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(1年目の研究対象)】

①研究代表者		氏 名 (ふりがな)		所属			役	職
		5から いし 力 石	*:>と 真	広島大学		准教授		
②研究	名称	AI 技術に基づく短期交通予測手法と総合的な交通需要マネジメントの研究 開発						
テーマ	政策領域	[主領域] 新たな情者満足[副領域] 新たな行	·	公募 タイプ	タイプ IV ソフト分野			
③研究経費 (単位:万円)		平成30年度	平成31年	F度	平成32年度		総合計	
※H30 は受託額、H31 以降は計 画額を記入。端数切捨。		4,769	4,769 4,900 4,500		14,170			
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
浦田淳司	東京大学・助教
美添一樹	理化学研究所・探索と並列計算ユニットリーダー
円山琢也	熊本大学・准教授
塩見康博	立命館大学・准教授
Varun Varghese	広島大学・研究員

⑤研究の目的・目標(提案書に記載した研究の目的・目標を簡潔に記入。)

本研究では、多様な交通サービス供給主体が協調する交通市場の実現に向けて、その要となる短期交通需要予測技術を開発し、開発した予測技術を下敷きとした総合的な交通需要マネジメント手法を提案する、具体的には、交通関連データを最大限



図 1. AI 技術実装に向けたステップ

活用するための学習アルゴリズムの開発と、そのアウトプット(短期予測およびそれに基づく交通需要マネジメント)の有用性を示すことを通じて、交通分野におけるAI技術の社会実装に資する知見を提供する(図1).研究期間全体を通した検討項目は以下のとおりである.

- 1) **交通量/旅行速度の短期予測手法の開発**:トラカンデータやGPS移動軌跡データといったパッシブデータを用いた交通状態(交通量,旅行速度,密度)の短期予測手法を構築する.
- 2) **0D交通量の短期予測手法の開発**:公共交通ICカード/アプリ利用履歴データ,モバイル空間統計データといったパッシブデータを用いた**OD**交通量の短期予測手法を構築する.
- 3) 総合的な交通需要マネジメント手法の開発:構築した短期予測手法を下敷きとした交通需要マネジメント手法を構築する.

平成30年度(1年目)は以下の3点の研究開発を進める.

- (1) 機械学習を用いた交通短期予測に関する既往研究の包括的レビュー
- (2) 短期需要予測のための学習アルゴリズム (プロトタイプ) 開発
- (3) 総合的な交通需要マネジメントに向けた包括的レビューと基礎技術検討

⑥これまでの研究経過

(研究の進捗状況について、これまでの研究目標の達成状況とその根拠 (データ等)を必要に応じて図表等を用いながら具体的に記入。また、研究の目的・目標からみた研究計画、実施方法、体制の妥当性についても記入。)

- (1) 機械学習を用いた交通短期予測に関する既往研究の包括的レビュー (Varghese, 力石, 浦田) 米国運輸交通会議 (TRB) や電子情報通信学会「情報論的学習理論と機械学習研究会」での情報収集,50編以上の機械学習を用いた交通短期予測に関する論文レビューに基づき,最新の研究動向を整理した。また,機械学習手法の交通短期予測への適用結果をデータベース化し,現時点までに200以上の適用事例を収集,メタ解析を実施した。得られた主要な知見は以下のとおりである。
- ✓ 方法論:多くの交通ビッグデータが時系列データであることを踏まえ、時系列情報の扱いに優れたLSTM (long short-term memory)を用いた研究事例が多い(図2). ただし、2018年に入り、LSTMとCNN (convolution neural network)を組み合わせた手法やGraph構造を考慮した手法の推定精度が高い等の知見が示されるなど、方法論上の発展が著しい.
- ✓ 分析対象:旅行速度及び交通量の短期予測に関する研究が多い(図3).
- ✓ データソース: Loop detectorを用いた短期予測が最も多く, GPS, Appsがそれに続く(図4).
- ✓ 実証分析対象国:事例の多くは米国と中国であり、他国での実証分析は限定的(図5).
- ✓ 予測精度:メタ解析(表1)の結果,方法論はCNN,分析対象は速度,データソースはLoop det ector,対象エリアは都市部以外の場合に予測精度が高くなる傾向にあることが確認された(ただし,影響要因間の相関関係を無視している点に注意が必要).

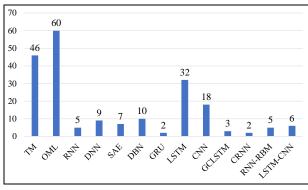


図2. 機械学習手法の分布

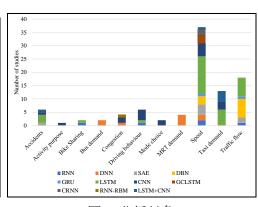
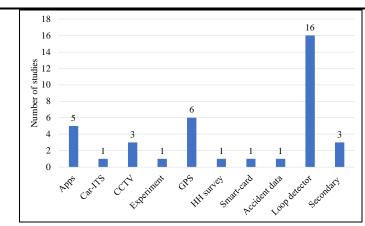


図3. 分析対象



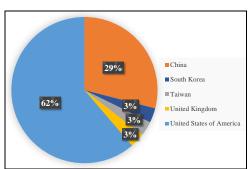


図4. データソース

図5. 実証分析対象国

表1. メタ回帰分析結果(目的変数:予測精度)

文1.					
	推定值	t値			
Intercept	78.520	46.492			
Method: CNN	5.576	2.297			
Area of study: Speed	5.471	3.206			
Data source: Loop detectors	7.139	4.102			
Region of study: Urban	-3.900	-2.152			
R-squared	0.2432				
Adjusted R-squared	0.2273				
Sample size	205				

(2) 短期需要予測のための学習アルゴリズム (プロトタイプ) 開発

A) 交通状態(交通量,時間占有率)の短期予測手法の開発(塩見,美添,Varghese,力石)

短期需要予測手法構築の事例として,平成30年7月豪雨時における交通需要マネジメントに着目し研究を進めている.具体的には,平成30年7月豪雨災害によりJR線及び高速道路が寸断し,国道31号を中心に約2か月にわたり慢性的な渋滞が発生(図6)した呉市を対象に以下に示す分析を実施した.

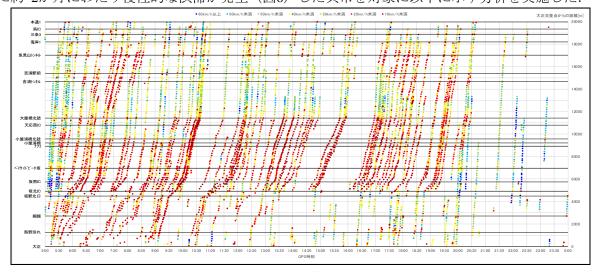
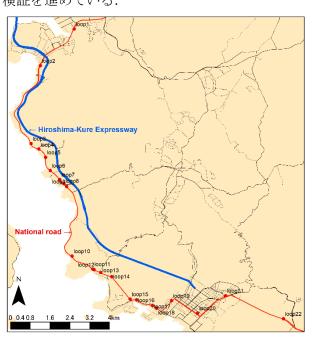


図6. 災害直後(2018年7月18日)の国道31号タイムスペース図(ETC2.0)

渋滞抑制並びに緊急車両等の定時制確保のための集計QK(図7-8)に基づく流入制御のための短期予測モデルのプロトタイプを検討した. 現時点までにおいて検討したモデルは,(1)全結合型RNN(Recurrent neural network)モデル,(2)GRU(gated recurrent unit)モデル,(3)GRUモデル+ドロップアウトによる正則化,の4種類である.7月12日~28日のデータを訓練集合,7月30日~8月11日のデータを検証集合,8月12日~8月31日のデータをテスト集合とし,22カ所のloop detectorにて観測された交通量及び時間占有率を入力し,1時間後の集計Q(集計交通量)を予測する問題を設定した.損失関数は平均絶対誤差,エポック数20,バッチサイズ128のもと計算した結果を図9に示す.図より,今回のケースでは,全結合型のRNNの精度が極めて悪いこと,GRUやドロップアウトによる正則化により精度が改善す

ること、CNNの組み込みは精度改善に寄与しないこと等が示された. 現在、3D-ResNet (図10) をはじめ、他のネットワーク構造を採用した場合の推定精度についても検証を進めている.



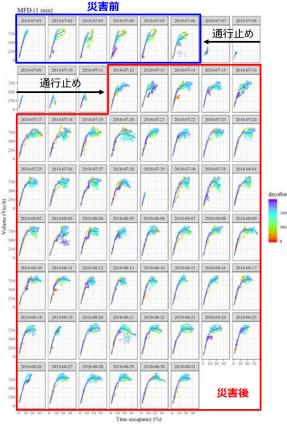
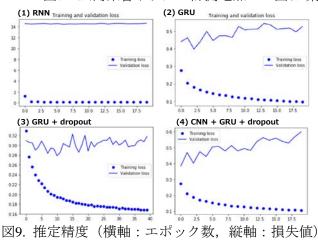


図7. 広島県警トラカン計測地点 図8. 集計QK (loopID3-18の片側一車線区間で作成)



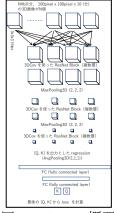


図10. 3d-resnet概要

B) OD交通量の短期予測手法の開発(浦田, 力石)

車両の再配車問題や配車サービスのダイナミックな価格設定,動的なエリアプライシングといった施策への適用を念頭に、OD交通量の短期予測手法について検討した.アプリ利用履歴データやモバイル空間統計といったスマートフォン端末から得られるデータを用いることが望ましいが,モバイル空間統計データの入手に時間がかかっており、まずは基礎的検討として2008年広島市PT調査データを用いた目的地選択モデルを構築した.推定した目的地選択モデルは,説明変数に交通コスト(ゾーン間の期待最小一般化費用),人口密度、CBDエリアダミー、商業施設床面積,自宅ダミーの5つを持つ目的地選択モデル(選択肢数:107ゾーン)であり、表2に推定結果を示す.なお、8567サンプルのうち、8割を訓練集合、1割を評価集合、1割をテスト集合として分割し、精度の比較はテスト集合の最終尤度LLを利用、エポック数は20として計算している.通常のMNLを用いた場合の(テスト集合に対する)最終対数尤度が-2269.41であることから、全結合型ニューラルネットを利用することで飛躍的に推定精度が改善することが確認できる(CNN等他のネットワーク構造は検討中).ただし、層の増加、ユニット数の増加が必ずしも良い推定結果をもたらすわけではなく、ネットワークの構造を慎重に設計する必要があることが確認できる.エポック毎の推定精度を図11に示す.

	表2. 全結合型ニューラルネット目的地選択モデル							
隠れ層	1	2	1	2	3	5		
ユニット数	214	214	321	321	321	321		
最終尤度	-2016.56	-2053.94	-1998.55	-2044.59	-2039.83	-2627.37		
隠れ層	1	2	1	2	1	1		
ユニット数	428	428	535	535	642	749		
最終尤度	-1989.71	-2031.19	-1974.1	-2041.84	-1975.62	-1986.51		

図11. 推定精度(隠れ層1, ユニット数535)

C) 学習用データの整備(力石)

次年度に予定している本格的アルゴリズム開発に向け、あらゆるセンサーデータが一つのプラットフォーム上で利用可能な状況を仮想的に作り出すためのデータ整備を進めている.具体的には、広島・呉・東広島市の災害時交通マネジメントを事例として取り上げ、以下に示すデータセットの整備を進めている.

✓ ETC2.0 (国土交通省) / 商用車プローブデータ (Fujitsu) / 国道31号トラカンデータ (広島県警) / 中国地方トラカンデータ (NEXCO西日本) / JARTICトラカンデータ (JARTIC) / モバイル空間統計 (NTTドコモ) / PASPYデータ (広島県バス協会) / 商業統計調査データ (経済産業省) / 災害時交通ネットワークデータ (本研究プロジェクト内で作成)

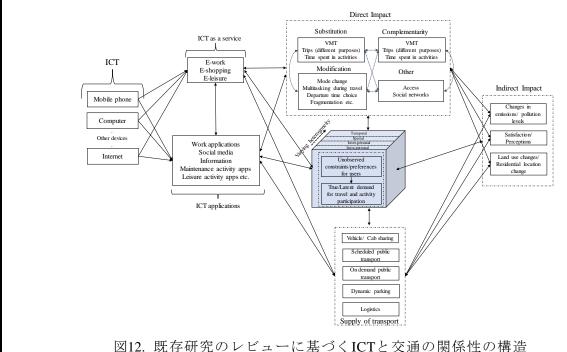
(3) 総合的な交通需要マネジメントに向けた基礎技術の検討

交通マネジメントの実施においては、トラカンデータやGPSデータといった顕示選好データだけでなく、スマートフォンやPC上のアプリを通じてユーザーに積極的に表明選好を提示してもらうICTアーキテクチャが重要になる. 例えばUber等の配車サービスはユーザーが自ら表明選好を提示した後に適切な配車が行われるアルゴリズムを実装しており、交通マネジメントにおいてもこういった表明選好情報の活用が有用と考えられる. そこで本プロジェクトでは、まず、A) ICT技術が交通にもたらした影響に関する包括的なレビューを通じて、交通需要マネジメントのためのICTアーキテクチャ再検討に向けた基礎的情報を整理し、その後、交通マネジメントに必要な利用者の表明選好情報の取得に焦点を当て、B) 選好誘出型プローブパーソン(PP)調査の設計・実施、C) 介入型社会実験の最適デザインに関する研究を行った.

A) 交通需要マネジメントのためのICTアーキテクチャ再検討に向けたレビュー (Varghese, 力石)

ICTアーキテクチャ再検討に向け、ICT技術と交通の関係性を議論した既存研究を網羅的にレビューした. 具体的には、関連レビュー論文15編及びWeb of Scienceに収録されているジャーナルから論文を抽出し、最終的に選んだ118編の論文をもとに整理を進めた. 主要な知見は以下のとおりである.

- ✓ ICTと交通行動/交通システムは極めて複雑な関係性をもっており、ICTのあり方が交通システム ひいては都市構造にまで影響を及ぼし得る(図12)
- ✓ 多くの既往研究では同質性を仮定した上でICTが交通に及ぼす影響を評価しているが、SNSの利用等、このような前提が成立しない状況が顕在化している(すなわち、同じICT技術でも個人毎にその意味合いは異なり、個別化されたサービスとしてICT技術を捉える必要がある)
- ✓ ICT技術の発展に伴い、交通マネジメントの問題は、集計レベルの需要-供給バランス(均衡)の問題から、非集計レベルの需要-供給マッチング問題へと変化している(従って、日々の交通需要-供給の変動に関する理解の重要性が増している)
- ✓ 情報を提供するだけでなく表明選好を積極的に提示してもらうシステム構築が進んでいる(例:配車サービスアプリ,経路探索アプリ)



B) 選好誘出型プローブパーソン(PP)調査の設計・実施 (円山,力石,復建調査設計(委託))

PP調査は通常、顕示選好情報のみを取得する調査であるが、現存しない交通サービスや施策に対する表明選好情報を併せて取得することで、交通マネジメントを上有用な情報を取得できる(表明選好の提示を求めるPP調査を、本プロジェクトでは選好誘出型PP調査と呼ぶことにする).

未実施の施策に対する選好の取得方法として,(1) PP調査にて取得される顕示選好情報をベースに選好意識(SP)調査を実施する方法,(2) 調査期間中に社会実験を実施し一時的に施策実施下での顕示選好を観測する方法,の2種類について検討した.

B-1) PP調査にて取得される顕示選好情報をベースにSP調査を行う方法(PP-SP調査)

適切なICTアーキテクチャを設計し、PP調査及びSP調査の双方をスマートフォン上で実施することができれば、交通マネジメントを実施する上で必要な選好情報をリアルタイムに取得することが可能になる。例えば、ある時間帯、ある特定のエリアに侵入したタイミングで、(1)動的プライシングを実施した場合にどのような行動をとっていたか、(2)短期予測の結果、渋滞が想定されるのでパークアンドライドを促進するレコメンデーションが画面上に出た場合にどのような行動をとっていたか、といった表明選好情報を取得することが考えられる。今年度は、その予備的検討として、PP調査に参加した被験者に対して、被験者の行動履歴をもとに、個人毎にカスタマイズしたSP調査(図13)を実施した。短期予測の適用事例に合わせて、災害時の交通マネジメントを取り上げ、広島市、呉市、東広島市に在住する方に対して、災害時に相乗りサービスや災害時BRTサービスが利用可能であった場合の行動変容を尋ねる調査を約200人の被験者に対して実施した。



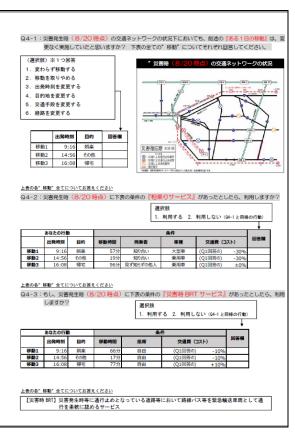
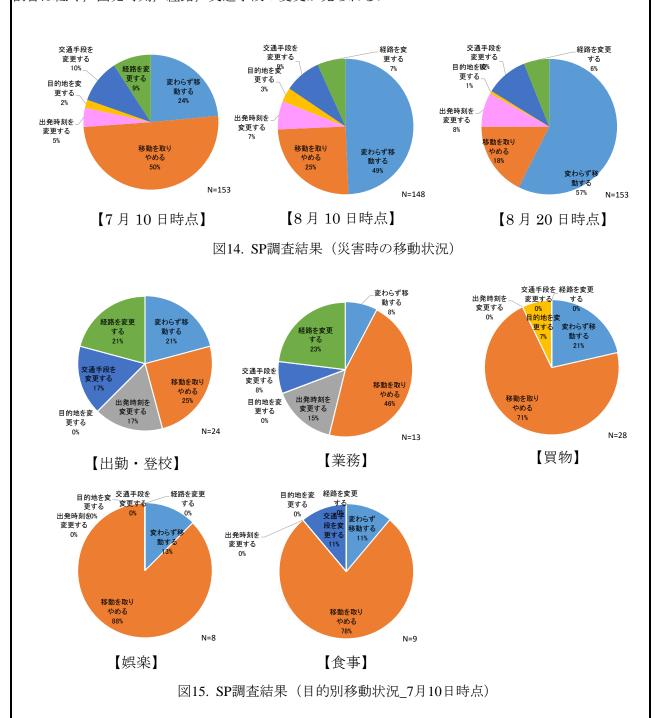


図13. プローブパーソン調査結果に基づくSP調査の実施

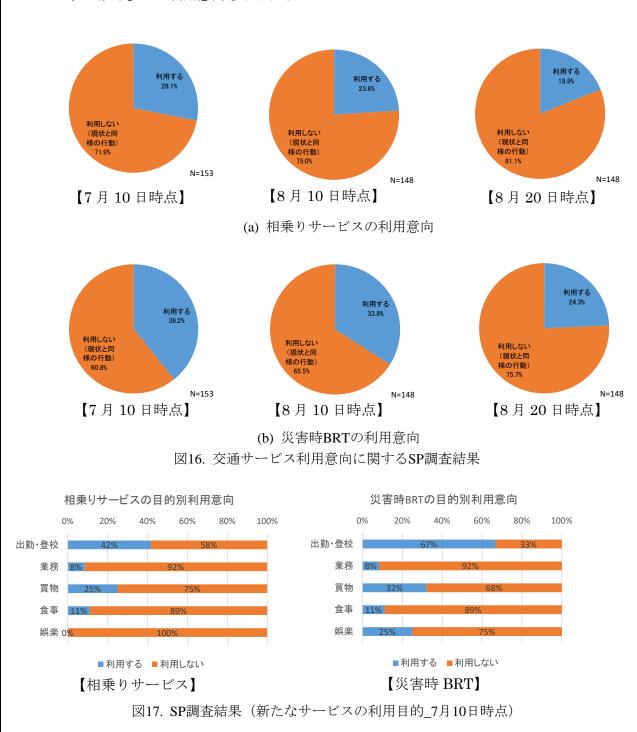
現時点で回収できたサンプル約60人のアンケート調査結果(図14)をみると,災害時の移動状況については,災害直後の7月10日では『移動をとりやめる』が約5割となっているが,インフラの復旧により移動を取りやめる割合に減少傾向が見られる.

また、7月10日時点での目的別の移動状況(図15)をみると、『移動とりやめる割合』については、「出勤・登校」「業務」については低く、「買物」「娯楽」「食事」については高い傾向がみられ、移動の必要性の高い目的は、災害直後においても移動する傾向がみられる.ただし、『変わらず移動する』割合は低く、出発時刻、経路、交通手段の変更が見られる.



新たなサービスについては、「相乗りサービス」より「災害時BRT」の利用意向が高い傾向がみられる(図16).これは、災害時BRTについては、平成30年7月豪雨で実際に運行があったサービスであるため、回答者の認知度が高いことが考えられる。両サービスとも、インフラの復旧により利用意向が低下する傾向がみられる。

新たなサービスの利用目的は、「出勤・登校」「買物」での利用割合が高い(図17). 災害時BRT については、「娯楽」での利用意向もみられる.



B-2) 調査期間中に社会実験を実施し一時的に施策実施下での顕示選好を観測する方法

中国地方整備局「広島・呉・東広島都市圏災害時交通マネジメント検討会」, 土木学会土木計画学研究小委員会「平成30年7月豪雨災害調査団」と協力し, 平成30年7月豪雨による交通ネットワークの途絶とその復旧を自然実験とみなし,ネットワーク復旧期間中の交通行動の変化を捉えるプローブパーソン調査を実施した(図18). ボランティアベースで被験者を募集したためサンプル数は期間を通じて50名に満たないものの,交通ネットワークの復旧に伴う交通行動の変化を捉えたデータを取得し,例えば,交通ネットワークの復旧に伴い,広島市に通勤する呉居住者の旅行時間が大幅に改善されていることなどを確認した(図19).



図18. 災害時プローブパーソン調査への協力依頼(復建調査設計のHP上に掲載)

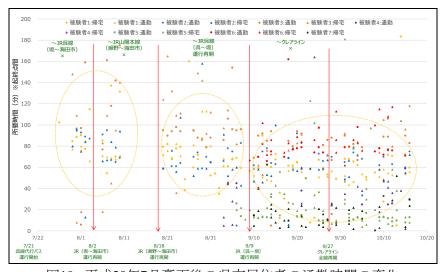


図19. 平成30年7月豪雨後の呉市居住者の通勤時間の変化

C) 介入型社会実験の最適デザイン(力石)

B)において示したいずれの方法も、追加の選好情報を得るために一定のコストがかかる.特に社会実験については、車両の貸し出し等を伴う可能性もあり、予算制約下で効率的に社会実験を設計・実施し、その効果を把握する必要がある.そこでここでは、介入型の社会実験に対する最適調査設計問題を構築し、選好情報を効率的に得るための方法論を提案した.検討した調査の枠組みは表3に示すPretest-posttest control group designであり、通常のプローブパーソン調査同様、複数日の交通行動を調査することを前提としている(Pretest-posttestであるので、介入前後の2時点で調査を実施することを想定). 具体的には、図20に示すDifference-in-differences(DiD)推定を用いた場合の、介入効果の推定誤差を最小にする最適調査設計の問題を定式化した(図21).最適調査設計の数値計算例を図22に示す.介入に伴う費用が高ければ高いほど、介入グループの標本数を減らす代わりに一人当たりの観測人数を増やすことが望ましいことが示唆された.また、超小型モビリティの保有の影響を確認する社会実験データを用いた実証分析を行い(図23)、提案手法適用の道筋を示した.

表3. Pretest-posttest control group designに基づく社会実験

	介入前 $(t=B)$	介入後 $(t = A)$
介入グループ $(l=I)$	$E[Y_{dntl} t=B,l=I]$	$E[Y_{dntl} t=A,l=I]$
制御グループ $(l=C)$	$E[Y_{dntl} t=B, l=C]$	$E[Y_{dntl} t=A,l=C]$

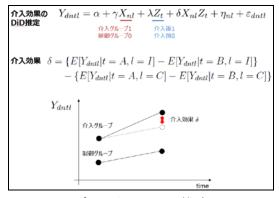


図20. 介入効果のDiD推定

推定値の分散 $var(\hat{\delta}) = var(\bar{Y}_{\cdot \cdot AI}) + var(\bar{Y}_{\cdot \cdot BI}) + var(\bar{Y}_{\cdot \cdot AC}) + var(\bar{Y}_{\cdot \cdot BC})$

$$var(0) = var(Y_{.AI}) + var(Y_{.BI}) + var(Y_{.AC}) + var(Y_{.I})$$

 $var(\bar{Y}_{.AI}) = var(\bar{Y}_{.BI}) = \left[\sum_{n \in N_I} \frac{D_n}{D_n \sigma_\eta^2 + \sigma_\varepsilon^2}\right]^{-1}$
 $var(\bar{Y}_{.AC}) = var(\bar{Y}_{.BC}) = \left[\sum_{n \in N_C} \frac{D_n}{D_n \sigma_\eta^2 + \sigma_\varepsilon^2}\right]^{-1}$

推定誤差最小化問題

$$\begin{split} \min & var(\hat{\delta}) \\ \text{s.t.} & B \geq C, D_I > 0, D_C > 0, N_I > 0, N_C > 0 \\ & C = C_0 + (N_I + N_C)C_N + (N_ID_I + N_CD_C)C_{ND} + N_IC_I \end{split}$$

図21. 推定誤差を最小にする介入調査デザイン

設定

- 総予算:300万円

- 調査初期固定費用:50万円

一 被験者数増加に係る費用:1000円/人一 観測日数増加に係る費用:100円/日

- 介入費用:20万円 (e.g., 小型モビリティ車両の貸し出し)

個人間変動(分散):0.5個人内変動(分散):1.0

結果

介入グループの標本数: 11.0

観測日数:63日/人

- 非介入グループの標本数:**155.6**

· 観測日数: 4.5日/人

図22. 数值計算結果

	$w_i = 1$		$w_i = v$	$= w_i^{ATE}$ $w_i =$		v_i^{ATT}	$w_i = v$	v_i^{ATC}
	estimate	t-value	estimate	t-value	estimate	t-value	estimate	t-value
Trip frequency (per per	son per day)						
# of trips	0.351	0.99	0.092	0.25	1.202	3.54	-0.208	-0.68
Trip purpose (# of trip	s per perso	n per day)					
Pick-up/Drop-off	0.062	0.80	0.089	1.09	0.185	3.25	0.075	1.26
Shopping	0.398	3.36	0.334	2.70	0.525	4.96	0.278	2.83
Social	-0.239	-1.64	-0.627	-4.22	-0.196	-1.50	-0.812	-6.38
Medical	-0.027	-0.61	-0.070	-1.64	0.061	1.66	-0.108	-3.31
Leisure	-0.025	-0.30	0.201	2.25	0.069	0.87	0.283	3.84
Travel mode (# of trips	s per person	per day)						
Non-motorized	-0.192	-0.76	-0.913	-3.53	-0.332	-1.24	-1.210	-5.48
Public transport	0.033	0.43	0.026	0.33	0.037	0.64	0.023	0.39
Car passenger	-0.230	-1.76	-0.229	-1.76	-0.114	-1.25	-0.252	-2.37
Car driver	-0.088	-0.36	-0.223	-0.88	0.493	1.81	-0.406	-1.81
Destination								
Inside sojourns (%)	0.080	1.73	0.101	2.05	0.218	5.37	0.067	1.85

図23. 超小型モビリティ貸出社会実験に対する実証結果

⑦特記事項

(研究で得られた知見、成果、学内外等へのインパクト等、特記すべき事項があれば記入。また、研究の見通しや進捗についての 自己評価も記入。)

得られた知見、成果、学内外等へのインパクト等

- ✓ 本年度の研究成果をもとに、現在、①機械学習手法の交通モデリングへの適用に関する包括的レビュー、②ICTと交通の関係性に関する包括的レビュー、③介入型社会実験の最適デザイン、の3本の論文の執筆が概ね終わっており、学会や学術論文を通して学内外に成果を公表する。
- ✓ 平成30年7月豪雨を対象とした実証分析結果については、適宜、中国地方整備局「広島・呉・東広島都市圏災害時交通マネジメント検討会」等を通じて共有している。特に、国道31号の交通状態解析については広島県警と複数回打ち合わせを行っており、平成31年度に交通状態に応じて信号制御を実際に変更する社会実験を行う方向で調整を進めている。

研究の見通し・進捗

✓ モバイル空間統計データの取得に時間がかかっている(データ納品まで約3か月を要する)点を除き、概ね順調に進んでいる。1月中にはモバイル空間統計データを入手する予定であり、最終報告書にはモバイル空間統計データを用いたOD交通量短期予測結果について掲載する予定である。

ヒアリング審査(2018年1月実施)時のコメントへの対応

✔ ヒアリング審査時にいただいたコメント「多くの研究項目の関連性を明確にし、統一性のある研究成果としてまとめるとともに、研究成果の汎用性について示していただきたい」に対して、短期予測技術を社会に実装する際に重要となるICTアーキテクチャの議論を追加することにより、社会実装上の道筋を明確にするように努めた。研究成果の汎用性については、日常時、非日常時双方の状況において短期予測が重要な交通マネジメント上の技術になることを実証的に示すことを通じて、一層明確になるように努める。