

スキー初学者のための荷重移動の提示によるスキー技能学習支援：『内面化可能 AI』の実現に向けた初期的試み

小野 重遥¹ 金井 秀明^{1,a)} 西本 一志^{1,b)} 渥美 亮祐^{1,†1}

概要：スキーは季節や場所の制限からトレーニングが難しいという問題があり、従来から VR やシミュレータを用いたトレーニング手法が提案されている。しかし、初心者のための効果的なトレーニング手法は未だ確立されておらず、他のスポーツに散見されるようなセンシングデータに基づいて理想のフォームとの差を提示するトレーニング手法の提案が期待されている。我々は先行研究において、シミュレータと深層学習を用いてセンシングデータから初心者と熟達者の特徴抽出を行い、荷重移動について熟達者の間で広く認識されてきた経験知を裏付ける結果が得られた。従って本研究ではスキーの諸操作のうち荷重移動の習得に着目し、熟達者との差を即時的に視覚フィードバックすることにより技術の内面化を図るトレーニング手法を提案する。本研究は説明可能 AI を基盤とし、AI の知的処理を人間のうちに取り込むことのできる『内面化可能 AI 研究』の手掛かりとなることが期待される。

キーワード：スキー、学習支援、VR、深層学習、センシングデータ、内面化可能 AI

Learning Support of Skiing Technique for Novice Skiers by Displaying Weight Shift : Initial Consideration to Realize “Internalizable AI”

Abstract: It is not easy to practice skiing anytime, anywhere because of the season and places limitations. Toward the limitations, previous researches provide some training systems using Virtual Reality or Ski Simulator. These systems are not targeted to novice skiers. On the other hand, there are some training systems for beginners in other sports that can show an expert's example based on sensor data. This research proposes a new ski training system for beginners using multinomial classification. The system focuses on learning a skill of weight shift. The skill is essential to improve the control of ski boards. The system measures the user's weight shift and shows it with a classified expert's example. The user can recognize the difference in weight shift between user and expert. This research also provides an important clue of “Internalizable AI,” in which humans can internalize its intellectual process.

Keywords: Skiing, Learning Support, Virtual Reality, Deep Learning, Sensing Data, Internalizable AI

1. はじめに

近年では説明可能性を考慮した AI の開発が広く行われており、その中でも、人間が知的作業の主体となり AI がその補助を担う「人間中心 AI (Human-Centered AI)」が説明可能 AI の応用技術として注目されている [1].

先行研究で論じられてきた人間中心 AI は、臨床診断 [2][3] やゲーム開発 [4] の場面における作業支援を想定しており、医療機関や企業で信頼して利用できるように説明可能化を図りつつも「作業の効率化」に軸が置かれている。そのため、利用者の習熟度の向上に従って AI の補助を減らしたり、AI の補助自体をなくしたりするような使い方は想定されていない。その一方で、中には利用者の習熟度の向上に従って AI の補助を調節した方がよい場面も存在する。例えば創作活動やスポーツの学習といった場面では、技術を定着させるためには補助を利用せずに作業を遂行できるようになる必要がある。「自転車に乗る」という技術を定

¹ 北陸先端科学技術大学院大学
Japan Advanced Institute of Science and Technology, Nomi,
Ishikawa 923-1211, Japan

^{†1} 現在、東京工業大学
Presently with Tokyo Institute of Technology

a) hideaki@jaist.ac.jp

b) knishi@jaist.ac.jp

着させるまでに受ける補助が、1) 補助輪を付ける、2) 補助輪を外し、サドルを手で押さえてもらう、3) 自転車をこぎ始めたらサドルを押さえている手を離してもらう、と段階的であるように、AIによる補助を受けて技術を定着させる場合もまた段階的な支援がなされるべきである。

従って、これらの場面ではAIが人間の補助を行うだけでなく、何らかのフィードバックによってAI自身の知識を人間に内面化させるように促し、最終的には人間がAIを利用することなく知的作業を行えるようにするためのAIのフレームワークが必要であると考えられる。このような「内面化可能AI」は、説明可能AIや人間中心AIを基盤とするHuman-AI-Interface / Interactionの発展的研究として重要だと考えられる。

本研究では、このような内面化可能AIの実現に向けた初期的試みとしてスキー学習支援を取り上げる。スキーは代表的なウィンタースポーツの1つであるが、季節や場所の制限があるため継続的なトレーニングが難しいという問題があり、とりわけ初心者に対する学習支援環境は十分とはいえない [5][6][7][8]。その一方で、他のスポーツではセンシングデータを用いて深層学習による特徴抽出を行い、熟達者との違いや理想のフォームを提示するトレーニングシステムが既に開発されている [9][10][11]。そこで、本研究ではスキーの諸操作のうち荷重移動の習得に着目し、深層学習により分類した熟達者の荷重移動と学習者の荷重移動を同時に視覚フィードバックすることにより技術の内面化を図る、初学者向けのトレーニングシステムを提案する。

本稿では、はじめにスキーの学習支援、他のスポーツにおける学習支援に関する研究に触れ、本研究の位置づけを示す。次に、本研究の根幹となる内面化可能AIについて詳述する。最後に、本研究で取り上げたスキー学習支援の研究内容を報告し、本研究をまとめる。

2. 関連研究

2.1 スキーの学習支援についての研究

これまで提案されてきたトレーニングシステムは中、上級者向けのトレーニングシステム [5][6] が多く、初心者の学習支援を目的としたものはあまり報告されていない。

例えば多田 [7] は、初心者に対する指導を行う機能を付加したスキーシミュレータを開発している。このスキーシミュレータは独自に製作されたもので、初心者向けの滑走方法であるプルークボーゲンでの滑走が可能である。また、エキスパートシステムを用いることにより進行方向に対するスキー板の回転角度が十分でない場合に助言を行うことが可能である。しかし、独自のシミュレータを使用しているため一般的な導入は難しく、また熟達者との違いを明示する機能がないため、どのように滑走することでより熟達者に近づくことができるのかが分かりづらい。

また Wu [8] らは、市販のVRとスキーシミュレータを

用いたトレーニングシステム「VizSki」を開発している。VizSkiでは、スキーシミュレータにVive Trackerを取り付けて横方向の動きをキャプチャしており、ユーザの挙動とVR画面の前方に配置された熟達者のモデルの挙動とをグラフで比較することが可能である。また、ユーザと熟達者の軌跡やユーザの動きに対応した影の表示といった視覚的なフィードバックも充実している。しかし、滑走時のデータ等からユーザが現在どの程度のレベルにあるのかを分析することはできていない。

スキーの操作を分解すると荷重移動、姿勢、エッジング(スキー板の傾け方)の3つに大きく分けられるが、これらの研究に共通しているのは、スキーの操作の中でもエッジングあるいはスキー板の傾け方の学習を支援している点である。それに対して、本研究ではとりわけ荷重移動の学習に着目しており、更に深層学習を用いた学習者のレベルの分析を試みる。

2.2 他スポーツの学習支援についての研究

前節で述べたように、他スポーツの場面ではセンシングデータを分析し、熟達者との違いを学習者にフィードバックするトレーニングシステムが多く開発されている。

例えば佐藤、徳安 [9] は自転車競技者を対象としたペダリングスキルのトレーニングシステムを開発した。このシステムでは熟達者の筋活動データから評価基準を設定し、学習者から抽出された筋活動パターンを主成分分析を用いて比較している。学習者の筋活動パターンはグラフで視覚化され、評価基準となる熟達者の筋活動データと同時にフィードバックされるため、学習者はリアルタイムな修正が可能である。

また、Chen [10] らは画像認識を用いたヨガのトレーニングシステムを開発した。このシステムでは、正面と側面から撮影したヨガの姿勢画像からスケルトンと輪郭を抽出し、位相骨格と主軸に加えてスケルトンと輪郭のそれぞれから得られた特徴点を熟達者のものと比較して、修正すべき箇所を視覚フィードバックしている。

これらの研究を踏まえて、本研究では荷重移動から熟達者と非熟達者を分類し、VRを用いた仮想空間上において熟達者と学習者の荷重移動を同時に視覚フィードバックすることで学習を支援する。

2.3 本研究の位置づけ

我々は本研究の前段階として、Wu [7] らの開発したVRトレーニングシステム上で図1のように荷重や姿勢といったセンシングデータを取得し、深層学習を用いて初心者と熟達者の特徴抽出を行った [12]。11人の被験者に対して姿勢や荷重移動から個人の分類に成功し、特徴抽出ではとりわけ荷重移動で特徴が顕著に現れた(図2)。この結果は、先行研究による経験知に基づくモルフォロジー的分析 [13]

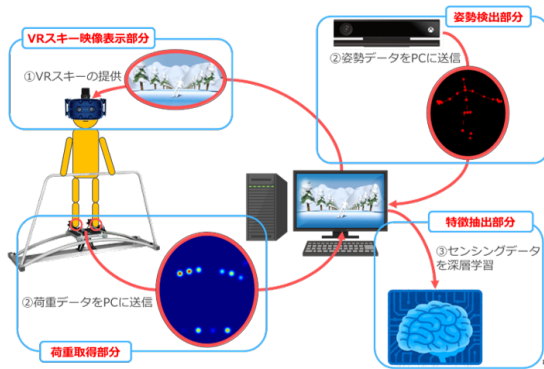


図 1 特徴抽出システム [12]

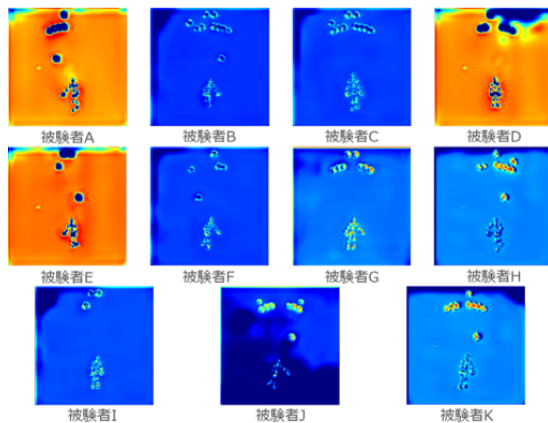


図 2 特徴抽出結果 [12]

やスキー学習実施前後のバランステスト比較結果 [14] とも符合しており、これまでの知見を使って説明可能であることが示唆される。

しかし、特徴抽出の結果を学習支援につなげるためには説明可能化だけでは不十分である、実際には図 3 に示すように、何らかの変換処理を経て学習者（とりわけ初学者）が理解可能な形式でフィードバックし、熟達者との差異への「気づき」を促すことにより技術を内面化させる仕組みが必要である。本研究はこの変換処理とフィードバックにあたる部分の実装を目指すものであり、それを実現するための説明可能 AI の新たなフレームワークが、次に述べる「内面化可能 AI」である。

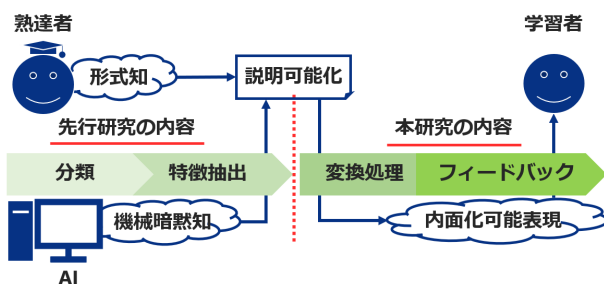


図 3 本研究の位置づけ

3. 内面化可能 AI とは

かつて「エキスパートシステム」の研究開発が盛んであった時代、AI は「人から学ぶ」存在であった。人間が持つ知的能力をいかにすれば機械に持たせることができるかが、AI 研究の中心的課題であった。しかしながら、21 世紀に入り、深層学習技術の登場や強化学習技術の進歩によって、独力で人間を凌駕する高い知的能力を獲得する、人間に学ぶ必要が無い AI が登場するに至った。その代表例が、AlphaGo Zero [15] である。今のところ AI が人間に勝る領域は限定的だが、その領域は着実に広がりつつある。

そこで近年、従来の立ち位置を逆転し、AI から学ぶことで人間の知的能力の向上を図ろうとする取り組みがいくつかの分野で開始されている。最近非常に話題になった事例は、将棋界における AI の活用である。現在、多くのプロ棋士らが AI 将棋を活用して将棋の新たな戦法や手筋を研究している。この潮流の最前線に立つ棋士の一人である藤井聡太王位・棋聖は、棋聖位を獲得した直後のインタビューの中で「(AI 将棋と棋士は) 対決の時代を超えて共存の時代に入った」と述べている [16]。また、著名な AI 研究者である東京大学の松原仁教授は「将棋や囲碁の AI は人間から学んだが、これからは人間も部分的に AI から学ぶようになる。」と指摘している [17]。

しかしながら、今のところ、人間を凌駕するような知的能力を獲得した AI に学ぶための容易で効率的な方法は存在しない。前述の将棋の例でも、AI が教えてくれるのは、今のところ最終的に出力される「答」だけであり、それ以外のことを何も教えてくれない。なぜそれが良い手なのかという理由を考えるのも、そのような手を思いつくためには何をもとにどう考えるのかという思考方法を発見し習得することも、すべて人間に任されている。このため、藤井聡太氏のようなきわめて優れた能力を持つ人以外の、大半の一般人にとって、超人的な知的能力を持つ AI から学ぶことは、実質的に不可能である。

この問題を解決するためのひとつの有力な取り組みが、説明可能 AI (Explainable AI: XAI) の研究である。特に深層学習技術の進展により、AI システムのブラックボックス化が急速に進んでいる。その結果、AI システムの運用によって何らかの問題が生じた際に、何がその原因なのかを解明することが難しく、それゆえに事態の制御が困難ないし不可能になることや、そういった事態が生じたことの原因がどこにあるのかが不明になることなどが懸念されている。これらの問題に対処するため、AI システムの透明性あるいは説明可能性を保証しようとする取り組みが、説明可能 AI の研究である。さらに、AI が導き出した結果をそのまますべて無批判に受入れるのではなく、人間が取舍選択する意思決定を可能とするためにも、説明可能性が

必要とされている [17]. また, 理解の容易性や正確性を向上させるための, より良い説明法の研究開発も精力的に進められている [18]. このような研究が進展し, AI のブラックボックスの中身が人間にも理解できるようになれば, AI から学ぶことは可能になるかもしれない.

しかし, ここで注意すべきは, 「理解できる」ことと「習得できる」ことは, 似て非なるものであるということである. 理解できても, 習得できないことは, 多数ある. AI に学び, 人間がその知的能力を向上させるためには, AI が獲得した知的能力を, 単に理解できるようにするだけではなく, 習得できるようにすることが必要である. たとえば, 電子卓上計算機 (電卓) を例に取ろう. 電卓の中で, 四則演算がどのように実行されているかは, 完全に説明可能である. そして, 多くの人々にとって, その仕組みは理解可能である. しかしそれでは, 電卓の仕組みと同じ方法で人間が四則演算できるかという点, これは全く不可能ではないとしても, きわめて困難であり, 大半の人々にとっては習得不可能である. その大きな理由は, 電卓やほとんどのコンピュータでは, 数値を 2 進数で表現し, 2 進数の世界で演算操作を行っていることにある. 計算機に適した情報の表現系と操作系は, 人間に適した表現系と操作系とは大きく異なっているため, 計算機の内部処理を理解できても, それをそのまま人間が習得することは難しいのである.

AI でも, 同様のことが生じると思われる. AI が獲得した「機械暗黙知」とでも呼ぶべきブラックボックス的な知識を, 説明可能 AI 技術によって「機械形式知」として表出化し, 人間が理解できるようになったとしても, それをそのまま人間が習得して「内面化する (Internalize)」ことは依然として難しい. その実現には, 少なくとも機械形式知を人間に適した表現系と操作系に翻訳・変換する技術が必要となる. 前述した四則演算を例にとれば, 電卓の仕組みを「そろばん」に変換することを可能にするような技術である. 電卓は, その使用者と電卓とで構成される「人間-電卓系」としての計算処理能力を向上することができる. しかし, いくら電卓の使用法に習熟して系としての処理能力が向上しても, その使用者自身の計算能力は向上しない. これは, ノーマンが指摘する, 一般的な認知的人工物の特性である [19]. 近年盛んに進められている「AI との共生」の取り組みでも, 多くの場合 AI システムは人間の得意な分野を補完して作業効率を上げる道具として [20], あるいは人間とは独立したパートナー的存在として [21] 構成することによる, 「人間-AI 系」での能力向上を目指している. 一方, そろばんは, 電卓と同様に四則演算を行うための道具であるが, 習熟すると, 最終的にはそろばんという物理的な道具が不要になり, そろばんが「頭の中にある」状態になる. これは, そろばんという道具が内面化され, 「人間-そろばん系」としての能力向上の範囲を脱却し, 人間の知的能力そのものを向上しうることが示している. こ

の違いの主たる要因は, 電卓とは全く異なる, そろばんにおける数値の表現系と演算の操作系にあると考えられる.

我々が提唱する「内面化可能 AI (Internalizable AI)」技術は, AI が獲得した知的能力を人間が習得し, 人間-AI 系を脱却して人間単独で実行できるようにすることを可能とする技術である. そのためには, 前述の電卓とそろばんの事例のように, 表現系と操作系の翻訳・変換を実現する技術が必要になる. また, 内面化を想定した説明可能化技術や, さらには AI の内部知識 (機械暗黙知) の形成方法自体の修正も必要になってくるであろう. もちろん, AI にできることの全てを人間ができるようになるわけではない. しかし, AI が獲得した, 人間には未知の知識や技能のうち, 人間も習得できるものは習得し内面化できるようにすべきであると我々は考える. なぜならば, 人間は考える葦であり, 思考することに人間の本質があるからである. AI が開拓する新たな知の地平に, 人間も自ら到達したいと思うのは, 知的存在としての自然な欲求であろう.

本稿の以下の部分で示す, 機械学習を応用したスキーマの学習支援技術に関する研究は, 内面化可能 AI 実現に向けた最初の一步である. 最終的には AI が単独で獲得した, 人間には思いも及ばないような未知の知識や技能の内面化実現を目指したい. しかし, 一気にそこに到達することは困難である. そこでまず, 人間が習得している技能や知識が, 機械学習によってどのような知識として表現されるのかを調査する. 機械学習の結果を当該技能の保持者が精査することにより, 人間が習得可能な技能が機械学習によってどのように表現されるのかを明らかにし, これに基づき機械暗黙知の習得可能表現への変換方法を検討する (ステップ 1). 続いて, 人からの教示や知識の提供を一切行うことなく, AI が完全に自律的に学習した結果を, 人間による習得可能な表現に変換する方法を検討する (ステップ 2). さらに, ステップ 2 と並行して, 内面化を想定した説明可能化技術や, AI の内部知識の形成方法についての研究を進めたい (ステップ 3).

4. スキーマ学習支援システムの開発

4.1 概要

本研究では, スキーマ初学者に対してリアルタイムに修正すべき点をフィードバックすることで効果的な学習が可能なトレーニング手法を提案する. しかし, 初学者にとってスキーマの操作を一度に全て習得するのは困難であるため, 本研究ではとりわけ荷重移動のトレーニングに着目して支援を行うこととした. また本研究では, フィードバック手法として視覚フィードバックを用いることとした. 視覚フィードバックは荷重移動 [23] やバランストレーニング [24] における有効性が示されているほか, 体の動きに対応して表示が変化するため, どのように体を動かす必要があるのかが理解しやすいと考えられる.

4.2 使用システムについて

本研究のVRスキーシステムは先行研究[7]のものを使用した。また周辺機器として、HTC VIVE Pro, PRO SKI SIMULATOR (POWER SKI SIMULATOR) を使用した。

4.3 現システムの改良

はじめに、先行研究[12]のシステムを元にシステムの荷重取得部分の改良を行った。

4.3.1 荷重センサの増設

従来のシステムでは片足8箇所を設置していた荷重計測モジュールの圧力センサを片足16箇所を増設した(図4)。これにより、足裏の各箇所における荷重移動の変化をより詳細に確認できるようになり、分類時の特徴の差異がより明確になると考えられる。また、荷重計測モジュールに使用するマイクロコントローラを、従来のSparkFun Fio v3 (Arduino Fio 互換機) から What's Next Green (Arduino Mega 互換機) に変更し、新たな実装基板の作成を行った。

4.3.2 荷重計測モジュールの無線化

荷重データを取得してPC側に送信するモジュールの通信手法を有線のシリアル通信から無線通信(wi-fi)に変更した(図5)。これにより荷重計測モジュールの電池駆動が可能になるほか、wi-fiを用いることで遠隔地からデータを取得可能になるため、遠隔での学習指導の実現が期待できる。

4.3.3 予備実験1

5人の被験者に対して先行研究[12]の追試実験を行い、改良したシステムの荷重データを深層学習の入力に用いて、とりわけスキー初学者の分類が可能かどうかを検証した。



図4 圧力センサの増設(左:改良前, 右:改良後)

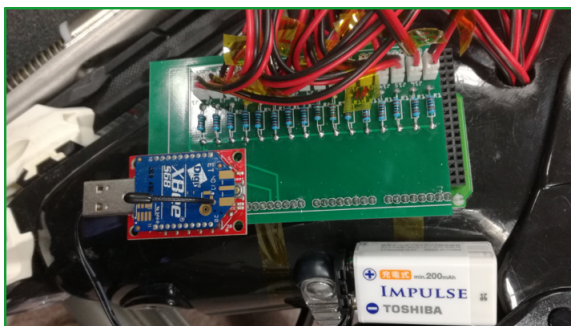


図5 荷重計測モジュールの無線化

表1 予備実験1の被験者

被験者	スキー経験	滑走方法	習熟度
A	3日	ボーゲン	ビギナー
B	5日	ボーゲン	ノービス
C	0日	ボーゲン	ビギナー
D	50日以上	ボーゲン	ノービス
E	10日以上	ボーゲン	ノービス

表2 スキー経験に応じた4段階の分類精度結果 [%]

被験者	習熟度	ビギナー	ノービス	精度
A	ビギナー	99.9	0.1	99.9
B	ノービス	2.8	97.2	97.2
C	ビギナー	97.1	2.9	97.1
D	ノービス	0.0	100	100
E	ノービス	1.8	98.2	98.2
平均		—	—	98.5(± 1.26)
(参考: 先行研究[10])		—	—	95.5(± 6.35)

被験者は、VIVE Proを着用した状態でVRスキーおよびPOWER SKI SIMULATORを使用し、画面前方に表示されるモデルの動きに合わせて1分間滑走した。測定は1被験者につき3回行い、1回目は動作確認と実験手順の理解のためのテスト計測とし、2回目と3回目を本計測として学習データに用いた。5人の被験者から述べ10人分、10330枚の荷重移動の画像を取得し、学習データには実験データ前半40秒計6753枚の画像を、テストデータには実験データ後半20秒計3577枚の画像を用いた。表1に被験者のスキー経験、滑走方法と先行研究[12]の基準に基づいた習熟度の分類を示す。

実験の結果を表2に示す。11人の被験者を4段階の習熟度に分類した先行研究の95.5%の分類精度に対して追試実験では5人の被験者、習熟度の低い下位2段階のみの分類ながらも98.5%の分類精度が得られた。本結果はビギナーとノービスという比較的レベルの近い被験者であっても荷重データによる正確な分類が可能であることが示唆される。

4.4 支援システムの開発

次に、視覚フィードバックを用いたスキー初学者向けの荷重移動の学習支援システムを開発した。

4.4.1 荷重移動の視覚フィードバック

実装した視覚フィードバック機能を図6、図7に示す。本システムの視覚フィードバックの構造は図6に示すものとなっており、VRスキーの画面上に学習者の両足の荷重移動を表示し、その上から学習者の重心位置と熟達者の重心位置を重畳表示させている。これにより学習者は熟達者の重心位置と自身の重心位置を比較し、即時に修正を試みることができると考えられる。

実際のシステムでの表示を図7に示す。フィードバックのレイヤーがモデルから離れてしまうと、どちらかの挙動に注意を向けた場合にもう一方の挙動への注意が疎かにな

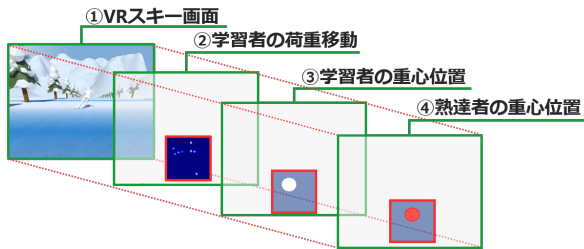


図 6 荷重移動の視覚フィードバックの構造



図 7 荷重移動のフィードバック画面

るおそれがある。そのため、フィードバックの表示位置をモデルと重ねて配置することで、視線を大きく動かすことなく両方への注意が同時に向きやすいようにした。

4.4.2 予備実験 2

次に、予備実験として 4 名の被験者に対して、開発したシステムの使用感に関するアンケートを行った。被験者は VIVE Pro を着用した状態で VR スキーおよび POWER SKI SIMULATOR を使用し、画面前方に表示されるモデルおよび視覚フィードバックの動きに合わせて 1 分間滑走した。表 3 に被験者のスキー経験、滑走方法と先行研究 [12] の基準に基づいた習熟度の分類を示す。

表 4 に質問内容と回答を示す。Q1 の 5 段階のリッカート尺度方式によるアンケートに対しては、平均 4 点の評価が得られたため、現表示方法を採用することとした。また、Q2 の聞き取り調査に対しては、とりわけ「スキーシミュレータに傾斜をつけた方がよい」という意見が過半数 (3 人) から得られたため、図 8 のようにスキーシミュレータの後方に傾斜をつけることとした。しかし、前方に荷重が偏ることにより激しい操作を行った場合にスキーシミュレータの台車が脱輪する可能性が考えられる。そこで、熟達者の激しい操作においても脱輪の可能性が排除できるように被験者 B の協力の元で安全な傾斜範囲の検証を行い、最後部の高さを約 10[cm] に設定することとした。

表 3 予備実験 2 の被験者

被験者	スキー経験	滑走方法	習熟度
A	3 日	ボーゲン	ビギナー
B	100 日以上	パラレル	エキスパート
C	50 日以上	ボーゲン	ノービス
D	10 日以上	ボーゲン	ノービス

表 4 調査結果

Q1: フィードバックの表示法はどの程度見やすかったですか?

被験者	回答 (5 段階リッカート尺度)
A	5
B	4
C	3
D	4
平均	4

Q2: より効果的な支援を行うために、改善すべき点はありますか?

被験者	回答 (自由回答)
A	・(環境) 風や音のフィードバックがあった方がよい ・(環境) スキーシミュレータに傾斜をつけた方がよい ・(表示) 各圧力センサの表示はない方がよい
B	・(環境) スキーシミュレータに傾斜をつけた方がよい
C	・(環境) スキーシミュレータに傾斜をつけた方がよい ・(表示) 足の形状が見えるようにした方がよい
D	・(表示) 足の形状が見えるようにした方がよい



図 8 スキーシミュレータへの傾斜の付与

5. 評価実験

5.1 実験方法

はじめに 16 人の被験者に対して分類用データの計測を行った。表 5 に被験者のスキー経験、滑走方法と先行研究 [12] の基準に基づいた習熟度の分類を示す。16 人の被験者から述べ 32 人分、41236 枚の荷重移動の画像を取得し、学習データには実験データ前半 40 秒計 27534 枚の画像を、テストデータには実験データ後半 20 秒計 13702 枚の画像を用いた。

その後、習熟度がビギナーの 9 人を長期被験者としてシステムを使用する群と使用しない群に分け、週 2~3 回の頻度で計 8 回に渡って実験を行った。長期被験者はこれまでの予備実験同様に、VIVE Pro を着用した状態で VR スキーおよび POWER SKI SIMULATOR を使用し、画面前方に表示されるモデルの動きのみ、あるいはモデルと視覚フィードバックの動きに合わせて 1 分間滑走した。測定は 3 回行い、1 回目は動作確認と実験手順の理解のためのテスト計測とし、2, 3 回目を本計測として実験データに用いた。

表 5 本実験の被験者

被験者	スキー経験	滑走方法	習熟度	システム
A	4日	ボーゲン	ノービス	-
B	3日	ボーゲン	ビギナー	あり
C	100日以上	パラレル	エキスパート	-
D	50日以上	ボーゲン	ノービス	-
E	10日以上	ボーゲン	ノービス	-
F	0日	-	ビギナー	なし
G	3日	ボーゲン	ビギナー	あり
H	20日以上	パラレル	ミドル	-
I	5日	ボーゲン	ノービス	-
J	0日	-	ビギナー	あり
K	0日	-	ビギナー	なし
L	0日	-	ビギナー	あり
M	0日	-	ビギナー	あり
N	1日	ボーゲン	ビギナー	あり
O	10日以上	ボーゲン	ノービス	-
P	3日	ボーゲン	ビギナー	なし

最後に、学習したモデルに対して0回目（分類用データと同試行）、あるいは1～8回目における後半20秒の画像を提示した場合に、機械学習による習熟度の分類がビギナー以外の3習熟度に誤って分類された割合（誤分類率）を、以下の(1)式により算出した。

$$\text{誤分類率} = 1 - \frac{\text{「ビギナー」に分類された画像数}}{\text{全画像数}} \quad (1)$$

この誤分類率が高くなるほど、非初学者の荷重移動に近づいた、すなわち上達したと捉えることができる。今回は段階的な学習支援を想定し、とりわけビギナーの被験者をノービスに上達させることを目標として、ノービスの中で経験が一番多いDの荷重移動を熟達者のデータに用いた。

5.2 実験結果

図9, 10に各群の回数経過に対する誤分類率のグラフを示す。図の点線は、各被験者の回数経過に対する誤分類率の変化の近似直線である。システムを使用しない群ではいずれの被験者も緩やかな上達傾向が見られたのに対して、システムを使用した群では上達傾向が見られた被験者（G, J, N）、上達が見られなかった被験者（L）、逆に下達傾向が見られた被験者（B, M）の3パターンに分かれた。ほとんど上達が見られなかった被験者や、下達傾向が見られた被験者の中にはスキー経験のない初学者が含まれており、本実験の結果からは学習支援システムの継続的な利用によって効果的な学習が行えたとはいえない結果となった。

5.3 考察

本結果の要因として、習熟度の分類基準が適切でなかった可能性が考えられる。従来の分類基準では、ビギナーは「経験3日以下」、ノービスは「経験4日以上で滑走方法がボーゲン」の被験者であった。しかし実際には、全く

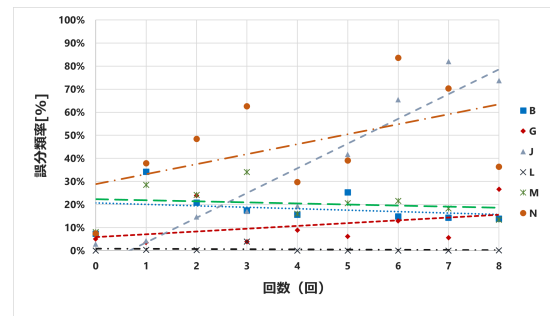


図 9 分類結果（システムを使用した群）

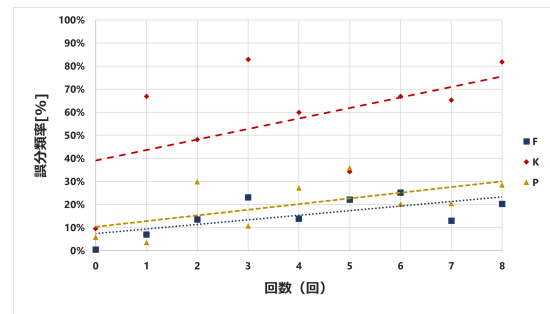


図 10 分類結果（システムを使用しない群）

スキー経験のない初学者と、少なくとも1度スキーを経験している初学者とでは習熟度は同じではなく、さらにビギナーとノービスの境界も正確ではない可能性がある。

そこで、ビギナー、ノービスの14人の被験者に分類対象を限定し、習熟度をスキー経験0日、1～5日、10日以上、50日以上に4種類に設定してスキー経験が0日の被験者に対して再分類を行い、以下の(2)式により誤分類率を算出した。

$$\text{誤分類率} = 1 - \frac{\text{「0日」に分類された画像数}}{\text{全画像数}} \quad (2)$$

再分類結果から、システムを使用しない群では下達傾向も見られた（図11）のに対し、システムを使用した群ではいずれも上達傾向を示していたことが分かった（図12）。従って、本システムはスキー経験のない初学者に対して上達の助けとなった可能性がある。なお、Kは再分類結果においても高い誤分類率を示したことから、スキーは未経験ながら荷重移動の技術が備わっていた可能性が示唆される。

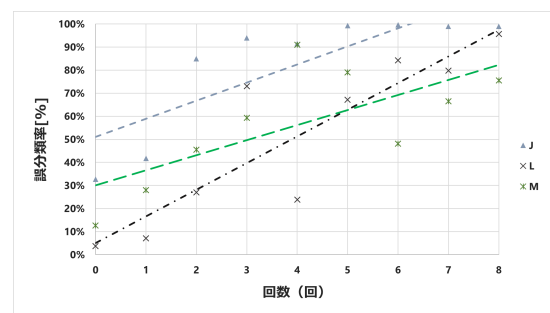


図 11 再分類結果（システムを使用した群）

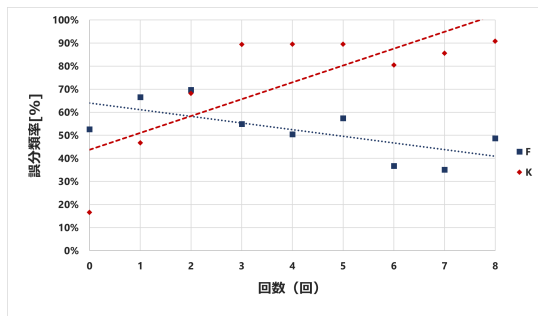


図 12 再分類結果 (システムを使用しない群)

6. おわりに

本研究ではスキーの荷重移動技術の習得に着目し、熟達者との差を即時的に視覚フィードバックすることで技術の内面化を図る学習支援システムを開発した。評価実験では、システムを使用する群と使用しない群に分けて並行群間比較実験を行い、経験に応じた4種類の習熟度を新たに設定して深層学習による分類を行った。全くスキー経験のない被験者に注目すると、システムを使用しなかった群では下達傾向が見られた被験者が現れたのに対して、システムを使用した群では全ての被験者に上達傾向が見られた。

今後の課題として学習状態の維持が考えられる。評価実験では、多くの被験者で各回毎の誤分類率のばらつきが大きくなった。これは、視覚フィードバックによりどのように荷重移動すればよいのか理解していても、具体的な正解が提示されないために技術を内面化できていない状態だと考えられる。そのため、誤分類率が高かった、すなわち上手に荷重移動がなされたときのデータを活用して技術の内面化を促進させ、高い誤分類率を維持可能にするフィードバックが必要である。

謝辞 本研究の遂行にあたり、東京工業大学 情報理工学部の小池英樹研究室で開発された VR スキーを使用した。また、本研究は北陸先端科学技術大学院 宮田一乗教授を拠点長とするリサーチコア拠点「協生 AI × デザイン拠点」の援助を受けたものである。関係者の方々に深く感謝する。

参考文献

[1] ITmedia NEWS : スタンフォード大のフェイ・フェイ・リー博士、人間中心 AI ラボ「HAI」立ち上げ (online), 入手先 <https://www.itmedia.co.jp/news/articles/1903/19/news082.html> (2019.03.19).

[2] Wang, D. et al. : Designing theory-driven user-centric explainable AI, *Proceedings of the 2019 CHI conference on human factors in computing systems*, 1-15 (2019).

[3] Chari, S. et al. : Explanation Ontology: A Model of Explanations for User-Centered AI, *International Semantic Web Conference*, Springer, Cham, 228-243 (2020).

[4] Zhu, J. et al. : Explainable AI for designers: A human-centered perspective on mixed-initiative co-creation, *2018 IEEE Conference on Computational Intelligence and Games*, 1-8 (2018).

[5] Brock, H., & Ohgi, Y. : Assessing motion style errors in ski jumping using inertial sensor devices, *IEEE Sensors Journal*, 17(12), 3794-3804 (2017).

[6] Fasel, B. et al. : A new training assessment method for alpine ski racing: estimating center of mass trajectory by fusing inertial sensors with periodically available position anchor points, *Frontiers in physiology*, 9, 1203 (2018).

[7] 田中幹大, & 根本啓次 : シミュレータを用いたスキー指導システムの開発, *スポーツ産業学研究*, 21(1), 19-26 (2011).

[8] Wu, E. et al. : How to VizSki: Visualizing Captured Skier Motion in a VR Ski Training Simulator, *In The 17th International Conference on Virtual-Reality Continuum and its Applications in Industry*, 1-9 (2019).

[9] Sato, T., & Tokuyasu, T. : Pedaling skill training system with visual feedback of muscle activity pattern, *Journal of Biomechanical Science and Engineering*, 12(4), 17-00234 (2017).

[10] Chen, H. T. et al. : Computer-assisted yoga training system, *Multimedia Tools and Applications*, 77(18), 23969-23991 (2018).

[11] Letafatkar, A. et al. : Long-term efficacy of conditioning training program combined with feedback on kinetics and kinematics in male runners, *Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports*, 30(3), 429-441 (2020).

[12] 渥美亮祐, & 金井秀明 : 深層学習を用いたスキーシミュレータ利用時における初心者と熟練者の運動特徴抽出手法, *日本機械学会情報処理学会研究報告グループウェアとネットワークサービス (GN) 論文集*, 2020-GN-110, 15, 1-7 (2020).

[13] 近藤雄一郎, & 竹田唯史 : アルペンスキー競技における運動モルフロジー的分析, *スキー研究*, 5(1), 13-20 (2008).

[14] Wojtyczek, B et al. : Changes in the balance performance of polish recreational skiers after seven days of alpine skiing, *Journal of human kinetics*, 44(1), 29-40 (2014).

[15] Silver, D. et al. : Mastering the game of Go without human knowledge, *Nature* 550, 354-359 (2017).

[16] SANSPO.COM : 一問一答 藤井新棋聖「タイトルホルダーとしてしっかりした将棋を」 (online), 入手先 <https://www.sanspo.com/geino/news/20200717/sot20071705010004-n1.html> (2020.07.17).

[17] 増田克善 : 藤井聡太七段に見る, 人と AI が教え合う新時代 はこだて未来大の松原氏が講演 (online), 入手先 <https://project.nikkeibp.co.jp/behealth/atcl/feature/00008/050900001/> (2019.05.13).

[18] 村田潔 : 説明可能な AI (XAI), *情報経営*, 80, 51-54 (2020).

[19] 原聡 : 私のブックマーク 説明可能 AI, *人工知能*, 34(4), 577-582 (2019).

[20] D. A. ノーマン (著), 佐伯 (監訳), 岡本・八木・藤田・嶋田 (訳) : 人を賢くする道具 ソフト・テクノロジーの心理学, 新曜社認知科学選書 (1996).

[21] 安宅和人 et al. : サイエンスアゴラ 2017 トークセッション 人工知能 (AI) との共生 : 人間の仕事はどう変化していくのか, *情報管理*, 60(12), 865-881 (2018).

[22] 飯塚重善 : 人と AI が共生する社会を SF 映画から考える, *人工知能学会第 34 回全国大会論文集*, 2Q5-OS-13b-01, 1-4 (2020).

[23] 佐邊綾太郎, & 山海嘉之 : 視覚フィードバック手法による手すり荷重低減支援システムの開発, *日本機械学会論文集*, 81(825), 15-00011 (2015).

[24] Sayenko, D. G. et al. : Positive effect of balance training with visual feedback on standing balance abilities in people with incomplete spinal cord injury, *Spinal cord*, 48(12), 886-893 (2010).