

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
	桑原 雅夫 <small>くわはら まきお</small>		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)	公募 タイプ	タイプIV	
③研究経費 (単位: 万円)		平成30年度	令和元年度	令和2年度	総合計
	※H30は精算額、R1は受託額、R2は計画額を記入。端数切捨。	4,729万円 (精算額)	4,999万円 (受託額)	5,000万円 (計画額)	14,728万円
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		明治大学理工学部 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 統括主幹			
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、交通流理論とAI学習を用いて、移動体データと気象・地形データ等を融合解析し、リアルタイムに非日常の「発見」と「事前アラート発信」を行う手法を開発するものである。

全体の研究を、「非日常の発見」、「非日常の事前アラート発信」、「リアルタイム可視化システムの開発および実証実験」という3項目に分け、道路管理者による試用実験等を通じて実務に利用できるシステムを開発する。

本年度は、過年度に引き続き過去の災害、観光・イベント時の移動体データ（プローブ、ドラレコ等）と気象、地形データ等の必要データを収集するとともに、過年度に検討を開始した「非日常の発見手法」、「非日常の事前アラート発信手法」について構築し、精度検証を行う。「リアルタイム可視化システム」については、過年度に収集した道路管理者の意見を踏まえ、試験的な運用を通してシステムの改良を行う。具体的には以下の項目について研究・開発を行う。

- (1) データ収集・整理
- (2) 非日常の発見手法の構築
 - 1) プローブデータを活用した非日常発見手法の構築
 - 2) ドラレコ画像による非日常抽出手法の構築
 - 3) 2次元状態空間モデルを用いた実規模ネットワークでの交通状態推定手法の検証
- (3) 非日常の事前アラート発信機能の構築・改良検討
 - 1) スタック・立ち往生発生危険の事前アラート手法構築
 - 2) 土砂災害危険性の事前アラート手法構築・改良検討
 - 3) アラート発信要件の検討
- (4) リアルタイム可視化システムの検討
 - 1) 非日常発見・事前アラート発信アルゴリズムのリアルタイム可視化システムへの導入
 - 2) リアルタイム可視化システムの試験的運用の実施
- (5) 情報収集

⑥これまでの研究経過

(1) データ収集・整理

過年度に引き続き研究の遂行のために必要な各種データを追加で収集し、整理を行った。収集対象とするデータ種別はプローブデータ、気象、地形、ドラレコ画像等であり、データは過去の災害が発生した期間を対象に収集を行った。また、比較対象として平常期間のデータについても収集、整理を行った。

具体的に収集整理を行ったデータの種類、収集エリア、収集期間を表 1 に整理する。表 1 に赤字で示すデータが今年度、追加で収集整理を行ったデータである。今年度は、地震による道路損傷に関する分析を行うために2016年4月14日に発生した熊本地震時及び2018年6月18日に発生した大阪北部地震時のプローブ車両データ(商用車)、冬季積雪時の立ち往生発生時の状況を分析するために国道112号(月山道路)を走行する商用車のプローブデータとエンジン回転数データ、国道47号の民間プローブ車両データ、道路幾何構造、交通量、除雪車両位置、CCTV映像などのデータについて収集整理を行った。また、道路冠水時の状況分析のために令和元年8月九州北部豪雨時に九州地方の運送車両(トラック30台分)のドライブレコーダーデータ(動画)について収集を行った。

また、2020年1月15日～3月15日の2ヶ月間に渡って、リアルタイム可視化システムの実証実験を実施する予定であり、その際に東北地方及び福井県のプローブ車両データ、気象データの収集を行う予定である。

表 1 収集・整理データの代表例

データ種類	収集担当	収集エリア	収集期間
HONDA7ローディングカーデータ (5分集計値)	HONDA 住友電工	全国	2018/2/1～7/31
HONDA7ローディングカーデータ (点群)	HONDA	全国	2017/7/7～25, 10/24～11/30, 2018/1/17～3/27, 2018/9/3～10/31 2020/1/15～3/15(予定)
		九州地方	2016年4月7日～4月11日(平常時) 2016年4月14日(熊本地震時)
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)	FTRD	福井県	2018/1/23～2/22
	FTRD	西日本	2018/6/20～6/26, 7/4～7/10, 7/17, 07/24, 7/31, 8/7, 8/14, 8/21
月山道路エンジン回転数データ	FTRD	月山道路を含む鶴岡～寒河江間	2019/2/5～2/17(13日間)
ETC2.0(全様式)	国総研	対象災害の主な被災地	2017/1～2018/7
ETC2.0(全様式)	東北地整	宮城県	2017/1～2019/10
富士通ドライブレコーダー	FTRD	九州地域(豪雨)	2019/8/28
OCドライブレコーダー	OC	千葉県柏市	2014/11～2016/3
国道47号道路幾何構造データ(図面)	東北大	国道47号	-
国道47号交通量・除雪データ	東北大	国道47号	2019/1/23～25
国道47号CCTV映像	東北大	国道47号	2019/1/23～25
首都高車両感知器	東北大	首都高全線	2018/1～2018/2
一般道断面交通量情報(警察)	東北大	全国	2017/1～2018/6
一般道交通規制情報(警察)	東北大	全国	2018/4～2018/6
一般道交差点制御情報(警察)	東北大	全国	2018/4～2018/6
DRM(2503～2803)	東北大	全国	2503～2803

データ種類	収集担当	収集エリア	収集期間
メッシュデータ(降水量)	気象協会	全国	2018/6/1～7/31
メッシュデータ(降雪量、積雪深、気温)	気象協会	東北地方	2018/1/1～2/28, 2020/1/15～3/15(予定)

(2) 非日常の発見手法の構築

1) プローブデータを活用した非日常発見手法の構築

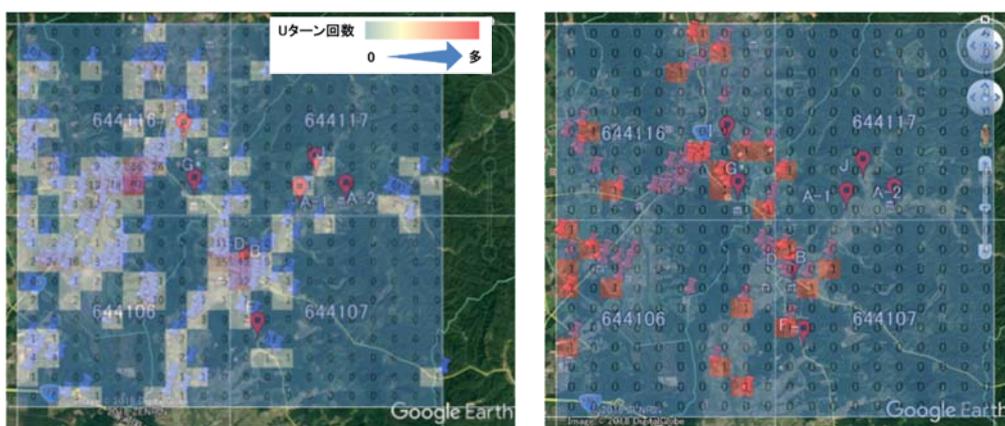
過年度成果を踏まえ、プローブデータを活用し、非日常を発見するための手法の構築を行った。具体的には以下の2つの手法の改良検討を行った。また、構築手法について適用範囲や課題を把握し、精度検証を行った。

- ①プローブ車両データを用いた大規模災害時の通行不能箇所の発見
- ②道路交通の広域的な異常事象の発見手法

①プローブ車両データを用いた大規模災害時の通行不能箇所の発見

昨年度は、交通障害発生箇所の発見のために、リアルタイムに交通障害発生箇所直前でUターンする車両挙動を検出する手法を提案した。2018年9月に発生した胆振東部地震発生時のプローブ車両軌跡に提案手法を適用した結果、通行障害箇所手前でUターンする車両を検出することが出来た。しかし、検出したUターンの中には、被災箇所に関係のないものや道路以外（駐車場等）でのUターンが含まれてしまうといった課題があった。

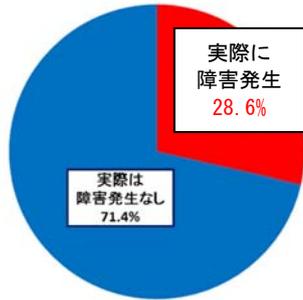
そこで、今年度は、平常時のUターン箇所を学習し、交通障害発生の可能性が高い箇所を絞り込む手法を構築し、2018年9月に発生した胆振東部地震発生時及び2016年熊本地震時のデータに適用し課題の抽出を行った。具体的には、対象エリアをメッシュ（1km四方）に分割し、“平常時のUターン発生確率の低いメッシュ”かつ“災害時にUターンが検出されたメッシュ”を交通障害発生の高いメッシュとして検出した。前年と同様に胆振東部地震を対象に手法の検証を行った。図1に平常時および災害時のUターン検出結果を示す。検出の結果、図1(b)に示す21メッシュを検出した。平常時の学習の有効性を検証するために、平常時の学習有無による交通障害の検出精度を比較した（図2）。平常時を学習したほうが、交通障害の検出精度が高いことを確認したが、熊本地震時のデータに適用した結果、市街地では通行不能箇所以外の箇所でUターンが多く抽出されることが課題であることが分かった。



(a)平常時,2017年10月25-27日

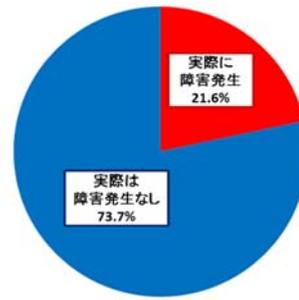
(b)災害時,2017年9月6日(21メッシュ)

図1 北海道胆振東部地方のUターン検出結果



(メッシュ数: N=21)

(a) 平常時学習あり



(メッシュ数: N=36)

(b) 平常時学習なし

図 2 検出精度(Uターン検出メッシュのうち、実際に交通障害が発生していたメッシュの割合)

そこで、本年度は更なる手法の改良を図り、手法の検証を行った。提案手法は、道路上において平常時には行われにくいと考えられる車両挙動としてUターン以外に、低速度での走行、選択確率が低い経路、長時間の停止に着目し、進行角度と通行速度を学習(図 3)し、平常時の挙動と災害直後の車両挙動から異常度を算出し、異常度が低い車両が通過した区間は通行不能となっている可能性が低いものとして異常度を更新する枠組みとした。提案手法の具体的な方法については後述する。この手法を熊本地震発生時の実データに適用すると災害直後は、異常である可能性が高い箇所が頻出するが、徐々に通行不能箇所や道路損傷箇所だけを抽出できることを確認した(図 5)。

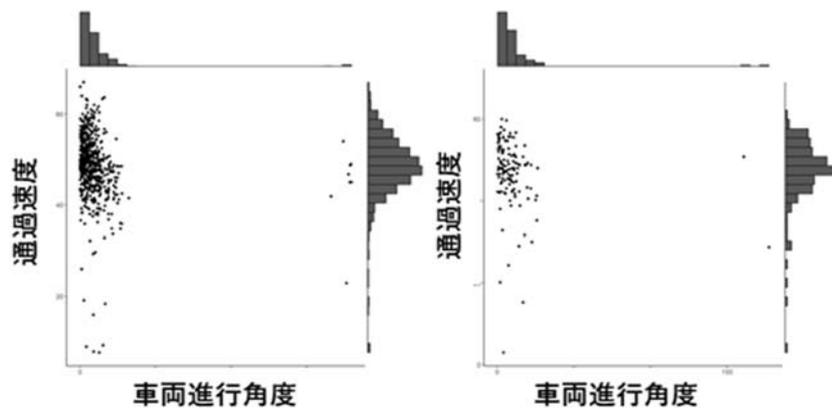


図 3 熊本地震時の被災箇所の車両挙動の学習例(左: 平常時、右: 災害時)

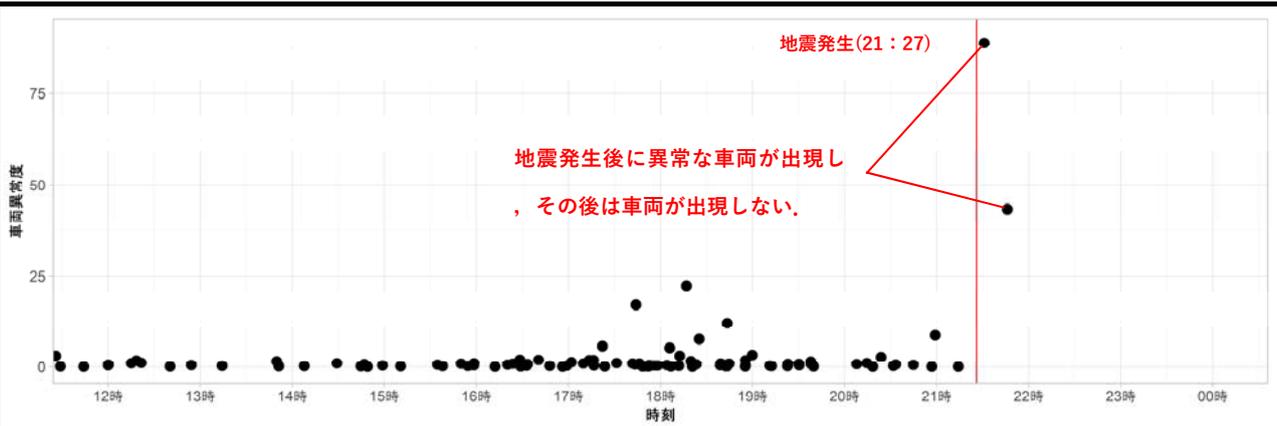


図 4 熊本地震時の被災箇所車両別の異常度の算出結果



図 5 熊本地震時への適用結果(区間異常度)

【区間の異常度合の評価方法について】

まず、車両 j のメッシュの通過速度を v_j 、進行角度 θ_j のベクトルを(式1.1)のとおり \mathbf{x}_j と定義する。進行角度 θ_j は、プローブ車両がメッシュ内に侵入した最初の点と2点目、最後の点の3点のなす角とする。

$$\mathbf{x}_j = \begin{pmatrix} v_j \\ \theta_j \end{pmatrix} \tag{1.1}$$

異常車両を判定するモデルを構築するためのデータとして、(式1.2)のようにある区間について平常時のデータセット D_{normal} が与えられている(プローブ車両が J 台観測されている)状況を考える。なお、災害発生後のデータは \bullet で表す。

$$D_{normal} = \{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_j, \dots, \mathbf{x}_J\} \tag{1.2}$$

次に当該メッシュが通行不能であるかを判断する指標として、災害発生後に \mathbf{x}'_j が得られた時の車両の異常度 $a(\mathbf{x}'_j)$ を算出する。車両異常度 $a(\mathbf{x}'_j)$ は、データ D_{normal} を表現する確率密度関数が(式1.4)のように平均 $\hat{\mu}$ と共分散行列 $\hat{\Sigma}$ に従う2次元の正規分布で近似できると仮定し、ホテリングT2法を用いて(式1.5)により算出する。この車両の異常度を区間の異常度として、車両が観測されるごとに更新する。

$$p(\mathbf{x} | D_{nomal}) = N(\mathbf{x} | \hat{\boldsymbol{\mu}}, \hat{\boldsymbol{\Sigma}}) \quad (1.3)$$

$$a(\mathbf{x}'_j) = (\mathbf{x}' - \hat{\boldsymbol{\mu}})^T \hat{\boldsymbol{\Sigma}}^{-1} (\mathbf{x}' - \hat{\boldsymbol{\mu}}) \quad (1.4)$$

ただし、ホテリングT2法は簡便な手法であるため、次年度以降は、データ D_{nomal} のデータの分布を加味し、異常度の算出方法を改良し、検出精度の違いについて比較検証を行う予定である。

②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における異常事象を対象に、エリア内の集計交通密度/集計交通流率（集計QK）を指標としてネットワーク内の交通流状態(Macroscopic Fundamental Diagram : MFD) の変化から異常事象を発見する手法の構築を試みている。具体的には、集計交通密度が一定の値を超えると一部のリンクが渋滞流となり、密度が増えるにつれ速度が低下する領域(Breakdown region)から非日常の交通流を抽出する手法の構築を試みている(図 6)。今年度は、手法構築のための基礎分析として、47都道府県の県庁を中心とする9km×9kmの道路ネットワークエリアの集計QK交通流状態に基づいて、平日と休日の別にPiecewise linear regression analysis を行い、94のMacroscopic Fundamental Diagram (MFD) を推定し、94(平日・休日×47都道府県)のMFDを3つの線分の傾きとbreakpointを変数としてk-means法によるクラスター分析を行った。クラスター分析の結果、94のMFDは4つのクラスターに分類されることが分かった(図 7~図 10)。今後は分類結果を踏まえて、事故発生時のMFDの時系列変化をモデル化し、異常事象の予測を試みる予定である。

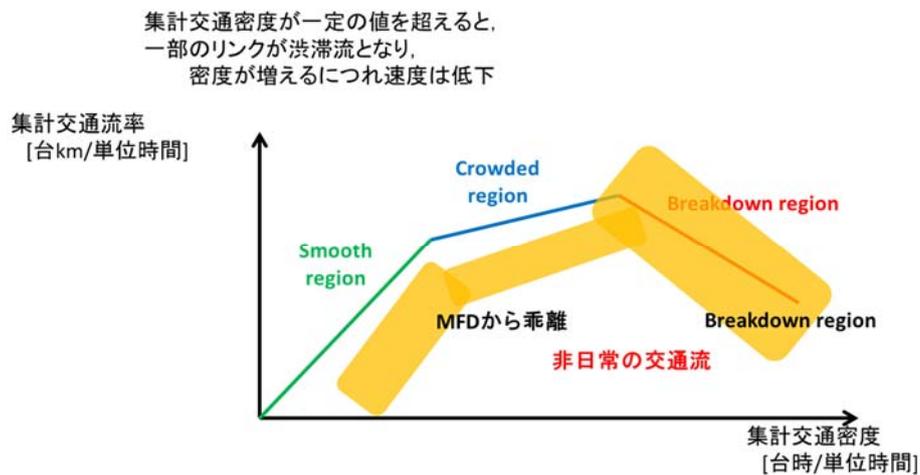


図 6 構築手法のイメージ図

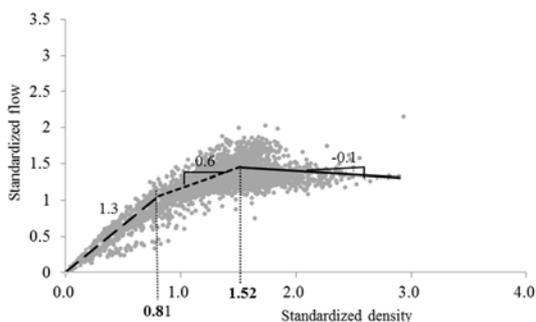


図 7 東京都(平日)

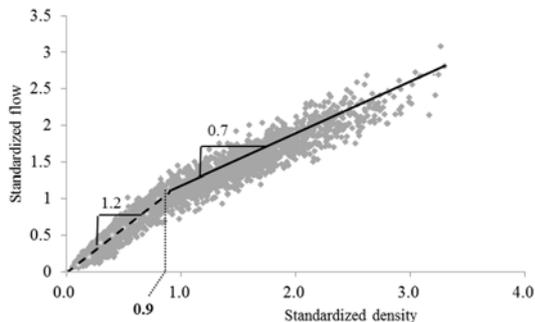


図 8 愛媛県 (休日)

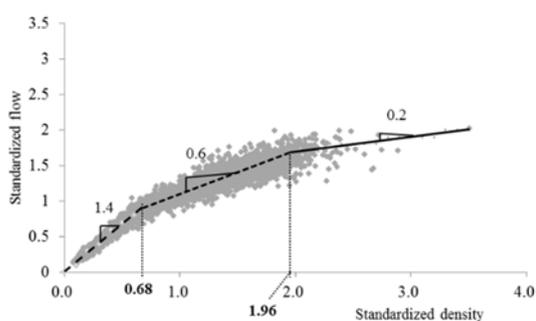


図 9 埼玉県(休日)

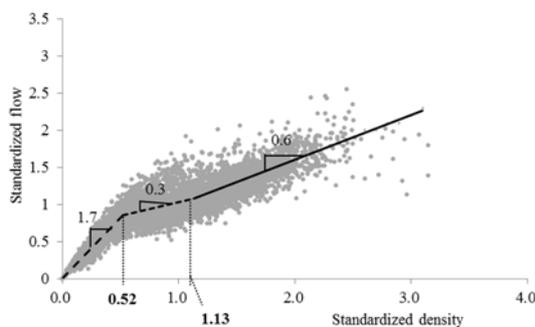


図 10 福井県 (平日)

なお、近年、時間の経過と共にプローブ車両台数が増大し、対象地域ごとに交通量レベルが異なるため、同手法を適用するにあたって以下の式により集計交通密度/集計交通流率、両指標の正規化を行っている。

$$Q_t = \frac{q_t}{\overline{q_m}} \quad (1.6)$$

$$K_t = \frac{k_t}{\overline{k_m}} \quad (1.7)$$

$$\overline{q_m} = \frac{\sum_{t \in M} \sum_{i \in A_t} d_{it}}{\sum_{t \in M} 1} \quad (1.8)$$

$$\overline{k_m} = \frac{\sum_{t \in M} \sum_{i \in A_t} o_{it}}{\sum_{t \in M} 1} \quad (1.9)$$

ここで

Q_t : 時間帯 t における正規化集計交通流率[台・km/時間]

K_t : 時間帯 t における正規化集計交通密度[台・時/時間]

q_t : 時間帯 t における集計交通流率[台・km/時間]

k_t : 時間帯 t における集計交通密度[台・時/時間]

d_{it} : 時間帯 t におけるプローブ車両 i の走行距離[km]

o_{it} : 時間帯 t におけるプローブ車両 i の走行時間[時間]

A_t : 時間帯 t に対象エリア内を走行したプローブ車両の集合

M : 1ヶ月間の平日または休日の時間帯の集合

2) ドラレコ画像による非日常抽出手法の構築

過年度に引き続きドラレコ画像を用いて路面冠水、落下物といった非日常事象を対象にAI学習により自動で検知する手法を構築し、精度検証を行った。また、事故などの動的な事象といった非日常事象についても手法構築のための仕組みを構築した。具体的な手法は以下の3手法である。

- ① ドラレコ画像による道路冠水および事故等の検出
- ② ドラレコ画像による落下物の検出手法の開発
- ③ インターバル静止画像を用いた車両の検出

① ドラレコ画像による道路冠水および事故等の検出

AIによりドラレコ映像から冠水を検出するためには、多くの冠水シーンを教師データとして学習器に与える必要があるが、希有事象である冠水の画像を大量に入手することは容易ではない。そこで、昨年度に引き続き、ドラレコとは異なる路側視点からの冠水シーンや、CG、GAN（深層学習を用いて画像を生成する手法）により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複数開発し、冠水の認識（Dry/Wet/Floodedの三分類）性能を比較検証した。その結果、GANにより学習用画像を生成するために、冠水画像を他の画像から変換する際に、画像中の意味的な物体領域（路面、建物、樹木、空なども）が保持されるようにGANを設計することで、良い冠水画像が生成され、冠水の認識精度の向上(Precision、Recall共に向上)に効果的であることが分かった(図 11)。

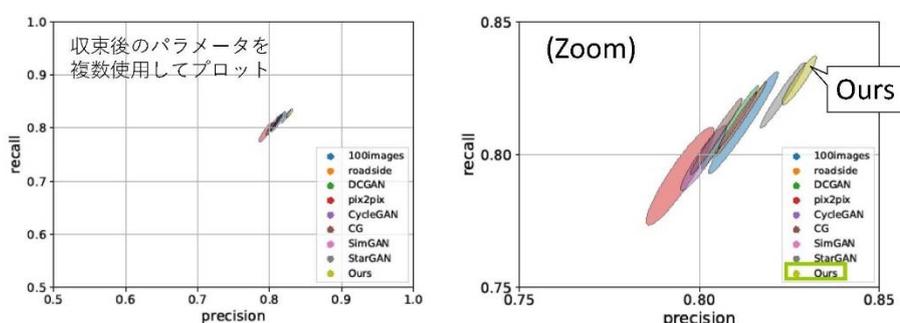


図 11 識別性能の評価結果

また、AIによりドラレコ映像から動的な事象(事故等)を検出し分析するためには、車両や歩行者の映像中での位置やサイズなどの情報（正解ラベル）が映像の各フレームに渡って付与されたデータが教師データとして必要である。このような条件を満たすデータセットを調査したが、公開されているものは存在しなかった。そこで、このようなデータを独自に効率よく生成するため、半自動的にラベル付け（アノテーション）作業を行う手法を開発した(図 12)。この技術によって、交通事故などにつながる車両や歩行者の連続的な挙動の教師データを半自動で整理することができ、事故、渋滞の教師データの整理が容易となる。

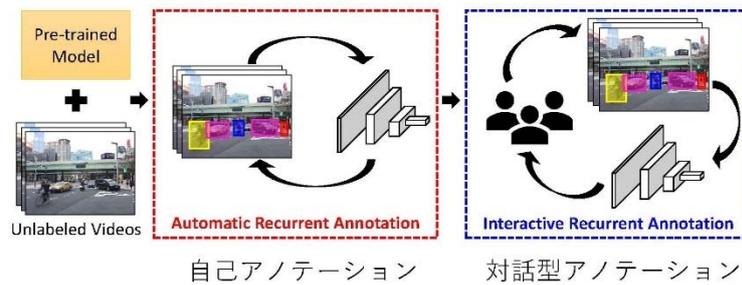


図 12 半自動化アノテーションの仕組みのイメージ

② ドラレコ画像による落下物の検出手法の開発

ドライブレコーダ映像を用いた、画像解析による領域識別と深層学習による異常物体判別を行い、路面上の落下物を検出する方法を開発した。

具体的には、図 13に示すようにまず、画像解析により、路面（アスファルト等）上の物体のエッジを検出し、線形上に連続する色変化（エッジ）から車道部境界（縁石）や区画線を検出する。車道部境界内の区画線を除き、連続的なエッジを1つのオブジェクトとしてグループ化する。これを異常領域候補オブジェクト（領域）として記憶し、別途学習する平常時物体オブジェクト（路面標示、道路施設など）と異常領域候補オブジェクトとを突き合わせ、マッチングしなければ異常物体として判定を行う手法を開発した（図 14）。

ただし、劣化した路面標示部分などは誤判定するケースがあることから、今後はオブジェクトのトラッキング技術を利用し、連続検出されないオブジェクトは除外するなどの方法を検討する予定である。



図 13 画像解析による異常領域候補オブジェクトの生成例

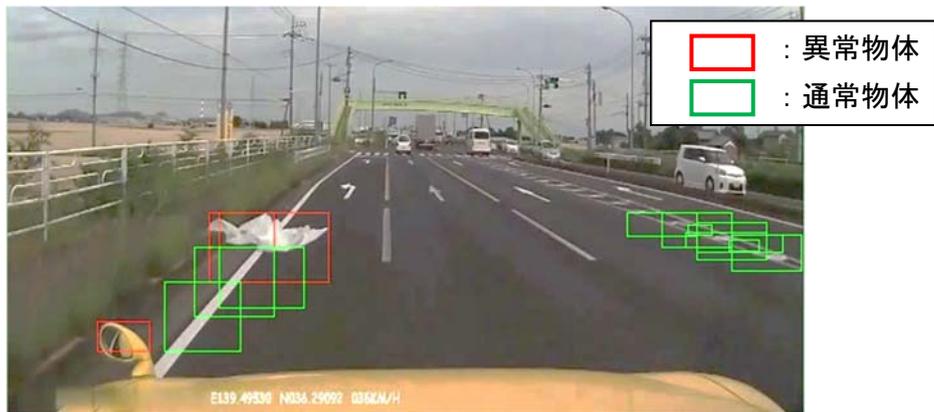


図 14 異常領域候補の判別

③ インターバル静止画像を用いた車両の検出

ドライブレコーダ画像には、状況把握のために取得されるインターバル撮影静止画が存在する。このような画像は、低解像度な静止画である反面、広範囲、長時間継続的に取得が可能であり、日常の交通状況を理解するためのデータとして活用できることが予想される。そこで、車載カメラ映像から交通量の指標を抽出するために、画像に含まれる車両数の検出手法の検討を行った。

画像に対し、セマンティックセグメンテーションを行って車両の領域を検出し、その輪郭線の形状特徴から車両数を推定する方法を実装した(図 15)。予備評価として、車載カメラの画像データセットであるCityscapesとESPNetを用いた既存の学習済みモデルを利用し、100枚の画像に対して目視で台数を数えた正解データを作成して、提案手法の車両数推定の精度を評価した。結果を図 16に示す。高解像度な環境では十分な性能が得られることが判明した。

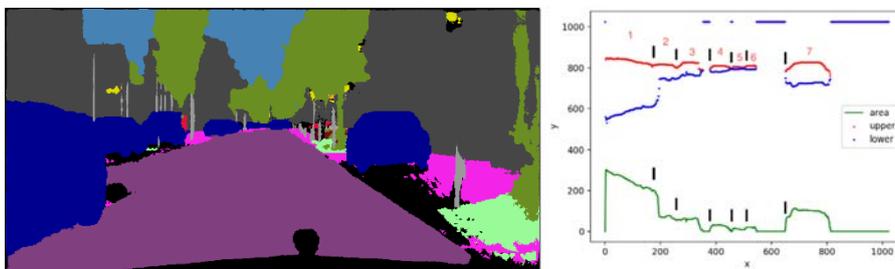


図 15 セマンティックセグメンテーションと輪郭抽出による車両数検出

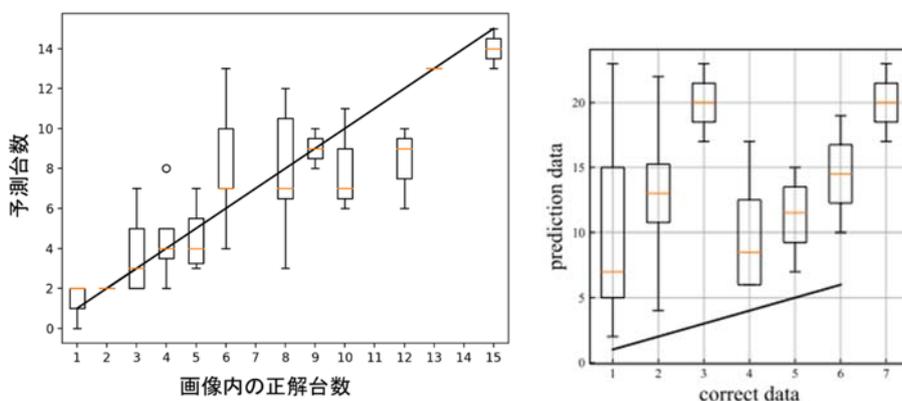


図 16 Cityscapesデータセットでの車両台数予測結果(左：高解像度、右：低解像度)

3) 2次元状態空間モデルを用いた実規模ネットワークでの交通状態推定手法の検証

過年度成果を踏まえ、プローブデータからドライバーの経路選択行動を考慮した状態空間モデルを構築した。

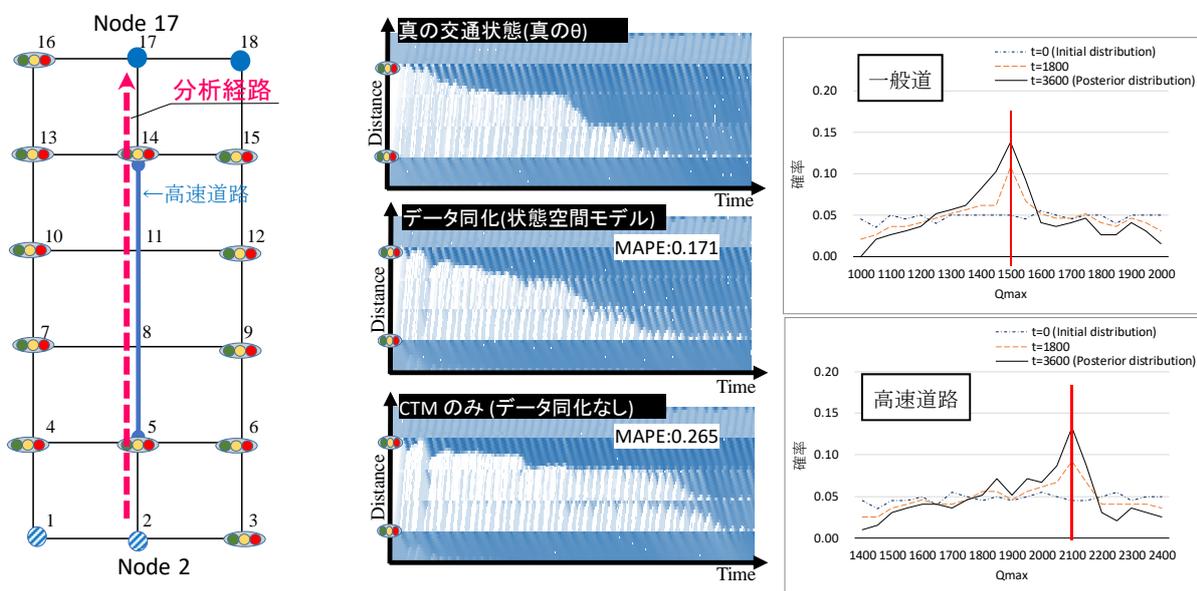
これまでの研究では、単路部（一次元）における交通状態推定は行われていたが、面的に広がる二次元ネットワークの交通状態推定は行われていなかった。二次元ネットワークを対象とする研究も一部見られるが、経路選択率が推定した交通状態と整合しないという重大な問題を有している。

二次元のネットワークにおいては、ドライバーの経路選択行動を考慮する必要があり、交通流モデル(CTM : Cell Transmission Model)と経路選択モデルを組み合わせることで二次元ネットワークの交通流を表現するモデルを定式化した。経路選択はドライバーの目的地に依存するため、目的地別の車両密度を状態量とした。上記のモデルにプローブ車両から得られる車両密度と分岐率のデータを同化し、モデルの推定結果を改善する状態空間モデルを構築した。

また、今年度は、交通流シミュレーションを用いて、仮想ネットワーク（図 17(a)）による交通環境を構築し、2次元状態空間モデルの交通状態の推定精度検証を行った。

データ同化技術（CTM、プローブ）は、CTMのみ（データ同化なし）よりも真の交通状態の再現性が高いか検証した。図 17 (b)に示すように、データ同化を行った方が、MAPEが小さく、タイム・スペース図が真値に類似していることから、渋滞推定精度が高いと考えられる。

Fundamental diagramのパラメータであるQmax(道路の容量)を推定した結果（図 17 (c)）、一般道と高速道路ともに事後(t=3600)に真値（図中赤線）の確率が最も高い結果となった。



(a)仮想ネットワーク

(b)渋滞推定結果（タイムスペース図）

(c)Qmax 推定結果

図 17 状態空間モデルの検証結果

(3) 非日常の事前アラート発信機能の構築・改良検討

1) スタック・立ち往生発生危険の事前アラート手法構築

降積雪時のスタック・立ち往生の発生メカニズムについて分析を行い、分析結果および過年度成果を踏まえて、スタック・立ち往生発生危険のアラート発信手法を構築した。

① スタック発生時の気象条件とプローブ車両特異指数の関係分析

スタックの発生メカニズムを解析するため、スタック発生の3時間前からのメッシュ平均速度、エリア内の交通流が平常時とどの程度乖離しているかを示す特異指数、メッシュ平均台数の変化を図 18に示す。図 18は有効なデータを有する解析事例の平均値の変化で示している。スタックが生じなかった箇所（スタック発生箇所の5km下流側）の右図ではメッシュ平均速度、特異指数、メッシュ平均台数ともに変化がない。一方、スタック発生事例を示す左図を見るとメッシュ平均速度が微減し、メッシュ平均台数が次第に増加している(滞留が発生している傾向)。過去の交通の状態量からの特異性を指標化した特指数はスタックの発生時刻に向けて明確に増加している。このことから、災害時（交通障害時）を表す説明要因として特異指数が有効であることが分かった。

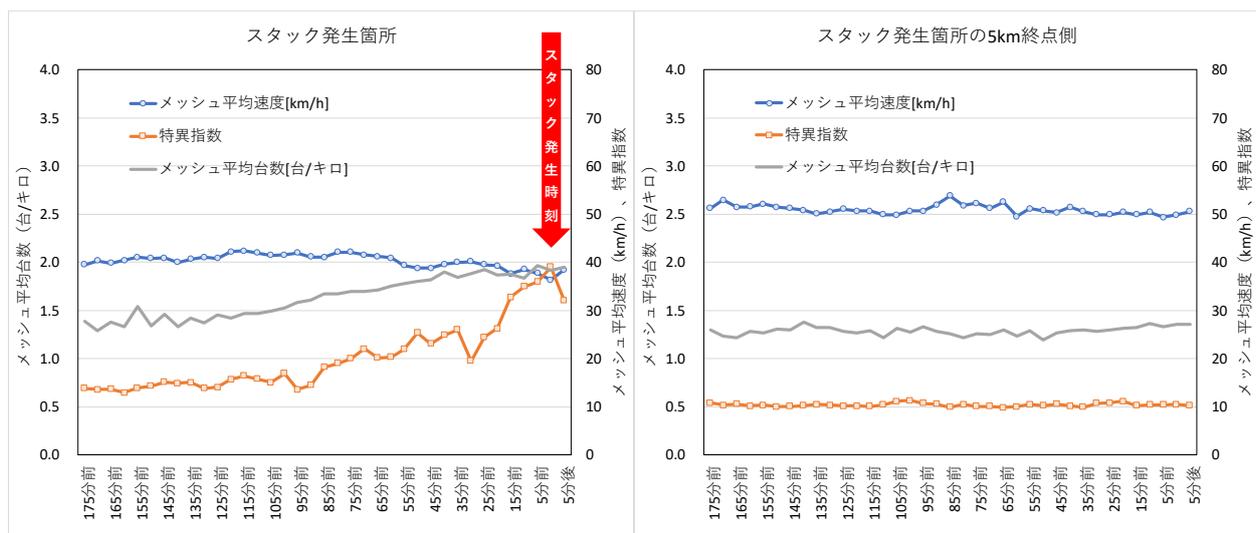


図 18 スタックの発生箇所と非発生箇所の交通状態（平均値）

② 状態空間モデルを用いたスタック・立ち往生発生危険性のアラート手法

前項で示したスタック発生時の気象条件とプローブ車両特異指数の関係分析では、平常時とのリアルタイムの交通状態の乖離程度がスタック発生に関係があることが分かった。この結果と過年度成果及びを踏まえ、状態空間モデルを用いたスタック・立ち往生の発生危険性をアラートする手法を構築した。構築手法は、広範囲の一般道路ネットワークを対象に、立ち往生の発生危険性を逐次的かつ定量的に評価することが出来る。提案手法について、実際に東北地方整備局管内で発生した立ち往生事象及び福井県国道8号線で発生した大規模立ち往生時の実データ(61事例)に適用し、その有効性を示した。

具体的には、提案手法は降雪がある、気温が低いなどの気象条件が悪い状況において、ある道路区間・時間帯を代表する速度(85%マイル速度)を用いて推定する「リアルタイムの道路の走行性能」が「平常時の道路の走行性能」よりも大きく低下している場合に、道路の状態が悪い状態、すなわち、異常事象がいつ発生してもおかしくない状態であると考えた。この時の「リアルタイムの道路の走行性能」は見えない状態として状態空間モデルを用いて推定した。推定した「平常時の道路の走行性能」を表す分布と「リアルタイムの道路の走行性能」を表す分布の乖離程度を比較評価することで、異常事象の発生危険性の評価を行った。2つの確率分布間の差異は、Kullback-Leibler divergence(KL距離)によって評価した。提案手法のイメージ図は図 19に示すとおりである。

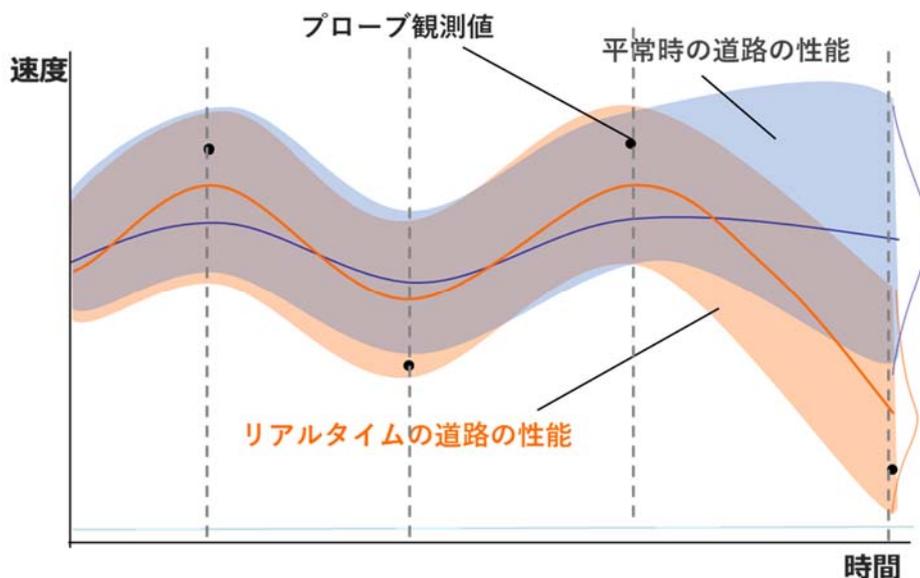


図 19 提案手法のイメージ図

図 20は、実際に福井県の国道8号線で立ち往生が発生した区間のデータに提案手法を適用した結果である。上段の図が、平常時の道路の走行性能とリアルタイムの道路の走行性能の時間変化を表し、下段の図が、2つの分布の乖離程度を表している。立ち往生が発生する前に2つの分布の乖離が大きくなり、異常事象の発生危険性が高まっていたことを評価できている。

表 2は、提案手法を実際に立ち往生が発生した61事例に適用し、特異度を算出・整理したものである。特異度は、「陰性のものを正しく陰性と判定する確率」として定義される値であり、値が大きいほど誤発報の少ないことを表す。

提案手法は、特異度の平均が98.1%となり、観測地を確定的に取り扱うよりも大幅に誤発報を減らすことが出来ることを確認した。

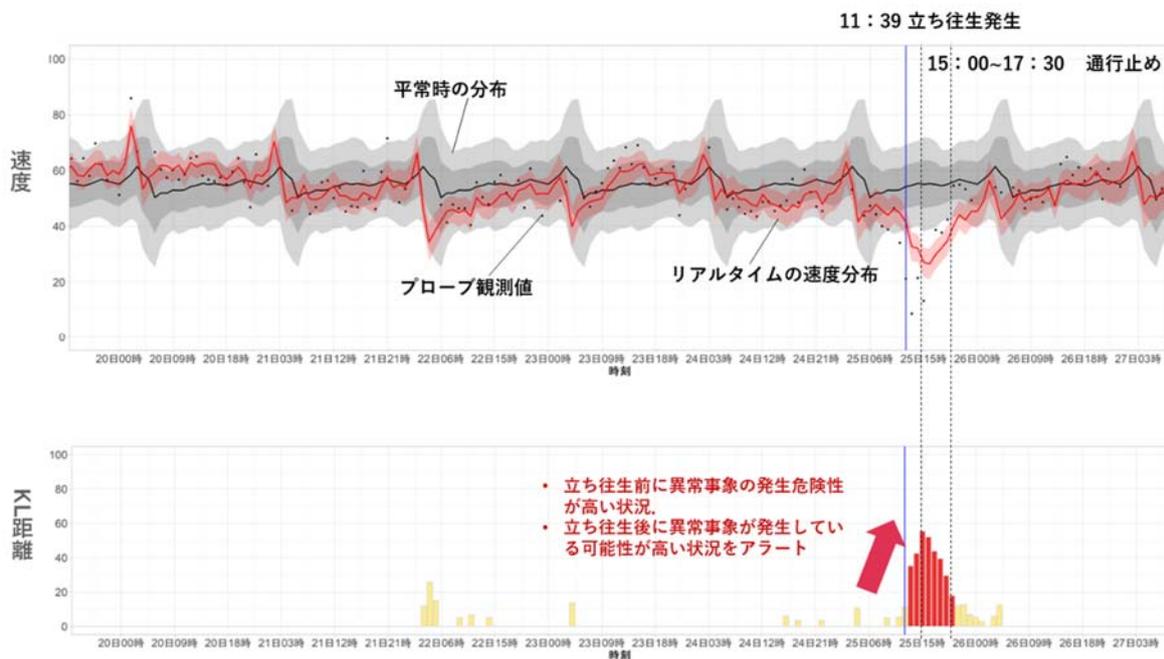


図 20 立ち往生発生区間への提案手法の適用結果の例

表 2 特異度算出結果一覧

	平均	最小	25%	50%	75%	最大
提案手法(観測値を確率的に取り扱う)	98.1%	84.3%	97.4%	98.9%	99.6%	100.0%
85 パーセンタイル速度(観測値を確定的に取り扱う)	93.7%	76.3%	91.4%	94.7%	96.6%	99.4%
平均速度(観測値を確定的に取り扱う)	58.7%	2.7%	44.3%	65.7%	79.5%	90.1%

※特異度：陰性のものを正しく陰性と判定する確率

③ CANデータの活用可能性

次年度以降に、よりモデルの精度向上を図るために、HONDA社の車両で記録しているCANデータ(エンジン回転数、ワイパーの稼働状況、ABS作動状況)等のデータを収集し、CANデータの活用の可能性について検討を行った。

車両内のCANデータとして記録される、「横滑り抑制機能を総合的に制御し、急激な車両の挙動変化を抑制しようとする装置であるビークルスタビリティアシスト(VSA)」の動作状況及び、「滑りやすい路面などでの駆動輪の無駄な空転を防止し、駆動力、操舵能力を確保しようとする機能であるトラクションコントロールシステム(TCS)機能」の動作状態の情報が、走路状況の影響を受けて大豪雪時スタック立ち往生の検知にどの程度関連するかを、平成30年2月の福井豪雪時のデータを分析した。具体的には、福井県北部の国道8号線では2月6日午前6時頃に坂井市丸岡町からあわら市熊坂の10キロの区間に渡って約1,500台の車が立ち往生した。その前後のVSA/TCS作動頻度を時系列で以下の分析をした。

VSA/TCS作動頻度の時間変化を図 21、VSA/TCS作動車両割合の時間変化を図 22に示す。なおVSA/TCS作動頻度およびVSA/TCS作動車両割合は企業情報に該当するため単位は表示せず相対的な変化のみを示している。立ち往生が発生した2月6日0:18頃に、VSA/TCS作動頻度及び作動車両割合が多くなっておることから当該指標と立ち往生との関連性が伺える。よって、データ活用の可能性があると判断できた。

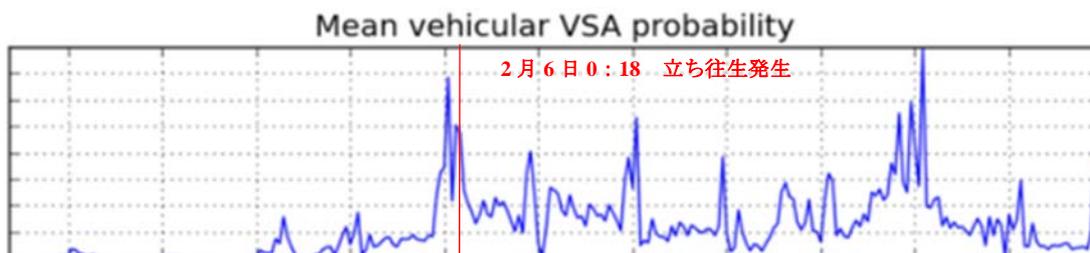


図 21 VSA/TCS作動頻度の時間変化

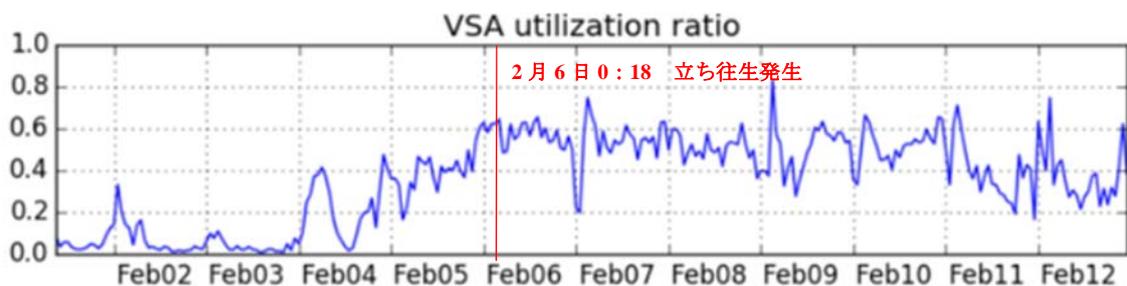


図 22 VSA/TCS作動車両割合の時間変化

2) 土砂災害危険性の事前アラート手法構築・改良検討

過年度は2017年7月の九州北部豪雨災害を事例として、流木発生域を教師データとし、10mDEM（デジタル標高モデル）から作成した赤色立体地図画像を用いてディープラーニングにより土砂災害危険箇所を抽出した(図 23)。その結果、ディープラーニングは土砂災害危険箇所を過少評価する傾向が大きいことが分かったため、本年度は誘因データとして土壌雨量指数を考慮すること手法の改良を行った。

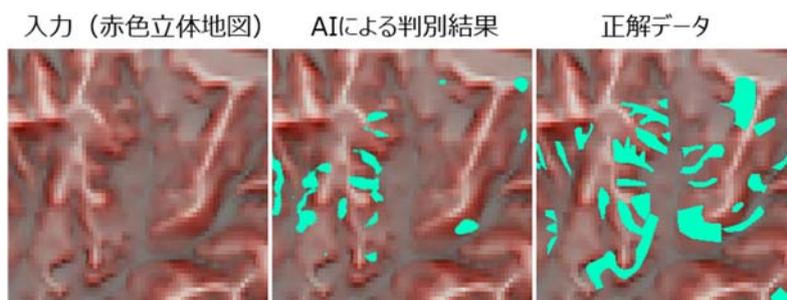


図 23 AI（ディープラーニング）による土砂災害危険箇所の抽出(過年度成果)

本年度は、土砂災害リスクの発生と伝搬を求める手法（10mDEMデータと土壌雨量指数データ）を検討した。図 24の左図は2017年7月の九州北部豪雨災害の流木発生域と地形から危険箇所を推定した結果である。図 24の右図は、新アルゴリズムによって土壌雨量指数を考慮し、土砂災害のリスク分布を示した図である。新アルゴリズムでは、地形のみで危険箇所を推定した結果よりも土砂災害危険箇所をより広く抽出できることを明らかにし、土壌雨量指数の時間変化と土砂災害警戒情報発表基準値とを用いて事前アラート期間（発信の開始と終了日時）を特定する一定の見通しを得た。

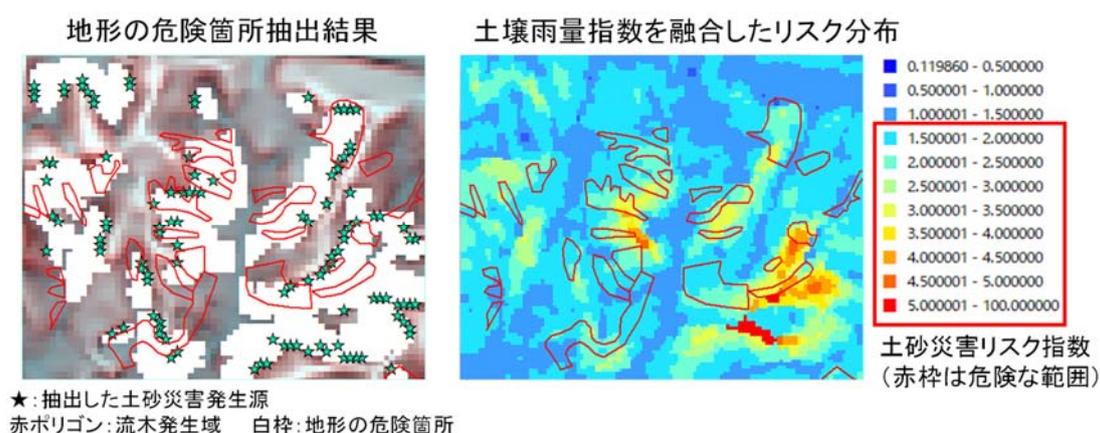


図 24 新アルゴリズムで抽出した同一箇所の土砂災害リスク分布

3) アラート発信要件の検討

非日常事象(スタック・立ち往生)の発生危険性を事前にアラートする場合の要件について検討を行った。本研究では、冬季道路交通における道路管理者を支援し、車両立ち往生やスタックといった冬季道路交通における異常事象が社会に与える影響を小さくすること(道路ネットワーク機能への影響の最小化)を目的と考えている。この目的の達成のために、以下の2つの方針に沿った手法の開発を目指している。

方針①：異常事象の発生を未然に防ぎ、異常事象の発生を減少させる(予防的な対応)

方針②：異常事象の発生を早期に発見し、早期に対処することで、異常事象が交通に与える影響

図 25に示すとおり国土交通省は予防的な通行規制及び集中除雪のタイミングのイメージを公表している。本研究ではこの図に示す除雪能力の強化、通行止めの判断、立ち往生の発生をサポートできるタイミングでアラート発信を行う。そのため、本研究によるアラートの発信対象は道路管理者(除雪能力の強化や通行止めの判断を行う管理者)とする。アラートの発信は異常事象の発生危険性が高い状況及び既に異常事象が既に発生している可能性が高い状況を示す2段階で発信する。

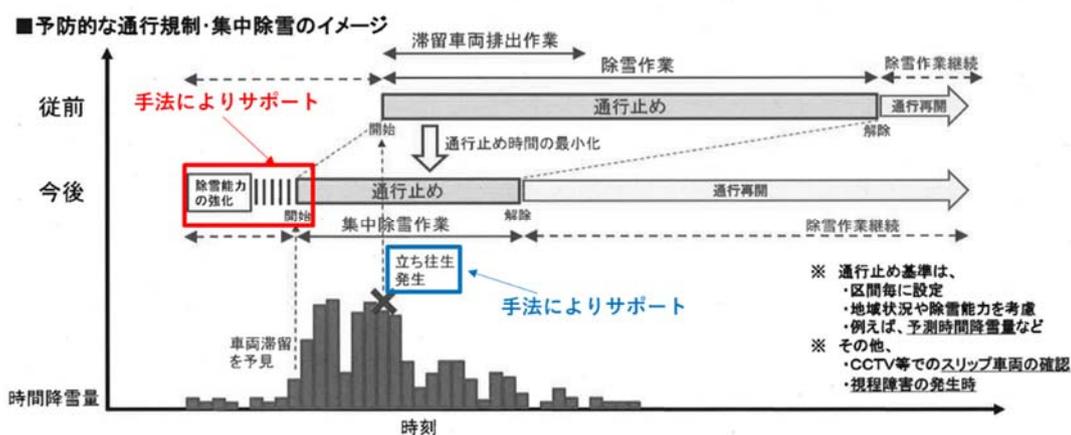


図 25 道路管理者による予防的通行規制・集中除雪と提案手法のサポートタイミングの関係

また、道路管理者へのヒアリング等を行い、以下の手法の必要要件を整理した。

① 誤発報が少ない手法

道路管理の人員は限られており、特に地方自治体等は技術者が少ないため、誤発報が多発すると、業務の効率を下げることとなり、不確実な情報でむやみに発報するモデルは望ましくない。特に一般道の場合、道路の路面の状態以外の要素が自動車の走行速度に表れる場面(信号、沿道施設、路上駐車等)が多々存在するため、これまでの道路管理のように道路区間の平均的な速度をモニタリングし、その速度の低下を異常と判定すると、誤発報が多発する。提案手法は、誤発報が少なく、適切なタイミングで、正確にアラートできる必要がある。

② 異常事象が発生する前に危険性が評価できる手法

提案手法は、異常事象が発生する前に、道路管理者への対応を促す必要があるため、リアルタイムに異常事象が発生する前にその危険性を評価できる必要がある。

国土交通省が公表する降雪時を想定したタイムラインによると、大雪に関する気象情報を得て(異常事象の発生発生の1日前)から警戒態勢が布かれ、優先区間への除雪車の配置が行われる。異常事象の発生半日前から数時間前には、通行止めの予想される路線、区間の発表、凍結防止剤の散布が行われる。異常事象の発生する前に、リアルタイムにその発生危険性を評価出来れば、道路管理者の降雪時の道路管理に関する各判断に貢献出来る。

③事象発生後に早期に発見できる手法

異常事象の発生後は、被害情報を収集し、関係機関と情報共有を行い、道路利用者に被害情報の提供を行う必要がある。一刻を争う判断が必要となるため、事象発生直後に出来る限り、早期に異常を発見できる必要である。

④転用性が高い手法

近年の異常気象により、雪の降り方が変わっており、降雪がどこで発生するか、異常事象がどこで発生するか予測することは困難である。そのため、地域や道路が異なっても、異常事象の発生危険性を評価できる必要がある。

(4) リアルタイム可視化システムの検討

1) 非日常の発見・アラート発信アルゴリズムのリアルタイム可視化システムへの導入

非日常の発見手法及び事前のアラート発信の研究成果を踏まえ、それらの手法をリアルタイム可視化システムに導入するための検討を行う。

本研究で構築する非日常の発見手法及び事前のアラート発信手法は、エリア単位やメッシュ単位で指標の構築を行っている。そのため、リアルタイム可視化システムに生成した指標を導入、可視化するために、現状、収集整理を行っている各種データ(気象、地形、プローブデータ)をメッシュ単位で整理を行い、サーバ上に保管した。

また、システム全体コンセプトを、アラート察知により管理者の自発的な事実検証・意思決定・次業務の遂行をサポートするシステムと位置づけ、利用ターゲットを①自治体;アラート情報によって異常事象の気づきを与える、②道路維持管理出張所;正しい情報をシステムにアップデートし管理者の事実確認(アラート内容の検証)を支援するシステムとし、業務支援システムとしての必要機能、画面レイアウトの構成を検討した。

検討を踏まえ、アラート表示をデフォルトに設定し、アラート生成時に警告音の再生、印刷機能等の実装を行った。各種設定メニューはスライド表示やポップアップ表示とし、画面全体に地図を表示可能な仕様とした。図 26に改良したリアルタイム可視化システムの画面例を示す。

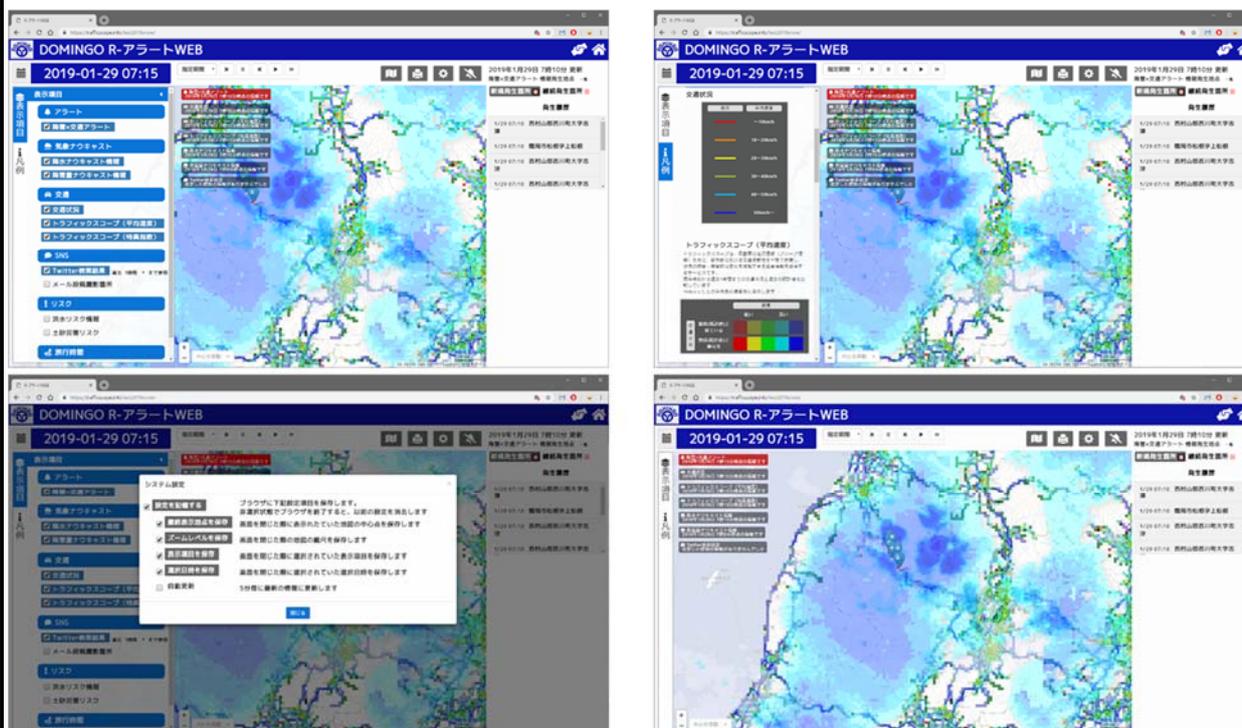


図 26 リアルタイム可視化システムの UI/UX 改良

プローブデータについて、リンクデータとして配信されるプローブデータの可視化、メッシュ集計化ロジックを追加した。メッシュ集計にあたっては、リンク⇄方向別メッシュ変換DBを整備し、リンク進行方向で8方位別（北、北東、東、南東、南、南西、西、北西）の集計、全方位の集計、道路種別（高速・都市高速・国道/主要道・その他）毎の集計を行った。

さらに、ストレージ逼迫に伴いサーバの増強を行い、可視化処理、統計処理、アラート生成等、WEBサーバ等、機能ごとにVMを構築し計算能力の向上を図った。

2) リアルタイム可視化システムの試験的運用の実施

過年度に引き続き、道路管理者に対してシステムの試験的運用を行い、ヒアリング、アンケート等によりシステムの改良点等の意見を収集する。

前節で開発したリアルタイムモニタリングシステムについて、下記の日時およびエリアを対象に試験的運用を実施予定である。

【試験的運用の対象エリア・日時】

東北地方（東北6県）：2020年1月15日～3月15日（2か月）

神奈川県：同上

福井県：2020年2月15日～3月15日（1か月）

(5) 成果の発信と情報収集

国内外の学会への参加等により、本委託研究を遂行するにあたり必要な情報について収集を行った。具体的には、以下の学会、セミナー等に参加し情報収集を行っている。

①パリ・ルネ・デカルト大学にて、日本・フランスの交通研究者による合同セミナー「French-Japanese Seminar on Simulation of On-Ground Mobility in Critical Situation: Cognitive Models and Computerized Modeling」に参加し、研究成果について議論を実施した。

②17回 ITS シンポジウム 2019 に研究成果を発表するとともに聴講し、情報収集を実施した。

③第60回土木計画学研究発表会・秋大会へ参加し、情報収集を実施した。

<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>

本研究プロジェクトは、過年度と同様に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、本年度はフランスの交通心理学分野の研究者とも連携し、異常事象発生時の交通心理学の視点についても意見交換を行っている。

また、検討を進めている各手法については、東北地方整備局や福井河川国道事務所等にヒアリングを行い、手法のニーズや課題を把握しながら手法の改良検討を進めている。リアルタイムモニタリングシステムについても同様に試用に向けて道路管理者等と連携、準備を行っており、実務に利用可能なシステムへの改良を進めている。

⑦研究成果の発表状況

(本研究から得られた研究成果について、学術誌等に発表した論文及び国際会議、学会等における発表等があれば記入。)

- 1) 川崎洋輔, 梅田祥吾, 桑原雅夫: 機械学習による西日本豪雨時の商用車の迂回の検出および迂回原因の分析, 土木学会論文集 B1, Vol. 75, No. 1, pp.143-154, 2019.
- 2) 吉井稔雄, 坪田隆宏, Stephanie GITURU, 白柳洋俊: CBD 街路網を対象とした MFD の形状分析, 第 59 回土木計画学研究発表会 (土木計画学研究・講演集 (CD-ROM) ,Vol.59), 名古屋, 2019 年 6 月.
- 3) Stephanie Wanjiku GITURU, Toshio YOSHII, Takahiro TSUBOTA, Hirotooshi SHIRAYANAGI: A Study on the Characteristics of MFD determined by Probe Data, The 13th International Conference of Eastern Asia Society for Transportation Studies, Colombo, Sri Lanka, September 9-12, 2019
- 4) 小宮粹史, 堀口良太, 高橋浩司, 川崎洋輔, 梅田祥吾, 桑原雅夫: 災害時交通異常事象の検出と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, 第17回ITSシンポジウム2019, 2019.
- 5) 中村奨, 小野晋太郎, 川崎洋: セマンティック情報に基づく複数ドメイン画像変換, 第22回画像の認識・理解シンポジウム (MIRU), 2019.7
- 6) Sho Nakamura, Shintaro Ono, Hiroshi Kawasaki: Flooded Road Detection from Driving Recorder: Training Deep Net for rare Event using GANs Semantic Information, International Journal of ITS Research, 2020.1
- 7) Trung-Nghia Le, Sugimoto Akihiro, Shintaro Ono, Hiroshi Kawasaki, "Toward Interactive Self-Annotation For Video Object Bounding Box: Recurrent Self-Learning And Hierarchical Annotation Based Framework", IEEE Winter Conf. on Application of Computer Vision, 2020.3

⑧研究成果の活用方策

(1) 非日常の発見手法の構築

1) プローブデータを活用した非日常発見手法の構築

① プローブ車両データを用いた大規模災害時の通行不能箇所の発見

本手法による抽出結果を、CCTV や通れたマップ、本研究で構築するリアルタイムモニタリングシステムといった、既存のシステムと組み合わせて活用することでより大きな効果を発揮し、道路管理実務に活用することが出来る。

② 道路交通の広域的な異常事象の発見手法

本研究の成果により、広域道路ネットワークにおける異常事象の発見が可能となった後には、CNN モデルなどを用いて異常事象の発現を事前に予測する手法を開発する。同予測手法が開発された後には、適切な交通制御を実施することで、東日本大震災発災直後に東京で発生した Gridlock 現象等に見られる交通麻痺現象を回避することが可能になると考えられる。

2) ドラレコ画像による非日常抽出手法の構築

① ドラレコ画像による道路冠水および事故等の検出

静的非日常事象の検出（冠水）については、積雪・凍結や道路損傷の発見へ展開することを検討する。動的非日常事象の検出（事故）については、事故時の分析することで運転を振り返り、一般ドライバーや職業ドライバーの安全運転向上に役立てられると考えられる。また、動的な事故の発見手法は、突発的な渋滞を発見できる可能性があり、また事故と渋滞の早期に発見することが出来ることで道路管理者の迅速な対応が可能になる。

② ドラレコ画像による落下物の検出手法の開発

本研究は、公共バス会社や一般車両に装着されるドライブレコーダー映像をリアルタイムに処理し、落下物など道路上の異常事象を検出するシステムとして活用することを想定している。本研究で開発する要素技術に加えて、ドライブレコーダー映像を恒常的に収集する仕組みについて並行して検討することで本研究の成果を拡大することが出来ると考えられる。

(2) 非日常の事前アラート発信機能の構築・改良検討

1) 状態空間モデルを用いたスタック・立ち往生発生危険性のアラート手法

本研究の成果を用いることにより道路管理者は従来の監視エリアを拡大でき、予防的な対応が取れることで「道路ネットワーク全体として大規模な車両滞留の抑制と通行止め時間の最小化」に貢献出来る。また、提案手法によって評価した異常事象の危険性を分析することで、除雪、融雪、凍結防止等の対策評価、潜在的危険箇所の把握、物流業者等の道路利用者への情報提供、道路管理モニタリング映像の切り替え(気づき)等に対して活用出来ると考えている。また、モデルの改良を進めることで将来的には、近未来の予測により、国および自治体の道路管理者を支援出来る可能性上がある。

2) 土砂災害危険性の事前アラート手法構築・改良検討

土砂災害の事前アラートは、道路管理者・警察・自治体・地域住民・企業などに対して、防災対策・被災回避・減災対策を促し地域の安全安心を高めるため、「リアルタイム可視化システム」や既存の災害情報システム・災害情報提供サービス(レスキューナビ等)の利用を促進できる可能性がある。

⑨特記事項

(1) 非日常の発見手法の構築

1) プローブデータを活用した非日常の発見手法の構築

① プローブ車両データを用いた大規模災害時の通行不能箇所発見

災害時の交通障害を迅速に把握できる手法として、平常時の車両挙動(速度と進行角度)を学習し、災害時の車両挙動との違いに着目した交通障害検出手法を提案した。現状では道路管理者が交通障害を検出する手段は十分ではなく、簡便な方法で障害発生の可能性が高い箇所を示すことができる点は大きな貢献であると考えられる。

② 道路交通の広域的な異常事象の発見手法

本研究により、都心部一般道路ネットワークにおける MFD の形状に関する知見が獲得された。今後は、MFD を活用した交通マネジメント手法の構築に向けて、CNN モデルなどを用いて異常事象の発現を事前に予測する手法の開発を行う。

(2) 非日常の事前アラート発信機能の構築・改良検討

1) スタック・立ち往生発生危険性の事前アラート手法構築

本研究では冬季道路交通における異常事象の発生危険性を評価しているが、既往研究は事故や故障車等の突発事象の早期検知を目的としており、本研究とは目的、検知対象とする事象、適用対象が既往研究とは異なる。これまで研究対象とされなかった冬季道路交通における異常事象の発生危険性に着目し、その評価を従来にない新たな枠組みを提案している。また、提案手法を、61の実事例、約3,700区間という膨大なデータに適用し、検証を行っている点に新規性と有用性がある。

更に、提案手法は、観測量として、時間あたりに区間を通過するプローブ車両速度の85パーセンタイル値を用いるという点、さらに、状態空間モデルを用いて道路の走行性能を推定するという2つの工夫によって、観測値を確定的に扱うよりも大幅に誤発報を減らすことができることを明らかにした。

2) 土砂災害危険性の事前アラート手法構築・改良検討

1年目のディープラーニングを用いた手法(流木発生域を教師データとし地形の赤色立体地図画像から土砂災害危険箇所を抽出する手法)では教師データより狭い範囲の抽出となったが、2年目に考案した土砂災害リスク発生と伝搬を求める手法(10mDEMデータと土壌雨量指数データ)ではより広い範囲と事前アラート期間の抽出を行う新アルゴリズムに一定の見通しを得ることが出来た。

(3) 研究成果の見通しや進捗の達成度に関する自己評価

前述したとおり、本年度は、過年度に引き続き過去の災害、観光・イベント時の移動体データ(プローブ、ドラレコ等)と気象、地形データ等の必要データを収集するとともに、過年度に検討を開始した「非日常の発見手法」、「非日常の事前アラート発信手法」について構築し、それぞれの手法についてその精度検証を実施することが出来ている。「リアルタイム可視化システム」については、継続的に道路管理者と連携し、個別の要素技術を導入する準備を進めつつも、試験的な運用によりシステムの改良の見通しが立っていることから、計画通り研究は進捗し、現時点での目的を十分に達成していると考えられる。