

# 路面画像と深層学習を用いた冬期歩行空間の すべり摩擦推定精度に関する考察

齊田 光<sup>1</sup>・奥村 航太<sup>2</sup>・大廣 智則<sup>3</sup>・高野 伸栄<sup>4</sup>

<sup>1</sup>正会員 国立研究開発法人土木研究所 寒地土木研究所 (〒062-8602 北海道札幌市豊平区平岸 1 条 3 丁目 1-34)

E-mail: saida-a@ceri.go.jp (Corresponding Author)

<sup>2</sup>正会員 国立研究開発法人土木研究所 寒地土木研究所 (〒062-8602 北海道札幌市豊平区平岸 1 条 3 丁目 1-34)

E-mail: okumura-k@ceri.go.jp

<sup>3</sup>正会員 国立研究開発法人土木研究所 寒地土木研究所 (〒062-8602 北海道札幌市豊平区平岸 1 条 3 丁目 1-34)

E-mail: oohiro-t@ceri.go.jp

<sup>4</sup>正会員 北海道大学大学院 工学研究院 (〒060-8628 北海道札幌市北区北 13 条西 8 丁目)

E-mail: shey@eng.hokudai.ac.jp

近年の冬期歩行者転倒事故の増加により、冬期歩行空間の転倒危険度を把握することの重要性は増しつつある。冬期歩行空間の転倒危険度を把握するためには路面の雪氷状態、特に路面すべりやすさを定量的に把握することが重要である。しかしながら、冬期歩行空間の路面すべりやすさを定量的かつ安価、簡単に把握する手法は確立されていない。

本研究では、路面を撮影した画像から深層学習を用いて路面すべり摩擦係数を推定する手法を用いて、冬期歩行空間のうち横断歩道付近において路面すべり摩擦係数の推定精度を検証した。検証の結果、路面画像から推定した冬期歩行空間の路面すべり摩擦係数推定誤差は約 0.12 であり、路面すべり摩擦係数を精度よく推定できる可能性があることが明らかとなった。

**Key Words:** Road surface friction coefficient, Deep learning, Winter walkway, Winter road maintenance

## 1. はじめに

積雪・凍結路面における歩行者の転倒事故は積雪寒冷地域を中心に多数発生しており、高齢化の進展などに伴い転倒事故件数は増加傾向にある<sup>1)</sup>。冬期に転倒が発生しやすい箇所（転倒危険箇所）の出現状況は天候や周辺の建築物の有無、除雪や防滑材散布作業の頻度などにより変化すると考えられる。転倒危険箇所の出現状況を把握することは、歩行時のルートや靴等の適切な選定を可能とし、転倒事故の防止につながると考えられている<sup>2)</sup>。このため、既往の研究では様々な手法により冬期歩行空間の転倒危険度評価が試みられている。

冬期歩行空間における転倒危険度評価の方法として、橋本<sup>3)4)</sup>は札幌市消防局によって記録された冬期の転倒による救急搬送発生件数データを用いて転倒事故発生傾向の分析を行った。また、新谷ら<sup>5)</sup>は消防局によって記

録された救急搬送発生件数データを用いて転倒事故発生傾向の分析を行うとともに定点ビデオカメラ撮影により、救急搬送に至らない転倒事故発生状況の把握を行った。救急搬送データを用いた歩行危険箇所の把握手法は転倒発生地点や時刻に加えて転倒者の性別・年齢など詳細な情報が得られる長所がある一方で、救急搬送に至らない転倒やスリップ等の事象を捕捉することはできないほか、リアルタイムな転倒危険箇所の検出や転倒危険度の評価を行うことは困難である。

このような背景から、齊田ら<sup>6)</sup>は冬期歩行空間における転倒危険度のリアルタイムな把握手法として、スマートフォンに搭載された加速度センサを用いて歩行時に生じる加速度を計測し、加速度の規則性を基に歩行安定性を算出する手法を提案した。当該手法を用いると、冬期歩行空間のうち路面凍結などにより滑りやすい箇所をリアルタイムかつ簡単に把握することが可能である<sup>7)</sup>。ま

た、歩行安定性が低下した条件下では転倒による救急搬送が多く発生していることが明らかとなっている<sup>8)</sup>。他方、歩行時に生じる加速度の規則性を基に算出された歩行安定性は計測者毎の歩き方や服装などの差異の影響を受けることが示されている<sup>9)</sup>。このため、より正確に転倒危険箇所を把握するためには計測者の歩行挙動の個人差などの影響を受けずに転倒危険性を評価する手法が必要とされている。

そこで本研究では、冬期歩行空間の転倒危険箇所をより精度良く、かつ簡単・リアルタイムに把握する手法として、カメラ画像と深層学習を用いて冬期歩行空間のすべり摩擦係数 ( $\mu$ ) を推定することが可能であるか検証を行った。

## 2. 深層学習を用いた冬期歩行空間のすべり摩擦係数推定手法

本研究では $\mu$ の推定手法として、深層学習の一種である Convolutional Neural Network (畳み込みニューラルネットワーク, 以下 CNN) による画像分類手法を用いた。CNN による画像分類は畳み込み・プーリング等の処理により画像の特徴量を抽出し、得られた特徴量を用いて入力画像をいくつかのクラスに分類する手法である。本研究では、齊田らにより提案された手法を用いて<sup>7)</sup>、冬期歩行空間の $\mu$ 推定を行う。当該手法では、図-1 に示

すようにカメラで撮影した画像のうち $\mu$ の推定を行いたい小領域を切り出し、切り出した画像を学習済み CNN に入力することで $\mu$ を推定する。

図-2 は学習済み CNN の作成に用いる学習用データの生成方法を示す。学習用データは路面画像および路面画像の位置における $\mu$ 計測値 $\mu_{obs}$ を基に分類された 16 のクラス $C_{obs}$  ( $C_{obs} = 1 : \mu_{obs} < 0.05$ ,  $C_{obs} = 2 : 0.05 \leq \mu_{obs} < 0.10$ , ...,  $C_{obs} = 16 : \mu_{obs} \geq 0.75$ ) を 1 組とするデータから成る。 $\mu_{obs}$ は学習用データ収集用車両の後部に取り付けられた連続路面すべり抵抗測定装置 (Halliday Technology RT3)<sup>9)</sup>を用いて収集する。連続路面すべり抵抗測定装置は車両進行方向に対して数度傾いた状態で車両に固定された計測輪を有し、走行中に計測輪に生じる横力を測定することで走行区間のすべり抵抗値、HFN を毎秒 10 回計測する。連続路面すべり抵抗測定装置により計測された HFN は計測機器独自の指標であるため、路面すべり計測機器間の計測値を比較した結果<sup>9)</sup>を用いて HFN を $\mu_{obs}$ に換算する (図-2 (1a))。同時に、計測車両のフロントガラスに固定されたドライブレコーダー (JAF MEDIA WORKS DD-06 $\alpha$ ) を用いて車両前方の画像を 1920×1080 ピクセル、毎秒 27 フレームで記録し、得られた H.264 AVI 形式の動画を撮影間隔 0.1 秒毎の静止画像に変換する (図-2 (1b))。その後、 $\mu_{obs}$ と路面画像の計測位置および時刻情報を用いて $\mu_{obs}$ と画像の紐付けを行う (図-2 (2))。このようにして得られた静止画像には路面以外の領域も含まれているため、静止画像から計測車

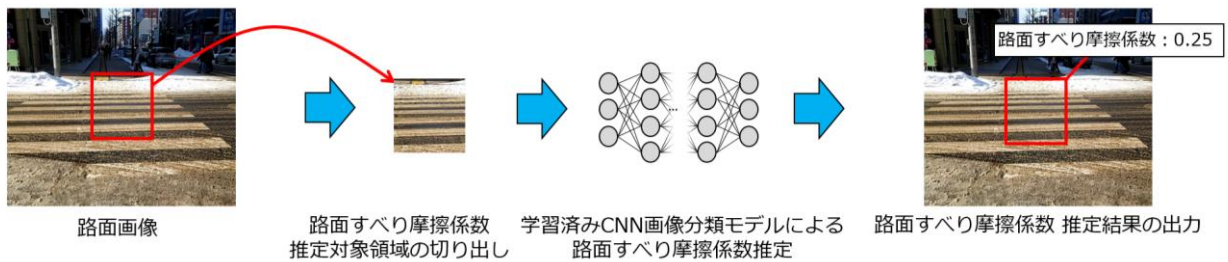


図-1 深層学習を用いた画像分類による路面すべり摩擦係数推定手法の概要

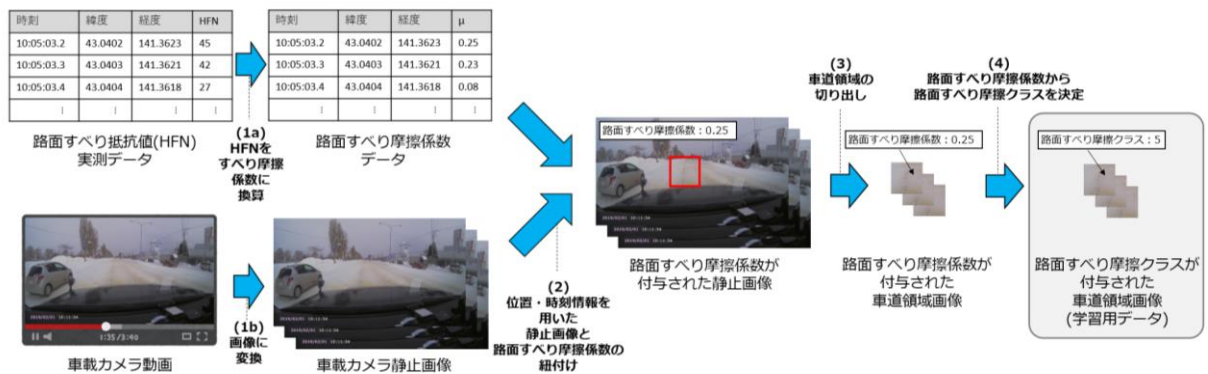


図-2 学習用データ生成方法の概要<sup>7)</sup>

両 5m 程度前方の幅 1m×奥行き 10m 程度の領域、幅 112 ピクセル×高さ 112 ピクセル) を切り出す (図-2 (3)) .  
最後に、画像を  $\mu_{obs}$  に応じた 16 のクラス  $C_{obs}$  ( $C_{obs} = 1 : \mu_{obs} < 0.05$ ,  $C_{obs} = 2 : 0.05 \leq \mu_{obs} < 0.10$ , ...,  $C_{obs} = 16 : \mu_{obs} \geq 0.75$ ) に分類し、 $C_{obs}$  を画像に付与する (図-2 (4)) . この処理により、路面画像に  $\mu$  に関する情報が付与された学習用データを多数生成する.

本研究では学習用データの生成に北海道札幌市、石狩市および苫小牧市の一般道路と北陸自動車道富山 IC～東海北陸自動車道福光 IC 間で 2018 年度から 2020 年度の冬期 (1 月および 2 月) の日中に収集した路面画像および  $\mu_{obs}$  (日中のデータ数 : 968,433 個) を使用した.

$\mu$  推定を行う CNN は以上の方法で得られた学習用データを用いて訓練を行うことで作成する. CNN のアルゴリズムには携帯端末上で高速な推論処理が可能な MobileNetV2<sup>10)</sup> を用いた. これにより、入力画像を  $\mu$  に応じた 16 のクラス  $C_{inf}$  ( $C_{inf} = 1 : \mu < 0.05$ ,  $C_{inf} = 2 : 0.05 \leq \mu < 0.10$ , ...,  $C_{inf} = 16 : \mu \geq 0.75$ ) に分類する学習済み CNN を作成した. 学習済み CNN の出力値には  $C_{inf}$  の分類確率  $p_i$  が含まれているため、 $C_{inf}$  のクラス  $i$  の  $\mu$  中央値  $\mu_i$  と  $p_i$  を用いて  $\mu_{inf}$  を以下の式で求めた.

$$\mu_{inf} = \sum_{i=1}^{16} \mu_i p_i \quad (1)$$

### 3. 冬期歩行空間におけるすべり摩擦係数推定精度の検証方法

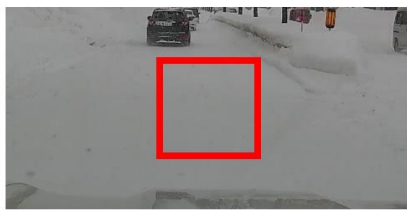
冬期歩行空間における  $\mu$  推定精度の検証は、前章で示した方法で生成した学習済み CNN を用いて路面画像から  $\mu_{inf}$  を求め、路面画像の撮影日時・撮影地点における  $\mu_{obs}$  と比較することで行った. なお、本検証は冬期歩行空間のうち、連続路面すべり抵抗測定装置による  $\mu_{obs}$  の計測が容易な横断歩道を対象として行った. 検証に用いるデータのうち、 $\mu_{obs}$  は 2021 年度冬期の日中に札幌市内の横断歩道上で連続路面すべり抵抗測定装置によって計測された 600 個の検証用データ (非積雪路面、シャーベット路面および圧雪・凍結路面各 200 データ) を使用した. また、 $\mu_{inf}$  は  $\mu_{obs}$  計測時刻においてドライブレコーダー (Yupiteru Y-4K) で撮影された路面画像のうち、 $\mu_{obs}$  計測地点付近の 112×112 ピクセルを切り出した画像を学習済み CNN に入力することで推定したデータを使用した. 図-3 に  $\mu$  推定精度の検証に使用した  $\mu_{obs}$  および路面画像データの例を示す. なお、図中赤枠は路面画像の切り出し範囲である.



(a)非積雪路面  
すべり摩擦係数計測値 : 0.653



(b)シャーベット路面  
すべり摩擦係数計測値 : 0.355



(c)圧雪路面  
すべり摩擦係数計測値 : 0.240

図-3 路面すべり摩擦係数の推定精度検証に使用した路面画像および路面すべり摩擦係数計測値の例

### 4. 検証の結果および考察

図-4 に 2021 年度冬期の札幌市内一般道路の横断歩道で取得された 600 個の検証用データの  $\mu_{obs}$  および検証用データの画像から推定した  $\mu_{inf}$  を示す.  $\mu_{inf}$  の推定誤差は二乗平方平均誤差 (RMSE) で 0.117 であり、 $\mu_{obs}$ —

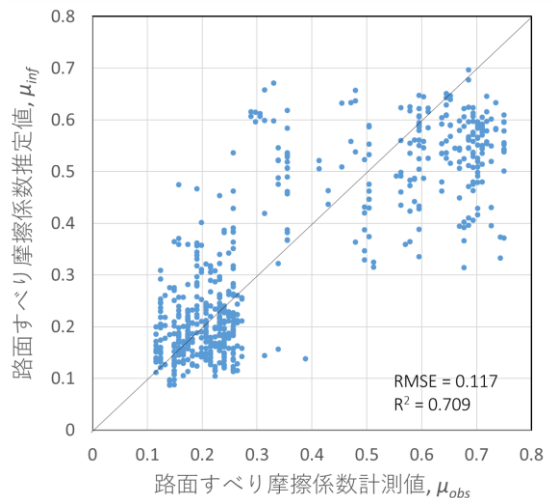


図-4 2021 年度冬期札幌市内一般道路の横断歩道における路面すべり摩擦係数計測値と推定値の関係

表-1 路面すべり摩擦係数計測値および推定値を  
2つのクラスに分類した場合の混同行列

	$\mu_{inf} < 0.40$	$\mu_{inf} \geq 0.40$
$\mu_{obs} < 0.40$	366	34
$\mu_{obs} \geq 0.40$	20	180

$\mu_{inf}$ 間の決定係数は0.709であった。 $\mu_{obs}$ が0.3未満の場合 ( $\mu_{obs}$ が圧雪、氷膜または氷板路面における $\mu$ の範囲内である場合<sup>14)</sup>),  $\mu_{inf}$ は $\mu_{obs}$ と概ね同程度の値となった。また、 $\mu_{obs}$ が0.5以上である場合 ( $\mu_{obs}$ が湿潤または乾燥路面における $\mu$ の範囲内である場合) は $\mu_{inf}$ は0.4から0.6程度となり、 $\mu_{obs}$ より低い値となったが概ね湿潤または乾燥路面における $\mu$ の範囲内の値となった。一方で、 $\mu_{obs}$ が0.3以上0.5未満である場合 ( $\mu_{obs}$ が積雪路面と非積雪路面の中間程度の値である場合) は $\mu_{inf}$ は $\mu_{obs}$ より大きな値となる傾向が見られた。

表-1に $\mu_{obs}$ と $\mu_{inf}$ を積雪路面相当の $\mu$  ( $\mu < 0.40$ ) と非積雪路面相当の $\mu$  ( $\mu \geq 0.40$ ) の2つのクラスに分類した場合の混同行列を示す。本検証条件においては、大部分のケースにおいて $\mu_{obs}$ と $\mu_{inf}$ が共に0.40以上または0.40未満となり、正解率は0.910、適合率は0.841、再現率は0.900およびF1 scoreは0.870であった。

これらの結果より、深層学習を用いると横断歩道におけるすべりやすさが非積雪路面に相当するか、あるいは積雪路面に相当するかを高い精度で推定できることが明らかとなった。また、横断歩道の $\mu$ が積雪または凍結路面に相当する条件下では $\mu$ を概ね正確に推定できる一方で、横断歩道の $\mu$ が非積雪路面に相当する条件下では $\mu$ を実際より低く推定する傾向があること、横断歩道の $\mu$ が非積雪路面と積雪路面の中間に相当する場合は $\mu$ の推定精度が低くなることが明らかとなった。横断歩道に積雪がない条件下で $\mu$ を実際より低く推定する原因は、学習済みCNNが横断歩道の白線部を積雪路面と誤認識しているためであると推察される。横断歩道の白線部と積雪路面の判別の精度向上には、より高解像度の路面画像により横断歩道白線部と積雪路面の表面テクスチャを捉えることが有効であると考えられる。また、横断歩道の $\mu$ が非積雪路面と積雪路面の中間に相当するときに $\mu$ 推定精度が低下する原因は、CNNの学習に用いた教師データに $\mu$ が非積雪路面と積雪路面の中間に相当するデータの数が少ないためであると考えられる。CNNの学習に用いた教師データのうち $\mu_{obs}$ が0.3以上0.5未満の範囲内にあるデータは116,010個であり、これは全教師データ数の12%程度である。このため当該条件下における

$\mu$ 推定精度を向上するためには、 $\mu_{obs}$ が0.3以上0.5未満である条件下で路面画像および $\mu_{obs}$ データを収集し、教師データ数を増やすことが必要であると考えられる。

## 5. おわりに

本研究では冬期歩行空間の転倒危険箇所を定量的かつ安価、簡単に把握する手法を確立することを目的として、路面を撮影した画像から深層学習を用いて路面すべり摩擦係数を推定する手法により冬期の横断歩道の路面すべり摩擦係数を推定可能であるか検証を行った。その結果、横断歩道上の路面状態が積雪、圧雪や凍結路面である場合は路面画像と深層学習を用いて路面すべり摩擦係数を概ね正しく推定可能であることが明らかとなった。また、深層学習を用いて、横断歩道上のすべり摩擦係数が非積雪路面相当であるか、積雪路面相当であるかを正確に推定できることが示された。一方で、横断歩道の路面すべり摩擦係数が非積雪路面と積雪路面の中間の値である条件下では深層学習による路面すべり摩擦係数推定精度が低下する傾向にあった。今後の研究では薄い積雪路面などのように路面状態が非積雪・積雪の中間にあたる場合の路面すべり摩擦係数計測値および路面画像を収集するとともに、路面すべり摩擦係数の推定を行う深層学習アルゴリズムの改良を行うことで路面すべり摩擦係数の推定精度向上を目指す。

## 参考文献

- 1) 橋本澤奈, 大橋一仁, 永田泰浩, 金田安弘: 札幌市における冬期の転倒に着目した救急搬送車の動向—その1—2018年度までの経年変化に着目して—, 北海道の雪氷, No.38, pp.39-42, 2019.
- 2) 大西功基, 佐々木博一, 細見暁彦: 雪道におけるつるつる路面での転倒防止に向けた啓発活動—さっぽろウインターライフ推進協議会—, 第51回(2007年度)北海道開発技術研究発表会論文集, 2008.
- 3) 橋本好弘: 冬期自己転倒による救急出動分析(その1 全体の傾向), 札幌市消防科学研究所報, No. 9, pp. 35-39, 2002.
- 4) 橋本好弘: 冬期自己転倒による救急出動分析(その2 すすきの地区・気象との関係), 札幌市消防科学研究所報, No. 9, pp. 40-47, 2002.
- 5) 新谷陽子, 原文宏, 秋山哲男: 札幌中心市街地の冬の歩行者転倒事故—現状と今後の対策—, 総合都市研究, Vol. 85, pp. 57-68, 2005.
- 6) 齊田光, 徳永ロベルト, 高橋尚人, 渡部武朗, 高野伸栄: スマートフォンを用いた冬期転倒危険度の定量評価手法に関する研究, 土木学会論文集 D3, Vol.75, No.5, pp.999-1008, 2019.
- 7) 齊田光, 大廣智則, 畠山乃: AIによる画像認識技術を用いた冬期路面すべり摩擦係数推定手法の開発, 第65回(2021年度)北海道開発技術研究発表会論文集,

- 2022.
- 8) 奥村航太, 齊田光, 大廣智則: 冬期歩行空間における歩行挙動データと転倒による救急搬送発生状況の関係, 第 33 回ゆきみらい研究発表論文集, 2022.
- 9) 舟橋誠, 徳永ロベルト, 浅野基樹: 連続路面すべり抵抗値測定装置 (RT3) の導入について, 北海道の雪氷, No.26, pp.5-8, 2007.
- 10) Mark Sandler, Andrew Howard, Menglong Zhu, Andrey Zhmoginov, Liang-Chieh Chen : MobileNetV2: Inverted Residuals and Linear Bottlenecks, Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, 2018.
- 11) 切石亮, 徳永ロベルト, 高橋尚人: 冬期路面状態評価手法の比較試験について, 寒地土木研究所月報, No.702, pp.50-55, 2011.
- (Received ?, 2022)  
(Accepted ?, 2022)

VERIFICATION OF ROAD SURFACE FRICTION COEFFICIENT ESTIMATION ACCURACY ON WINTER WALKWAY USING DEEP LEARNING AND ROAD SURFACE IMAGE

Akira SAIDA, Kota OKUMURA, Tomonori OHIRO and Shin-ei TAKANO