

冬期路面における転倒予防システムのための路面判別に関する基礎的検討

Consideration of Snow and Icy Road Surface Discrimination for a Fall Prevention System

稲垣潤[†] 鈴木昭弘[†] 春名弘一[‡] 昆恵介[‡] 和田尚史[†] 竹沢恵[†]
 Jun Inagaki Akihiro Suzuki Hirokazu Haruna Keisuke Kon Naofumi Wada Megumi Takezawa

1. はじめに

積雪寒冷地の冬期路面は転倒リスクが高く、転倒を契機に要介護者となる事例も多い [1]。積雪凍結路面で転倒しないためには図 1 に示す全足接地歩行（いわゆるペンギン歩き）が重要であるが、歩行速度が低下し長距離歩行に不向きであるため、一般的には路面の滑りやすさを目視で判別し、危険と判断した場合以外は極力通常歩行に近い歩き方を選択する。この判定を誤り、全足接地歩行を行うべき路面で通常歩行を行った場合に転倒リスクが増大する [3]。

本研究は、カメラで撮影された数歩先の路面映像から滑りやすさを自動判定し、危険度をユーザに事前警告することにより転倒を予防するシステムの開発が目標である。本稿では、本システムの一部を構成する路面判別 AI を試作し、予備実験として収集した路面画像から乾燥路面と積雪凍結路面の判定を行った結果とその判定精度について検討を行う。

2. 提案手法

2.1. 概要

本研究が目的とする店頭予防システムの概要を図 2 に示す。はじめに、スマートフォン等の小型カメラで数 m 先の路面を撮影し、その画像を路面判別 AI に入力する。路面判別 AI は画像から滑りやすさに応じて滑りやすさに応じてレベル 0（乾燥・湿潤路面）、レベル 1（積雪しているが乾燥・湿潤路面とほぼ同様に歩ける路面）、レベル 2（やや注意を要する路面）、レベル 3（アイスバーンなど極めて滑りやすい路面）の 4 段階で判別し、その結果を出力する。出力された滑りやすさレベルに応じてスマートフォンから音声などで事前警告を行い、全足接地歩行を促すことにより転倒予防を図るものである。

2.2. 学習用データの作成

学習用データセット作成のために、まずスマートフォンのカメラで撮影した積雪凍結路面および乾燥・湿潤路面の画像（これを元画像と呼ぶ）に対し、上述のレベル 0~3 のラベル付けを行う。ラベル付けは路面の摩擦係数の定量的な測定に基づいて行うことが望ましい



図 1: 全足接地歩行 [2]

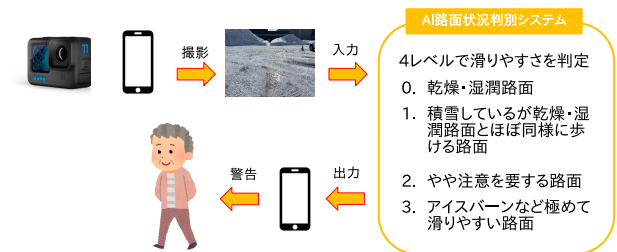


図 2: 提案手法の概要

が、路面の摩擦係数を評価する機器は車道を測定することを前提とした車載型の大掛かりなものしか存在せず、またポータブルな摩擦計は壁や床の測定を対象としており防水機能を持つものが存在しないため、本研究が対象とする歩道の滑りやすさを定量的に評価することができない。そこで図 3 のように進行方向前方を撮影し、赤枠で示した概ね 2~5m 先の路面を目視及び実際に歩いて主観的に滑りやすさを判断し、その場でラベル付けをして記録することとした。なお、画像データの収集（撮影）は筆頭著者および複数の研究補助者により行われているが、収集前に全員で様々な積雪凍結路面を実際に歩き、どの路面がどの滑りやすさレベルに相当するかといった判断基準を合わせている。

次に、滑りやすさレベルの判断対象とした領域（図 2 中の赤枠）を目視で切り出し、更にその領域から画素をずらしながら縦横 224 画素で切り出してこれを学習用（あるいはバリデーション用）データセットとする。従って、ある元画像から切り出された学習用データのレベルは常に一致する。例えば、レベル 0 の元画像から切り出した学習用データはすべてレベル 0 となる。また、対象領域（図 3 中の赤枠）は目視で切り出しているため、1 枚の元画像から切り出される学習用

[†]北海道科学大学工学部, Faculty of Engineering, Hokkaido University of Science

[‡]北海道科学大学保健医療学部, Faculty of Health Sciences, Hokkaido University of Science

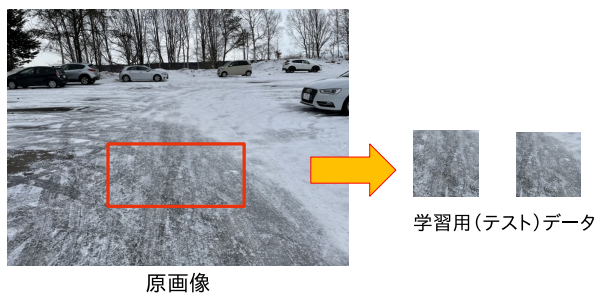


図 3: 学習用データの例

データの数は画像によって異なる。本研究では 1801 枚の元画像から合計 96775 枚の学習用データを作成している。

学習用データとバリデーションデータの作成にあたっては、まず元画像を 7:3 の比率になるようランダムに分割し、学習用画像から切り出されたデータを学習用データ、バリデーション用画像から切り出されたデータをバリデーション用データとして用いる。従って、同じ元画像から切り出したデータはすべて学習用データまたはバリデーションデータのいずれか一方に含まれるため、学習用データとバリデーションデータそれぞれの個数は試行ごとに異なる。なお、学習用データのバリエーションが少ないことから、テストデータとバリデーションデータは分割していない。

2.3. 学習方法

路面判別を行うための深層学習モデルには、Tensorflow で提供されている ImageNet で事前学習済みの ResNet50 を利用した。実験では、ResNet50 の全結合層のみを 512 ユニットの 2 層に置き換え、出力を 4 ベクトルとした。学習はファインチューニングを行い、全結合層の他、ResNet50 の最終畳み込みユニットも含めて再学習した。ハイパーパラメータは学習率を 0.001、バッチサイズを 50 とした。エポック数は最大で 50 とし、バリデーションデータに対する損失が下がらなくなった時点で学習を打ち切った。

3. 実験

実験はモデルの初期重み、およびデータセットの学習用データとバリデーションデータの組み合わせをランダムに変更して 4 回試行し、学習後の路面判別 AI の性能について混同行列、正解率および F 値を求め、これを用いて評価した。

学習を行った路面判別 AI にバリデーションデータを入力し、判別を行った結果得られた混同行列の一例を表 1 に示す。正解率は 0.729、F 値の平均は 0.638 であった。一方、積雪凍結路面と乾燥・湿潤路面の判別では正解率 0.976、F 値 0.930 となった。なお、4 回の試行とともに同様の結果となり、平均正解率は 0.729、積雪

表 1: 混同行列の例

		Predicted label			
		0	1	2	3
Actual label	0	4570	147	161	249
	1	120	13627	2618	435
	2	10	1690	2012	518
	3	1	1289	645	949

凍結路面と乾燥・湿潤路面の判別では平均正解率 0.984 であった。

積雪凍結路面と乾燥・湿潤路面の判別では高い正解率が得られた一方で積雪凍結路面間（レベル 1~3）の判別精度が低い要因の一つとして、積雪凍結路面の画像は判別対象に明確な輪郭形状がなく特徴が少ないことが挙げられる。また、特にレベル 3 の正解率が低い原因としては、この路面の出現頻度が低く、他のレベルの路面と比較してデータセットの数が少ないことが考えられる。

4. まとめ

本稿では、積雪凍結路における転倒予防システム開発のための予備実験として、路面画像より滑りやすさを判定し、その精度について検討した。積雪凍結路面と乾燥・湿潤路面の判定では高い判別精度を示した一方、積雪凍結路面間における滑りやすさレベルの判定精度は低く、学習データの多様化が今後の課題である。さらに、現段階では未実装であるスマートフォンを利用してユーザに警告を発するシステムの構築を図る予定である。

謝辞

本研究は JSPS 科研費 JP22K12944 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] 厚生労働省, “2022 年 国民生活基礎調査の概況,” <https://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/k-tyosa/k-tyosa22/dl/05.pdf>, 参照 May 27, 2024.
- [2] UAF Safety and Risk Management: How to Walk on Ice, <https://www.uaf.edu/safety/files/risk-management/how-to-walk-on-ice.pdf>, 参照 May 27, 2024. (一部抜粋・加筆)
- [3] 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.