

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	実験の準備	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	結果	29
第 6 章	考察	30
第 7 章	まとめ	31
付録 A	資料	34

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	27
4.16	指導者の LLM の出力に対するコメント	28

表目次

5.1 表のキャプション	29
------------------------	----

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(動作知識)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 が解析し既存の動作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動作知識を改良する。

- 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。

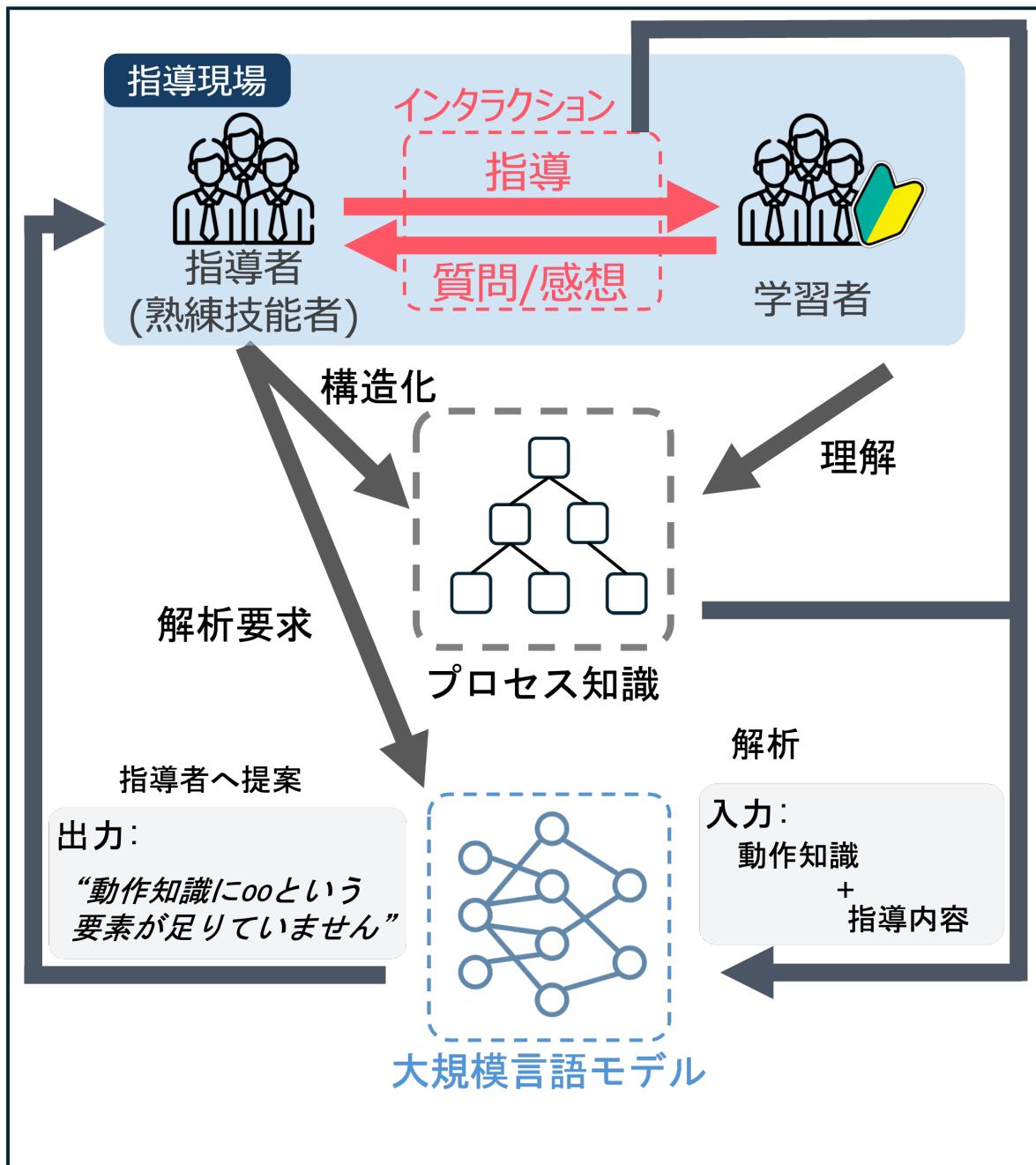


図 3.1: 提案手法の全体像

第 4 章 実験の準備

提案手法の有効性を検証するため, 実験環境の整備を行った. 本章では, プロセス知識の記述方法の選定から, 指導現場でのインタラクション収集の仕組み, LLM を用いた知識抽出支援機能の開発に至るまでの準備について説明する.

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.

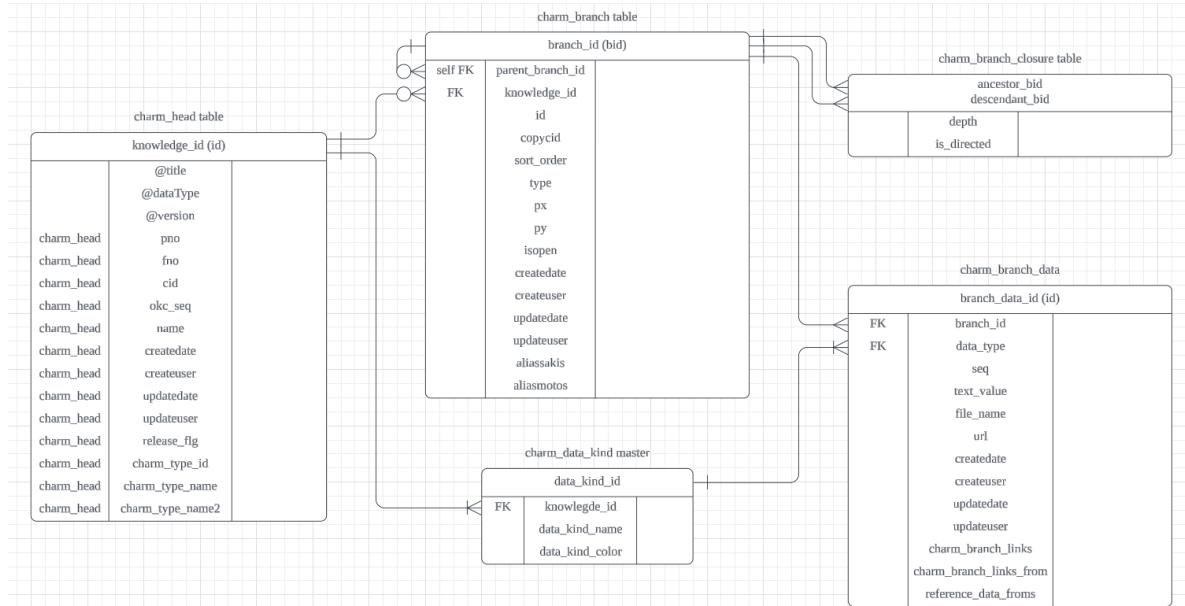


図4.1: CHARM のリレーションナルデータベース表現

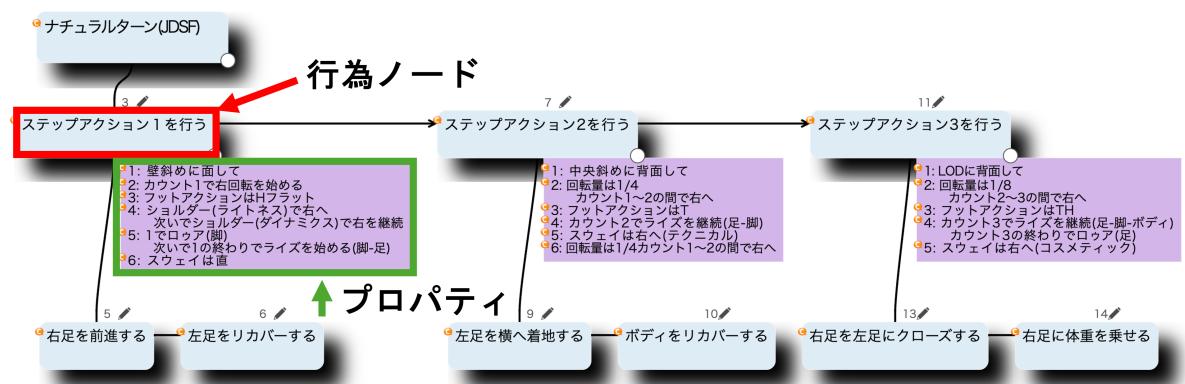


図4.2: CHARMに基づいて記述した社交ダンスのナチュラルターンに関するプロセス知識

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プロンプト設計と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。

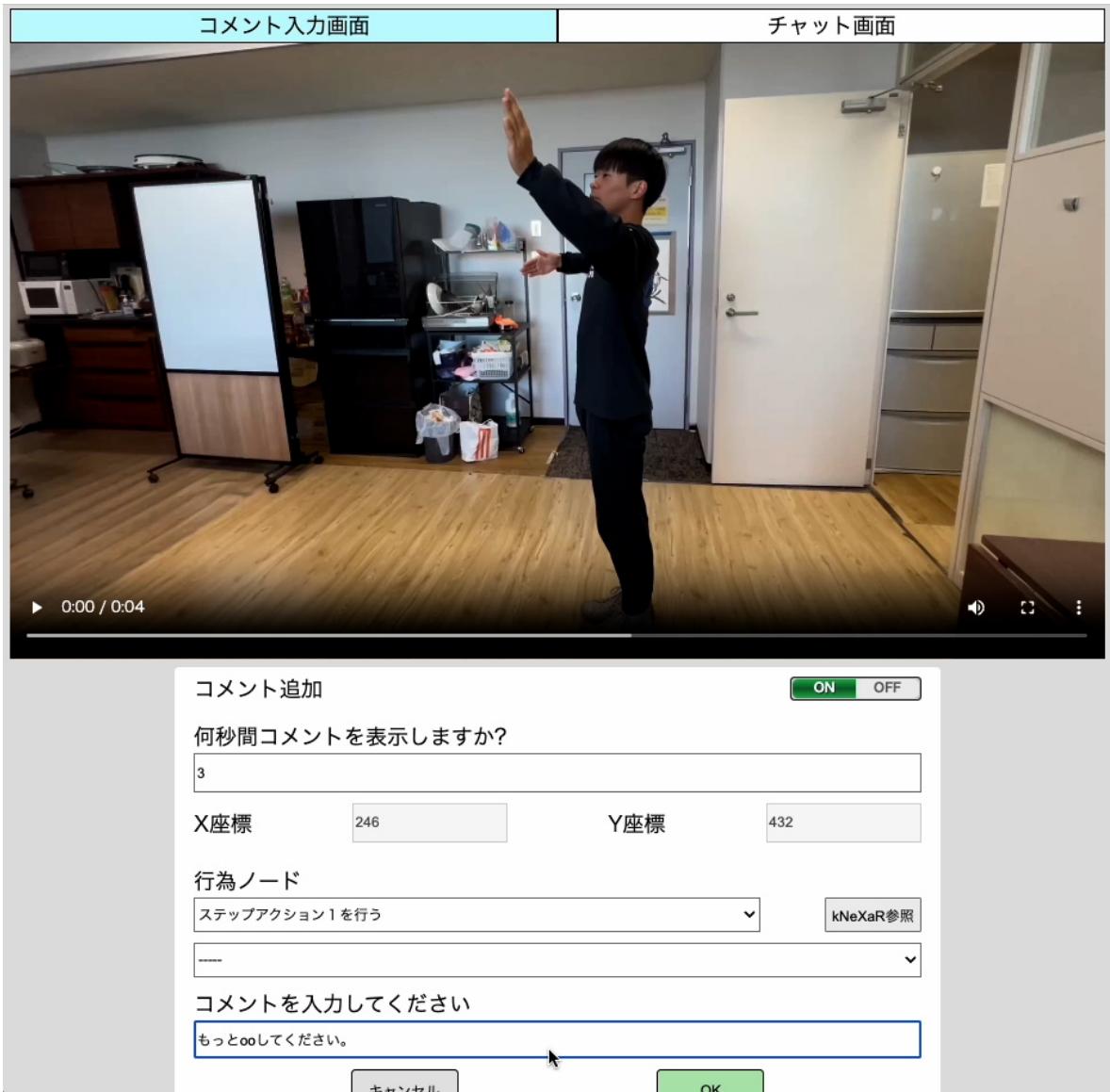


図 4.3: アノテーション画面

実験の設定

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

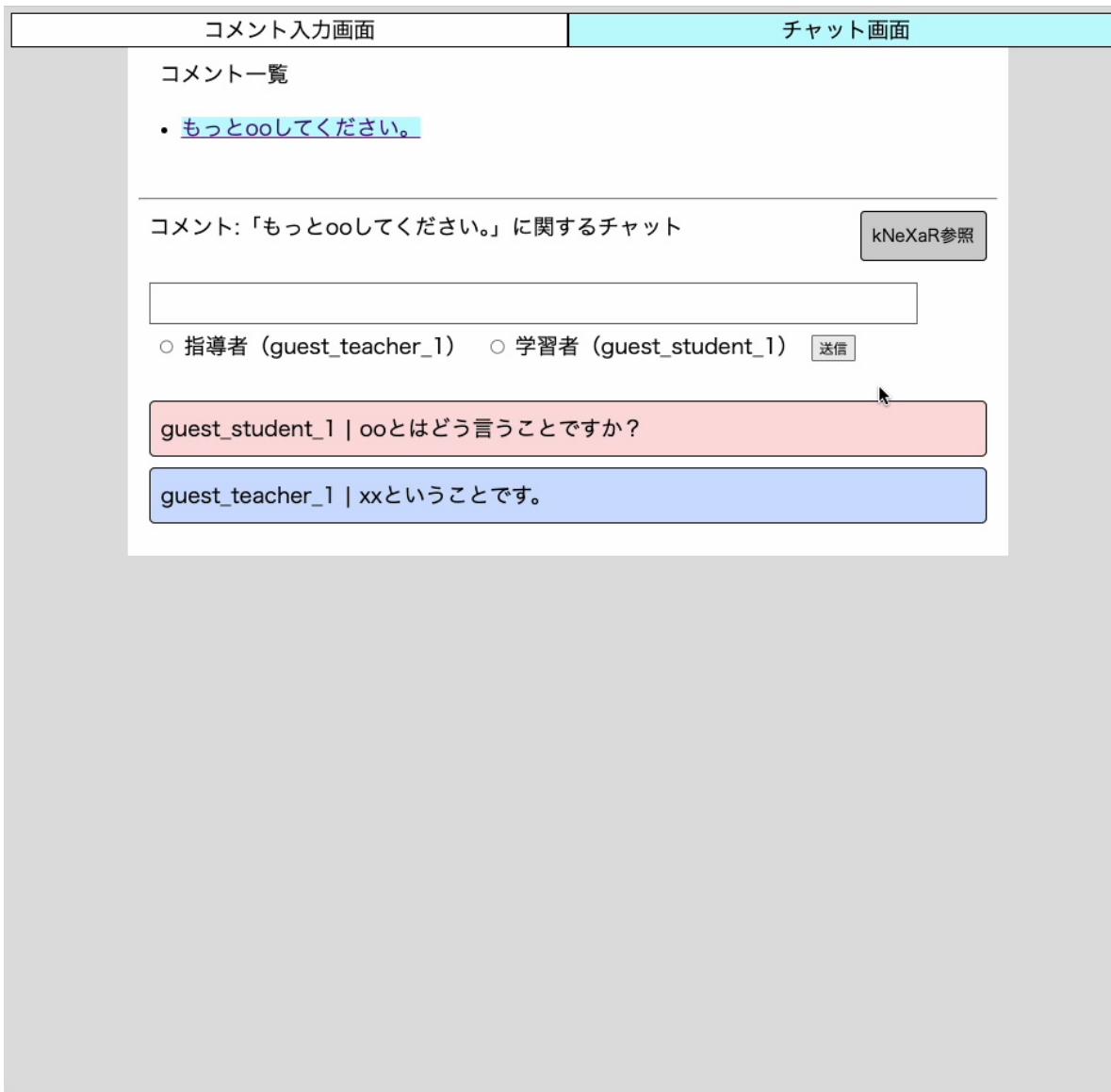


図 4.4: やりとり画面

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.

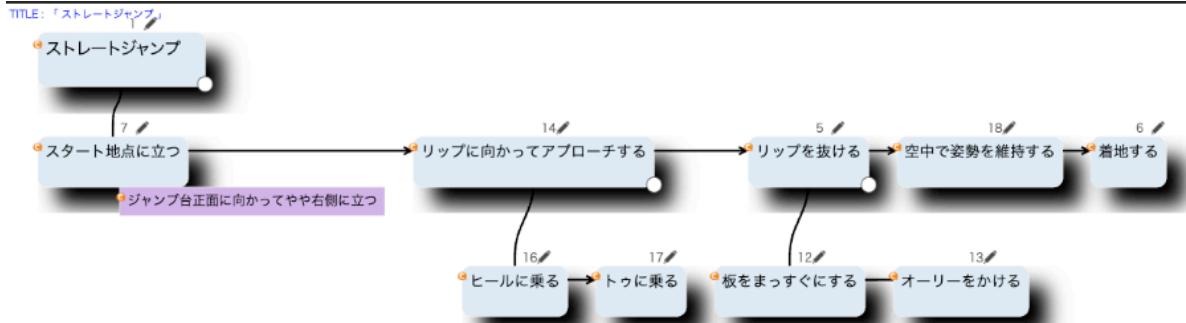


図 4.5: スノーボードのプロセス知識

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、先の実験で利用可能性が gpt-4o より優れていることが示された Claude Sonnet 3.5 について、知識抽出支援ツールとして最低限の機能を実現できるか検証を行なった。

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

実験の設定

具体的には、指導者が学習者に指導した内容や学習者とのやり取りの中で、プロセス知識に含まれていない指導コメントと双方向コミュニケーションを LLM が抽出することができるか検証した。実験協力者は経験年数 15 年の指導者 1 人と、経験年数 1 年の学習者 1 人である。プロセス知識としてモデルの選定で使用した社交ダンスのナチュラルターン

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

のプロセス知識（図 4.2）を用いた。続いて学習者がナチュラルターンを実践している動画を撮影し、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。LLM 評価のために、指導者に対して、システム上で実指導を行う際に以下の 3 種類の指導コメントを入力するよう指示した。また指導者は、それらの指導コメントに対して想定される指導者と学習者のやり取りも入力した。

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

<p>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：</p> <ol style="list-style-type: none"> スタート地点に立つ: <ul style="list-style-type: none"> 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: <ul style="list-style-type: none"> 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: <ul style="list-style-type: none"> 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: <ul style="list-style-type: none"> 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考慮する。 着地する: <ul style="list-style-type: none"> 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。 	<p>全体的な改善点:</p> <ol style="list-style-type: none"> 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。 <p>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。</p>
--	--

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

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

LLM がこれらのコメントのうち、プロセス知識に記載されていない内容を抽出し、その部分についてプロセス知識の改良提案を行うことができるか検証を行なった。

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。

<p>-指導コメント-</p> <p>"ダイナミックスウェイをしましょう。"</p> <p>-やりとり-</p> <p>[学習者]："ダイナミックスウェイとはなんでしょうか?"</p> <p>[指導者]："骨盤から上を横に傾けることです"</p>
--

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、作成したプロンプトには以下の内容を記述した。

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

図 4.15 を見ると，“改良点 1”と“改良点 2”においてプロセス知識に含まれていない内容の指導コメントに関する言及が見られる。

“改良点 1”では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を含む指導コメントのうち、プロセス知識に記載されていない内容だけを抽出し、改良点を提案している。具体的にはやりとり情報から右回転に関する要素を抽出し、ステップアクション 1 の動詞の詳細プロパティへの追記を促している。

“改良点 2”ではプロセス知識に記載されていない内容を抽出し、改良点を提案している。具体的には指導コメントとやりとり情報からダイナミックスウェイに関する要素を抽出し、“左足を横へ着地する”行為ノードと“ボディをリカバーする”行為ノードの間にダイナミックスウェイに関する新たな行為ノードを追加することを促している。

また当出力において、プロセス知識にすでに記載されている“壁斜めに面して進む”ことに関する言及はなかった。

さらに“改良点 3”では指導コメントとやり取りでは一切言及されていない内容に関する改良提案を行っている。これは LLM がプロセス知識を解析し、独自に行った改良提案である。

次に、この出力結果を指導者に確認してもらった。その時の抜粋及び補足したコメントを図 4.16 に示す。

-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

図 4.16 から, LLM の出力は指導者から見ても改良位置や内容についておおよそ合っていると考えられる. また, 改良点 1 に対する指導者のコメントから, LLM の改良提案に誤差があつても人間の確認によって補完できる範囲内であることが伺える. さらに, 改良点 3 に対する指導者のコメントから, LLM が指導者も重要なプロセス知識の改良提案をできていることがわかる.

4.3.3 インターフェイスの実装

第 5 章 結果

xxxxxxxxxxxxxxxxxxxx

表 5.1 が示すように...

	a	b
1	0.25	0.33
2	0.75	0.66

表 5.1: 表のキャプション

第6章 考察

- ・暗黙知を暗黙知のまま伝えること. 形式知化する必要性.
- ・手続き知識の問題点.
- ・オンライン指導の文化の醸成.

第7章 まとめ

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.

付録 A 資料

XXXXXXXXXXXXXXXXXXXX