後方伸身宙返りの段階的学習をサポートする練習支援システム

髙橋 洸汰* 岡部 誠*

概要. 器械体操の床種目における後方伸身宙返りを対象に、段階的学習支援と言語フィードバックを統合した練習支援システムを提案する. 提案システムは、スマートフォンやタブレットで撮影した演技動画を姿勢推定し、得られた姿勢情報を採点規則に基づく減点リスクとしてアニメーション形式で可視化し、角度変化を演技評価に直結して理解できる機能を提供する. さらに、初級者から上級者までの演技を解析し、演技間の類似度マップを作成し表示する. 学習者はマップの中から次の目標となる演技を選択し練習の参考とすることで段階的な学習を行うことができる. 加えて大規模言語モデル(LLM)を活用し、目標の演技と自身の現在の演技の違いを解析させ、自然言語での改善指導を行う. 初級者・中級者のスキルレベルからなる体操経験者を対象に評価実験を実施し、改善点の明確化や学習意欲向上に効果が確認された.

1 はじめに

器械体操は空中での回転運動や複雑な身体操作を含む競技であり、演技中に自らの姿勢や動きをリアルタイムで視覚的に確認することは困難である. そのため、技術の習得や改善には動画撮影や指導者からのフィードバックといった外部支援が必要となる. しかし、学校の部活動など多くの練習現場では指導者数が限られており、全ての選手に十分な指導を行うことが難しい. 加えて部活動の練習時間が制限されており、短時間で効率的に学習できる仕組みが求められている. こうした状況下で特に初級者は、自身の演技動画を確認しても具体的な改善点を判断しにくい. 模倣学習は有効であるが[7]、理想演技との技術的なギャップが大きい場合、改善の道筋を掴みにくく、効率的な上達を妨げる要因となっている.

従来の映像分析ツール[11,12]は,演技動画の再生や関節角度の折れ線グラフ表示など,視覚的・定量的な情報の提示には有用である[17,20].しかし,提示された映像や角度を学習者自身が解釈して改善点を判断する必要があり,初級者にとって十分な学習支援とはいえない.さらに,次に何を学習すべきかといった学習経路の提示や指導者のような言語フィードバックを提供する機能も不十分である.

本研究では、図1(右)のように空中で腰や膝を曲げずに宙返りを行う、後方伸身宙返りに焦点を当てた練習支援システムを提案する。本システムでは従来の視覚的・定量的分析機能に加えて、採点規則に基づく減点リスクを円グラフのアニメーションとして可視化し、姿勢の乱れが採点にどのような影響を与えるかを直感的に理解できる機能を提供する。さ







図 1. 初級者(左), 中級者(中), 上級者(右)の演技例.

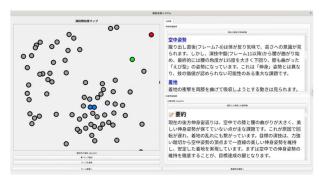


図 2. 段階的学習支援(左)と言語フィードバック(右)の UI 画面. 類似度マップ上の赤点・緑点・青点は図1 の各枠色に対応した演技である.

らに、初級者から上級者までの演技データ(図 1)を解析して類似度マップ(図 2(左))を構築する. マップにより、学習者は現在の演技(赤点)を確認しながら次の目標となる演技(緑点)を参考にし、理想演技(青点)へと近づく段階的学習ができる. また、図 2(右)の大規模言語モデル(LLM)[1]による言語フィードバック機能は、「空中で腰が曲がっています. 腹筋と背筋に力を入れましょう.」といった具体的な改善点を自然言語で提示する. これにより、学習者は自身の課題を理解し、自律的に練習を進めることができる.

Copyright is held by the author(s).

^{*}静岡大学

2 関連研究

スポーツの上達支援には、補助器具や映像確認、 戦術分析[6,7,10,17,20]など様々な手段がある. 近 年は ICT の活用により[25, 26, 27], 動作の数値化や 可視化, AI 自動採点[8,9]が進んでいる. 器械体操 分野でも 3D カメラや LSTM[16]を用いた演技分析 システム [11, 12]がある. これらは演技を客観的に 可視化する点で有用だが、評価や改善点の解釈は選 手に委ねられており、特に初級者の学習支援として は不十分である. また, 上級者の演技を観察するこ とで技術習得を促進することが報告されている[3] が、初級者は上級者との技術的ギャップが大きく、 理想演技の模倣だけでは改善の方略が不明瞭になり やすい. そのため, 技能を分解して段階的に学習効 果を高める方法が有効とされている[4,5]が、学習者 のレベルに応じた中間目標を可視化し、学習経路の 提示を支援する枠組みは十分に検討されていない.

3 後方伸身宙返り

後方伸身宙返りは、器械体操の床種目において伸 身姿勢を維持した状態で後方に宙返りする技であり, 空中姿勢の体幹コントロールやひねり技などの高度 な技術の基盤となる基礎技である. 伸身姿勢とは国 際体操連盟(FIG)の採点規則[22, 23]によって「肩か ら腰を通り、足首までが一直線の姿勢(図 1(右))であ り、後方伸身宙返りのような動的な技ではわずかに 胸を含む、あるいは反った姿勢も許容される」と定 義されている.また,腰や膝が曲がった場合(図1(左・ 中))は、姿勢不十分と判断され減点となるだけでな く「屈伸宙返り」や「抱え込み宙返り」といった別 の技として認定されてしまい、演技の得点に大きく 影響する. この伸身姿勢は宙返り全体で維持される 必要はなく、踏切(地面から足が離れた瞬間)から身 体が逆さになった位置(頭が真下・足が真上の姿勢) の 30 度後までの区間において維持されることが求 められる[24]. 図 1(右)は逆さ位置から身体が 30 度 傾いた位置を示している. この区間以降は着地動作 に備えて腰を曲げても減点対象とはならない.

4 ユーザインタフェース

インタフェースはデータ選択を行うホーム画面, 視覚的・定量的分析機能を提供する画面,段階的学 習支援と LLM によるフィードバックを提供する画 面の三つで構成されている(詳細は付録の動画参照).

4.1 動画撮影と入力

本研究では、部活動などの一般的な練習環境での 実用性を重視し、高価な特殊機材を用いずに演技動 画を撮影した. 撮影には市販のスマートフォン (iPhone15)やタブレット(iPad Air 第5世代)を用い、解像度4K,フレームレート30fpsとした.カメラは演技者の移動方向に対して真横の位置に三脚で固定し、演技者の全身が常にフレーム内に収まるように撮影した.本システムは以上の条件で撮影された演技動画と、その動画に対して姿勢推定(詳細は5.1節)を行って得られる姿勢情報の二つを入力とする.

4.2 視覚的・定量的分析機能

器械体操の自己評価は、まず自身の演技動画を確認することから始まる。本システムでは、基本的な動画再生(再生・一時停止・コマ送り・スロー再生)に加え、演技動画と関節を可視化した動画を切り替えて再生できる。ここでの関節可視化とは、演技者の主要な17の関節(鼻・左右目・左右耳・左右肩・左右肘・左右手首・左右股関節・左右膝・左右足首)を点として表示し、それらを線で結んだものである(図3)。本システムでは、左半身を緑色、右半身を青色、鼻を赤色で示し、さらに両肩と両股関節を結ぶ線をそれぞれ赤色で描画している。この関節可視化動画は、後述の角度グラフや減点リスクアニメーション、LLMによるフィードバックが提示する内容を直感的に理解する助けとなる。

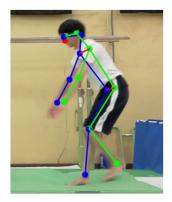


図 3. 本システムの関節可視化図.

これらの基本的な動画再生機能に加えて、学習者 自身が演技動画をより良く理解し、改善点を判断す るために角度グラフと減点リスクアニメーションを 提案する.以下に詳細を説明する.

4.2.1 角度グラフ

本機能は、「腰の角度」、「膝の角度」、「腕の拳上角度」の中から最大二項目を表示できる。図 4(a)は上段に腰の角度、下段に膝の角度を示している。背景は踏切・空中・着地の三局面に応じて色分けされている(緑:踏切、黄:空中、赤:着地)ため、演技が現在どの局面にあるかを直感的に把握できる。図 4(b)はこのグラフの演技動画から生成した連続写真であり、図 4(a)と対応している。また、グラフ上には二本の基準線が表示される。赤線は動画の再生位置を示しており、動画の進行とともに横方向に移動する。

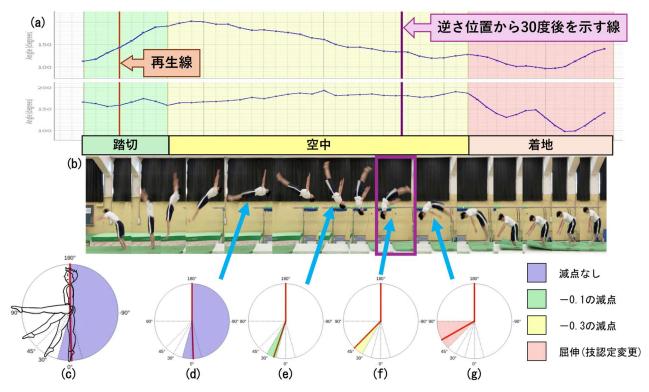


図 4. 本システムの可視化機能. (a) 角度グラフ. (b) 連続写真. (c) 減点リスクアニメーション.

紫の線は3章で述べた「伸身姿勢を維持すべき区間」 の終端を示しており、宙返りにおける逆さ位置から、 身体が30度以上傾いた瞬間のフレームを基準とし ている. 学習者は空中局面の始まりから紫の線まで の腰の角度を確認することで、演技が正しい伸身姿 勢を維持できているかを視覚的に判断できる.

従来もこのようなグラフ表示はあったが[12], 三 局面に応じた色分けや逆さ位置から 30 度後を示す 線は今回我々が新しく提案するものである.

4.2.2 減点リスクアニメーション

本機能は、腰の角度に基づく減点リスクを円グラフのアニメーションとして可視化する。表示する角度は、理想的な伸身姿勢(180 度)からの逸脱具合を表しており、値が大きいほど腰が曲がっていることを意味する。円グラフの赤線は図 4(c)のように身体の軸を表し、上半身が固定され、下半身が動画の進行に伴い回転する。着色領域は FIG の採点規則[22,23]に基づき定めた減点区分に対応している(表 1).本システムでは後方伸身宙返りが動的な技であることを考慮して腰の角度の逸脱が-15~15度の範囲であれば減点なしとした。

表 1. 角度ルール.

逸脱角度範囲(度)	技の判定	減点	色
-15~15	伸身姿勢	なし	青
15~30	伸身姿勢の逸脱	-0. 1	緑
30~45	伸身姿勢の逸脱	-0. 3	黄
45~90	屈伸姿勢	技認定変更	赤

図 $4(d) \sim (g)$ は連続写真に対応する四つの空中場面の減点リスクアニメーションの結果である.図 4(f)が指す紫枠の場面は伸身姿勢を維持すべき区間の終端フレームである.図 4(d)は青色を示しているため減点はない.この姿勢を維持できれば理想的だが,図 4(e)では緑色を示しており減点対象(-0.1 点)となる.さらに図 4(f)では黄色を示している.伸身姿勢を維持すべき区間に表示された色の中で最も悪い評価が適用されるため,最終的にこの演技には-0.3 点の減点が課される.図 4(g)は赤色を示しているが,伸身姿勢維持の区間を過ぎているため,減点対象にはならない.このように,本機能は姿勢の変化と採点規則をリンクして可視化することで,学習者が自身の演技にどの程度の減点リスクが生じるのかを即座に理解できる.

4.3 段階的学習支援

本機能は,演技間の類似度マップを用いて,学習者が中間目標を参考に段階的に理想演技へ近づく学習アプローチを支援するものである.類似度マップとは,初級者から上級者までの様々な後方伸身宙返りの演技データを二次元上に点として配置したものである.マップ上では,点間距離が近いほど対応する演技同士が似ていることを意味する.これにより学習者は自らの演技が全体の中でどの位置にあるのかを視覚的に把握できる.

図5は、類似度マップを用いた学習の進め方を示

している. 図 5(左)は、現在の演技(赤点)から理想演 技(青点)へ直接到達しようとする例であり、両者の 距離が大きく一度に技術的なギャップを埋めること は困難である.これに対し、図5(右)は、現在の演技 (赤点)に近い演技を順に中間目標として設定し、段 階的に学習を進める例である、学習者はまず、マッ プ上で現在の演技(赤点)と理想演技(青点)の位置関 係を確認する. 次に、青点へ向かう方向に位置する 近傍の演技を中間目標として選択する. 距離が近い 演技ほど動作構造が類似しており、無理のない改善 が期待できるためである. 中間目標の選び方として は、①自身と類似した身体的特徴を持つ演技者の演 技を選ぶ、②理想演技(青点)の演技者が過去にどの ように上達してきたかを辿る、③現在の演技(赤点) に近い他の演技者がその後どのように成長していっ たかを参考にする、といった多様な方法が考えられ る.

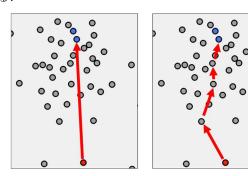


図 5. 類似度マップを用いた学習. 直接理想演技を目指 す場合(左)と中間目標を参考にする場合(右).

中間目標を選択すると操作パネルが表示され、「動画を見る」「AI評価用に選択」「手本演技として登録」といった分析アクションを実行できる. 例えば、「動画を見る」を選択すれば、視覚的・定量的分析機能の UI 画面に遷移し、中間目標がどのような演技であるか確認できる. 「AI評価用に選択」では LLM によるフィードバック機能の比較対象としてこの中間目標を設定できる(詳細は 4.4.2 項). これらを活用し、分析と練習を繰り返すことで、学習者はマップ上で自身の成長を確認しながら次のステップへ進むことができる. この「現状把握→中間目標の設定→比較・分析→練習・再評価」という学習サイクルにより、段階的に理想演技へと近づくことが可能となる. さらに、優れた演技を「手本演技として登録」することで、理想演技(青点)を更新できる.

4.4 LLM による言語フィードバック

本機能は、LLM を用いて演技を分析し、言語フィードバックを提示することで、初級者でも具体的な学習の方向性を把握しやすくなる、提示するフィードバックは、単一の演技を評価する「単体評価」と

二つの演技を比較する「比較評価」の二種類である.

4.4.1 単体評価

LLM からの出力は、まず演技全体に対する 5 段階評価を提示し、続いて踏切・空中・着地の三局面ごとに技術的評価と改善点を示す。最後に、次の練習で意識すべき最重要ポイントを一つだけ提示する。これは、複数の改善点が同時に提示されても、学習者が一度に全てを意識することは困難であり、優先度の高い課題に焦点を絞ることで、次の練習に明確な目的を持って取り組むようにするためである。

4.4.2 比較評価

本機能は、段階的学習支援において中心的な役割を担い、類似度マップ上で選択した演技と現在の演技との具体的な差異を提示する。出力は、比較結果の要約が提示され、続いて三局面ごとに具体的な姿勢の違いや改善点が示される。さらに、両者の姿勢の差が最も大きい瞬間とその前後の姿勢が比較画像として表示される。最後に、単体評価と同様に次の練習でのワンポイントアドバイスが提示される。

5 データ処理とフィードバック生成

5.1 入力データの事前処理

撮影した演技動画は事前処理として、目視で踏切 (地面から足が離れた瞬間)と着地の瞬間を特定し、踏切の 7 フレーム前から着地の 15 フレーム後まで を切り出した. この切り出し範囲を、前章で述べた 踏切・空中・着地の三局面に区分した.

5.1.1 姿勢推定

姿勢情報の定量化には MMPose[14]の二次元推定を用い、速度と精度のバランスに優れるRTMPose[13]を基盤モデルとして採用した.これにより、COCO データセット[15]準拠の全身 17 のキーポイント座標を時系列データとして取得した.ただし、後方伸身宙返りは高速でオクルージョンが生じやすく、完全な推定は困難である.そのため本研究では、誤推定を前提としつつ、分析結果が誤って評価されないよう必要最低限の修正を行う設計とした.実際、図 6(左)のように誤推定をそのまま用いると、良い演技が悪いと判定されてしまう場合がある.

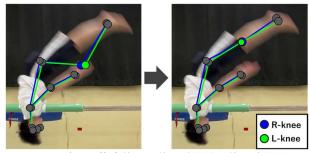


図 6. 両膝の誤推定修正. 修正前(左), 修正後(右).

またその逆も起こりうるため,図 6(右)のように修正を加える必要がある.これにより,膝の位置を精密に推定できたわけではないが,演技を適切に評価できる程度の姿勢推定結果を得ることができる.

5.1.2 誤推定箇所の修正

時刻tにおけるキーポイント座標を二次元ベクトル $P_t = (x_t, y_t)$ とする.本研究では、①姿勢推定モデルが出力する信頼度スコア(推定結果の確からしさ)が閾値 σ_{conf} を下回った場合、または②加速度ベクトルの大きさが閾値 σ_{acc} を超えた場合に P_t を誤推定箇所として検出した。加速度の大きさは以下のように計算する.

$$\|\boldsymbol{a}_t\| = \|(\boldsymbol{P}_{t+1} - \boldsymbol{P}_t) - (\boldsymbol{P}_t - \boldsymbol{P}_{t-1})\|$$
 (1)

検出された P_t は破棄し、前後の複数時刻における同一関節のキーポイント座標を制御点として三次スプライン補間により置換した。なお、誤検出の精度を向上させるため閾値 σ_{conf} と σ_{acc} は上半身(鼻・左右目・左右耳・左右肩)、腕部(左右肘・左右手首)、下半身(左右股関節・左右膝・左右足首)で個別の値を設定した。これは各部ごとに動きの激しさが異なるためである。以降の分析には、この修正済みのキーポイント座標を用いた。

5.2 分析アルゴリズムと LLM のプロンプト設計

本節では、事前処理されたキーポイント座標をも とに、正規化や角度計算、類似度算出を行い、本シ ステムの各分析機能に用いるデータを生成するアル ゴリズムと LLM のプロンプト設計について述べる.

5.2.1 キーポイント座標の正規化

キーポイント座標はピクセル座標であり,動画内での位置や演技者の体格に依存している.このままでは演技間の公平な比較が困難であるため,位置と大きさの二段階で正規化を行った.まず,全キーポイント座標を左右股関節の中点を原点とした相対座標に変換し位置の影響を除去した.次に大きさの正規化のための基準スケールを算出した.左右肩の中点と左右股関節の中点を結ぶユークリッド距離を体幹長と定義し,全フレームにおける体幹長の中央値を基準スケールとして採用した.最後に位置正規化後のキーポイント座標を基準スケールで除算し,体格に依存しない正規化キーポイント座標を得た.

5.2.2 関節角度の計算

正規化キーポイント座標から,腰の角度(肩ー股関節ー膝),膝の角度(股関節ー膝ー足首),腕の挙上角度(肘ー肩ー股関節)の三つの関節角度を左右それぞれ算出した.腰と膝の角度は FIG が定める伸身姿勢を評価するため,腕の挙上角度は,跳躍高と回転力を生み出す主要因とされる[18]ため採用した.

5.2.3 体幹角度の計算

宙返りの回転位相を求めるため、左右肩の中点と 左右股関節の中点を結ぶベクトルと演技動画の水平 軸とのなす角を体幹角度と定義した.この角度は、 腰や膝の曲がりによる影響を受けにくく、演技の巧 拙に依存しない一貫した位相を安定して表現できる. 本研究では体幹角度を用いて、宙返り動作における 逆さ位置から 30 度後の姿勢を特定した.

5.2.4 類似度マップの作成

同じ技でもタイミングや速度は異なるため演技長は一定ではなく、単純にフレーム番号を対応させると異なる姿勢同士を比較する恐れがある。そこで、時間的伸縮を許容する Dynamic Time Warping (DTW)[19]を用いて演技間の距離を算出した.

まず、宙返りの回転位相を表す体幹角度を指標と し、同一局面同士を対応付けるアライメントパスを 求めた. この際, 踏切・空中・着地の三局面ごとに 独立して計算した後に連結することで、不適切な対 応付けを防いだ. その後, このパスに沿って正規化 キーポイント座標と関節角度を用いて演技間の距離 を算出した. これは、同じ位相においてどの程度姿 勢が異なるかを観察しながら演技の質を評価するた めである. 距離計算の際, 空中局面は技の認定に直 結するため最も重要であり、着地の完成度も減点に 関わることから、局面ごとの重要度を反映させるた め, 踏切・空中・着地にそれぞれ 0.1:0.6:0.3 の重 みを付与した. 得られた距離は、パス長で除算する ことで平均化し,座標距離と角度距離の二つのスカ ラー値を算出した. 両者はスケールが異なるため, 全演技ペアの距離分布に基づいて 0~1 の範囲に最 大最小正規化を施し、共通スケールに整えた上で加 算して単一の演技間距離とした. 最後に, 距離行列 の幾何構造を保ったまま演技間の関係性を視覚的に 表現するため Multidimensional Scaling(MDS)[21] を適用して各演技を二次元マップ上に配置した.

5.2.5 LLM **の入力プロンプト**

本システムの言語フィードバック生成にはGoogle Gemini[2]を利用し、プロンプトで「経験豊富な体操コーチ」としての役割を与えた。また、後述の入力データを分析させ、演技評価や改善点、アドバイスを提示するよう指示した。単体評価では、正規化キーポイント座標、関節角度、伸身姿勢を維持すべき区間のフレーム情報に加え、FIGの採点規則の要約を入力した。一方、比較評価では、現在の演技と中間目標の演技のキーポイント座標・関節角度に加え、DTWによるアライメントパス情報を入力した。これにより、LLMは単純なフレーム番号ではなく、技の同一局面同士を正確に対応付けて比較できる。比較評価では演技間の差異を分析することに重点を置くため、採点規則の要約は入力しない。

6 評価実験

練習支援システムとしての有効性と、各機能に対する受容性を検証するため、評価実験を実施した。今回の実験では、4名の器械体操経験者(男性2名、女性2名、年齢14~18歳、平均16.25歳、標準偏差2.06)が参加した。参加者のスキルレベルは、後方伸身宙返りを安定して実施できる中級者3名、そして同技を習得過程にある初級者1名で構成される.

6.1 練習支援システムとしての有効性評価

本実験では、①システムを使わず、演技動画を見て評価するベースライン条件と、②視覚的・定量的分析画面を用いて評価する条件、③段階的学習支援と LLM によるフィードバックを統合した画面(図2)を用いて評価する条件の三つで比較した.

参加者にはシステムの基本的な操作方法を説明した後,以下の手順で実験を実施した.まず,参加者の後方伸身宙返りの演技を撮影した.次に,研究者が事前処理を施し,本実験での分析対象として提案システムに入力した.その後,参加者は三つの条件をそれぞれ体験し,各条件の実施後に7段階のリッカート尺度(1=「全くそう思わない」,7=「非常にそう思う」)を用いたアンケートに回答した(表 2).三つの条件を体験する順序は参加者ごとにランダム化し,学習効果の順序による影響を排除した.

表 2. アンケート内容.

#	質問項目			
Q1	演技を客観的に評価できましたか?			
Q2	演技の改善点を明確に特定できましたか?			
$\mathbf{Q}3$	次の練習で何をすべきかがはっきりしましたか?			
Q4	練習に対するモチベーションは向上しましたか?			
Q5	演技を分析することへの興味・関心を高めましたか?			
Q6	もっと自分の演技を改善したいと思いましたか?			
Q7	操作は直感的でわかりやすかったですか?			
$\mathbf{Q8}$	表示された情報は一目で理解できるものでしたか?			
Q 9	演技を評価する作業はスムーズに行えましたか?			

表 2 については Q1-Q3 が自分の演技を客観的に評価できたかについて,Q4-Q6 が練習のモチベーション向上に役立ったかについて,Q7-Q9 が操作性についての質問項目となっている.図 7 に各条件実施後のアンケート結果を示す.

視覚的・定量的分析機能については Q1 や Q7 において動画再生のみと比較し、提案システムのスコアが高いことが分かる. この結果から、演技を客観的に評価する時に有用であり、システム操作に不明点がなかったことが予想される. LLM による評価については、Q2 や Q3 において動画再生のみと比較し、提案システムのスコアが高いことが分かる. このことから、改善点を把握し、次の練習ですべきことが明確化されていることが分かる. 提案システムを用いた二つの条件では、Q5, Q8, Q9 のスコアがべ

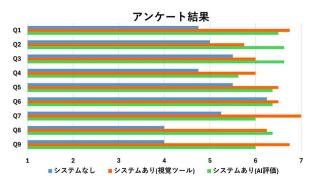


図 7. アンケート結果. 棒グラフは平均点を示す.

ースライン条件より高く,演技の分析意欲が高まり,表示情報も直感的に理解でき,評価作業も滞りなく行えることが確認された. Q6 の結果から,参加者はシステムの有無にかかわらず改善意欲を示した.

6.2 各機能に対する受容性評価

全条件終了後に各機能に対する受容性評価アンケートを実施した.具体的には動画再生機能,角度グラフ,減点リスクアニメーション,連続写真,類似度マップ,LLMによる単体評価,LLMによる比較評価の7機能について「練習に役立ったか」を7段階のリッカート尺度で回答してもらい,併せて自由記述によるコメントも収集した.

図8にシステム内の各機能についてのアンケート結果を示す.いずれの機能においても高い評価を示した.また,参加者から,「減点リスクが動画に合わせて表示される機能がわかりやすい」,「類似度マップで現状を知れるのがよい」などの意見が得られた.

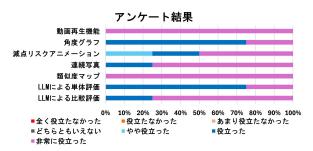


図 8. アンケート結果.

6.3 考察

評価実験(図 8)の結果より、提案手法によって生成された類似度マップは高い評価を得た.これは、マップ上で同レベルの演技が近接して配置されており、ユーザにとって意味のある構造が形成されていることを示している.実験時にはマップ上に 97 個の演技データが存在したが、ユーザはいずれも目標演技を迷わず選択できていた.このことは操作性に対する評価(図 7 の Q7)からも裏付けられている.

今後はユーザスタディを通じて、本システムの有効性を客観的に検証していきたい.

謝辞

本システム開発にあたりデータの準備,システム活用に協力いただいた静岡大学体操競技部,および 沼津ジュニア体操教室の皆様に感謝します.

参考文献

- [1] K. Saab, T. Tu, W. H. Weng, R. Tanno, et al. Capabilities of gemini models in medicine. arXiv preprint arXiv:2404.18416, 2024.
- [2] Google Gemini. https://gemini.google/about/. (2025/08/30 確認).
- [3] R. Robertson, L. S. Germain, and D. M. Ste-Marie. The effects of self-observation when combined with a skilled model on the learning of gymnastics skills. *Journal of Motor Learning and Development*, 6(1):18-34, 2018.
- [4] J. S. Y. Chan, Y. Luo, J. H. Yan, L. Cai, and K. Peng. Children's age modulates the effect of part and whole practice in motor learning. *Human Moveme-nt Science*, 42, 261-272, 2015.
- [5] G. Irwin, and D. Kerwin. Coaching biomechanics interface: Competition and training. ISBS-Conference Proceedings Archive, 105-107, 2010.
- [6] J. Ochin, G. Devineau, B. Stanciulescu and S Manitsaris. Game State and Spatio-Temporal Action Detection in Soccer Using Graph Neural Networks and 3D Convolutional Networks. In *Proc.* ICPRAM, pp. 636-646, 2025.
- [7] E. Boyer, R. G. Miltenberger, C. Batsche, and V. Fogel, V. Video modeling by experts with video feedback to enhance gymnastic skills. *Journal of Applied Behavior Analysis*, 42(4):855-860, 2009.
- [8] Y. Bai, D. Zhou, S. Zhang, J. Wang, E. Ding, Y. Guan, Y. Long, and J. Wang. Action quality assessment with temporal parsing transformer. In *ECCV*, pp. 422-438, 2022.
- [9] H. Fujiwara, and K. Ito. ICT-based judging support system for artistic gymnastics and intended new world created through 3D sensing technology. *Fujitsu scientific & technical journal*, 54(4), 66-72, 2018.
- [10] C. A. Aiken, J. T. Fairbrother, and P. G. Post. The effects of self-controlled video feedback on the learning of the basketball set shot. *Frontiers in* psychology, 3:338, 2012.
- [11] B. Reily, H. Zhang, and W. Hoff. Real-time gymnast detection and performance analysis with a portable 3D camera. Computer Vision and Image Under-

- standing, 159, 154-163, 2017.
- [12] I. Masmoudi, J. Link, S. Möck, P. Nissinen, and A. Koelewijn. A SYSTEM FOR AUTOMATIC AND FAST GYMNASTICS POSE ESTIMATION AND KEY FRAME IDENTIFICATION. ISBS Proceedings Archive, 42(1), 636, 2024.
- [13] T. Jiang, P. Lu, L. Zhang, N. Ma, R. Han, C. Lyu, Y. Li, and K. Chen. RTMPose:Real-Time Multi-Person Pose Estimation based on MMPose. arXiv preprint arXiv:2303.07399, 2023.
- [14] MMPose Contributors. Openmmlab pose estimation toolbox and benchmark 2020.(2025/08/30 確認). https://github.com/open-mmlab/mmpose.
- [15] T. Y. Lin, M. Maire, S. Belongie, J. Hays, P. Perona, D. Ramanan, P. Dollar, and C. L. Zitnick. Microsoft COCO: Common objects in context. In *ECCV*, pp. 740-755, 2014.
- [16] S. Hochreiter and J. Schmidhuber. Long Short-Term Memory. In *Neural Computation*, 9(8):1735-1780, 1997.
- [17] M. Guadagnoli, W. Holcomb, and M. Davis. The efficacy of video feedback for learning the golf swing. *Journal of Sports Sciences*, 20(8):615-622, 2002.
- [18] B. Mkaouer, M. Jemni, S. Amara, H. Chaabène, and Z. Tabka. Kinematic and kinetic analysis of two gymnastics acrobatic series to performing the backward stretched somersault. *Journal of human kinetics*, 37(1):17-26, 2013.
- [19] S. Sempena, N. U. Maulidevi, and P. R. Aryan. Human action recognition using dynamic time warping. In *Proc. ICEEI*, pp.1-5, IEEE, 2011.
- [20] F. Potdevin, O. Vors, A. Huchez, M. Lamour, K. Davids, and C. Schnitzler. How can video feedback be used in physical education to support novice learning in gymnastics? Effects on motor learning, self-assessment and motivation. *Physical education and sport pedagogy*, 23(6):559-574, 2018.
- [21] J. B. Kruskal, and M. Wish. Multidimensional scaling, 11, Sage, 1978.
- [22] MAG Code of Points 2025-2028(2025/08/30 確認). https://www.gymnastics.sport/publicdir/rules/files/en_1.1%20-%20MAG%20Code%20of%20Points%202025-2028.pdf
- [23] WAG Code of Points 2025-2028(2025/08/30 確認). https://www.gymnastics.sport/publicdir/rules/files/en_1.1.%20WAG%20Code%20of%20Points%202025-2028.pdf
- [24] MAG Help Desk March 2024(2025/08/30 確認). https://www.gymnastics.sport/publicdir/rules/files/

- en_WAG%20Help%20Desk%203%C2%BAEdition %2015%20th%20cycle%20%E2%80%93%20March %202024.pdf
- [25] 余 志皓, 廖 振傑, 小池英樹. VR リダイレクション を用いたゴルフスイングトレーニングシステム. WISS 第 31 回インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ, pp. 10-16, 2023.
- [26] 松本 高, Erwin Wu, Chen-Chieh Liao, 小池 英樹. 拡張現実を用いた姿勢可視化によるスキートレーニングシステム. WISS 第 31 回インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ, pp. 17-24, 2023.
- [27] 鈴木 湧登, 坂本 大介, 小野 哲雄. Gino .Aiki: 合気 道の身体の使い方の習得を支援する MR ソフトウェア. WISS 第 30 回インタラクティブシステムとソフトウェアに関するワークショップ, pp. 46-55, 2022.