

卒業論文 2023年度(令和5年)

骨格推定を用いたボディビルのポージング練習ツール

慶應義塾大学 環境情報学部

田崎和輝

骨格推定を用いたボディビルのポージング練習ツール

ボディビルをはじめとするフィットネス大会に出場する人は増加傾向にある。日本ボディビル・フィットネス連盟 (JBBF) の登録選手数は 2015 年の 2213 人から 2021 年の 5576 人へと 2 倍以上に増加している [1]。ボディビル競技の成功には、ウェイトトレーニングやポージングスキル、減量などさまざまな重要な要素がある。

様々な要素の中で特にポージングは初心者が自己学習するには難易度が高い。初心者がポージングを習得する際の主な障害の 1 つに 1 人で練習することが難しいことがある。その場合、パーソナルトレーナーなど他者による指導を受けることが考えられるが、多くの場合、費用が高額であり、すべての初心者が利用できるわけではない。この問題を解決するために、骨格推定技術を用いたポージング練習ツールの開発をした。

本システムは、MediaPipe Pose という骨格推定ライブラリを用いて、カメラの入力から利用者のポーズを認識し、理想的なポーズとの関節角度の比較を行うシステムである。理想のポーズとの関節角度の差をリアルタイムに音声フィードバックを提供し、初心者が 1 人でポージングスキルを向上させポーズを獲得することを可能にできると考えた。

実験の結果、本システムを利用することでポーズを改善できた被験者がいたものの統計的に優位とは言えない結果になった。練習方法による比較でも鏡を使った練習に対して統計的に有意な差を示すことができなかったため、サンプル数、練習量を増やすことやシステムの改善を行い、今後検証していきたいと考えている。本システムの有用性を示すことができれば、本研究の成果はボディビルポージング練習における初心者の負担軽減につながることが期待できる。

キーワード:

1. Bodybuilding, 2. Posing, 3. Pose estimation,

慶應義塾大学 環境情報学部
田崎和輝

Bodybuilding posing practice tool using pose estimation

The number of people competing in bodybuilding and other fitness competitions is on the rise. The number of registered competitors in the Japan Bodybuilding and Fitness Federation (JBBF) has more than doubled from 2,213 in 2015 to 5,576 in 2021.[1] Success in bodybuilding competitions depends on a variety of important factors, including weight training, posing skills, and weight loss.

Of the various elements, posing is particularly challenging for beginners to learn on their own. One of the main obstacles for beginners in learning posing practice is that it is difficult to practice alone. In this case, they may consider receiving instruction from others, such as a personal trainer, but in many cases, the cost is prohibitive and not all beginners have access to such instruction. To solve this problem, we have developed a posing practice tool that uses skeletal estimation technology.

This system uses a skeletal estimation library called MediaPipe Pose to recognize the user's pose from the camera input and compare the joint angles with the ideal pose. The system provides real-time audio feedback on the difference in joint angles from the ideal pose, and we believed that the system could enable beginners to improve their posing skills and acquire poses on their own.

The results of the experiment showed that although some subjects were able to improve their poses by using the system, it was not statistically superior. Comparison of practice methods also failed to show a statistically significant difference compared to practice with mirrors, so we plan to increase the number of samples and the amount of practice, and to improve the system for future verification. If the usefulness of this system can be demonstrated, the results of this study are expected to help reduce the burden on beginners in bodybuilding posing practice.

Keywords :

1. Bodybuilding, 2. Posing, 3. Pose estimation,

Keio University Faculty of Environment and Information Studies

Kazuki Tasaki

目 次

第1章 序論	7
1.1 はじめに	7
第2章 背景	8
2.1 ボディビルについて	8
2.2 ボディビルにおけるポージングの重要性	9
2.3 骨格推定	10
2.4 ガイダンス仮説	10
第3章 本研究における問題定義	12
3.1 ボディビルにおけるポージングの課題	12
3.2 ボディビルのポージングの良し悪し	12
3.3 既存の練習方法における課題	14
3.3.1 鏡を用いた練習	14
3.3.2 動画や画像を使った練習	15
3.3.3 他者からの指導	15
3.4 仮説	15
第4章 提案手法	17
4.1 提案	17
4.2 実装	17
4.2.1 デバイスとソフトウェア	19
第5章 実験	20
5.1 実験環境	20
第6章 評価	22
6.1 評価内容	22
6.2 測定方法	22
6.3 検定手法	23

6.4 結果	24
6.4.1 練習前後、24時間後の比較	24
6.4.2 鏡利用群とシステム利用群の比較	28
第7章 考察	32
7.1 本システムのポーズ改善への効果	32
7.2 練習方法の違い	33
第8章 関連研究	34
第9章 おわりに	35
9.1 本研究のまとめ	35
9.2 今後の展望	35
謝辞	37

図 目 次

2.1	フロントダブルバイセップス [2]	9
2.2	フロントラットスプレッド [2]	9
2.3	サイドチェスト [2]	9
2.4	バックダブルバイセップス [2]	9
2.5	バックラットスプレッド [2]	9
2.6	サイドトライセップス [2]	9
2.7	アブドミナルアンドサイ [2]	9
2.8	OpenPose ??	10
3.1	悪いポーズの例 1 [2]	13
3.2	悪いポーズの例 2 [2]	14
4.1	構成図	18
4.2	MediaPipe Pose によるランドマークの検出ポイント [3]	18
5.1	ダブルバイセップス (pose1)	20
5.2	クラシックポーズ (pose2)	21
5.3	実験のスケジュール	21
6.1	様々な骨格推定モデルの地域別精度 [4]	23
6.2	システム利用群の pose1 の結果	25
6.3	システム利用群の pose2 の結果	26
6.4	鏡利用群の pose1 の結果	27
6.5	鏡利用群の pose2 の結果	28
6.6	pose1 における練習後の練習方法による比較	29
6.7	pose1 における 24 時間後の練習方法による比較	29
6.8	pose2 における練習後の練習方法による比較	30
6.9	pose2 における 24 時間後の練習方法による比較	31

表 目 次

6.1	様々なアクティビティにおける様々なモデルの PCK@0.2 の比較 [5]	23
6.2	pose1 における練習後、練習から 24 時間後と練習前の比較	25
6.3	pose2 における練習後、練習から 24 時間後と練習前の比較	26
6.4	pose1 における練習後、練習から 24 時間後と練習前の比較	27
6.5	pose2 における練習後、練習から 24 時間後と練習前の比較	28
6.6	pose1	30
6.7	pose2	31

第1章 序論

1.1 はじめに

ボディビル大会への出場は敷居が高く、トレーニング、減量だけでなくステージでの見栄えを良くするためにポージング練習も必須となる。ポージング練習は初心者単独で行うのは難しく、トレーナーに指導を受けるという方法があるが高額である。本研究では、骨格推定ライブラリを用いてカメラの入力から理想のポーズとの関節角度を比較し、音声フィードバックを返すシステムを構築した。

筆者は2020年から慶應のバーベルクラブというボディビルをはじめとしたフィットネスの大会に出場するサークルに所属し、ボディビル競技を行っている。トレーニングや減量に関しては、YouTubeやSNSなどで学び、試すことで使用重量や体重の変化を実感することができた。ポージングについても同じように勉強し練習したが、こちらは定量的に変化がわかるものではなかったため苦戦した。そこで他者に指導を受けることも考えたが、2020年からの新型コロナウィルスの影響で他者とトレーニングを行うことやポージングレッスンに参加することが困難であった。ボディビル大会への出場経験がない中での単独でのポージング練習はステージで評価されるようなポーズへ近づいているという練習の効果を実感することが難しかった。

そのような理由から初心者が単独でポージング練習ができ、ポーズを獲得できるようなツールを作成したいと考えた。

本研究では、骨格推定ライブラリであるMediaPipe Pose [3]を用いたポージング練習支援システムを提案し、ポーズ獲得に有効であるかを検証した。骨格推定を用いたポージング練習の手法の確立はボディビル競技者の単独でのポージング練習におけるコストや時間、環境などに対する問題を解決し、ボディビル以外のポーズやフォームを重要とするスポーツへの活用へつながると考える。

第2章 背景

2.1 ボディビルについて

ボディビルをはじめとするフィットネス大会に出場する人は増加傾向にある。日本ボディビル・フィットネス連盟 (JBBF) の登録選手数は 2015 年の 2213 人から 2022 年の 5701 人へと 2 倍以上に増加している [1]。全体数の増加とともに初心者の増加も見られ、トレーニング初心者、コンテスト初心者が参加しやすい、連盟登録の必要ないマッスルゲートという大会に出場する初心者も多い。競技ボディビルは、選手が日頃の厳しいトレーニングにより鍛え上げた筋肉の発達度や美しさ、バランスを競う個人スポーツである。競技方法として、エントリーした選手の中から予選審査 (プレジャッジ) を経て 10~12 名が選ばれ、これらの選手による比較審査が行われる。選手は司会者の指示に従い、規定のポーズを取り、音楽に合わせたフリーポーズも披露する。予選審査では上位に進む選手を選出し、後半で上位選手同士が厳密に評価される。決勝審査では、プレジャッジで選ばれた上位選手がフリーポーズを披露し、審査員による合計点で順位が決まる。[6] 審査基準は筋肉の大きさ、形、明瞭さ、バランス、ポーズの流れ、表現法などである。

規定ポーズとは、選手すべてが同じ型のポーズで同じ条件のもとに比較されるポーズである。[7]

JBBF(日本ボディビル・フィットネス連盟)における男子ボディビルのポージングは、以下の 7 ポーズで構成される。

1. フロント ダブルバイセプス 図 2.1
2. フロント ラットスプレッド 図 2.2
3. サイド チェスト (エニーサイド) 図 2.3
4. バック ダブルバイセプス 図 2.4
5. バック ラットスプレッド 図 2.5
6. サイド トライセプス (エニーサイド) 図 2.6
7. アブドミナル アンド サイ 図 2.7

この規定ポーズと前後左右のリラックスポーズで比較審査が行われる。



図 2.1: フロントダブルバイ セップス [2] 図 2.2: フロントラットスプ レッド [2] 図 2.3: サイドチェスト [2]



図 2.4: バックダブル バイセップス [2] 図 2.5: バックラットス プレッド [2] 図 2.6: サイドトライ セップス [2] 図 2.7: アブドミナル アンドサイ [2]

2.2 ボディビルにおけるポージングの重要性

JBBFにおけるボディビルの具体的な審査のポイントはJBBF競技マニュアルのメンズボディビル審査ポイントで以下のように定められている [2]。

1. 究極の筋肉美
2. 各部位の筋肉量
3. 各部位のボリューム
4. 各部位の密度
5. 仕上がりのハードさ
6. 上半身下半身左右のバランス

7. ポージングセンス
8. フリーポーズでの芸術性・表現力
9. コスチュームの着こなし・身だしなみ

このように、ポージングセンスは複数ある審査基準の一つであるが、他の審査基準で挙げられている肉体の完成度を見る項目をよりよくはっきするためには大切である。ポージングはボディビルにおいてステージ上でできる唯一の要素であり、ポージングによって弱点を隠すことや、逆に強みをより活かすこともできる。

2.3 骨格推定

骨格推定とは深層学習などを用いて人物のポーズを可視化できる手法であり、モーションキャプチャーなどの特別な機器を使用することなく、画像、動画データ、又はカメラからの入力を用いて人間のポーズを可視化することができる。カーネギーメロン大学 (CMU) の Zhe Cao らが「Realtime Multi-Person pose estimation」[8] の論文で発表した、OpenPose が一つの例である。OpenPose では図 2.8 のように、人物の骨格を推定しリアルタイムに可視化することができる。

骨格推定はさまざまなスポーツへ利用されている。上智大学大学院の金子ら [9] は OpenPose を用いてサッカーのシュートフォームを取得し、体の傾き、軸足、腰の回転、フォロースルーを特長量として用い、習熟度ごとに分類を行った。



図 2.8: OpenPose ??

2.4 ガイダンス仮説

ガイダンス仮説 [10] とは、フィードバックの頻度に関する仮説であり、学習中全ての試行においてフィードバックを与えると学習者はフィードバックに依存してしまい、その結

果、フィードバックを伴う練習中においてはパフォーマンスが優れているものの、フィードバックがない保持テストでは正確な運動を行えないことが多い。これは外在的フィードバックに依存してしまい、内在的フィードバックをおろそかにしてしまうためであると考えられている。ここでいう内在的フィードバックとは、私たちが動作を実行する際に自分の感覚に基づいてその動作を評価し、学習するプロセスである。例えば、歩行時に足の裏から伝わる路面の感覚を認識することや、自分の進む方向を視覚的に確認することも、この内在的フィードバックの一例であることと言える。[11]

ガイダンス仮説提唱後、フィードバックの与え方については様々な研究がなされている。ガイダンス仮説の否定的な効果を軽減するために、フィードバックの頻度を減らすことでフィードバックへの依存を減らす方法が提案されている。それ以外にも、フィードバックの回数をだんだんと減らしていく漸減式フィードバック (Faded feedback)[12] や複数の試行の平均のフィードバックを与える平均化フィードバック (Averaged feedback)[12] などがある。

第3章 本研究における問題定義

3.1 ボディビルにおけるポージングの課題

ポージングはトレーニングや減量と比べると練習時間が短く、相対的に重要度が下がってしまう傾向がある。その原因としてはトレーニングの使用重量や減量における体重の変化のような定量的な指標がポージングには存在しないことが考えられる。特に初心者では実際にステージで他の競技者と比較された経験が少ないため、ポージングの重要性を理解することが難しい。また、ボディビルではトレーニングや、減量、日焼け、ポージングなどやることが多く、初心者は全てに時間やコストを払うのはとても大変である。

3.2 ボディビルのポージングの良し悪し

ボディビルのポージングでは正解とされるポーズは存在しないが、一般的に悪いとされるポーズの取り方は存在する。競技マニュアル[2]では悪いポーズの例として以下の図3.1, 図3.2が挙げられている。図3.1は片足を流していないことを指摘されていた。足を流すことにより足の筋肉のセパレーションやカットを強調できるため足を流していないことを指摘されていると考えられる。図3.2は腕をあげすぎていることを指摘されていた。腕をあげすぎてしまうと背中の広がりや上腕二頭筋などを強調することができないためこのような指摘がされたと考えられる。



図 3.1: 悪いポーズの例 1 [2]



図 3.2: 悪いポーズの例 2 [2]

3.3 既存の練習方法における課題

3.3.1 鏡を用いた練習

ボディビルのポージング練習では鏡の前でポーズを取り、視覚的に確認しながらポーズを修正していく方法が一般的である。しかし、初心者では鏡を用いた練習ではどこを修正したら良いかわかりづらい。また、鏡を見ながらの練習では左右反転している状態や、視点が自分と同じ高さにあることなどを理由に実際のステージ下にいる審査員の見え方とは異なるため、本番を意識したポーズを獲得することが難しい。自宅で練習する場合は、一般的な家庭にあるサイズの鏡ではポーズをとった時に全身が映らなかったり、練習する場所の確保が難しかったりといった問題がある。

3.3.2 動画や画像を使った練習

写真や動画に撮る方法も鏡を使う練習と同じくよく行われる方法だ。カメラで撮影することで鏡と違い第三者視点でのポージングの確認ができることがメリットとして挙げられる。第三者視点で見ることができるので、ポーズ全体を俯瞰して見ることや背中側のポーズを確認するといったことは可能になる。背中側のポーズは鏡では確認することが難しく、ポーズ習得の難易度が高いものになる。しかしカメラで撮影する場合は、撮影のセッティングや撮影後の確認の手間がかかる。映像や画像を参考にポーズを修正するには大きなディスプレイを利用し、鏡に映った自分と比較するか、自身で覚えて鏡に映ったポーズと比較するといった方法が考えられるが、どちらも手間がかかる。トップボディビルダーは毎トレーニング後にポージング練習を行うことを推奨していることが多いが、その度に撮影を行うのは鏡を使うことと比べ手軽とは言えない。

3.3.3 他者からの指導

上記2つの練習方法はどちらも1人で行う場合ではあるが、ポーズ改善のために他者からフィードバックを受ける方法もポーズを獲得するために重要な要素だ。他者からの客観的な意見は自身のポーズを改善するのに役立つが、このアプローチにはいくつかの難点やデメリットがある。例えば、専門のトレーナーや経験豊かな競技者からのフィードバックは有益であるが、その指導を受けるためには高い費用がかかることが多い。費用の問題だけでなく、趣味として大会に出場しようと考えている初心者などにとっては仕事、私生活がある中で時間の都合を合わせる必要があり、頻繁な指導を受けることがハードルになることがある。さらに、自分に合った指導者を見つけること自体が難しい場合もあり、地域によっては適切なトレーナーがないこともある。こういった問題がある、他者からのフィードバックはポージングスキルの向上に重要であり、フィードバックを受けながらポージング連取ができる環境を整える価値は大いにある。

3.4 仮説

上記の問題を踏まえ、本研究では次の仮説を検証する。

1. 骨格推定を用いた音声フィードバックシステムを使用したポージング練習を行うことでポージングが改善される。
2. 骨格推定を用いた音声フィードバックシステムを使用したポージング練習は鏡を用いたポージング練習と同等以上の効果を出すことができる。

3. 骨格推定を用いた音声フィードバックシステムを使用したポージング練習は鏡を用いたポージング練習よりも効果を保持することができる。

骨格推定を用いることで利用者のポーズを解析することができ、その計測結果を利用しフィードバックを行うことでリアルタイムでフィードバックを受けることができ、単独でポーズ練習を行う際のデメリットであるフィードバックがない点を改善することができる。また、写真や動画撮影のように練習を中断して確認することなくポーズ練習を行うことができる。そして音声を用いることで鏡を用いた練習のように視覚を制限することなくポーズの練習ができると考えられる。また、音声フィードバックは鏡からの視覚情報よりも情報を受け取る頻度が少ないため、ガイダンス仮説における否定的な効果を減らし、動作学習の保持の向上につながると考えられる。

第4章 提案手法

4.1 提案

- 骨格推定ライブラリである MediaPipePose[3] を用いて各関節の座標を取得する。その座標から関節角度を計測し、理想のポーズの関節角度の差異を測定する。
- 音声でフィードバックを与えることで利用者本人の内在的フィードバックによるポーズ習得をさせる。

関節の座標同士を繋げ、ボーンを推測し、隣り合うボーンの角度を計測する。その角度をそれぞれの関節でシステムに登録した理想の角度と比較し、差異を計測する。それぞれの関節において理想の角度との差を計算し、その差が一番大きい関節に対して音声でフィードバックを与える。

4.2 実装

実装は図 4.1 のように行った。

1. web カメラでポーズを撮影
2. MediaPipePose を用いて各関節の座標を推測し、関節角度を計算、理想との差を算出
3. フィードバックとして読み上げる言葉を VOICEVOX に送信
4. VOICRVOX で音声データを合成
5. PC のスピーカーでユーザーへフィードバック

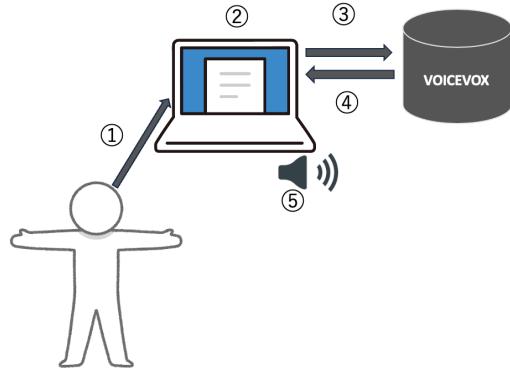


図 4.1: 構成図

MediaPipe Pose[3] は Google が開発した骨格推定ライブラリである。このライブラリにおいては、画像やビデオ内の人體のランドマークを検出することができる。MediaPipe Pose ではさまざまなモデルがあるが、今回使用した Pose landmarker model では 33 点のランドマークを検出することができる。4.2 に検出できるランドマークの例を示す。

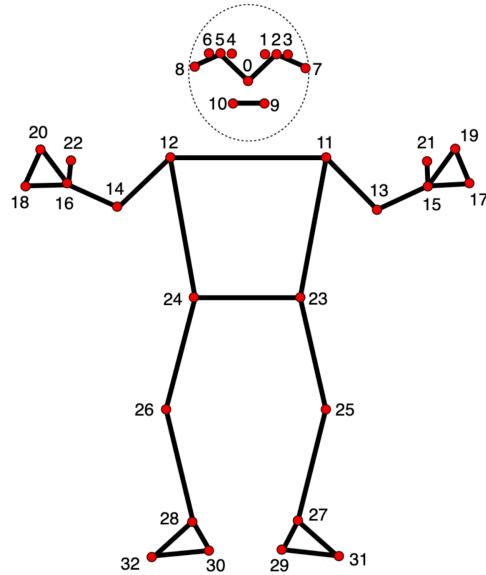


図 4.2: MediaPipe Pose によるランドマークの検出ポイント [3]

これにより、体の関節の位置を特定し、姿勢の解析が可能となる。単一の画像またはビデオを処理する機械学習モデルがこのライブラリで用いられる。このライブラリを用いることで画像座標及び三次元世界座標における身体ポーズのランドマークを出力できる。今回は手首(左右)、肘(左右)、肩(左右)のランドマークを検出し、肩、肘関節の角度に

について計測した。

VOICEVOX は商用・非商用問わず利用することができる無料で使える中品質なテキスト読み上げソフトウェアである。本システムでは「ずんだもん」の音声を使用した。

今回 VOICEVOX を利用してフィードバックとして読み上げる言葉は以下の通りである。

1. 右(左)肘を曲げてください
2. 右(左)肘を伸ばしてください
3. 右(左)腕を上げてください
4. 右(左)腕を下げてください

これらのフィードバックを関節角度に応じて読み上げる。

4.2.1 デバイスとソフトウェア

今回使用した環境は以下の通りである。

- MacBook Pro (13-inch, M1, 2020)
- MacOS 13.5
- Python 3.8.12
- mediapipe 0.9.1.0
- numpy 1.23.5
- opencv-contrib-python 4.7.0.72
- VOICRVOX 0.14.10(ずんだもん)

第5章 実験

5.1 実験環境

本実験では、理想的なボディビルのポーズを実現するために、特定の関節角度を有する3Dモデルを用いた。具体的には、ダブルバイセップスとクラシックポーズの2つのポーズを選定し、それぞれに対して3Dモデルを作成した。ダブルバイセップスのポーズでは、モデルの両肘は75度、両肩は160度に設定され、図5.1に示されている。一方、クラシックポーズでは、右肘が75度、左肘が180度、右肩が175度、左肩が165度に設定され、図5.2にて視覚化されている。

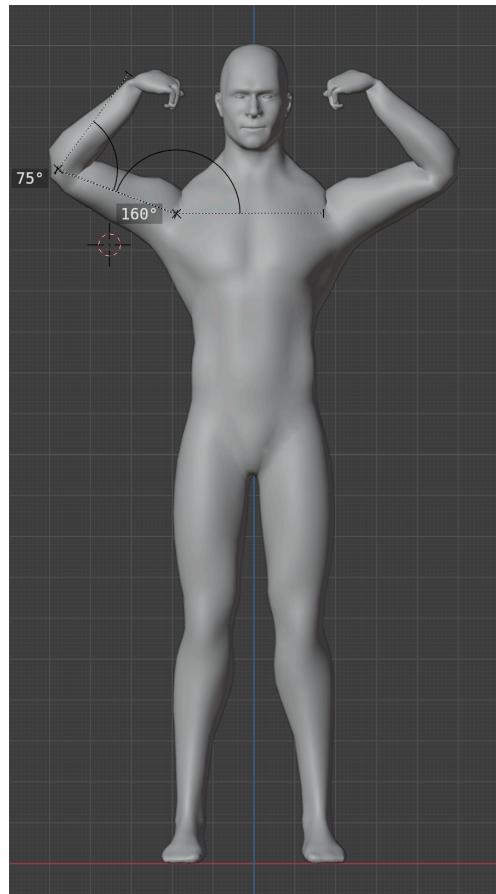


図 5.1: ダブルバイセップス (pose1)

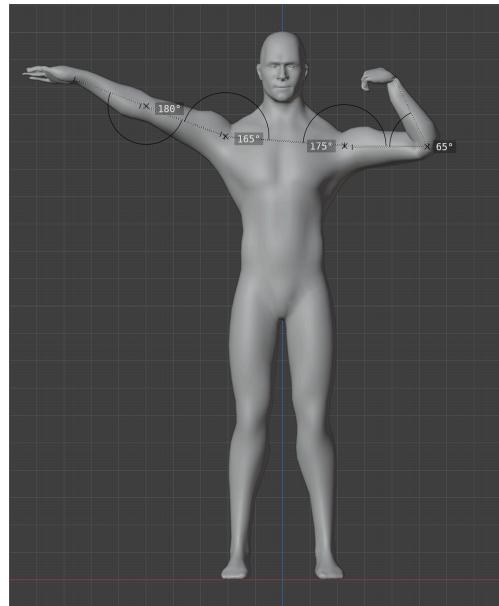


図 5.2: クラシックポーズ (pose2)

被験者は2つのグループに分けられた。グループ1の被験者は、pose1を本実験で使用するシステムを利用して練習し、pose2は鏡を使用して練習した。対照的に、グループ2の被験者はpose1を鏡を用いて練習し、pose2は本システムを用いて練習することとした。

両グループの被験者には、システムを使用する練習と鏡を使用する練習をそれぞれ行ってもらい、各ポーズを30秒間保持すること、その後30秒間休憩することを1セットとし、合計10セットを完了させた。システム、鏡どちらを使用して練習する場合でも理想的なポーズとして図5.1、図5.2を視認できる状態にした。システム利用時にはシステムの音声に従ってポーズを修正するように指示し、鏡利用時には鏡の像と理想的なポーズとしてみている図とを比較しポーズを修正するように指示した。

被験者のポーズは練習前、練習後、練習から24時間後に計測した。図5.3

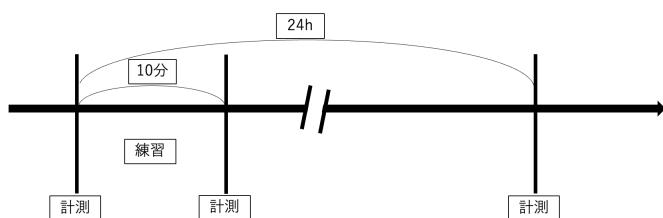


図 5.3: 実験のスケジュール

第6章 評価

本研究では、本システムを利用することでポーズが改善できるかの検証、また、既存の練習方法である鏡を用いた練習との比較を行うため、練習前と練習後、練習から 24 時間後のポーズの比較と、各ポーズにおけるシステム利用群と鏡利用群の比較を行った。

6.1 評価内容

今回はシステムでのフィードバックでは両肘、両肩の角度についてフィードバックを行なっていたため、評価の際も同様に両肘、両肩の角度について評価を行った。

肩の角度 $\theta_{\text{肩}}$ は、上腕の単位ベクトル \vec{u} と両肩を結ぶ線の単位ベクトル \vec{w} を用いて計算することができる。この角度は、以下の式で定義される：

$$\theta_{\text{肩}} = \cos \left(\frac{\vec{u} \cdot \vec{w}}{\|\vec{u}\| \|\vec{w}\|} \right) \times \frac{180}{\pi}$$

同様に、肘の角度 $\theta_{\text{肘}}$ は、前腕の単位ベクトル \vec{v} と上腕の単位ベクトル \vec{u} を使用して次のように計算される：

$$\theta_{\text{肘}} = \cos \left(\frac{\vec{v} \cdot \vec{u}}{\|\vec{v}\| \|\vec{u}\|} \right) \times \frac{180}{\pi}$$

6.2 測定方法

練習前、練習後、24 時間後に写真を撮影し、それを Mediapipe Pose を用い、ポーズを解析し角度を測定した。今回は Mediapipe Pose でも BlazePose GHUM Heavy モデルを用いた。BlazePose GHUM Heavy モデルは表 6.1 に示す通り同じ BlazePose GHUM のモデルや、AlphaPose ResNet50、Apple Vision と比較しても様々なアクティビティにおいて精度が高いことが報告されている。この評価で用いられている PCK@0.2 とは、人体の各部位の予測点と実際の点の距離が、人体の幅の 20% 以内にあるかどうかを判定する指標である。[13] また、利用者の属する地域別の精度は 図 6.1 に示す。今回の被験者の所属する日本は、Eastern Asia に属するが、Eastern Asia での精度は今回利用する Heavy モデルでは PDJ という手法で 92.6% となっている。PDJ は PCK@0.2 と同義である。

表 6.1: 様々なアクティビティにおける様々なモデルの PCK@0.2 の比較 [5]

Method	Yoga	Dance	HIIT
	PCK@0.2	PCK@0.2	PCK@0.2
BlazePose GHUM Heavy	96.4	97.2	97.5
BlazePose GHUM Full	95.5	96.3	95.7
BlazePose GHUM Lite	90.2	92.5	93.5
AlphaPose ResNet50	96.0	95.5	96.0
Apple Vision	82.7	91.4	88.6

Region	Lite model		Full model		Heavy model	
	PDJ	Standard deviation	PDJ	Standard deviation	PDJ	Standard deviation
Australia and New Zealand	86.1	12.7	92.0	9.5	93.5	10.8
Caribbean	88.8	14.3	93.0	12.5	94.6	11.5
Europe	83.9	15.5	90.2	14.1	93.9	8.4
Northern Africa	89.0	11.9	93.0	12.0	93.8	8.7
South America	88.0	13.0	91.4	11.3	95.4	7.0
Southeastern Asia	87.7	14.7	91.5	13.2	94.1	12.3
Western Asia	88.8	10.9	93.8	7.4	95.5	6.9
Central America	87.5	13.4	92.9	8.8	95.2	6.3
Central Asia	85.6	15.2	90.7	12.7	93.1	10.8
Eastern Asia	83.2	15.0	90.4	10.4	92.6	9.0
Middle Africa	85.1	19.3	89.2	16.6	91.4	14.6
Northern America	88.3	10.8	91.3	9.1	95.4	8.5
Southern Africa	89.7	14.8	94.0	8.8	93.6	11.9
Southern Asia	86.6	15.3	91.2	12.4	96.2	7.2
Average	87.0		91.8		94.2	
Range	6.5		4.8		4.8	

図 6.1: 様々な骨格推定モデルの地域別精度 [4]

6.3 検定手法

本研究の実験では被験者が少ないので、ノンパラメトリック検定を用いて検定を行った。同一被験者の練習後、24 時間後と練習前の理想のポーズの角度の差の検定は、ウィルコクソンの符号付き順位和検定を用いた。また、システム利用群と鏡利用群の比較は、ウィルコクソンの順位和検定を用いた。有意水準は 0.05 とした。

6.4 結果

本研究では練習で改善されたかどうかを評価したいため、練習前、練習後、24時間後のポーズの角度と理想とするポーズ（システムとしてさせたいポーズ）の両肘両肩の角度の差の平均 $\bar{\theta}_{\text{angle,dif}}$ を利用して評価する。それぞれの関節を右肘（RE）、左肘（LE）、右肩（RS）、左肩（LS）とし、以下のように定義した。

$$\bar{\theta}_{\text{angle,dif}} = \frac{1}{4} \sum_{i \in \{\text{RE, LE, RS, LS}\}} |\theta_{i,\text{Actual}} - \theta_{i,\text{Ideal}}|$$

6.4.1 練習前後、24時間後の比較

ここではシステムを利用して練習した群と鏡を利用して練習した群それぞれの練習前後、24時間後のポーズの理想の角度との差の結果を示す。

システム利用群の比較

図6.2にpose1に対してシステムを利用した群の練習前後、24時間後の結果と理想の角度との差の平均 $\bar{\theta}_{\text{angle,dif}}$ の推移を示す。

7名のうち、5名の被験者が練習直後は練習前よりポーズが改善されていることがわかる。しかしながら、24時間後では練習前より改善されている被験者は1名のみであった。検定の結果では練習後と練習前の差は有意性を示すことができず（ $p=0.8782$ ）、24時間後と練習前の差も統計的に有意性を示すことができなかった（ $p=0.4674$ ）。表6.2

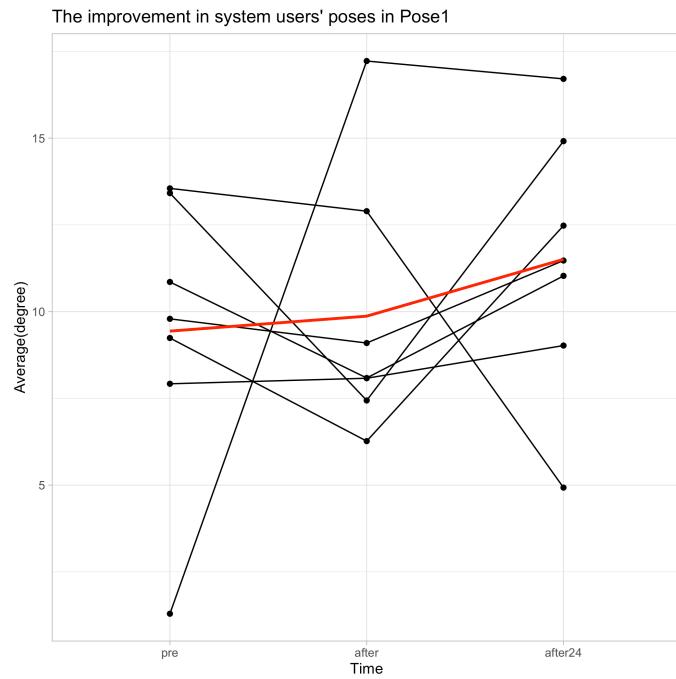


図 6.2: システム利用群の pose1 の結果

表 6.2: pose1 における練習後、練習から 24 時間後と練習前の比較

比較対象	p-value	MD
練習後-練習前	0.8782	0.4314286
24 時間後-練習前	0.4674	2.068929

図 6.3 に pose2 に対してシステムを利用した群の練習前後、24 時間後の結果と理想の角度との差の平均 $\bar{\theta}_{\text{angle_dif}}$ の推移を示す。

7名のうち、5名の被験者が練習直後は練習前よりポーズが改善されていることがわかる。しかしながら、24時間後では練習前より改善されている被験者は3名のみであった。検定の結果では練習後と練習前の差は有意性を示すことができず ($p=0.07812$)、24時間後と練習前の差も統計的に有意性を示すことができなかった ($p=0.8125$)。表 6.3

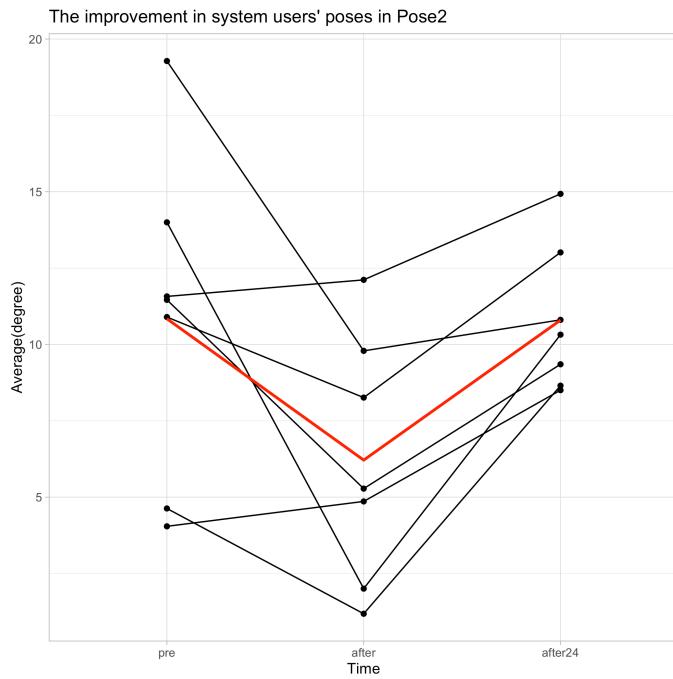


図 6.3: システム利用群の pose2 の結果

表 6.3: pose2 における練習後、練習から 24 時間後と練習前の比較

比較対象	p-value	MD
after-pre	0.07812	-4.627143
after24-pre	0.8125	-0.04464286

鏡利用群の比較

図 6.4 に pose1 に対して鏡を利用した群の練習前後、24 時間後の結果と理想の角度との差の平均 $\bar{\theta}_{\text{angle_dif}}$ を示す。

7 名のうち、5 名の被験者が練習直後は練習前よりポーズが改善されていることがわかる。しかしながら、24 時間後では練習前より改善されている被験者は 4 名であった。検定の結果では練習後と練習前の差は有意性を示すことができず ($p=0.4688$)、24 時間後と練習前の差も統計的に有意性を示すことができなかった ($p=0.5781$)。表 6.4

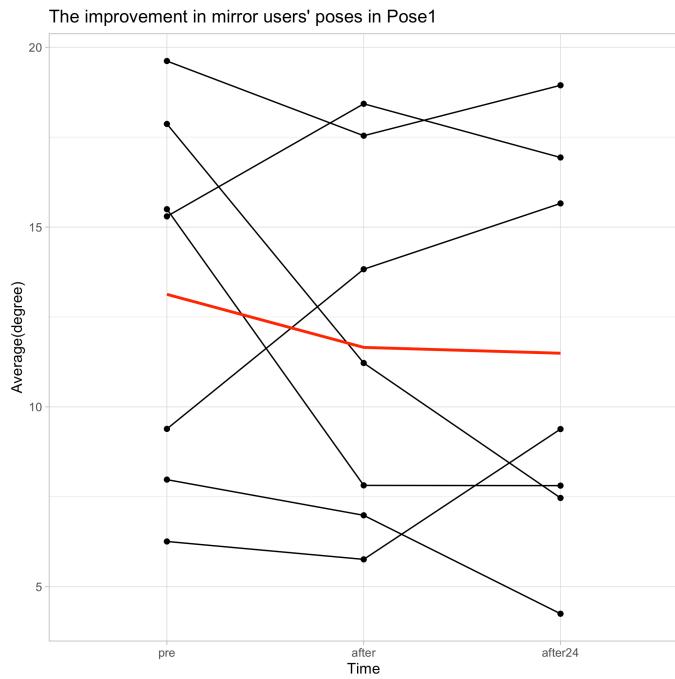


図 6.4: 鏡利用群の pose1 の結果

表 6.4: pose1 における練習後、練習から 24 時間後と練習前の比較

比較対象	p-value	MD
練習後-練習前	0.4688	-1.475
24 時間後-練習前	0.5781	-1.637143

図 6.5 に pose2 に対して鏡を利用した群の練習前後、24 時間後の結果と理想の角度との差の平均 $\bar{\theta}_{\text{angle_dif}}$ を示す。

7名のうち、6名の被験者が練習直後は練習前よりポーズが改善されていることがわかる。24時間後では練習前より改善されている被験者は3名であった。検定の結果では練習後と練習前の差は有意であり、鏡の練習によって効果があったと考えられる ($p=0.04688$)。一方で、24時間後と練習前の差は統計的に有意性を示すことができなかった ($p=0.8125$)。

表 6.5

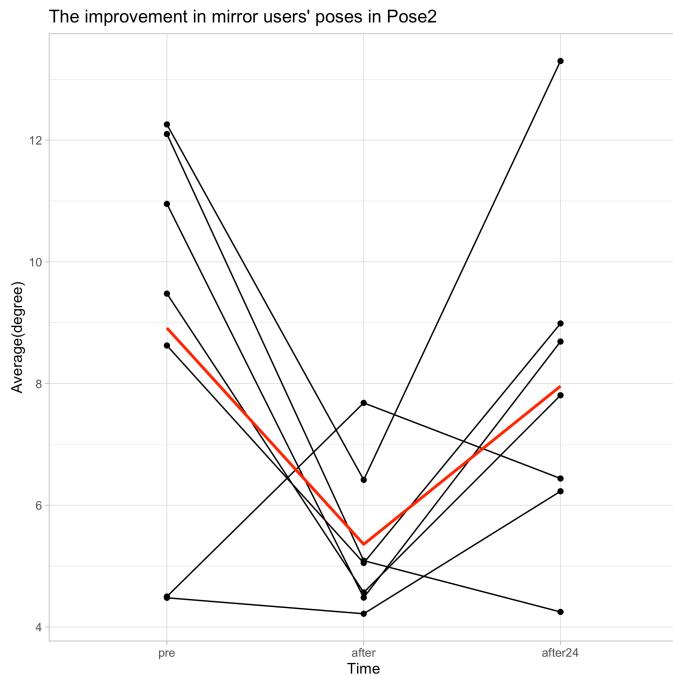


図 6.5: 鏡利用群の pose2 の結果

表 6.5: pose2 における練習後、練習から 24 時間後と練習前の比較

比較対象	p-value	MD
after-pre	0.04688	-3.554643
after24-pre	0.8125	-0.9557143

6.4.2 鏡利用群とシステム利用群の比較

ここでは同じポーズにおいてシステム利用群と鏡利用群の理想の角度との差の比較の結果を示す。

pose1 における練習方法の違いによる比較

pose1 に対してシステムを利用した群と鏡を利用した群の練習後の結果と理想の角度との差の平均 $\bar{\theta}_{\text{angle,dif}}$ を図 6.6 に、24 時間後の比較を図 6.7 に示す。

pose1 においては、練習後の結果ではシステム利用群の方が鏡利用群よりもポーズが改善されていることがわかるが、 $p=0.7104$ と統計的に有意性を示すことができなかった。24 時間後では表 6.6 にあるように $p=1$ と差を示すことができなかった。

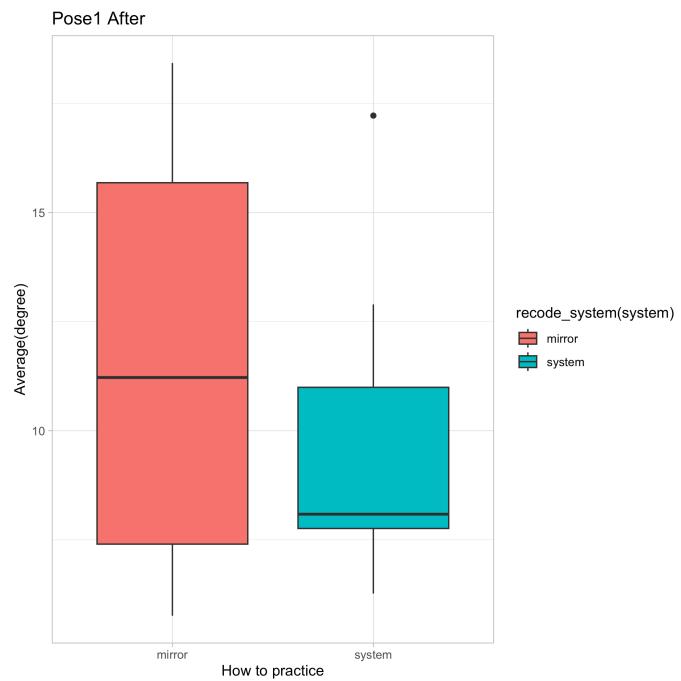


図 6.6: pose1 における練習後の練習方法による比較

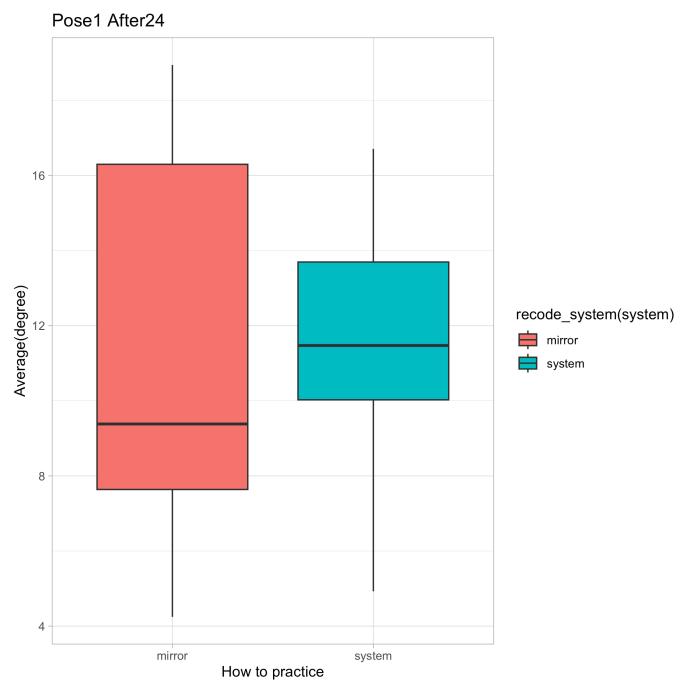


図 6.7: pose1 における 24 時間後の練習方法による比較

表 6.6: pose1

比較対象	p-value	平均差 (システム-鏡)
after	0.7104	-1.784286
after24	1	0.01535714

pose2 における練習方法の違いによる比較

pose2 に対してシステムを利用した群と鏡を利用した群の練習後の結果と理想の角度との差の平均 $\bar{\theta}_{\text{angle_dif}}$ を図 6.8 に、24 時間後の比較を図 6.9 に示す。こちらでは表 6.7 に示すように統計的に有意とは言えないものの、pose1 とは異なり練習後、24 時間後ともに鏡利用群の方がシステム利用群よりもポーズが改善されていることがわかる。

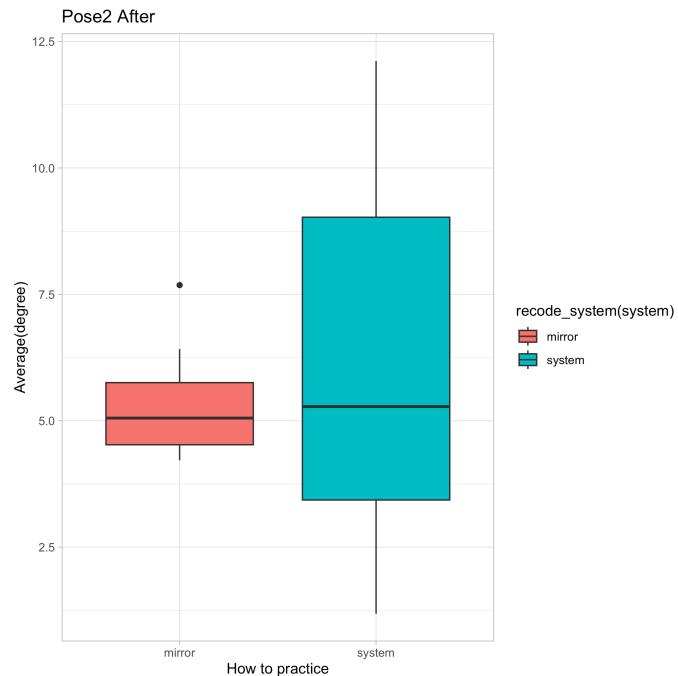


図 6.8: pose2 における練習後の練習方法による比較

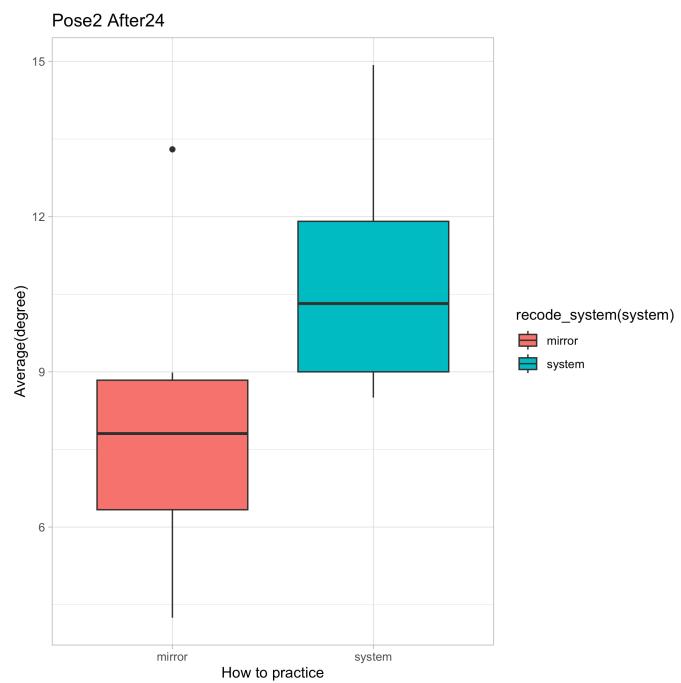


図 6.9: pose2 における 24 時間後の練習方法による比較

表 6.7: pose2

比較対象	p-value	平均差 (システム-鏡)
after	0.62	0.8546429
after24	0.07284	2.838214

第7章 考察

今回の実験では本システムの利用によって練習直後のポーズの改善が見られた被験者があいたものの統計的に有意とは言い難い結果となった。(pose1: $p=0.8782$,pose2: $p=0.07812$) また、24時間後のポーズの改善についても統計的に有意とは言い難い結果となった。(pose1: $p=0.4674$,pose2: $p=0.8125$) 練習方法の比較では鏡を利用した練習群と本システムを利用した群で練習後、練習から24時間後共に練習効果の有意な差は認められなかった。

7.1 本システムのポーズ改善への効果

今回の実験で統計的に有意な結果が出なかった理由としては、3つ考えられる。1つ目は被験者の数の不足である。今回の実験では14名の被験者で、pose1,pose2 それぞれで7名ずつ本システムを利用して練習を行ったが、サンプルに偏りがあった可能性が考えられる。2つ目は練習の量が不足である。ボディビルのポージング練習はトップ選手でも高頻度で30分程度行うことが多くあるが、今回は実験スケジュール、被験者の負担軽減のために1ポーズあたり10分(30秒練習、30秒休憩を10セット)のみの練習であり、ボディビルのポージング経験のない被験者のみだったためポージングに慣れる前に練習が終了してしまった可能性が考えられる。これは、既存の練習方法である鏡を利用した練習の群でも同様に練習の有意な効果がみとめられなかったことからも考えられる。3つ目はフィードバックの方法である。本システムでは理想のポーズとの関節角度の差に応じて「肘を曲げる」、「肘を伸ばす」といったシンプルなフィードバックを行った。このようなシンプルなフィードバックを行った意図としては被験者本人が練習する過程で曲げ伸ばしを繰り返して理想の角度に近づいていくことでガイダンス仮説による否定的効果を減らし、練習の効果の保持を期待したためであったが、ポージングの経験のない被験者というターゲットに対しては「度曲げてください」といった定量的なフィードバックを行った方が効果的であった可能性も考えられる。

7.2 練習方法の違い

本システムを利用した群と鏡を利用した群の比較において練習後、練習から 24 時間後共に練習効果の有意な差は認められなかった。理由としては 7.1 章で述べたことと同様に被験者数、練習量の不足などが考えられるが、pose1 の練習から 24 時間後の結果において $p=1$ となったことから、保持テストにおいては練習方法によって改善の効果に差がない可能性についても今後検討し実験を行う必要がある。仮に本システムが鏡を利用した練習と同等の効果があるとするとポージング練習において全身が映る鏡を用意する必要がない本システムを利用することで初心者でも手軽に自宅等でポージング練習ができるようになり、ポージング練習のハードルが下がると考えられる。

第8章 関連研究

武蔵野大学の鎌田らは [14] スクワットのフォームに対して OpenPose を用いて姿勢差分に用いる関節角度の抽出方法について実装、検討した。この研究ではスクワットという動的な運動に対して骨格推定を用いてトレーニングフォームの改善を促すシステムを提案している。この研究では理想のスクワットフォームと利用者のスクワットのフォームをフレームごとに分析しその差分を画像上に描画することで可視化している。

また、広島市立大学の岡本らは [15] 陸上のハードル跨ぎの練習において Kinect を用いて骨格を推定し、リアルタイムにフィードバックを返すシステムを提案した。この研究のシステムはハードル跨ぎ練習でのフォームに対して理想の姿勢との差分をボーンの表示、および文字を画像上に表示することでリアルタイムにフィードバックを返すシステムである。骨格推定に Kinect を用いているので RGB 画像を利用する本研究の骨格推定より精度は高く、深度に関しても取得できるが、Kinect を用意することが必要であり、本研究のシステムよりもコストがかかると考えられる。

第9章 おわりに

9.1 本研究のまとめ

本研究では骨格推定を用いた音声フィードバックシステムでボディビルのポージング練習を支援するシステムを提案した。本システムを用いてポージング練習を行いポーズの改善、そしてその効果の保持の検証、そして既存の練習方法である鏡を利用したポージング練習との比較を行った。その結果、本システムを利用してポーズを改善された被験者がいたものの統計的に有意な結果は得られなかった。効果の保持に関しても鏡を利用した練習と比較して有意な差は認められなかった。

9.2 今後の展望

本研究では骨格推定を用いた音声フィードバックシステムの有用性について十分に検証することができなかった。そのため、学習が定着する練習量を検証する予備実験などを行い、その後、よりサンプル数の多い実験の実施や、練習期間を十分にとった検証を行なっていきたいと考えている。また、本システムは実験の時間の短縮、被験者の負担軽減のために肘、肩に対してのみ、平面的なフィードバックを行ったが、ボディビルにおけるポージングは全身のバランスも重要な要素である。よりボディビルでの有用性を高めるためにも、全身に対して奥行きも考慮したフィードバックを行うことができるシステムを構築していきたい。今回の実験ではシステム利用者全員に対して同一の角度を理想のポーズとして設定したが、本来利用者それぞれの体格や筋肉量、ボディビル経験などによって理想のポーズは異なる。そのため、利用者本人が理想とするポーズを設定できるよう、理想のポーズを画像で入力できるといったようなシステムを構築することでより利用者に寄り添ったシステムを作っていくたいと考える。今回は骨格推定の方法として既存のモデルを利用したが、筋肉量が多いボディビルダーでは骨格推定ができない、精度が下がることもあるため、ボディビルダー等の筋肉量が多い人でも精度高く検出できるようなモデルの構築についても検討したい。

本研究での骨格推定を用いた音声フィードバックシステムはボディビルだけではなく他の様々なスポーツ、フィットネスの現場においても応用が可能であると考えられるため、

まずはボディビルという領域で有用性を示し、その後他の領域にも応用していきたいと考えている。

本システムの有用性を検証できれば、初心者が手軽にポージングの練習ができるようになり、ボディビル競技の普及、競技レベルの向上が考えられる。また、音声のフィードバックを用いることで視覚障害者でもポージング練習を単独でできるようになることも期待でき、ボディビルのバリアフリー化にも貢献できると考えられるため、今後の研究によってより多くの人に利用してもらえるようなシステムを改善していきたい。

謝辞

本研究を進める過程で絶えずサポートをしてくださったRG(村井・中村・楠本・高汐・バンミーター・植原・三次・中澤・手塚・武田・大越合同研究会)の教員の方々、そしてメンバーの皆様には心からの感謝を申し上げます。特に、2020年秋学期に1年生の私を迎えてくださった慶應義塾大学SFC研究所の上席所員であり、早稲田大学商学学術院の教授である斎藤賢爾博士には、本研究に至るまでの丁寧なご指導に深く感謝します。

また、NECOのKGリーダーである江頭叙那氏、およびKGメンバーの皆様には、この貴重な研究グループに参加する機会を与えていただき、感謝の気持ちでいっぱいです。同様に、私がKGに参加するきっかけを作ってくれた卒業生、渡邊聰紀氏にも心からの謝意を表します。

この研究の実験にご協力いただいたRGのメンバーの方々、そして、母校である栃木県立宇都宮高校サッカー部のOBの皆様にも、貴重な時間を割いて協力していただいたことに深く感謝いたします。さらに、大学生活でボディビルの大会に挑戦するきっかけを作り、サポートとアドバイスをくださったバーベルクラブのメンバーとOBの皆様にも、心からの感謝を述べたいと思います。

そして、コロナ禍という厳しい時期に始まった大学生活を通じて、精神的に大きな支えとなってくれた渡邊美穂氏に、特別な感謝の意を表します。

最後になりましたが、私の成長を見守り、学びの場を提供してくれた両親をはじめとする家族に、最大の感謝の気持ちを捧げます。

参考文献

- [1] 日本ボディビル・フィットネス連盟. 2022年度 事業報告書,2021年度 事業報告書. https://www.jbbf.jp/Sokai/_Sokai.html.
- [2] 日本ボディビル・フィットネス連盟. Jbbf競技ルールマニュアル. https://www.jbbf.jp/Taikai/Championships_Rule/_Rule.html, 2023.
- [3] Google. Mediapipe pose landmarker. https://developers.google.com/mediapipe/solutions/vision/pose_landmarker.
- [4] Google. Model card blazepose ghum 3d. <https://storage.googleapis.com/mediapipe-assets/Model%20Card%20BlazePose%20GHUM%203D.pdf>.
- [5] Pose estimation quality. <https://github.com/google/mediapipe/blob/master/docs/solutions/pose.md#pose-estimation-quality>.
- [6] 日本ボディビル・フィットネス連盟. What is a bodybuilding? https://www.jbbf.jp/Other/JBBF_Gaiyo.html.
- [7] 中尾尚志. ポージングとパフォーマンス, 2016. https://www.jbbf.jp/download/rule/201603a_Posing_Performance.pdf.
- [8] Zhe Cao, Tomas Simon, Shih-En Wei, and Yaser Sheikh. Realtime multi-person 2d pose estimation using part affinity fields. Technical report, November 2016. <https://arxiv.org/pdf/1611.08050.pdf>.
- [9] 金子和樹. Openpose を用いたサッカー熟練度の分類. In **人工知能学会全国大会論文集 第 34 回 (2020)**, pages 3M5GS1205–3M5GS1205. 一般社団法人 人工知能学会, 2020.
- [10] Alan W Salmoni, Richard A Schmidt, and Charles B Walter. Knowledge of results and motor learning: a review and critical reappraisal. *Psychological bulletin*, 95(3):355, 1984.

- [11] 名古屋大学運動学習科学研究室. フィードバックは諸刃の剣? <https://nagoya-hml.com/10-2/>.
- [12] Yoichiro Aoyagi, Eri Ohnishi, Yoshinori Yamamoto, Naoki Kado, Toshiaki Suzuki, Hitoshi Ohnishi, Nozomi Hokimoto, and Naomi Fukaya. Feedback protocol of ‘fading knowledge of results’ is effective for prolonging motor learning retention. *Journal of Physical Therapy Science*, 31(8):687–691, 2019. https://www.jstage.jst.go.jp/article/jpts/31/8/31_jpts-2019-069/_article/-char/ja/.
- [13] Human pose estimation 101,percentage of correct key-points - pck. <https://github.com/cbsudux/Human-Pose-Estimation-101?tab=readme-ov-file#percentage-of-correct-key-points---pck>.
- [14] 林 康弘 鎌田 夏輝, 柴原 匠棋. Openpose を用いた姿勢差分の算出によるパーソナルバーチャルトレーニングシステム. Technical report, 2020. https://www.jsise.org/society/presentation/2020/pdf/01_hokkaido/a08.pdf.
- [15] 岡本勝, 磯村智将, and 松原行宏. 姿勢推定手法を活用したリアルタイム運動訓練支援環境. In **人工知能学会全国大会論文集 第 30 回 (2016)**, pages 1C4OS13a1–1C4OS13a1. 一般社団法人 人工知能学会, 2016.