

修士論文

指導現場で生じるインタラクションに基づいた
大規模言語モデルによる熟練者の知識構造化支援
ー 社交ダンスを例として ー

石井 遼太郎

主指導教員 西村 拓一

北陸先端科学技術大学院大学
先端科学技術研究科
(知識科学)

令和 7 年 3 月

Abstract

技能継承は高齢化社会の重要課題である。従来、技能継承は主に教科書やマニュアルを通じて行われてきた。しかし、これらの文書だけでは熟練技能者が長年の経験から獲得した暗黙知や微妙なコツを十分に伝えきれないという問題がある。この問題を解決するために熟練者の暗黙知を様々な角度から抽出可能な知識構造化という手法がある。本研究では、大規模言語モデル (LLM) を活用し、チャット履歴を自動解析して新たな技能要素を抽出し、知識構造化を支援するシステムを提案する。本システムは既存の動作モデルに対し、どの時点で手順やコツを追加・修正すべきかを提案する。これにより、熟練者の経験に基づく動作の技能を効率的に表出化し、学習者の技能習得を促進することが期待される。本研究では社交ダンスを例として大規模言語モデルの可能性を検証する。

目次

第 1 章	はじめに	1
第 2 章	関連研究	4
2.1	”知識”とその抽出に関する研究	4
2.2	指導現場に着目した研究	7
2.3	LLM を活用したナレッジマネジメントシステムの研究	7
第 3 章	提案手法	9
3.1	提案手法の概要	9
3.2	提案手法の仕組み	10
第 4 章	実験準備	12
4.1	プロセス知識の記述方法	12
4.2	指導現場のインタラクションを収集するシステムの開発	14
4.3	LLM を用いた知識抽出支援機能の開発	14
第 5 章	提案手法の有効性検証	31
5.1	検証の目的	31
5.2	実験方法	31
5.3	評価結果	36
5.4	提案手法の総合的な評価	45
第 6 章	考察	46
6.1	提案手法の本質的な特性と課題	46
6.2	技能伝承における知識構造の再考	49

第7章　まとめと今後の展望 56

付録A　資料 61

図目次

3.1	提案手法の全体像	11
4.1	CHARM のリレーションナルデータベース表現	13
4.2	CHARM に基づいて記述した社交ダンスのナチュラルターンに関するプロセス知識	13
4.3	アノテーション画面	15
4.4	やりとり画面	16
4.5	スノーボードのプロセス知識	17
4.6	gpt-4o による社交ダンスのナチュラルターンに関するプロセス知識の要約結果	18
4.7	Claude Sonnet 3.5 による社交ダンスのナチュラルターンに関するプロセス知識の要約結果	19
4.8	gpt-4o によるスノーボードのストレートジャンプに関するプロセス知識の要約結果	20
4.9	Claude Sonnet 3.5 によるスノーボードのストレートジャンプに関するプロセス知識の要約結果	21
4.10	Claude Sonnet 3.5 による社交ダンスのナチュラルターンに関するプロセス知識の改良点の提案結果	22
4.11	Claude Sonnet 3.5 によるスノーボードのストレートジャンプに関するプロセス知識の改良点の提案結果	23
4.12	プロセス知識に記載されていない内容の指導コメントとやり取り	23
4.13	プロセス知識に記載されている内容と記載されていない内容の両方を含む指導コメントとやり取り	24
4.14	プロセス知識に記載されている内容の指導コメントとやり取り	24

4.15	Claude Sonnet 3.5 の出力例	26
4.16	指導者の LLM の出力に対するコメント	28
4.17	知識抽出支援システムの設定画面	29
4.18	LLM の提案の表示画面	30
5.1	レフトフットクカラチャ (男子) のプロセス知識	36
5.2	レフトフットクカラチャ (男子) のプロセス知識	42
5.3	レフトフットクカラチャ (男子) のプロセス知識	42
5.4	レフトフットクカラチャ (男子) のプロセス知識	43

表目次

5.1	LLM による要素の抽出・除外の評価結果	39
5.2	LLM による改良提案の評価結果	39
6.1	技能における 4 層構造の分布と特徴	53
6.2	実行層の特性による技能分野の分類 (※は身体動作を伴うもの)	54

第1章 はじめに

- 技能伝承の必要性 -

熟練技能者の高齢化や後継者不足が深刻化する中、長年培われてきた技能の存続が危ぶまれている。労働政策研究・研修機構の調査によれば、2020年の時点で調査対象の企業のうち技能継承を重要だと考えている企業が95%に達している。しかしながら、技能者の人材育成や能力開発の取り組みがうまくいっていると認識している企業は約55%にとどまっている[1]。このような状況から、技能伝承を実現するための取り組みが求められている。ここで技能について考えてみると、ある目的を達成するためには、それをどのように行うかを理解していること（わかる）と、実際に行えること（できる）の両方が必要となる。このことから本研究では、技能を、理解と、それを実行に移すための実践的能力から構成される実践的な能力として定義する。なお、実践的能力には身体的な動作制御から認知的な処理能力まで含まれる。このような技能を次世代に伝えていく営みが技能伝承である。

- 技能伝承の全体像 -

技能伝承を実現するためには、熟練技能者の持つ理解を明確化し、それを体系的に整理した上で、育成対象の人材が実践を通じて習得し、さらにその経験を通じて新たな気づきを得るという循環的なプロセスが重要である。本研究では、このような技能の理解に関わる部分を「知識」と表現する。これには明示的に説明可能な作業手順から、経験に基づく暗黙的な判断基準まで含まれる。

- 自律的な知識抽出の必要性 -

この循環的なプロセスの中でも、熟練技能者の持つ知識を明確化し体系的に整理する段階は、その後の技能伝承活動の基盤となる重要な要素である。この知識抽出の方法について、Tatianaらは研究者と熟練技能者の関係性に基づいて、研究者主導型、協働型、熟練技能者主導型の3つに分類している[2]。このうち熟練技能者主導型（Expert-leading）は、

技能伝承を必要とする現場に比べて研究者の数が限られている現状を考慮すると、持続可能性の観点で優位性を持つと考えられる。

- 知識発現 -

「Expert-leading」に分類される知識抽出手法として、西村らが提案した”知識発現”[3]がある。この手法ではまず、既存のマニュアルから手順を構造的に記述したプロセス知識を作成する。次に、作成したプロセス知識をベースとして現場の従業員が具体的な事例の紐付けと議論を行うことで、プロセス知識を改良しながら知識を抽出していく。この手法は現場が自律的に知識を抽出できる一方で、未経験者の理解、知識記述の限界、記述漏れ、ワークショップ形式に起因する時間的制約、情報システム化に向けた課題など、いくつかの実践的な課題が存在する。

- 提案手法の全体像 -

本研究の目的は、技能伝承の現場において、熟練技能者の持つ知識を継続的に抽出・共有できる持続可能な仕組みを確立することである。本研究では、西村らの研究[3]で用いられたプロセス知識をベースにしながら、技能伝承の現場における指導者と学習者の対話ログ、多量なオープンデータから構成された大規模言語モデル(LLM)を組み合わせることで、より実践的な知識の抽出手法を提案する。具体的には技能の指導現場に着目する。まず、技能継承の対象となる動作のベースとなる知識モデル(プロセス知識)を作成しておく。次に、指導現場における、熟練技能者、すなわち指導者と学習者のやりとりを収集する。次に指導現場で収集した情報を LLM が解析し既存のプロセス知識の改良点を生成し提案する。そして LLM による改良提案を受けた指導者が最終的にプロセス知識を改良する。

- 先行研究と提案手法の対応 -

これらの要素の組み合わせにより、先行研究で指摘された未経験者の理解に関する課題や知識記述の限界、記述漏れのリスクなどに対して、複合的なアプローチが可能となる。例えば、指導現場での対話収集により未経験者の視点を取り入れることができ、また LLM の活用により収集した対話から新たな知見を抽出することで、知識記述の幅を広げることができる。

- 具体的な検証内容 -

本研究では、社交ダンスの指導現場を対象として提案手法の有効性を検証した。具体的には、ダンススタジオの指導者 2 名と学習者 13 名の協力のもと、3 週間にわたってオンライン

イン指導システムを用いた指導内容の収集を行った。また、収集したデータを LLM に解析させ、生成された改良点の提案について指導者から評価を得た。さらに、これらの結果を踏まえて指導者がプロセス知識を改良する過程についても検証を行った。

- 論文の構成 -

本稿は以下のように構成される。第 2 章では関連研究について述べ、本研究の立場を明らかにする。第 3 章では提案手法について、その理論的背景と具体的な実現方法を詳述する。第 4 章では実験システムの構築とそのための予備検証について説明する。第 5 章ではダンススタジオでの実証実験とその結果について述べる。第 6 章では考察を行い、最後に第 7 章でまとめと今後の展望を述べる。

第 2 章 関連研究

2.1 "知識" とその抽出に関する研究

- 対象とする「知識」のスコーピング -

ポランニーは「我々は語れる以上のことを見ている（We know more than we can tell）」と述べ、本質的に言語化できない知識の存在を指摘した[4]。このような言語化できない知識は、技能伝承において特に重要な課題となる。

野中・竹内が提唱した SECI モデルでは、知識を暗黙知と形式知という 2 つの形態で捉え、それらの相互変換による知識創造のプロセスを説明している[5]。このモデルでは、暗黙知から形式知への変換（表出化）、形式知同士の組み合わせ（連結化）、形式知の実践を通じた暗黙知化（内面化）、そして経験の共有による暗黙知の伝達（共同化）という 4 つのフェーズを通じて知識が発展していくとされる。

本研究では、技能伝承を持続的に実現可能なものとするため、まず形式知化が可能な領域において知識抽出の手法を確立することを目指す。本質的に言語化できない知識は、定量的なデータ計測による分析や、直接的な経験の共有による伝達が必要となるが、形式知化が可能な知識は、言語や図表による表現を通じて時間や場所の制約を超えた伝達が可能となる。具体的には、熟練技能者の持つ暗黙知を形式知として明示化し（表出化）、それを体系的に整理する（連結化）プロセスに着目する。これらのプロセスは、その後の技能習得や新たな知識創造の土台となる。

- 抽出手法の分類 -

Tatiana らは、SECI モデルのような知識の循環的プロセスにおける「知識を明確化し、体系的に整理する」段階に着目し、知識抽出手法を研究者と熟練技能者の関係性に基づいて 3 つに分類している[2]。「Analyst-leading」は、研究者が主体となって熟練技能者から知識を引き出す手法である。具体的には、研究者が熟練技能者にインタビューやアン

ケートを行うことで知識を抽出する。この手法は熟練技能者の明示的な知識を効率よく引き出せる一方で、抽出できる知識が表層的であったり、効果的なインタビューのためには長年の訓練と経験が必要であるといった課題がある。「Expert-Analyst Collaborating」は、研究者と熟練技能者が協働して知識を抽出する手法である。具体的には、ロールプレイングゲームやバーバルプロトコルなどを通じて両者が体験を共有しながら知識を抽出する。この手法は熟練技能者が持つ本質的な知識を抽出できる一方で、体験共有の場の準備や、研究者が現場の専門知識を理解する必要があるなど、多大な労力を必要とする。「Expert-leading」は、熟練技能者が主体となって自ら知識を抽出する手法である。具体的には、ストーリーテリングやブレインストーミングなどを通じて知識を抽出する。この手法は研究者の介入コストが低い一方で、抽出された知識が体系的にまとまりづらく、また熟練技能者自身が知識の言語化に苦労するという課題がある。

- 知識発現 -

このうち Expert-leading に分類される代表的な手法として、第 1 章でも述べた、西村らの”知識発現”[3] がある。この手法では、プロセス知識をベースとして現場の従業員が具体的な事例の紐付けと議論を行うことで、知識を抽出していく。しかし、以下のような実践的な課題が明らかになっている。

1. 未経験者の理解に関する課題：

構造化されたプロセス知識の背景知識を持たない場合、その内容を読み解くことが困難である可能性がアンケート結果から示唆されている。

2. 記述できる知識の限界に関する課題：

ワークショップ参加者間の議論のみで知識を抽出するため、参加者が意識的に想起できる知識の総量以上のものは記述できず、熟練技能者が無意識のうちに実践している暗黙的な知識を十分に引き出せない可能性がアンケート結果から示唆されている。

3. 記述漏れに関する課題：

系統立てた記述により自然言語の自由記述に比べて記述漏れに気づきやすいものの、完全な解決には至っていない。

4. ワークショップ形式に起因する課題：

ワークショップという限られた時間と場所での議論では、実際の業務で直面する様々な状況を網羅的に想起することが難しく、また参加者の時間的負担も大きいため、継続的な知識抽出活動の実施が困難である。

5. 情報システム化に向けた課題 :

知識抽出活動を効率的に実施し継続的に改善していくためには情報システムによる支援が必要であるが、事例とプロセス知識との関連性を直感的に表現できる UI の実現や、より効果的な知識想起を促す知識モデルの設計など、実用化に向けた技術的な課題が残されている。

これらの課題に対し、本研究では指導現場に着目することと LLM を活用することで複合的な解決アプローチを提案する。

まず、未経験者の理解に関する課題に対しては、指導現場での学習者からの質問や反応を通じて、未経験者が理解しづらい点を直接的に把握できる。また LLM が収集した対話から理解を妨げる要因を分析し、より理解しやすい形での知識の表現を提案することができる。

知識記述の限界に対しては、指導現場での予期せぬ質問が熟練技能者の無意識の知識を引き出すきっかけとなり、さらに LLM が収集した対話から新たな知見を抽出することで、知識記述の幅を広げることができる。

記述漏れの課題に対しては、LLM が収集された対話を分析することで、体系的な観点から漏れている知識を指摘できる可能性がある。また、指導現場という実践の場での継続的な対話収集により、様々な状況における知識を網羅的に収集できる。

ワークショップ形式に起因する課題に対しては、指導現場という日常的な文脈で知識抽出を行うことで、時間的制約や想起の困難さを軽減できる。

最後に情報システム化に向けた課題に対しては、LLM を活用することで、収集した対話から知識モデルの改良点を自動的に提案できる可能性がある。

- その場での記録 -

知識抽出に関する他の研究として、内平ら [6] は、日常的なつぶやきを音声情報として収集し知識を獲得する手法を提案している。この手法の特徴は、業務中の気づきや閃きをその場で自然に収集できる点にあり、知識抽出をより日常的な活動として実現している。

本研究も同様に、指導現場という自然な文脈での即時的な知識抽出を目指すが、さらに LLM を活用することで収集した知識の分析と体系化を行う点に新規性がある。また、内平らの提案する手法と本研究は、どちらも日常的な活動の中で自然に知識を収集するという点で共通しており、これらを組み合わせることでより包括的な知識抽出システムを実現できる可能性がある。例えば、指導現場での気づきを音声情報として収集しながら、指導内容を LLM で分析・体系化するといった相補的な活用が考えられる。

2.2 指導現場に着目した研究

これまで指導現場で生じるインタラクションに関する研究も行われてきた。Moore[7]は、教育における相互作用を学習者-コンテンツ間、学習者-指導者間、学習者間の3つに分類し、特に学習者-指導者間の相互作用において、指導者は自身の経験に基づいて学習者の理解を促進させることを指摘している。この知見は、指導現場における相互作用が、熟練者の持つ知識を表出させる機会となる可能性を示唆している。

広瀬・深澤[8]は、指導における言語使用について、科学言語（直示的な表現）とわざ言語（比喩的な表現）という観点から理論的な分析を行っている。特に、指導場面における対話的状況では、発話者が想定する「現実」を学習者と共有することの重要性を指摘している。ただし、この研究は理論的な枠組みの提示に留まっており、実際の指導現場での言語使用を通じた知識抽出については検討されていない。

佐伯ら[9]は、指導者の成長プロセスに着目し、経験と省察を通じて指導力が向上していく過程を分析している。この研究は指導者の経験が言語化される過程を示唆しているが、指導現場でのインタラクションを通じた知識抽出という観点からの分析は行われていない。

これらの先行研究は、指導者の知識や経験に関する重要な知見を提供している一方で、実際の指導現場でのインタラクションを通じて熟練者の知識を抽出する方法については十分な検討がなされていない。特に、学習者との相互作用の中で熟練者がどのように自身の知識を表出させ、それをどのように抽出できるのかについては、さらなる検討が必要である。本研究では、これまでの研究で十分に検討されてこなかった指導現場でのインタラクションに着目し、そこから熟練者の持つ知識を抽出する方法を明らかにすることを目指す。

2.3 LLM を活用したナレッジマネジメントシステムの研究

近年、LLM の発展により様々な知的活動への活用が研究されている。大きく分けると、(1) 創造性支援ツール (CST) としての活用、(2) LLM の性能向上に関する研究、(3) 知識ベース構築への活用という3つの方向性がある。

創造性支援ツール (CST) としての活用について、田中らはマルチエージェントのアプローチを提案している[10]。この手法では、異なる役割を持つ LLM エージェントが対話的にアイデアを生成することで、単一のエージェントでは得られない多様な発想を引き出

すことができる。また、尾崎らは LLM に反論文を生成させることで、議論における批判的思考を補完する手法を提案している [11]。これらの研究から、LLM を適切に活用することで発散的思考や収束的思考の支援、さらには認知バイアスの軽減などの効果が期待できることが示唆されている。

LLM の性能向上に関して、Welz らや Lewis らは外部知識ベースを活用することで、LLM が生成するコンテンツの事実性を向上させる手法を提案している [12, 13]。これらの研究は、LLM と既存の構造化された知識を組み合わせることの有効性を示している。

知識ベース構築への活用においては、Shen と Lin[14] は、LLM を搭載した個人用知識アシスタント (K-assistant) を提案している。このシステムでは、自然言語処理、理解、推論の機能を組み合わせることで、実践コミュニティ (CoP) のメンバー間の知識活動を支援する。特に、暗黙知から形式知への変換プロセスを促進する点で、従来の知識抽出手法とは異なるアプローチを取っている。また、鶴飼らは LLM を使用して知識ベースそのものを構築する手法を提案している [15] が、現状の LLM の性能では知識ベースをゼロから生成することは困難であり、人間の専門知識による検証や修正が必要とされている。

これらの先行研究に対し、本研究の新規性は以下の点にある。第一に、従来研究の多くが LLM の性能向上や汎用的な知識ベースの構築を目指していたのに対し、本研究は熟練技能者特有の知識抽出に焦点を当てている。第二に、LLM を知識抽出の補助ツールとして位置づけ、人間と LLM が相互に補完し合いながら知識を抽出・構造化するプロセスを提案している。特に、指導現場での対話分析を通じて、熟練者が持つまだ言語化されていない知識を、LLM を活用して体系的に抽出・整理する点は、これまでにない新しいアプローチである。

第3章 提案手法

3.1 提案手法の概要

本研究は、技能伝承の現場において、熟練技能者の持つ知識を継続的に抽出・共有できる持続可能な仕組みを確立することを目指す。これは、SECI モデルにおける「表出化」と「連結化」のプロセスに焦点を当て、特に形式知化が可能な領域での知識抽出手法の確立を意味する。

知識発現 [3] をはじめとする従来の知識抽出手法では、日常的な活動として知識抽出を継続的に行なうことが困難であった。本研究ではこの課題に対し、技能の指導現場に着目し、LLM を活用した複合的なアプローチを提案する。

具体的には、以下の 3 つの要素を組み合わせることで、日常的な知識抽出の仕組みを実現する：

1. 知識の基盤：西村らの研究で提案されたプロセス知識の考え方を基礎とし、知識工学の手法を用いて体系的に整理する
2. 指導現場での対話収集：指導者と学習者の自然なやりとりから、まだ言語化されていない知識を抽出する
3. LLM を用いた支援：収集した対話を分析し、基盤となる知識の改良点を提案する

これにより、日常的な指導活動の中で知識を抽出しながら、LLM による分析支援のもと、熟練技能者が知識を整理・構造化することが可能となる。なおこれ以降、本稿では技能伝承の文脈において熟練技能者を指導者と表記する。以下、提案手法の詳細について説明する。

3.2 提案手法の仕組み

本提案手法の全体像を図 3.1 に示す。先述の通り、指導現場での日常的なインタラクションを通じて知識を抽出・構造化する。

まず、指導対象となる技能についてのベースとなるプロセス知識を作成する。これは教科書や既存のマニュアルなどの形式知をもとに、指導者の協力を得ながら構築する。このベースとなるプロセス知識は、以降の知識抽出・構造化の土台となる。

次に、指導者の発言を自動的にロギングする。これには指導内容だけでなく、学習者の理解度に応じた補足説明や、予期せぬ質問への応答なども含まれる。同様に、学習者からの質問や感想といった応答も自動的に記録する。これらの対話ログは、指導現場での暗黙的な知識のやり取りを捉える重要な情報源となる。

収集された対話ログは、既存のプロセス知識と併せて LLM によって解析される。LLM は対話の文脈を理解し、現在のプロセス知識に不足している要素や、より詳細な説明が必要な箇所を特定する。そして、これらの分析結果に基づいて、プロセス知識の改良点を指導者に提案する。

指導者は LLM からの提案を参考に、プロセス知識を改良することができる。ただし、この改良は LLM からの提案に限定されず、指導者が日々の指導の中で気づいた点があれば、隨時プロセス知識を更新することも可能である。

一方、学習者もプロセス知識を参照することで、指導内容への理解を深めることができる。これは単なる知識の参照に留まらず、学習者からの新たな質問や気づきを生み出すきっかけともなり、さらなる知識の抽出・構造化のサイクルにつながっていく。

このように、提案手法は指導現場での自然なやりとりを起点として、LLM による支援のもと、継続的に知識を抽出・構造化していく仕組みを実現する。

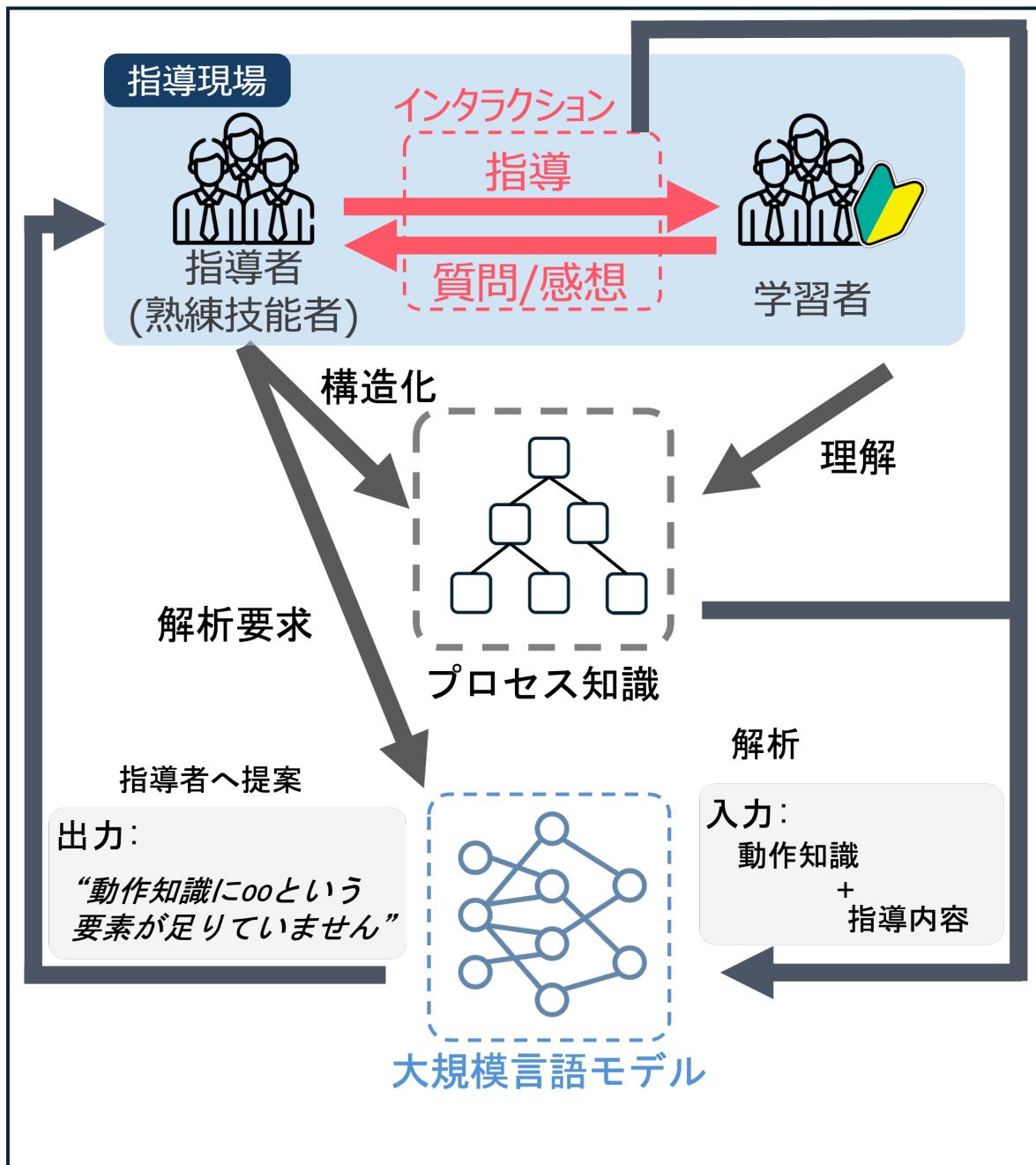


図 3.1: 提案手法の全体像

第 4 章 実験準備

提案手法の有効性を検証するために必要な実験ツールを整備した。本章では、プロセス知識の記述方式、指導現場でのインタラクション収集システム、LLM を用いた知識抽出支援機能の開発について説明する。

4.1 プロセス知識の記述方法

本研究では、西村らが提案した CHARM (Convincing Human Action Rationalized Model) [16, 17] を採用する。これは、人間の行為とその目的を体系的に表現するためのモデルであり、機械工学分野で用いられる機能分解木の考え方を応用して開発された。

CHARM は、ある行為をそれを達成するために必要な行為の系列に分解することで、行為間の目的達成関係を記述する。具体的には、上位層の行為ノードを達成するために下位層の行為ノードを実行するという階層構造として表現される。各ノードには行為の実行者や実行条件などのプロパティを付与することができ、これにより各行為の目的の把握を容易にする。また、同一の目的に対して複数の実現手段が存在する場合、それらを並列的に記述することで、状況に応じた手段の選択を支援する。

CHARM の重要な特徴として、形式知化された知識と暗黙知の橋渡しを支援する点が挙げられる。具体的には、行為とその目的の関係性を明示することで、「なぜその行為が必要か」という理由付けを含めた知識表現を実現する。これにより、単なる手順の羅列ではなく、状況に応じた柔軟な対応を可能にする知識構造を構築できる。

実際に、看護業務における技能伝承の現場での実証実験を通じて CHARM の有効性が確認されている。特に、暗黙知の抽出や組織間での知識共有においてその有用性が示されている。これは、CHARM が持つ目的指向的な知識表現と問題-対策の構造化という特徴が実践的な知識管理に適していることを示唆している。

本研究では、CHARM を計算機上で扱うためにリレーショナルデータベース (RDB) を

構築した(図4.1). 実装には木構造をRDBで表現するための閉包テーブルというデータベース構造を採用した. また, 後述する各種システムからアクセス可能なエンドポイントを設けてある.

CHARMに基づいて作成したプロセス知識の例を図4.2に示す. これは社交ダンスのナチュラルターンに関するプロセス知識である.

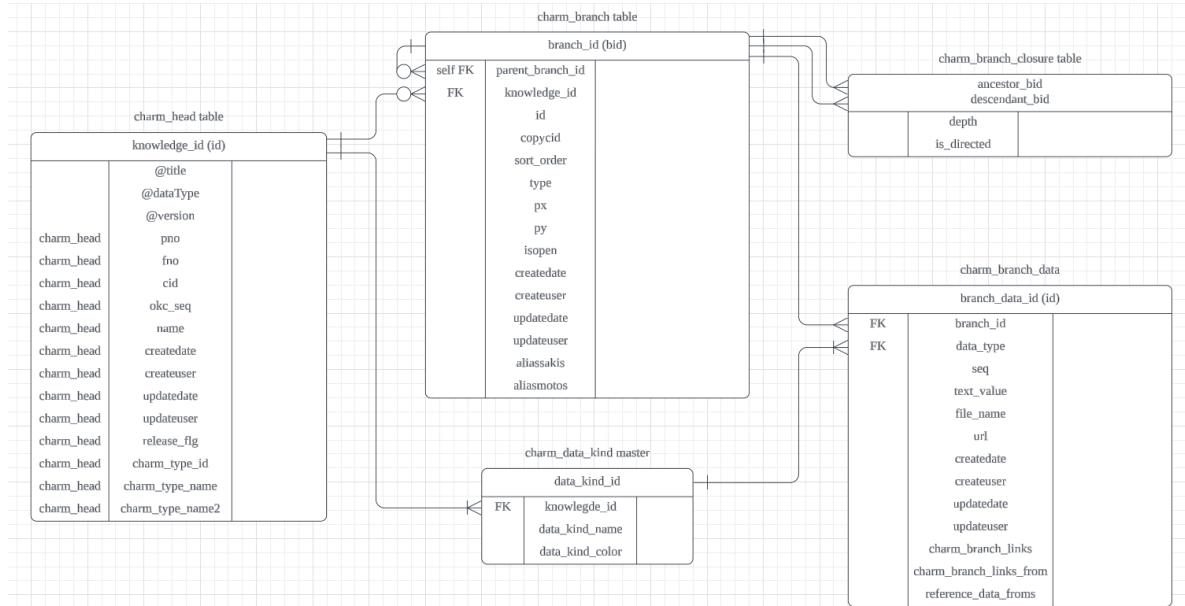


図4.1: CHARMのリレーションナルデータベース表現

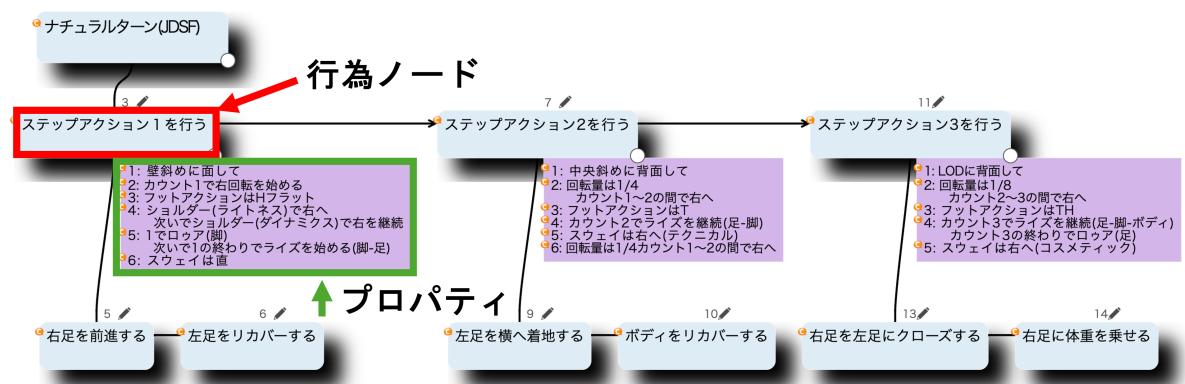


図4.2: CHARMに基づいて記述した社交ダンスのナチュラルターンに関するプロセス知識

4.2 指導現場のインタラクションを収集するシステムの開発

本研究では、指導者と学習者のインタラクションを効果的に収集するため、加藤らが開発した知識連携アノテーションシステム [18] を拡張する。このシステムは、オンライン動画添削システムに CHARM を統合したもので、学習者の動作動画に対して指導者がプロセス知識内の行為ノードと紐付けながらコメントを付与することができる。本研究では、このシステムに双方向のコミュニケーション機能を追加し、付与されたコメントに対して指導者と学習者が対話的にやりとりできる仕組みを実現した。

システムのデモ画面を図 4.3、図 4.4 に示す。図 4.3 は既存の知識連携アノテーションシステムの画面である。この画面では、アノテーションの表示時間、動画内での表示座標、プロセス知識内の関連する行為ノード、およびアノテーションテキストを入力することができる。「ok」ボタンを押すとアノテーションがデータベースに登録され、動画内に表示される。

図 4.4 は本研究で新たに追加した双方向コミュニケーション機能の画面である。画面上部のコメント一覧には図 4.3 で追加したアノテーションが表示され、いずれかのアノテーションをクリックするとその下にチャット画面が展開される。このチャット画面を通じて、指導者と学習者は選択したアノテーションに関する質問や感想などを交換することができる。なお、図 4.3 と図 4.4 の画面間の遷移は、画面最上部に配置した「コメント入力画面」および「チャット画面」ボタンから行う。

システムの実装には、Python の Web アプリケーションフレームワークである Django を使用した。また、システムの信頼性と保守性を考慮し、Web サーバーとは別個に MySQL データベースサーバを設置してデータを管理している。

4.3 LLM を用いた知識抽出支援機能の開発

LLM を知識抽出の支援ツールとして活用するために、モデルの選定から本研究での利用可能性の検証、そしてシステムへの実装までを段階的に行った。本節では、まず LLM の選定とその理由について述べ、次に知識抽出タスクにおける利用可能性の検証結果を示す。最後に、これらの知見に基づいて実装したユーザーインターフェイスについて説明する。

4.3.1 使用モデルの選定

本項では、知識抽出支援ツールのための LLM モデルの選定プロセスについて説明する。



図 4.3: アノテーション画面

実験内容

検証対象として, OpenAI 製 gpt-4o と Anthropic 社製 Claude Sonnet 3.5 を比較した. 技能要素を多分に含む分野の例として, 社交ダンスのナチュラルターンとスノーボードのストレートジャンプのプロセス知識を CHARM に基づいて記述し (図 4.2, 図 4.5), RDB に保存した. これらのデータは, CHARM の階層性を入れ子構造で表現できる半構造化データ形式である JSON に変換した (図??).

検証は 2 段階で実施した. 第 1 段階として, 「このデータを要約してください」 という



図 4.4: やりとり画面

シンプルなプロンプトと JSON データを各社の WebUI に入力し, 出力を比較した. 第 2 段階として, 第 1 段階でより優れていると判断されたモデルに対して「この手順について, より詳細に記述できる箇所や矛盾している点があれば挙げてください」というプロンプトを入力し, 改良点の提案能力を検証した.

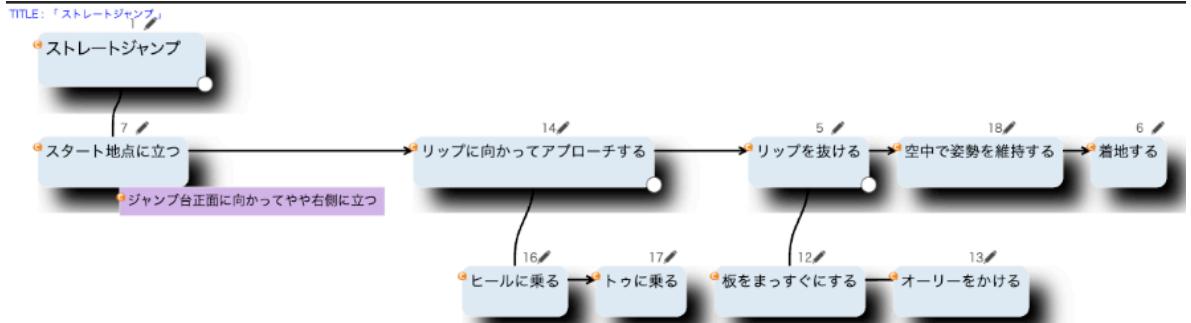


図 4.5: スノーボードのプロセス知識

実験結果

社交ダンスのナチュラルターンについて, gpt-4o と Claude Sonnet 3.5 の要約結果をそれぞれ図 4.6 と図 4.7 に, スノーボードのストレートジャンプについての要約結果を図 4.8 と図 4.9 に示す.

gpt-4o の要約結果は, 両事例とも JSON に含まれる各属性を淡々と説明するにとどまっている. 一方, Claude Sonnet 3.5 は, 対象をそれぞれ「ダンスのステップの手順を詳細に記述したデータ構造」「スノーボードの技に関する手順や知識を構造化して記述したデータ」と特徴づけている. 特筆すべき点として, プロセス知識内には「ナチュラルターン」「ストレートジャンプ」という用語は含まれているものの, 「ダンス」「スノーボード」という分野を示す単語は明示されていない. このことから, Claude Sonnet 3.5 は専門用語や文脈から対象分野を適切に推論できていることがわかる.

より優れた推論能力を示した Claude Sonnet 3.5 に対して, プロセス知識の改良点を問い合わせた結果を図 4.10, 図 4.11 に示す. 社交ダンスについては, パートナーとの関係性や専門用語(フットアクションの略語等)に関する改良点を指摘している. スノーボードについては, CHARM の並列・順序関係という構造的な観点に加え, 雪質や天候によるジャンプ台の状態といった環境要因についても言及している. これらの結果は, Claude Sonnet 3.5 が専門知識とデータ構造の両面から適切な改良提案が可能であることを示している.

以上の検証結果から, 知識抽出支援ツールに使用する LLM のモデルとして Claude Sonnet 3.5 が最適であると判断した.

JSONファイルには、以下の内容が含まれています。

1. 全体構造:

- ファイルはXMLからのデータエクスポートをJSON形式に変換したものです。
- 「root」要素には、データの全体的なメタデータと複数のデータエントリが含まれています。

2. メタデータ:

- 「root」要素には、「@title」、「@dataType」、「@version」などの属性が含まれています。
- 「charm_head」要素には、データセットの識別子や作成日、更新日などの情報が含まれています。

3. データの種類:

- 「charm_data_kinds」要素には、データの種類とその名前がリストされています（例：「行為」、「誰が」、「名詞」など）。

4. データエントリ:

- 「charm_branch」要素には、各データエントリの詳細が含まれています。
- 各エントリは、「id」、「pno」、「fno」、「cid」、「bid」、「parent_bid」、「sort_no」、「type」、「px」、「py」、「isopen」などの属性を持っています。
- 「charm_branch_datas」要素には、各エントリの具体的なデータが含まれています（例：「ナチュラルターン(JDSF)」、「クローズドポジション」など）。

5. 階層構造:

- 「charm_branch」要素の中には、「childrens」要素としてさらにネストされたデータが含まれ、階層的な構造を形成しています。
- これは親子関係を示す「parent_bid」に↓でリンクされています。

図 4.6: gpt-4o による社交ダンスのナチュラルターンに関するプロセス知識の要約結果

このJSONファイルは、ダンスのステップ「ナチュラルターン(JDSF)」の手順を詳細に記述したデータ構造です。主な内容は以下の通りです：

1. ファイルの基本情報:

- タイトル: "知識_WDSF見本"
- 作成日: 2024年3月20日
- チャームタイプ: 手書き知識

2. ステップの構造:

- メインアクション: ナチュラルターン(JDSF)
- 3つの主要なステップアクション (1, 2, 3) に分かれている

3. 各ステップアクションの詳細:

- 体の向き、回転量
- フットアクション (例: HフラットやT)
- ボディの動き (ライズ、ロゥア)
- スウェイの方向

4. 各ステップの具体的な動き:

- 足の動き (前進、横へ着地、クローズなど)
- 体重移動
- タイミング (カウント1、2、3に合わせた動き)

5. 技術的な詳細:

- ショルダーの使い方
- スウェイのタイプ (テクニカル、コスマティック)

このJSONは、ダンスステップを階層的に構造化し、各動作の詳細な説明を含んでいます。ダンサーや指導者が正確にステップを理解し、実行するのに役立つ情報が記録されています。

図 4.7: Claude Sonnet 3.5 による社交ダンスのナチュラルターンに関するプロセス知識の要約結果

4.3.2 知識抽出における利用可能性の検証

本項では、先の実験で Claude Sonnet 3.5 の優位性が示されたことを踏まえ、実際の知識抽出支援ツールとしての機能要件を満たせるか検証を行った。

このJSONファイルには、**特定のデータ構造に関する情報**が含まれています。主なセクションは以下の通りです。

1. **charm_head:**

- **ID:** 2
- **Pno:** 2
- **Fno:** 4
- **Cid:** 1
- **Okc_seq:** -1
- **Name:** ストレートジャンプ
- **Createdate:** 2024-07-01 18:19:01
- **Createuser:** 2
- **Updatedate:** 2024-07-01 18:19:01
- **Updateuser:** 1
- **Charm_type_id:** 3
- **Charm_type_name:** 手続き知識
- **Charm_type_name2:** Procedural knowledge

2. **charm_data_kinds:**

- 各データの種類がリスト形式で記載されています。
- **データの種類:** 行為、この場合、誰が、誰に、名詞、動詞、動詞の詳細、リスク、名詞の具体例、指導内容

図 4.8: gpt-4o によるスノーボードのストレートジャンプに関するプロセス知識の要約結果

このJSONファイルは、「ストレートジャンプ」というスノーボードの技に関する手順や知識を構造化して記述したデータです。以下に主な内容を要約します：

1. 文書の概要:

- タイトル: charmDataExportByCID
- データタイプ: ツリー構造
- バージョン: 4

2. 主要な情報:

- 技の名前: ストレートジャンプ
- 作成日: 2024年7月1日
- 知識タイプ: 手続き知識

3. データの種類: 10種類のデータ種別（行為、この場合、誰が、誰に、名詞、動詞、動詞の詳細、リスク、名詞の具体例、指導内容）が定義されています。

4. 技の手順: ストレートジャンプの実行手順が階層構造で記述されています。主な手順は以下の通りです： a. スタート地点に立つ b. リップに向かってアプローチする
• ヒールに乗る、またはトゥに乗る c. リップを抜ける
• 板をまっすぐにする、またはオーリーをかける d. 空中で姿勢を維持する e. 着地する

5. 詳細情報: 各手順に対して、追加の詳細情報や選択肢が提供されています。例えば、スタート地点ではジャンプ台正面に向かってやや右側に立つことが指示されています。

このデータ構造は、スノーボードの技術指導や学習に使用できる詳細な手順を提供しています。各ステップが明確に定義され、選択肢や詳細な説明が含まれているため、初心者から上級者まで幅広いレベルの学習者に役立つ可能性があります。

図 4.9: Claude Sonnet 3.5 によるスノーボードのストレートジャンプに関するプロセス知識の要約結果

実験内容

指導現場での実際の運用を想定し、プロセス知識に含まれていない新たな知識を LLM が適切に抽出できるか検証した。実験には経験年数 15 年の指導者 1 名と経験年数 1 年の学習者 1 名の協力を得た。検証用のプロセス知識として、先のモデル選定で使用した社交ダンスのナチュラルターンのプロセス知識(図 4.2) を用いた。

このJSONファイルの内容を詳細に分析すると、以下の点で改善や詳細化が可能です：

1. 詳細化できる箇所: a. 体の向きの具体的な角度: "壁斜めに面して" や "中央斜めに背面して" といった表現がありますが、具体的な角度（例：45度、135度など）を指定するとより正確になります。 b. 歩幅や歩の長さ: 各ステップの長さや幅が明記されていません。これらを追加することで、動きの正確さが向上します。 c. パートナーとの関係: このステップはカップルダンスの一部だと思われますが、パートナーとの位置関係や相互の動きについての記述がありません。 d. 腕の位置や動き: 手や腕の動きに関する記述がほとんどありません。これらの情報を追加することで、全身の動きがより明確になります。 e. 頭の位置や動き: 頭の向きや傾きに関する情報が不足しています。これはダンスの表現に重要な要素です。 f. テンポや音楽との関係: カウントは記述されていますが、音楽のテンポや拍子との関連性が明確ではありません。
2. 潜在的な矛盾や不明確な点: a. ステップアクション2の記述: "回転量は1/4" と書かれていますが、その前に "中央斜めに背面して" とあります。これらの記述が一貫しているか確認が必要です。 b. スウェイの記述: ステップアクション2では "スウェイは右へ(テクニカル)"、ステップアクション3では "スウェイは右へ(コスマティック)" とありますが、その違いや変化の理由が説明されていません。 c. ライズとロゥアのタイミング: 各ステップでライズとロゥアのタイミングが記述されていますが、全体を通しての足の上下動の流れが不明確です。 d. フットアクションの略語: H、T、THなどの略語が使用されていますが、これらの意味の説明がありません。初心者には分かりにくい可能性があります。

これらの点を改善し、より詳細な情報を追加することで、このナチュラルターンの説明はより包括的で正確なものになるでしょう。また、視覚的な図や動画へのリンクを追加することも、理解を深めるのに役立つかもしれません。

図 4.10: Claude Sonnet 3.5 による社交ダンスのナチュラルターンに関するプロセス知識の改良点の提案結果

まず学習者のナチュラルターン実践動画を撮影し、拡張版知識連携アノテーションシステムにアップロードした。次に、以下の 3 種類の指導コメントとそれに対する想定される質疑応答を指導者に入力してもらった:

1. プロセス知識に記載されていない内容の指導コメントとやり取り
2. プロセス知識に記載されている内容と記載されていない内容の両方を含む指導コメントとやり取り
3. プロセス知識に記載されている内容と一致する指導コメントとやり取り

これらの入力に対し、LLM がプロセス知識に含まれていない新規知識を適切に抽出し、

JSONファイルに記述されているストレートジャンプの手順について、以下のように詳細化や改善が可能な点を挙げます：

- スタート地点に立つ：
 - より詳細に：適切な速度を得るためのスタート位置や、体の向きについて説明を加えられます。
 - 改善点：なぜ左や右側に立つか、その理由を説明すると良いでしょう。
- リップに向かってアプローチする：
 - より詳細に：アプローチ時の適切な速度や、体の姿勢について記述できます。
 - 改善点：ヒールとトゥの選択がありますが、それぞれのメリット・デメリットや使い分けについて説明があると良いでしょう。
- リップを抜ける：
 - より詳細に：リップを抜ける瞬間の体の動きや、板の角度について詳しく説明できます。
 - 改善点：「板をまっすぐにする」と「オーリーをかける」の二択になっていますが、これらは必ずしも排他的ではありません。組み合わせる可能性についても言及すべきかもしれません。
- 空中で姿勢を維持する：
 - より詳細に：空中での理想的な姿勢、バランスの取り方、腕の位置などについて説明を加えられます。
 - 改善点：高さや滞空時間によって姿勢維持の方法が変わることを説明する
- 着地する：
 - より詳細に：着地の準備姿勢、衝撃の吸収方法、着地後の滑走について説明を加えられます。
 - 改善点：着地の失敗を防ぐためのポイントや、安全な着地のためのテクニックについても言及すべきです。

全体的な改善点：

- 安全面の考慮：各ステップにおける注意点や、防具の着用などについての言及が不足しています。
- 難易度の段階：初心者向けの簡単なバージョンから、上級者向けの高度なテクニックまで、難易度に応じた説明があると良いでしょう。
- 共通の誤り：各ステップで初心者がよく陥る間違いや、それを避けるためのアドバイスがあると有用です。
- 練習方法：各ステップを個別に練習する方法や、段階的な上達方法についての説明があると良いでしょう。
- 環境要因の考慮：雪質や天候、ジャンプ台の状態などによる調整点について言及があると、より実践的な指導になります。

これらの点を考慮し、詳細を追加することで、より包括的で実用的なストレートジャンプの指導ガイドになるでしょう。

図 4.11: Claude Sonnet 3.5 によるスノーボードのストレートジャンプに関するプロセス知識の改良点の提案結果

改良提案を行えるか検証した。

指導者が付与した具体的な指導コメントを図??に示す。それぞれ先述した 1 から 3 の指導コメントの分類に順に対応している。

-指導コメント-

"ダイナミックスウェイをしましょう。"

-やりとり-

[学習者]："ダイナミックスウェイとはなんでしょうか?"

[指導者]："骨盤から上を横に傾けることです"

図 4.12: プロセス知識に記載されていない内容の指導コメントとやり取り

-指導コメント-

"フットアクションは H フラットです。まだ右回転しないようにしましょう。"

-やり取り-

[学習者]：“ナチュラルターンなので右回転するのかと思いました”

[指導者]：“右回転は、カウント1の右足を着地し、左足を引き寄せるときに発生します。右足を着地したカウント1では、回転しないようにしましょう。”

(フットアクションに関する内容はすでにプロセス知識に含まれており、右回転に関する記述は含まれていない。)

図 4.13: プロセス知識に記載されている内容と記載されていない内容の両方を含む指導コメントとやり取り

-指導コメント-

“壁斜めに面して進みましょう”

-やり取り-

[学習者]：“壁斜とは、どちらの方向でしょうか?”

[指導者]：“○○さんの右斜 45 度の方向です”

図 4.14: プロセス知識に記載されている内容の指導コメントとやり取り

また、LLMへのプロンプトは以下の要素で構成した（プロンプトの全文は付録のこと）：

1. 指導現場で発生する情報から熟練技能者の暗黙知を獲得するための方法と順序に関する説明。
2. プロセス知識に関する基本的な説明。
3. 指導現場で収集した情報からプロセス知識に含まれていない要素を抽出し、プロセス知識の改良点を提案する旨の指示。
4. プロンプトチューニング用の詳細な指示文。
5. 出力の形式。
6. データ構造の説明。
7. 入力データの埋め込み。

実験結果

図 4.15 に Claude Sonnet 3.5 の出力の一例を示す.

改良点 1:

<改良の種類>

改良

<改良位置>

行為ノードの bid:3

行為ノードの内容: ステップアクション1を行う

<改良内容>

{動詞の詳細}属性に以下の内容を追加:

"カウント 1 の右足着地時にはまだ回転せず， 左足を引き寄せる際に右回転を始める"

理由：

{やりとり情報}の中で， 学習者が右回転のタイミングについて混乱していることが分かります. この詳細を追加することで， 回転のタイミングをより明確に説明できます.

改良点 2:

<改良の種類>

追加

<改良位置>

前行為ノードの bid:9

前行為ノードの内容: 左足を横へ着地する

後行為ノードの bid:10

後行為ノードの内容: ボディをリカバーする

<改良内容>

新しい行為ノードを追加:

“ダイナミックスウェイを行う”

理由：

{指導コメント}と{やりとり情報}でダイナミックスウェイについて言及されていますが、現在の{手順構造化データ}には含まれていません。この重要な動作を明示的に追加することで、手順をより完全なものにできます。

改良点 3:

<改良の種類>

改良

<改良位置>

行為ノードの bid:11

行為ノードの内容: ステップアクション 3 を行う

<改良内容>

{動詞の詳細}属性に以下の内容を追加:

"右足でクローズする際に、左足からの重心移動を意識する"

理由：

現在の説明では、右足に体重を乗せることは言及されていますが、左足からの重心移動については明確に述べられていません。この詳細を追加することで、動作の連続性と重心移動の重要性を強調できます。

図 4.15: Claude Sonnet 3.5 の出力例

LLM の出力結果（図 4.15）から、以下の 3 点が確認できた。

第一に、プロセス知識に含まれていない新規知識の抽出に成功している。特に”改良点 1”では、指導者と学習者の対話から右回転のタイミングに関する詳細な知識を抽出し、具体的な動作の順序（「右足着地時にはまだ回転せず、左足を引き寄せる際に右回転を始める」）として明確化している。また”改良点 2”では、ダイナミックスウェイという新しい動作要素を特定し、その実行タイミングと位置関係を具体的に提案している。

第二に、既存知識と新規知識を適切に区別できている。プロセス知識にすでに含まれているフットアクションや壁斜めの進行方向に関する内容については、入力データに存在するにもかかわらず改良提案を行っていない。これは、LLM が既存のプロセス知識の内容を正確に理解し、新規に追加すべき知識のみを選択的に抽出できていることを示している。

第三に、プロセス知識の自律的な分析と提案が可能であることが示された。”改良点 3”において、LLM は入力された指導コメントややり取りには直接含まれていない重心移動に関する要素を独自に提案している。これは単なる情報の抽出や整理にとどまらず、動作の連続性や重要性を理解した上での提案といえる。

これらの出力結果に対する指導者の評価（図 4.16）は、LLM の改良提案が実用的な精度で機能していることを裏付けている。特に注目すべき点として、まず改良点 1 への評価では、提案された位置に誤差があるものの、その誤差が人間の解釈と調整で十分にカバーできる範囲内であることが確認された。これは、LLM の出力が完全である必要はなく、人間との協調作業における出発点として十分な品質であることを示している。

また、改良点 2 への評価では、提案内容が指導現場での実際のやり取りを適切に反映していることが確認された。さらに、改良点 3 への評価は特に重要で、LLM が提案した重心移動に関する内容が、指導者の経験則とも合致する重要な要素として認識されている。このことは、LLM が単に入力データを処理するだけでなく、動作の本質的な要素を理解し、有意義な改良提案ができるることを示している。

これらの結果は、本研究で提案する LLM を活用した知識抽出支援の実現可能性を示唆するものといえる。

-改良点 1 に対するコメント-

「(行為ノードを追加する位置は) ある程度位置は合っている。」

「ダイナミックスウェイは左足を着地した瞬間にやる。(だから、左足を横へ着地する行為ノードの) 動詞の詳細にするべき。」

「(ただし) 位置さえわかっていれば (提案の意味を理解して修正する位置を) 人間が調整できる。」

-改良点 2 に対するコメント-

「(この提案は) やりとりを要約しただけ.」

「内容は合っている.」

-改良点 3 に対するコメント-

「(提案の内容は, 指導者の) コメントとしてあり得る.」

「実際に(重心移動を) できない人もいるので(この提案は) 重要.」

図 4.16: 指導者の LLM の出力に対するコメント

4.3.3 インターフェイスの実装

本研究の LLM を用いた知識抽出支援機能のインターフェイスは, AWS EC2 上に Docker コンテナとして実装した. 技術スタックとして, Python の Web アプリケーションフレームワークである Streamlit, AWS の LLM サービスである Bedrock, および MySQL データベースを採用した. システムの仕様は大きく以下の 3 つの機能で構成される:

1. プロセス知識管理との連携機能
 - ログイン認証
 - プロジェクト選択
 - プロセス知識の JSON データ取得
2. アノテーションシステムとの連携機能
 - システム URL の指定
 - 指導者の選択
 - アノテーション ID の指定 (個別実行機能)
3. LLM 連携機能
 - AWS Bedrock を用いた Claude Sonnet 3.5 との通信
 - プロンプトの設定と管理
 - レスポンスの表示と保存

図 4.17 に設定情報入力画面, 図 4.18 に LLM の提案表示画面を示す. 設定情報入力画面では, プロセス知識とアノテーションシステムの接続に必要な情報を入力する. また, アノテーションの ID を指定することで, 特定の指導コメントに対象を絞った分析も可能であ

る。実行ボタンを押すと、システムは自動的にプロセス知識とアノテーション情報を取得し、それらを JSON 形式にパースして LLM に入力する。LLM からの応答は図 4.18 のように改良点として表示され、各改良点に対して改良の種類、位置、内容、および理由が明示される。本インターフェイスの実装により、指導現場で収集された情報からプロセス知識の改良点を効率的に抽出し、それを指導者に提示することが可能となった。

kNeXaR設定情報

kNeXaR Login URL
http://ec2-54-238-208-12.ap-northeast-1.compute.amazonaws.com/knexar45/login.php

kNeXaR User ID
admin

kNeXaR Password
..... 👁

kNeXaR Project Name
Cucaracha

Knowledge Name
クカラチャ_先生

What about
社交ダンスのクカラチャ

アノテーションシステム設定情報

アノテーションシステムURL
http://ec2-54-238-208-12.ap-northeast-1.compute.amazonaws.com:8888/movie

実行

図 4.17: 知識抽出支援システムの設定画面

実行

LLMの提案

指導コメントとやりとり情報を観察した結果、以下の改良点を提案します。

改良点1

<改良の種類>

追加

<改良位置>

前行為ノードのbid:3
前行為ノードの内容:レフトフットカラチャ(男子)を行う
後行為ノードのbid:4
後行為ノードの内容:分岐

<改良内容>

新しい行為ノード「体重を右足に乗せる」を追加する。

理由：指導コメントに「体重を右足に乗せることを意識する」という記述があり、これは重要な準備動作

改良点2

<改良の種類>

改良

<改良位置>

行為ノードのbid:7
行為ノードの内容:左足を横にステップする

<改良内容>

動詞の詳細属性に「足裏全体で床を捉える」を追加する。

理由：指導コメントに「足裏全体で床を捉えることを意識する」という記述があり、これは正確な動作の

図 4.18: LLM の提案の表示画面

第 5 章 提案手法の有効性検証

5.1 検証の目的

提案手法の有効性を検証するための実験を行った。本研究は、知識発現 [3] における課題に対して、指導現場での対話収集と LLM の活用という複合的なアプローチによる解決を提案している。具体的には、以下の 2 点を主な評価項目とした。

1. 指導現場での知識抽出の実現可能性:

指導現場という日常的な文脈において、指導者の発話内容や学習者との対話から、プロセス知識に含まれていない新たな知見が得られるかを検証する。

2. LLM による知識抽出支援の妥当性:

収集された指導事例から LLM が提案する改良点が、実際の指導内容を適切に反映しているか、また体系的な知識整理に寄与しているかを検証する。これは、記述漏れの検出や知識の体系化という課題に対する LLM の有効性を示すものである。

5.2 実験方法

5.2.1 実験環境

本実験は、石川県内のダンススタジオの協力を得て実施した。実験協力者として指導者 2 名と学習者 13 名が参加した。なお、本実験は本学（北陸先端科学技術大学院大学）の倫理審査承（承認番号：人 04-038）に基づいており、実験協力者に対しては実験の目的、データの収集・利用方法、個人情報の保護、参加の任意性等について説明を行い、同意を得た。

実験対象として社交ダンスのクカラチャを選定した。クカラチャは基本ステップでありながら、リズム取りや重心移動など複数の要素が組み合わさった動作であり、指導者の暗

默知が多く含まれると考えられることから、本実験の対象として適切であると判断した。

5.2.2 実験手順

プロセス知識の構築

初めに、知識発現手法に基づき、クカラチャのプロセス知識を構築した。まず社交ダンスの教科書***を基に初期のプロセス知識を作成した。その後、オンライン会議システム(Zoom)を用いて指導者へのヒアリングを実施し、内容の確認と改良を行った。これを本検証のベースとなるプロセス知識とした。

データ収集の基本手順

実験期間は2023年10月16日から11月13日までの約5週間とした。動作の撮影にはスマートフォンのカメラを使用し、システムへのアクセスについては指導者はPCを、学習者は各自のスマートフォンを使用した。なお、学習者の参加回数は個人によって1回から3回まで幅があった。

実験開始時に、指導者と学習者に対して各種システムの使用方法を説明し、実際の操作を体験する機会を設けた。具体的には、アノテーションシステムへのログイン方法、動画の視聴方法、コメントの確認方法、およびチャット機能の使用方法について説明を行った。

週1回のレッスン日における基本的なデータ収集の手順は以下の通りである。

1. 指導者がクカラチャの基本動作について説明と実演を行い、学習者が練習を行った
2. 研究者が学習者の動作をスマートフォンで撮影し、システムにアップロードした。
撮影の際は、学習者の全身が画角に収まるよう配慮した
3. レッスン後、指導者がPCを使用して動画に指導コメントを付与した
4. 次のレッスンまでの1週間の間に、学習者は付与された指導コメントを確認し、必要に応じて質問や感想を投稿した。また指導者は質問があれば適宜応答した

プロセス知識の更新プロセス

実験開始時に、指導者には実験期間中にプロセス知識の改良が必要だと感じた場合は隨時更新可能である旨を説明した。これは、指導現場での気づきやLLMによる改良提案を

受けて、プロセス知識をより適切なものに改善していくことを意図したものである。プロセス知識の更新は、(1) 実験期間中の指導者からの自発的な更新、(2) 実験終了後の LLM の妥当性評価を受けての更新、という 2 つの機会を設けた。

実験中の改善施策

実験の進行に伴い、以下の改善を実施した。

1. 指導者の見本動画の追加:

より正確な動作イメージを学習者に共有するために、指導者の見本動画もシステムにアップロードした。

2. システム利用状況の把握とフォローアップ:

研究者が定期的にシステムの利用状況を確認し、必要に応じて操作方法の再説明等のフォローアップを実施した。また、LINE を用いて定期的にシステム利用の促進を行った。

3. システム利用状況の問題切り分け:

システム利用率の低さの原因を特定するため、学習者には指導コメントを確認した際に必ず「ありがとうございます」などの返信を行うよう指示した。これにより、コメントを確認していない場合と、確認したが返信していない場合を区別することが可能となった。

5.2.3 評価方法

実験期間終了後、提案手法の有効性を検証するため、以下の 4 つの観点から評価を実施した。

1. 指導現場における新しい知識の抽出可能性
2. LLM が出力した改良提案の適切性
3. プロセス知識の改良結果
4. 学習者による提案手法の受容性

それぞれの評価の目的と具体的な評価方法は以下の通りである。

指導現場における新しい知識の抽出可能性の評価

本評価の目的は、指導現場が知識抽出の場として有効に機能するかを検証することである。この評価目的に対し、収集した指導事例について、定量的評価と定性的評価を実施した。定量的評価では、指導コメント数ややり取り数などの基本統計、およびプロセス知識に含まれない要素（未含有要素）の割合を分析した。定性的評価では、指導コメントの内容分類とやり取りの特徴分析を行った。

なお、未含有要素の判定は研究者（社交ダンス未経験者）が行った。以下のいずれかに該当する指導コメントを「未含有要素を含む」と判定した。

- 構造化知識を参照しても理解できない要素を含むコメント
- コメントの意図は理解できるが、その内容が構造化知識に明示的に含まれていないコメント

LLM が出力した改良提案の適切性評価

本評価の目的は、LLM が知識抽出支援ツールとして有効に機能するかを検証することである。この目的に対し、定量的評価と定性的評価を実施した。定量的評価では、以下の 3 つの観点から評価を行った。

1. LLM が指導現場から得られた未含有要素を抽出できているか
2. LLM がプロセス知識に含まれる要素を除外できているか
3. 改良提案の内容および提案位置が適切かどうか

これらの評価では、いずれも Accuracy, Precision, Recall, F 値を評価指標として用いた。なお、LLM への入力として全ての指導コメントを一度にプロセス知識に紐づけることも技術的には可能だが、改良提案の適切性をより厳密に評価するため、本実験では指導コメントを個別に紐づけて評価を行った。未含有要素の抽出と既存要素の除外については、LLM の判定結果と研究者による判定との一致度を評価した。また改良提案の内容と位置については、指導者へのヒアリングを実施し、提案が実際の指導内容をどの程度反映できているか、また提案された改良点がプロセス知識のどの位置に組み込まれるべきかについて詳細な評価を行った。

プロセス知識の改良結果の評価

本評価の目的は、提案手法が熟練技能者の持つ知識を継続的に抽出・共有できる持続可能な仕組みとして機能するかを検証することである。この目的に対し、以下の2つの機会におけるプロセス知識の改良内容を確認した。

1. 実験期間中の自発的な改良：指導者には実験期間中、気づきがあれば隨時プロセス知識を更新可能である旨を伝え、その結果としての改良内容
2. LLM の改良提案を受けての改良：実験終了後、LLM が出力した改良提案の適切性評価を踏まえて実施された改良内容

学習者による提案手法の受容性評価

本評価の目的は、提案手法が持続可能な知識抽出・共有の仕組みとして成立するために必要な、学習者からの支持が得られているかを検証することである。技能伝承における知識抽出・共有の持続可能性は、学習者がその仕組みを受け入れ、積極的に活用することで初めて実現されるためである。この検証のため、学習者へのアンケート調査（13名中8名が回答）およびシステムの使用感や改善点に関するヒアリングを実施した。アンケートでは以下の項目について調査を行った：

1. 学習者の基本情報
 - 社交ダンスを始めた目的
 - 経験年数
 - 普段の練習時間・場所
2. 普段の学習方法
 - 指導内容の理解・記憶方法
3. システムの利用状況
 - システムの確認頻度
 - システムの利用方法
 - クカラチャへの理解深化要因
4. 自由記述
 - システムの使用感
 - 本研究への要望
 - その他感想

5.3 評価結果

ここでは、収集したデータに基づいて提案手法の有効性に関する評価結果を示す。まず事前に準備したプロセス知識の概要を説明する。続いて各評価項目について、定量的な評価と定性的な評価の結果を示し、これらを踏まえて提案手法の有効性を考察する。

5.3.1 事前準備したプロセス知識の概要

実験に先立ち、クカラチャの動作を構造化したプロセス知識を作成した。図 5.1 は、その一部であるレフトフットクカラチャ(男子)の動作を示したものである。なお、ライトフットや女子の動作については、基本的な構造は同じで動作の向きが逆になるのみである。

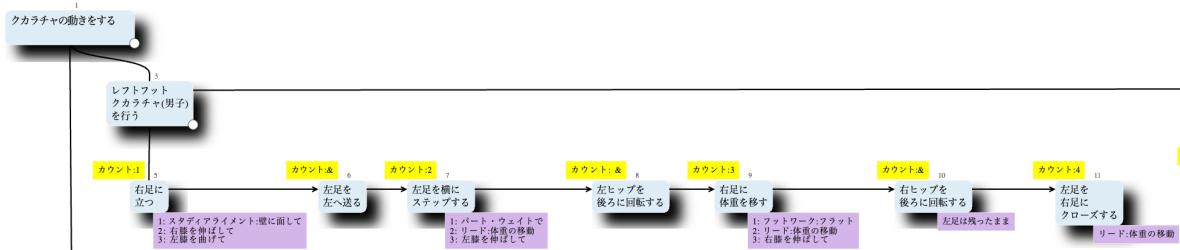


図 5.1: レフトフットクカラチャ(男子)のプロセス知識

このプロセス知識は、7つの基本動作(右足に立つ、左足を左へ送る、左足を横にステップする、左ヒップを後ろに回転する、右足に体重を移す、右ヒップを後ろに回転する、左足を右足にクローズする)で構成されている。それぞれの動作には実行タイミング(カウント)が設定されており、また「スタディアライメント: 壁に面して」「パート・ウェイトで」「フットワーク: フラット」といった動作の詳細な指示が付与されている。

5.3.2 指導現場における新しい知識の抽出可能性の評価

定量的評価

収集した指導コメントについて、プロセス知識に含まれている要素のみで構成されるもの(以下、既存要素のみ)と、プロセス知識に含まれていない要素を含むもの(以下、未含有要素を含む)に分類して分析を行った。

プロセス知識との対応関係について、既存要素のみで構成されるものが 12 件(約 24%),

未含有要素を含むものが 37 件 (約 76%) であった。この 37 件の未含有要素を含むコメントのうち、指導者 1 のコメントが 12 件、指導者 2 のコメントが 25 件を占めていた。

やり取りの特徴として、全 49 件の指導コメントのうち 18 件 (約 37%) に学習者とのやり取りが存在した。やり取りの回数については、1 回のやり取りで終了したものが 16 件、3 回のやり取りに及んだものが 2 件であり、1 つの指導コメントに対する平均やり取り数は 1.22 回であった。

定性的評価

収集された指導コメントには、プロセス知識を詳細化する指導と、プロセス知識に記載のない新しい部位に関する指導が見られた。

プロセス知識を詳細化する指導では、「踏み替えのタイミングが早い」「左足に体重が乗る前にヒップが回転してしまっている」といった動作の順序やタイミングに関する指摘や、「軸が左足内側まで乗るように」「踏みかえの体重移動をはっきりと」といった体重移動の詳細な方法に関する指導が含まれていた。また、「ヒップと一緒にでも外側に回転させる」「左のヒップを回転した時に左の内ももを後ろにひく」といった既存の動作要素をより詳細に説明する指導や、「ボディの移動は早く、ヒップのアクションはゆっくり見せるとメリハリがでる」といった動作の質に関する指導も見られた。

プロセス知識に記載のない新しい部位に関する指導としては、「ボディをストレッチ」「上半身、アームの動きがぎこちない」「上半身が揺れて傾いてしまう」といった上半身の使い方に関する指導が見られた。これらはプロセス知識では言及されていなかった身体部位の動きについて説明するものであった。

やり取りについては、全 22 件中 16 件が「ありがとうございます」といった単純な確認や感謝のコメントであった。一方で、残りの 6 件では指導内容に関する具体的なやり取りが見られた。例えば、「体重移動しながら回転させてしまってる」という学習者の質問に対し、指導者が「歩幅を少し狭めた方が体重移動とヒップの回転を分けられる」と回答するなど、対話を通じてプロセス知識には含まれていない動作の詳細が明らかになる場面も観察された。

知識抽出の場としての有効性

定量的な評価と定性的な評価の結果から、指導現場が知識抽出の場として効果的に機能することが確認された。まず、収集された指導コメントの 76%(37 件) に未含有要素が含

まれていたことは、指導現場が新たな知識を抽出する機会を多く含んでいることを示している。

定性的評価で示したように、指導現場では2つの方向で知識が抽出されていた。1つ目はプロセス知識の詳細化である。体重移動の詳細な方法や動作の質的な側面など、プロセス知識では表現しきれていなかった要素が具体的な指導を通じて明らかになった。特に動作の順序やタイミングに関する指摘は、プロセス知識で示された基本的な動作の関係性をより正確に理解する上で重要な知見となった。

2つ目は上半身の使い方など、プロセス知識では言及されていなかった新しい部位に関する指導である。これらの指摘は、クカラチャの動作がプロセス知識に記述された下半身の動きだけでなく、全身の協調的な動きとして捉える必要があることを示している。

さらに、37%の指導コメントで学習者とのやり取りが確認された。その中でも特に注目すべきは、学習者からの具体的な質問に対する指導者の回答を通じて新たな知識が表出される場面である。定性的評価で示した体重移動と回転の分離に関するやり取りは、学習者の問題提起が新たな指導内容を引き出すきっかけとなることを示す例である。

このように、指導現場では日常的な指導の文脈の中で、プロセス知識の詳細化や新たな知識要素の発見が自然な形で行われることが確認された。特に学習者との対話は、プロセス知識には含まれていない要素を引き出す重要な機会となっていた。

一方で、やり取りの発生は全指導コメントの37%にとどまり、そのうち73%(16件)は「ありがとうございます」といった確認や感謝のコメントであった。このことは、指導現場での双方向のコミュニケーションを十分に引き出せていない可能性を示している。この要因については、後述する学習者へのアンケート結果から示唆が得られている。

これらの結果は、指導現場が知識抽出の場として大きな可能性を持つことを示している。特に、プロセス知識の詳細化と新たな知識要素の発見という2つの方向性での知識抽出が確認されたことは、提案手法の有効性を支持するものである。しかしながら、双方向コミュニケーションの活性化という点では課題が残されており、より効果的な知識抽出を実現するためには、学習者の積極的な参加を促す仕組みの改善が必要であることも明らかになった。

5.3.3 LLM が出力した改良提案の適切性評価

定量的評価

LLM が分析した改良点と提案内容について、未含有要素の抽出と既存要素の除外、および改良提案の適切性という3つの観点から評価を行った。

まず、プロセス知識との対応関係に着目した評価結果を表 5.1 に示す。

評価項目	Accuracy	Precision	Recall	F 値
未含有要素の抽出	0.865	0.941	0.914	0.928
既存要素の除外	0.583	0.500	0.200	0.286

表 5.1: LLM による要素の抽出・除外の評価結果

次に、LLM による改良提案の評価結果を表 5.2 に示す。ここでは、指導現場で収集した指導コメントやそのやり取りから直接的に導かれる「指導事例に基づく提案」と、LLM が持つ知識に基づいて補完的に生成する「指導事例に基づかない提案」に分けて評価を行った。

提案の種類	評価観点	Accuracy	Precision	Recall	F 値
指導事例に基づく提案	内容	0.780	1.000	0.780	0.876
	位置	0.361	1.000	0.361	0.531
指導事例に基づかない提案	内容	0.254	1.000	0.254	0.405
	位置	0.182	1.000	0.182	0.308

表 5.2: LLM による改良提案の評価結果

評価結果から、LLM は未含有要素を適切に捉えられること (F 値: 0.928)、また指導事例に基づく改良提案については内容面での適切性が高いこと (F 値: 0.876) が確認された。一方で、既存要素の除外 (F 値: 0.286) や改良提案の位置の特定 (F 値: 0.531 以下) については課題が残ることが明らかになった。

定性的評価

LLM が出力した改良提案について、指導者へのヒアリングから、以下のような特徴が明らかになった。

収集した指導コメントの中には、LLM が適切な改良提案を行えたものがあった。例えば「もう少しボディーをストレッチ」といった指導コメントに対して、LLM は「左足を横にステップする」と「左ヒップを後ろに回転する」の間に「上半身のストレッチを行う」という新しい行為ノードを追加し、その具体的な実現方法として「ボディとヒップにずれを作る」「左側に上半身を伸ばす」という動詞の詳細を追加する提案を行った。このように具体的な動作の質を向上させる提案は、プロセス知識の改良においても指導者が参照するなど、高く評価された。

しかし多くの改良提案において、指導コメントを単に言い換えたり抽象化したりする傾向が見られた。例えば「踏みかえの体重移動をはっきりと」「つま先を外側に向けて」といった指導コメントをそのまま動詞の詳細として追加する提案や、「ヒップと一緒にそもそも外側に回転させる」という指導コメントに対して「ももを外側に意識する」といった抽象的な表現に置き換えるだけの提案が多く見られた。

指導者へのヒアリングを通じて、クカラチャの動作には4つのコアとなる要素があることが明らかになった。これらは、指導者がLLMの改良提案に対して行ったフィードバックを分析することで特定された。第一に「つま先を外側に向ける」という要素は、例えば「左右のかかとが離れないようにつけて踏みかえ」「クローズする足のつま先が内側に向かないようによせる」といった一見異なる指導コメントに対して、指導者が「つま先を外に向けるという意図」というフィードバックを残していたことから確認された。第二に「軸を床に対して垂直に保つ」という要素は、「アームの收まりが弱い」「体重移動は左足内側まで背骨を移動させる」などの指導コメントに対して「軸をまっすぐにするための指導」「体の軸をまっすぐにして欲しかったという意図」というフィードバックが得られたことから特定された。第三の「脚をだす、体重を移動する、ヒップを回転するを分ける」という要素は、「ヒップの回転が早い」「下半身のアクションがすべて一緒になっている」という指導コメントに対して「これら3つの動作を分けることが重要」「ここでは動作を区切ることを教えている」というフィードバックから導かれた。第四の「常に床に力をかけ続ける」という要素は、「ヒップを後ろに回転させたらヒールをしっかりと床につく」「ヒップを回転させているときに右のひざが曲がらないようにする」といった指導コメントに対する「床にプレッシャーをかけ続けるという意図」「膝を曲げないのは床に力をかけ続けるため」というフィードバックから確認された。

これらの4つの要素に対するLLMの改良提案を具体的に見ると、「ヒップの回転が早い」という指導コメントについて、「左足を横にステップする」という行為ノードの動詞の詳細として「ヒップの回転を抑制する」「上半身の姿勢を維持する」といった要素を追加することを提案していた。また、「もう少し体重をのせてからヒップを回転」という指導コメントに関しては、「背骨と骨盤の位置を保つ」という新しい行為ノードを追加し、その動詞の詳細として「背骨と骨盤が真っ直ぐに保たれているように意識する」といった姿勢に関する要素を提案していた。さらに「体重移動をする時に軸足にしっかりといることを意識する」という指導コメントについては、「体重移動を意識する」という行為ノードを追加し、プロセス知識の改良を試みていた。これらの提案に対して指導者から「指導コメントをそのまま追加しているだけ」といったフィードバックが多く見られたことから、LLMは個々の指導コメントの背後にある本質的な要素を読み取ることができ

いないことが確認された。

知識抽出支援ツールとしての適切性

定量的評価と定性的評価の結果から、LLM の知識抽出支援ツールとしての特性について考察する。

まず、LLM は指導コメントから未含有要素を抽出する基本的な能力を有していることが確認された。未含有要素の抽出における F 値が 0.928 という結果は、LLM が高い精度で新規の知識要素を特定できることを示している。「もう少しボディーをストレッチ」といった指導コメントから具体的な動作の質を向上させる提案ができた事例も確認された。

しかし、多くの改良提案において指導コメントの表層的な言い換えや抽象化に留まっており、指導の背景にある本質的な意図を捉えることができていなかった。特に、指導者へのヒアリングから明らかになった 4 つのコアとなる技術要素（「つま先を外側に向ける」「軸を床に対して垂直に保つ」「脚をだす、体重を移動する、ヒップを回転するを分ける」「常に床に力をかけ続ける」）は、様々な表現で指導されていたにもかかわらず、LLM はそれらの指導コメントの背後にいる共通の技術的要素を読み取ることができなかった。

このことから、現状の LLM は表面的な未含有要素の抽出には有用であるものの、指導の背景にある本質的な技術要素を抽出するという観点では、単独での活用には限界があることが示唆された。今回の実験条件では、LLM に指導者の技術的知識や意図に関する事前情報が与えられていなかったことも、この限界の一因として考えられる。

これらの結果は、提案手法において LLM は未含有要素の特定という基礎的な支援ツールとしては機能するものの、より深い技術的理解を要する知識抽出には人間の専門的な解釈が必要不可欠であることを示している。

5.3.4 プロセス知識の改良結果の確認

実験を通じて、プロセス知識は 2 回の機会で改良された。それぞれの機会において、指導者 1 と指導者 2 の両名に改良の機会が与えられた。1 回目は実験期間中の自発的な改良機会であり、2 回目は実験終了後に LLM の改良提案を評価した上での改良機会である。

実験期間中の自発的な改良

実験期間中の指導者 1 による改良では、動作の質に関する詳細な説明が追加された（図 5.2）。具体的には、上半身の使い方に関する指示（「左アームを開き始める（肘を外側に向ける）」「左アームを横に開く」など）が各動作に追加され、また体重移動に関する具体的な指示（「ボディとヒップが足の上まで」）や、歩幅や膝の使い方に関する注意点（「歩幅が広くならないように（肩幅程度）」「右膝が緩まないように」）など、より詳細な動作の質に関する説明が加えられた。さらに、「つま先を外側に向けて」という常時の注意事項が新たに追加された。一方、動作の基本的な順序（右足に立つ→左足を左へ送る→左足を横にステップする→左ヒップを後ろに回転する→右足に体重を移す→右ヒップを後ろに回転する→左足を右足にクローズする）は維持された。



図 5.2: レフトフットクカラチャ (男子) のプロセス知識

指導者 2 は、この段階では改良を行わなかった。

LLM の改良提案を受けての改良

次に、実験終了後に LLM の改良提案を評価した上で、指導者 1 がさらなる改良を行った（図 5.3）。この改良では、上半身の使い方に関するより具体的な指示が追加された。特に「左足を横にステップする」動作において、「上半身のストレッチを行う」「ボディとヒップにズレを作る」「左側に上半身を伸ばす」という詳細な指示が加えられた。これは LLM が抽出した「ボディーをストレッチ」という指導コメントに対応する改良であり、上半身の使い方をより具体的に示すものとなっている。

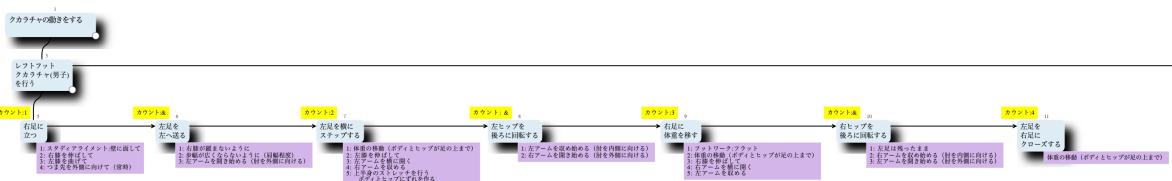


図 5.3: レフトフットクカラチャ (男子) のプロセス知識

一方、指導者 2 は特に 2 つの重要な要素を追加する改良を行った(図 5.4)。第一に、「つま先は外側に向ける(継続)」という継続的な注意点が動詞の詳細として追加された。これは各動作において常時意識すべき基本的な姿勢要素として位置づけられている。第二に、「軸に関して:背骨が上から吊り下がっている感じ、頭と背骨が床に対して垂直になるイメージ」という軸の保持に関する具体的な説明が追加された。これは抽象的な「軸を保つ」という指示を、より具体的なイメージとして学習者に伝えるものとなっている。

これらの改良の特徴として、実行タイミング(カウント)や基本的な実行方法(パート・ウェイト、フットワーク等)といった基本的な要素は変更されていない点が挙げられる。追加された要素は、動作全体を通じて意識すべき基本的な姿勢や動きの質に関するものであり、個々の動作の変更ではなく、動作全体の質を向上させるための指示となっている。これらの改良によって、プロセス知識はより実践的で具体的なものとなり、学習者がより正確に動作をイメージし、実行できるようになることが期待される。

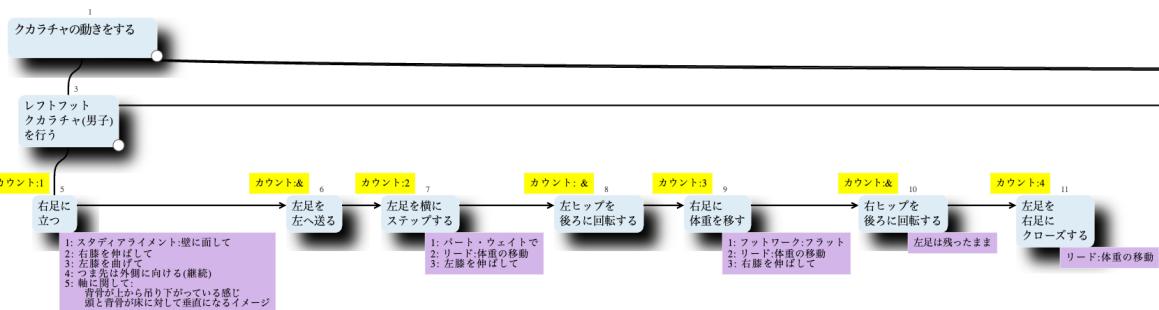


図 5.4: レフトフットクカラチャ(男子)のプロセス知識

提案手法の知識抽出・共有の持続可能性に関する評価

プロセス知識の改良結果から、提案手法が最低限の知識抽出・共有の仕組みとして機能することが確認された。これは以下の 2 つの観点から評価できる。

第一に、指導現場での知識抽出が限定的ながら実現されている。実験期間中、指導者 1 は上半身の使い方や体重移動、歩幅や膝の使い方など、より詳細な動作の質に関する説明を自発的に追加した。これは、指導活動の中で新たな知識要素を抽出し、それをプロセス知識として形式化できる可能性を示している。

第二に、LLM の改良提案を介した知識の追加が確認された。実験終了後、両指導者は LLM の改良提案を評価した上で、それぞれ異なる観点からプロセス知識を改良している。指導者 1 は上半身の使い方に関するより具体的な指示を追加し、指導者 2 は姿勢の基本要

素に関する詳細な説明を加えた。このことは、LLM を介することで、プロセス知識の改良機会を創出できる可能性を示している。

一方で、持続可能性という観点からは課題が残る結果となった。実験期間中の自発的な改良は指導者 1 のみにとどまり、指導者 2 は実験終了後の LLM の改良提案を受けてはじめて改良を行った。また、プロセス知識の改良は 2 回の機会に限定されており、継続的な改良のサイクルは確認できなかった。このことは、日常的な知識抽出・共有の仕組みとして定着させるためには、自発的な知識抽出を促す仕組みや、より頻繁な改良機会の設定など、さらなる改善が必要であることを示している。

これらの結果から、提案手法は指導現場での知識抽出と LLM を活用した知識の追加という 2 つのアプローチを組み合わせることで、基本的な知識抽出・共有の仕組みとして機能し得ることが示された。ただし、持続可能な仕組みとして確立するためには、特に指導現場での自発的な知識抽出を促進するための改善と、より継続的な改良サイクルを実現するための工夫が必要であると考えられる。

5.3.5 学習者による提案手法の受容性評価

提案手法が学習者にとって受け入れられ、効果的な学習支援となり得るかを評価するため、実験参加者 13 名中 8 名（約 62%）からアンケート回答を得た。

回答者の背景として、経験年数は 1-3 年（1 年：5 名、2 年：2 名、3 年：1 名）で、全員が週 1 回以上ダンススタジオで練習を行っていた。普段の指導内容の理解方法としては、全員が「積極的に体を動かしながら感覚的に理解する」を選択しており、その他「頭の中で整理しながら理屈で理解する」「レッスン時に先生に質問する」などの方法を組み合わせていた。

システムの利用状況については、大半の学習者が「レッスン時のみ」の利用にとどまっていた。利用が限定的だった理由として、「レッスン時間外にダンスについて考える機会が少なかった」「日常生活が忙しく確認する時間がなかった」「スマートフォンでの操作が面倒だった」などが挙げられた。一方で、「先生のコメントを確認するために利用した」「自分の動作や先生のお手本の確認のために利用した」という積極的な利用も一部で見られた。

クカラチャへの理解深化要因については、「先生からのコメントで理解を深めることができた」という回答が最も多く、次いで「構造化知識を見ることで理解を深めることができた」「先生の見本動画を見ることで理解を深めることができた」といった回答が得られ

た。これは提案手法の各要素が学習者の理解促進に一定の効果を持つことを示唆している。

システムに対する要望として、「大きな画面でもコメントが確認できると良い」「スマートフォンの画面の比率に対応していると学習者が利用しやすい」「コメントが入った時の通知機能があれば良い」といった操作性に関する改善点が指摘された。また「参考資料が比較的少ない」という意見も見られた。これらの結果から、提案手法は学習者の理解促進に一定の効果を持つことが示された一方で、日常的な利用を促進するためには、操作性の改善や通知機能の追加など、より使いやすいインターフェースの実現が必要であることが明らかになった。

5.4 提案手法の総合的な評価

これらの評価結果から、本研究の目的に対する達成度を以下のように評価することができる。

第一に、指導現場での知識抽出については、指導者と学習者の自然な対話から新たな知識要素を抽出することに成功し、その有効性が確認された。特に、指導者のコメントの76%に未含有要素が含まれていたことは、日常的な指導活動の中で継続的な知識抽出が可能であることを示している。

第二に、LLMによる知識抽出支援については、未含有要素の抽出において高い精度(F値 0.928)を示し、知識の体系的な整理に貢献できることが確認された。しかし同時に、指導の本質的な意図の理解には課題が残ることも明らかになった。

これらの結果は、本研究が目指した持続可能な知識抽出・共有の仕組みの実現に向けて、基本的な枠組みは確立できたものの、さらなる改善の余地があることを示している。

第6章 考察

6.1 提案手法の本質的な特性と課題

本研究で提案した手法は、指導現場という日常的な文脈での知識抽出と LLM による支援を組み合わせた点に特徴がある。本節では、この手法における知識抽出のメカニズムと LLM の役割について、その本質的な特性を考察する。

6.1.1 指導現場における知識抽出の特性

指導現場における知識抽出のプロセスは、定型的なワークショップとは異なる特徴を持つことが明らかになった。特に注目すべき点は、学習者からの質問が新たな知識要素の表出のきっかけとなっている点である。例えば今回の実験では、「体重移動しながら回転させてしまっている」という学習者からの質問に対し、指導者が「歩幅を少し狭めた方が体重移動とヒップの回転を分けられる」という、プロセス知識には含まれていなかった重要な技術要素を提示するという場面が観察された。このような対話を通じた知識の表出は、指導現場ならではの特徴といえる。

また、指導現場特有の知識抽出パターンとして、同一の技術要素が学習者の状況に応じて多様に表現される現象が観察された。熟練した指導者は、学習者の動きに応じて技術要素を様々な言葉で説明していた。例えば「つま先を外側に向ける」という技術要素は、ある場面では「左右のかかとが離れないようにつけて踏みかえ」として、また別の場面では「クローズする足のつま先が内側に向かないようによせる」として説明されていた。

このような状況に応じた表現の使い分けは、広瀬・深澤 [8] が指摘する指導場面における「科学言語」と「わざ言語」の使い分けと類似している。彼らは、指導場面における対話的状況では、発話者が想定する「現実」を学習者と共有することの重要性を指摘している。また佐藤ら [19] は、インタビューによって得られた理想動作の知識構造化に加えて、実際の指導場面での新たな知識の獲得可能性を示している。本研究で観察された現象は、これ

らの知見を支持するとともに、指導現場での対話を通じて具体的にどのような知識が抽出されうるかを示すものといえる。

さらに、このような表現の使い分けを通じて、技術要素そのものの理解だけでなく、それを効果的に伝えるための指導者としての専門的知識が抽出できる可能性が示された。これは佐伯ら [9] が分析した指導者の成長プロセスにおける「経験と省察を通じた指導力の向上」とも整合する知見である。つまり、指導現場での対話を通じて抽出される知識には、技術的な要素に加えて、その技術をいかに効果的に伝えるかという指導方略に関する暗黙知も含まれているといえる。

このように、技術要素が具体的な指導場面で多様に表現され、それらが蓄積されることで、技術の本質的な理解と効果的な指導方法の両面において、より包括的な知識の獲得が可能となる。これは従来の技能伝承研究では十分に注目されてこなかった、指導者固有の知識という新たな側面を浮き彫りにするものである。

一方で、継続的な知識抽出を促進または阻害する要因も明らかになった。促進要因としては、指導者と学習者の双方にとって普段のレッスンの延長線上であること、レッスン時間外でも随時コメントの追加や質問が可能であること、そして動画を見ながら具体的な動作の瞬間を指摘できることが挙げられる。阻害要因としては、オンライン環境では実際の動作を直接修正できないこと、スマートフォンでの動画再生とコメント入力の切り替えが煩雑であること、そして日常的なシステム利用のモチベーション維持が難しいことが確認された。特にオンライン環境においては、対面指導のような即座の質疑応答や直接的な動作修正が困難なため、質疑の活発さが低下する傾向が見られた。これは、身体動作を伴う技能指導において、その場での直接的な教示の重要性を示唆している。

今後の展望として、指導現場での知識抽出の可能性をより広げるために、マルチモーダルなデータ収集方法の導入が考えられる。本研究では指導者と学習者の対話から知識を抽出したが、実際の指導場面では言語的な説明以外にも多くの情報が存在する。例えば、動作の映像データと指導者の説明を同期させた分析により、「つま先を外側に向ける」といった言語化された指示が実際の動作のどの局面でどのように実現されているかを定量的に把握することが可能となる。また、指導者のジェスチャーや視線の動きなどの非言語情報を分析することで、言語化されにくい知識の一端を捉えられる可能性がある。

6.1.2 LLM を活用した知識抽出支援の現状と展望

本研究における LLM は、人間の知識抽出活動を補完しつつも、完全な自動化を目指すものではないという特徴を持つ。実験結果から、LLM は指導現場で得られた情報から未含

有要素を高い精度で抽出できることが確認された一方で、指導の背景にある本質的な意図の理解には限界があることも明らかになった。

このことは、人間と LLM の相補的な関係性を示唆している。LLM は大量の指導事例を効率的に処理し、表層的な知識要素を抽出することで、人間の分析を支援する。特に、指導事例の蓄積が進むにつれて、LLM による網羅的な分析の価値は相対的に高まることが期待される。一方、指導の本質的な意図の理解や、技術要素間の関係性の把握は人間が担う。このような役割分担により、より効果的な知識抽出が実現可能となる。

現状の LLM が示す限界は、その学習方式に起因すると考えられる。LLM は大規模なテキストデータから統計的なパターンを学習することで言語理解を実現しているが、技能指導の文脈では同じ意図を持つ表現であっても、その場の状況（学習者の動き方、習熟度、理解度など）に応じて大きく異なる表現が用いられる。こうした状況依存的な表現の変化は、一般的な言語データでは出現頻度が低く、統計的な関連性として捉えることが困難である。しかし、この課題に対しては技術的な改善の可能性が残されている。例えば、プロンプトの最適化により状況の文脈をより明確に考慮したり、外部知識ベースとの連携（RAG）により専門分野特有の表現パターンを補完したり、特定分野向けのファインチューニングにより技能指導特有の表現変化を学習したりすることで、より深い知識抽出支援が実現される可能性がある。

さらに、本研究では LLM からの一方向的な改良提案という形式を取ったが、より効果的な知識抽出支援の実現に向けては、指導者と LLM の双方向的なコミュニケーションが有効である可能性がある。例えば、LLM が提案した改良点について指導者が疑問や反論を示し、それに対して LLM がより詳しい説明や代替案を提示するという対話的なプロセスを通じて、より本質的な技術要素の抽出や、指導者自身も意識していなかった知識の表出を促すことができると考えられる。このような対話的アプローチは、田中ら [10] が提案する異なる役割を持つ LLM エージェント間の対話による創造的な知識生成の考え方とも整合する。彼らは、複数のエージェントが対話的にアイデアを生成することで、単一のエージェントでは得られない多様な発想を引き出せることを示している。同様に、指導者と LLM の対話的な知識抽出プロセスは、単なる知識の抽出や整理を超えて、新たな気づきや省察を促す可能性を秘めている。

6.2 技能伝承における知識構造の再考

6.2.1 CHARM の適用における本質的な課題

本研究の実験結果は、社交ダンスにおける指導現場でのインタラクションを通じて新たな知識を抽出できることを示した一方で、CHARM による知識表現に一定の限界があることも示唆した。この限界は単なる手法の問題ではなく、技能伝承における知識構造の本質に関わる重要な示唆を提供している。

CHARM は本来、行為間の目的達成関係を記述するためのモデルであり、「ある目的を達成するために必要な行為の系列」を階層的に表現することを意図している。例えば介護現場での食事介助では、「安全に食事を提供する」という目的に対して、「誤嚥を防ぐ」という中間的な目的があり、それを達成するために「適切な姿勢を保持する」「一回の食事量を調整する」といった具体的な行為が必要となる。これらの行為は時間的な順序ではなく、目的を達成するための論理的な必然性によって結びついている。同様に、製造業では「品質の高い製品を生産する」という目的に対して、「精度の高い加工を実現する」という中間的な目的があり、それを達成するために「工具の状態を確認する」「適切な加工条件を設定する」といった行為が必要となる。このように、目的と手段の論理的な階層関係を記述することが CHARM の本来の使用法である。

しかし、本研究で作成した社交ダンスのプロセス知識は、結果的に CHARM の本来の意図から外れた使用方法となっていた。例えば、クカラチャの動作において「右足に立つ」「左足を左へ送る」「左足を横にステップする」という行為の連鎖は、CHARM の階層構造として記述されている。しかし、これらの行為は上位の目的を達成するための手段という関係にはない。むしろ、これらは時間軸に沿って順序付けられた一連の動作の分解に過ぎない。さらに重要な点として、「軸に関して：背骨が上から吊り下がっている感じ、頭と背骨が床に対して垂直になるイメージ」といった技能全体を通じて維持すべき重要な原理的要素が、階層構造の中で適切に表現できず、最上位のノードの属性として記述せざるを得なかった。

このような問題の分析を通じて、社交ダンスのような身体技能の分野では、知識構造に異なる性質を持つ二つの側面が存在することが明らかになった。一つは時系列的な動作の連鎖である。例えば「クカラチャ」という動作は、特定の身体の動きが、決められた時間的順序で実行されることで初めて成立する。この時系列的な順序は、目的達成のための論理的な必然性というよりも、その技能に固有の約束事として存在している。

もう一つは原理的な知識の階層構造である。本研究で明らかになった「つま先を外側に

向ける」「軸を床に対して垂直に保つ」「脚をだす, 体重を移動する, ヒップを回転するを分ける」「常に床に力をかけ続ける」という四つの技術要素は, 個々の動作の時系列的な順序とは独立に, その技能全体を支える原理として機能している. これらの要素は特定の時点での動作としてではなく, 繼続的に維持すべき要件として存在する.

この分析は, 技能の知識構造をより適切に表現するための方向性を示唆している. すなわち, 原理的な要素(「なぜその動作が必要か」「どのような効果を意図しているか」)の記述には CHARM の目的-手段の階層構造を活用し, 一方で具体的な動作の時系列的な記述には別の表現形式を用いるという, 二元的なアプローチが必要である.

このような知識構造の二重性を踏まえ, より体系的な理解のための枠組みが必要となる. 以下では, まず技能分野全般を分類するための階層モデルを提示し, 次に実際の動作がどのような特性を持つかという観点からの分類を行う. これらの分類枠組みは, 各技能分野に適した知識表現方法を選択するための指針となる. 社交ダンスの場合, 時系列的な動作の記述には単層的な表現を用い, その背後にある原理的な要素の記述には CHARM の目的指向的な記述を組み合わせるという方法が適切であると考えられる.

6.2.2 技能分野における知識の階層性

まず, 技能を 4 つの階層で捉える知識構造モデルを提案する. 具体的には以下の 4 層である.

1. 目標層 : その分野が最終的に目指すもの, 評価基準となるもの
2. 原理層 : 目標を実現するための基本的な法則や原理
3. 認知層 : 人が持つ内的な判断基準やメンタルモデル
4. 実行層 : 実際に観測可能な行動や動作

この 4 層構造に基づき, 各層の知識が形式化されているか(明示的か), されていないか(暗黙的か)によって技能分野を分類することができる. 表 6.1 は, その組み合わせによる 16 パターンを示したものである. ここで○は明示的(形式化されている), ×は暗黙的(形式化されていない)を表す.

例えば単純な機械操作では, すべての層が形式化されており(○, ○, ○, ○), 完全な自動化が可能である. 一方, 本研究で対象とした社交ダンスのような分野では, 実行層の動作は観察可能である(○)ものの, 他の層は形式化されていない(×, ×, ×). すなわち目標層における評価基準, 原理層における動作の原理, 認知層における指導者の判断基準が, いずれ

も暗黙知, もしくは形式化されていない知識として存在している.

製造業の技能伝承では, 目標層は製品の機能や性能として明確に定められており (○), 原理層も物理法則として解明されている場合が多い (○). しかし認知層, すなわち熟練技能者がどのように状況を判断し対応を決定しているかという内的なプロセスは暗黙知として残されている (×) 場合が多い. また実行層である具体的な作業動作は観察可能である (○).

このように技能を階層的に捉え, 各層の形式化状況を分析することで, 技能伝承における課題をより具体的に特定することができる. さらに, この分類は知識抽出のアプローチ方法の選択にも示唆を与える. すなわち, 上位層が形式化されている分野では目標からの演繹的なアプローチ (トップダウン型) が可能である一方, 上位層が暗黙的な分野では実行層からの帰納的なアプローチ (ボトムアップ型) が必要となる.

6.2.3 実行層の特性による分類

前項で示した形式化状況による分類に加えて, 実行層の基本的特性による分類も重要である. 特に「連續性」と「順序性」という 2 つの観点から技能分野の特徴を捉えることで, より適切な知識表現方法の選択が可能となる.

連續性とは, 実行要素を明確に区切れるか否かを示す. 例えば料理では「材料を切る」「調味料を加える」のように, 各作業を明確に区切ることができる. 一方, 社交ダンスでは動作が連續的に流れしており, 個々の動作の境界を明確に区切ることは困難である.

順序性とは, 要素間に明確な順序関係があるか否かを示す. プログラミングのように論理的な依存関係から順序が強く制約される分野がある一方で, 絵画制作のように作業の順序が比較的自由な分野も存在する.

これら 2 つの軸により, 技能分野は表 6.2 に示すように 4 つに分類できる. 「連續的・順序性強」には社交ダンスやバイオリン演奏が該当し, 行為の境界が明確でなく切り分けが困難でありながら, 一定の順序関係が存在する. 「連續的・順序性弱」には格闘技や理学療法が該当し, 行為は連續的でありながら状況に応じて順序が変化する. 「離散的・順序性強」にはプログラミングや料理が該当し, 明確なステップと定められた順序関係を持つ. 「離散的・順序性弱」には華道や看護が該当し, 個々の作業は明確だが状況に応じて順序を選択可能である.

この分類から, 社交ダンスのような「連續的・順序性強」の分野に対して CHARM を適用する際の本質的な課題が明らかになる. CHARM は本来, 離散的な作業ステップを階層

的に表現することを意図して設計されている。そのため、連続的な動作を離散的なステップに分解して表現せざるを得ず、動作の連續性や流れを十分に表現できない。このことは本研究で明らかになった4つの重要な技術要素（「つま先を外側に向ける」「軸を床に対して垂直に保つ」「脚をだす、体重を移動する、ヒップを回転するを分ける」「常に床に力をかけ続ける」）の扱いにも表れている。これらの要素は動作全体を通じて継続的に意識すべき前提条件であり、離散的なステップの一部として表現することは本質的に困難である。

このような分析は、技能分野の特性に応じた知識表現方法の選択の必要性を示唆している。例えば離散的で順序性の強い分野では、CHARMのような階層的なプロセス表現が効果的である。一方、連続的な要素を含む分野では、動作の連續性や前提条件を適切に表現できる新たな知識表現方法が必要となる。

6.2.4 社交ダンスにおける知識表現方法の提案

これまでの分析により、技能の特性に応じた適切な知識表現方法の選択が重要であることが明らかになった。特に社交ダンスのような身体技能においては、その知識構造の二重性を適切に表現できる方法が必要となる。

本研究で示した二つの分類枠組みから、社交ダンスは以下のようない特徴を持つことが分かる。まず4層構造における形式化状況の観点では、実行層のみが形式化され(○)、目標層、原理層、認知層は暗黙的(×)である。これは、動作そのものは観察可能であるものの、その背後にある原理や目標が十分に形式化されていない状態を示している。また実行層の特性という観点では、「連続的・順序性強」に分類され、動作が連続的に流れる一方で一定の順序関係を持つという特徴を示している。

これらの特徴を踏まえ、社交ダンスにおける知識表現は以下の二つの側面を明確に分離して扱うべきである。第一に時系列的な動作の記述である。動作を単層的な時系列構造として記述することで、CHARMで誤って表現していた目的-手段の階層関係から解放され、動作の本質的な連續性を適切に表現することが可能となる。具体的な表現形式としては、まず基本となる動作の系列を言語情報として記述し、そこにモーションキャプチャなどの定量的な動作データをセグメンテーションによって紐付けていく方法が考えられる。これにより、動作の連續性を保持しながら、必要に応じて離散的な分析も可能となる。

第二に原理的な要素の記述である。これには伊集院ら[20]の研究で提案された目的指向知識の枠組みを拡張して活用する。従来のCHARMでは一つの行為に一つの目的しか紐付けられなかったが、目的指向知識では複数の目的を持つことができる。これにより、例え

目標層	原理層	認知層	実行層	該当分野の例	特徴
○	○	○	○	単純な機械操作	全ての層が解明・形式化され、完全な自動化が可能
○	○	○	×	産業用ロボットの教示作業	何をすべきかは明確だが、実行時の微調整が必要
○	○	×	○	スポーツの基本動作	理想的な動きは知られているが、習得プロセスは個人差大
○	×	○	○	熟練工の検品作業	目標は明確で動作も観察可能だが、判断基準が暗黙的
×	○	○	○	現代アート制作	手法は確立されているが、何を表現するかは作家次第
○	○	×	×	高度な機械加工	目標と原理は明確だが、実現方法に熟練を要する
○	×	○	×	接客サービス	目標は明確だが、その実現方法は状況依存
○	×	×	○	スポーツの戦術執行	勝利という目標は明確だが、実現プロセスは複雑
×	○	○	×	即興音楽演奏	音楽理論は明確だが、表現と実行は個人的
×	○	×	○	伝統工芸の基礎技法	基本的な技法は確立されているが、その価値は解釈次第
×	×	○	○	ストリートダンス	個人の表現は明確だが、評価基準は主観的
○	×	×	×	研究開発職	目標は明確だが、実現方法は試行錯誤
×	○	×	×	芸術作品の模写	技法は明確だが、価値や習得は個人的
×	×	○	×	カウンセリング	対人的な判断は可能だが、他は状況依存
×	×	×	○	創作ダンス	動きは観察可能だが、他の要素は主観的
×	×	×	×	新しい芸術分野の開拓	全ての層が未解明で探索的

表 6.1: 技能における 4 層構造の分布と特徴

	順序性強	順序性弱
連続的	<p>特徴:</p> <p>行為の境界が明確でなく切り分けが困難, かつ順序関係が重要</p> <p>具体例:</p> <ul style="list-style-type: none"> ・社交ダンス※ ・バイオリン演奏※ 	<p>特徴:</p> <p>行為の境界が明確でなく切り分けが困難, かつ状況に応じて順序が変化</p> <p>具体例:</p> <ul style="list-style-type: none"> ・格闘技※ ・理学療法※
離散的	<p>特徴:</p> <p>明確なステップと定められた順序関係を持つ</p> <p>具体例:</p> <ul style="list-style-type: none"> ・料理 ・プログラミング 	<p>特徴:</p> <p>個別の作業は明確で状況に応じて 順序を選択可能</p> <p>具体例:</p> <ul style="list-style-type: none"> ・華道 ・看護

表 6.2: 実行層の特性による技能分野の分類 (※は身体動作を伴うもの)

ば「つま先を外側に向ける」という動作が「バランスを保つ」「美しく見せる」「次の動作への準備をする」といった複数の目的を持つことを表現できる。このような多目的性の表現は、これまで暗黙的になっていた認知層(熟練者の判断基準)や原理層(動作の原理)の形式化につながる可能性がある。さらに、それらの目的間の関係性を分析することで、社交ダンスという技能の目標層における価値基準の解明にも寄与すると考えられる。

このような二元的なアプローチは、技能の段階的な習得においても有効性を発揮すると考えられる。学習者はまず時系列的な動作の系列を基本的な枠組みとして習得し、その後、各動作が持つ複数の目的を理解していくことで、より深い技能の理解と習得が可能となる。特に、ある動作が複数の目的を持つことの理解は、状況に応じた適切な動作の選択や、新しい状況への対応力の向上につながると期待される。

今後の課題として、まずはこの二元的なアプローチの有効性を実践的に検証する必要がある。具体的には、実際の指導現場でこの枠組みを用いた知識記述を試み、その効果を評価することが重要である。その上で、時系列的な動作記述と目的指向的な知識記述を統合的に扱えるシステムの開発へと進むことが望ましい。このアプローチは社交ダンスに限ら

ず、本研究で示した分類枠組みにおいて類似の特徴を持つ技能分野への適用が期待できる。例えば、バイオリン演奏のような「連続的・順序性強」の分野や、実行層のみが形式化された他の身体技能において、同様の知識表現方法が有効である可能性がある。さらに、各技能分野の特性に応じて本アプローチを適切に調整することで、より広範な技能伝承の課題解決に貢献できると考えられる。

第7章 まとめと今後の展望

本研究は、技能伝承の現場において、熟練技能者の持つ知識を継続的に抽出・共有できる持続可能な仕組みの確立を目指したものである。この目的を達成するため、本研究では「指導現場での対話収集」と「LLMによる知識抽出支援」を組み合わせた新しい手法を提案し、社交ダンスを対象とした実証実験を通じてその有効性を検証した。

提案手法の特徴は、第一に指導現場という日常的な文脈に着目した点にある。従来の知識発現手法では、特別なワークショップの場を設定して知識抽出を行う必要があったため、継続的な実施が困難であった。これに対し本研究では、指導者と学習者の自然なやり取りの中から知識を抽出することで、より持続可能な仕組みの実現を目指した。第二の特徴は、LLMを知識抽出支援ツールとして活用した点である。これにより、収集された対話から新たな知見を抽出し、それを既存の知識体系に統合していく過程を支援することを試みた。

実証実験では、石川県内のダンススタジオの協力を得て、指導者2名と学習者13名による約5週間の実践を通じてデータを収集した。分析の結果、以下の点が明らかになった。

第一に、指導現場での知識抽出の実現可能性が確認された。収集された指導コメントの76%に未含有要素が含まれており、日常的な指導活動の中で新たな知識要素を継続的に抽出できることが示された。特に学習者からの質問が、指導者の暗黙知を引き出すきっかけとなる場面も観察された。また、同じ技術要素が学習者の状況に応じて多様に表現されるという、指導現場特有の知識抽出パターンも確認された。

第二に、LLMによる知識抽出支援の有効性が示された。LLMは未含有要素の抽出において高い精度(F 値0.928)を示し、知識の体系的な整理に貢献できることが確認された。ただし、指導の本質的な意図の理解には限界があり、人間の専門的な解釈が必要不可欠であることも明らかになった。

さらに重要な発見として、社交ダンスにおける知識構造の二重性が示唆された。すなわち、時系列的な動作の連鎖という側面と、その背後にある原理的な知識という側面が存在する可能性がある。この発見に基づき、技能を「目標層」「原理層」「認知層」「実行層」と

いう4層で捉える分類枠組みと、実行層の特性による分類枠組みを提案した。これらの枠組みは、技能分野の特性に応じた適切な知識表現方法の選択に貢献するものである。

特に社交ダンスについては、時系列的な動作を単層的に記述し、その背後にある原理的な知識をCHARMや目的指向知識の枠組みで表現するという、二元的なアプローチを提案した。このアプローチは、社交ダンスに限らず、同様の特性を持つ他の身体技能分野にも適用できる可能性がある。

本研究の主な貢献は以下の3点にまとめられる。

1. 持続可能な知識抽出の仕組みの提案:

従来のワークショップ形式での知識抽出に代わり、指導現場での日常的な対話とLLMを組み合わせた新しい知識抽出の枠組みを提示した。これにより、より持続可能な技能伝承の仕組みの実現可能性を示した。

2. 身体技能における知識構造の解明:

社交ダンスを事例として、身体技能における知識構造の二重性を明らかにした。また、この知見に基づいて技能分野を体系的に分類する枠組みを提案し、技能伝承研究の理論的基盤の拡充に貢献した。

3. 知識表現方法の選択指針の提示:

技能の特性に応じた適切な知識表現方法の選択指針を示した。特に、時系列的な動作記述と原理的な知識記述を分離するという新しいアプローチを提案し、その有効性を示した。

今後の課題としては、以下の点が挙げられる。

1. マルチモーダルなデータ収集・分析の実現:

動作の映像データや非言語情報など、より多角的なデータの収集と分析を行うことで、より豊かな知識体系の構築を目指す必要がある。

2. LLMの活用方法の高度化:

専門分野に特化した事前学習や、指導者の意図理解に焦点を当てたプロンプト設計の改善など、LLMの活用方法をさらに発展させる必要がある。

3. 二元的アプローチの検証と展開:

提案した時系列的動作記述と原理的知識記述の二元的アプローチについて、実践的な検証を行うとともに、他の技能分野への展開可能性を探る必要がある。

これらの課題に取り組むことで、より効果的な技能伝承の実現に向けて研究を発展させる可能性がある。

参考文献

- [1] 独立行政法人 労働政策研究・研修機構. ものづくり産業における技能継承の現状と課題に関する調査. <https://www.jil.go.jp/institute/research/2020/194.html>, 2020. (最終閲覧日:2024年10月25日).
- [2] Tatiana Gavrilova, Tatiana Andreeva. Knowledge elicitation techniques in a knowledge management context. *Journal of Knowledge Management*, 16(4):523–537, 2012.
- [3] 西村 悟史, 大谷 博, 畠山 直人ら. 現場主体の知識発現方法の提案. 人工知能学会論文誌, 32(4):C-G95-1–15, 2017.
- [4] Michael Polanyi. *The Tacit Dimension*. University of Chicago Press, Chicago, 1966.
- [5] 野中 郁次郎, 竹内 弘高. 知識創造企業. 東洋経済新報社, 1996. 梅本勝博 訳.
- [6] 内平 直志, 西村 拓一. 現場で表出する人間の気づきや潜在知識のデジタル化: Human centric デジタルツインへの提言. <http://hdl.handle.net/10119/18532>, 2022. (最終閲覧日:2024年10月25日).
- [7] Michael Grahame Moore. Three types of interaction. *American Journal of Distance Education*, 3(2):1–7, 1989.
- [8] 広瀬 健一, 深澤 浩洋. スポーツにおける言語論再考. 体育・スポーツ哲学研究, 1号(40巻):53–62, 2018.
- [9] 佐伯 悅彦, 中村 康則, 向後 千春. 救急医療現場における看護ojt指導者の成長プロセス. 日本教育工学会論文誌, Suppl. 号(41巻):49–52, 2017.
- [10] 田中 孝明, 大坪 舜, 伊藤 孝太郎ら. LLM マルチエージェントを用いたアイディエーション応用とアイデア評価手法に関する研究. 人工知能学会全国大会論文集, JSAI2024(38):4G3GS205, 2024.
- [11] 尾崎大晟, 中川智皓, 内藤昭一ら. LLM による前提生成ステップを用いた反論の攻撃

力向上手法. 人工知能学会全国大会論文集, SAI2024(38):3F1GS1004, 2024.

- [12] L. Welz, C. Lanquillon. Enhancing large language models through external domain knowledge. *Artificial Intelligence in HCI*, 14736:125–146, 2024.
- [13] Patrick Lewis, Ethan Perez, Aleksandra Piktus et al. Retrieval-augmented generation for knowledge-intensive nlp tasks. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 33, 2020.
- [14] Wen-Cheng Shen, Fu-Ren Lin. The design of ai-enabled experience-based knowledge management system to facilitate knowing and doing in communities of practice. *Knowledge Management in Organisations*, 2152:292–303, 2024.
- [15] 鵜飼孝典. LLM を利用したイベント中心ナレッジグラフにおけるイベント予測. 人工知能学会第二種研究会資料, 2023(SWO-061):08–, 2023.
- [16] Satoshi Nishimura, Yoshinobu Kitamura, Munehiko Sasajima et al. Charm knowledge and its application to nursing guidelinesintegration. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 27(4):697–701, 2008.
- [17] 西村 悟史, 笹嶋 宗彦, 來村 徳信ら. 目的指向の看護手順学習に向けた複数観点からの知識閲覧システム charm pad と新人看護師研修への実践的活用. 人工知能学会論文誌, 30(1):22–36, 2015.
- [18] 加藤 晶太, 権野 めぐみ, 伊集院 幸輝ら. 日常業務内での”知識発現”の提案-事例収集と動画添削指導の支援システムの開発. 情報処理学会研究報告 (Web), IS-164(6): 1–6, 2023.
- [19] 佐藤 航, 山本 葵, 熊谷 小百合ら. 身体動作の指導知識構造化方法の提案. 情報処理学会論文誌, 65(1):113–125, 2024.
- [20] 伊集院 幸輝, 小早川 真衣子, 飯野 なみら. 作業手順内の目的を表出し構造化する方法の提案—介護現場での目的指向知識構造化. 情報処理学会論文誌, 63(1):104–115, 2022.

付錄 A 資料

XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX