

ヘルメットに搭載した全天球カメラを用いたスキーにおける危険検知

藤田 悠希† Alessandro Moro‡ Sarthak Pathak† 梅田 和昇†

†中央大学 ‡RITECS Inc

E-mail: fujita@sensor.mech.chuo-u.ac.jp

1 背景・目的

スキーは世界中で広く楽しまれているウィンタースポーツである。しかし、ウィンタースポーツは楽しさやスリルを味わえる一方で、けがをする恐れもある。全国スキー安全対策協議会が行った22/23シーズンのスキー場における傷害調査[1]によれば、過去20年間のウィンタースポーツの死亡者数の推移より、合計で225人が死亡している。スキー中は、安全を意識することが大切であり、スキー中の安全を確保するためには、周囲の環境に対する意識が不可欠である。

死亡リスクやけがを軽減させる目的で、ヘルメットを着用する人もしばしば見られる。同調査によると、ヘルメットの着用率は年々増加しており、安全対策における意識が高まっている。しかし、過去10年間の受傷率の推移より、受傷率に大きな変化が見られない。したがって、ヘルメット着用以外の方法で、事故を未然に防ぐ工夫が必要であると考えられる。

ここで、受傷原因の多くは、自身での転倒である。初心者には、滑りなれるまではバランスを崩しやすい。したがって、個人の技術が上達することで、初心者の自身での転倒による受傷は回避することができる。一方で、人との衝突は、自分で転倒し受傷するよりもはるかに危険であり、回避することが困難である。他のスキーヤーとの衝突を回避するためには、周囲の環境を把握し、適切な速度及びコースで滑走しなければならない。また、自身での転倒の中には、他のスキーヤーとの衝突を回避したために、バランスを崩し、転倒してしまったというケースも考えられる。よって、他のスキーヤーとの衝突する可能性を低くし衝突件数を減らすことが重要である。

また、向後らの調査[2]によると、聴覚障害者がスキー中に感じる不安や危険として、死角からの他のスキーヤーの接近や気配、注意喚起の声に気が付かないということが挙げられている。聴覚障害者は、他のスキーヤーが後方から近付いてきていることに気づくことが困難で、衝突する可能性がある。そのため、死角や後方から接近してくるスキーヤーを検知し、危険判断を行う手法が望まれる。

そこで本研究では、周囲のスキーヤーを検出し、危

険を検知する手法の構築を目的とする。

2 関連研究

衝突事故を未然に回避する取り組みとして、LiDARを用いたヘルメットの開発が行われている。Evangelosら[3]は、ヘルメットの後方に3つのLiDARを取り付け、後方から接近してくるスキーヤーを検知し、注意喚起を行うというシステムを提案した。3つのLiDARを、干渉しないように、ヘルメット後部の左・中央・右の3つの異なる方向に固定し、5mの範囲を検出した。また、3つのLEDライトを視界の上部に入るように、ヘルメット前部に固定した。ヘルメット装着者の後方にいるスキーヤーをLiDARによって検出した際には、その方向に対応するLEDライトが発光することで、ヘルメット装着者に検出者の方向を伝える。しかし、このシステムでは、LiDARの視野角に検出者が収まらない場合、ヘルメット装着者に注意喚起を行うことができない。スキーは、斜面を激しく滑走するため、検出可能である視野角が限定されていると、ヘルメット装着者との間に死角が生じる可能性があるという問題点がある。

また、Yulinら[4]は、YOLOv5[5]を用いて、物体検出を行い、OpenPose[6]を用いて人間のポーズを推定し、畳み込みニューラルネットワーク(CNN)によってスキーヤーの転倒を検出するシステムを提案した。カラースケルトンを直接元画像に張り付けるという手法によりスキーヤーの転倒を高い精度で検出することに成功した。しかし、本手法では、スキーヤーが密集している状況では、検出が困難である。

LiDARの視野角に収まらない可能性があることや、骨格点から転倒者を検出するだけでは危険検知をすることが困難であるという問題がある。そこで本研究では、広範囲を撮影可能な全天球カメラを使用し、他のスキーヤーとの衝突を回避するために、全天球カメラをヘルメットに取り付け、取得した動画像を用いて、他のスキーヤーを検出し、広範囲で危険判断を行うことを目指す。危険判断は、ヘルメット装着者から他のスキーヤーの位置、他のスキーヤーの移動方向及び姿勢の3つに対し行う。

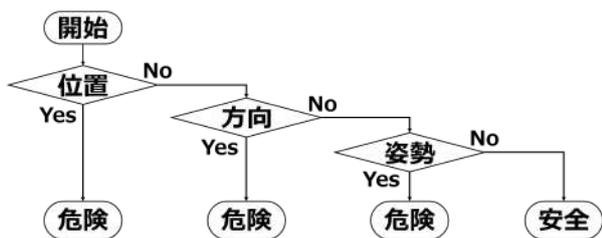


図 1. 危険判断システムの概要

3 提案手法

3.1 提案手法の概要

提案する手法の流れを Fig. 1 に示す. 本手法は, 全天球カメラから得た動画像をもとにスキーヤーを検出し, 位置・方向・姿勢の3つの条件により危険判断を行う. まず, 他のスキーヤーと近距離であると衝突する可能性が高く危険であるので, ヘルメット装着者から他のスキーヤーの位置による危険判断を行う. 次に, 十分な距離が確保できている場合, 他のスキーヤーがヘルメット装着者に接近しているか, 及びヘルメット装着者に接近しているかという方向による危険判断を行う. 最後に, ボードを制御できていないスキーヤーや転倒しているスキーヤーは, 衝突する可能性があり, 距離をとる必要があるため, 姿勢による危険判断を行う. 以上のように, 取得した動画像において, 対象者を検出し, ヘルメット装着者から検出者までの位置, 検出者の移動方向及び姿勢の3つの条件を組み合わせ, 総合的に危険判断するシステムとなっている.

3.2 位置による危険判断

スキーを行うときは, 他のスキーヤーと十分な距離をとる必要がある. それぞれのスキーヤーはターンをすることがあるため, 十分な距離が確保できていないと衝突する可能性がある. そこで, ヘルメット装着者からの検出者の位置に着目する. 全天球カメラから取得した横軸と縦軸を方位角と仰角にとった座標系の正距円筒動画像(幅を W , 高さを H とする)で, 物体検出器である YOLOv8[7] を用いて, 検出対象であるスキーヤーを検出し, BBox (Bounding Box) の座標情報 (BBox の左上と右下の点の座標) を取得する. 本手法では, 地面からの全天球カメラまでの高さを用いて, 装着者から 5.0m の位置を正距円筒動画像上で算出し, しきい値とする. また, YOLOv8[7] で検出したスキーヤーを, ディープラーニングに基づく物体検出と連続フレーム間の物体追跡を統合するためのツールである norfair[9] を用いてトラッキングする. 危険判断は, 境界線と検出

者の BBox の下辺の中央点を比較することで行う. 本手法では, BBox の情報として中心の座標 (C_x, C_y) 及び BBox の幅 w と高さ h を取得する. 取得した情報より, 検出者の BBox の下辺の中央点の y 座標 $c_{y_{bottom}}$ は以下の式を用いて算出する.

$$c_{y_{bottom}} = y + \frac{h}{2} \quad (1)$$

検出者の BBox の下辺の中央点がしきい値よりも上にあるときは「Safe」と判断し, 反対に, 検出者の BBox の下辺の中央点がしきい値よりも下にあるときは「Danger」と判断する. 以上が, ヘルメット装着者から検出者の位置による危険判断の手法である.

3.3 方向による危険判断

ヘルメット装着者の遠方 5.0m から高速でスキーヤーが接近してくる可能性がある. 高速で他のスキーヤーがヘルメット装着者に近づいてくると, 3.2 節で述べた位置による危険判断だけでヘルメット装着者に注意喚起することは不十分である. また, 高速で滑走していても, 装着者に接近しなければ衝突する可能性は低いので, 検出者の移動方向に着目する. 検出者の移動方向が装着者に向いていなければ「Safe」, 向いていれば「Potential Collision」と判断する.

まず, 移動方向の算出方法について説明する. 移動方向は, 複数のフレームの検出者の座標情報から算出する. YOLOv8[8] によって検出したスキーヤーの BBox の下辺の中央点の座標情報を読み込み, 以下の正距円筒動画像 ($W \times H$) から球面画像への変換式を用いて, 正距円筒動画像上の座標平面 (α, β) を球面座標系 (x, y, z) へ変換する.

$$x = \sin\left(\frac{\pi\alpha}{H}\right) \sin\left(\frac{\pi\beta}{H}\right) \quad (2)$$

$$y = \cos\left(\frac{\pi\alpha}{H}\right) \sin\left(\frac{\pi\beta}{H}\right) \quad (3)$$

$$z = \cos\left(\frac{\pi\beta}{H}\right) \quad (4)$$

球面座標系において, 現在のフレームの座標, 30 フレーム前 (1 秒前) の座標及び 60 フレーム前の座標 (2 秒前) の 3 点から検出者の移動方向を算出する. 初めに検出者の現在のフレームの座標 p_0 から 30 フレーム前の座標 p_1 及び 60 フレーム前の座標 p_2 へのベクトルを以下の式によって求める.

$$t_1 = p_1 - p_0 \quad (5)$$

$$t_2 = p_2 - p_0 \quad (6)$$

Fig. 2 に示すように, 3 点によって形成される平面及び 3 点のフレームの順番の一つの情報で扱うために, 2

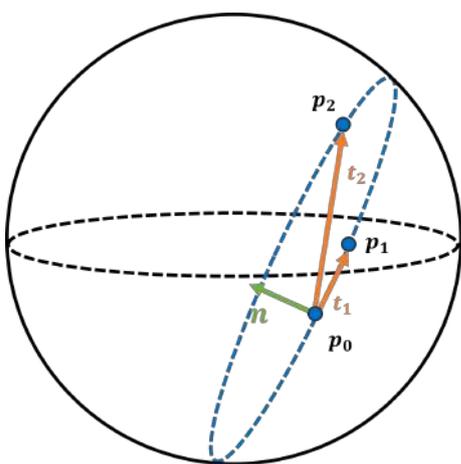


図 2. 3 点によって形成されるベクトル及び外積

つのベクトル t_1 と t_2 を用いて、正規化した外積 n を以下の式より求める。ここでは、球面座標系の中心点を原点とし、半径 1 の単位球面とする。

$$\mathbf{n} = \frac{\mathbf{t}_1 \times \mathbf{t}_2}{\|\mathbf{t}_1 \times \mathbf{t}_2\|} \quad (7)$$

次に、3 点によって形成された平面と球面座標系の中心点との間の距離 d を、球面座標系の中心点の位置ベクトルを s と現在のフレームの座標 p_0 を用いて以下の式で求める。

$$d = |\mathbf{n} \cdot (\mathbf{s} - \mathbf{p}_0)| \quad (8)$$

距離 d と単位球面の半径 R を比較することで、求めた平面が単位球面と交点を持つか判断する。単位球面の半径 R よりも距離 d が大きい場合は、単位球面と平面は交点を持たず、単位球面の半径 R よりも距離 d が小さい場合は、単位球面と平面は交差する。距離 d と単位球面の半径 R が等しい場合は、交点は単位球面の中心から平面の法線方向に距離分だけ移動することで得られる。交差している場合、単位球面の半径 R と距離 d を用いて、交差円の半径 r を以下の式を用いて求める。

$$r = \sqrt{R^2 - d^2} \quad (9)$$

また、Fig. 3 に示すように、平面上で最も単位球面の中心に近い点（投影点） c を求め、現在のフレームの座標 p_0 を用いて、以下の式で正規化した方向ベクトル m を算出する。

$$\mathbf{c} = \mathbf{s} - d \cdot \|\mathbf{n}\| \quad (10)$$

$$\mathbf{m} = \frac{\mathbf{c} - \mathbf{p}_0}{\|\mathbf{c} - \mathbf{p}_0\|} \quad (11)$$

方向ベクトル m と平面の法線ベクトル n の内積より、基底ベクトル u 及び v を以下の式より計算する。

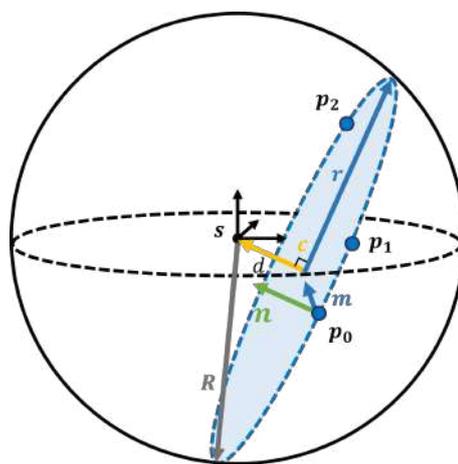


図 3. 交差円の算出

$$\mathbf{u} = \begin{cases} \frac{\mathbf{n} \times \mathbf{m}}{\|\mathbf{n} \times \mathbf{m}\|} & \text{if } \mathbf{m} \cdot \mathbf{n} > 0, \\ -\frac{\mathbf{n} \times \mathbf{m}}{\|\mathbf{n} \times \mathbf{m}\|} & \text{if } \mathbf{m} \cdot \mathbf{n} \leq 0 \end{cases} \quad (12)$$

$$\mathbf{v} = \frac{\mathbf{n} \times \mathbf{u}}{\|\mathbf{n} \times \mathbf{u}\|} \quad (13)$$

求めた基底ベクトル u 及び v より、以下の式を用いて、 $(0 \leq \theta \leq 2\pi)$ で等間隔な交差円上の点を求め、円を形成する。式 (14) は、交差円上の点を算出する式である。

$$\mathbf{p}(\theta) = \mathbf{c} + r \cdot (\mathbf{u} \cos \theta + \mathbf{v} \sin \theta) \quad (14)$$

式 (14) より求められた円上の最初の 3 点 $\mathbf{p}(\theta_0)$ 、 $\mathbf{p}(\theta_1)$ 及び $\mathbf{p}(\theta_2)$ を使用して、それぞれのベクトル e_1 、 e_2 を

$$\mathbf{e}_1 = \mathbf{p}(\theta_1) - \mathbf{p}(\theta_0) \quad (15)$$

$$\mathbf{e}_2 = \mathbf{p}(\theta_2) - \mathbf{p}(\theta_0) \quad (16)$$

により求め、平面の正規化した法線ベクトル n' を

$$\mathbf{n}' = \frac{\mathbf{e}_1 \times \mathbf{e}_2}{\|\mathbf{e}_1 \times \mathbf{e}_2\|} \quad (17)$$

により計算する。

現在のフレームの座標 p_0 及び平面の任意の点（ここでは式 (14) より求められた円上の最初の点 $\mathbf{p}(\theta_0)$ ）と法線ベクトル n' を使用して、円が平面上に存在するか以下の式を用いて検証する。

$$\mathbf{q} = \{(\mathbf{p}_0 - \mathbf{p}(\theta_0) \cdot \mathbf{n}')\} \mathbf{n}' \quad (18)$$

式 (14) より求められた円上の最初の 3 点 $\mathbf{p}(\theta_0)$ 、 $\mathbf{p}(\theta_1)$ 及び $\mathbf{p}(\theta_2)$ が平面上にある場合、 q は、ゼロベクトル（あるいは非常に小さい値）になる。 q がゼロベクトルではなく、円が平面上に存在しない場合、円の向きを反転させ、

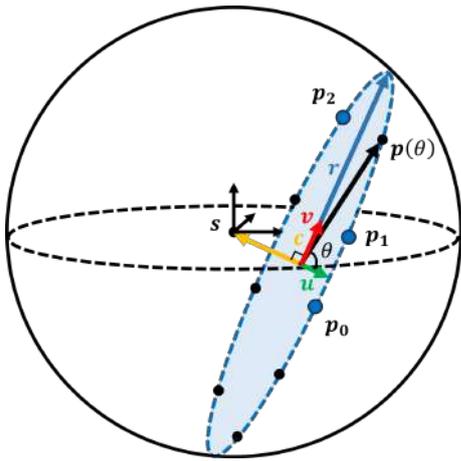


図 4. 交差円上の点の算出

$$p(\theta) = -c + r \cdot (u \cos \theta + v \sin \theta) \quad (19)$$

で交差円上の点を求める。Fig. 4 は、算出した交差円上の点を示す。式 (14) 及び式 (19) より求めた球面座標系上の交差円の座標 (x, y, z) を、式 2, 式 3 及び式 4 を用いて、正距円筒動画像上の座標 (u, v) に変換する。正距円筒動画像上において、現在のフレームの座標に近い 10 点を描画し、検出者の移動軌跡を可視化する。以上によって、検出者の移動方向を算出する。

次に、検出者の移動方向から危険判断する方法について説明する。検出者の現在のフレームの位置ベクトル p_0 は、カメラ（原点）から検出者に向かうベクトルであり、検出者からカメラへの正規化した位置ベクトル p' を以下の式で求める。

$$p'_0 = -\frac{p_0}{\|p_0\|} \quad (20)$$

同様に、検出者の移動方向を示す正規化した方向ベクトル P'_1 は、以下の式で表される。

$$P'_1 = \frac{P_1}{\|P_1\|} \quad (21)$$

位置ベクトル p'_0 と方向ベクトル P'_1 の内積 l を

$$l = p'_0 \cdot P'_1 \quad (22)$$

で計算し、検出者がカメラに向かって移動しているかを判定する。Fig. 5 は、位置ベクトルと方向ベクトルの内積による移動方向の判定を示す。

内積 l の値が正の場合は、検出者がカメラに向かって移動していることを示し、負の場合は、検出者がカメラから遠ざかっていることを示す。以上が、検出者の移動方向により危険を判断する手法である。

3.4 姿勢による危険判断

スキー場では、単純に滑走するだけではなく、様々なトリックを行うスキーヤーや初心者などのスキーに不

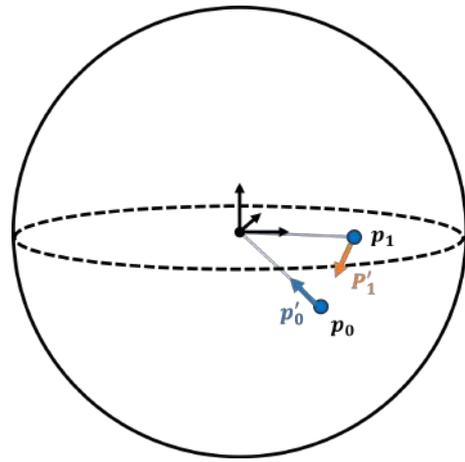


図 5. 位置ベクトルと方向ベクトルの内積による移動方向の判定

慣れなスキーヤーもいる。そのようなスキーヤーは、態勢を崩し、ボードを制御することができず、転倒したまま滑走してくる可能性もある。彼らとの衝突を避けるためには、いち早く危険を察知し、距離をとる必要がある。また、転倒し、移動方向が変化することで、検出者の位置及び移動方向だけでは危険判断が困難になる。そこで、検出者の姿勢に着目する。全天球カメラより得られた動画像から骨格推定器である ViTPose[10] を用いて、安定して滑走しているスキーヤー及び姿勢が崩れているスキーヤーの骨格点情報を収集する。収集した骨格点情報に「Safe」及び「Danger」の 2 つのラベルを付与し、骨格点情報を入力、「Safe」及び「Danger」の危険判断を出力とするネットワークを構築し、深層学習によって危険判断を行う。

初めに、データセットに ViTPose を適用し、検出者の骨格点情報（座標）を抽出する。抽出した骨格点情報及びフレーム ID、検出者のトラッキング ID が書き込まれるファイルを作成する。また、正距円筒動画像の各フレームに、「Safe」または「Danger」というラベルを付与するファイルを作成する。

次に、学習を行い危険判断をするためのネットワークを作成する。本手法では、1次元の CNN（畳み込みニューラルネットワーク）モデルを採用し、「Safe」または「Danger」の 2 つのクラスのカテゴリを行う。入力層は、一つ目に作成するファイルの骨格点情報であり、出力層は、「Safe」または「Danger」の 2 つのクラスである。中間層は、畳み込み層、プーリング層、全結合層、活性化関数で構成される。第一の畳み込み層では、入力チャンネル数を 1、出力チャンネル数を 64、カーネルサイズを 3、ストライドを 1 とする。プーリング層では、カーネルサイズ及びストライドをそれぞれ 2 とする。第二の畳み込み層では、入力チャンネルを 64、出力チャンネルを 128、カーネルサイズを 3、ストライドを 1 とする。畳み込み層からの出力を 1次元の特徴ベクトルに変換する第一の全結合層では、出力サイズを 512

にし、第二の全結合層では、512次元の特徴ベクトルを最終的な2クラス分類のための2次元の出力に変換する。活性化関数は、非線形関数であるReLU (Rectified Linear Unit) [11]を採用し、線形分離不可能な問題に対しても学習を可能にする。以上のように、ViTPoseによる骨格点情報を構築したネットワークによって学習し、CNNを用いて危険判断を行う。

4 実験

提案手法によって危険判断が可能か検証するために、収集したデータを用いて各危険判断の実験を行う。本実験では、全天球カメラに、IMU (慣性計測ユニット) 搭載のGoPro MAXを使用した。ヘルメットには、SMITHのMAZEを使用し、GoPro MAXを搭載して、データセットの収集及び危険判断を行った。初めに、複数の動画画像データを収集し、危険の真値を決定した。その後、全天球カメラを用いて収集したデータセットに対して、3.2節、3.3節及び3.4節で述べた検出者の位置、方向及び姿勢から危険判断する手法を用いて、正しく判断することが可能か実験を行った。

4.1 スキーヤーの検出

実験データ及びデータセットを作成するにあたり、屋内スキー場のSNOVA 新横浜 [12]にて、全天球カメラを取り付けたヘルメットを装着して滑走した。スキーヤー及びスノーボーダーがヘルメット装着者の後方から滑走し接近する様子を捉えた10秒程度の動画データを計72個収集した。接近してくる人物は全員経験者であり、後方から接近し追い越す、転ぶなどのヘルメット装着者が危険と感じる滑走をするように指示をした。収集した72個の動画データから810枚の画像を取得し、データセットを作成した。作成したデータセット810枚のうち、504枚をtrainに、208枚をvalidationに、98枚をtestに割り振った。また、学習においては、epochs = 100, batch size = 12として、504枚の画像に対して、skier及びsnowboarderという2種類のラベルを付与し、スキーヤーを検出及びトラッキングを行った。

4.2 真値の決定

収集した動画データを20代から40代の男女計12人に見せ、危険と感じるフレームの調査を行った。調査に使用した動画は、後方からスキーヤーが一人ずつ接近してくるVideo1、後方でスキーヤーが転倒するVideo2及び後方から連続してスキーヤーが接近してくるVideo3の3つである。12人のうち、6人がスキー経験者、6人が未経験者である。本実験では、5人以上が危険と感じたフレームにラベルを付与した。Table 1に調査結果から得られたそれぞれの動画で危険とラベル付けされたフレームを示す。

表 1. 危険なフレームの調査結果 [frame]

Video1	210 - 270, 360 - 420, 600 - 690, 750 - 810
Video2	150 - 210, 240 - 330, 540 - 690
Video3	210 - 240, 300 - 390

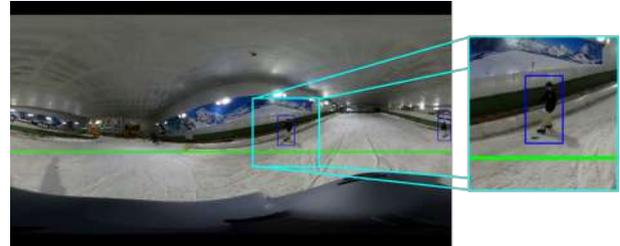


図 6. 位置による危険判断 「Safe」

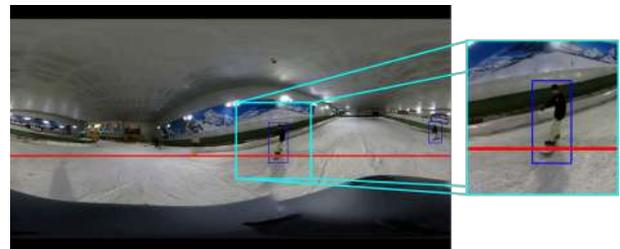


図 7. 位置による危険判断 「Danger」

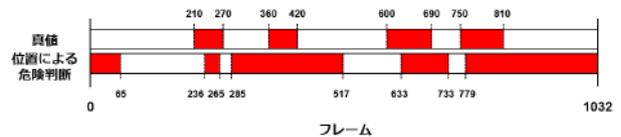


図 8. Video1 における位置による危険判断の比較

4.3 位置による危険判断の検証実験

3.2節の手法より危険判断を行った。Fig. 6及びFig. 7に危険判断を行った例を示す。緑色の直線は、検出者のBBoxの下辺の中央点がしきい値よりも上にあり、安全ということを示している。赤色の直線は、BBoxの下辺の中央点がしきい値よりも下にあり、危険ということを示している。また、4.2節で決定した真値のラベルと検出結果を比較する。Fig. 8に、Video1の危険なフレームの真値及び位置による危険判断の実験によって危険と判定されたフレームを示す。結果より、安全なフレーム及び危険なフレームの精度は、Video1においては54.2%、Video2においては64.2%、Video3においては48.4%であった。一致率が低いのは、スキー場が傾斜しているため、しきい値である境界線が必ずしもヘルメット装着者から一定の距離を示していないことに起因する。危険検知の精度を向上させるためには、斜面の角度を考慮したしきい値の設定手法が必要である。

4.4 方向による危険判断の検証実験

3.3 節で述べた手法を用いて、検出者の移動方向を求めた。本実験では、式 (22) の内積のしきい値を 0.7 とし、内積の値が 0.7 以上の場合、ヘルメット装着者に向かって滑走して衝突する危険があるとみなす。Fig. 9 及び Fig. 10 に実験結果を示す。Fig. 9 においては、検出者の方向ベクトルが斜面の下方向に向いていることがわかる。また、位置ベクトルと方向ベクトルの内積は-0.59 であり、ヘルメット装着者から遠ざかっている。この時の危険判断は、安全であると判断されており、正しいことが確認できる。Fig. 10 においては、検出者の軌跡が曲線を描き、ヘルメット装着者に向いていることがわかる。また、位置ベクトルと方向ベクトルの内積は 0.76 であり、ヘルメット装着者に接近してくる。この時の危険判断は、衝突する可能性がある判断されており、正しいことが確認できた。Fig. 11 に、Video1 の危険なフレームの真値及び方向による危険判断によって危険であると判定されたフレームを示す。結果より、安全なフレームと危険なフレームの精度は、Video1 においては 79.9%，Video2 においては 80.1%，Video3 においては 83.7% であった。Video1 及び Video2 に関しては、後方からスキーヤーが一人ずつ接近してきたり、後方で転倒したりと、危険であるシーンが単発で発生しているため、比較的高い精度となった。一方で、Video3 に関しては、一人目のスキーヤーが通過してから 2 人目のスキーヤーが接近してくるまでのフレーム間で誤差が生じており、精度が低下したと考えられる。

4.5 姿勢による危険判断の検証実験

3.4 節で述べた手法を用いて、検出者の骨格点情報を収集する。Fig. 12 に、ViTPose を使用して得られたスキーヤーの骨格点座標の例を示す。結果として、ViTPose によって各骨格点の座標を全フレーム分取得することができた。しかしながら、現段階では、ネットワークを構築し、ViTPose からの骨格点情報を用いて姿勢による危険判断の検証実験を行うには至っていない。今後、シーケンスデータや時系列データを扱うために特化したニューラルネットワークの一種である RNN (Recurrent Neural Network) [13] を用いて過去の情報を記憶し、フレーム間の時間的な依存関係をモデル化し、ポーズの変化や動きの学習を行う予定である。具体的には、RNN を用いて骨格点データのシーケンスを処理し、各フレームでのポーズから次のポーズへの遷移を学習する。これによって、検出した他のスキーヤーの動きやポーズのパターンを理解し、未来のフレームでのポーズや動きを予測し、危険判断を行う。

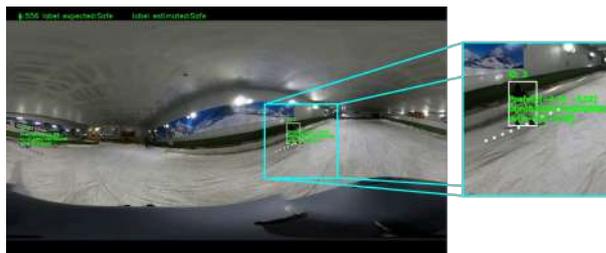


図 9. 方向による危険判断 「Safe」



図 10. 方向による危険判断 「Potential Collision」

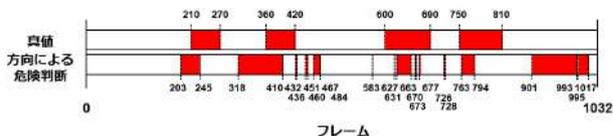


図 11. Video1 における方向による危険判断の比較

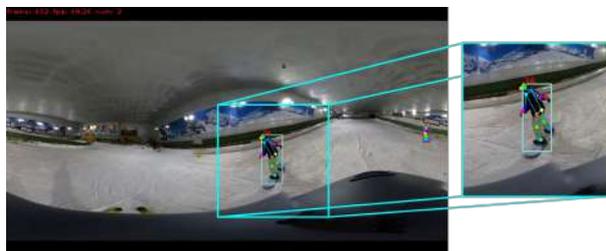


図 12. ViTPose を用いた骨格点座標の抽出

5 結論と今後の展望

本論文では、全天球カメラからの動画を用いて、位置、方向及び姿勢からスキーヤーの危険判断を行う手法を提案した。

実験では、位置による危険判断及び方向による危険判断を行った。位置による危険判断と位置と方向による危険判断では、40.6% 59.7% と一致度が低く、方向による危険判断では、69.1% 80.4% と比較的高いことが確認できた。

今後の展望として、姿勢による危険判断を行うこと及び各危険判断の正解率向上が挙げられる。位置による危険判断においては、スキー場の斜面の傾きを考慮したしきい値を設定することを目指す。姿勢による危

険判断においては、スキヤーの骨格点情報を用いて、危険判断を行うためのネットワークを構築し、学習を用いた姿勢による危険判断を行うこと及び精度評価を行うことを目指す。また、全体の危険判断を深層学習によって行うことを目指す。

参考文献

- [1] “スキー場傷害報告書 | 一般財団法人日本鋼索交通協会”, Accessed: Jun. 17, 2023.
- [2] 向後 佑香, 中島 幸則, “スポーツ活動時に聴覚障害者が感じる不安に関する調査”, *アダプテッド体育・スポーツ学研究*, Vol. 4, No. 1, pp. 32–35, 2018.
- [3] E. Niforatos *et al.*, “Augmenting skiers’ peripheral perception”, in *Proc. of the 2017 ACM Int. Symp. on Wearable Computers*, pp. 114–121, 2017.
- [4] Y. Zhu and W. Q. Yan, “Ski Fall Detection from Digital Images Using Deep Learning”, *The 5th International Conference on Control and Computer Vision*, Xiamen China: ACM, Aug. 2022, pp. 70–78.
- [5] J. Redmon. YOLOv5. GitHub repository, URL: <https://github.com/ultralytics/yolov5>. [Sep. 7, 2023]
- [6] Z. Cao, T. Simon, S.-E. Wei, and Y. Sheikh, “Realtime Multi-person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields”, in *2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Honolulu, HI: IEEE, Jul. 2017, pp. 1302–1310.
- [7] “Optical Learning Blog”, Re-alop, URL: <http://optical-learning-blog.realop.co.jp/?page=1>. Accessed [Jan. 17, 2024].
- [8] Ultralytics. (2023). YOLOv8: Real-Time Object Detection, <https://github.com/ultralytics/ultralytics>. Accessed on 13th June 2023.
- [9] norfair developers. Norfair: Lightweight Python Library for Real-Time 2D Object Tracking with Norfair. GitHub, <https://github.com/tryolabs/norfair>.
- [10] Y. Xu *et al.*, “ViTPose: Simple Vision Transformer Baselines for Human Pose Estimation”, arXiv, 2022.
- [11] V. Nair and G. E. Hinton, “Rectified linear units improve restricted boltzmann machines”, In *Proceedings of the 27th International Conference on International Conference on Machine Learning (ICML’10)*.
- [12] “SNOVA SHINYOKOHAMA”, スノーヴァ新横浜, URL: <https://snovashinyoko.co.jp/page>. Accessed [Apr. 13, 2023].
- [13] J. L. Elman, “Finding Structure in Time”, *Cognitive Science*, vol. 14, no. 2, pp. 179–211, Mar. 1990.