



# 生体電気インピーダンスを用いた 手指状態推定システムの開発 —計測サブシステムの検討—

Development of fingers state estimate system by bioelectrical impedance  
- Consideration of reference measurement system -

星野篤<sup>1)</sup>, 高橋秀智<sup>2)</sup>

Atsushi HOSHINO, Hidetomo TKAHASHI

- 1) 東京工科大学 工学研究科サステイナブル工学専攻 (〒192-0982 東京都八王子市片倉町 1404-1)  
2) 東京工科大学 工学部 機械工学科 (〒192-0982 東京都八王子市片倉町 1404-1)

**概要** : 3D 空間上に手指の姿勢情報を入力できるデータグローブに代わる, 手指状態計測システムの開発を目指す. 開発するシステムは生体電気インピーダンスを用いて手指の腱の状態から推定する. 手指の関節角度とインピーダンス値の相関関係が複雑化するため深層学習を用いて推定を行う. 深層学習の入力をインピーダンス値, 教示データを計測サブシステムで計測した関節角度を用いる. 計測サブシステムでは Leap Motion を用いた測定を行い, カメラを用いた画像解析および MediaPipe で得た 3 次元座標を用いた補正を行う. 本研究では Leap Motion, 画像解析, MediaPipe による測定の評価を行い, サブシステムの開発の検討を行う.

**キーワード** : 生体電気インピーダンス, マンマシンインターフェイス

## 1. 目的

3D 空間上に手指の姿勢情報を入力できるデータグローブに代わる, 手指状態計測システムの開発を目指す. 開発するシステムには AI を用いており, 教示データとして手指の関節角度の計測, 入力データとしてインピーダンス測定値の両方が必要である. インピーダンス値, 関節角度を正確に測定するため, インピーダンス値の外的要因による影響を与えないように, 関節角度の計測は間接計測を行う. 間接計測は直接計測に比べ精度に課題があるため, 間接計測の手法を評価する必要がある.

本研究では間接計測が可能である Leap Motion, 画像解析, MediaPipe による手指の間接角度測定の評価を行い, 教示データ取得用サブシステム開発の検討を行う.

## 2. 背景

現在, 仮想現実や拡張現実空間への身体の姿勢や状態の情報は, モーションキャプチャやデータグローブ等様々な入力デバイスによってコンピュータに入力する.

ここで, 細かい動きや複雑な動きを入力するには環境を整える必要がある. これらの装置はカメラやコンピュータなど外部機器が多く携帯性に優れない, 複数の装置を身体へ取り付けることによる身体的負担, 指などの小さな

動作を取り込むには複雑かつ拘束感のある装置が必要と  
いった欠点がある.

これらを解決するために携帯性に優れ, 身体への負担が少なく動作を取り込める新たな入力デバイスが必要と考えた.

### 2.1 現状の手指状態計測・認識方法および課題

製品として販売されている手指状態計測デバイスとして直接計測ではデータグローブ, 間接計測では Leap Motion がある. しかしこれらは操作性やカメラの画角内といった特定の環境下での使用など課題がある.

製品以外での研究では身体の姿勢計測において筋電位を用いた姿勢推定を行う研究もある. これは筋細胞が収縮する際に出される生体電位を計測することで, 筋肉の運動から関節角度を推定する. ただし, 筋電位が発生するのは筋細胞が運動したときであり, 筋細胞の運動量によって筋電位は変化する. すなわち筋電位は関節角度の変化量を計測していることになる. 変化量から角度を推定は可能だが, 計測を続けるには困難である<sup>[1][2]</sup>.

### 2.2 インピーダンス測定による計測方法(BIA 法)

本研究では生体電気インピーダンス法(Bioelectrical

Impedance Analysis)を用いた姿勢推定を行う。BIA 法とは身体に微小な電流を流し、筋肉や脂肪などのインピーダンス値を測定することで身体の組成を推定する。筋電位計測と比較すると、筋電位計測は状態変化量を計測しているのに対して、BIA 法では人体の変化を直接計測することができる。この手法は TANITA 社の体組成計などにも応用されている。筋肉組織は断面積によって電気抵抗値が変化することを利用して測定を行っている<sup>[3]</sup>。

生体電気インピーダンス法は体組成計以外にも関節角度の測定手法としても研究が進んでいる。中村らの研究では運動中の関節角度変化の推定が行われた。動作計測において肘の関節角度とインピーダンス値に相関があることがわかっている<sup>[4]</sup>。太田の研究では上腕と上腕二頭筋の筋長によるインピーダンス変化から肘の角度推定を行い、インピーダンスと関節角度には直線関係があることがわかった<sup>[5]</sup>。また昨年の研究で人差し指 1 指 3 関節のインピーダンス計測による関節角度推定が可能であることも分かっている<sup>[6]</sup>。

### 2.3 カメラを用いた間接計測方法

カメラを用いた姿勢推定法として MediaPipe があり、Google 社が提供する OSS である。カメラ画像から機械学習を通して身体の姿勢を推定することができる。手指のトラッキングの他に顔の検出、物体の検出など様々な機能がある。本研究で使用する手指トラッキングでは、カメラ画像から手指の関節位置を 3 次元空間で推定する<sup>[7]</sup>。

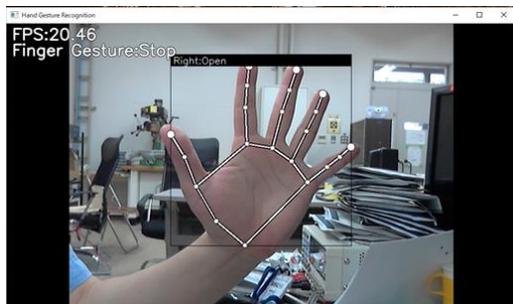


図 1: MediaPipe での手指トラッキングの様子

## 3. 開発するシステム

### 3.1 推定システム全体の概要

システムは大きく 3 つに分けることができる。インピーダンス値測定システム、計測サブシステム、機械学習システムである。本研究では計測サブシステムについて検討を行う。

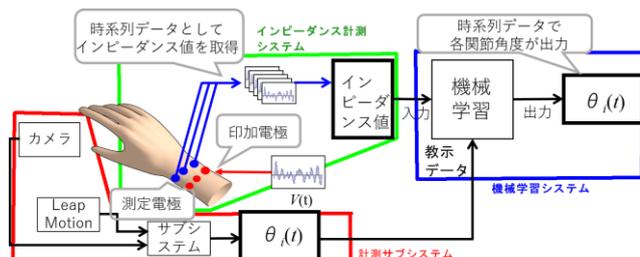


図 2: システム全体の模式図

### 3.2 計測サブシステムの構成

計測サブシステムは AI の教示データの取得に用いる。

このシステムでは LeapMotion およびカメラを用いた姿勢計測を行う。計測は Leap Motion を主体として行う。これは Leap Motion のトラッキング時のフレームレートが 40 フレーム以上と高く、赤外線を用いているため、周囲の明るさなどの影響を受けにくいためである。

初めに LeapMotion で得た 3 次元モデルを基に手指の関節角度を計算から求める。同時に LeapMotion とは違う角度から撮影した画像と MediaPipe を利用して 3 次元座標を求める。これは Leap Motion の精度において、基準に対しての誤差が  $\pm 5$  度以内が 34%,  $\pm 10$  度以内が 54% の誤差があり<sup>[8]</sup>、精度を必要とする測定は困難であるため、MediaPipe を用いて測定データの補正を行う。MediaPipe は手話における指文字のトラッキング性能は 93% で Leap Motion の 80% より高い性能での認識が可能であること、Leap Motion では掌以外をカメラに向けると認識精度は 64% であるのに対し MediaPipe では 94% で認識することができ<sup>[9]</sup>、Leap Motion の測定データの補正に適していると考えた。またどちらも手指の関節を 3 次元で取得することができ、ボーンの構造も似ていることからデータの扱いも容易である。これらの研究はジェスチャーを目的とした研究のため、角度計測の精度評価については詳しく行っていない。

画像解析は指の関節部分にカラーシールを貼り付け、カラートラッキングによる計測を行う。

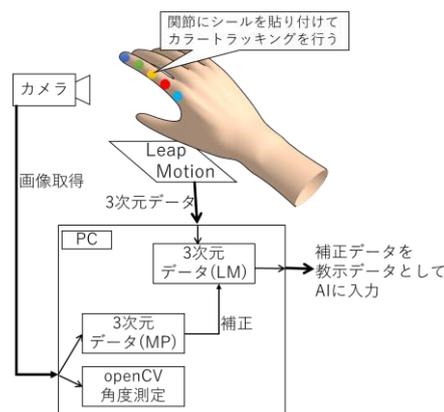


図 3: 計測サブシステムの構成

## 4. 計測サブシステムに使用する計測手法の比較

各計測手法について比較する。Leap Motion および MediaPipe の精度評価は画像解析を用いて行う。画像解析は OpenCV を用いて行う。OpenCV ではカラートラッキングによる計測を行う。トラッキングは測定の対象となる指の関節にカラーシールを貼りつけて測定する。カラーシールは 5 色あり、各々のシールの色からシールの重心を 2 次元座標で取得し、その座標から角度を計算する。カメラに対して指を平行に向ける必要があるが、高い精度が期待できる。

### 4.1 OpenCV によるカラートラッキング

初めに OpenCV によるカラートラッキングの精度を評価する。OpenCV はインテル社が提供する画像処理向けのオープンソースライブラリである<sup>[10]</sup>。OpenCV を用いた計測は python 環境で実行する<sup>[11]</sup>。カメラ画像から OpenCV

による色抽出を行い、トラッキングおよび角度測定を行う。手指の関節に貼り付けたカラーシールをトラッキングする。また色抽出のときに抽出した色の範囲において重心の2次元座標を求め、座標から角度を求める。

指には指先から順に青、緑、黄、赤、水色の順に関節に貼り付ける。この5点を結びそれぞれの角度を計算する。またトラッキング時に肌の色が黄や赤に類似しているため、誤検出がある。そのため薄手のゴム手袋を着用してトラッキングを行った。



図4: 指に貼り付けたカラーシール(ゴム手袋を着用)

精度の評価は、指の代わりに紙にカラーシールを貼り付け、カラーシールを線で結び、その線の角度を分度器で計測する。分度器の計測値とトラッキングで求めた角度を比較する。カラーシールを貼り付けた紙はカメラに対して傾きが無いように向けて撮影する。

計測は DIP 関節、PIP 関節、MP 関節の3か所各々を10回測定した。合計30か所の提示した角度に対してのOpenCVによる計測結果を比較する。結果を以下の図9に示す。

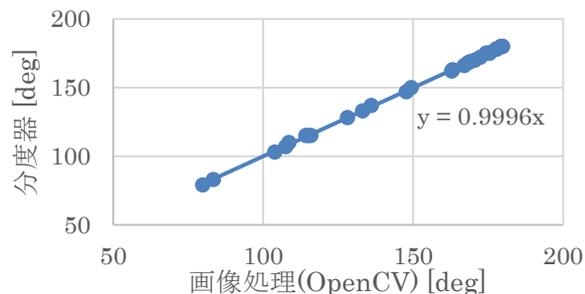


図5: OpenCV と分度器による角度計測の比較

誤差は少なく全体を通して提示した角度に対しての誤差は±1%以内かつ±1度以内だった。ただしカメラに対してカラーシールが傾いた状態で撮影を行うとそれ以上の誤差が生じることを確認した。

この結果から Leap Motion および MediaPipe の精度評価は OpenCV による画像処理での角度測定を用いて行うことにした。

#### 4.2 Leap Motion の精度評価

Leap Motion での計測は、processing を用いて Leap Motion から得たボーンのベクトルを基に、内積を求めて関節の角度を計算する。Leap Motion でデータを取得すると同時にカメラで撮影を行う。撮影したデータはカラートラッキングによる角度計測に用いる。

測定は人差し指および親指を対象に行った。Leap Motion は1台で手指全体を計測可能だが、カラートラッキングで

は人差し指と親指で運動平面が違うため、指1本に対してカメラを1台使用した。

測定環境は水平の台に Leap Motion を設置し、その上に高さ180 mmの位置から手指全体が Leap Motion で測定できるように手をかざす。この手の位置を基に人差し指および親指をカラートラッキングできるようにカメラを2台設置した。



図6: Leap Motionによる測定の様子

最初に人差し指と親指を曲げた状態(握った状態)を10秒間続け、その後5秒かけ曲げた指を伸ばす。伸ばした指は10秒間伸ばし続けた。この運動に対する人差し指、親指各々の角度の変化の様子を図8および図9に示す。

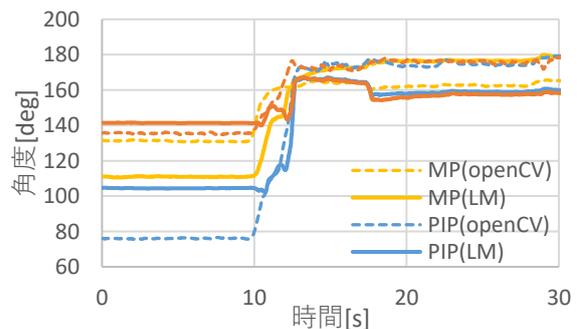


図7: LeapMotion と画像処理の角度測定の比較(人差し指)

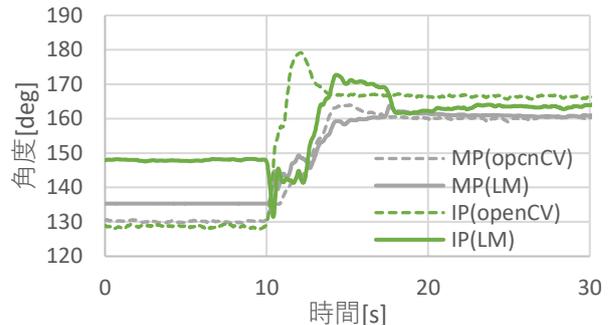


図8: Leap Motion と画像処理の角度測定の比較(親指)

以上の測定結果から、Leap Motion では握った状態では測定誤差が最大40%と大きいことがわかる。また指を伸ばす変化のときは画像処理より遅れて開くときがあった。開いた状態では人差し指は誤差10%前後に対し、親指の誤差は2%以内と計測ができていくことがわかる。

#### 4.3 MediaPipe hands の精度評価

MediaPipe hands での測定は Python で環境で実行する。カメラ画像を MediaPipe hands を通し、手指のランドマークの3次元座標を得て関節角度を求める。前節と同様に角度測定は MediaPipe hands での測定と同時にカメラで撮影

を行って、カラートラッキングによる角度計測を行う。測定時の指の動作は前節と同様の動作とした。この運動に対する人差し指、親指各々の角度の変化の様子を図 10 および図 11 に示す。

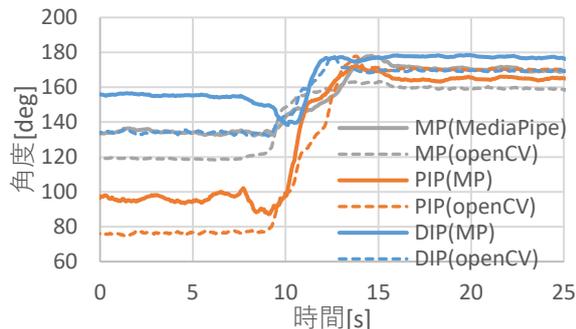


図 9:MediaPipe と画像処理の角度測定の比較(人差し指)

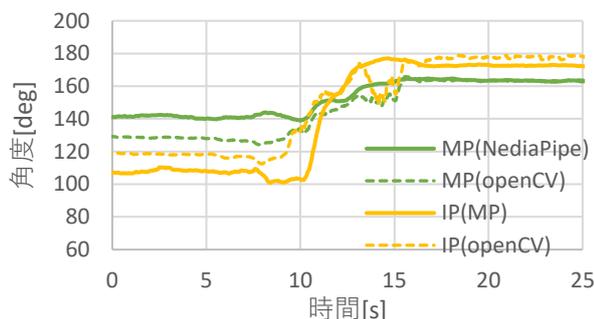


図 10:MediaPipe と画像処理の角度測定の比較(親指)

Leap Motion と同様握った状態での測定誤差が人差し指が約 15%、親指が 10%と大きいですが、Leap Motion より誤差が小さく抑えられていることがわかる。伸ばす変化では Leap Motion と比較し、画像処理とほぼ同じ時間で伸ばしており遅れが無いことがわかる。開いた状態ではこちらも誤差は 5%前後の測定ができています。

#### 4.4 まとめ

3つの測定法について測定を行った。OpenCV を用いた画像処理では、誤差も 1%以内と高精度の測定ができた。しかし色の判別が可能な環境で行う必要があり誤認識もあるので今後の使用を続けるのは難しく、Leap Motion および MediaPipe の精度評価に用いることにした。

Leap Motion では手を広げた状態では誤差の小さい測定ができた。一方で握った状態では精度が落ちた。また指が運動しているときは画像処理に対して角度計測に遅れが目立つときがあった。これは Leap Motion が大まかな手指形状を自動で補完をするため、意図しない関節角度が計測されたと考えられる。

MediaPipe は握った状態では Leap Motion と同様に誤差はあるものの、伸ばした状態での誤差は Leap Motion より小さくなった。また運動中の動作も遅延なく測定できていることが確認できた。

### 5. 計測サブシステムの構成の検討

#### 5.1 サブシステムの検討

本実験で計測した 3つの測定方法において、画像処理を

用いた測定が最適だと考えられるが、角度計測時には誤検出防止のためゴム手袋を着用した。ゴム手袋を着用すると深層学習用のインピーダンス計測に影響が出るため、角度計測に用いることができない。Leap Motion と MediaPipe を比較すると全体の精度など通して MediaPipe が最適だと考えられる。しかし MediaPipe は測定時に測定値に揺らぎがある。Leap Motion では揺らぎが無い安定した測定が可能である。

以上から教示データ測定は Leap Motion で行い、MediaPipe で補正する手法を採用する。また補正は指を曲げた状態のときに誤差が大きいため、屈曲時に補正をかける。

#### 5.2 今後の課題

本報では Leap Motion は processing 環境、MediaPipe は python 環境と異なる環境での測定となった。今後は Leap Motion を python 環境で動作を実行する必要がある。また補正について、補正のレベルや補正をする閾値などの検討も行う必要がある。

#### 参考文献

- [1] 酒井医療株式会社,表面筋電図の基礎 (1)運動単位と複合活動電位,  
<<https://www.sakaimed.co.jp/knowledge/surfaceelectromyogram/basic/basic01/>>
- [2] 星宮望・赤澤堅造,筋運動制御系,昭晃堂,1993,pp.18-22
- [3] 株式会社タニタ,体組成計の原理,  
<<https://www.tanita.co.jp/health/detail/37/>>
- [4] 中村隆夫,山本尚武,上肢運動に伴う生体電気インピーダンスのパラメータの変動,  
岡山大学医学部保健学科紀要,10,pp.15-22,1999
- [5] 太田めぐみ,生体電気インピーダンス法を用いた筋長変化測定法の開発,  
早稲田大学大学院平成 18 年博士論文,pp.50-58
- [6] 星野篤,生体電気インピーダンスを用いた手指状態推定システムの開発 —1 指 3 関節の推定—,  
第 25 回日本バーチャルリアリティ学会大会論文集,3C3-1,2020
- [7] GOOGLE LLC,MediaPipe hands,  
<<https://google.github.io/mediapipe/solutions/hands>>
- [8] 白石麗奈・橋本泰成,Leap Motion Controller を用いた簡易手関節可動域計測,リハビリテーション・エンジニアリング vol34 No.4,2019,pp.99-102
- [9] 生野優輝・外村佳伸,手指ジェスチャー認識に向けた Leap Motion と MediaPipe の比較検討,2020 年度情報処理学会関西支部支部大会講演論文集,2020
- [10] OpenCV team,OpenCV, <<https://opencv.org/>>
- [11] Python Software Foundation,Legal Statements,Privacy Policy,Powered by Heroku,  
python,<<https://www.python.org/>>