

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

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 倍位以上に増加している [1]。しかし、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。

しかし、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一つに 1 人で練習することが難しいことがある。個人トレーナーによる指導は有効だが、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、私は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、カメラの入力から使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の音声フィードバックを提供し、初心者が 1 人で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。

TODO ここに実験の結果とか締めのことを書く

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] However, success in bodybuilding competitions depends on a variety of important factors, including weight training, posing skills, and weight loss.

However, posing is challenging for beginners to learn on their own. One of the main obstacles for beginners in learning posing is the difficulty of practicing alone. Instruction by a personal trainer can be helpful, but is often expensive and not available to all beginners. To solve this problem, I 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 it would enable beginners to improve their skills and acquire poses on their own.

TODO ここに実験の結果とか締め的なことを書く

Keywords :

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

Keio University Faculty of Environment and Information Studies

Kazuki Tasaki

# 目次

<b>第1章 序論</b>	<b>7</b>
1.1 はじめに	7
<b>第2章 背景</b>	<b>8</b>
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
<b>第3章 本研究における問題定義</b>	<b>12</b>
3.1 ボディビルにおけるポージングの重要性	12
3.2 ボディビルのポージングにおける悪いポージング	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
<b>第4章 提案手法</b>	<b>17</b>
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
<b>第5章 実験</b>	<b>20</b>
5.1 実験環境	20
<b>第6章 評価</b>	<b>22</b>
6.1 評価内容	22
6.2 測定方法	22
6.3 結果	23

6.3.1	練習前後、24 時間後の比較 . . . . .	23
6.4	鏡利用群とシステム利用群の比較 . . . . .	24
<b>第 7 章</b>	<b>考察</b>	<b>25</b>
<b>第 8 章</b>	<b>関連研究</b>	<b>26</b>
<b>第 9 章</b>	<b>結論</b>	<b>27</b>
9.1	本研究のまとめ . . . . .	27
9.2	今後の展望 . . . . .	27
<b>謝辞</b>		<b>28</b>

# 目 次

2.1	フロントダブルバイセップス . . . . .	9
2.2	フロントラットスプレッド . . . . .	9
2.3	サイドチェスト . . . . .	9
2.4	バックダブルバイセップス . . . . .	9
2.5	バックラットスプレッド . . . . .	9
2.6	サイドトライセップス . . . . .	9
2.7	アブドミナルアンドサイ . . . . .	9
2.8	OpenPose . . . . .	11
3.1	悪いポーズの例 1 . . . . .	13
3.2	悪いポーズの例 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 . . . . .	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	地域別の精度 [2] . . . . .	23

# 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 [3]	23
-----	---------------------------------------	----

# 第1章 序論

## 1.1 はじめに

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 倍位以上に増加している [1]。しかしながら、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である OpenPose 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 などを用いて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である。しかしながら、2020 年は新型コロナウイ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。そのため、自宅でのポージング練習を行うことが多くなった。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 [4] 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する。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とつながると考える。



## 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倍位以上に増加している [1]。全体数の増加とともに初心者が増加も見られ、トレーニング、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。[5] 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。[6]

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、

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



図 2.1: フロントダブルバイ  
セップス

図 2.2: フロントラットス  
プレッド

図 2.3: サイドチェスト



図 2.4: バックダブル  
バイセップス

図 2.5: バックラットス  
プレッド

図 2.6: サイドトラ  
イセップス

図 2.7: アブドミナル  
アンドサイ

の7ポーズである。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。

ポージングはボディビルにおいて大会当日にできる唯一の要素であり、鍛え上げてきた肉体をより良く見せるための重要なものである。しかしながら、ポージングはトレーニングの使用重量や、減量時の体重の変化といった指標となるものがない。そのため初心者においてはトレーニングや減量を優先することが多く、ポージング練習の優先度が低い傾向にある。また、ポージングにおいては他者からのフィードバックがあることが望ましく、競技者の知り合い等がない場合はパーソナルトレーナーなどから指導を受けることがあるが、その場合は費用や時間の問題から初心者が何度も通うことはハードルが高い。

## 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審査基準は 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 [7]。

### 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大会当日に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ができる。

## 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してくれる手法であり、モーションキャプチャーなどの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。

## 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

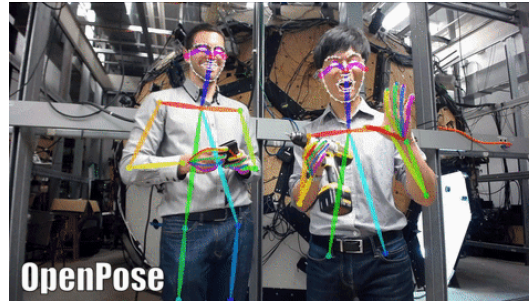


図 2.8: OpenPose

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] TODO: フィードバック周りの背景を増やす

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重要性

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における悪いポージング

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。しかし、悪いポーズとされるポーズは存在する。競技マニュアル [7] 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。足を流すことで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 of 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

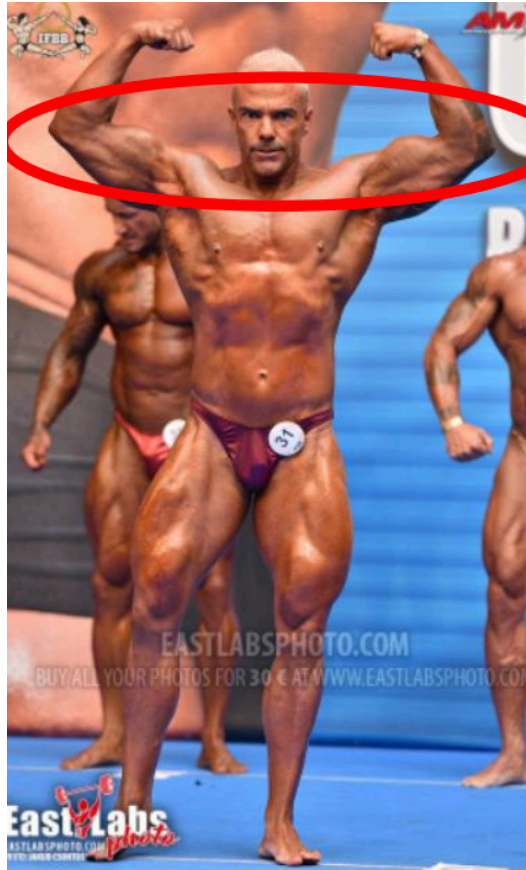


図 3.2: 悪いポーズの例 2

### 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、初心者では鏡を使っ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とは異なる見え方をするため、本番を意識したポーズを獲得することが難しい。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、全身を俯瞰して見るの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。第三者視点で見れることで、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。画像と比較してポーズを修正するには大きなディスプレイを利用するか、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だが、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。また、時間の都合を合わせる必要があり、特に初心者にとっては、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いないこともある。これらのデメリットにもかかわらず、他者からのフィードバックはポーズ技術の向上に重要であり、適切なアドバイスを得るためにこれらの課題を乗り越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. 骨格推定用いた音声フィードバックを用い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. 骨格推定用いた音声フィードバックを用い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。



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写真や動画撮影のようなポーズの中断をすることなくポーズ練習を行うことができる。また、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。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。

## 第4章 提案手法

### 4.1 提案

- ポーズ推定ライブラリである MediaPipePose[4] 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、理想形との差異を測定する。
- 音声で大まかな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
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

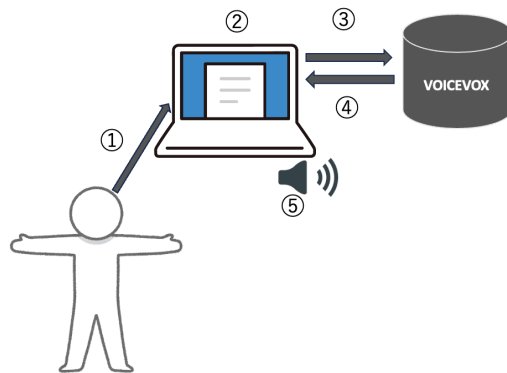


図 4.1: 構成図

MediaPipe Pose[4] 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体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。

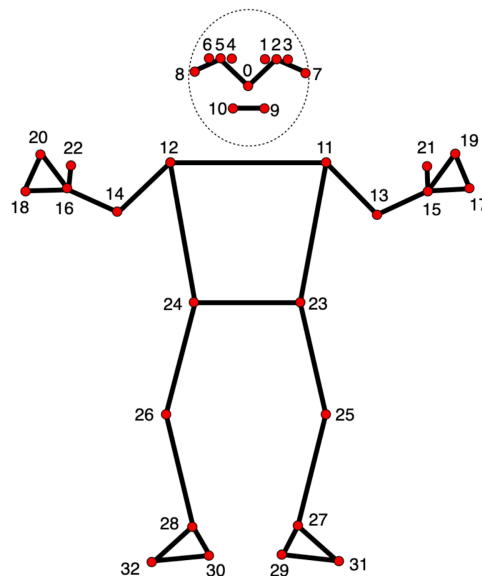


図 4.2: MediaPipe Pose によるランドマークの検出ポイント

これにより、体の主要な位置を特定し、姿勢を分析し、動きを分類することが可能となる。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。今回はずんだもんの音声を使用した。フィードバックとして与え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で読み上げる。

#### 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)
- Mac OS 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。

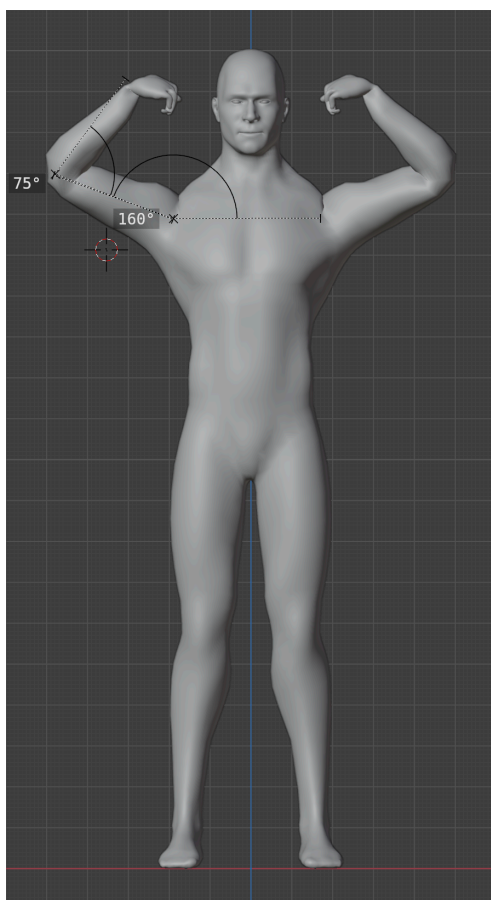


図 5.1: ダブルバイセップス (pose1)

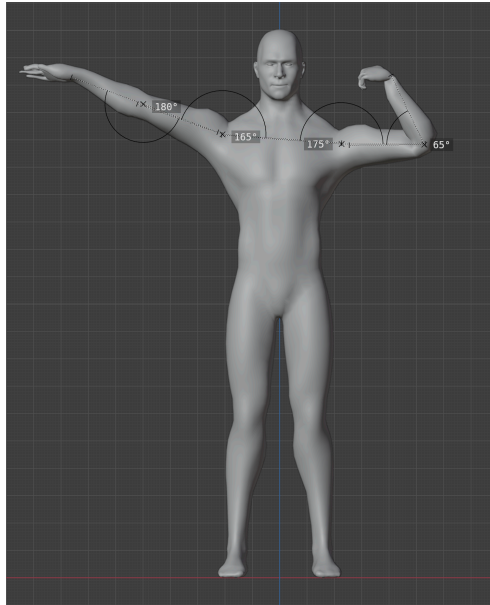


図 5.2: クラシックポーズ (pose2)

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。

被験者全員に対して、練習前、練習後、練習から24時間後にポーズを計測した。5.3

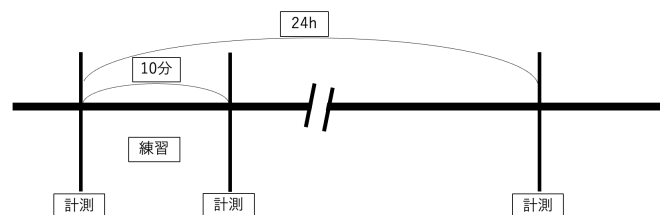


図 5.3: 実験のスケジュール

## 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  $\theta_{肩}$  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：

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

同様に、肘の角度  $\theta_{肘}$  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：

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

### 6.2 測定方法

練習前、練習後、練習から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 は表 6.1 に示す通り同じ BlazePose GHU 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 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。

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

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 [3]

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	<b>83.2</b>	15.0	90.4	10.4	92.6	9.0
Middle Africa	85.1	19.3	<b>89.2</b>	16.6	<b>91.4</b>	14.6
Northern America	88.3	10.8	91.3	9.1	95.4	8.5
Southern Africa	<b>89.7</b>	14.8	<b>94.0</b>	8.8	93.6	11.9
Southern Asia	86.6	15.3	91.2	12.4	<b>96.2</b>	7.2
Average	87.0		91.8		94.2	
Range	6.5		4.8		4.8	

図 6.1: 地域別の精度 [2]

## 6.3 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、練習から 24 時間後のポーズの角度と理想とするポーズの角度の差  $\bar{\theta}_{\text{angle\_dif}}$  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。

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

### 6.3.1 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を比較する。



### システム利用群の比較

TODO ここに比較を書く。グラフは木曜日以降グラフは全被験者の理想との差の平均の3系列棒グラフ、pre → after → 24h の順の折れ線グラフを書きたい

### 鏡利用群の比較

TODO ここに比較を書く。グラフは木曜日以降グラフはシステム利用群の比較と同じ

## 6.4 鏡利用群とシステム利用群の比較

TODO 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比較を行う。グラフは木曜日以降

## 第7章 考察

考察を述べる

## 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とについて実装した。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、リアルタイムでフィードバックを返すシステムを提案した。

## 第9章 結論

本章では，本研究のまとめと今後の課題を示す．

### 9.1 本研究のまとめ

### 9.2 今後の展望

# 謝辞

謝辞を述べる。

## 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.
- [2] Google. Model card blazepose ghum 3d.
- [3] Pose estimation quality.
- [4] Google. Mediapipe pose landmarker.
- [5] 日本ボディビル・フィットネス連盟. What is a bodybuilding?
- [6] 中尾尚志. ポージングとパフォーマンス, 2016. 専務理事 審査委員会委員長.
- [7] 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](https://www.jbbf.jp/Taikai/Championships_Rule/_Rule.html), 2023.
- [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] Openpose を用いたサッカー熟練度の分類, 2020.
- [10] Walter CB Salmoni AW, Schmidt RA. Knowledge of results and motor learning: A review and critical reappraisal psychol bull, 1995.
- [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？
- [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.
- [13] Human pose estimation 101.

- [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. Internet-draft, IETF Secretariat, 2020. [https://www.jsise.org/society/presentation/2020/pdf/01\\_hokkaido/a08.pdf](https://www.jsise.org/society/presentation/2020/pdf/01_hokkaido/a08.pdf).
- [15] 松原行宏 岡本勝, 磯村智将. 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. Internet-draft, IETF Secretariat, 2016. [https://www.jstage.jst.go.jp/article/pjsai/JSAI2016/0/JSAI2016\\_1C40S13a1/\\_pdf/-char/ja](https://www.jstage.jst.go.jp/article/pjsai/JSAI2016/0/JSAI2016_1C40S13a1/_pdf/-char/ja).