

筑波大学 情報学群 情報メディア創成学類

卒業研究論文

アクティブ音響センシングを用いた  
手指の第3関節角度推定

小西 智樹

指導教員 志築 文太郎, 川口一画

2023年2月

## 概要

リアルタイムの手指の関節角度の推定が行えると、ハンドジェスチャを用いたアプリケーションへの入力が可能になる。しかし、現在一般的に用いられている、カメラベースのハンドトラッキングシステムには、トラッキングできる画角が固定されている、カメラの死角ではトラッキングができないという問題がある。そこで、本研究ではアクティブ音響センシングを用いて手の周波数特性を取得し、この変化に基づき機械学習を用いて指の関節角度推定を行う手法を考案した。アクティブ音響センシングを用いることで、手の位置に制限されず、周囲の環境にセンサを設置しないシステムにより手指の関節角度を推定することが可能になる。本手法の精度を評価するため、人差し指および中指の第3関節角度推定モデルを構築し、平均誤差を算出した。結果、人差し指については $9.05^\circ$ 、中指については $5.71^\circ$ という精度において各指の第3関節角度を推定可能であることを示した。

# 目次

<b>第1章</b>	<b>はじめに</b>	<b>1</b>
1.1	背景	1
1.2	目的とアプローチ	1
1.3	本論文の貢献	2
1.4	本論文の構成	2
<b>第2章</b>	<b>関連研究</b>	<b>3</b>
2.1	身体に装着したカメラを用いた関節角度推定手法	3
2.2	その他センサを用いた関節角度推定手法	3
2.3	アクティブ音響センシング	4
2.3.1	アクティブ音響センシングを用いたジェスチャ識別手法	4
2.3.2	アクティブ音響センシングを用いた関節角度推定手法	5
<b>第3章</b>	<b>提案手法</b>	<b>6</b>
3.1	ハードウェア	6
3.2	ソフトウェア	6
3.3	データ同期	9
<b>第4章</b>	<b>実験1</b>	<b>11</b>
4.1	実験機器・環境	11
4.2	実験手順	11
4.3	機械学習	11
4.4	実験結果および考察	14
4.5	実験の改善点	15
<b>第5章</b>	<b>実験2</b>	<b>16</b>
5.1	実験機器・環境	16
5.2	実験手順	16
5.3	機械学習	16
5.4	実験結果および考察	18
<b>第6章</b>	<b>議論</b>	<b>22</b>
6.1	精度の改善	22

6.2	実験参加者数の追加 . . . . .	22
6.3	複数指の関節角度の同時推定 . . . . .	22
<b>第7章</b>	<b>おわりに</b>	<b>23</b>
	<b>謝辞</b>	<b>24</b>
	<b>著者論文リスト</b>	<b>25</b>
	<b>参考文献</b>	<b>26</b>
付録A	実験1における機械学習のハイパーパラメータの検討	30
付録B	実験2における機械学習のハイパーパラメータの検討	33

# 目次

3.1	システム構成. . . . .	7
3.2	ダウンサンプリングを行った後の波形. . . . .	8
3.3	ダウンサンプリング後に 20 点の移動平均フィルタを適用した後の波形. . . . .	8
3.4	ダウンサンプリング, 20 点の移動平均フィルタおよび 5 点の移動平均フィルタを適用した後の波形. . . . .	9
3.5	実験に用いた OptiTrack のカメラ. . . . .	10
3.6	機械学習を行い, モデルを構築するまでの流れ. . . . .	10
4.1	ピエゾ素子を手に貼付した様子. . . . .	12
4.2	OptiTrack のマークを手に貼付した様子. . . . .	13
4.3	時間と関節角度データ (1077 点) のグラフ. . . . .	13
4.4	人差し指の第 3 関節の角度の実測値 (横軸) と推定値 (縦軸). . . . .	14
5.1	ピエゾ素子および OptiTrack マーカ (赤丸) を手に貼付した様子. . . . .	17
5.2	データ収集を行っている様子. . . . .	18
5.3	計測の対象とした第 3 関節の角度. . . . .	19
5.4	人差し指の第 3 関節の角度の実測値 (横軸) と推定値 (縦軸). . . . .	20
5.5	中指の第 3 関節の角度の実測値 (横軸) と推定値 (縦軸). . . . .	21
A.1	alpha=1 の時の人差し指の第 3 関節の角度の実測値 (横軸) と推定値 (縦軸). . . . .	31
A.2	alpha=0.1 の時の人差し指の第 3 関節の角度の実測値 (横軸) と推定値 (縦軸). . . . .	32
B.1	alpha=1 の時の人差し指の第 3 関節の角度の実測値 (横軸) と推定値 (縦軸). . . . .	34
B.2	alpha=0.1 の時の人差し指の第 3 関節の角度の実測値 (横軸) と推定値 (縦軸). . . . .	35
B.3	alpha=1 の時の中指の第 3 関節の角度の実測値 (横軸) と推定値 (縦軸). . . . .	36
B.4	alpha=0.01 の時の中指の第 3 関節の角度の実測値 (横軸) と推定値 (縦軸). . . . .	37

# 表目次

A.1 人差し指の第3関節角度推定の機械学習において $\alpha$ を変化させた際の結果.	30
B.1 人差し指の第3関節角度推定の機械学習において $\alpha$ を変化させた際の結果.	34
B.2 中指の第3関節角度推定の機械学習において $\alpha$ を変化させた際の結果.	34

# 第1章 はじめに

本章では，本研究の背景，目的とアプローチ，本論文の貢献，および本論文の構成について述べる．

## 1.1 背景

センサより取得したデータを分析することによって手の形状や位置を推定するシステムのことをハンドトラッキングシステム [1, 2, 3, 4] と呼ぶ．モーションキャプチャおよびコンピュータビジョン技術の発達に伴い，VR および AR においてハンドトラッキングシステムを用いたハンドジェスチャによるユーザインタフェースが注目を集めている．現在一般的に用いられている OptiTrack [1] および LeapMotion[2] などのハンドトラッキングシステム，また Meta Quest 2[3] および HTC VIVE Pro 2 [4] などのヘッドマウントディスプレイに搭載されているハンドトラッキングシステムの多くは，周囲の環境もしくは身体に配置したカメラに依存している．そのため，これらのトラッキングシステムには

- トラッキングできる範囲がカメラの視野角に制限されているため，カメラの死角ではトラッキングができない
- カメラとトラッキングしたい物体の間に別の物体が重なった場合オクルージョンが発生し，正常にトラッキングができない

という問題がある．これらに対して，周囲の環境もしくは身体に配置したカメラに依存せずに手指の関節角度推定ができると，様々な場面においてハンドジェスチャを用いた入力が可能となる．先行研究では，手袋型デバイス [5] や，手首に装着したカメラ [6] などを用いた手指の関節角度推定が行われてきた．しかし，手袋を用いた場合，ユーザの手を覆う形態であるために，手指の動作を妨げる場合がある．また，カメラを用いた場合，プライバシーの問題が生じる．

## 1.2 目的とアプローチ

本研究の目的は，カメラを用いず，かつ手指の動作を妨げない形態において，手指の関節角度の推定を行うことである．このために本研究ではアクティブ音響センシングを活用する．アクティブ音響センシングとは，対象となる物体に音響信号を流し，その応答を解析するこ

とにより物体の形状, 状態, および境界条件の変化を認識する手法である [7]. アクティブ音響センシングは, 1 対のマイクおよびスピーカを対象となる物体に貼り付ける必要がある. アクティブ音響センシングを手に適用した先行研究として Kubo ら [8] は, 手の甲にマイクおよびスピーカの役割を持つ 1 対の piezo 素子を貼り付け音響信号を流し, 機械学習を用いてハンドジェスチャの認識を行った. この研究では, 手指の形状の分類が可能である一方, 手指の関節角度の推定まではできていない. そこで本研究では, 手指の各関節角度における手の共振特性を特徴量とした機械学習により, 手指の関節の角度推定を行う. 具体的には, 手指の各関節角度における手の共振特性と OptiTrack を通じて取得された関節角度の実測値を紐づけ, 機械学習の回帰モデルを用いることによって, 共振特性から手指の関節角度を直接推定値として得られるモデルを構築する.

### 1.3 本論文の貢献

本稿において, アクティブ音響センシングによる手指の関節角度推定の基礎検討を行うために, 人差し指および中指の第 3 関節角度推定の精度評価を行うための実験を実施した. 1 名の実験参加者から収集したデータを用いて, 回帰モデルによる各関節角度の推定値と実測値の平均誤差を求め, モデルの精度を評価した. 結果, 人差し指については  $9.05^\circ$ , 中指については  $5.71^\circ$  の平均誤差において推定可能であることが示された.

### 1.4 本論文の構成

本論文の構成は以下の通りである. 第 1 章においては, 本研究の背景, 目的とアプローチ, および貢献を示した. 第 2 章においては, 本研究に関連する研究を述べ, 本研究の位置づけを示す. 第 3 章においては, 本研究における手法の説明を述べる. 第 4 章においては, 本研究の手法の精度評価として行った実験 1, 実験 1 の結果および考察ならびに実験 1 の改良点を述べる. 第 5 章においては, 改良した手法を用いて行った実験 2, 実験 2 の結果および考察を述べる. 第 6 章においては, 本研究に関する議論と今後の展望を述べる. 第 7 章においては, 本研究の結論を述べる.

## 第2章 関連研究

本研究では、手指の動作を妨げない形態において手指の関節角度を推定することを目的とし、そのためにアクティブ音響センシングを用いている。そのため、本章においては、これまでに提案された身体に装着した手指の関節角度推定手法、その他センサを用いた関節角度推定手法、アクティブ音響センシングを用いた手指のジェスチャ識別手法、およびアクティブ音響センシングを用いた手指の関節角度の推定手法から本研究を位置づける。

### 2.1 身体に装着したカメラを用いた関節角度推定手法

身体にカメラを装着し、取得した画像を解析することにより手指の関節角度を推定する手法が考案されている [9, 6, 10]。例えば Kim ら [9] は、手首の手のひら側に装着した赤外線カメラを用いて手の3次元形状を推定する手法を示した。Wu ら [6] は手首の手の甲側に装着したカメラを用いて指の動きに伴う手の甲表面の変化を捉え、各指の各関節角度を推定する手法を示した。Soliman ら [10] は、肩に乗せた深度カメラを用いて手の3次元形状および指と指の接触点を推定する手法を示した。

これらの研究はいずれもカメラを用いているため、オクルージョンによりトラッキングができない問題およびプライバシーの問題があると考えられる。一方で、本研究ではセンサとしてカメラではなく手の甲に貼付したピエゾ素子を用いるため、これらの問題は生じない。

### 2.2 その他センサを用いた関節角度推定手法

カメラを用いた手法の課題を踏まえ、代替的なセンシング手法が多数提案されている。例えば、赤外線センサ [11]、フォトリフレクタアレイ [12, 13] などを用いた手法がある。Devrio ら [11] は、手首に取り付けた8個の赤外線センサを用いて手の3次元形状を推定する手法を示した。Sugiura, Kuno ら [12, 13] は、手の甲に取り付けた13個のフォトリフレクタアレイを用いて手の3次元形状を推定する手法を示した。これらのシステムはいずれも多数のセンサを手に取り付ける必要がある。

また、静電容量センサ、歪みセンサおよび導電繊維などを搭載した手袋型デバイスを用いたものもある [14, 15, 5]。しかし、これらの手袋型デバイスはユーザの指および手のひらを覆う必要があるため、手指の屈曲動作を妨げるという問題がある。一方で、本研究では手の甲の2ヶ所のみセンサを取り付けるため、手指の屈曲動作を妨げない。

## 2.3 アクティブ音響センシング

音を利用したセンシング技術の一つとしてアクティブ音響センシングがある。アクティブ音響センシングとは、対象となる物体に音響信号を流し、その応答を解析することにより物体の形状、状態、および境界条件の変化を認識する手法である [7]。アクティブ音響センシングを用いた研究として、3D プリントされたオブジェクトの内部構造を識別する研究 [16, 17, 18] や、周波数特性の違いを用いて個人認証を行う研究 [19, 20] などがある。アクティブ音響センシングに用いるセンサは物体に装着するマイクおよびスピーカの 2 つのみであり、他のセンシング技術と比べて機材が少ない。そのため、アクティブ音響センシングにはセンシングの対象となる物体の動作を妨げないという特徴がある。

### 2.3.1 アクティブ音響センシングを用いたジェスチャ識別手法

アクティブ音響センシングを用いて複数種類のジェスチャを識別する手法が提案されている [21, 22, 23, 24, 25, 8, 26, 27]。

Takemura ら [21] は、腕に 2 つの骨伝導マイクおよび 1 つのスピーカを装着した形態において、指のタップ位置および肘の角度を推定するシステムを考案した。Mujibaya ら [22] は、左腕にスピーカ、右手人差し指にマイクを装着した形態において、9ヶ所の前腕部のタッチを識別するシステムを考案した。Watanabe ら [23] は、腕および足にコンタクトスピーカおよびコンタクトマイクを 1 組ずつ装着した形態において、21 種類の姿勢および動作を識別する手法を示した。Kato ら [24] は、手首にマイクおよびスピーカを装着した形態において、7 種類のハンドジェスチャを識別する手法を示した。Yokota ら [25, 28] は指先にスピーカ、手首にマイクを装着した形態において、8 種類のハンドジェスチャ、9ヶ所の前腕部のタッチ、および 9ヶ所の手甲のタッチを識別する手法を示した。Kubo ら [8] は手の甲にマイクおよびスピーカを装着した形態において、親指と他の指の指先、腹および付け根のタッチの識別を行った。また、親指を浮かせた状態および握った状態において親指が左、右および中央のどこにあるのかの識別および人差し指による手のひらの上、左、右、中央および下部分のタッチ箇所の識別を行った。Cheng ら [27] は、親指にスピーカおよびマイク、手首に 3 つのマイクを装着した形態において、22 種類のジェスチャを識別した。Amesaka ら [26] は、磁石を用いて衣服にピエゾ素子を装着した形態において、16 種類のジェスチャを識別する手法を示した。雨坂 ら [29] は、手により覆ったイヤホンの音漏れの周波数特性の変化から、5 種類の手形状を識別する手法を示した。

これらの研究はいずれもあらかじめ決められたジェスチャの識別を行うものであり、指の関節角度の推定はできていない。これに対し、本研究ではアクティブ音響センシングを用いて関節角度の推定を行うことを目的としている。

### 2.3.2 アクティブ音響センシングを用いた関節角度推定手法

アクティブ音響センシングを用いて関節角度を推定する手法が提案されている [30, 31]. Okawa ら [30] は人差し指に取り付けたスピーカおよび中指に取り付けたマイクを用いて人差し指の第3関節の角度を推定する手法を示した. Ikeda ら [31] は, 足首に取り付けたスピーカとマイクを用いて足首の関節角度を推定する手法を示した. これらの研究はアクティブ音響センシングを用いた関節角度の推定を行っているが, 単一の周波数帯域しか利用していないため, 複数の関節の角度推定が困難であると考えられる. 一方で, 本研究では複数の周波数帯域を利用することにより, 複数の関節の角度推定を行う.

## 第3章 提案手法

本手法では、マイクにより取得した音響データのみを用いて手指の関節角度の推定を行う。そのために、モーションキャプチャシステムシステムである OptiTrack を用いて取得した手指の3次元位置データから計算した手指の第3関節の角度を正解データとした機械学習を行う。本章においては、手法を実現するためのハードウェア、ソフトウェアおよびデータの処理方法を述べる。

### 3.1 ハードウェア

ハードウェアは、Kuboら[8]と同じくコンピュータ、オーディオインタフェース、および piezo素子から構成されている。手に貼り付けるマイクおよびスピーカとして piezo素子 (THRIVEK2512BP1,  $25 \times 12 \times 0.23$  mm) を用いた。piezo素子は2芯シールド (モガミ電線超極細フレキシブル2芯シールド AWG36) を通してラインプラグ (Pro Audition AS-106) と接続され、オーディオインタフェース (Steinberg UR24C) を通してコンピュータ (Windows11, CPU: Intel Core i9-12900K 3.20 GHz, RAM: 32 GB) に接続された。

### 3.2 ソフトウェア

ソフトウェアはチャープ信号生成部分および音響解析部分から構成されている。チャープ信号生成部分では 20 k–40 kHz の間を線形に増加するチャープ信号を生成している。このチャープ信号は 20 ms で繰り返され、周波数は直線的に増加する。サンプリングレートは 96 kHz である。生成されたチャープ信号はオーディオインタフェースを通して piezo素子から手へと伝わる。

音響解析部分ではマイクから得られた音響信号を周波数データに変換している。96 kHz においてサンプリングされた音響信号に対し、8192 サンプル (約 85 ms) ごとに高速フーリエ変換 (以下, FFT) を行い、0–48 Hz の周波数データを得る。これらのデータから、20 k–40 kHz 部分のデータのみを切り出した後ダウンサンプリングを行い、最終的に 856 点のデータを得る (図 3.2)。

その後、周波数方向に 20 点の移動平均フィルタを用い (図 3.3) , さらに 5 点の移動平均フィルタを用いて平滑化を行う (図 3.4)。

さらに、データ全体に対して最小値を 0, 最大値を 1 とする正規化を行う。これらの処理によって得られた 856 点のデータを特徴量とし、機械学習を用いて関節角度推定を行う。

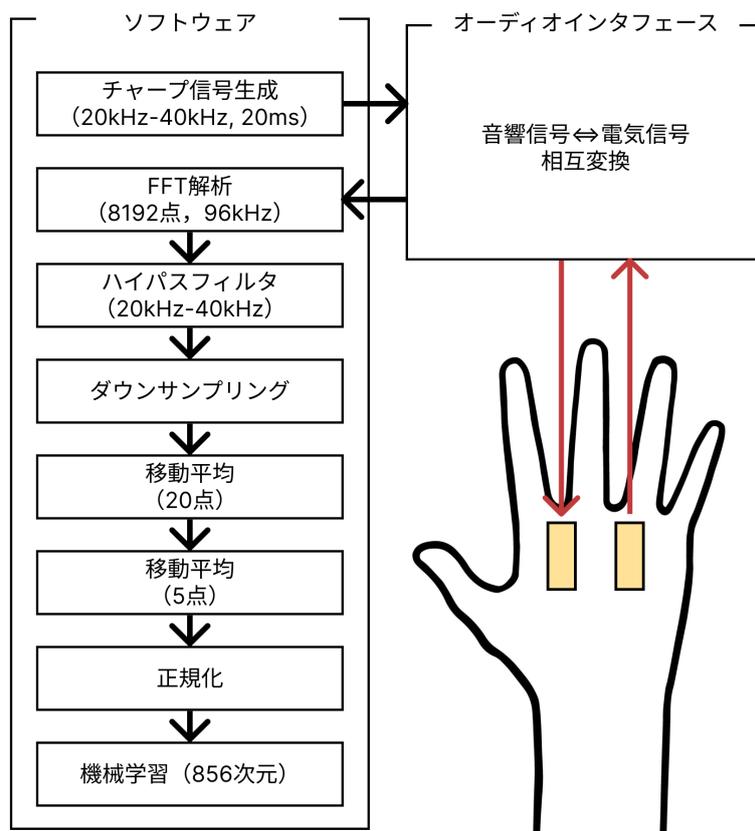


図 3.1: システム構成.

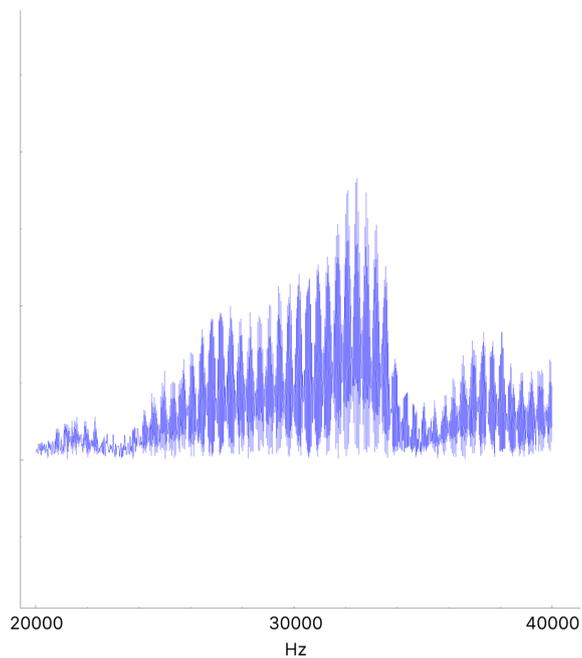


図 3.2: ダウンサンプリングを行った後の波形.

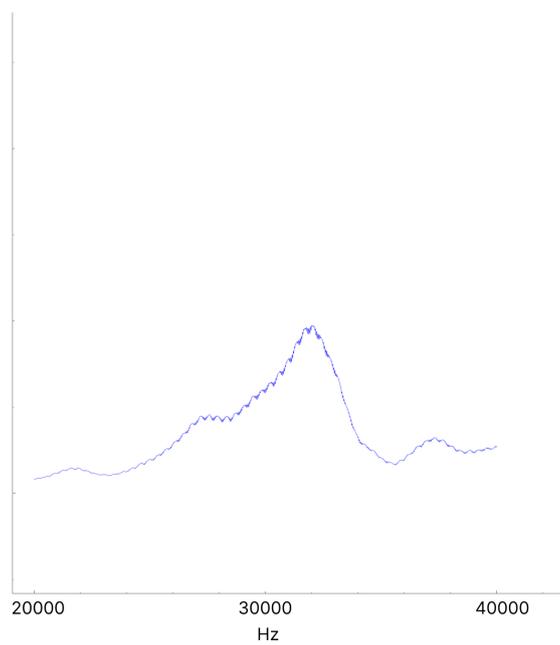


図 3.3: ダウンサンプリング後に 20 点の移動平均フィルタを適用した後の波形.

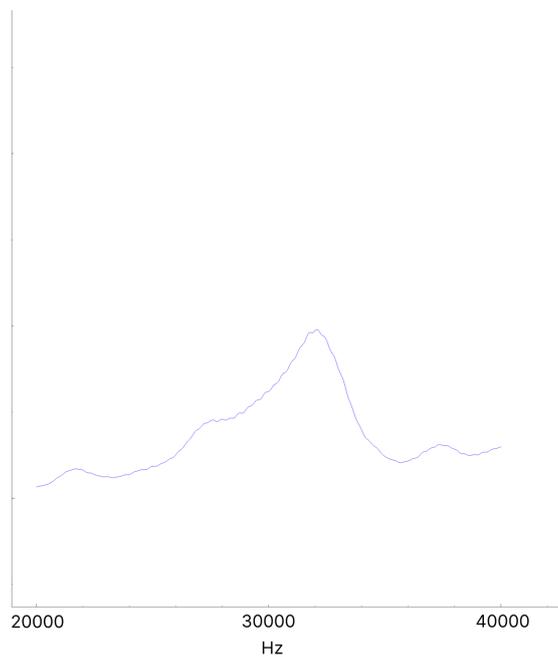


図 3.4: ダウンサンプリング, 20 点の移動平均フィルタおよび 5 点の移動平均フィルタを適用した後の波形.

### 3.3 データ同期

アクティブ音響センシングによって手の共振特性を示す周波数データを計測すると同時に, 手指の関節角度の正解データを得るために, OptiTrack による計測環境を構築した (図 3.5).

関節角度の正解データおよび周波数データからなる学習用データの作成方法を述べる (図 3.6). 共振特性を示す周波数データと関節角度データを同期させるため, Optitrack から得られた関節角度データおよび 856 点のデータからなる周波数データをそれぞれタイムスタンプとともに CSV ファイルに書き出し, 各周波数データについてデータの時刻に最も時刻に近い関節角度データを結合した. また, そのデータを機械学習に用いることとした.



図 3.5: 実験に用いた OptiTrack のカメラ.

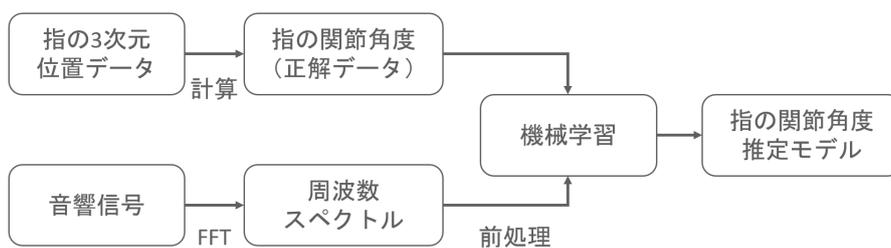


図 3.6: 機械学習を行い，モデルを構築するまでの流れ.

## 第4章 実験1

本手法の機械学習モデル作成およびその精度を評価するために実験を行った。参加者は1人（男性、22歳、右利き）であった。

### 4.1 実験機器・環境

ピエゾ素子を貼付する場所は Kubo らの研究 [8] と同じく、中指の第3関節から 10 mm、ピエゾ素子の間隔は 10 mm とした（図 4.1）。OptiTrack のマークは握りこぶしを作ったときに3点のマークが作る平面が手指表面に垂直になるように、人差し指の第2関節、第3関節および手の甲に貼付した（図 4.2）。

手指の第3関節角度の実測値を収集するカメラとして OptiTrack PrimeX 13 を6台用い（図 3.5）、トラッキングに必要なマークは直径 3 mm の半球タイプの反射材を用いた。

ソフトウェアは Motive 3.0.1 を用い、120 Hz のサンプリングレートにおいてマークの3次元座標データを取得した。得られた3次元座標データから、ベクトルの内積の計算結果を用いて関節角度を求めた。

### 4.2 実験手順

最初に、皮膚貼付用の両面テープ（innovect SH 2477P-S）を用いて参加者の左手の甲に3.1節において述べたハードウェアのピエゾ素子および OptiTrack のマークを貼付した。実験の間、参加者は肘をまっすぐ伸ばし、人差し指の第3関節を屈曲させ、戻す動作を約5秒かけて行った。これを連続して12回行い、1077個のデータを収集した（図 4.3）。

### 4.3 機械学習

機械学習部分のアルゴリズムには Python の機械学習ライブラリである scikit-learn の中から Lasso 回帰を用いた。Lasso 回帰は正則化項に L1 ノルムを用いており、特定の特徴量の係数が 0 に設定されることにより単純なモデルが生成される。正則化の強さを決める  $\alpha$  は 1, 0.1, 0.01 の中において最も精度の高い 0.01 を選択した（表 A.1）。損失関数の計算の最大反復回数である `max_iter` はデフォルトの値である 1000 とした。

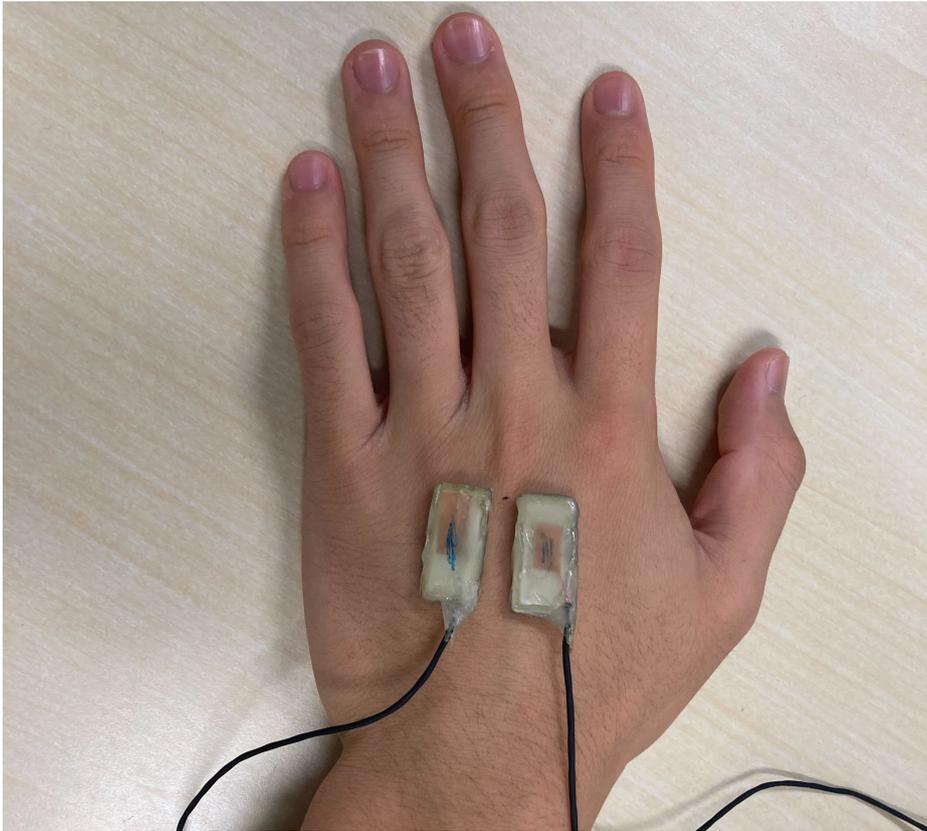


図 4.1: ピエゾ素子を手に貼付した様子.

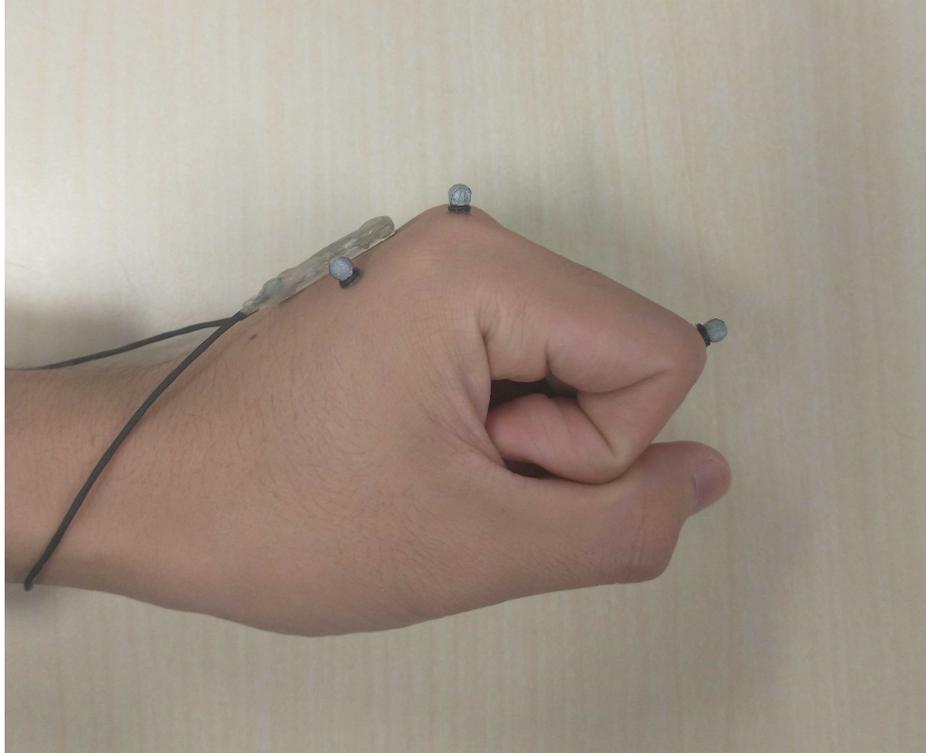


図 4.2: OptiTrack のマーカを手貼付した様子.

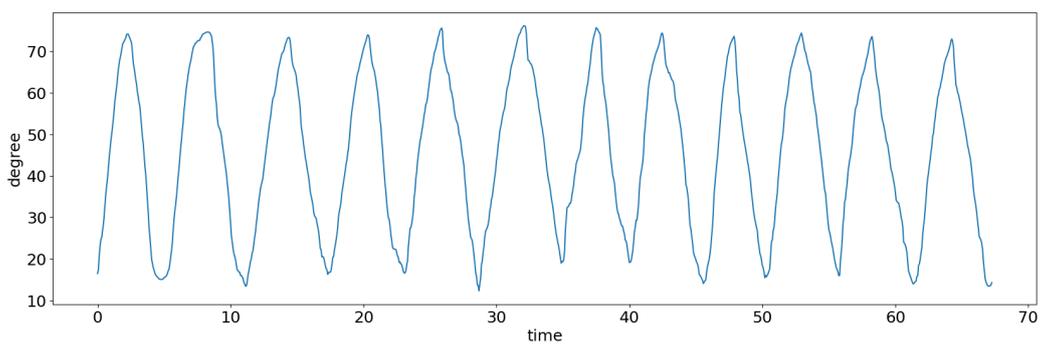


図 4.3: 時間と関節角度データ (1077 点) のグラフ.

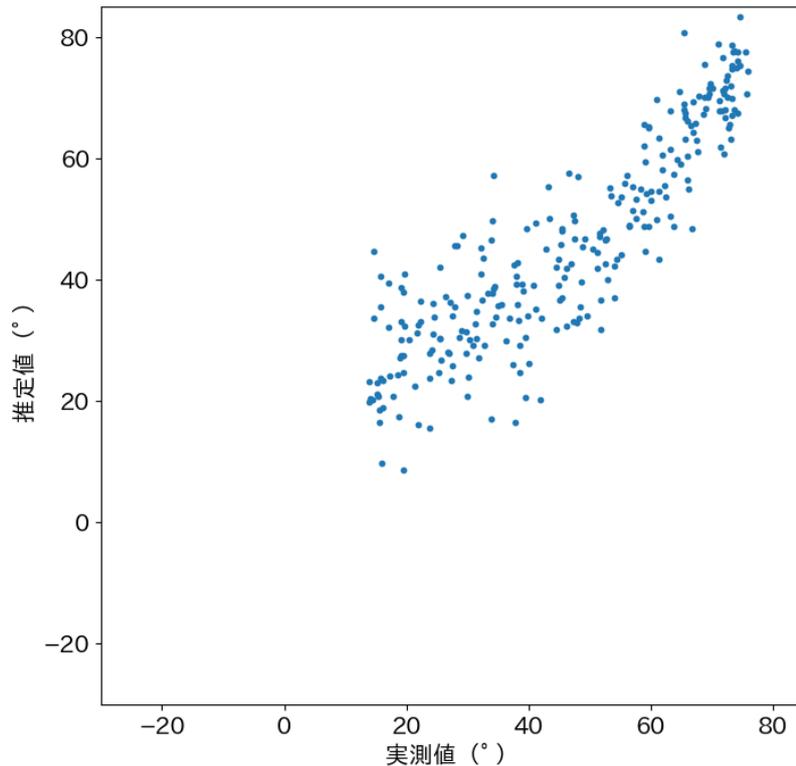


図 4.4: 人差し指の第 3 関節の角度の実測値（横軸）と推定値（縦軸）。

#### 4.4 実験結果および考察

得られたデータの 75% を訓練データ、25% をテストデータとした。まず、各指ごとに訓練データを用いて、Python の機械学習ライブラリである scikit-learn の Lasso 回帰により関節角度推定の回帰モデルを作成した。このモデルに各テストデータを入力して得られた推定値と実測値との誤差を求めた。また、作成した回帰モデルの決定係数も求めた。なお、決定係数は 1 以下の値を取り、推定値が実測値に近いほど大きい値となる。結果を図 4.4 に示す。平均誤差 (RMSE) は  $8.80^\circ$ 、平均二乗誤差 (MSE) は 77.44、決定係数は 0.79 であった。

本研究と同様にアクティブ音響センシングを用いて人差し指の第 3 関節角度推定を行っている Okawa らの先行研究 [30] では、平均誤差が約  $7^\circ$  以下と報告されているため、改善の必要がある。

精度に影響を与えた原因として、約 5 秒間かけて人差し指の第 3 関節を屈曲させ、戻すという曖昧な指示を実験参加者に対して行っていたため、角度に対するデータの個数に偏りが生まれたということが考えられる。また、全体的にデータの数が少ないため、大量のデータを追加する必要があると考えられるが、今回の実験では腕を空中に浮かせたままデータ収集を行っているため、長時間かけて大量のデータを収集する場合腕が疲れる可能性がある。

## 4.5 実験の改善点

実験の改善点として、角度に対するデータの個数の偏りをなくすために、 $5^\circ$  ずつの間隔においてデータ収集を行い、各角度に対して同じ個数のデータを機械学習に用いる方法、および腕の疲労の影響を減らすために腕を台の上に置いて固定するという方法が考えられる。また、本手法を用いることによって他の指においても第3関節角度推定が可能であるか調査するために他の指のデータ収集を行うことも必要であると考えられる。

## 第5章 実験2

実験1の改善点を踏まえ、新たに実験を行った。参加者は1人であり、実験1と同じ参加者であった。

### 5.1 実験機器・環境

実験1の piezo 素子の貼付場所では中指の OptiTrack のマーカの貼付およびトラッキングの邪魔になるため、Kubo らの研究 [8] を参考に新たに決定した。具体的には中指の第3関節から中指の中手骨に沿って 35 mm、piezo 素子の間隔は 28 mm とした。なお、実験1および実験2の piezo 素子の貼付場所の違いによる影響はないことが Kubo らの研究 [8] の実験4により示されている。

OptiTrack のマーカは piezo 素子に重ならないように人差し指、中指の第2関節、第3関節、および中手骨に沿って第3関節から 3 cm の位置に貼付した (図 5.1)。

### 5.2 実験手順

実験1と同じく、参加者の左手の甲に piezo 素子および OptiTrack マーカを貼付した。実験の間、参加者は椅子に座り台の上に腕を置き、手指以外の腕および手首を動かさないように指示された (図 5.2)。全ての指を伸ばした状態を  $0^\circ$  とし (図 5.3)、屈曲させる指以外の指を伸ばした状態を保ちながら、データ収集を行う指を  $5^\circ$  刻みの角度において手のひら側に屈曲させ約 8 秒間固定してもらい、 $65^\circ$  までデータ収集を行った。実験参加者には可能な限り屈曲させる指以外の指を曲げないよう指示した。 $0-65^\circ$  までの 14 の角度に対して、上記の動作を人差し指もしくは中指において 1 回ずつ行うことを 1 セッションとし、各指について計 4 セッション行った。セッション間には 5 分以上の休憩を設けた。データ収集は 3.2 節のソフトウェアを用いた。本実験において収集した 7 秒間のデータの内、最初 6.83 秒のデータ (80 データ) を学習に用いる。そのため合計 8960 (1 人  $\times$  2 本  $\times$  4 セッション  $\times$  14 回  $\times$  80 データ) 個のデータを、各指の関節角度推定精度の評価に用いた。

### 5.3 機械学習

機械学習部分のアルゴリズムには実験1と同じく scikit-learn の Lasso 回帰を用いた。Lasso 回帰の正則化の強さを決める  $\alpha$  を決定するため、それぞれの指に対して  $\alpha$  を 1, 0.1,

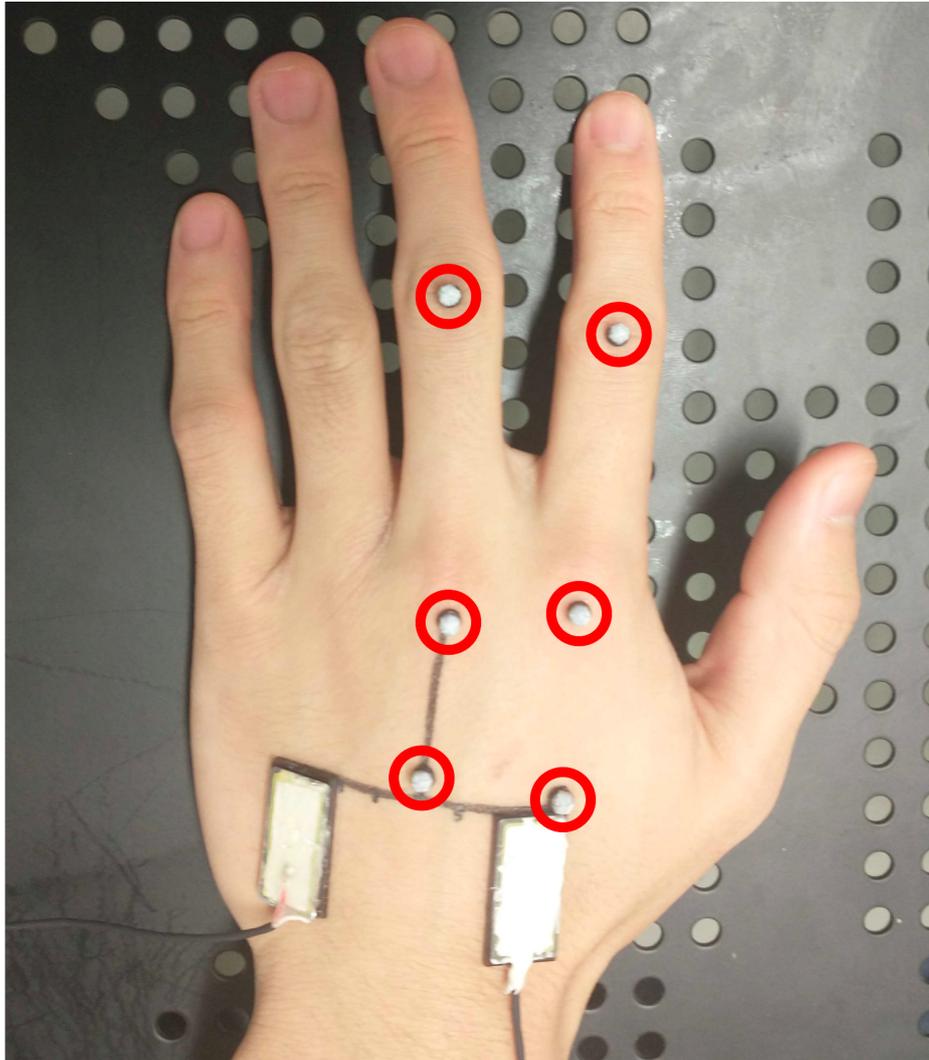


図 5.1: ピエゾ素子および OptiTrack マーカ（赤丸）を手に貼付した様子.



図 5.2: データ収集を行っている様子.

0.01 として機械学習モデルを作成し、決定係数が最も高いモデルを選択した (表 B.1, 表 B.2). 具体的には, 人差し指において 0.01, 中指において 0.1 であった. 損失関数の計算の最大反復回数である `max_iter` はデフォルトの値である 1000 とした.

## 5.4 実験結果および考察

得られたデータのうち, 1セッションをテストデータ, 残りの3セッションを訓練データとする1つ抜き交差検証を行い, 各指について関節角度推定精度を求めた. まず, 各指ごとに訓練データを用いて, Python の機械学習ライブラリである `scikit-learn` の Lasso 回帰により関節角度推定の回帰モデルを作成した. このモデルに各テストデータを入力し得られた推定値と実測値との誤差を求めた. また, 作成した回帰モデルの決定係数も求めた. その結果, 人差し指において, RMSE は  $9.05^\circ$ , MSE は 81.97, 決定係数は 0.79 であった (図 5.4). 中指において, RMSE は  $5.71^\circ$ , MSE は 32.59, 決定係数は 0.92 であった (図 5.5). 人差し指における RMSE は実験 1 よりもわずかに低く, 決定係数は変わらなかった. また, 人差し指および中指ともに推定値のばらつきが見られる. これは各セッション間において統一できていない実験条件があること, および音響信号のノイズの影響があると考えられる.

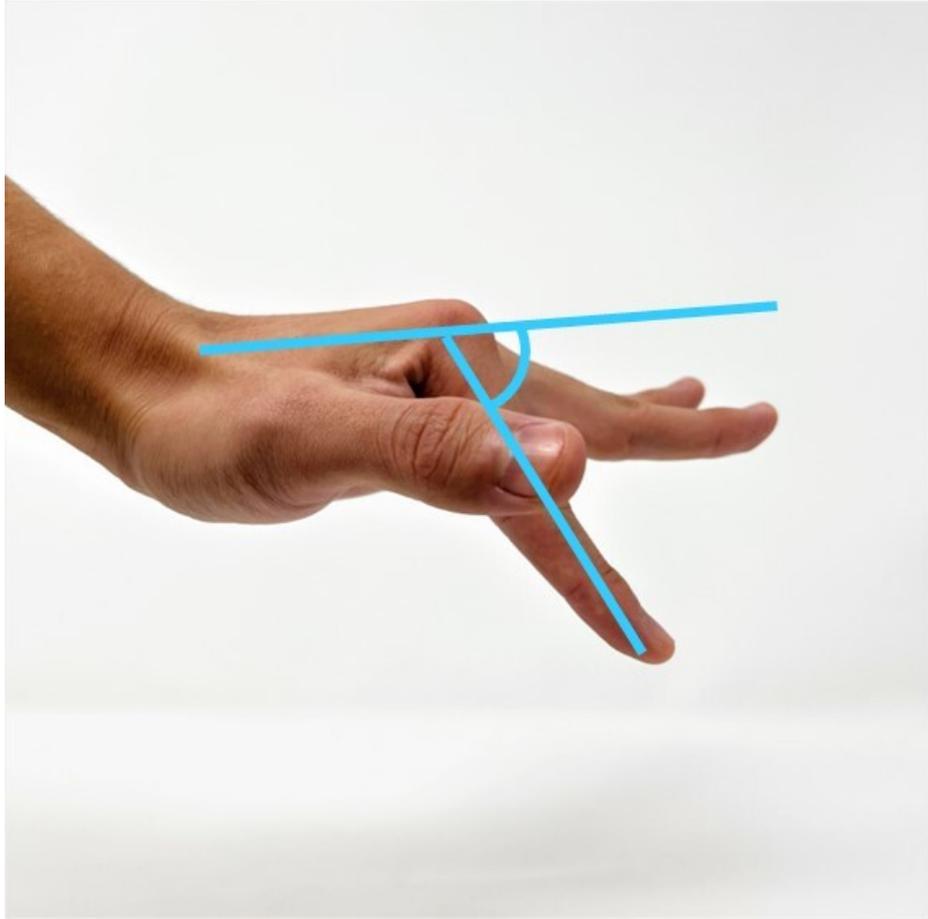


図 5.3: 計測の対象とした第3関節の角度.

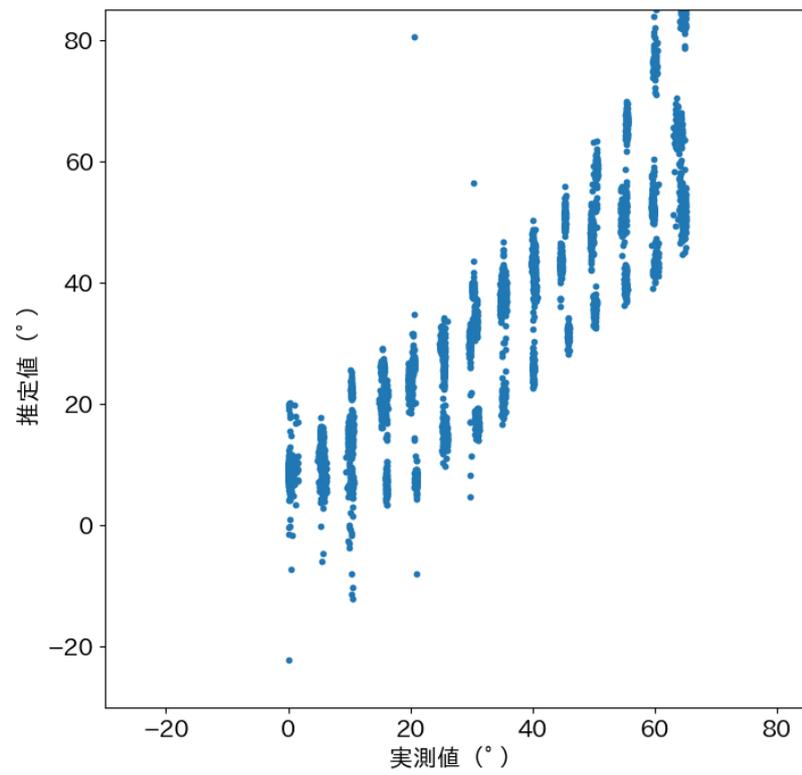


図 5.4: 人差し指の第 3 関節の角度の実測値 (横軸) と推定値 (縦軸)。

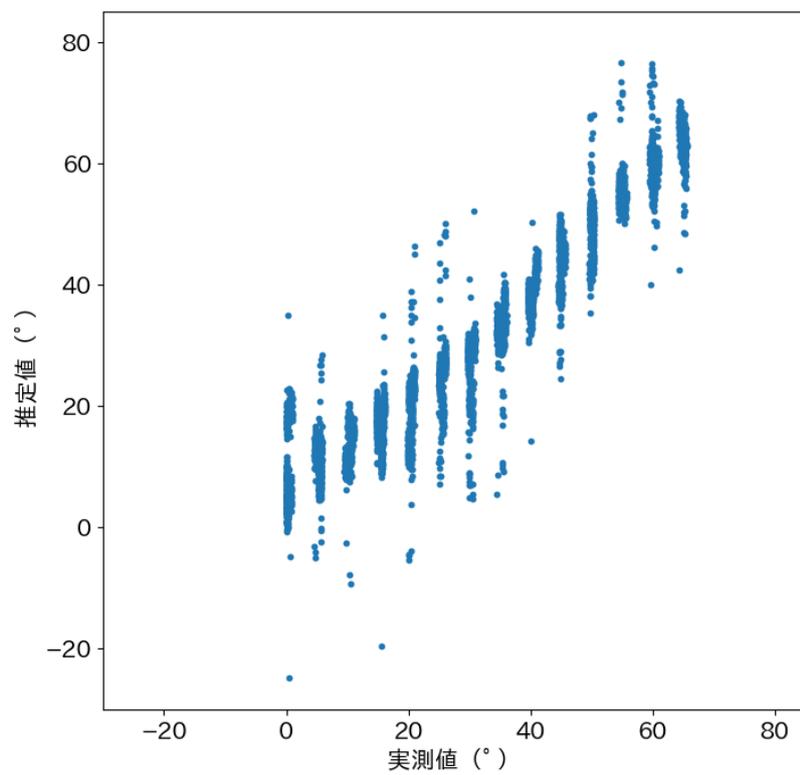


図 5.5: 中指の第 3 関節の角度の実測値 (横軸) と推定値 (縦軸)。

## 第6章 議論

本章において、アクティブ音響センシングを用いた手指の関節角度推定における今後の課題を議論する。

### 6.1 精度の改善

本研究と同じくアクティブ音響センシングを用いて人差し指の第3関節角度推定を行っている Okawa らの先行研究 [30] では、平均誤差は  $7^\circ$  以下だったと報告されているため、精度の改善が必要である。具体的には、ノイズの低減、機械学習のハイパーパラメータの調整などを行う必要がある。

### 6.2 実験参加者数の追加

本研究における実験の参加者数は1名であった。本手法のさらなる性能調査として、より多くの実験参加者からデータ収集を行う必要がある。これにより、ユーザが異なる場合に本手法がどの程度の精度において手指関節の推定ができるかをより明確にすると同時に、ユーザに対する汎化性能の調査も行う。

### 6.3 複数指の関節角度の同時推定

本研究において、人差し指および中指のみの第3関節を屈曲させ、関節角度の推定を行った。しかし、実際にハンドジェスチャを行う際には同時に複数指の第3関節の屈曲が行われることが想定されるため、複数指の第3関節を屈曲させた際の関節角度のデータ収集を行う必要がある。今後、収集したデータを用いて提案手法がどの程度の精度において同時に複数指の第3関節角度の推定ができるか調査を行う。

## 第7章 おわりに

本研究は、カメラを用いず、かつ手指の動作を妨げない形態において、手指の関節角度の推定を行うことを目的としている。このために、アクティブ音響センシングを用いて人差し指および中指の第3関節をそれぞれ屈曲させた際の音響データを取得し、機械学習を用いてそれらの角度を推定した。結果、それぞれ $9.05^\circ$ および $5.71^\circ$ の平均誤差の精度において手指関節の推定が可能であることが示された。今後、複数指の第3関節を同時に屈曲させた際の音響データを取得し、機械学習を用いて関節角度の推定を行う予定である。

## 謝辞

本研究を進めるにあたり、志築文太郎先生、高橋伸先生、川口一画先生には多大なご意見とご指導を頂きました。心から感謝いたします。特に、志築文太郎先生には、研究の進め方、論文執筆をはじめとした研究の基礎をご指導いただきました。さらに、研究の相談や研究生生活に関して多くのご助言を頂きました。ここに深く感謝の意を表します。インタラクティブプログラミング研究室の同輩、先輩方には研究生生活においてお世話になりました。また、WAVEチームの皆様にはチームゼミにおけるご意見や論文の添削といった研究に関する多くの支援だけでなく、研究室においても多くのご助言を頂きました。深く感謝いたします。特に、日高拓真氏、鈴木健介氏、新由衣氏には研究方針や論文執筆など本研究における重要な部分において多くのアドバイスを頂き大変お世話になりました。多大なご協力に心からお礼申し上げます。最後に、学生生活においてお世話になった皆様、そして、私の学生生活を支えて頂いた家族に深く感謝申し上げます。

# 著者論文リスト

## 参考論文

本論文の主な内容は、下記にて公表済みである。

- 公表済み論文
  - 小西智樹, 角田陸, 國分晴利, 久保勇貴, 志築文太郎. アクティブ音響センシングを用いた手指の関節角度推定. 情報処理学会研究報告, HCI-201, 情報処理学会, 2023年1月, 5pages.

## 参考文献

- [1] NaturalPoint Inc. OptiTrack - Motion Capture Systems, <https://www.optitrack.com> (最終閲覧日: 2022 年 12 月 13 日) .
- [2] ultraleap. Leap Motion Controller, <https://www.ultraleap.com/product/leap-motion-controller/> (最終閲覧日: 2023 年 1 月 24 日) .
- [3] Meta. Meta Quest 2, <https://www.meta.com/jp/quest/products/quest-2/> (最終閲覧日: 2023 年 1 月 24 日) .
- [4] HTC. HTC VIVE Pro 2, <https://www.vive.com/jp/product/vive-pro2-full-kit/overview/> (最終閲覧日: 2022 年 12 月 13 日) .
- [5] Oliver Glauser, Shihao Wu, Daniele Panozzo, Otmar Hilliges, and Olga Sorkine-Hornung. Interactive Hand Pose Estimation Using a Stretch-Sensing Soft Glove. *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 38, No. 4, pp. 1–15, 2019.
- [6] Erwin Wu, Ye Yuan, Hui-Shyong Yeo, Aaron Quigley, Hideki Koike, and Kris M. Kitani. Back-Hand-Pose: 3D Hand Pose Estimation for a Wrist-Worn Camera via Dorsum Deformation Network. In *Proceedings of the 33rd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '20, pp. 1147–1160, New York, NY, USA, 2020. Association for Computing Machinery.
- [7] Makoto Ono, Buntarou Shizuki, and Jiro Tanaka. Touch & Activate: Adding Interactivity to Existing Objects Using Active Acoustic Sensing. In *Proceedings of the 26th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '13, pp. 31–40, New York, NY, USA, 2013. Association for Computing Machinery.
- [8] Yuki Kubo, Yuto Koguchi, Buntarou Shizuki, Shin Takahashi, and Otmar Hilliges. AudioTouch: Minimally Invasive Sensing of Micro-Gestures via Active Bio-Acoustic Sensing. In *Proceedings of the 21st International Conference on Human-Computer Interaction with Mobile Devices and Services*, MobileHCI '19, pp. 1–13, New York, NY, USA, 2019. Association for Computing Machinery.
- [9] David Kim, Otmar Hilliges, Shahram Izadi, Alex D. Butler, Jiawen Chen, Iason Oikonomidis, and Patrick Olivier. Digits: Freehand 3D Interactions Anywhere Using a Wrist-Worn Gloveless Sensor. In *Proceedings of the 25th Annual ACM Symposium on User Interface Software*

- and Technology*, UIST '12, pp. 167–176, New York, NY, USA, 2012. Association for Computing Machinery.
- [10] Mohamed Soliman, Franziska Mueller, Lena Hegemann, Joan Sol Roo, Christian Theobalt, and Jürgen Steimle. FingerInput: Capturing Expressive Single-Hand Thumb-to-Finger Microgestures. In *Proceedings of the 2018 ACM International Conference on Interactive Surfaces and Spaces*, ISS '18, pp. 177–187, New York, NY, USA, 2018. Association for Computing Machinery.
- [11] Nathan Devrio and Chris Harrison. DiscoBand: Multiview Depth-Sensing Smartwatch Strap for Hand, Body and Environment Tracking. In *Proceedings of the 35th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '22, pp. 1–13, New York, NY, USA, 2022. Association for Computing Machinery.
- [12] Yuta Sugiura, Fumihiko Nakamura, Wataru Kawai, Takashi Kikuchi, and Maki Sugimoto. Behind the palm: Hand gesture recognition through measuring skin deformation on back of hand by using optical sensors. In *2017 56th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan (SICE)*, pp. 1082–1087, 2017.
- [13] Wakaba Kuno, Yuta Sugiura, Nao Asano, Wataru Kawai, and Maki Sugimoto. 3D Reconstruction of Hand Postures by Measuring Skin Deformation on Back Hand. In *Proceedings of the 27th International Conference on Artificial Reality and Telexistence and 22nd Eurographics Symposium on Virtual Environments*, ICAT-EGVE '17, pp. 221–228, Goslar, DEU, 2017. Eurographics Association.
- [14] CyberGlove Systems Inc. CyberGlove III, <http://www.cyberglovesystems.com/> (最終閲覧日: 2023年1月26日) .
- [15] 高田峻介, 志築文太郎, 高橋伸. GROVE: 導電繊維編み込み手袋を用いた手形状計測手法. 第25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論文集, WISS '17, pp. 77–82. 日本ソフトウェア科学会, 2017.
- [16] 久保勇貴, 江口佳那, 青木良輔, 近藤重邦, 東正造, 犬童拓也. 内部構造パターンの差異を利用した3Dプリントオブジェクト識別手法. 第27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論文集, WISS '19, pp. 43–48. 日本ソフトウェア科学会, 2019.
- [17] Yuki Kubo, Kana Eguchi, Ryosuke Aoki, Shigekuni Kondo, Shozo Azuma, and Takuya Indo. FabAuth: Printed Objects Identification Using Resonant Properties of Their Inner Structures. In *Extended Abstracts of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '19, pp. 1–6, New York, NY, USA, 2019. Association for Computing Machinery.

- [18] Yuki Kubo, Kana Eguchi, and Ryosuke Aoki. 3D-Printed Object Identification Method Using Inner Structure Patterns Configured by Slicer Software. In *Extended Abstracts of the 2020 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '20, pp. 1–7, New York, NY, USA, 2020. Association for Computing Machinery.
- [19] Kaito Isobe and Kazuya Mura. Person-Identification Method using Active Acoustic Sensing Applied to Nose. In *Proceedings of the 2021 ACM International Symposium on Wearable Computers*, ISWC '21, pp. 138–140, New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery.
- [20] Hiroki Watanabe, Hiroaki Kakizawa, and Masanori Sugimoto. User Authentication Method Using Active Acoustic Sensing. *Journal of Information Processing*, Vol. 29, pp. 370–379, 2021.
- [21] Kentaro Takemura, Akihiro Ito, Jun Takamatsu, and Tsukasa Ogasawara. Active Bone-Conducted Sound Sensing for Wearable Interfaces. In *Proceedings of the 24th Annual ACM Symposium Adjunct on User Interface Software and Technology*, UIST '11 Adjunct, pp. 53–54, New York, NY, USA, 2011. Association for Computing Machinery.
- [22] Adiyana Mujibiya, Xiang Cao, Desney S. Tan, Dan Morris, Shwetak N. Patel, and Jun Rekimoto. The Sound of Touch: On-Body Touch and Gesture Sensing Based on Transdermal Ultrasound Propagation. In *Proceedings of the 2013 ACM International Conference on Interactive Tabletops and Surfaces*, ITS '13, pp. 189–198, New York, NY, USA, 2013. Association for Computing Machinery.
- [23] Hiroki Watanabe, Tsutomu Terada, and Masahiko Tsukamoto. Gesture Recognition Method Utilizing Ultrasonic Active Acoustic Sensing. *Journal of Information Processing*, Vol. 25, pp. 331–340, 2017.
- [24] Hiroyuki Kato and Kentaro Takemura. Hand Pose Estimation Based on Active Bone-Conducted Sound Sensing. In *Proceedings of the 2016 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing: Adjunct*, UbiComp '16, pp. 109–112, New York, NY, USA, 2016. Association for Computing Machinery.
- [25] Tomohiro Yokota and Tomoko Hashida. Hand Gesture and On-Body Touch Recognition by Active Acoustic Sensing throughout the Human Body. In *Proceedings of the 29th Annual Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '16 Adjunct, pp. 113–115, New York, NY, USA, 2016. Association for Computing Machinery.
- [26] Takashi Amesaka, Hiroki Watanabe, Masanori Sugimoto, and Buntarou Shizuki. Gesture recognition method using acoustic sensing on usual garment. *Proceedings of the ACM on Interactive, Mobile, Wearable and Ubiquitous Technologies*, Vol. 6, No. 2, pp. 1–27, 2022.

- [27] Cheng Zhang, Qiuyue Xue, Anandghan Waghmare, Ruichen Meng, Sumeet Jain, Yizeng Han, Xinyu Li, Kenneth Cunefare, Thomas Ploetz, Thad Starner, Omer Inan, and Gregory D. Abowd. FingerPing: Recognizing Fine-Grained Hand Poses Using Active Acoustic On-Body Sensing. In *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '18, pp. 1–0, New York, NY, USA, 2018. Association for Computing Machinery.
- [28] 橋田智大. 人体を伝送路としたアクティブ音響センシングによるハンドジェスチャおよび肌上へのタッチの認識. *情報処理学会論文誌*, Vol. 59, No. 2, pp. 703–714, 02 2018.
- [29] 雨坂宇宙, 渡邊拓貴, 杉本雅則, 志築文太郎. 音漏れ信号を用いたヒアラブルデバイス向け手形状認識手法の検討. 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論文集, WISS '22, pp. 43–48. 日本ソフトウェア科学会, 2022.
- [30] Yuya Okawa and Kentaro Takemura. Haptic-Enabled Active Bone-Conducted Sound Sensing. In *Adjunct Proceedings of the 28th Annual ACM Symposium on User Interface Software & Technology*, UIST '15 Adjunct, pp. 87–88, New York, NY, USA, 2015. Association for Computing Machinery.
- [31] Atsutoshi Ikeda, Shinichi Kosugi, and Yasuhiro Tanaka. Propagating vibration analysis of leg towards ankle joint angle estimation. In *Proceedings of the 24th International Conference on Intelligent User Interfaces: Companion*, IUI '19, pp. 11–12, New York, NY, USA, 2019. Association for Computing Machinery.

## 付録A 実験1における機械学習のハイパーパラメータの検討

実験1において、Lasso 回帰の正則化の強さを制御するハイパーパラメータ  $\alpha$  の値の検討のために  $\alpha$  の値を変えて機械学習を行った。以下において、 $\alpha$  を 1, 0.1, 0.01 とした場合の推定精度を示す。

表 A.1: 人差し指の第3関節角度推定の機械学習において  $\alpha$  を変化させた際の結果。

$\alpha$	決定係数	MSE	RMSE
1	0.65	126.323	11.24
0.1	0.79	77.489	8.802
0.01	0.79	77.437	8.800

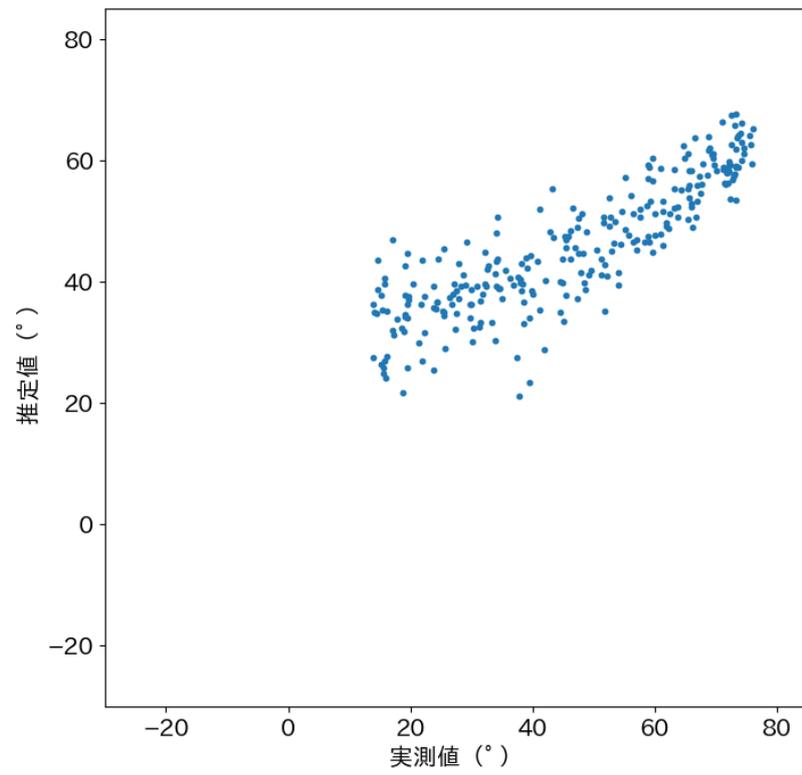


図 A.1:  $\alpha=1$  の時の人差し指の第3関節の角度の実測値（横軸）と推定値（縦軸）.

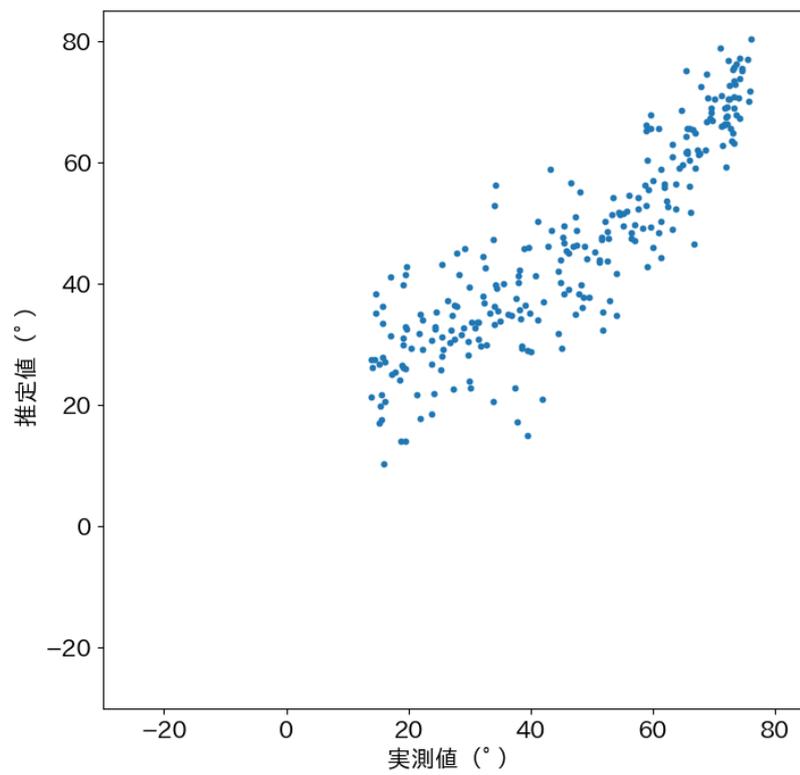


図 A.2:  $\alpha=0.1$  の時の人差し指の第 3 関節の角度の実測値 (横軸) と推定値 (縦軸) .

## 付録B 実験2における機械学習のハイパーパラメータの検討

実験2において、Lasso 回帰の正則化の強さを制御するハイパーパラメータ  $\alpha$  の値の検討のために  $\alpha$  の値を変えて機械学習を行った。以下において、 $\alpha$  を 1, 0.1, 0.01 とした場合の推定精度を示す。

表 B.1: 人差し指の第3 関節角度推定の機械学習において alpha を変化させた際の結果.

alpha	決定係数	MSE	RMSE
1	0.62	149.105	12.21
0.1	0.79	83.620	9.14
0.01	0.79	81.974	9.05

表 B.2: 中指の第3 関節角度推定の機械学習において alpha を変化させた際の結果.

alpha	決定係数	MSE	RMSE
1	0.79	84.377	9.16
0.1	0.92	32.589	5.71
0.01	0.87	50.373	7.10

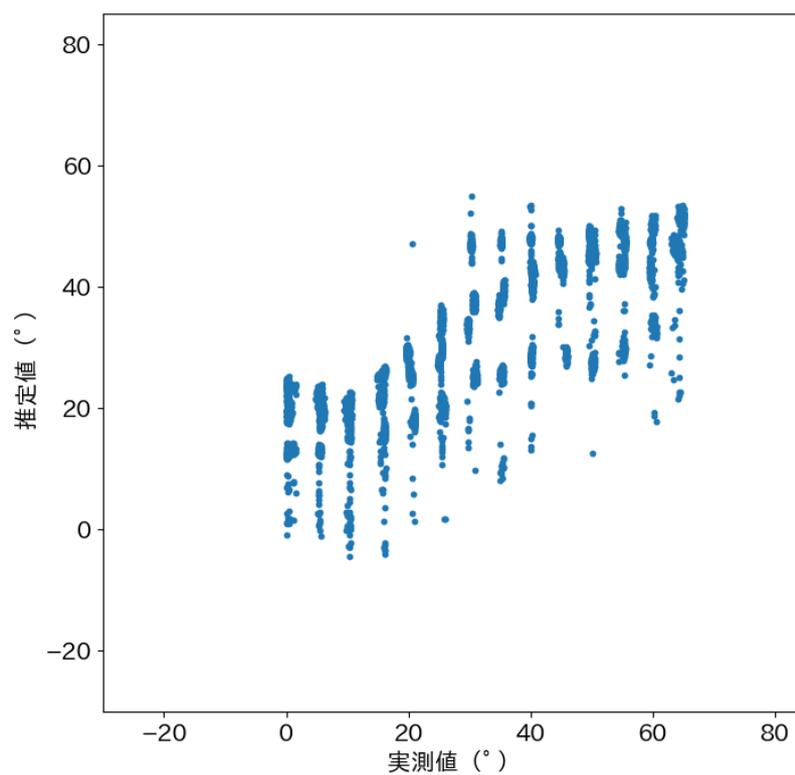


図 B.1: alpha=1 の時の人差し指の第3 関節の角度の実測値 (横軸) と推定値 (縦軸).

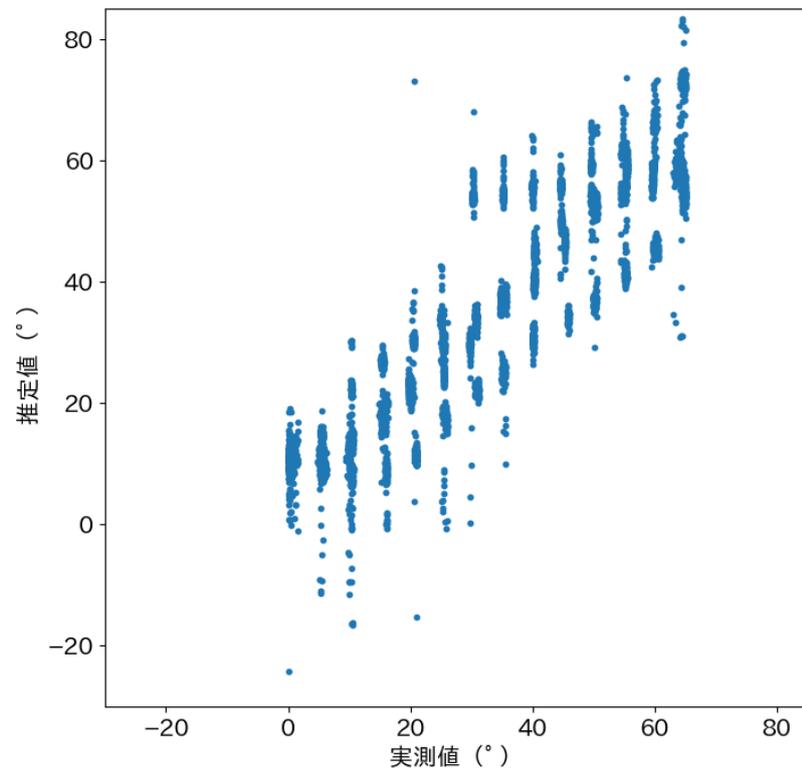


図 B.2:  $\alpha=0.1$  の時の人差し指の第 3 関節の角度の実測値 (横軸) と推定値 (縦軸) .

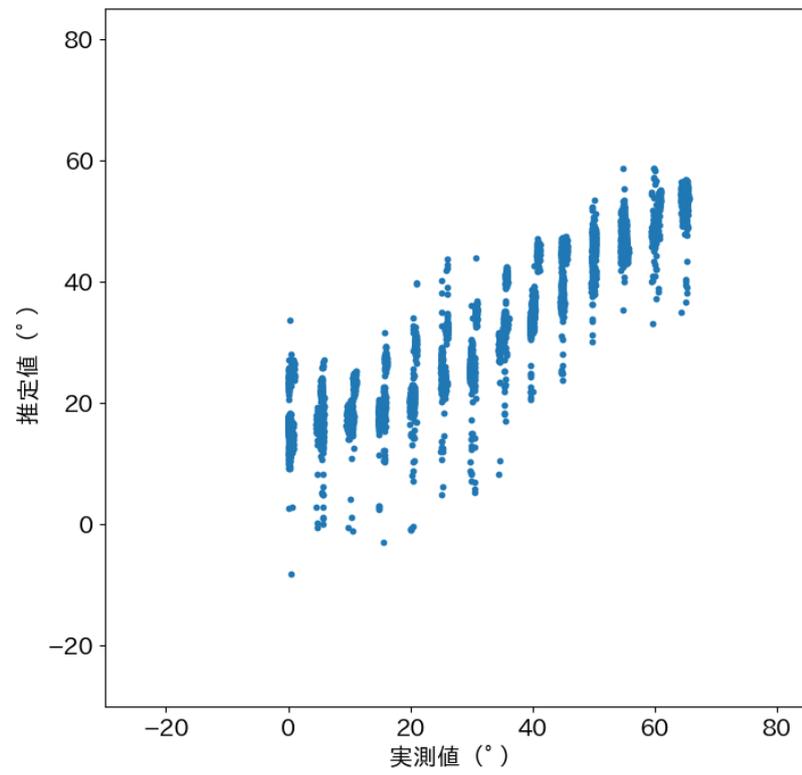


図 B.3:  $\alpha=1$  の時の中指の第 3 関節の角度の実測値 (横軸) と推定値 (縦軸)。

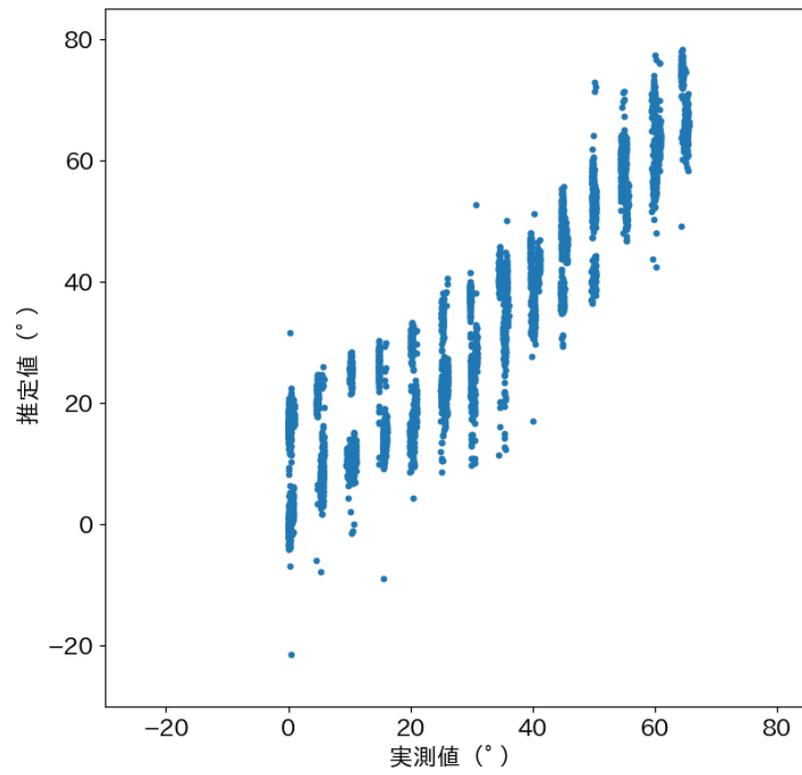


図 B.4:  $\alpha=0.01$  の時の中指の第 3 関節の角度の実測値 (横軸) と推定値 (縦軸).