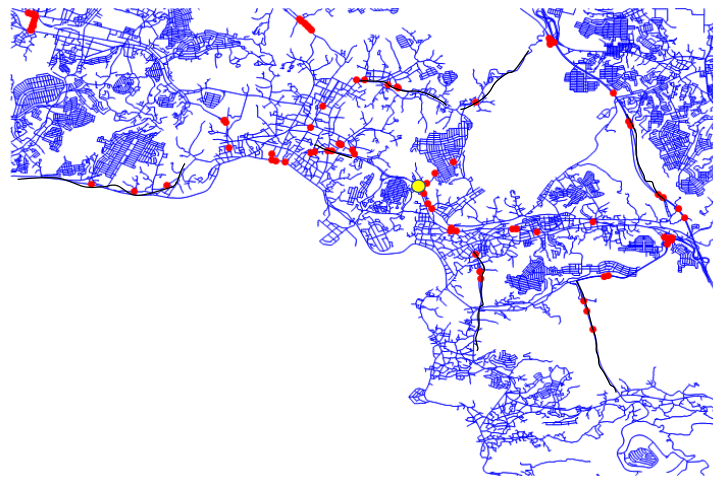


図18 深層学習を用いた大規模解析に基づく最適化手法の構築
 (青線：道路ネットワーク、赤丸：車、黒線：交通量観測部、黄丸：交通状態推定点)

⑦研究成果の発表状況

- [1] Sakai, K., Seo, T., and Fuse, T: Traffic density estimation method from small satellite imagery: Towards frequent remote sensing of car traffic. IEEE 22nd International Conference on Intelligent Transportation Systems, pp.1776-1781, Auckland, New Zealand, 2019.
- [2] 酒井健吾, 瀬尾亨, 布施孝志: 超小型衛星画像を想定した車両密度推定. 日本写真測量学会令和元年度秋季学術講演会, 広島市, 2019.
- [3] 石井健太, 瀬尾亨, 布施孝志: 深層学習を導入したデータ同化による動画像からの複数物体追跡手法の構築. 土木計画学研究・講演集, Vol. 60, 富山市, 2019.
- [4] 米澤実保, 瀬尾亨, 布施孝志: 携帯電話のGNSSとWi-Fiデータの統合による滞在人口分布と移動人口の同時推定手法の構築. 土木計画学研究・講演集, Vol. 59, 名古屋市, 2019.
- [5] Ogawa, K. and Fukuda, D.: Short-term traffic state prediction using the framework of gated recurrent unit: A case Study in Kamakura, Japan. The 24th International Conference of the Hong Kong Society for Transportation Studies (HKSTS), Hong Kong, 2019.
- [6] Qian, Q., Fukuda, D., Han, K. and Song, W.: Reservoir-based surrogate modeling of dynamic user equilibrium. The 23rd International Symposium on Transportation and Traffic Theory (ISTTT23), Lausanne, 2019.
- [7] 小川晃平, 福田大輔: LSTMの枠組みによる交通量短期予測の検討: 鎌倉市中心部を事例として, 土木計画学研究・講演集, Vol. 60, 富山市, 2019.
- [8] Yu, D., Murakami, D., Zhang, Y., Wu, X., Li, D., Wang, X., and Li, G.: Investigating high-speed rail construction's support to county level regional development in China: An eigenvector based spatial filtering panel data analysis. Transportation Research Part B: Methodological, 133, pp.21-37, 2020.
- [9] Murakami, D. and Griffith, D.A.: A precompression approach for fast spatial mixed effects modeling. Spatial Statistics 2019, Sitges, Spain, 2019.

[10] Murakami, D., Matsui, T., Yoshida, T., and Yamagata, Y.: A GPS-based simple evaluation simulation approach: Case study in Joso, Japan. IGARSS 2019, Yokohama, Japan, 2019.

[11] Ichimura, T., Fujita, K., Yamaguchi, T., Hori, M., Wijerathne, L. and Ueda, N.: Fast multi-step optimization with deep learning for data-centric supercomputing. 4th International Conference on High Performance Compilation, Computing and Communications (accepted), 2020.

⑧研究成果の活用方策

1. テーマ1：学習型モニタリングシステム

固定カメラ、GNSS・Wi-fi、衛星画像によるモニタリング手法は、いずれも地域を特定せず様々な地域での適用が可能である。解析プログラムは公開可能であることから、別地域の展開も可能である。今後は、さらなる精度向上・安定化・高速化を進める予定である。また、本研究で得られた成果から、観測機器のスペック等を特定するための知見も得られる。

2. テーマ2：交通状態予測システム

学習型の予測システムのため、適用地域に応じた再学習が必要になる。しかしながら、本研究において学習した結果は、転移学習等のアプローチを提供することで他地域へ転移可能であり、効率的なモデル構築につながる。短期予測の困難さも指摘されているところであるが、より現実に即した予測手法として活用が期待できる。今後は、予測精度の向上を図る予定である。

3. テーマ3：モニタリング・予測に基づくエリア内の交通流動マネジメントスキーム

これまでは、モニタリングと予測に基づく動的課金の適用はみられないが、シミュレーションによる検証では、その効果が確認できる。今後は、さらに、実証実験等による効果検証が必要になる。これらの実現のためには、長期間安定的にモニタリング・予測を行う手法とセットでの枠組みが必要である。その結果を踏まえ、課金方法や運用方法等の詳細を検討する必要がある。

4. テーマ間連携のための基盤技術

本研究で開発した異種情報を融合した交通状態補間手法、解析基盤は汎用性を持つものであり、他の地域や他の対象に対しても適用可能である。課題に対して、個別設定が必要になるものの、その展開可能性は非常に高いものである。

⑨特記事項

- ・前年度の評価結果を踏まえ、研究全体の枠組みを再構成した（⑥これまでの研究経過に記載済み）。ここでは、鎌倉市における実証実験が困難になった状況から、課金の効果については、シミュレーションで検証することにした。また、全テーマにわたって、機械学習を基礎手法に据えることにし、研究テーマの政策領域に整合性のある内容とした。
- ・テーマ間の関係性、特に情報の観点から整理を行い、全体の見通しを示した。これにより、テ

ーマ間連携の可能性が明確化された。

- いずれのテーマも、概ね順調に進行していると自己評価している。今後の見通しとして、上記の通り修正した研究計画、実施方法、体制も妥当なものであると考えている。
- 今後の観光交通イノベーション地域の動向を注視するとともに、これまで同様に「地域道路経済戦略研究会」および「交通マネジメント新技術評価委員会」との連携を継続することで、本研究で開発した手法・スキームの実現可能性を高めることが可能であるとする。