

## 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）】

		氏名（ふりがな）	所属	役職	
①研究代表者		くわはら まさお 桑原 雅夫	東北大学大学院情報科学研究科	教授	
②研究 テーマ	名称	交通流理論とAI学習による非日常の発見とアラート発信			
	政策 領域	[主領域]（※政策領域が複数の場合、 主領域と副領域を記入） [副領域]	公募 タイプ	タイプIV	
③研究経費（単位：万円）		平成30年度	平成31年度	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。		4,769万円	5,000万円	5,000万円	14,769万円
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			
桑原 雅夫		東北大学大学院情報科学研究科 教授			
梅田 祥吾		東北大学大学院情報科学研究科 研究員			
川崎 洋		九州大学大学院システム情報科学研究院 教授			
横山 大作		明治大学工学部 准教授			
江藤 和昭		株式会社オリエンタルコンサルタンツ 事業管理本部長 兼 交通運輸事業部長			
飯星 明		本田技研工業（株） 技師			
堀口 良太		（株）アイ・トランスポート・ラボ 代表取締役			
丹治 和博		一般財団法人日本気象協会 技術統括			
浦山 利博		アジア航測株式会社			
吉井 稔雄		愛媛大学 教授			
稲垣 宏		株式会社富士通交通・道路データサービス			

## 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。）

本研究は、移動体データ（プローブ、ドラレコ等）と気象、地形データを交通流理論とAI学習により融合解析して、①災害時の道路損傷、冠水、積雪、Gridlockなどの非日常、および観光地やイベント時の渋滞等の非日常をリアルタイムに発見する手法、②非日常（通行障害や土砂災害）の発生を事前アラートする手法を開発することを目的とする。

平成30年度（1年目）は、以下4点の研究・開発を進めることを目標とする。

- (1) 非日常の発見
  - 1) 平常時・災害時データ収集・整理
  - 2) 車両移動軌跡・経路選択行動をAI学習する枠組みの整理
  - 3) ドラレコ画像から抽出すべき事象および抽出手法の整理
  - 4) 実規模ネットワークに適用可能な2次元状態空間モデルの検討
- (2) 非日常の事前アラート発信
  - 1) 災害、観光・イベント時のデータ収集・整理
  - 2) 通行障害・土砂災害の事前アラートのための説明要因の整理
- (3) リアルタイム可視化システムの検討
  - 1) リアルタイム可視化システムの改良に関する検討
  - 2) 非日常発見・事前アラートアルゴリズムの組み込みに関する検討
- (4) 情報収集

## 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) 非日常の発見

#### 1) 平常時・災害時データ収集・整理

- ・平常時及び災害時のデータの収集、整理を行うため、まずは研究対象とする非日常事象（表1）について検討を行った。  
⇒非日常事象を観光、イベント、災害、落下物等にカテゴリーを分類し、また、発生頻度や社会的な重要度などを踏まえ、事前にある程度予測できるものではなく、リアルタイムに捉える必要のある事象をリストアップした。
- ・研究対象とする非日常事象として、近年発生した自然災害11事例（豪雨：8事例、大雪：2事例、地震：1事例）とイベント・観光6事例（第7回地域道路経済戦略研究会に示される観光渋滞の発生するエリア等を参考）を選定した。
- ・各事例において、平常期間も含めた交通関連のデータ（乗用車プローブ、商用車プローブ、車両感知器、ドラレコ画像等）、気象関連のデータ（降雨量、降雪量、積雪深、気温等）、通行障害・災害・地形関連のデータ（JARTIC規制情報、VICSデータ、DRM、流木発生量GIS等）を収集した。（表2に例示）  
※平成30年度、平成31年度は過去に発生した災害事例を対象に研究を行い、非日常の発見・事前のアラート手法を確立し、その後その手法をイベント・観光地へ適用する方針とした。

～次頁に続く～

～次頁からの続き～

表 1 ターゲットとする非日常事象の整理（抜粋）

「非日常」の構成要素			非日常の事象	発生頻度	発生範囲	社会的重要度	事前想定の可否	情報を必要とする人
大分類	中分類	小分類						
社会経済活動に伴うもの	観光	観光周遊	観光地周辺の渋滞	季節、月、週	局所的、面的	大	○	・観光施設/道路管理者 ・来訪者/地域住民
	イベント	花火見物	会場までの混雑(自転車、徒歩)	年に数日	局所的	中	○	・観光施設/道路管理者 ・来訪者/地域住民
自然現象・災害に伴うもの	豪雪	路面積雪	スタック	年に数日	局所的	中	△	・道路管理者、警察 ・地域住民、企業
		春雷、大雨、台風	路面冠水	年に数日	局所的	中	△	・道路管理者、警察 ・地域住民、企業
	季節変化	寒波	路面凍結	年に数日	面的	中	△	・道路管理者、警察 ・地域住民、企業
		土砂災害	通行止め	年に数日	局所的	中	△	・道路管理者、警察 ・地域住民、企業
道路インフラや交通活動に起因するもの	落下物など	落石、動物死骸、路面陥没など	急ハンドル、急ブレーキ等回避行動	—	局所的	小	×	・道路管理者、警察 ・地域住民、企業
	ドライバー	居眠り、病気など異常運転	ふらつき運転など	—	局所的	中	×	・道路管理者、警察 ・後続車両や対向車両ドライバー

表 2 収集済みデータ例

分類	データ種類	収集エリア	収集期間
交通関連	HONDA700ccバイクデータ(5分集計値)	全国	2018/2/1～7/31
	HONDA700ccバイクデータ(点群)	全国	2017/7/7～25, 10/24～11/30, 2018/1/17～3/27, 2018/9/3～10/31
	富士通商用車プローブデータ(経路データ, ODデータ, 点列データ)	福井県	2018/1/23～2/22
		西日本	2018/6/20～6/26, 7/4～7/10, 7/17, 07/24, 7/31, 8/7, 8/14, 8/21
	ETC2.0(全機式)	福岡県、大分県、東京都、神奈川県、埼玉県、千葉県、静岡県、福井県、秋田県、宮城県、青森県、三重県	2017/1～2018/7
	富士通トラックデータ	九州地域(豪雨) 東北地域(豪雪)	2018/12以降
	首都高車両感知器 一般道断面交通量情報(警察)	首都高全線 全国	2018/1～2018/2 2017/1～2018/6
気象関連	メッシュデータ(降水量)	全国	2018/6/1～7/31
通行障害	JARTIC道路交通データ(ｲｲﾘ) (事象・規制情報、渋滞情報)	青森、秋田、宮城、千葉、埼玉、東京、神奈川県、静岡、三重、福岡、大分、福井、愛媛、	2015/1/1～2018/7/31
	VICSデータ (事象・規制情報、渋滞情報)	青森、秋田、宮城、千葉、埼玉、東京、神奈川県、静岡、三重、福岡、大分、福井	2017/1～2018/2
	首都高通行障害記録	首都高全線	2018/1～2018/2
土砂災害	九州北部豪雨発災時流木発生量GIS	福岡県朝倉市	—

2) 車両移動軌跡・経路選択行動をAI学習する枠組みの整理

・プローブ車両の移動軌跡や速度情報などのデータから非日常事象を発見するためのAI学習する枠組みとして以下の3手法を検討した。

- ① 災害による通行規制時の迂回車両軌跡抽出
- ② Uターン挙動に着目した交通障害発生箇所検知手法
- ③ 集計QKを用いた広域的交通異常の発見手法

～次頁に続く～

～次頁からの続き～

### ①災害による通行規制時の迂回車両軌跡抽出

- ・災害の影響により、道路上での異常事象が発生し、通行不能となった場合に車両は平常時と違う経路を選択すると想定し、迂回車両を自動で抽出、分類する手法を検討した。
- ・災害前後のプロブ走行軌跡の変化(図1)に着目し、機械学習手法の一つであるOne class SVM (OCSVM)を援用し、自動で迂回車両进行分类する手法を開発した。(図2) 開発手法を平成30年7月に発生した西日本豪雨時のプロブ軌跡(富士通の商用車プロブ)に適用し、分類結果の確認を行った。
- ・当該手法は、災害発生箇所を迂回する車両进行分类することができ、その分類された迂回車両の軌跡を観察することで、道路管理者による通行規制の影響や迂回車両の特性を分析できると考えている。

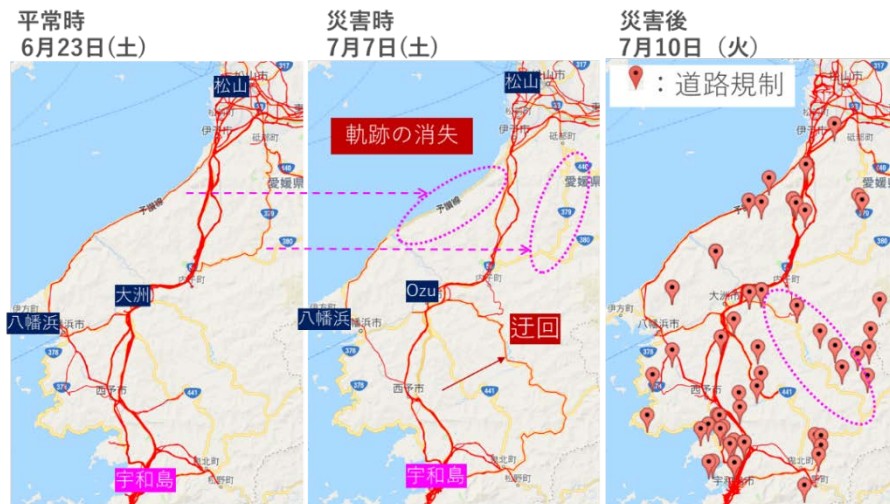


図 1 西日本豪雨前後の規制状況と商用車プロブ軌跡の変化

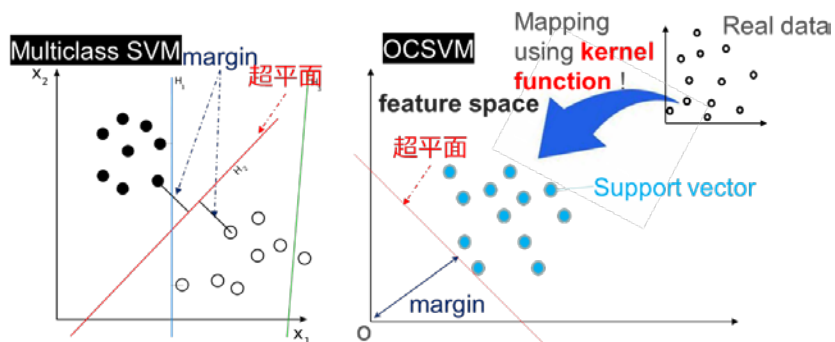


図 2 OCSVM による車両軌跡データの分類イメージ

～次頁に続く～

～次頁からの続き～

## ②Uターン挙動に着目した交通障害発生箇所の検知手法

- ・プローブ車両の速度と位置データのみを用いて、道路ネットワーク全体から災害直後の交通障害発生箇所をリアルタイムに検知する手法を構築した。
- ・災害により道路異常事象(道路損傷や冠水)が発生した場合、異常事象の発生箇所手前を走行する車両の挙動は以下の3種類に大別される。(図3)
- ・本研究では、その3種類の車両の挙動の特徴と本研究の目的からUターンが最も災害直後に着目すべき挙動と考え、リアルタイムに自動でUターンを検知する手法を構築し、北海道胆振東部地震発生時のプローブ軌跡に適用し、通行障害箇所手前でUターンを検知できることを確認した
- ・今後は、平常時のUターン箇所をAI学習し、確率的に異常を検知できる手法を検討予定である。

### ■道路異常事象箇所手前を走行挙動の分類

- ① Uターン(走行してきた道路を引き返す)  
⇒影響が大きい損傷の可能性が高い(優先検知挙動)
- ② 経路を変更  
⇒規制や情報提供を受けた後の交通挙動の可能性が高い
- ③ 急な速度低下(停止)、徐行して通過  
⇒比較的異常度の小さな事象の可能性が高い

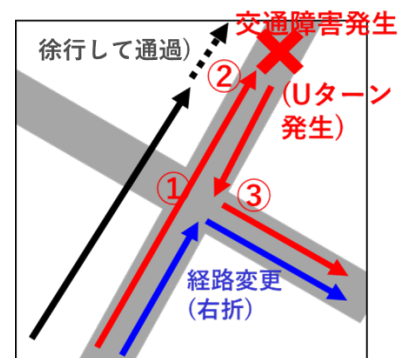


図 3 交通障害発生箇所手前を走行する車両挙動のイメージ図

## ③道路交通の広域的な異常事象の発見手法

- ・一定の広がりをもつ道路ネットワークを対象として、プローブ車両軌跡データの集計交通密度/集計交通流率観測値(集計QK)を用いて非日常を発見する手法を構築した。
- ・提案手法を西日本豪雨災害(2018年7月)の道路ネットワークの被害状況に提案手法を適用した。
- ・今後は、災害当日の集計QKから非日常の交通流状態を定義し、これらを深層学習することで非日常の交通流状態発生を予測できると考えている。

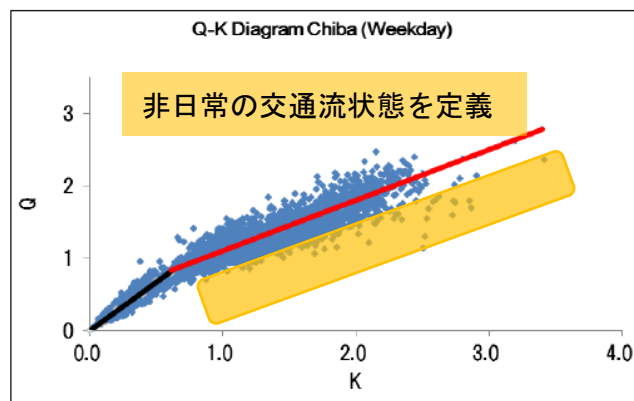


図 4 非日常の交通流状態の定義(対象エリア(5km×5km))

～次頁からの続き～

### 3) ドラレコ画像から抽出すべき事象および抽出手法の整理

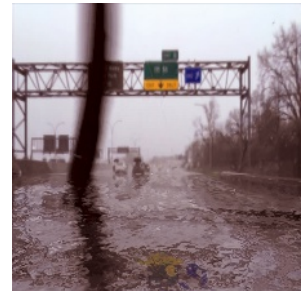
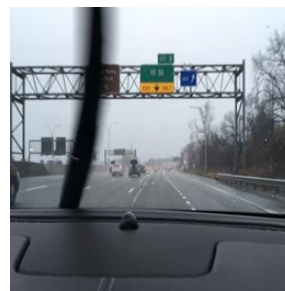
#### ①路面冠水の検出方法の開発

- ・ドライブレコーダ映像から深層学習により路面冠水を検出する方法を構築した。
- ・多くの冠水シーンを含む映像を教師データとして学習器に与えることが望ましいものの、冠水は希有な事象であるため、大量の教師データを入手することは困難である。
- ・そこで、ドライブレコーダとは異なる路側の視点から観測した冠水のシーンや、人工的に生成した冠水シーンを教師データに加えることで教師データを増やす手法を検討した。
- ・冠水シーンを人工的に生成するため、CG（コンピュータグラフィクス）や、GAN（深層学習を用いて画像を生成する手法）と呼ばれる技術を適用した。
- ・予備実験の結果、教師データを増やすことで冠水シーンの検出精度が向上することを確認した。

⇒教師データを十分に確保できていないため、引き続き、学習手法や、実際の冠水シーンを収集する方法について検討を行う。

図 5 → : 冠水していないシーン

図 6 →→ : そこからCGとGANにより人為的に生成した冠水シーン



#### ②落下物の検出方法の開発

- ・ドライブレコーダ映像から深層学習により路面上の落下物を検出する方法を検討した。
- ・落下物の検出にあたっては、まず画像解析により路面領域を認識（定義）し、路面（アスファルト等）や路面標示など通常の施設以外の領域を検出した場合、その領域を異常領域として検出するアルゴリズムを検討した。
- ・通常時の路面物体である自動車や自転車、路面標示は深層学習を用いて学習した。
- ・今後、当アルゴリズムをバーチャルリアリティで再現した路線映像に適用し、その精度を検証する予定である。



図 7 画像解析による区画線内の路面領域検出（左）、バーチャルリアリティ映像への適用（右）

次頁に続く

～次頁からの続き～

#### 4) 実規模ネットワークに適用可能な2次元状態空間モデルの検討

- ・対象ネットワーク全体の交通状態をモニタリングするための2次元状態空間モデルについて、実規模ネットワークへの適用可能な改良モデルの構築を目標に研究を実施した。
- ・平成30年度は、既往の2次元状態空間モデルを改良し、逐次、モデルパラメータと交通状態を推定するモデルを開発した。
- ・本モデルでは、プローブ車両データによるドライバーの経路選択行動を学習し、経路選択モデルのパラメータを推定可能である。経路選択行動の学習方法については次年度以降も継続して検討を行う。
- ・また、モデルパラメータの推定により、実社会ネットワークにおいて時々刻々と変化する交通流へのモデルの追従性能の向上が期待される。
- ・本モデルは、観測されるプローブ車両密度と分岐率を用いて、交通流モデルのセルの密度と経路選択を逐次更新することが可能である。

#### 【本モデルの概要】

まず、モデルパラメータベクトルを以下に定義する。

$$\Theta(t) = \text{a vector of parameters} = \begin{pmatrix} \theta \\ \Phi \\ Q(t) \end{pmatrix} \quad (1)$$

ここで、 $\theta$  はロジットモデルパラメータ、 $\Phi$  はFundamental Diagramのパラメータ、 $Q(t)$  はOD需要である。このパラメータベクトルを用いて、状態空間モデルを以下に定義する。

$$\tilde{X}(t) = \begin{pmatrix} X(t) \\ \Theta(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} f(X(t-1) + e(t)) \\ \Theta(t) \end{pmatrix} = \tilde{f}(\tilde{X}(t-1) + e(t)) \quad (2)$$

$$Y(t) = g(X(t)|\Theta(t)) + z(t) = \tilde{g}(\tilde{X}(t)) + z(t) \quad (3)$$

式(2)はシステムモデル、式(3)は観測モデルである。式(2)の $\tilde{X}(t)$ は、状態ベクトル $X(t)$ とパラメータベクトル $\Theta(t)$ から構成される拡張状態ベクトルである。 $\tilde{f}(\cdot)$ は、交通流モデルの関数、 $e(t)$ はシステムノイズである。式(3)の $Y(t)$ は、プローブ車両の観測車両密度、分岐率から構成される観測ベクトル、 $g(\cdot)$ は観測モデルの関数、 $z(t)$ は観測ノイズである。この

モデルでは、観測値が得られる度に、状態ベクトルの事後分布 $p(\tilde{X}(t)|Y(t))$ を推定し、モデル推定結果の改善を図る。

～次頁に続く～

～次頁からの続き～

## (2) 非日常の事前アラート発信

### 1) 災害、観光・イベント時のデータ収集・整理

- ・過去の災害や観光・イベント時の通行障害や土砂災害履歴情報とプローブや気象、地形データをセットで収集・整理した。

#### 【災害】

- ①九州北部豪雨災害（2017年7月）におけるデータ
  - ・土砂災害発生箇所とその空中写真データ（アジア航測）
  - ・流木発生域の判読結果（九州地方整備局）
  - ・同地域の赤色立体地図（アジア航測）
  - ・同地域の熟練技術者による土砂災害危険箇所判読データ（アジア航測）
  - ・発生前後数日間・30分毎の土壌雨量指数データ（日本気象協会）
- ②北海道胆振地震（2018年9月6日）におけるデータ
  - ・土砂災害発生箇所とその空中写真データ（アジア航測）
  - ・推定震度分布、人的・物的被害推定データ（防災科研、REIC）
- ③東北地方直轄国道で発生したスタック事例（2017年度冬期）
- ④首都高速道路でのスタックによる交通障害事例（2017年1月22日～23日）
- ⑤福井県の国道8号での大規模交通障害（2017年2月6日～9日）

#### 【観光・イベント】

- ①2017 F1日本グランプリにおける交通関連データ（2017年10月6～8日）
- ②2017 秋田竿燈祭りにおける交通関連データ（2017年8月3～6日）
- ③箱根（温泉、紅葉、芦ノ湖、大涌谷等）の観光シーズンにおける交通関連データ（10月下旬～11月上旬（紅葉シーズン）、GW、夏休み）
- ④伊豆（温泉、海水浴、花火大会等）の観光シーズンにおける交通関連データ（7月～8月（海水浴シーズン）、GW、夏休み）
- ⑤奥入瀬（紅葉、十和田湖等）の観光シーズンにおける交通関連データ（10月下旬～11月上旬（紅葉シーズン））
- ⑥鎌倉（海水浴、紅葉、桜、イルミネーション等）の観光シーズンにおける交通関連データ（7月～8月（海水浴シーズン）、毎週土日）

### 2) 通行障害・土砂災害の事前アラートのための説明要因の整理

- ・AI学習の準備として、通行障害や土砂災害の発生を事前アラートすることを念頭に、それらが発生した状況における素因・誘因の主要な説明要因を整理した。
- ・自然災害に起因する通行障害の予兆を検知する枠組みを検討した。
  - ①土砂災害の事前アラート手法
  - ②大雪による立ち往生の予兆検知手法

～次頁に続く～



～次頁からの続き～

### ①土砂災害の事前アラート手法

- ・土砂災害の事前アラートのための説明要因を整理した。
  - 地形の持つ土砂災害リスク（危険箇所の存在、傾斜、地質、道路の有無）を素因として設定した。
  - 流木発生域の判読結果を教師データとし、赤色立体地図を入力として、通称pix2pixと呼ばれるこのニューラルネットワークを用いて、素因となる地形の危険箇所を学習した。
  - 学習の結果、危険箇所を過少評価する傾向が大きいことが分かった(図8)。
- ・今後は、以下の誘因による土砂災害の事前アラートについて検討を行う。
  - 土壌雨量指数（時間で変化）
  - 土壌雨量指数メッシュ毎の判定基準値

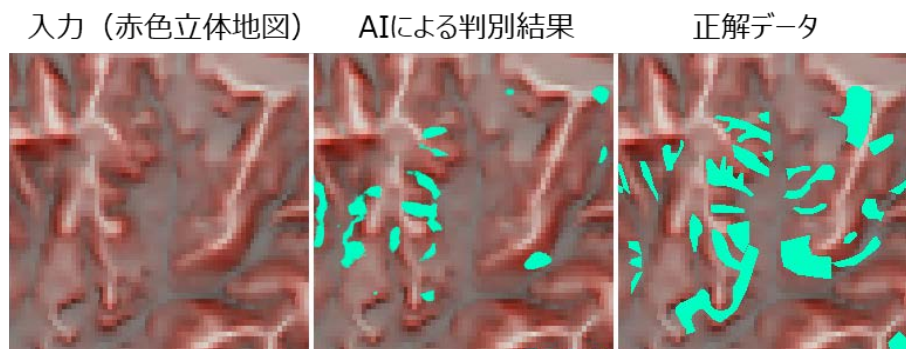


図 8 AI による土砂災害リスクの判別

～次頁に続く～

～次頁からの続き～

## ②大雪による立ち往生の予兆検知手法

- ・ 豪雨や豪雪といった自然災害に起因する通行障害(冠水、立ち往生、スタック)の予兆を検知する枠組みについて検討した。
- ・ 本研究では、平常時のプローブ速度と積雪量の時系列データを学習した時系列モデルによる「予測速度」と、データ同化手法の一つである状態空間モデルによって逐次推定した「Filtering速度(観測値を使って補正した値)」との間に乖離がある場合を異常として定義した。(図9)

▼予兆検知のイメージ

モデルによる予測の信頼区間を状態が外れた場合にアラート

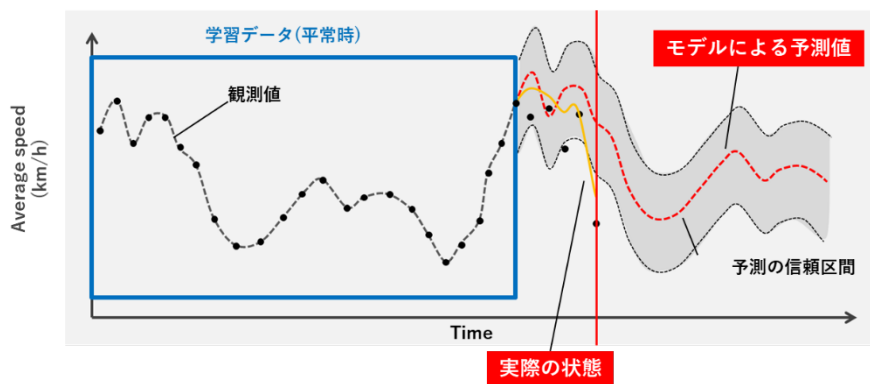


図 9 予兆検知のイメージ図

- ・ 具体的な予兆検知のフローを以下に示す。
  - a) 学習データから時系列モデルを構築し、構築した時系列モデルにより「予測速度」を算出する(過去のデータのみを使って予測)。
  - b) 状態空間モデルにより「Filtering速度」を算出する(予測速度をプローブ観測値によって補正した値)。
  - ・ 1期前の「Filtering速度」を時系列モデルに入力して予測を行い、観測値を得て「予測速度」を補正する。
  - c) a)とb)の乖離が大きい(予測の信頼区間を外れた)ときに異常と判定する。
  - d) c)によって異常判定されなければ、a)、b)共に次の期に進む。

～次頁に続く～

～次頁からの続き～

### (3) リアルタイム可視化システムの検討

#### 1) リアルタイム可視化システムの改良に関する検討

- ・以下の期間において、リアルタイムモニタリングシステム実証実験を実施した。

実験期間：平成30年9月3日(月)～10月31日(水)

試用依頼先：東北地方整備局、仙台河川国道事務所、NEXCO東日本、日本道路交通センター等

- ・上記の道路管理者へのヒアリング結果等に基づき、システムの改良内容を整理した(表3)。

#### 【過去の統計情報のグラフ化のイメージ】

- 指定した区間の起点からの時間到達圏色分けと指定経路旅行時間グラフ(図10)

表3 リアルタイム可視化システムの改良内容

目的	改良方針
プローブ旅行速度の方向判別	● 方向(上り/下り)を判別できるように、車両軌跡の座標を進行方向左にオフセットする。
トラフィックスコープの改良	● 特異指数の高いメッシュが特定地域に集中して隣接している場合、メッシュ外縁部を太枠で強調してハイライトする。
平常時との比較	● 特定日時(ex1日前, 1週間前)の情報にすぐに切り替えができるように、特定日への切り替えボタンを用意する。
過去の統計情報のグラフ化	● 旅行時間情報：指定した区間の旅行時間の統計値をグラフ化する。旅行時間を算定する区間は、複数のメッシュ(≒経路)をユーザーが指定し、設定する仕様とする。 ● 気象統計情報：プリセットした地点(eg. 市町村中心)の統計グラフを表示する。
多様なプローブ情報の可視化	● 富士通交通・道路データサービスから提供される商用車プローブデータを取り込んで可視化する。

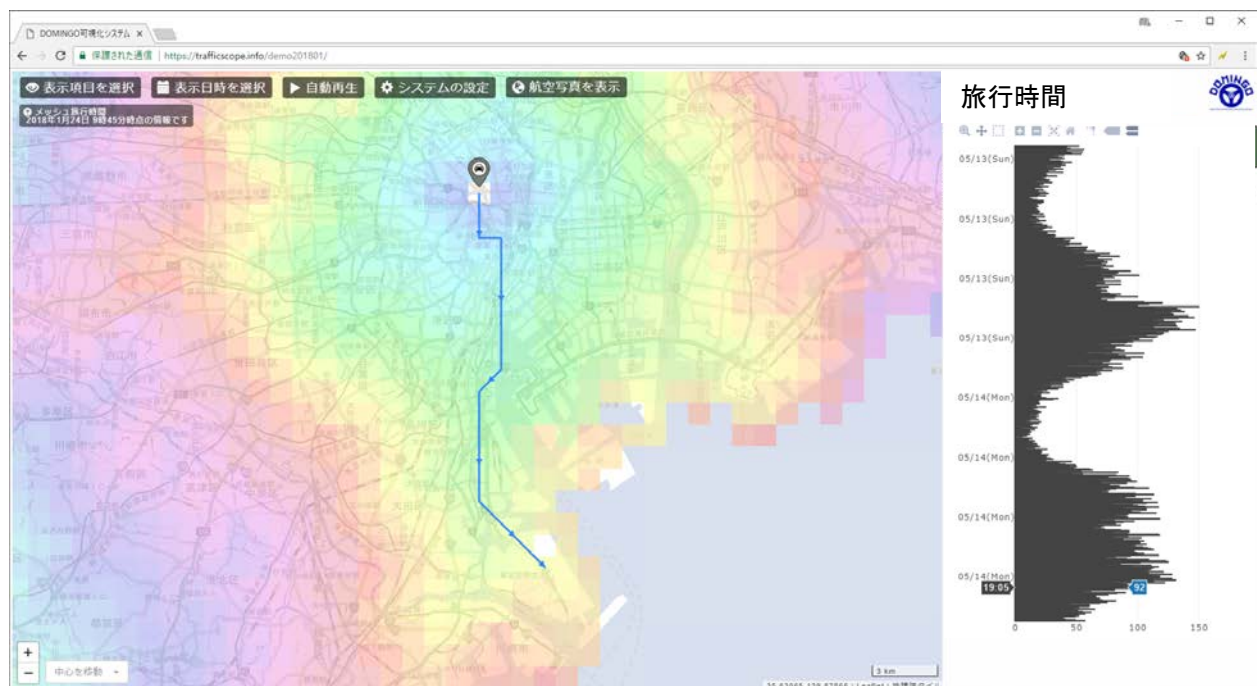


図10 起点からの時間到達圏色分けと指定経路旅行時間グラフのイメージ

～次頁からの続き～

## 2) 非日常発見・事前アラートアルゴリズムの組み込みに関する検討

- ・非日常の発見及び事前アラート発信機能をリアルタイム可視化システムへ組み込む方式として、以下の機能を実装する方針とした。

- アラート発報時にブラウザのポップアップ機能を利用して、ユーザーに通知
- オプションで、アラート発報時に登録ユーザーにメールで通知

## (4) 情報収集

- ・本委託研究の遂行に必要な情報を国内外の学会への参加等により収集した。
  - ①日立製作所フェロー・東工大情報理工学院特定教授・矢野和男氏の講演「人工知能はビジネスをどう変えるか」（かわさき科学技術サロン、H30.11.12）の聴講と討論への参加
  - ②16回 ITS シンポジウム 2018に研究成果を発表するとともに聴講
    - 災害時のリアルタイムモニタリング・アラートシステムの実証的検証, 川崎ほか9名（ベストポスター賞受賞）

<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>

- ・本研究プロジェクトは、交通分野だけでなく気象、GIS、画像処理、データ処理等の分野を横断した研究者、専門家によって組織されている。そのため、それぞれ専門家が得意とする分野でのデータの収集、処理を行うことが出来ており、様々な非日常事象の発見、事前のアラート発信の実現に向けた研究を進めることが出来ている。
- ・また、東北大学の人工知能学研究会をはじめとするAIの専門家とも連携を進めており、AI技術の最新の知見や研究計画、実施方法に関する助言を受けて研究を進めている。具体的には東北大学大学院情報科学研究科教授兼理化学研究所革新知能統合研究センターチーム長の岡谷貴之教授、東北大学大学院情報科学研究科副研究科長橋本浩一教授にアドバイスをいただいている。
- ・また、国道事務所や高速道路会社等の道路管理者、交通管理者とも連携を行い、リアルタイムモニタリングシステムの試用を踏まえたフィードバックを受けて、実務に利用可能なシステムへの改良を進めている。

～次頁に続く～

## 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。)

### (1) 非日常の発見

#### ①災害による通行規制時の迂回車両軌跡抽出

- ・災害時に道路異常事象箇所を迂回する車両の軌跡を自動で抽出、分類出来る本手法は、道路管理者に行ったヒアリング結果からも非常にニーズが高い成果である。この手法により道路管理者は災害の規制の影響を把握することができ、代替路線の把握や道路ネットワークの評価にいかすことができるため非常に有用な手法である。

#### ②Uターン挙動に着目した交通障害発生箇所の検知手法

- ・Uターンに着目し、災害時の異常事象の検知を試みている既往研究は少ない。災害後のUターン挙動はその特徴から異常事象の検知に直接的に結びつく可能性が高い。また、本手法はネットワーク全体を対象にしても少ない計算量、少ないメモリ量でリアルタイムにUターンを検知することが出来ると考えられる。上記の特徴からも本手法は実務的にも非常に有用性が高い手法と考えられ、実装できた場合、社会に与えるインパクトは大きい。今後は平常時のUターン箇所を事前に学習し、高精度での異常の検知を目標としている。

### (2) 非日常の事前アラート発信

#### ①状態空間モデルを使った大雪による立ち往生の予兆検知

- ・既往研究による異常事象検知は、単変量を扱ったものが多く、検知対象も高速道路での事故や渋滞が多い。本手法は、交通データだけでなく、気象データも考慮した手法であり、一般道を含む全道路ネットワークを対象としているところに新規性がある。まだ2事例(平成30年福井豪雪の国道8号の立ち往生、平成30年首都圏の大雪時の首都高中央環状線外回りの立ち往生)への適用であるが、実際の立ち往生の発生よりも早い時間帯に異常を検知していることから有用性も高い。
- ・今後は、立ち往生の発生メカニズムをより詳細に分析する予定である。また、上記手法に空間的な相関をモデルに組み込むことも検討し、高精度での予兆の検知を目標に研究を進める予定である。
- ・上記に記載したとおり、本年度は当初データ整理や枠組みの構築までを予定していたが、既に「非日常の発見」及び「事前のアラート発信」共に、手法の構築から実データへの適用検証までを実施しており、十分な研究進捗を上げていると考えられる。

～次頁に続く～