

平成 25 年度 卒業論文

各ユーザの手形状の相違に対応した  
少数センサーデータグローブのデータ補正法

指導教員  
舟橋 健司 准教授

名古屋工業大学 工学部 情報工学科  
平成 22 年度入学 22115149 番

森 裕太郎

# 目次

第1章	はじめに	1
第2章	従来のデータ補正法	4
2.1	指関節角度の相関関係に基づくデータ補正法	4
2.2	物体の形状情報を利用したデータ補正法	5
2.2.1	把持寸法の決定	5
2.2.2	基本把持動作の決定	5
2.2.3	物体寸法に応じた相関関係式	8
2.3	代表手動作に基づくデータ補正法	8
2.3.1	センサー値の正規化	9
2.3.2	ユークリッド距離に基づく手動作推定	10
2.3.3	指関節角度の導出	11
2.4	代表手動作の決定	13
2.5	センサー値分布の考慮	14
2.5.1	センサー値のばらつきを考慮した手動作推定	14
第3章	ユーザの手形状の相違に対応したデータ補正法	16
3.1	推定精度変化の調査	16
3.2	個人の手形状に合わせたパラメータ変化	19
3.2.1	手のサイズの推定	20
3.2.2	関節角度推定式のパラメータ決定	22
3.2.3	代表手動作 $p$ のサンプルデータ決定	24
3.3	手動作推定のための分散共分散行列	25
3.3.1	検定統計量の導出	25

3.3.2	分散共分散行列の同等性の検定 . . . . .	27
<b>第 4 章</b>	<b>実験</b>	<b>30</b>
4.1	実験システムの概要 . . . . .	30
4.2	実験概要 . . . . .	30
4.2.1	手のサイズの推定結果 . . . . .	32
4.2.2	提案手法における推定の精度 . . . . .	32
<b>第 5 章</b>	<b>むすび</b>	<b>37</b>
	謝辞	38
	参考文献	39

## 第1章 はじめに

バーチャルリアリティ (Virtual Reality:以下 VR) とは「見かけ上は現物そのものとは異なっているが、現実と同じ効力を有することで、あたかも現実であるかのように感じさせる仕組みや技術」のことである。VR 技術を利用することで、利用者は人員や費用などのコスト削減、危険性の排除といった恩恵を受けることができる。例えば、建築分野においては事前に 3D の建物を仮想空間内に構成することで、環境外観や他の建物との調和を実感する [1] ことができ、身体障害者のための居住性体感システム [2] では、車椅子に座った状態で快適に過ごせるかなどの居住性を擬似的に体験することができる。さらに、宇宙開発分野では VR クルー訓練システムによって地球上にいながらにして宇宙空間での振る舞いに対する理解を深めることができ、医療分野での VR シミュレータでは、高度な技能が求められる手術の訓練を行うことができる [3] など、VR 技術の応用分野は幅広い。しかし、これらの技術や装置は総じて大規模・高コストであり、一般家庭でも利用可能なコンテンツとは言い難い。一方で、近年では任天堂株式会社から発売された家庭用ゲーム機「Wii」における入力デバイス「Wii リモコン」[4] に代表されるような安価なインターフェースの出現もあり、一般家庭レベルでも利用可能な VR コンテンツが登場してきた。今後、低コストなインターフェースの開発が進められることで、大衆向けの VR コンテンツがますます増えていくと考えられる。ところで、VR コンテンツを考えるにあたって「あたかも現実であるかのように感じさせる」ために重要なのは、ユーザが直感的に操作可能であることといえる。直感的な操作を目的とするデバイスは様々あるが、本稿ではそのようなデバイスの一つとしてデータグローブに注目する。データグローブは、VR 分野において広く利用されているデバイスであり、現実での人間の手の動きから情報入力を行うことができる。また一部のグローブには、コンピュータからの出力によってグローブを装着したユーザの手に刺激を与えることで、より現実に近い感覚を得ることができる触覚フィードバック機能をもつものもある。データグローブの例としては、手指に色マーカーを備えたグローブを装着した手をカメラで撮影することによ



図 1.1: パワーグローブ

り、そのカメラ画像から手の姿勢位置を推定するものや、指の各関節部に備えたセンサーから指関節の屈曲度合を取得するものなどが挙げられる。本稿においては後者のセンサーベースのデータグローブを考える。センサーから指関節の屈曲度合を取得する場合、正確な値を取得するためにはセンサーを多数備えているのが望ましい。しかし、そのようなデータグローブは高価であり、一般家庭への VR コンテンツ普及を目的としたインターフェースとしては適さない。一般家庭にも導入可能な低価格帯のデータグローブとしては、1990年にファミリーコンピュータ用コントローラーとしてパックスコーポレーションが販売したパワーグローブ (Power Glove) [5](図 1.1) などがあるが、これらは価格を抑えるためにセンサー数を少なくしているものが多く、手の正確なデータが取得できないという問題がある。

そこで当研究室では、少数センサーデータグローブとして指の関節をまとめてバンドセンサーで覆い、指 1 本につき 1 つの出力値が得られるようなものを想定し、そのようなセンサー数の少ないデータグローブからでも正確な手の動作を得るための試みを行ってきた。一例として、人間の手の動作を「手を開いた状態から握る」動作に限定することで指関節角度の相関関係に基づいて現在のユーザの関節角度を決定する手法 [6] を提案している。しかしこの手法では、手動作を 1 種類に限定しているために、人間の手で行い得る多様な動作については対応できていない。そこで、複数の動作に対応するために、人の多様な手動作の中から「物体を把持する動作」を想定し、物体の形状情報を利用してユーザの手動作を推定する手法 [7] や各指同士の屈曲の大きさの関係を基にデータを補正する手法 [8] の提案も行っている。さらに、同一の手動作を行った場合でも、その時に得られるデータグローブのセンサー値にはある程度のばらつきが存在することから、データグローブのセンサー値分布を考慮し

たデータ補正法 [9] も提案してきた。ところで，人間の手形状には手の平の大きさや指の長さなどに個人差があり，同一の手動作を行ったとしてもその時にデータグローブから得られるセンサー値は人によって異なっている。そのため，これまで当研究室で提案してきた手法では，システム構築段階において利用ユーザに応じて各種パラメータを事前に決定しておく必要があった。しかし，一般家庭への VR コンテンツ普及を目指す場合，多数のユーザを想定し，個人の手形状に合わせて自動的にパラメータを決定できるような手法を確立する必要がある。そこで本研究では，個人の手形状に合わせて従来手法における各パラメータを決定する手法を提案する。これにより，ユーザの手形状に合わせたパラメータを用いて従来手法を用いることを可能とする。

以下，第2章で従来のデータ補正法について述べ，第3章で同一のパラメータを複数の人物に用いた場合の推定精度低下の程度と，ユーザの手形状に合わせてパラメータを決定するための提案手法について説明する。第4章では提案手法の有効性を確認するための実験の概要とその結果について述べる。

## 第2章 従来のデータ補正法

本章では，先行研究における手関節角度推定の際のデータ補正法について述べる．なお，本稿では以後，指の3つの関節について先端から順に第1関節，第2関節，第3関節と呼称する．

### 2.1 指関節角度の相関関係に基づくデータ補正法

本節では，少数センサーデータグローブからユーザの手動作を取得するためのデータ補正法について述べる．この手法では，ユーザの手動作の種類を例えば「手を開いた状態から握る」動作に限定し，その動作における指関節角度間の相関関係を利用してセンサー値からユーザの各指関節角度を決定する．まず，実際にデータグローブを装着した状態で動作を行い，センサー値のサンプリングを行う．その時の指の第3関節角度とセンサー値との対応をとることで，第3関節角度とセンサー値との相関関係式を導出する（式2.1）．次に，センサーを多数備えたグローブにより，握る動作を行う際の各指の第2関節角度と第3関節角度のデータを取得する．このデータから握る動作における各指の第2関節角度と第3関節角度の相関関係式を求める（式2.2）．なお，第1関節については，第2関節と第1関節の比例関係としてよく知られている相関関係式を用いる（式2.3）[10]．

$$\theta_{i3} = A_i S_i + B_i \quad (2.1)$$

$$\theta_{i2} = C_i \theta_{i3} + D_i \quad (2.2)$$

$$\theta_{i1} = \frac{2}{3} \theta_{i2} \quad (2.3)$$

$\theta_{i1}$ ， $\theta_{i2}$ ， $\theta_{i3}$  は指  $i$  における第1，第2，第3関節角度であり， $S_i$  はセンサー出力値である．また， $A_i$ ， $B_i$ ， $C_i$ ， $D_i$  は定数を表す．以上の式を用いることで，少数センサーデータグローブのセンサー値から各指関節角度を決定可能となる．

## 2.2 物体の形状情報を利用したデータ補正法

前節で述べた手法は，ユーザの手動作を1種類に限定しているため，人の手で行いうる多様な手動作には対応できていない．本節では，より多様な手動作を取得するための手法について述べる．人が日常行いうる手動作 [11] は多々考えられるが，本手法ではそのような手動作の中から特に把持動作に注目する．人が日常生活の中で行う把持動作の例としては，小さな物体を摘むように把持する動作や，本のような薄く平坦な物体を把持する動作などがある．このような把持動作を行う際，把持に至るまでの手指の動作は把持対象となる物体に影響を受ける．そこで，仮想空間内における物体の把持動作を考える際に，物体の形状情報を併用することでユーザの手動作を推定する．

### 2.2.1 把持寸法の決定

日常生活において，人が把持する物体は直方体・円柱・錐体など様々な形状が存在する．その中から，キーとなる直方体形状を想定し，直方体物体に対する把持動作について検討する．人が直方体物体に対して把持動作を行う際，親指以外の4指の第3関節を結ぶ直線と，物体の慣性主軸のいずれかが同じ方向を向く傾向がみられる．さらにその際，掌が直方体の6面のうち1面に対してほぼ正対し，その正対する面と隣り合った面のいずれか一面およびそれに向かい合う面を親指と親指以外の4指で支える動作を行うと考えられる．このことから，把持対象となる物体の各寸法を次のように定義する(図2.1)．

把持幅 親指と他の4指に挟まれる方向の長さ

非把持幅 親指以外の4指の第3関節を結んだ方向の長さ

把持奥行き 掌と向かい合う方向の長さ

### 2.2.2 基本把持動作の決定

直方体物体に対して行う把持動作は様々なものが考えられるが，本手法では「握る動作」「摘む動作」「挟み込む動作」の3種類の動作を物体を把持する代表的な手動作として想定する．これらは以下のように定義される．



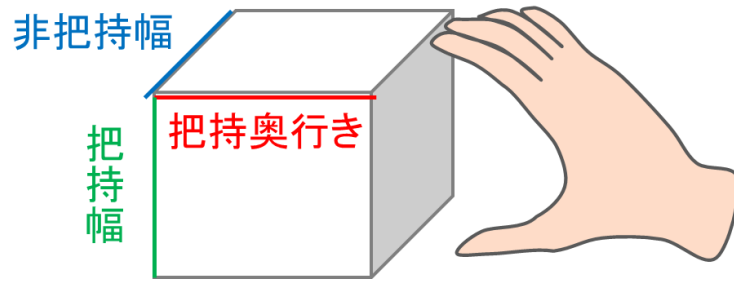


図 2.1: 直方体物体の把持寸法

握る動作 親指と他の4指で、第1関節および第2関節を屈曲して物体を支える動作

摘む動作 親指と人差し指の先端で物体を支える動作

挟み込む動作 親指と他の4指で、第1関節および第2関節を伸ばして物体を支える動作

各手動作の様子を図 2.2 に示す。

続いて、物体の各寸法に基づいてこれら3種類の手動作を次のように分類する。

握る動作 非把持幅・把持奥行きが小さい物体を対象とした把持動作

摘む動作 非把持幅が小さい物体を対象とした把持動作

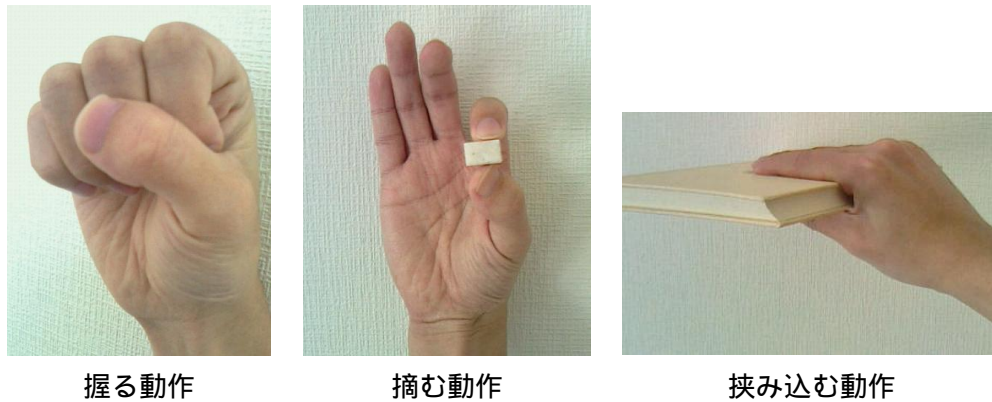
挟み込む動作 非把持幅が大きく、把持奥行きが大きい物体を対象とした把持動作

さらに、把持対象となる物体について、基準とする物体寸法が比較的大きな場合と小さな場合とを考慮し、表 2.1 に示すような6種類の把持動作を基本の把持動作とする。

これらの動作について、前節で述べた手法と同様に第2関節と第3関節の相関関係式を導出する(式 2.4)。

$$\theta_{i2} = C_{im}\theta_{i3} + D_{im} \quad (2.4)$$

$C_{im}$ ,  $D_{im}$  は基本把持動作  $m$  における指  $i$  の定数である。第3関節および第1関節は、式 2.1, 2.3 と同様にして求める。これにより、基準寸法を持つ物体に対する6種類の把持動作を行った際のユーザの手動作を取得可能となる。



握る動作

摘む動作

挟み込む動作

図 2.2: 3 種類の把持動作

表 2.1: 基本となる 6 種類の把持動作

	非把持幅 (小)	非把持幅 (大)	
		把持奥行き (小)	把持奥行き (大)
把持幅 (小)	<p>摘み(小)</p>	<p>握り(小)</p>	<p>挟み込み(小)</p>
把持幅 (大)	<p>摘み(大)</p>	<p>握り(大)</p>	<p>挟み込み(大)</p>

### 2.2.3 物体寸法に応じた相関関係式

把持対象の物体寸法が任意の値であるときは，対象物体の寸法と基準寸法との差によって式 2.4 のパラメータの補正を行うことで，物体寸法に応じた相関関係式の決定を行う．ある基本把持動作について，基準寸法が小さい方の手動作を  $\alpha$ ，大きい方の手動作を  $\beta$  とし，現在注目している物体の寸法と基準寸法との差を  $m, n$  とすると，補正後の指  $i$  におけるパラメータ  $C_{i\alpha\beta}$  は式 2.5 のように導出される．

$$C_{i\alpha\beta} = \frac{nC_{i\alpha} + mC_{i\beta}}{m + n} \quad (2.5)$$

ただし， $C_{i\alpha}, C_{i\beta}$  は，手動作  $\alpha, \beta$  における指  $i$  の相関関係式のパラメータである．なお， $D_{i\alpha\beta}$  についても同様にして求める．このように，把持対象物体の寸法と，基準寸法との差によって内分・外分を行い，物体寸法に応じた手動作の相関関係式を導出する．

1. 物体の把持奥行きに注目し，基本把持動作握り（小）と，挟み込み（小）の相関関係式の内分・外分と，基本把持動作握り（大）と，挟み込み（大）の相関関係式の内分・外分をとる．
2. 非把持幅に注目し，基本把持動作摘み（小）と 1. で求めた（小）の把持動作同士の相関関係式の内分・外分と，基本把持動作摘み（大）と 1. で求めた（大）の把持動作同士の相関関係式の内分・外分をとる．
3. 把持幅に注目し，2. で求めた 2 つの相関関係式の内分・外分をとる．

以上の手順により，少数センサーデータグローブのセンサー値からでも，物体寸法に応じたユーザの把持動作を取得することが可能となる．

## 2.3 代表手動作に基づくデータ補正法

前節で述べた手法では，ユーザの手動作を取得するために，把持対象となる物体の形状情報を利用していった．本節では，把持対象となる物体の情報を用いず，データグローブのセンサー値のみからユーザの手動作を推定する手法を述べる．本手法では，まず前節の手法と同様に図 2.2 に示したような「人が行う把持動作」の中からいくつかの動作を考え，それらを

代表手動作として想定する。データグローブから実際に得られるセンサー出力値が、代表手動作のいずれかを行ったときのセンサー出力値のパターンと完全に一致するような場合には、ユーザが行っている手動作がその代表手動作であると判断でき、関節角度を求めることができる [6]。しかしそのようなことは非常に稀であり、センサー出力値が一致しない場合には、各代表手動作での関節角度を基に補間を行い、実際のセンサー出力値に対する関節角度を算出する。ところで、人がある手動作を行う際の各指関節の屈曲の仕方はある程度決まっていると考えられる。そこで、データグローブから指5本分のセンサー値データが得られることから、各代表手動作を行ったときのセンサー出力値のパターンと、現在のセンサー出力値との5次元ユークリッド距離を算出することで、現在のユーザの手動作が、各代表手動作のどれに近いかを推定する。その推定結果を基に、各代表手動作の比率  $r(0 \leq r \leq 1)$  を算出し、ユーザの手動作は各代表手動作を比率  $r$  で含む合成動作であるとして現在の関節角度を決定する。

### 2.3.1 センサー値の正規化

データグローブのセンサーが出力する値には個体差があり、あるデータグローブで有効な手法が別のデータグローブでも有効とは限らない。そこで、本手法を複数のデータグローブで利用可能とするために、データグローブのセンサー出力値を正規化することを考える。まず、データグローブを装着した状態で指を動かし、センサー出力値を収集する。各指関節が  $0^\circ$  の状態を開始状態とし、各指の第3関節が  $30^\circ$ 、 $60^\circ$ 、 $90^\circ$  の時のデータを取得する。この時、指の第1、第2関節は動かさないものとする。収集したセンサー出力値データから、図2.3のような散布図を作成し、正規化後の値とセンサー出力値との関係を近似する直線を求める。この近似直線から、ある指  $i$  のセンサー値を正規化した値  $S_i$  を表す以下の関係式が導出される。

$$S_i = N_{1i}s_i + N_{2i} \quad (2.6)$$

ここで、 $s_i$  は指  $i$  のセンサー出力値であり、 $N_{1i}$ 、 $N_{2i}$  は定数である。この正規化後の値  $S_i$  を用いることで、複数のデータグローブに対して本手法を用いることが可能となる。以後、本稿で「センサー値」と述べる場合、データグローブのセンサー出力値を正規化した値を指

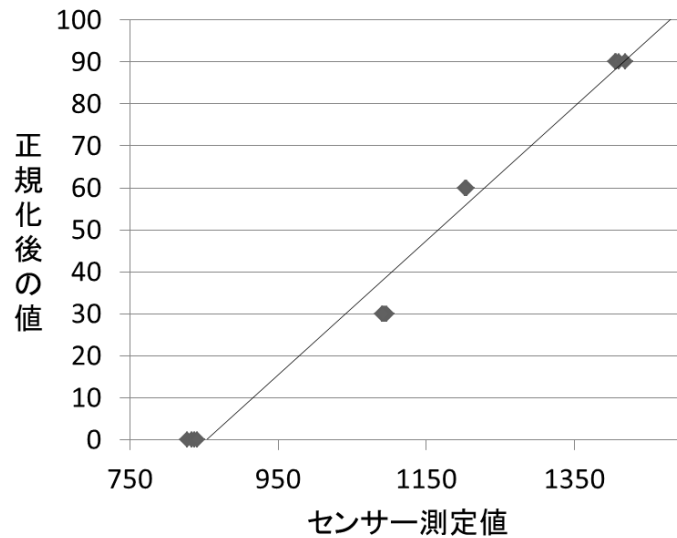


図 2.3: センサー出力値に対する近似直線

すものとする。

### 2.3.2 ユークリッド距離に基づく手動作推定

事前の準備として、少数センサーデータグローブを装着して各代表手動作を行い、その時のセンサー出力値をサンプリングする。ユーザの手動作が代表手動作のどれかである場合、そのセンサー出力値はその代表手動作のサンプルデータに近い値になると予想されるが、実際にはサンプルデータにきわめて近いような値になることは少ない。そのため、事前に得られた各代表手動作のセンサー値のサンプルデータと、現在のセンサー値  $S$  との最短 5 次元ユークリッド距離  $l_p$  を算出することで、現在のユーザの手動作に近い動作を推定する。サンプルデータと実際のセンサー値との例を図 2.4 に示す。なお、実際には指 5 本の 5 次元空間で表されるが、ここでは人差し指と中指の 2 次元の例を示す。現在のセンサー値  $S$  が得られたとき、ある代表手動作  $p$  のサンプルデータの各サンプリング点に対して、次式 2.7 から導出されるユークリッド距離を求め、 $l_{pn}$  の中で最も小さくなったものをその代表手動作における最短 5 次元ユークリッド距離  $l_p$  とする。ただし、 $S_i$ 、 $s_{pni}$  はそれぞれ現在の指  $i$  のセンサー値、代表手動作  $p$  のサンプリングデータにおける  $n$  点目の指  $i$  のセンサー値を表す。

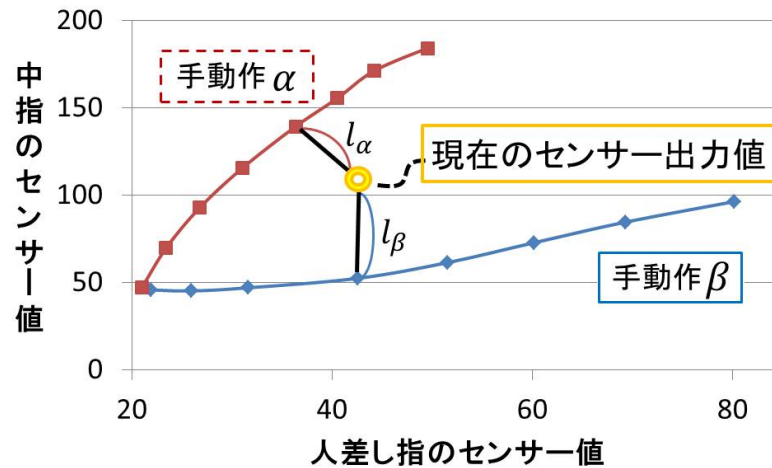


図 2.4: 代表手動作のサンプルデータと実際のセンサー値とのユークリッド距離  $l_p$

$$l_{pn} = \sqrt{\sum_{i=1}^5 (S_i - s_{pni})^2} \quad (2.7)$$

各代表手動作について  $l_p$  を算出した後,  $l_p$  が小さい動作 2 種類を選択する. 選択された 2 種類の手動作  $\alpha, \beta$  の  $l_p$  をそれぞれ  $l_\alpha, l_\beta$  とすると, 2 種類の手動作の比率  $r_\alpha, r_\beta$  は式 2.8, 2.9 で表すことができる.

$$r_\alpha = \frac{l_\beta}{l_\alpha + l_\beta} \quad (2.8)$$

$$r_\beta = \frac{l_\alpha}{l_\alpha + l_\beta} \quad (2.9)$$

以上の手順により, 代表手動作の中から現在のユーザの動作に近い手動作を推定可能となる.

### 2.3.3 指関節角度の導出

本節では, 前節で求めた比率  $r_p$  から実際の関節角度を求める手順について述べる. まず事前に, センサーを多数備えたデータグローブにより各代表手動作を行い, そのときの各指の第 2, 第 3 関節角度を測定した上で, これを真値とする. そして, その時の角度と少数センサーデータグローブで各代表手動作を行ったときのセンサー値とを動作の開始時刻, 終了

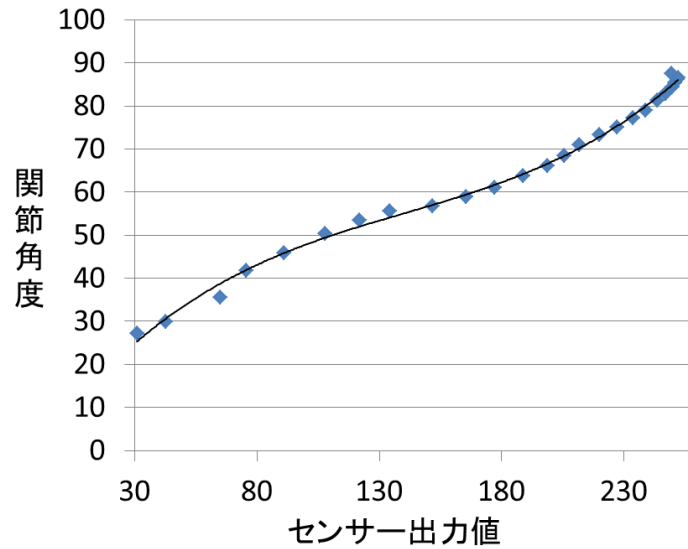


図 2.5: 中指のセンサー値と第 2 関節角度との例

時刻が一致するように対応付けることで、最小二乗法により各指の第 2, 第 3 関節角度について以下のような関係式が導出される。図 2.5 に、ある手動作  $p$  における中指のセンサー出力値と第 2 関節角度との例を示す。なお、第 1 関節については第 2 関節との比例関係を用いることで求める [10]。

$$\theta_{pi1} = \frac{2}{3}\theta_{pi2} \quad (2.10)$$

$$\theta_{pi2} = E_{pi2}S_i^3 + F_{pi2}S_i^2 + G_{pi2}S_i + H_{pi2} \quad (2.11)$$

$$\theta_{pi3} = E_{pi3}S_i^3 + F_{pi3}S_i^2 + G_{pi3}S_i + H_{pi3} \quad (2.12)$$

ここで、 $\theta_{pi1}$ ,  $\theta_{pi2}$ ,  $\theta_{pi3}$ ,  $S_i$  はそれぞれある手動作  $p$  におけるある指  $i$  の第 1, 第 2, 第 3 関節角, センサー出力値を表し,  $E_{pij}$ ,  $F_{pij}$ ,  $G_{pij}$ ,  $H_{pij}$  は定数である。実際にデータグループからセンサー値  $S_i$  が得られたとき, まず前節の手順で 2 種類の手動作  $\alpha$ ,  $\beta$  とその比率  $r_\alpha$ ,  $r_\beta$  を導出する。次に, 式 2.10 ~ 2.12 を使って,  $\alpha$ ,  $\beta$  におけるセンサー値  $S_i$  の時の各指の第 1 ~ 第 3 関節角度を求める。最後にそれぞれの関節角度を比率  $r_\alpha$ ,  $r_\beta$  に基づいて内分することで, 現在のユーザの手関節角度を決定する (式 2.13)

$$\theta_{ij} = r_{\alpha} \cdot \theta_{\alpha ij} + r_{\beta} \cdot \theta_{\beta ij} \quad (2.13)$$

$\theta_{ij}$  は指  $i$  における第  $j$  関節角度であり,  $\theta_{\alpha ij}$ ,  $\theta_{\beta ij}$  はそれぞれ手動作  $\alpha$ ,  $\beta$  における指  $i$  の第  $j$  関節角度である. 以上の手順により, 少数センサーデータグループでも, センサー出力値から各指の関節角度を決定可能である.

## 2.4 代表手動作の決定

前節で述べた手法を用いるにあたって、「どのような把持動作を代表手動作として用いるか」ということは非常に重要である. 例えば, 似たような動作ばかりを代表手動作として用いると, それらの合成動作として表すことができる動作も似たような動作ばかりになり, 人が行う多様な手動作を表現することはできない. また, 各代表手動作がある程度異なる動作だとしても, 人が日常行いうる動作からあまりにもかけ離れたような動作を代表手動作として用いるのはユーザの手動作を表現するためには適当ではない. そこで, 文献 [12] では, 人の多様な手動作を表現するのに適した代表手動作の検討を行っている. 当該文献中では, 多数ある把持動作分類法の中から, 鎌倉らによる分類法 [13][14] を基に, 図 2.6 に示すような 7 種類の動作を選出し, それらについて以下の 3 つのような代表手動作の候補セットを決定している.

まず, 7 種類の動作全てを代表手動作として用いる (候補 1). 次に, 冗長な計算を削減するためにこれら 7 種類の手動作についてワード法による階層型クラスター分析を行い, 各手動作を  $C_1$ :Standard,  $C_2$ :Hook-like・Lateral Contact・Index Ext,  $C_3$ :Tripod・Tip Contact,  $C_4$ :Parallel Ext の 4 つのクラスに分類する. この中で単独でクラスを形成する Standard, Parallel Ext を代表手動作の候補 2 として選定する. さらに複数の動作が存在するクラスからは各クラスの平均得点との差が最も小さい Lateral Contact, Tripod を選出し, これらを加えた 4 種類の手動作を最終的な代表手動作の候補 2 とする. また,  $C_2$  と  $C_3$  に属する各手動作に対して, その平均手動作  $MC_2$  および  $MC_3$  を構築し, これに Standard と Parallel Ext を加えた 4 種類の手動作群を代表手動作の候補 3 として選出する. なお, 文献 [12] 中における様々な検証実験の結果より, 代表手動作としては候補 2 が適しているという結論が得られている.



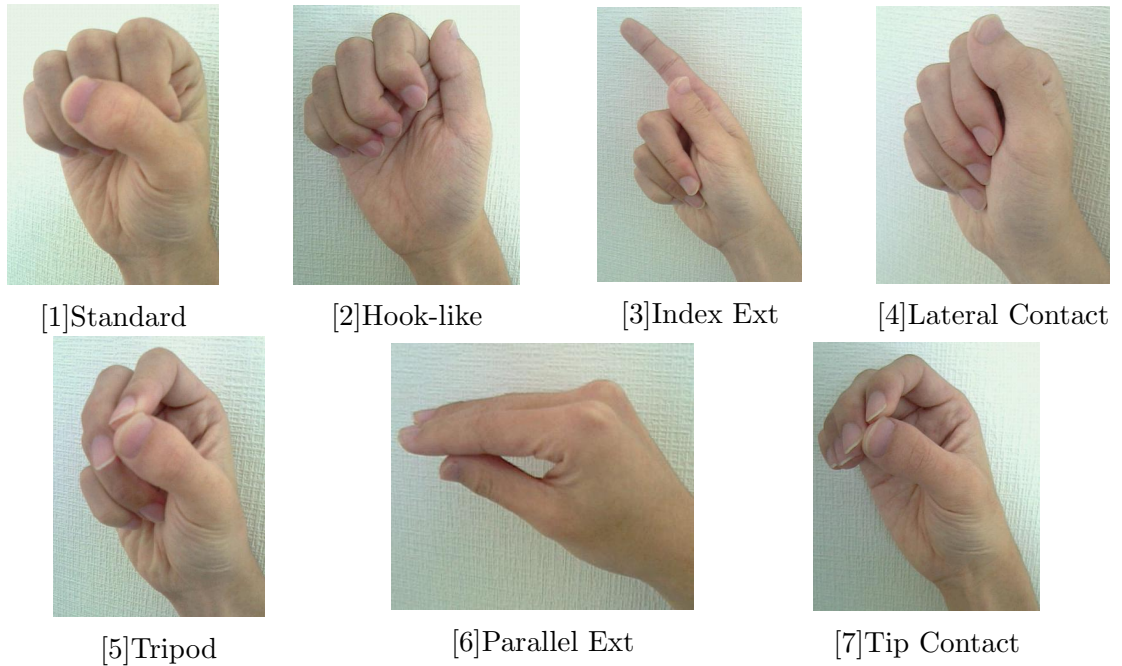


図 2.6: 代表手動作の候補

## 2.5 センサー値分布の考慮

2.3 節において述べた手法では，各代表手動作のサンプルデータが理想的なものであるとして推定を行っていた．しかし実際にはある手動作を行った際のセンサー出力値がばらつくことを考慮する必要がある [9]．

### 2.5.1 センサー値のばらつきを考慮した手動作推定

この手法では，サンプリングされたセンサー出力値に対して D'Agostino-Pearson 検定 (有意水準 5%) を行うと有意差が認められないことから，センサー値が多変量正規分布に従うと仮定している．そして，各指のセンサー値を特徴ベクトルとした 5 次元特徴空間における  $n$  点に対して，多変量正規分布の確率密度関数に基づく式 2.14 を設定する．

$$L_{pn}(S : \mu_{pn}, \Sigma_{pn}) = \exp\left\{-\frac{1}{2}(S - \mu_{pn})^T \Sigma_{pn}^{-1}(S - \mu_{pn})\right\} \quad (2.14)$$

ここで， $S$  はセンサー値ベクトル， $\mu_{pn}$  および  $\Sigma_{pn}$  は手動作  $p$  における  $n$  ( $1 \leq n \leq 25$  を満たす整数) 点目のセンサー値平均ベクトル，分散共分散行列を表す．実際にデータグローブが

らセンサー出力値が得られた場合，式 2.14 より出力される値の中で最大となるものを次式 2.15 に従い選択することで，現在のセンサー出力値に対する代表手動作  $p$  における尤度を求める．

$$L_p = \max_n \{L_{pn}(S : \mu_{pn}, \Sigma_{pn})\} \quad (2.15)$$

各代表手動作に対して尤度  $L_p$  を求め，その尤度から代表手動作の比率を導出する．最終的な各代表手動作  $p$  の比率  $r_p$  は式 2.16 のように決定される．

$$r_p = \frac{L_p}{\sum_{p=1}^P L_p} \quad (2.16)$$

ここで， $P$  は代表手動作として設定した動作の合計数を表す．これにより，センサー値分布を考慮した手動作推定を行うことができる．

## 第3章 ユーザの手形状の相違に対応したデータ補正法

前章において述べた手法で用いていた代表手動作のサンプルデータは、ある個人がその手動作を行ったときのものであり、式 2.10~2.12 の関節角度推定式のパラメータも、その個人のサンプルデータに合うように導出されていた。しかし、人の手形状には個人差があるため、同一の動作であっても異なる人物が行えば、それに伴ってセンサー出力値も変わると考えられる。そのため、ある個人のデータから導出された関節角度推定式をそのまま別の人物に適用した場合には正しい推定ができない。正しく推定を行うためには各個人からセンサーを多数備えたグローブを利用して各種パラメータを決定しなければならない。しかし、一般家庭への VR コンテンツ導入という観点から考えると高価なデータグローブを用いることは現実的ではなく、またそのようなグローブを一時的に利用可能であるとしてもその作業は煩雑である。そのような事態を避けるためには、少数センサーデータグローブからの情報のみでも個人に合わせた関節角度推定を行えることが理想となる。そこで本章では、前章の手法を利用しつつ、さらに個人の手形状に合わせて各パラメータを変動させられるような手法を提案する。

まず「ある個人のデータを用いて手形状の異なる人物の関節角度推定を行った場合には推定の精度が落ちる場合がある」ことの確認を行い、その傾向を調査する。

### 3.1 推定精度変化の調査

本調査では、まず手の大きさの異なる 3 名の被験者（男性 2 名、女性 1 名、いずれも 20 代）に「ペットボトル（500ml）を把持する動作」を、センサーを多数備えたデータグローブ（Immersion 社、Cyber Touch：合計 18 個のセンサー）と、センサーが少数であるデータグローブ（5DT 社、Data Glove Ultra：合計 5 個のセンサー）のそれぞれを装着した状態で行ってもらう。

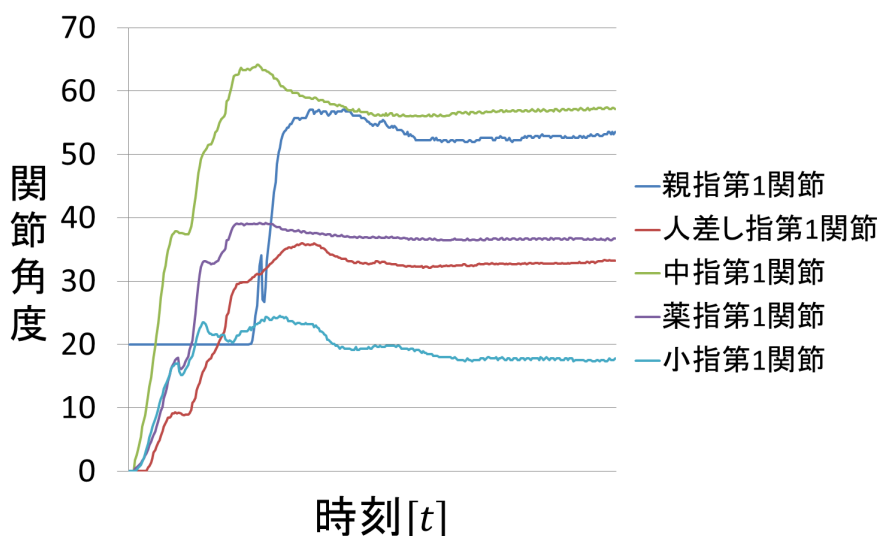


図 3.1: ペットボトルを把持する動作を行ったときの関節角度の変化

この時に2つのデータグローブから得られる関節角度のデータを分析すると、図3.1に示すように、ある時点から関節角度の変動がほとんどなくなる部分が現れる。このときを「ペットボトルを把持している（手とペットボトルが完全に接触している）状態」として、複数回の試行の中から「ペットボトルを把持している状態」の各関節角度を無作為に取り出し、それぞれの関節角度について平均値を求める。Cyber Touch から得られた関節角度を真値、Data Glove Ultra と前章の手法より推定された関節角度を推定角度とし、各々の被験者の関節角度真値の平均値と推定角度平均値にどの程度の誤差が生まれるかを調査する。手のサイズが表3.1に示すような大きさである各被験者に対して、手のサイズが17.7cmである人物の手動作から取得・導出されたサンプルデータと関節角度推定式を用いて関節角度推定を行った場合の実験結果を表3.2に示す。ただし、ここでの「手のサイズ」は、図3.2に示すように「手首の皺の部分から中指先端までの直線距離」と定義し、表3.2に示す各指の値は、3つの関節の平均値である。なお、この実験における各被験者の試行回数は10回である。

表3.2の結果を見ると、ある指についてのみ注目した場合は手が小さければ誤差が小さくなったり、あるいは手が大きい人物が最も誤差が小さくなったりしていることがわかる。しかし、5本の指全体の平均でみると、サンプルデータの人物に手のサイズが最も近い被験者2が、誤差も最も小さくなり、サンプルデータの人物との手のサイズの違いが大きい被験者1と被験者3は推定の精度が下がっていることが確認できる。なお、理論的にはサンプルデー

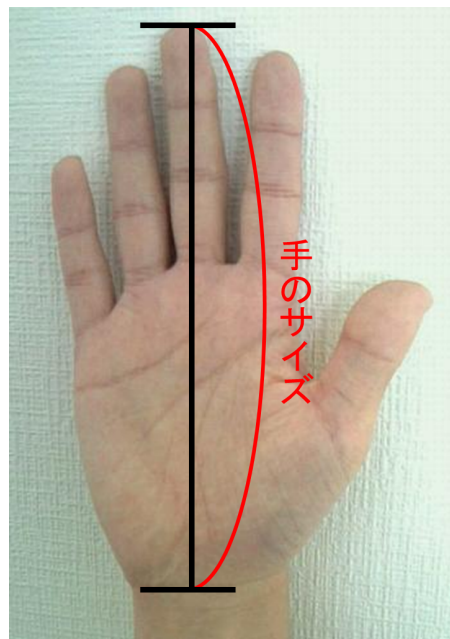


図 3.2: 手のサイズの定義

表 3.1: 被験者の手のサイズ [cm]

	手の大きさ	標準偏差
被験者 1	17.0	-
被験者 2	18.1	-
被験者 3	20.5	-
サンプルデータの人物	17.7	-
日本人男性平均 [15]	18.3	0.8
日本人女性平均 [15]	16.9	0.7

表 3.2: 各指の真値と推定角度の差 [度]

	親指	人差し指	中指	薬指	小指	平均
サンプルデータの人物	7.6	17.9	11.2	16.2	14.8	13.6
被験者 1	31.1	17.7	26.4	5.0	5.1	17.1
被験者 2	15.3	17.7	11.6	11.7	5.0	12.3
被験者 3	30.2	10.5	27.2	17.7	17.7	20.7

タの人物の誤差が最も小さくなるはずであるが，ここでは被験者2の誤差が最も小さくなっている．これは，グローブのセンサーが出力する値にはばらつきがあり，同じ人物が同じ動作を行った場合でもセンサー値は毎回同じにはならないために生じた結果であると考えられる．以上の結果より，同一の動作を行った場合でも個人の手形状によってセンサー値も変化し，同一パラメータの関節角度推定式では，異なる手形状の人物の関節角度推定を行えないことが確認された．

### 3.2 個人の手形状に合わせたパラメータ変化

本節では，多数のユーザを想定して，個人に合わせて各種パラメータを変動させる手法について述べる．2章で述べた手法を用いてユーザの指関節角度を推定するために必要となるのは以下の3つの要素である．

- 代表手動作  $p$  における関節角度推定式のパラメータ (式 2.11, 2.12)
- 代表手動作  $p$  のセンサー値サンプルデータ (式 2.14)
- 代表手動作  $p$  のセンサー値サンプルデータの  $n$  点目における分散共分散行列  $\Sigma_{pn}$  (式 2.14)

従来これらの要素はシステムを構築する際に利用ユーザに合わせて値をあらかじめ求めていた．しかしそれはある一個人においてのみ有効であり，前節で確認されたように多種多様なユーザに適用できるものではない．ある手動作を行った時のセンサー値変動の要因としては，個人個人の指の長さ・太さや掌の大きさの違いなどが挙げられる．さらに手形状以外の要因として，ある動作を行う際の個人の癖なども考えられる．このように，センサー値の変動については様々な要因が考えられるが，ここでは問題の簡易化のために，図 3.2 に示す「手のサイズ」のみを考える．本提案手法では「手のサイズ」によってセンサー値の変動が起こっていると仮定し，ユーザに合わせてパラメータ決定をするために，最初にユーザの手のサイズを推定することを考える．ここで従来の関節角度推定の流れを図 3.3，本稿で提案する手法での関節角度推定の流れを図 3.4 に示す．提案手法では図 3.4 に示すように，実際にセンサー値から関節角度推定を行う前に，推定のベースとなる手の大きさの異なる数人の人物のデータ取得と，ユーザの手のサイズを推定するステップ，および推定された手のサ

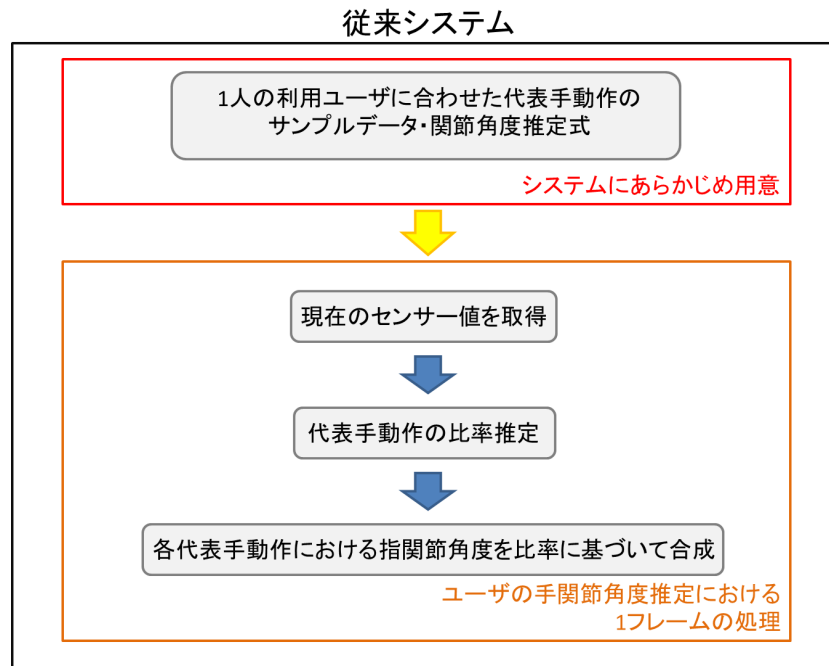


図 3.3: 従来関節角度推定の流れ

イズからそのユーザー用の関節角度推定式のパラメータ・代表手動作のサンプルデータを生成するステップを導入する。なお、推定のベースとする人物から取得しておくのは以下の要素である。

- 手のサイズ
- 代表手動作  $p$  における関節角度推定式のパラメータ
- 代表手動作  $p$  のセンサー値サンプルデータ
- 代表手動作  $p$  のセンサー値サンプルデータにおける  $n$  点目の分散共分散行列

### 3.2.1 手のサイズの推定

手のサイズを推定するために、最初に少数センサーデータグローブを装着した状態で、ユーザーに何らかの動作を行ってもらうことを考える。ここで行ってもらう動作は、曖昧さのない、意識や癖によって差が出にくいような動作が理想である。ところで、データグローブの

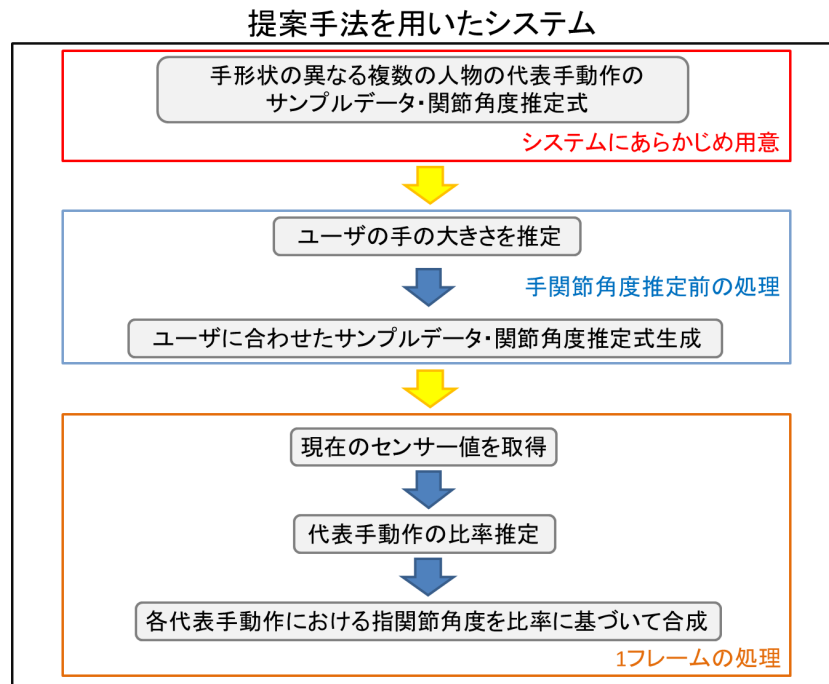


図 3.4: 提案手法における関節角度推定の流れ

センサー出力値は図 2.3 や図 2.5 から分かるように指の屈曲度合いに対して単調増加であり、指を屈曲させることでセンサー値が減少することは基本的でない。このことから「手を握った状態」について考えると、「手を握った状態」はそのユーザが様々な把持動作を行う中で、最もセンサー値が大きくなっている状態であるといえる。実際に様々な手動作を行った際の動作完了時におけるセンサー値の例を図 3.5 に示す。なお、ここでやっている動作は、2.4 節で述べた、代表手動作として適しているとされた候補 2 の 4 種類の手動作である。この図 3.5 の結果からも、手を握った状態のセンサー値が大きくなっていることが確認できる。

次に、3.1 節のペットボトル把持実験を行った 3 人の被験者に、少数センサーデータグローブを装着した状態で手を握った形にしてもらい、その際のセンサー出力値を調査した。その結果を図 3.6 に示す。なお、実際には指 5 本の 5 次元空間中に表されるが、ここでは 2 次元の例を示す。図 3.6 の結果から、データグローブのセンサー値は手の大きさによってある程度固まった分布を示すことが確認できる。ここで、ある指のみのセンサー値について注目した場合には、センサー値の大小関係が手の大きさの大小関係と等価でない場合が存在することが分かる。図 3.6 の例では、人差し指のセンサー値についてはおおよそ手が大きくなれば



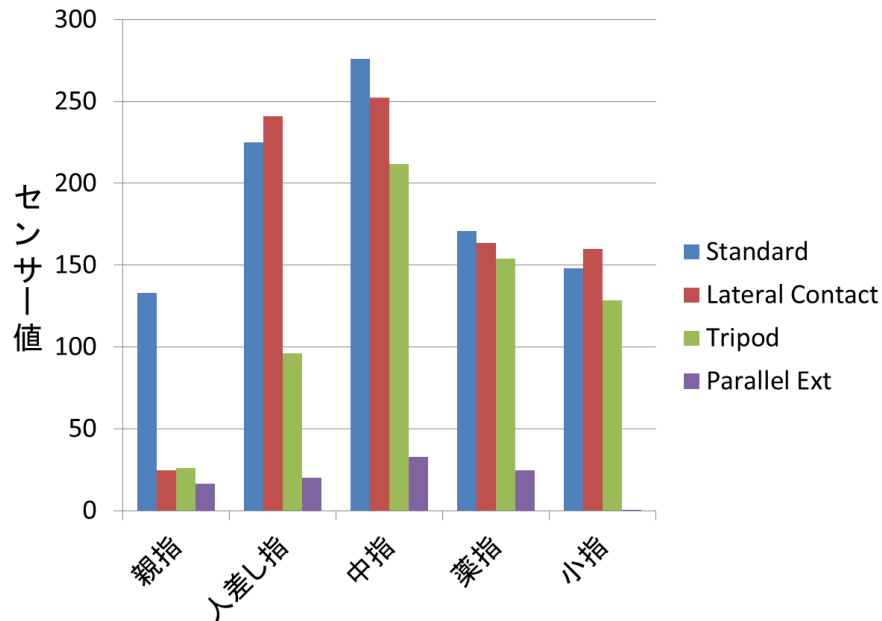


図 3.5: 様々な把持動作におけるセンサー値

センサー値も大きくなる傾向が見てとれるが、中指のセンサー値を見ると手の大きさが3者の中で中間に位置する被験者2が一番大きくなり、手が一番大きい被験者3はセンサー値の上では2番目という結果になっている。そこで、手のサイズを推定する上で、ある指のみについて着目するのではなく、5本の指全てのセンサー合計値を考える。図3.7に手の大きさと5つのセンサーの合計値との関係を示す。この分布図から、手の大きさとセンサー合計値との関係を表す次のような近似式を得る。

$$h_{size} = aS_{total} + b \quad (3.1)$$

ここで、 $h_{size}$  は手の大きさを表し、 $S_{total}$  はセンサー合計値である。 $a$ 、 $b$  は定数を表す。これにより、最初にユーザに手を握った状態にしてもらうことで、その時の少数センサーデータグループのセンサー値からユーザの手の大きさを近似的に得ることが可能となる。

### 3.2.2 関節角度推定式のパラメータ決定

ここでは、近似的に求めたユーザの手のサイズから、そのユーザに合わせた関節角度推定式のパラメータを決定する方法について述べる。本提案手法では、手の大きさがある程度異

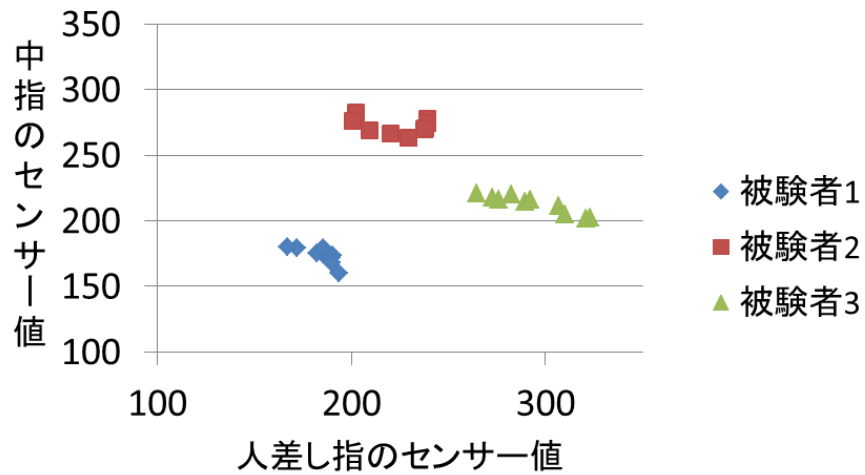


図 3.6: 手を握った状態でのセンサー値の分布

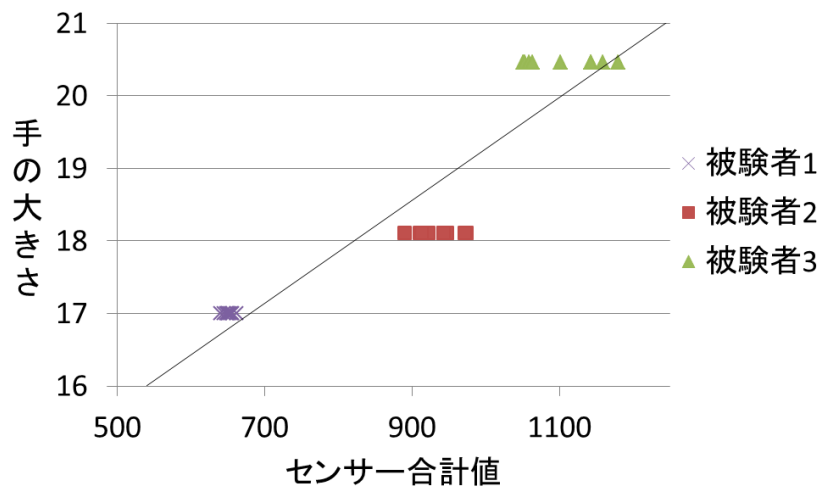


図 3.7: 手の大きさとセンサー合計値との関係

なる数人の人物から，推定に必要となる各データをあらかじめ取得しておき，そのデータをベースとしてユーザの指関節角度推定に必要な各データを生成する．まず 3.2.1 節の手順でユーザの手のサイズを近似的に得た後，ベースとする人物の中から手のサイズがユーザのものとも最も近い 2 者を選択する．この 2 者を  $A, B$  とし，その手の大きさを  $h_A, h_B$  とする ( $h_A > h_B$ )．人物  $A, B$  の代表手動作  $p$  における指  $i$  の第  $j$  ( $j = 2, 3$ ) 関節角度推定式がそれぞれ式 3.2, 3.3 のように表されるとき，

$$\theta_{pij} = E_{Apij}S_i^3 + F_{Apij}S_i^2 + G_{Apij}S_i + H_{Apij} \quad (3.2)$$

$$\theta_{pij} = E_{Bpij}S_i^3 + F_{Bpij}S_i^2 + G_{Bpij}S_i + H_{Bpij} \quad (3.3)$$

ユーザの代表手動作  $p$  における指  $i$  の第  $j$  ( $j = 2, 3$ ) 関節角度推定式を式 3.4 のように定め，そのパラメータ  $E_{upij}, F_{upij}, G_{upij}, H_{upij}$  を式 3.5~3.8 のように決定する．なお，第 1 関節については従来手法と同様に第 2 関節との比例関係を使って求める (式 2.10)．

$$\theta_{pij} = E_{upij}S_i^3 + F_{upij}S_i^2 + G_{upij}S_i + H_{upij} \quad (3.4)$$

$$E_{pij} = \frac{(h_A - h_u)E_{Apij} + (h_u - h_B)E_{Bpij}}{h_A - h_B} \quad (3.5)$$

$$F_{pij} = \frac{(h_A - h_u)F_{Apij} + (h_u - h_B)F_{Bpij}}{h_A - h_B} \quad (3.6)$$

$$G_{pij} = \frac{(h_A - h_u)G_{Apij} + (h_u - h_B)G_{Bpij}}{h_A - h_B} \quad (3.7)$$

$$H_{pij} = \frac{(h_A - h_u)H_{Apij} + (h_u - h_B)H_{Bpij}}{h_A - h_B} \quad (3.8)$$

ただし，ここで  $h_u$  は推定されたユーザの手のサイズを表す．以上の手順により，ユーザの手のサイズに合わせて各代表手動作の関節角度推定式を決定することが可能となる．

### 3.2.3 代表手動作 $p$ のサンプルデータ決定

ユーザの手関節角度を推定するためには，代表手動作  $p$  における関節角度推定式を用いるだけでなく，「現在のユーザの手動作が代表手動作のどれに近いか」を推定する必要がある．

従来手法においては、手動作推定は代表手動作  $p$  のセンサー値サンプルデータを用いて式 2.7 や式 2.14 を使って行われていた。しかし、そのサンプルデータは動作を行う人物によって変わるため、あるサンプルデータを多数の人間に適用することはできない。また従来手法では、それらは十分な時間をかけてサンプリングされているが、ユーザー一人一人に対して時間をかけてセンサー値サンプリングを行うことは困難である。さらに、代表手動作として用いる動作によっては動作の困難さという問題も発生し、単純な動作であればユーザも簡単に行えるが、動作完了時の形が曖昧である動作が代表手動作である場合には、ユーザに代表手動作を行ってもらっては避けるべきである。そのため、直接ユーザからセンサー値データを取得することなく、各代表手動作のサンプルデータを生成するのが理想となる。そこで、推定されたユーザの手のサイズと、ベースの人物の手のサイズの加重平均からユーザの代表手動作  $p$  における  $n$  点目の指  $i$  のセンサー値サンプルデータ  $s_{npi}$  を式 3.9 によって決定する。

$$s_{npi} = \frac{(h_A - h_u)s_{Anpi} + (h_u - h_B)s_{Bnpi}}{h_A - h_B} \quad (3.9)$$

ただし、 $s_{Anpi}$ 、 $s_{Bnpi}$  は、それぞれユーザの手のサイズに近い人物  $A$ 、 $B$  の代表手動作  $p$  における  $n$  点目の指  $i$  のセンサー値サンプルデータである。これにより、ユーザが各代表手動作を行ったときのセンサー値サンプルデータを導出する。

### 3.3 手動作推定のための分散共分散行列

2.5 節の手法で手動作推定を行うにあたって、式 2.14 を用いるためには、センサー値のサンプルデータだけでなく、サンプルデータにおける  $n$  点目の分散共分散行列  $\Sigma_{pn}$  が必要となる。しかし、本提案手法では最初にユーザに行ってもらった動作を、手のサイズを推定するための握る動作に限定しているため直接的にはユーザの  $\Sigma_{pn}$  を求めることができない。そこでまず、代表手動作  $p$  におけるセンサー値の分散・共分散は手の大きさによって変わるかどうかを調べるため、分散共分散行列の同等性の検定 [16] を行う。

#### 3.3.1 検定統計量の導出

まず、少数センサーデータグローブを装着した状態で代表手動作  $p$  を  $n$  回行い、その時の各指のセンサー値を測定する。動作開始時を時刻  $t = 0$ 、動作完了時を時刻  $t = 1.0$  とし、あ

表 3.3: 代表手動作  $p$  における時刻  $t$  でのセンサー出力値

試行	親指	人差し指	中指	薬指	小指
1	$s_{11}$	$s_{21}$	$s_{31}$	$s_{41}$	$s_{51}$
2	$s_{12}$	$s_{22}$	$s_{32}$	$s_{42}$	$s_{52}$
3	$s_{13}$	$s_{23}$	$s_{33}$	$s_{43}$	$s_{53}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
$n$	$s_{1n}$	$s_{2n}$	$s_{3n}$	$s_{4n}$	$s_{5n}$

る時刻  $t(0 \leq t \leq 1.0)$  において各指のセンサー値が表 3.3 のように観測されたとする。この時、指  $i$  におけるセンサー値の平均値  $\bar{s}_i$  は、3.10 の式で求められる。

$$\bar{s}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n s_{ij} \quad (3.10)$$

また、指  $x$  と指  $y$  のセンサー値の共分散  $V_{xy}$  は式 3.11 で表すことができ、その分散共分散行列  $S$  は式 3.12 のようになる。

$$V_{xy} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (s_{xk} - \bar{s}_x)(s_{yk} - \bar{s}_y) \quad (3.11)$$

$$S = \begin{bmatrix} V_{11} & V_{12} & \dots & V_{15} \\ V_{21} & V_{22} & \dots & V_{25} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ V_{51} & V_{52} & \dots & V_{55} \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

以上の手順から導出される分散共分散行列について、検定を行う人物  $A, B$  の手動作  $p$  のサンプルデータにおける  $n$  点目の分散共分散行列をそれぞれ  $S_A, S_B$  とし、その標本数が  $n_A, n_B$  であるとき、2つの分散共分散行列をプールした行列  $S_{AB}$  を式 3.13 によって求める。

$$S_{AB} = \frac{(n_A - 1)S_A + (n_B - 1)S_B}{n_A + n_B - 2} \quad (3.13)$$

次に、 $|S_A|, |S_B|, |S_{AB}|$  を各行列の行列式として、式 3.14, 3.15 に示すような  $-2\ln V$  および  $b$  を設定する。

$$-2\ln V = (n_A + n_B - 2)\ln|\mathbf{S}_{AB}| - (n_A - 1)\ln|\mathbf{S}_A| - (n_B - 1)\ln|\mathbf{S}_B| \quad (3.14)$$

$$b = 1 - \left( \frac{1}{n_A - 1} + \frac{1}{n_B - 1} - \frac{1}{n_A + n_B - 2} \right) \cdot \frac{2q^2 + 3q - 1}{6(q + 1)} \quad (3.15)$$

ただし，ここで  $q$  は説明変数の個数である．以上のように決定した  $-2\ln V$ ， $b$  より，検定統計量  $\chi_0^2$  を求める．

$$\chi_0^2 = b(-2\ln V) \quad (3.16)$$

式 3.16 によって導出された  $\chi_0^2$  は，自由度  $\frac{q(q+1)}{2}$  の  $\chi^2$  分布に従う．ここでは，説明変数は「親指，人差し指，中指，薬指，小指」の 5 つであり，自由度は 15 となる．

### 3.3.2 分散共分散行列の同等性の検定

3.3.1 節で述べた手順で導出された検定統計量を利用し，統計的仮説検定を行う．仮説検定を行うにあたって，帰無仮説，対立仮説を次のように設定する．

帰無仮説  $H_0$  : 2 群の分散共分散行列は等しい

対立仮説  $H_1$  : 2 群の分散共分散行列は異なる

$\chi_0^2$  は自由度  $\frac{q(q+1)}{2}$  の  $\chi^2$  分布に従うため，有意確率を  $\alpha$  とすると，帰無仮説の採否は以下のように決定される．

- $\chi_0^2 < \chi^2(\alpha)$  のとき，帰無仮説を採択する．
- $\chi_0^2 \geq \chi^2(\alpha)$  のとき，帰無仮説を棄却する．

実際に検定を行うために，まず被験者 1~3 が各代表手動作を行ったときのセンサー出力値データを動作開始時 ( $0 \leq t < 0.33$ )，動作中間地点 ( $0.33 \leq t \leq 0.66$ )，動作完了時 ( $0.66 < t \leq 1.0$ ) の 3 つに区分した．そして，それぞれから無作為に選んだ時点のセンサー出力値に対して，3.3.1 節の手順により分散共分散行列および検定統計量  $\chi_0^2$  を求める．導出された検定統計量  $\chi_0^2$  の結果を表 3.4 に示す．なお，全ての被験者は各動作を 10 回行っており，標本数は全て

表 3.4: 各被験者群に対して導出した  $\chi_0^2$ 

被験者 1-被験者 2				
	動作開始時	動作中間地点	動作完了時	平均
Standard	28.763	11.742	26.826	22.444
Lateral Contact	21.658	29.120	37.241	29.340
Tripod	35.473	36.914	22.404	31.597
Parallel Ext	36.855	35.982	28.243	33.693

被験者 2-被験者 3				
	動作開始時	動作中間地点	動作完了時	平均
Standard	31.287	34.537	20.107	28.644
Lateral Contact	33.969	40.437	34.254	36.219
Tripod	27.610	39.904	39.005	35.506
Parallel Ext	37.797	36.308	32.508	35.538

被験者 1-被験者 3				
	動作開始時	動作中間地点	動作完了時	平均
Standard	23.455	29.402	33.659	28.839
Lateral Contact	18.167	15.319	29.121	20.869
Tripod	31.543	25.449	32.669	29.889
Parallel Ext	35.565	31.701	29.954	32.407

表 3.5: 自由度 15 での  $\chi^2$  値 [17]

$\alpha$	...	0.05	0.02	0.01	0.001	...
$\chi^2$	...	25.00	28.26	30.58	37.70	...

の群で 10 である。さらに、自由度 15 で上側確率が  $\alpha$  となる  $\chi^2$  の分布 [17] を表 3.5 に示す。また、この検定は多変量正規性に敏感であるため有意になりやすく、0.1%水準 ( $\alpha = 0.001$ ) 以下で帰無仮説が棄却されない限り、分散共分散行列は等質であると判断してよいとされている [18][19]。そのため、検定を行うにあたっては、有意確率を  $\alpha = 0.001$  と設定する。表 3.4 に示す各群の各動作の平均  $\chi_0^2$  値を見ると、全ての項目で  $\chi^2(\alpha = 0.001) = 37.70$  を下回っている。よって、 $\chi_0^2 < \chi^2$  であることから帰無仮説を採択する。

仮説検定の結果より、「手の大きさによってセンサー値の分散共分散行列に差があるとはいえない」ことが示された。そのため、ユーザの手動作推定を行うにあたって、実際にユー

ザのセンサー値データから  $\Sigma_{pn}$  を導出しなくても推定精度が大幅に下がるようなことはないと考えられる。そこでユーザの代表手動作  $p$  における  $n$  点目の分散共分散行列  $\Sigma_{upn}$  を式 3.17 のように決定する。

$$\Sigma_{upn} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \Sigma_{kpn} \quad (3.17)$$

ただし、ここで  $\Sigma_{kpn}$  は推定のベースとした人物  $k$  の代表手動作  $p$  のセンサー値データにおける  $n$  点目の分散共分散行列であり、 $K$  は推定のベースとした人物の総数を表す。 $\Sigma_{upn}$  を用いることで、ユーザのセンサー値から式 2.14 によって代表手動作  $p$  に対する尤度推定を行うことが可能となる。

また、ここまで述べた手順により、ユーザに合わせた手関節角度推定を行うために必要な3つの要素が揃った。これにより、システムに対して事前に個人に合わせたデータを与えることをしなくても、様々な手の大きさのユーザに対して、そのユーザに適したデータを生成し、手関節角度推定を行うことが可能となる。



## 第4章 実験

本章では、3章で述べた提案手法の有効性を確認するための実験の概要、および実験結果について述べる。

### 4.1 実験システムの概要

提案手法の有効性を確認するために、2.4節で候補2として述べた Standard, Lateral Contact, Tripod, Parallel Ext を代表手動作とし、提案手法による手関節角度推定を行う実験システムを構築した。また本システムにおける推定のベースとする人物の各データは、3.1節で各検証を行った被験者1, 2, 3のものを用いる。実験システムは、CPU: Dual-Core CPU E5200 2.50GHz の Linux マシン上に C 言語によって構築し、推定された関節角度を基に画面上に CG 仮想手を描画する(図 4.1)。少数センサーデータグローブには、5DT 社の 5DT Data Glove 5 Ultra(図 4.2)を用いる。なお、本システムおよび実験結果は右手のみにデータグローブを装着したものであるが、提案手法は左手の場合でも適用可能である。

### 4.2 実験概要

提案手法の有効性を確認するため、現実の手のサイズが被験者1と2、および2と3の間に位置するような被験者4, 被験者5(両者とも20代男性)に少数センサーデータグローブを装着した状態で手を握った状態にしてもらい、推定された手のサイズを確認する。さらに、推定された手のサイズから

- 各代表手動作の関節角度推定式のパラメータ
- 各代表手動作のセンサー値サンプルデータ

を生成した上で、いくつかの動作を行ったときの手関節角度推定の精度を調査した。



図 4.1: 実験の様子



図 4.2: 5DT Data Glove 5 Ultra

表 4.1: 被験者 4, 5 の推定された手のサイズ [cm]

	実際の手のサイズ	推定された手のサイズ	誤差
被験者 4	17.6	17.97	0.37
被験者 5	19.1	19.89	0.79

#### 4.2.1 手のサイズの推定結果

式 3.1 によって推定された被験者 4, 5 の手のサイズを表 4.1 に示す.

表 4.1 の結果を見ると, やや誤差はあるものの, おおむね真値に近い推定値となっていることが確認できる. この結果から, 3.2.1 節で述べた手法による手のサイズの推定法の有効性が確認された.

#### 4.2.2 提案手法における推定の精度

続いて, 推定された手のサイズから関節角度推定式のパラメータおよび代表手動作のセンサー値サンプルデータを生成し, そのデータを基にして手関節角度推定を行う. まず両被験者には, Standard, Lateral Contact, Tripod, Parallel Ext の 4 種類の代表手動作を行ってもらい. 各動作は 10 回ずつ一定の時間をかけて行うものとする. なお, 各被験者にこれらの動作を行ってもらう際, 各手動作の写真を見て手の形が同じになるように手指を動かしてもらっている. そのため各試行において被験者が行っている手動作は厳密には同じ手動作ではないということが考えられる. そこで 3.1 節と同様にペットボトル (500ml) を把持する動作も行ってもらうことで, 「各試行間で被験者は真に同じ手動作を行っている」という要件も満たすこととする. また, 被験者にはセンサーを多数備えたグローブを装着した状態でも, 同様に 5 種類の動作を 10 回ずつ同じ時間をかけて行ってもらった. なお, センサーを多数備えたグローブには Immersion 社の Cyber Touch を使用した. 5DT Data Glove Ultra と提案手法より推定された角度を推定角度, Cyber Touch から得られた角度を真値として扱い, それぞれの角度について 10 回の平均値を算出する. 同時刻での両者の手動作  $p$  における指  $i$  の第  $j$  関節角度の平均値の差について, 動作開始時から動作完了時までの平均値を求めることで, その値を手動作  $p$  における指  $i$  第  $j$  関節角度誤差として扱う.

さらに比較対象として, 「ユーザに合わせて関節角度推定式のパラメータや代表手動作のサンプルデータを変動させることができないシステム」を考える. このシステムでユーザの

表 4.2: システム 1 における各代表手動作の比率 (被験者 4)

行う動作	推定比率 $r_p$			
	Standard	Lateral Contact	Tripod	Parallel ext
Standard	0.82	0.15	0.02	0.00
Lateral Contact	0.34	0.60	0.04	0.00
Tripod	0.00	0.01	0.98	0.00
Parallel Ext	0.00	0.00	0.44	0.55
ペットボトル把持	0.35	0.26	0.39	0.00

表 4.3: システム 2 における各代表手動作の比率 (被験者 4)

行う動作	推定比率 $r_p$			
	Standard	Lateral Contact	Tripod	Parallel ext
Standard	0.62	0.00	0.37	0.00
Lateral Contact	0.61	0.38	0.00	0.00
Tripod	0.00	0.00	0.99	0.00
Parallel Ext	0.01	0.00	0.43	0.55
ペットボトル把持	0.22	0.00	0.77	0.00

手関節角度推定を行う場合，各代表手動作の関節角度推定式のパラメータおよび代表手動作のセンサー値サンプルデータはユーザによらず一定である．このようなシステムでできるだけ高い推定精度を出すためには，より多くのユーザに当てはまるような形状の手で代表手動作を行ったデータから手関節角度推定を行うのが理想であるといえる．そこで，被験者 1～3 の中で，手のサイズが日本人男性平均に最も近い被験者 2 を選出する．そして被験者 2 が各代表手動作を行ったときのデータのみを用いて手関節角度推定をするシステムも実装し，これを提案手法によるシステムとの比較対象とする．提案手法によるシステムをシステム 1，被験者 2 のみのデータから推定を行うシステムをシステム 2 として，5 種類の手動作を行ったときの各代表手動作の比率  $r_p$  を表 4.3～4.5 に示す．なお，表に示す値は動作開始時から動作完了時までの平均値であり，少数第 3 位以下を切り捨てている．

実験結果より，各代表手動作を行ったときのその動作の比率は，システム 1 の方が大きな値を示していることが確認できる．よって，システム 2 よりもシステム 1 の方がユーザの行っている手動作を正しく推定しているといえる．これにより，ユーザに合わせて生成したサンプルデータを用いて手動作推定を行うことの有意性が確かめられた．

表 4.4: システム 1 における各代表手動作の比率 (被験者 5)

行う動作	推定比率 $r_p$			
	Standard	Lateral Contact	Tripod	Parallel ext
Standard	0.81	0.17	0.00	0.00
Lateral Contact	0.00	0.87	0.12	0.00
Tripod	0.00	0.00	0.99	0.00
Parallel Ext	0.00	0.00	0.02	0.97
ペットボトル把持	0.58	0.35	0.06	0.00

表 4.5: システム 2 における各代表手動作の比率 (被験者 5)

行う動作	推定比率 $r_p$			
	Standard	Lateral Contact	Tripod	Parallel ext
Standard	0.44	0.26	0.28	0.00
Lateral Contact	0.18	0.71	0.10	0.00
Tripod	0.01	0.00	0.98	0.00
Parallel Ext	0.37	0.00	0.00	0.62
ペットボトル把持	0.95	0.02	0.01	0.00

次に、両システムにおける被験者 4 の関節角度誤差を表 4.6, 4.7, 被験者 5 の関節角度誤差を表 4.8, 4.9 に示す。また、システム 1 の関節角度誤差がシステム 2 の関節角度誤差と比べてどれだけ小さくなったかの結果を表 4.10 に示す。これは「システム 1 における関節角度誤差 - システム 2 における関節角度誤差」の値を示したものであり、数値が負であればシステム 1 がシステム 2 に比べて高精度であることを表す。なお、表 4.6 ~ 4.9 に示す各指の値は、3 つの関節の平均値であり、表 4.10 に示す各動作の値は、15 個の関節の平均値である。

実験の結果より、被験者 4 については 5 動作のうち Parallel Ext を除く 4 動作、被験者 5 については 5 動作のうち Tripod と Parallel Ext を除く 3 動作で提案手法を用いたシステムの方が手関節角度推定の精度が向上するという結果が得られた。しかし被験者 4 については、改善の程度としてはそれほど大きな値とはなっていない。これは、被験者 4 の推定された手のサイズが  $17.97\text{cm}$  であり、被験者 2 の  $18.1\text{cm}$  と比較的近い値であったために、生成された各データが被験者 2 と大きくは変わらなかったためと考えられる。また、システム 1 の方が精度が悪化する結果となった項目については、両システム間における差がいずれも  $1.0^\circ$  以内に収まっており、改善を示した項目の程度に比べて大きくはない。さらに、5 つの動作全

表 4.6: システム 1 における関節角度誤差 (被験者 4) [度]

	親指	人差し指	中指	薬指	小指	平均
Standard	6.53	6.34	3.57	14.95	18.42	9.96
Lateral Contact	12.01	11.70	11.42	11.35	8.73	11.04
Tripod	18.28	7.52	12.69	8.36	15.82	12.54
Parallel Ext	13.76	11.42	9.60	9.22	9.82	10.76
ペットボトル把持	15.81	3.63	14.00	14.16	8.90	11.30

表 4.7: システム 2 における関節角度誤差 (被験者 4) [度]

	親指	人差し指	中指	薬指	小指	平均
Standard	8.78	11.21	11.08	11.51	10.10	10.54
Lateral Contact	10.75	13.12	13.63	15.14	7.34	12.00
Tripod	18.58	10.64	13.54	11.52	17.50	14.36
Parallel Ext	10.41	13.41	8.80	9.04	10.27	10.39
ペットボトル把持	15.23	10.71	15.29	20.19	9.86	14.26

での平均値を求めると被験者 4, 5 とともにシステム 1 の方がシステム 2 よりも精度が向上する結果となっている。以上のことから, システム 1 ではシステム 2 よりも利用ユーザに合わせて適切なデータを用いて手関節角度推定を行うことができたといえる。これにより, ユーザの手形状に合わせて手関節角度推定のためのデータを決定するという提案手法の有効性が確認された。

表 4.8: システム1における関節角度誤差(被験者5)[度]

	親指	人差し指	中指	薬指	小指	平均
Standard	13.10	8.50	6.89	8.83	12.49	9.96
Lateral Contact	9.30	14.07	13.11	11.42	16.83	12.94
Tripod	9.41	7.68	18.79	19.00	17.53	14.48
Parallel Ext	12.98	8.77	15.95	10.81	13.47	12.39
ペットボトル把持	26.14	10.34	20.80	13.35	10.95	16.32

表 4.9: システム2における関節角度誤差(被験者5)[度]

	親指	人差し指	中指	薬指	小指	平均
Standard	12.31	12.75	12.74	14.19	13.79	13.16
Lateral Contact	11.53	21.53	16.43	21.20	19.19	17.98
Tripod	10.22	8.19	12.81	22.91	17.57	14.34
Parallel Ext	24.01	9.22	4.30	7.57	13.59	11.74
ペットボトル把持	23.18	13.56	16.20	30.92	20.81	20.93

表 4.10: 両システム間での推定精度の差

	被験者4	被験者5
Standard	-0.58	-3.20
Lateral Contact	-0.96	-5.04
Tripod	-1.82	+0.18
Parallel Ext	+0.37	+0.65
ペットボトル把持	-2.96	-4.61
平均	-1.19	-2.40

## 第5章 むすび

本研究では、従来の手関節角度推定手法では利用ユーザに合わせて事前に決定しておく必要があった関節角度推定式のパラメータ・センサー値サンプルデータをユーザー一人一人に合わせて変動させられる手法を提案した。提案手法では、各ユーザが同一手動作を行った際の少数センサーデータグループから出力されるセンサー値の違いが、「手のサイズ」の違いによって引き起こされるものとし、最初にユーザの手のサイズを推定することで各種パラメータの補正を可能とした。手のサイズの推定にあたっては、手のサイズの異なる複数の人物が手を握ったときの各指のセンサー値の合計を事前に調査し、センサー合計値と手のサイズとの関係を表す関係式を導出する。その関係式を用いることで、ユーザが手を握ったときのセンサー合計値から手のサイズを近似する。さらに、手の大きさの異なる複数の人物について、あらかじめ各代表手動作の関節角度推定式・センサー値サンプルデータ・センサー値の分散共分散行列を求めておく。推定されたユーザの手のサイズに最も近い2者を選択し、手のサイズの加重平均を用いることでユーザの代表手動作の関節角度推定式パラメータおよびセンサー値サンプルデータを決定した。また、手の大きさの異なる人物のセンサー値データにおける分散共分散行列に対して統計的仮説検定を行ったところ、有意な差は認められなかった。そこで、ベースとする人物とユーザのセンサー出力値における分散共分散行列には有意な差がないものとし、ベースとする人物の分散共分散行列の平均をとった行列を用いることで手動作推定を行うことを可能とした。以上の手法に基づいたシステムを実装して実験を行ったところ、複数の人物に対して同じパラメータを用いるシステムよりも手関節角度推定の精度が向上するという結果が確認された。今後の課題としては、指の長さ・太さや掌など、ユーザの手形状についてさらに詳細な要素を用いてデータを補正することが挙げられる。将来的には、把持動作以外の手動作についても対応可能とするなどして、人が行いうる多様な手動作を少数センサーデータグループから取得できるようなデータ補正法を実現したい。



## 謝辞

本研究を進めるにあたって、日頃から多大なご尽力を頂き、御指導を賜りました名古屋工業大学 舟橋健司 准教授、伊藤宏隆 助教に心から感謝致します。

また、本研究に対して御討論頂きました本学 中村研究室の皆様ならびに中部大学 岩堀研究室の皆様に深く感謝致します。

さらに、実験において度々御協力を頂き、時間を割いて下さった知人の方々に深く感謝致します。

最後に、本研究に多大な御協力を頂きました舟橋研究室の皆様に心から感謝致します。

## 参考文献

- [1] 藤本英雄, “人工現実感の展開”, コロナ社, pp. 170-178, 1994.
- [2] カール・E・ロフラー, “ヴァーチャル・リアリティーズ”, 株式会社技術評論社, pp. 358-361, 1993.
- [3] 野村淳二, 澤田一哉, “バーチャルリアリティ”, 朝倉書店, pp. 137-145, 1997.
- [4] 任天堂株式会社: Wii コントローラ,  
<http://www.nintendo.co.jp/wii/controllers/index.html>
- [5] 株式会社パックス・コーポレーション: パワーグローブ,  
[http://www.ma.mctv.ne.jp/miche/pax/in\\_pax.html](http://www.ma.mctv.ne.jp/miche/pax/in_pax.html)
- [6] 濱口真一, 舟橋健司, “VR ネットショッピングのためのセンサー数の少ないデータグローブによるデータ補正法”, 日本バーチャルリアリティ学会第 15 回大会講演論文集, 2A2-4 (DVD-ROM), 2010.
- [7] 山本三四郎, 金沢秀典, 舟橋健司, “物体形状情報を利用したセンサー数の少ないデータグローブによる補正法”, 日本バーチャルリアリティ学会第 16 回大会講演論文集, 33D-6 (DVD-ROM), 2011.
- [8] 濱口真一, 舟橋健司, “センサー数の少ないデータグローブによる手動作推定に基づくデータ補正法”, 日本バーチャルリアリティ学会第 16 回大会講演論文集, pp. 690-693, 2011.
- [9] 高橋寛昌, 舟橋健司, “センサ値分布を考慮したセンサ数の少ないデータグローブのデータ補正法”, 2013 年電子情報通信学会総合大会 (境界・基礎) 講演論文集, p. 216 (A-16-10), 2013.

- [10] ELKOURA G, “Handrix: Animating the Human hand”, Proceedings of the 2003 ACM SIGGRAPH / Eurographics Symposium on Computer Animation, pp. 110-119, 2003.
- [11] 長尾竜郎, “手指動作の研究-日常生活動作における正常手指機能の分析”, リハビリテーション医学, 日本リハビリテーション医学会誌 8(1), pp. 3-12, 1971.
- [12] 高橋寛昌, “医学的知見による代表手動作に基づく少数センサデータグローブのデータ補正法”, 名古屋工業大学大学院 修士学位論文, 2014.
- [13] 鎌倉矩子, 大村道子, 石井晴美, 三星文子, 三浦頼子, “常手の把握の様式-分類の試み”, リハビリテーション医学 14, pp. 57-72, 1978.
- [14] Kamakura N, Matsuo, Ishii H, Mitsuboshi F, Miura Y, “Patterns of static prehension in normal hands” , Am J Occup Ther 34, pp.437-445, 1980.
- [15] 河内まき子, “AIST 日本人の手の寸法データ”, 2012,  
<https://www.dh.aist.go.jp/database/hand/index.html>
- [16] 青木繁伸, “分散共分散行列の同等性の検定”, 群馬大学,  
<http://aoki2.si.gunma-u.ac.jp/lecture/Wilks/wilks3.html>
- [17] 林知己夫, 脇本和昌, “確率・統計ハンドブック”, 森北出版, pp. 369-370, 1975.
- [18] 平井明代, “分散分析の応用”, 筑波大学, <http://www.u.tsukuba.ac.jp/hirai.akiyo.ft/>
- [19] 社会情報サービス統計調査研究室, “Excel やエクセル統計を使った統計解析”,  
<http://software.ssri.co.jp/statweb2/>