

プローブ車両データを用いた冬季道路交通 における異常事象の発生危険性評価

梅田 祥吾¹・川崎 洋輔²・桑原 雅夫³・飯星 明⁴

¹正会員 東北大学大学院 情報科学研究科 研究員 (〒980-8579 宮城県仙台市青葉区荒巻字青葉6-6-06)

E-mail: umeda@plan.civil.tohoku.ac.jp

²正会員 東北大学大学院 情報科学研究科 助教 (〒980-8579 宮城県仙台市青葉区荒巻字青葉6-6-06)

E-mail: kawasaki-y@plan.civil.tohoku.ac.jp

³正会員 東北大学大学院 情報科学研究科 教授 (〒980-8579 宮城県仙台市青葉区荒巻字青葉6-6-06)

E-mail: kuwahara@plan.civil.tohoku.ac.jp

⁴正会員 本田技研工業株式会社 (〒351-0114 埼玉県和光市本町8-1)

E-mail: akira_jihoshi@hm.honda.co.jp

本研究は、冬季道路交通における異常事象(立ち往生やスタック)が交通流に与える影響を小さくすることを目的として、プローブ車両データと気象データを用いて、異常事象の発生危険性を評価する手法を提案するものである。近年、大雪による車両立ち往生の影響で、道路交通ネットワークが長期間に渡って麻痺し、社会的に大きな影響を与えている。提案手法は、異常事象が発生する前にその危険性をアラート発信することが出来るため道路管理者の予防的な対応、早期対応をサポートできる。具体的には、過去に発揮された道路の性能とリアルタイムの道路の性能を状態空間モデルで推定し、その乖離程度を分析することで、異常事象の発生危険性を評価する手法を構築した。提案手法を異常事象発生時の実データ(61 事例:約 3,700 区間)に適用した結果、多くの場面で異常事象が発生する前にその危険性が高かったことを評価することが出来た。

Key Words: probe data, state space model, risk evaluation, time series data, heavy snowfall

1. はじめに

我が国では、近年非常に強い降雪が、集中的かつ継続的に発生している。その降雪の影響により道路交通ネットワークが長期間に渡って麻痺し、社会的に大きな影響を与えている。2018年1月には、関東地方を中心に大雪に見舞われ、転倒や車のスリップ事故が相次いだ。この時、首都高速道路では複数箇所で大規模な立ち往生が発生し、計約 230km に及ぶ 20 路線で本線通行止めを行い、全ての通行止めが解除されるまでに、97 時間を要した。また、同年2月には北陸地方で大雪が発生し、福井県の国道8号線では、3日間にわたり約 1,500 台の車両が立ち往生した。さらに、2019年1月にも山形県の国道47号で 200 台を超える車両が立ち往生し、通行規制の解除まで長時間を要した。

これらの、甚大な被害を受けて、国土交通省は、大雪時に交通渋滞や立ち往生を起こさないようにするために、高速道路や国道を早めに通行規制する「予防的通行止

め」¹⁾の導入を進めている。以上に示したとおり、冬季道路交通における異常事象の発生危険性を適切に評価することの重要性は一層高まっている。冬季の道路交通における異常事象の発生危険性を適切に評価することが出来れば、道路管理者の迅速な判断、対応を促すことができ、予防的通行止めや集中的な除雪、異常事象発生後の迅速な救助、復旧に貢献できる。

従来の冬季道路交通における通行規制や除雪の判断は、過去の立ち往生実績や天気予報、CCTV や車両感知器といった一部の固定センサーデータを基にした道路管理者の経験に頼っており、動的に変化する交通状況や道路状況を加味した客観的な指標を持っていなかった。これら従来の方法は、監視範囲や監視時間に制約があり、特に一般道は高速道路と比較して、監視延長が長く、不可視区間が存在すること、車両の行動が複雑であること、固定センサーの維持コストが膨大になることなど課題が多い。

そこで、本研究では、近年データ数が増加し、広範か

つ常時データの収集が可能なプローブデータに着目し、一般道ネットワークを対象に、冬季道路交通における異常事象の発生危険性を動的かつ定量的に評価できる手法の構築を目的とする。

本論文の構成は以下のとおりである。まず第2章では、冬季の天候が道路交通に与える影響に関する研究、道路交通異常事象発生時の推定や検知に関する研究についてレビューし、本研究の位置づけと貢献について整理する。第3章では、異常事象の発生危険性評価手法のコンセプト、具体的な計算手順について整理する。第4章では、第3章で提案した手法を規模や地域の異なる複数の実事象発生時のデータ(61事例:3,721区間)に適用し、手法の検証を行い、複数のモデル候補について評価・選択を行う。第5章では、社会的に大きな影響を与えた2つの実災害事例に着目し、提案手法による評価結果の詳細を確認する。最後に第6章は、本論文の結論であり、得られた結果を整理し、今後の課題について述べる。

2. 本研究の位置付けと既往研究について

本研究の関連研究として、冬季の天候が道路交通に与える影響に関する研究、道路交通異常事象の発生をデータから検知、推定する既往研究をレビューし、本研究の位置付けについて整理した。

(1) 冬季の天候が道路交通に与える影響に関する研究

冬季の天候が道路交通に与える影響を評価に関する研究は数多く実施されている。Lu²⁾らは、積雪時においては、飽和交通流率が20%程度低下し、自由流速度が17%程度低くなることを調査し、交通シミュレーション(VISSIM)を使用して積雪時等の悪天候下における信号制御方法を検討している。伊藤ら³⁾は積雪時の信号交差点の交通容量の変化について分析し、冬季積雪時の信号の交通容量は、乾燥路面に対して、概ね2割以上の低下が生じることを明らかにしている。また、同様の路面状態であれば、道路種別による差異は軽微であると述べている。

Datlaら⁴⁾は、高速道路の交通量変動に対する気象(冬季の気温と積雪量)影響の定量化を行い、冬季期間の交通量データから年間平均日別交通量を推定するモデルを提案している。また、冬季の気温と積雪量が交通量に与える影響は、曜日、時間帯、気象の厳しさによって異なることを示した。谷村ら⁵⁾は、札幌市において、プローブカーデータから得られる道路交通情報及び降雪量や積雪量などの気象データを収集し、これらのデータを重回帰分析することで、気象条件の変化に伴う道路交通速度の変動を推定するモデル式を作成し、札幌市内の実道路

上において、雪道の速度低下を推定できることを示した。Heqimiら⁶⁾は高速道路ネットワークを対象にクリギング法を用いて、積雪時などの悪天候下において、事故が発生しやすい区間の特定を試みている。

また、丹治らは⁷⁾2014年2月に発生した山梨豪雪時の降雪経過と交通障害状況をメッシュ別に分析している。豪雪災害時は、平均速度が20km/hを下回るメッシュが急激に増し、プローブデータの空白域が広がることを明らかにした。しかし、それらの原因が単なる交通量低下なのか、大雪による通行不能状態なのかの区別がつかないことを課題として挙げている。

(2) 道路交通異常事象発生時の検知・推定に関する研究

センシングデータを用いて、道路交通異常事象の発生を検知もしくは、その状況の推定を目的とする研究は、数多く実施されている。本研究と同じようにプローブデータに着目し、その集計量を用いた例としては、Horiguchiら⁸⁾の研究がある。Horiguchiらは、1km四方のエリア内のプローブ車両の存在台数とフローとの関係を推定し、観測値との乖離により非日常的な混雑状況を持つメッシュを検出する手法を提案している。または牛木ら⁹⁾やLi and McDonal¹⁰⁾は、旅行時間の空間的変化と突発的なボトルネックの直下流のプローブ通過台数の時間的変化により異常事象の検出を行う手法を提案している。

プローブ車両の1台1台のデータを用いた例としては、Pettyら¹¹⁾Asakuraら¹²⁾の研究がある。Pettyらは異常事象発生箇所を低速走行した車両はボトルネック通過後、自由流速度まで加速する特性を利用して、事故の発生箇所を検出する手法を提案し、Asakuraらは、高速道路上において、車両軌跡の変曲点間をつないだ衝撃波面に着目し、交通障害発生時の時間と場所を推定する手法を提案している。Caiら¹³⁾の一般道の交通障害発生時に交差点の進入区間で生じるふらつきや車線逸脱を異常と定義し、プローブの異常挙動を検出する手法等を提案している。

車両感知器データを使用した例としては、Salamanisら¹⁴⁾の高速道路車両感知器データを活用し、機械学習(k-近傍法およびサポートベクトル回帰アルゴリズム)と時系列モデルの両方を用いて交通予測モデルを構築した例や野村ら¹⁵⁾によってベイジアンネットワークを用いた突発事象検知モデルを構築、首都高の5路線に適用した例がある。交通量やオキュパンシー、車線別の速度差等の統計量について、平常時と交通障害発生時の差異を分析した例としてはCullipら¹⁶⁾やKawasakiら¹⁷⁾がある。

その他道路交通異常事象以外を対象にしたエリア単位の異常検知の例としては、神谷ら¹⁸⁾によるメッシュ人口時系列データの潜在状態数を推定可能な隠れマルコフモデルを援用した異常検知手法が提案されている。

(3) 本研究の位置付け

既往研究のレビュー結果を踏まえて、本研究の位置付けについて整理する。

- ・プローブデータと気象データを活用して、冬季道路交通における異常事象発生前後の状況を定量的に分析している点に新規性がある。
- ・本研究は、発生頻度が少なく、発生過程が複雑な一般道路の冬季異常事象に着目し、その危険性の評価を試みている点に新規性がある。
- ・提案手法を、膨大な実データ(61 事例, 約 3,700 区間)に適用し、客観的な事実との突き合わせによって手法の妥当性を評価している点に新規性と有用性がある。
- ・提案手法は、欠測が多い時間、区間においても適用可能であり、観測値とモデルの両方に確率的な誤差を仮定することで、誤発報と見逃しを減らすことができることから有用性が高い。

3. 冬季道路交通における異常事象発生危険性評価方法の提案

本章では、本研究の対象について定義し、提案手法のコンセプト、計算フロー等の詳細を整理する。

(1) 研究対象の定義

a) 本研究における異常事象

本研究における異常事象とは降雪・凍結といった冬季の気象条件の影響により、道路の走行性能が大幅に低下し、車両の性能が十分に発揮できないために進行不能となり、道路交通に悪影響を及ぼす事象と定義する。

なお、道路車線外(駐車場や路肩等)で発生するスタックなどといった交通流への影響が軽微である事象については、本研究における異常事象の危険性評価の対象外とする。

b) 道路の走行性能の定義

本研究における道路の走行性能とは、ある道路区間・時間帯において、交通条件によらず(車両密度、信号、交差点、沿道出入り、路上駐車の影響を受けない状況下)に一般的なドライバーが安全に走行できる上限速度と定義する。この道路の走行性能は、道路の状態を運転者が認識することで、自動車の走行速度に表れる。

本論文では、この道路の走行性能を観測するセンサーとしてプローブ車両の速度に着目する。

(2) 手法のコンセプト

ここでは、前述した研究対象と道路の走行性能との関係を踏まえた、提案手法のコンセプトについて述べる。

まず、冬季の道路交通における異常事象は、気象条件、ドライバーのスキル、車両の性能、道路の性能が複雑に

絡み合って発生する事象であるため、現時点で、一般的に収集可能なデータでは、その発生を完全に予測することは困難である。ただし、異常事象が発生する前には、多くの場合、積雪や凍結の影響によって道路路面の状況が悪化し、道路の走行性能が低下すると考えられる。

そこで、本論文では、積雪や凍結の影響により道路の走行性能が一定程度低下した時、異常事象が発生しやすい状況であると考え、その状況の評価を試みる。具体的には、降雪がある、気温が低いなどの気象条件が悪い条件下において、図-1に示すように、プローブ車両データと状態空間モデルによりリアルタイムに推定する道路の走行性能が過去に発揮された道路の走行性能よりも大きく低下している場合に、道路路面の状態が悪く、異常事象がいつ発生してもおかしくない状況であるとする。リアルタイムに得られるプローブ車両の速度から見えない状態として、現在の道路の走行性能を状態空間モデルによって推定することが本研究のポイントである。

(3) 道路の走行性能推定に関する課題と対応

本研究で提案する手法はプローブ車両速度を用いて道路の走行性能をどのように推定するかが重要となる。プローブ車両速度を用いて道路の走行性能を推定する場合に課題が存在する。ここではその課題と対応について整理する。

本研究では、道路の走行性能を観測するセンサーとしてプローブ車両速度に着目するが、プローブ車両の速度

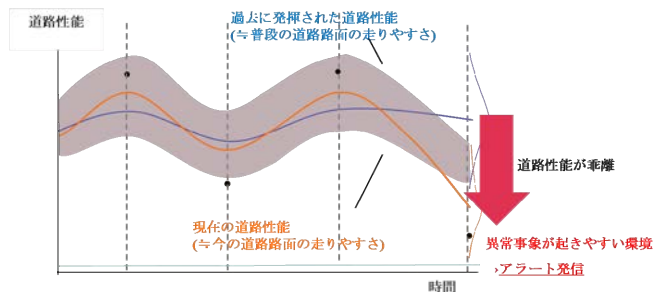


図-1 危険性評価のコンセプトイメージ

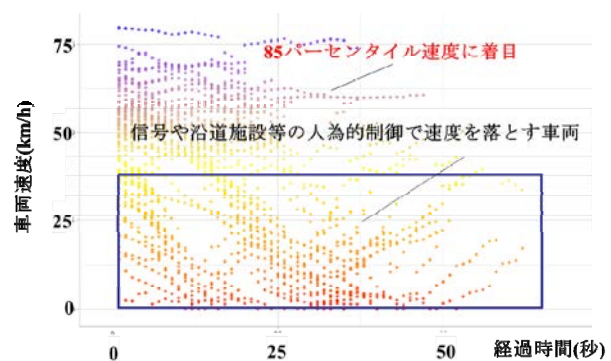


図-2 信号区間の速度プロファイルの例

は、明暗といった時間的な不確実性、道路状況や幾何構造といった空間的な不確実性、ドライバーや車両性能等の個体差による不確実性、その他のプローブ車両位置観測時のGPS誤差等の様々な不確実性が存在する。精度のよい手法を構築するためには出来るだけこの不確実性を考慮する必要がある。

そこで、本研究で提案する手法は、時間的な不確実性、空間的な不確実性を考慮するため、時間帯別、道路区間別に異常事象の発生危険性の評価を行う。その他の不確実性については、明確に分類、除外することが出来ないため、その影響でプローブの車両速度は確率的に分布すると考える。特に一般道の場合、図-2に示すように、人為的な制御(信号や沿道施設、路上駐車等)によって、道路路面の状況に関係なく速度を落とす車両が存在するため、単純に平均速度や個別車両速度の低下を評価すると誤発報、見逃しが多発するため、この人為的な制御の影響を除外することが重要となる。

そこで、本研究では、道路の走行性能の計測指標として単位時間あたりに評価区間を通過する車両の速度集合の85パーセンタイル値(以降は、単に85パーセンタイル速度)に着目する。85パーセンタイル速度に着目することで、人為的な制御の影響により速度を落とす車両の影響を軽減することが出来る。

(4) 85パーセンタイル速度に関する課題と対応

前述したように85パーセンタイル速度に着目することで、人為的な制御により速度を落とす車両の影響を軽減することが出来るが、以下に示す2つの課題が残る。ここではその課題と対応について整理を行う。

一つ目の課題はノイズの存在である。本来、プローブ車両速度は、道路の走行性能を計測するためのデータではないためノイズ(サンプル不足による85パーセンタイル速度の算出誤差、GPS誤差等)を含む。これらのノイズが手法の精度が低下させる。

二つ目の課題は、欠測値である。近年、プローブ搭載車両は増加しているが、多い地域でも全車両に対して10%程度であり、場所や時間帯によっては、1台も通過しないという状況が少なくない。集計する時間間隔内にプローブ車両が通過しない場合、その時間帯のデータは欠測となる。通常、欠測値は、平均値などで補間したり、線形補間した後、欠測値がないものとみなして統計解析を行うが、このような処理はモデルを歪曲したり、解析結果に大きな偏りをもたらす危険性がある。

上記の課題への対応として、状態空間モデル¹⁹⁾の枠組みを援用する。状態空間モデルは観測値とモデルの両方に確率的なノイズの存在を仮定する。また、欠測値を未観測の確率変数として、自然に扱うことができ、欠測値に対する予測及び予測区間を与えて補間することが出来

る。欠測値を含むデータに対しても厳密な尤度計算が可能で、最尤推定によってパラメータを決定することが出来る。

(5) 状態空間モデルについて

a) 概要

ここでは、前述した状態空間モデルについて整理する。状態空間モデルは、汎用性が高く、幅広い分野で活用されているモデルである。

状態空間モデルは、観測できない状態の時系列遷移を規定するシステムモデルと各々の状態から観測値が出力される過程を記述する観測モデルという2つの方程式で表現され、観測値とモデルの両方が確率的なノイズを持つという仮定を置く確率モデルである。

本研究では、システムモデル、観測モデルがともに線形関数でノイズがガウス分布を仮定する線形ガウス状態空間モデルを用いる。線形ガウス状態空間モデルは、動的線形モデル(linear dynamical system)とも呼ばれ、一般的な線形回帰分析の回帰係数と切片が時間変化することを許容するモデルである²⁰⁾。線形ガウス状態空間モデルは、逐次的かつ効率的に計算可能なカルマンフィルタアルゴリズム²¹⁾が適用できる。線形ガウス状態空間モデルの一般形は、式(1)、式(2)で表現できる。

システムモデル：

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{F}_t \mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{G}_t \mathbf{v}_t, \quad \mathbf{v}_t \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{Q}_t) \quad (1)$$

観測モデル：

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{H}_t \mathbf{x}_t + \mathbf{w}_t, \quad \mathbf{w}_t \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_t) \quad (2)$$

\mathbf{x}_t : 状態ベクトル

\mathbf{v}_t : システムノイズ

\mathbf{y}_t : 直接観測可能な時系列データ

\mathbf{w}_t : 観測ノイズ

\mathbf{F}_t : 状態推移行列

\mathbf{G}_t : 係数行列

\mathbf{H}_t : 観測行列

\mathbf{Q}_t : システムノイズの分散共分散行列

\mathbf{R}_t : 観測ノイズの分散共分散行列

b) カルマンフィルタ

線形ガウス状態空間モデルの逐次状態推定手法として、カルマンフィルタアルゴリズムがある。本論文では、カルマンフィルタアルゴリズムを用いてリアルタイムの道路の走行性能を見えない状態として推定する。カルマンフィルタアルゴリズムでは、各時点に対する1期先予測とその予測誤差分散行列及びフィルタリング値とその推

定誤差分散行列を交互に求めていくアルゴリズムである。カルマンフィルタについては、既往の手法であるため本文では割愛し、付録に整理する。

(6) 提案手法の計算手順

本論文で提案する冬季道路交通における異常事象の発生危険性の評価手法の具体的な計算手順について説明する。

提案手法は、過去に発揮された道路の性能とリアルタイムの道路の走行性能の乖離度合いから冬季道路交通における異常事象の発生危険性を評価する。異常事象がいつ起きてもおかしくない状況と既に異常事象が起きている可能性の高い状況といった2つの状況とその程度を一つの枠組みで評価する。

本論文の提案手法は、大きく4つのステップに分かれる。まず、STEP1として、異常事象の発生危険性を評価するための初期設定を行う。具体的には、過去の期間の期間設定や、評価を行うタイムステップ、空間分解能の設定である。

次にSTEP2として、過去に発揮された道路の走行性能を推定する。過去のデータは、データ期間を増やすことでサンプル数を増やすことが出来るため、観測値のみで道路の走行性能が推定できるとする。

STEP3として、状態空間モデルを用いてリアルタイムの道路の走行性能を推定する。リアルタイムに道路の走行性能を推定する際は、サンプルが少ない場合が多々存在すると考えられるため、道路の走行性能を説明する状態成分は見えない状態として仮定し、状態空間モデルによって状態推定を行う。

STEP4は、STEP2で推定する過去に発揮された道路の走行性能とSTEP3で推定するリアルタイムの走行性能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う。乖離程度の判定は、異常事象がいつ起きてもおかしくない状況と既に異常事象が起きている可能性の高い状況といった2つのレベルに分けて評価をおこなう。各STEPの詳細は以降に整理する。

なお、本論文では、観測変数は、 \bullet で表し、過去の期間の変数は \bullet^* で表す。状態推定手法であるカルマンフィルタでは、下付き添え字 $t|j$ で、縦バー“|”の左側は状態ベクトルの時点に対応し、時点 t の状態ベクトルであることを指す。一方、バーの右側の j は条件となる所与のデータ $Y_{1,j}$ の j である。 $j=t-1$ の場合が1期先予測、 $j=t$ の場合がフィルタと対応する。

STEP1:初期設定

①パラメータ推定期間の設定

過去に発揮された道路の走行性能を推定及び状態空間モデルのパラメータ推定のための期間を設定する。この

期間は、直近の数年度程度の積雪が観測された日も観測されない日も全て含んだ期間を設定する。

②時空間分解能の設定

提案手法により異常事象の発生危険性の評価を実施する時間分解能、空間分解能を設定する。本論文では、計算負荷が大きいマップマッチング処理は行わずに気象データの最小解像度を考慮し、地域4次メッシュ(500m四方メッシュ)単位で集計を行う。また、気象に関するデータ更新に合わせて、異常事象の発生危険性評価の時間分解能は1時間と設定する。

STEP2:過去の道路の走行性能の推定方法

①前処理(データ抽出)

STEP1で設定したデータ期間及び時間分解能、空間分解能で対象区間を通過したプローブ車両データを抽出する。この時、評価を実施する方向のデータを抽出する。

②区間別の個別車両の通過速度の算出

ここで、評価区間を通過するプローブ車両のインデックスを $k = \{1, 2, \dots, J\}$ とおき、1日の時間帯を $t = \{0, 1, \dots, 23\}$ で表す。また、分析対象日数は $d = \{1, 2, \dots, N\}$ とおく。

ある日 d の時間帯 t に、評価区間を J 台のプローブ車両が通過するとき、個別プローブ車両 k の区間通過速度 $\hat{v}_{k,t,d}^*$ とおく。また、時間帯 t に評価区間を通過する J 台のプローブ車両通過速度 $\hat{v}_{k,t,d}^*$ の集合 $\hat{V}_{t,d}^*$ を式(3)のとおり定義する。

$$\hat{V}_{t,d}^* \equiv \{\hat{v}_{1,t,d}^*, \hat{v}_{2,t,d}^*, \dots, \hat{v}_{J,t,d}^*\} \quad (3)$$

③時間帯別の道路の走行性能の推定

通過速度集合 $\hat{V}_{t,d}^*$ の85パーセンタイル速度を $PT\hat{v}_{t,d}^*$ とおき、この速度 $PT\hat{v}_{t,d}^*$ が過去に発揮された道路の走行性能と考える。

④過去の時間帯別の道路の走行性能分布の推定

過去の日別時間帯別の85パーセンタイル速度 $PT\hat{v}_{t,d}^*$ の集合を式(4)で定義する。85パーセンタイル速度の集合 $PT\hat{V}_t^*$ は、正規分布で近似できると仮定し、 $PT\hat{V}_t^*$ の平均値 μ_t^* と分散 σ_t^{2*} を式(5)、式(6)のとおり算出する。よって、過去の時間帯 t の道路の走行性能 v_t^* の分布 $p(v_t^*)$ は式(7)で表すことが出来る。

$$PT\hat{V}_t^* \equiv \{PT\hat{v}_{t,1}^*, PT\hat{v}_{t,2}^*, \dots, PT\hat{v}_{t,N}^*\} \quad (4)$$

$$\mu_t^* = \frac{1}{N} \sum_{d=1}^N PT\hat{v}_{t,d}^* \quad (5)$$

$$\sigma_t^{2*} = \frac{1}{N} \sum_{d=1}^N \left(PT\hat{v}_{t,d}^* - \mu_t^* \right)^2 \quad (6)$$

$$p(v_t^*) \sim N(\mu_t^*, \sigma_t^{2*}) \quad (7)$$

STEP3:リアルタイムの道路の走行性能の推定方法

STEP3では、状態空間モデルを構築し、カルマンフィルタアルゴリズムによりリアルタイムの道路の走行性能を見えない状態として推定する。

①状態空間モデルの構築

過去の $PT\hat{v}_t^*$ の変動を考慮し、状態推定を行うための状態空間モデルを構築する。

②モデルパラメータの同定

線形ガウス状態空間モデルでは、ノイズの分散がモデルパラメータとなる。過去の $PT\hat{v}_t^*$ を用いて、最尤推定により、状態空間モデルのパラメータ(観測ノイズの分散、システムノイズの分散)を推定する。

③リアルタイムデータによる85パーセンタイル速度の算出

STEP2と同様にして、リアルタイムに収集されるプローブ車両データからSTEP1で設定した時空間分解能でプローブ車両データを抽出し、時点 t に区間を通過する個別プローブ車両 k の区間通過速度 $\hat{v}_{k,t,d}$ を算出する。

$\hat{v}_{k,t,d}$ の集合を $\hat{V}_{t,d}$ とおき、 $\hat{V}_{t,d}$ から85パーセンタイル速度 $PT\hat{v}_{t,d}$ を算出する。

④状態(リアルタイムの道路の走行性能分布)の推定

ここで、カルマンフィルタのフィルタリングに関する表記を簡潔にするため、時点 t を入力すると時間帯を返す関数を $\tau(t) \equiv (0, 1, \dots, 23)$ と定義する。

新たな観測値 $PT\hat{v}_t$ が得られる度に、カルマンフィルタにより、時点 t におけるリアルタイムの道路の走行性能の分布 $p(v_{t|t}|PT\hat{v}_{1:t})$ を推定する。

STEP4:異常事象の発生危険性評価

①異常事象の発生危険性評価(アラート発信)

STEP2で推定した過去の各時間帯の道路の走行性能 $p(v_{\tau(t)}^*)$ と、STEP3①で推定した時点 t におけるリアルタイムの道路の走行性能 $p(v_{t|t}|PT\hat{v}_{1:t})$ との乖離度合いを評価し、異常事象発生の危険性を評価する。

本研究では、式(8)のとおり、 $\mu_{t|t}$ が過去の分布の68%信頼区間($\approx 1\sigma$)の下限值($\mu_{\tau(t)}^* - z_{0.16}\sqrt{\sigma_{\tau(t)}^{2*}}$)を下回った場合に異常事象がいつ発生してもおかしくない状況(アラートレベル1)であるというアラートを発信し、過去の分布の95%信頼区間($\approx 2\sigma$)の下限值($\mu_{\tau(t)}^* - z_{0.025}\sqrt{\sigma_{\tau(t)}^{2*}}$)を下回っている場合は、既に異常事象が発生している可能

性の高い状況(アラートレベル2)をアラートする。ここで、 $z_{0.16}$ は、標準正規分布の上側16%点であり、 $z_{0.025}$ は、標準正規分布の上側2.5%点である。このアラートの閾値はハイパーパラメータである。

$$Alert_t = \begin{cases} 2(= anomaly), & \text{if } \left(\mu_{t|t} - \left(\mu_{\tau(t)}^* - z_{0.025}\sqrt{\sigma_{\tau(t)}^{2*}} \right) < 0 \right) \\ 1(= indication), & \text{if } \left(\mu_{t|t} - \left(\mu_{\tau(t)}^* - z_{0.16}\sqrt{\sigma_{\tau(t)}^{2*}} \right) < 0 \right) \\ 0(= normal), & \text{if } \left(\mu_{t|t} - \left(\mu_{\tau(t)}^* - z_{0.16}\sqrt{\sigma_{\tau(t)}^{2*}} \right) \geq 0 \right) \end{cases} \quad (8)$$

②アラートの確信度評価

①の閾値によりアラート発信を行うが、過去の道路の走行性能及びリアルタイムの道路の走行性能は分布を持つため、2つの確率分布 $p(x)$ 、 $q(x)$ が得られた場合に、その相違の度合いを表す指標Kullback-Leibler divergence²²⁾(以降、KL距離)をアラートの確信度とする。本論文では、過去の道路の走行性能及びリアルタイムの道路の走行性能のどちらもガウス分布を仮定しているため、KL距離は式(9)で計算できる。

過去の道路の走行性能の分布：

$$p(x) = p(v_{\tau(t)}^*) \sim N(\mu_{\tau(t)}^*, \sigma_{\tau(t)}^{2*})$$

リアルタイムの道路の走行性能の分布：

$$q(x) = p(v_{t|t}|PT\hat{v}_{1:t}) \sim N(\mu_{t|t}, \sigma_{t|t}^2)$$

$$KL(p \parallel q)_t = \ln\left(\frac{\sigma_{t|t}}{\sigma_{\tau(t)}^*}\right) + \frac{\sigma_{\tau(t)}^{2*} + (\mu_{\tau(t)}^* - \mu_{t|t})^2}{2\sigma_{t|t}^2} - \frac{1}{2} \quad (9)$$

ただし、KL距離は、式(10)に示すように過去の分布の68%信頼区間の下限値($\mu_{\tau(t)}^* - z_{0.16}\sqrt{\sigma_{\tau(t)}^{2*}}$)を閾値として、リアルタイムに推定するフィルタリング分布の期待値 $E(v_{t|t}|PT\hat{v}_{1:t})$ がそれぞれの閾値を下回った場合のみ計算を行う。

$$KL(p \parallel q)_t = \begin{cases} 0, & \text{if } \left(\mu_{t|t} - \left(\mu_{\tau(t)}^* - z_{0.16}\sqrt{\sigma_{\tau(t)}^{2*}} \right) > 0 \right), \\ \ln\left(\frac{\sigma_{t|t}}{\sigma_{\tau(t)}^*}\right) + \frac{\sigma_{\tau(t)}^{2*} + (\mu_{\tau(t)}^* - \mu_{t|t})^2}{2\sigma_{t|t}^2} - \frac{1}{2}, & \text{if } \left(\mu_{t|t} - \left(\mu_{\tau(t)}^* - z_{0.16}\sqrt{\sigma_{\tau(t)}^{2*}} \right) < 0 \right) \end{cases} \quad (10)$$

なお、本手法のSTEP1からSTEP3の③までは、過去の期間のデータを用いて、オフラインで事前実施しておくことが可能であり、STEP3の④以降はリアルタイムにデータを収集し、逐次的に計算を行う。

(7)本研究の状態空間モデルの設計

a) 基本的な考え方

本研究におけるリアルタイムの道路の走行性能を推定するための状態空間モデルの設計の考え方について整理する。時系列データを説明するモデル構造を定める際には、より単純な構造を組み合わせることで一般的であり、これを時系列データの成分分解と呼ぶ²³⁾。基本的な状態成分として「レベル成分、傾き成分、周期成分、

回帰成分」が認識されている。状態空間モデルでもこの基本的な考え方は同じであり、本研究でもこれらの組み合わせによりリアルタイムの道路の走行性能を推定するためのモデル構築を行う。

b) モデル構築

モデルは以下の前提で構築する。

- 道路管理実務での汎用性を踏まえ、各区間毎に1つのモデル構造を選択するが、モデルのパラメータは、区間毎にそれぞれ推定する。
- プローブ車両の速度は、プローブ車両の速度が観測された時点で道路幾何構造の影響を受けていると考え、説明変数に幾何構造は考慮しない。
- プローブ車両速度の時間変動が右肩上がりや左肩下がりといったトレンド傾向を持たないことは、明らかであるため、本研究において、トレンド成分は考慮しない。

路面の走りやすさへ影響を与えると想定できる気象条件(降雪量と気温)については回帰成分として考慮し、明暗については、周期的な変動成分として考慮することにする。ここで降雪量は、時点 t の6時間前からの累積降雪量とする。6時間の累積降雪量とする理由は、概ね除雪車両の作業のサイクルは4-6時間であることが多く²⁴⁾、6時間前からの降雪が道路上に残っている可能性が高いという考えからである。また、プローブの通過車両の台数が85パーセント値の精度に影響するため、プローブ車両の通過台数についても回帰成分として考慮する。

以上を踏まえ、本研究では、レベル成分、周期成分、降雪量回帰成分、気温回帰成分、プローブ台数回帰成分の5つ成分の組み合わせにより85パーセント速度の時間変動が説明できると仮定して状態空間モデルを構築する。各成分の組み合わせから、表-1に示す13種類のモデル構造の候補を構築した。

c) 定式化

ここでは、表-1で整理したモデル構造の候補の中で、最も変数が多いモデル13を代表として定式化する。その他のモデルについてはモデル13から変数を減らした形になるため、省略する。モデル13は、式(11a)~式(11e)、式(12)で表せる。

本研究での状態成分は、時刻 t のレベル成分 μ_t (一般的な線形回帰モデルの切片に相当)と周期的な変動を表す周期成分 $\gamma_{i,t}$ 、時刻 t までの6時間累積降雪量 \hat{s}_t とプローブ通過台数 \hat{q}_t 、気温 \hat{k}_t に対する回帰係数

$\beta_{s,t}, \beta_{q,t}, \beta_{k,t}$ と表す。システムモデルはこれらの各成分が、前時点の値からガウス分布に従う確率的なノイズを伴って時間変化することとして、式(11a)~式(11e)のように表す。

周期的な変動成分は周期数を c とした時に、一般に

$c-1$ 本の方程式で表す。85パーセント速度の変動は、1日で周期すると考え、周期数 c は1日当たりの時間数の24となり、式(11e)に示すとおり、23本の方程式が必要となる。式(11e)の1本目の式は、周期変動の総和が0になるという仮定を利用して、次の期の周期成分を求めている。式(11e)の2本目以降の式は、時点 t における i 番目の要素を $\gamma_{i,t}$ とおくとき、時点 $t+1$ の周期成分は、 $i+1$ 番目の要素と等しいことを示している。

システムモデル：

レベル成分

$$\mu_{t+1} = \mu_t + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2) \tag{11a}$$

積雪回帰成分

$$\beta_{s,t+1} = \beta_{s,t} + \xi_t, \quad \xi_t \sim N(0, \sigma_\xi^2) \tag{11b}$$

プローブ通過台数回帰成分

$$\beta_{q,t+1} = \beta_{q,t} + \zeta_t, \quad \zeta_t \sim N(0, \sigma_\zeta^2) \tag{11c}$$

気温回帰成分

$$\beta_{k,t+1} = \beta_{k,t} + \tau_t, \quad \tau_t \sim N(0, \sigma_\tau^2) \tag{11d}$$

表-1 モデル構造一覧

No	モデル名	説明変数：入力	潜在変数：出力
①	ローカルレベル	—	レベル
②	周期モデル (①+周期)	—	レベル, 周期
③	回帰モデル (①+降雪量回帰)	6時間降雪量	レベル, 降雪量回帰
④	回帰モデル (①+気温回帰)	気温	レベル, 気温回帰
⑤	回帰モデル (①+プローブ台数回帰)	プローブ通過台数(差分)	レベル, プローブ台数回帰(差分)
⑥	回帰モデル (①+降雪量+気温+プローブ台数回帰)	6時間降雪量, 気温, プローブ通過台数(差分)	レベル, 降雪量回帰, 気温回帰, プローブ台数回帰(差分)
⑦	周期成分回帰モデル (②+降雪量回帰)	6時間降雪量	レベル, 周期, 降雪量回帰
⑧	周期成分回帰モデル (②+気温回帰)	気温	レベル, 周期, 気温回帰
⑨	周期成分回帰モデル (②+プローブ台数回帰)	プローブ通過台数(差分)	レベル, 周期, プローブ台数回帰(差分)
⑩	周期成分回帰モデル (②+プローブ台数回帰)	プローブ通過台数(実測)	レベル, 周期, プローブ台数回帰(実測)
⑪	周期成分回帰モデル (⑨+降雪量回帰)	6時間降雪量, プローブ通過台数(差分)	レベル, 周期, 降雪量回帰, プローブ台数回帰(差分)
⑫	周期成分回帰モデル (⑨+気温回帰)	気温, プローブ通過台数(差分)	レベル, 周期, 気温回帰, プローブ台数回帰(差分)
⑬	周期成分回帰モデル (⑨+降雪量+気温+プローブ台数回帰)	6時間降雪量, 気温, プローブ通過台数(差分)	レベル, 周期, 降雪量回帰, 気温回帰, プローブ台数回帰(差分)

周期成分

$$\begin{aligned} \gamma_{1,t+1} &= -\sum_{i=1}^{23} \gamma_{i,t} + \omega_t, & \omega_t &\sim N(0, \sigma_\omega^2) \\ \gamma_{2,t+1} &= \gamma_{1,t}, \\ &\vdots \\ \gamma_{22,t+1} &= \gamma_{21,t}, \\ \gamma_{23,t+1} &= \gamma_{22,t} \end{aligned} \tag{11e}$$

本研究では、 $PT\hat{v}_t$ は、レベル成分 μ_t ，周期成分 $\gamma_{1,t}$ ，観測変数を用いた回帰成分の線形和に確率的な観測ノイズ η_t が加わって出力されるものと考え、観測モデルは式(12)のように表す。

観測モデル：

$$PT\hat{v}_t = \mu_t + \gamma_{1,t} + \beta_{s,t}\hat{s}_t + \beta_{q,t}\hat{q}_t + \beta_{k,t}\hat{k}_t + \eta_t, \quad \eta_t \sim N(0, \sigma_\eta) \tag{12}$$

(8) モデル選択方法

モデル構造が決まっている下では、未知パラメータを最尤推定することによりモデルが特定されるが、構造が異なるモデル構造が複数ある場合には、その中から良いモデル構造を選択することが必要となる。

モデル選択に関しては、情報量基準AIC²⁵⁾，平均二乗誤差といった尺度があるが、これらの指標はその選択された最良のモデルが「どれだけ良いのか」については示してくれない。そのため、モデル構造の選択、評価方法は個々の問題に対して、検討を行う必要がある。本論文では、研究の目的である道路の異常事象の発生危険性を最も妥当に評価できると考えられるモデル構造を選択する。

4. 実データによる提案手法の適用検証

ここでは、実際に冬季道路交通において異常事象が発生した際のデータに、手法を適用し、その評価結果の妥当性について検証を行う。また、モデル構造の候補の中から最も良いと考えられるモデル構造の選択と状態空間モデルの有効性についても併せて確認する。

(1) 提案手法の妥当性検証方法

a) 基本方針

提案手法による異常事象の発生危険性の評価結果の妥当性の評価方法の基本方針を整理する。通常、異常検知の分野では、モデルが正しく評価した場合の数と間違っ

て評価させ、陽性を正しく陽性と評価した場合の数 (True Positive)，陽性を間違っ

て陰性と評価した場合の数(False Positive：誤検知)，陰性を正しく陰性と評価した場合の数(True Negative)，陰性を間違っ

b) 妥当性評価の視点

本論文における提案手法の妥当性評価の方法、視点について整理する。本論文では、表-3に示す5つの視点で、妥当性の評価を行う。5つの視点と混同行列との関係についても整理を行う。

表-2 異常検知分野の性能評価の混同行列

		実際	
		陽性	陰性
モデル	陽性	True Positive : TP	False Positive : FP (誤検知)
	陰性	False Negative : FN (見逃し)	True Negative : TN

表-3 危険性評価のコンセプトイメージ

評価の視点	混同行列との対応
a)誤発報の程度	・異常事象が起こるはずのない条件で危険性が高いことアラートしていないか。 ※気象条件が良い(積雪がない，気温が高い) 誤検知に対応する視点
b)アラート発報(レベル 1)と立ち往生発生直前の状況の関係	・危険性が高いことをアラート(レベル 1)した時に異常事象直前の状況が含まれているか(見逃しがないか) 見逃しに対応する視点
c)アラート発報(レベル 2)と立ち往生発生直後の状況の関係	・危険性が高いことをアラート(レベル 2)した時に異常事象直後の状況が含まれているか(見逃しがないか) 見逃しに対応する視点
d)除雪前後の異常事象の発生危険性の変化	・除雪前と比較して，除雪後は異常事象の危険性(KL 距離)が低下しているか。 ※除雪データが収集出来た事例 その他客観的な事実との突き合わせ
e)気象条件と異常事象に関する知見との整合(モデル選択後)	・一般的危険性が高いと知られている積雪時や凍結時に異常事象の発生危険性が高いことを評価できているか (eg.凍結，圧雪，アイスバーン，緩い雪等) その他客観的な事実との突き合わせ

提案手法は、気象条件が悪い状況下で異常事象が発生してもおかしくない状況をアラートする手法である。

そのため、まずは、6時間前からの降雪量が0cmかつ気温が2°C以上の条件においてアラート発信していないか(誤発報)を確認する。

次に、提案手法は、異常事象が発生してもおかしくない状況をアラート($Alert_t = 1$)するため、アラート時には異常事象が発生する直前の状況が含まれている必要がある。アラート時に見逃しが無いかという視点で評価する。同じように異常事象が発生している可能性が高い状況のアラート($Alert_t = 2$)についても、実際の異常事象発生直後の状況が含まれているかという視点で評価する。

更にそのほかの客観的な事実との突き合わせとして、除雪の影響の評価を行う。具体的には除雪後に異常事象の危険性(KL距離)が低下しているかを確認する。

また、上記の視点による評価結果を考慮して、13のモデル構造の候補の中から最も客観的な事実を説明するモデルを選択し、選択したモデルの評価結果と気象条件と異常事象に関する一般的知見との整合についても確認をお行う。

(2) 検証対象

提案手法の検証対象は、2018年と2019年1月～2月に国土交通省東北地方整備局管内で発生した立ち往生事例(60事例)と2018年2月6日に発生した福井県国道8号線での立ち往生事例(1事例)の計61事例とする。各事例における検証対象範囲は、立ち往生が発生した区間とその上下流の30区間ずつの計61区間とする。全適用対象は61事例×61区間で全3,721区間となる。

(3) 使用データ

a) プローブ車両データ

本論文では、本田技研工業株式会社によって収集、管理されているプローブ車両データを使用する²⁸⁾。このプローブ車両データは、HONDAインターナビ搭載車両を対象に、それぞれの車両のID(秘匿化処理済)、データ取得日時、GPS位置情報(緯度、経度)、走行速度を記録した情報である。

b) 気象データ

気象データは国土交通省気象庁HP²⁹⁾からダウンロードできる気象統計データを使用する。気象情報として整理する内容は、気温(°C)、6時間前からの累積降雪量(cm/6h)である。

c) データ期間

本論文では、2018年1月20日から2月28日、2019年1月16日から2月9日の計65日分のデータを活用する。なお、状態空間モデルのパラメータ推定に使用するデータ期間は、データの保持期間と各事例の異常事象の発生年を考慮し、

2018年に発生した異常事象の分析の際には、2019年1月16日から2月9日までの25日間をパラメータ推定期間とし、2019年に発生した異常事象の分析の際には、2018年1月20日から2月28日の40日間をパラメータ推定期間とする。

(4) モデル別の危険性評価の妥当性検証結果

a) 誤発報の程度

図-3は、事例別、モデル別にアラート($Alert_t = 1$)の発報状況を整理し、特異度の比較を行ったものである。特異度は式(13)で計算できる指標であり、偽陽性が少ないことを意味し、発生確率が低い事象を対象とした場合、重要な指標である³⁰⁾。本論文では、6時間前からの降雪量が0cmかつ気温が2°C以上の条件では、異常事象が発生する可能性が低いと考え、この条件下で特異度を算出している。図-3を見ると、どのモデルを用いても特異度が97%以上を示している。特にモデル7、モデル11とモデル13の特異度の値が高く、誤発報が少ないことを示している。大きな差が内容に見えるが特異度が1%変わると、1事例あたり38(回/日)のアラート回数が異なるため、実際の道路管理への活用を考えると小さな差ではない。

$$Specificity(\text{特異度}) = \frac{TN}{FP + TN} \quad (13)$$

b) 立ち往生発生直前のアラート有無

図-4は、事例別、モデル別に、立ち往生発生区間において立ち往生が発生する1時間前にモデルによってアラート($Alert_t = 1$)発信することが出来た事例の割合を示したものである。なお、61事例の内、プローブ台数が0台である時間帯に立ち往生が発生した2事例と、道路管理者により発生した立ち往生が交通流に支障ないと判断された3事例の計5事例については、集計対象から除外している。モデル候補の中で最もアラートすることが出来ていたモデルは、モデル6であり、56事例に対して38事例(67.9%)でアラート発信をすることが出来た。次いでモデル1、モデル13が56事例に対して37事例(66.1%)、モデル11が56事例に対して36事例(64.3%)でアラートが出来た。

c) 立ち往生発生直後のアラート有無

図-5は、事例別、モデル別に、立ち往生発生区間において立ち往生後1時間以内にモデルによってアラート($Alert_t = 2$)発信することが出来た事例の割合を示したものである。なお、先ほどと同様に、61事例の内、5事例については、集計対象から除外して。モデルの中で最も異常事象発生直後にアラートすることが出来ていたモデルは、モデル13であり、56事例に対して29事例(51.8%)でアラート発信をすることができた。

d) 除雪前後の危険性の変化

次に、除雪データを入手することができた2019年1月25日に発生した山形県国道47号の立ち往生事例を対象に、モデル別に除雪前後の異常事象の危険性の変化評価を行った。図-6は、モデル別に除雪区間の除雪前1時間と1時間後のKL距離とその比を示したものである。除雪前の

KL値と比較して、除雪後のKL値の比率が最も小さくなっているモデルはモデル13(除雪前と比較してKL値が29%減)であり、除雪によって道路の走行性能が回復するという変化をとらえることが出来ている。モデル1, 3, 4, 5, 6は除雪後に異常事象の発生危険性が高くなっており、除雪後に異常事象の発生危険性が高くなるという結果であり、妥当な結果ではない。

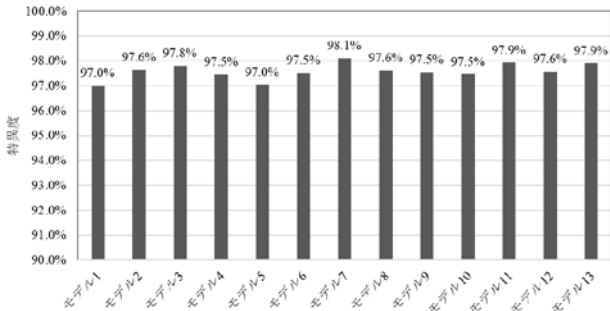


図-3 モデル別の特異度の比較

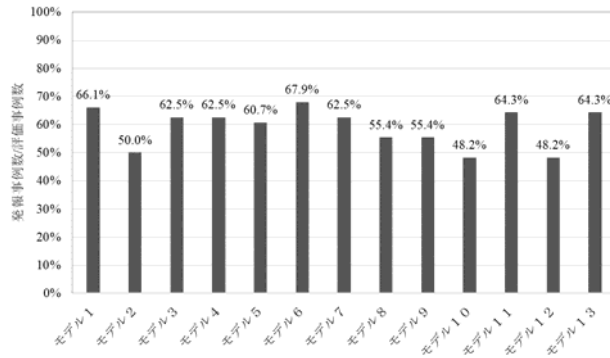


図-4 モデル別の立ち往生発生前のアラート割合

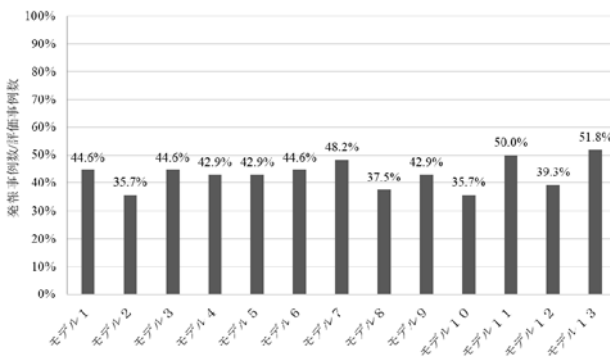


図-5 モデル別の立ち往生発生後のアラート割合

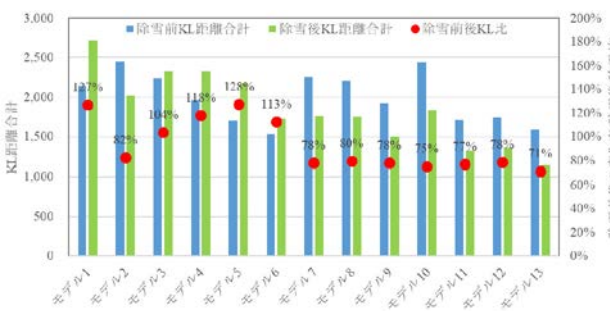


図-6 モデル別の除雪前後の KL 距離と比率

(5) モデル選択結果

表-4は、モデル別の妥当性の評価結果の一覧を整理したものである。表-4を見ると、複数のモデル候補の中でも、モデル13が誤発報が少なく(全モデル中、2位(98.1%)), 異常事象の見逃しが少ない(アラートレベル1の場合2位, アラートレベル2の場合1位)。また、除雪後に道路の性能が回復するという変化をとらえることが出来ている(1位(71%))。

以上より、本論文では、モデル13が提案モデルの中では、最も優れていると判断し、以降はモデル13による評価結果を整理する。

表-4 モデル別の評価結果の一覧

No	システムモデル (状態ベクトル)	特異度	発生前 アラート $Alert_t = 1$	発生後 アラート $Alert_t = 2$	除雪前後
①	ローカルレベルモデル (レベル)	97.0%	66.1% (2位)	44.6%	127%
②	周期成分モデル (レベル+周期)	94.6%	50.0%	35.7%	82%
③	回帰成分モデル (レベル+降雪量回帰)	97.8%	62.5%	44.6%	104%
④	回帰成分モデル (レベル+気温回帰)	97.5%	62.5%	42.9%	118%
⑤	回帰成分モデル (レベル+プローブ台数 回帰)	97.0%	60.7%	42.9%	128%
⑥	回帰成分モデル (レベル+プローブ台数 回帰+降雪量回帰+気 温回帰)	97.5%	67.9% (1位)	44.6%	113%
⑦	周期成分回帰成分モデ ル (レベル+周期+降 雪量回帰)	98.1% (1位)	62.5%	48.2% (3位)	78%
⑧	周期成分回帰成分モデ ル (レベル+周期+気 温回帰)	97.6%	55.4%	37.5%	80%
⑨	周期成分回帰成分モデ ル (レベル+周期+プ ローブ台数回帰)	97.5%	55.4%	42.9%	78%
⑩	周期成分回帰成分モデ ル (レベル+周期+プ ローブ台数回帰:実測)	97.5%	48.2%	35.7%	75% (2位)
⑪	周期成分回帰成分モデ ル (レベル+周期+プ ローブ台数回帰+降雪 量回帰成分)	97.9% (2位)	64.3% (3位)	50.0% (2位)	77% (3位)
⑫	周期成分回帰成分モデ ル (レベル+周期+プ ローブ台数回帰+気温 回帰成分)	97.6%	48.2%	39.3%	78%
⑬	周期成分回帰成分モデ ル (レベル+周期+プ ローブ台数回帰+降雪 量回帰+気温回帰)	97.9% (2位)	66.1% (2位)	151.8% (1位)	71% (1位)

(6) 気象条件と異常事象に関する知見との整合確認

図-7は、気温と6時間降雪量の2変数を軸にとり、気象条件別にモデル13による異常事象の発生危険性のアラート($Alert_i = 1$)の発報割合を示したものである。赤色が濃いほどその条件下において、アラート発信する割合が多いことを表している。図-7を見ると6時間前からの累積降雪量が多いほど、アラートを発信する割合が高くなる傾向にあり、気温が極端に低い場合、もしくはまとまった降雪があり、気温が0度付近の場合にアラートを発信する割合が高い傾向になっている。これは、①気温が低く路面の雪が完全に凍結している状態(アイスバーン)、②積雪が多く除雪が間に合っていない状態、③路面の雪が凍結、融解を繰り返している状態(雪が緩い状況)という3つの状況において、ドライバーが道路の状況の悪化(道路の走行性能の低下)を認識することで、アラート発信がなされていると考えられる。これらの結果は、一般的に知られている道路路面の状況が悪い状況と整合が取れている。

(7) 提案手法の有効性の確認

ここでは、選択したモデルによる異常事象の危険性評価結果と、観測値を確定的に扱い異常事象の危険性を評価した結果を比較することで提案手法の有効性について確認する。

図-8は、選択したモデル13により算出した特異度と観

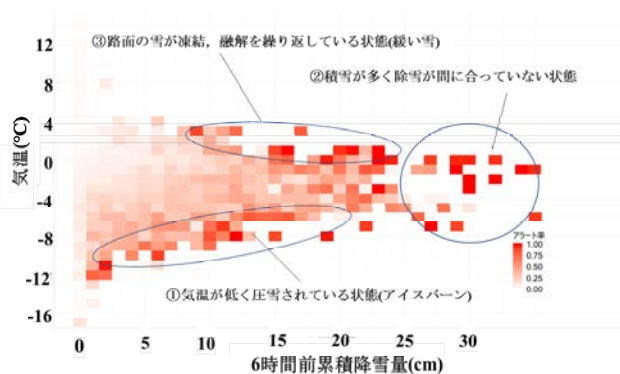


図-7 気象条件別のアラート発報率

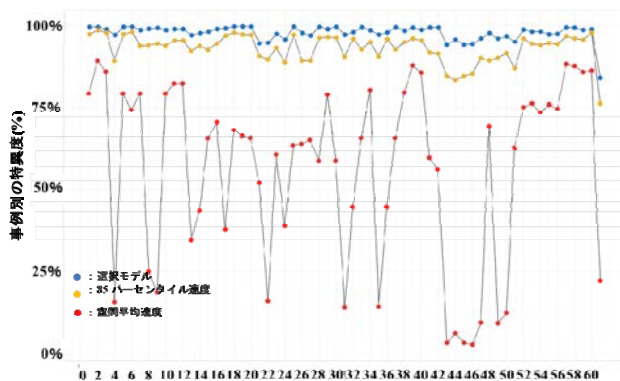


図-8 事例別の特異度の比較

測値を確定的に取り扱った場合(85パーセンタイル速度と平均速度)の特異度を事例別に比較したものである。

全ての事例(61事例)で、モデル13は、観測値を確定的に扱った場合よりも特異度は高い値を示している。空間平均速度を用いて、アラートした場合の特異度は、低い値を取ることが多い。この結果から、観測値を確定的に取り扱くと、特に空間平均速度の場合、誤発報が多発する。85パーセンタイル値に着目することにより、誤発報の発生を抑制することが出来ているが、状態空間モデルを用いることによって、さらに誤発報の発生を抑制できていることが分かる。提案手法は状態空間モデルを用いており、モデルと観測値の両方に確率的な誤差を仮定しているため、状態推定の際に、突発的な観測値の変化(外れ値)がスムージングされたことにより誤発報を減らすことが出来ていると推察できる。

5. 個別事象の詳細分析

ここでは、分析対象の61の事例のうち、除雪に関する情報を入手することができ、異常事象の規模が大きかった2019年1月25日に山形県国道47号で発生した立ち往生事例と、2018年2月6日に福井県の国道8号線で発生した大規模な立ち往生事例といった2つの規模、発生地域の異なる事例に焦点をあて、提案手法による異常事象の危険性評価結果と立ち往生発生の関係について確認する。

(1) 山形県国道47号線における立ち往生事例への適用

a) 概要

2019年1月25日、山形県戸沢村の国道47号線上では、大雪のため、大型トラックなどが相次いで動けなくなり、一時200台以上が立ち往生した。国土交通省山形河川国道事務所が付近を通行止めにして午後4時ごろまでに車両を移動させ、午後5時半に通行止めを解除した。同事務所によると、立ち往生は午前11時半ごろから断続的に発生したとされている。午後2時40分から午後5時半まで、新庄市一庄内町間(約25キロ)を通行止めにして、集中的に除雪を行うなどの対応を取ったが、最長で約2キロの渋滞が発生した事例である³⁾。

検証対象範囲は2019年1月25日(金)に山形県国道47号線より酒田市から新庄市間で発生した立ち往生の発生位置を中心に国道47号線沿いに抽出した前後30区間ずつ(約20km区間)とする。検証対象範囲として設定した区間と立ち往生発生位置を地図上に図-9に示す。なお、この区間は、国土交通省の除雪優先区間として設定されている区間である。また、2019年1月25日(金)に山形県国道47号線よりでは、同時多発的に発生した4件の立ち往生が報告されており、それらの詳細は、表-5に整理する。検証期間は、立ち往生が発生する5日前である2019年1月20日

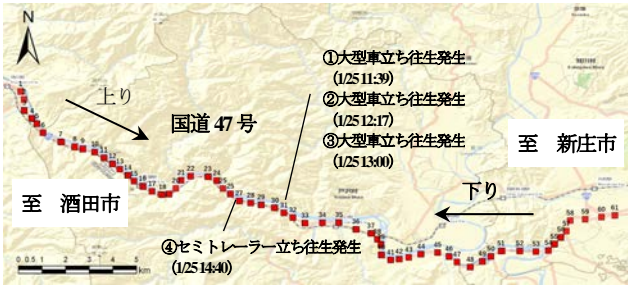


図-9 検証対象範囲(山形県国道 47 号)

表-5 山形県国道 47 号立ち往生発生内容一覧

No	位置,区間番号	検知日時	処理	災害事象の内容
①	31,584001901	1/25 11:39	自走	大型車立ち往生発生
②	31,584001901	1/25 12:17	牽引	大型車立ち往生発生
③	31,584001901	1/25 13:00	牽引	大型車立ち往生発生
④	27,584000984	1/25 14:40	牽引	セミトレーラー立ち往生発生

(日)から立ち往生発生後の1月27日(日)の1週間を対象とする。

b) 適用結果

①立ち往生発生区間への適用結果

図-10は、当該事例における最初に立ち往生が発生した区間に提案手法を適用した結果である。灰色の帯が過去の分布を表し、濃い灰色が68%信頼区間を表し、薄い灰色が95%信頼区間を表している。赤色の帯がフィルタリング分布(リアルタイムの走行性能の分布)を表し、黒点が観測値(85パーセンタイル速度)を示している。図-11は、KL距離の時間変化を表し、フィルタリング分布の期待値が68%信頼区間を下回った場合($Alert_t = 1$)は黄色の棒グラフ、フィルタリング分布の期待値が95%信頼区間を下回った場合($Alert_t = 2$)は赤色の棒グラフで示している。立ち往生が発生した1月25日12時台は、異常事象がいつ発生してもおかしくない状況($Alert_t = 1$)を示しており、13時台では、異常事象が発生している可能性が高い状況($Alert_t = 2$)を示していることから、実態にあったアラート発報がされている。また、提案手法は、1月25日当日の朝方の時点で、異常事象がいつ発生してもおかしくない状況($Alert_t = 1$)を示していることから事前に異常事象がいつ起きてもおかしくない状況を示していたことが分かる。

②路線全体への適用結果

次に提案手法を、検証対象範囲(61区間)すべてに適用した結果を確認する。

図-12は、提案手法による異常事象の発生危険性評価結果(アラート発信状況)の時空間変化を示したものである。図中の黄色は異常事象がいつ発生してもおかしくない状況($Alert_t = 1$)を示しており、赤色は異常事象が発生している可能性が高い状況($Alert_t = 2$)を示している。

図中には、立ち往生が発生した場所、時間を示しており、青枠は除雪車が稼働している時間と区間を示している。

図-13は、提案手法による異常事象の発生危険性評価結果(KL距離)の時空間変化を示したものである。KL距離の大きさを赤色の濃淡で示している。図-14、図-15はそれぞれ検証対象の気温と6時間前からの累積降雪量の時間変化を示す。図-14には、凍結が始まる気温 0°C と強風や条件によっては凍結する恐れのある 2°C に赤線を引いている。

図-12を見ると立ち往生発生日の前は、1月21日、23日に異常事象の発生危険性を示すアラート発信がされている。1月21日はまとまった降雪を観測し、1月23日は7度付近まで気温が低下していたことから、過去と比較すると凍結によって路面の状況が悪化し、道路の走行性能が低下していたと推察できる。立ち往生発生日である1月25日は、路線の大部分で異常事象がいつ発生してもおかしくない状況($Alert_t = 1$)となっており、路線の大部分で過去よりも道路の走行性能が低下していたと考えられる。立ち往生発生箇所(No.31)に着目すると立ち往生発生直後である1月25日の12:00頃に異常事象が発生している可能性が高い状況($Alert_t = 2$)を示している。異常事象発生後の時間帯においては、上流方向に赤色が拡大していつていることから、異常事象が発生している可能性が高いことを評価出来ている。また、立ち往生発生の数時間前から異常事象がいつ発生してもおかしくない状況($Alert_t = 1$)を評価できている。また、除雪車の稼働状況との関係を見ると、除雪車が稼働している範囲は、異常事象の危険性が低い状況となっていることが定性的だが確認できる。

図-13を見ると、KL距離は、立ち往生発生後に大きな値を取るようになっており、異常の発生危険性の程度を表現することが出来ている。1月25日の14:40にNo.27で立ち往生が発生しているが、この区間は、1月22日、23日、24日にもKL距離が大きな値を取っている。

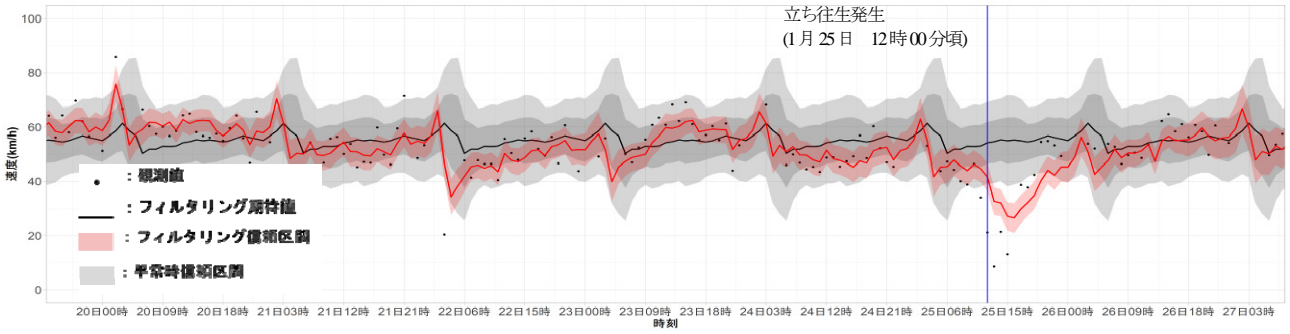


図-10 国道 47 号における立ち往生発生区間の道路の走行性能の時間変化

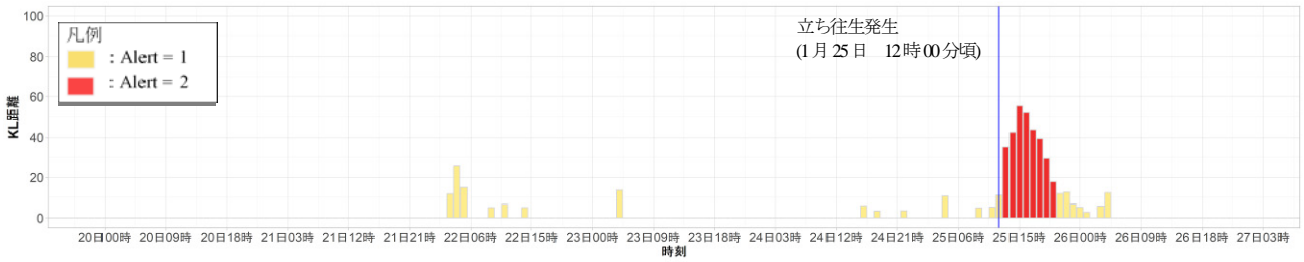


図-11 国道 47 号における立ち往生発生区間の KL 距離とアラート状況の時間変化

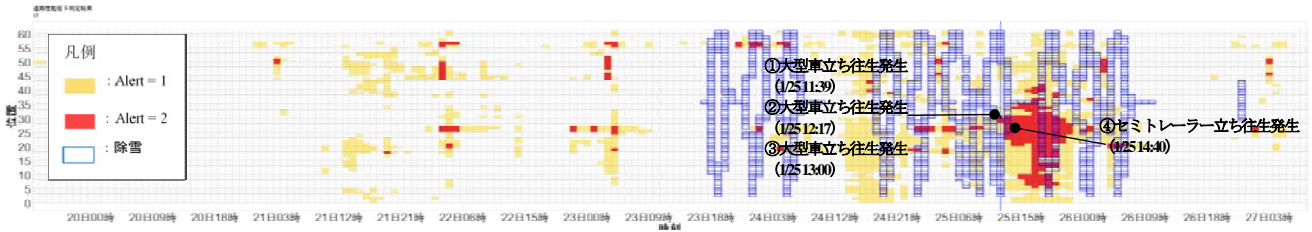


図-12 国道 47 号における検証対象範囲の異常事象の発生危険性評価結果の時空間変化(アラート状況)

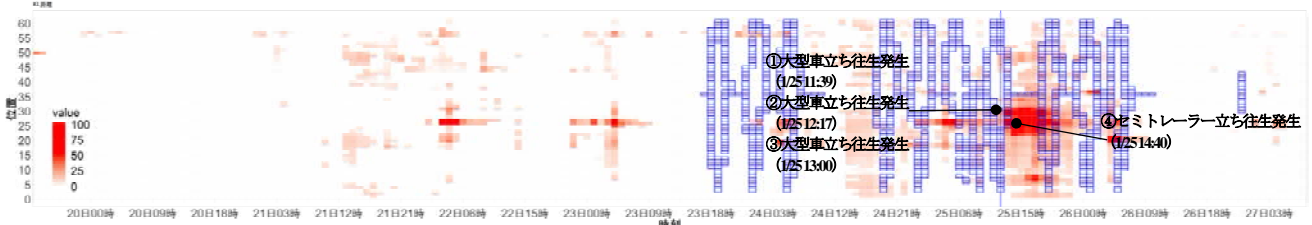


図-13 国道 47 号における検証対象範囲の異常事象の発生危険性評価結果の時空間変化(KL 距離)



図-14 国道 47 号における検証対象区間の気温の時間変化

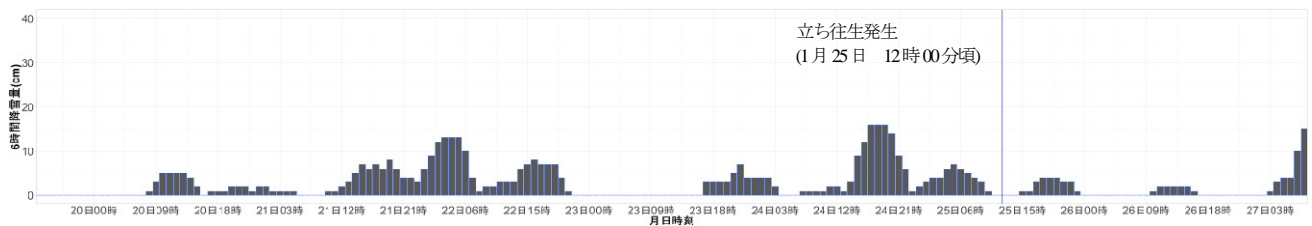


図-15 国道 47 号における検証対象区間の 6 時間前累積降雪量の時間変化

(2) 福井県国道 8 号線における立ち往生事例への適用

a) 概要

2018年2月6日, 日本列島は上空の強い寒気の影響により日本海側で大雪となった。日本海側に位置する福井県では, 平年の6倍を超える積雪の深さ147cmを記録し, 37年ぶりに130cmを超えた。この大雪の影響により, 福井県北部の国道8号線では午前6時頃に坂井市丸岡町からあわら市熊坂の10kmの区間に渡って約1,500台の車が立ち往生が発生し, 解消までは, 3日間を要した。

立ち往生の規模が拡大した理由としては, 国道8号線よりも先に北陸自動車道が通行止めとなり, 国道8号の交通量が通常より増加したこと, チェーン未装着の大型車の立ち往生が各地で多発し, 車両間に継続して積雪があり除雪機械が入らなかったことが挙げられている³²⁾。

図-16に分析対象とした区間(500m四方メッシュ)を示



図-16 危険性評価のコンセプトイメージ

表-6 危険性評価のコンセプトイメージ

No	位置,区間番号	検知日時	処理	災害事象の内容
①	31, 543612402	2018/2/6 2:15	牽引	大型車立ち往生発生
②	36, 543612611	2018/2/6 4:04	自走	大型車追い越し車線でチェーン装着
③	44, 543622011	2018/2/6 0:18	牽引	大型車3台立ち往生発生
④	45, 543622112	2018/2/6 0:58	牽引	セミトレーラー立ち往生発生
⑤	54, 543622514	2018/2/6 7:18	自走	立ち往生車両への接触事故
⑥	54, 543622514	2018/2/6 8:30	自走	車道での大型車チェーン装着

す。2018年2月6日(火)に国道8号線上り方向で発生した6つの立ち往生事象(表-6)を含む同路線上の61の区間を対象に分析, 手法の検証を行う。最初に2月6日の0時18分に大型車が3台立て続けに立ち往生し, その後2月6日の朝まで断続的に立ち往生が発生し, 2月6日の6時頃には滞留が長時間化し, 8時半には常態化, 11時半に通行止めとなった。検証期間は, 立ち往生発生前の2018年2月1日(木)から立ち往生解消後の2018年2月8日(木)の1週間とする。

b) 適用結果と考察

①立ち往生発生区間への適用結果

図-17, 図-18は, 山形の事例と同様に, 立ち往生発生区間の異常事象の発生危険性の評価結果を示したものである。図-18を見ると立ち往生が発生した2月6日0時台は, 異常事象がいつ発生してもおかしくない状況 ($Alert_t = 1$)を示しており, 1時台では, 異常事象が発生している可能性が高い状況 ($Alert_t = 2$)を示していることから, 実態にあったアラート発信がなされている。また, 提案手法は, 2月4日18時時点, 2月5日の午前中の時点で, 異常事象が発生している可能性が高い状況 ($Alert_t = 2$)をアラート出来ている。

②路線全体への適用結果

前述した山形の事例と同様に, すべての検証対象範囲(61区間)に適用した結果を確認する。

図-19は, 提案手法による異常事象の発生危険性評価結果(アラート発信状況)の時空間変化を示したものである。図-20は, 提案手法による異常事象の発生危険性評価結果(KL距離)の時空間変化を示したものである。図-21, 図-22はそれぞれ検証対象の気温と6時間前からの累積降雪量の時間変化を示す。

図-19を見ると, 立ち往生が発生した前日2月5日時点で, 路線全体が赤色を示し, 異常事象が発生している可能性が高い状況 ($Alert_t = 2$)を示していたことがわかる。2月5日はまとまった降雪を観測し, 気温が低下していたことから, 平常日と比較すると路面の状況が悪化し, プローブ車両の速度が低下していたと推察できる。立ち往生発生当日である2月6日は, 2月5日よりさらに路線全体で赤色が目立つ。

図-20を見るとは, 立ち往生の発生, 発生後に濃い赤色を示しており, 過去の分布からフィルタリング分布が乖離していることを示しており, 立ち往生の解消に合わせて, 徐々に異常事象の危険性が下がっていく状況の評価することが出来ている。特に最初に立ち往生が発生したNo.44付近から大きな値を取り, 徐々に上流側の区間でも大きな値を取るようになっていく。その後の時間帯において, 上流方向に赤色が拡大していつていることから, 立ち往生の影響が拡大していることも評価できている。

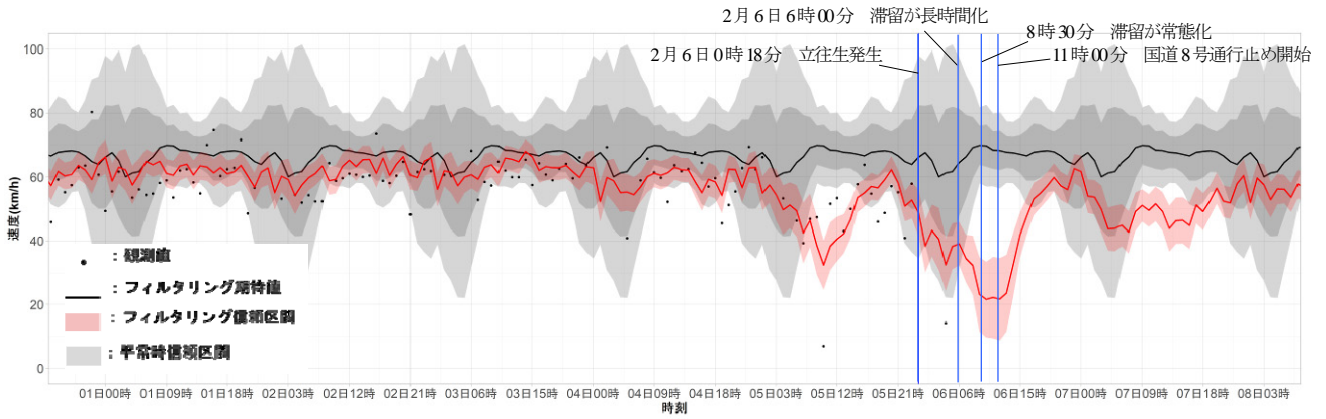


図-17 国道8号における立ち往生発生区間の道路の走行性能の時間変化

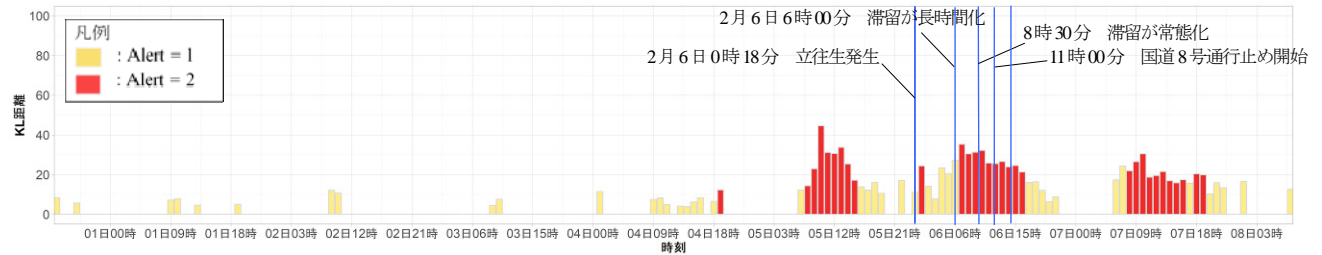


図-18 国道8号における立ち往生発生区間のKL距離とアラート状況の時間変化

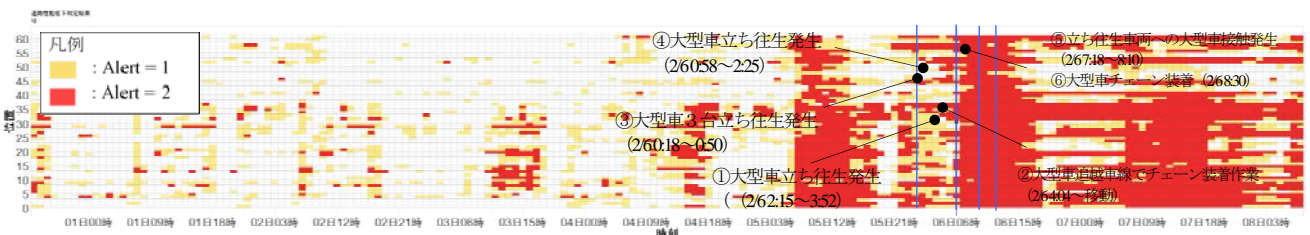


図-19 国道8号における検証対象範囲の異常事象の発生危険性評価結果の時空間変化(アラート状況)

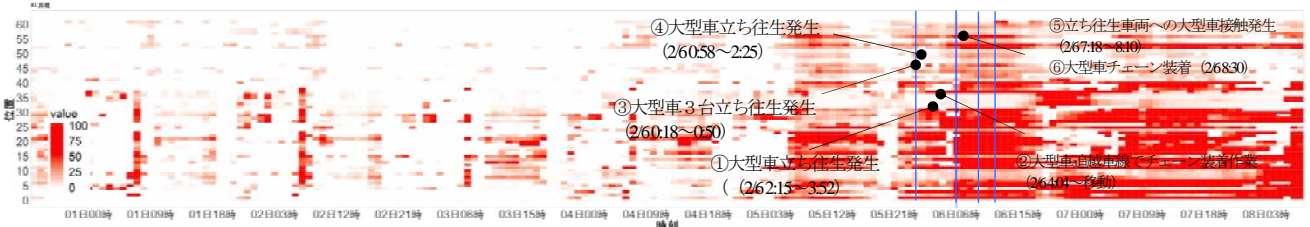


図-20 国道8号における検証対象範囲の異常事象の発生危険性評価結果の時空間変化(KL距離)

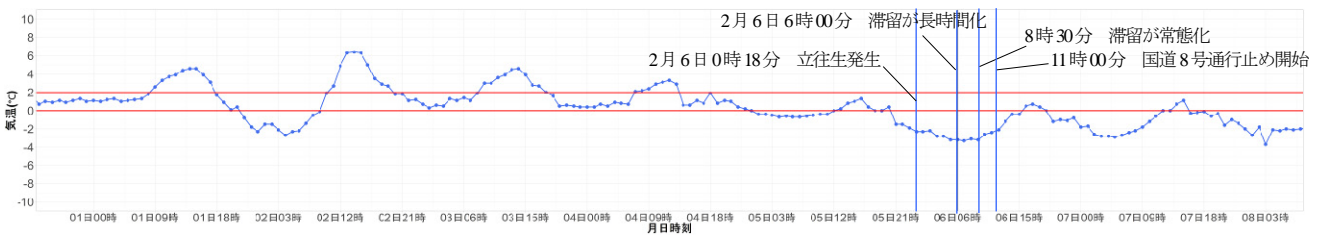


図-21 国道8号における検証対象区間の気温の時間変化



図-22 国道8号における検証対象区間の6時間前累積降雪量の時間変化

6. おわりに

本論文では、降雪や路面凍結の影響による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を目的として、一般道ネットワークを対象に、異常事象の発生危険性を評価する手法を提案し、その有効性と結果の妥当性を示した。

提案手法については、実際に異常事象が発生した事例(61事例：約3,700区間)のデータに適用し、除雪や立ち往生、気象条件といった客観的な事実と突き合わせた検証により、評価結果が一定の妥当性を持つことを確認した。

提案手法は、異常事象がいつ発生してもおかしくない状況、異常事象が既に発生している可能性が高い状況という2段階で異常事象の発生危険性をアラートすることができる枠組みであるため、当初の目的である道路管理者が異常事象の発生を未然に防ぐ予防的な対応と異常事象を早期に発見し、その影響を小さくするための事後的な対応の両方に活用することが出来る。

本研究の今後の課題は以下のとおりと考える。

①提案手法の実証実験

本論文では、実際に異常事象が発生した際のデータを用いて提案手法の検証を行ったが、実際の道路管理へ適用する際には、未だ考慮できていない要素や、更なる精度の向上が求められると考えられる。アラートの閾値についても、道路種別や管理体制によって、調整が必要となると考えられる。提案手法を道路管理者に試験的に活用してもらうことで、更なる課題の抽出を図る。

②時空間分解能の感度分析

本論文では、500m区間毎、1時間毎に評価を行ったが、時空間分解能の感度分析を行い、その影響について検証を行う必要がある。

③提案手法の更なる改良

以下の方針で更なる手法の改良を行う。

・モデルの変数選択

モデルの変数について、危険性に影響を与える可能性がある変数を追加、選択し、評価結果への影響を確認する。具体的には、変数に幾何構造(勾配、幅員、曲線半径)や前日との関係(気温差)、当日の天気、凍結・非凍結等が考えられる。

・観測値の信頼度の考慮

提案手法は評価区間を通過するプローブのサンプル数が、85パーセントイル速度の推定及び危険性の評価結果精度に大きく影響する。プローブのサンプル数が多いほど、推定精度が高くなると考えられるため、観測値には本来信頼度があると考えられるが、本論文では考慮出来ていない。今後は、観測値の精度や信頼度を考慮した手法を開発する。

・近未来の予測手法の構築・精度検証

冬季道路交通における異常事象の対応では、リアルタ

イムの評価結果も重要であるが、近未来の予測がより重要となる。状態空間モデルの状態の時間変化を表すシステムモデルを定式化することにより、近未来の予測が可能となるため、モデルによる予測精度の検証が必要である。

・最適なアラート閾値の設定

本論文では、過去の分布の68%信頼区間と95%信頼区間を閾値として評価をおこなったが、より適切なアラートの閾値が存在すると考えられる。誤発報による損失と立ち往生の見逃しによる損失を考慮して、総損失を最も小さくする閾値等が考えられる。

・冠水や道路損傷への適用可能性の検証

冠水や道路損傷といった自然現象による異常事象や突発的な異常事象の発生危険性評価の可能性について検証を行う。

謝辞：本研究は、JSPS科研費JP19H00777及び、国土交通省「道路施策の質の向上に資する技術研究開発」の委託研究「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」および独立行政法人情報通信研究機構の委託研究「異分野データ連携によるスマートモビリティ基盤の研究開発」の助成を受けたものである。また、本研究で使用したプローブデータは本田技研工業株式会社より提供していただいたものである。ここに記して、感謝の意を表す。

付録 I カルマンフィルタ

線形ガウス状態空間モデルの状態推定アルゴリズムであるカルマンフィルタについて整理する。本研究では、カルマンフィルタアルゴリズムにより算出できる1期先予測値とフィルタ化推定量を用いて、リアルタイムの道路の走行性能の推定を行っている。以下にカルマンフィルタによる1期先予測値とフィルタ化推定量の算出方法を整理する。線形ガウス状態空間モデルでは、状態の条件付き分布は正規分布であるため、平均と分散共分散行列を求めることで分布が表現できる。

○1期先予測分布

$$\mathbf{x}_{t|t-1} = \mathbf{F}_t \mathbf{x}_{t-1|t-1}$$

$$\mathbf{V}_{t|t-1} = \mathbf{F}_t \mathbf{V}_{t-1|t-1} \mathbf{F}_t' + \mathbf{G}_t \mathbf{Q}_t \mathbf{G}_t'$$

(I-1)

○フィルタ分布

$$\mathbf{K}_t = \mathbf{V}_{t|t-1} \mathbf{H}_t' (\mathbf{H}_t \mathbf{V}_{t-1|t-1} \mathbf{H}_t' + \mathbf{R}_t)^{-1}$$

$$\mathbf{x}_{t|t} = \mathbf{x}_{t|t-1} + \mathbf{K}_t (\mathbf{y}_t - \mathbf{H}_t \mathbf{x}_{t|t-1})$$

$$\mathbf{V}_{t|t} = (\mathbf{I}_k - \mathbf{K}_t \mathbf{H}_t) \mathbf{V}_{t|t-1}$$

(I-2)

1期先予測における $V_{t|t-1}$ の第1項は以前の状態から推移してきた確率の変動の影響を表し、第2項は加わったシステムノイズの影響を表す。また、 $t=1, \dots, T$ について1期先を予測する場合は、初期分布の平均と分散を設定しておく必要があるが、 T が大きければ、初期値の影響は無視できるため適当に与えることができる。ただし、信頼度が低いことを表現するためには、分散は大きくしておく必要がある。フィルタのアルゴリズムについて、 $y_t - H_t x_{t|t-1}$ は y_t の予測誤差を、 $H_t V_{t-1|t-1} H_t' + R$ はその分散共分散行列を表す。また、 K_t はカルマンゲインと呼ばれるもので、 $x_{t|t} = (I_k - K_t H_t) x_{t|t-1} + K_t y_t$ となることから分かるように、新しいデータによる状態推定値の更新の大きさを決める重み係数行列である。

1期先予測分布及びフィルタ分布の式から分かるように、システムノイズと観測ノイズの両方がない時、統計モデルとして成り立たない。また、逆行列を係数する必要があるため、 $H_t V_{t-1|t-1} H_t' + R_t$ は正則行列でなければならない点に注意が必要である。

参考文献

- 1) 国土交通省 HP : 冬期道路交通確保対策検討委員会資料, <http://www.mlit.go.jp/road/ir/ir-council/toukidourokannri/pdf01/07.pdf>.
- 2) Lu, Z., Kwon, J. Tae., Fu, L. : Effects of winter weather on traffic operations and optimization of signalized intersections, *Journal of Traffic and Transportation Engineering*, Vol.6, Issue 2, pp.196-208, 2019.
- 3) 伊藤 潤, 大島 亮, 佐野 可寸志, 嶋山 紀一郎. : 冬季路面状況による信号交差点の交通容量低下率に関する研究, *交通工学論文集*, 第 5 巻, 第 2 号(特集号 B), pp.B_34-B41, 2019.
- 4) Datla, S., Sahu, P., Roh, J.H., Sharma, S.: A Comprehensive Analysis of the Association of Highway Traffic with Winter Weather Conditions, *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, pp. 104 497 – 506, 2013.
- 5) 谷村 亮介, 廣森 聡仁, 梅津 高郎, 山口 弘純, 東野 輝夫 : 気象および交通データ解析に基づく積雪期における交通速度低下の推定手法, *情報処理学会研究報告*, Vol.2015-MBL-75 No.32, 2015
- 6) Heqimi, G., Gates, J. T., Kay, J. J. : Using spatial interpolation to determine impacts of annual snowfall on traffic crashes for limited access freeway segments, *Accident Analysis & Prevention*, Vol. 121, pp.202-212, 2018.
- 7) 丹治 和博, 須藤 哲寛, 今井 武, 永井 慎一, 菅原 愛子, 益田 卓朗: 2014 年 2 月山梨県大雪災害における降雪経過と交通障害状況, 第 30 回寒地技術シンポジウム, 2014.
- 8) Horiguchi, R., Iijima, M., Kobayashi, M. and Hanabusa, H.: Traffic anomaly detection for surface street networks with the mesh-wised traffic indices on macroscopic fundamental diagram, *OPTIMUM 2013 International Symposium on Recent Advances in Transport Modelling*, pp. 1-7, 2013.
- 9) 牛木 隆匡, 日下部 貴彦, NGUYEN Xuan Long, 朝倉 康夫. : 交通容量低下を考慮したプローブカーデータによる突発事象検出手法, *土木計画学論文集 D 3 (土木計画学)*, Vol.70.No5, 2014.
- 10) Li, Y. and McDonald, M. : Motorway incident detection using probe vehicles, *Proceedings of the Institution of Civil Engineers-Transport*, Vol. 158, pp. 11-15, February 2005.
- 11) Petty, K. F., Skabardonis, A. and Varaiya, P. P. : Incident detection with probe vehicles: performance, infrastructure requirements and feasibility, *Transportation Systems 1997, A Proceedings Volume from the 8th IFAC/ IFIP/ IFORS Symposium*, Chania, Greece, June 16-18, 1997, Vol. 1, pp.125-130, 1997.
- 12) Asakura, Y., Kusakabe, T., Nguyen, L., X., and Ushiki, T. : Incident Detection Methods using Probe Vehicles with on-board GPS Equipment, *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 2016.
- 13) Cai, Y., Wang, H., Chen, X., Jiang, H. : Trajectory-based anomalous behaviour detection for intelligent traffic surveillance, *IET Intelligent Transport Systems*, Vol.9, pp. 810–816, 2015.
- 14) Athanasios Salamanis, Giorgos Margaritis, Dionysios D. Kehagias, Georgios Matzoulas, Dimitrios Tzovaras, Identifying patterns under both normal and abnormal traffic conditions for short-term traffic prediction, *Transportation Research Procedia*, Volume 22, , pp.665-674, 2017.
- 15) 野村 大智, 西内 裕晶, 轟 朝幸, 川 智也, 割田 博. : ページアンネットワークを用いた都市内高速道路における突発事象検知モデルの構築, *土木学会論文集 F3 (土木情報学)* 70(2), pp.I_303-I_309, 2014.
- 16) Cullip, M. and Hall, F. : Incident Detection on an Arterial Roadway, *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, Vol.1603, pp.112-118, 1997.
- 17) Kawasaki, Y., Tanaka, A., Goto, H., Takada, J., Warita, H., Hong, S., Tanaka, S. and Kuwahara, M. : Research on Mechanisms to Provide Attention-attracting Information Effective in Preventing Rear-end Collisions, *18th ITS World Congress*, 2011.
- 18) 神谷 啓太, 布施 孝志, メッシュ人口データに対するノンパラメトリックベイズに基づく統計的異常検知手法の適用可能性の検証, *土木学会論文集 D3 (土木計画学)*, Vol.72, No.5 (土木計画学研究・論文集第 33 巻), I_759-I_769, 2016.
- 19) Jacques J. F. Commandeur, Siem Jan Koopman: *An Introduction to State Space Time Series Analysis*, Oxford University Press, 2007.
- 20) 北川 源四郎, *時系列解析入門*, 岩波書店, 2005.

- 21) R. E. Kalman, P. L. Falb, and M. A. Arbib. Topics in mathematical system theory, Vol. 1. McGraw-Hill New York, 1969.
- 22) 杉山 将: 確率分布間の距離推定: 機械学習分野における最新動向, 日本応用数理学会論文誌, vol.23, no.3, pp. 439-452, 2013.
- 23) Jacques J. F. Commandeur, Siem Jan Koopman: An Introduction to State Space Time Series Analysis, Oxford University Press, 2007.
- 24) 高木朗義, 杉浦聡志, 岩田裕憲, 目標レベルに基づく除雪機械の配置計画方法に関する研究, 土木学会論文集 F4(建設マネジメント), Vol.71, No.4, I_45-I_52, 2015.
- 25) Akaike, H.: A new look at the statistical model identification, IEEE Trans. AC, 19-6, pp.716-723, 1974. (2020. 3. 8 受付)
- 26) 井出剛, 杉山 将: 機械学習プロフェッショナルシリーズ 異常検知と変化検知, 講談社, 2017
- 27) ダヌシカ ボレガラ, 岡崎直観, 前原貴憲: 機械学習プロフェッショナルシリーズウェブデータの機械学習, 講談社, 2016.
- 28) 本田技研工業株式会社 HP : <https://www.honda.co.jp/internavi/>
- 29) 気象庁 HP : <https://www.data.jma.go.jp/gmd/risk/obsdl/index.php>.
- 30) 日本疫学会 : 疫学辞典第 3 版, 日本公衆衛生協会, 2000.
- 31) 国土交通省 HP 東北地方整備局平成 28 年 11 月 28 日発表資料 : http://www.thr.mlit.go.jp/bumon/kisya/kisyah/images/63723_1.pdf.
- 32) 国土交通省近畿地方整備局 HP: 今後の大雪に関する対策, http://www.pref.fukui.lg.jp/doc/kikitaisaku/setsugai/h30_taisaku_d/fil/01_01honpen_all.pdf.

RISK EVALUATION OF WINTER ROAD TRAFFIC ANOMALY EVENT OCCURRENCE USING PROBE VEHICLE DATA

Shogo UMEDA, Yosuke KAWASAKI, Masao KUWAHARA, and Akira IIHOSHI

In this research, we propose a method for dynamic and quantitative evaluation of the risk of anomaly events in winter road networks using probe vehicle and meteorological data. If the risk of anomaly events is properly evaluated in consideration of the time-varying road traffic conditions in winter, preventive traffic regulation, intensive snow removal, and prompt rescue and recovery after anomaly events occur can be achieved. We construct a state space model using probe vehicle data and snowfall as observed quantities. We evaluate the risk of road traffic anomalies in winter by comparing the filtering distribution of the speed by the state space model and the distribution of the general traveling speed at normal times. We applied the proposed method to the data collected at the time of the stand still that occurred on Route 8 in 2018 and Route 47 in 2019. As a result, the method was able to evaluate that there was a high risk of anomaly events before the occurrence of the stand still.