

平成25年度 修士論文

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

A Data Adjustment Method of Low-priced Data-glove based on  
Representative Hand Motion with Medical Knowledge

指導教員  
舟橋 健司 准教授

名古屋工業大学大学院 工学研究科  
博士前期課程 情報工学専攻  
平成24年度入学 24417562 番

高橋 寛昌

# 目次

<b>第 1 章</b>	<b>はじめに</b>	<b>1</b>
<b>第 2 章</b>	<b>従来研究における補正法</b>	<b>5</b>
2.1	指関節間の相関関係に基づくデータ補正	5
2.2	仮想物体形状情報に基づくデータ補正	5
2.2.1	基本把持寸法と基本把持動作	6
2.2.2	物体寸法に応じた把持動作の補正	7
2.2.3	把持対象物体に対する手の姿勢に応じた補正	9
2.3	手動作の推定に基づくデータ補正	10
2.3.1	データグローブの正規化	11
2.3.2	指同士の関係による手動作推定	12
2.3.3	指関節角度の決定	13
<b>第 3 章</b>	<b>センサ値の個人内変動を考慮した手動作推定によるデータ補正法</b>	<b>15</b>
3.1	提案手法の概要	15
3.2	センサ値の個人内変動	16
3.2.1	ヒストグラムによる個人内変動の計測	16
3.2.2	正規性の検定による個人内変動の計測	20
3.3	手動作の推定による各指関節角度の決定法	26
3.3.1	個人内変動を考慮した手動作推定手法	26
3.3.2	指関節角度の決定法	28
<b>第 4 章</b>	<b>代表手動作の再考察</b>	<b>30</b>
4.1	現在までの把持分類に関する研究	31
4.1.1	偶然的考察による分類	31
4.1.2	理論的考察による分類	32
4.1.3	帰納的考察による分類	34
4.2	代表手動作の候補選定	37
4.3	代表手動作の候補削減・構築	38

<b>第 5 章 実験</b>	<b>42</b>
5.1 実験システム . . . . .	42
5.2 手動作推定精度に関する評価 . . . . .	43
5.3 各候補の有意性に関する評価 . . . . .	47
5.3.1 各候補の手動作推定精度に関する評価 . . . . .	47
5.3.2 各実験システムの指関節角度推定精度に関する評価 . . . . .	47
5.4 仮想手の挙動の自然らしさについて . . . . .	50
<b>第 6 章 むすび</b>	<b>56</b>
<b>謝辞</b>	<b>58</b>
<b>参考文献</b>	<b>59</b>
<b>発表論文リスト</b>	<b>62</b>

## 第1章 はじめに

バーチャルリアリティ(Virtual Reality, 以下 VR)とは「それがそこにはない(現前していない)にもかかわらず、観察する者にそこにあると感じさせる(同一の表像を生じさせる)もの」[1]である。VR技術を用いて構築した疑似的な環境や物体によって使用者の五感が刺激され、実際には存在していない物をあたかも存在しているかのように感じさせることができる。これにより、危険な環境下での訓練を安全に体験できる点、取扱いに極めて注意が必要なものを安全に操作することができる点、実際に体験する環境や実物を準備するための人員およびコストを削減できる点、容易に繰り返しが行えるため訓練効率を向上できる点など様々な利点を得ることが可能である。以上の利点から、VR技術は既に医療・教育・車・建築など様々な分野のシミュレーションシステム等で活用されている。一例として、医療の現場で手術手技の術前訓練シミュレータ[2]や、災害や事故が発生した後の状況が疑似的に体験できるシミュレータがある[3]。前者は商用化されている作り付けのモデルを用いることなく患者固有のデータを短時間に作ることができ、失敗の許されない手術において安全性を高めるとともに、手術時間の短縮に貢献している。後者はパノラマ画像を用いて精細に再現された仮想環境において、仮想環境内に作られた仮想の人物と共に移動しながらインタラクションを行うことで災害や事故時にとるべき行動等を体験しながら学べるものである。普段教育施設などで行われている一般的な防災訓練では、災害や事故が起きた状況を想定し屋外への避難経路や消火器などの使い方を確認するのみであり、実際に災害や事故を体験できるわけではない。そのため、防災意識が低く、防災訓練の重要性を認識できていない傾向がある[4]。しかし、高い現実感・没入感をもつVRシステムを用いることによって使用者は実際の災害・事故のデータから構築された環境下で訓練を行うことができ、防災意識の改善や、有用な知識の蓄積などが期待できる。しかし、これらのVR技術を用いたシミュレータの多くは、必要とするインターフェースが大規模かつ高価なため教育機関等への大量導入や一般家庭への普及は難しい。一方最近では、エデュテイメント要素を兼ね備えた教育機関向けのVRシステム[5]や一般家庭向けVRシステムに関する研究[6]も行われており、今後さらに我々の身近にVR技術が使われたシミュレータなどが普及していくためには、安価でかつ小規模なインターフェースが求められると思われる。代表的なインターフェースとしては、リモコンやキーボード、マウス、3次元マウス等が挙げられる。しかし、これらのインターフェースを使用した場合コンピュータを操作しているという印象が強く、現実と同じように没入感得られることや直感的に操作可能であるというVRシステムの要件が損なわれてしまう。そこで本研究では、人間は現実空間において

主に手で物体操作を行っているため、仮想空間上でも同様に手で物体操作などを行えるのであれば、高い没入感や直感的な操作が可能であると考え、手の動きを計測することができるデータグローブに注目する。データグローブはVR分野で広く利用されているヒューマンインターフェースの一つであり、比較的小規模なデバイスである。このデータグローブは、カメラで撮影された手の画像から手の動きを取得するものやグローブの各指の関節部分にバンドセンサーを備え、各関節の曲げ角を計測するものなどがある。前者は、多数のカメラを使用してセルフオクルージョンの問題に対応している研究 [7] が存在するが、多数のカメラを適切な位置に設置する必要があり環境を構築することが難しい。また単一のカメラのみで手の姿勢を計測しようとする研究 [8] も存在しているが、連続的にセルフオクルージョンが発生した場合やカメラに対して手の甲を向け指を動かした場合においては、正確な手の姿勢の計測が不可能となっている。後者は、強い制限を設けずに手の姿勢を計測可能であるが多様な手の姿勢を正確に計測するためには、手の各関節に曲げ角センサを取り付ける必要がある。そのため、後者のデータグローブの多くは一つのデバイスに対して必要とするセンサ数が多く、高価なものになっており大量導入や一般家庭への普及は難しい。一方で、一般家庭での利用を目的とした低価格帯のデータグローブもすでに存在している。具体的には、家庭用ゲーム機のコントローラデバイスとして1990年に任天堂から発売されたパワーグローブ [9] や、Essensial Reality 社から発売された P5 Glove [10] などがある。しかし、これらの低価格帯のデータグローブは、複数の関節角度を単一のセンサでまとめて計測するものが多く、センサの総数は少なくなるが手の動作の詳細なデータは直接的に取得できないという問題がある。これに対して Pable temoche ら [11] は手首にウェブカメラ・色マーカーおよび各指先に接続されたラバーバンドからなる装置を取り付け、指を屈伸した際のラバーバンドの伸展による色マーカーの変位を手首の装置を用いて取得することで、手動作を推定する手法を提案している (図 1.1)。これは手の姿勢を固定する等の制限を設けず使用可能となっているが、異なる手動作を同一動作として誤認識してしまうという問題がある。また、Nattapong Tongrod ら [12] は導電性高分子材料 PEDOT:PSS からなる高い導電性を示すフィルムを用いてバンドセンサ・圧力センサを作成し、手の各関節などに取り付け、低価格体の ZigBee モジュールおよび開発した高速無線通信用ソフトウェアを用いてデータグローブから得られるデータを取得する手法を提案している (図 1.2)。これも比較的安価な物のみで構成可能であるが、20度以下の曲げ角を正確に認識できていない。

本研究では、まず一般家庭でのデータグローブの使用を想定する。そのためには安価なグローブの提供、または利用が必要である。そこで当研究室では、新たなグローブの開発を目指すのではなく、既存の安価なグローブから全ての指関節角度を取得することを目指す。すなわち指一本につき一つのセンサが覆うように装着され、合計5つのセンサを持ち、複数の指関節角度をまとめて計測するグローブを対象とする。具体的には、5DT Data Glove 5Ultra [13] を用いて実験を行っている。まず、指の関節同士の相関関係を利用したデータグローブのデータ補正法を提案し

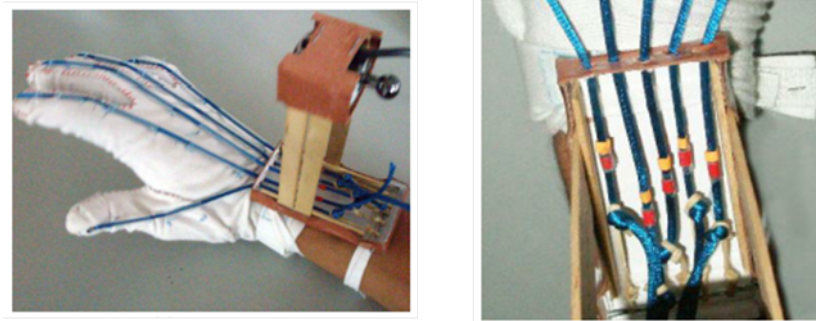


図 1.1: Pable temoche らの安価なデータグローブ



図 1.2: Nattapong Tongrod らの安価なデータグローブ

た [14]。この手法では手の動作を開いた状態から握る状態への1種類のみ限定しており、人間の手の多様な動作については対応していない。続いて、各指関節同士の相関関係と把持対象となる物体の形状情報を併用することで、手の多様な動作を想定したデータグローブのデータ補正法も提案している [15]。またデータグローブから得られるセンサ値のみを利用して手の多様な動作を取得する手法も提案している [16]。この手法では、まず日常的な把持動作における代表的な3種類（以下代表手動作）を想定し、各動作における指同士での屈曲の大きさの関係を実験により導出する。これらの関係を基に、データグローブのセンサ値から現在のユーザの手動作の種類を推定し、その上でそれぞれの種類の動作における各関節同士の角度の相関関係により出力値を補正することで、代表手動作以外の多様な動作も表現可能としている。しかし、実際にユーザが代表手動作を行ったとしてもシステム内で想定された理想的な代表手動作と完全に一致するように手を動かすことは極めて稀であり、センサ値がある程度ばらつくと考えられる。そのため手動作の種類の

推定精度が低下し、ユーザの関節角度と推定された関節角度に大きな誤差が生じてしまう場合がある。また、日常的に行うとして想定された代表手動作が他の多様な手動作を表現するのに適切か否かについては議論をしていない。そこで本論文では、センサ値の個人内変動を考慮した手動作推定手法および多様な手動作を少数センサデータグループにより表現するのに適切な代表手動作を提案する。まず代表手動作を行ったときのセンサ値の個人内変動を計測する。この計測結果に基づき手動作の推定手順および推定式を決定し、推定結果によってユーザの実際の各指関節角度を導出する。また、医学的な知見に基づき代表手動作の再考察を行い、前述した方法を用いて多様な手動作におけるより自然な関節角度の取得を実現する。

第2章で従来研究の概要について述べ、第3章で提案手法について、第4章で代表手動作の再考察について記述する。第5章で提案手法および再選定された代表手動作の有用性を確認・検証するための実験と、その結果について述べる。なお本稿では以後、指の3つの関節について先端から第1関節・第2関節・第3関節と呼ぶものとする。

## 第2章 従来研究における補正法

### 2.1 指関節間の相関関係に基づくデータ補正

本節では、少数センサデータグローブを用いてユーザの手動作を取得可能とするためのデータ補正法について述べる。この手法では、手を開いた状態から握る状態という特定の手動作に限定し、その動作を行う際の指関節角度間の相関関係を利用して5つのセンサ値から15個の指関節角度を決定している。まず実際にデータグローブを装着した状態で手の開いた状態・第3関節を45度屈曲した状態・第3関節を90度屈曲した状態の3つの状態におけるセンサ値をサンプリングし、第3関節角度とセンサ値の相関関係式(2.1)を導出する。続いて、手を握る動作を行ったときの各指関節角度のデータを計測する。計測には、センサ数の多く手の動作の詳細なデータが計測可能なデータグローブであるImmersion社のCyber Touchを用いる。この測定データを用いて第二関節と第三関節角度の相関関係式(2.2)を導出する。また、人間の指の第一関節の角度と第二関節の角度には式(2.3)のような相関関係があることが分かっている[17]。

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

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

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

$\theta_{i1}$ 、 $\theta_{i2}$ 、 $\theta_{i3}$ は指*i*における第1、第2、第3関節の曲げ角度、 $S_i$ は指*i*のセンサ値を表す。また、 $A_i$ 、 $B_i$ 、 $C_i$ 、 $D_i$ は指*i*における定数である。このように手を開いた状態から握る状態という特定の動作における指関節間の相関関係式を求めることで、手全体で5つのセンサ値から15個の指関節角度を決定する。

### 2.2 仮想物体形状情報に基づくデータ補正

前節で述べた手法では、手動作を手を開いた状態から握る状態の1種類と限定することでユーザの行なっている手動作における各関節角度を推定している。そのため把持対象物の形状などによって多様な手動作を見せる人間の把持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可能な手法について述べる。人間は物体の把持を行うとき、無意識のうちに把持対象となる物体の形状を視認し、その形状に応じて手動作を変化させることがわかっている[18]。そこで、



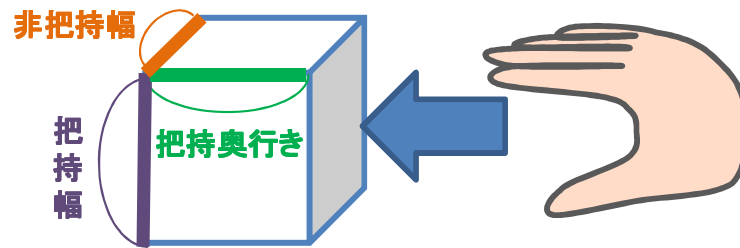


図 2.1: 手の姿勢に対する把持寸法

仮想空間で物体を把持しようとする場合、計算機は把持対象となる仮想物体の形状やサイズの情報を持しているという点に着目し、その形状情報を利用することでユーザが仮想物体を把持する際の手動作を推定する。ここで、実際には様々な形状の物体や把持の仕方があるが、物体形状の多くは直方体や円柱などの基本的な形状で概形を表すことが可能である。そこで、いくつかのキーとなる直方体に対する把持動作について考察し、指関節同士の相関関係式を導出する。続いて任意の直方体および任意の把持方向からの把持についても考慮することで、直方体物体に対する把持動作の多様な手動作の取得を可能とする。

### 2.2.1 基本把持寸法と基本把持動作

まず、キーとなる直方体の寸法について考える。人間が基本的な形状の物体を把持するとき、親指以外の4指の付け根を繋ぐ直線と。物体の慣性主軸のいずれかが同じ方向を向くという傾向がある [19]。また、直方体を把持する場合は手掌が直方体のある一面に対しほぼ正対し、正対する面と隣り合う一面とそれに向かい合う面をそれぞれ親指と親指以外の四指で押えるように把持すると考えられる。そこで把持寸法を以下のように定義する (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：親指以外の四指の並びの方向の長さ
- 把持奥行き：手掌と向かい合う方向の長さ

この把持寸法に着目し、物体形状に基づく基本的な把持動作を考える。片手で扱う直方体の把持動作には様々な形態が考えられるが、ここでは「握る動作」、「摘む動作」、「挟み込む動作」の3つの動作を日常的に行う把持動作の代表的なものとして扱う。この3種類の手動作は、それぞれ以下のように分類できる。

- 握る動作: 親指と他の4指で、第1関節及び第2関節を屈曲させ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関節及び第2関節を伸展させて物体を支える動作

それぞれの手動作の例を図2.2-2.4に示す。また、これらの基本的な把持動作を非把持幅と把持奥行きとの2つの把持寸法からそれぞれ以下のように分類する。

- 握る動作: 非把持幅が大きく、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: 非把持幅の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



図 2.2: 握る動作



図 2.3: 摘む動作

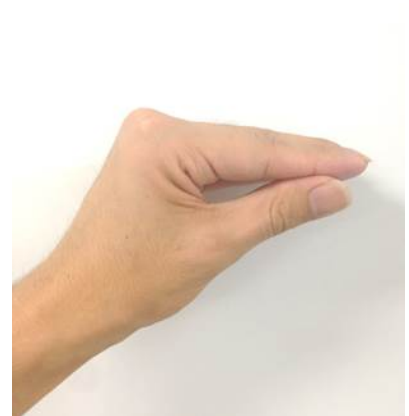


図 2.4: 挟み込む動作

続いて、把持寸法に基づき把持動作を分類する。事前に行った予備実験により、基準とする把持寸法を2cmと6cmとして定め、これを基本把持寸法とする。また基本把持寸法を把持する際の把持動作を6種類に分類した動作を基本把持動作と定義する(図2.5)。これらの基本的把持動作について、式(2.2)に相当する式(2.4)を導出する。これを基本相関関係式と定義する。

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

ここで $C_{im}, D_{im}$ は指 $i$ の基本把持動作 $m$ における定数である。なお、第1関節角度と第3関節角度については前節の式(2.1)、式(2.3)により求める。これにより、基本把持寸法を持つ物体に対して把持動作を行った時のユーザの手動作の推定が可能となる。

### 2.2.2 物体寸法に応じた把持動作の補正

把持対象物体が任意の把持寸法である場合、対象物体の把持寸法と基準把持寸法との差により基本相関関係式の各パラメータの補正することで、把持寸法に応じた相関関係式を導出する。た





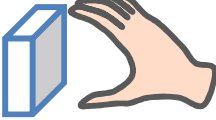

	非把持幅: 2cm	非把持幅: 6cm	
		把持奥行き: 2cm	把持奥行き: 6cm
把持幅: 2cm	 摘まみ(小)	 握り(小)	 挟み込み(小)
把持幅: 6cm	 摘まみ(大)	 握り(大)	 挟み込み(大)

図 2.5: 基本把持寸法と基本把持動作

たとえば、把持対象物体の注目する把持寸法が  $k$ cm のとき、対応する把持寸法が 2cm の基本把持動作  $\alpha$  と 6cm の基本把持動作  $\beta$  の基本相関関係式のパラメータ  $C_{i\alpha}$  と  $C_{i\beta}$  の内分または外分としてパラメータ  $C_{i\alpha\beta}$  を式 (2.5) により決定する。ここで、 $m, n$  は対象物体の把持寸法と基本把持寸法の差で、 $m = k - 2, n = 6 - k$  となる。同様にして  $D_{i\alpha\beta}$  についても以下のように補正する。このように実際の把持寸法と基本把持寸法の差を利用し、基本相関関係式の各パラメータの内分または外分を行い、物体寸法に応じた手動作の最終的な相関関係式を導く。

1. 把持奥行きの値に注目し、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. 非把持幅の値に注目し、基本把持動作摘まみ(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、基本把持動作摘まみ(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. 把持幅の値に注目し、2.で求めた2つの相関関係式の内分・外分をとる。

以上の手順に従うことで、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である。

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

### 2.2.3 把持対象物体に対する手の姿勢に応じた補正

前項までは、把持対象物体のある一面と手とが正対していることを前提としているが、図 2.6 のように正対していない場合も多い。そこで文献 [20] の手法を応用し、把持対象物体に対する手の姿勢を推定した上で相関関係式の各パラメータの補正を行うことを考える。まず、把持対象物体の方向を表す 3 本のベクトルを物体把持線、手の方向を表すベクトルを把持方向線、手の傾きを表すベクトルを把持傾き線として、以下のように定義する (図 2.7)。

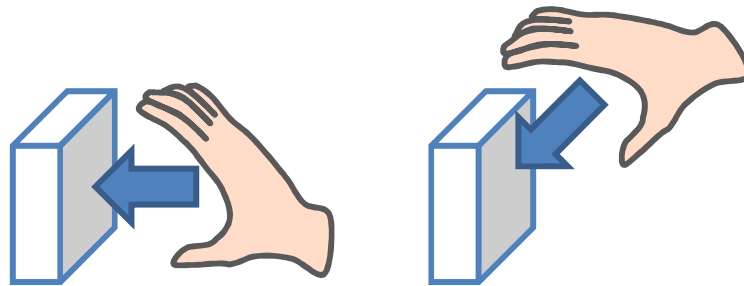


図 2.6: 同一把持対象物体における手の向きの違い

- 物体把持線：把持対象物体である直方体の各面の垂線方向のベクトル
- 把持方向線：手掌の垂線方向のベクトル
- 把持傾き線：薬指の第三関節から人差し指の第三関節へ向かうベクトル

また、物体を把持する際に把持方向線の向きと一致する物体把持線の向きを把持方向、把持傾き線の向きと一致する物体把持線の向きを把持傾きとする。次に、把持対象物体に対して手が斜めに向かう場合を考える。この際、把持方向線と把持傾き線は物体把持線の向きと同じ向きであるとは限らない。そこで、物体把持線と把持方向線、把持傾き線から把持寸法を推定し、これを基に相関関係式を導出する。また、手が物体に向かう途中で推定した方向と別の方向から物体を把持するように変化することも考えられる。そのため、以下のように把持方向線と物体把持線がなす角によって 2 つの把持寸法候補を決定し、それぞれについて物体寸法に応じた把持動作の相関関係式を求め、これを補正する。

1. 把持方向線と各物体把持線の内積を求め、絶対値が大きい物体把持線を仮の把持方向として 2 つ選択する。

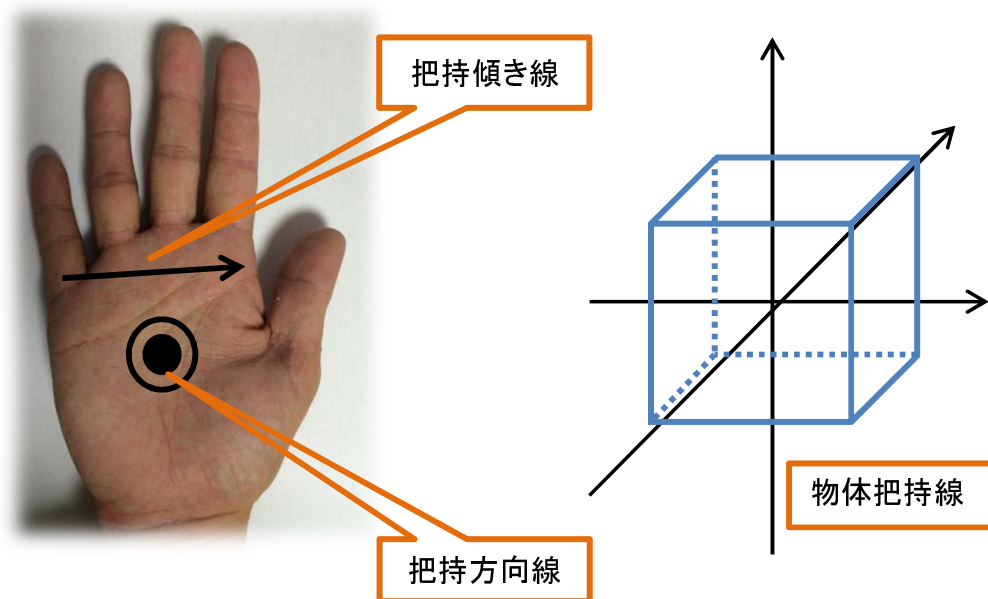


図 2.7: 把持方向線、把持傾き線、物体把持線

2. 選択したそれぞれの物体把持線について、選択した物体把持線と直行している残り 2 つの物体把持線と把持傾き線の内積をそれぞれ求め、絶対値が大きい物体把持線を仮の把持傾きとする。
3. 仮の把持方向、仮の把持傾きから把持寸法を推定し、それぞれについて相関関係式を算出する
4. 求めた 2 つの相関関係式のパラメータを把持方向線と仮の把持方向のなす角度  $\theta, \theta'$  (図 2.8) を内分比として用いて内分する。

以上の手順により、物体寸法と手の姿勢に応じたユーザの把持動作を取得することが可能である。また把持対象物体が二つ存在する場合は、それぞれの物体に対して相関関係式を導出し、手と物体との距離を内分比として各相関関係式を内分することで、自然な把持動作を取得可能とする。

### 2.3 手動作の推定に基づくデータ補正

前節では、少数センサデータグローブのセンサ値と物体形状情報を用いてユーザの各関節角度の推定を行っている。本節では、物体形状情報を用いずにセンサ値のみからユーザの多様な手動作を取得可能な手法について述べる。この手法では、物体形状情報を用いたデータ補正法と同様に、日常的に行う把持行動として図 2.2-2.4 の手動作を代表手動作として扱う。ユーザが代表手動

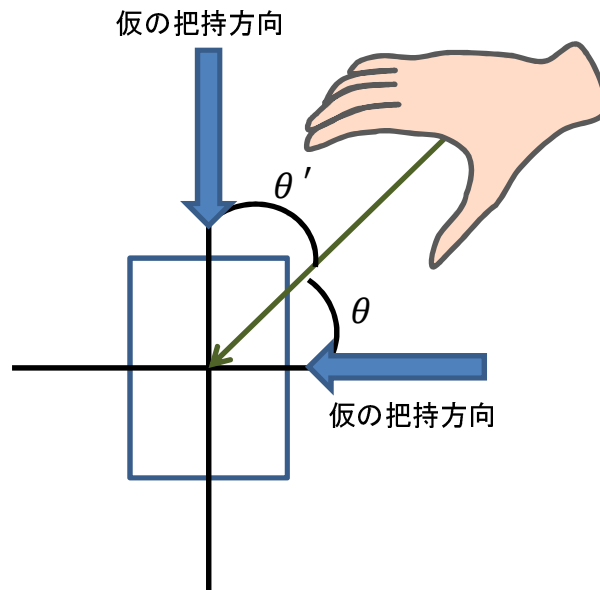


図 2.8: 把持方向線と仮の把持方向とのなす角

作を行った際には、その行っている代表手動作を認識できれば2.1節の手法と同様にして各指関節角度を求めることができる。行っている代表手動作の認識には、「代表手動作において、動作の開始から終了までの人間の各指の屈曲の仕方はある程度決まっている」と考え、指同士の屈曲の大きさの関係を利用する。またユーザが代表手動作以外の手動作を行った際には、ユーザの行っている手動作を代表手動作のうち選択した2つの手動作の合成動作で表現できると仮定し、それぞれの代表手動作において実際に算出した関節角度を基に角度の補正を行い、入力値に対する各関節角度を決定することで、多様な手動作を取得可能とする。

### 2.3.1 データグローブの正規化

データグローブのセンサが出力する値は製品ごとに最小値・最大値ともに異なり、あるデータグローブで有効な補正法が別の種類のデータグローブで有効とは限らない。そこで、本手法を様々なデータグローブに適用可能とするために、センサ値を正規化することを考える。正規化を行うために実際にデータグローブを装着してデータ収集を行う。まず、指の各関節角度が0度のときを初期状態とし、ここから第3関節角度が30度、60度、90度のときのセンサ値を収集する。このとき第1関節・第2関節は動かさないものとする。収集した関節角度とそれぞれに対応するセンサ値に対応するデータから、各データ点の近傍を通る直線を求める。すると、ある指*i*のセンサ

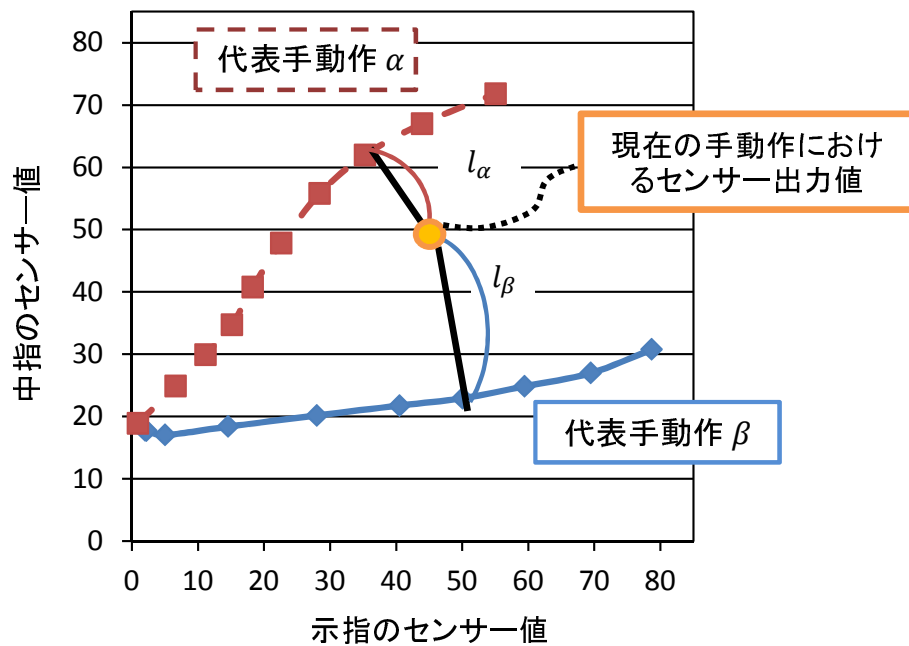


図 2.9: 代表手動作  $\alpha$ 、 $\beta$  のサンプルデータと入力センサ値とのユークリッド距離  $l_p$

値  $s_i$  に対して、正規化後の値  $S_i$  を導出する式は以下のように表せる。

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

ここで、 $N_{1i}$ 、 $N_{2i}$  は定数である。この正規化後のセンサ値  $S_i$  を用いることで、様々なデータグループで本手法を利用することが可能となる。なお、以後本稿で述べるセンサ値とはセンサ値を正規化した値を示すものとする。

### 2.3.2 指同士の関係による手動作推定

少数センサデータグループからユーザの手動作を取得するためには、ユーザがどのような手動作を行っているかを推定する必要がある。そのため、本手法ではそれぞれの代表手動作における指同士に見られる屈曲の大きさの関係について調査する。まず事前に、実際に少数センサデータグループを装着して、手動作の開始から終了までのセンサ値をサンプリングする。各手動作は手を開いた状態から開始し、図 2.2-2.4 の状態に達した時点で終了とする。これを行ったときのセンサ値を複数回サンプリングし、平均をとった結果を図 2.9 に示す。これは示指と中指の例であり、示指のセンサ値を横軸、中指のセンサ値を縦軸としたグラフである。なお、本来は指 5 本のセンサ値が存在し、5 次元の特徴空間として表されるが、図では 2 次元での例を示す。続いて、調査し

た各動作における各指のセンサ値のサンプルデータとユーザの実際の手動作における各指のセンサ値の関係から、ユーザの手動作の種類を推定する。ユーザが代表手動作を行った場合、各指のセンサ値はその手動作におけるセンサ値のサンプルデータと近い値になると予想されたため、それらの距離に応じてクラスタリングを行うことでユーザの手動作の種類を推定できる。しかし、実際の把持動作は多様であり、代表手動作以外の動作も考慮しなければならず、クラスタリングのみでは代表手動作以外の動作を推定できない。そこでユーザの現在の手動作が、類似している2種類の代表手動作を比率  $r$  ( $0 \leq r \leq 1$ ) で含む「合成動作」であると考え、 $r$  の推定には、事前調査の結果に基づき代表手動作におけるセンサ値サンプルと現在のセンサ値の5次元空間上でのユークリッド距離を用いる。例として図2.9に示すように、実際に少数センサデータグローブから指  $i$  のセンサ値  $S_i$  が得られたとき、ある代表手動作  $p$  でのサンプルデータと現在のセンサ値  $S_i$  との5次元特徴空間上でのユークリッド距離を  $l_p$  とする。各代表手動作のサンプルデータに対する  $l_p$  同士を比較し、 $l_p$  が最も大きい代表手動作を除く2種類の代表手動作  $\alpha$ 、 $\beta$  を選択する。その後、 $l_p$  の値から各代表手動作の比率  $r_p$  を求める。代表手動作  $\alpha$ 、 $\beta$  において、 $\alpha$  のサンプルデータと現在のセンサ値との最短距離を  $l_\alpha$ 、 $\beta$  のサンプルデータと現在のセンサ値との最短距離を  $l_\beta$  とすると、代表手動作  $\alpha$  の比率  $r_\alpha$  及び代表手動作  $\beta$  の比率  $r_\beta$  は下式によって求められる。

$$r_\alpha = \frac{l_\beta}{l_\alpha + l_\beta} \quad (2.7)$$

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

これにより、ユーザの現在の手動作は比率  $r_\alpha$  で代表手動作  $\alpha$  を含み、比率  $r_\beta$  で代表手動作  $\beta$  を含む合成動作であると推定する。

### 2.3.3 指関節角度の決定

代表手動作  $p$  の推定結果である比率  $r_p$  に基づき、少数センサデータグローブのセンサ値から各指関節角度を求める手順について述べる。まず、事前にセンサが多数内臓されたデータグローブ (Immersion 社、CyberTouch) を用いて、各代表手動作を行った時の動作の開始から終了までの第2および第3関節角度のサンプリングを行う。各代表手動作における第2および第3関節角度のサンプルデータと少数センサデータグローブを手に装着して各代表手動作を行った時に得られる各指のセンサ値のサンプルデータを動作の開始時刻と終了時刻が一致するようにそれぞれ図2.10のように対応付け、代表手動作  $p$  における指  $i$  の第2および第3関節角度を表す3次多項式を最小二乗法により求める (式 (2.10)、式 (2.11))。なお、図2.10は握る動作を行った時の示指第3関節の例であり、センサ値を横軸とし、第3関節角度を縦軸とするグラフである。これによって、ある代表手動作  $p$  における指  $i$  のセンサ値  $S_i$  に対する各指の第2関節角度  $\theta_{pi2}$  と第3関節角度  $\theta_{pi3}$  が求まる。ここで、第1関節角度  $\theta_{pi1}$  については第2関節角度との比例関係を利用して求める (式



(2.9)) [17]。

$$\theta_{pi1} = \frac{2}{3}\theta_{pi2} \quad (2.9)$$

$$\theta_{pi2} = E_{pi2}S_i^3 + F_{pi2}S_i^2 + G_{pi2}S_i + H_{pi2} \quad (2.10)$$

$$\theta_{pi3} = E_{pi3}S_i^3 + F_{pi3}S_i^2 + G_{pi3}S_i + H_{pi3} \quad (2.11)$$

ただし、 $E_{pij}$ ,  $F_{pij}$ ,  $G_{pij}$ ,  $H_{pij}$  は定数を表す。

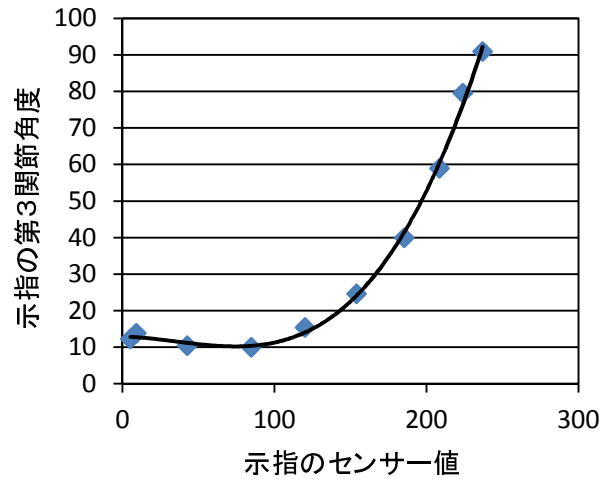


図 2.10: センサ値と示指第 2 関節角度の対応関係

最後に、指  $i$  のユーザの第 1、第 2 および第 3 関節角度  $\theta_{i1}$ 、 $\theta_{i2}$  および  $\theta_{i3}$  は、代表手動作  $\alpha$ 、 $\beta$  における第 1、第 2 および第 3 関節角度からそれぞれの比率  $r_\alpha$ 、 $r_\beta$  に基づき内分することにより下式のように決定する。

$$\theta_{i1} = r_\alpha\theta_{\alpha i1} + r_\beta\theta_{\beta i1} \quad (2.12)$$

$$\theta_{i2} = r_\alpha\theta_{\alpha i2} + r_\beta\theta_{\beta i2} \quad (2.13)$$

$$\theta_{i3} = r_\alpha\theta_{\alpha i3} + r_\beta\theta_{\beta i3} \quad (2.14)$$

ただし、 $\theta_{\alpha i1}$ 、 $\theta_{\alpha i2}$ 、 $\theta_{\alpha i3}$ 、 $\theta_{\beta i1}$ 、 $\theta_{\beta i2}$ 、 $\theta_{\beta i3}$  は代表手動作  $\alpha$ 、 $\beta$  における第 1、第 2 及び第 3 関節角度を表す。ここまでの手順によって、少数センサデータグローブのセンサ値から各指の関節角度を決定し、ユーザの手動作を取得可能とする。

## 第3章 センサ値の個人内変動を考慮した手動作推定によるデータ補正法

### 3.1 提案手法の概要

当研究室で提案している少数センサデータグローブのセンサ値情報のみを用いた手動作推定によるデータ補正法は2.3節でも述べたように、ユーザの手動作を2種類の代表手動作が比率 $r_p$ で含まれる合成動作であると仮定することで、各指関節角度を推定している。この時比率 $r_p$ の推定は、代表手動作を行ったときのサンプルデータと入力されるセンサ値とのユークリッド距離に基づいて算出している。しかし、ユーザが想定されたある代表手動作を行ったとしても理想的な代表手動作と完全に一致するように手を動かすことは極めて稀であり、理想的なセンサ値からある程度ばらつくと考えられる。そのため、従来の手動作推定手法では代表手動作を行った時の比率 $r_p$ の推定精度が低くなる傾向があり、図3.1のようにユーザの関節角度と推定された関節角度に大きな誤差が生じてしまう場合がある。ここで図3.1は、ユーザが代表手動作として設定されている挟み込む動作を行ったときの実際の手(図3.1(a))と推定された関節角度に基づき構築された仮想手(図3.1(b))である。そこで本研究では、ユーザが代表手動作を行なったときに少数センサデータグローブから出力されるセンサ値の個人内変動を調査し、その調査結果を利用した手動作推定手法を提案することで、推定比率 $r_p$ の推定精度を向上させ、より正確な指関節角度の推定を行う。また、従来手法ではユーザの手動作を「2種類の代表手動作の合成動作」と仮定していたが、改良手法においてはより多様な手動作の表現を可能とするために、これを「すべての代表手動作の合成動作」として拡張する。

以降3.2節においてセンサ値の個人変動に関する計測とその結果について述べ、3.3節において計測結果を利用した手動作推定手法と関節角度決定法について説明する。

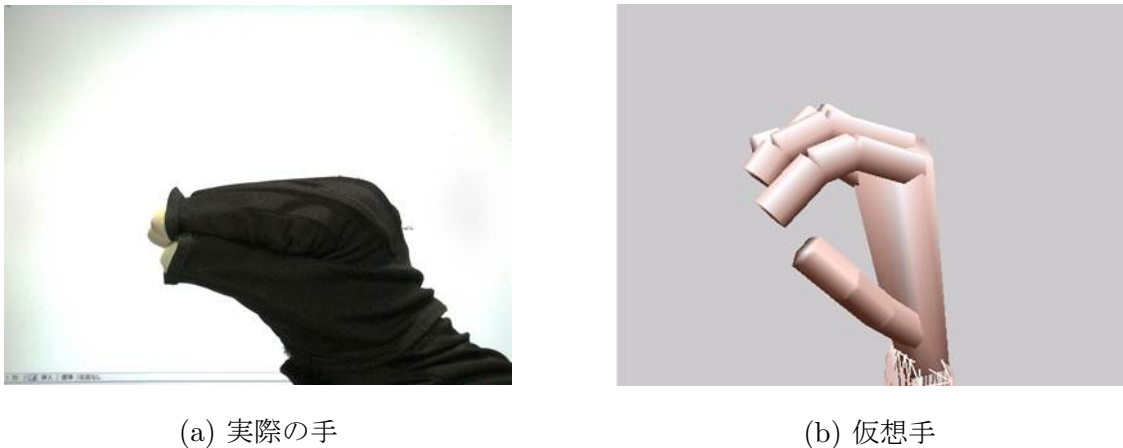


図 3.1: 実際の手と推定された関節角度に基づく仮想手の違い

## 3.2 センサ値の個人内変動

本節では、実際に代表手動作を行った際に得られるセンサ値のサンプルデータを用いて、代表手動作を行った時のセンサ値の個人内変動について調査する。

### 3.2.1 ヒストグラムによる個人内変動の計測

同一ユーザが代表手動作を行ったときのセンサ値のばらつきおよびその分布を確認するために、まず実際に少数センサデータグローブを装着し、各代表手動作の開始から終了までのセンサ値をサンプリングする。サンプリング方法は、手を開いた状態を各代表手動作の開始とし、2.2節の図2.2-2.4の状態に達した時点で終了とする。また、動作の開始から終了まで各指の屈曲速度は一定とする。一度のサンプリングでは代表手動作の開始から終了まで、一定の時間をかけて行う。サンプリングは各代表手動作について複数回行う。なお本稿では、サンプリングを各代表手動作につき30回行い、一度のサンプリングで動作の開始から終了までにかかる時間を10秒間としている。サンプリングの結果、各代表手動作において得られたセンサ値のサンプルデータは図3.5-3.7のように表せる。これらの図は、式(3.1)を用いて動作の開始から終了までの時刻を相対化した相対時刻 $T$ を横軸、センサ値を縦軸とし、各代表手動作における示指のセンサ値の平均値と標準偏差をプロットしたものである。これらの図からもユーザは同一手動作を行っているという認識であるにもかかわらず、各指のセンサ値がばらついているのが確認できる。

$$T = \frac{t - t_s}{t_f - t_s} \quad (3.1)$$

ただし、 $t$ はデータ取得時刻、 $t_s$ は動作の開始時刻、 $t_f$ は動作の終了時刻を表す。

続いて、ばらつきの分布を確認するために得られたサンプルデータを用いて、図3.5-3.7のように各指におけるセンサ値のヒストグラムを作成する。図3.5-3.7はサンプルデータの中の無作為に

抽出された一点における拇指のサンプルデータを用いており、データ総数は各指について30個ある。なお、本稿では抽出点を  $T = 0.76$  としている。これらのヒストグラムを見ると、おおよそ釣

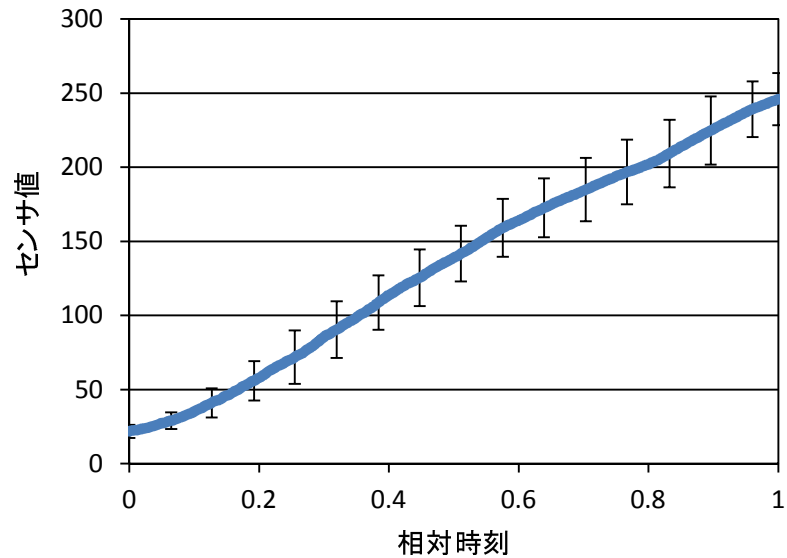


図 3.2: 握る動作におけるセンサ値の平均、標準偏差

鐘上の形状が見られ、最頻値と平均値が一致している傾向が見られた。そのため、各代表手動作を行った時の各指のセンサ値の分布は正規分布に従うと仮定した上で、次項で説明を加える正規性の検定を行うことで「各指のセンサ値の分布が正規分布に従う」という仮説の確からしさを確認する。

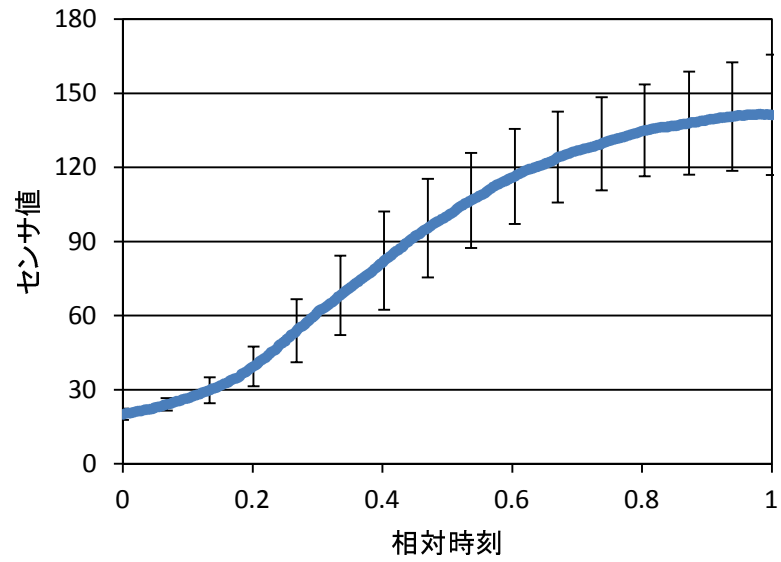


図 3.3: 掴まむ動作におけるセンサ値の平均、標準偏差

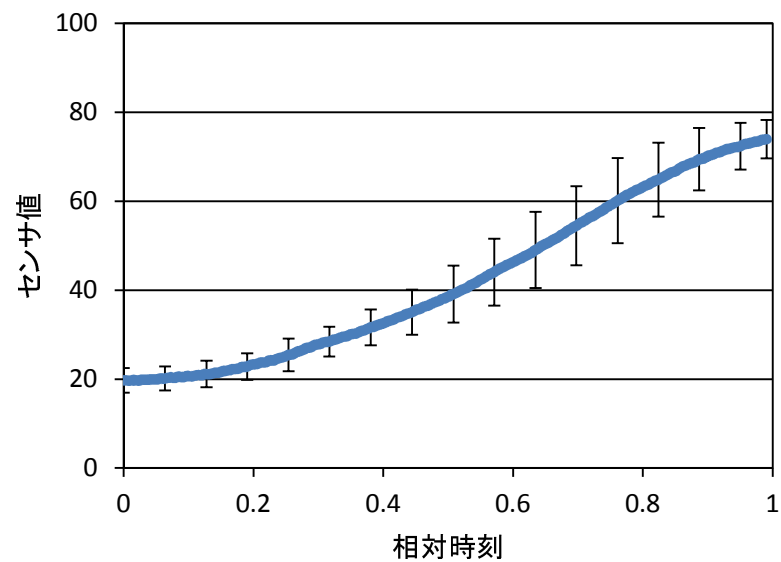


図 3.4: 挟み込む動作におけるセンサ値の平均、標準偏差

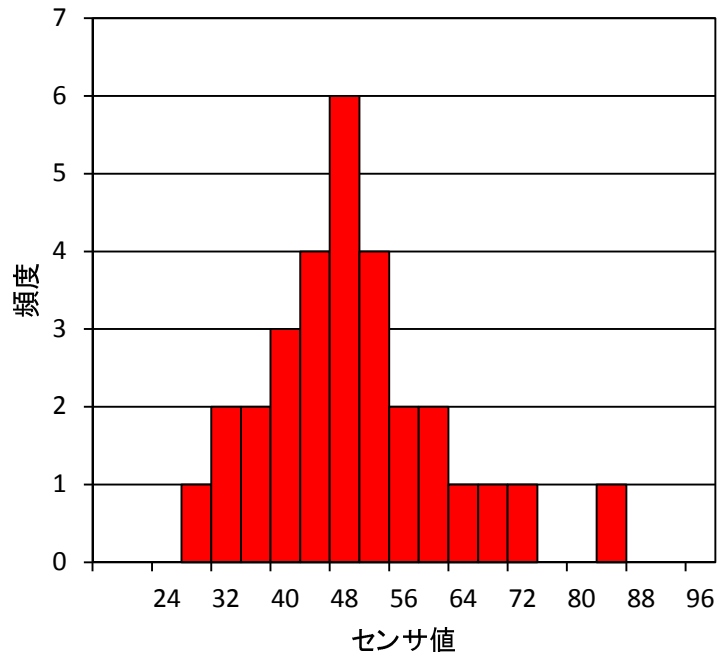


図 3.5: 握る動作におけるセンサ値ヒストグラム

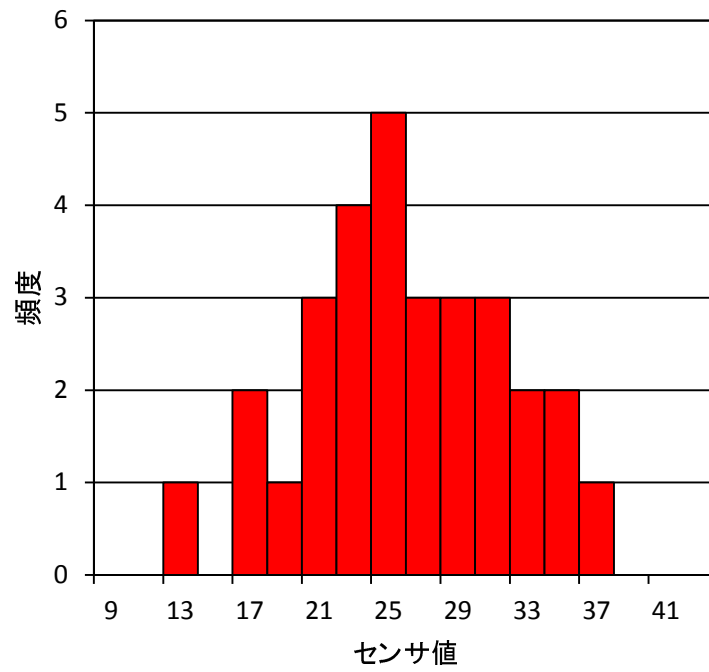


図 3.6: 掴まむ動作におけるセンサ値ヒストグラム

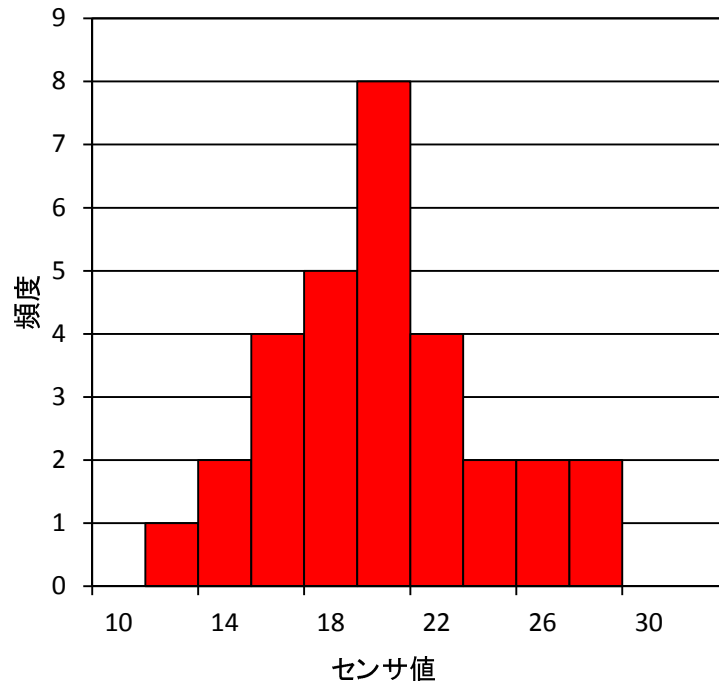


図 3.7: 挟み込む動作におけるセンサ値ヒストグラム

### 3.2.2 正規性の検定による個人内変動の計測

正規性の検定とは、検定対象となるデータ群が正規分布に従うかどうかを判定する統計学的検定手法である。正規性の検定手法は数多く存在し、中でも D'Agostino-Pearson 検定、Anderson-Darling 検定、Kolmogorov-Smirnov 検定、Jarque-Bera 検定、Geary 検定などがよく知られている。本稿では、このうち文献 [21] にて比較的高い評価を得られている D'Agostino-Pearson 検定、Anderson-Darling 検定、Geary 検定のうち D'Agostino-Pearson 検定をセンサ値のサンプルデータに対して行うことで、前項で立てた「各指のセンサ値の分布が正規分布に従う」という仮説の確からしさを検証する。

#### D'Agostino-Pearson 検定の検定理論

D'Agostino-Pearson 検定 ( $K^2$  検定) は、歪度と尖度から正規性を検定するもので、正規分布であれば自由度 2 の  $\chi^2$  条分布に従うことを利用した手法であり、式 (3.2) で表される検定統計量  $K^2$  値によってデータの母集団分布が正規分布に従うか否かを判定する。なお、この手法は標本数が 20 より多い場合で有効とされており、本稿におけるセンサ値のサンプルデータにも適用可能である。

$$K^2 = Z_1^2 + Z_2^2 \quad (3.2)$$

適用条件:  $n > 20$ 有意水準  $\alpha = 5\%$  (1%) のとき $K^2 < 5.991$  (9.210): 正規分布である $K^2 > 5.991$  (9.210): 正規分布でない

ただし、 $Z_1$ 、 $Z_2$  は以下のように歪度  $\sqrt{b_1}$  および尖度  $b_2$  を基準化した式 (3.3)、(3.4) を表す。

1.  $Z_1$  の算定標本数  $n > 8$  のとき

$$Z_1 = \delta \cdot \ln \left[ \frac{Y}{\alpha} + \left\{ \left( \frac{Y}{\alpha} \right)^2 + 1 \right\}^{\frac{1}{2}} \right] \sim N(0, 1) \quad (3.3)$$

ここで、

$$\begin{aligned} \delta &= \frac{1}{\sqrt{\ln(B)}} \\ Y &= \sqrt{b_1} \cdot \left\{ \frac{(n+1)(n+3)}{6(n-2)} \right\}^{\frac{1}{2}} \\ \alpha &= \left\{ \frac{2}{(B^2-1)} \right\}^{\frac{1}{2}} \\ B^2 &= -1 + 2(\gamma-1)^{\frac{1}{2}} \\ \gamma &= \frac{3(n^2+27n-70)(n+1)(n+3)}{(n-2)(n+5)(n+7)(n+9)} \\ \sqrt{b_1} &= \frac{m_3}{m_2^{\frac{3}{2}}} \\ m_2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2 \\ m_3 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^3 \end{aligned}$$

ただし、 $X_i$  は各検定対象データ、 $\bar{X}$  はデータ群の平均値、 $n$  はデータ数を表す。

2.  $Z_2$  の算定標本数  $n > 20$  のとき

$$Z_2 = \frac{\left(1 - \frac{2}{9A}\right) - \left\{ \frac{1 - (2/A)}{1 + Y' \cdot \sqrt{2/(A-4)}} \right\}^{\frac{1}{3}}}{\sqrt{2/9A}} \sim N(0, 1) \quad (3.4)$$



ここで、

$$\begin{aligned}
 A &= 6 + \frac{8}{\kappa_3} \left\{ \frac{2}{\kappa_3} + \sqrt{1 + \left( \frac{2}{\kappa_3} \right)^2} \right\} \\
 \kappa_3 &= \frac{6(n^2 - 5n + 2)}{(n+7)(n+9)} \sqrt{\frac{6(n+3)(n+5)}{n(n-2)(n-3)}} \\
 Y' &= \frac{|b_2 - E(b_2)|}{\sqrt{\text{var}(b_2)}} \\
 E(b_2) &= \frac{3(n-1)}{n+1} \\
 \text{var}(b_2) &= \frac{24n(n-2)(n-3)}{(n+1)^2(n+3)(n+5)} \\
 b_2 &= \frac{m_4}{m_2^2} \\
 m_4 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^4
 \end{aligned}$$

ただし、 $X_i$  は各検定対象データ、 $\bar{X}$  はデータ群の平均値、 $n$  はデータ数を表す。

以上を用いて、各代表手動作を行ったときの各指のサンプルデータの無作為に抽出された一点に対して  $K^2$  値を算出した結果を表 3.1 に示す。なお、本稿では抽出点としてヒストグラムを作成した点と同じ点（相対時刻  $T = 0.76$ ）のセンサ値のサンプルデータを用いている。また、表では得られた検定統計量  $K^2$  値を式 (3.5) によって、その値に対応する上側確率（有意確率）である  $p$  値に変換した値を用いている。この  $p$  値が有意水準  $\alpha$  より大きい場合は、検定したデータの母集団分布は正規分布であると判断し、逆に小さい場合は正規分布でないと判断する。なお、本稿では  $\alpha = 5\%$  としている。

$$p \text{ 値} = \exp\left(-\frac{K^2}{2}\right) \quad (3.5)$$

表 3.1: D'Agostino-Pearson 検定の検定結果

	拇指	示指	中指	環指	小指
握る動作	0.147	0.00230	0.0497	0.0703	0.176
摘まむ動作	0.748	0.248	0.423	0.228	0.431
挟み込む動作	0.313	0.495	0.0563	0.549	0.126

上表 3.1 より、握る動作の示指・中指において「データの母集団は正規分布に従う」とした帰無仮説が棄却された。しかし、それらのヒストグラム（図 3.8、図 3.9）を確認すると示指のヒストグラムでは最高値に、中指のヒストグラムでは最小値にそれぞれ他のサンプルデータとは大きく

外れたセンサ値がサンプリングされている。そこで、これら2つのサンプルデータを外れ値として扱い、 $p$  値を再計算したところ、示指のサンプルデータにおいては  $p = 0.491$ 、中指のサンプルデータにおいては  $p = 0.689$  となり、すべての指のサンプルデータにおいて帰無仮説が棄却されなかった。そのため、本稿では各代表手動作を行ったときの各指のセンサ値の分布は正規分布に従うと仮定する。

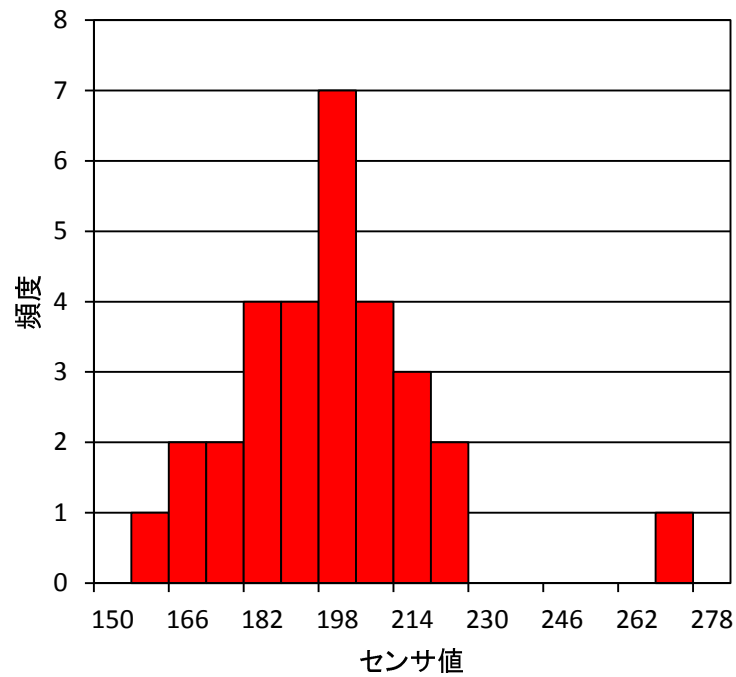


図 3.8: 握る動作における示指センサ値ヒストグラム

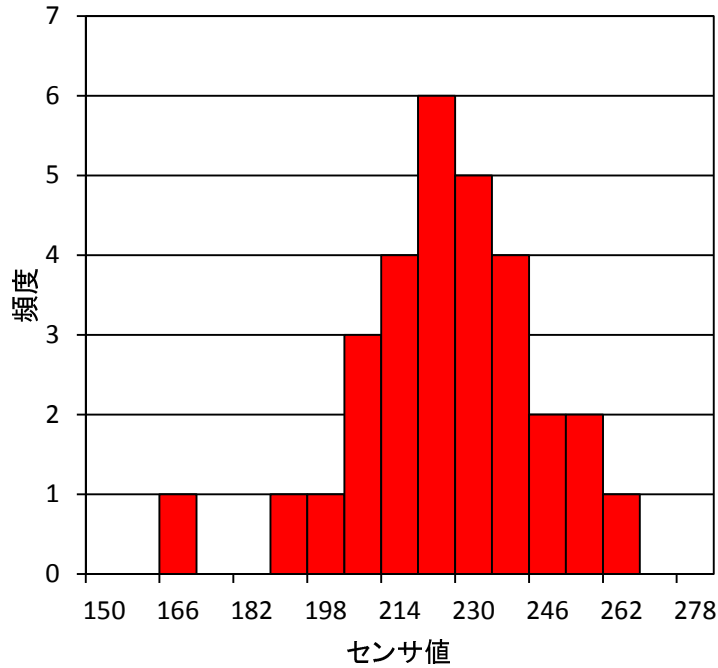


図 3.9: 握る動作における中指センサ値ヒストグラム

またさらに、代表手動作を行ったときの各指のセンサ値の組み合わせからなる2次元特徴空間におけるセンサ値の分布を検証する。例として、示指のセンサ値を横軸、中指のセンサ値を横軸とし、各代表手動作を行ったときの相対時刻  $T = 0.76$  におけるサンプルデータの分布を式 (3.6) で表される2次元正規分布の確率密度関数で近似した結果を図 3.10-3.12 に示す。これらの図を見ると、実際に観測されたサンプルデータの値が2次元正規分布によってよく近似できていることがわかる。よって、2つのセンサ値を特徴量とした2次元特徴空間においても、センサ値の分布は2次元正規分布に従うと仮定する。

$$f_p(S_{pi}, S_{pj}) = \frac{1}{2\pi\sigma_{pi}\sigma_{pj}\sqrt{1-\rho_p^2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}q_p(S_{pi}, S_{pj})\right\} \quad (3.6)$$

$$q_p(S_{pi}, S_{pj}) = \frac{1}{1-\rho_p^2} \left\{ \left(\frac{S_{pi}-\mu_{pi}}{\sigma_{pi}}\right)^2 - 2\rho_p \frac{S_{pi}-\mu_{pi}}{\sigma_{pi}} \frac{S_{pj}-\mu_{pj}}{\sigma_{pj}} + \left(\frac{S_{pj}-\mu_{pj}}{\sigma_{pj}}\right)^2 \right\}$$

ただし、 $S_{pi}$ 、 $S_{pj}$ 、 $\mu_{pi}$ 、 $\mu_{pj}$  および  $\sigma_{pi}$ 、 $\sigma_{pj}$  はそれぞれ代表手動作  $p$  における指  $i$  および指  $j$  のセンサ値、センサ値の平均値および標準偏差を表し、 $\rho$  は相関係数を意味する。

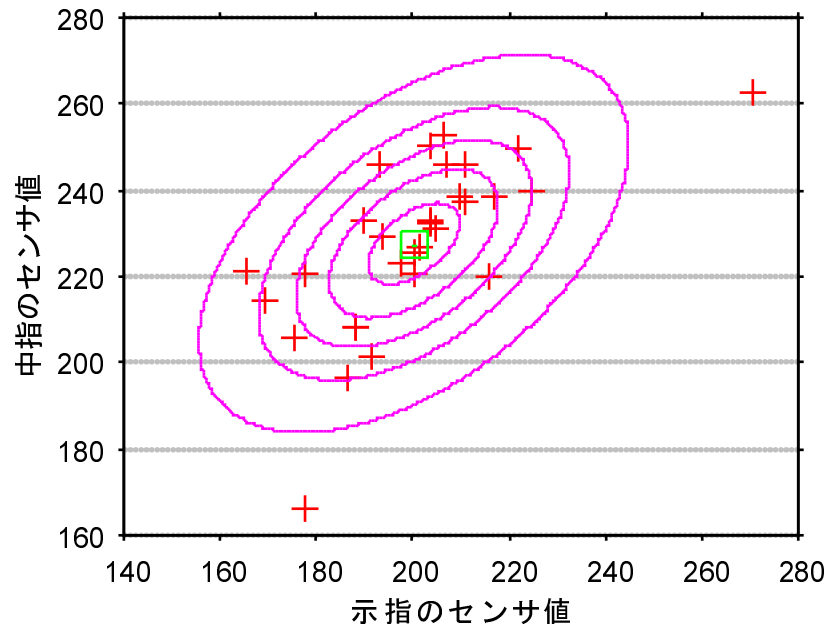


図 3.10: 握る動作におけるサンプルデータの2次元分布と2次元正規分布による近似

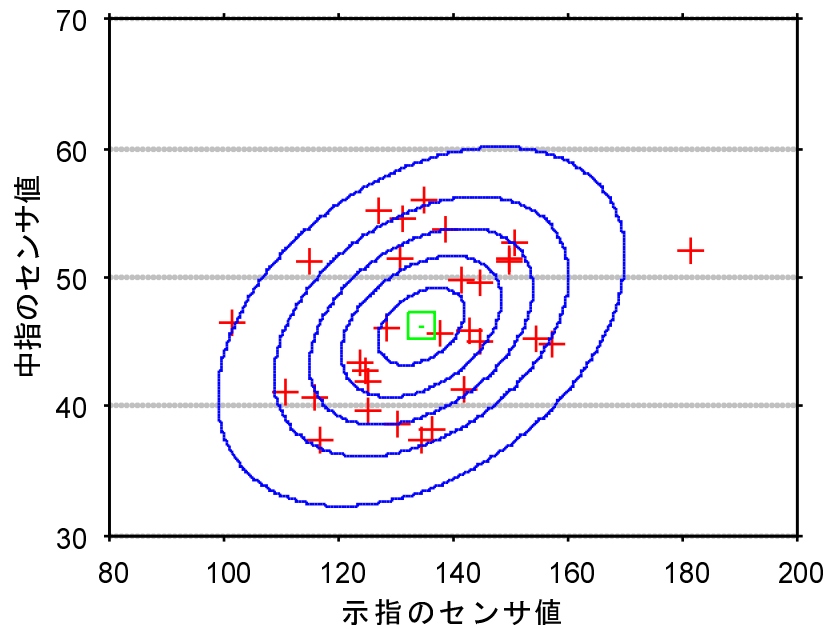


図 3.11: 摘まむ動作におけるサンプルデータの2次元分布と2次元正規分布による近似

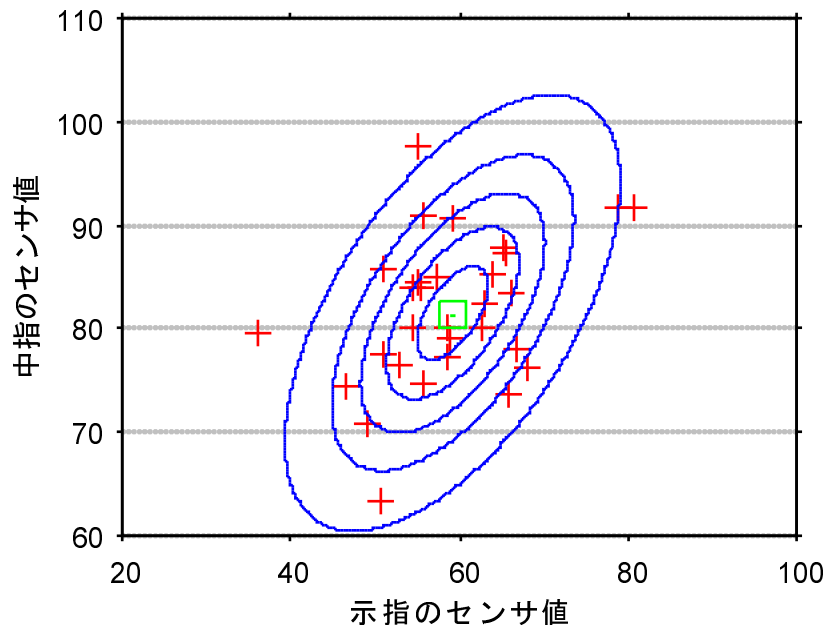


図 3.12: 挟み込む動作におけるサンプルデータの2次元分布と2次元正規分布による近似

### 3.3 手動作の推定による各指関節角度の決定法

本節では、センサ値の個人内変動に関する計測結果を利用して、実際にユーザが行っている手動作を推定する手法およびユーザの手動作はすべての代表手動作の合成動作であるという仮定を基にユーザの各指関節角度を決定する手法について述べる。

#### 3.3.1 個人内変動を考慮した手動作推定手法

前節までの計測によって、各代表手動作を複数回行ったときのセンサ値の分布は正規分布に従い、2つのセンサ値を特徴量とした2次元特徴空間においても、センサ値の分布は2次元正規分布に従うという仮定の確からしさを確認した。そこで、5つのセンサ値を特徴量とした5次元特徴空間においてもセンサ値の分布は、多変量正規分布に従うと仮定し、これを基にユーザの手動作を推定する。

多変量正規分布を任意点におけるセンサ値分布の統計モデルとして扱う場合、モデルパラメータである  $\theta_{pn} = \{\mu_{pn}, \Sigma_{pn}\}$  を求める必要がある。ただし、 $\mu_{pn}$ 、 $\Sigma_{pn}$  はそれぞれ代表手動作  $p$  における  $n(1 \leq n \leq 25)$  を満たす整数) 点目のセンサ値平均ベクトル、分散共分散行列を表す。そこで、実験によって得られた各代表手動作を行ったときの各指のセンサ値のサンプルデータを用いて、 $\theta_{pn}$  を最尤推定することで求める。最尤推定とは、仮に確率変数  $\phi$  の分布を表す確率密度関数  $f(\phi; \theta)$  が与えられた後に、観測サンプル群から、その母集団の分布に対して最も尤もらしい確率

密度関数  $f$  のパラメータ  $\theta$  (最尤推定値) を推定する手法である。確率密度関数が本研究で仮定した多変量正規分布のとき、パラメータ  $\theta_{pn} = \{\boldsymbol{\mu}_{pn}, \boldsymbol{\Sigma}_{pn}\}$  の最尤推定値は以下のように求める。

まず、5つのセンサ値からなるサンプルデータ群を  $X$ 、サンプルデータ群に含まれる個々のサンプルを  $\boldsymbol{x}_i (\in X)$ 、多変量正規分布の確率密度関数を  $N(X : \boldsymbol{\mu}_{pn}, \boldsymbol{\Sigma}_{pn})$  とする。ここで、密度関数の対数をとると、

$$\ln N(X : \boldsymbol{\mu}_{pn}, \boldsymbol{\Sigma}_{pn}) = \frac{5N}{2} \ln(2\pi) - \frac{N}{2} \ln |\boldsymbol{\Sigma}_{pn}| - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{\mu}_{pn})^T \boldsymbol{\Sigma}_{pn}^{-1} (\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{\mu}_{pn}) \quad (3.7)$$

となる。上式を  $\boldsymbol{\mu}_{pn}$  で偏微分すると、

$$\frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\mu}_{pn}} \ln N(X : \boldsymbol{\mu}_{pn}, \boldsymbol{\Sigma}_{pn}) = \sum_{i=1}^N \boldsymbol{\Sigma}_{pn}^{-1} (\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{\mu}_{pn}) \quad (3.8)$$

となる。右辺 = 0 として  $\boldsymbol{\mu}_{pn}$  について解くと、パラメータ  $\boldsymbol{\mu}_{pn}$  の最尤推定値は

$$\boldsymbol{\mu}'_{pn} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \boldsymbol{x}_i \quad (3.9)$$

となる。 $\boldsymbol{\Sigma}_{pn}$  についても同様にして解くと、パラメータ  $\boldsymbol{\Sigma}_{pn}$  の最尤推定値は

$$\boldsymbol{\Sigma}'_{pn} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{\mu}'_{pn})(\boldsymbol{x}_i - \boldsymbol{\mu}'_{pn})^T \quad (3.10)$$

となることが分かる。

以上の式 (3.9)、(3.10) を用いて、代表手動作  $p$  を行ったときの各指のサンプルデータから各点における  $\boldsymbol{\mu}_{pn}, \boldsymbol{\Sigma}_{pn}$  の最尤推定値を求める。そして、各指のセンサ値を特徴量とした5次元特徴空間における  $n$  点に対して、求めた最尤推定値  $\boldsymbol{\mu}_{pn}, \boldsymbol{\Sigma}_{pn}$  を利用した多変量正規分布の確率密度関数に基づく式 (3.11) を図 3.13 のように設定する。なお実際には、指5本のセンサ値を用いており5次元の特徴空間として表されるが、図 3.13 では2次元での例を示す。

$$L_{pn}(\boldsymbol{S} : \boldsymbol{\mu}_{pn}, \boldsymbol{\Sigma}_{pn}) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\boldsymbol{S} - \boldsymbol{\mu}_{pn})^T \boldsymbol{\Sigma}_{pn}^{-1} (\boldsymbol{S} - \boldsymbol{\mu}_{pn}) \right\} \quad (3.11)$$

ただし、 $\boldsymbol{S}$  はセンサ値ベクトルを表わす。続いて少数センサデータグローブから実際にセンサ値が得られた場合、式 (3.11) より出力される値の中で最大となるものを式 (3.12) に従い選択ことで、現在のセンサ出力値に対する代表手動作  $p$  における尤度を得る。

$$L_p = \max_n \{L_{pn}(\boldsymbol{S} : \boldsymbol{\mu}_{pn}, \boldsymbol{\Sigma}_{pn})\} \quad (3.12)$$

その上でユーザが行っている手動作を3種類の代表手動作の合成動作として考え、手動作  $p$  の比

率  $r_p$  を式 (3.13) に従い決定する。

$$r_p = \frac{L_p}{\sum_{p=1}^P L_p} \quad (3.13)$$

ただし、 $P$  は代表手動作として設定した動作の数を表す。

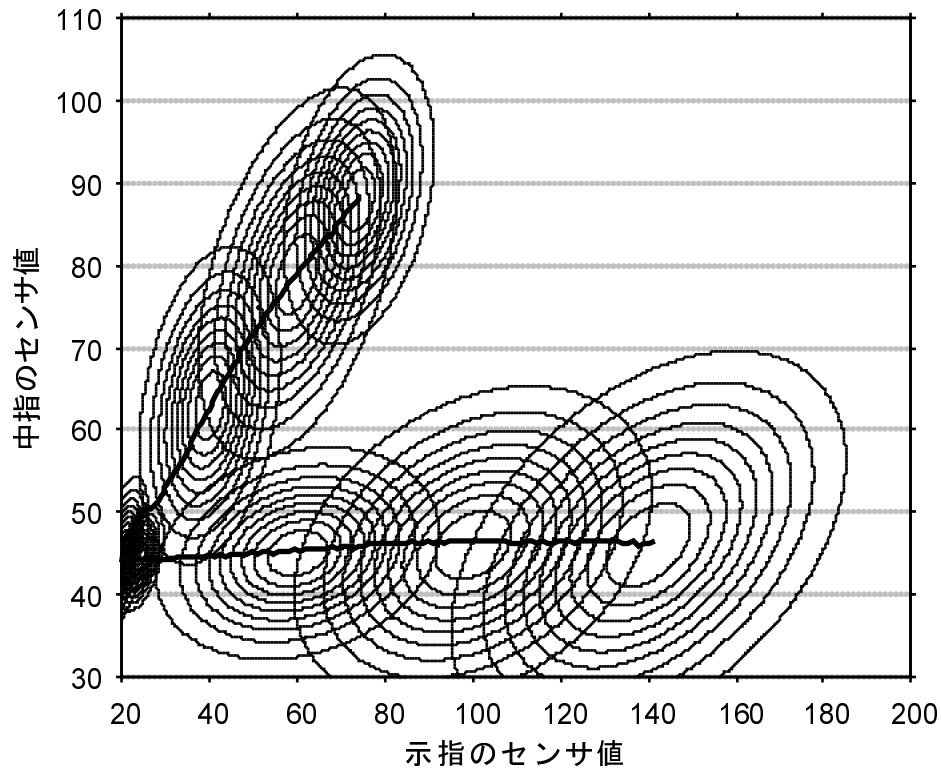


図 3.13: 2次元空間における  $L_{pm}$  の配置例

### 3.3.2 指関節角度の決定法

代表手動作  $p$  の推定結果  $r_p$  を利用して、少数センサデータグローブのセンサ値から各指関節角度を求める手順について述べる。2.3節で述べたある代表手動作  $p$  における指  $i$  のセンサ出力値に対する第1、第2および第3関節角度を表す  $\theta_{pi1}$ 、 $\theta_{pi2}$  および  $\theta_{pi3}$  を式 (2.9)、(2.10)、(2.11) を用いて求める。ところで、2.3節で述べた従来手法ではユーザの手動作を2種類の代表手動作の合成動作としていたが、本研究では「すべての代表手動作の合成動作である」として考える。そこで、比率  $r_p$  を重み係数として、下式のように各代表手動作における指関節角度の加重平均を算出することで、ユーザの各関節角度を取得する。なお、現段階では指関節角度の決定において第3関

節における内転外転運動は考慮せず、把持動作に不可欠な指の屈曲の推定に重点を置いている。

$$\theta_{i1} = \sum_{p=1}^P r_p \theta_{pi1} \quad (3.14)$$

$$\theta_{i2} = \sum_{p=1}^P r_p \theta_{pi2} \quad (3.15)$$

$$\theta_{i3} = \sum_{p=1}^P r_p \theta_{pi3} \quad (3.16)$$

ここまでの手順によって、少数センサデータグローブのセンサ出力値から各指の関節角度を決定し、ユーザの手動作を取得可能とする。



## 第4章 代表手動作の再考察

これまでは、日常的に行う把持動作として握る動作・摘まむ動作・挟み込む動作の3種類の手動作を手動作推定における代表手動作として設定し、他の手動作はこれら3種類の合成動作と考えることで手の多様な動作を表現可能としている。しかし、これらの3種類を代表手動作として用いることが、手の多様な動作を表現するのに適切なのか否かについては議論していない。

本章では、人の手の運動における物体把持パターンの分類に関する研究を参考に、少数センサーデータグローブの補正に適した代表手動作を見出すことで、多様な手動作におけるより自然な指関節角度の取得を行う。

以降4.1節では現在までの把持分類に関する研究について記述する。4.2節において代表手動作の候補の選定について説明し、4.3節において選定された代表手動作の候補削減および構築について述べる。

## 4.1 現在までの把持分類に関する研究

現在までの把持分類法は手の静的な形状を利用する分類が行われており、それらは「偶然的考察による分類」、「理論的考察による分類」および「帰納的考察による分類」の3つに大別できる[22]。

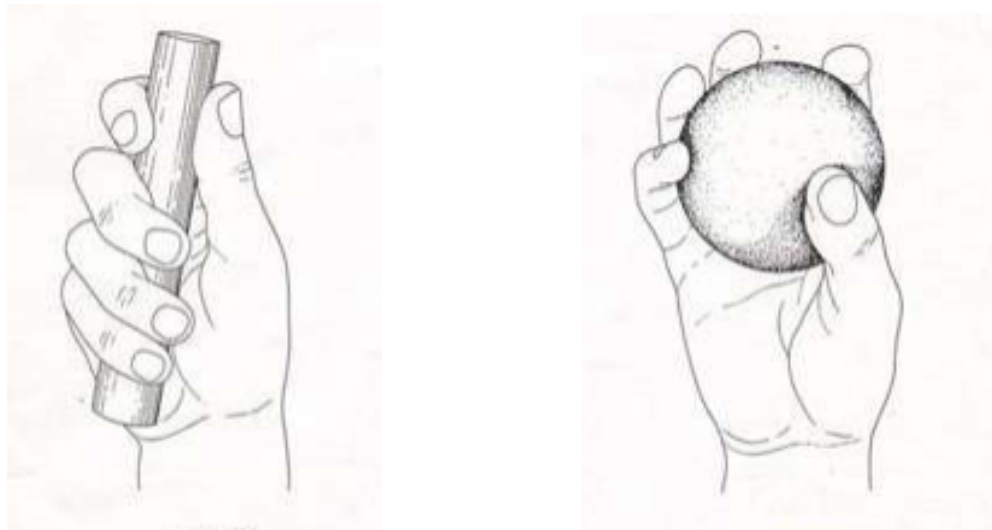
### 4.1.1 偶然的考察による分類

この分類に属する分類法には、代表的なものに Napier による分類 [23] が存在する。この分類・記述法は医学分野やロボティクス分野において、長い間広く利用されているものである。

#### (1) Napier による分類

Napier は把持の形を決定する要因は物の形や大きさではなく作業の目的にあるとし、すべての把持動作は基本的に、power grip（握力把持）か precision grip（精密把持）あるいはその両者の複合型で説明できるとしている。この分類は Napier の 2 大別と呼ばれる。power grip とは円柱形の物体を握っている手に代表されるように、安定性を重視し、広い接触面を使い物体を手の中に固定する場合にみられる型である（図 4.1(a)）。precision grip とは、円盤形の物体を持つ手に代表されるように、巧緻性を重視し、拇指を含む複数の指先を使って物体を拘束する場合にみられる型である（図 4.1(b)）。これは操作の前段階に見られる場合が多く、物体の大きさによって使用する指の数や開き具合が異なるが、型全体の基本的特徴は変わらない。ある瞬間の手がこの 2 型のいずれをとるかは動作の目的によって決まり、同じような円柱であっても、目的によって power grip になることもあれば precision grip になることもある。

この分類法における power grip に関する記述は、日常観察される手の動作とよく一致するが、precision grip に関する記述は、質的な説明として優れているが、その多様な手の形状を具体的に説明したものとは言い難く、臨床現場など日常生活に即した場面において利用する場合は、より具体的な分類が必要であるとされている [24]。



(a) power grip

(b) precision grip

図 4.1: Napier の 2 大別

#### 4.1.2 理論的考察による分類

この分類に属する分類法の代表的なものは、Jacobson と Sperling による分類 [25] や Iberall による分類 [26] などが挙げられる。前者はコードによって一意に把持パターンを認識することで、把持パターンのデータ化とコンピュータ処理を試みたものである。後者は、指同士の対向関係を Virtual finger という考え方で捉えることで人間の把持を説明できるとしている。

##### (1) Jacobson と Sperling による分類

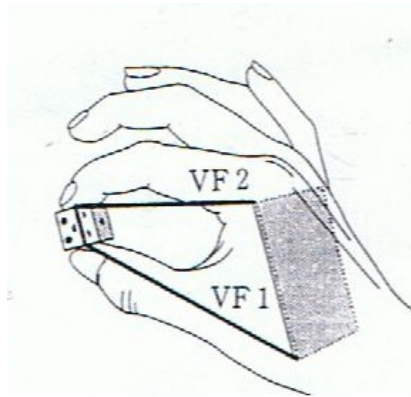
Jacobson と Sperling は、把持のパターンを (1) 物体との接触点の数 (2) 物体との直接接触の有無 (3) 把持に関与する指 (4) 指上の接触部位 (5) 第 1、第 2 および第 3 関節の屈伸状態 (6) 指の内外転状態 (7) 物体長軸と手の位置的関係の 7 つの特性を事前に用意されたコードによって表現し、把持パターンのデータ化などを行った。たとえば、power grip の典型例をこのコードを用いて表現する場合、“ $D^{2345}CMFIR/V +^1 OMFIF$ ”となる。このようにコードの集合として表現されるため、表記と解読に時間が掛かり、1 つのコードの集合から一意の把持フォームをイメージすることが非常に困難であるとされている。

##### (2) Iberall による分類

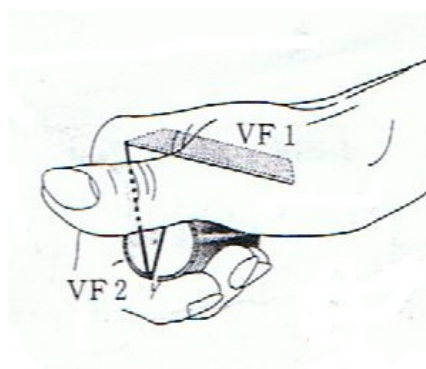
Iberall は、人の把持は 3 つの異なる向きの対向から成り立っていると考え、すべての把持パターンはこの 1 つまたは複数の組み合わせから成ると説明している。この 3 つの異なる向きの対向とは、以下のものである。

1. Pad opposition: 指腹間の対向 (図 4.2(a))。
2. Palm opposition: 手掌と指が物体を取り巻く対向 (図 4.2(b))。
3. Side opposition: 指の側面が関与する対向 (図 4.2(c))。

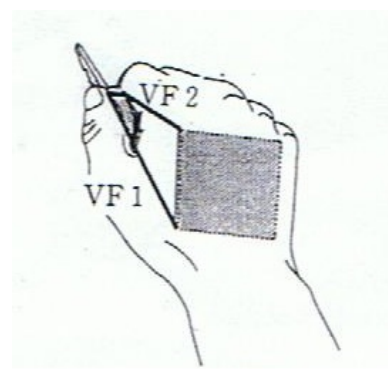
たとえば、power grip には Palm opposition を用い、precision grip には Pad opposition を用いる。Side opposition は、安定性と巧緻性という面において前者2つの中間となる。さらに Iberall は、これを基に Virtual finger という考えを導入している。これは、何本の指が把持に関与していても対立する力は2つであり、関与している指を VF1 (Virtual Finger1) と VF2 (Virtual Finger2) に置き換えることができるという考えである (図 4.2(a)-(c))。また、この対立する力以外に、重力に対抗する指があると考え、これを VF3 (Virtual Finger3) としている。



(a) Pad opposition



(b) Palm opposition



(c) Side opposition

図 4.2: 把持における3つの異なる向きの対向と Virtual Finger

### 4.1.3 帰納的考察による分類

この分類に属する分類法の代表的なものは、Cutkoskyによる分類[27]や鎌倉らによる分類[28][29]などが挙げられる。ここでの分類はあるタスクドメインを決め、そのドメインの中で見出される把持パターンを分類の対象にする方法をとったものである。

#### (1) Cutkosky による分類

Cutkosky は人間の代わりに工場で作業を行う産業用ロボットのハンドデザインを行うため、把持分類のタスクドメインを機械加工工場に選び、作業員の手の使用方法を観察した。そして、手の形状から作業員の把持パターンを分析し、Napier の2大別を基に、物体の形状や作業目的に応じた把持パターンの細分化を行っている。結果として、Napier の分類を拡張し、一般的な機械部品の組み立て作業において生じる把持を14種類に分類し、樹形図の形で表している。しかし、この分類法は組み立て作業における把持を対象としており、物体と手掌の接触を一点で近似していることや指の先端以外の側面や腹を柔軟に使った把持を考慮していないといった制限がある。そのため、日常生活においてよく見られる把持パターンを表現することは困難であり、日常生活空間における物体の把持を主な対象とした本研究とは把持の目的が異なるものである。

#### (2) 鎌倉らによる分類

鎌倉らは、作業療法士の立場から日常生活をタスクドメインに選び、臨床現場における用具の仕様訓練など実務的な目的のために、日常生活でみられる把持のフォームを一定の実験的条件下で観察することで把持分類を行っている。具体的な分類手順は、以下の通りである。

1. 被験者7名に対して国語辞典の中から選んだ日常物品98種（観察条件107種）を普段と同じように掴み、そのまま肘を台の上に載せ、前腕を台に対して垂直に立てるように依頼する。
2. 手の形状を5方向から写真撮影する。
3. 日常物品98種すべてに墨を塗って接触痕が手に残るようにし、その接触痕も写真撮影する。
4. 計749セットの写真を肉眼で見比べ、フォームと接触痕が類似しているセットでグループを作成し、徐々にそのグループを大きくしていく作業を繰り返す。

こうして最終的に臨床での参照に役立つ程度の14種類のグループに分類された（図4.3）。後に、Napierの質的分類の知見を加えた大項目4つ、小項目14の分類が行われた（表4.1）。この分類方法とCutkoskyの分類方法との大きな違いは、power gripとprecision gripの他に指の側面をよく使用するintermediate grip（中間把持）を導入している点にある。



図 4.3: 鎌倉らの分類による 14 種類の把持形状

表 4.1: 鎌倉らによる大項目 4、小項目 14 の把持分類

Power grip (握力把持系)
Standard (握力把持-標準型)
Hook-like (握力把持-釣型)
Index Ext. (握力把持-示指伸展型)
Phalangeal Ext. (握力把持-伸展型)
Distal Contact (握力把持-遠位型)
Intermediate grip (中間把持系)
Lateral Contact (側面把持)
Tripod (三面把持-標準型)
Tripod-Var.I (三面把持-亜型 I)
Tripod-Var.II (三面把持-亜型 II)
Precision grip (精密把持系)
Parallel Flex. (並列軽屈曲把持)
Parallel Ext. (並列伸展把持)
Circular Flex. (包圍軽屈曲把持)
Tip Contact (指尖把持)
Adduction grip (拇指不関与系)
Adduction (内転把持)

## 4.2 代表手動作の候補選定

本研究では4.1節の把持分類法の中から、日常物品を主な把持対象とし、より具体的な把持パターンの分類を行っている鎌倉らによる大項目4、小項目14の把持分類法を基に代表手動作の候補を選定する。ところで、代表手動作の推定比率 $r_p$ は、動作の開始から終了までのセンサ値のサンプルデータの推移を基に算出されるため、サンプルデータの明確な始点と終点が必要である。また、ある代表手動作 $\alpha$ の開始から終了までのセンサ値の変動が、他の代表手動作の開始から終了までのセンサ値の変動よりも極端に小さいと代表手動作 $\alpha$ が比率推定に与える影響も極めて小さいものになってしまう。そこで、図4.3の14種類の把持パターンの中、物体把持後の手の形状がおおよそ一定であり、さらに各手形状に至るまでのセンサ値が一定以上の変化を見せる手動作を代表手動作候補の条件とし、Distal Contact、Tripod-Var.I、Tripod-Var.II、Adductionを除いた10種類を代表手動作の候補とした。この10種類の手動作について、第3関節の内転外転運動および物体との接触点の分布情報を考慮せず、各指関節の屈伸運動のみに注目し、その最終的な手形状に至るまでの各指関節角度の推移をCyberTouchにより取得したところ、ある手形状に至るまでの関節角度の推移の中の一部で他の手動作が表現可能である場合が確認できた(図4.4-4.5)。そこで、StandardによりParallel Flex.とCircular Flex.、Lateral ContactによりPhalangeal Ext.を包括的に表現するとし、Parallel Flex.、Circular Flex.およびPhalangeal Ext.を除いた7種類を代表手動作の候補1とする。

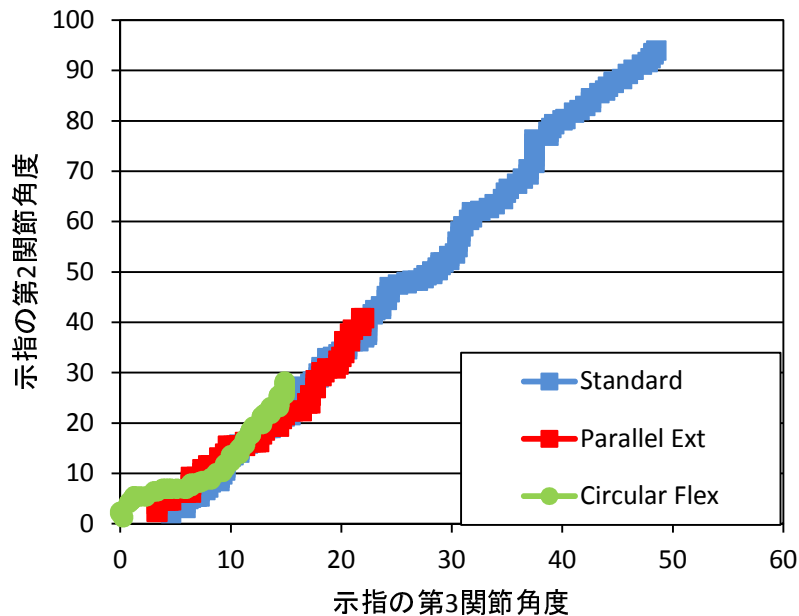


図 4.4: 示指の第3、第2関節角度の関係 (例)



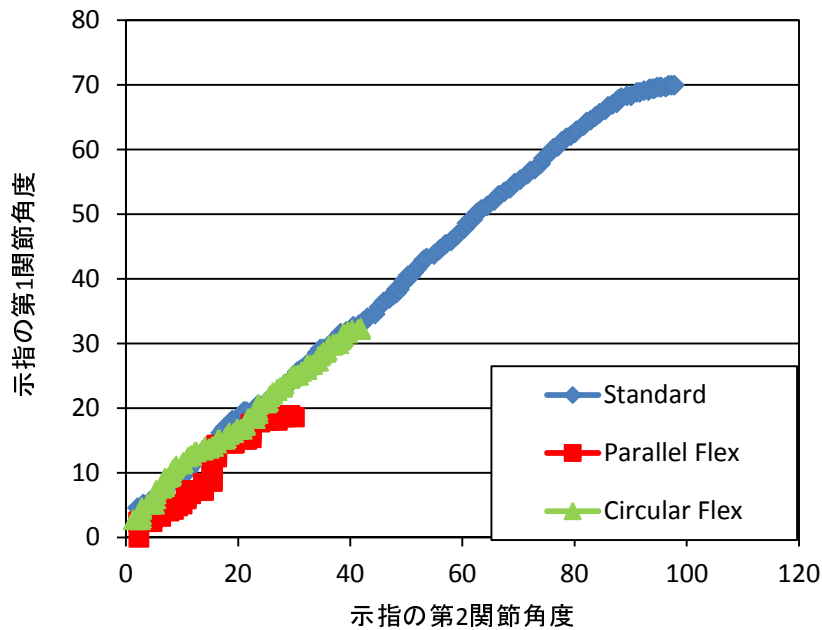


図 4.5: 示指の第 2、第 1 関節角度の関係 (例)

### 4.3 代表手動作の候補削減・構築

代表手動作として設定した手動作の中に、同じようなセンサ値を出力する手動作が複数存在した場合、ある一部の手動作の影響のみが大きく出てしまい、指関節角度推定結果の精度を低下させてしまう可能性ある。また、代表手動作を候補 1 からさらに少なくした場合でも、それらが同等以上の精度で結果を出すのであれば、冗長な計算を削減できる。ここではクラスター分析を用いて、同じような手動作の組み合わせを見出し、それらの組み合わせの内から 1 つを選択または複合的な手動作を構築することで同じような代表手動作を削減する。ここで、クラスター分析とは、量的データの個体間の類似度、または非類似度を用いて似ている個体同士の集合を作成し、グループ分けを行う分析手法である。クラスター分析には、クラスター数をあらかじめ定めず、データの階層的構造を求める階層型クラスタ分析と、あらかじめクラスター数を定め、各データから各々のクラスターとの距離が最小となるクラスを求める非階層型クラスター分析がある。本稿では分類対象が少ないことやクラスターの結合過程を把握できることを考慮し、前者の階層型クラスター分析を用いる。階層型クラスター分析には、代表的なものに最短距離法・最長距離法・群間平均法・重心法・メディアン法・ウォード法が挙げられる。これら 6 つの手法は、Lance & Williams の更新式により、統一的に表現できる (式 (4.1))。たとえば、図 4.6 において、 $C_i, C_j, C_k, C_{ij}$  はそれぞれ別のクラスターを指し、 $d_{ik}$  はクラスター  $C_i, C_k$  間のクラスター間距離、 $d_{jk}$  はクラスター  $C_j, C_k$  間のクラスター間距離、 $d_{ij}$  はクラスター  $C_i, C_j$  間のクラスター間距離、 $d_{ijk}$  はクラスター

$C_i, C_k$  間のクラスター距離を表し、 $N_i, N_j, N_k$  をクラスター  $C_i, C_j, C_k$  に含まれる個体数とする。この際、クラスター  $C_i, C_j$  が結合され新たなクラスター  $C_{ij}$  が作られたとき、新たなクラスター  $C_{ij}$  と  $C_k$  のクラスター間距離  $d_{ijk}$  をパラメータ  $\alpha_1, \alpha_2, \beta, \gamma$  を加えて表すと、

$$d_{ijk} = \alpha_1 d_{ik} + \alpha_2 d_{jk} + \beta d_{ij} + \gamma |d_{ik} - d_{jk}| \quad (4.1)$$

となる。ここで、 $\alpha_1, \alpha_2, \beta, \gamma$  はクラスター間距離の計算方法によって異なり、その内容を表 4.2 にまとめる。

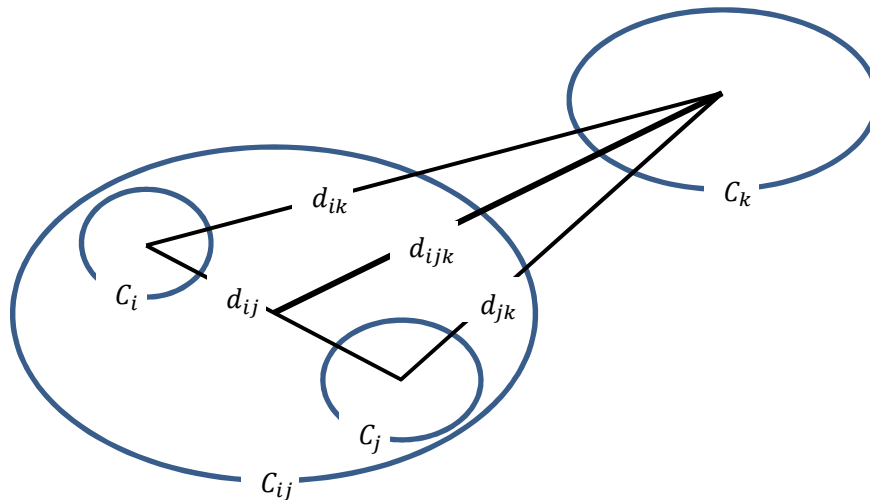


図 4.6: クラスター間距離の例

本稿ではこれら 6 つの手法の内、比較的分類感度が高く、一般的に最も多く採用されているワード法を用いて候補 1 における手動作についての階層型クラスター分析を行う。まず、候補 1 の各手動作を行った時の各指のセンサ値を取得し、それらを標準化 (平均 0、分散 1) する。これを用いてワード法による階層型クラスター分析を行い、候補 1 に関するデンドログラムを作成する (図 4.7)。図 4.7 を基に、各手動作を  $C_1$ : Standard、 $C_2$ : Hook-like・Lateral Contact・Index Ext.、 $C_3$ : Tripod・Tip Contact、 $C_4$ : Prallel 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している手動作は、代表手動作の候補 2 として選定する。複数の手動作が存在するクラスに対しては、各クラスの平均得点との差が最も小さい手動作を候補 2 として選定する。ただし、平均得点との差が手動作間で無い場合には、指全体の屈曲量が大きいものを選定する。以上の手順に従い、Standard、Lateral Contact、Tripod、Parallel Ext. の 4 種類を代表手動作の候補 2 として選定する。また  $C_2$  および  $C_3$  に属する手動作の指関節角度データの平均値から、図 4.8 のような  $C_2$  に対する平均手動作  $MC_2$  と  $C_3$  に対する平均手動作  $MC_3$  を構築し、これらに Standard と Parallel Ext を加えた 4 種類を代表手動作の候補 3 とする。

表 4.2: 手法別のクラスター間距離計算パラメータ

	$\alpha_1$	$\alpha_2$	$\beta$	$\gamma$
最短距離法	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	0	$-\frac{1}{2}$
最長距離法	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	0	$\frac{1}{2}$
群間平均法	$\frac{N_i}{N_i + N_j}$	$\frac{N_j}{N_i + N_j}$	0	0
重心法	$\frac{N_i}{N_i + N_j}$	$\frac{N_j}{N_i + N_j}$	$-\alpha_1\alpha_2$	0
メディアン法	$\frac{1}{2}$	$\frac{1}{2}$	$-\frac{1}{4}$	0
ワード法	$\frac{N_i + N_k}{N_i + N_j + N_k}$	$\frac{N_j + N_k}{N_i + N_j + N_k}$	$-\frac{N_k}{N_i + N_j + N_k}$	0

以上の3つの候補をそれぞれ代表手動作として、提案した手動作推定手法を適用し、5章で述べる実験によって得られる結果からそれぞれの有意性について検証を深める。

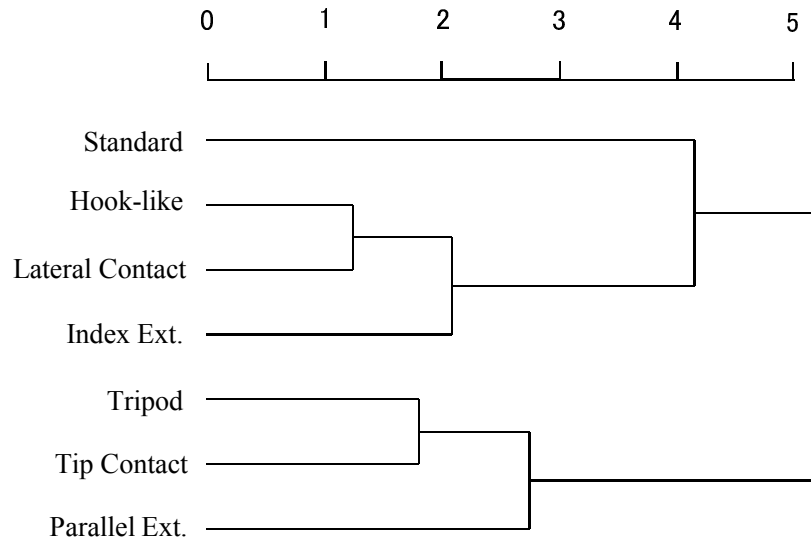


図 4.7: 候補 1 に関するデンドログラム



(a) MC<sub>2</sub>



(b) MC<sub>3</sub>

図 4.8: 平均手動作

## 第5章 実験

### 5.1 実験システム

3章で述べた提案手法の有効性を確認するために握る・摘まむ・挟み込む動作を代表手動作とし、提案手法を適用した実験システムを構築した。この実験システムを便宜上、実験システム0と呼称する。また、4章で述べた候補1・候補2・候補3の有意性を確認するために、それぞれの候補を代表手動作とし、提案手法を適用した実験システムを構築した。なお、候補1・候補2・候補3をそれぞれ代表手動作とした各実験システムを便宜上、それぞれ実験システム1、実験システム2、実験システム3と呼称する。また、本稿では2.3節の従来手法を用いた実験システムを比較評価対象として扱い、これを従来システムと呼称する。各実験システムは、CPU : Dual-Core AMD Opteron 1210 1.8GHz の計算機上に構築し、取得した関節角度に基づく仮想手をCGとして描画する(図5.1)。また、実験デバイスとして使用する少数センサデータグローブは、5DT社の5DT Data Glove 5 Ultra(図5.2)を用いる。なお、本章における実験では右手のみに少数センサデータグローブを装着しているが、左手用のグローブを利用することでそれぞれの実験システムは適用可能である。



図 5.1: 実験の様子



図 5.2: 5DT Data Glove 5 Ultra

## 5.2 手動作推定精度に関する評価

本実験では、提案手法の手動作推定精度を検証するために、従来システムと実験システム0に対して、各代表手動作を行ったときの各指のセンサ値を入力データセットとして与えた際に出力される推定比率  $r_p$  値を比較した。その推定結果を図 5.3-5.8 に示す。なお図 5.3-5.8 は、一つの代表手動作につき、動作の開始から終了までの各指のセンサ値のデータセットを 30 セット用意し、それぞれ入力データセットとして与えた際に出力される 30 回分の推定比率  $r_p$  値の平均値の推移を表している。ここで、ある代表手動作1を行った時の推定精度は、その手動作の比率  $r_1$  の値が1に近づき他の手動作の比率  $r_2$ 、 $r_3$  の値が0に近づくほど良いと判断できる。図 5.3-5.8 より、実験システム0はすべての手動作で従来システムより高い推定精度を示していることが確認できる。また、握る動作、摘まむ動作、挟み込む動作を行った時の各グラフにおける相対時刻  $T = 0$  から  $T = 1$  までの握る動作の比率、摘まむ動作の比率、挟み込む動作の比率の平均値をそれぞれ算出すると、従来システムにおける握る動作では 0.64、摘まむ動作では 0.62、挟み込む動作では 0.62 となり、実験システム0における握る動作では 0.97、摘まむ動作では 0.92、挟み込む動作では 0.86 と、3 種類すべての手動作で従来手法を上回る値であった。

本実験から、提案した手動作推定手法は従来の手動作推定手法に比べ、より優れた推定精度を実現可能であると言える。

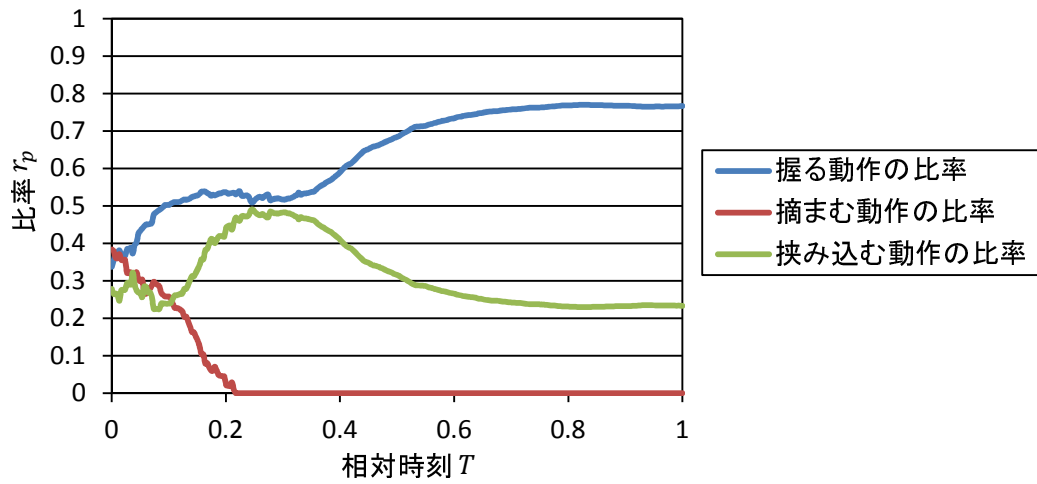


図 5.3: 従来システムにおける握る動作を行った時の各推定比率  $r_p$  の推移

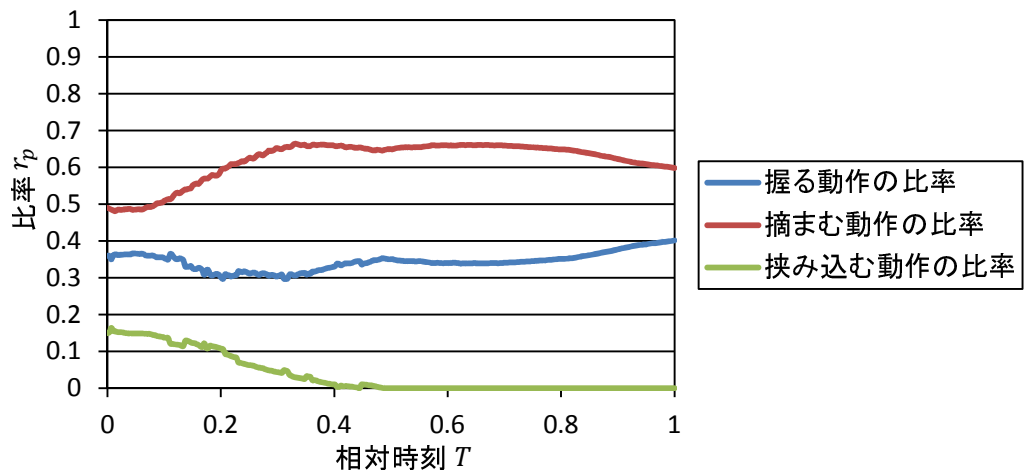


図 5.4: 従来システムにおける摘まむ動作を行った時の各推定比率  $r_p$  の推移

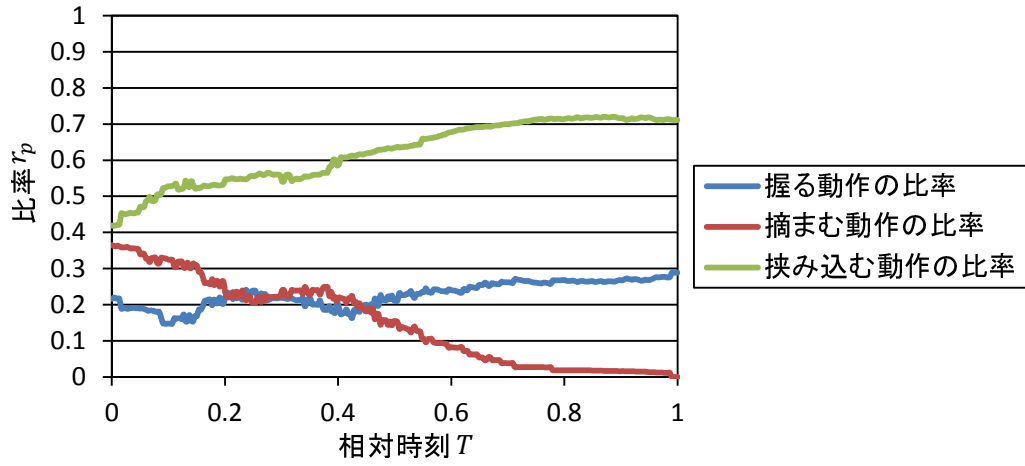


図 5.5: 従来システムにおける挟み込む動作を行った時の各推定比率  $r_p$  の推移

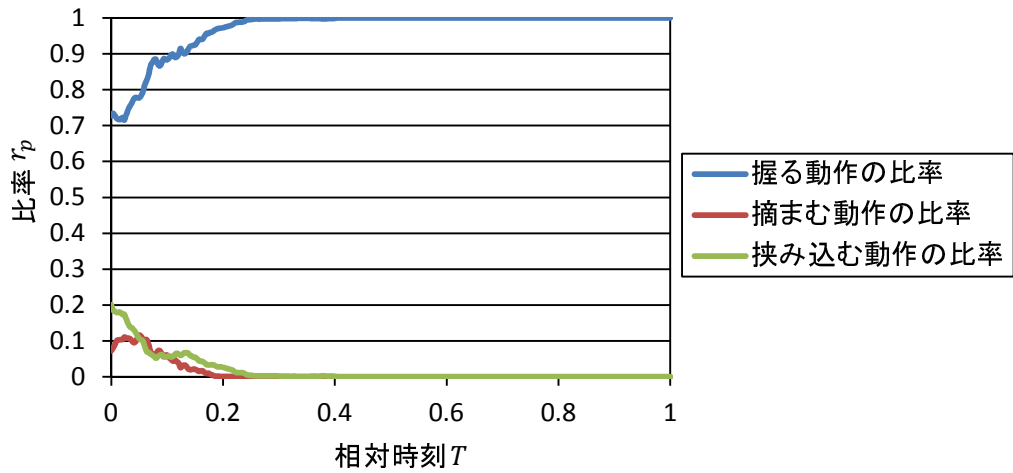


図 5.6: 実験システム 0 における握る動作を行った時の各推定比率  $r_p$  の推移



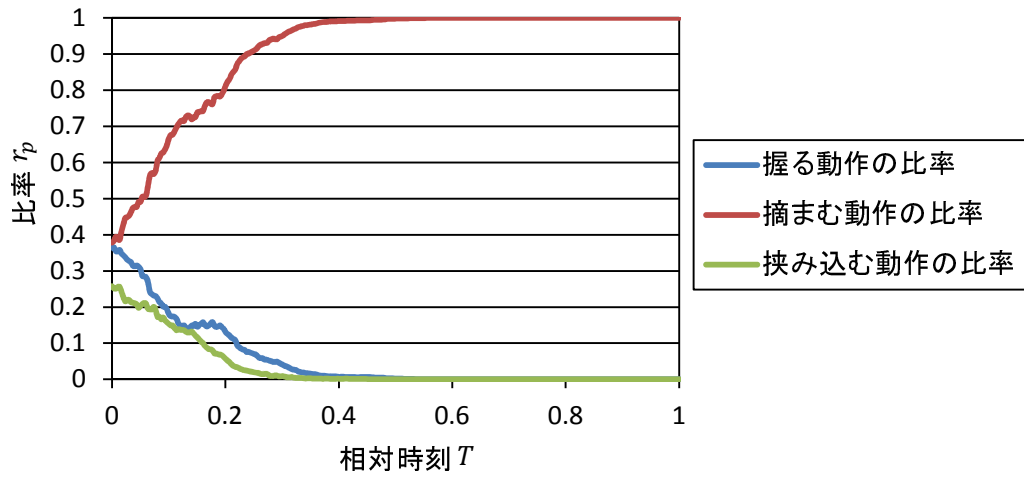


図 5.7: 実験システム 0 における掴まむ動作を行った時の各推定比率  $r_p$  の推移

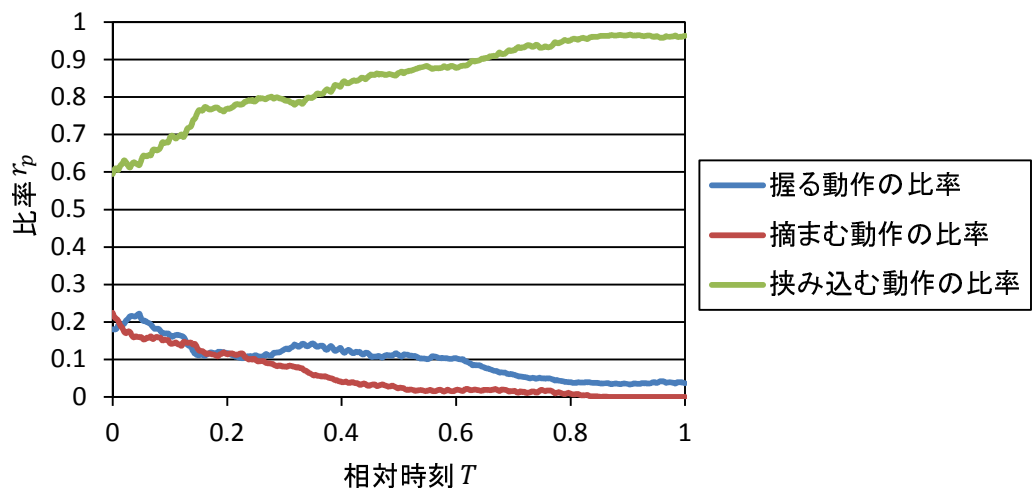


図 5.8: 実験システム 0 における挟み込む動作を行った時の各推定比率  $r_p$  の推移

### 5.3 各候補の有意性に関する評価

ここでは、各実験システムの手動作の推定精度および各指関節の推定精度について評価することで、各候補の中で最も代表手動作として適切な候補を検証する。

#### 5.3.1 各候補の手動作推定精度に関する評価

本実験では、代表手動作として設定した手動作を握る・摘まむ・挟み込む動作の3種類から候補1・候補2・候補3の手動作に変更した場合でも正しく手動作が推定できるかを確認する。そこで、5.2節と同様に実験システム1・実験システム2・実験システム3に対して、代表手動作を行ったときの各指のセンサ値のデータセットを与えた際に出力される推定比率 $r_p$ を確認する。表5.1に各実験システムから出力された動作の開始から終了までの推定比率 $r_p$ の推移の平均値を示す。表5.1における各実験システムの平均 $r_p$ 値（実験システム1:0.83、実験システム2:0.86、実験システム3:0.95）に注目すると、全ての実験システムにおいて従来システムにおける平均 $r_p$ 値0.63より高い値を示している。また、候補3においては実験システム0における平均 $r_p$ 値0.92より高い。そのため、代表手動作を従来の3種類の手動作から各候補の手動作に変更した場合でも精度よく推定可能であるといえる。

表 5.1: 推定比率  $r_p$  の平均値

手動作	実験システム1	実験システム2	実験システム3
Standard	0.94	0.98	0.98
Hook-like	0.82		0.89(MC <sub>2</sub> )
Index Ext.	0.84		
Lateral Contact	0.61	0.64	
Parallel Ext.	0.85	0.89	0.95
Tip Contact	0.94		0.99(MC <sub>3</sub> )
Tripod	0.83		
平均	0.83	0.86	0.95

#### 5.3.2 各実験システムの指関節角度推定精度に関する評価

各実験システムを用いて指関節角度の推定精度についての評価実験を行った。なお、真値と各実験システムから出力される指関節角度を同時に計測する方法として、センサ数が多く手の詳細な動きを計測できる CyberTouch と少数センサデータグローブを同時に装着することが考えられ

る。しかし、この方法で実験を行うと、2つのグローブの布の厚みにより各指関節角度の可動範囲が狭くなるなど、手動作に及ぼす影響が大きく正しく指関節角度を計測できない。そのため、以下の実験方法を用いた。

まず、CyberTouch を装着した手で、ある実験システム  $\alpha$  に設定されている代表手動作  $p$  を一定の時間をかけて行うことで各指関節角度を取得し、これを真値として扱う。その後、少数センサデータグローブを同じ手に装着し、同じ時間をかけて代表手動作  $p$  を行い、各指のセンサ値のデータセットを作成する。そして実験システム  $\alpha$  に対して、作成したデータセットを入力として与えた際に出力される推定指関節角度を取得し、得られた真値と推定値のデータの相対時刻  $T$  が対応する箇所では指関節角度誤差を算出する。この際、従来システムおよび実験システム 0 には掴まむ動作を行った時のデータセットを与え、実験システム 1 および実験システム 2 には Tripod を行ったときのデータセットを与え、実験システム 3 には MC<sub>2</sub> を行った時のデータセットを入力し、指関節角度を取得する。表 5.2 に各実験システム別に設定された代表手動作を入力した時の指関節角度誤差について示す。

また、各実験システムでは設定されていない手動作を入力した場合の指関節角度誤差についても同様にして評価を行った。この際、入力される手動作は、物体把持を目的としつつも本稿で代表手動作の再考察の参考にした分類法や手形状とは異なるものであるほうが望ましい。そこで、ロボットハンド・アームの協調的機構を作成する目的で、上肢の動きや手の動き、把持対象物体との接触箇所、指の使用本数や手の形態形成時の接触面形状などの情報を基に把持分類を行った大西らの分類法 [30] の中から、手形状や物体把持に使用する指の本数や手掌の使用の有無などを考慮し、5つの手動作 (図 5.9) を選び、これを実験の入力に用いる代表手動作以外の手動作とした。また、実験システム 1・実験システム 2 に対して MC<sub>2</sub> を行った時のデータセットを入力した時の指関節角度誤差および従来システム・実験システム 0・実験システム 3 に対して Tripod を行った時のデータセットを入力した時の指関節角度誤差についても、代表手動作以外の手動作を行った時の指関節角度誤差として評価を行った。表 5.3-5.7 に、図 5.9 に示す 5つの手動作を各実験システムに対して入力した時の指関節角度誤差について示す。表 5.8 に実験システム 1・実験システム 2 に MC<sub>2</sub>、従来システム・実験システム 0・実験システム 3 に Tripod を行った時のデータセットを入力した時の指関節角度誤差について示す。表 5.2 の平均値から、代表手動作を入力した場合は従来システムにおける指関節角度誤差が最も大きく、実験システム 2 における指関節角度誤差が最も小さいという結果が得られた。また、表 5.3-5.7 の平均値から、代表手動作以外の 5つの手動作を入力した場合においても同様の結果が得られたが、表 5.8 の平均値からは実験システム 3 における指関節角度誤差が最も小さいという結果が得られた。

ここで、これらの実験システム間における指関節角度誤差の差が有意なものであるか検証を深めるために有意差検定を行う。まず、各実験システムに代表手動作を入力した場合は 5 群 (従来システム、実験システム 0、実験システム 1、実験システム 2、実験システム 3) からなる 1 元配

置の分散分析を行い、代表手動作以外を入力した場合の実験システム1・実験システム2に対してMC<sub>2</sub>、従来システム・実験システム0・実験システム3に対してTripodを行った時のデータセットを入力した際においては、同様の5群からなる1元配置の分散分析を行い、入力手動作を図5.9の5つの手動作とした際においては、実験システムと入力手動作を要因とする5（従来システム、実験システム0、実験システム1、実験システム2、実験システム3）×5（Palm-Cone、5-Cone、4-Bowl、3-Cylinder、2-Cylinder）の2元配置の分散分析を行った。その結果をそれぞれ表5.9、表5.10、表5.11に示す。表5.10からは有意な差は確認されないが、表5.9および表5.11から実験システム間における指関節角度誤差に有意な差が確認された。また、表5.11において実験システムと入力手動作間に交互作用がないことが確認された。そのため、主効果である実験システム間のみ注目し、有意な差が確認された代表手動作を入力した場合と代表手動作以外の図5.9の5つの手動作を入力した場合のそれぞれの指関節角度誤差についてTurkey法による多重比較を行った。その結果をそれぞれ表5.12、表5.13に示す。なお、それぞれの表におけるlwrは信頼区間の下限値、uprは信頼区間の上限値を示す。これらの表から、代表手動作を入力した場合と代表手動作以外を入力した場合の両者において従来システムより他の実験システムの方が有意に指関節角度誤差が小さいという結果が確認された。また、代表手動作を入力した場合においては、各代表手動作の候補間に指関節角度誤差の有意な差は確認されないが、代表手動作以外を入力した場合においては、候補2を代表手動作とした実験システム2の指関節角度誤差が握る・摘まむ・挟み込む動作を代表手動作とした実験システム0および候補1を代表手動作とした実験システム1の指関節角度誤差より有意に小さい（実験システム2-実験システム0： $p < .05$ 、実験システム1-実験システム2： $p < .01$ ）。これらのことから、従来システムに対して3章で述べた提案手法を適用することで有意に指関節角度の推定精度が向上し、さらに代表手動作を握る・摘まむ・挟み込む動作の3種類の手動作から候補2のStandard、Lateral Contact、Tripod、Parallel Ext.の4種類の手動作に変更した方が、有意に指関節角度の推定精度が向上することが確認できた。

表 5.2: 代表手動作を入力した時の関節角度誤差 [度]

	拇指	示指	中指	環指	小指	平均
従来システム	12.2	14.4	5.25	18.7	6.50	11.4
実験システム0	5.79	7.98	5.57	7.30	4.90	6.31
実験システム1	8.34	5.70	3.94	3.46	6.50	5.59
実験システム2	5.90	2.51	3.20	4.92	3.00	3.91
実験システム3	7.22	4.21	3.20	4.53	4.22	4.68

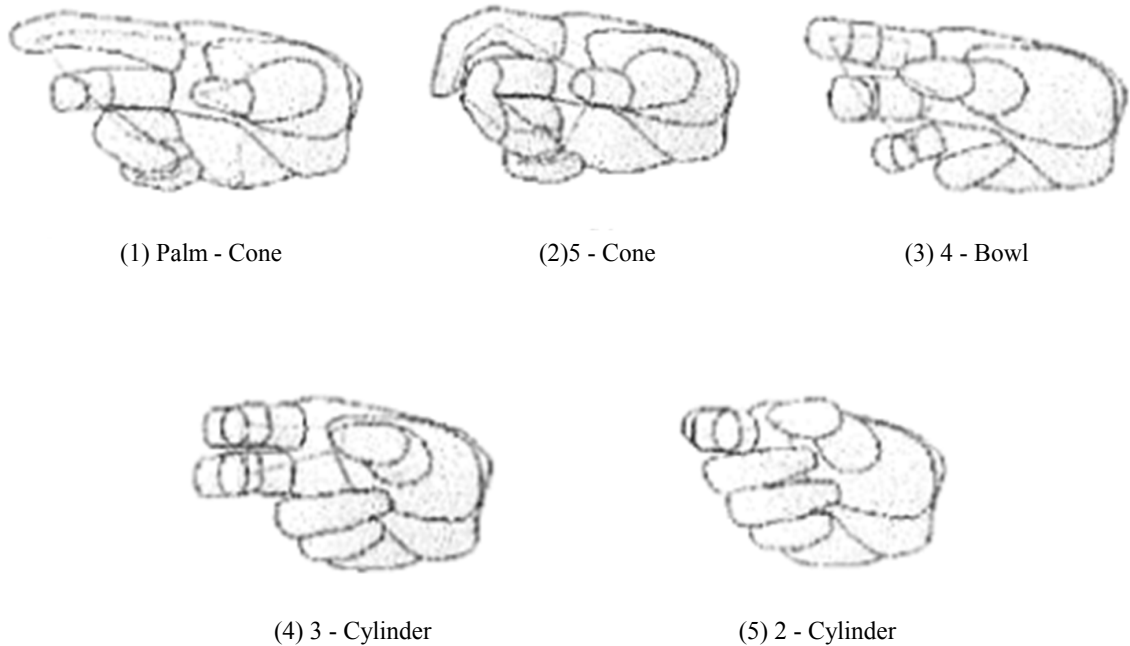


図 5.9: 各実験システム入力する代表手動作以外の手動作

#### 5.4 仮想手の挙動の自然らしさについて

本実験では、実験システム2を用いて実際にユーザに、代表手動作・図5.9の5つの手動作・自由な手動作をそれぞれ行ってもらい、推定したユーザの手動作に基づいて表示したCGの手の挙動が実際の手動作にどれだけ近く感じられるかを確認した。また、仮定「ユーザの手動作は代表手動作の合成動作として表現できる」の妥当性を確認した。実験は20代の右利きの成人男性3人に対して行った。また、評価はリッカート法による7段階の尺度とし、「意図した手動作と完全に一致する」を7点、「意図した手動作とまったく異なる」を1点、「意図した手動作を取得できている」を4点とした。なお、各指関節角度推定時に使用する式(2.10)、(2.11)における各パラメータ  $E_{pij}$ 、 $H_{pij}$  などは事前に被験者ごとに手動で調整している。実験の結果を表5.14に示す。各入力手動作ごとの平均点に注目すると、代表手動作では6.0点、代表手動作以外の5つの手動作では5.3点、自由な手動作では4.7点の評価が得られた。これらの点数から、被験者が様々な把持動作を行ったとしても、ある程度正確に取得できていることがわかる。ただし、非把持動作を含む自由な手動作での評価が若干低かったのも事実である。総合的に判断して、把持動作を中心とした手動作を対象とした場合には、「ユーザの手動作は代表手動作の合成動作として表現できる」という前提に基づいて、少数センサデータグローブからユーザの多様な手動作の関節角度推定が可能である。

表 5.3: 従来システムに代表手動作以外の5つの手動作を入力した時の関節角度誤差 [度]

	拇指	示指	中指	環指	小指	行平均
Palm-Cone	12.0	7.40	5.25	17.6	23.9	13.22
5-Cone	11.5	16.4	19.3	26.2	31.6	21.0
4-Bowl	14.1	9.86	8.53	16.9	18.5	13.6
3-Cylinder	10.8	16.5	16.1	23.3	24.5	18.2
2-Cylinder	8.81	12.6	20.3	17.0	25.2	16.8
列平均	11.4	12.5	13.9	20.2	24.7	16.6

表 5.4: 実験システム0に代表手動作以外の5つの手動作を入力した時の関節角度誤差 [度]

	拇指	示指	中指	環指	小指	行平均
Palm-Cone	10.6	9.09	3.93	14.9	10.3	9.76
5-Cone	12.5	13.3	15.7	24.8	18.0	16.9
4-Bowl	13.2	9.48	9.26	15.7	8.11	11.2
3-Cylinder	11.0	13.1	13.3	21.9	13.6	14.5
2-Cylinder	9.04	11.0	16.6	17.4	12.0	13.2
列平均	11.3	11.2	11.8	18.9	12.3	13.1

表 5.5: 実験システム1に代表手動作以外の5つの手動作を入力した時の関節角度誤差 [度]

	拇指	示指	中指	環指	小指	行平均
Palm-Cone	12.1	3.97	9.88	13.5	18.8	11.7
5-Cone	12.7	9.48	16.4	17.9	21.5	15.6
4-Bowl	15.3	5.64	13.1	13.7	18.2	13.2
3-Cylinder	15.5	8.80	16.2	15.7	20.6	15.4
2-Cylinder	4.84	8.65	16.1	11.7	16.8	11.6
列平均	12.1	7.31	14.4	14.5	19.2	13.5

表 5.6: 実験システム 2 に代表手動作以外の 5 つの手動作を入力した時の関節角度誤差 [度]

	拇指	示指	中指	環指	小指	行平均
Palm-Cone	9.36	4.08	9.25	11.7	13.7	9.63
5-Cone	11.5	8.08	13.8	11.1	13.1	11.5
4-Bowl	14.1	5.12	12.6	9.91	14.8	11.3
3-Cylinder	14.6	7.54	14.8	8.52	14.5	12.0
2-Cylinder	4.09	6.65	12.2	4.99	8.03	7.19
列平均	10.8	6.29	12.5	9.26	12.8	10.3

表 5.7: 実験システム 3 に代表手動作以外の 5 つの手動作を入力した時の関節角度誤差 [度]

	拇指	示指	中指	環指	小指	行平均
Palm-Cone	13.9	3.92	9.67	10.3	17.6	11.1
5-Cone	11.4	9.74	15.0	12.5	15.2	12.8
4-Bowl	11.2	5.89	12.8	9.07	17.8	11.3
3-Cylinder	8.25	9.35	15.5	10.4	15.9	11.9
2-Cylinder	6.26	7.55	13.1	7.68	10.9	9.10
列平均	10.2	7.29	13.2	9.99	15.4	11.2

表 5.8: 実験システム 1・実験システム 2 に MC<sub>2</sub>、従来システム・実験システム 0・実験システム 3 に Tripod を入力した時の関節角度誤差 [度]

	拇指	示指	中指	環指	小指	平均
従来システム	9.5	13.9	15.4	12.0	17.5	13.7
実験システム 0	9.75	13.5	11.1	9.36	15.9	11.9
実験システム 1	8.5	9.4	9.1	6.5	18.5	10.4
実験システム 2	9.4	9.6	9.6	6.5	17.6	10.5
実験システム 3	8.2	8.7	8.7	7.4	12.2	9.0

表 5.9: 入力手動作を入力した場合の指関節角度誤差に関する 1 元配置の分散分析結果

変動因	平方和	自由度	平均平方	F 値
実験システム	343.2	4	85.81	16.19 ***
誤差 (郡内)	238.6	45	5.30	
全体	581.8	49		

\*\*\*:  $p < .001$ 表 5.10: 実験システム 1・実験システム 2 に MC<sub>2</sub>、従来システム・実験システム 0・実験システム 3 に Tripod を入力した時の関節角度誤差に関する 1 元配置の分散分析結果

変動因	平方和	自由度	平均平方	F 値
実験システム	135.3	4	33.82	1.333 (n.s.)
誤差 (郡内)	1141	45	25.37	
全体	1277	49		

n.s.: 非有意

表 5.11: 代表手動作以外の 5 つの手動作を入力した場合の指関節角度誤差に関する 2 元配置の分散分析結果

変動因	平方和	自由度	平均平方	F 値
実験システム	1195	4	298.8	17.68 ***
入力手動作	378.4	4	94.61	5.597 ***
交互作用	432.8	16	37.22	1.600 (n.s.)
全体	2005	24		

\*\*\*:  $p < .001$  n.s.: 非有意



表 5.12: 代表手動作を入力した場合の指関節角度誤差に関する多重比較結果

	lwr	upr	<i>p</i> 値
従来システム - 実験システム 0	2.12	7.97	< 0.001 ***
従来システム - 実験システム 1	2.84	8.69	< 0.001 ***
従来システム - 実験システム 2	4.51	10.4	< 0.001 ***
従来システム - 実験システム 3	3.75	9.60	< 0.001 ***
実験システム 1 - 実験システム 0	-3.64	2.20	0.955 (n.s.)
実験システム 1 - 実験システム 2	-1.25	4.59	0.491 (n.s.)
実験システム 1 - 実験システム 3	-2.02	3.83	0.903 (n.s.)
実験システム 2 - 実験システム 0	-5.32	0.533	0.156 (n.s.)
実験システム 2 - 実験システム 3	-3.69	2.16	0.945 (n.s.)
実験システム 3 - 実験システム 0	-4.55	1.30	0.518 (n.s.)

\*\*\*: $p < .001$  n.s.:非有意

表 5.13: 代表手動作以外の5つの手動作を入力した場合の指関節角度誤差に関する多重比較結果

	lwr	upr	<i>p</i> 値
従来システム - 実験システム 0	1.14	5.91	< 0.001 ***
従来システム - 実験システム 1	0.750	5.52	0.00330 **
従来システム - 実験システム 2	3.97	8.74	< 0.001 ***
従来システム - 実験システム 3	2.99	7.76	< 0.001 ***
実験システム 1 - 実験システム 0	-2.00	2.77	0.991 (n.s.)
実験システム 1 - 実験システム 2	0.834	5.60	0.00234 **
実験システム 1 - 実験システム 3	-0.140	4.63	0.07617 (n.s.)
実験システム 2 - 実験システム 0	-5.22	-0.448	0.0109 *
実験システム 2 - 実験システム 3	-3.36	1.41	0.794 (n.s.)
実験システム 3 - 実験システム 0	-4.24	2.77	0.206 (n.s.)

\*: $p < .05$  \*\*: $p < .01$  \*\*\*: $p < .001$  n.s.:非有意

表 5.14: 各手動作の評価点

	代表手動作	代表手動作以外の5つの手動作	自由な手動作
被験者 1	6	6	5
被験者 2	6	5	4
被験者 3	6	5	5
平均	6.0	5.3	4.7

## 第6章 むすび

本研究では、従来の手動作推定手法では考慮していない同一ユーザが実際に代表手動作を行ったときの少数センサデータグローブから出力されるセンサ値の個人内変動を考慮することで手動作推定手法を改良し、さらにユーザの行っている手動作をすべての代表手動作の合成動作とすることで、各関節の角度推定精度の向上を図った。また、代表手動作として設定している握る・摘まむ・挟み込む動作の3種類の手動作が、他の多様な手動作を表現するのに適切か否かを再考察することで、新たな代表手動作の候補を見出し、医学的知見を基に推定精度を向上した。提案した手動作推定手法では、まず代表手動作を行った時のセンサ値の個人内変動をヒストグラムや正規性の検定により計測した。そして、計測結果から各指のセンサ値の分布は正規分布に従うと仮定し、5つのセンサ値を特徴量とした5次元特徴空間に多変量正規分布の確率密度関数に基づく式を設定する。その後、この式から出力される値の中で最大となるものを選択し、ユーザの手動作を3種類の代表手動作の合成動作として考え、ユーザの手動作に対する各代表手動作の比率を算出する。この算出された比率を重み係数とし、代表手動作別に算出された各指関節角度の加重平均を算出することで、ユーザの各指関節角度を取得した。また、これまでに議論していない代表手動作の種類については、医学的な知見を基に分類された14種類の把持フォームを基に、適切な代表手動作を選定した。まず14種類の各把持フォームに至るまでの指関節角度の推移から、7種類に選定したものを候補1とし、これをクラスタリングした結果を基に4種類に選定したものを候補2とした。さらに、同一クラスに属する複数の手動作から平均動作を構築し、これを含む4種類を候補3とした。本研究における実験の結果、提案した手動作推定手法は従来手法より手動作の推定精度が向上し、有意に指関節角度の推定精度が向上することが確認された。また、代表手動作を握る・摘まむ・挟み込む動作の3種類の手動作から候補2におけるStandard、Lateral Contact、Tripod、Parallel Ext.の4種類の手動作に変更することで、有意に指関節角度の推定精度が向上することが確認され、各候補の中で候補2が最も代表手動作として適していることが分かった。また、総合的に判断して、把持動作を中心とした手動作を対象とした場合には、「ユーザの手動作は代表手動作の合成動作として表現できる」という前提に基づいて、少数センサデータグローブからユーザの多様な手動作の関節角度推定が可能であるといえる。

今後の課題としては、ユーザの手掌の形状や厚さ・指の長さに応じて、センサ値などを自動的にキャリブレーションすることが挙げられる。また、自動でキャリブレーションを行った上で、多くのユーザに実際に各候補が代表手動作として設定された実験システムをそれぞれ自由に使用して

もらい、ユーザの使用感に関する調査を行うなどして、さらに少数センサデータグローブのデータ補正に最適な代表手動作を検証することが挙げられる。将来的には、把持を目的としないジェスチャー動作なども考慮に入れるなどして、人の手の多様な動作をすべて少数センサデータグローブにより正確に取得可能なデータ補正法の実現を目指したい。

## 謝辞

本研究を進めるにあたって、日頃から多大な御尽力をいただき、ご指導を賜った名古屋工業大学 舟橋健司 准教授に心から感謝致します。また、本研究に対してご検討、ご協力頂きました名古屋工業大学 山本大介 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、御協力いただ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。

最後に、本研究に多大なご協力を頂いた舟橋研究室諸氏に心から感謝致します。

## 参考文献

- [1] 舘暲, 佐藤誠, 廣瀬通孝, “日本バーチャルリアリティとは”, バーチャルリアリティ学, 日本バーチャルリアリティ学会 (編), pp. 2-22, (株) 工業調査会, 2010.
- [2] 緒方正人, 長坂学, 乾谷徹, 坂本英男, 高波健太郎, 榎山和秀, 窪田吉信, “患者固有の形状データに基づく手術手技訓練用シミュレータ”, 情報処理学会論文誌 53 (1), pp. 421-431, 2012-01-15.
- [3] 星野准一, 張磊, 中野敦, “パノラマ画像による没入型会話環境”, 社会技術研究論文集 2(0), pp. 167-172, 2004.
- [4] 黒崎ひろみ, 中野晋, 小川宏樹, 岡部健士, 村上仁士, “2006 年度工学部新入生を対象とした防災教育の実施と防災意識調査”, 大学教育研究ジャーナル 4, pp. 15-21, 2007-03-00.
- [5] 瀬戸崎典夫, 森田祐介, 武田仰, “ニーズ調査に基づいた多視点型 VR 教材の開発と授業実践”, 日本バーチャルリアリティ学会論文誌 Vol.11, No.4, pp. 537-544, 2006.
- [6] 星野准一, 張磊, 中野敦, “パノラマ画像による没入型会話環境”, 社会技術研究論文集 2(0), pp. 167-172, 2004.
- [7] 陳維英, 藤木隆司, 有田大作, 谷口倫一郎, “複数カメラを用いた実時間三次元手形状推定”, 画像の認識・理解シンポジウム, pp.328-333, 2006.
- [8] Vitor F. Pamplona, Leandro A. F. Fernandes, Joao Prauchner, Luciana P. Nedel eManuel M. Oliveira, “The Image-Based Data Glove”, Proceedings of X Symposium on Virtual Reality (SVR'2008), Joao Pessoa, 2008. Anais do SVR 2008, Porto Alegre:SBC, 2008, (ISBN:857669174-4). pp.204-211.
- [9] 株式会社パックス・コーポレーション: パワーグローブ
- [10] Essential Reality 社: グローブ型デバイス P5, <http://essential-reality.com/>
- [11] Pablo Temoche, Esmitt Ramirez, Omaira Rodrigues, “A Low-cost Data Glove for Virtual Reality”, En el Proceeding del XI International Congress of Numerical Methods in Engineering and Applied Sciences (CIMENICS), pp. TCG 31-36, 2012

- [12] Nattapong Tongrod, Teerakiat Kerdcharoen, Natthapol Watthanawisuth, Adisorn Tuantrant, “A Low-Cost Data-Glove for Human Computer Interaction Based on Ink-Jet Printed Sensors and ZigBee Networks ”, 2010 International Symposium on Wearable Computers (ISWC), pp. 1-2, 2010
- [13] Fifth Dimention Technologies: 5DT Data Glove Ultra, <http://www.5dt.com/>
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 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, 33D -6 (DVD-ROM), 2011.
- [17] ELKOURA G, “Handrix: Animating the Human hand”, Proceedings of the 2003 ACM SIGGRAPH /Eurographics Symposium on Computer Animation, pp. 110-119, 2003.
- [18] 福田浩士, 福村直博, 片山正純, 宇野洋二, “対象物の認知と手の把持形状の計算との関係 : ヒトの把持運動への計算論的アプローチ” 電子情報通信学会論文誌, Vol.J82-DII, No.8, pp. 1314-1326, 1999.
- [19] 中村宜孝, 宮里勉, 岸野文郎, “把持動作における preshaping の解析とターゲット予測, 電子情報通信学会論文誌”, Vol.J80-A, No.6, pp. 1003-1013, 1997.
- [20] 山崎仁之, “把持対象に注目した動作計測に基づく手のアニメーション”, 奈良先端科学技術大学院大学修士学位論文, 2006.
- [21] 勘田益男, “落石対策工設計マニュアル”, 理工図書, 2002.
- [22] 池田直人, 池内克史, “人間からロボットへの日常の動的把持スキルの伝達”, 東京大学大学院生産技術研究所修士学位論文, 2004.
- [23] Napier JR, “The prehensile movements of the human hand”, J Bone Joint Surg 38(B), pp. 902-913, 1956.
- [24] 鎌倉矩子, 中田眞由美, 山崎せつ子, “手の運動の基本パターン”, 神経進歩, vol. 42, no. 1, pp. 7-16, 1998.

- [25] C. Jacobson and L. Sperling, "Classification of the handgrip, a preliminary study", *J Occup Med* 18, pp. 395-398, 1976.
- [26] MacKenzie CL, Iberall T, "The grasping hand", In *Advances in Psychology* 104, eds by Stelmach GE, Vroom PA, North-Holland Amsterdam, pp. 15-45, 1994.
- [27] M. R. Cutkosky, "On grasp choice, grasp models and the design of hands for manufacturing tasks", *IEEE Trans. Robot. Autom*, Vol.5, No.3, pp. 269-279, 1989.
- [28] 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.
- [29] 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.
- [30] 大西謙吾, 宮川浩臣, 田島孝光, 齊藤之男, "人間形ロボットハンドの高機能化に関する研究 - ハンド・アームの動作分類を用いた接触覚センサベース制御", *バイオメカニズム* 16, pp. 155-165, 2002.



## 発表論文リスト

1. 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, 2013.
2. 高橋寛昌, 舟橋健司, “医学的知見を利用した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”, 日本バーチャルリアリティ学会第18回大会論文集, 33C-2(DVD-ROM), 2013.
3. Hiromasa Takahashi, Kenji Funahashi, “A Data Adjustment Method of Low-priced Data-glove based on Representative Hand Motion Using Medical Knowledge”, Proc. ICAT2013 (UFD; USB Flash Drive), 2013.