

情報理工学特別研究報告書

題目

類似度評価に基づくヨガ姿勢
フィードバックシステムに関する研究

学生証番号 154334

氏名 眞川悠次

提出日 令和7年1月30日

指導教員 蚊野 浩

京都産業大学
情報理工学部

要約

本研究は、ヨガの姿勢をリアルタイムで評価するシステムを開発し、ユーザーが自身の姿勢を基準姿勢に近づけるためのフィードバックを提供することを目的とした。ヨガの理想的な姿勢データと、実験参加者が実際に取った姿勢データを比較し、コサインを用いて姿勢の類似度を計算するシステムを構築した。これにより、ユーザーはリアルタイムで自分の姿勢が基準姿勢にどの程度一致しているかを確認でき、その結果に基づいて姿勢の修正を行うことができるようになる。

実験の結果、ユーザーが姿勢を調整することで、基準姿勢に近づくことが確認された。最初の評価では、コサイン類似度をそのままスコアに反映させたところ、姿勢の類似度が過度に高くなり、姿勢のズレや誤差が評価に反映されにくくなる問題が発生した。これは、コサイン類似度が主に 0 以上の値を取るため、スコアが高くなりすぎてしまうことが原因である。

この問題を解決するため、姿勢の類似度の正規化を導入し、80%以上の範囲内で類似度を線形にスケールリングすることで、使用者の感覚に適合した現実的な評価ができるようにした。具体的には、姿勢推定モデル MoveNet を用いて、人体を撮影した画像から姿勢の類似度が 80%未満の場合には評価に反映させず、80%から 100%の範囲でスコアを調整する方法を採用した。この正規化により、姿勢の違いに対する意味のあるフィードバックが得られ、より精度の高い姿勢評価が実現した。

本研究の成果は、ヨガや姿勢評価の分野において、リアルタイムで姿勢を改善できるツールの有効性を示したことである。このシステムは、特に自己改善を目指すユーザーにとって有用であり、フィードバックを受けて姿勢を調整することで、より効率的にヨガのパフォーマンス向上が期待できる。今後の課題としては、さらに評価精度を高めるための改善策の検討や、異なる姿勢推定モデルを活用したアプローチの導入が挙げられる。

目次

1 章 序論	・ ・ ・ 1
2 章 姿勢推定で用いたツールと関連技術	・ ・ ・ 2
2.1 MoveNet	・ ・ ・ 2
2.2 Mediapipe	・ ・ ・ 3
2.3 MoveNet と Mediapipe の比較	・ ・ ・ 5
2.4 コサイン類似度	・ ・ ・ 6
2.5 使用したライブラリ	・ ・ ・ 7
3 章 リアルタイムでのヨガ姿勢評価システムの開発	・ ・ ・ 9
3.1 MoveNet の利用	・ ・ ・ 9
3.2 姿勢の検出方法	・ ・ ・ 10
3.4 姿勢評価の方法	・ ・ ・ 10
3.5 リアルタイムでのヨガ評価	・ ・ ・ 11
3.6 リアルタイムでのヨガ姿勢評価実験	・ ・ ・ 12
4 章 リアルタイムでのヨガ評価実験	・ ・ ・ 13
4.1 リアルタイムでのヨガ姿勢評価実験	・ ・ ・ 13
4.2 類似度の正規化	・ ・ ・ 14
5 章 結論	・ ・ ・ 16
参考文献	・ ・ ・ 17
謝辞	・ ・ ・ 17
付録	・ ・ ・ 18

1 章 序論

オンラインを活用したヘルスケアやフィットネスプログラムの普及が進んでいる。その背景には、デジタル技術の進歩に伴う通信環境の向上や、新型コロナウイルス感染症の影響によるリモート活動の一般化がある。これにより、身体的な健康管理や精神的なリフレッシュを目的としたオンラインサービスの需要が増大している。その中でも、ヨガは注目を集めており、心身のバランスを整える効果が広く支持されている。

ヨガは、身体的な柔軟性や筋力の向上だけでなく、心のリラクゼーションや集中力の強化といった多様な効果が期待できるため、多くの人々にとって重要な健康維持手段となっている。しかし、オンライン形式のヨガ指導においては、対面指導に比べてインストラクターが生徒の動作や姿勢を正確に評価することが難しいという課題がある。また、インストラクターがいない環境でも利用者が手軽に自己評価を行える仕組みが求められている。これらの課題を克服するために、リアルタイムで正確に姿勢を評価できるシステムの導入が求められる。

本研究では、この要望に応えるべく、姿勢推定モデルである MoveNet を用いたリアルタイムヨガ評価システムの開発に取り組んだ。姿勢推定モデルとは、画像や動画から人間の骨格や関節位置を特定し、身体の動作や姿勢を解析する技術である。本システムでは、ユーザーがヨガの動作を行う際、標準的なヨガのポーズと比較してその類似度を評価することを可能にする。これにより、オンライン環境においても個々のユーザーが正しいフォームでヨガを行い、より高い効果を得ることを支援する。

本研究が目指すのは、オンラインヨガ指導の質を向上させ、初心者から上級者まで幅広い層のユーザーがヨガの効果を最大限に引き出せる環境を提供することである。このようなシステムは、ヘルスケアやフィットネスの分野における技術的進歩の一端を担うものであり、より健康的なライフスタイルを実現するための一助となると考えられる。以上の背景を基に、本研究ではリアルタイム姿勢推定技術を用いたヨガ評価システムの構築とその効果検証を目的とする。

2 章 姿勢推定に用いるツールと関連研究

2 章では，リアルタイムヨガ評価システムの開発で使用した姿勢推定モデルの説明や類似度の計算方法などの説明を記述する．

2.1 MoveNet

MoveNet は，Google が開発した高速かつ高精度な姿勢推定モデルであり，人体の 17 のキーポイント(鼻，肩，肘，手首，腰，膝，足首など)を検出する．検出できるキーポイントを表したものを図 1 に示す．

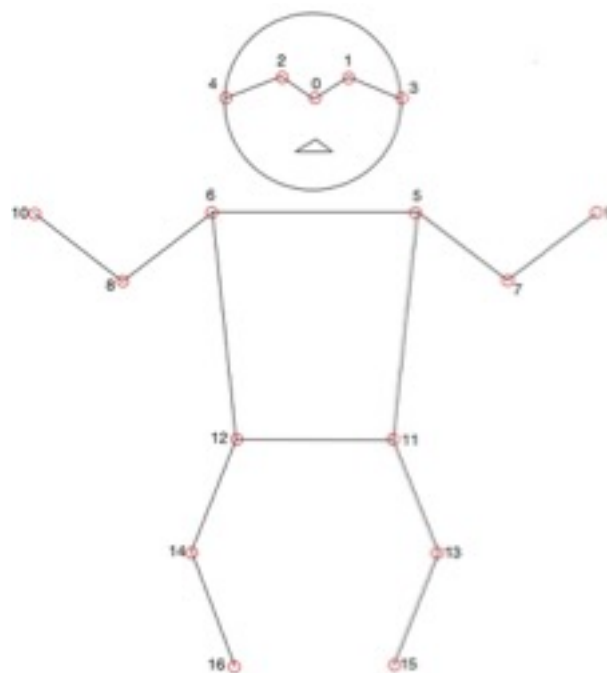


図 1 : MoveNet で検出できるキーポイント

このモデルは，TF Hub(トレーニング済み機械学習モデルのリポジトリ)で Lightning と Thunder という 2 つの種類が提供されている．Lightning は低遅延が求められる用途向けに設計されており，Thunder は高精度を必要とする用途に適している．どちらのモデルも，最新のデスクトップ，ラップトップ，スマートフォンでリアルタイムを超える速度 (30FPS 以上) で動作し，ライブフィットネスやヘルスケア，ウェルネスアプリケーションにおいて重要な役割を果たす．本研究では Thunder を使用した．

MoveNet は，単一の画像だけでなく動画のフレームをリアルタイムで処理することが可能である．これにより，動的な動作やポーズの変化をリアルタイムで評価する用途に適している．MoveNet の検出結果の例として，入力画像と出力画像を図 2 に示す．

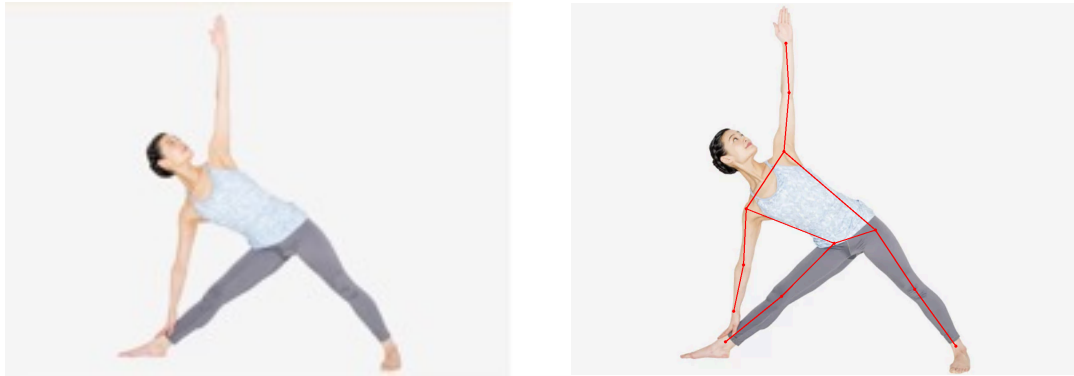


図 2 : MoveNet の検出結果

(<https://yoga-lava.com/yogafull/yoga/pose/>引用)

本研究では、MoveNet の精度と速度を活用し、ヨガの標準姿勢とユーザーの動作を比較するシステムを構築した。これにより、オンライン環境におけるヨガ指導の質を向上させ、インストラクターがいない状況でも正確な姿勢評価を可能にする。

2.2 Mediapipe

MediaPipe は、Google が提供するオープンソースのマルチモーダル機械学習ライブラリであり、リアルタイムなマルチメディア処理を簡単に実装するための強力なツールである。本ライブラリは、さまざまな機械学習ソリューションを提供しており、その中には姿勢推定、顔認識、手の追跡、物体検出など、幅広い機能が含まれている。

Mediapipe の Pose Landmarker（姿勢推定）タスクは画像や動画内の人体のキーポイント（骨格や関節の主要な位置）を検出するための機能を提供するタスクである。このタスクを用いることで、人体の主要な位置を特定し、それに基づいて姿勢の分析や動作の分類が可能になる。人体の骨格構造を推定し、33 個のキーポイント（鼻、肩、肘、手首、腰、膝、足首など）を検出する。検出できるキーポイントを表したものを図 3 に示す。

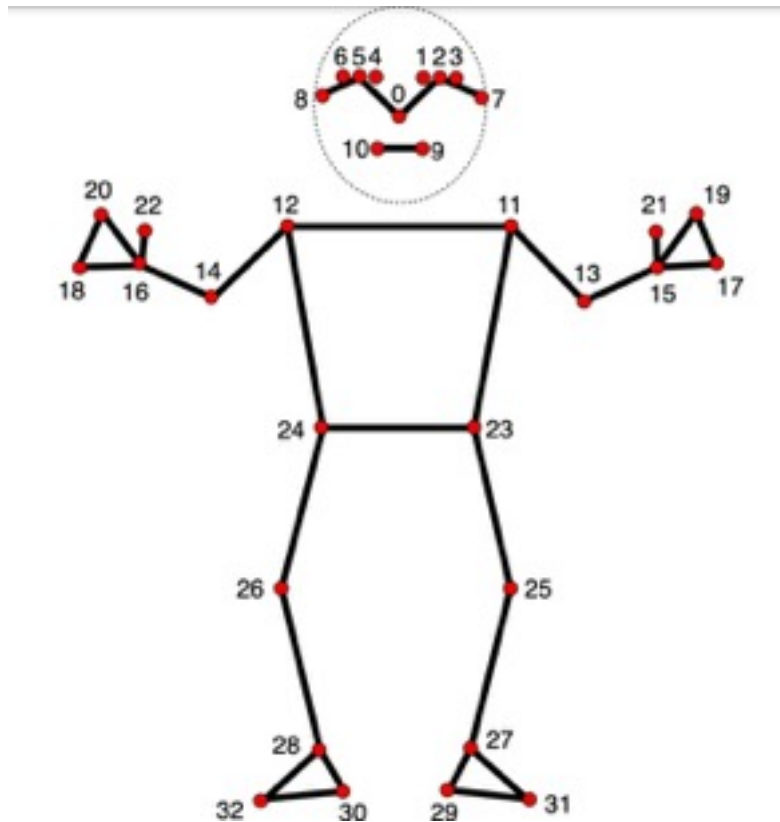


図 3 : MediaPipe で検出できるキーポイント

(https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/vision/pose_landmarker?hl=ja 引用)

MediaPipe Pose Landmarker の検出結果の例として、入力画像と出力画像を図 4 に示す。



図 4 : MediaPipe Pose Landmarker の検出結果

(<https://yoga-lava.com/yogafull/yoga/pose/> 引用)

2.3 MoveNet と Mediapipe の比較

Mediapipe と MoveNet を比較すると, Mediapipe は 22 個のキーポイントを出力し, より詳細な情報を得ることができるが, MoveNet は 12 個のキーポイントを出力する. Python ライブラリの time を利用し, 入力映像に対する処理時間を比較したところ, Mediapipe は約 0.40 秒, MoveNet は約 0.36 秒と, MoveNet の方が少し速いことがわかった. さらに, いくつかの入力画像を試した結果を図 5, 図 6 に示す.



図 5 : MoveNet と Mediapipe の比較例 1 (左 : MoveNet, 右 : Mediapipe)



図 6 : MoveNet と Mediapipe の比較例 2 (左 : MoveNet, 右 : Mediapipe)

図 5, 6 のように MoveNet は Mediapipe より見えていない部分, 見えにくい部分の推定精度が高いことが示された. MoveNet は姿勢推定専用に開発されており, 処理速度と精度のバランスが優れているため, 今回の研究に適していると判断した.

2.4 コサイン類似度

ベクトル同士の類似度計算手法として, コサイン類似度がある. 2 つのベクトルがどれだけ似ているかを角度の観点から測定するもので, 値は-1 から 1 の範囲を取る. 値が 1 に近いほど 2 つのベクトルが似ていることを意味し, 0 の場合は全く関連がないこと, -1 に近い場合は反対の方向を指していることを表す. その結果を表したものを図 7 に示す.

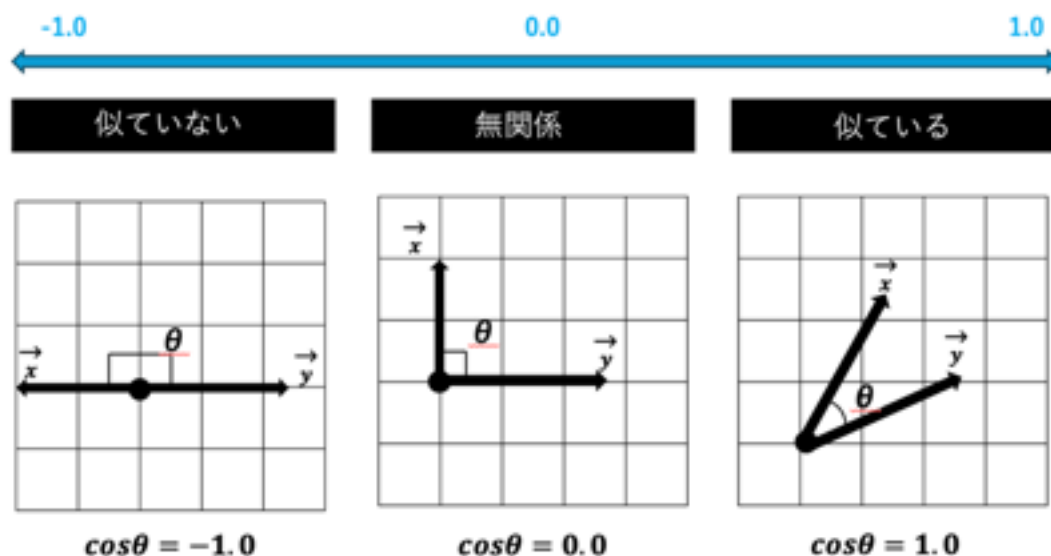


図7：コサイン類似度の計算結果の意味

$\vec{x}$ と $\vec{y}$ のベクトルのなす角を θ としたとき、 $\vec{x}$ と $\vec{y}$ のベクトルのコサイン類似度は以下の式(1)で表すことができる。

$$\cos\theta = \frac{\vec{x} \cdot \vec{y}}{\|\vec{x}\| \|\vec{y}\|} \quad \dots (1)$$

$\vec{x} \cdot \vec{y}$ はベクトルの内積、 $\|\vec{x}\| \|\vec{y}\|$ はノルム（ベクトルの大きさ）を指す。

2.5 使用したライブラリ

開発はPythonで行い、Tensorflow, Tensorflow_hub, OpenCV という3つのライブラリを使用した。

TensorFlowは、Googleが開発したオープンソースの機械学習フレームワークであり、ディープラーニングモデルの構築、トレーニングなどに利用されている。このフレームワークは、高い柔軟性とスケーラビリティを備えており、単純なモデルから大規模な分散トレーニングまで対応可能である。TensorFlowは、Pythonをはじめとする複数のプログラミング言語をサポートしており、研究者や開発者が最先端のアルゴリズムを簡単に実装できる。

TensorFlow Hubは、事前学習済みの機械学習モデルを共有・再利用するためのライブラリおよびオンラインリポジトリであり、画像分類、自然言語処理(NLP)、物体検出、

姿勢推定など、さまざまな分野で使用可能なモデルをモジュール形式で提供している。これにより、数行のコードで深層学習のモデルを利用でき、新しいデータセットで転移学習を行ったり、直接推論に使用したりすることができる。また、モデル開発の初期段階で動作確認のために試したい場合や、ゼロからモデルを学習させる手間を省いて時間やリソースを節約したい場合にも役立つ、便利なプラットフォームである。

OpenCV (Open Source Computer Vision Library) は、画像処理やコンピュータビジョンのタスクを効率的に実現するためのオープンソースライブラリで、画像のフィルタリングやエッジ検出、物体検出、動体追跡、特徴抽出など幅広い機能を提供し、高速なリアルタイム処理にも対応している。Python や C++, Java など複数の言語で利用可能で、Windows, Linux, Mac OS だけでなくモバイル環境でも動作するマルチプラットフォーム対応が特徴である。また、TensorFlow と連携した機械学習や深層学習のアプリケーションにも活用でき、顔認識や自動運転、医療画像処理など多様な分野での実装が可能であり、無料で商用利用も可能なオープンソースライセンスによって提供されている。

3 章 リアルタイムでのヨガ姿勢評価システムの開発

リアルタイムでヨガ姿勢の評価を行うためのソフトウェアを開発した。開発環境は以下の通りである。

IDE : Visual Studio Code

プログラミング言語 : Python

使用したライブラリ : Opencv, Tensorflow, Tensorflow_hub, Numpy, time, mediapipe

3.1 MoveNet の利用

本研究では、ヨガポーズを姿勢推定モデル MoveNet を用いて評価する。MoveNet を使用するには、Kaggleを通じてモデルを取得し、適切な環境を構築する必要がある。Kaggleとはデータサイエンスや機械学習のプロジェクトを支援するためのプラットフォームであり、データサイエンティストや研究者が集まる世界的なコミュニティである。Kaggleでは、データサイエンスや機械学習のプロジェクトに必要なデータセットを簡単に取得、共有、管理できる機能が提供されており、膨大な種類の公開データセットが用意されているため、ユーザーはこれらを自由にダウンロードして利用できるほか、自分のデータセットをアップロードして他のユーザーと共有することも可能である。

Kaggleではまず、Kaggleアカウントを作成し、APIトークンを取得する。具体的には、Kaggleのウェブサイトで作成後、プロフィールアイコンをクリックし、「My Account」から「API」セクションに進み、「Create New API Token」をクリックしてトークン（kaggle.json）をダウンロードする。その後、ターミナルで `pip install kaggle` を実行してKaggle CLIをインストールし、`which kaggle` コマンドで正常にインストールされたことを確認する。次に、ダウンロードしたトークンを `~/.kaggle/` ディレクトリに移動し、`chmod 600 ~/.kaggle/kaggle.json` を実行してトークンのアクセス権を設定する。最後に、`kaggle competitions list` コマンドを実行し、「<https://www.kaggle.com/competitions/ai-mathematical-olympiad-progress-prize-2> 2025-04-01 23:59:00 Featured 2, 117, 152 Usd 1095 False」のような文章が複数出力されれば、設定が正しく行われている。

MoveNetモデルを取得するには、Kaggle CLIを使用してモデルファイルをダウンロードする。本研究では、以下のコマンドを用いてMoveNetをローカル環境に保存した。

```
kaggle models instances versions download google/MoveNet/singlepose-thunder/tensorflow/4 -p ~/.tensorflow_models
```

このコマンドにより、MoveNetのsinglepose-thunderモデルがローカルの

~/tensorflow_models ディレクトリに保存される。ダウンロード後、モデルを適切なプログラムで読み込み、姿勢推定に利用する。MoveNet の利用にあたっては、TensorFlow Hub を使用してモデルをロードし、画像データに対して推論を実行する。画像を前処理してモデルに入力することで、人体の主要なキーポイントを検出し、その情報を基に姿勢を評価する。本研究では、この一連のプロセスを通じて、ヨガのポーズを定量的に評価するシステムを構築した。これにより、高精度かつ効率的な姿勢の解析が可能になった。

3.2 姿勢の検出方法

MoveNet を利用して姿勢を検出する際には、画像やリアルタイム映像データをモデルに入力する前に、いくつかの前処理を行う必要がある。まず、入力データを 256×256 ピクセルにリサイズする。これは、MoveNet が固定サイズの入力を必要としており、このサイズが計算効率と推論精度のバランスを考慮して最適化されているためである。次に、画像データを RGB 形式に変換する。この理由は、多くの深層学習モデルが RGB 形式のデータを想定して設計されており、OpenCV のようなライブラリで扱う BGR 形式の画像から変換しないと、モデルが正しく動作しない。また、TensorFlow モデルの入力仕様に合わせて、バッチ次元を追加する次元拡張や、データ型を int32 形式にキャストする処理も行う。これらの前処理を終えたデータをモデルに入力すると、MoveNet は頭部、肩、肘、膝など 17 個のキーポイントの座標情報と信頼度スコアを出力する。本研究では顔のキーポイントの 5 つを抜いた 12 個のキーポイントを用いる。信頼度スコアを基に設定した閾値を利用し、信頼性の高いキーポイントのみを採用することで、誤検出を抑えることが可能となる。最後に、検出されたキーポイントを基に身体の部位を線で接続し、可視化を行う。この可視化により、対象の姿勢や骨格構造を視覚的に確認できる。

3.3 姿勢評価の方法

この研究では、姿勢評価をコサイン類似度を基に行っている。まず、2 つの入力画像に対して姿勢推定を実行する。姿勢推定では、各画像内のキーポイントの位置情報と、それらの信頼度スコアを取得する。信頼度スコアは、推定されたキーポイントがどの程度正確であるかを示す指標で、通常 0 から 1 の範囲で表される。このスコアが高いほど、キーポイントの推定精度が高いことを意味する。

次に、取得したキーポイントを基に、身体の部位を結ぶラインを抽出する。このラインは、隣り合ったキーポイント（例えば肩と肘、肘と手首など）の間に引かれる。それぞれのラインは、2 つのキーポイントの座標を基に方向ベクトルとして表される。方向

ベクトルは、ペアとなるキーポイント間の位置関係を数値化したもので、身体の各部位の姿勢や向きを計算するために使用される。隣り合ったキーポイントの座標を (x_1, y_1) , (x_2, y_2) , 求めたい方向ベクトルを $\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$ としたとき、方向ベクトルは以下の式 (2) で表すことができる。

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_2 - x_1 \\ y_2 - y_1 \end{pmatrix} \quad \dots (2)$$

次に、2つの画像で対応するラインの方向ベクトルを用いて、12本のライン全てのコサイン類似度を計算する。コサイン類似度は、2つのベクトル間の類似度を角度で評価する手法で、2つのベクトルが同じ方向を向いている場合に1、逆方向を向いている場合に-1、直角関係の場合に0となる。この計算では、まず2つのベクトルの内積を求め、その値を各ベクトルの大きさ（ノルム）の積で割ることで、コサイン類似度が算出される。コサイン類似度は-1から1の範囲で値を取るが、そのままでは分かりにくいため、姿勢評価においては0から100のスコアに変換して利用している。この変換は、コサイン類似度の範囲を調整するために、まず値に1を加えることで、元の範囲である $[-1, 1]$ を $[0, 2]$ に変換する。次に、その結果を50倍することで、 $[0, 100]$ のスケールに対応付ける。この変換によって、コサイン類似度が1（完全に一致している場合）は100%, 0（全く無関係な方向の場合）は50%, -1（完全に逆方向の場合）は0%という形で、スコアが直感的に理解できるようになる。このようにして、2つの画像間で対応する身体の各部位の向きや姿勢がどれだけ似ているかを定量的に評価することができる。

ここまでの工程では、姿勢全体を構成する複数のラインについて、個々のコサイン類似度が計算され、各部位の姿勢の方向性が比較される。この後、これらのラインごとの類似度の平均値を計算し、全体的な姿勢の評価を行う。

3.4 リアルタイムでのヨガ姿勢評価

本研究で実装したリアルタイム姿勢推定システムでは、静止画像に基づく姿勢推定に加え、カメラから取得した映像フレームを用いて継続的に姿勢評価を行う。カメラによってリアルタイムで連続的に取得された映像はフレーム単位に分割され、各フレームに対して姿勢推定が実行される。

本システムでは、1秒間におよそ30フレームが処理される。それぞれのフレームは1つの姿勢データとして扱われ、3.4節で説明した方法に従い、比較対象であるヨガの姿勢データとの類似度が計算される。

3.5 リアルタイムでのヨガ姿勢評価実験

本研究の一環として、リアルタイムでヨガの姿勢評価を行う実験を実施した。この実験の目的は、リアルタイムで推定された姿勢と基準となるヨガの理想的な姿勢データとの一致度を評価し、ユーザーがその結果を視覚的に確認できるようにすることである。実験では、まず基準となる複数のヨガの姿勢データを用意し、それを評価基準として設定した。

次に、実験参加者がカメラの前に立ち、実際に基準となるヨガの姿勢を試す。リアルタイムでカメラから入力される映像フレームに対して姿勢推定を行い、フレームごとに姿勢評価を行う。姿勢推定においては、先述のコサイン類似度を使用して、リアルタイムで推定された姿勢と基準となる姿勢の間で類似度を算出し、その結果をパーセントで表示する。

本システムはフレームごとに姿勢評価を行い、表示されるパーセントをリアルタイムで更新する。例えば、ユーザーが基準姿勢に近いポーズを取った場合、パーセントは高く表示され、逆に基準から逸脱した場合にはパーセントが低くなる仕組みである。

実験中、ユーザーは数回にわたり、異なるヨガのポーズを試し、姿勢を調整しながら、リアルタイムでの姿勢評価を受ける。これにより、ユーザーは自分の身体の動きをリアルタイムでフィードバックとして受け取り、その結果に基づいて姿勢を調整することができる。

4 章 リアルタイムでのヨガ姿勢評価実験

4.1 リアルタイムでのヨガ姿勢評価実験

本研究では、基準となるヨガの理想的な姿勢データと、実験参加者がリアルタイムで取った姿勢の類似度を計算し、結果をパーセントで表示するシステムを構築した. このシステムを用いた実験では、ユーザーが画面に表示される評価スコアを基に自身の姿勢を調整し、基準姿勢に近づけることができるかを検証した. また、コサイン類似度を用いて計算した姿勢の類似度を姿勢間類似度とする.

実験の結果、ユーザーが基準姿勢に近づくとつれ、姿勢間類似度のパーセント表示が高くなることが確認された. 一方で、基準姿勢から大きく外れる場合はスコアが低くなり、ユーザーは画面表示を参考に姿勢を調整することで、姿勢改善を試みることができた. 基準となるヨガ姿勢 1 と検証した姿勢を図 8 から図 11, 基準となるヨガ姿勢 2 と検証した姿勢を図 12 から図 15 に示す.

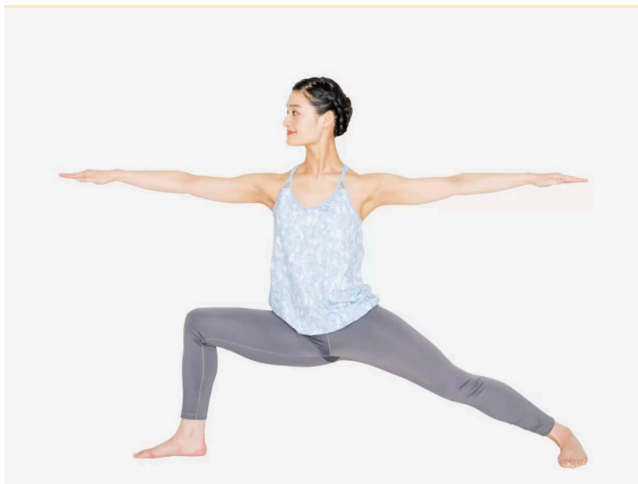


図 8 : 基準姿勢 1



図 9 : 比較姿勢 1



図 10 : 比較姿勢 2



図 11 : 比較姿勢 3

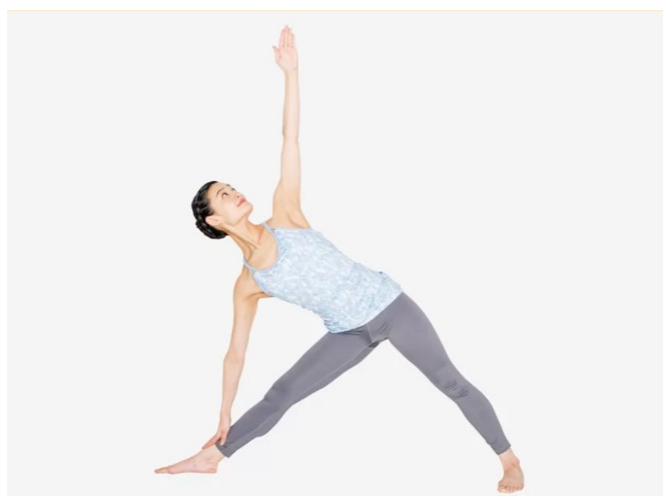


図 12 : 基準姿勢 2



図 13 : 比較姿勢 4



図 14：比較姿勢 5



図 15：比較姿勢 6

基準となるヨガ姿勢 1 と検証した姿勢を図 9 から図 12、基準となるヨガ姿勢 2 と検証した姿勢を図 13 から図 15 の姿勢を比較し、姿勢間類似度を計算した結果を表 1 に示す。

表 1：姿勢間類似度の計算結果 1

	姿勢間類似度(%)
比較姿勢 1	80.39
比較姿勢 2	92.95
比較姿勢 3	99.04
比較姿勢 4	73.94
比較姿勢 5	95.82
比較姿勢 6	98.25

表 1 の結果より、基準姿勢に近づけば、姿勢間類似度の値は上がっているが、本システムでは姿勢間類似度スコアが全体的に高くなる傾向が見られた。その原因として、姿勢間類似度の計算にコサイン類似度を用いていることが挙げられる。コサイン類似度は方向ベクトルが完全に反対を向いている場合に-1、同じ方向を向いている場合に 1 の値

を取るが、本実験のように姿勢を一致させることを目的とした場合、方向ベクトルが反対を向くことはほとんどあり得ない。そのため、コサイン類似度の計算結果が-の値を取ることは稀で、ほとんどの場合で0以上の値が出力される。これが全体のスコアを押し上げる要因となっている。また、コサイン類似度の出力値（-1 から 1）を[0, 100]%に変換しているため、元々高いスコアがさらに引き上げられ、実際の姿勢のズレや誤差が反映されにくい状況が生じている。この変換方法では、評価が過度に高くなる現象が発生した。

これらの問題から、本システムにおける姿勢評価には改善が必要であることが明らかとなった。この問題を解決するために、姿勢間類似度を正規化する方法を検討した。

4.2 類似度の正規化

姿勢間類似度が高くなりすぎる問題を解決するために、類似度の正規化する方法を検討した。従来の姿勢間類似度の範囲では、姿勢間類似度が非常に高くなる場合があり、この問題を改善するために、姿勢間類似度が80%未満の場合は評価値0%とし、80%から100%の範囲内で姿勢間類似度を線形にスケールする方法を採用した。80%という閾値は次の方法で決定した。6つの基準となるヨガ姿勢と標準的な立位の姿勢との間で姿勢間類似度を測定し、その結果から判断する。6つ基準となるヨガ姿勢を図16から図21、標準的な立位の姿勢を図22に示す。

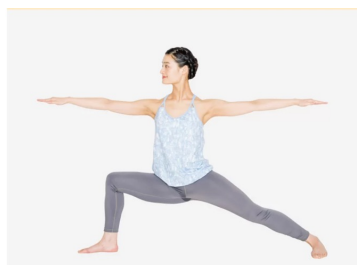


図 16 : 基準姿勢 1

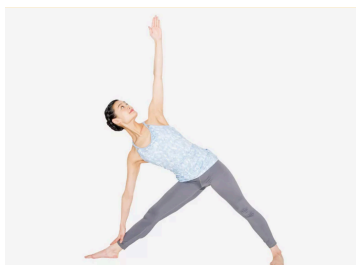


図 17 : 基準姿勢 2

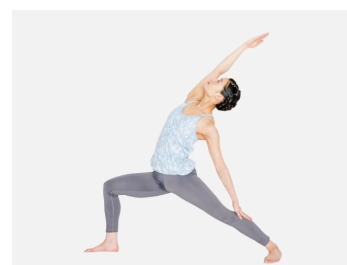


図 18 : 基準姿勢 3

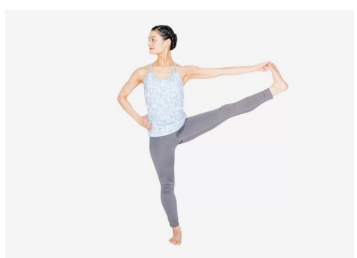


図 19 : 基準姿勢 4

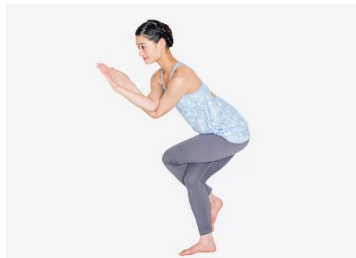


図 20 : 基準姿勢 5

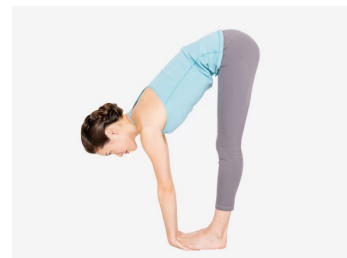


図 21 : 基準姿勢 6



図 22：標準的な立位の姿勢

図 16 から図 21 の基準姿勢と図 22 の標準的な立位の姿勢間類似度を測定した. その結果を表 2 に示す.

表 2：姿勢間類似度の計算結果 2

	姿勢間類似度(%)
基準姿勢 1	80.39
基準姿勢 2	75.93
基準姿勢 3	76.82
基準姿勢 4	80.82
基準姿勢 5	79.70
基準姿勢 6	80.61
平均値	79.05

表 2 より, 姿勢間類似度の数値が概ね 80%であったため, 80%の閾値にした. この正規化により, 80%から 100%の範囲の類似度が 0%から 100%に変換され, 80%の場合は 0%, 100%の場合は 100%として正規化される. 類似度を *similarity*, 正規化後の類似度を *Ans* とした時, この変換は以下の式 (3) で表すことができる.

$$Ans = \frac{(similarity-80)}{20} * 100 \quad \dots (3)$$

本システムに新たに組み込んだ正規化された類似度評価を検証するため, 4.1 節と

同様に，図 8 から図 15 までを比較し，姿勢間類似度を計算した結果，

表 3：姿勢間類似度の計算結果 3

	姿勢間類似度(%)
比較姿勢 1	80.39 → 1.96
比較姿勢 2	92.95 → 64.76
比較姿勢 3	99.04 → 95.22
比較姿勢 4	73.94 → 0.00
比較姿勢 5	95.82 → 79.09
比較姿勢 6	98.25 → 91.25

これらの値は，前回の結果と比較して大幅に類似度が低下している．正規化された類似度の導入により，評価結果はより現実的なものとなり，姿勢の違いに基づいた意味のあるフィードバックが提供できるようになった．

5 章 結論

本研究では、基準となるヨガの理想的な姿勢データと実験参加者がリアルタイムで取った姿勢の類似度を計算し、その結果をパーセントで表示するシステムを構築した。このシステムを用いた実験では、ユーザーが画面に表示される評価スコアを基に自身の姿勢を調整し、基準姿勢に近づけることができるかを検証した。その結果、ユーザーが基準姿勢に近づくにつれ、類似度のパーセント表示が高くなることが確認され、逆に基準姿勢から大きく外れる場合にはスコアが低くなり、ユーザーが画面表示を参考に姿勢を調整することで姿勢改善が容易になった。しかし、類似度の計算に使用したコサイン類似度において、全体的に高いスコアが出る傾向が見られ、特に評価が過度に高くなる現象が発生しました。この問題に対して、類似度の正規化手法を導入し、80%未満の類似度は評価に反映させず、80%から100%の範囲内で線形にスケールリングすることで、より現実的な評価を実現した。その結果、正規化された類似度を導入した後の評価は、前回の結果と比較して大幅に低下し、意味のあるフィードバックが提供されるようになった。

一方で、いくつかの課題が残った。動きの速いポーズや複雑な姿勢においては、リアルタイムの姿勢推定精度が低下する傾向がある。今後の課題としては、より精度高くポーズを認識できるように、MoveNet の性能向上や、環境に応じた調整を行うことが求められる。また、システム全体の柔軟性を向上させ、他の姿勢推定モデルと組み合わせての精度改善も検討すべきである。

参考文献

- [1] 稲田健太郎, 「姿勢情報を用いた複数ダンサーの動作評価 Evaluation of Multiple Dancers Using Pose Information」, 早稲田大学院基幹理工学研究科情報理工・情報通信専攻 修士論文 2019 年
- [2] 八木徹, 山口敏和, 「MoveNet による姿勢推定を簡便に実行するための Python モジュールの開発」, 江戸川大学 江戸川大学情報教育研究所, 2023 年
- [3] コサイン類似度とは,
「<https://atmarkit.itmedia.co.jp/ait/articles/2112/08/news020.html>」
- [4] YogaFull, ヨガポーズ一覧, 「<https://yoga-lava.com/yogafull/yoga/pose/>」
- [5] 姿勢ランドマーク検出ガイド
「https://ai.google.dev/edge/mediapipe/solutions/vision/pose_landmarker?hl=ja」

謝辞

本論文を作成にあたり, 丁寧な御指導を賜りました蚊野浩教授に感謝いたします.

付録 リアルタイムでのヨガ姿勢評価システム

1. Posture.py

リアルタイムでヨガの姿勢を評価するプログラム

IDE : Visual Studio Code

プログラミング言語 : Python

使用したライブラリ : Opencv, Tensorflow, Tensorflow_hub, Numpy