

平成 27 年度 修士論文

センサ位置が限定された低価格データグローブの
データ補正法

Data Adjustment Method of Low-priced Data-glove
that Sensor Positions are Limited

指導教員
舟橋 健司 准教授

名古屋工業大学院 工学研究科 情報工学専攻
平成 26 年度入学 26417619 番

森 裕太郎

目次

第1章	はじめに	1
第2章	従来の指関節角度推定法	6
2.1	代表手動作に基づく指関節角度推定	6
2.1.1	センサ値の正規化	6
2.1.2	代表手動作の選定	7
2.1.3	代表手動作ごとの指関節角度推定	10
2.1.4	センサ値分布を考慮した手動作推定	11
2.2	ユーザの手形状に応じたパラメータ推定	12
2.2.1	手のサイズの定義	12
2.2.2	パラメータとセンサ値サンプルデータの決定	14
2.2.3	分散共分散行列の決定	14
第3章	センサ位置が限定されたデータグループの指関節角度推定	16
3.1	代表手動作に対する考察	16
3.2	代表手動作における第3関節角度推定	19
3.2.1	重回帰分析による指関節角度推定	20
3.2.2	変数を削減した重回帰分析	21
3.2.3	重回帰式の妥当性	24
3.3	擬似逆行列を用いた手動作推定	25
3.3.1	ムーア-ペンローズの擬似逆行列	27
3.3.2	ノイズ除去	28
第4章	実験	37
4.1	代表手動作ごとの指関節角度推定	37

4.2 未知の手動作に対する指関節角度推定	40
第5章 むすび	45
謝辞	47
参考文献	48
発表論文リスト	52

第1章 はじめに

近年、バーチャルリアリティ (Virtual Reality , 以下 VR) に対する注目が高まっており、VR に関わる様々な研究・開発が行われている。VR とは、「見かけ上は現物と異なるが、それが有する効力や本質は現物そのものである」という意味であり、計算機上に仮想の環境を構築して人間の五感を刺激することで、ユーザはあたかもそれが現実であるかのように知覚することとなる [1]。VR 技術により、「現実で同様の環境を構築するよりも人員や費用などのコストが少なく済む」、「危険性が高く現実では容易に実験や訓練ができない場合でも、安全に実行することができる」、「何度でも繰り返しが可能」といった恩恵を受けることができる。VR システムが利用されている分野は医療、建築、教育、自動車、宇宙開発と幅広い。例として、医療分野における手術訓練シミュレータ [2] や、自動二輪車のライディングシミュレータ [3] が挙げられる。前者は歯科医療の現場において、ドリリングの際の力覚の違いをシミュレータで体感することで、偶発的な血管損傷を未然に防ぐ技術を身に付けることが期待されている。また後者については、二輪車における車両性能の実験や評価の際に有用であると考えられている。二輪車は四輪車と比べてライダの動作の影響が大きいため、車両評価の際の評価手法の確立や同一条件の用意が困難である。そこでシミュレータを用いることで、テストライダに大きな負担や危険を与えることなく定量的評価を行うことができる。しかしこれらの VR システムは総じて大規模・高コストであり、我々の身近にも普及しているとは言い難い。一方で、近年では Oculus VR 社による「Oculus Rift」[4] や、ソニー・コンピュータエンタテインメント社から発売が予定されている「PlayStation VR」[5] に注目が集まるなど、一般家庭レベルでの VR コンテンツに適したインターフェースが普及し始め、関心が高まっている。当研究室では、こうした一般家庭でも利用可能な VR コンテンツの提案を行ってきた。「バーチャルお料理教室」[6] は、単身赴任者や、一人暮らしを始める学生や新社会人などを想定し、実際に手を動かして料理の手順を学習することを目的としている。そのために、リアリティとインタラクティブ性に優れた安価なシステムの実現を目指してい

る。また、小中学生程度を対象とした「VR 化学実験体験システム」[7]の開発も行っている。これは不登校あるいは病気等により学校で実験ができない子どもでも、手を動かして理科の実験を行えることを目指したものである。

ところで、VR システムの要件である「高い没入感」を得るために、どのようなインタフェースを用いるかというのは重要である。計算機における一般的なインタフェースとしてはマウスやキーボードが挙げられる。しかし、例えば「仮想空間内に存在する物体を操作する」という行為を考えてみると、これらは高い没入感を得られるインタフェースとは言い難い。これに対して、同様の目的で利用した際に高い没入感が得られるインタフェースとしてデータグローブがある。データグローブはVR 分野で広く用いられているインタフェースであり、手指に備えたセンサから各指関節の屈曲具合を測定することができる。手指の挙動に関する詳細なデータを取得するためには、センサを多数備えていることが望ましい。しかし、センサを多数備えたデータグローブは高価であり、一般家庭を対象としたVR コンテンツのインタフェースとしては適当でない。それに対して、一般家庭での利用を想定した比較的安価なデータグローブも存在するが、そのようなデータグローブは取得できるデータが一部限定されるなどの問題がある。一般家庭での安価なデータグローブの使用に関しては、「より安価で機能も十分なデータグローブそのものの開発」と「既存の安価なデータグローブの効果的な利用」という二つのアプローチが考えられる。前者に関わる研究として、Nattapong Tongrodら [8] は、高い導電性を示すフィルムを用いて新たに製作したベンドセンサ・圧力センサと、ZigBee モジュールを用いることでデータグローブを構成することを試みている。これらは比較的安価に構成可能であるが、20度以下の曲げ角が認識できないという問題が残されている。また当研究室を含めて、カメラ画像から手の姿勢を推定する、擬似的なデータグローブの作成を目指した研究も行われている [9]-[11]。これらの研究で提案されている手法を用いたシステムも安価に構成可能であるが、「異なる姿勢を同一のものとして誤認識してしまう」、「手首の姿勢などに制約が加えられる」といった問題がある。一方、後者の「既存のデータグローブを効果的に利用する」アプローチとしては、Francescoらの研究 [12] や前原らの研究 [13] がある。Francescoらは、安価なデータグローブを装着してハンドジェスチャを行ったときに得られるセンサ値を5次元の特徴ベクトルとして扱い、学習ベクトル量子化 (Learning Vector Quantization, 以下LVQ) の考えに基づいてハンドジェスチャのリアルタイム認識を試みている。LVQにより、性別や体格の制約なく90%以上の高い認識率

を示すことが可能となっているが、認識できるのは事前に用意しておいたハンドジェスチャに限られるために未知のハンドジェスチャは認識できず、指関節の屈曲角度も測定することはできない。前原らは、ジョイスティックなど既存の入力機器が持つ機能をデータグローブで代用し、可搬性に優れたインタフェースの実現可能性を示しているが、複雑な指の動きに対応するには至っていない。当研究室でも、「既存の安価なデータグローブから全ての指関節角度を取得するデータ補正法」の提案を行ってきた。人が日常生活の中で手動作を行う際に、物体操作を目的とした動作が多いことから、文献 [14] ではユーザが行う手動作を把持動作であると仮定したデータ補正法の提案を行っている。この手法では、人が日常行い得る把持動作の中から代表的と思われる3種類の把持動作を想定し、ユーザが行う把持動作はそれらの代表手動作を合成したものとして表現する。ある単一の代表手動作については、事前にその代表手動作を行った際のセンサ値と指関節角度の真値との対応関係を調べておくことで、各指関節角度を推定することができる [15]。現在のセンサ値と、事前にサンプリングされた代表手動作のセンサ値データから現在のユーザの手動作の種類を推測し、各代表手動作を行っているときと想定した時の指関節角度を、その代表手動作の比率に基づいて加重平均を算出することで、最終的なユーザの指関節角度を決定している。しかしこの手法では、代表手動作のセンサ値サンプルデータにおけるセンサ値のばらつきが考慮されていない。そこで文献 [16] では、センサ値のばらつきを考慮した手動作推定手法を提案している。文献 [14] の手動作推定手法は5次元空間中のユークリッド距離に基づいて比率を算出していたのに対して、この手法では多変量正規分布の確率密度関数に基づく式を設定し、各代表手動作に対する尤度を求めることで手動作推定を行っている。また文献 [17][18] では、人が日常行う把持動作の中から、代表手動作とするのに適した把持動作の選定を行っている。

ところで当研究室で提案してきたこれらの手法では、センサ数が少ないデータグローブとして、各指につき1本、指の第2関節と第3関節（本稿では以後、指の先端の関節から順に第1関節、第2関節、第3関節と呼称する）を覆うようにバンドセンサが備えられ、手全体で計5本のバンドセンサが存在するデータグローブを想定していた。具体的には、そのようなデータグローブとして5DT Data Glove 5Ultra（図 1.1）[19] を実験で用いていた。しかし、データグローブの中には DG5 VHand（図 1.2）[20] のような、各指の第2関節部のみしかバンドセンサが備えられていないデータグローブも存在する。このようなデータグローブを利用する場合、各指のセンサ値は直接的には第2関節の運動のみによってしか変化



図 1.1: 5DT Data Glove 5Ultra



図 1.2: DG5 VHand

しない。第1関節角度については、第2関節角度との間に比例関係が存在することが分かっているため、第2関節角度から決定することができる[21]。第3関節については、関節の運動が直接的にセンサ値を変化させないため、従来提案してきた指関節角度推定法を第3関節角度の推定にそのまま適用することは適切でない。また文献[16]で提案している手動作推定法では、システムに与える代表手動作のセンサ値サンプルデータについて、各サンプル点におけるセンサ値の分散共分散行列の逆行列を求めておく必要がある。しかし本研究で想定するデータグループはその性質上、サンプル点によっては逆行列が定義できない箇所が存在する。そのため文献[16]の手動作推定法を単純に利用することはできない。そこで本論文では、第2関節部にのみベンドセンサが備えられたデータグループに適したデータ補正法を提案する。まず従来研究で想定していたデータグループにおいて最も適当としていた代表手動作について、再考を行った。具体的には、第3関節角度の運動が主である手動作を、代表手動作とする意義が薄いとして代表手動作から削減した。その上で、各代表手動作を行っているとした時の指の第3関節角度は、各指同士の相関関係を利用し複数の指のセンサ値を用いて推定することを試みた。重回帰分析によって推定式を構築し、各指のセンサ値が第3関節角度推定に与える影響の大きさの大小を判断することで、冗長な計算の削減を図った。また手動作推定のためのセンサ値サンプルデータのサンプル点における逆行列が定義できない箇所については、ムーア-ペンローズの擬似逆行列を併用し、さらにノイズ除去を行うことで文献[16]の手動作推定手法を行うことを可能とした。

以下、第2章で従来研究で想定していたデータグループのための指関節角度推定手法について延べ、第3章で本研究で提案する指関節角度推定手法について述べる。第4章では、提案した指関節角度推定手法の有用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 従来の指関節角度推定法

本章では，本研究に至るまでに当研究室で提案してきた，センサが第2関節と第3関節にまたがる少数センサデータグループのための指関節角度推定手法について述べる．

2.1 代表手動作に基づく指関節角度推定

人が日常生活の中で行う手動作は様々なものが考えられるが，日常生活の中である手動作を行う際，物体の操作を目的とした動作が多い[22]．そこでこの手法では，様々な手動作の中から，物体を把持することを目的とした「把持動作」に注目する．まずユーザが行う手動作を把持動作であると仮定し，人が行いうる把持動作の中から，いくつかの代表的な手動作を選定しておく．ユーザが行う未知の手動作を，これらの代表手動作を何らかの比率で合成した「合成動作」として表現することで，各指の関節角度を推定する．

2.1.1 センサ値の正規化

同一ユーザが同一ブランドのデータグループを使用する場合でも，出力されるセンサ値にはデータグループごとの個体差がある．ところが，次項以降で述べる代表把持動作ごとのセンサ値サンプルデータを，データグループ一個体ごとに収集するのは煩雑である．そこで，同一ユーザ・同一ブランドのデータグループという条件の下でのデータグループごとの個体差をなくすため，センサ出力値を正規化することを考える．まず，データグループを装着した状態で指を動かし，各センサ出力値を収集する．各指関節が0度の状態を開始状態とし，各指の第3関節が30度，60度，90度の時のセンサ値データを取得する．この時，各指の第1関節，第2関節は動かさないものとする．収集したセンサ値データから，図2.1のような散布図を作成し，正規化後の値とセンサ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*のセンサ値を正規化した値 S_i を表す以下の関係式が導出できる．

$$S_i = N_{1i}s_i + N_{2i} \quad (2.1)$$

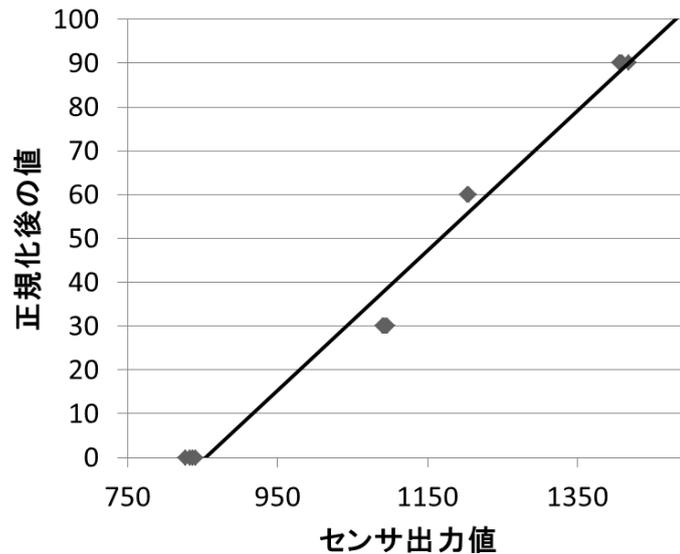


図 2.1: センサ出力値に対する近似直線

ここで、 s_i は指 i のセンサ出力値であり、 N_{1i} 、 N_{2i} は定数を表す。この正規化後の値 S_i を用いることで、別個体のデータグループであっても同一のセンサ値サンプルデータを用いることが可能となる。

2.1.2 代表手動作の選定

ユーザの手動作を合成動作として表現するにあたって、「どのような手動作を代表手動作として選定するか」という問題は非常に重要である。例えば、似たような手動作ばかりを代表手動作として選定すると、それらの合成動作として表現できる手動作も似たような動作ばかりになってしまい、人が行う多様な手動作を表現することはできない。また、代表手動作に多様性があったとしても、それらが人が日常行いうる手動作からあまりにもかけ離れているのは、ユーザの手動作を表現するためには適当でない。そこで、文献 [18] では、人が行う多様な手動作を表現するために適当な代表手動作の検討を行っている。現在までに行われている把持動作分類法は、Napier[23] や Schlesinger[24] による「偶然的考察による分類」や、Jacobsonら [25]、Iberall[26] による「理論的考察による分類」、Cutkosky[27] や鎌倉ら [28][29] による「帰納的考察による分類」などがある。文献 [18] では、その中から鎌倉らによる分類法を基に、7 種類の把持動作（図 2.2、手を開いた状態と図中それぞれの姿勢との

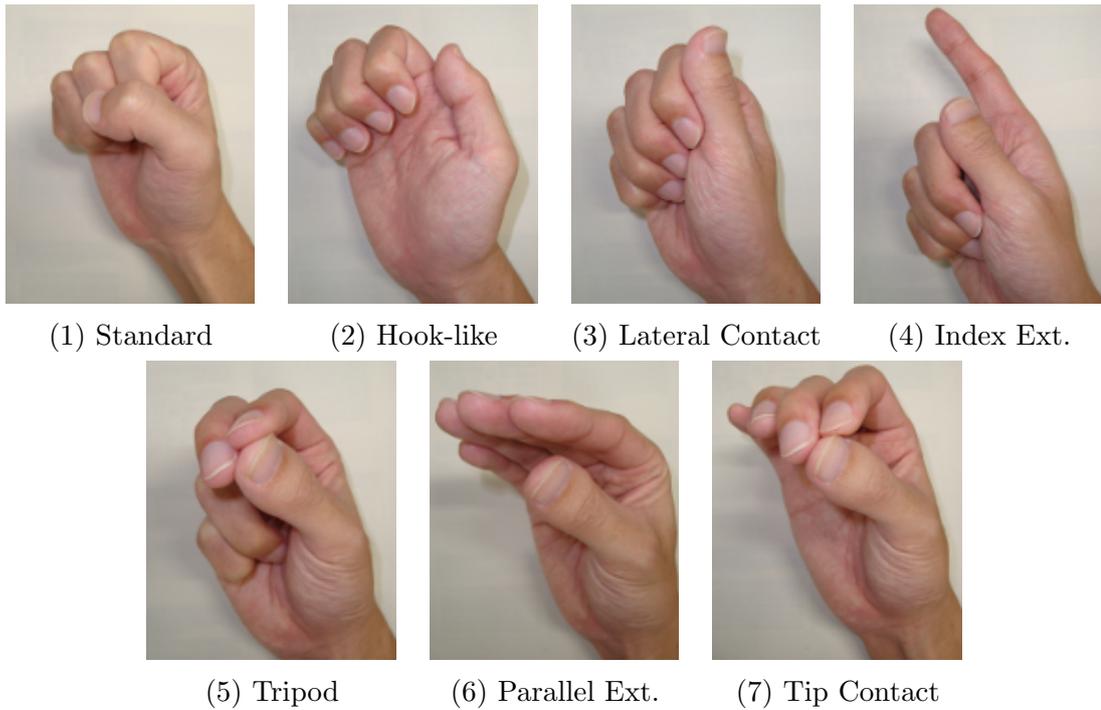


図 2.2: 代表手動作の候補となる把持動作

間の動作)を選出している。そしてそれらについて、以下のような3つの代表手動作の候補セット(表 2.1)を決定している。まず、7種類の手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している Standard, Parallel Ext. に加えて、複数の手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もっとも小さい Lateral Contact, Tripod を選出し、計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 に属する手動作に対して、その平均手動作 MC_2 および MC_3 (図 2.3) 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 [18] 中における検証実験の結果から、代表手動作としては候補 2 (Standard, Lateral Contact, Tripod, Parallel Ext.) が適しているという結論が得られている。

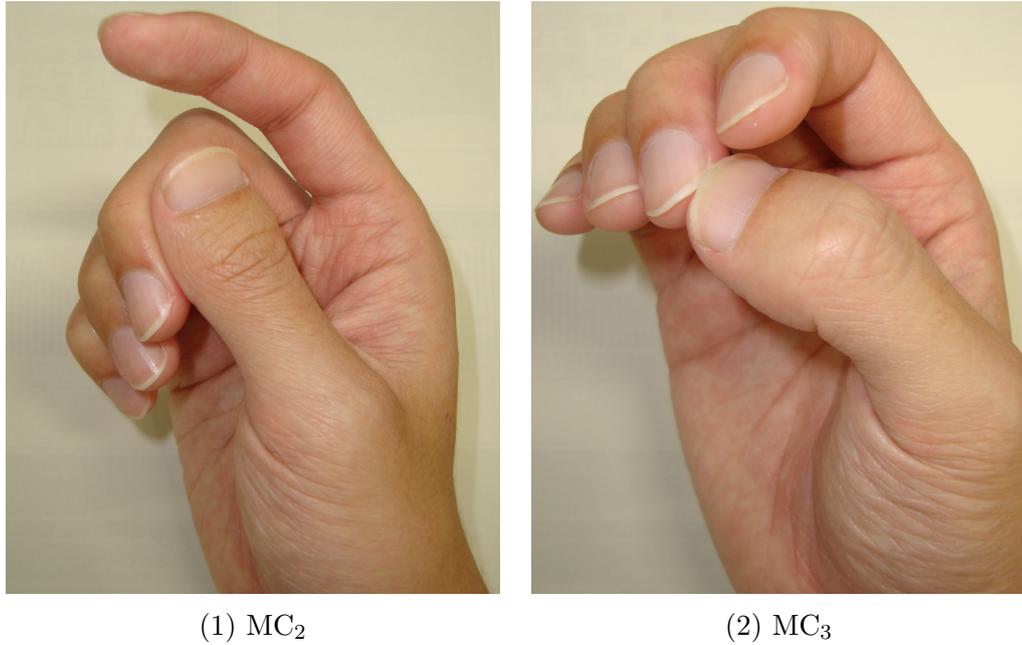
図 2.3: 平均手動作 MC_2 , MC_3

表 2.1: 代表手動作の候補セット

	候補 1	候補 2	候補 3
Standard			
Hook-like		-	-
Lateral Contact			-
Index Ext.		-	-
Tripod			-
Tip Contact		-	-
Parallel Ext.			
MC_2	-	-	
MC_3	-	-	

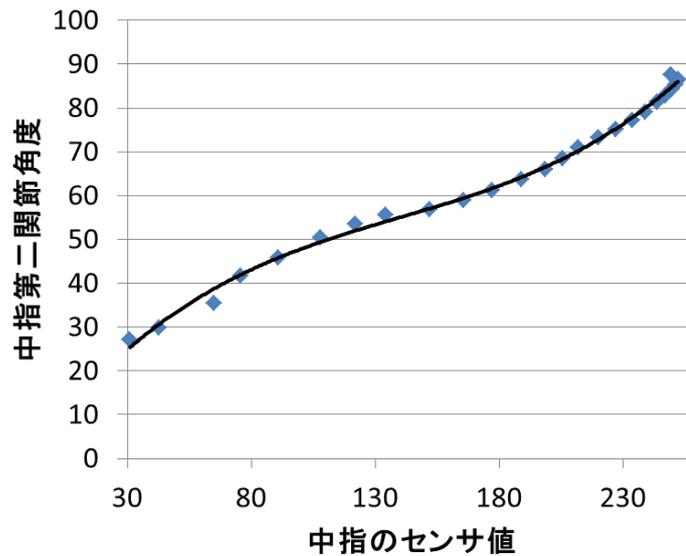


図 2.4: センサ出力値と真値との対応関係の例

2.1.3 代表手動作ごとの指関節角度推定

それぞれの代表手動作を行っているときの各指関節角度は，事前にセンサ値と各指関節角度との対応関係を調べておくことで決定可能である．まず，少数センサデータグローブを装着した状態で代表手動作をそれぞれ複数回，一定の時間をかけて行い，その際の各時刻におけるセンサ値サンプルデータを取得する．また，各代表手動作を行った際の指関節角度の真値も取得する．当研究室では，指関節角度の真値としてセンサを多数備えたデータグローブから得られた値を用いている．そして少数センサデータグローブのセンサ値サンプルデータと指関節角度の真値について，同時刻におけるそれぞれの平均値を対応付けることで図 2.4 のような対応関係を得ることができる．この対応関係から，最小二乗法により代表手動作 p における指 i の第 j 関節角度 θ_{pij} について次のような関係式が導出される．なお，指の第 1 関節角度については第 2 関節角度との間に比例関係が存在することが明らかになっているため，第 2 関節角度から算出することができる [21]．

$$\theta_{pi1} = \frac{2}{3}\theta_{pi2} \quad (2.2)$$

$$\theta_{pi2} = E_{pi2}S_i^3 + F_{pi2}S_i^2 + G_{pi2}S_i + H_{pi2} \quad (2.3)$$

$$\theta_{pi3} = E_{pi3}S_i^3 + F_{pi3}S_i^2 + G_{pi3}S_i + H_{pi3} \quad (2.4)$$

ここで、 S_i は指 i におけるセンサ出力値を表し、 E_{pij} 、 F_{pij} 、 G_{pij} 、 H_{pij} は定数である。これらの式を用いることで、各代表手動作を行っているとしたときの各指関節角度を推定することができる。

2.1.4 センサ値分布を考慮した手動作推定

ユーザの手動作を合成動作として表現するためには、ユーザが行っている手動作がどの代表手動作に近いのかを比率として算出しなければならない。ユーザの手動作が代表手動作のいずれかである場合には、センサ出力値は代表手動作のセンサ値サンプルデータと同一か、あるいは近い値になると予想される。しかし、そのような値になることは稀である。実際には、ある把持動作を行った際のセンサ出力値がばらつくことを考慮して手動作推定を行う必要がある [16]。サンプリングされたセンサ値に対して、D'Agostino-Pearson 検定を有意水準 5%で行うと有意差が認められないことから、センサ値は多変量正規分布にしたがうと仮定できる。そこで、各指のセンサ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 2.5 を設定する。

$$L_{pn}(S : \mu_{pn}, \Sigma_{pn}) = \exp \left\{ -\frac{1}{2}(S - \mu_{pn})^T \Sigma_{pn}^{-1} (S - \mu_{pn}) \right\} \quad (2.5)$$

ここで、 S はセンサ値ベクトル、 μ_{pn} および Σ_{pn} は代表手動作 p における n 点目のセンサ値平均ベクトル、分散共分散行列を表す。実際にデータグループからセンサ出力値が得られた場合、式 2.5 より出力される値の中で最大となるものを次式 2.6 に従い選択することで、現在のセンサ出力値に対する代表手動作 p における尤度を求めることができる。

$$L_p = \max_n \{ L_{pn}(S : \mu_{pn}, \Sigma_{pn}) \} \quad (2.6)$$

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 2.7 のように決定される。

$$r_p = \frac{L_p}{\sum_{p=1}^P L_p} \quad (2.7)$$

P は代表手動作として設定した手動作の総数を表す。実際にユーザの指関節角度を求める際には、まず式 2.2~2.4 を用いて、各代表手動作ごとの指関節角度を求める。次に、式 2.7 で表される各比率を求める。最後に式 2.8 のように、各代表手動作を行っている想定した時

の指関節角度を，合成動作を構成する代表手動作に基づいて各指関節角度の加重平均を算出することで，ユーザの指 i の第 j 関節角度 θ_{ij} を決定する．

$$\theta_{ij} = \sum_{p=1}^P r_p \cdot \theta_{pij} \quad (2.8)$$

以上の手順により，ユーザの指関節角度を決定することができる．

2.2 ユーザの手形状に応じたパラメータ推定

人間の手は，その形状や大きさなどに様々な個人差がある．そのため，前節で述べた推定式における各パラメータやセンサ値サンプルデータは，事前にユーザ個人に合わせた値を時間をかけて求めておかなければならない．しかし，それに伴う作業は煩雑であり，新規ユーザにその都度煩雑な作業を強いるのは理想的ではない．そこで，ユーザ個人の手形状に合わせて簡易的にパラメータを決定することを試みる [30]．

2.2.1 手のサイズの定義

人の手形状は，各指の長さ・太さや掌の大きさなど，いくつかの要素から成り立っている．ここでは簡易化のために，図 2.5 に示されるような「手のサイズ」という値を導入する．ただし，ここで手のサイズは「手首の皺の部分から中指先端までの直線距離」と定義される．事前に，手のサイズが異なる複数人から手を握った姿勢（図 2.2 における Standard に同じ）における各指のセンサ値の合計値を取得しておき，散布図を作成しておく（図 2.6）．この散布図から，センサ合計値と手のサイズとの関係を近似する直線を求めることで，式 2.9 を得ることができる．

$$H_{size} = aS_{total} + b \quad (2.9)$$

ここで， H_{size} は手のサイズ， S_{total} はセンサ合計値を表し， a ， b は定数である．この式を用いることで，手のサイズが未知である新規ユーザに対して，手を握った際のセンサ合計値から手のサイズを推定することができる．

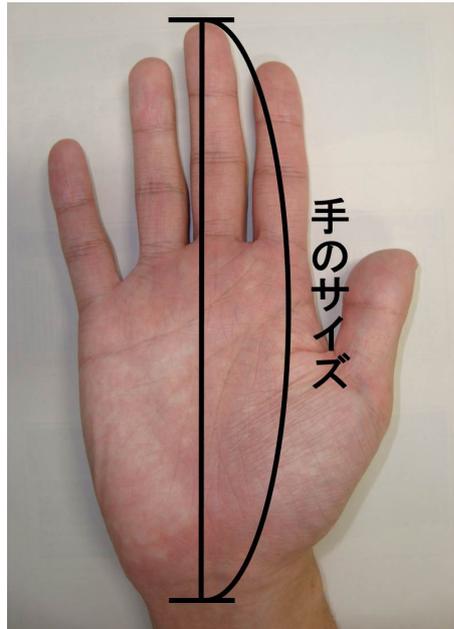


図 2.5: 手のサイズ

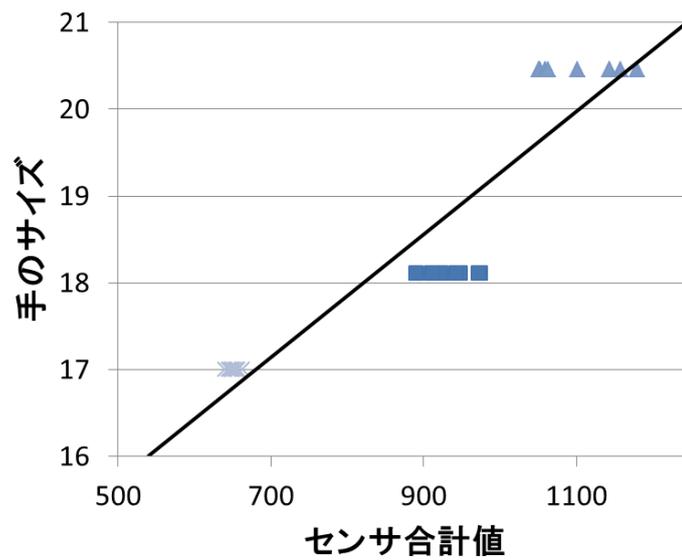


図 2.6: センサ合計値と手のサイズの関係

2.2.2 パラメータとセンサ値サンプルデータの決定

推定された手のサイズを用いて，未知のユーザ u のための式 2.3, 2.4 における各パラメータを決定する．

$$E_{upij} = \frac{(h_u - h_B)E_{Apij} + (h_A - h_u)E_{Bpij}}{h_A - h_B} \quad (2.10)$$

$$F_{upij} = \frac{(h_u - h_B)F_{Apij} + (h_A - h_u)F_{Bpij}}{h_A - h_B} \quad (2.11)$$

$$G_{upij} = \frac{(h_u - h_B)G_{Apij} + (h_A - h_u)G_{Bpij}}{h_A - h_B} \quad (2.12)$$

$$H_{upij} = \frac{(h_u - h_B)H_{Apij} + (h_A - h_u)H_{Bpij}}{h_A - h_B} \quad (2.13)$$

ここで， h_u は推定されたユーザの手のサイズであり， h_A, h_B は，事前に手のサイズを測定しておいた者の中で，手のサイズがユーザのものに近い2者 A, B のものを表す ($h_A > h_B$)． $E_{Apij} \sim H_{Apij}$ ，および $E_{Bpij} \sim H_{Bpij}$ はそれぞれ A, B の指関節角度推定のためのパラメータであり，こちらも事前に求めておく．また，手動作推定のためにはユーザが各代表手動作を行った際のセンサ値サンプルデータ μ_{upn} が必要となる．パラメータ決定と同様に，ユーザの手のサイズの加重平均から式 2.14 のように各代表手動作のセンサ値サンプルデータを決定する．

$$\mu_{upn} = \frac{(h_u - h_B)\mu_{Apn} + (h_A - h_u)\mu_{Bpn}}{h_A - h_B} \quad (2.14)$$

ただし μ_{Apn}, μ_{Bpn} は， A, B が各代表手動作を行った際のセンサ値サンプルデータを表す．式 2.10~2.14 を用いることで，ユーザの手のサイズにあわせて，指関節角度推定のために必要な各パラメータとセンサ値サンプルデータを決定する．

2.2.3 分散共分散行列の決定

式 2.5 を用いて手動作推定を行う場合，ユーザが各代表手動作を行った際のセンサ値の分散共分散行列が必要になる．本来それは複数回試行を行った際のセンサ値データから導出されるが，複数回の試行を新規ユーザに強いるのは負担の面から考えて適切でない．そこで，ユーザのセンサ値の分散共分散行列を直接求めることを避けるために，手のサイズが異なる人物について，分散共分散行列の同等性の検定を，有意確率 $\alpha = 0.001$ で行ったところ，有意差は認められなかった．このことから，ユーザのセンサ値データから求められる分散共

散行列を用いずとも推定精度が大幅に下がることはないと考え、未知のユーザ u の代表手動作 p における n 点目の分散共分散行列 Σ_{upn} を次のように決定する。

$$\Sigma_{upn} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \Sigma_{kpn} \quad (2.15)$$

ここで、 Σ_{kpn} は推定のベースとする人物 k の代表手動作 p のセンサ値サンプルデータにおける n 点目の分散共分散行列であり、 K は推定のベースとする人物の総数を表す。式 2.14、2.15 を用いることで、未知のユーザに対しても式 2.5 から代表手動作 p に対する尤度推定を行うことができる。

第3章 センサ位置が限定されたデータグローブの指関節角度推定

本章では，本研究で提案する第2関節部にのみセンサが存在するデータグローブのための指関節角度推定法について述べる．

3.1 代表手動作に対する考察

2章で述べたように，これまで当研究室で行われてきた研究 [18] の結果から，代表手動作は Standard, Lateral Contact, Tripod, Parallel Ext. の4種類の把持動作が適当であると結論付けられていた．このうち Parallel Ext. については，図 2.2 から確認できるように第3関節の運動が主である．そのため第2関節部にのみセンサが備えられたデータグローブを装着して Parallel Ext. を行ったとしても，センサ値があまり変化しないと考えられる．この仮説を検証するために，実際に DG5 VHAND を装着して Parallel Ext. を行った際のセンサ値のサンプリングを行った．サンプリングは複数回行い，手を開いた状態を動作の開始（相対時刻 $T = 0$ ），図 2.2 の状態を動作の終了（相対時刻 $T = 1$ ）とする．またその際の各指の屈曲速度およびサンプリングにかかる時間は，各試行間で同一とする．図 3.1~3.5 にサンプリングの結果を示す．これらの図は，横軸を式 3.1 によって求められる相対時刻，縦軸をセンサ値として，Parallel Ext. を行った際のセンサ値の変化と，各サンプル点における標準偏差を誤差範囲としてプロットしたものである．

$$T = \frac{T_P - T_S}{T_F - T_S} \quad (3.1)$$

ここで， T_P ， T_S ， T_F はそれぞれデータ取得時刻，動作開始時刻，動作終了時刻を表す．図の結果から，動作の開始から終了まででセンサ値がほとんど変化しない，もしくは変化したとしても，変化量がほぼ誤差範囲内に収まっていることが確認できる．そのため，手動作推定において Parallel Ext. を認識するのが難しいことや，Parallel Ext. を認識できたとしても指関節角度推定が困難であるという点から，代表手動作として設定する意義が失われて

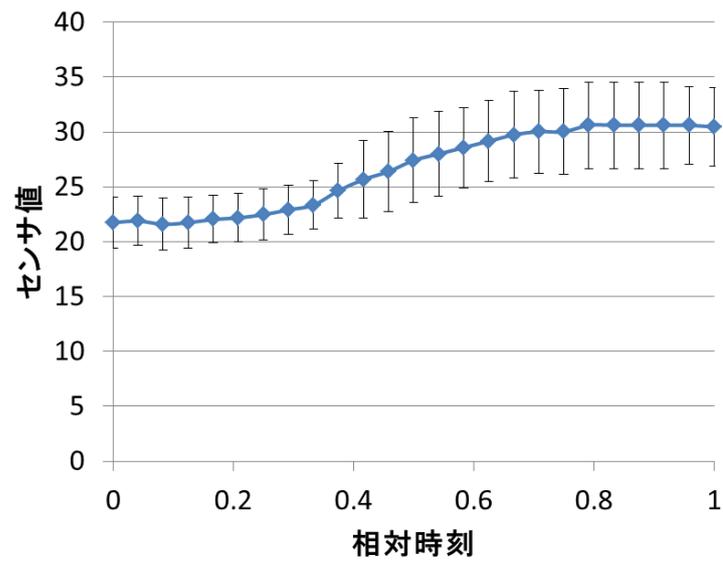


図 3.1: Parallel Ext. の拇指センサ値

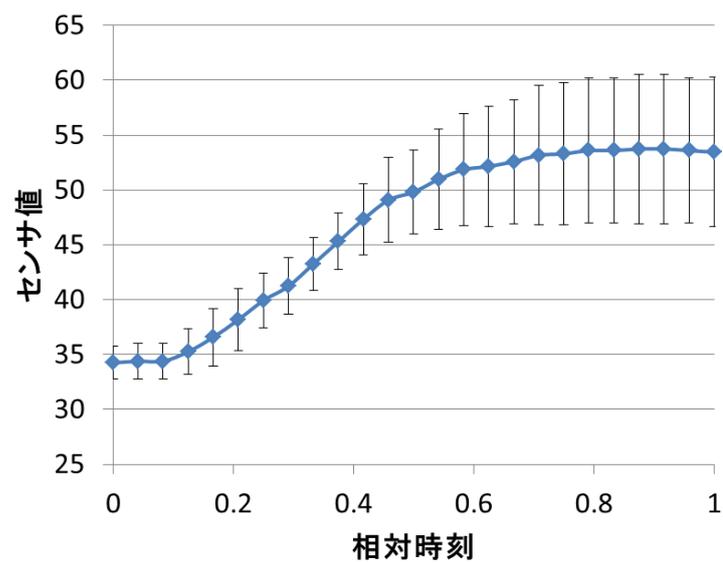


図 3.2: Parallel Ext. の示指センサ値

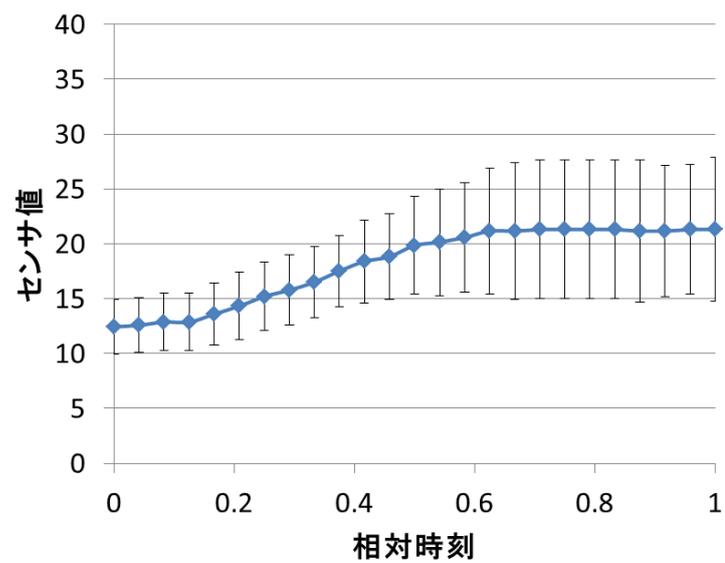


図 3.3: Parallel Ext. の中指センサー値

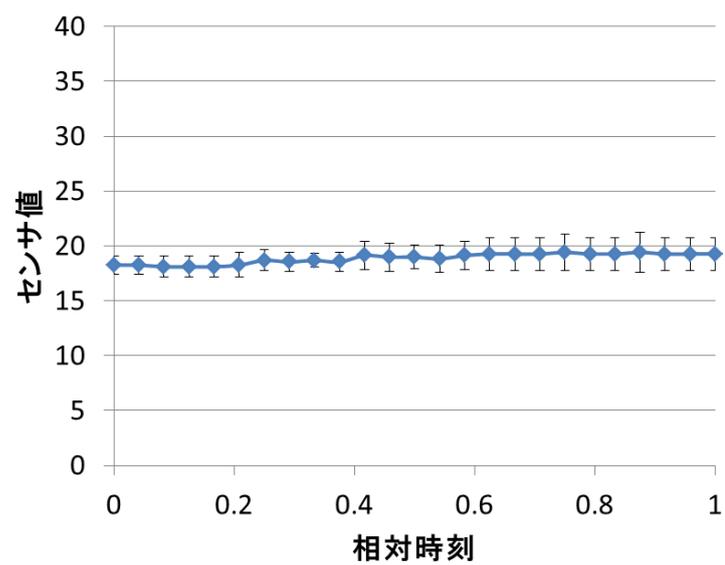


図 3.4: Parallel Ext. の環指センサー値

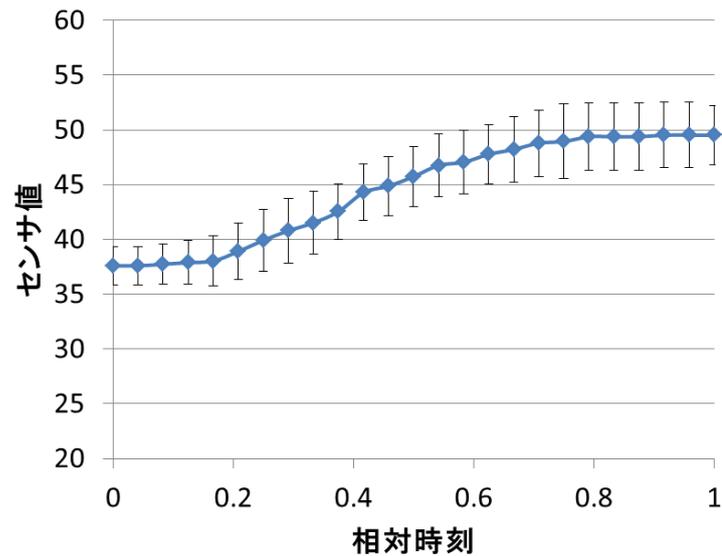


図 3.5: Parallel Ext. の小指センサ値

しまう．そこで Parallel Ext. は代表手動作から除外し，本稿では以後，Standard，Lateral Contact，Tripod の3つの手動作を代表手動作として扱うこととする．

3.2 代表手動作における第3関節角度推定

バンドセンサが第2関節と第3関節にまたがるデータグローブのための指関節角度推定法では，ある指の第3関節角度を求めるためにその指のセンサ値のみを用いていた．これは，バンドセンサが第2関節と第3関節にまたがっているため，第3関節の運動によってセンサ値が変化するという前提の上に成り立っている．しかしセンサが第2関節部だけに備えられたデータグローブを装着して手動作を行う場合，第3関節の運動はセンサ値を直接的には変化させない．第3関節と第2関節が何らかの関係性を持って運動するという条件のもとではセンサ値が間接的には変化するが，その際のセンサ値に従来のデータ補正法を適用して第3関節角度を推定しても，推定精度が落ちてしまうと予想される．ところで，ある代表手動作を行う際の指関節の屈曲の仕方はおおよそ一定であり，各試行間でそれほど違いはないと考えられる．このことから，代表手動作それぞれに，各指同士の相関関係が存在していると仮定できる．そこで本研究では，各指同士の相関関係から複数の指のセンサ値を利用して第3関節角度を求めることを試みる．なお，第1関節については従来研究で想定していたデータ

グローブも，本研究で想定しているデータグローブもバンドセンサはまたがっていないが，これは2章で述べたように第2関節角度から決定可能である．

3.2.1 重回帰分析による指関節角度推定

本研究では，指関節角度を推定するために重回帰分析による推定モデルを考える．なお，重回帰式を導出するための手法としては重回帰分析を採用する．説明変数を指のセンサ値，目的変数を指の第3関節角度とし，代表手動作 p におけるある指 i の第3関節角度 θ_{pi3} を求める推定式として式3.2を考える．

$$\theta_{pi3} = \sum_{f=1}^5 C_{pif3} S_f + I_{pi3} \quad (3.2)$$

ここで， S_f は指 f のセンサ値を表し， C_{pif3} ， I_{pi3} は定数である．まず少数センサデータグローブを装着した状態で各代表手動作を行い，時刻 $time$ における指 f のセンサ値 $S_f(time)$ を取得する．続いてセンサを多数備えたデータグローブでも同様に各代表手動作を行う．この時得られた値を指関節角度の真値 $\theta_{pi3}(time)$ とする．次に，係数 C_{pif3} および定数項 I_{pi3} を求める．得られたセンサ値および真値を実測値とすると，残差の平方和 Q は式3.3のように表される．

$$Q = \sum_{time} \left\{ \theta_{pi3}(time) - \left(\sum_{f=1}^5 C_{pif3} S_f(time) + I_{pi3} \right) \right\}^2 \quad (3.3)$$

ここで $f = 1$ のときの係数 C_{pi13} に注目すると，

$$Q = \sum_{time} \left\{ \begin{aligned} & ((S_1(time)C_{pi13})^2 + 2S_1(time)C_{pi13} \left(\sum_{f=2}^5 C_{pif3} S_f(time) + I_{pi3} \right) \\ & - 2\theta_{pi3}(time)S_1(time)C_{pi13} + \left(\sum_{f=2}^5 C_{pif3} S_f(time) + I_{pi3} \right)^2 \\ & - 2\theta_{pi3}(time) \left(\sum_{f=2}^5 C_{pif3} S_f(time) + I_{pi3} \right) + (\theta_{pi3}(time))^2 \end{aligned} \right\} \quad (3.4)$$

係数 C_{pi13} で偏微分すると，

$$\frac{\partial Q}{\partial C_{pi13}} = 2 \sum_{time} S_1(time) \left\{ \sum_{f=1}^5 C_{pif3} S_f(time) + I_{pi3} - \theta_{pi3}(time) \right\} \quad (3.5)$$

同様に，他の係数 $C_{pi f3}$ ($f = 2 \sim 5$)，定数項 I_{pi3} についても偏微分すると，

$$\frac{\partial Q}{\partial C_{pi23}} = 2 \sum_{time} S_2(time) \left\{ \sum_{f=1}^5 C_{pi f3} S_f(time) + I_{pi3} - \theta_{pi3}(time) \right\} \quad (3.6)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial C_{pi33}} = 2 \sum_{time} S_3(time) \left\{ \sum_{f=1}^5 C_{pi f3} S_f(time) + I_{pi3} - \theta_{pi3}(time) \right\} \quad (3.7)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial C_{pi43}} = 2 \sum_{time} S_4(time) \left\{ \sum_{f=1}^5 C_{pi f3} S_f(time) + I_{pi3} - \theta_{pi3}(time) \right\} \quad (3.8)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial C_{pi53}} = 2 \sum_{time} S_5(time) \left\{ \sum_{f=1}^5 C_{pi f3} S_f(time) + I_{pi3} - \theta_{pi3}(time) \right\} \quad (3.9)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial I_{pi3}} = 2 \sum_{time} \left\{ I_{pi3} + \sum_{f=1}^5 C_{pi f3} S_f(time) - \theta_{pi3}(time) \right\} \quad (3.10)$$

求める係数 $C_{pi f3}$ および定数項 I_{pi3} は，式 3.3 で表される Q を最小とする．また， Q を最小とする $C_{pi f3}$ ， I_{pi3} は，

$$\frac{\partial Q}{\partial C_{pi f3}} = \frac{\partial Q}{\partial I_{pi3}} = 0 \quad (3.11)$$

とにおいて得られる連立方程式の解に等しい．式 3.5~3.10 を連立方程式として解くことで，第 3 関節角度を推定するための式 3.2 における係数および定数項を得ることができる．

3.2.2 変数を削減した重回帰分析

前項の推定式では，説明変数として 5 本の指のセンサ値全てを用いていた．しかし，説明変数の中には目的変数に与える影響が大きいものと小さいものが存在する．目的変数に与える影響が小さい説明変数を推定式から除外した場合でも，指関節角度の推定精度が同等以上であるならば，冗長な計算を削減できると考えられる．そこで，目的変数に与える影響の大きさを判断するために，各推定式における説明変数に対して，式 3.12 から導出される t 値を求める．

$$t = \frac{C_{pi f3}}{S.E.} \quad (3.12)$$

ここで， $S.E.$ は標準誤差 (Standard Error) を表す．ここでの標準誤差とは，推定された係数の不確かさを示しており，真の係数からの乖離度合を表す指標である．個々の係数に対す

る標準誤差を求める手順を次に示す．まず，センサ値および指関節角度真値の実測値から得られる残差分散 V は，式 3.13 で表される．

$$V = \frac{Q^2}{N - m} \quad (3.13)$$

ただし， N は標本サイズ， m はパラメータの個数を表す．ここでの標本サイズはサンプル点の個数と等しいので $N = 25$ ，またパラメータは $C_{pif3}(1 \leq f \leq 5)$ ， I_{pi3} なので $m = 6$ である．さらに，指 f におけるセンサ値の偏差平方和 s_f は

$$s_f = \sum_{time} \{S_f(time) - \overline{S}_f\}^2 \quad (3.14)$$

となる．ここで， \overline{S}_f は，観測された指 f におけるセンサ値の，動作開始時から終了時までの平均値を表す．最終的に， $S.E.$ は式 3.15 によって求められる．

$$S.E. = \sqrt{\frac{V}{s_f}} \quad (3.15)$$

s_f が大きい，つまり指 f におけるセンサ値の平均値 \overline{S}_f から離れたデータが増えるほど， $S.E.$ が小さく（＝誤差が小さく）なるとみなすことができる．一般的に， t 値の絶対値が 2 より小さい場合には，統計的にはその説明変数が目的変数に与える影響は無視できるものとされている．そこで， t 値により説明変数を取捨選択した推定式 3.16，3.17 を考える．

$$\theta_{pi3} = \sum_{f=1}^5 T_{pif} C_{pif3} S_f + I_{pi3} \quad (3.16)$$

$$T_{pif} = \begin{cases} 1 & (|t| \geq 2) \\ 0 & (|t| < 2) \end{cases} \quad (3.17)$$

表 3.1～3.3 に，各代表手動作の第 3 関節角度を推定するための回帰式における t 値を示す．例えば代表手動作 Standard の小指第 3 関節角度を推定する回帰式における各説明変数の t 値は，拇指から順に 4.155，-1.036，1.959，-2.620，4.117 であり，絶対値が 2 以上であるのは拇指，環指，小指である．この場合，示指および中指のセンサ値は，Standard を行っているときの小指第 3 関節角度の推定に与える影響が小さいと判断できる．そこで，拇指，環指，小指のセンサ値と小指第 3 関節角度の真値から，前項の手順で改めて推定式の係数および定数項を求めることで，説明変数を適宜除外した第 3 関節角度推定式を式 3.16 の形で決定することができる．

表 3.1: Standard における t 値

	拇指	示指	中指	環指	小指
拇指	2.060	-3.250	-1.444	2.186	2.681
示指	-6.639	2.275	1.719	-1.306	1.795
中指	-8.053	-1.944	1.701	-0.416	5.972
環指	3.442	2.673	-1.732	-2.682	8.557
小指	4.155	-1.036	1.959	-2.620	4.117

表 3.2: Lateral Contact における t 値

	拇指	示指	中指	環指	小指
拇指	9.929	5.453	-0.432	-0.915	-2.814
示指	6.543	9.400	1.795	-6.420	1.008
中指	1.972	-0.262	-0.056	-1.672	4.095
環指	0.999	-0.144	-1.430	0.815	3.618
小指	-1.448	-3.336	-8.898	7.697	2.144

表 3.3: Tripod における t 値

	拇指	示指	中指	環指	小指
拇指	1.765	-0.085	-2.474	0.226	2.861
示指	3.889	5.833	-9.955	9.363	2.591
中指	0.585	-0.593	-0.014	-8.693	14.943
環指	2.081	0.029	-3.049	-6.624	16.118
小指	2.228	0.085	-5.755	16.389	3.087

表 3.4: 式 3.2 における決定係数 R^2

	拇指	示指	中指	環指	小指
Standard	0.99	0.99	0.99	0.99	0.99
Lateral Contact	0.95	0.99	0.99	0.99	0.99
Tripod	0.92	0.99	0.99	0.99	0.99

また，重回帰分析を用いる際には，説明変数の次数を 2 としたものも比較としてよく用いられる [31]．そこで，比較のために説明変数の次数を 2 とした式 3.18 も考える．

$$\theta_{pi3} = \sum_{f=1}^5 T_{pif} (C_{pif3} S_f + D_{pif3} S_f^2) + I_{pi3} \quad (3.18)$$

ここで， D_{pif3} は定数である．式 3.18 における各係数および定数項も，3.2.1 項で示した手順により求める．

ここまでで述べた 3 種類の式 3.2，3.16，3.18 を本稿で提案する推定モデルの候補とし，そのうちのいずれかにより各指の第 3 関節角度を推定する．

3.2.3 重回帰式の妥当性

得られた重回帰式が妥当なものであるかどうかは，決定係数 R^2 を求めることで判断できる．決定係数は寄与率とも呼ばれ，次の式で表される．

$$R^2 = 1 - \frac{Q^2}{\sum_{time} (\theta_{pi3}(time) - \overline{\theta_{pi3}})^2} \quad (3.19)$$

ここで， $\overline{\theta_{pi3}}$ は，手動作 p における指 i の第 3 関節角度真値について動作開始時から終了時までの平均を取ったものを表す．決定係数が 1 に近いほど残差が小さいということであり，その重回帰式が妥当なものであると判断できる．表 3.4~3.6 に，各代表手動作における式 3.2，3.16，3.18 の決定係数を示す．表の結果より，いずれの式における決定係数も，1 に近い値となっている．このことから，本節で導出した重回帰式が妥当なものであると結論付けることができる．

表 3.5: 式 3.16 における決定係数 R^2

	拇指	示指	中指	環指	小指
Standard	0.99	0.95	0.99	0.99	0.99
Lateral Contact	0.77	0.99	0.99	0.99	0.99
Tripod	0.88	0.99	0.99	0.99	0.96

表 3.6: 式 3.18 における決定係数 R^2

	拇指	示指	中指	環指	小指
Standard	0.99	0.97	0.99	0.99	0.99
Lateral Contact	0.98	0.99	0.99	0.99	0.99
Tripod	0.88	0.99	0.99	0.97	0.97

3.3 擬似逆行列を用いた手動作推定

本節では、第2関節部にのみセンサが備えられたデータグローブを利用する際の手動作推定手法について述べる。本章の冒頭でも述べたように、本研究で想定しているデータグローブのセンサ値は、直接的には第2関節部の運動のみによってしか変化しない。表 3.7, 3.8 に、DG5 VHand および 5DT Data Glove 5Ultra を装着して代表手動作 Standard を行った際の、ある時刻において観測されたそれぞれのセンサ値の例を示す。手動作はそれぞれのデータグローブを装着した状態で 10 回行っており、表には 10 回分のセンサ値を示す。センサ値サンプリングで複数回の試行を行うにあたって、ユーザは各指の屈曲速度、手動作時間が同一になるように努めている。しかし、人間の手は機械とは異なるため、計算上同一の時刻であったとしても、厳密には各試行間でわずかな姿勢の違いが生じている。センサ値のばらつきが生じる一因はこのためである。なお、他の要因として考えられるのは「データグローブの装着具合が異なる」などである。表の結果から、従来研究で用いていたデータグローブは、微妙な姿勢の違いもセンサ値のばらつきという形で認識できていることがわかる。これに対して、本研究で想定しているデータグローブでは、表 3.7 の示指のようにある時刻においてセンサ値の分散が 0 となることがある。これはユーザが精密機械のように同じ手動作を繰り返しているということではなく、本研究で想定するデータグローブが実空間中でのわずかな手の姿勢の違いを認識できず、同一のセンサ値を出力しやすいということを意味する。

表 3.7: Standard におけるセンサ値の例 (DG5)

試行	拇指	示指	中指	環指	小指
1	21.01	91.73	93.85	91.47	76.01
2	34.53	91.73	93.85	88.36	66.90
3	43.54	91.73	93.85	88.36	48.68
4	48.04	91.73	93.85	85.24	71.45
5	30.02	91.73	96.90	91.47	71.45
6	21.01	91.73	93.85	91.47	76.01
7	34.53	91.73	93.85	88.36	66.90
8	43.54	91.73	93.85	88.36	48.68
9	48.04	91.73	93.85	85.24	76.01
10	30.02	91.73	96.90	91.47	71.45

表 3.8: Standard におけるセンサ値の例 (5DT)

試行	拇指	示指	中指	環指	小指
1	44.48	47.86	61.31	57.93	30.21
2	45.51	71.86	61.45	56.23	44.13
3	41.39	84.02	60.49	52.66	48.20
4	45.30	76.59	71.26	63.21	49.05
5	61.14	59.26	69.90	64.01	45.31
6	76.36	81.99	71.53	53.91	36.66
7	67.31	46.84	67.17	56.15	37.34
8	46.54	59.00	62.26	53.65	45.65
9	48.18	46.12	68.40	64.72	67.73
10	65.05	44.82	67.44	61.69	52.11

また、表 3.7 の中指のように、計算上の分散は 0 ではないが、センサ値のばらつきはほとんどなく、分散が非常に小さな値となることもある。表の例のように、センサ値の分散が 0 または非常に小さな値となると、手動作推定を行う上で問題が生じる。次項から、その問題と解決策について述べる。

3.3.1 ムーア-ペンローズの擬似逆行列

表 3.7 の示指のように、代表手動作 p のセンサ値サンプルデータ中のサンプル点 n において、ある指のセンサ値の分散が 0 になると、そのサンプル点におけるセンサ値分散共分散行列は非正則となる。このとき、センサ値分散共分散行列の逆行列 Σ_{pn}^{-1} が存在しないため、式 2.5 によって代表手動作 p の n 点目のサンプルデータに対する尤度を求めることができない。そこで、線形代数学における逆行列の概念を一般化したものである、ムーア-ペンローズの擬似逆行列 (Pseudo-inverse Matrix) を導入することで問題の解決を図る [32]。ムーア-ペンローズの擬似逆行列は一般化逆行列とも呼ばれ、逆行列が定義できない非正則な行列 A に対して、もっともらしい逆行列を定めるものであり、ロボット工学の分野などで利用されている。非正則な行列 A に対して、ムーア-ペンローズの擬似逆行列を A^+ としたとき、次の 4 つの性質が成り立つ。

$$(1) AA^+ = A$$

$$(2) A^+AA^+ = A^+$$

$$(3) (AA^+)^T = AA^+$$

$$(4) (A^+A)^T = A^+A$$

さらに、これらの性質を満たす行列 A^+ はただ 1 つに決まる。センサ値サンプルデータの n 点目における非正則な $(5, 5)$ 型センサ値分散共分散行列 Σ_{pn} について、 $\text{rank}(\Sigma_{pn}) = r$ であるとき、 rank が r の $(5, r)$ 型行列 B_{pn} および $(r, 5)$ 型行列 C_{pn} を用いて、

$$\Sigma_{pn} = B_{pn}C_{pn} \quad (3.20)$$

と表すことができる．この時， Σ_{pn} に対するムーア-ペンローズの擬似逆行列 Σ_{pn}^+ は式 3.21 のように決定できる．

$$\begin{aligned}\Sigma_{pn}^+ &= C_{pn}^T (B_{pn}^T \Sigma_{pn} C_{pn}^T)^{-1} B_{pn}^T \\ &= C_{pn}^T (C_{pn} C_{pn}^T)^{-1} (B_{pn}^T B_{pn})^{-1} B_{pn}^T\end{aligned}\quad (3.21)$$

逆行列が定義できないサンプル点では，式 2.5 におけるセンサ値分散共分散行列の逆行列 Σ_{pn}^{-1} の代替として，ムーア-ペンローズの擬似逆行列 Σ_{pn}^+ を用いることで，手動作推定を行うことができる．

3.3.2 ノイズ除去

本研究で想定するデータグローブは動作範囲が比較的狭いため，手を開いた状態や大きく曲げた状態ではセンサ値が変化しない．しかし，表 3.7 の中指は，動作範囲外であるにも関わらずノイズとしてセンサ値が変化している．この場合，計算上の分散は 0 ではないが，正しい逆行列が求められないため手動作推定が行えない．このことを確認するため，検証を行った．まず，各代表手動作を行った際のセンサ値のテストデータをそれぞれ 10 試行分用意した．検証を行う実験システムは，2.1.4 項の手法により，入力されたセンサ値データから各代表手動作の比率を求める．なお実験システムに与えておく事前データについて，センサ値の分散が 0 となる指があるサンプル点では，前項で述べたムーア-ペンローズの擬似逆行列を求め，非常に小さな値であってもセンサ値の分散が 0 でないものについては，わずかなセンサ値のばらつきをノイズとしてそのまま含ませている．図 3.6~3.8 に，各代表手動作を行った際の，ある一試行分のテストデータを与えたときの，手動作比率の推定結果を示す．また，図 3.9~3.11 に，10 試行分のテストデータを用いて手動作推定を行った際の手動作比率について，同時刻の値を平均した結果を表す．各グラフは横軸に式 3.1 から求められる手動作の相対時刻，縦軸に推定された手動作の比率をとっている．さらに，表 3.9 に，全テストデータの全時刻における推定比率を平均した結果を示す．

推定された結果を見ると，まず図 3.6~3.8 について，ところどころのデータにおいて，急激な比率の低下が発生していることが確認できる．これは，わずかなセンサ値のばらつきがノイズとして含まれたために生じた結果である．図 3.9~3.11 に示された全テストデータの平均比率を見ても，手動作の推定比率が非常に不安定なものになっていることが確認できる．特に図 3.10，3.11 でその傾向が顕著である．ノイズを含んだデータでは手動作推定が行え

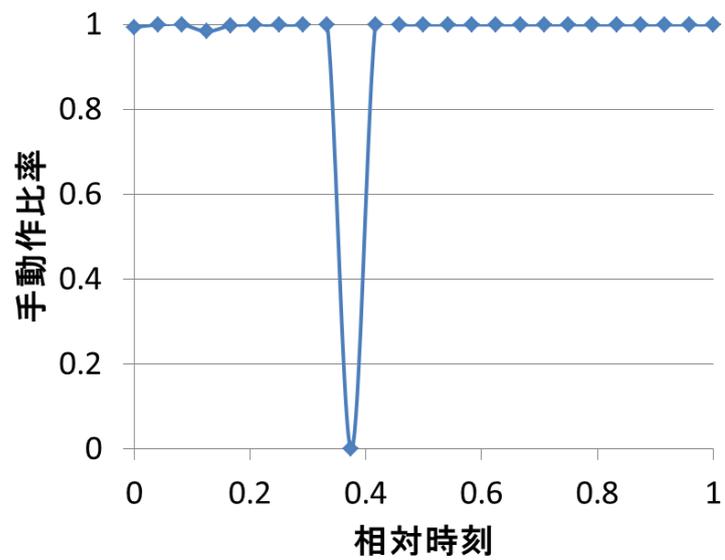


図 3.6: Standard を行った際の手動作比率 (1 試行分のテストデータ-ノイズ有)

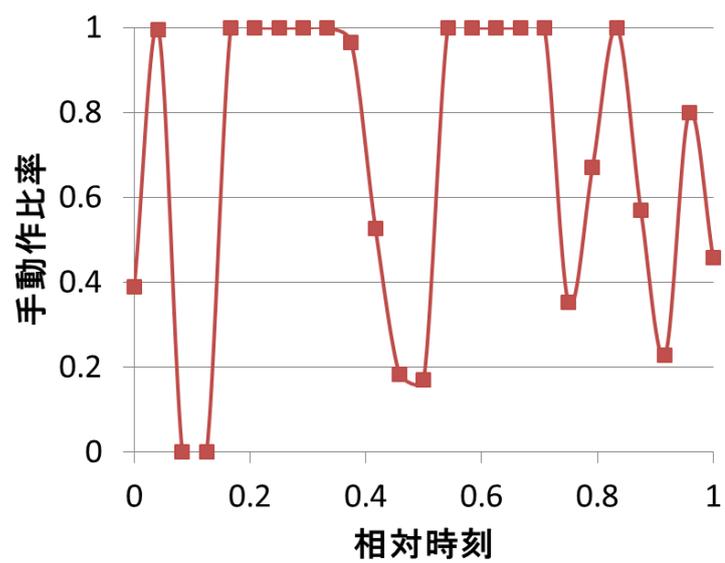


図 3.7: Lateral Contact を行った際の手動作比率 (1 試行分のテストデータ-ノイズ有)

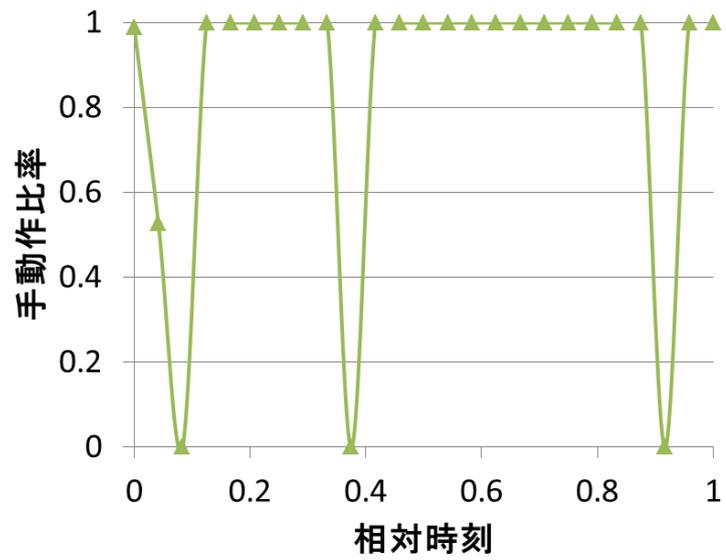


図 3.8: Tripod を行った際の手動作比率 (1 試行分のテストデータ-ノイズ有)

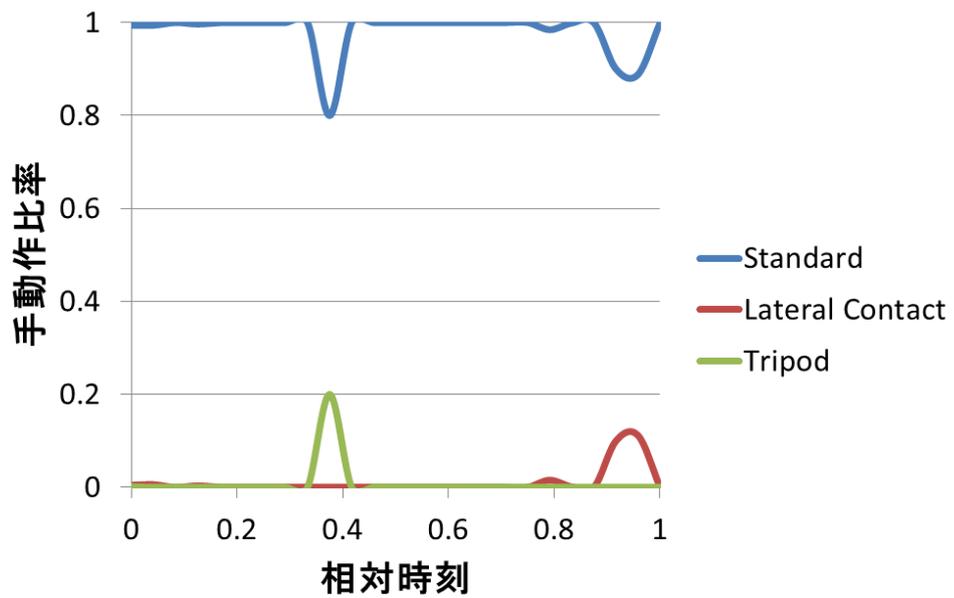


図 3.9: Standard を行った際の手動作比率 (10 試行分のテストデータの平均-ノイズ有)

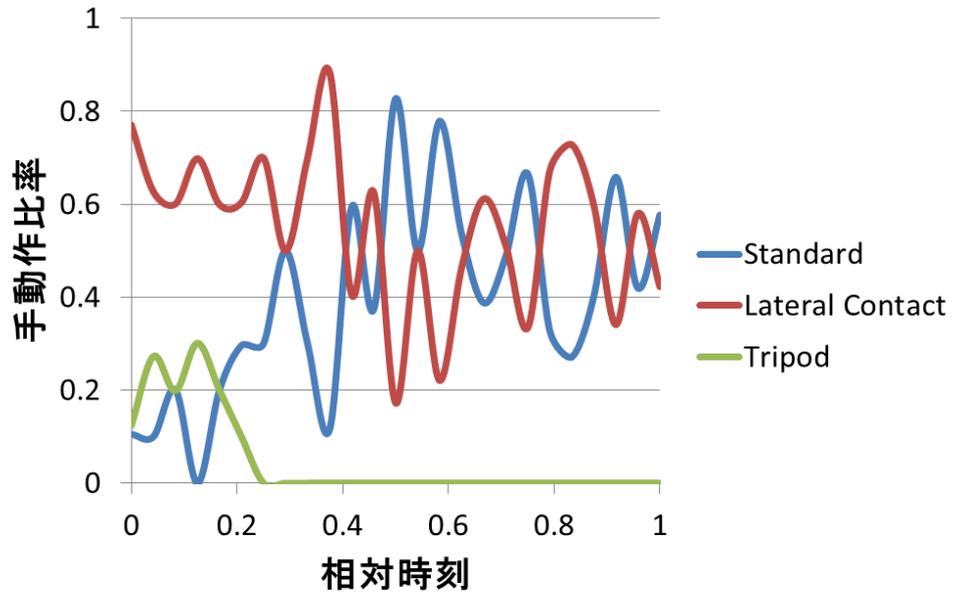


図 3.10: Lateral Contact を行った際の手動作比率 (10 試行分のテストデータの平均-ノイズ有)

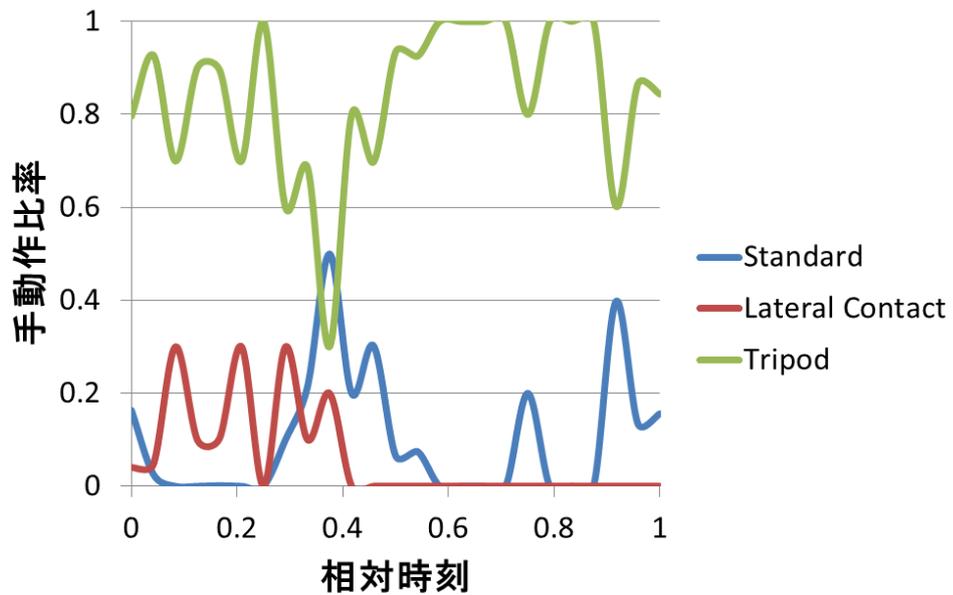


図 3.11: Tripod を行った際の手動作比率 (10 試行分のテストデータの平均-ノイズ有)

表 3.9: ノイズを含むセンサ値データで推定された手動作比率

		推定された比率		
		Standard	Lateral Contact	Tripod
行う手動作	Standard	9.8×10^{-1}	9.8×10^{-3}	8.0×10^{-3}
	Lateral Contact	4.0×10^{-1}	5.6×10^{-1}	4.8×10^{-2}
	Tripod	1.0×10^{-1}	6.0×10^{-2}	8.4×10^{-1}

表 3.10: ノイズを除去したセンサ値データで推定された手動作比率

		推定された比率		
		Standard	Lateral Contact	Tripod
行う手動作	Standard	8.7×10^{-1}	1.1×10^{-1}	1.7×10^{-2}
	Lateral Contact	1.0×10^{-2}	9.7×10^{-1}	2.3×10^{-2}
	Tripod	1.6×10^{-5}	3.1×10^{-2}	9.7×10^{-1}

ないことが、検証により確認できた。そこで、代表手動作 p を行った際のセンサ値サンプルデータのサンプル点 n におけるセンサ値の分散を式 3.22 に従い 0 とすることでノイズを除去する。

$$V_{pifn} = 0 \quad (V_{piin} < \epsilon) \quad (3.22)$$

ここで、 V_{pifn} は、代表手動作 p のセンサ値サンプルデータのサンプル点 n における、指 i と指 f ($1 \leq f \leq 5$) の共分散を表す。 $f = i$ のとき、 V_{pifn} ($= V_{piin}$) は指 i のセンサ値の分散を表す。また、 ϵ は閾値であり、経験的に決定している。ある指のセンサ値の分散が 0 ではないものの非常に小さい値のとき、その指のセンサ値の分散と、その指が関わるセンサ値の共分散を 0 とする。これにより、ノイズの影響によって生じる推定比率の急激な低下という現象を防ぐことができ、本研究で想定しているデータグローブを用いる場合でも式 2.5 を用いて適切に手動作推定を行うことが可能となる。ノイズを除去したデータにより手動作推定を行った結果を、図 3.12~3.17、表 3.10 に示す。ここで実験システムに与えているテストデータは、図 3.6~3.11 のものと同様である。

グラフで示された結果から、1 試行分のテストデータについては、図 3.6~3.8 で確認されていた急激な比率の低下がなくなっていることがわかる。全テストデータの平均比率につい

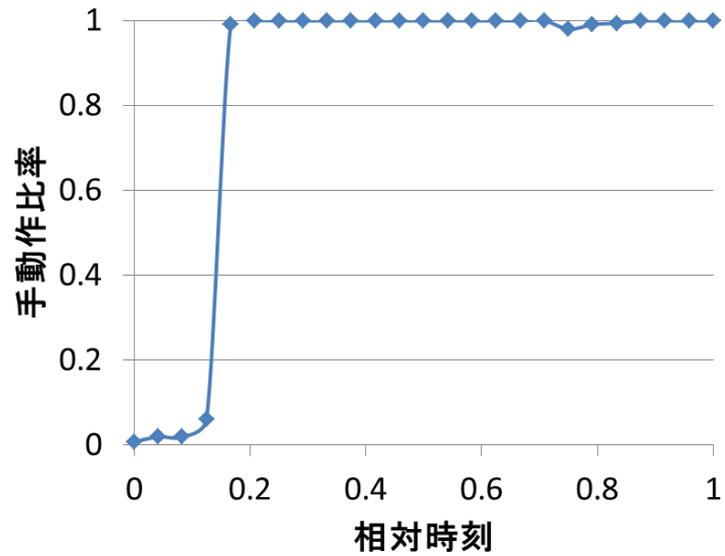


図 3.12: Standard を行った際の手動作比率 (1 試行分のテストデータ-ノイズ除去)

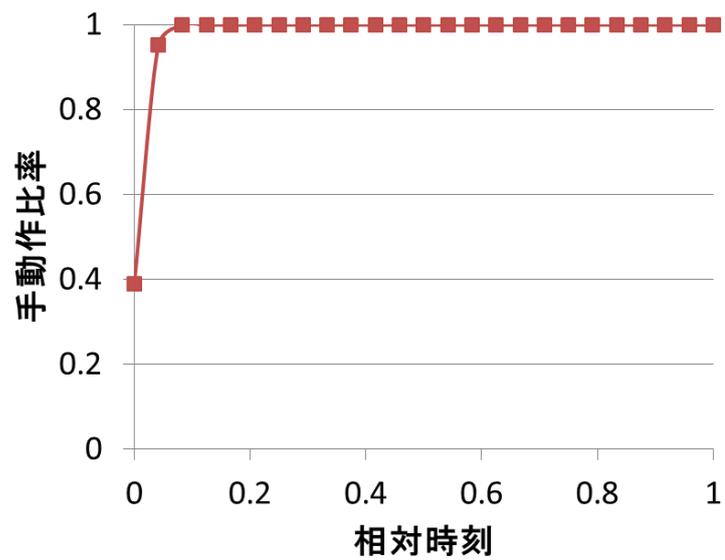


図 3.13: Lateral Contact を行った際の手動作比率 (1 試行分のテストデータ-ノイズ除去)

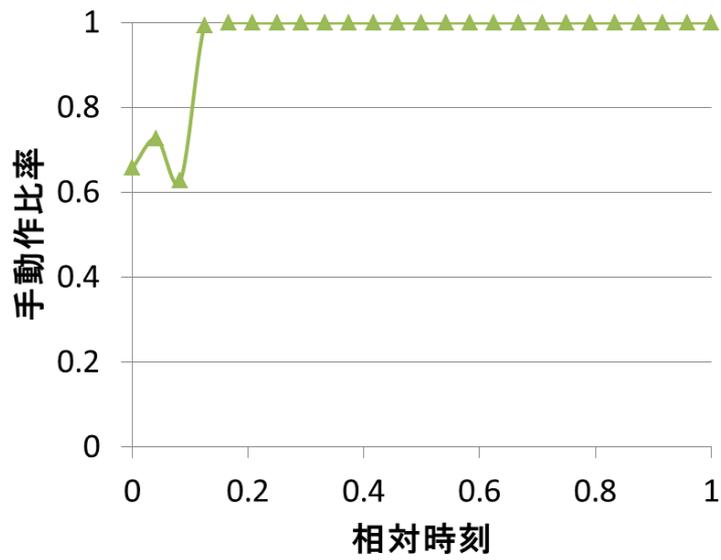


図 3.14: Tripod を行った際の手動作比率 (1 試行分のテストデータ-ノイズ除去)

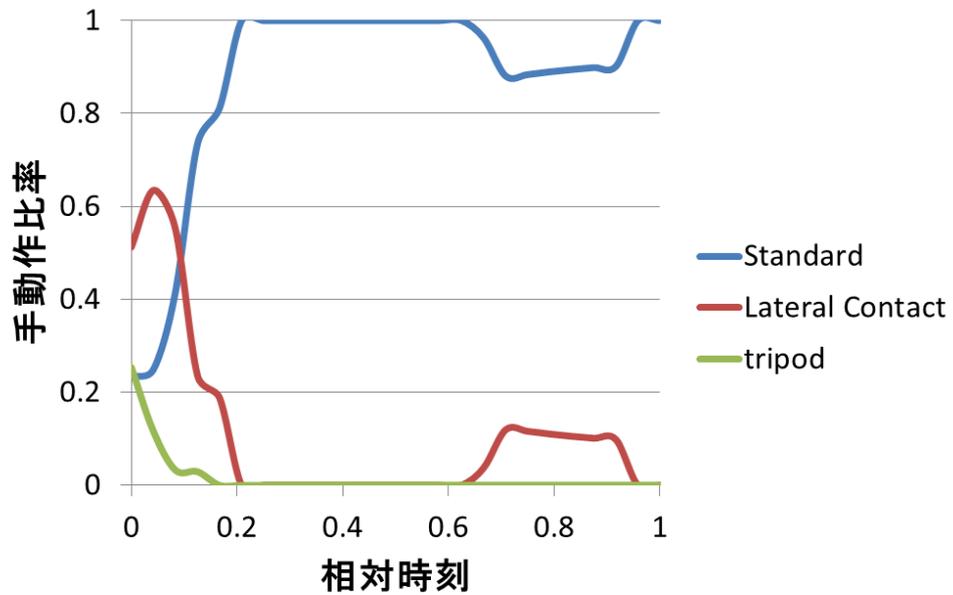


図 3.15: Standard を行った際の手動作比率 (10 試行分のテストデータの平均-ノイズ除去)

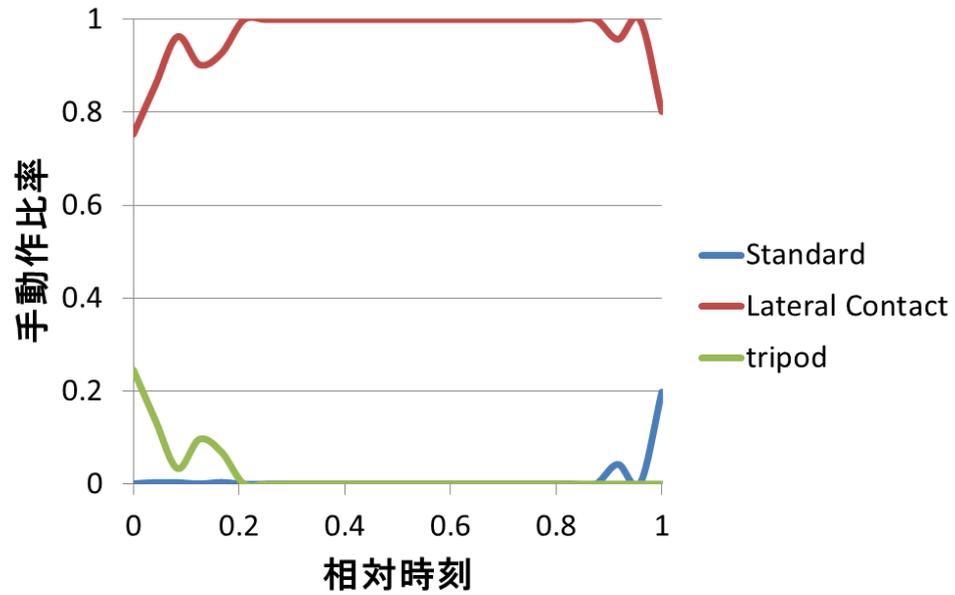


図 3.16: Lateral Contact を行った際の手動作比率 (10 試行分のテストデータの平均-ノイズ除去)

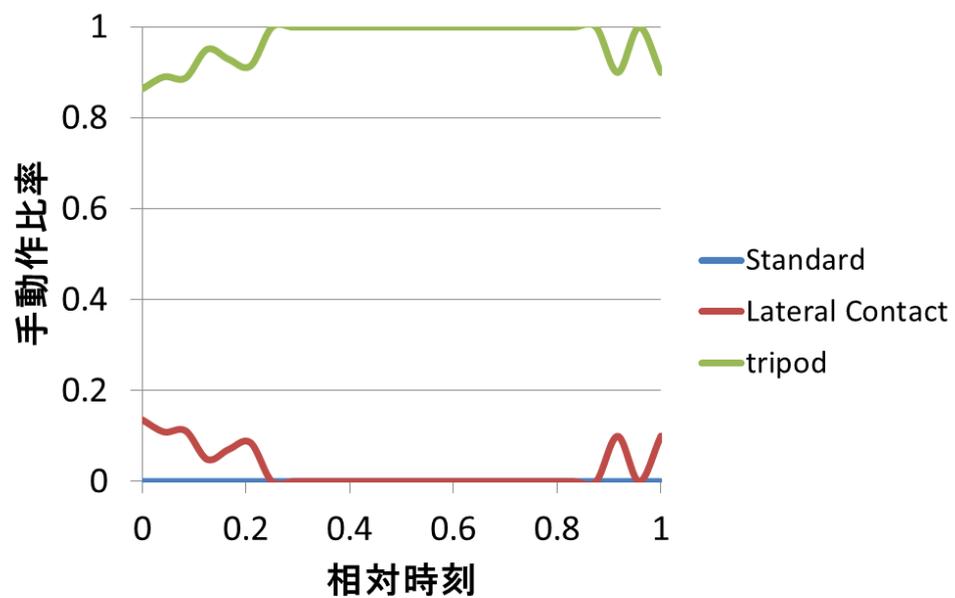


図 3.17: Tripod を行った際の手動作比率 (10 試行分のテストデータの平均-ノイズ除去)

ても，図3.15~3.17のグラフから，ノイズ有りのときに散見された推定比率の不安定さが無くなっていることがわかる．また数値上の比率としても，表3.9，3.10の結果を見比べると後者のほうが数値が向上していることが確認できる．ムーア-ペンローズの擬似行列を併用し，ノイズ除去を行うことで，2.1.4項の手法を用いて手動作推定を行うことができる．

最終的なユーザの指 i の第 j 指関節角度 θ_{ij} は，2.1節で述べた手法と同様に，各代表手動作の比率から，その手動作の指関節角度の加重平均を算出することで決定する（式2.8）．

第4章 実験

本章では、3章で述べた指関節角度推定法の有効性を確かめるための実験の概要と、その結果について述べる。実験のために Standard, Lateral Contact, Tripod を代表手動作とし、ユーザが手動作を行っているときのセンサ値から各手動作の比率と、その手動作を行っていた時の指関節角度を推定するシステムを計算機上に構築した。なお、実験環境は以下の通りである。

- OS: Windows 7
- CPU: Intel (R) Core (TM) i5-2400 CPU 3.10GHz
- メモリ: 4.00GB
- プログラム言語: C++

また、実験デバイスとして少数センサデータグローブには、DGTech Engineering Solutions 社の VHAND 3.0 を使用した。

4.1 代表手動作ごとの指関節角度推定

まず、3.2節で述べた重回帰分析による指関節角度推定モデルの有効性について述べる。実験では、指関節角度推定モデルとして次の4つを実装した。

推定モデル 1 従来と同様に、単一の指のセンサ値から第3関節角度を推定する（式 2.4）

推定モデル 2 5つの指のセンサ値全てを用いて第3関節角度を推定する（式 3.2）

推定モデル 3 推定モデル 2 から、目的変数に与える影響が小さい説明変数を除外して第3関節角度を推定する（式 3.16）



図 4.1: Cyber Touch

推定モデル 4 推定モデル 3 で選択された説明変数の次数を 2 として第 3 関節角度を推定する (式 3.18)

それぞれのモデルによって推定された第 3 関節角度について、その真値との誤差を計測することで最も有効な推定モデルについて検討を行う。具体的な実験の手順は以下の通りである。

まず、VHAND 3.0 を装着した状態で各代表手動作をそれぞれ複数回、一定の時間をかけて行う。この際に、各試行間での指の屈曲速度、および手動作にかかる時間が同一になるようにする。同じように、センサを多数備えたデータグローブ (Immersion 社, Cyber Touch) (図 4.1) を装着した状態でも同じように代表手動作を行う。この時に得られた値を指関節角度の真値として扱う。それぞれのデータグローブを装着して手動作を行った時の、同時刻における推定角度と真値との差を求めることで、指関節角度の誤差を得ることができる。表 4.1~4.4 に、各推定モデルにおける指関節角度誤差を示す。なお、本実験ではテストデータとして試行 10 回分のデータを用意しており、表に示す値は、全試行および各時刻における誤差の値を平均したものである。

また、表 4.5 に、各推定モデルを用いた際の演算処理速度を示す。表 4.5 の数値は、センサ値から各代表手動作における指の第 1~ 第 3 関節角度を求め、代表手動作の比率から加重平均を算出してユーザの指関節角度を決定するまでに必要な処理時間を示している。ただし

表 4.1: 推定モデル 1 における関節角度誤差 [度]

	拇指	示指	中指	環指	小指	Ave.
Standard	8.8	5.3	10.9	16.4	10.0	10.3
Lateral Contact	8.0	8.5	13.4	11.8	8.6	10.0
Tripod	3.4	5.6	3.4	11.3	7.5	6.2
Ave.	6.7	6.5	9.2	13.1	8.7	8.9

表 4.2: 推定モデル 2 における関節角度誤差 [度]

	拇指	示指	中指	環指	小指	Ave.
Standard	4.6	5.1	2.5	5.8	3.3	4.3
Lateral Contact	7.8	7.6	9.8	8.7	8.1	8.4
Tripod	3.3	2.4	2.5	3.7	5.4	3.4
Ave.	5.3	5.0	4.9	6.0	5.6	5.4

表 4.3: 推定モデル 3 における関節角度誤差 [度]

	拇指	示指	中指	環指	小指	Ave.
Standard	4.6	9.4	2.3	5.1	3.1	4.9
Lateral Contact	5.7	7.6	9.7	8.8	8.2	8.0
Tripod	2.7	2.3	2.0	4.4	5.1	3.3
Ave.	4.4	6.5	4.7	6.1	5.5	5.4

表 4.4: 推定モデル 4 における関節角度誤差 [度]

	拇指	示指	中指	環指	小指	Ave.
Standard	3.3	7.3	1.2	5.1	2.3	3.9
Lateral Contact	8.0	5.4	8.3	8.6	8.0	7.7
Tripod	2.6	2.6	2.0	5.6	5.3	3.6
Ave.	4.6	5.1	3.8	6.5	5.2	5.0

表 4.5: 各推定モデルの処理速度

	処理速度(秒)
推定モデル 1	4.0×10^{-7}
推定モデル 2	3.8×10^{-7}
推定モデル 3	3.7×10^{-7}
推定モデル 4	4.1×10^{-7}

データグローブからのセンサ値取得や、手動作推定の処理時間は含まれていない。また、指の第2関節はいずれの推定モデルも式 2.3 によって求め、指の第1関節は式 2.2 から決定される。

それぞれの表の結果を見ると、まず推定モデル2、推定モデル3、推定モデル4のいずれも、推定モデル1で推定を行うより第3関節角度誤差が小さくなる傾向にあることが確認できる。これは、単一の指のセンサ値から第3関節角度を推定するよりも、複数の指のセンサ値を用いて第3関節角度を推定するほうが精度の上で優れているということを示している。次に、推定モデル2と推定モデル3の第3関節角度誤差および計算時間を比較する。両者の第3関節角度誤差はほぼ同等となっており、さらに計算時間については、わずかではあるが推定モデル3のほうが推定モデル2より小さい。このことから、適切に変数を選択すれば、推定の精度に大きな影響を与えることなく計算時間の削減が可能であることが確認できる。そこで、さらに推定精度を高めることを考えた。推定モデル3と推定モデル4を比較すると、全体の誤差平均が前者は5.4度であるのに対して後者は5.0度である。説明変数の次数を2とするほうが、第3関節角度推定精度が優れているという結果となった。さらに推定モデル4の計算時間については、推定モデル2や推定モデル3と比較すると大きくなってしまっているものの、従来用いていた指関節角度推定法(推定モデル1)と同程度にとどめることができた。

以上の実験結果より、本研究で提案した代表手動作における指関節角度推定手法の有効性が示された。

4.2 未知の手動作に対する指関節角度推定

続いて、提案した指関節角度推定手法を用いることで、ユーザが代表手動作とは異なる未知の手動作を行った際に、指関節角度の推定がどの程度の精度で行えるかを検証する。人



図 4.2: ADLに必要な手動作

が必要とする最低限の日常生活動作 (Activities of Daily Living, 以下 ADL) を行うためには、握力把握、精密把握、側面把握、鉤握り、三面把持、指差し、ジェスチャの動作が可能であれば良いとされている (図 4.2) [33][34]。図 4.2 に示す手動作の中で、握力把握、精密把握、側面把握がそれぞれ ADL の 35%、30%、20% を占めており、これらの手動作は日常生活の中で十分行い得る手動作といえる。そこで実験では、図 4.2 に示す 7 動作のうち、物体把持を目的としない「指差し動作」と「ジェスチャ」を除く 5 種の手動作について、指関節角度の推定がどの程度の精度で行えるかの検証を行う。代表手動作ごとの指関節角度推定には、前節の実験で最も誤差が小さかった推定モデル 4 を用い、手動作推定は 3.3 節で述べたように、ノイズ除去を施したセンサ値データにより行う。

まず、VHAND 3.0 を装着した状態で「握力把握、精密把握、側面把握、鉤握り、三面把持」の 5 種の手動作を行い、その時のセンサ値データを取得する。得られたセンサ値データから各代表手動作の比率と、その代表手動作を行っているときの指関節角度を推定し、比率を基に各代表手動作の指関節角度を合成する。そうして得られた最終的な指関節角度を、ユーザが 5 種の手動作それぞれを行ったときに推定された指関節角度とする。続いて、

表 4.6: 未知の手動作に対する指関節角度誤差 [度]

	拇指	示指	中指	環指	小指	Ave.
握力把握	7.3	12.0	10.5	12.5	10.0	10.5
精密把握	8.1	9.2	7.2	7.0	6.8	7.7
側面把握	9.4	6.0	8.8	7.5	10.5	8.4
鉤握り	9.8	8.1	11.0	11.3	9.0	9.9
三面把持	8.5	8.5	7.2	11.6	10.9	9.3
Ave.	8.6	8.7	8.9	10.0	9.4	9.2

表 4.7: 未知の手動作に対する手動作比率

	Standard	Lateral Contact	Tripod
握力把握	6.0×10^{-1}	4.0×10^{-1}	1.7×10^{-9}
精密把握	1.6×10^{-1}	1.3×10^{-7}	8.4×10^{-1}
側面把握	9.9×10^{-15}	5.9×10^{-1}	4.1×10^{-1}
鉤握り	2.0×10^{-1}	8.0×10^{-1}	7.1×10^{-9}
三面把持	1.1×10^{-14}	2.0×10^{-1}	8.0×10^{-1}

Cyber Touch を装着した状態でも同様に 5 種の手動作を行い、その際に得られた値を指関節角度の真値とする。両者の同時刻における値の差を指関節角度誤差として求め、評価を行う。表 4.6 に、実験の結果得られた各手動作の指関節角度誤差を示す。表の結果より、各手動作を行った際の指関節各度誤差は、概ね 10 度前後となっていることが確認できる。10 度前後という誤差は、過去の研究で想定していたデータグローブを用いて代表手動作以外の手動作を行ったときの指関節角度誤差と、ほぼ同等である（詳しくは文献 [18] を参照されたい）。これは、本研究で想定するデータグローブでも、バンドセンサが第 2 関節と第 3 関節にまたがるデータグローブと同程度の精度で指関節角度推定を行えることを意味する。また、表 4.7 に、各手動作を行った際に推定された各代表手動作の比率を示す。精密把握・三面把持の 2 動作で Tripod の比率が 8 割程度と、高い比率を示している。ここで手動作の写真を確認すると、これら 2 動作は比較的 Tripod に近い姿勢であることが確認できる。同様に、鉤握りでは Lateral Contact が 8 割程度、握力把握と側面把握ではそれぞれ Standard・Lateral Contact, Lateral Contact・Tripod の混合動作であるという結果が得られている。手動作の



図 4.3: 握力把握における各手法による手の姿勢の違い

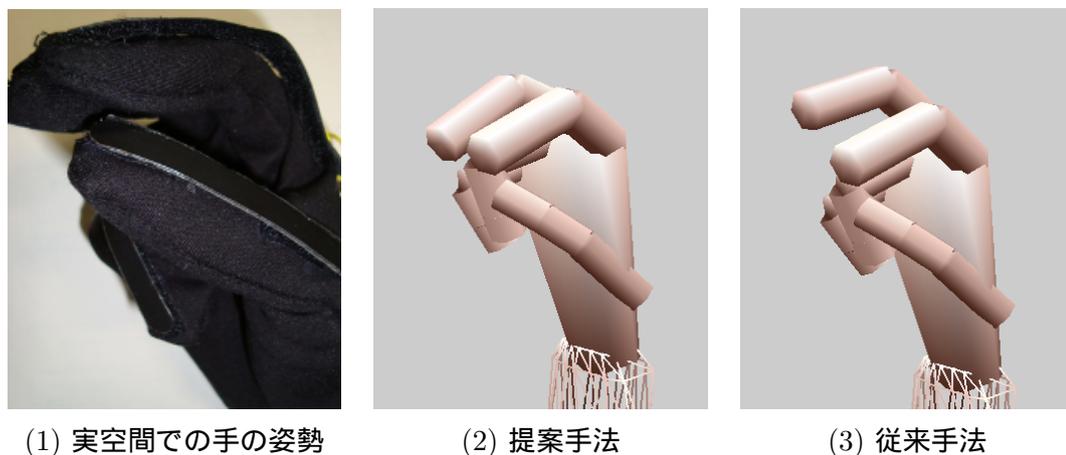


図 4.4: 精密把握における各手法による手の姿勢の違い

写真から，得られた結果が理に適ったものであることが分かる．また，手動作の実空間中の姿勢と，その際に推定された指関節角度をもとに仮想手のCGを描画した例を図4.3，4.4に示す．ここでは握力把握および精密把握による例を示しており，また比較対象として代表手動作ごとの指関節角度推定を推定モデル1により行ったものを「従来手法」として示す．なお，第2関節角度および第1関節角度は同一の式により推定を行っているため，提案手法・従来手法とも同じ角度である．描画されたCGからも，従来手法で推定を行った場合は，握力把握では示指に，精密把握では中指にやや違和感があることが確認できる．一方提案手法により推定を行った場合は，比較的その違和感が取り除かれていると言える．

これらの結果から，本研究で提案した指関節角度推定法により，バンドセンサが第2関節

部にのみしか存在しないデータグローブでも，ユーザの自由な手動作（把持動作）に対して指関節角度推定を行えることが示された．

第5章 むすび

本研究では，第2関節部にのみセンサが存在する安価なデータグローブのための指関節角度推定法を提案した．当研究室で従来提案していた安価なデータグローブのためのデータ補正法では，第2関節と第3関節にまたがるようにセンサが備えられたデータグローブを想定していたため，そのデータ補正法を本研究で想定するデータグローブにもそのまま適用するのは適切でなかった．本研究で想定するデータグローブのセンサ値は，直接的には第2関節の運動によってしか変化しない．そこで，まず代表手動作に対する考察を行った．これまで代表手動作として適当としていた4種類の手動作のうち，Parallel Ext.については第3関節の運動が主であり，本研究で想定しているデータグローブを用いてParallel Ext.を行ってもセンサ値の変化がほとんどみられないため，代表手動作から除外した．次に各代表手動作を行ったとした時の指関節角度について，直接的にセンサ値を変化させない第1関節と第3関節のうち，第1関節角度は従来と同様に第2関節角度との比例関係から決定し，第3関節角度については，単一のセンサ値ではなく複数の指のセンサ値から推定することを試みた．本研究では重回帰分析により，指の第3関節角度推定式を3種類構築した．推定式1では，ある指の第3関節角度を求めるために5つのセンサ値全てを用いた．推定式2では，説明変数が目的変数に与える影響の大小に応じて，説明変数を適宜取舍選択した．推定式3では，推定式2で選択された各説明変数の次数を2とした．検証実験の結果，推定式1~3のすべてで単一のセンサ値から第3関節角度を推定するより誤差が小さくなることが確認された．また，推定式1と推定式2の誤差がほとんど変わらないことから，説明変数を適切に選択することで推定精度をそのままに，計算時間を削減することができた．さらに，推定式2と3では推定式3のほうがわずかながら誤差が小さくなったことから，説明変数の次数を2としたほうが指の第3関節角度誤差が小さくなることが確認でき，計算時間も従来と同程度にとどめることができた．手動作推定については，本研究で想定するデータグローブでは代表手動作のセンサ値サンプルデータのサンプル点におけるセンサ値の分散が，0またはノイズを

含んだ非常に小さな値となる箇所が確認された。センサ値の分散が0である場合、そのサンプル点におけるセンサ値の分散共分散行列の逆行列が定義できないため、ムーア-ペンローズの擬似逆行列を求め、「もっともらしい逆行列」を定義することで従来の手動作推定式を利用することを可能とした。また、ノイズを含んだ状態で手動作推定を行うと手動作の比率が急激に低下することがあるため、閾値に従ってノイズを除去することで、手動作推定での比率の不安定さを取り除いた。これらの手法を用いて指関節角度推定を行った結果、第2関節部にのみセンサが備えられたデータグローブでユーザが未知の手動作（把持動作）を行った場合でも、大きな誤差なく指関節角度推定を行えることが確認できた。これにより、安価なデータグローブのインタフェースとしての有用性を示すことができた。

今後の課題としては、把持動作以外の多様な手動作にも対応し、ユーザの自由な手動作を推定できるようなデータ補正法の提案が挙げられる。そして、安価なデータグローブを用いた高い没入感を得られるVRコンテンツが実現され、一般家庭に広く普及していくことを期待したい。

謝辞

本研究を進めるにあたって，多大なご尽力を頂き，ご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，日頃から実験、議論等多大なご協力を頂いた舟橋研究室諸氏に深く感謝致します．

参考文献

- [1] 舘暲, 佐藤誠, 廣瀬通孝, “バーチャルリアリティ学”, 工業調査会, 2010.
- [2] 木下英明, 武本真治, 吉成正雄, 河田英司, “インプラント手術におけるドリリング時の切削感覚を体感可能なシミュレーターの開発”, 日本歯科理工学会誌, vol. 33, no. 5, p. 451, 2014.
- [3] 吉田明展, 牧田光弘, 栗谷川幸代, 景山一郎, “立体視を用いた二輪車用ライディングシミュレータ構築に関する研究”, 交通・物流部門大会講演論文集 2014, vol. 23, pp. 241-244, 2014.
- [4] Oculus VR: Oculus Rift, <https://www.oculus.com/rift/>
- [5] 株式会社ソニー・コンピュータエンタテインメント: PlayStation VR, <http://www.jp.playstation.com/psvr/>
- [6] 佐藤康平, 栗本雄多, 舟橋健司, “VR 調理学習システムのための近接ハイトフィールド間における固体群挙動”, 日本バーチャルリアリティ学会第 19 回大会講演論文集, pp. 268-271, 2014.
- [7] Kyosuke Uchiyama, Kenji Funahashi, “Tablet VR-Learning System: Chemical Laboratory Experience System”, Proceedings of SITIS2013 (Workshop on CIS), pp. 416-423, 2013.
- [8] Nattapong Tongrod, Teerakiat Kerdcharoen, Natthapol Watthanawisuth, Adisorn Tuantranont, “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.

- [9] 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 Enginnering and Applied Sciences (CIMENICS), pp. TCG 31-36, 2012.
- [10] 玉城絵美, 味八木崇, 暦本純一, “インタラクショシステムのための高精度な 3 次元ハンドジェスチャ認識手法”, 情報処理学会論文誌, vol. 51, no. 2, pp. 229-239, 2010.
- [11] Yutaro Mori, Kazuki Kawashima, Yu Yoshida, Masahiro Okada, Kenji Funahashi, “A Study for Vision Based Data Glove with Back Image of Hand”, Proceedings of ICAT-EGVE2015, 2015.
- [12] Francesco Camastra, Domenico De Felice, “LVQ-based Hand Gesture Recognition using a Data Glove”, Proceedings of Neural Nets and Surroundings Smart Innovation, Systems and Technologies, vol. 19, pp. 159-168, 2013.
- [13] 前原和也, 石原真紀夫, “データグローブを用いた代用ジョイスティックの構築”, 電気関係学会九州支部連合大会講演論文集 2009, vol. 0, p. 86, 2009.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] Hiromasa Takahashi, Kenji Funahashi, “A Data Adjustment Method of Low-priced Data-glove based on Representative Hand Motion Using Medical Knowledge”, Proceedings of ICAT2013, 2013.

- [18] 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.
- [19] Fifth Dimention Technologies: 5DT Data Glove Ultra, <http://www.5dt.com/>
- [20] DGTech Engineering Solutions: VHAND 3.0, <http://www.dg-tech.it/vhand3/>
- [21] ELKOURA G, “Handrix: Animating the Human hand”, Proceedings of the 2003 ACM SIGGRAPH / Eurographics Symposium on Computer Animation, pp. 110-119, 2003.
- [22] 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, vol. 8, no. 1, pp. 3-12, 1971.
- [23] J. Napier, “The prehensile movements of the human hand”, J Bone Joint Surg 38 (B), pp. 902-913, 1956.
- [24] G. Schlesinger, “Der mechanische aufbau der kunstlichen glieder”, Berlin, 1919.
- [25] C. Jacobson and L. Sperling, “Classi.cation of the handgrip, a preliminary study”, J. of Occup. Med 18, pp. 395-398, 1976.
- [26] T. Iberall, “Human prehension and dexterous robot hands”, Intl. J. of Robotics Research 16, pp. 258-299, 1997.
- [27] M. R. Cutkosky, “On grasp choice, grasp models and the design of hands for manufacturingtasks”, 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, vol. 14, pp. 57-72, 1978.
- [29] Kamakura N., Matsuo M., Ishii H., Mitsuboshi F., Miura Y., “Patterns of static prehension in normal hands”, Am J Occup Ther 34, pp. 437-445, 1980.
- [30] Yutaro Mori, Kenji Funahashi, “A Data Adjustment Method of Low-priced Data-glove Corresponding with each User Hand”, Proceedings of SCIS-ISIS2014, pp. 463-468, 2014.

- [31] 山根卓也, 船富卓哉, 飯山将晃, 美濃導彦, “データグローブのセンサデータに基づく各指節の位置・向き の推定手法の検討”, 電子情報通信学会技術研究報告 PRMU, パターン認識・メディア理解, vol. 111, no. 353, pp. 77-82, 2011.
- [32] 斉藤正彦, “基礎数学 4 線形代数演習”, 東京大学出版会, p. 68, 1985.
- [33] 星川英, 加藤龍, 森下壮一郎, 中村達弘, 關達也, 姜銀来, 横井浩史, “基本 3 種の把持姿勢をとる 2 自由度筋電義手の指形状に応じた機能の評価”, 第 30 回ファジィシステムシンポジウム, TF2-4, 2014.
- [34] C. Capriani, “Objectives, criteria and methods for the design of the SmartHand transradial prosthesis”, Robotica 2010, vol. 28, pp. 919-927, 2010.

発表論文リスト

1. 森裕太郎, 舟橋健司, “各ユーザの手形状の相違に対応した少数センサデータグローブのデータ補正手法”, 日本バーチャルリアリティ学会第 19 回大会講演論文集, pp.413-416, 2014.
2. Yutaro Mori, Kenji Funahashi, “A Data Adjustment Method of Low-priced Data-glove Corresponding with each User Hand”, Proceedings of SCIS-ISIS2014, pp.463-468, 2014.
3. 森裕太郎, 舟橋健司, “センサ位置の限定されたデータグローブにおけるデータ補正法の検討”, 日本バーチャルリアリティ学会第 20 回大会講演論文集, pp.405-408, 2015.
4. Yutaro Mori, Kazuki Kawashima, Yu Yoshida, Masahiro Okada, Kenji Funahashi, “A Study for Vision Based Data Glove with Back Image of Hand”, Proceedings of ICAT-EGVE2015 (UFD; USB Flash Drive), 2015, Japan.