

# 冬期高速道路における路面状況推定モデルの構築

学籍番号：22322788 都市交通研究室 戸澤 颯太  
指導教員 佐野 可寸志

## 1. はじめに

近年、豪雪による気象悪化や、高齢化による除雪オペレーター不足が問題とされている。齊田ら<sup>1)</sup>は、降雪による走行環境の変化が走行速度および時間信頼性に及ぼす影響の評価を行い、路面平坦性の悪化が走行速度の低下に及ぼす影響を明らかにしている。このことから、冬期の高速道路における路面状況を把握することで、車両滞留対策の検討だけでなく、路面状態の改善や安全確保といった、道路管理上の課題解決に資する施策の検討に活用できるといえる。

そこで、本研究では、気象条件や除雪作業が冬期高速道路の路面状況に与える影響を分析するための路面状況遷移モデルを構築することを目的とした。このモデルを用いることで、気象条件に応じた路面状況の遷移を推定し、効率的な除雪作業の計画や、安全を保つための対応策を迅速に行うことが可能になる。また、本モデルは、遷移確率自体を説明変数で駆動するマルコフ連鎖を用い、降雪・気温・n時間降雪量・除雪ダミー等を遷移のロジットへ直接使用する。これにより、同じ現在状態でも、直近の気象情報と除雪状況に応じて次時刻の移行確率が変化する量を定量化することができる。と考える。

## 2. 既往研究のレビュー

Agresti<sup>2)</sup>はカテゴリカルデータ解析の体系化を行い、多項ロジットによりカテゴリ選択確率をモデル化する基礎を与えた。Muenz & Rubin<sup>3)</sup>は二状態のマルコフ過程に対し、遷移確率をロジスティック回帰で直接パラメータ化する手法を提示し、共変量が遷移に与える影響を最尤推定で識別できることを示した。Norris<sup>4)</sup>はマルコフ連鎖の基礎理論を体系化し、遷移確率の合成により多ステップの確率予測が可能であることを明確にしている。Jackson<sup>5)</sup>は多状態データに対する遷移に共変量を導入した推定と実務的評価を整理し、条件付き尤度に基づく実装と解釈の実務手順を示した。

冬期道路気象の物理モデルでは、Crevier & Delage<sup>6)</sup>がMETRoを用い、数値天気予報とエネルギーバランスから路面温度や凍結指標を予測し、実務での有効性を示した。物理モデルは状態の生成過程を物理法則で与え

るアプローチであり、推定された路面温度等の指標は予測に有用な説明変数となる。また、画像・機械学習による路面状態推定では、田辺ら<sup>7)</sup>が高速道路カメラ画像を湿潤/黒シャーベット/白シャーベット/圧雪/積雪に目視分類し、気象条件や除雪通過からの経過時間などを説明変数にランダムフォレストで推定モデルを構築した。上石ら<sup>8)</sup>はドライブレコーダ画像からニューラルネットワークにより乾燥/湿潤/浸水冠水/湿雪/圧雪の自動判別を行い、概ね85%の正答率を得た。Feilin Liuら<sup>9)</sup>は冬期路面に対応するデータセットWRFを整備し、画像からの自動認識で85.63%の精度を示した。Guangyuan Panら<sup>10)</sup>は道路積雪のマルチスケール認識に向け、計算効率を考慮したRSSD (Resource-Saving Snow Detection) を提案し、95.3%の高い検出精度を報告した。これらは主として「現在の状態を画像から推定する」方向の研究であり、状態間の遷移確率そのものを時変で推定するものではない。

伊藤ら<sup>11)</sup>が吸収マルコフ連鎖のリンク遷移確率を動的ロジットで与え、環境要因を遷移側の説明変数として直接推定する枠組みを示した。また、金沢大学のグループ<sup>12)</sup>もロジット型モデルを適用した吸収マルコフ連鎖によりOD推計を行っており、「遷移確率=説明変数」という考え方が適用可能であることを示している。

本研究の新規性としては、既往研究で主流だった「画像による観測状態の認識」とは異なり、降雪量・気温・n時間降雪量・除雪ダミーといった説明変数を遷移に直接使用し、多項ロジットで遷移確率 $Prob(s_{t+1}|s_t, x_t)$ をパラメータ化して各時点で更新される時変転移行行列を構成する点にある。これにより、路面状況を逐次更新でき、除雪や規制といった介入の効果を時間方向に一貫して評価できる。さらに、路面画像が得られない区間でも、気象・除雪データと運用記録に基づいて遷移の確率を推定できるため、予防的通行止めの判断、除雪配分、物流計画の策定に直結する確率予測の基盤に寄与する。

### 3. 路面状況遷移モデル

#### (1) 定式化

状態  $s_t \in \{1 \dots n\}$ , 説明変数  $x_t \in \mathbf{R}^m$ , 時刻  $t$  からなる離散状態状態からなる条件付きマルコフモデルとして考える. 離散状態系列を時間変動マルコフ連鎖としてモデル化を行う. すなわち,

$$Prob(s_{t+1} = j | s_t = i) = (P_t)_{ij}, i, j = 1 \dots n \quad (1)$$

と表す.  $P_t \in \rho$  は, 時間  $t$  における遷移行列であり,  $\rho = \{P \in \mathbf{R}^{n \times n}\}$  は, 確率行列の集合である.

遷移行列をモデル化すると,  $P_t$  は現在の説明変数と表すことができ,

$$P_t = \phi(x_t) \quad (2)$$

$$\phi: \mathbf{R}^m \rightarrow \rho \quad (3)$$

$$\phi_i: \mathbf{R}^m \rightarrow \mathbf{R}^n \quad (4)$$

$$\phi(x) = \begin{bmatrix} \phi_1(x)^T \\ \vdots \\ \phi_n(x)^T \end{bmatrix} \quad (5)$$

と表せる. 要素ごとに適用する,  $y_i \in \mathbf{R}^n$  は, すべてのの要素が  $\mathbf{1}$  であるベクトルである. この予測器のパラメータは,

$\theta = (A_1, \dots, A_n, b_1, \dots, b_n)$ ,  $A_i \in \mathbf{R}^{n \times m}$ ,  $b_i \in \mathbf{R}^n$ ,  $i = 1, \dots, n$  である. 遷移行列の各行, すなわち現在の状態の各値ごとに別々のロジスティック回帰モデルが (6) が得られる.

$$\phi_i(x) = \frac{\exp(y_i)}{\sum \exp(y_i)}, y_i = A_i x + b_i, i = 1, \dots, n \quad (6)$$

訓練データは (7) 式のように示す通りであり, 欠損データが存在しないと本研究では仮定する.

$$s_1^K, \dots, s_{T_k}^K, x_1^K, \dots, x_{T_k-1}^K, k = 1, \dots, K \quad (7)$$

訓練データに対する対数尤度は (8) のように表す. また, (6) から, 対数尤度式は (9) のように表す.

$$L(\theta) = \sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^{T_k-1} \log (P_t^k)_{s_t^k s_{t+1}^k} \quad (8)$$

$$L(\theta) = \sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^{T_k-1} \left( (y_t^k)_{s_{t+1}^k} - \log (\exp (y_t^k)) \right) \quad (9)$$

訓練データの対数尤度からパラメータの正規化関数を引いたものを最大化する.  $\theta$  に対しての最適化問題を行うため, (10) 式で算出する.

$$\text{maximize } L(\theta) - R(\theta) \quad (10)$$

#### (2) 正則化

正則化とは, モデルの過学習を抑え, 汎化性能を向上させるための手法である. モデルは, 複雑にするほど訓練データへの適合度が高くなるが, その結果, 汎化性能が低下し, 未知のデータに対して不正確な予測

を行うことがある. これを防ぐために, モデルの複雑さにペナルティを与える正則化を用る.

本研究では下記の正則化手法を使用し, モデルの性能が最も高くなるモデルを探索した.

##### a) $\mathbf{L}_2$ ( $\mathbf{L}_2$ 正則化)

パラメータの大きさを均衡に抑制する.

$$R = \lambda \|A\|_F^2 \quad (11)$$

##### b) group- $\mathbf{L}_2$ col (Group Lasso)

説明変数単位で, 不要な変数を抑制する.

$$R = \lambda \sum_j \|a_j\|_2 \quad (12)$$

##### c) group- $\mathbf{L}_2$ ijl (Group Lasso)

路面遷移単位で, 遷移ごとにパラメータの抑制する.

$$R = \lambda \sum_{i,j} \omega_{i,j} \|(b_{i,j}, \omega_{i,j})\|_2 \quad (13)$$

##### d) lap\_nuclear (核ノルム正則化)

遷移構造を圧縮し, モデルの簡略化を行う.

$$R = \lambda \|A\| \quad (14)$$

##### e) lap\_state (状態ラプラシアン正則化)

類似な状態に, 似た係数を持つようにパラメータを抑制する.

$$R = \lambda \sum_{i,j} W_{i,j} \left( \|A_i - A_j\|_F^2 + \|b_i - b_j\|_2^2 \right) \quad (15)$$

##### f) lap\_feature (状態ラプラシアン正則化)

類似した説明変数を滑らかになるようにパラメータを抑制する.

$$R = \lambda \sum_{p,q} W_{p,q} \|a_p - a_q\|_2^2 \quad (16)$$

## 4. 使用データ

冬期高速道路の路面状況遷移モデル構築するにあたり, 使用するデータの概要を以下に示す,

#### (1) 路面データ

本研究で使用した路面データは, 上石らが構築した路面判定モデルから判定された路面データを用いて分析した. 本研究で使用したデータ期間は, 2023年12月, 2024年1月, 2024年2月, 2024年3月であり, データ取得箇所は, 関越道の定点カメラ 4ヶ所 (湯沢, 塩沢石打, 六日町, 小千谷) から 30分間隔で取得したデータである. 分析にあたって, 本研究で設定した路面判定区分を以下に示す.

路面判定区分: ①積雪なし, ②湿雪, ③凍結,

④乾雪(1~3 cm), ⑤乾雪(3 cm以上)

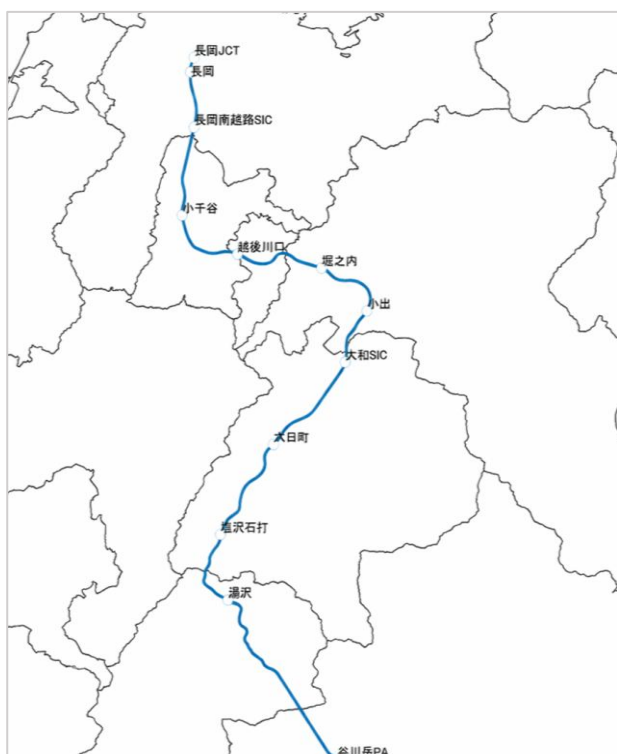
判定されたデータは, 積雪なし路面が約9割を示しており, データ数の偏りによる不均衡データとなることが考えられた. そのため, 積雪路面を減らす処置を行い,

積雪なし路面以外の連続している区間のみを抽出し、データ数を均した。その際、連続区間の終点、始点における前後 30 分間の路面は必ず積雪なし路面とする処理を行った。また、分析で使用するために、0：積雪なし、1：湿雪、2：凍結、3：乾雪(1～3 cm)、4：乾雪(3 cm 以上)、に置き換えている。表-1 に、今回使用した路面状況データの判定数を示す。

表-1 各路面状況の判定数

	0	1	2	3	4
判定数	2,671	1,278	49	721	508
割合	0.511	0.244	0.009	0.138	0.097
合計	5,227				

図-1 路面データ取得箇所



## (2) 気象データ

路面状況遷移推定モデルの説明変数として、降雪量、気温、および n 時間降雪量 (3/6/9 h) を用いた。これらの気象データは、東日本高速道路株式会社が観測したデータを使用し、解析対象地点・対象期間に合わせて整理・集計した。特に n 時間降雪量は、直近の降雪の累積影響を表す指標として導入し、路面状態の変化に対する気象条件の影響を考慮する。

## (3) 除雪データ

冬季の路面形成に影響を与える要因として除雪作業を考慮するため、除雪に関するデータを説明変数として追加した。具体的には、除雪作業に伴う路面状況の

変化を表現するため、東日本高速道路株式会社より提供を受けた除雪車両の GPS ログデータを用いて、対象地点（定点カメラ地点）を除雪車が通過した時刻を同定し、その通過時刻からの経過時間を算出し、路面状況推定モデルの説明変数として導入する。この変数により、除雪作業の影響を時間的な連続性をもって表現することが可能となり、降雪量や気温といった気象条件と組み合わせることで、より実態に即した路面状況の推定が期待される。

## (4) 交通データ

路面状況の遷移に影響する説明変数として、地点平均速度、大型車混入率、交通量、および OCC（占有率）を追加した。地点平均速度は ETC2.0 データを用いて観測地点ごとに算出した。一方、大型車混入率・交通量・OCC はトラフィックカウンターの計測データに基づき、各時刻で集計・算出した。これらの交通状態を表す変数を導入することで、路面状況遷移に対する交通流の影響を明示的に考慮する。

## 5. 路面状況遷移モデルによる推定結果

### (1) 学習設定

データセットを用いて、路面状況遷移モデルの推定を行う。本章では、路面状態の遷移を対象にマルコフモデルと多項ロジット (MNL) を同一データで推定し、そのモデル評価をそれぞれ行う。学習・検証分割は時系列順に実施し、検証比率は 0.2 とした。説明変数は降雪量、気温、3 時間・6 時間・9 時間累計降雪量、地点平均速度、交通量、大型車混入率、OCC 及び除雪車通過経過時間から構成し、多重共線性の影響を抑えるため、学習データにおける分散拡大係数 (VIF) が 10 以下、と説明変数における相関係数が 0.7 以下であるもので選定し推定した。表-2 には、説明変数間の相関係数が 0.7 以上の変数を示している。

表-2 説明変数間の相関係数(相関係数 0.7 以上)

説明変数①	説明変数②	相関係数
6 時間累計降雪量	9 時間累計降雪量	0.935
3 時間累計降雪量	6 時間累計降雪量	0.865
3 時間累計降雪量	9 時間累計降雪量	0.762
交通量	OCC	0.702

最終的に選定された説明変数は降雪量、気温、3 時間累計降雪量、地点平均速度、大型車混入率、交通量、除雪車通過経過時間の 7 変数であった。マルコフモデル

ではL2, group\_l2colを含む複数の正則化を候補とし, 正則化強度は検証対数尤度の最大化により選択した.

一方, 多項ロジットモデル (MNL) では, 路面状態の遷移を考慮せず, 各時刻における路面状態を独立に推定するモデルとして定式化した. すなわち, 時刻  $t$  における路面状態  $i$  が選択される確率は, 説明変数ベクトル  $x_t$  によって決定される効用関数に基づき, 次式のように表される.

$$P(y_t = i | x_t) = \frac{\exp(V)}{\sum \exp(V)} \quad (17)$$

ここで,  $V$  は路面状態  $i$  に対する確定効用であり, 本研究では次式で与えた.

$$V = \alpha_i + \beta_i x_t \quad (18)$$

ただし,  $\alpha_i$  は路面状態  $i$  に固有の定数項,  $\beta_i$  は説明変数に対応するパラメータベクトルである. 説明変数  $x_t$  には, マルコフモデルと同一の気象・交通・除雪関連変数を用い, モデル構造の違いによる推定性能の比較が可能となるように設定した. 本モデルでは, 直前の路面状態に関する情報は説明変数として明示的に導入せず, 路面状態の時間的依存性は考慮されない. したがって, MNL は状態非依存型の推定モデルであり, 路面状態遷移を確率過程として扱うマルコフモデルとの比較対象として位置付ける.

## (2) 評価指標

本研究で構築した路面状況推定モデルを多面的に評価を行うために以下に示す評価指標を用いて定量的に評価を行った.

### a) 交差エントロピー (CE)

交差エントロピーは, 対数尤度の平均に負の符号をつけた値であり, この値をモデル間で比較することで値が小さいほど, 確率予測としてどちらのモデルが優れているかを厳密に判定できる.

$$CE(\theta) = -\frac{1}{N} L(\theta) \quad (19)$$

### b) 適合率(Precision)

適合率は, モデルが陽性と判断した中で, 実際に陽性であった割合を示す. つまり, 予測した路面が正答していた割合に着目した指標である.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (20)$$

### c) 再現率(Recall)

再現率は, 実際に陽性であるもののうち, どれだけ正しく陽性と予測できたかを示す指標である. つまり, 見逃した路面が少なかった割合に着目した指標である.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (21)$$

### d) F 値

F 値は, Precision と Recall の調和平均であり, 両者のバランスを重視した指標である. Precision が高くても Recall が低ければ, 「当たるときは当たるが見逃しが多い」というモデルになり, 逆もまた然りである, F 値はその両方の欠点を補う形で評価する. F 値は, 偏りのあるデータセットにおいてモデルの実力を測る際に非常に有用であり, 特に本研究のように多数のクラスが存在し, 出現頻度が異なる状況では適切な性能比較の指標となる.

$$F1\text{-score} = \frac{2 \times (Precision \times Recall)}{Precision + Recall} \quad (22)$$

## (3) モデル推定結果

表-3に, 各モデルの推定結果 (F 値, 交差エントロピー (CE)) を示す. F 値は group\_l2\_ij および group\_l2col が (0.712) と最も高く, 次いで l2 (0.709), nuclear (0.704), lap\_state (0.703), lap\_feature (0.703), MNL (0.660) の順であった. 一方, CE は lap\_state (0.807) が最小であり, 次いで l2 (0.811), group\_l2col (0.813), group\_l2\_ij (0.815), MNL (0.881), nuclear (0.895), lap\_feature (0.960) となった. このことから, 分類性能 (F 値) を重視した場合は group 系正則化が優位である一方, 確率予測としての整合性 (CE) を重視した場合は lap\_state が良好であることが示された. すなわち, 指標によって最良となるモデルが異なるため, 本研究におけるモデル選択は, 分類の当てやすさ, 確率の妥当性に応じて評価軸を整理する必要がある.

表-3 モデル推定結果

model	F 値	CE
group_l2_ij	0.712	0.815
nuclear	0.704	0.895
group_l2col	0.712	0.813
l2	0.709	0.811
lap_state	0.703	0.807
lap_feature	0.703	0.960
MNL	0.660	0.881

## (4) 混同行列

表-4に group\_l2col から推定された路面状況の混同行列を示す. 混同行列の観点からは, 積雪なしと湿雪の相互誤分類が主要な誤りとして現れ, 乾雪 (1~3cm) は湿雪および乾雪 (3cm 以上) へ吸収されやすいことが確認された. また, 凍結は予測結果としてほとんど出現せず, 凍結サンプルが主として積雪なしや湿雪に分類される傾向表れており, サンプル数の少なさや凍結路面に対する説明変数が弱かったと考えられる.

表-4 混同行列 (group\_l2col)

	推定結果					
		0	1	2	3	4
実 際 の 路 面	0	459	71	0	0	3
	1	91	225	0	1	14
	2	16	12	1	0	0
	3	5	40	0	5	15
	4	7	23	0	3	54

この傾向は表-5 のクラス別指標でも確認することができる。表-5には各遷移の適合率、再現率、F値を示している。積雪なし、湿雪路面では適合率・再現率ともに高いが、データ数の少ない凍結・積雪系の路面状態では再現率がやや低めになり、判定漏れが起きやすい。結果として、サンプル数の多いクラスに引っ張られるためF値が低くなっている。

表-5 クラス別指標 (group\_l2col)

class	precision	recall	f1
0	0.794	0.861	0.826
1	0.606	0.680	0.641
2	1.000	0.034	0.067
3	0.556	0.077	0.135
4	0.628	0.621	0.624

## (5) パラメータ推定結果

表-5 から、降雪量は、積雪なしから乾雪 (1~3cm) への遷移で正の係数を示しており、降雪が強まるほど積雪形成側への遷移が相対的に生じやすい傾向を示す。一方で、積雪なしから乾雪 (3cm以上) への遷移では負の係数となっており、短時間の降雪強度のみでは厚い積雪への移行を十分に説明しにくい可能性が示唆される。この点は、3時間累計降雪の寄与と整合的であり、厚い積雪への遷移は一定時間の降雪の蓄積により強く影響が与えられる。気温は、積雪なしから凍結への遷移で負の係数を示している。これは、気温が低下するほど凍結側への遷移が相対的に生じやすいという物理的整合性のある結果である。また、湿雪から凍結への遷移でも気温が負であることから、融解を伴う状態から凍結状態へ移行する局面では、気温が支配的に作用しやすいことが示唆される。3時間累計降雪は、積雪なしから湿雪への遷移や、積雪なしから乾雪 (3cm以上) への遷移で正の係数を示している。すなわち、瞬間的な降雪強度よりも、一定時間の累計降雪が増えるほど積雪状態への遷移が説明されやすい傾向が確認できる。他方で、積雪なしが継続する遷移では負となってお

り、累計降雪が増えるほど積雪なしの継続が相対的に起こりにくくなるという、直感的に自然な方向性が得られている。除雪車通過経過時間は、積雪なしが継続する遷移や、積雪なしから凍結への遷移で正の係数を示している。これは、除雪直後よりも時間が経過した局面で、路面が積雪なしとして維持される、あるいは凍結へ移行する遷移が相対的に強まる可能性を示す。ただし、除雪車通過経過時間は、交通流による圧雪・再凍結、気温低下、降雪の継続など複数要因の影響を同時に受け得る代理指標である。したがって、単独で解釈するのではなく、除雪効果が時間とともに変化する局面を捉えていると整理し、気温や累計降雪量と併せて解釈することが妥当である。

表-6 から、地点平均速度は、積雪なしから乾雪 (3cm以上) への遷移や、乾雪 (3cm以上) から乾雪 (1~3cm) への遷移で正の係数を示している。一般に速度は路面状態の結果としても変動するため、ここで得られた係数は速度が路面状態を直接変化させるというより、ある遷移が起こりやすい状況で速度が同時に高いという同時性を含む可能性がある。従って速度は、路面状態の説明変数というよりも、路面状態と一体となって観測される交通状況の指標として、補助的に遷移構造を捉えていると解釈するのが適切である。大型車混入率は、積雪なしから乾雪 (3cm以上) への遷移で正の係数を示している。大型車交通は圧雪やわだち形成に関与し得るため、交通条件が遷移構造に影響する可能性を示唆する結果である。一方で混入率も路面状態に応じて変化し得ることから、速度と同様に原因と結果が混在する変数である点に留意が必要である。交通量は、湿雪から乾雪 (3cm以上) への遷移で負の係数が大きいなど、一部の遷移で顕著な影響が見られる。交通量が多い局面では、圧雪化や交通管理 (速度規制・通行制限) などが同時に生じ得るため、交通量の係数は単独で方向性を断定するよりも、気温・降雪・除雪条件と組み合わせた総合的な状況の中で理解する必要がある。

## 6. まとめ

### (1) 考察・課題

本研究では、マルコフ性を考慮した状態遷移モデルを用いることで、路面状態を各時点における独立した分類としてではなく、時間的な状態変化として表現する枠組みを構築した。推定結果からは、気象条件、除雪条件、交通条件が路面状態の遷移確率に対して一定の説明力を持つことが確認された。この結果は、路面状態が気象環境や道路管理条件の変化に応じて連続的に変化する現象であることを踏まえると、本研究で用いた状態遷移モデルが路面状態の時間的変化を一定程

度捉えていることを示唆している。一方で、凍結のように出現頻度が小さく、他状態との境界が曖昧な路面状態については推定精度が十分でないことが確認された。特に凍結状態では見逃しが生じやすく、希少状態の識別に課題が残る結果となった。この背景には、学習データにおけるクラス不均衡の影響に加え、凍結の生成過程を直接的に説明する情報が説明変数に十分含まれていない可能性がある。凍結は気温や降雪のみならず、路面温度や路面の湿潤状態、凍結防止剤散布の影響など複数の要因が相互に作用して発生する現象であるため、これらの条件を十分に表現できていない場合、湿潤路面など他状態との識別が困難になると考えられる。また、湿雪、乾雪など、外観や生成条件が類似する路面状態では説明変数のみで明確に分離することが難しく、誤判別が生じやすい傾向が確認された。これは、本研究で用いた気象・交通・除雪関連指標が路面状態の大まかな変化傾向は説明できるものの、路面表面の熱条件や水分条件といった物理的状态を十分に表現していないことに起因している可能性がある。以上の結果から、路面状態推定の精度向上には、凍結発生を直接的に規定する熱・水分条件を表すデータの導入が重要であると考えられる。具体的には、凍結防止剤散布の実施有無、散布量、散布時刻といった運用データに加え、路面温度や路面の湿潤状態を表す指標などが有効な説明変数となる可能性がある。さらに、散布後の経過時間や気温が0°C付近に滞在した累積時間などの履歴指標を導入することで、凍結の生成および

消失過程をより適切に捉えることが期待される。加えて、本研究の対象データでは積雪・凍結系状態の出現数が少ないため、学習データにおいて多数派クラスへモデルが偏り、希少クラスの再現率が低下する傾向が確認された。このため、希少クラスの追加収集やオーバーサンプリング、対象区間や対象年度の拡大によるデータ数の増加が必要である。また、学習段階でのクラス重み付けや再サンプリング、閾値最適化などを組み合わせることで、希少クラスの識別精度の改善が期待される。さらに、本研究は時系列データを対象としていることから、希少状態は短時間で変化するという特性を考慮し、遷移制約や継続時間分布を導入することで、誤検出の抑制と再現率向上の両立を図ることも今後の重要な検討課題である。

## (2) 結論

本研究では、路面状態を時間的な遷移として捉えるマルコフ性を考慮した状態遷移モデルを用いて、路面状態の推定を行った。その結果、気象条件、除雪条件、交通条件が路面状態の変化に対して一定の説明力を持つことが確認され、これらの情報を用いた状態遷移モデルが路面状態推定に有効である可能性が示された。しかし、凍結やシャーベット系路面のような出現頻度の低い状態については推定精度が十分でなく、特に見逃しが生じやすいことが明らかとなった。このことから、希少状態の識別精度を向上させるためのデータ整備やモデル設計の改善が今後の課題であるといえる。

表-5 条件付きマルコフモデル (group\_l2col) の推定係数(気象・除雪データ)

from_state	to_state	snowfall	temp_C	snowfall_9h	除雪車経過時間
0	0	-0.21002	0.37765	-0.62203	0.46189
0	1	0.18892	-0.03187	0.42268	-0.05551
0	2	-0.11181	-0.41308	-0.09282	0.58103
0	3	0.29739	-0.02201	0.01070	-0.25575
0	4	-0.16448	0.08931	0.28148	-0.73166
1	0	0.12005	0.42548	-0.10276	0.30835
1	1	0.04188	0.16363	-0.00369	0.00956
1	2	-0.04479	-0.23163	-0.19386	0.18624
1	3	-0.20357	-0.23229	-0.12901	-0.04894
1	4	0.08644	-0.12519	0.42932	-0.45522
2	0	0.35364	-0.25239	-0.32853	0.43005
2	1	0.11750	0.22714	0.06500	-0.54767
2	2	-0.46614	0.18761	-0.48587	0.22055
3	0	-0.14826	-0.31504	0.53850	0.08535
3	1	0.14325	0.15268	0.21090	-0.18828
3	2	-0.16879	0.17413	-0.08019	-0.25457
3	3	0.07184	0.31023	-0.07289	-0.00467
3	4	-0.18340	-0.38837	0.35815	0.17700
4	1	0.19413	0.10288	-0.21446	0.09403
4	3	0.08623	-0.19888	0.00939	-0.01180
4	4	-0.01378	0.32452	-0.11499	0.11376

表-6 条件付きマルコフモデル (group\_l2col) の推定係数(交通データ)

from_state	to_state	地点平均速度	大型車混入率	交通量
0	0	-0.54124	-0.32594	0.39650
0	1	-0.15805	-0.19504	0.07879
0	2	0.14827	-0.07816	0.15422
0	3	0.08990	0.09364	-0.45870
0	4	0.46111	0.50549	-0.17081
1	0	-0.27089	-0.11319	0.48733
1	1	-0.36502	-0.02311	0.20096
1	2	0.09762	0.05957	-0.11902
1	3	0.21273	0.22717	0.03521
1	4	0.32555	-0.15044	-0.60448
2	0	-0.24406	-0.45793	0.39594
2	1	0.46000	0.12257	0.32037
2	2	-0.30837	-0.13780	-0.21708
3	0	-0.01995	0.25518	-0.41802
3	1	0.11239	0.21799	-0.08121
3	2	-0.48035	-0.23786	0.64251
3	3	-0.11743	-0.25623	-0.14994
3	4	-0.26315	0.11514	-0.32488
4	1	0.26905	-0.09172	-0.01358
4	3	0.59187	0.47067	-0.15412
4	4	-0.29789	0.17415	0.62526

謝辞：本研究で使用した、各種データは東日本高速道路株式会社新潟支社、株式会社株式会社 Create-C より提供していただいた。この場を借り、感謝の意を示す。

REFERENCES

- 1) 齊田光, 佐藤信吾, 大浦正樹：冬期路面および堆雪状態の変化が車両走行速度および時間信頼性に及ぼす影響の評価, 第 62 回北海道開発技術研究発表会, 2018
- 2) Alan Agresti, *Categorical Data Analysis*, 3rd ed, 2013
- 3) Muenz, L. R., & Rubinstein, L. V. Markov models for covariate dependence of binary sequences. *Biometrics*, 1985
- 4) Norris, J. R. *Markov Chains*. Cambridge University Press, 1997
- 5) Jackson, C. H. *Multi-State Models for Panel Data: The msm Package for R*. Journal of Statistical Software, 2011
- 6) Crevier, L.-P., & Delage, Y. METRo: A New Model for Road-Condition Forecasting in Canada. *Journal of Applied Meteorology*, 2001
- 7) 田辺啓輔：高速道路における冬期路面状況の推定, 土木計画学研究・講演集, 2022
- 8) 中村一樹, 砂子宗次郎, 上石勲, 宮島亜希子, 仲条仁：スマートフォン AI 路面判別システムの開発, 雪氷研究大会, 2022
- 9) Feilin Liu, Yan Wu, Xinneng Yang, Yujian Mo, Yujun Liao., Identification of winter road friction coefficient based on multi-task distillation attention network , *Pattern Analysis and Applications*, 2022
- 10) Guangyuan Pan, Xinhao Zhou, Wenbo Zheng, Zhaodong Liu, Ancai Zhang., RSSD: A regional-level Resource-Saving Snow Detection Model for winter road surface maintenance , *Expert Systems With Applications* , 2025
- 11) 伊藤創太, 羽藤英二：動的経路選択モデルを用いた吸収マルコフ連鎖交通量配分, 公益社団法人日本都市計画学会 都市計画学会 都市計画論文集 vol.48 No.3, 2013
- 12) 鈴木哲矢, 高山純一, 中山晶一郎, 赤松隆：ロジット型モデルを適用した吸収マルコフ連鎖による OD 推計, 土木学会中部支部研究発表会, 2008