

スキーポールによる携帯端末操作に向けた ユーザ定義型ジェスチャの設計と認識

岡田 友哉^{1,a)} 坂本 大介¹ 小野 哲雄¹

受付日 2020年4月12日, 採録日 2020年11月5日

概要: 本研究ではアウトドアアクティビティとしてのスキーに注目し, スキーポールを入力デバイスとしたジェスチャ入力手法を提案する. まず, 複数人のスキー経験者にモバイルデバイス操作に適したジェスチャを考案してもらうことでユーザ定義型ジェスチャを設計した. 設計したジェスチャの認識を行うため, ポールのグリップ部分の下に加速度, ジャイロセンサを装着し, そこから得られるセンサデータを利用するジェスチャ認識器を畳み込みニューラルネットワーク (CNN) で実装した. ジェスチャ実行時のデータを収集し, 識別実験を実施した結果, ランダムに選択されたデータによって学習したときの正解率は約 96.5%であり, 1人のユーザのデータをテストデータとし, 他のユーザのデータで学習したときの平均正解率は約 85.8%であった. また, 実際のスキー中の誤認識率を確認するためにスキー場にてデータを収集し, ジェスチャデータとの識別を行った結果, 約 99.3%の正解率でスキー滑走時とジェスチャ入力時の認識が可能であった.

キーワード: ユーザ定義型ジェスチャ, スキーポール, 機械学習, ユーザインタフェース

User-defined Gesture for Mobile Device Control with Ski Poles

TOMOYA OKADA^{1,a)} DAISUKE SAKAMOTO¹ TETSUO ONO¹

Received: April 12, 2020, Accepted: November 5, 2020

Abstract: We present a gesture input method using a ski pole as an input device, focusing on skiing as an outdoor activity. First, we designed a user-defined gesture by asking several experienced skiers to devise a gesture suitable for mobile device operation. To recognize the designed gestures, we implemented a gesture recognizer with a convolutional neural network (CNN) that uses acceleration and gyroscopic sensors under the grip of the pole. As a result of collecting data during gesture execution and conducting discrimination experiments, the correct answer rate was about 96.5% when learning with randomly selected data, and the average correct answer rate was about 85.8% when learning with one user's data as test data and another user's data. To confirm the false recognition rate during actual skiing, we collected data at the ski resort and discriminated it from the gesture data, and found that the recognition rate was about 99.3% during skiing and gesture input.

Keywords: user-defined gesture, ski poles, machine learning, user interface

1. はじめに

世界的な健康志向の高まりからジョギングやハイキング, スキー, クライミングといったアウトドアアクティビティ

への関心が高まっている. これはスマートフォンやスマートウォッチなどの普及と, これらによるアウトドアアクティビティ支援機能による部分も大きく, このためヒューマンコンピュータインタラクション (HCI) の分野においてアウトドア環境における適切なインタラクション方法について注目されてきており, 現在は研究分野やコミュニティの確立を目的とした議論がされている [1]. 現代にお

¹ 北海道大学
Hokkaido University, Sapporo, Hokkaido 060-0814, Japan
^{a)} tomokada19@gmail.com

いては、アウトドアアクティビティにおけるモバイルデバイスの用途は、ジョギングやランニングの距離やペースなどの記録や、スキーの滑走距離などの記録というようなアクティビティの記録を目的としたものが多い。Nike Run Club^{*1}では、ランニングの距離、ペースやルートの記録に加え、それに対する音声フィードバックの機能があり、ランナーを支援するような機能が充実している。Strava^{*2}はランニングだけでなく、サイクリングや水泳など幅広いアクティビティについて距離や速度などの情報を記録することができるアプリケーションである。デバイスとの連携によって心拍数など多様な情報の記録が可能であり、記録した情報を他のユーザと共有する機能も実装されている。Ski Tracks^{*3}では、スキーヤの滑走中の最高速度や滑走距離などを記録し、スキーヤ自身で滑走の分析を行うことが可能である。これらのように、現状では記録やそれをもとにした支援を目的とした、アクティビティ中の積極的なデバイス操作を必要としないものが多い。しかし、スマートフォンやウェアラブルデバイスの多様な利用シーンに対応するために、アクティビティ中のデバイス操作を求められる機会が増えると考えられる。たとえば、スキー中の情報共有に関する研究も行われており、アクティビティ中のデバイス利用は現実的なユーザの要求であるといえる [2], [3]。

アウトドアアクティビティ中のコンピュータの使用は、日常生活のなかでの使用に比べて環境やユーザの状態が特殊であることが多く、その状況に応じて適切なインタラクション方法を考える必要がある。Jones らはアクティビティ中のデバイス操作の例としてスキーをしているときの様子をあげ、屋外環境でのインタラクション方法を設計する必要性について述べている [1]。スキーは低温環境の雪山で行うアクティビティであるため、アウトドアアクティビティのなかでも特殊な状況でデバイスを利用することとなる。このときの特徴として外気温が非常に低いことや、ユーザが防寒を目的とした服装やスキーをするための道具を身につけていることがあげられる。この状態でデバイスを使用したい場合は1度手に持っているスキーポールや手袋といった装着物を外したうえでデバイスを取り出す必要がある。このとき、装着物を1度外す手間がかかるだけでなく、低温環境下で素手の状態になることから、快適なインタラクションを行うことができない。このような問題点から、より状況に適したインタラクション方法を考える必要があるといえる。

本研究では、スキーをしているときのモバイルデバイスとのより快適なインタラクション方法の設計を目指して、スキーポールを入力デバイスとして利用したジェスチャ入力手法を検討する。なお、本稿で言及するスキーはアルペ

ンスキーのことを指しており、明示しない限りクロスカントリースキーやスキージャンプのことは指さない。ここの「スキーをしている時」とは、スキー場において、かつ両手がスキーポールを把持しており、両手が使えない状態を意味する。さらに、モバイルデバイスを安全な状態で使用するため、ゲレンデに立っている時やリフトに乗車しているときの利用を想定しており、スキー滑走中のモバイルデバイスの操作は想定していない。前述したように、スキーをしている際の環境やユーザの状態からモバイルデバイスの使用は通常時に比べて制限されている。そのなかでより簡単にモバイルデバイスを操作するための方法として、スキーヤが両手に把持しているスキーポールを利用することを考える。スキーポールを入力デバイスとして用いることができれば、ユーザはモバイルデバイスを取り出す必要がなく、ポールなどの手に把持しているものを離したり、手袋などの装着しているものを外したりせずに操作が可能となるため、簡単にモバイルデバイスへのアクセスが可能となる。しかし、スキーポールを入力デバイスとして利用した例はほとんどなく、適切な入力方法を考える必要がある。

そこで本研究では、ユーザ定義型ジェスチャのアプローチを用いてスキーポールによるジェスチャ入力のためのジェスチャの設計を行う。また、左右のポールに搭載したジャイロセンサと加速度センサから得られるセンサデータを用いて、畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Networks; CNN) を利用したジェスチャ認識を試みる。さらに、スキー中の誤入力を防ぐことを目的としてスキー中のデータを収集し、ジェスチャデータとの識別を行うことで、ジェスチャ入力の実現可能性を議論する。

2. 関連研究

2.1 情報科学におけるスキーに関連した研究

情報科学、特に HCI 領域におけるスキーに関連した研究は大きく分類すると、(1) 滑走の分析を目的としたもの、(2) 滑走の支援を目的としたもの、(3) スキーをしている際の情報共有や情報の取得に注目したもの、(4) Virtual Reality (VR) や Augmented Reality (AR) を用いて滑走を疑似的に体験したり滑走の体験を拡張したりするものが存在する。

たとえば (1) について、Roux らはトップスキーヤの滑走の動画から得られる運動データとセンサから得られるスキーに対するトルクを分析し、スキーヤの指導に有用なモデルを作成した [4]。Jones らは滑走の分析のための技術発展を目的として、加速度、ジャイロセンサという簡単なセンサ構成から得られるデータを用いたターンの検出を試みた [5]。 (2) について、Hasegawa らはスキー滑走中の荷重中心位置を音の高低に変換して提示することで、滑走中の荷重中心や姿勢の把握を助けたり、音の変化を楽しみながら滑走できるようにする試みを行っている [6]。また、Kos

*1 Nike Run Club, <https://www.nike.com/jp/nrc-app>

*2 Strava, <https://www.strava.com/features>

*3 Ski Tracks, <https://www.corecoders.com/ski-tracks-app/>

らはスキーとスキーヤーの体に装着したセンサから得られたデータをもとにターンのフィードバックを与えるアプリケーションを開発した [7]. (3) については, Fedosov はアウトドアスポーツ中の情報取得の安全上での重要性を述べ, グループ内でのコミュニケーションや情報共有の重要性を示した [2]. また, リフトにタブレット端末を搭載し, スキーヤーのスマートフォンと接続することで乗車中に情報共有や情報の取得を容易に行えるようなインタフェースを提案している [8]. 最後に (4) について, Fedosov らはグループでスキー場に掲示された地図を参照するとき AR で情報を重畳表示する SkiAR を開発した [3]. また, Nozawa らは VR 空間内でエキスパートの後に付いて滑走を体験できるシステムを開発した [9]. また, 長谷川は Augmented Ski を提唱し, 第三者視点の映像を HMD で見ながらスキー体験を行うという実験的な試みを行った [10].

これらのなかではスキー中に利用可能なアプリケーションの提案はされているが, そのときのデバイス入力, 特にスマートフォンやスマートウォッチの入力方法に関しては十分に議論されていない. また, スキーポールを入出力デバイスとして利用した例は非常に少ない. Aggravi ら [11] や Haladjian ら [12] は視覚障がい者とそのガイドとなるスキーヤーがコミュニケーションを行うための機構をスキーポールに搭載した. ここではポールのグリップ部分に実装されたボタンを用いた入力を行っており, ポールを入力デバイスとして用いている点に関しては本研究と共通しているが, 利用目的が大きく異なる.

2.2 杖やポールの入出力デバイスとしての利用

前述したように, スキーポールを入出力デバイスとして利用した例は非常に少ない. 類似した形状を持つ別の道具では, ノルディックウォーキング用のポールについて, ポールに搭載された 9 軸センサから得られるポールの動作情報に基づいた情報提示手法が提案されている [13]. この手法はポールの動かし方を通知することを目的としているため, ポールを用いた入力を行うことはできない. 歩行を補助するための杖や視覚障がい者が使用する白杖を入力デバイスとして利用した研究がされている. Batterman らは杖の持ち手にボタンを搭載することでスマートフォンの操作を行うインタフェースを提案した [14]. Patil らは白杖に装着することで白杖を用いたジェスチャ入力を可能とするデバイス GesturePod を開発した [15]. GesturePod はジャイロセンサと加速度センサを用いることでタッチジェスチャを用いないジェスチャ入力を実現している. 類似した形状の道具を用いたジェスチャ入力手法を実現しているため, 本研究と非常に近い研究である. 本研究との主な相違点として (1) 対象とするユーザが異なる, (2) 使用する場面が異なる, (3) ユーザ定義型ジェスチャであるかどうか異なるという点があげられる. 本研究ではユーザ定義型

ジェスチャの設計を行うため, ユーザ層の違いに多大な影響を受ける可能性がある. スキーというアクティビティ中の利用を想定しているため視覚障がい者の日常利用とは利用状況が大きく異なり, 考案されるジェスチャにも差異が生じることが予想できる. 総じて, 棒状のデバイスを使用した携帯端末への入力方法の検討という大きな枠での共通点はあるが, 本研究はユーザ定義型ジェスチャの方法論を採用したスキーポールによる携帯端末の操作方法の提案をしているという点で研究の主な貢献が異なるといえる.

2.3 ユーザ定義型ジェスチャ

ユーザ定義型ジェスチャとは, コンピュータの操作に対してユーザ自身に適していると感じるジェスチャを考えてもらい, そこで得られたジェスチャ案をもとにして設計されたジェスチャのことである. HCI の分野において, 過去にコンピュータの操作に利用されていないような物を用いてジェスチャ入力を行ったり, 新たにジェスチャを定義したりするためにユーザ定義型ジェスチャを用いたアプローチが利用されてきた. テーブルトップインタフェース [16] やスマートフォンのモーションコントロール [17], スマートウォッチのタッチスクリーンを使わない操作 [18], パブリックディスプレイ [19] など特定のデバイスのインタフェースに関するものや, 車のハンドル [20], ユーザ自身の足 [21], 靴下 [22], 帽子 [23], クッション [24] といった通常コンピュータの操作には用いないものによるジェスチャ入力に対してこのアプローチが用いられている. 本研究ではスキーポールをジェスチャ入力に用いるが, 通常入力デバイスとして用いられるものではないため適切なジェスチャの設計はされていない. そのため, これらの研究と同様にユーザとなりうる人を対象としてユーザ定義型ジェスチャの設計を行う.

3. スキーポールを利用したジェスチャの設計

これまでにアウトドアアクティビティとしてのスキーにおいてポールを利用してスマートフォンなどのコンピューティングデバイス进行操作する試みは十分に行われてきていない. このため, 本研究ではユーザ定義型ジェスチャの手法を採用してデバイスの操作方法を設計し, これのジェスチャ群を認識するための認識器を設計・実装する.

そこでまず, スキーポールを用いたジェスチャを設計するため, ユーザとなりうるスキー経験者を対象にジェスチャ案の収集実験を行う. また, 従来のユーザ定義型ジェスチャの設計を行った研究にならない, この実験で収集したジェスチャ案をもとに入力に用いるジェスチャを決定する.

3.1 ジェスチャ案収集実験

本実験では全 28 種類のモバイルデバイス操作 (表 1) を 1 つずつ実験参加者に提示し, それぞれの操作に適し

表 1 ジェスチャ考案対象の操作一覧

Table 1 List of operations to devise a gesture.

カテゴリ	操作
Phone control	answer call ignore call end call
Map navigation	move viewpoint leftward move viewpoint rightward move viewpoint upward move viewpoint downward rotate map clockwise rotate map counter-clockwise zoom in zoom out
Music player	play stop next song previous song volume up volume down
Item selection	left right up down select
Browser navigation	select address bar next page previous page
Back to home screen	back to home screen
Gesture recognition	activate deactivate

たジェスチャを考案してもらった。今回対象とした操作は、同様にモバイルデバイスの操作を対象としたユーザ定義型ジェスチャの設計を行っている Alexander ら [21] や Fukahori ら [22] が用いた操作をベースにスキーというアウトドアアクティビティとして適切なものを選択した。具体的には、Fukahori らと同様に Alexander らが使用していた Lock phone, Unlock phone は、ジェスチャによって操作を行うことを想定している本手法においてジェスチャ入力の有効化、無効化がその機能と同様の役割を担うことができると考え使用しなかった。また同様に Activate silent mode, Activate loud mode や Media control における Shuffle は他の操作と比べて主要な機能ではないと判断したため対象から除外した。さらに同様に Activate voice search はスキーを行う環境下では音声による操作を頻繁に行うとは思えないため使用していない。Fukahori らは着信応答、拒否を通知方法によって区別しているが、今回はその必要がないと考え、考案対象から外した。参加者には実際にポールを持ってもらい、ディスプレイに表示した操作の説明とアニメーションや動画を用いた操作イメージを見せながら、操作の実行に適したジェスチャを考えても

らった。

考案するジェスチャについて、グリップ部分を利用したタッチジェスチャや、ポール自体の動きをジェスチャとするものなどが予想された。しかし、グリップ部分のタッチジェスチャを利用する場合、得られるセンサデータはそのポールのグリップの形状により大きく変化する可能性があることや、既存のポールへ後から搭載がしにくいといった欠点があることから今回は対象から除外した。ポール自体の動きを利用する場合、ポールの細かな形状には左右されにくく、特定の位置に後付けすることで既存のポールにも簡単に適用することが可能である。そのため、参加者にはポール自体の動きが検出可能であると伝え、この制限の中で自由にジェスチャを考えてもらった。

注意事項として以下の4点を提示した。

- (1) ジェスチャが技術的に認識可能かどうかは考えなくてよい。
- (2) ジェスチャの重複は考えなくてよい。
- (3) 適したジェスチャが思いつかない場合は「思いつかない」という回答でもよい。
- (4) 画面が必要な操作はゴースト上に画面が表示されることを想像すること。

また、全 28 種類の操作を7つのカテゴリに分け、各カテゴリ終了時に考案したジェスチャに関するアンケートに回答してもらった。このアンケートは、Dierk ら [23] が使用したジェスチャに関する3つの質問に「考案したジェスチャを実際に使いたいと思う」を追加した計4つの質問項目から構成されている。アンケートの結果は後述するジェスチャの決定方針(4)について、優先順位を決定する際に利用した。

実験は常温の実験室にて行った。実験には12名(男性10名、女性2名、平均年齢:22.2歳)が参加した。参加者には実験参加の報酬として1,000円分のAmazonギフト券を渡した。すべての参加者はスキーの経験があり、そのなかの多くが学校の授業や趣味のほか、スキースクールや競技などの経験があった。平均経験年数は10.8年だった。参加者には持ち慣れたポールで実験に参加してもらうことを意図して、可能な限り自身のポールを持参してもらうよう指示し、それを実験に使用した。参加者のうち7人が自身のポールを使用し、5人は実験実施者が用意したポールを使用した。参加者の利き手は、11名が右手であり、1名が目的によって利き手が変わると回答だった。また、すべての参加者はスマートフォンを所持していた。実験においては参加者はスキーウェアおよび手袋を装着せずに参加した。実験においては十分なスキー経験を持つ参加者がゲレンデでスキーをしている状況を想定してジェスチャを考えて貰う。この点において、スキーウェアの着用の有無がジェスチャ案を検討するうえでの大きなバイアスになるとは考えていない。

実験の結果、合計 336 個のジェスチャ案が得られた。そのうち「思いつかない」という回答は 3 個であった。336 個のジェスチャ案のなかには重複したジェスチャ案も含まれており、重複を除くと 106 種類のジェスチャ案が得られた。

3.2 ジェスチャの決定

前述した実験から得られたジェスチャ案から、以下の方針を基にジェスチャの決定を行った。

- (1) 各カテゴリの操作について、最も多くの参加者が考案したジェスチャを選択する。
- (2) 対になる操作（選択箇所の左右への移動など）には対称なジェスチャを割り当てる。ただし、物理的に実行が難しいジェスチャとなる場合は例外とする。
- (3) 同一カテゴリ内の操作や、同時に実行される操作についてジェスチャの競合が発生した場合は、より考案した参加者の多い操作を優先する。今回、同時に実行される可能性がある操作は以下の 2 つのカテゴリ内の操作とした。
 - Music player カテゴリ内の操作：Phone control 以外のカテゴリ
 - Item selection カテゴリ内の操作：Phone control, Map navigation 以外のカテゴリ
- (4) 以上の方針で決定できない場合は、考案者のスキー経験とその操作が属しているカテゴリに対するアンケート結果をもとに優先順位を付ける。

なお、この決定方針は古居ら [24] が用いたのものをもとに、重複時の方針と経験に基づく順位付けを加えて設定した。また、考案されたジェスチャに関して、考案者の表現に差異があっても動作としてほぼ同じものとしてとらえられるものは同一のジェスチャとした。決定方針 (2) で「物理的に実行が難しいジェスチャとなる場合は例外とする。」とされていたが、対象となったジェスチャはなかった。

決定方針 (4) について、優先順位は式 (1) に示す $score$ が大きいほど高い順位となる。

$$score = \sum_i score_i \quad (1)$$

$$score_i = \frac{experience_i}{\max_{j \in participants} (experience_j)} + \frac{avgQP}{5} \quad (2)$$

$score_i$ は考案者 i に関するスコアとなり、優先順位決定基準の $score$ はそのジェスチャの全考案者のスコアの合計を表す。 $experience_i$ は考案者 i のスキー経験を表しており、算出方法は考案者の経験年数 × 頻度となる。この頻度は 1 週間あたりのスキーをする回数から算出した。考案者のスキーをする頻度が時期によって異なる場合はそれぞれの時期に対応する年数と頻度から経験を計算し、すべての時期の経験の和をとっている。それを全参加者の経験の最大値 ($\max_j (experience_j)$) で割ることで 0 から 1 の範

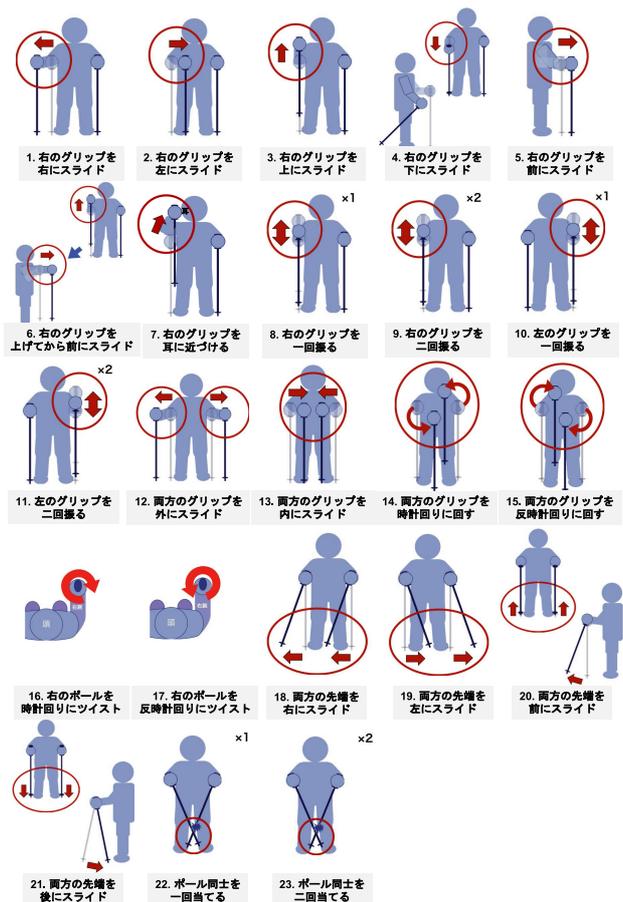


図 1 ジェスチャの一覧

Fig. 1 List of gestures.

囲で正規化した。 $avgQP$ は対象のジェスチャが属するカテゴリに対するアンケートへの回答の平均値を表す。最大値である 5 で割ることで同様に正規化を行った。この方法を用いて決定したジェスチャは Phone control カテゴリ内の end call のみであり、ほとんどのジェスチャは決定方針 (3) までを用いて決定された。

決定したジェスチャとモバイルデバイス操作の対応を付録の表 A.1, ジェスチャの一覧を図 1 に示す。また、各操作に対して決定されたジェスチャの一致率を表 A.1 の「一致率」の列に示す。操作と行う動作が直感的に対応付けやすいものや、スマートフォンなどでタッチジェスチャが利用されているような操作に関しては比較的一致率が高い傾向が確認された。一方で music player の操作のように、他のデバイスでジェスチャが割り当てられておらず、ボタンの押下が主な操作方法として使われている操作は一致率が低い傾向があることが確認された。また、他操作とのジェスチャの重複のため一致率の低い操作が割り当てられたケースも存在した。

また、本ジェスチャ案収集実験実施時に行ったアンケートの結果を図 2 に示す。アンケートでは各カテゴリごとに 4 項目の 5 段階評価のアンケートを実施した。この結果「考

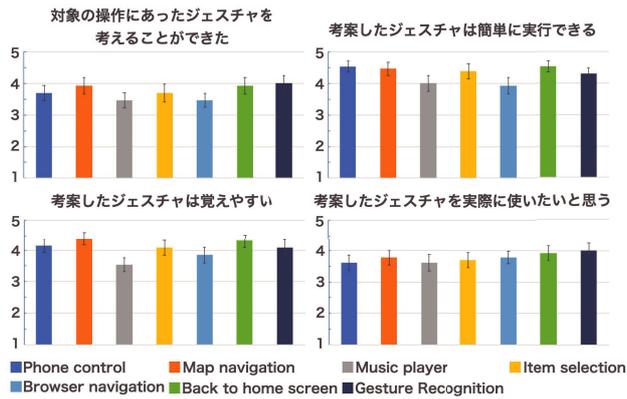


図 2 収集したジェスチャ案に関するアンケート結果
Fig. 2 Questionnaire results about collected gestures.

案したジェスチャは簡単に実行できる」と「考案したジェスチャは覚えやすい」に関しては多くのカテゴリで平均が 4 を越えた結果となったことが確認された。この結果からジェスチャ実行の容易さという観点では一定の評価ができるのではないかと考えている。一方で「対象の操作にあったジェスチャを考案することができた」と「考案したジェスチャを実際に使いたいと思う」に関してはすべてで 3 を超えたものの、4 には届かなかった。両項目は確信を持ってジェスチャ案を考案できたかに関する確信度と満足度に関係する項目であり、この観点では妥当なスコアとなったのではないかと考えている。

4. 認識器の実装

得られた 23 種類のジェスチャを認識する認識器の実装を行う。

4.1 ジェスチャデータの取得

前述したようにグリップ部分を利用したタッチジェスチャを用いた場合、グリップの形状によるセンサデータの変化や既存のスキーポールへの搭載のしにくさが予想できることから、今回はスキーポールの動きを検出できることとし、その制限のもと、ジェスチャが設計された。ジェスチャ案の収集において考案されたジェスチャの種類豊富さからもうかがえるように、この制限を設けた場合でもジェスチャの自由度が十分に高いと考えられる。そこでジャイロセンサと加速度センサを左右双方のポールに取り付けることでジェスチャ認識に用いるデータの取得を試みた。

Patil らの GesturePod [15] では、本研究で利用するスキーポールに近い形状の白杖を用いたジェスチャ入力を行っており、データの取得には加速度センサ、ジャイロセンサを利用している。他にも、様々なジェスチャ認識において加速度センサやジャイロセンサは用いられており [25], [26], 本研究においてもジェスチャ認識をするため

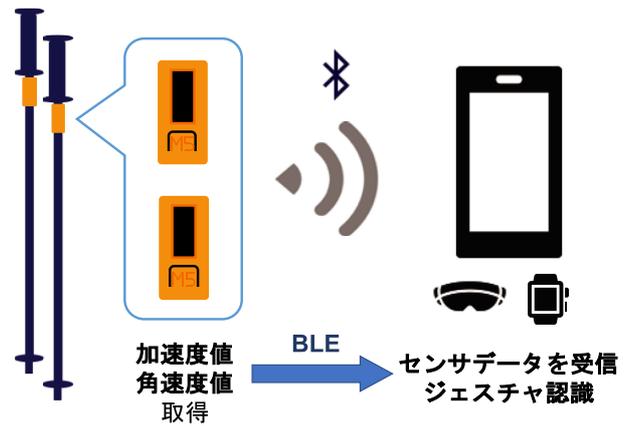


図 3 システム構成のイメージ図
Fig. 3 Figure of the system configuration.

の十分な情報が取得可能であると考えられる。

ジェスチャデータを収集する機器として、小型のマイクロコンピュータ M5StickC*4 を使用した。M5StickC は非常に小型 (48 mm × 24 mm × 14 mm) であるため様々な物体へと装着することが可能であり、ポールに装着するという用途にも利用しやすいため採用した。M5StickC には 3 軸のジャイロセンサと 3 軸の加速度センサからなる 6 軸 IMU の MPU6886 が搭載されている。取得することができるセンサ値の範囲は、ジャイロセンサは ±250 dps (degrees per second), ±500 dps, ±1,000 dps, ±2,000 dps, 加速度センサは ±2g, ±4g, ±8g, ±16g となっており、ユーザ自身が設定することができる。またセンサの使用可能な温度範囲は -40°C - +85°C である。連続稼働時間は 20 分程度であった。

今回は図 3 のように、左右のポールのグリップ部分の下に M5StickC を装着し、それぞれから得られた加速度センサとジャイロセンサのデータをモバイルデバイスへ Bluetooth Low Energy (BLE) を利用して送信することを想定している。つまり、送信されたデータを元に、モバイルデバイス内でジェスチャの有無の判定や識別を行うことを想定している。本システムにおいてはセンサデータを 100 Hz で取得し、順次モバイルデバイスへデータを送信する。事前に M5StickC を装着したポールを動かした際に得られたデータをもとに、加速度、ジャイロセンサが取りうる値の範囲をそれぞれ ±16g, ±500 dps に設定した。

4.2 ジェスチャの認識

前述したシステム構成からセンサデータを取得し、そのデータからジェスチャ認識を行う。本システムにおいてはセンサデータは 100 Hz で取得しており、ジェスチャ認識には 256 フレーム (約 2.5 秒) のセンサデータからなるデータ列からジェスチャが実行されているかどうかの判定を行う。1 フレームのセンサデータは加速度センサ、ジャイロ

*4 M5StickC, <https://docs.m5stack.com/#/ja/core/m5stickc>

センサそれぞれ 3 軸分のデータが含まれており、左右のポールのデータを合計して 12 個のデータから構成される。

ジェスチャを識別するための特徴量抽出の前に、微小なポールの動きやノイズとなるものを除去することを目的とし、以下の 2 つの処理を行う。

- 取得されたセンサデータに対して指数移動平均を用いたローパスフィルタを適用する。ここで、指数移動平均の重みは 0.4 とした。
- 左右のポールそれぞれについて、センサの各軸の 5 フレーム前 (50 ms 前) のデータとの差分値を正規化し、その絶対値を合計した値が閾値 (0.01) 以下の場合、微小な変化としてそのフレームの変化量を 0 とする。

このとき算出される差分値はセンサの各軸について事前に測定された差分値の最大値を用いて、-1 から 1 の範囲で正規化される。この処理を行った後、特徴量の抽出を行う。本システムでは大きく分けて 2 つの要素を特徴量として使用し、それらを濃淡画像に変換する。1 つ目はジェスチャ検出区間内の各フレームのデータについて、5 フレーム前のデータとの差分を算出し、各軸について高速フーリエ変換 (FFT) を行う。ここから得られる振幅スペクトルについて、低周波成分 64 個、具体的には 0~25 Hz の帯域の成分を特徴量として利用する。これが左右それぞれのセンサの各軸に関して存在するため、64 × 6 軸 × 2 本の合計 768 個の特徴量が 1 つ目の要素となる。この特徴量だけを用いて識別を行おうとすると、ポールの大まかな動き方、たとえば水平方向に動いていることやポールを軸として回転していることなどは識別可能だが、水平のどちらの向きに動いているのか、どちらの方向に回転しているのかといった情報、つまりセンサの各軸の正負方向に関する情報が十分に得ることができない。そこで 2 つ目の要素として、Patil ら [15] が同様の目的で用いた特徴量である、センサの各軸の正負の最長の連続値の長さとその開始位置を特徴量として採用した。Patil らは使用していたジェスチャの種類が少ないため、白杖を軸とした回転方向に関する情報のみの 4 つの特徴量を利用していたが、今回はすべてのセンサの軸に関して情報が必要なため、左右それぞれの 6 軸について 4 つの特徴量が存在し、合計 48 個の特徴量が 2 つ目の要素となる。

これらの特徴量を最大 255、最小 0 の整数に変換し、それぞれを画素値として利用する。近年のジェスチャ認識研究では時系列データを画素値として時系列順に並べて濃淡画像とし、機械学習を行う手法が用いられている [27], [28]。本研究で用いるデータでは、取得されたデータをそのまま画素値として用いようとする、ジェスチャによってはパターンが十分に現れない場合があるため、あらかじめ特徴量を計算した上で画像化を試みている。データを濃淡画像化するには、画像の縦軸を各センサの軸、横軸を特徴量の種類として並べる。特徴量を画像化した例を図 4 に示

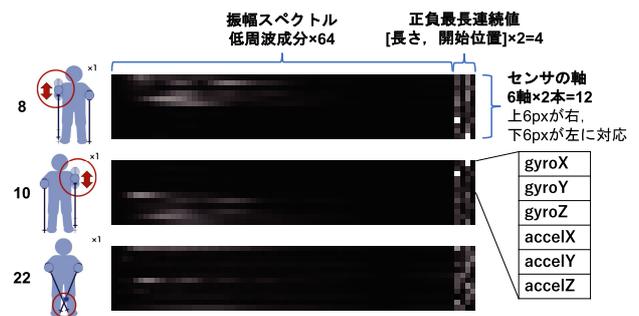


図 4 生成された濃淡画像の例

Fig. 4 Example of the generated gray-scale image.

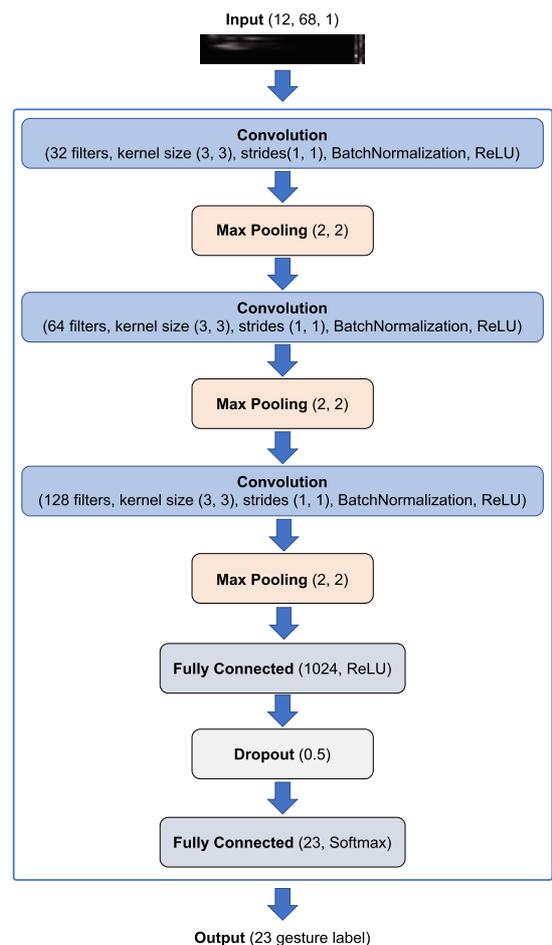


図 5 実装したネットワーク構造

Fig. 5 Structure of Convolutional Neural Network (CNN).

す。図 4 から、ジェスチャの内容や使っている手によって異なるパターンを持つ画像が生成されていることを確認できる。これを利用し、ジェスチャから得られた画像を識別することでジェスチャ認識を行う。

前述した特徴量から生成される画像を Convolutional Neural Network (CNN) を利用して識別する。Laput ら [29] や古居ら [24] は加速度センサを含むセンサデータを用いたジェスチャ認識を目的として、濃淡画像化した特徴量を CNN を用いて識別している。本研究においても同様の目的であり、適用できる可能性が高いことからこの手法を採

用した。使用した CNN のネットワーク構造は、古居らの使用したネットワークをもとにフィルタサイズやストライドを調整し、高い正解率が確認できたものを採用した。入力には前述したジェスチャごとに取得した 12 px × 68 px の画像であり、ネットワークは図 5 に示したものをを使用した。出力は識別されたジェスチャのラベルである。この認識器の実装には Python で実装されたニューラルネットワークライブラリ Keras [30] を使用している。

5. 精度評価実験

ジェスチャ認識器の評価を行うため 2 種類の実験を行った。1 つ目の実験ではジェスチャデータを収集し認識器のジェスチャ識別精度の評価を行った。2 つ目の実験では実際にスキーをしているときのデータを収集し、スキー中に生じる誤認識について評価した。

5.1 ジェスチャ識別精度評価

実装した認識器のジェスチャ識別精度を評価するためにはジェスチャを実行した際のセンサデータが必要となる。そこで複数人のジェスチャ実行時のデータを収集する実験を行い、そこで得られたデータを用いてジェスチャの識別精度を評価した。

5.1.1 使用した機材

本実験ではスキーポールに実際に M5StickC を装着し、M5StickC で取得したデータを有線のシリアル通信で PC (MacBook Air 11-inch Early 2014, CPU : 1.4 GHz デュアルコア Intel Core i5, メモリ : 4 GB, OS : macOS Catalina) へ送信することでデータ収集を行った。センサデータは 100 Hz で取得し、PC へ送信した。加速度センサの値がとりうる範囲は $\pm 16g$ 、ジャイロセンサの値がとりうる範囲は $\pm 500 \text{ dps}$ とした。実験では 110 cm のカーボンポールを使用し、M5StickC はグリップの下に簡単に外れないように固定した (図 6)。

5.1.2 実験手順

ジェスチャ案収集実験の結果から決定した 23 種類のジェスチャについて、それぞれのジェスチャを実行した際の加速度、ジャイロセンサのデータを収集した。参加者には事前に 23 種類のジェスチャの実行方法を説明し、自身で実行してもらうことでジェスチャを確認してもらった。また、実施するタスクの内容について説明し、タスクを模してジェスチャを数回実行してもらった。

タスクはランダムな順番で提示するジェスチャを実行してもらうという内容であり、すべてのジェスチャを 5 回ずつ実行するものを 1 セットとして各参加者につき 2 セット行った。タスク全体を通してジェスチャが 10 回ずつ実行されることとなる。実行するジェスチャは GUI によってジェスチャ名と実行イメージをディスプレイに表示することで参加者に提示した。ジェスチャの実行タイミングは実



図 6 M5StickC をポールに固定した様子
Fig. 6 Fixing the M5StickC to the pole.

験実施者が管理し、GUI 上のボタンを押下すると 3 秒間のカウントダウンが表示され、カウントダウンが終了するとジェスチャ実行の合図が提示される。この合図から 2.5 秒間をジェスチャ実行可能時間として、その間にジェスチャを実行してもらった。参加者には以下の項目を注意事項として伝えた。

- ジェスチャ実行までのカウントダウンが始まったらできるだけ静止して待機すること。
- ジェスチャ実行可能時間の間にジェスチャを実行し、元の姿勢に戻って待機すること。
- ジェスチャは速やかに実行すること。

ジェスチャデータ収集実験には 5 名 (男性 4 名, 女性 1 名, 平均年齢 23.4 歳) が参加し、全員の利き手は右手であった。本実験ではスキーの経験の有無を参加条件には設けなかったが、参加者全員にスキーの経験があった (平均 8.4 年)。実験は常温の実験室において実施し、参加者はスキーウェアおよび手袋を装着せずに参加した。ジェスチャ案収集実験同様にスキーウェア着用の有無が実験結果に大きな影響を与えることはないと考えている。

5.1.3 実験結果

実験の結果、5 人の参加者が 23 種類のジェスチャを 10 回ずつ実行し、合計 1,150 個のジェスチャデータが得られた。このなかから明らかにジェスチャの実行を失敗していたときのデータを除くと、1,141 個が使用可能なジェスチャデータとして得られた。ジェスチャデータの記録はジェスチャ実行の合図を出す 0.5 秒前から開始し、ジェスチャ実行可能時間である 2.5 秒間の経過後に終了することで、1 回のジェスチャにつき 3 秒間のセンサデータを記録した。サンプリング周波数は 100 Hz であるため、1 回のジェスチャ実行で記録されるデータは、左右の加速度センサ 3 軸、ジャイロセンサ 3 軸の計 12 個のセンサデータが 300 フレーム分並んだデータ列となる。このデータ列から、ジェスチャ実行開始の 6 フレーム前からジェスチャ実行可能時間終了までのデータ列をジェスチャデータとして使用する。特徴量抽出の際に行うパラメータの正規化に利用するセンサ値や差分値の最大値、最小値は全参加者を通した各センサの軸ごとの最大値、最小値を利用している。これは、実際の

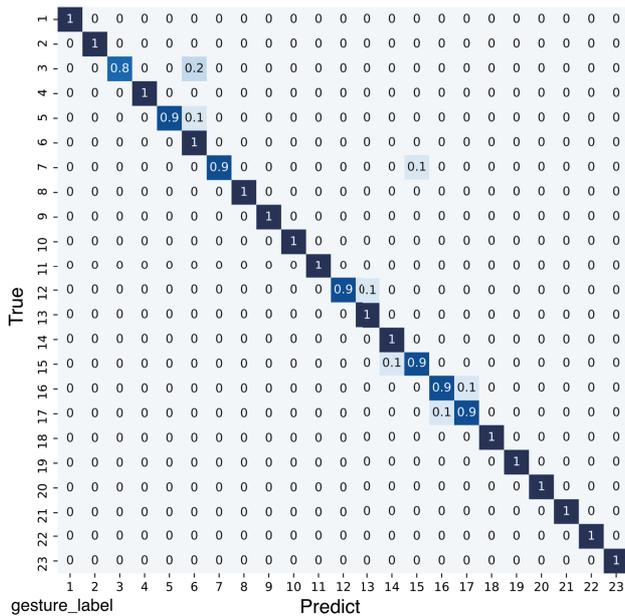


図 7 ランダムに選択されたデータで学習したときの識別結果

Fig. 7 Recognition result when training on randomly selected data.

使用前にキャリブレーションを行うことや事前に収集したデータから設定することを想定している。

ここで得られたジェスチャデータを用いて、認識器によるジェスチャの識別精度を評価する。この精度評価においては、収集したデータをあらかじめ濃淡画像に変換しておき、Google Colaboratory 上で実装した認識器に入力として与えることで識別を行っている。収集した 1,141 個のジェスチャデータから濃淡画像を生成し、入力として用いた。入力の 8 割を訓練データ、残りの 2 割をテストデータとして、各ジェスチャのデータ数ができるだけ均等になるようにランダムに選択し、認識器の学習、精度評価を行った。このとき分割されたデータがどの参加者によって実行されたものかは考慮していない。結果、全体で約 96.5% の正解率でジェスチャの識別を行うことができた。図 7 はこの識別結果を表す混同行列である。誤認識されているジェスチャも存在するが、おおむね正しく認識されていることが分かる。

このようなシステムを使う場合、事前に用意されたデータセットで学習された認識器に対して、新たなユーザが入力を行う状況も考えられる。つまり、ユーザのデータが含まれていないデータセットを使う場合もありうる。その状況を想定して、1 人の参加者のジェスチャデータをテストデータとし、他の参加者のジェスチャデータを訓練データとして認識器の学習、評価を行った。結果は表 2 のようになり、平均正解率は約 85.8% となった。自身のデータが訓練データとして与えられていない場合には正解率が大きく低下していることが分かる。

表 2 他の参加者のデータで学習したときの正解率

Table 2 Accuracy when learning with other participants' data.

参加者	P1	P2	P3	P4	P5	平均
正解率	87.8%	87.7%	76.3%	91.7%	85.5%	85.8%



図 8 実験を実施したあさひスキー場

Fig. 8 Ski slopes where the experiment was conducted.

5.2 スキー中の誤認識率評価

今回は加速度センサとジャイロセンサを利用したシステムを想定しているため、スキー中の使用を想像すると滑走中に大きな値の変化が起こることが予想できる。これにより誤ったジェスチャが入力されてしまい、意図しない操作が発生する可能性がある。実際のスキー中のセンサデータを収集し、ジェスチャデータとの識別を行うことで認識器のスキー中の誤認識率を評価した。

5.2.1 使用した機材

データの収集は、ジェスチャデータ収集と同様に左右のポールのグリップ部分の下に M5StickC を装着し、100 Hz で加速度センサ、ジャイロセンサのデータを取得することで行った。ここで得られたセンサデータは Bluetooth Low Energy (BLE) を利用して Apple 社の iPhoneX に送信し端末内に保存した。

5.2.2 実験手順

本実験は実際にスキー場で M5StickC を装着したスキーポールを使用して滑走することでデータ収集を行った。1 度のデータ収集は、スキー置き場周辺でスキーを履いた状態で記録を開始し、リフトに乗車し頂上へ到着後、準備が出来次第滑走し、開始地点付近に停止して記録を終了した。データ収集用のポールを持って滑走すること以外は特に指示をせず、自由に滑走してもらった。実験は北海道士別市のあさひスキー場 (図 8) で実施した。リフトの乗車時間は約 5 分間であり、滑走時間は約 40 秒である。データ収集には 10 年以上のスキー経験がある 2 名の男性 (23 歳, 49 歳) が参加し、2 つのコースをそれぞれ 1 回ずつ滑走した。

5.2.3 実験結果

実験の結果、約 6 分間のデータを 4 回記録することで各センサについて合計 142,630 個のデータが得られた。一部、数フレームに渡って同じ値が取得されている部分があった

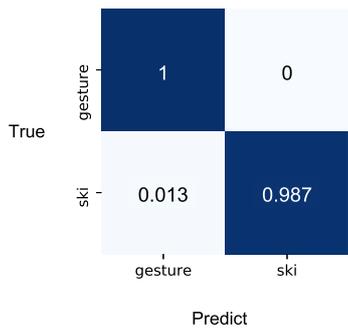


図 9 ジェスチャとスキー中のデータの識別結果

Fig. 9 Recognition result of gesture data and data in the ski.

ため、該当するデータは使用対象から除外した。このデータから約3秒間(300フレーム分)のデータ列をジェスチャデータの合計数と同じ1,141個取り出す。データを3秒ずつ区切ると十分な数のデータ列を得られないため、3秒間の区間を0.5秒ずつずらすことでデータ数を確保した。また、1回のデータ収集から得られるデータは約6分間のうち5分ほどがリフト乗車中のデータであるため、滑走中に比べて停止しているときのデータが非常に多い。そこで今回は、1回分のデータの後半約1分間を滑走時のデータとして120個のデータ列を確保し、不足分を残り約5分間のデータからランダムに選択して確保することで滑走時と非滑走時のデータ列の割合を近づけることを試みた。最終的に、滑走時のデータ列480個、非滑走時のデータ列661個、合計1,141個のデータ列を用意した。このデータをジェスチャデータと同様の処理を行い、実装した認識器を用いて識別する。ジェスチャとスキー中のデータの2値の識別を行った結果は図9のようになっており、約99.3%の正解率となった。

6. 議論

ジェスチャデータ収集実験から得られたデータを利用してジェスチャの識別実験を行ったところ、ランダムに選ばれた8割のデータで学習し、2割のデータを評価に用いた結果、約96.5%の正解率が得られた。いくつか誤認識しているジェスチャが存在しているもの、おおむね正しく識別することができた。一方で、1人の参加者のジェスチャデータをテストデータとし、他の参加者のデータを用いて認識器を学習させたときの正解率は平均で約85.8%とランダムにテストデータを選択したときと比べて低い正解率となった。このなかで最も高い正解率は約91.7%、最も低い正解率は約76.3%と参加者によって大きく差が開いた結果となっている。ジェスチャの実行の仕方個人差があることを考慮すると、ランダムな選択に比べて正解率が低下することは想定できていたが、参加者によって顕著な差が現れる結果となった。ジェスチャデータ収集実験中の様子を観察していたところ、参加者によってポールを動かす速度や移動量に大きく差があることが確認された。そのため、

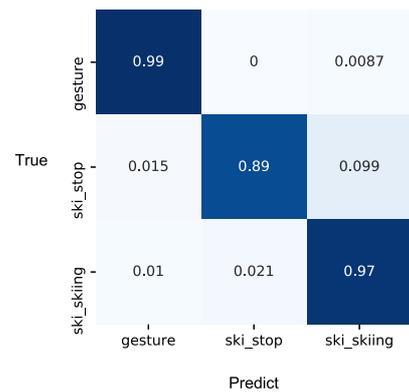


図 10 ジェスチャデータとスキー中のデータの非滑走中、滑走中の識別結果

Fig. 10 Recognition result of gesture data and ski data (skiing and non-skiing).

ジェスチャの特徴が大きく出た参加者とあまり出なかった参加者が存在している可能性があることが正解率に大きな差が生まれた理由の1つとして考えられる。この結果から、現状では用意された認識器を新しいユーザが利用することは難しい状態といえる。より多様なユーザによるジェスチャデータをデータセットとして用意することで改善する可能性はあるが、確実な方法とはいえない。現状得られている結果では利用前にユーザごとにキャリブレーションのような形でジェスチャ実行データを与えることが最適な対策だと考えられる。

ジェスチャデータとスキー中のデータの識別を行った結果、約99.3%の正解率が得られた。今回設計したジェスチャの多くは片手で実行するものであり、実行中にもう一方の手は動かさないものになっている。スキー中にこのような状態になることは稀であるため高い正解率が得られたと考えられる。この結果を見ると、ジェスチャを実行していると誤認識されることはほとんどないということになる。しかし、今回のデータ収集ではM5StickCの低温環境での動作時間を考慮して長時間連続した計測を行っていない。リフトに乗車するまでの移動、リフト乗車中、リフト降車から滑走するコースまでの移動、コースの滑走の最低限の行動しか行っていないため、実際の利用時にはさらに多様な行動が行われる可能性がある。たとえば、コース途中で停止中に他人とコミュニケーションをとるなかで、身振り手振りを行うことによって設計したジェスチャと類似した動作を行ってしまう可能性はある。そのため、より詳細な評価を行うためには長時間の利用のなかでの誤認識率の評価を改めて行う必要がある。

参考までにジェスチャデータ1,141個(gesture)とスキー中の滑走していない時のデータとして利用した661個(ski_stop)と滑走中として利用したデータ480個(ski_skiing)の3種について識別を行った。結果は図10の混同行列であり、正解率は約95.6%であった。スキー中

のデータの分割は1度のデータ収集で得られた6分間のデータの最後の約1分間を滑走中としているため、厳密に滑走しているかどうかを分割している訳ではないが、ある程度正しく識別できていること分かる。これを利用して、滑走が検出されているときにすべてのジェスチャを無効化するアプローチをとることが可能である。実際の滑走中にジェスチャ入力を行うとは考えにくいため、たとえばジェスチャが検出されたとき、その前後で滑走が検出されればそのジェスチャを無効化するような処理を行うことが可能だろう。滑走が検出されていない時のみジェスチャ入力を受け付けるようにすることで、より安全性の高いシステムを構築することができると考えられる。

7. おわりに

本研究ではスキー中にモバイルデバイスとより快適にインタラクションを行うことを目指して、スキーポールを入力デバイスとして利用したジェスチャ入力手法を提案した。12人のスキー経験者がそれぞれ28種類のモバイルデバイス操作に対して考案したジェスチャを収集し、結果として23種類のユーザ定義型ジェスチャが設計された。このジェスチャを認識するために、加速度センサとジャイロセンサから取得したデータを基に認識を行うジェスチャ認識器の実装を行った。認識器はセンサデータから抽出される特徴量を濃淡画像で表現し、CNNを用いてジェスチャの認識を行う。ジェスチャを実行した際のセンサデータを収集し、実装した認識器を用いてジェスチャの識別を行った結果、ランダムなテストデータの選択で約96.5%、学習データに存在しないユーザをテストデータとしたときに平均約85.8%の正解率が得られた。この結果から、ユーザごとに使用前のキャリブレーションが必要となることが示唆された。また、実際にスキーをしているときのセンサデータを収集しジェスチャデータとの識別を行った結果、約99.3%の正解率が得られ、今回の設定においてはスキー中にジェスチャが誤認識される可能性が低いという結果となった。

今後はリアルタイムでジェスチャ認識を行えるシステムの構築や、より長時間、多様な状況で取得されるデータを用いた精度評価を行う。そのうえで、実際の環境下でのユーザビリティ評価を行うことで手法の詳細な評価を行う。

参考文献

- [1] Jones, M.D., Anderson, Z., Häkkinen, J., Cheverst, K. and Daiber, F.: HCI Outdoors: Understanding Human-Computer Interaction in Outdoor Recreation, *Extended Abstracts of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, Association for Computing Machinery (online), DOI: 10.1145/3170427.3170624 (2018).
- [2] Fedosov, A. and Langheinrich, M.: From Start to Finish: Understanding Group Sharing Behavior in a Backcountry Skiing Community, *Proc. 17th International Conference on Human-Computer Interaction with Mobile Devices and Services Adjunct*, Association for Computing Machinery, pp.758–765 (online), DOI: 10.1145/2786567.2793698 (2015).
- [3] Fedosov, A., Elhart, I., Niforatos, E., North, A. and Langheinrich, M.: SkiAR: Wearable Augmented Reality System for Sharing Personalized Content on Ski Resort Maps, *Proc. 7th Augmented Human International Conference 2016*, Association for Computing Machinery (online), DOI: 10.1145/2875194.2875234 (2016).
- [4] Roux, F., Dietrich, G. and Doix, A.-C.: Skier-Ski System Model and Development of a Computer Simulation Aiming to Improve Skier's Performance and Ski, *Proc. 1st Augmented Human International Conference*, Association for Computing Machinery (online), DOI: 10.1145/1785455.1785468 (2010).
- [5] Jones, M., Walker, C., Anderson, Z. and Thatcher, L.: Automatic Detection of Alpine Ski Turns in Sensor Data, *Proc. 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct*, Association for Computing Machinery, pp.856–860 (online), DOI: 10.1145/2968219.2968535 (2016).
- [6] Hasegawa, S., Ishijima, S., Kato, F., Mitake, H. and Sato, M.: Realtime Sonification of the Center of Gravity for Skiing, *Proc. 3rd Augmented Human International Conference*, Association for Computing Machinery (online), DOI: 10.1145/2160125.2160136 (2012).
- [7] Kos, A. and Umek, A.: Smart Sport Equipment: Smart-Ski Prototype for Biofeedback Applications in Skiing, *Personal Ubiquitous Comput.*, Vol.22, No.3, pp.535–544 (online), DOI: 10.1007/s00779-018-1146-1 (2018).
- [8] Fedosov, A., Niforatos, E., Alt, F. and Elhart, I.: Supporting Interactivity on a Ski Lift, *Adjunct Proc. 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proc. 2015 ACM International Symposium on Wearable Computers*, Association for Computing Machinery, pp.767–770 (online), DOI: 10.1145/2800835.2807952 (2015).
- [9] Nozawa, T., Wu, E., Perteneder, F. and Koike, H.: Visualizing Expert Motion for Guidance in a VR Ski Simulator, *ACM SIGGRAPH 2019 Posters*, Association for Computing Machinery (online), DOI: 10.1145/3306214.3338561 (2019).
- [10] 長谷川晶一: Augmented ski, 入手先 (<http://haselab.net/hase/ski/ski.php>) (参照 2020-04-11).
- [11] Aggravi, M., Salvietti, G. and Prattichizzo, D.: Haptic Assistive Bracelets for Blind Skier Guidance, *Proc. 7th Augmented Human International Conference 2016*, Association for Computing Machinery (online), DOI: 10.1145/2875194.2875249 (2016).
- [12] Haladjian, J., Reif, M. and Brüggel, B.: VIHapp: A Wearable System to Support Blind Skiing, *Proc. 2017 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proc. 2017 ACM International Symposium on Wearable Computers*, Association for Computing Machinery, pp.1033–1037 (online), DOI: 10.1145/3123024.3124443 (2017).
- [13] 大海悠太, 穂山寛人, 川原暉弘, 小嶋啓介, 田中大貴, 坂口憲一, 藤本直明, 山本正彦: LEDと9軸センサによりポール動作情報を伝えるシステムの開発, 情報処理学会 (2019).
- [14] Batterman, J.M., Martin, V.F., Yeung, D. and Walker, B.N.: Connected cane: tactile button input for controlling gestures of iOS voiceover embedded in a white cane, *Assistive Technology*, Vol.30, No.2, pp.91–99 (2018).

- [15] Patil, S.G., Dennis, D.K., Pabbaraju, C., Shaheer, N., Simhadri, H.V., Seshadri, V., Varma, M. and Jain, P.: GesturePod: Enabling On-device Gesture-based Interaction for White Cane Users, *Proc. 32nd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology, UIST '19*, pp.403–415, ACM (online), DOI: 10.1145/3332165.3347881 (2019).
- [16] Wobbrock, J.O., Morris, M.R. and Wilson, A.D.: User-defined gestures for surface computing, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.1083–1092 (2009).
- [17] Ruiz, J., Li, Y. and Lank, E.: User-defined motion gestures for mobile interaction, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.197–206 (2011).
- [18] Shimon, S.S.A, Lutton, C., Xu, Z., Morrison-Smith, S., Boucher, C. and Ruiz, J.: Exploring non-touchscreen gestures for smartwatches, *Proc. 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.3822–3833 (2016).
- [19] Rodriguez, I.B. and Marquardt, N.: Gesture elicitation study on how to opt-in & opt-out from interactions with public displays, *Proc. 2017 ACM International Conference on Interactive Surfaces and Spaces*, pp.32–41 (2017).
- [20] Döring, T., Kern, D., Marshall, P., Pfeiffer, M., Schöning, J., Gruhn, V. and Schmidt, A.: Gestural interaction on the steering wheel: Reducing the visual demand, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.483–492 (2011).
- [21] Alexander, J., Han, T., Judd, W., Irani, P. and Subramanian, S.: Putting Your Best Foot Forward: Investigating Real-world Mappings for Foot-based Gestures, *Proc. SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '12*, pp.1229–1238, ACM (online), DOI: 10.1145/2207676.2208575 (2012).
- [22] Fukahori, K., Sakamoto, D. and Igarashi, T.: Exploring Subtle Foot Plantar-based Gestures with Sock-placed Pressure Sensors, *Proc. 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems, CHI '15*, pp.3019–3028, ACM (online), DOI: 10.1145/2702123.2702308 (2015).
- [23] Dierk, C., Carter, S., Chiu, P., Dunnigan, T. and Kimber, D.: Use Your Head! Exploring Interaction Modalities for Hat Technologies, *Proc. 2019 on Designing Interactive Systems Conference*, Association for Computing Machinery, pp.1033–1045 (online), DOI: 10.1145/3322276.3322356 (2019).
- [24] 古居なおみ, 坂本大介, 杉浦裕太: クッション型インタフェースによる家電操作に向けたジェスチャ設計と認識, *情報処理学会論文誌*, Vol.60, No.10, pp.1859–1868 (2019).
- [25] Jing, L., Zhou, Y., Cheng, Z. and Huang, T.: Magic ring: A finger-worn device for multiple appliances control using static finger gestures, *Sensors*, Vol.12, No.5, pp.5775–5790 (2012).
- [26] Mummadi, C.K., Leo, F.P.P., Verma, K.D., Kasireddy, S., Scholl, P.M. and Van Laerhoven, K.: Real-Time Embedded Recognition of Sign Language Alphabet Fingerspelling in an IMU-Based Glove, *Proc. 4th International Workshop on Sensor-Based Activity Recognition and Interaction*, Association for Computing Machinery (online), DOI: 10.1145/3134230.3134236 (2017).
- [27] Kikui, K., Itoh, Y., Yamada, M., Sugiura, Y. and Sugimoto, M.: Intra-/inter-user adaptation framework for wearable gesture sensing device, *Proc. 2018 ACM International Symposium on Wearable Computers*, pp.21–24 (2018).
- [28] 福井 類, 沖芝俊祐, 唐澤宏之, 割澤伸一: ウェアラブルディスプレイのための手首凹凸計測による手指の動的運動認識, *ロボティクス・メカトロニクス講演会講演概要集 2017*, 一般社団法人日本機械学会, 2A2-L02 (2017).
- [29] Laput, G. and Harrison, C.: Sensing Fine-Grained Hand Activity with Smartwatches, *Proc. 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, Association for Computing Machinery (online), DOI: 10.1145/3290605.3300568 (2019).
- [30] Chollet, F. et al.: Keras (2015), available from (<https://keras.io>).

付 録

A.1 モバイルデバイス操作と決定したジェスチャの対応の表

表 A.1 モバイルデバイス操作と決定したジェスチャの対応

Table A.1 Correspondence of mobile device operations and determined gestures.

カテゴリ	操作	ジェスチャ	一致率
Phone control	answer call	7. 右のグリップをを耳に近づける	0.417
	ignore call	1. 右のグリップを右にスライド	0.250
	end call	4. 右のグリップを下にスライド	0.167
Map navigation	move viewpoint leftward	1. 右のグリップを右にスライド	0.417
	move viewpoint rightward	2. 右のグリップを左にスライド	0.417
	move viewpoint upward	21. 両方の先端を後にスライド	0.333
	move viewpoint downward	20. 両方の先端を前にスライド	0.333
	rotate map clockwise	14. 両方のグリップを時計回りに回す	0.250
	rotate map counter-clockwise	15. 両方のグリップを反時計回りに回す	0.250
	zoom in	13. 両方のグリップを内にスライド	0.500
zoom out	12. 両方のグリップを外にスライド	0.500	
Music player	play	8. 右のグリップを 1 回振る	0.250
	stop	10. 左のグリップを 1 回振る	0.167
	next song	9. 右のグリップを 2 回振る	0.167
	previous song	11. 左のグリップを 2 回振る	0.091 注 1
	volume up	16. 右のボールを時計回りにツイスト	0.167 注 2
	volume down	17. 右のボールを反時計回りにツイスト	0.167 注 2
Item selection	left	2. 右のグリップを左にスライド	0.417
	right	1. 右のグリップを右にスライド	0.500
	up	3. 右のグリップを上スライド	0.417
	down	4. 右のグリップを下にスライド	0.333
	select	5. 右のグリップを前にスライド	0.250
Browser navigation	select address bar	6. 右のグリップを上げてから前にスライド	0.200
	next page	19. 両方の先端を左にスライド	0.167 注 2
	previous page	18. 両方の先端を右にスライド	0.167 注 2
Back to home screen	back to home screen	22. ボールどうしを 1 回当てる	0.167
Gesture recognition	activate	22. ボールどうしを 1 回当てる	0.417
	deactivate	23. ボールどうしを 2 回当てる	0.333

注 1：対称性により決定

注 2：他操作との重複により考案数最大のジェスチャではない



岡田 友哉

2018 年北海道大学工学部情報エレクトロニクス学科卒業。2020 年同大学大学院情報科学研究科修士課程修了。



坂本 大介 (正会員)

2008 年公立はこだて未来大学大学院システム情報科学研究科博士(後期)課程修了。博士(システム情報科学)。国際電気通信基礎技術研究所(ATR)でインターン、東京大学で日本学術振興会特別研究員 PD, JST ERATO 五

十嵐デザインインタフェースプロジェクト研究員、東京大学大学院情報理工学系研究科コンピュータ科学専攻助教、特任講師を経て現在、北海道大学大学院情報科学研究科准教授。人とロボットを含む情報環境とのインタラクション設計に関する研究に従事。



小野 哲雄 (正会員)

1997 年北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科博士後期課程修了。同年(株)ATR 知能映像通信研究所客員研究員。2001 年公立はこだて未来大学情報アーキテクチャ学科助教授、2005 年同学科教授。2009 年北海道大

学大学院情報科学研究科教授、現在に至る。博士(情報科学)。ヒューマンエージェント/ロボットインタラクション(HAI/HRI)、インタラクティブシステムに関する研究に従事。情報処理学会、電子情報通信学会、ヒューマンインタフェース学会、認知科学会、ACM 各会員。