令和７年度

静岡大学大学院　総合科学技術研究科

工学専攻数理システム工学コース

修士論文

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

指導教員　岡部　誠　准教授

提出者　524C5008　髙橋　洸汰

提出日　2026 年 2 月 2 日

目次

第 1 章　はじめに 4

第 2 章　関連研究 6

第 3 章　後方伸身宙返り 7

第 4 章　ユーザインタフェース 8

4.1　動画撮影と入力 8

4.2　視覚的・定量的分析機能 8

4.2.1　角度グラフ 9

4.2.2　減点リスクアニメーション 10

4.3　段階的学習支援 11

4.4　LLM による言語フィードバック 12

4.4.1　単体評価 12

4.4.2　比較評価 12

第 5 章　データ処理とフィードバック生成 13

5.1　入力データの事前処理 13

5.1.1　姿勢推定モデルの検討 13

5.1.2　誤推定箇所の修正 14
5.2　分析アルゴリズムと LLM のプロンプト設計.....16
5.2.1　キーポイント座標の正規化.....16
5.2.2　関節角度の計算 16
5.2.3　体幹角度の計算 16
5.2.4　連続写真の作成 16
5.2.5　類似度マップの作成.....17
5.2.6　LLM の入力プロンプト 18
第 6 章　評価実験.....19
6.1　練習支援システムとしての有効性評価.....19
6.2　各機能に対する受容性評価 20
6.3　考察 21
謝辞 22
参考文献.....23
付録 26

第1章　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．上級者の演技を観察し，参考にする模倣学習は有効であるが[7]，上級者の中でも規範となる演技(以下，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・定量的な情報を提示する点では有用である[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．後方伸身宙返りは，高度な技術の基盤となる基礎技であり，明確な伸身姿勢の評価基準が採点規則により定められているため，本システムの対象技として選定した．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．

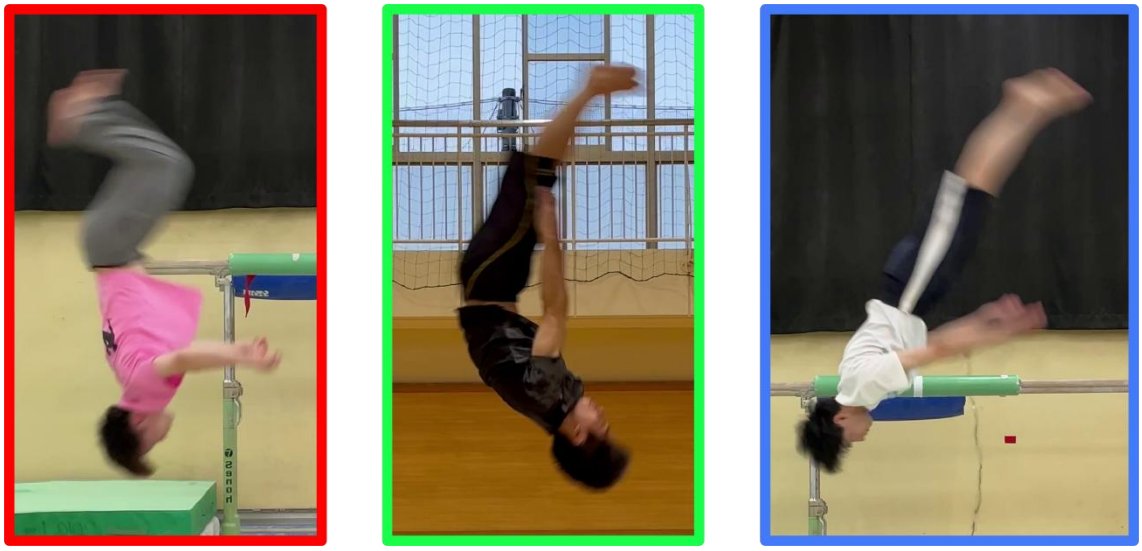

図 1　初級者(左)，中級者(中)，上級者(右).

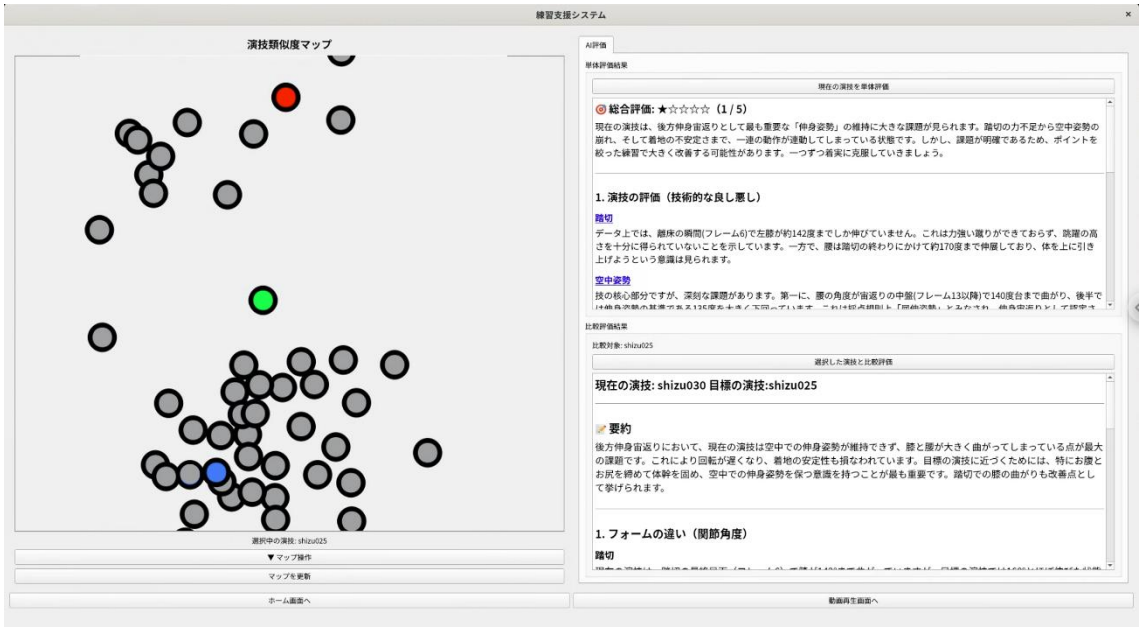

図 2　段階的学習支援(左)と言語フィードバック(右)の UI 画面．類似度マップ上の赤点・緑点・青点は図 1 の各枠色に対応した演技である．

第 2 章　関連研究

スポーツの上達支援の手段には，補助器具，ビデオ映像による技術確認，戦術分析[6, 7, 10, 17, 20]など多岐にわたる．近年は情報通信技術(ICT)の活用が進み，特に Extended Reality (XR)技術を用いることで，実環境に近い状況下で身体動作を可視化・拡張し，技術習得を支援する研究[28, 29, 30]が行われている．例えば，Virtual Reality (VR)環境における視覚的リダイレクションを用いて，フォーム修正を促すゴルフトレーニング手法[28]や，Augmented Reality (AR)を用いて実環境上に姿勢情報を重畳表示し，運動中の姿勢改善を支援するスキートレーニングシステム[29]，さらに Mixed Reality (MR)環境において比喩表現を視覚化することで合気道における身体感覚の理解を支援する研究[30]などが提案されている．また，AI による自動採点[8, 9, 23]などにより，選手が自らの動きを客観的に把握し，改善に繋げる仕組みが実現されている．

器械体操は演技中に自身の動作を把握しにくい競技特性を有しており，ICT による支援との親和性が高い．例えば，2023 年の世界体操競技選手権では，自動採点支援 AI である Judging Support System[9]が全 10 種目に導入され，マーカーレス映像から 3D 姿勢推定を行い，関節角度や技の難度を示す D スコアの自動判定を可能にした．練習現場レベルにおいても，Reily らの 3D カメラを用いたあん馬の演技分析システム[11]が提案されており，旋回のタイミングや身体角度の一貫性を定量的に評価し，スコアやグラフとしてフィードバックする．また，Masmoudi らは LSTM[16]を用いて演技中の空中動作などの重要な瞬間を自動抽出し，関節角度とともに提示する手法[12]を提案した．これらは演技を客観的に可視化する点で有用だが，演技評価の解釈や改善方略の立案は選手自身に委ねられており，特に初級者にとっては十分な学習支援になっていない．

また，Robertson らは理想演技を観察することで技術習得を促進すること[3]を示した．しかし，理想演技は初級者との技術的ギャップが大きく，提示された理想演技を模倣するだけでは改善の方略が不明瞭になりやすい．このため，スポーツ教育分野では技能を分解し，段階的に練習することが学習効果を高めるとされている[4, 5]．ただし，学習者のレベルに応じて中間目標を可視化し，学習経路の提示を支援する枠組みについては十分に検討されていない．

第 3 章　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[25, 26]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．

なお，床種目における後方伸身宙返りの伸身姿勢を維持すべき区間が明確に規定された記述は確認できなかった．一方で，女子平均台における後方伸身宙返りでは，踏切位置(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 度後までの区間を伸身姿勢の評価対象とする記述が存在する[27]．本研究では，床種目と平均台における後方伸身宙返りの空中動作が本質的に共通である点に着目し，この定義を床種目の後方伸身宙返りにも準用した．この区間以降の空中姿勢については，着地動作に備えて腰を曲げても減点対象とはならない(図 3)．

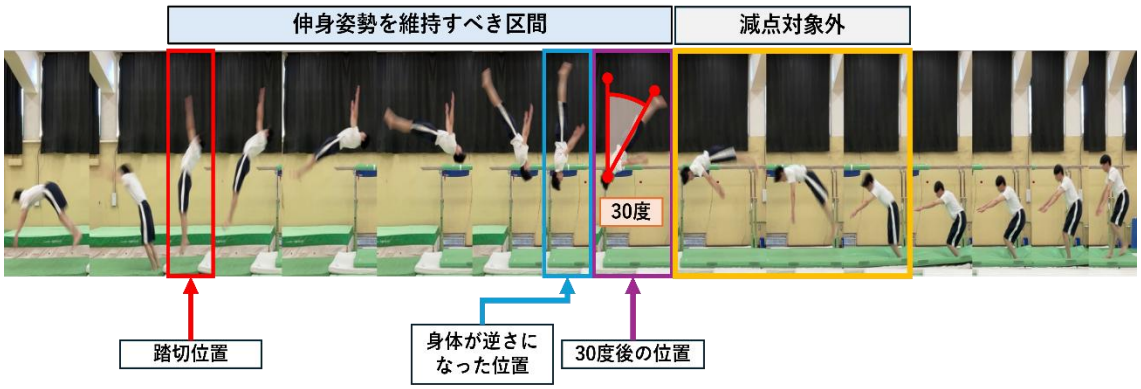

図 3　伸身姿勢を維持すべき区間の定義.

第 4 章　ユーザインタフェース

インタフェースは演技データの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る(詳細は付録参照).

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を行って得られた姿勢情報が，本システムが参照するデータベースに格納されることで利用可能になる(詳細は 5.1 節).

4.2　視覚的・定量的分析機能

器械体操の自己評価では，自身の演技動画を確認することが重要である．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 4)．本システムでは，鼻を赤色，右半身を青色，左半身を緑色で示し，さらに両肩および両股関節を結ぶ線をそれぞれ赤色で描画している．

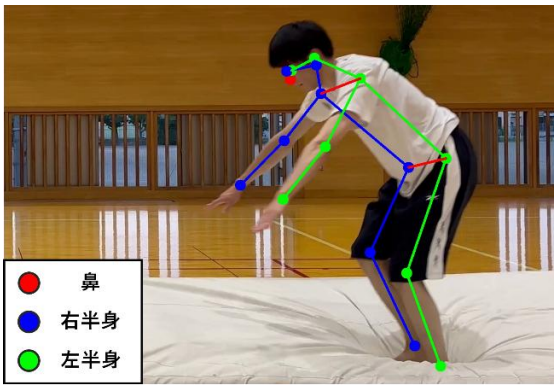

図 4　本システムの関節可視化図.

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．加えて，本システムでは，演技動画の視覚的理解を補助する機能として，演技動画から生成した連続写真(図 5)を表示する．連続写真は，演技の各ステップを一覧的に確認できるとともに，特定の姿勢をピンポイントで観察できるという利点を有する．さらに，器械体操の教本にも用いられているため手本姿勢と自身の演技を比較しやすいというメリットがある．

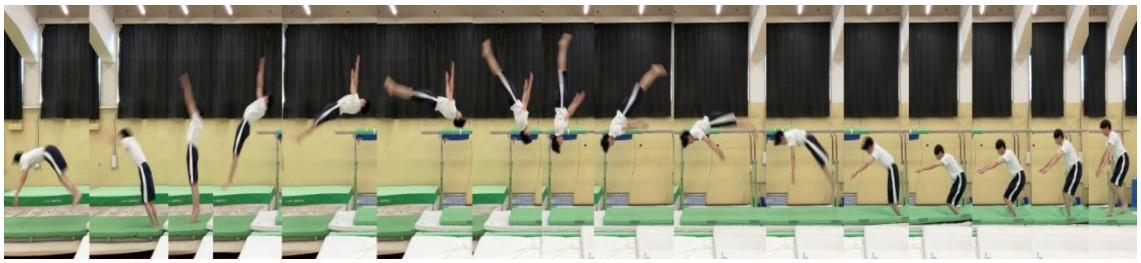

図 5　連続写真.

以降では，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について詳述する．

4.2.1　角度グラフ

本機能は,「腰の角度」,「膝の角度」,「腕の挙上角度」の中から最大二項目を表示できる．図 6(a)は上段に腰の角度，下段に膝の角度を示している．背景は踏切前・空中・着地後の三局面に応じて色分けされている(緑：踏切前，黄：空中，赤：着地後)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 6(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 6(a)の時系列と対応する姿勢を示している．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．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新しく提案するものである．

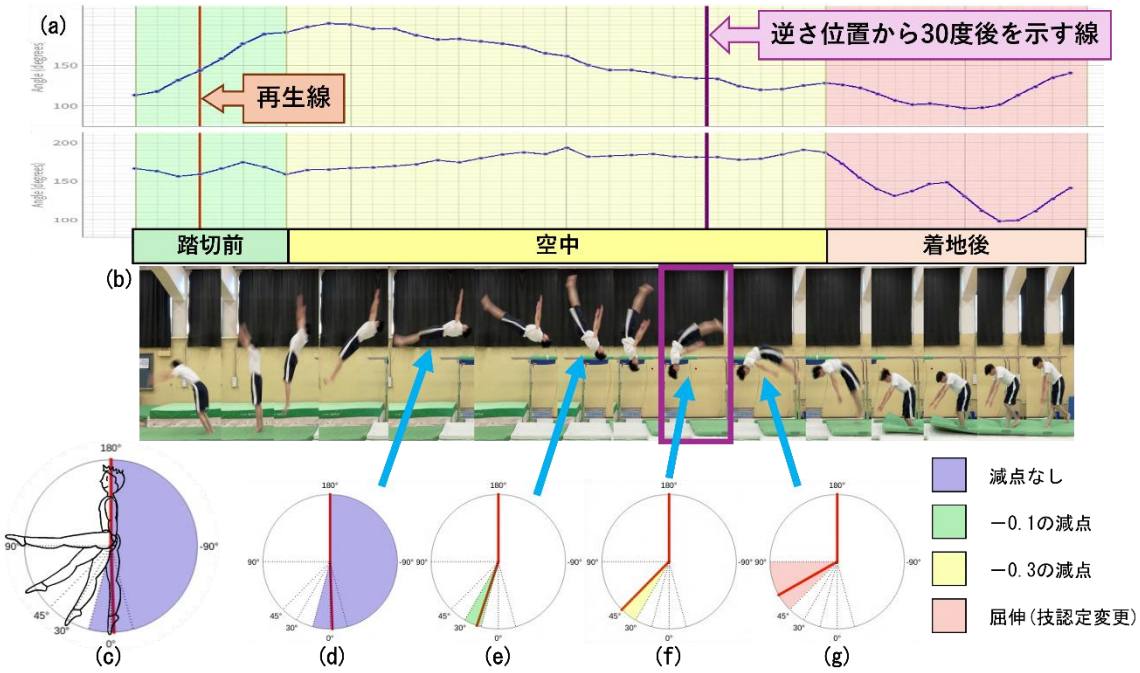

図 6　本システムの可視化機能．(a) 角度グラフ．(b) 連続写真．(c) 減点リスクアニメーション．

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 6(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[25, 26]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 6(d)～(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 6(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 6(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 6(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 6(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 6(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 7 は，類似度マップを用いた学習の進め方を示している．図 7(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る．この場合，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 7(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．

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．

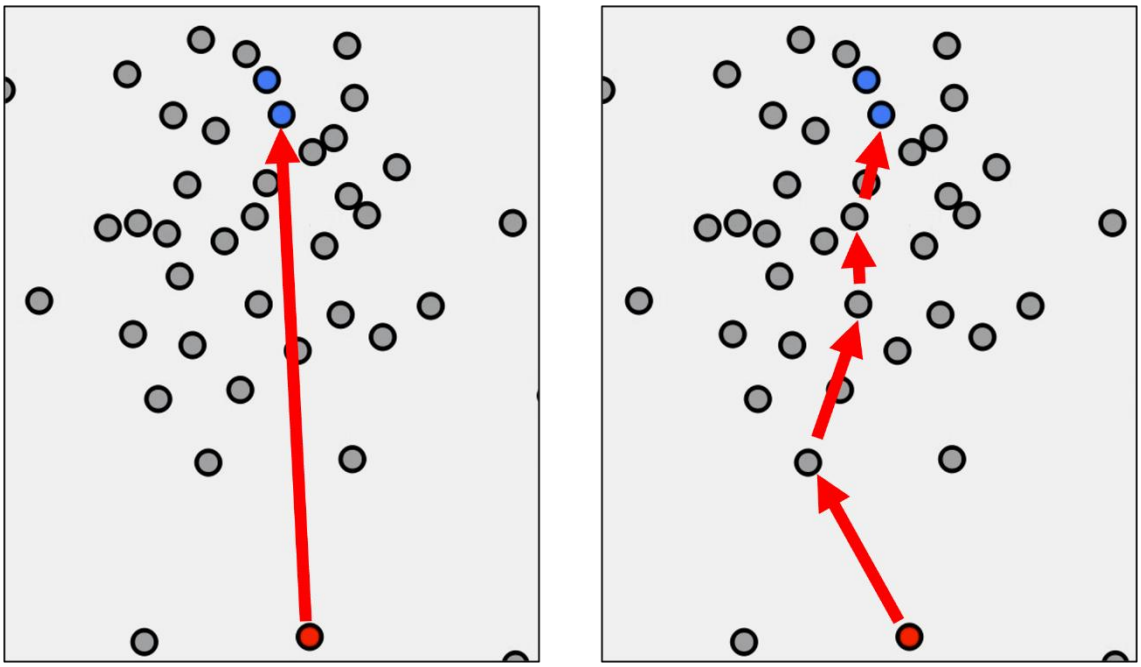

図 7　類似度マップを用いた学習. 直接理想演技を目指す場合(左)と中間目標を参考にする場合(右).

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，続いて踏切前・空中・着地後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．

第 5 章　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

本システムの利用に先立ち, 入力データ生成のための事前処理をシステム本体とは独立したプロセスとして実行する．本事前処理では，撮影した演技動画のトリミングを行い，姿勢推定により姿勢情報を取得した上で本システムが参照するデータベースへ格納する．まず，撮影した演技動画から目視で踏切(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 フレーム後までを手動で切り出した．この切り出し範囲は，前章で述べた踏切前・空中・着地後の三局面の区分に相当する．続いて，このトリミング済みの演技動画に対して姿勢推定(詳細は次項)を実行する．この処理により，演技動画と姿勢情報が紐付けられ，データベースへ自動的に保存される．

5.1.1　姿勢推定モデルの検討

器械体操の評価・改善には，姿勢推定による姿勢情報の定量化が有効である[9]．後方伸身宙返りはひねりを含まない単純な回転動作であり，真横からの撮影条件下では身体形状が比較的明瞭に捉えられる．本研究では，計算コストの観点も踏まえ，三次元ではなく二次元姿勢推定を採用した．

姿勢推定モデルの選定にあたり，MMPose[14]を用いて，速度と精度のバランスに優れる RTMPose[13]と，高精度を特徴とする ViTPose[22]を比較した．その結果，後方伸身宙返りのような高速かつ遮蔽が生じやすい動作では，いずれのモデルにおいても完全な推定は困難であり，誤推定が一定頻度で発生することが確認された．

本研究では，推定精度と処理速度の両立を重視し，RTMPose[13]を基盤モデルとして採用し，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，姿勢推定結果には誤推定が不可避であることを前提としつつ，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 8(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る場合がある．またその逆も起こりうるため，図 8(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．

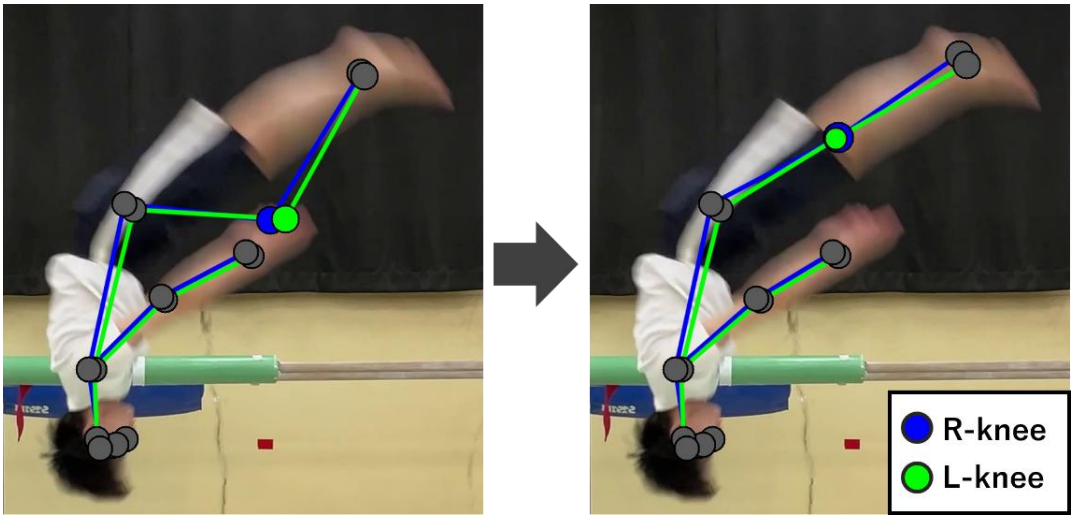

図 8　両膝の誤推定修正．修正前(左)，修正後(右)．

5.1.2　誤推定箇所の修正

時刻 t における関節 j のキーポイント座標を二次元ベクトル $\boldsymbol{k}_{t,j} = (x_{t,j}, y_{t,j})$ とする．本研究では，①姿勢推定器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 $\boldsymbol{k}_{t,j}$ を誤推定箇所として検出した．加速度の大きさは式(1)のように計算する．

$$\|\boldsymbol{a}_{t,j}\|_2 = \|(\boldsymbol{k}_{t+1,j} - \boldsymbol{k}_{t,j}) - (\boldsymbol{k}_{t,j} - \boldsymbol{k}_{t-1,j})\|_2 \qquad (1)$$

キーポイント座標の軌跡を観察した結果，上半身，腕部，下半身で異なる動作特性が確認された．そこで，検出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．

上半身は，比較的滑らかな軌跡を描き誤推定の発生頻度が低いため，主に推定器の信頼度スコアが閾値を下回った $\boldsymbol{k}_{t,j}$ を誤推定として検出した．腕部は，特に踏切前における動作が急速であり，正しい推定でも信頼度スコアが一時的に低下することがある．このため，信頼度スコアに加えて加速度ベクトルの大きさを指標とし，過大な加速度値を示した $\boldsymbol{k}_{t,j}$ を誤推定箇所とした．さらに，踏切局面では左右動作が対称的であることを利用し，左右の同一関節間の加速度差が過大な場合も誤推定とした．下半身は，大きな変位と高い動作速度を伴うため，信頼度スコアよりも過大な加速度値を基準とする方が有効であり，この特性に基づいて誤推定箇所を検出した．検出された $\boldsymbol{k}_{t,j}$ 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．三次スプライン補間は，離散的なデータ点の間を滑らかに接続する曲線を生成する手法である．

これらの手法による修正結果の例を図 9 に示す．上段から順に左目，左手首，左膝の軌跡

を示し，各段において左が姿勢推定結果，右がスプライン補間による置換結果である．赤点は誤推定箇所として検出されたキーポイント座標を表す．姿勢推定結果に見られる突発的な外れ値や不自然な折れ曲がりが，置換結果では周辺の軌跡と整合する滑らかな軌跡へと補正されていることが確認できる．

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．

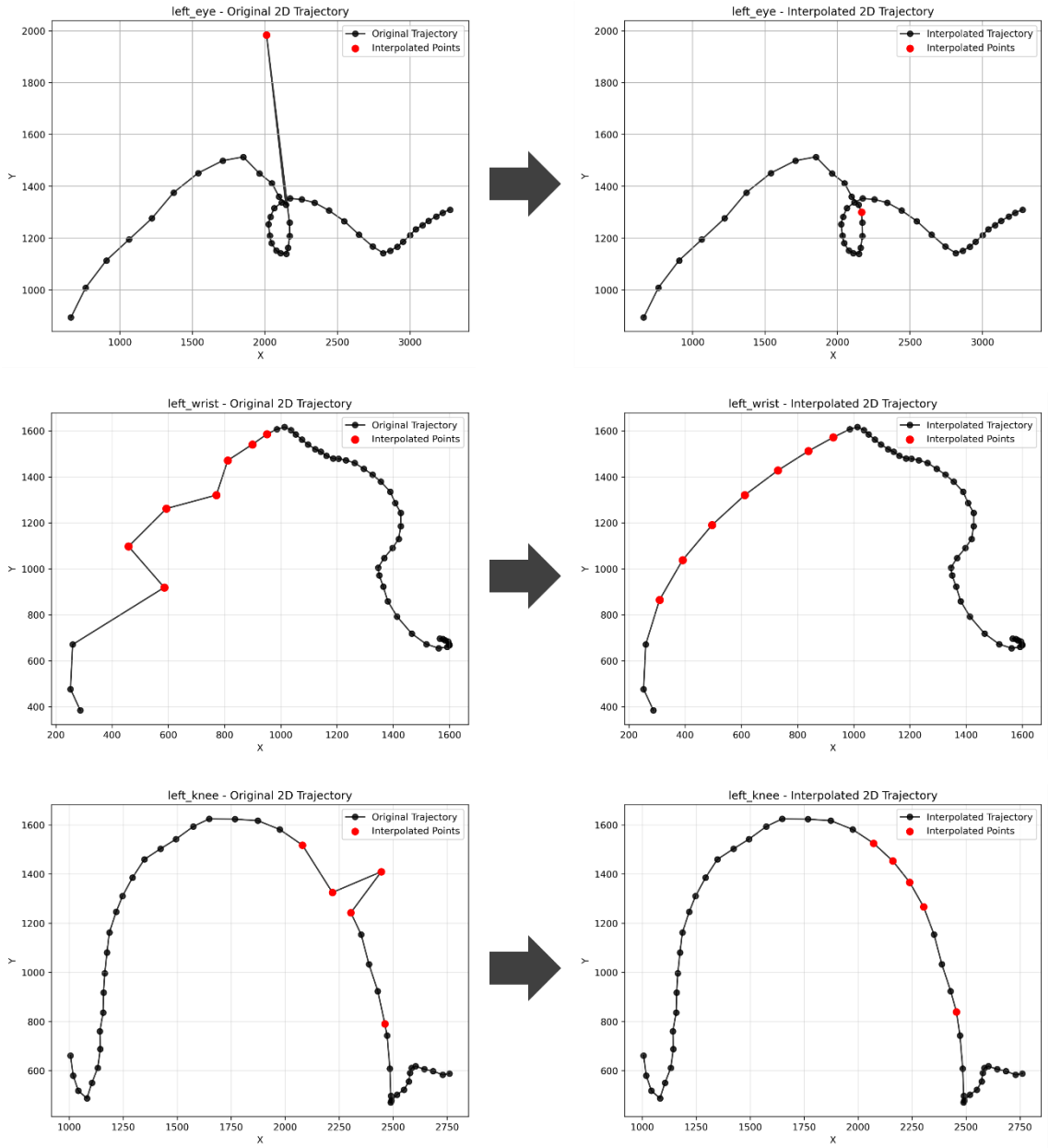

図 9　姿勢推定結果(左)から誤推定箇所(赤点)を検出し，スプライン補間により置換した結果(右)．上から順に左目，左手首，左膝の軌跡を示す．

5.2　分析アルゴリズムと LLM のプロンプト設計

本節では，誤推定の修正が施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－股関節－膝)，膝の角度(股関節－膝－足首)，腕の挙上角度(肘－肩－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　連続写真の作成

演技動画から連続写真を自動生成するため，物体検出技術を用いた人物領域のトリミング手法を採用した．物体検出技術とは画像や動画中に含まれる物体を特定し，その位置を示す技術である．本研究では，リアルタイムでの物体検出が可能なほどの高速処理と高い検出精度を兼ね備えた YOLOv8[24]で図 10(左)のように演技動画から人物領域の検出を行う．その後，検出した範囲を利用して図 10(右)のようにトリミングを行う．なお，横方向のトリミングには検出された領域を用いる一方で，縦方向については画像全体の高さを保持している．これは，フレーム毎に検出領域が変動しやすく，連続写真として配置した際に上下位置が不安定になることを防ぐためである．演技動画のフレーム毎にこのトリミング作業

を行い，それらを連結することで連続写真を作成する．しかし，全フレームを連結すると視認性が低下するため，3 フレーム毎に画像を抽出し，それらを用いて連続写真を構成している．これにより，高速かつ自動に図 5 のような連続写真を作成した．

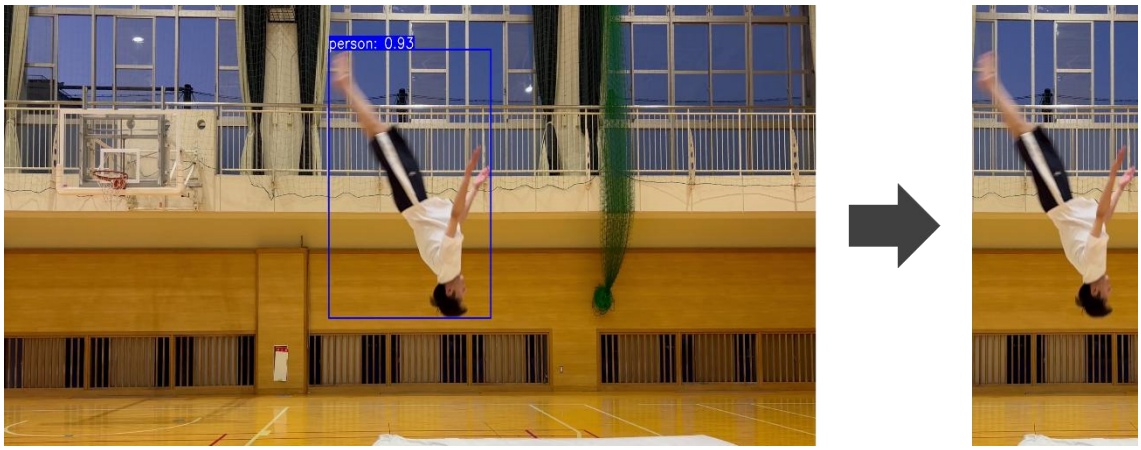

図 10　YOLOv8 による人物領域の検出(左)とトリミング結果(右).

5.2.5　類似度マップの作成

同一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]を用いて演技間の対応関係を示すアライメントパスを求め，そのパスに沿って姿勢差を評価することで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 $\boldsymbol{u}_t = (\cos\theta_t, \sin\theta_t)$ を指標とし，踏切前・空中・着地後の三局面 $p \in \{takeoff, air, landing\}$ ごとに DTW を適用した．局所距離を $\|\boldsymbol{u}_t^A - \boldsymbol{u}_s^B\|_2$ とし，累積コストが最小となるアライメントパス P_p を式(2)で定義する．ただし，計算量削減のため，対応可能なフレーム差に $|t-s| \leq w$ の帯制約を課した．ここで w はウィンドウ幅である．

$$P_p = \arg\min_{P} \sum_{(t,s)\in P} \left\|\boldsymbol{u}_t^A - \boldsymbol{u}_s^B\right\|_2 \qquad (2)$$

三局面で独立に得られたアライメントパス P_p を時系列順に結合することで，不適切な対応付けを防いだ．その後，アライメントパスに沿って正規化キーポイント座標と関節角度のユークリッド距離を計算し，演技間の距離とした．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，採点規則及び後方伸身宙返りの実施経験を有する著者の知見に基づくと，三局面での重要度は均等ではない．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．この特性を距離計算に反映させるため，踏切前・空中・着地後にそれぞれ 0.1：0.6：0.3 の重みを付与し，重み付き和として算出した．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．この距離を全 N 個の演技データの全演技ペアに対して算出し，距離行列 $\boldsymbol{D} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ を構成した．最後に，距離行列 $\boldsymbol{D}$ 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．

5.2.6 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 の採点規則の中から後方伸身宙返りに関連する内容を抜粋し，整理したコンテキストを入力した．これは，採点規則の原本が全種目を網羅しており，情報が膨大であるため，対象技に必要な情報のみを抽出することで無関係な記述による回答精度の低下を防ぐためである．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，採点規則の内容は入力対象から除外した．

第 6 章　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．

参加者には提案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，研究者が参加者の後方伸身宙返りの演技を撮影し，事前処理（5.1 節）を施した上で，演技データをデータベースに格納した．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？
Q3	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？
Q8	表示された情報は一目で理解できるものでしたか？
Q9	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 11 に各条件実施後のアンケート結果を示す．

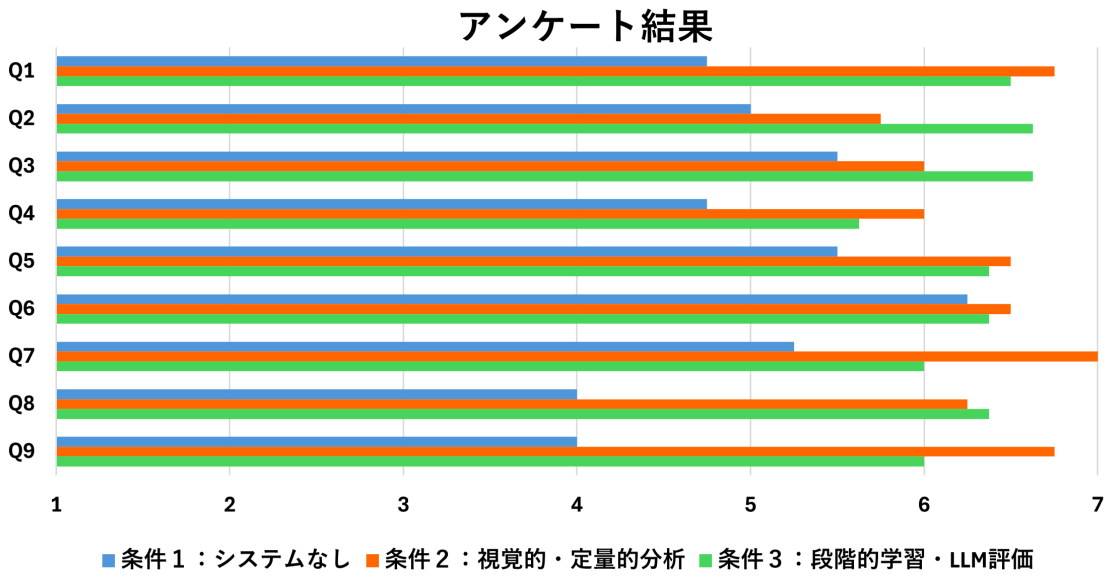

図 11　アンケート結果．棒グラフは平均点を示す．

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 のスコアがベ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 12 に本システム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．

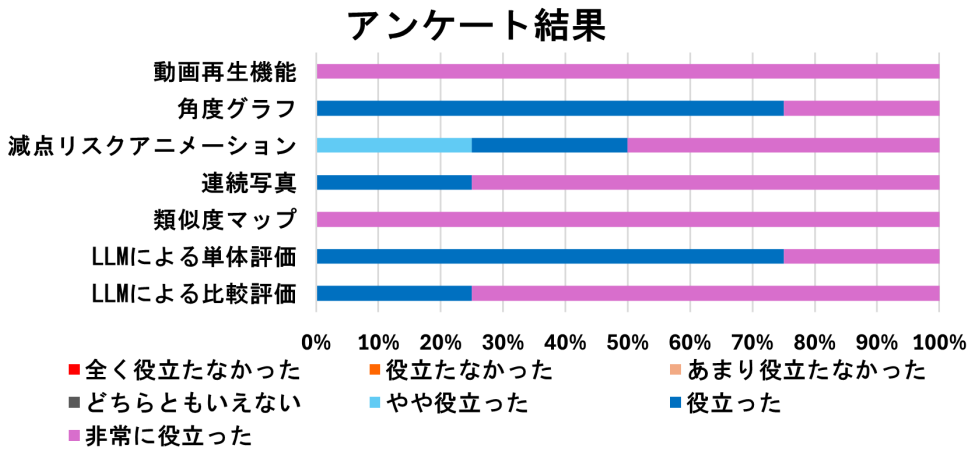

図 12　アンケート結果.

6.3　考察

評価実験(図 12)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ていたが，ユーザはいずれもマップ上の演技データ点を操作しながら最終的に中間目標の演技を選択することができていた．このことは操作性に対する評価(図 11 の Q7)からも裏付けられており，多数の演技データの中からでも中間目標の演技の選択操作を支障なく行えたことを示している．

今回の実験は参加者数が限られているため，結果は傾向を示すものであり，今後は被験者数を増やし，統計検定も含めた評価を行うことが将来課題である．

謝辞

本研究及び論文の作成にあたり，研究の着想や論文執筆等，多くのご指導，ご助言を頂きました静岡大学工学部の岡部誠准教授に深く御礼申し上げます．また，ご助力頂いた修士課程学生及び学部生の皆様に深く感謝致します．

さらに，本システムの開発において，データの準備やシステム活用にご協力いただきました静岡大学体操競技部，ならびに沼津市ジュニア体操教室の皆様に感謝致します．

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. (2026/01/15 確認). https://gemini.google/about/.

[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-Confer-ence 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 Proceed-ings 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 estimat-ion toolbox and benchmark 2020.(2026/01/15 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 educa-tion and sport pedagogy*, 23(6):559-574, 2018.

[21] J. B. Kruskal, and M. Wish. Multidimensional scaling, 11, Sage, 1978.

[22] Y. Xu, J. Zhang, Q. Zhang, and D. Tao. ViTPose:Simple Vision Transformer Baselines for Human Pose Estimation. Advances in Neural Information Processing Systems, 35:38571-38584, 2022.

[23] J. Xu, S. Yin, G. Zhao, Z. Wang, and Y. Peng. Fineparser: A fine-grained spatio-temporal action parser for human-centric action quality assessment. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 14628-14637, 2024.

[24] Jocher Glenn. YOLOv8 release v8.1.0. (2026/01/16 確認) https://github.com/ultralytics/ultralytics/releases/tag/v8.1.0.

[25] MAG Code of Points 2025-2028(2026/01/15 確認). https://www.gymnastics.sport/publicdir/rules/files/en_1.1%20-%20MAG%20Code%20of%20Points%202025-2028.pdf

[26] WAG Code of Points 2025-2028(2026/01/15 確認). https://www.gymnastics.sport/publicdir/rules/files/en_1.1.%20WAG%20Code%20of%20Points%202025-2028.pdf

[27] MAG Help Desk March 2024(2026/01/15 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

[28] 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.
[29] 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.
[30] 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.

付録

本付録では，本研究で開発した練習支援システムの基本的な操作手順と，各画面における主な機能を示す.

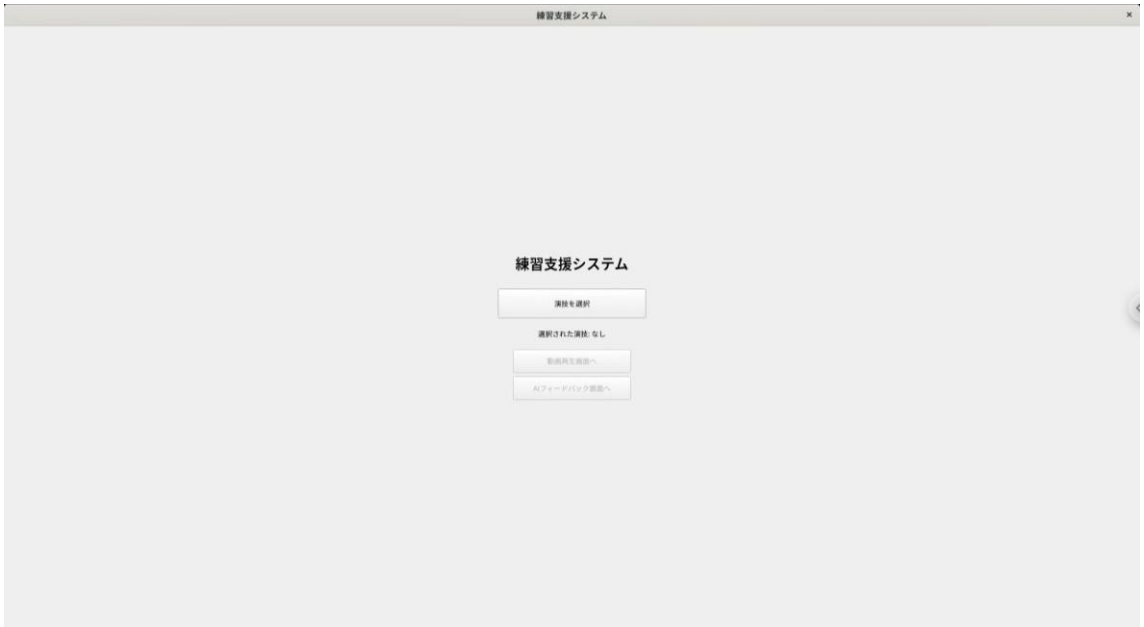

図 13　ホーム画面.

・「演技を選択」：分析したい演技データを選択する(図 14 参照).

以下のボタンは演技データ選択後に押すことができる.
・「動画再生画面へ」：視覚的・定量的分析機能を提供する画面(図 15)へ遷移する.
・「AI フィードバック画面へ」：段階的学習支援と AI フィードバックを提供する画面(図 17)へ遷移する.

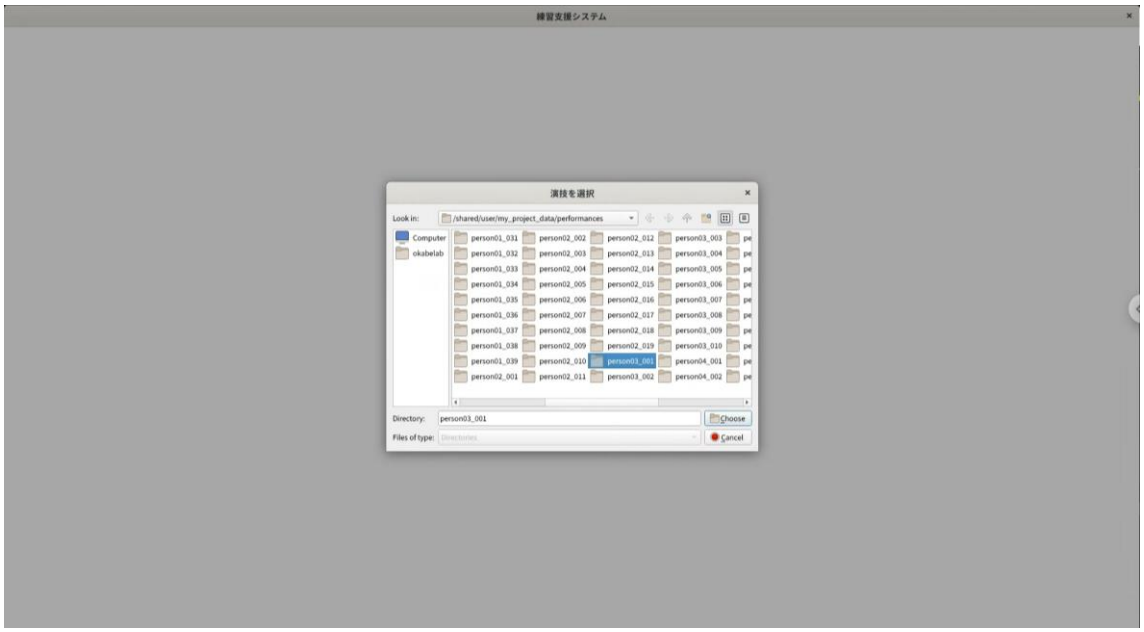

図 14　データベースに格納された演技データの選択画面．分析したい演技を指定し，「Choose」を押すことで演技データを読み込む．

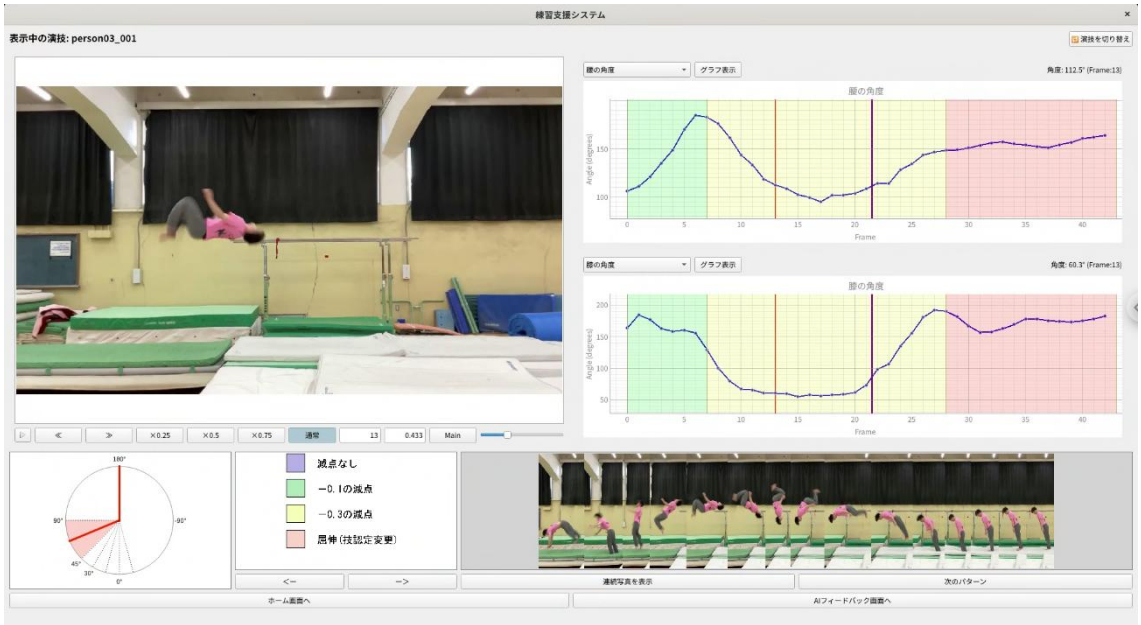

図 15　視覚的・定量的分析画面．

・動画再生(左上)：「Main」を押すことで，表示動画を関節可視化動画に切り替える(図 16)．
・角度グラフ(右上)
・減点リスクアニメーション(左下)
・連続写真(右下)
・画面遷移(下部)：ホーム画面へ戻る/段階的学習支援・AI フィードバック画面へ遷移する．

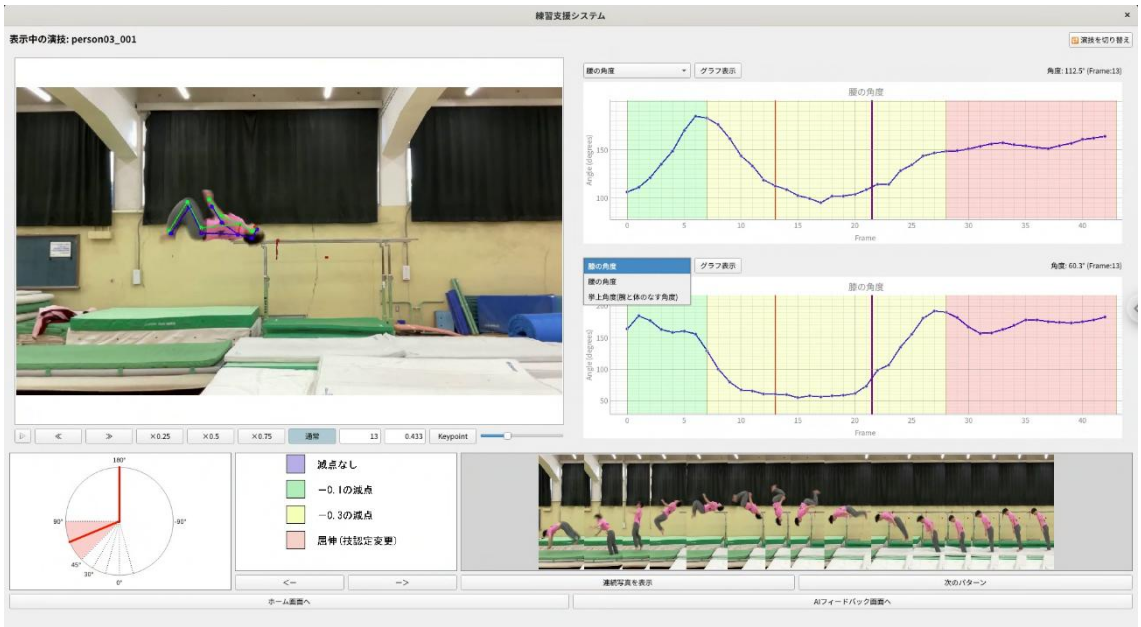

図 16　関節可視化図への切替および角度グラフ表示項目の選択．角度グラフはプルダウンメニューから表示対象を選択する．

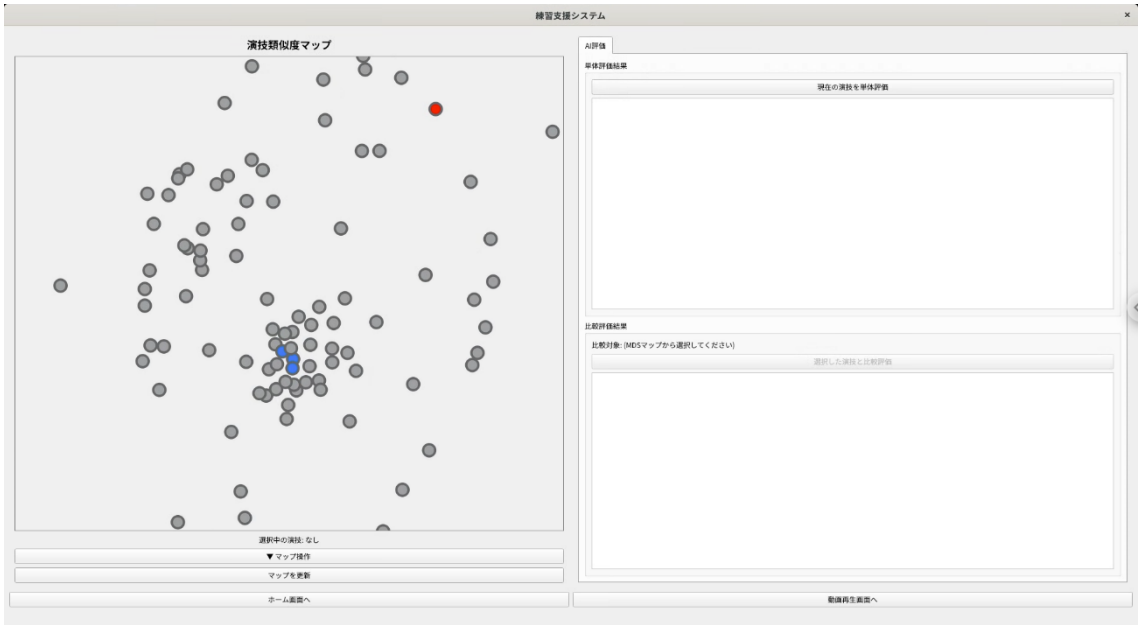

図 17　段階的学習支援・AI フィードバック画面.

・類似度マップ(左)

・単体評価(右上)：「現在の演技を単体評価」を押すことで，ホーム画面で選択した現在の演技(類似度マップ上の赤点)に対して LLM による言語フィードバックを提供する(図 18).

・比較評価(右下)

・画面遷移(下部)：ホーム画面へ戻る/視覚的・定量的分析画面へ遷移する.

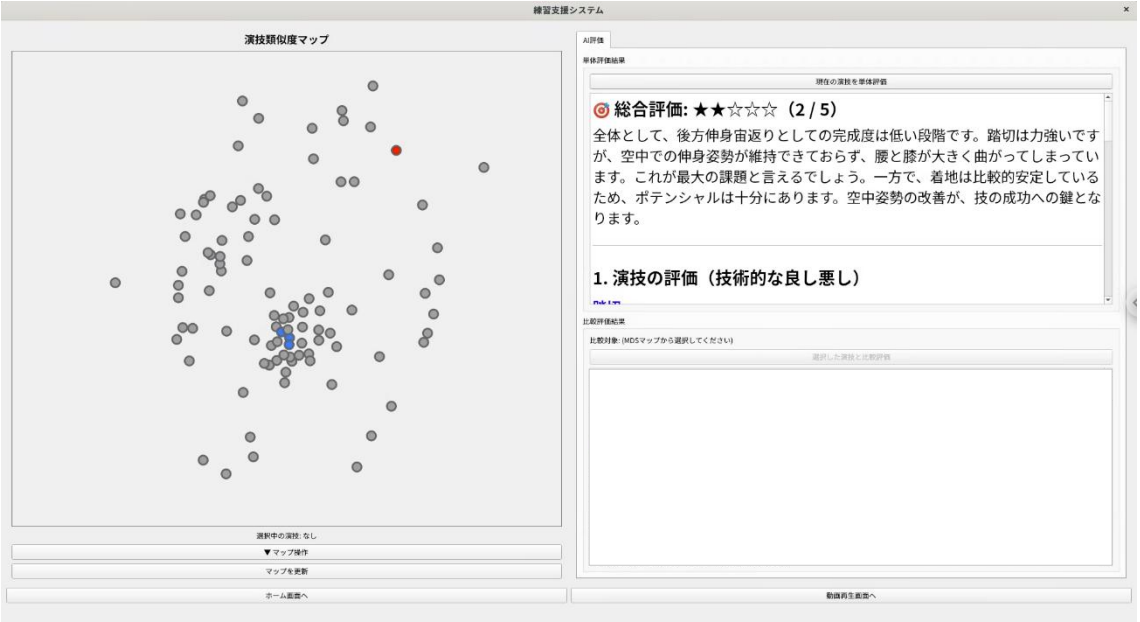

図 18　単体評価の表示例.

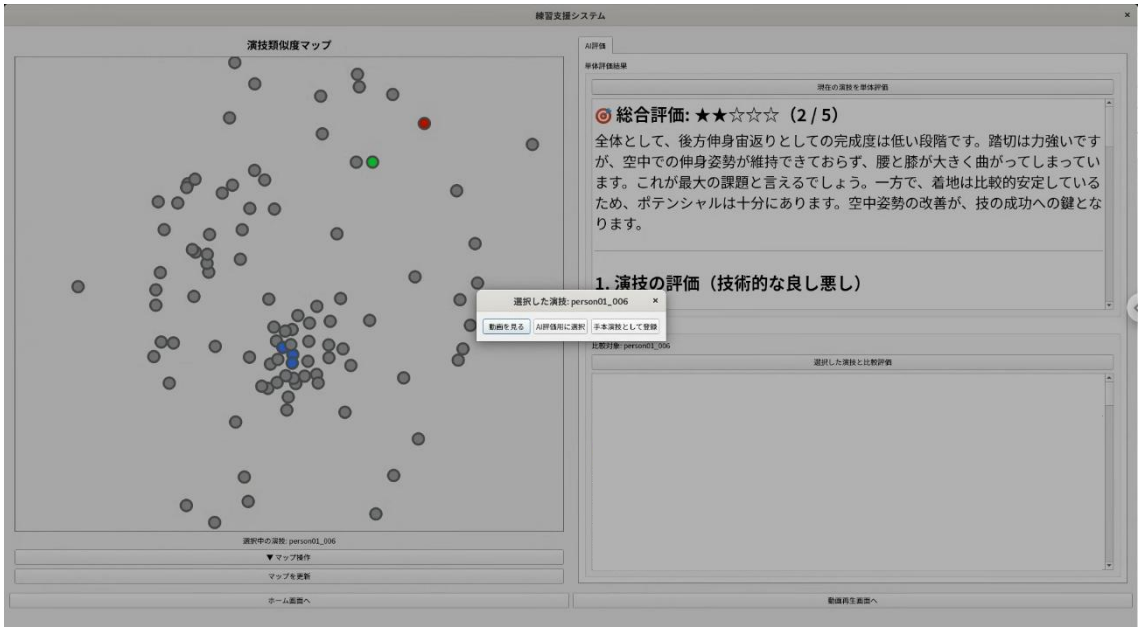

図 19　比較対象演技の選択確認ダイアログ．類似度マップ上の点を押すと表示される．

・「動画を見る」：視覚的・定量的分析画面に遷移(図 20)し，選択した演技を確認できる．
・「AI 評価用に選択」：選択した演技を比較対象として正式に設定し，比較評価に用いる．
・「手本演技として登録」：選択した演技を手本演技として登録し，マップ上では青点になる．

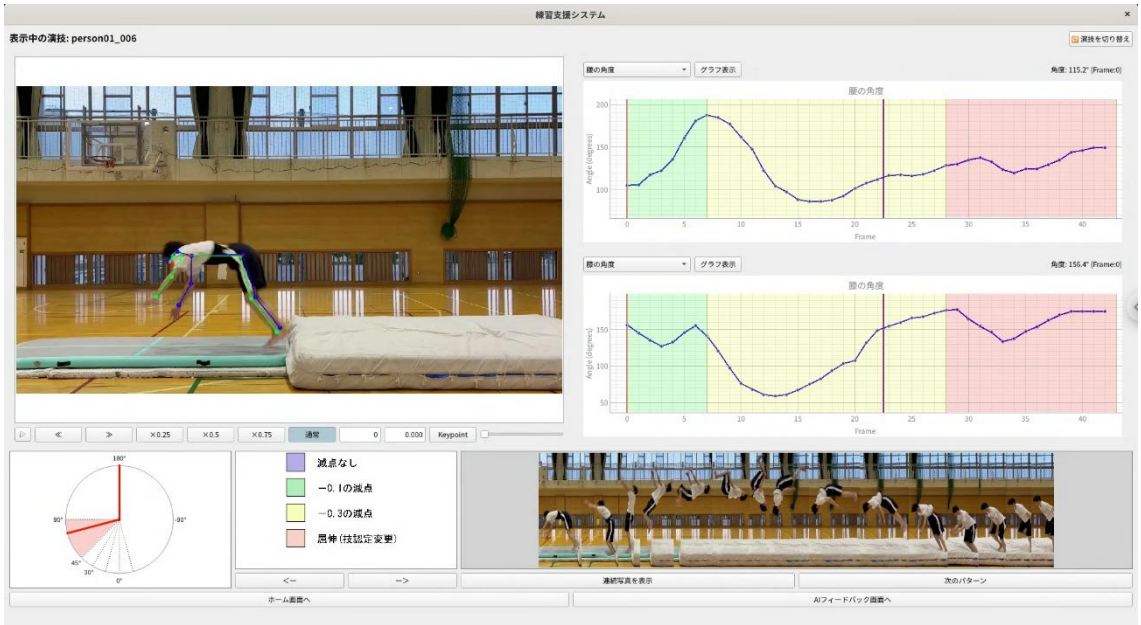

図 20　図 19 で「動画を見る」を押すことで，本画面を用いて選択した演技を確認できる．

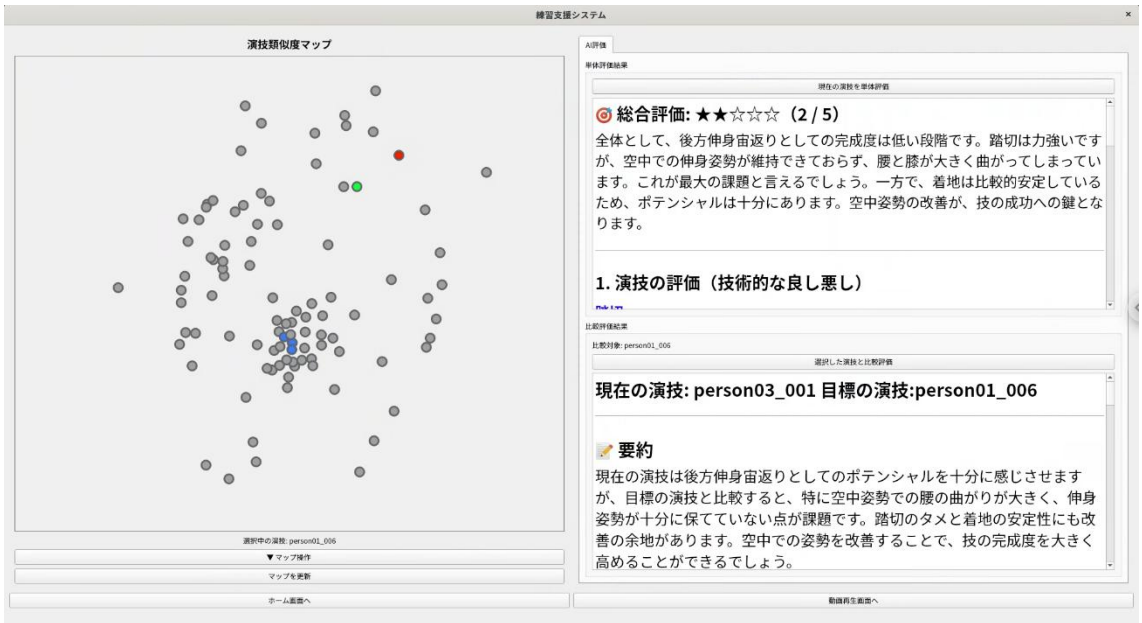

図 21　比較評価の表示例．現在の演技(赤点)と選択した演技(緑点)を比較し，LLM による言語フィードバックを提示する．

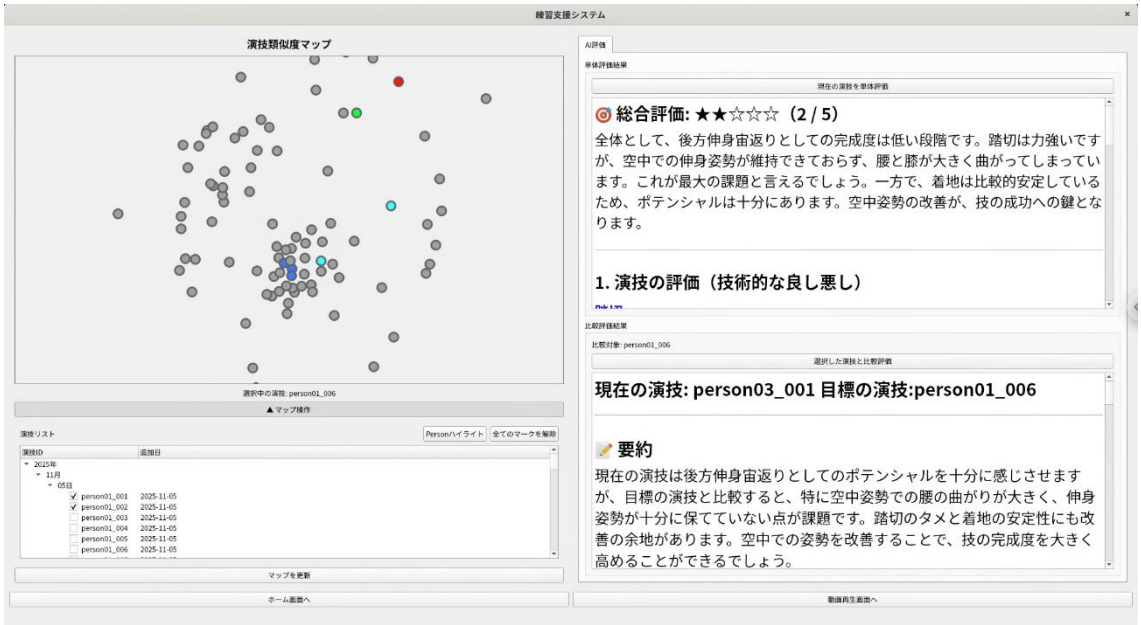

図 22　演技データのマーキング機能．演技リストから任意のデータを選択して類似度マップ上に水色点で表示でき，複数の演技を管理できる．演技リストは日付ごとに整理している．

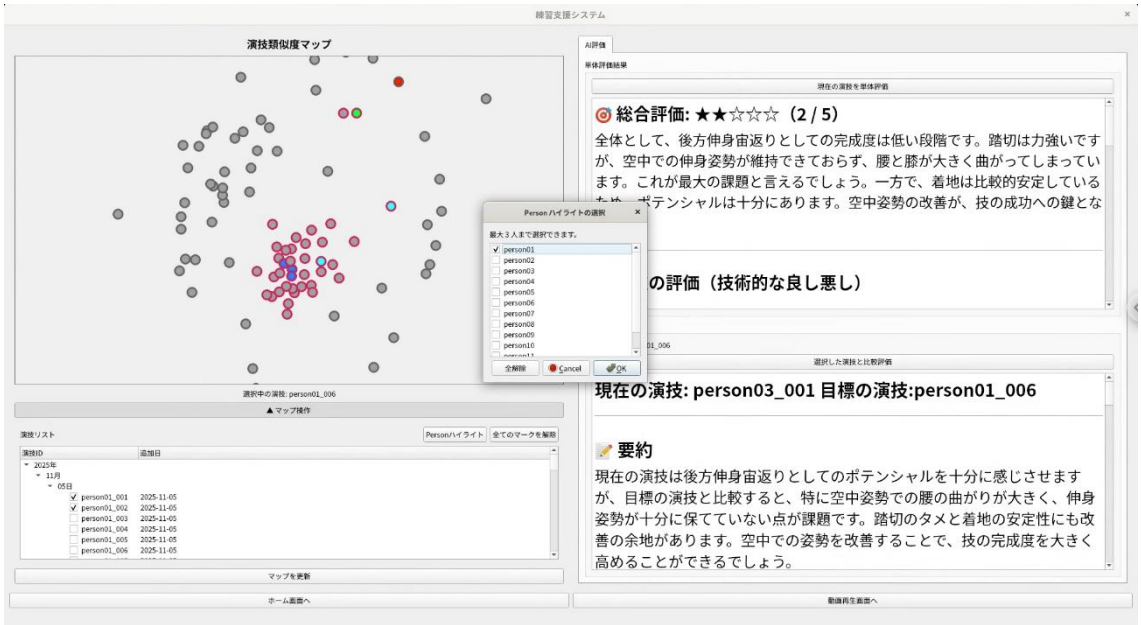

図 23　人物別マーキング機能．人物を選択すると，該当人物の演技データを類似度マップ上で一括して強調表示できる．強調は，点の外周を色で表示する方式であり，最大３人(３色)まで強調表示できる．