

NAIST-IS-DD0461011

博士論文

多指ハンドの教示入力を対象とした
接触情報による手内操作認識システム

近藤 誠宏

2007年 3月 23日

奈良先端科学技術大学院大学
情報科学研究科 情報システム学専攻

本論文は奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科に
博士(工学) 授与の要件として提出した博士論文である。

近藤 誠宏

審査委員：

小笠原 司 教授 (主指導教員)

西谷 紘一 教授 (副指導教員)

松本 吉央 助教授 (副指導教員)

多指ハンドの教示入力を対象とした 接触情報による手内操作認識システム*

近藤 誠宏

内容梗概

本論文の目的は人型多指ハンドを教示するための物体操作認識システムを構築することである。人型多指ハンドは構造が複雑であるため、ティーチングプレイバックやタスクプログラミングに代表される従来の教示法の適用は困難である。そこで人間の動作の観察に基づく作業教示が提案されている。この手法により多関節の入力を直感的かつ一度で行うことができる。しかし教示者と多指ハンドとの間に指のリンク長等の構造上の差がある場合は、教示データをそのままハンド側に転送しても作業を正確に遂行できない。そのため、教示データを用いた操作認識により抽象的な操作の情報を取得し、そこから動作計画を立てるシステムが求められる。

本論文では手内操作の特徴を接触情報から捉え、人間の操作入力から抽象的な操作情報であるプリミティブとして操作を認識する手法について考える。手内操作とは、物体を把握した状態から指の動きや掌を利用して把握変更や物体姿勢位置の調節を行う操作である。複雑な操作になると手と物体間の接触状態の変化は多様なものとなる。また、把持・操作の分類を行っているいくつかの研究では接触情報に着目し優れた結果を得ている。よって、接触状態を用いることで複雑な物体操作を自動認識できることが期待されるため、操作の特徴量として接触状態を評価することは大変意義がある。

*奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科 情報システム学専攻 博士論文, NAIST-IS-DD0461011, 2007年3月23日.

はじめに，掌面の接触状態遷移を用いた操作認識手法について提案する．被操作物体に取り付けた圧力分布センサの正確な接触位置情報を用いて，掌面の接触状態を取得する．この接触状態列を操作の特徴として，事前に用意したテンプレートと比較することで操作を認識する手法を提案する．そして複数の被験者を用いて認識実験を行うことで，本手法の有効性を示し，特徴量としての手の接触情報を評価した．

次に，物体の接触情報を用いた指先の転がり接触を伴う操作認識手法について提案する．操作中に，接触を維持したまま指の動きを用いて物体の姿勢を変化させることにより手と物体の接触点位置がわずかに移動する．このような現象を転がり接触と呼ぶ．提案手法では操作中に生じる複数の転がり接触を物体表面の接触情報から取得し，その転がり方向と出現位置から操作を認識する．また，被験者を用いて認識実験を行うことでその有効性を示し，接触点のわずかな位置変化においても操作の特徴になり得ることから，接触情報の重要性を示した．

さらに，操作者の慣れや疲れを考慮した操作認識のテンプレートを生成することを提案する．長時間の操作により慣れや疲れが生じるとその操作方針に影響が現れる．そこで操作時における掌面の接触状態列を用いて操作の分散の時間変化を計測し慣れや疲れの推定を行った．また，習熟期間，慣れ，疲れの3つの時間帯に分割し，それぞれの接触状態列でテンプレートを生成することで，認識実験を行う．その結果，慣れのテンプレートを用いると操作全体を通して認識スコアの分散が抑えられることがわかった．

最後に，人型多指ハンド NAIST-hand の開発を行い作業教示実験を行う．提案した2種類の操作認識手法が出力する認識結果をプリミティブとして多指ハンドに転送することで，物体操作が実現できることを示した．また，応用アプリケーションとしてセルフレジ作業を教示により実現し，開発したシステムが実用性を持つことを示した．

キーワード

多指ハンド，手内操作，教示，認識，触覚センサ

Recognition System for In-hand Manipulation Using Contact Information*

Masahiro Kondo

Abstract

The purpose of this research is to develop a recognition system for object manipulation which is part of a teaching system for a multi-fingered robot hand. Since a multi-fingered robot hand has a complex structure, it is difficult to apply conventional simple teaching methods such as teaching playback and task programming. Instead, teaching by observing a human hand has been proposed as a solution. The teaching by observing is effective for multi-fingered robot hand since its many joint data can be measured instinctively and simultaneously. However, the allow structural difference between the operator's and the robot's hand, a simple teaching method that only sends teaching data to the robot hand to realize accurate operations. Thus, a teaching method that can obtain abstract information on manipulation and plan the motion of the robot hand based on the acquired information is needed.

This paper proposes methods which recognize object manipulation as primitives using contact information. In-hand manipulation, which can translate grasping states and change the position/orientation of the object by using only hand movement, not arm movement, is the target task. The change in contact state during manipulation increases in proportion to the complexity of the manipulation. In addition, several conventional researches have tried to classify the

*Doctoral Dissertation, Department of Information Systems, Graduate School of Information Science, Nara Institute of Science and Technology, NAIST-IS-DD0461011, March 23, 2007.

grasp/manipulation using contact state, and obtained positive results. Therefore, to evaluate contact state on the basis of manipulation characteristics is very important in performing automatic recognition for complex hand manipulation.

First, this paper proposes a recognition method for manipulation using the contact state transition on the palm surface. The contact state on the palm surface is obtained using a tactile sensor sheet attached directly to the manipulated object. The manipulation is represented by the contact state sequence. Then, the manipulation is recognized by comparing the contact state sequences of the input manipulation and the template prepared in advance. A recognition experiment done by multiple subjects showed the effectiveness of this method.

Second, when object position is changed using finger motion while maintaining contacts, the contact points change slightly, a phenomenon which is referred to as rolling contact. A recognition method for manipulation along with the rolling contacts using the trajectory of the contact points is proposed. Recognition is done using the rolling direction and positions of the contact points on the object surface. The efficacy of this method is proven by a recognition experiment done by multiple subjects. In addition, the slight changes in the contact points became the characteristics of the manipulation. This result shows importance of the contact information.

Third, a method for generating templates for recognition in consideration of familiarization and fatigue is proposed. Familiarization and fatigue during long manipulation have an effect on manipulation strategy. Hence, a method that can estimate time periods indicating familiarization and fatigue during object manipulation by measuring changes in the variance of manipulation are proposed. The manipulation data is divided into three time periods: learning process, familiarization and fatigue. Then the template is generated for each time period and a correlation with the input manipulation is measured. The result showed that the template generated by the familiarization time period can reduce the magnitude of variance in the recognition.

Finally, a multi-fingered robot hand “NAIST-hand” is developed and the teaching experiment is performed with the robot hand. The experimental result showed that object manipulation is realized by the robot hand by transferring the primitives recognized by the proposed system.

Keywords:

Multi-fingered hand, In-hand manipulation, Teaching, Recognition, Tactile sensor

目次

第1章 序論	1
1.1. 研究の背景	1
1.2. 研究目的	2
1.3. 操作のプリミティブ	3
1.4. 手内操作の重要性	4
1.5. 研究がもたらす効果	5
1.6. 本論文の構成	5
第2章 手内操作の認識と多指ハンドの作業教示	7
2.1. 本章の趣旨	7
2.2. 把持・操作の表現や分類に関する研究	7
2.2.1 物体把持の分類法	8
2.2.2 物体操作の分類法	10
2.3. 多指ハンドの作業教示に関する研究	13
2.4. 操作中の慣れや疲れに関する研究	15
2.4.1 手作業に対する慣れに関する研究	16
2.4.2 手作業に対する疲れに関する研究	16
2.5. 多指ハンドに関する研究	17
2.6. 本研究で用いる手内操作の分類	17
2.7. 従来研究の問題点と本研究の位置付け	18
2.7.1 接触情報を用いた操作認識	18
2.7.2 慣れと疲れを考慮したテンプレートの作成	19
2.7.3 NAIST-Handの開発と作業教示	20
2.8. 本章のまとめ	20

第 3 章	掌面の接触状態遷移を用いた手内操作の認識	21
3.1.	本章の趣旨	21
3.2.	作業計測手法	21
3.2.1	センサ構成	21
3.2.2	教示専用の被操作物体を用いることの妥当性	22
3.3.	接触情報の検出	26
3.3.1	物体表面の接触位置の検出	26
3.3.2	掌面の接触部位の検出	26
3.4.	掌面の接触状態の定義	32
3.4.1	手の領域分割と接触状態	32
3.4.2	接触状態認識実験	33
3.4.3	接触状態のグループ化	36
3.5.	連続 DP マッチングを用いた物体操作認識実験	36
3.5.1	連続 DP マッチング	36
3.5.2	対象プリミティブ	39
3.5.3	各プリミティブの類似度の平均・分散評価	42
3.5.4	実験内容	42
3.5.5	実験結果	43
3.6.	HMM を用いた物体操作認識実験	48
3.6.1	HMM(隠れマルコフモデル)	48
3.6.2	各プリミティブの最尤推定値の平均・分散評価	49
3.6.3	実験内容	51
3.6.4	実験結果	51
3.7.	2種類の認識手法に関する考察	54
3.8.	本章のまとめ	54
第 4 章	物体表面の転がり接触情報を用いた手内操作の認識	56
4.1.	本章の趣旨	56
4.2.	物体表面の接触点軌道の取得	57
4.2.1	センサ構成	57

4.2.2	圧力分布画像の画像処理	57
4.3.	転がり接触軌道を利用した操作認識	59
4.3.1	対象プリミティブ	59
4.3.2	把握方向の検出	59
4.3.3	操作戦略の認識	62
4.4.	認識実験	63
4.4.1	実験方法	63
4.4.2	実験結果	63
4.4.3	考察	66
4.5.	本章のまとめ	67
第 5 章	慣れと疲れを考慮した操作認識のテンプレート生成	68
5.1.	本章の趣旨	68
5.2.	分散計測を用いた慣れと疲れの推定	68
5.3.	慣れと疲れの推定と解析実験	70
5.3.1	実験内容	70
5.3.2	対象プリミティブ	70
5.3.3	慣れと疲れの推定実験	72
5.3.4	3種類の標準パターンを用いた操作認識実験	73
5.4.	考察	78
5.4.1	中間周波数が振動する原因	78
5.4.2	距離空間における操作の分散が示す意味	81
5.4.3	慣れの時間帯から生成した標準パターンが分散を抑える理由	82
5.5.	本章のまとめ	82
第 6 章	人型多指ハンド NAIST-Hand の開発と作業教示	84
6.1.	本章の趣旨	84
6.2.	NAIST-Hand システムの開発	84
6.3.	駆動部・動力伝達部の構成	86
6.3.1	3軸駆動可能なギア機構	87

6.3.2	PIP・DIP 関節のジョイント機構	88
6.4.	リアルタイム制御システム	92
6.4.1	ハードウェア構成	92
6.4.2	ソフトウェア構成	92
6.4.3	コマンドリファレンス	94
6.4.4	リアルタイム性評価実験	97
6.5.	NAIST-Hand の動作生成	100
6.5.1	データグローブを用いた動作生成	100
6.5.2	データグローブと 6 軸位置姿勢センサを用いた手腕動作の 生成	100
6.6.	操作認識システムを用いた作業教示	103
6.6.1	作業教示のシステム構成とプリミティブ動作の作成	103
6.6.2	掌面の接触状態遷移を用いた操作認識の作業教示	105
6.6.3	物体表面の転がり接触情報を用いた操作認識の作業教示	110
6.7.	セルフレジ作業の教示実験	114
6.8.	本章のまとめ	115
第 7 章	結論	120
7.1.	本研究の具体的成果	120
7.2.	課題と今後の展望	121
	謝辞	123
	著者研究業績	127
	参考文献	130
	付録	137
A.	連続 DP マッチングによる認識	137
B.	HMM (隠れマルコフモデル)	138
B.1	Baum-Welch アルゴリズム	139
B.1.1	E-step	139

B.1.2	M-step	140
B.2	Viterbi アルゴリズム	140

目次

1.1	ピックアンドプレースのプリミティブ表現	3
2.1	Cutkosky の把握の分類	9
2.2	Elliott らの手内操作の分類	11
2.3	手の接触面の分割	12
3.1	センサ構成	24
3.2	CyberGlove	25
3.3	Fastrak	25
3.4	BIGMAT quarter	25
3.5	圧力分布画像	27
3.6	物体表面の接触点	27
3.7	掌面の分割	27
3.8	手のリンクモデル	27
3.9	座標系の変換	27
3.10	リンクモデルの投影	28
3.11	親指と掌の接触部位の検出	28
3.12	接触点と MP 関節の投影	28
3.13	各接触点が属する指の特定	29
3.14	各接触点が属するリンクの特定	30
3.15	掌面の単純な分割	33
3.16	32 種類の接触状態	34
3.17	接触状態 No.28	34
3.18	操作中における接触状態遷移	37

3.19	接触状態遷移図	38
3.20	接触状態列の平均の導出	40
3.21	三種類の把持状態	40
3.22	プリミティブの連続写真	41
3.23	各プリミティブにおける距離の平均と分散 (連続 DP マッチング)	43
3.24	各プリミティブにおける圧力分布画像とリンクモデルの様子	45
3.25	連続 DP マッチングを用いた認識結果 (プリミティブ A, B)	46
3.26	連続 DP マッチングを用いた認識結果 (プリミティブ F)	46
3.27	Left-right モデル	50
3.28	各プリミティブにおける最尤推定値の平均と分散 (HMM)	50
3.29	HMM を用いた認識結果 (プリミティブ A, B)	52
3.30	HMM を用いた認識結果 (プリミティブ F)	52
4.1	センサ構成	58
4.2	圧力分布画像の画像処理	58
4.3	接触点の軌道の例 (FullRoll)	60
4.4	6種類のプリミティブ	60
4.5	円柱における2つの把持方向	61
4.6	操作戦略”Rock”による接触点軌道	62
4.7	実験結果 (Prismatic grasp)	64
4.8	実験結果 (Circular grasp)	65
5.1	操作の分散の計測手法	69
5.2	実験の外観	71
5.3	表面筋電の電極の取り付け位置	71
5.4	プリミティブの連続写真	74
5.5	連続的な入力と標準パターンとの操作間距離 (プリミティブ B)	74
5.6	分散と中間周波数の変化 (プリミティブ A, B)	75
5.7	分散と中間周波数の変化 (プリミティブ F)	76
5.8	時間に伴う操作間距離の分散変化 (全被験者)	77

5.9	3つの標準パターンを用いた操作間距離 (プリミティブ A)	79
5.10	3種類の標準パターンを用いた操作の分散	80
5.11	2種類の操作の分布	81
5.12	各時間帯における操作の分布	83
6.1	NAIST-Hand	85
6.2	Finger モジュール (指先部無し)	87
6.3	3軸駆動機構: MP(内転・外転, 屈曲・伸張) 及び PIP(屈曲・伸張)	89
6.4	3軸駆動機構 組み図	89
6.5	リンク機構	90
6.6	PIP・DIP 関節を曲げた状態でのリンク機構	90
6.7	関節角	91
6.8	NAIST-Hand 制御システム	93
6.9	ソフトウェアシステム	94
6.10	入力データの構造	95
6.11	リアルタイム性評価実験 1msec 周期	98
6.12	リアルタイム性評価実験 30msec 周期	99
6.13	データグローブによる動作生成	101
6.14	PA10 の関節構造	102
6.15	手腕の動作生成	104
6.16	作業教示システムの構成	105
6.17	掌面の接触状態遷移を用いた操作認識の作業教示結果	108
6.18	作業教示実験での操作の連続写真	109
6.19	物体表面の転がり接触情報を用いた操作認識の作業教示結果	112
6.20	作業教示実験での操作の連続写真	113
6.21	実験環境	116
6.22	操作者が作業する様子	117
6.23	操作者の手の軌道と認識結果	118
6.24	NAIST-Hand が操作する様子	119

表 目 次

3.1	CyberGlove の構成	23
3.2	Polhemus の構成	23
3.3	BIG-MAT quarter の構成	23
3.4	静的な接触状態の認識結果	33
3.5	平均認識率 (連続 DP マッチング)	47
3.6	HMM のモデルの状態数	49
3.7	平均認識率 (HMM)	53
4.1	平均認識率	66
6.1	プリミティブ動作のコマンド	106
6.2	プリミティブ動作の所要時間	108
6.3	プリミティブの遷移制限	108
6.4	プリミティブ動作のコマンド	111
6.5	プリミティブ動作の所要時間	112

第1章 序論

1.1. 研究の背景

近年、ロボットに関する技術が発達し高度な機能を持つことで、産業用ロボットのみならずサービスの用途で用いられるロボットが活動範囲を広げている。サービスロボットの中には床を自動で掃除する清掃ロボット、危険な環境での作業を代行する壁面作業ロボット、夜間の設備を巡回する警備ロボット、会社やイベントの玄関に設置する案内ロボット等がある。これらは予め定められた環境内で作業を遂行するものであり、人間が持つような優れた汎用性は持ちあわせていない。そのためオフィス環境や生活環境では想定環境との相違により不測の事態に陥り、作業が遂行できないケースが発生する。人間との共存が求められるサービスロボットでは、様々な環境に対して柔軟に作業できるロボットが必要である。

物体や環境に作用するサービスロボットはアームやハンドを駆使するが、その操作技能が活動範囲の限界を決めるため、可能な限り器用な操作が実現できることが望ましい。一方、人間の手は汎用性を持つ優れた道具であり、多様な環境での作業が実現できる。複数の指を協調させることにより様々な物体形状を適切な力で把持し、高精度な操作を行うことができる。もしサービスロボットが人間の手と同等の機能を持てば、人間の環境において完全な支援を実現できる。よって、人間の手を模範とした高い汎用性を持つロボットハンドを実現することが求められている。

1980年代から現在に至るまで人間の手形状を模倣した多指多関節を持つロボットハンドに関する研究が盛んに行われている。これらのお大半は人の手と同様の把持・物体操作の実現を最終目標として掲げており、多指ハンドの構造、物体操作の理論的解析、人の手のメカニズム解明に至るまで研究が行われている。そんな

中で一つの大きな研究課題として多指ハンドの動作入力手法が挙げられる。多指ハンドは構造が複雑であるため、ティーチングプレイバックやタスクプログラミングに代表される従来の教示法の適用は困難である。そこで人間の動作の観察から作業教示を行う手法が提案されている。この手法では多関節の入力を直感的かつ一度で行えるため多指ハンドの入力手法として有効である。しかし、教示者と多指ハンドとの間に指のリンク長や関節可動角等の構造上の差があるために、教示データをそのままハンド側に転送しても作業を正確に遂行できない。よって、初めに操作認識を行い抽象的な操作の情報である操作プリミティブを取得し、そこから多指ハンド動作計画を立てるシステムが求められる。

人間は物体を把握した状態から指の動きや掌を利用して把握変更や物体位置姿勢の調節を行っている。このような操作は“手内操作 (In-hand manipulation)” と呼称され、操作の一形態として定義されている [1]。手内操作は物体の姿勢変化や持ち替え、安定把持を目的とした微調整のために用いられる。環境の制限が無く作業時間の短縮に繋がる利点を持つため、人間は日常生活で手内操作を多用する。最近の研究では多指ハンドによる手内操作の実現がいくつか報告されている [2][3]。しかし、多指ハンドで手内操作の作業教示を行う手法は未だ提案されていない。手内操作は複雑な指の動きが伴うため、ピックアンドプレースやペグインホール等の簡単な操作に比べてタスクプログラミングは難しくなり作業教示の必要性はより高いといえる。

1.2. 研究目的

本研究では人間の動作の観察に基づく多指ハンドのための作業教示システムの開発を目的とし、接触情報を操作の特徴とした操作認識システムの開発に取り組む。接触情報を自動認識で用いる上での基本特性を明らかにし、その可能性について探る。操作認識は掌面の接触状態遷移と物体表面の転がり接触を操作の特徴とした2種類の手法を提案する。対象タスクは手内操作とする。2種類の操作認識手法は手内操作の中でも対象とする範囲が異なっており、両方の範囲を併せる事で、全ての手内操作を網羅することになる。

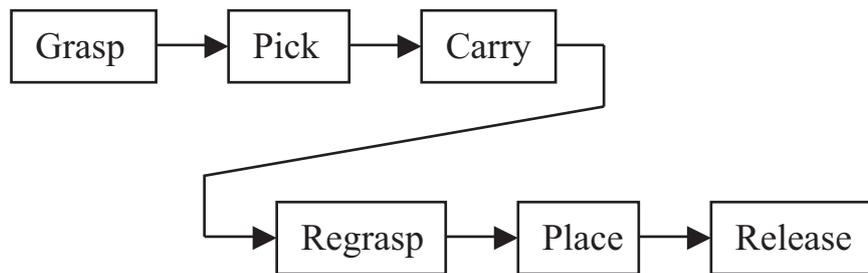


図 1.1 ピックアンドプレースのプリミティブ表現

また，人間の動作を入力として用いて自動認識を行う際は，確実にその動作を捉えることが求められるため，操作中の人間の変化を考慮する必要がある．人間側に顕著に現れる変化として慣れと疲れがある．そこで操作中の慣れと疲れを推定し，物体操作への影響を確認することで，長時間の操作認識に耐えうる操作認識システムを実現する．

さらに人型多指ハンド NAIST-Hand を開発し作業教示システムを構築する．作業教示実験を行い接触情報に着目した作業教示システムの有効性を示す．本システムの実用的なアプリケーションとして商品をレジに通す（セルフレジ）作業の実現を具体的な目標とする．従ってセルフレジ作業の実現に十分な手内操作のプリミティブを選定して操作認識を行う．

1.3. 操作のプリミティブ

認識結果として出力される操作のプリミティブは操作の意図を含む抽象的な操作表現である．図 1.1 にはピックアンドプレースを操作のプリミティブで表現した例を示す．具体的に意味する情報としては，操作中の腕や指の動かし方やそれにより物体姿勢がどのように変化するかという情報が含まれる．一方、抽象的な情報であるため手や物体の変化量や操作の所要時間といった情報は含まれない．プリミティブを導入することで，作業にとって重要ではない腕や指の動作を排除することができる．そして，手形状や物体形状，操作スピード等の多様な条件下での目的動作を実現する柔軟性を獲得することができる．

1.4. 手内操作の重要性

従来研究で多指ハンドが支援する環境は大きく分けて生活環境・工場・特殊環境の3つである．そこで各環境について手内操作を使用する具体例を説明する．

近年、ロボットが家庭に進出し我々の生活を支援することが期待されている．家庭内には様々な物体形状が存在するが、それらのほとんどが人手の操作に適した形状を持っており、ロボットの手として人型多指ハンドを用いることは適切であるといえる．家事の中でも特に複雑な作業が多いのが炊事である．食器洗い・拭きの際は持つ手と洗う（拭く）手に役割分担されるが、全体を洗うためには必ず持ち替えを行わなければならない．食器を片付ける際には手内操作で適切な姿勢に調節し、物体を定められた位置に置くもしくは重ねる必要がある．また料理バサミやゴマすり器等の使用やビンのキャップを開ける際も手内操作が行われている．炊事以外では、人に物を渡す際に受け取り易くするための持ち替えがある．また、棚や引き出しへの片付けでは手の挿入方向が制限されている場合が多く、手内操作を用いて物体姿勢を調節して格納する必要がある．さらに複数の機能を複合した道具では、機能を切り替える際に手内操作を用いる．片方に打撃面、片方に釘抜きを持つネールハンマーや、ボタン操作と通話の二つの機能を持つ携帯電話が挙げられる．一方、商用施設においても手内操作を行う機会は多い．小売店で棚から陳列された商品を取ってラベルを見るために回転させる際や、買い物かごに整頓しつつ配置する際に手内操作を用いる．

生産現場等の工場では、すでに専用型の工業用ロボットが活躍し、作業の効率化に貢献している．しかし、いまだ機械で遂行できない作業も数多く存在し、現場では技術者による手作業が強いられている．例えば工場での手作業が必須なのは修理やリサイクルのための分解作業である．特に近年は古いPCのリサイクルが増えておりその効率的な分解手法が求められている．デスクトップPCの場合は狭い作業領域の中で指先によるコネクタの摘み、コードの引き抜きや、ボード等各種装置の取り出しのために物体の姿勢調節といった作業が必要となり、手内操作なしでは遂行は難しい．

宇宙・海底・災害現場・武装地帯等の特殊環境にも多指ハンドの需要があると考える．現に危険な場所において人間の代わりに作業を遂行することを目的とし

ている多指ハンドは多数存在する．手内操作を用いた具体的な作業としては，宇宙や海底における未知物体の採集や，武装地帯における爆発物を無効化する為に爆発物を容器へ格納するといった需要が存在する．物体の格納容器は大きさが限られており，場合によっては物体の挿入方向を調節する必要がある．そこで，手内操作を用いて，物体姿勢や把持方向を変更することで安全で確実な採集や格納が可能となる．特に爆発物に関しては衝撃を与えることができないため，手内操作による持ち替えは有効である．

以上のように，広範囲にわたって手内操作が用いられており，人間が生活する上で必須の能力であることがわかる．

1.5. 研究がもたらす効果

本研究は多指ハンドによる手内操作の作業教示の実現に向けて取り組んだ従来に無い研究であり，実現すれば多指ハンドの応用範囲を広げることができる．特に期待できるのはセルフサービスされている作業の自動化である．セルフサービスは人件費削減を目的に，店員を少なくし顧客が代わりに作業を行うシステムである．そのほとんどは自動化が難しい作業であり，多様な手内操作が用いられる．これらを自動化することで顧客の負担を軽減でき，体の不自由な人も同様のサービスを受けることができる．

操作認識システム単体がもたらす効果としては，二つの物体操作間の定量的な距離計測が可能であるため，リハビリテーション作業の可視化や作業自体の評価が可能となる．また，慣れや疲れの推定手法からリハビリテーション時間の評価や，個人差に合わせた作業限界の推定が可能となる．また，手内操作時の接触状態の動的な変化を解析した研究はこれまでに存在しないため，人間計測の観点からの知見としても非常に有益なものである．

1.6. 本論文の構成

以下に次章以降の概要を説明する．

第2章：手内操作の認識と多指ハンドの作業教示 人間の動作の観察から作業教示を行うシステムの構築に必要な従来研究を整理し重要な知見をまとめる．具体的には，把持や操作の分類，多指ハンドの作業教示，手作業の慣れや疲れの解析，多指ハンドの開発に関する従来研究について述べる．そして，本研究の位置付けとその意義について述べる．

第3章：掌面の接触状態遷移を用いた手内操作の認識 掌面の接触状態遷移を用いた操作認識システムについて説明する．被操作物体に取り付けた圧力分布センサを用いて，掌面の接触状態を取得する手法について述べる．そして掌面の接触状態の遷移を操作の特徴として手内操作を認識する手法について述べる．

第4章：物体表面の転がり接触情報を用いた手内操作の認識 操作中に，接触を維持したまま指の動きを用いて物体の姿勢を変化させることにより手と物体の接触点位置がわずかに移動する現象を転がり接触と呼ぶ．まず，物体表面の接触状態から転がり接触により生じる接触点位置の変化を取得可能なシステムを開発する．そして，接触点位置の軌道方向と軌道生成位置を特徴として物体操作を認識する手法を提案する．

第5章：慣れと疲れを考慮した操作認識のテンプレート生成 操作認識システムを用いてテンプレートと入力操作間の距離の分散を計測し，その時間に伴う変化から被験者の操作に対する慣れや疲れの推定を行う．そして，推定結果を基に慣れや疲れによる操作方針の変化に対応可能な操作認識のテンプレートの生成を行う．

第6章：人型多指ハンド NAIST-Hand の開発と作業教示 人の手の操作スキル再現を目的とした，人型多指ハンド”NAIST-Hand”について詳しく述べる．また，開発した操作認識システムとNAIST-Hand を接続することで，人間の動作の観察に基づく作業教示を行う．最後に作業教示実験を行いセルフレジ作業の実現を試みる．

第7章：結論 各章についてまとめ，残された課題と今後の展開について述べる．

第2章 手内操作の認識と多指ハンドの作業教示

2.1. 本章の趣旨

本章では作業教示システム構築に必要な把握や物体操作に関する従来研究を、工学的観点のものを中心に分類・整理しその成果と位置付けを明確にする。また、操作中の慣れや疲れに対応した教示入力システムにするために、長時間物体操作を行った際の操作の解析について調査を行い、重要な知見をまとめる。さらに、作業教示の対象となる多指ハンドを開発するために、過去の多指ハンドに関する調査を行い、教示を実現に適したハンド構造について探る。そして、本研究で用いる手内操作の分類及び本研究の位置付けとその意義について述べる。

2.2. 把持・操作の表現や分類に関する研究

人間の物体操作を用いた直感的な入力システムを構築するためには、その特徴をセンサで捉える必要がある。したがって把持と操作の定義を正しく選択し、対象タスクの表現や分類を可能にしなければこのようなシステムを設計することはできない。本節では従来の把持・操作の表現や分類に関する研究をまとめる。

人間の手は20自由度以上の多関節や複雑な形状を持ち、個人差も存在する。また、物体を用いた場合、手と物体の間に生じる接触状態は物体形状に大きく依存する。これらの理由から実現できる物体把持・操作の形態を全て網羅することは不可能に近いと一般的に考えられている。しかしながら、最も身近で優れた道具である人手の物体把握・操作に多くの研究者が魅了され、古くから現在までその解明を目標とした研究が続けられている。

2.2.1 物体把持の分類法

工学的分野の研究で最も用いられている把持分類法として Napier の 2 大別がある [4] . Napier は作業目的により物体把持を分類することを提案し , 安定性を重視する握力把持 (Power grasp) と器用さを重視する精密把持 (Precision grasp) に大別した . Arbib らは virtual finger という概念を導入し把持を分類している [5] . これは同じ方向の力を発生する複数の指をまとめて扱うという考え方であり , 把持表現の簡略化を試みている . Cutkosky は工場内作業者の把持動作の観察から , 把持の分類を行っている [6] . Cutkosky の把持の分類を図 2.1 に示す . この分類は Napier の 2 大別に基づいており , 物体形状や作業精度を用いてさらに細分化を行った結果を階層構造で表現している . Cutkosky の分類は工学的分野で広く知られており , 現在でも多指ハンドの操作能力の目標や指標等に用いられている . Iberall は以下の三種類の対向関係を用いて把持の分類を行っている [7][8] .

- Pad 対向 掌の長手方向と平行に対向
- Palm 対向 掌と垂直方向に沿って対向
- Side 対向 掌の短手方向と平行に対向

力の釣り合いを導入することで , より一般的な把握の表現を試みている . Kang らは手の形状に Contact web と呼ばれる接触状態を加えて把持を分類している [9][10][11] . 手は 15 の部位に分割され各部位における接触の有無で接触状態を表現している . また , この分類を用いて把持の自動認識を試みている . 鎌倉らはリハビリテーション分野の研究として把持の分類を試みている [12] . 生活環境に存在する 100 以上の道具を把持し , その時の手の形状と接触状態を元に日常生活で使用する把持の分類を行っている . 複数の被験者による把持実験の結果 , 把持は 14 種類に区別されている . この分類の特筆すべき点は , 14 種類の間中型や複合型の把持についての存在を認め , 実験によりその発生率についても言及している点にある . 実験の結果 , 日常生活での把持は 86% が 1 種類で表現可能であり , 14% が 2 種類の間中型か複合型で表現可能であることを示している .

接触状態を用いた把持分類法の方がより細かく分類されていることから , 接触情報の中に多くの把持の特徴が含まれていると言える . しかし , 現実問題として

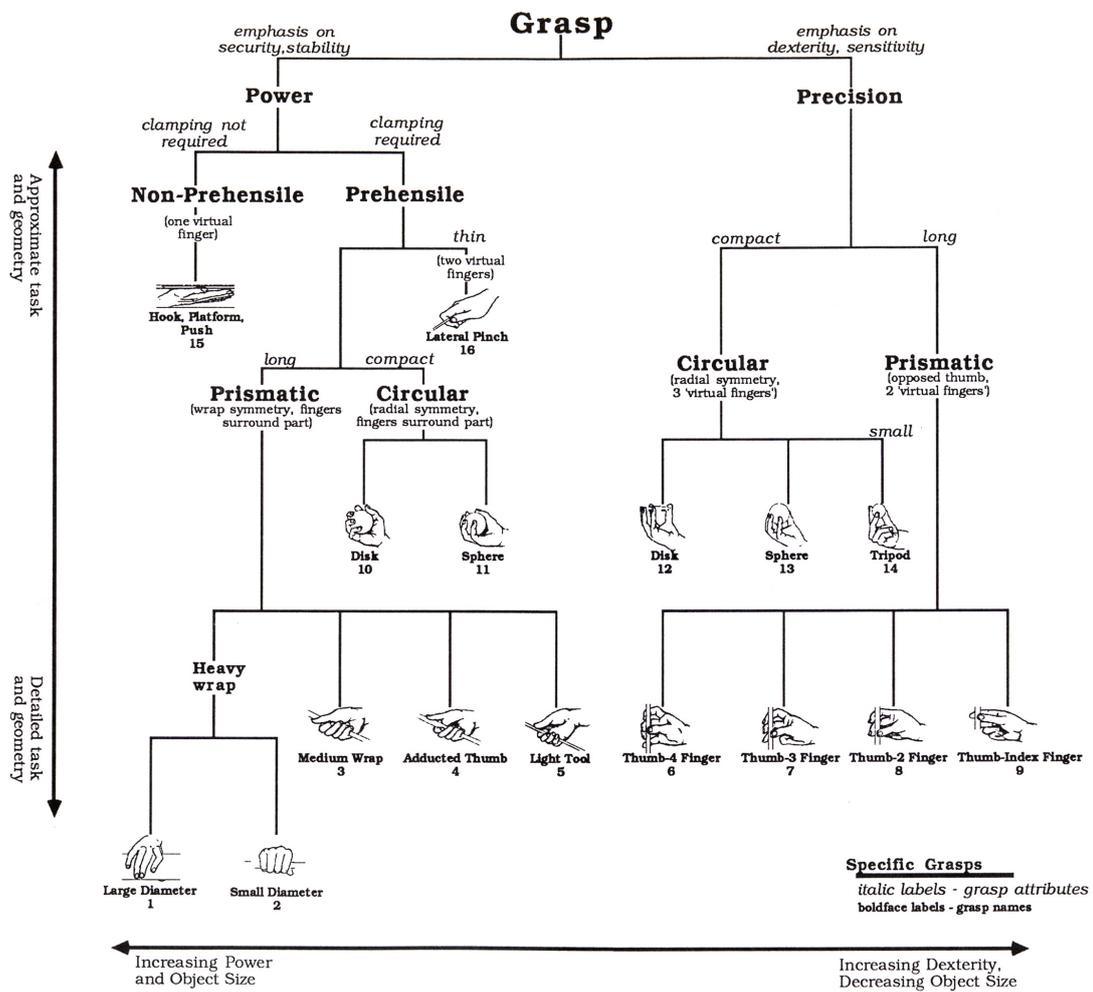


図 2.1 Cutkosky の把握の分類 [6]

手の接触状態を完全に掴むことは難しく，手軽に計測することができないため，外見による判別が容易な Cutkosky の分類が把握評価に用いられることが多い．

2.2.2 物体操作の分類法

物体操作は時間の情報を含むために，把持の分類と比較しても扱う次元数は非常に多くなる．したがって，物体操作の分類が把持よりも難しい問題であることは明らかである．ここで本節でいう物体操作とは手内操作のことを表している．

Elliott らは成人の手操作の観察から手形状の変化と物体の姿勢変化で手内操作の分類を行っている [13][1]．Elliott らの手内操作の分類を図 2.2 に示す．手内操作は同時性パターンと継時性パターンに分けられている．同時性パターンは物体と接触する全ての指がその接触を維持したまま協調して動くことで，物体に回転及び並進運動を与える操作を表す．この操作中には指と物体の間に転がり接触が生じる．継時性パターンは物体との接触する指を置き換えることで，物体に運動を与える操作を表す．さらに継時性パターンは Simple synergies と Reciprocal synergies に二分される．Simple Synergies は物体と接触する指を同時に伸展又は屈曲させることで，物体に並進運動や，把握力の印加を行なう操作を示す．また Reciprocal synergies は，指の伸展屈曲及び内転外転を組み合わせることで，物体に回転運動を与える操作を示す．この操作においては，親指動作の伸展屈曲と内転外転のどちらかが優位を占めることが実験により示されており，動作方向を用いてさらに分類されている．この分類では指のみで行う手内操作については全て網羅しているが，掌との接触が伴う操作についてはほとんど言及されていない．

Exner は幼児の操作能力の評価の為に操作スキルの分類システムを開発した [14][1]．物体操作は以下のカテゴリーに分類される．

- 移動 指先保持と掌の包み込み保持との間の移行操作
- シフト 微小な位置合わせのための平行移動の持ち替え操作
- 単純回転 物体と接触する指がその接触を維持しつつ協調して動く回転操作
- 複雑回転 物体と接触する指を置き換えることで回転運動を与える操作

IN-HAND MANIPULATION

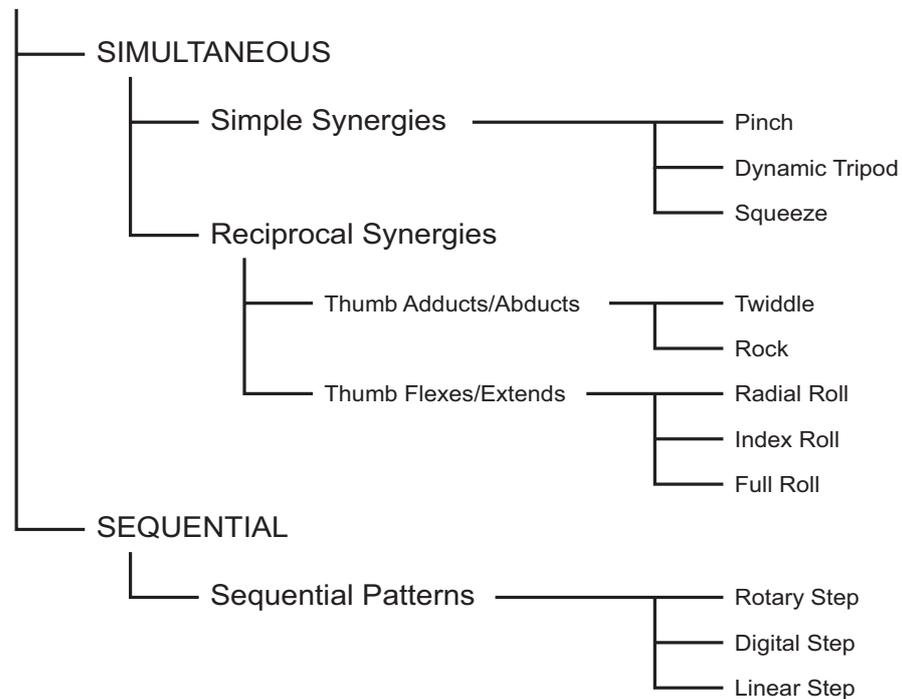


図 2.2 Elliott らの手内操作の分類 [13]

各操作は遂行と同時に手の尺側で物体の固定を行うものがある．このときは各操作名に「安定化付加」という語句を付加するものとしている．つまり合計 8 種類に分類されている．これは全ての手内操作を網羅しているが非常に荒い分類であり，シフト・回転の方向や接触指の区別はなされていない．そのため工学的アプローチに応用するためには，情報を付加する必要がある．

物体操作は自由度が膨大であるため，全てを網羅する分類を提案するのではなく，全て表現できる可能性を持つ物体操作の表記法を提案する研究も存在する．岡田らは指の運動とその運動が及ぼす物体への作用を記号で表し，記号を組み合わせることで複数指の協調運動を表現する手法を提案した [15]．鎌倉らも同様に指の機能に着目し分類を行っている [12]．各指に関して不変・巻き上げ・突き出し・曲げ・伸ばしの 5 種類の状態に分類し，その組み合わせで手作業を表現している．しかし，これら 2 つの研究では接触に関する情報に関しては明確な区分が

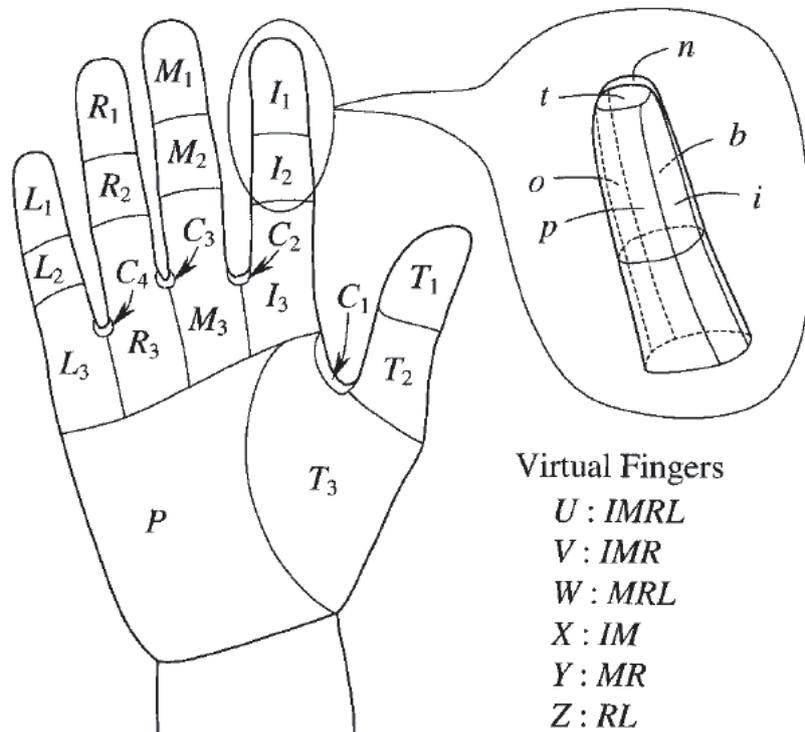


図 2.3 手の接触面の分割 [16]

なされていない．物体への作用を表す記号や状態から接触指を特定することはできるが，どのリンクによる接触かは区別できないために曖昧さが残る．また，掌の接触に関しても考慮しておらず状態表現の手法として完全とは言えない．

齊藤らは任意の対象タスクを実現するために十分なロボットハンド構造の決定を目的として，手全体における接触面の作用とその釣り合い関係を用いて把握と操作の状態を記述する手法を提案した[16]．手の接触面は細かく区別され，各指はリンクごとに上面・前面・側面に分割されている．図 2.3 に手の接触面の分割を示す．掌についても各指の MP 関節が存在する範囲と関節が無い部分で分割される．接触面の作用については，支え機能，押さえ機能，巻き付き機能に区別され，各接触面がどの作用を行うかを記号で表現する．物体把握はこの記号を組み合わせることで力の釣り合い関係により表現される．さらに物体操作は，この物

体把握の記号に操作記号を付加することにより表される．操作記号は以下の4種類存在する．

- 把握一定静的操作
- 把握一定動的操作
- 把握変更静的操作
- 把握変更動的操作

把握一定・変更とは操作中に把握変更が伴わないものに伴うものをそれぞれ示している．また静的・動的とは操作中に物体の位置姿勢が変化しないものとするものをそれぞれ示している．さらに，操作中に滑りや転がりや生じる場合はその接触面記号に上線等の装飾を加えることで，表現している．この記述法を用いれば論理的にほぼ全ての物体操作を記述することができる．しかし，この記述法は実験に基づいたものではないので，これを応用して操作の自動認識が行えるかは保障されない．

2.3. 多指ハンドの作業教示に関する研究

人間の行動観察からロボットハンドの動作を構築するシステムは1990年代から研究されている．池内とカンが多指ハンドが物体を把持して持ち上げる動作の実現を目的とし人間行動観察獲得システムを構築している [17][18]．操作者はステレオカメラと関節角度を計測するデータグローブを用いて作業を行う．このシステムは(1)連続画像列から，準備，把持，操作の区間へ分割する時系列分割部，(2)把持区間の画像と関節角度情報から人間の把持方式を認識する把持認識部，(3)認識結果に基づいてロボットハンドの把持を生成する把持生成部の三つの部分からなる．Kuniyoshiらはロボットハンドに pick-and-place 作業を対象とした見真似による行動獲得システムを構築している [19]．多眼カメラから得られるステレオ画像から，Transfer，Approach，FineMotion，Depart といった作業区間を時系列で分割する．認識結果はロボットハンドのシミュレーションで再現される．こ

れら二つの研究は、操作者の行動の理解を行った上でロボットの動作を生成するという考え方を導入した最初のロボットハンドの教示システムであるといえる。

川崎ら、ogataら、jacopoらはVR環境内で仮想の被把握物体を用いて作業を行い、作業教示を行うシステムを提案した[20][21][22][23][24]。いずれも pick-and-place や peg-in-hole を対象タスクとしている。川崎らの研究では6軸位置姿勢センサと反力を返す力覚提示装置が取り付けられたデータグローブを手に装着し、関節角度・角速度・指先力・手と物体速度から作業区間の時系列分割を行っている。人手と多指ハンドの幾何学的構造を持つ二つの仮想モデルを用意し、作業効率と把持の安定性に関して評価を行い、人手のモデルの方が優れていることを示している。

小川原らは池内らの手法を発展させ、人間の上半身を模したロボットによる卓上作業の獲得と再現できるシステムを開発している[25][26]。人間の手作業全体が荒い人間行動モデルである“Action Symbol”で構成されると考え、作業の時系列分割を試みている。作業者はデータグローブと6軸位置姿勢センサを手に装着し、関節角度と手の位置姿勢速度からHMMを用いて“Action Symbol”の切り出しを行っている。また、これと平行して操作に伴う物体位置姿勢の変化の取得も行っている。ロボット頭部に取り付けられた9眼ステレオを用いて、あらかじめ用意した物体形状モデルとのマッチングから形状の種類と物体位置姿勢の情報を認識する。時系列に沿った“Action Symbol”と物体についての獲得情報を元に再現動作は構築され、実際にロボットを用いた再現実験を行っている。

Zoellnerらはヒューマノイドを用いた家庭内における作業の実現を目標に Programming by demonstration(PbD)システムの開発を行っている[27][28]。操作者は指先に触覚センサと6軸位置姿勢センサが取り付けられたデータグローブを手に装着する。また環境にはステレオカメラを備え、操作者の卓上作業の様子を観察し、被操作物体である食器の位置姿勢を検出する。操作認識では pick-and-place 作業に注目し、把持の種類を独自の分類を用いて区別している。まず、指先の触覚センサから物体を把持しているか否かを判別される。把持している場合は関節角速度から次の3種類の把握状態に大別される。

- Static Grasp 手形状変化の伴わない把握

- External Forces 外乱が伴う把握
- Dynamic Grasps 手形状の変化が伴う把握(手内操作)

Dynamic Grasps が認識された場合は，前節で紹介した Elliott らの分類を用いてさらに区別される．これは操作中の関節角度から Support Vector Machine(SVM)を用いて認識している．Dynamic Grasps(手内操作と等しい)を行うと，転がり接触が生じ手の接触位置が変化する．しかし，このシステムでは触覚センサは指先にしか取り付けられていないため，把持が検出された状態を保ちつつ実現できる手内操作は動きが大幅に限定されてしまう．また，この研究の主な対象は1自由度のグリッパであり，多指ハンドの教示は想定していない．

Bernardin らは PbD 技術を用いたロボットの教示を行うシステム構築を目標に，把持の自動認識システムの開発を行っている [29]．センサは関節角度を計測するデータグローブと，掌の接触状態を計測する触覚グローブを2重に手に装着する．触覚グローブには指先，指側面，掌に18個の触覚センサが取り付けられている．把持の分類は前節で紹介した鎌倉らの分類を利用し，接触状態と関節角度を特徴としてHMMで認識を行っている．実験の被操作物体として身の回りにある35種類以上の物体を用いているにもかかわらず，89%以上の認識率があることはこの研究の特筆すべき点である．

2.4. 操作中の慣れや疲れに関する研究

手内操作には必ず指の運動が伴い，長時間継続することで操作に対する慣れや疲れが生じる．慣れは人間の脳内の学習機構によって，適切な運動パターンに変化していく現象と考えられている [30][31][32] のに対し，疲れは継続的な収縮活動を行うことで筋内に代謝物質が蓄積し，発揮できる筋力が低下する現象のことを表す [33][34]．これらは原因が全く違う現象であるが，双方とも操作戦略に影響を及ぼすという点では共通している．本節では，一般的な手作業に対する人間の慣れについて調査した研究，及び運動に伴う筋疲労に関する研究をまとめる．

2.4.1 手作業に対する慣れに関する研究

指を用いる作業の慣れに関する研究は非常に少ない。福田らは生産工程における縫製作業について作業者の習熟特性や生態負担について研究している [35][36][37][38]。12名の被験者にあらかじめ定めた縫製作業を繰り返し行わせ、一日60分3日間連続して行っている。習熟度は同一作業を連続的に行った際の作業時間のばらつきから評価される。その結果、時間経過に伴い作業時間のばらつきは顕著に低下し、習熟する様子を観察することに成功している。

田口ら [39] は指先を用いて円筒回転させる繰り返しタスクについて解析を行っている。被験者の手と円筒に反射マーカを取り付け、モーションキャプチャを用いて指先軌道と物体位置を計測する。円筒操り操作に習熟していない非利き手を対象とし、習熟前後で30秒間の計測を行い比較している。習熟期間は1週間であり、1日最低10分の練習を行わせている。解析では、まず指先軌道のパワースペクトルを比較しており、習熟前には広い周波数範囲に分布していたものが、習熟後に特定の周波数域に特徴的に現れていることを示した。また、指先距離の最大値及び周期の変動係数を比較し、操作の習熟に伴いそれらのばらつきが明らかに小さくなっているという結果を示している。結論では慣れによって運動制御がフィードバックからフィードフォワードへ移行すると考察している。

2.4.2 手作業に対する疲れに関する研究

筋疲労計測に関する研究のほとんどはその手軽さから表面筋電位の計測を用いている。しかし慣れと同様、手作業に対する疲れに関する研究は少ない。Liuらは握力計・EMG・fMRIの計測を同時に行い、握力計を握り続けた際の筋疲労と脳の活動の関係を調べている [40]。その結果、疲労が増加すると作業を維持する意思がより強くなることを示した。Linらは腕部の筋電位計測を用いてキーボードのタイピング作業における筋疲労を計測し、指の屈曲よりも伸展の方が筋疲労が大きいことを示した [41]。一方、指を運動させる筋肉に対する表面筋電位の計測事例として筋電義手の研究がある [42][43]。その中で村上らは筋疲労によって表面筋電位の特性が変化しても目的の動作を生成できるシステムの開発に取り組

んだ [44][45] . このシステムは特別なニューラルネットワークに指動作を学習させて同様の表面筋電位が入力された場合に動作を再現できる . この特別なネットワークはボルテラニューロンネットワークと呼ばれており , 学習能力・汎化能力が高く , 筋疲労のみならず個人差や電極のズレまで吸収できる . 以上の研究から指の動きが伴う作業の筋疲労は腕の筋肉の表面筋電位から計測可能であることがわかる .

2.5. 多指ハンドに関する研究

人手とほぼ同じ自由度やサイズを持った多指ハンドの研究は1980年代から開発されている [46] . Stanford/JPL Hand は3本指9自由度のハンドであり , ワイヤにより駆動力が伝達される [47] . その完成度は高く軽量の物体であれば手内操作が可能である . ワイヤ駆動型ハンドは大きなモータユニットが必要であるが , これは多指ハンドをアームに取り付ける際に問題となる . また , ワイヤが切れた時の交換作業に手間がかかる問題や , 精度の高い張力の調節機構を設けなければならない . 最近でも , ワイヤ駆動の多指ハンドがいくつか開発されているが , これらの問題は解決していない [48][49][50] .

最近ではアクチュエータの小型化と高効率化が進み , ギアとアクチュエータを埋め込んだ多指ハンドが開発されている [51][52][53] . 並木らは高速で指を駆動させることのできる4本指ハンドを開発し , 高速カメラと併せて用いることで , ペン回しや空中に投げた物体のキャッチ等の高度なタスクを実現している [54] . これらの構造ではMP関節を駆動するアクチュエータは掌内に埋め込まれており , PIP と DIP 関節を駆動するアクチュエータは指の中に埋め込まれている .

2.6. 本研究で用いる手内操作の分類

本研究では , Elliott らの手内操作の分類と Exner の手内操作の分類を合わせて用いる . Elliott らの分類は成人の手内操作を徹底的に計測しているため , その分類は階層構造を持ち詳細にまで至っている . しかし , 指先と掌間の物体の取り込

みや引き出しといった操作が抜けているという欠点を持つ。一方，Exner らの分類は全ての手内操作の範囲を網羅している。しかし，幼児の操作技能の評価を目的としているため分類が荒いという欠点を持つ。

そこで本研究では，Exner の分類の中から指先と掌間の物体移動操作である移動を取り出し，Elliott らの手内操作の分類に加えた分類を用いる。以上をまとめると，本研究で用いる手内操作の分類は以下の 3 種類に大別される。

- 同時性パターン
- 継時性パターン
- 移動

本研究では二つの操作認識手法を提案するが，第 3 章の掌面の接触状態遷移を用いた操作認識の対象タスクが継時性パターンと移動となり，第 5 章の物体表面の転がり接触情報を用いた操作認識対象タスクが同時性パターンとなる。2 つの手法の範囲を併せることで，手内操作全体を網羅できることになる。よって，目標であるセルフレジ作業に必要な手内操作はこの分類によって包括されると考えられる。

2.7. 従来研究の問題点と本研究の位置付け

2.7.1 接触情報を用いた操作認識

従来研究の操作認識手法では，そのほとんどが関節角度を操作の特徴として用いるものであった。しかし，それらの研究のほとんどが pick-and-place や peg-in-hole といった単純な操作を対象としており，手内操作のような操作中に手の形状変化が伴う複雑な操作についての研究はない。厳密には 1 自由度のグリッパへの教示を対象とし，ごく一部の手内操作の認識をしている研究はあるが[27][28]，多指ハンドの教示を対象とし，全ての手内操作の認識を試みた研究はない。関節角度のみを特徴として用いる場合，指の接触の有無を判断することができないため，操作に関係の無い動きまで重要な特徴と捉えてしまう。さらに，より複雑な操作

になると指の関節角度の小さな変化の重要性が増し、特徴を捉えにくくなる。逆に複雑な操作になると接触状態の変化は大きくなり多様なものとなる。一方、従来の把持や操作の分類でも、接触情報を用いた手法の方が細分化されており広い範囲をカバーしている。以上の理由から、複雑な操作の認識のためには、重要な特徴を含んでいる接触情報を使用するほうが良いことが推察できる。掌面の接触状態を用いて静的な把持の自動認識は行われている [29]。しかし接触情報を用いた操作の自動認識はいまだ行われていない。

本研究では掌面の接触状態遷移及び転がり接触による接触情報の変化を用いて操作を自動認識することが可能かどうかを明らかにし、接触状態遷移が操作の重要な特徴を含んでいることを工学的に示す役割を担っている。

2.7.2 慣れと疲れを考慮したテンプレートの作成

手作業に関する慣れと疲れの研究が少ない理由として、その評価が難しいことが挙げられる。慣れについては、アンケートや作業による成果を比較する手法が用いられることが多い。しかし、これでは作業過程における時間軸に沿った習熟度の評価は不可能であるため、手や物体に直接センサを取り付けて行う手法が望ましい。前節でも述べたが、複雑な操作になると掌面の接触状態に操作の多くの特徴が含まれていることが期待されるため、習熟度はより顕著に現れることが予想される。しかし、掌面の接触状態から慣れを取得するシステムは筆者の知る限り存在しない。一方、手作業の疲れについては表面筋電位を計測する手法がほとんどである。指を駆動する主要な筋肉は腕に存在するため、電極の取り付けには経験が必要となる。筋肉の位置には個人差があるが、電極取り付け位置が正しいかどうかを判断することはできない為、信頼性の面で乏しい。また、定量的な評価はできないことや、微弱な筋電信号にノイズが乗り易いといった欠点も存在する。確実に疲れを捉える手法の一つの候補として、手作業による物理的な作用を直接的にセンサで計測し、疲れを評価する手法が考えられる。しかし、いまだその様な試みは存在しない。

これまでの作業教示システムでは、慣れや疲れによる操作戦略の変化はまったく考慮しておらず、認識に影響する可能性が非常に高いと考える。慣れや疲れが

現れている操作のデータを解析し，それらに対する対策を考える必要がある．

本研究では，接触情報から慣れと疲れの取得を試み，接触状態が含む操作の情報の可能性を探るものである．そして慣れや疲れを評価する新しい手法としての限界点について明らかにする．また，認識に用いるテンプレートを慣れと疲れを考慮して作成することで，従来手法にはなかった，長時間の安定した操作認識を可能にする手法を提案する．

2.7.3 NAIST-Hand の開発と作業教示

ワイヤ駆動ではワイヤ交換や張力調節等の保守性の問題がある．一方，ギア・リンク機構により駆動する従来のハンドではモータをハンド内に内蔵しているが，アクチュエータの小型化にも限界があるため，指への搭載はその重量を重くしてしまう．その結果，十分な MP 関節のトルクが与えられたとしても指の重量が指先力の減少を伴うという問題点があった．物体操作を行うために十分な指先力を生成することができなければ，作業教示による手内操作の実現は難しくなる．

本研究では，保守性による問題がなく，かつアクチュエータの空間的制限を緩和する構造を持つ多指ハンド NAIST-Hand を開発する．人間の操作スキルを再現するための機能を持つ多指ハンドとして位置づけている．

2.8. 本章のまとめ

本章では作業教示入力システムを構築する上で重要となる研究をまとめた．その結果，掌面の接触状態は操作における重要な情報を含んでいる可能性があることを示した．また，操作時の接触状態に関する様々な解析が未だなされていないことを示し，本研究がその解析と応用システムの開発に取り組むことの意義について述べた．また，教示対象となる多指ハンドとして望ましい構造についてまとめ，人間の操作スキル再現のための多指ハンドを開発することを述べた．

第3章 掌面の接触状態遷移を用いた 手内操作の認識

3.1. 本章の趣旨

本章では掌面の接触状態遷移を用いた手内操作認識システムについて説明する。まず、作業計測システムとそのセンサ構成について説明する。そして被操作物体に取り付けた圧力分布センサの正確な接触位置情報を用いて、指及び掌部（以下併せて掌面とする）の接触部位を取得する手法について述べる。また、開発したシステムを用いて静的な接触状態の認識実験を行う。次に、接触状態遷移による操作の表現について説明し、掌面の接触状態の遷移を観察することで手内操作を認識する手法について述べる。認識は連続 DP マッチングを用いて操作間の類似度を測定することで行う。最後に被験者の操作から操作の標準パターンを生成し、それを用いて物体操作認識実験を行い、本手法の特性及び有用性を示す。

3.2. 作業計測手法

3.2.1 センサ構成

掌面の接触状態を観察する手法として、掌面全体に圧力分布センサを貼り付ける方法が考えられる。しかし、手の表面は柔らかい皮膚を持つために指の伸屈によって皮膚の形状が変化し、それが原因で圧力分布センサに多くの誤反応が発生する。また、手は複雑な形状を持つため、完全にセンサで覆うことは困難である。さらに、手の大きさは個人差を持つため、操作者毎に圧力分布センサの取り付け位置や形状を調節する必要がある。

そこで、本論文では手と被操作物体の両方にセンサを取り付け、誤反応の無い掌面の接触状態の取得が可能な作業計測システムを提案する。構築する作業計測システムの全体図を図 3.1 に示す。このシステムでは、オペレータの手にデータグローブと 6 軸位置姿勢センサを取り付ける。また、被操作物体にはアクリル製の円柱を用意しその側面に圧力分布センサシート、内部に 6 軸位置姿勢センサを取り付ける。データグローブには 22 関節の角度が計測可能な Immersion 社製の CyberGlove を用いる。また、6 軸位置姿勢センサには Polhemus 社製の Fastrak を用いる。このセンサは磁場を発生させるためのトランスミッタとレシーバを持ち、トランスミッタを原点としたレシーバの 6 軸位置姿勢を計測することができる。圧力分布センサシートにはニッタ社製の BIGMAT quarter を用いる。このセンサは、ほぼ正方形のシートに 44×48 個の感圧素子が並べられており、シートに対し法線方向力を計測することができる。この圧力分布センサは $240[\text{mm}] \times 220[\text{mm}]$ の大きさを持つシート状のセンサである。空間分解能は $5[\text{mm}] \times 5[\text{mm}]$ を持つ。各センサの外観を図 3.2 ~ 図 3.4 にそれぞれ示す。また、各センサの性能を表 3.1 ~ 表 3.3 にそれぞれ示す。被操作物体となる円柱物体は直径 $70[\text{mm}]$ 、長さ $130[\text{mm}]$ のアクリルの円柱を使用し、円柱内部に BIGMAT quarter のコネクタ部を収納することで重量を加えている。被操作物体の総重量は $295[\text{g}]$ である。本システムではセンサが直接取り付けられた“教示専用の被操作物体”を用いることで教示を行う。このシステムでは圧力分布センサを剛体の被操作物体側に取り付けているために手に取り付けた時の問題となる誤反応は無くなる。正確な接触情報と、三次元の手の形状と姿勢位置情報を比較することで、誤認識の無い掌面の接触状態を計測できる。

3.2.2 教示専用の被操作物体を用いることの妥当性

提案する手法では教示専用の被操作物体を用いるため、人手と多指ハンドで操る 2 つの物体形状は互いに異なることになる。作業教示手法のもう一つの選択肢として、人手と多指ハンドで操る 2 つの物体形状をまったく同じにする手法が考えられる。ここでは、提案手法と同じ物体を用いる手法の間について比較し、教示専用の被操作物体を用いることの妥当性について補足する。

表 3.1 CyberGlove の構成

データ通信	RS-232C
センサ数	22[個所]
データレート	最高 100[Hz]
角度精度	0.5[deg]
グローブ長	270[mm]
グローブ幅	100[mm]
グローブ重量	84[g]

表 3.2 Polhemus の構成

データ通信	RS-232C
レシーバ数	1 ~ 4[個]
データレート	最高 120[Hz]
位置精度	0.8[mm]
角度精度	0.15[deg]

表 3.3 BIG-MAT quarter の構成

データ通信	専用 PCI ボード
センサ数	48(行) × 44(列)
データレート	最高 100[Hz]
空間分解能	5[mm] × 5[mm]
圧力の測定範囲	2 ~ 300[kPa] (可変)
シート長	362[mm]
シート幅	295[mm]

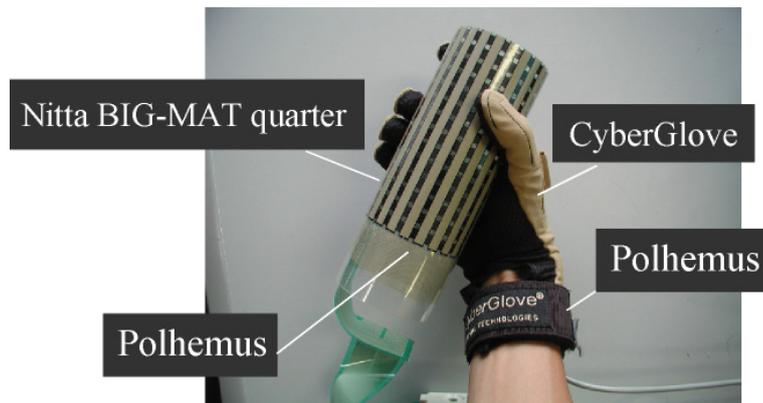


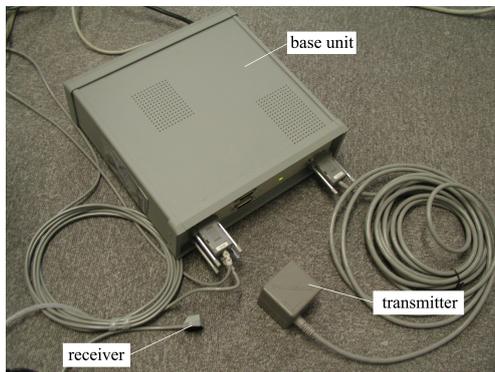
図 3.1 センサ構成

同じ物体を用いる手法では，動作再現時に操作の接触点位置や内力といった拘束状態が参考になる可能性はある．しかし，手形状や皮膚の材質が異なるため，多指ハンドで同じ拘束状態を再現できることは必ずしも保障されない．同じ拘束状態を再現できないと判断された場合は，実現可能な手姿勢を自動で生成する必要がある．つまり実現可否の判断と動作の自動生成の二つのシステムを構築する必要がある．また同じ物体を用いる手法では，物体に直接センサを取り付けることができないため，詳細な接触情報を取得することができず，結果として正確な拘束状態や操作のプリミティブの抽出が困難であることが予想される．

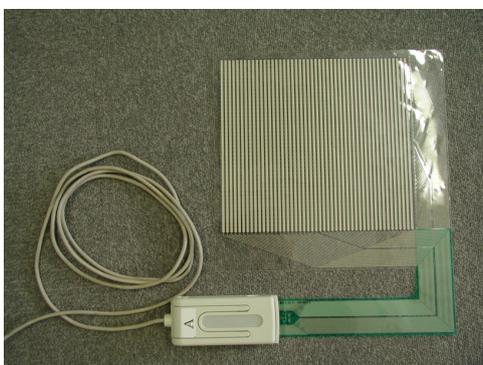
一方，教示物体を固定にして直接センサを取り付けることで，正確な接触情報や拘束状態を計測でき，操作のプリミティブも抽出できる可能性を持つため，詳細な情報を基に動作生成を行うことができる．また，動作の自動生成を必ず行うことが明らかであるため，同じ物体を用いる手法と比べてより単純なシステム構成で済む．以上のことから教示専用の被操作物体を用いる提案手法のほうが優位であると考えられる．



☒ 3.2 CyberGlove



☒ 3.3 Fastrak



☒ 3.4 BIGMAT quarter

3.3. 接触情報の検出

本章では操作認識の準備として、圧力分布センサのデータを用い、ある瞬間の把握における物体表面の接触位置の検出について述べる。次に、その結果とデータグローブとポヒマスセンサから得る手のリンク位置情報を比較することで、掌面の接触部位を検出する手法を述べる。

3.3.1 物体表面の接触位置の検出

図 3.5 に取得した圧力分布画像を示す。この画像は円柱を展開した形で得られる。このままの画像では解像度が荒く特徴の抽出が困難なため、まず、この画像にガウシアンフィルタを用いて平滑化処理を施す。

平滑化後の画像に二値化を行い、全ての接触領域に対してラベリング処理を施す。しかし、単に一定の圧力閾値で二値化を行うと、一つの接触領域の中に異なるリンクの接触が重複する場合がある。本論文の物体表面の接触位置検出は手の各リンクごとに区別するため、一つの接触領域の中に重複している場合は分離が必要となる。そこで、ラベリングした接触領域の面積を計算して、ある一定以上の大きさならば重複しているとみなし局所的に閾値を上げる。これを全ての接触領域に対して行うことで、異なるリンクの接触が重複していない物体表面の接触位置画像を得る。さらに、この画像の各接触領域の重心位置を求めることで物体の接触位置を検出する。検出した画像とその結果を図 3.6 に示す。

3.3.2 掌面の接触部位の検出

次に前項で検出した物体表面の接触位置情報と、データグローブ、ポヒマスセンサから得る手のリンク位置情報を比較することで掌面の接触部位の検出を行なう。接触部位の検出は図 3.7 に示す 18 個の部位に分割し各領域の接触を検出する。この領域の分割は、手全体で円柱を包み込み把握した際の圧力分布センサの反応から決定している。3.4 章以降では単純化された領域分割を用いて操作認識を試

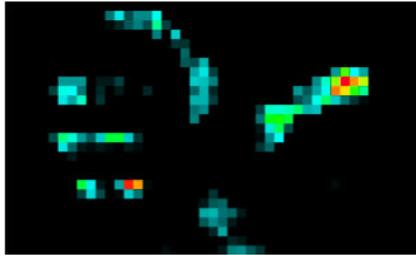


図 3.5 圧力分布画像

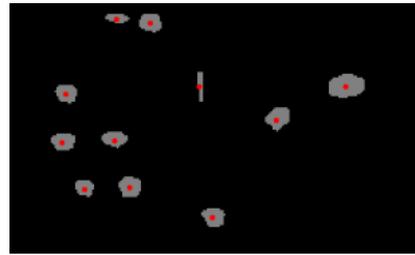


図 3.6 物体表面の接触点

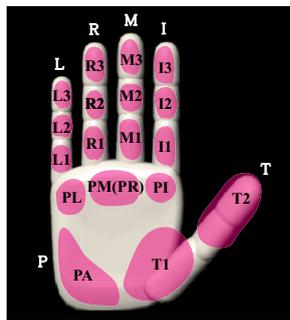


図 3.7 掌面の分割

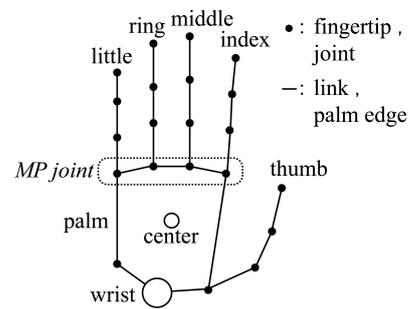


図 3.8 手のリンクモデル

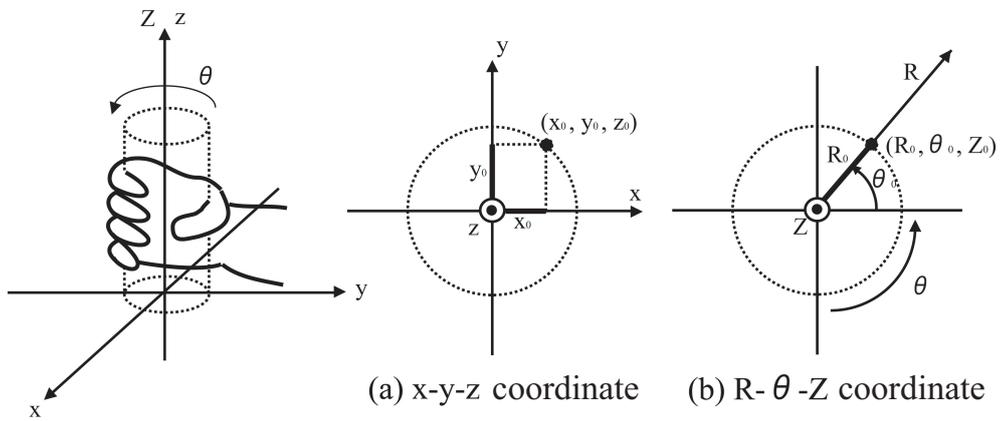


図 3.9 座標系の変換

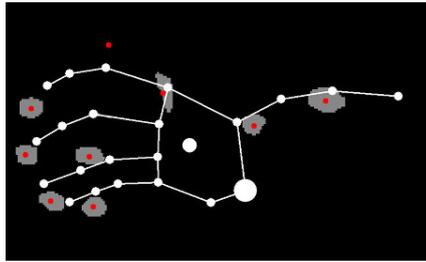


図 3.10 リンクモデルの投影

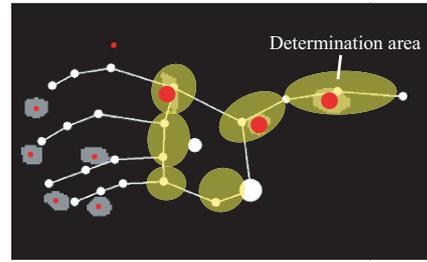


図 3.11 親指と掌の接触部位の検出

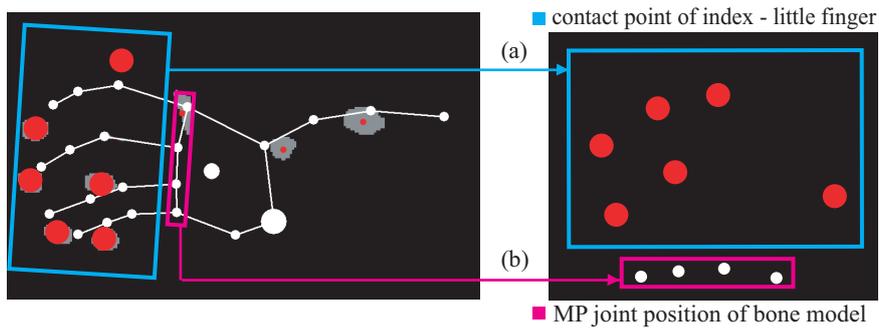


図 3.12 接触点と MP 関節の投影

みるが、今後の研究でより細かな分割を用いることができるように、可能な限り詳細な掌面の接触部位の検出を行なう。

手のリンクモデルの投影 まず、データグローブとポヒマスセンサから手のリンクモデルを形成し、圧力分布画像上に投影する。リンクモデルは図 3.8 に示すように関節と指の先端を円で、リンクを線で表現しており、リンク長は固定である。まず、円柱に取り付けられたポヒマスセンサを原点座標とする三次元空間において、各関節と指の先端の座標を求める。MP 関節と手首関節位置は、手と円柱に取り付けられた 2 つのポヒマスセンサの位置姿勢情報から得られる。指の関節や先端の位置は、データグローブの角度情報から順運動学を解くことで得られる。次に、図 3.9 に示すように、求められたデカルト座標系上のリンクモデルを物体

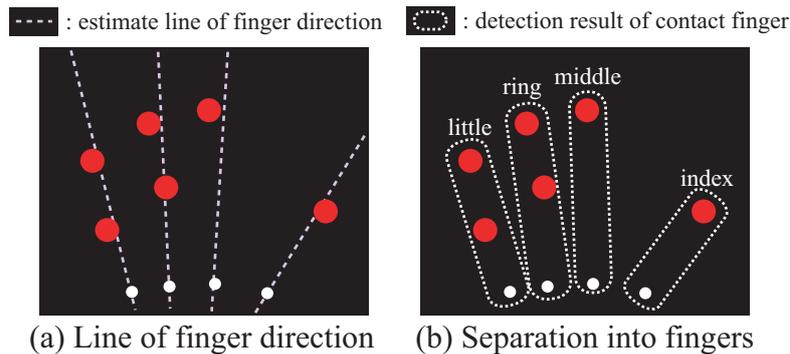


図 3.13 各接触点が属する指の特定

表面の接触位置画像の展開に合うよう円柱座標系に変換する．変換は次式で表される．

$$R = \sqrt{x^2 + y^2} \quad (3.1)$$

$$\theta = \tan^{-1} \frac{y}{x} \quad (3.2)$$

$$Z = z \quad (3.3)$$

図 3.9 に示すように， xyz デカルト座標系の点 (x_0, y_0, z_0) は， $R\theta Z$ 円柱座標系の点 (R_0, θ_0, Z_0) に変換される．リンクモデルの全ての点を円柱座標系に変換し，3.3.1 節で検出した物体表面の接触位置画像に投影する．この投影した画像をリンクモデル投影画像と呼び，図 3.10 に示す．

リンクモデル投影画像から接触部位の抽出 投影画像を用いた掌面の接触部位の検出は，拇指と掌部についてと，示指～小指についての 2 つに場合分けして考える．

まず，拇指と掌部について接触部位の検出を行う．検出は図 3.11 に示される接触検出領域を用いる．領域はリンクモデルに関連付けられており，各領域内について 3.3.1 節で求めた接触重心点の有無を見ることで接触部位の検出を行う．図 3.11 の例では示指中手骨 (図 3.7 PI)，拇指中手骨 (I1)，拇指末基節 (T2) の接触が検出されている．

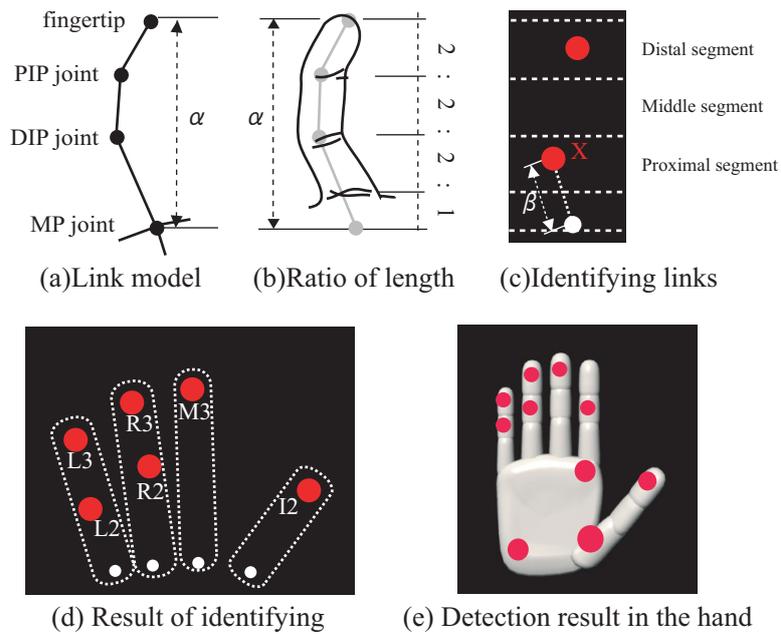


図 3.14 各接触点が属するリンクの特定

次に、示指～小指について接触部位の検出を行う。示指～小指の接触によって現れる物体表面の接触位置は、狭い範囲に密集して検出される可能性がある。また、各関節 0.5 度の分解能を持つデータグローブでは関節角度の計測誤差が存在する。よって、単純に物体表面の接触位置とリンクモデルのリンク位置を比較するだけでは、誤認識を引き起こす可能性があるため、特殊な検出手法を用いる。人の物体把握は、指の背面を利用するような特殊な把握を除いて、指の基節から末節までの接触点はほぼ一直線に並ぶ。この性質を利用して、各接触点が帰属する指を特定した後、各指内でリンクの接触を検出する。リンクモデル投影画像から、図 3.12(a) 示指～小指に関する接触点と、(b) リンクモデルの MP 関節の点を抜き出して考える。まず、図 3.13(a) に示すように、データグローブから得た MP 関節の内外転角度情報を使って、指の方向に線を描く。各接触点について最も近い指の方向の線を検出することで、図 3.13(b) のように各接触点の帰属する指を特定する。次に、各指内で接触点の帰属するリンクを検出する。図 3.14(a) はリンクモデルの指を示し、投影画像上での指先から MP 関節までの距離を α と

する．図 3.14(b) は文献の人体計測データを参考に設定した各リンク長の比を示している [55]．接触点が帰属するリンクの検出は接触点から MP 関節までの距離と α を比較することで行なう．図 3.14(c) に示す接触点 X から MP 関節までの指先方向の距離を β とする．この時，次の条件が成り立つとき，接触点 X は末節 (Distal segment)，中節 (Middle segment)，基節 (Proximal segment) にそれぞれ帰属することがわかる．

Contact by distal segment :

$$\frac{1}{7} < \frac{\beta}{\alpha} \leq \frac{3}{7} \quad (3.4)$$

Contact by middle segment :

$$\frac{3}{7} < \frac{\beta}{\alpha} \leq \frac{5}{7} \quad (3.5)$$

Contact by proximal segment :

$$\frac{5}{7} < \frac{\beta}{\alpha} \leq \frac{7}{7} \quad (3.6)$$

ただし， β/α が $1/7$ 以下の場合は，掌部の接触として認識される．図 3.14(d) に示すように，全ての接触点についてリンクの特定を行なう．掌面の接触部位検出の結果を図 3.14(e) に示す．この図では接触が検出された部位に印が付けられている．

3.4. 掌面の接触状態の定義

本論文では、物体把握の状態を掌面の接触状態によって表現する。また、物体操作は接触状態間の遷移によって表現する。本章では本論文で扱う全ての接触状態を定義し、開発したシステムを用いて各状態の認識実験を行う。

3.4.1 手の領域分割と接触状態

本論文では片手での手内操作を対象として認識を行うが、考えられる全ての物体形状と操作を扱うことは対象が広過ぎるため困難である。そこで以下の制約条件を設け、物体形状と操作方向を限定することで接触状態の数を抑え、提案する認識手法の基礎的特性を確認する。

- (1) 操作物体は円柱とする
- (2) 手が円柱の側面のみ contacts する
- (3) 物体運動は y, z 軸方向の並進及び x 軸中心の回転のみに限定する

(3) の制限は、操作中において図 3.15 の x 軸と円柱軸が常に平行を保つ、と言い換えることができる。上記の制限下では、示指～小指の四指の働きが同一となるため、詳細な区別の必要性は低いと考える。そこで、四指の末節を一つの領域に統合し、同様に四指の中節と基節についてもそれぞれ統合する。さらに、同様の理由で、掌部も上半掌と下半掌にそれぞれ統合する。また、四指の PIP 及び DIP 関節は、ほぼ同調して伸展屈曲すると認知されている。2つの関節は独立で無いため併せて 1 自由度と考えると、中節・基節を区別しても状態遷移の特徴が現れることは少ないと判断し、四指中節・基節を統合する。統合の結果、5領域に単純化される。操作認識で用いる領域分割を図 3.15 に示す。このように、本論文では操作方向や物体形状を制限した手内操作を対象とするが、1章で述べたネイルハンマーや携帯電話の持ち替え操作の一部も含んでいる。よって、制約条件下でも実用的な作業を対象とした有用な解析や検討ができる。

図 3.15 の *Region a~e* はそれぞれ四指末節部、四指中基節部、上半掌部、拇指末節部、下半掌部を表しており、各部位の接触の有無から接触状態を定義する。

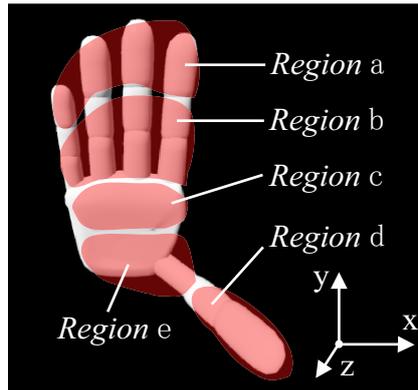


図 3.15 掌面の単純な分割

表 3.4 静的な接触状態の認識結果

Recognition rate	Cause of the failure	Contact states
High	—————	1,4,9,11,12,13,14, 15,17,19,21,23,25, 27,29,31
Low	Low sensor signal	3,5,6,7,16,20,22,24
	Infeasible grasp	28,30
	Link modeling error	2,10,18,26

この分割で，接触状態の数は $2^5 = 32$ 通りとなる．四指末節部は拇指以外の DIP 関節より先，四指中基節部は DIP 関節から MP 関節までの間と定義する．図 3.16 に本論文で扱う全ての接触状態を示す．図中の各状態番号の横には掌面の各部位における接触の有無を論理記号で表している．例えば，a は四指末節部が接触していることを表し， \bar{a} は接触していないことを表す．

3.4.2 接触状態認識実験

開発したシステムを用いて被験者に 32 種類の接触状態をとらせることで，各状態の認識を試みる実験を行う．実験は 5 人の被験者で行い，各接触状態を 3 秒



図 3.16 32 種類の接触状態

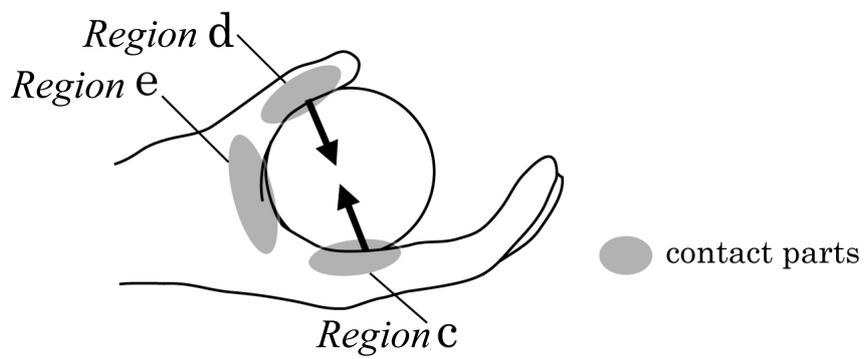


図 3.17 接触状態 No.28

ずつ行わせて認識する．また，被験者の手形状による個人差をなくすために，事前に各被験者の手を採寸しリンクモデルのスケール調整を行っている．ここで，接触状態 No.8 は親指の指先上にのみ物体を乗せなければならないが，物体のバランスが悪く状態保持が難しく、静的な接触状態として現実的ではないため実験から除外している．また，接触が全く無い状態である接触状態 No.0 も除外している．

Table 3.4 に実験の結果をまとめる．この表では，まず接触状態を認識率の高低で 2 種類に分けている．認識率が高かった接触状態はいずれも 5 人の被験者のうち 4 人以上で認識に成功している．さらに，認識率が低かった状態について，誤認識の原因で 3 種類に分けている．

これらの誤認識の原因について説明する．まず Low sensor signal は物体を挟む力を与えることが難しいために，圧力分布センサの反応が現れにくくなる状態である．しかし，これらの接触状態では弱い接触力によって多少認識され難くなるだけであって，操作認識の致命的なエラーの原因にはならない．

次に Infeasible grasp について図 3.17 の例を用いて説明する．被験者が No.28($\bar{a}\bar{b}cde$) の状態を行ったところ，Region c と Region d との間による挟む力で物体を安定させていることがわかった．余った Region e は対向する力が無いために，物体に触れているが力を加えることができなくなる．接触状態 No.28($\bar{a}\bar{b}cde$) の実験の結果，被験者 5 人中 3 人が Region c と Region d のみ接触する No.12($\bar{a}\bar{b}cd\bar{e}$) と誤認識した．

Link modeling error はリンクモデルと被験者の手との間にある誤差に起因している．実験前に被験者の手の採寸結果からリンクモデルのスケール調整を行っているが，全てのリンク長を採寸して合わせる程の厳密な調整は行っていない．そのためリンク長の個人差の影響が最も大きい Region a と Region b との境界線付近で誤認識が発生しやすい．また，Link modeling error を原因とする 4 つの状態はいずれも ($\bar{a}\bar{b}c^{**}$) の状態を持つ．これらの状態は ($\bar{a}\bar{b}c^{**}$) もしくは ($ab\bar{c}^{**}$) の 2 つのケースと誤認識した．例えば，No.10($\bar{a}\bar{b}cd\bar{e}$) では，5 人中 3 人が No.9($a\bar{b}cd\bar{e}$) もしくは No.11($ab\bar{c}d\bar{e}$) に誤認識した．

3.4.3 接触状態のグループ化

Infeasible grasp 及び Link modeling error を誤認識の原因とする計 6 つの接触状態は、区別がつかない状態と同じ状態であると考え、一つの状態にグループ化する。Infeasible grasp については、 $\{28,12\},\{30,26\}$ を、Link modeling error の状態については、 $\{1,2,3\},\{9,10,11\},\{17,18,19\},\{25,26,27\}$ をそれぞれグループ化する。また、No.30 と No.26 は同じグループなので、結局 $\{25,26,27,30\}$ の 4 つの状態をグループ化する。グループ化によって、接触状態を 21 種類に絞ることができる。

3.5. 連続 DP マッチングを用いた物体操作認識実験

操作を行った際に連続で取得した接触状態のデータは、図 3.18 のような状態列で表される。この状態遷移を操作の特徴として考え、状態遷移の類似度（距離）を計測することで操作認識を行う。

本節では連続 DP マッチングを用いた操作認識手法を用いる。これは音声の認識手法として一般的に用いられている優れた手法である。まず手法の簡単な説明と本システムで用いる独自の仕様について述べるが、手法の詳細については付録 A で説明する。

3.5.1 連続 DP マッチング

連続 DP マッチングは岡らの手法を用いた [56]。連続 DP マッチングは操作者の入力パターンに対して、事前に用意する標準パターンとの類似度を計測することができる。標準パターンは始点と終点及び長さが定まった状態列で表現されており、認識する操作の種類の数だけ用意する。それに対し入力パターンは一定時間毎に連続的に入力される形となる。

連続 DP マッチングの利点は、全ての標準パターンと入力パターンの間で、パターンマッチングと始点位置検出を同時に行うスポッティング認識が可能なこと

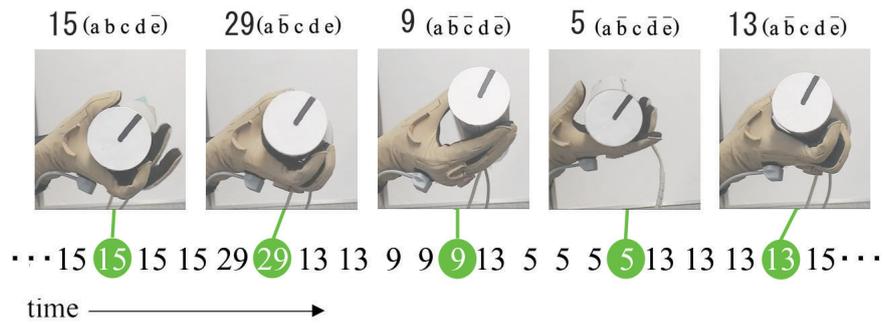


図 3.18 操作中における接触状態遷移

にある．また，距離が最小となる要素間の最適な対応付けを自動で検出することができる．この対応付けによって，パターン内の部分的な伸縮が吸収される．

連続 DP マッチングでは状態間の局所距離を定義する必要がある．そこで図 3.19 に示す状態遷移図を用いて距離を定義する．この状態遷移図は 1 ビット変化する状態間を線で結合しており，遷移する数が各状態間の距離となる．

連続 DP マッチングで用いる標準パターンは，実験とは別に操作データを複数の被験者から多数取得し，接触状態パターンの平均を計算することで生成する．図 3.20 は，3 つの接触状態パターンから平均を計算した例である．まず，連続 DP マッチングを用いてパターン間の最適対応を導き出し，結線する．各対応間で時間の差や状態の差が存在する部分は，各接触部毎に多数決を取り平均の状態を決定する．

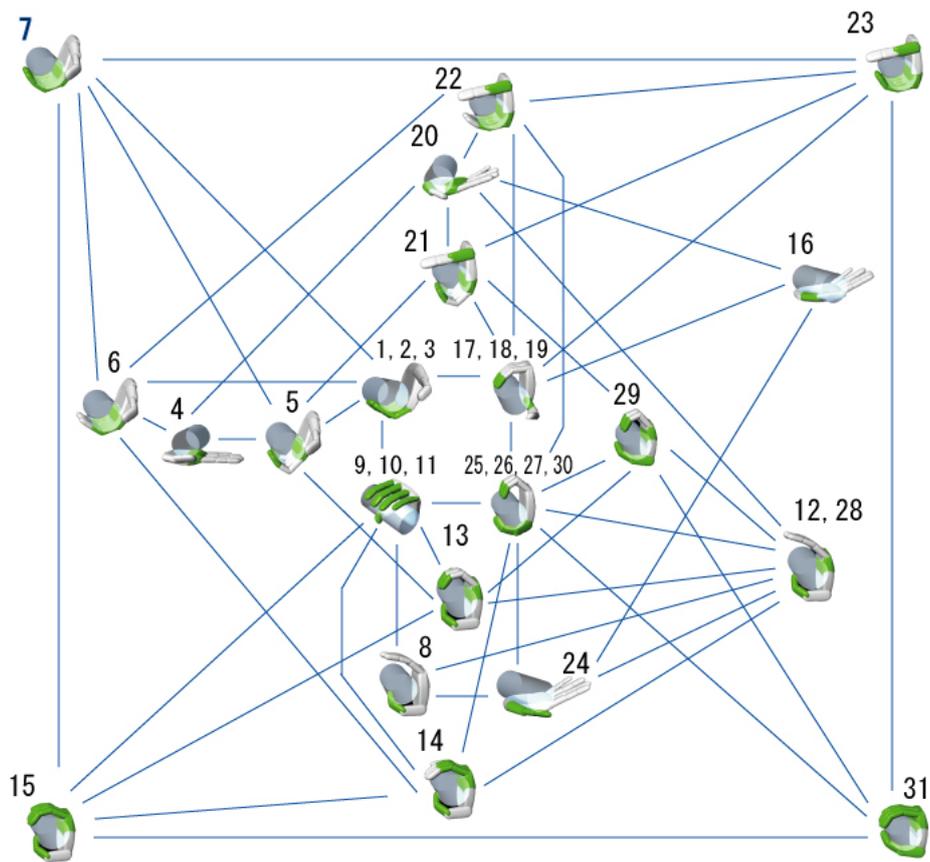


图 3.19 接触状态迁移图

3.5.2 対象プリミティブ

開発した物体操作認識システムを用いて，手内操作の継時性パターンと移動の分類に属する以下の6種類のプリミティブについて認識を試みる．

- プリミティブ *A* : Heavy wrap から Prismatic grasp への持ち替え
- プリミティブ *B* : Prismatic grasp から Heavy wrap への持ち替え
- プリミティブ *C* : Platform から Prismatic grasp への持ち替え
- プリミティブ *D* : Prismatic grasp から Platform への持ち替え
- プリミティブ *E* : 円柱軸回転 (図 3.22(e) 向かって反時計回り)
- プリミティブ *F* : 円柱軸回転 (図 3.22(f) 向かって時計回り)

Heavy wrap , Prismatic grasp , Platform の3つの把握は Cutkosky によって定義されたものを用いている [57] . 図 3.21 に3つの把握を示す . Heavy wrap (接触状態 31) は手で物体を固定するための把握である . Prismatic grasp (接触状態 9,10,11) は指先で把握し , 器用に操るための把握である . Platform (接触状態 4) は掌の上に乗せており , 物体に対する拘束が最も少ない把握である . これらの把握は , それぞれの目的を担う代表的なものとして挙げられる . プリミティブ *A* ~ *D* の持ち替えはこれらの代表的な把握状態の移行によって構成されており , 手内操作の移動の分類に属する操作である . ただし , Heavy wrap と Platform 間の移行については , 物体の位置姿勢の変化が伴わず , 接触状態遷移も非常に単純であり , 移動の分類にも当てはまらないため除外している . プリミティブ *E* , *F* は円筒軸を中心とする2種類の回転操作であり手内操作の継時性パターンに属する操作である . これは 3.4.1 節に示す理由により , 図 3.15 の *x* 軸と円筒軸が , 常に平行に保たれるプリミティブを対象としているため , 継時性パターンに当てはまる回転操作はこの2種類に限定される . 図 3.22 に各プリミティブの連続写真を示す .

以下の測定や実験では , 3.6.3 節の実験と同様に , 実験前に各被験者の手の寸法を測定し , 手形状による個人差をなくすことで純粋な接触状態認識を行えるよう , リンクモデルのスケール調整を行っている . また手厚や手の甲の傾斜角は個人差があるため , ポヒマスセンサの位置姿勢の調整を行っている .

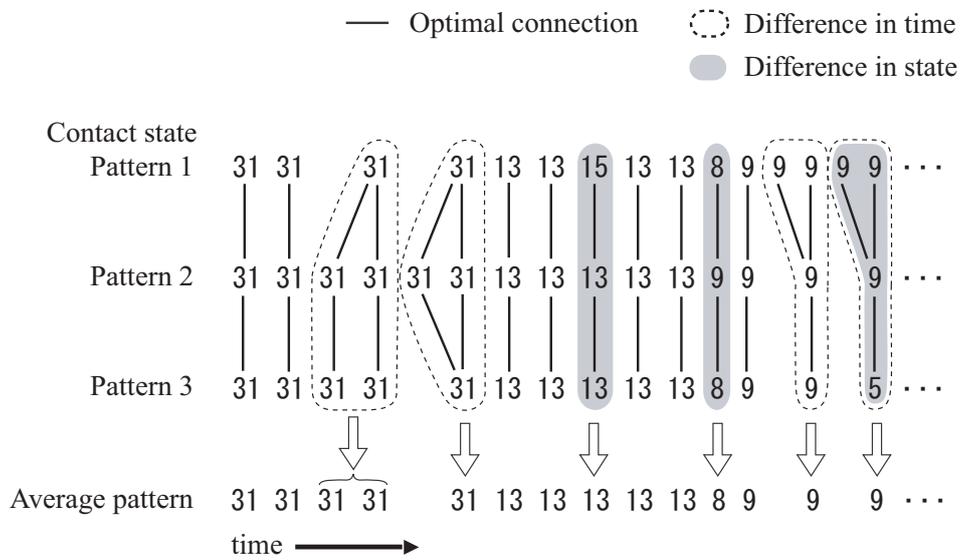
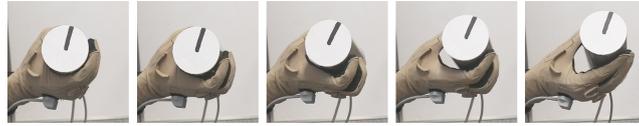


図 3.20 接触状態列の平均の導出



図 3.21 三種類の把持状態



(a) プリミティブ A



(b) プリミティブ B



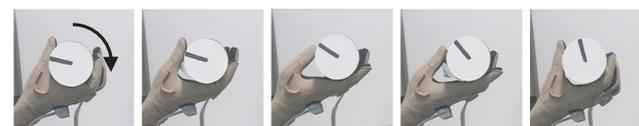
(c) プリミティブ C



(d) プリミティブ D



(e) プリミティブ E



(f) プリミティブ F

図 3.22 プリミティブの連続写真

3.5.3 各プリミティブの類似度の平均・分散評価

認識実験を行う前に、9人の被験者 I~IX で6種類のプリミティブの操作データを採取し、連続 DP マッチングで使用する標準パターンをプリミティブ毎に生成した。各被験者は各プリミティブにつき 10 回ずつ操作を行い接触状態列を計測して、標準パターン生成に用いた。学習に用いた操作データと標準パターンを用いて類似度を計測し、その平均と分散をまとめる。接触状態列と標準パターンはプリミティブ毎に区別され、全ての組み合わせで計測している。連続 DP マッチングにより計測した各プリミティブの類似度の平均と標準偏差を図 3.23 にまとめる。ここでグラフの y 軸は距離を表すため、グラフの値が小さい方が類似度が高いことに注意されたい。

得られたグラフについて考察する。持ち替え操作（プリミティブ A~D）については、標準パターンと操作データが同一プリミティブである場合の類似度が、それ以外の類似度と比較して十分差があることが見られた。一方回転操作（プリミティブ E,F）については、標準パターンと操作データが同一プリミティブである場合の類似度の標準偏差が、それ以外の類似度との標準偏差に重なり差に乏しいことを示している。特にプリミティブ E と F の間では互いにテンプレートが類似していることを示している。

また、図中には掲載していないが各被験者ごとに区別して類似度の計測も行った。その結果、被験者間と全員の操作データを用いた計算結果に大きな差は見られなかった。これは、個人差による大きな認識率の変化やばらつきを持たないことを表している。よって操作認識を行う際は、プリミティブごとの標準パターンを用いても認識率が大きく低下することは無いと考察する。

3.5.4 実験内容

6種類のプリミティブについて物体操作認識実験を行い、その評価を行うことで本手法の有用性を示す。実験者は被験者に対し円柱軸回転の開始と終了のみの指示を与える。また、プリミティブ A,B とプリミティブ C,D についてはお互い逆の行程であるため、実験操作としては交互に繰り返して行うことで、二つのプ

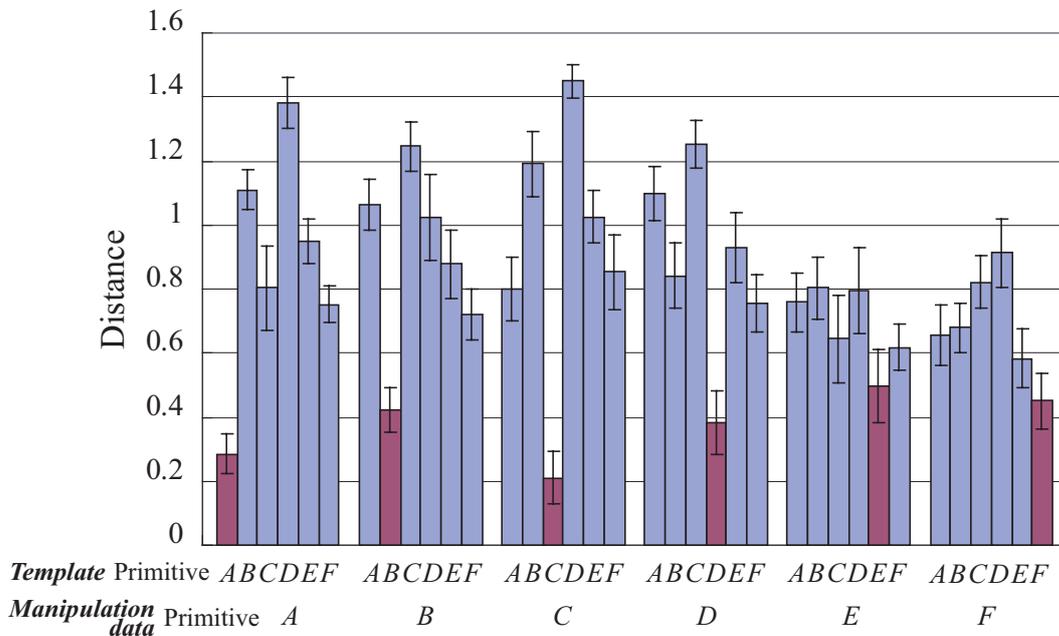


図 3.23 各プリミティブにおける距離の平均と分散 (連続 DP マッチング)

リミティブを同時に実験する．プリミティブ A~D は毎秒約 1 回の速度で操作を行い，プリミティブ E, F は毎秒約 2 回の速度で操作を行う．操作認識実験は標準パターンを生成した同じ被験者 I~IX で行う．なお図 3.23 において，同一プリミティブ間の距離平均が 0.5 を下回っているため，連続 DP マッチングの認識の条件となる閾値は 0.5 と決定した．

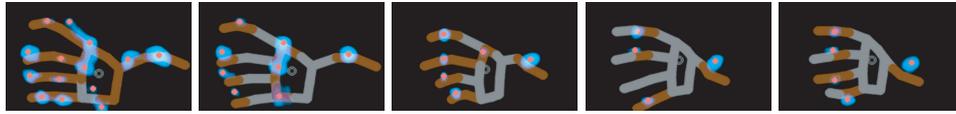
3.5.5 実験結果

被験者 I が全てのプリミティブを行った時の圧力分布センサとリンクモデルの様子を図 3.24 に示す．また，被験者 I がプリミティブ A, B を交互に行った時の連続 DP マッチングの類似度の変化を図 3.25 に示す．また同様にプリミティブ F を行った時の結果を図 3.26 に示す．ここで，グラフの y 軸は距離であるため，値が小さくなると類似度が高いことを示している．全ての認識実験は入力操作データ

と各プリミティブに対応する6種類の標準パターンとの間で行われるが、図中にはグラフを見やすくするために認識プリミティブ以外のグラフは示していない。距離が閾値以下でかつ極小値を取った時点で対応する操作が認識される。認識された区間はグラフ上で網掛けで表している。

グラフではプリミティブ A, B の距離が交互に閾値を超えて、交互に認識されていることがわかる。またパターンの局所的な伸縮は吸収されるため、認識されている区間の幅は様々である。プリミティブ F の距離は、閾値を超えて波形を描いていることより、操作が連続で認識されていることがわかる。図中には示していないが、ほとんどのケースで認識プリミティブ以外のグラフは閾値を超えて減少せず、正常に認識されていた。

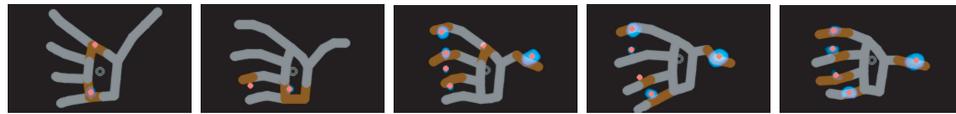
表 3.5 に平均認識率をまとめる。カッコ内には全員の認識率の標準偏差を示している。プリミティブ $A \sim D$ 及び F に関しては高い認識率を出しており、個人差による影響もほとんど無いと考える。プリミティブ E の認識率は 28.3% と低かった。誤認識する理由としては、操作における接触状態列が一意でなく、個人差や操作方針を原因とする分散が大きいことが考えられる。操作中に拇指を支点として拇指以外の指を伸展させて物体を押し上げる際には、拇指以外の4本指は押し出しながら円柱横向きバランスを支えるために、指の軌道は毎周期異なることが多かった。また、ほとんどの被験者は、プリミティブ E の操作に多少の違和感を覚えたり、不自然な印象を受けていた。



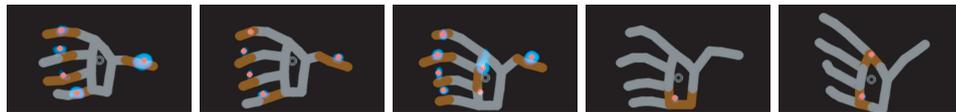
(a) プリミティブ A



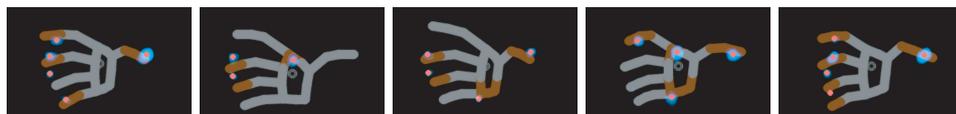
(b) プリミティブ B



(c) プリミティブ C



(d) プリミティブ D



(e) プリミティブ E



(f) プリミティブ F

図 3.24 各プリミティブにおける圧力分布画像とリンクモデルの様子

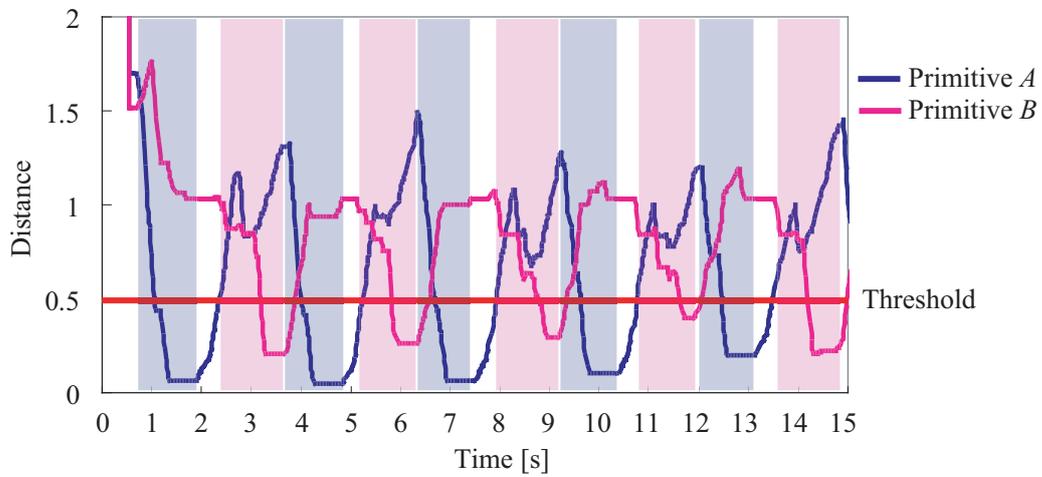


図 3.25 連続 DP マッチングを用いた認識結果 (プリミティブ A, B)

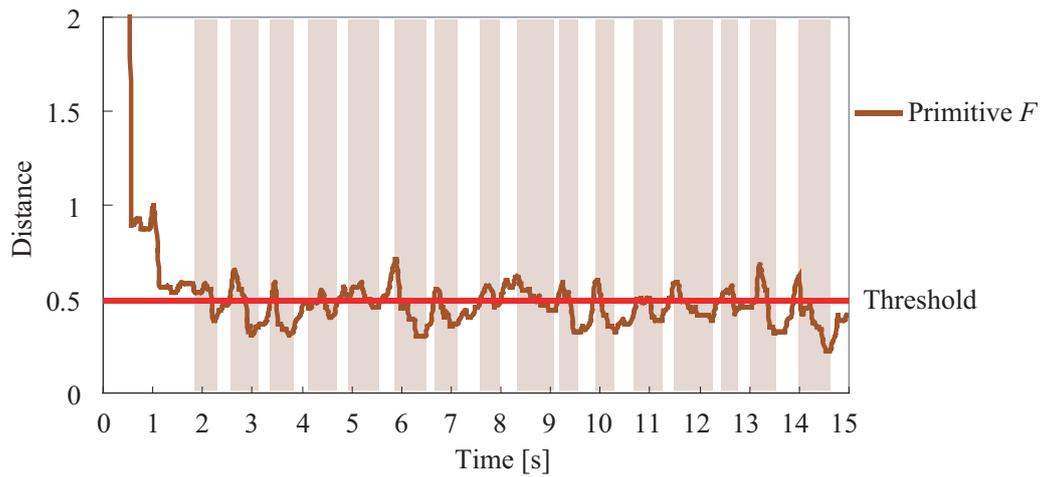


図 3.26 連続 DP マッチングを用いた認識結果 (プリミティブ F)

表 3.5 平均認識率 (連続 DP マッチング)

Primitive	Average recognition rates[%]					
	<i>A</i>	<i>B</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>E</i>	<i>F</i>
Subject I	100	100	100	100	16.7	56.7
Subject II	100	71.4	100	87.5	23.3	93.3
Subject III	100	100	100	75.0	42.9	77.7
Subject IV	100	100	100	100	28.0	85.3
Subject V	100	100	85.7	100	11.8	57.7
Subject VI	83.3	100	80.0	100	53.8	87.5
Subject VII	80.0	80.0	100	80.0	33.3	90.0
Subject VIII	80.0	80.0	100	71.4	20.0	81.8
Subject IX	100	100	100	100	25.0	63.6
All subjects	93.7 (9.50)	92.4 (11.7)	96.2 (7.70)	90.4 (12.1)	28.3 (13.2)	77.1 (14.1)

3.6. HMM を用いた物体操作認識実験

本節では音声認識の優れた手法である HMM を用いて前節と同様の操作認識実験を行う。これらは音声の認識手法として一般的に用いられている優れた手法である。次節に手法の簡単な説明と本システムで用いる独自の仕様について述べるが、手法の詳細については付録 B で説明する。また、前節とまったく同じ対象プリミティブ、被験者、操作データで実験を行う。

3.6.1 HMM(隠れマルコフモデル)

HMM は確率的パターン認識に用いられている確率モデルであり、通常のマルコフ過程に従う状態遷移が定められている [58]。各状態には観測シンボル確率分布が定義されており、各遷移には遷移確率が定義されている。本システムでは離散型 HMM を用い、モデルの構造は音声認識に適している left-right モデルを用いる。図 3.27 に left-right モデルの例を示す。

まず、予めモデルの状態数を決定しておき、Baum-Welch アルゴリズムを用いて学習を行う。このアルゴリズムは与えられた複数の観測シンボル系列から EM アルゴリズムで上記確率を推定する手法である。学習に用いる観測シンボル系列は 150 個と定める。

認識には Viterbi アルゴリズムを用いる。Viterbi アルゴリズムは学習で得られた確率を用いて入力された観測シンボル系列から最尤推定になる状態系列と最尤推定値を動的計画法で求める手法である。連続 DP マッチングと同様に、HMM でも最尤推定と始点位置検出を同時に行うスポッティング認識が可能である。HMM では学習による確率モデルを用いるため、観測シンボル系列の局所的な分散もモデル化され、個人差等の分散への対応が可能となる。

モデルの状態数については、学習に使用した観測シンボル系列と Viterbi アルゴリズムを用いて学習後のモデルで最適経路による最大確率を計算し MDL 基準 (Minimum Description Length Principle) で評価する [59]。

$$MDL = -\log P_M(x^N) + \frac{F}{2} \log N \quad (3.7)$$

表 3.6 HMM のモデルの状態数

Primitive	Model number
<i>A</i>	7
<i>B</i>	9
<i>C</i>	9
<i>D</i>	7
<i>E</i>	6
<i>F</i>	8

ここで N は観測シンボル系列の数を表す． x^N は全ての観測シンボル系列を表し $x^N = x_1, \dots, x_N$ である． $P_M(x^N)$ はモデルに対する最大対数尤度の対数である． F は自由度を表し，ここでは学習により定めるモデルの確率の数を表す．第一項はモデルへの当てはまり度，第二項はモデルの複雑さをそれぞれ表し，二つの和が最小となるモデルが適切な状態数となる．

3.6.2 各プリミティブの最尤推定値の平均・分散評価

認識実験前に，9人の被験者I~IXで6種類のプリミティブの操作データを採取し，プリミティブ毎にHMMの学習を行った．MDL基準を用いて評価したHMMの最適なモデルの状態数を表3.6にまとめる．学習に用いた接触状態列と学習により生成されたHMMを用いて最尤推定値を計測し，その平均と分散をまとめる．接触状態列とHMMはプリミティブ毎に区別され，全ての組み合わせで計測している．HMMにより計測した各プリミティブの最尤推定値の平均と標準偏差を図3.28にまとめる．最尤推定値は対数で計算され，値が大きい方が尤度が高いことを示している．また図中に現れていないグラフは，最尤推定値の平均が-60以下であり尤度が非常に低いことを示している．

得られたグラフについて考察する．グラフにより標準偏差の差が大きいものは，操作のばらつきが大きいことを表しているわけではない．一定以上尤度が低いと

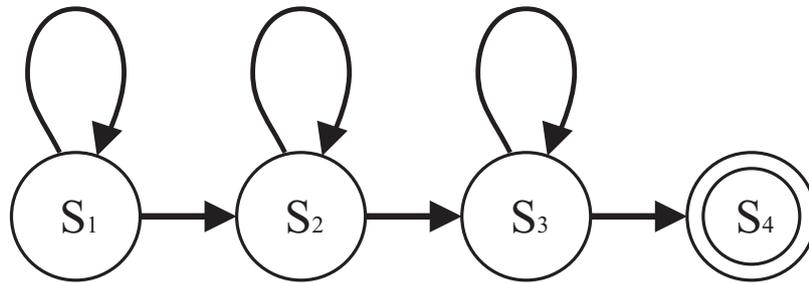


図 3.27 Left-right モデル

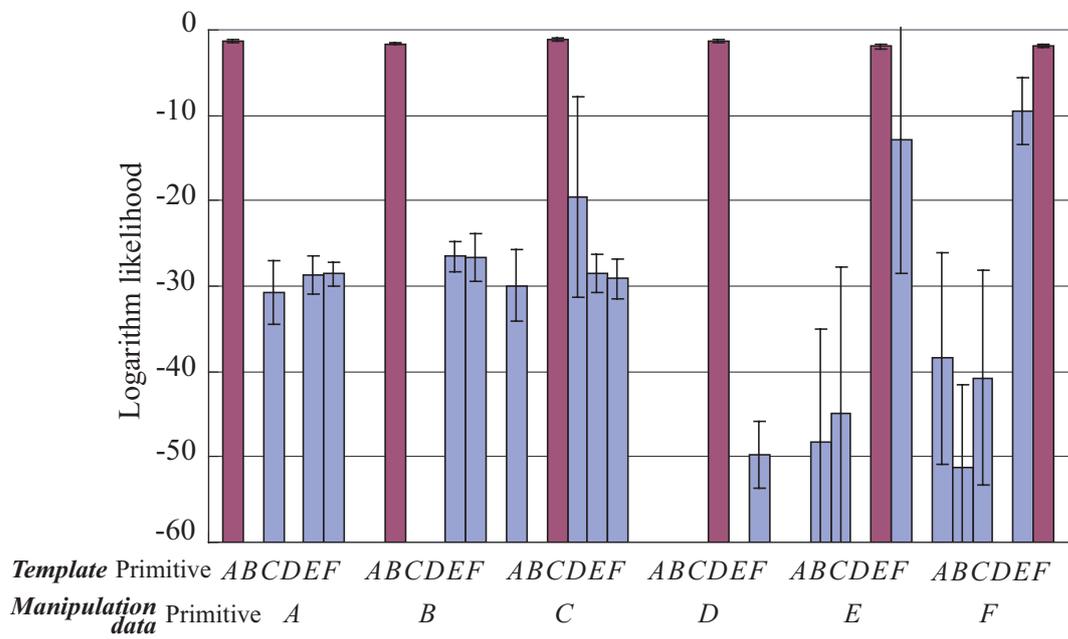


図 3.28 各プリミティブにおける最尤推定値の平均と分散 (HMM)

確率計算のペナルティーが一気に高くなるために最尤推定値の二極化が生じていることに原因がある。回転操作 (プリミティブ E, F) については互いに差が乏しいことを示し、二つのモデルの類似性が高いことを示している。

また、図中には掲載していないが各被験者ごとに区別して最尤推定値の計測も行ったが、被験者間と全員の操作データを用いた計算結果に大きな差は見られなかった。よって前節と同様に、操作認識を行う際は全員の操作データから学習した HMM を用いても認識率が大きく低下することは無いと考える。

3.6.3 実験内容

6 種類のプリミティブ、9 人の被験者で物体操作認識実験を行った。実験内容の詳細は 3.5.4 節の連続 DP マッチングの内容と同様であり、まったく同じ操作データを用いる。ただし図 3.28 において、同一プリミティブ間の最尤推定値の対数が -2 を上回っているため、HMM の認識の条件となる閾値は -2 と決定した。

3.6.4 実験結果

被験者 I がプリミティブ A, B を交互に行った時の HMM の最尤推定値の対数の変化を図 3.29 に示す。また同様にプリミティブ F を行った時の結果を図 3.30 に示す。最尤推定値が閾値以上で極大値を取った時点で対応する操作が認識される。認識された区間はグラフ上で網掛けで表している。

プリミティブ A, B の距離・最尤推定値が交互に閾値を超えて、交互に認識されていることがわかる。プリミティブ F の距離・最尤推定値は、閾値を超えて波形を描いていることより、操作が連続で認識されていることがわかる。図中には示していないが、いくつかの結果において認識プリミティブ以外のグラフが閾値を上回ることがあった。しかし、認識したいプリミティブの最尤推定値が最も高くなるため、正常に認識されていた。

表 3.7 に HMM の平均認識率をまとめる。カッコ内には全員の認識率の標準偏差を示している。プリミティブ E の平均認識率は 38% と低い、標準偏差は高くなっており、被験者 I と III に限り高い認識率を示していることがわかる。これ

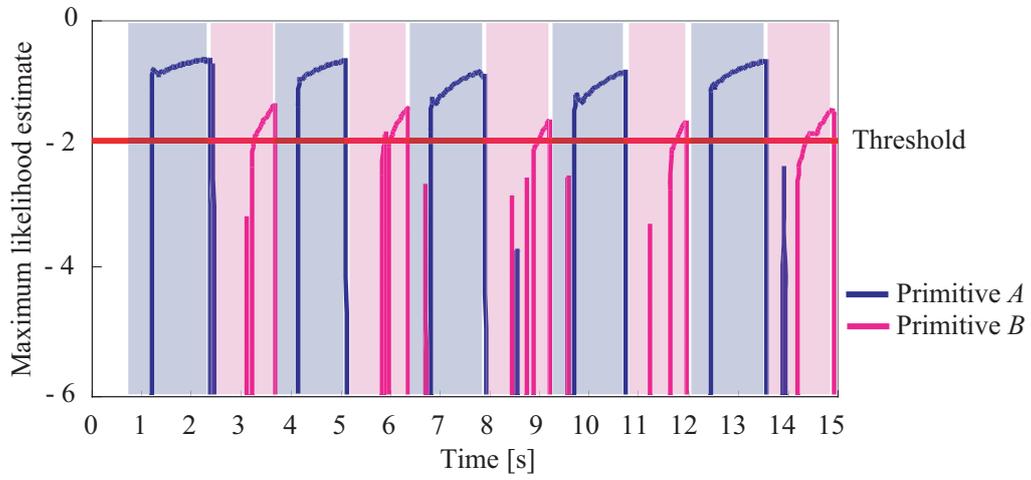


図 3.29 HMM を用いた認識結果 (プリミティブ A, B)

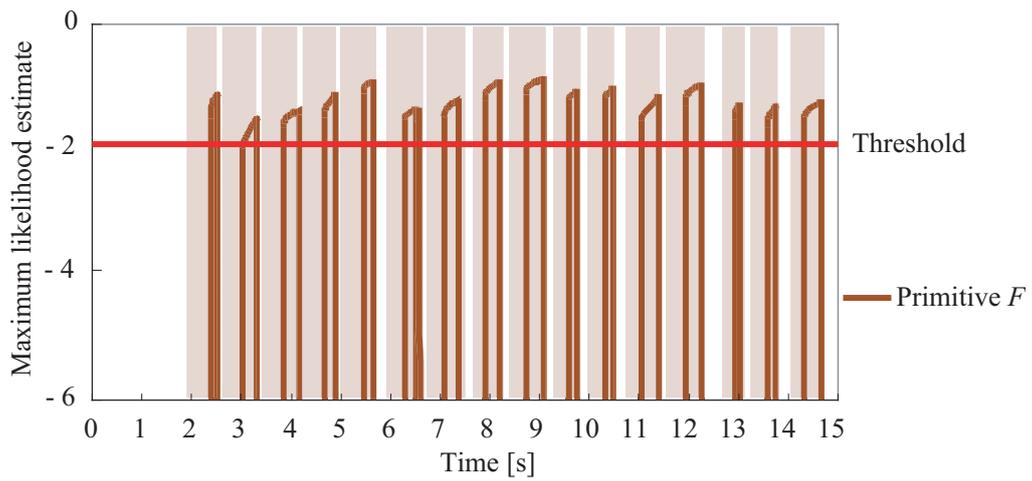


図 3.30 HMM を用いた認識結果 (プリミティブ F)

表 3.7 平均認識率 (HMM)

Primitive	Average recognition rates[%]					
	<i>A</i>	<i>B</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>E</i>	<i>F</i>
Subject I	100	100	88.9	100	83.3	66.6
Subject II	100	71.4	100	100	30.0	80.0
Subject III	88.9	88.9	100	100	71.4	84.6
Subject IV	85.7	92.9	100	100	40.0	82.4
Subject V	100	100	100	100	5.8	92.3
Subject VI	100	80.0	100	75.0	29.4	67.0
Subject VII	84.6	84.6	84.6	76.9	44.4	86.7
Subject VIII	91.7	91.7	90.9	100	15.0	88.9
Subject IX	100	100	90.9	63.6	22.9	72.7
All subjects	94.5 (6.76)	89.9 (9.92)	95.0 (6.16)	90.6 (14.5)	38.0 (25.4)	80.1 (9.38)

は2名の被験者が持つプリミティブ *E* の操作戦略におけるばらつきがHMMにモデル化されていると言える。しかしながら、他の7名の被験者については認識率が低いままであり、HMMを利用して操作のばらつきをモデル化することはできなかった。ばらつきの大きいプリミティブに対する対策としては、一つのプリミティブに複数の標準パターンやHMMを用意することで認識率を改善する手法が考えられる。

3.7. 2種類の認識手法に関する考察

本章では操作認識に2種類の手法を用いた。両手法を比較すると、認識を目的とする場合はHMMの方が優れていると言える。状態間距離や局所的なパターンの伸縮を学習データから自動的にモデル化でき、平均認識率も僅かであるが良くなっている。一方、解析を目的とする場合は連続DPマッチングの方が都合が良い。標準パターンや認識のプロセス等が直感的で理解し易い形を取るため、例えば操作間距離が大きい場合に何が原因となるかを容易に知ることができる。他にも、実装時の問題解決の糸口を掴み易いことや、プリミティブの特性を理解し易いといった利点がある。

プリミティブ E や F などの繰り返し回転操作は、開始時と終了時で類似した出力確率分布となる。HMMの学習を行うと、モデル内の最初の状態と最後の状態におけるその出力確率は当然高くなる。すると、その付近の状態の出力確率は影響を受けてある程度高くなる。この時、モデルの状態数が少ない場合は、中間の状態が前後の影響を受けて出力確率を上昇するので、結果としてモデル内の全ての状態で同じ出力確率が一貫して高くなるという現象が起こる。この現象が起こると、静的な把握を維持しているだけで誤認識してしまうエラーを引き起こす。HMMは学習データの長さによってそのモデルの状態数が変化するため、特に繰り返し操作の場合は学習データにある程度の長さが必要であるといえる。以上のエラーはHMMの実装時に問題となったことであるが、本手法とモデルの構造が単純であったため早期に解明することができた。直感的に理解できないモデル構造を持つHMMを使用する際には、学習結果や認識プロセスに対して特に注意が必要である。

3.8. 本章のまとめ

本章では、6軸位置姿勢センサと圧力分布センサを取り付けた教示専用の操り対象物体を用いて、掌面の接触部位を取得できる作業計測システムを構築した。また、掌面の接触状態の遷移を観察することで物体操作の認識を試みた。認識の手法は連続DPマッチング及びHMMを使用し、6種類のプリミティブ、9人の被

験者で認識実験を行った。その結果，平均認識率は80.4[%]，認識率の高い5つのプリミティブの平均認識率は89.9[%]となり本システムの有用性を確認した。一方で接触状態パターンが一意に定まらず，本手法での表現が困難な操作があることもわかった。

第4章 物体表面の転がり接触情報を用いた手内操作の認識

4.1. 本章の趣旨

本章では、物体表面の接触状態から転がり接触により生じる接触点位置の変化を取得可能なシステムを開発する。そして、接触点位置の軌道方向と生成位置を特徴として物体操作を認識する手法を提案する。操作中に、接触を維持したまま指の動きを用いて物体の姿勢を変化させることにより手と物体の接触点位置がわずかに移動する。このような現象を転がり接触と呼ぶ。対象タスクは指先のみを用いた転がり接触を伴う操作であり、2章で紹介する手内操作の分類における同時性パターンにあたる。この手法で使用するセンサは円柱物体に取り付けた圧力分布センサのみであり、厳密なキャリブレーションの必要が無い。また、センサを直接物体に取り付けているため物体座標系における空間精度が非常に高い。したがって把握に関わる指が動くことにより生じる転がり接触のわずかな変化でも操作の特徴として使用することができる。はじめに、センサ構成と得られた圧力分布画像に対する画像処理について述べる。次に、接触点軌道を用いた具体的な認識手法について紹介する。最後に被験者を用いて実験を試み、その結果に関して考察を行う。

4.2. 物体表面の接触点軌道の取得

4.2.1 センサ構成

本章では物体表面の接触情報に着目して操作認識を行う。カメラや関節角度センサを用いて物体表面の接触を検出する手法も存在するが空間精度は高くない。そこで3章と同様、直接物体に圧力分布センサを取り付けることで接触情報を取得する。図4.1にセンサ構成を示す。長さ13cm 直径7cmの亚克力の円柱を被操作物体として用いる。円柱の側面には圧力分布センサシート BIGMAT quarter(nitta 製)を巻きつけている。このセンサの詳細に関しては3章3.2節を参照されたい。操作者の手には何も装着しない。円柱内部には6軸位置姿勢センサである FASTRAK (Polhemus 製)のレシーバーが取り付けられているが、認識には使用せず評価にのみ用いる。センサデータは全て30fpsで取得される。このシステムを用いて操作する上で3章と同様に以下の2つの制約条件を設ける。

- 被操作物体の形状は円柱に固定する
- センサの取り付けしている円柱の側面にのみ手が接触する

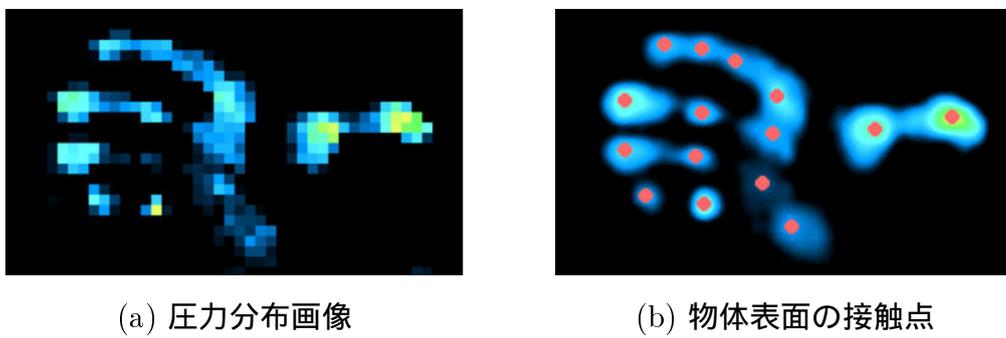
4.2.2 圧力分布画像の画像処理

圧力分布は画像として得られる。接触点位置を検出するための画像処理に関しては3章3.3.1節の手法と同様であるため説明を割愛する。この画像処理によって図4.2(b)に示す接触点画像が得られる。

本システムで転がり接触を伴う操作を行った場合は、接触点の位置が変化する。この変化を取得し軌道として表す。軌道は、フレーム間の重心点位置の差を計算することで検出する。各重心点位置に対して次フレームの近傍5ピクセル(5mm)以内に接触点があれば、同じ接触原因とみなし、二つの点の間で軌道を描く。この5ピクセルとは、複数のデータを試験的に取得して解析した結果、取りこぼしの無い十分な閾値として使用している。ただし、それ以前に描かれている軌道と比較して90度以上進行方向が変化した場合は操作の方針が変化し別の操作が始



図 4.1 センサ構成



(a) 圧力分布画像

(b) 物体表面の接触点

図 4.2 圧力分布画像の画像処理

まっている可能性が非常に高いため、軌道は描かない。もし、次フレームの近傍に接触点が無い場合は、指が離れたとみなし軌道は消去される。指先で物体を把握し、転がり接触を行ったときの得られた軌道を図 4.3 に示す。

4.3. 転がり接触軌道を利用した操作認識

4.3.1 対象プリミティブ

本章のシステムで対象とする操作戦略を Elliott らの手内操作の分類から選択すると、Full Roll、Rock、Pinch に絞られる。これらは指先の転がり接触を伴う操作であり、かつ本システムの被操作物体の形状・大きさに適用できる操作である。各操作は図 4.4 に示すように手の甲を基準座標として一つの軸に対する物体の並進もしくは回転で表現することができる。物体との接触を保ったまま、矢印の方向に従い物体の位置姿勢を変化させることでその操作は実現できる。さらに、円柱物体の把握に関しては、図 4.5 に示すように 2 種類の把握方向が存在し、長方形と円形の 2 つの形状の持ち方がある。Circular grasp と Prismatic grasp という分類は Cutkosky らの把握の分類から参照している [6]。持ち方が変われば同様の操作でもその操作方針は異なるためこの 2 種類を区別することにする。まとめると、操作戦略と把握方向の組み合わせにより認識する操作は以下の 6 種類となる。

- プリミティブ G : Prismatic grasp / FullRoll
- プリミティブ H : Prismatic grasp / Rock
- プリミティブ I : Prismatic grasp / Pinch
- プリミティブ J : Circular grasp / FullRoll
- プリミティブ K : Circular grasp / Rock
- プリミティブ L : Circular grasp / Pinch

4.3.2 把握方向の検出

もし上面図に投影した場合の面積が大きい時は上面と指先が作る把握面が平行であるとみなし、Circular grasp と認識する。反対に側面図に投影した場合の面



図 4.3 接触点の軌道の例 (FullRoll)

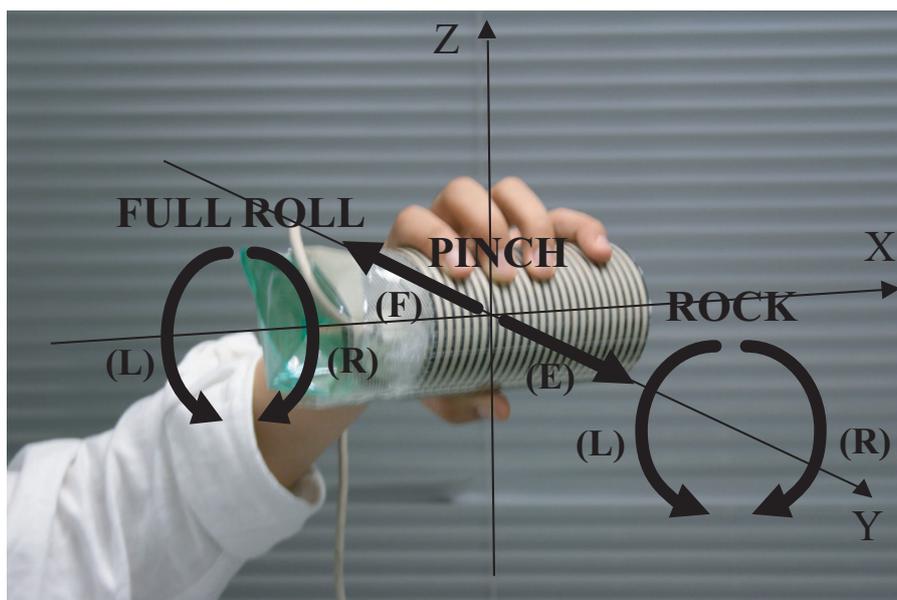


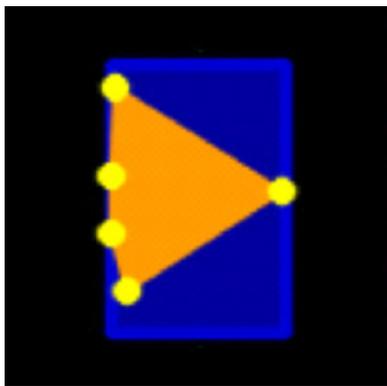
図 4.4 6種類のプリミティブ



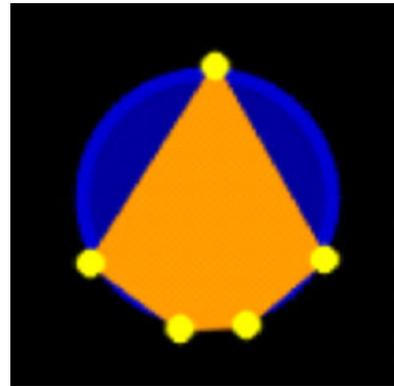
(a) Prismatic grasp



(b) Circular grasp



(c) 接触点で作る多角形 (Prismatic grasp)



(d) 接触点で作る多角形 (Circular grasp)

図 4.5 円柱における 2 つの把持方向

積が大きい場合は Prismatic grasp と認識する．ここで，円柱の側面図では全方位において多角形を計算することができる．この時，最も面積が大きくなる方向を検出しその時の多角形面積を採用する．Prismatic grasp と認識された時の側面図を図 4.5(c) に，Circular grasp と認識された時の上面図を図 4.5(d) にそれぞれ示す．

接触点の多角形から 2 種類の持ち方を認識し区別することは，円柱形の物体を指先で操作するというプリミティブに依存している．本稿では提案する手法の基本的特性を確かめるために，プリミティブに依存した最も簡単な方法を用いる．しかしながら，接触点が形成する立体は物体の拘束状態の特徴を十分含んでおり，

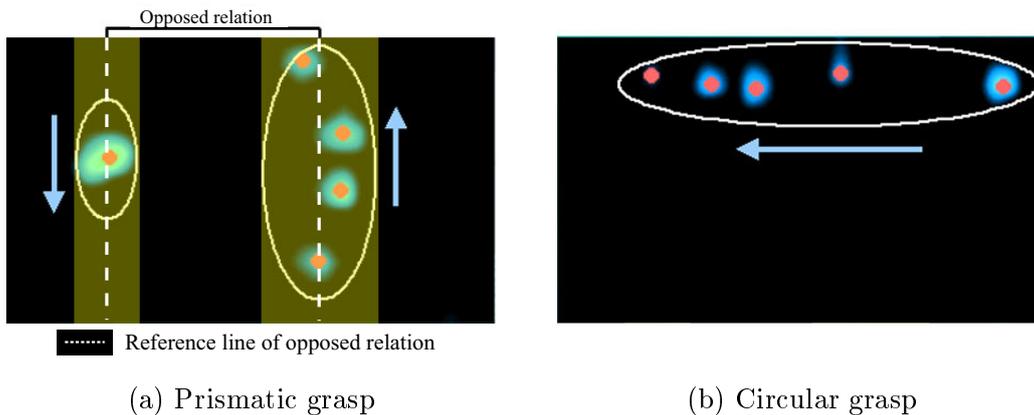


図 4.6 操作戦略”Rock”による接触点軌道

異なる物体形状を用いた時の多様な持ち方を認識し区別できる可能性は高いと考えている。

4.3.3 操作戦略の認識

操作戦略の認識は事前に得たサンプルデータから各接触点軌道が動く方向を観察しデータベースを作成する。具体的に例を用いて説明する。図 4.6(a) は Prismatic grasp の把握を行い、かつ左方向の Rock(図 4.4) の操作を行った時のサンプルデータから取得した軌道変化を示している。Prismatic grasp の場合、初めに各接触点の対向関係を検出する。対向関係は Chapter 4.3.2 で検出した最も面積が大きくなる多角形から検出する。まず、検出した最大面積の多角形を三次元空間の面と考え、それと平行に圧力分布画像に線を描く。多角形は必ず重心を通るため、圧力分布画像には 2 本の線が描かれることになる。この 2 本の線が対向の基準線を表し、各接触点ごとにどちらの基準線に近いかを計算することで、2 つの対向のどちらに属するかを計算する。左方向の Rock では、対向関係の片方に属する全ての接触点の軌道方向が上方向に、もう片方が下方向へ向くことがわかった。また、これと反対方向の操作である右方向の Rock では反対の軌道方向を示す。図 4.6(b) は Circular grasp の把握を行い、かつ左方向の Rock の操作を行った時の軌道変化を示している。この操作のサンプルデータから全ての接触点が左方向に動く時に動くことがわかった。また、これと反対方向の操作である右方向の Rock

は当然反対の軌道方向を示す．

これらの例のように 12 種類の操作について接触点軌道が動く方向のデータベースを作成する．そして入力操作の各接触点軌道が動く方向と比較することで認識を行う．

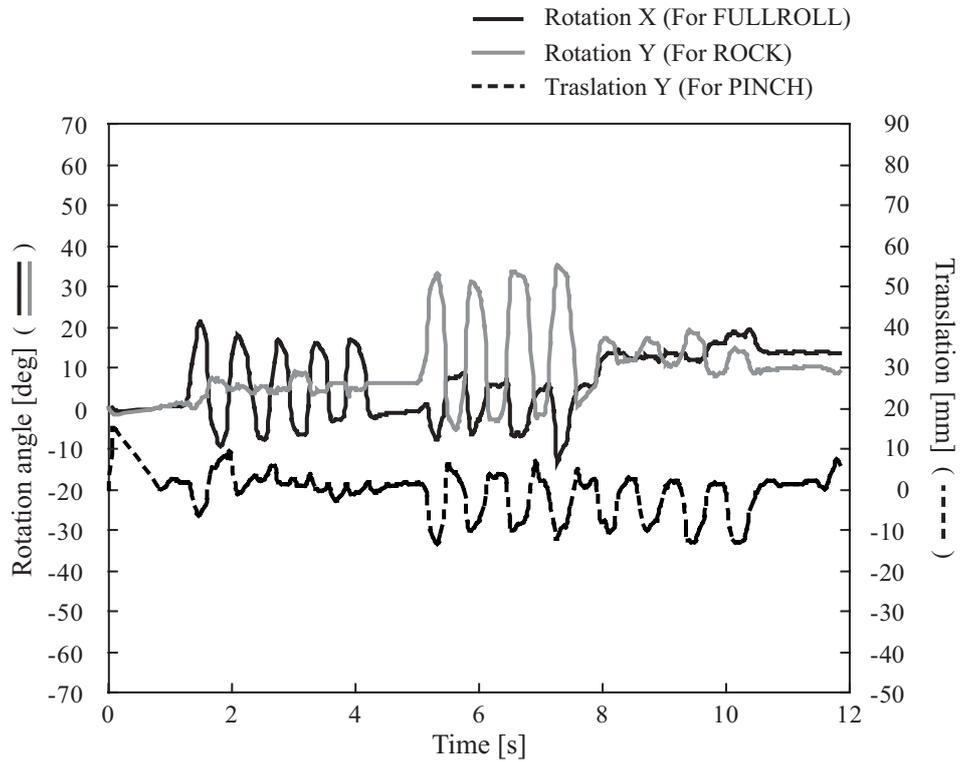
4.4. 認識実験

4.4.1 実験方法

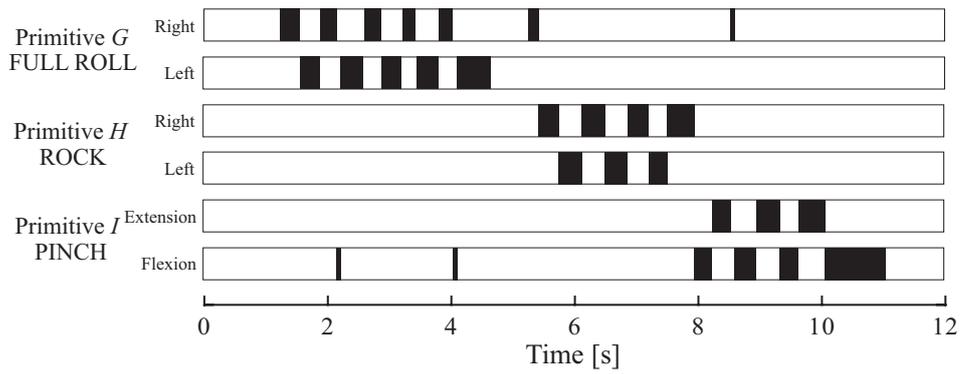
本手法を評価するために 8 人の被験者を用いて実験を行った．被験者は椅子に座り，肘を 90 度に曲げて円柱の物体を指先で把握する．試行は Prismatic grasp と Circular grasp に分けて行う．各プリミティブでは 2 つの対照的な方向の操作が存在し，被験者はそれを交互に数回繰り返して遂行する．試行の流れは FullRoll, Rock, Pinch の順番で実行する．被験者に対し遂行時間は 15 秒程度と曖昧に指定した．また，各操作のタイミング及び対照的な操作を繰り返す回数は被験者に任せた．

4.4.2 実験結果

ある被験者が Prismatic grasp で操作を行った時の認識結果を図 4.7 に示す．また，同じ被験者が Circular grasp で操作を行った時の認識結果を図 4.8 に示す．図 4.7(a)，図 4.8(a) は被操作物体に取り付けた 6 軸位置姿勢センサによる位置姿勢の変化を示している．グラフ上には 3 種類の操作戦略に対応した軸の並進と回転のみをプロットしている．図 4.7(b)，図 4.8(b) は提案手法の認識結果を示している．黒く塗りつぶされている区間が認識されたことを示している．把握方向の検出に関しては 100%正しい結果を得られたので省略して図示していない．8 人の被験者の平均認識率を表 4.1 にまとめる．カッコ内には全員の認識率の標準偏差を示している．

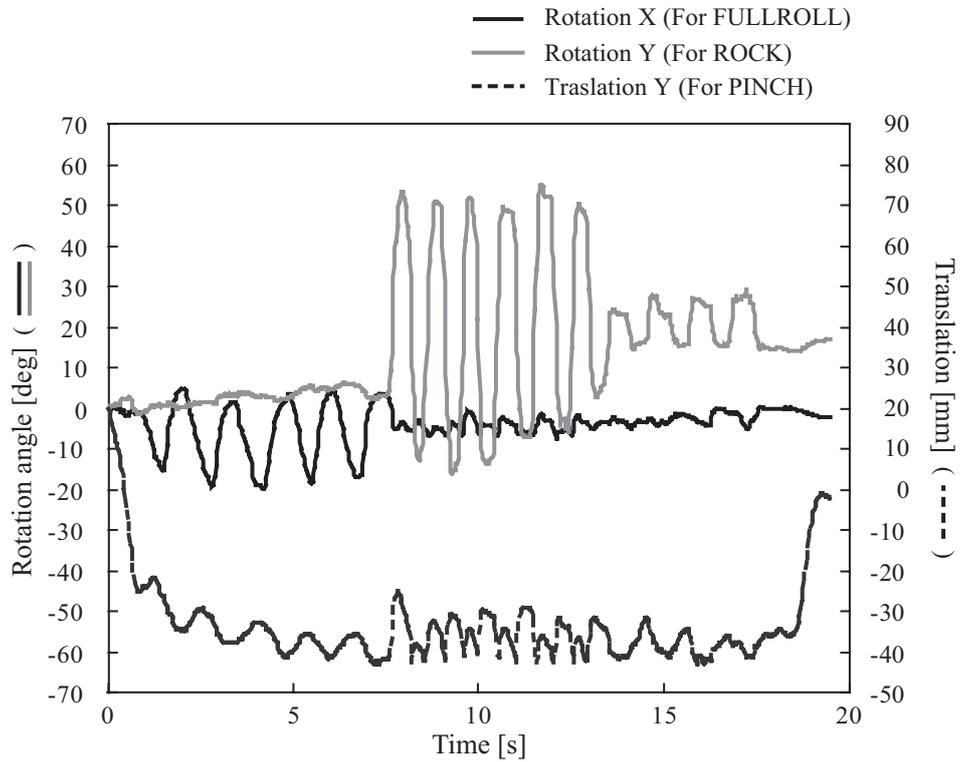


(a) 被操作物体の位置姿勢の変化

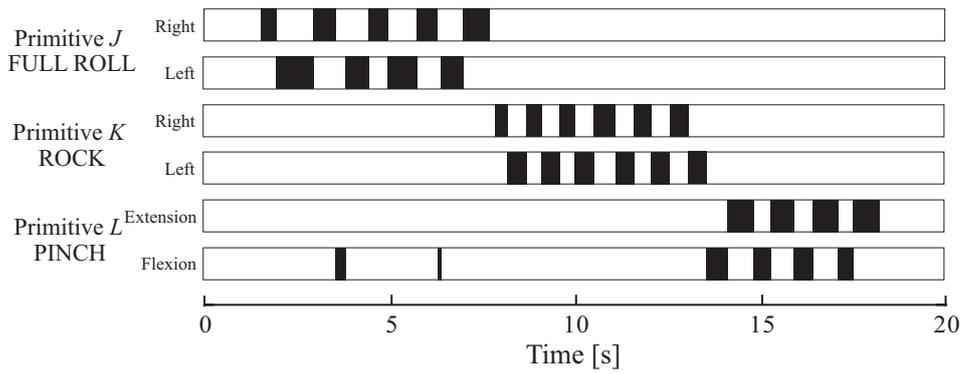


(b) 認識結果

図 4.7 実験結果 (Prismatic grasp)



(a) 被操作物体の位置姿勢の変化



(b) 認識結果

図 4.8 実験結果 (Circular grasp)

表 4.1 平均認識率

Primitive	Average recognition rates[%]					
	<i>G</i>	<i>H</i>	<i>I</i>	<i>J</i>	<i>K</i>	<i>L</i>
Subject I	100	95.5	75.3	100	85.2	79.5
Subject II	92.3	89.9	90.0	86.2	83.4	86.8
Subject III	84.1	81.5	81.5	69.7	92.5	94.1
Subject IV	100	100	96.0	74.1	100	100
Subject V	100	85.3	72.4	28.2	100	38.0
Subject VI	95.1	93.6	90.7	100	84.1	86.2
Subject VII	95.5	89.1	82.0	30.3	82.3	40.0
Subject VIII	90.3	90.0	78.6	80.3	90.8	82.1
All subjects	95.6 (5.64)	90.9 (5.80)	83.3 (8.20)	71.1 (28.0)	89.9 (7.24)	75.8 (23.6)

4.4.3 考察

図 4.7(b), 図 4.8(b) から双方の試行において正確に認識が行われたことがわかる。また認識結果は物体の並進回転に同調していることもわかる。ほとんどの場合で操作の初期段階から認識が成功している。

両方の認識結果において FullRoll の Right から Left へ移行する際に Pinch の Flexion と誤認識した結果がいくつか得られた。結果の解析後、被験者の FullRoll の操作をじっくり観察してその原因を探った。FullRoll の Right では、拇指を伸展させ拇指以外の指を屈曲させる。反対に FullRoll の Left では、拇指を屈曲させ、拇指以外の指を伸展させる操作を行っている。Right から Left へ移る時、拇指以外の指が屈曲するのを終わる前に拇指の屈曲が始まっていることが確認された。この現象は物体の大きさや被験者特有の操作方針が原因であると考察する。

図 4.7(a), 図 4.8(a) の被操作物体の位置姿勢の変化を観察すると、タスクに対応する軸以外の回転並進が大きく遥動していることがわかる。図 4.7(a) の 5 ~ 7.5[s] は、Prismatic grasp で Rock の操作を行っている区間である。Rock が被操作物

体に与える拳動は Y 軸方向の回転であるが、X 軸方向の回転と Y 軸方向の並進の運動も同様に生じている。このエラーは人間の操作が原因であり、センサの情報に誤りは無い。また、図 4.7(b) の 13 ~ 18[s] は、Circular grasp で Pinch の操作を行っている区間である。Pinch が被操作物体に与える拳動は Y 軸方向の並進であるが、その他の回転成分も生じている。また、Y 軸の並進の変化は FullRoll, Rock, Pinch の全てにおいて同等のレベルである。これにより被操作物体の拳動は認識に用いる特徴としては適切ではないことがわかる。一方で、提案する手法では操作の特徴を捕らえ認識できていることがわかる。

図 4.1 にまとめられた平均認識率の結果について考察する。全被験者の平均については、プリミティブ J と L が 80% を下回る値を示している。被験者毎の認識率を見ると、両方とも被験者 V と VII が低い値を示し、それ以外の被験者は高い値を示していることがわかる。これら 2 名の被験者の操作データを解析すると、円柱上端のエッジを利用して操作を行っていることがわかった。エッジにはセンサが取り付けられていないため、接触情報を検出できないことがエラーの原因である。よってセンサで覆うことで解消できると予想される。

本章では単純な手法を用いて操作の認識を試みたが、良い結果が得られた。これは、接触情報に操作の特徴がよく現れており、認識を行う上で非常に重要な情報であることを示していると考察する。

4.5. 本章のまとめ

本章では、指先のみを用いた転がり接触を伴う操作を認識できるシステムの開発を行った。物体表面の接触点位置の軌道方向を捕らえ、それを特徴として操作を認識する手法を提案した。被験者を用いて認識実験を行い、その有効性を確認した。また、被操作物体の位置姿勢の情報と比較して接触情報に操作の特徴がよく現れており、認識に有効であることを示した。

第5章 慣れと疲れを考慮した操作認識のテンプレート生成

5.1. 本章の趣旨

前章までは、接触情報を用いて操作の特徴を検出し自動認識を行うシステムの構築を行った。操作者が長時間の手作業を行った場合、必ず慣れや疲れが生じてその操作方針に影響を及ぼす。結果として同一被験者、同一プリミティブでも観測できる接触情報が変化することが予想される。

本章では、慣れや疲れを考慮した操作認識のためのテンプレートを生成することを提案する。まず、操作認識システムを用いてテンプレートと入力操作間の距離における分散を計測し、時間経過に伴う変化を用いて被験者の操作に対する慣れや疲れの推定を行う。そして、操作を習熟・慣れ・疲れの3つの時間帯に分割し、各時間帯毎に3つのテンプレートを生成することで入力操作との操作認識実験を行う。その結果、慣れの区間から生成されたテンプレートを用いるのが最も有効であることを示す。本章では3章で開発した掌面の接触状態遷移を用いた操作認識システムを対象とする。また、認識手法は連続DPマッチングに絞り実験を行う。よって本章におけるテンプレートとは標準パターンのことを示す。

5.2. 分散計測を用いた慣れと疲れの推定

長時間の手作業による被験者の慣れはその分散から観測できることがいくつかの研究で報告されている [35][39]。また、疲れは継続的な収縮活動を行うと次第に発揮できる筋力が低下する現象を指し、筋力低下によって、一定の操作方針を維

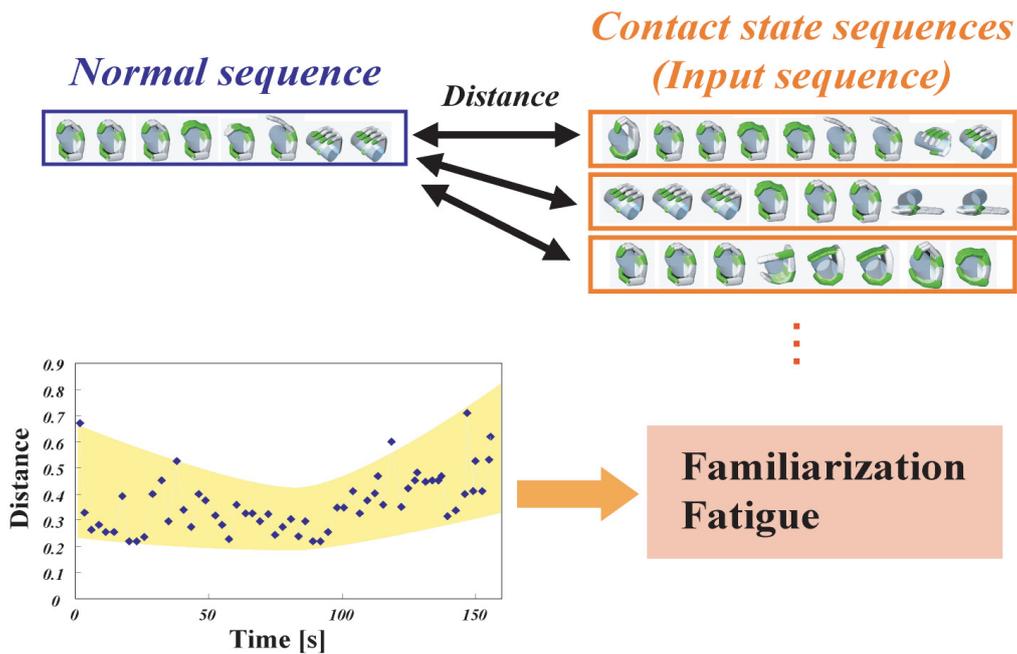


図 5.1 操作の分散の計測手法

持できなくなることが考えられる．そこで，連続 DP マッチングで計測した距離の分散を計算することで慣れと疲れが発生する時間帯を推定する手法を提案する．

使用するセンサ構成やデータ処理は 3 章で紹介した掌面の接触状態を用いた操作認識システムをそのまま用いている．

図 5.1 に分散計測手法の概略図を示す．入力パターンと標準パターンの相関が高くなり，連続 DP マッチングにより計算された距離が極小値をとる時，操作が検出される．入力パターン中の認識された接触状態列と標準パターンとの間の距離を操作完了時間でプロットしたグラフが図中に示されている．この距離が小さくなると反対に類似度が高くなることを示している．この距離のグラフについて時間変化に伴う標準偏差を計算することで操作の進行に伴う分散変化を観察する．この観察により被験者の操作に対する慣れと疲れの推定を試みる．

5.3. 慣れと疲れの推定と解析実験

5.3.1 実験内容

最初の実験では時間の経過に伴う操作間距離の分散計測から被験者の慣れや疲れを推定し操作を習熟期間・慣れ・疲れの三つの時間帯に分割することを試みる。二つ目の実験では3つの時間帯でそれぞれテンプレートを生成し認識実験を行なう。全ての実験は5名の被験者I~Vで行なう。一回の試行で各プリミティブの操作を連続的に行なう。また、疲労蓄積による影響を防止するため同一被験者による別プリミティブの試行は24時間以降に行なう。

3章と同様に連続DPマッチングで用いる標準パターンは、3章の実験と同様に、事前に同じ被験者I~Vから操作データを取得し接触状態列の平均パターンを計算することで生成している。実験の様子を図5.2に示す。

また、操作間距離の計測結果と比較するために、被験者の表面筋電を併せて計測し筋疲労を評価する。筋電計の電極の取り付け位置を図5.3に示す。計測する筋肉は(1)長掌筋、(2)短拇指外転筋、(3)総指伸筋の3種類である。動的な筋活動における筋電データからの疲労度解析には周らの手法を用いた[60]。筋肉が疲労すると乳酸が発生し、それが中枢神経からの活動電位の伝導速度を低下させる。この現象により筋電図スペクトルは低周波数へ移行する。よって、表面筋電の中間周波数を計測することにより筋疲労の計測を行うことができる。急速な運動を伴う操作の筋電データはホワイトノイズを含み非定常性を示すため、FFTを用いたスペクトル解析は周波数バイアスやスペクトルき裂現象が生じるので困難となる。そのため前処理として自己回帰モデルを用いたノイズの推定により除去を行い、筋電図スペクトルを計算する。

5.3.2 対象プリミティブ

3章の中から以下の3種類のプリミティブについて実験を行った。

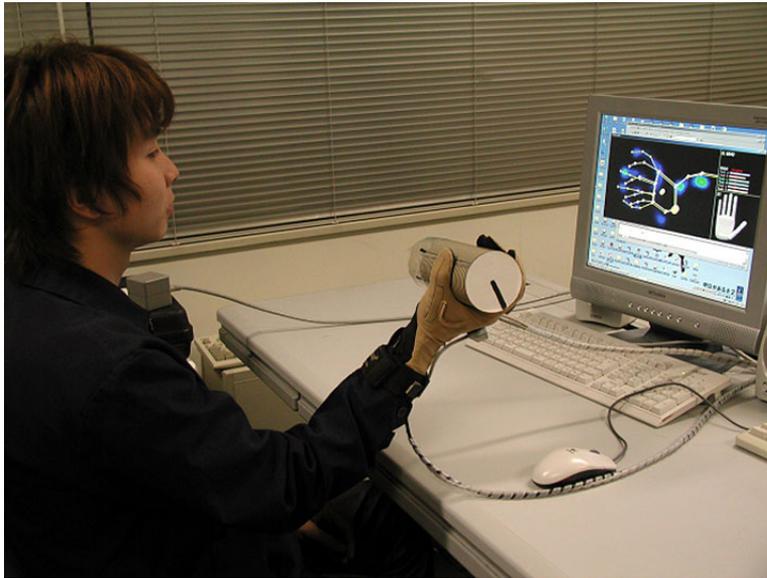


図 5.2 実験の外観

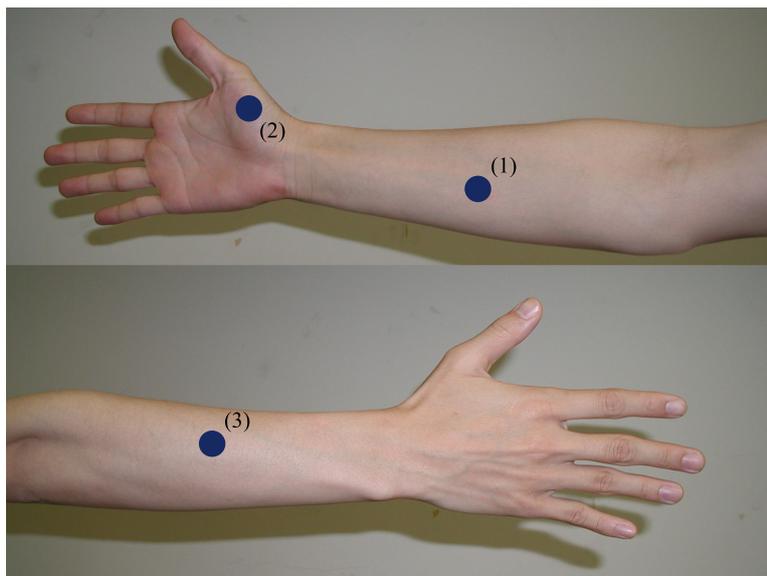


図 5.3 表面筋電の電極の取り付け位置

プリミティブ A : Heavy wrap Prismatic grasp の持ち替え
プリミティブ B : Prismatic grasp Heavy wrap の持ち替え
プリミティブ F : 円柱軸回転 (図 5.4(c) 向かって時計回り)

図 5.4 に各プリミティブの連続写真を示す。プリミティブ A と B の持ち替えは 3 章と同様に代表的な把握状態の移行によって構成されている。また、プリミティブ F は図 3.15 は円筒軸を中心とする回転操作である。

プリミティブ A と B は互いに逆の行程であるため、交互に試行を繰り返すことで同時に実験を行う。プリミティブ AB の実験は 150 秒間続けて行う。回転操作であるプリミティブ F の実験は、配線の都合上長時間続けることが出来ない。よってプリミティブ F の実験は 75 秒間続けて行う。

5.3.3 慣れと疲れの推定実験

図 5.5 は代表的な一名の被験者がプリミティブ B を行った時の操作間距離をプロットしている。また、図 5.6(a)(b) 及び図 5.7(a) はそれぞれプリミティブ AB とプリミティブ F における時間の経過に伴う分散の変化を示す。このグラフは各距離の点について前後それぞれ 10 サンプルの分散を計算した結果を示している。図 5.6(c) 及び図 5.7(b) はプリミティブ AB 及びプリミティブ F の長掌筋における筋電図スペクトルの中間周波数の変化を示している。なお、短拇指外転筋及び総指伸筋については有意な傾向が見られなかった。また全被験者における操作間距離の分散変化を図 5.8 に示している。

図 5.6(a) のプリミティブ A の結果を例にとると、操作開始から 35 秒まで分散が大きいくことがわかる。本実験のプリミティブは、日常的に見られる円柱の容易な操作である。円柱の特性、例えば大きさ、重さ、表面等に対して多少の習熟期間は必要だが、被験者は 35 秒程度の短時間で習熟することは可能である。また、この分散はプリミティブに適した操作戦略を試行錯誤する過程が起因すると考察し、被験者の操作は習熟期間にあると考える。

35 秒を経過すると分散は小さくなり、接触状態遷移パターンは一定に収束する。この小さい分散値は 85 秒まで継続され、被験者はこの収束状態を維持し続ける。

この時、被験者は操作に対する習熟を終え、プリミティブに適した操作戦略が継続して実現されていると考察する。図 5.6(c) はプリミティブ AB の筋疲労の推移を示す。操作開始から 50 秒経過すると徐々に中間周波数が低下し、筋疲労が徐々に生じる様子がわかる。筋疲労は増加しつつ、ばらつきの少ない操作戦略を実現していることから、この分散の収束は操作に対する慣れを表していると考察する。

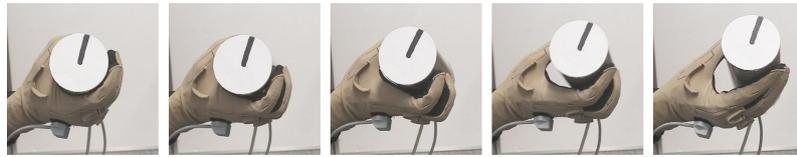
図 5.6(a) に示す分散変化のグラフでは、時間が 85 秒を経過すると分散が再度大きくなる。この大きい分散は操作終了まで継続する。被操作物体は 295g の重さを持つため、ほとんどの被験者が少し重いとの感想を述べた。また、CyberGlove の表面は人の掌より滑りやすいため、被験者は多少の違和感を感じた。この二つの理由から、遅くとも 100 秒までには、被験者は疲れを訴えた。操作時間が十分経過すると、被験者は手の疲労によって適切な操作戦略が維持できなくなり、負荷は少ないがばらつきが大きい操作戦略へ移行すると考察する。よって、この分散の拡大が疲れを表しているといえる。

3 つのプリミティブに共通して 5 人全ての被験者の実験結果が上記の分散の傾向を持っており、習熟・慣れ・疲れの 3 つの時間帯に分けることができる。図 5.6(a)(b) と図 5.7(a) には、分割された 3 つの時間帯が示されている。この分割は、最も顕著に分散が変化している区間を抜き出し、中央の時間を境界と判断している。

5.3.4 3 種類の標準パターンを用いた操作認識実験

被験者が無意識的に目標の操作戦略を持ち、それを目指して試行を繰り返すとすれば、分散が小さくなる慣れの時間帯の操作は、目標に対してばらつきの少ない操作の集合と言える。この慣れの時間帯のデータから標準パターンを生成することで、目標から大きく誤差を持つデータの混入を少なくすれば、より良い相関計測の結果が得られると期待する。そこで、事前に計測した接触状態遷移パターンの平均を習熟・慣れ・疲れの 3 つの時間帯に分けて計算することで各プリミティブに対しそれぞれ 3 つの標準パターンを生成し距離を計測する実験を行なった。

図 5.9 は、プリミティブ A において 3 つの標準パターンを用いた時の時間に伴う距離とその移動平均を示している。このグラフは各距離の点について前後それぞれ 10 サンプルの平均を計算した結果を示している。標準パターン間の移動平均



(a) Task a



(b) Task b



(c) Task f

図 5.4 プリミティブの連続写真

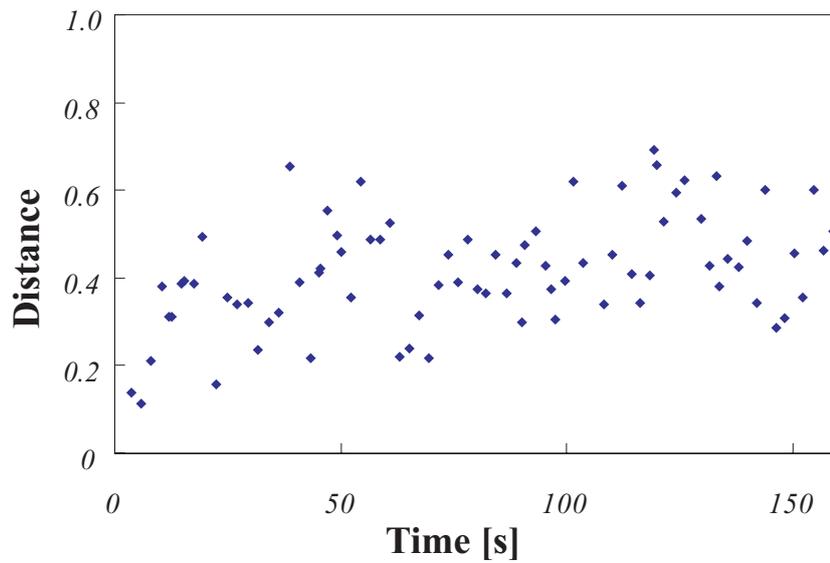
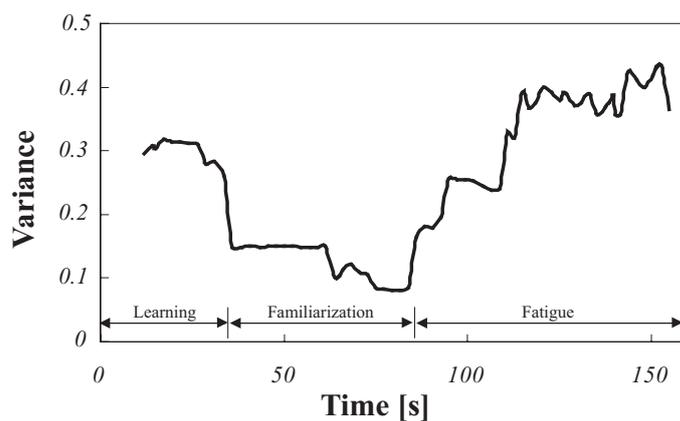
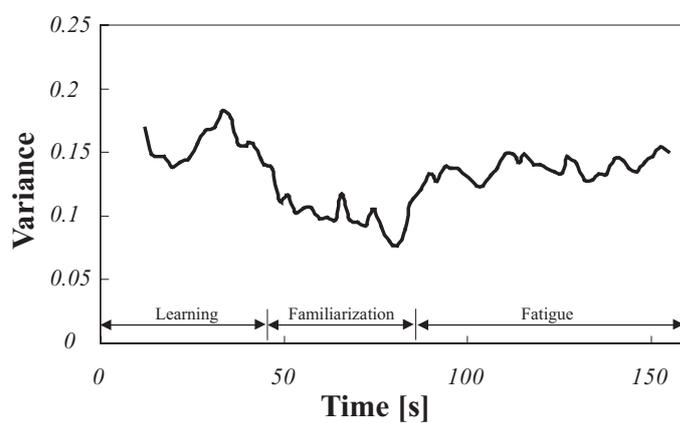


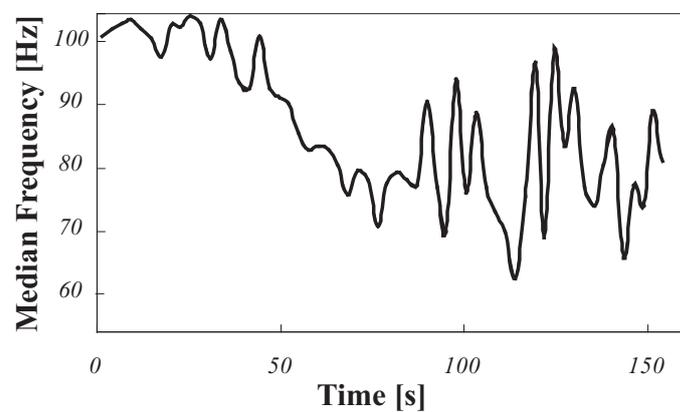
図 5.5 連続的な入力と標準パターンとの操作間距離 (プリミティブ B)



(a) 時間に伴う操作間距離の分散変化 (プリミティブ A)

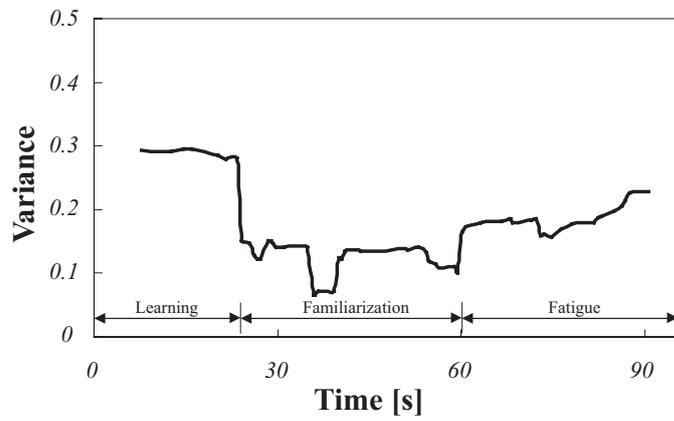


(b) 時間に伴う操作間距離の分散変化 (プリミティブ B)

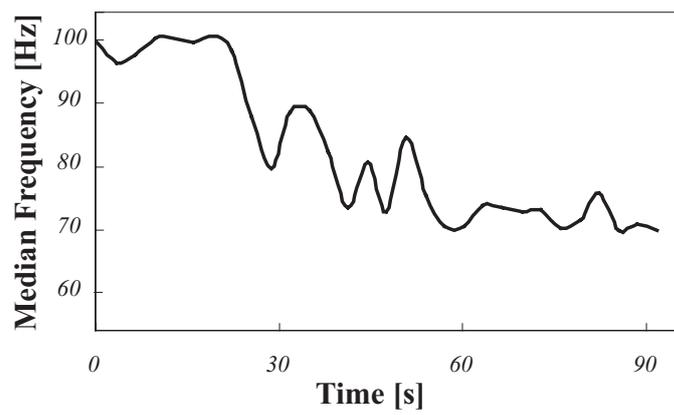


(c) EMG の中間周波数 (プリミティブ A,B)

図 5.6 分散と中間周波数の変化 (プリミティブ A,B)

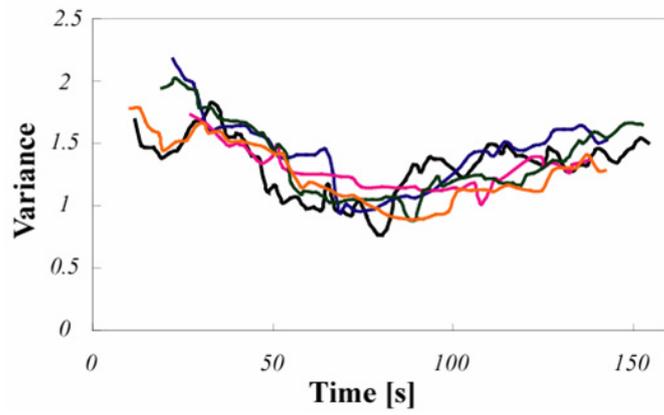


(a) 時間に伴う操作間距離の分散変化

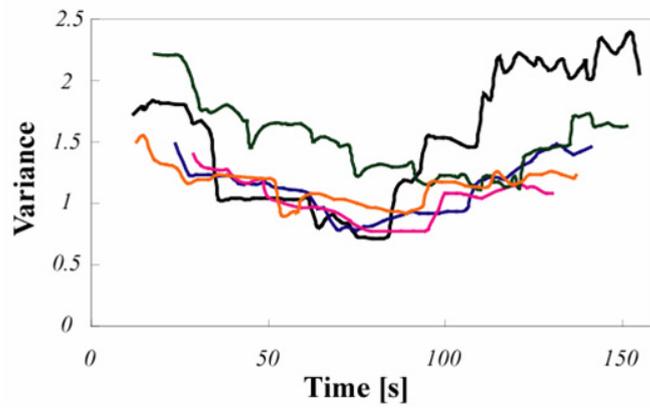


(b) EMG の中間周波数

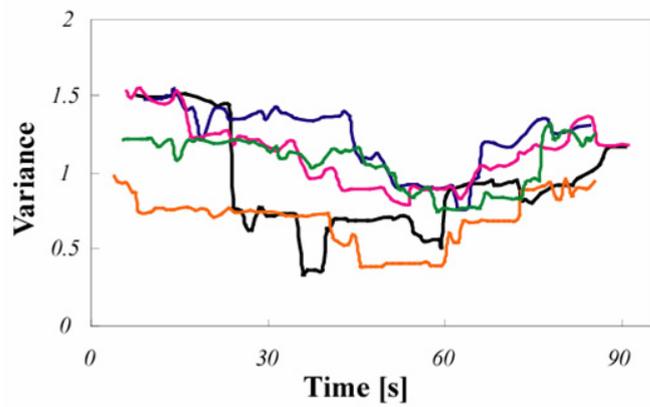
図 5.7 分散と中間周波数の変化 (プリミティブ F)



(a) プリミティブ A



(b) プリミティブ B



(c) プリミティブ F

図 5.8 時間に伴う操作間距離の分散変化 (全被験者)

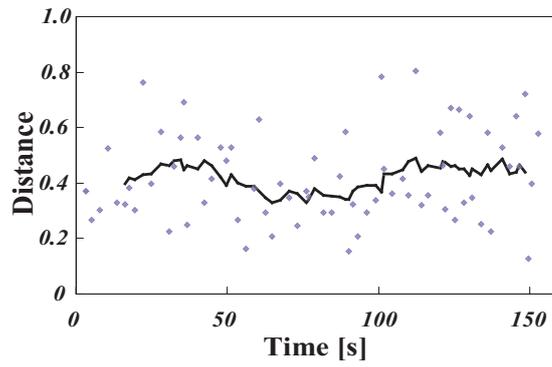
を比較すると，ほぼ同様の变化を表している．3つの時間帯に分けた標準パターンの生成では単純に認識距離を低下させる結果は示さなかった．一方，図 5.10 は，3つのプリミティブにおける時間に伴った距離の分散变化を示している．3つの分散のグラフを比較すると，慣れの標準パターンにおける分散が終始低い値を示している．他の2つのプリミティブの結果にも同様の傾向が現れている．分散が小さい慣れの時間帯での操作データを用いて標準パターンを生成することで，ばらつきを抑えた操作認識が可能と言える．全ての被験者において，操作認識のばらつきは平均 42% 抑えられた．

5.4. 考察

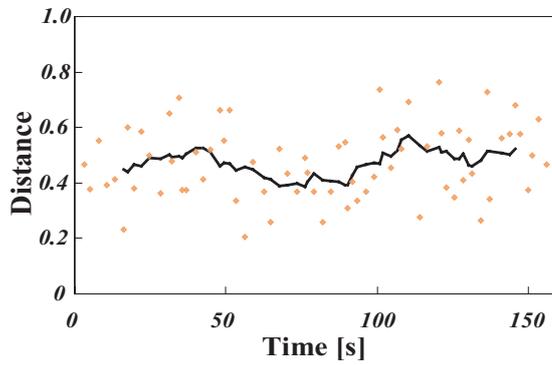
5.4.1 中間周波数が振動する原因

図 5.6(c) はプリミティブ *AB* の筋疲労の推移を示している．操作開始から 45 秒経過すると徐々に中間周波数が低下し，筋疲労が生じている様子がわかる．85 秒経過すると，中間周波数は大きな振幅を伴う振動が始まる．この結果はプリミティブ *AB* における分散の変化から分割した3つの時間帯とほぼ一致している．後半以降に生じる中間周波数の振動は，プリミティブ *AB* において5人中3人の被験者で観察された．しかし，プリミティブ *F* ではこの現象は見られず，中間周波数の低下する状態がそのまま続いた．

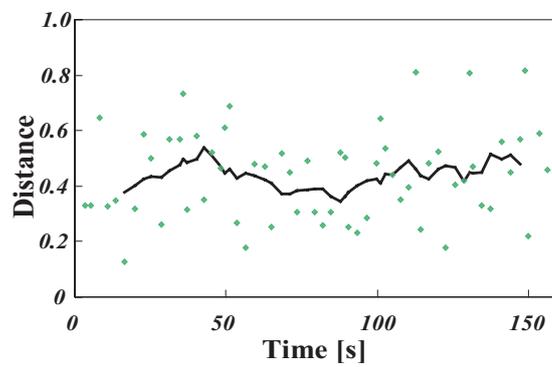
この中間周波数の振動は，疲労によって誘発された生理的振戦である．振戦とは疲労によって手に震えが生じる現象である．等尺性収縮で EMG を観測すると，集中的な筋放電と相対的に放電が小さい時間が，10Hz で周期的に繰り返されることが知られている [61][62][63]．この2種類の放電時間では筋電図スペクトル分布が異なるため，かつ周波数解析のための切り出し方による影響で中間周波数に振動が発生する．よって，振動の有無に関わらず，分散変化のグラフから得られた疲労の時間帯においては，筋電データは大きい筋疲労を示している．



(a) 習熟期間の操作から生成した標準パターン

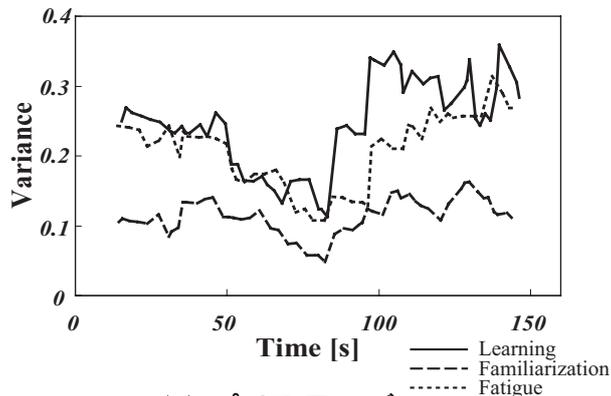


(b) 慣れの時間帯の操作から生成した標準パターン

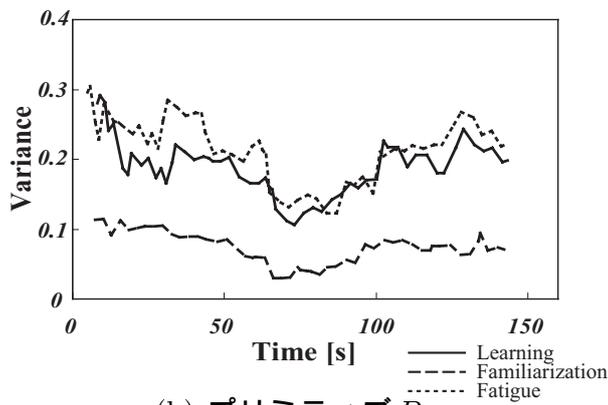


(c) 疲れの時間帯の操作から生成した標準パターン

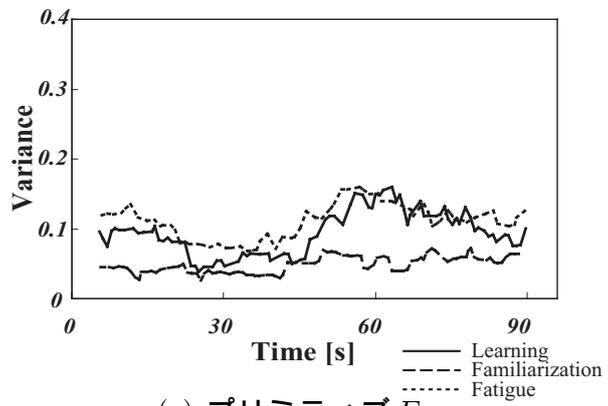
図 5.9 3つの標準パターンを用いた操作間距離 (プリミティブ A)



(a) プリミティブ A



(b) プリミティブ B



(c) プリミティブ F

図 5.10 3 種類の標準パターンを用いた操作の分散

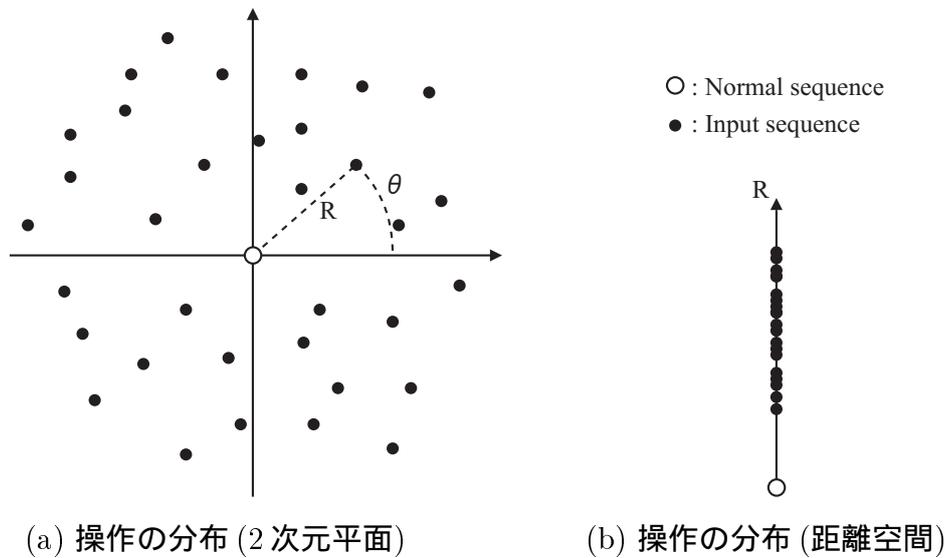


図 5.11 2種類の操作の分布

5.4.2 距離空間における操作の分散が示す意味

ここでは操作間距離の分散情報が示す意味について仮説を交えて説明する．操作の情報として取り扱う接触状態列は多次元ベクトルであるが，本手法で計測する操作間距離は連続DP マッチングを利用することで次元数の伸縮を考慮したノルムの一種であるといえる．ノルムとは幾何学的ベクトルにおける長さの概念の一般化である．図 5.11(a) は連続的に操作を行った際の操作の分布イメージを示している．図中では簡単化のために操作が二次元平面上の点で表現されており，原点が標準パターン，黒点が入力パターン中の認識された操作をそれぞれ示している．図 5.11(b) は距離空間における入力パターンの操作の分布を示している．(b) の距離空間は，(a) のグラフを極座標系として見たときの動径 R の軸のみを用いた 1 次元の空間に相当する．本手法で計測する操作間距離の分散とは，この (b) の距離空間における分散を表していることになる．

この表現を使うことで，多次元かつ次元が一定ではない入力パターンの接触状態列の分布を簡単明瞭で解析可能な形に表現できる．一方，1 次元の距離情報に落としているため，位相方向の分散が計測できないといった問題を持つ．この特性は一般的なノルムの概念と一致している．しかし，入力パターンの操作は正規

分布で全ての次元に対して平等に分散が生じると仮定すると，操作間距離の分散を慣れや疲れの推定に使用することは可能であると考えられる．

5.4.3 慣れの時間帯から生成した標準パターンが分散を抑える理由

次に3つの標準パターンで認識を行なった結果，慣れの標準パターンが分散を抑制した理由について考察する．標準パターンの生成は認識された接触状態列である入力パターンの集合における平均を計算することで行なわれる．図 5.12 は3つの分布を重ね合わせたものである．これらの図では 5.4.2 節と同様に操作を2次元平面上の点として表している．3種類の標準パターンは異なるので，この図のように3つの標準パターンの位置は一致しないことがいえる．慣れの時間帯は他の2つの時間帯と比較して，理想的な操作に近いと考えられる．一方，習熟期間・疲れの時間帯では理想的な入力操作を連続して維持することができないため，慣れの時間帯と比較して分散が大きく，操作集合の平均から計算される標準パターンの位置も再現性が低いと考えられる．標準パターン生成時と実験時の操作データは異なるものを用いるため，操作集合の平均位置は異なる可能性が高い．よって，習熟期間・疲れの標準パターンは実験時の操作データの平均からずれていることになり，その影響で標準・入力パターン間距離の分散が大きくなると考察する．

一方，認識結果の平均についてはほとんど変化がなかった．標準パターンが操作集合の平均からずれていた場合，標準パターンからの距離が大きくなる操作と小さくなる操作の両方が存在する．よって，認識結果の分散は大きくなるのに対し，操作認識結果の平均には大きな変化は無いという結果が得られたと考えられる．

5.5. 本章のまとめ

本章では，慣れや疲れを考慮した操作認識のためのテンプレート生成について調べた．まず，時間の経過に伴う操作のばらつきの変化を計測し，被験者の操作に対する慣れや疲れの推定を行った．その結果，類似度の分散が習熟・慣れ・疲れにより変化し，慣れの区間で分散が小さくなることを確認した．また，操作を

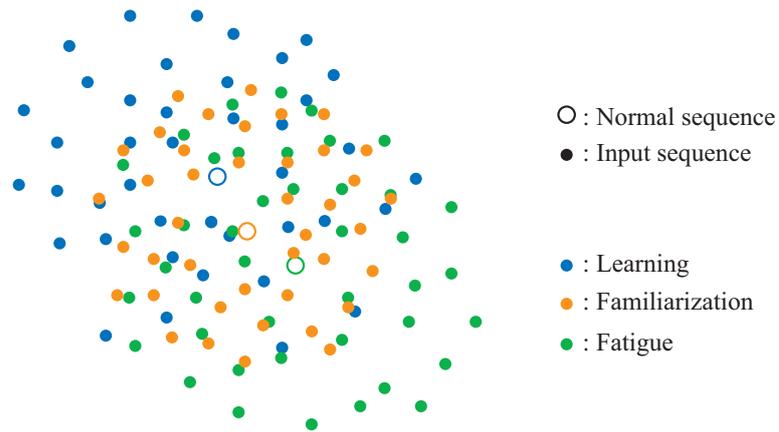


図 5.12 各時間帯における操作の分布

習熟・慣れ・疲れの3つの時間帯に分割し、各時間帯毎に3つのテンプレートを生成することで入力操作との相関を計測した。その結果、慣れの区間から生成されたテンプレートが、ばらつきを平均42%抑えた操作認識を可能にすることを示した。

第6章 人型多指ハンド

NAIST-Handの開発と作業 教示

6.1. 本章の趣旨

本章では、人手の操作スキル再現を目的とした、人型多指ハンド”NAIST-Hand”について詳しく述べる。NAIST-Handの外観を図6.1に示す。また、開発した2種類の操作認識システムを用いて、認識結果をプリミティブとしてハンドに転送することで人間の動作の観察に基づく作業教示を実現する。最後にロボットアームの先端にNAIST-Handを装着し、セルフレジ作業の教示を試みることで本システムの実用性を示す。

6.2. NAIST-Handシステムの開発

NAIST-Handは従来研究の問題点だった、モータの設置スペースの制限緩和と保守性のよいハンド機構を目指し、以下のコンセプトの下に設計された。

- 全ての駆動モータを掌に設置する
- ワイヤを使用せず、動力をギヤおよびリンク機構で伝達する
- 各指ごとにモジュール化する

図6.1に示すように、NAIST-Handは4本の指で構成される。これまで開発されたハンドの指の総数は3～5本まで様々あり、目的とするタスクに依存して決定

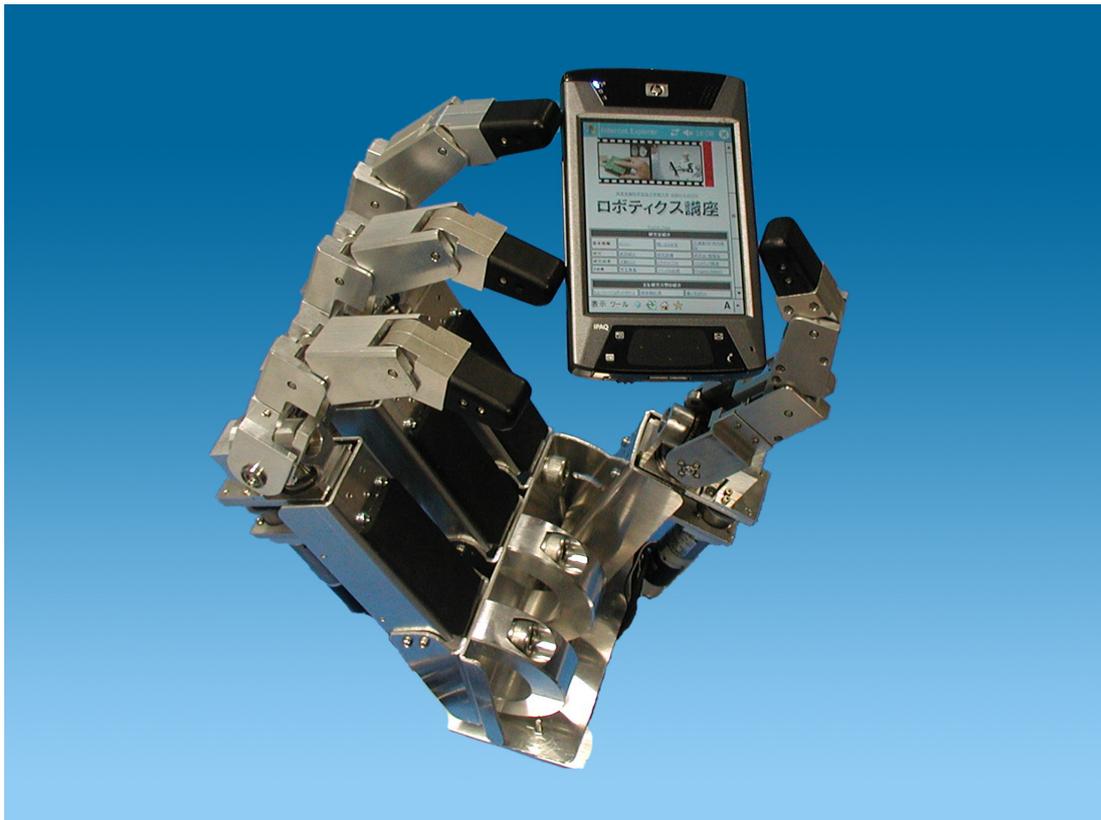


図 6.1 NAIST-Hand

される．ポイントコンタクトを仮定した3次元物体の把持には3本指が必要である．また，最低1本の指の置き換えることで空中での持ち替えを行うことができる最小の指数は4本である．各指はモジュール化されているため，ベースユニットの構成によって人指から薬指までの間隔，および拇指の配置変更は容易である．

6.3. 駆動部・動力伝達部の構成

図 6.2 に示すように，各指は MP，PIP，DIP の 3 関節を持つ．MP 関節は内外転および伸展屈曲の 2 自由度，PIP 関節は伸展屈曲の 1 自由度を有し，DIP 関節は PIP 関節とリンクによって連動する機構であるため，各指の独立な自由度は 3 である．人間の場合，生理学的に PIP 関節と DIP 関節は連動しているため，本機構ではそれを利用することで自由度を削減している．開発コンセプトに従い，3 自由度を駆動する 3 つのモータは全て掌側に設置されている．MP 関節および PIP 関節の伸展屈曲動作には，定格 2.6W の DC モータと速比 50 の減速機 (Harmonic drive CSF mini) を組み合わせたアクチュエータ (モータ 2 及び 3) を用いた．これらのモータにはエンコーダ (360pulse/rev) が取り付けられてる．MP 関節の伸展屈曲動作に用いるモータ出力は，タイミングベルトにより PIP 関節駆動モータと同軸のプーリに伝達される．今回はタイミングベルトを採用しているが，機構的にはギヤを用いても問題ない．MP 関節の内外転動作には減速ギアやコントロールユニット及び通信機能が一体化されたスマートアクチュエータ (Dynamixel DX-117，モータ 1) を用いた．コントロールユニットでは位置制御やコンプライアンス制御を自動で行うことができる．また RS-485 のシリアル通信を用いて双方向通信を行うことができ，任意角度の指定や現在角度・速度・負荷の取得が容易である．

本機構の特色は，後述するギヤ機構によって全てのモータを掌側に設置し，PIP 関節を駆動するモータの大きさの制限を緩和した．図 6.2 に示すように，指先力を決定するモータ 2，3 に関しては同程度の出力のモータを使用することができる．指先には力センサ用の絶縁プレートが取り付けられている．力センサ (ニッタ，PicoForce) を手先に取り付けた場合，MP 関節から指先先端までの距離は 150mm である．

なお，図 6.2 に示すように，掌部のモータ設置スペースにまだ余裕があり，より高出力のモータに変更可能である．本試作機では駆動機構の動作確認を主眼として製作しており，現段階のモータの出力が本機構の上限ではないことに注意されたい．また，指の長さ 150mm は成人の指寸法に対して大きいですが，本機構では指部分にモータを内蔵しないので寸法的な制限はほとんどない．

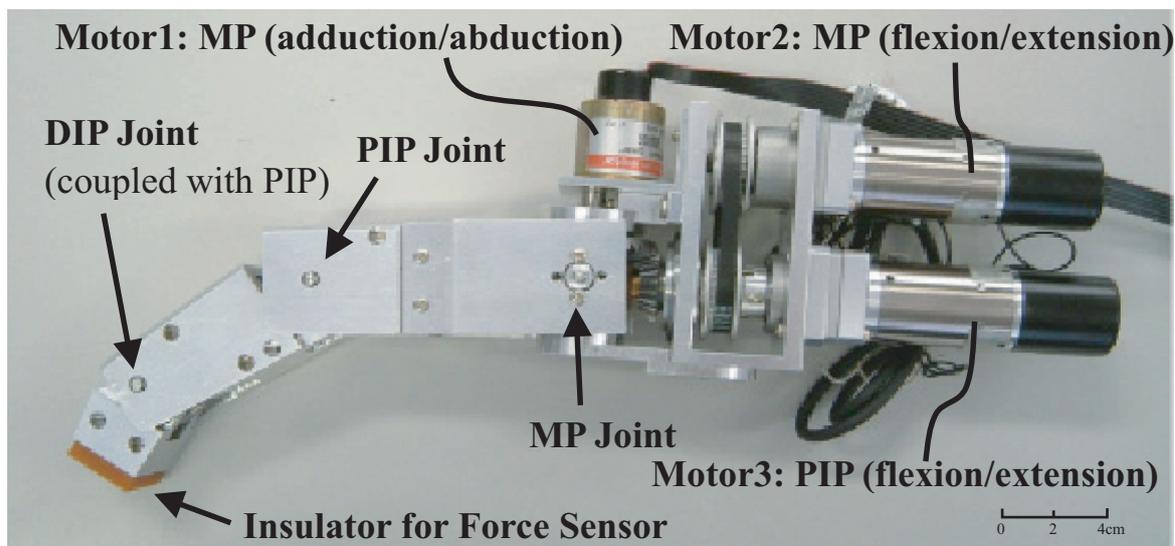


図 6.2 Finger モジュール (指先部無し)

6.3.1 3 軸駆動可能なギヤ機構

開発したギヤ機構を図 6.3 に示す．掌部の 3 つのモータによって，MP 関節内
外転 θ_{MPaa} および伸展屈曲 θ_{MPfe} ，PIP 関節を駆動するロッドの駆動角 θ_{rod} を駆
動する．後述するように，PIP 関節は θ_{rod} を入力とする平行リンク機構によって
伸展屈曲動作する．モータと各軸の関係は以下で表される．

$$\begin{bmatrix} \theta_{MPaa} \\ \theta_{MPfe} \\ \theta_{rod} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -2 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta_1/n_1 \\ \theta_2/n_2 \\ \theta_3/n_3 \end{bmatrix} \quad (6.1)$$

n_1 , n_2 , 及び n_3 はモータ 1 及び 3 に取り付けられたギアのギヤ比．図 6.3 に示す
ように，独立で駆動する θ_{MPaa} , θ_{MPfe} , and θ_{rod} の中心軸は 1 点で交差する構造
となっている．2 自由度の MP 関節が動作しても θ_{rod} と PIP 関節の回転軸は常に
平行を保つため，掌部からリンク機構により PIP 関節を駆動できる．

図 6.4 に，ギヤ機構の詳細を示す．大きさの異なる 2 個のかさ歯車を 3 組，計
6 個が MP 関節で組み合わさっている．モータ 1 の出力軸は MP 関節の内外転に

対応する θ_{MPaa} に直結している．モータ 2 の出力軸はプーリおよびタイミングベルトを介してかさ歯車 A を駆動する．歯車 A はさらに歯車 B を介して歯車 C を駆動し，MP 関節の伸展屈曲角 θ_{MPfe} が変化する．モータ 3 の出力軸は歯車 D を駆動し，歯車 E を介して歯車 F を駆動し，PIP 関節を伸展屈曲させる θ_{rod} を変化させる．

6.3.2 PIP・DIP 関節のジョイント機構

図 6.5 に PIP 関節角 θ_{PIP} および DIP 関節 θ_{DIP} を駆動するリンク機構を示す．前節で述べたように，掌部のモータから平行リンク機構を介して PIP 関節が駆動される．PIP 関節はさらに DIP 関節ともリンクで接続されている．図 6.6 は PIP 関節および連動する DIP 関節の動作を示す．完全な平行リンク機構でないため， θ_{rod} と θ_{PIP} および， θ_{PIP} と θ_{DIP} は厳密には線形ではないが，駆動範囲内でなるべく線形となるようにリンク長を調整した．オフセット分を除いた線形近似式は， $\theta_{PIP} \simeq 1.03\theta_{rod}$ ， $\theta_{DIP} \simeq 0.87\theta_{PIP}$ となった．PIP 関節の駆動角 ($0 \leq \theta_{PIP} \leq 90[\text{deg}]$) に対して，DIP 関節の駆動角は $0 \leq \theta_{DIP} \leq 78.1[\text{deg}]$ となり，生理学的な関節駆動範囲をほぼ踏襲している．

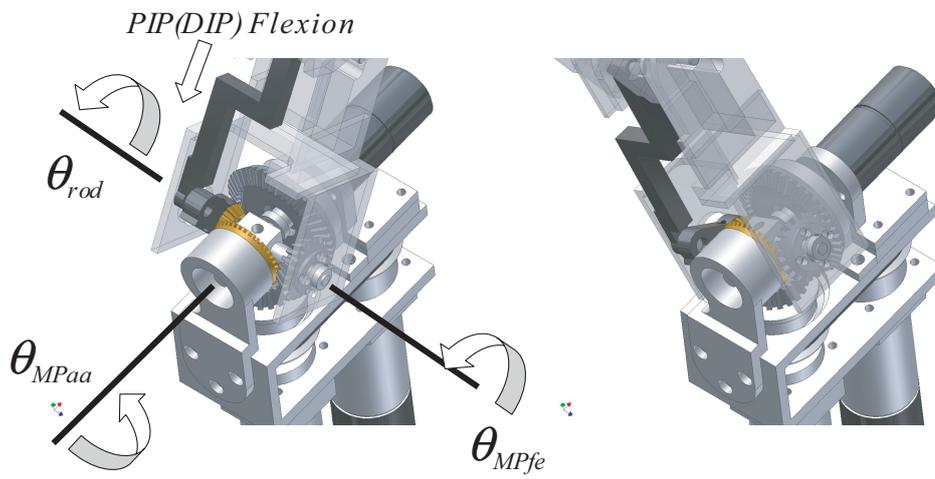


図 6.3 3 軸駆動機構: MP(内転・外転, 屈曲・伸張) 及び PIP(屈曲・伸張)

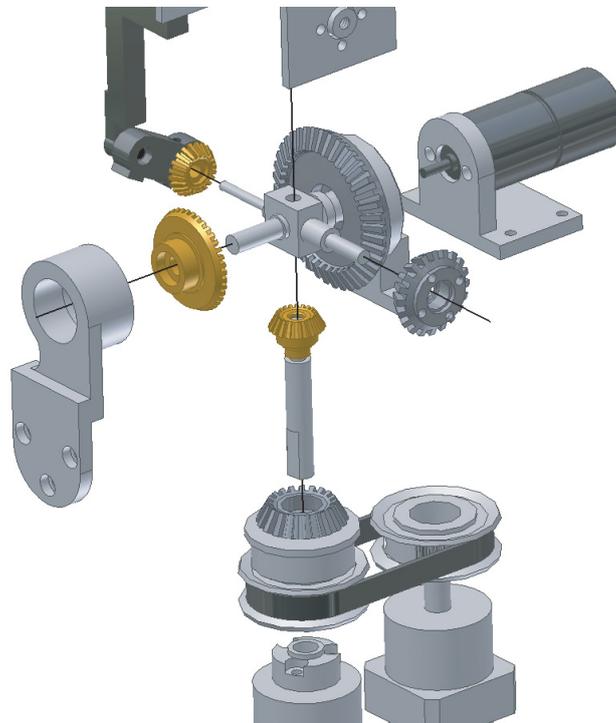


図 6.4 3 軸駆動機構 組み図

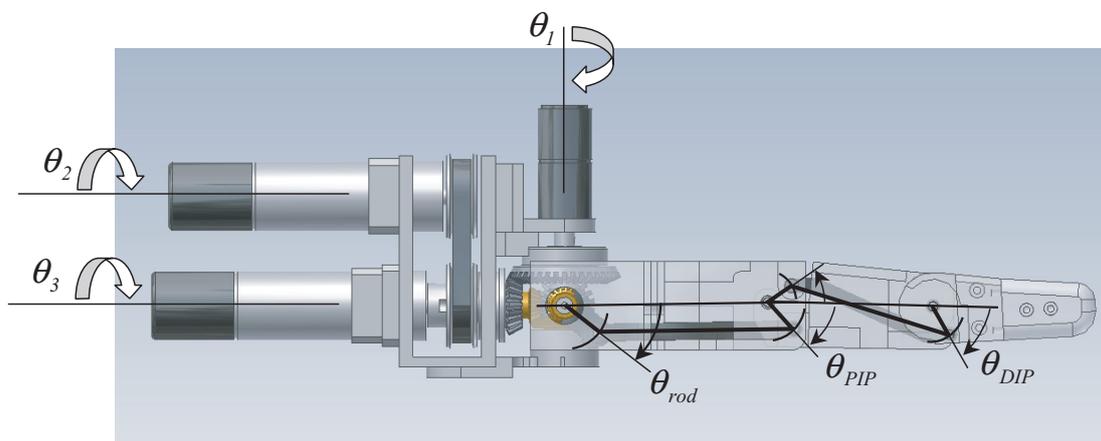


図 6.5 リンク機構

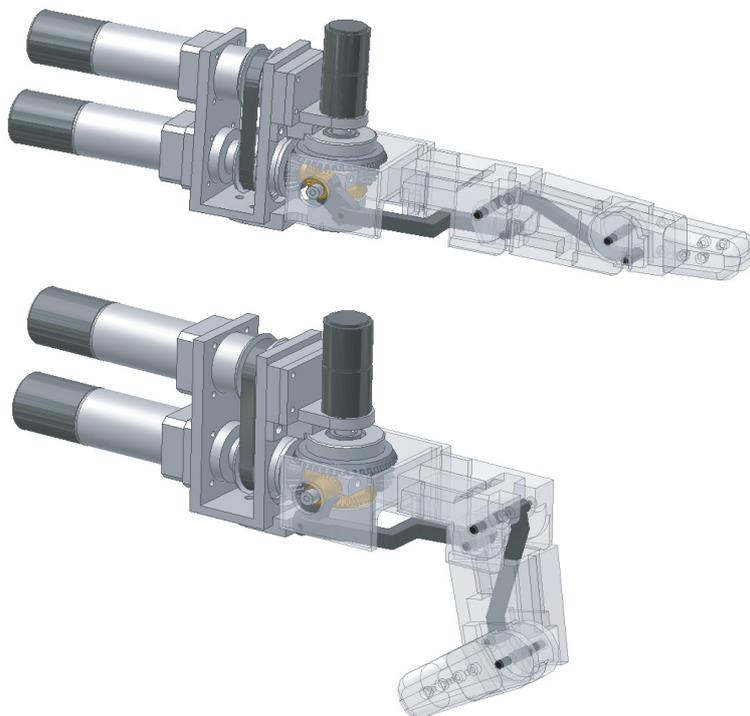
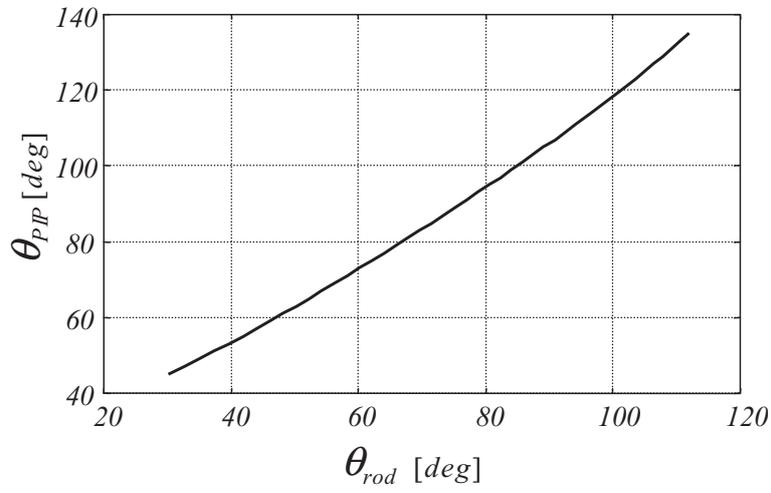
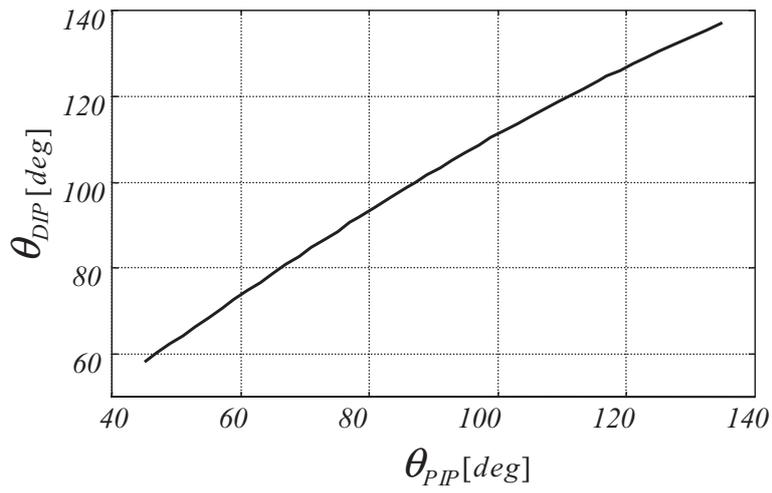


図 6.6 PIP・DIP 関節を曲げた状態でのリンク機構



(a) MP and PIP angle



(b) PIP and DIP angle

図 6.7 関節角

6.4. リアルタイム制御システム

NAIST-Hand は、制御システムとして、リアルタイム OS である ART-Linux を搭載した PC を用いる。本節では、その構成と実時間性の評価を行った結果について述べる。

6.4.1 ハードウェア構成

開発する多指ハンドの制御システムとして汎用 PC とリアルタイム OS を用いる。このようなシステムを採用した理由として以下が挙げられる。

- 安価かつ容易にハードウェアを入手する事が出来ること
- ソフトウェア開発環境が豊富で使いやすく開発効率が高いこと
- 十分なリアルタイム制御が可能であること
- 近年の PC では極めて高速の CPU や大容量のメモリが搭載されていること

本システムの概略図を 6.8 に示す。OS として ART-Linux(Vine Linux 3.2 kernel-2.4.31-0v11.12ART) を搭載した PC を用いて NAIST-Hand の制御を行う。PCI バスには Interface 社製カウンタボード PCI-6205C 及び interface 社製 DA 変換ボード PCI-3341A が取り付けられている。これらはハーモニックドライブアクチュエータのエンコーダパルスの読み込みと制御出力をそれぞれ行うボードである。また、このアクチュエータ駆動用のモータドライバとしてはライテックス社製 Okatech Driver JW-143-2 を用いる。

6.4.2 ソフトウェア構成

制御ソフトウェアの構成を図 6.9 に示す。NAIST-Hand のソフトウェアは以下の 3 つのモードを持つ。

- Calibration mode

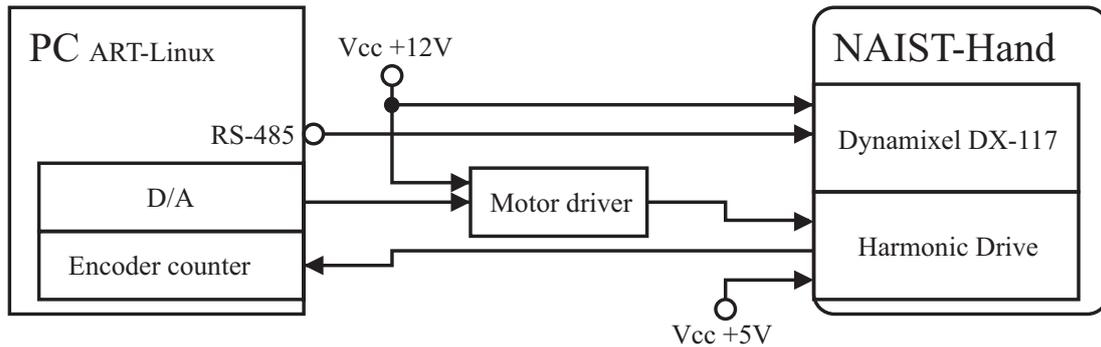


図 6.8 NAIST-Hand 制御システム

- CyberGlove mode
- Command mode (Single or Network)

起動時には必ず Calibration mode で始まり，ハンドはゼロ点を出すための動作を行う．このゼロ点出し動作は Simple , Normal , Full と 3 種類あり，Full の方が時間はかかるが精度は高い．Simple は全ての関節を限界まで伸展させた後，予め定めた角度を屈曲させて 0[deg] を出す．また，内外転は絶対角が計測可能な Dynamixel を用いるため，単純に 0[deg] へ移動することで得られる．Normal は Simple とほとんど同じであるが，MP 関節の伸屈に関しては，屈曲方向へ限界まで動かす点が異なる．これは，屈曲方向の限界点である掌側の部品の方が基準点としての信頼性が高いからである．Full は Normal に加え，内外転両方向に限界まで動作させることで 0[deg] を出すもので，主にメンテナンス後に行う．CyberGlove mode では，データグローブを用いた角度取得プログラムを並列で起動し，グローブから単純に関節角度を転送することで NAIST-Hand をスレーブ動作させるモードである．これにより容易にハンド動作を生成できる．Command mode は，コマンド入力によりハンド動作を生成するモードである．コマンド入力では動作完了までの所要時間と各関節角度のセットにより行われ，一つの入力が送信されると，関節毎に現在の角度から目標角度まで等速で線形補間されて動作が生成される．また，ファイルに複数の入力を記入しておき，それを実行することで連続的に入力を実行することが可能である．このモードでは単体もしくはネットワークを介

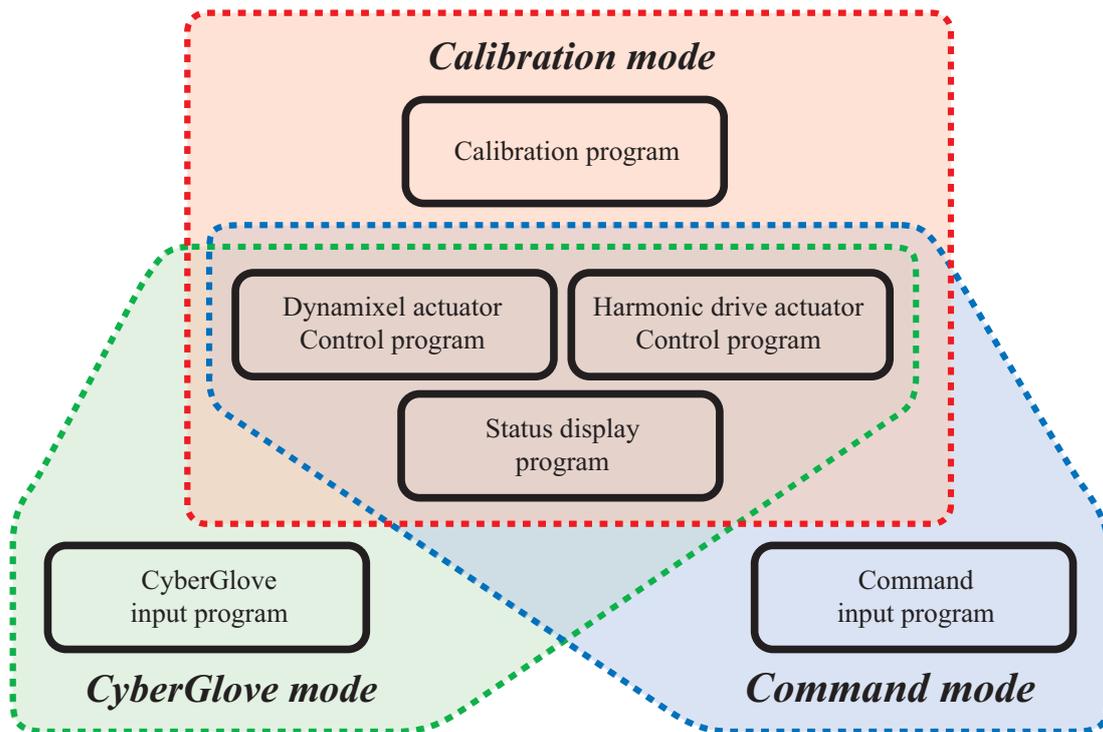


図 6.9 ソフトウェアシステム

した入力が可能であり，他の PC のプログラムとソケット通信で接続することができる．このコマンドリファレンスを次節に示す．

図中に示されている各モードの枠内に存在するブロックは並列で起動しているプログラムである．二つの Control program は 1000[Hz] で実行されモータの位置制御を行っており，ステータス表示以外のその他のプログラムは 200[Hz] の速度で実行され入力の更新をおこなっている．Dynamixel はシリアル通信によって位置制御が容易に実現できるが，Harmonic drive はソフトウェア上で PID 制御を実現している．

6.4.3 コマンドリファレンス

図 6.10 に入力データの構造について示す．操作は手姿勢を連続的に実行することで実現される．NAIST-Hand が持つ 12 自由度の関節角度と遷移時間を一つ

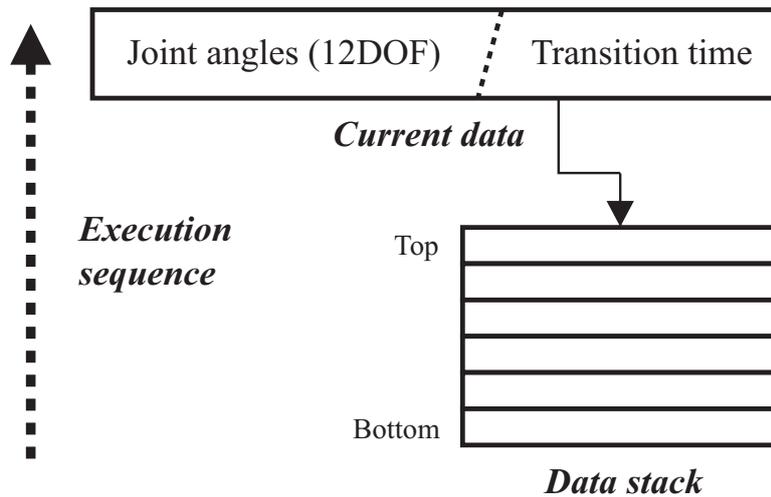


図 6.10 入力データの構造

のグループとして入力を行う。関節角度は目標とする手姿勢を表し、遷移時間は前姿勢から目標姿勢に線形補間する時間を示す。操作の生成はカレントデータの関節角度と遷移時間を編集することから始める。二番目の目標入力を行なう場合は store コマンドによりスタックにデータを格納後、再びカレントデータを編集する。この時、スタックにデータを格納した後もカレントデータの情報はそのまま保持されるので、二番目以降は差分のみ入力すれば良い。操作実行コマンド (move) が入力されると、スタックの最初に格納したデータから最後に格納したデータ、カレントデータの順に目標手姿勢を実現していく。以下にコマンドリファレンスを示す。

set A 順運動学を利用してカレントデータの関節角度を入力

書式 set A [finger] [deg1] [deg2] [deg3]

finger th/f1 拇指

in/f2 示指

mi/f3 中指

ri/f4 薬指

all 全ての指

deg 関節角度 (単位 deg)

set P 逆運動学を利用してカレントデータの関節角度を入力

書式 set P [finger] [posx] [posy] [posz]

finger (set A と同様)

pos 指先位置 (単位 mm)

set T カレントデータの遷移時間を入力

書式 set T [sec]

sec 遷移時間 (単位 sec)

load ファイルに記録されたコマンドを実行

書式 load [filename]

filename ファイル名

store カレントデータをスタックに格納

書式 store

release カレントデータを破棄しスタックの一番上をカレントデータに復帰

書式 release

print カレントデータを画面に表示

書式 print

move ハンドが入力姿勢を (連続的に) 実現*

書式 move

undo 一つ前のハンド姿勢を実現*

書式 undo

reset 全関節角度を 0[deg]*

書式 reset

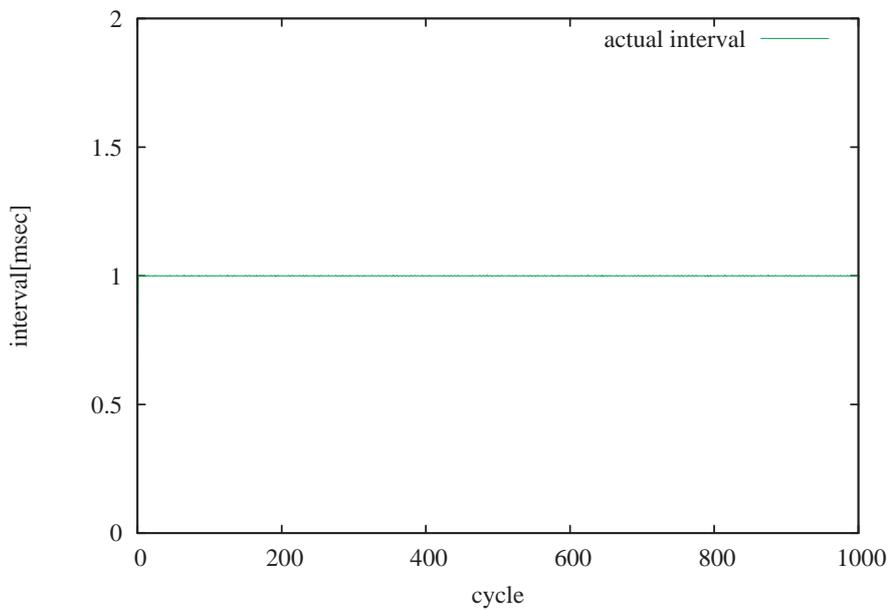
end/exit/quit/q Command mode の終了

書式 end/exit/quit/q

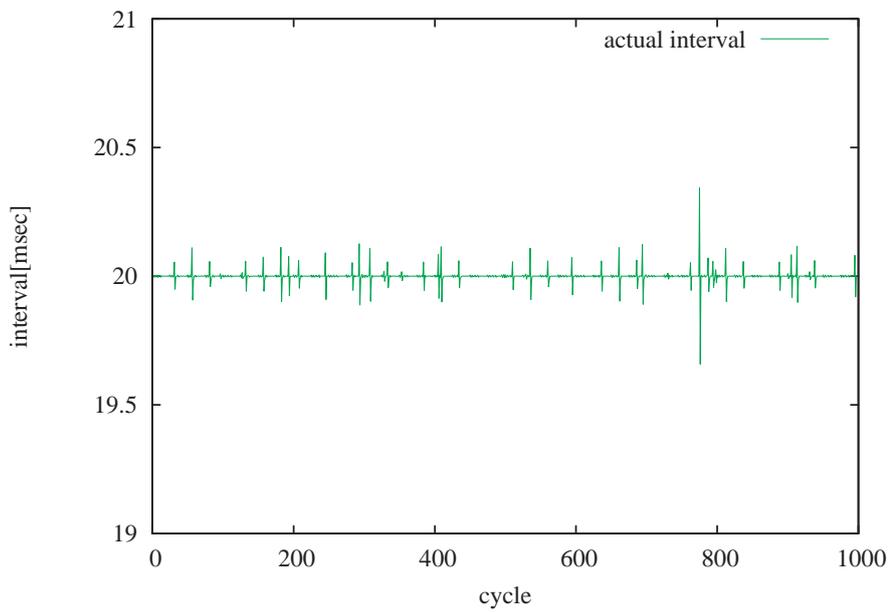
* 実行後にハンドの動作を伴う関数

6.4.4 リアルタイム性評価実験

制御システムのリアルタイム性を検証するため、実際のハンド制御プログラムを実行した際の制御周期を測定する実験を行った。実験は ART-linux(Vine Linux 2.6r4 kernel2.4.22-0vl2.11ART on an i686) と、通常の kernel(Vine Linux 2.6r4 Kernel 2.4.22-0vl2.10 on an i686) において行った。実験結果を図 6.11, 図 6.12 に示す。それぞれ 1[msec], 30[msec] の制御周期で, (a)ART-linux, (b) 通常の linux で実行した結果である。制御周期の測定は, Pentium 以降の CPU で装備された, リセット時からの CPU クロック数を数える命令である RDTSC を用い, OS を介さず行った。通常の kernel では周期実行は 10[msec] 単位での割り込みでしか実行されないため, 図 6.11 (b) ように周期として 1[msec] を指定した場合でも, 最低 20[msec] 毎の実行となる。また, 30[msec] 周期を指定した場合でも, 今回は 10[msec] 遅れた 40[msec] 毎での周期実行となった。さらに通常の kernel では, 制御周期に数% の揺らぎが発生しており, 周期実行の正確さに欠ける。これに対し, ART-Linux 上で測定した結果は, 1[msec] 周期・30[msec] 周期, 両方の場合で 1% 以下の誤差で正確に周期実行されている。以上のように, 通常の kernel に対しての ART-Linux のリアルタイム性における優位性は確認された。補足として, 通常の kernel でも, kernel の設定を変え再構築を行う事で 1msec 周期での周期実行が可能となるが, その場合においても制御周期の揺らぎの少なさに関しては ART-Linux に優位性がある事を追記する。

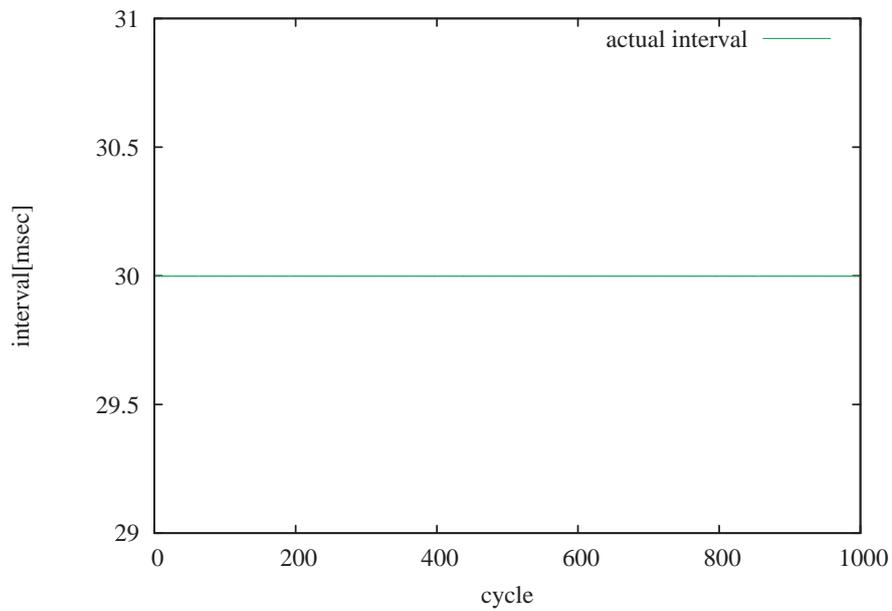


(a)ART kernel

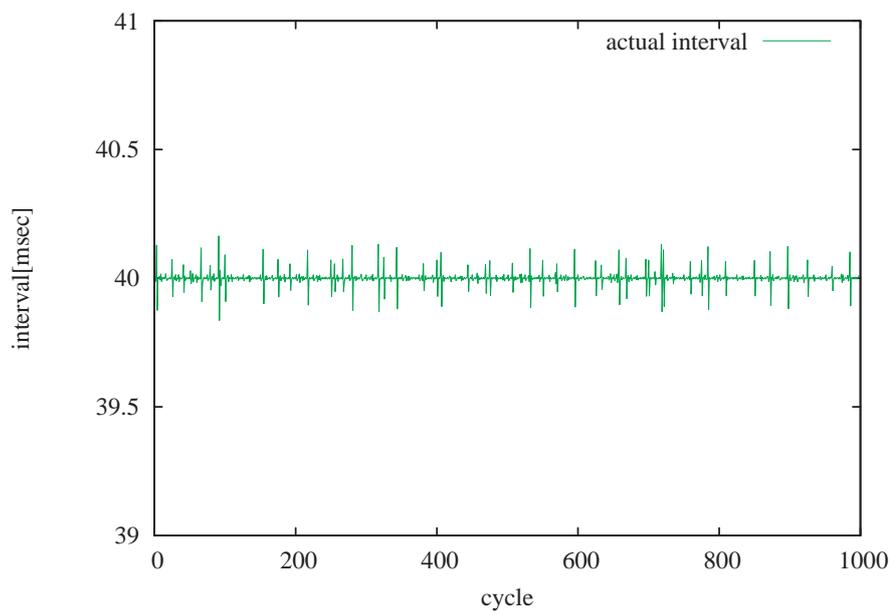


(b)normal kernel

図 6.11 リアルタイム性評価実験 1msec 周期



(a)ART kernel



(b)normal kernel

図 6.12 リアルタイム性評価実験 30msec 周期

6.5. NAIST-Handの動作生成

6.5.1 データグローブを用いた動作生成

CyberGlove mode を用いて NAIST-Hand の動作生成を行った。動作生成の様子を図 6.13 に示す。データグローブとして使用した Immersion 社製 CyberGlove は 90[Hz] でデータを出力するため、アクチュエータ制御の 1000[Hz] と比較してサンプリングレートが低い。そのため、前後 2 つの関節角度データを線形補間することで、ハンドの円滑な動きを実現している。また、NAIST-hand の 12 の関節自由度構造に合うように、データグローブからは PIP 関節角度及び MP 関節角度(伸屈・内外転)のみを用い、小指の情報は使用しない。このモードを用いることにより操作者の直感的な入力から、ハンドの動作を生成することが可能となる。ハンドの動作確認や任意のジェスチャを実現するために有効であるといえる。

6.5.2 データグローブと 6 軸位置姿勢センサを用いた手腕動作の生成

次に NAIST-Hand と三菱重工製汎用ロボットアーム PA10-7C を用いて手腕の動作生成を行う。PA10-7C は垂直多関節構造を持つ 7 自由度のロボットアームであり、40kg の重量を持つ。PA10 の関節角度構造を図 6.14 に示す [64]。操作者はデータグローブと、Polhemus 社製 6 軸位置姿勢センサ Fastrak を手に装着し動作の教示を行う。NAIST-Hand は PA10 の手先位置に取り付けられ前節と同様にデータグローブの関節角度情報を転送することでスレーブ動作を生成する。PA10 は 6 軸位置姿勢センサから得られた情報を基にジェスチャを決定する。手先位置は逆運動学を解くことにより得られ、PA10 の第 1, 2, 4 軸を用いて実現される。手先姿勢は長手方向と並行な軸に対する回転は第 5 軸、短手方向と平行な軸に対する回転は第 6 軸により実現される。残りの第 3, 7 軸は常に固定されている。

この動作生成手法を用いて NAIST-Hand による様々な物体の把持・操作を試みた。手全体を用いたボール・ゴミ箱の把持、ペットボトルを持ちコーヒー豆を注ぐ操作、2 本の指先を用いた小さい四角柱の把持などは問題なく実現できた。し

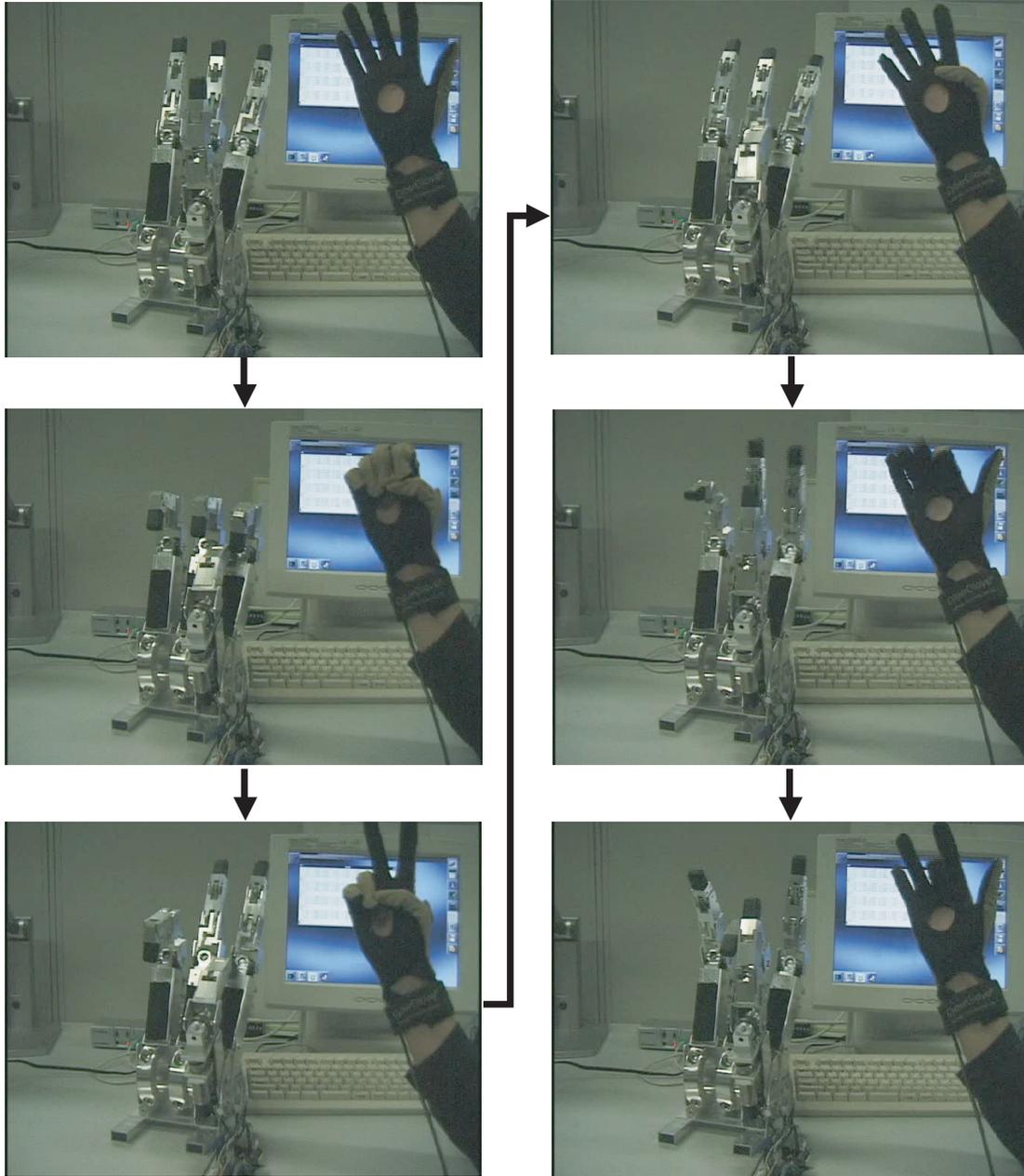


図 6.13 データグローブによる動作生成

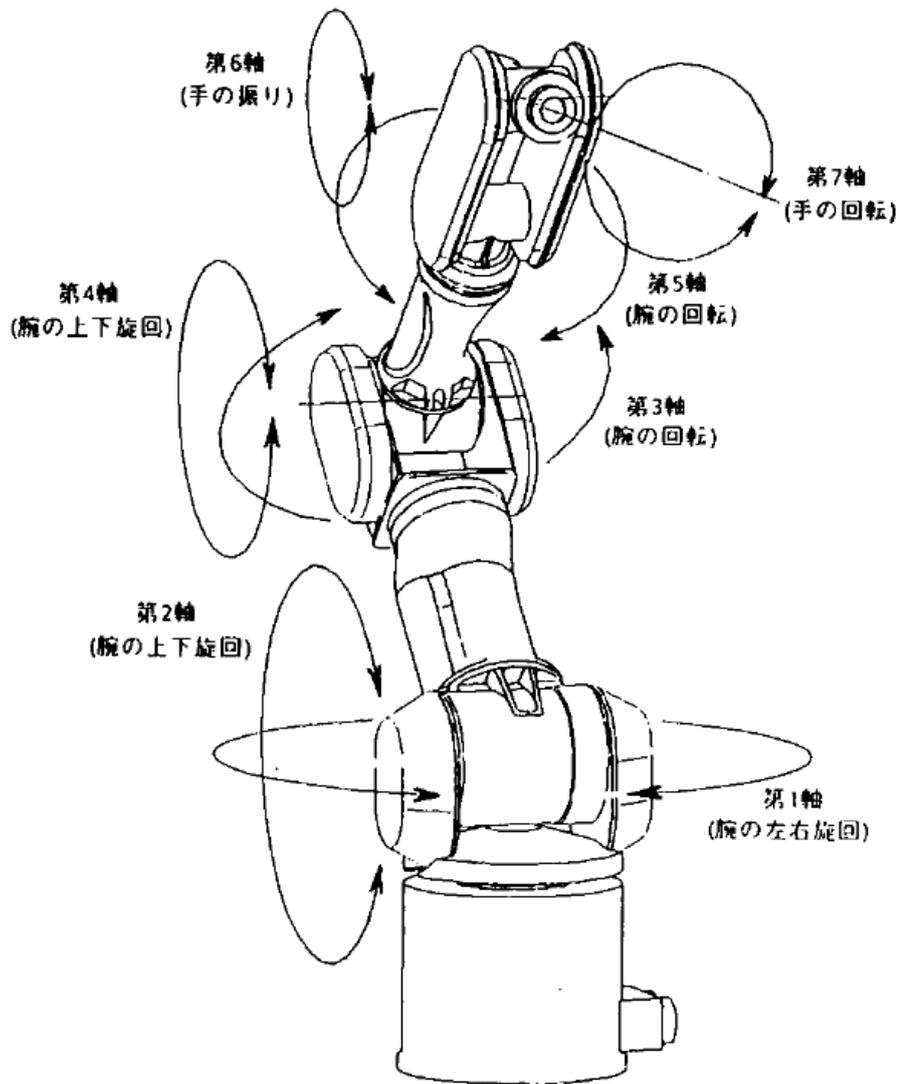


図 6.14 PA10 の関節構造 [64]

かし2つの手形状には差がありNAIST-Handが把持・操作を実現している際に、人手の手形状は同様の作業を実現できないことに注意されたい。一方、手内操作に関しては、手形状の違いから直感的な教示ができず、すぐに失敗し実現不可能であった。これは、さらに高度な入力システムが必要であることを示している。図6.15にペットボトルを持ちコーヒー豆を注ぐ操作を実現している様子を示す。

6.6. 操作認識システムを用いた作業教示

6.6.1 作業教示のシステム構成とプリミティブ動作の作成

NAIST-Handと操作認識システムを用いた作業教示システムの構成を図6.16に示す。NAIST-Handの制御モードはネットワークを介したCommand modeを用いる。操作認識部はソケット通信により動作生成部と接続されており、認識結果をNAIST-Handの動作生成部へ転送して予め用意していたプリミティブ動作を起動することで、操作者の物体操作をオンラインで実現する。プリミティブ動作は定められた物体を用いて決められた動きを実行する。これらはCommand modeで実際にハンドを動かしながら試行錯誤的に作成していく。動作時間は一定であり、可能な限り早い速度で操作が遂行できるように各動作を作成する。認識時における操作者の手の方向に合わせ、NAIST-Handの掌面は鉛直上方向に定める。ハンドが操作する操作物体は直径23cm長さ40cmの円柱とする。各プリミティブは始点と終点の把握状態が不変であるため、プリミティブ間に遷移できない前後関係が存在する。また、認識率は100%では無いため、途中で操作が認識されずに遷移できない前後関係が発生する恐れがある。このままではハンドの安全性に問題があるため、プリミティブ間の遷移制限を設けることでそれを回避する。もし遷移制限に違反した場合はその操作は行なわれず、遷移制限を通過できるプリミティブが認識されるまで静止状態となる。

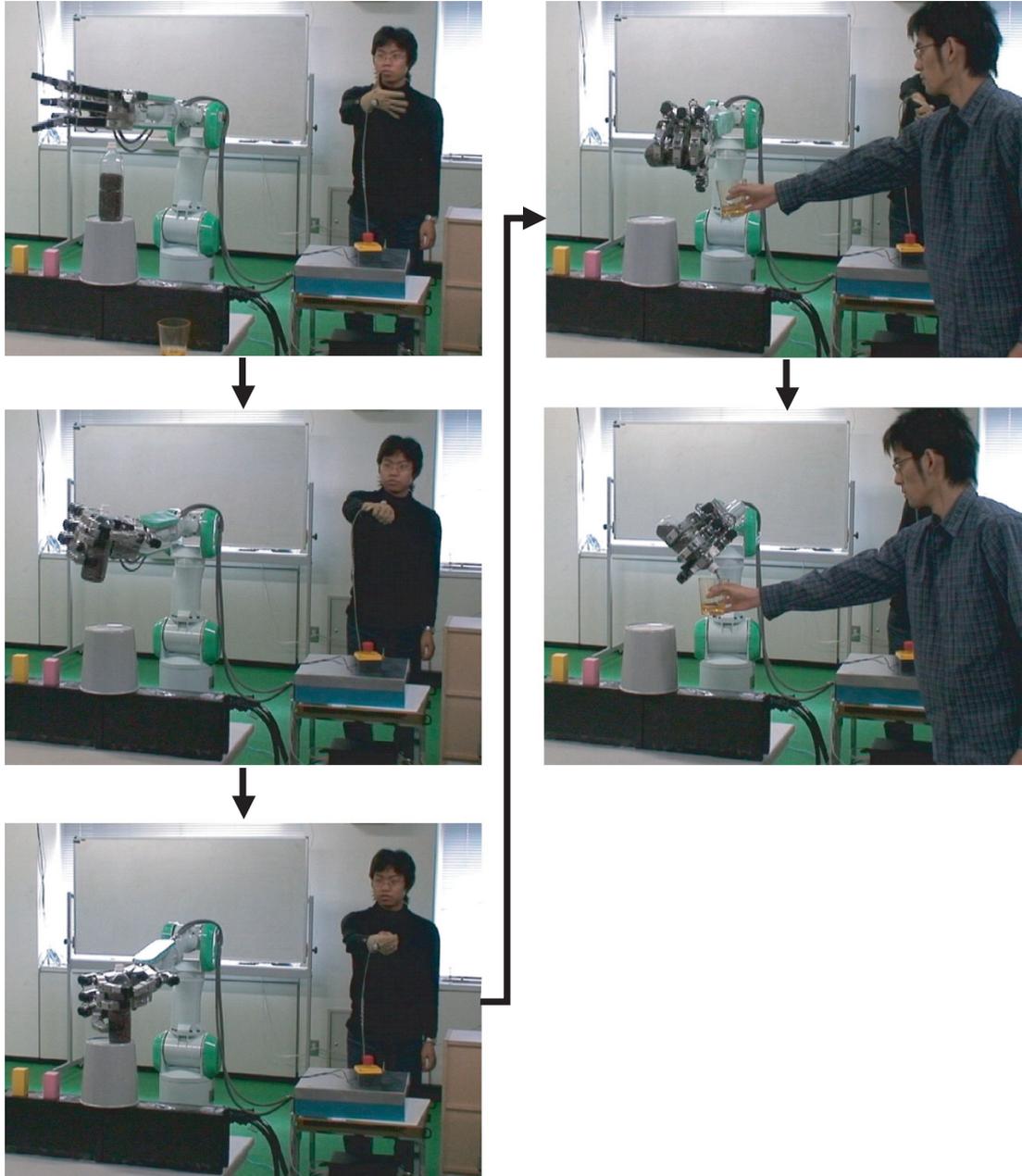


図 6.15 手腕の動作生成

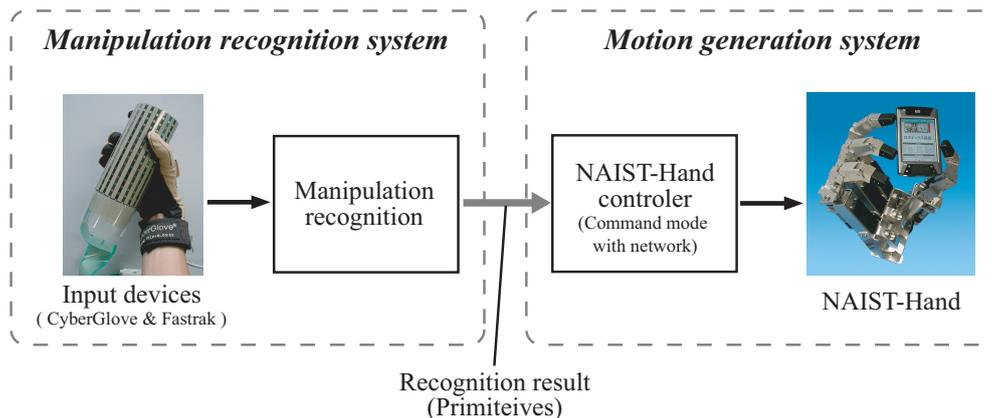


図 6.16 作業教示システムの構成

6.6.2 掌面の接触状態遷移を用いた操作認識の作業教示

掌面の接触状態遷移を用いた操作認識で認識率の高かったプリミティブ $A \sim D$ 及び F のプリミティブ動作を作成する．生成した各動作のコマンドと所要時間を表 6.1 と表 6.2 にそれぞれまとめる．またプリミティブの遷移制限を表 6.3 に示す．

図 6.17 は操作者と NAIST-Hand のそれぞれの操作が行われた区間を時系列上に示している．また，図 6.18(a)(b) には操作者と NAIST-Hand がそれぞれ各プリミティブを行った時の連続写真を示している．実験ではプリミティブ C ，プリミティブ B ，プリミティブ A ，プリミティブ D ，プリミティブ F の順番で行われている．

教示結果を得てから NAIST-Hand が動き出すため多少の時間遅れがあるものの，操作は正常に実現されている．全ての操作において操作者の物体操作の方が遂行時間が短い．NAIST-Hand の動作はできる限り所要時間を短く生成したにも関わらず，人手の操作に速度が及ばないことは，更なるハンド性能の向上が必要であることを表している．最後の連続したプリミティブ F の結果において，NAIST-Hand が前のプリミティブ F を遂行中に新たなプリミティブ F の指令がスタックされ，終了後に再度実行されていることも確認できる．以上のように操作認識による結果からプリミティブを転送することで多指ハンドの手内操作が十分実現できることを確認した．

表 6.1 プリミティブ動作のコマンド

(a) Primitive *A*

```

set A th 35 0 20
set A in 40 45 0
set A mi 40 45 0
set A ri 40 45 0
set T 0.5
store
set A th 0 -20 20
set T 0.5
store
set A in 50 -20 0
set A mi 50 -20 0
set A ri 50 -20 0
set T 0.5
store
set A th 50 0 20
set T 0.5
store
set A th 10 0 20
set A in 20 50 0
set A mi 20 50 0
set A ri 20 50 0
set T 0.5
move
    
```

(b) Primitive *B*

```

set A th 10 0 20
set A in 20 50 0
set A mi 20 50 0
set A ri 20 50 0
set T 0.5
store
set A th 50 0 20
set A in 50 -20 0
set A mi 50 -20 0
set A ri 50 -20 0
set T 0.5
store
set A th 0 -20 20
set T 0.5
store
set A in 40 45 0
set A mi 40 45 0
set A ri 40 45 0
set T 0.5
store
set A th 35 0 20
set T 0.5
move
    
```

(c) Primitive *C*

```

set A th 0 0 20
set A in 30 10 0
set A mi 30 10 0
set A ri 30 10 0
set T 0.5
store
set A th 50 0 20
set A in 50 -20 0
set A mi 50 -20 0
set A ri 50 -20 0
set T 0.5
store
set A th 10 0 20
set A in 20 50 0
set A mi 20 50 0
set A ri 20 50 0
set T 0.5
move
    
```

(d) Primitive D

```
set A th 10 0 20
set A in 20 50 0
set A mi 20 50 0
set A ri 20 50 0
set T 0.5
store
set A th 50 0 20
set A in 50 -20 0
set A mi 50 -20 0
set A ri 50 -20 0
set T 0.5
store
set A th 0 0 20
set A in 30 10 0
set A mi 30 10 0
set A ri 30 10 0
set T 0.5
move
```

(e) Primitive F

```
set A th 20 -20 20
set A in 40 0 0
set A mi 40 0 0
set A ri 40 0 0
set T 0.5
store
set A th 60 -5 20
set T 0.3
store
set A in 20 40 0
set A mi 20 40 0
set A ri 20 40 0
set T 0.5
store
set A th 40 5 20
set A in 40 0 0
set A mi 40 0 0
set A ri 40 0 0
store
set A th 10 15 20
set A in 80 0 0
set A mi 80 0 0
set A ri 80 0 0
store
set A th 65 -20 20
set A in 90 -15 0
set A mi 90 -15 0
set A ri 90 -15 0
store
set A th 20 -20 20
set T 0.2
store
set A th 20 20 20
store
set A mi 90 -20 0
store
set A mi 60 -20 0
store
set A mi 40 50 0
store
set A in 90 -20 0
set A ri 90 -20 0
store
set A in 60 -20 0
set A ri 60 -20 0
store
set A th 20 -20 20
set A in 40 50 0
set A ri 40 50 0
set T 0.5
store
set A in 40 0 0
set A mi 40 0 0
set A ri 40 0 0
set T 0.75
move
```

表 6.2 プリミティブ動作の所要時間

Primitive	Time[s]
<i>A</i>	2
<i>B</i>	2
<i>C</i>	1
<i>D</i>	1
<i>F</i>	6

表 6.3 プリミティブの遷移制限

Current primitive	Next primitive				
	<i>A</i>	<i>B</i>	<i>C</i>	<i>D</i>	<i>F</i>
<i>A</i>	×	○	×	○	×
<i>B</i>	○	×	×	×	○
<i>C</i>	×	○	×	○	×
<i>D</i>	×	×	○	×	○
<i>F</i>	○	×	○	×	○

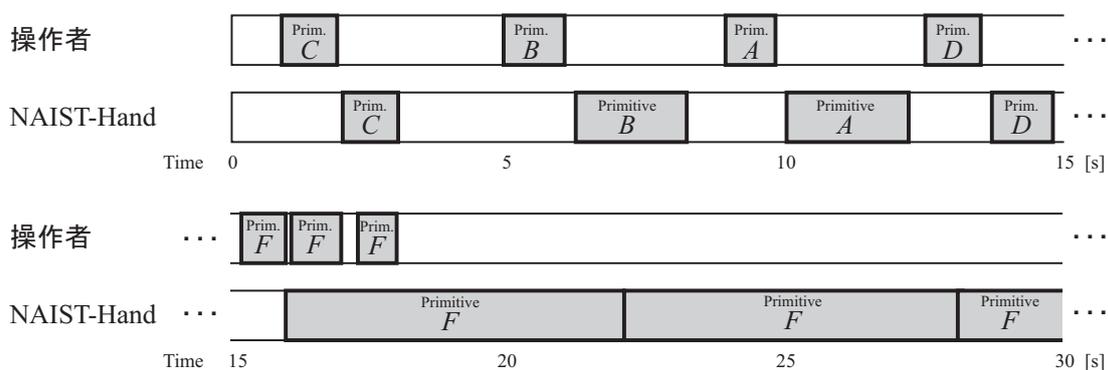
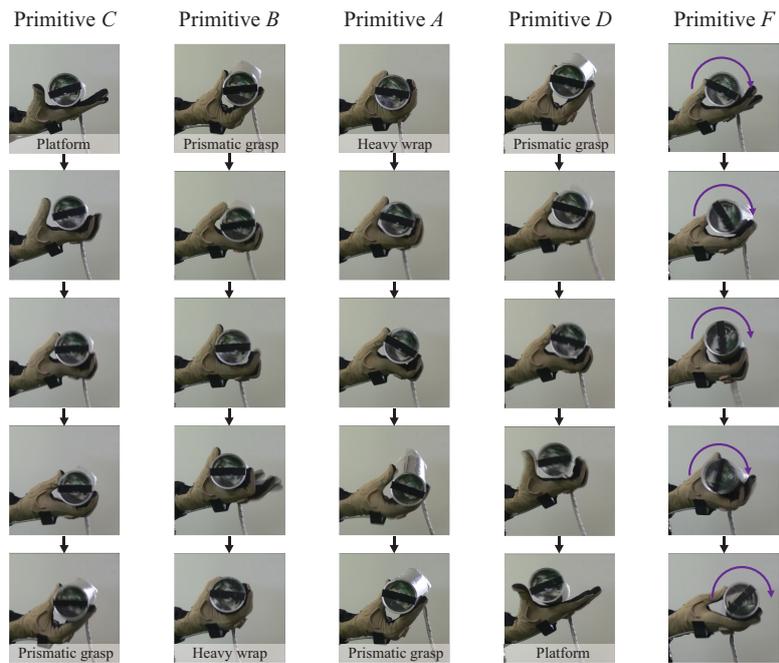
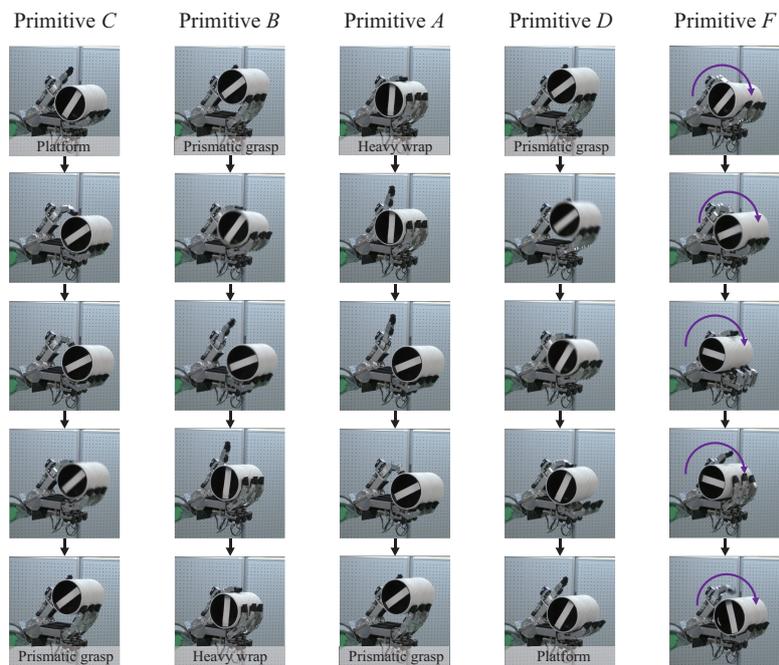


図 6.17 掌面の接触状態遷移を用いた操作認識の作業教示結果



(a) 人手による操作



(b) NAIST-Hand による操作

図 6.18 作業教示実験での操作の連続写真

6.6.3 物体表面の転がり接触情報を用いた操作認識の作業教示

物体表面の転がり接触情報を用いた操作認識の作業教示では Prismatic grasp に関するプリミティブ $G \sim I$ の動作を作成する。ただし、各プリミティブは2つの方向を持つため、計6種類の動作を生成する。前節と同様に生成した各動作のコマンドと所要時間を表 6.4 と表 6.5 にそれぞれまとめる。本節ではプリミティブが認識されると必ず Prismatic Grasp の初期姿勢を取った後、動作を開始するため、全ての組み合わせで遷移が可能である。したがって続けて同じ操作が認識される場合を除きプリミティブの遷移制限は設けていない。

前節と同様に図 6.19 は操作者と NAIST-Hand それぞれの操作区間を時系列上に示している。また、図 6.20(a)(b) には操作者と NAIST-Hand がそれぞれ各プリミティブを操作した際の連続写真を示している。前節の結果と異なるのは、操作開始後 0.2 秒程度で認識されるため、NAIST-Hand の操作開始の時間遅れが少なくなっている。実験結果からプリミティブを転送することで手内操作が実現できることを確認した。前節の実験と比較すると転がり接触情報を用いた操作認識の方が NAIST-Hand の物体動作は失敗し易かった。これは指先のみを用いた物体操作の方がその遂行により高い精度を要し、センサフィードバックを用いないオープンループの制御では限界に達していると考えられる。今後は NAIST-Hand の操作の成功率を 100% とすることを目標とし、より高度な動作生成手法の開発に取り組む必要がある。

表 6.4 プリミティブ動作のコマンド

(a) Primitive *G*
(FullRoll Left)

```
set A th 25 -10 25
set A in 10 50 12
set A mi 10 40 0
set A ri 10 50 -12
set T 0.5
store
set A th 0 10 25
set A in 55 10 12
set A mi 45 10 0
set A ri 60 10 -12
set T 0.5
move
```

(FullRoll Right)

```
set A th 25 -10 25
set A in 10 50 12
set A mi 10 40 0
set A ri 10 50 -12
set T 0.5
store
set A th 50 -20 25
set A in 10 30 12
set A mi 10 20 0
set A ri 10 35 -12
set T 0.5
move
```

(b) Primitive *H*
(Rock Left)

```
set A th 25 -10 25
set A in 10 50 12
set A mi 10 40 0
set A ri 10 50 -12
set T 0.5
store
set A th 25 -10 10
set A in 10 35 12
set A mi 10 40 0
set A ri 10 55 -12
set T 0.5
move
```

(Rock Right)

```
set A th 25 -10 25
set A in 10 50 12
set A mi 10 40 0
set A ri 10 50 -12
set T 0.5
store
set A th 25 -10 25
set A in 20 60 22
set A mi 20 40 10
set A ri 25 40 -2
set T 0.5
move
```

(b) Primitive *I*
(Pinch Flexion)

```
set A th 25 -10 25
set A in 10 50 12
set A mi 10 40 0
set A ri 10 50 -12
set T 0.5
store
set A th 25 -10 10
set A in 10 35 12
set A mi 10 40 0
set A ri 10 55 -12
set T 0.5
move
```

(Pinch Extension)

```
set A th 25 -10 25
set A in 10 50 12
set A mi 10 40 0
set A ri 10 50 -12
set T 0.5
move
```

表 6.5 プリミティブ動作の所要時間

Primitive	Time[s]
G (FullRoll Left)	1
G (FullRoll Right)	1
H (Rock Left)	1
H (Rock Right)	1
I (Pinch Flexion)	1
I (Pinch Extension)	0.5

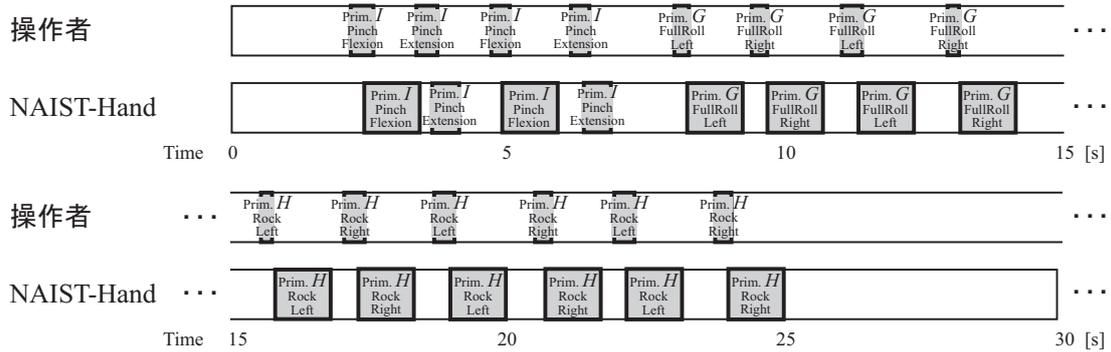
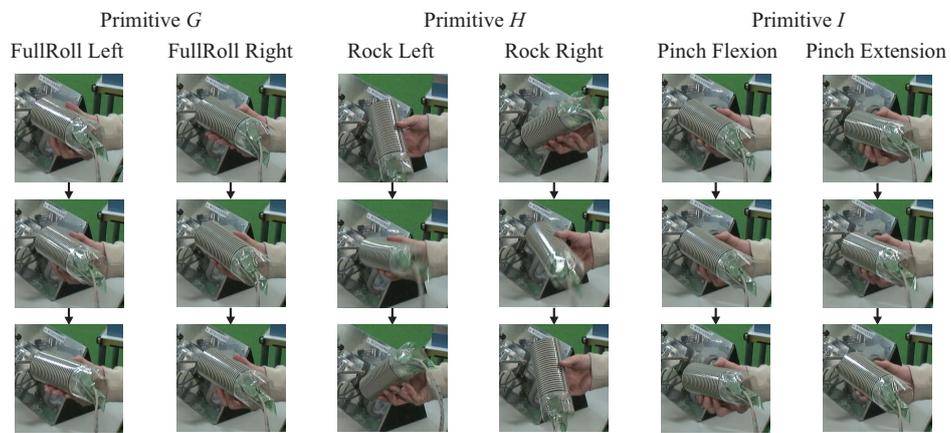
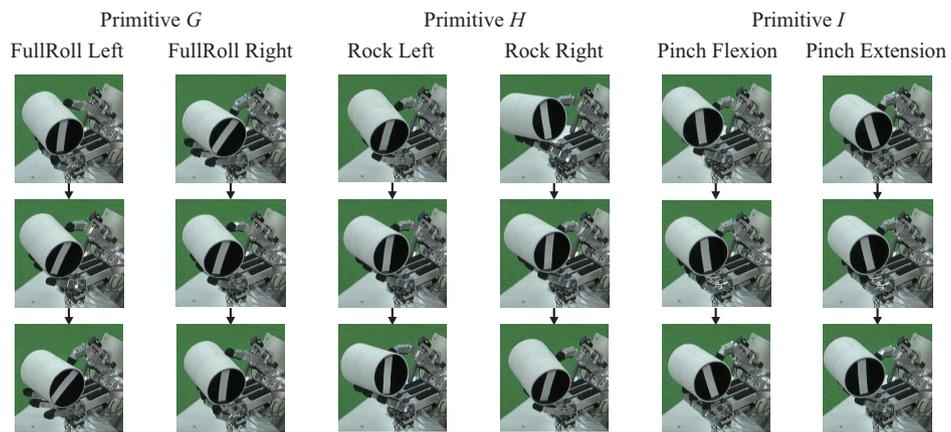


図 6.19 物体表面の転がり接触情報を用いた操作認識の作業指示結果



(a) 人手による操作



(b) NAIST-Hand による操作

図 6.20 作業教示実験での操作の連続写真

6.7. セルフレジ作業の教示実験

本システムの応用アプリケーションとしてスーパーマーケット等の商用施設におけるセルフレジ作業を多指ハンドで実現する。手順としては、まず操作者が机の上で商品をレジに通す作業を行う。その教示データを基にPA-10及びNAIST-Handの動作を生成しオフラインで作業を行う。

本節では掌面の接触状態遷移を用いた操作認識システムを用いる。センサが取り付けられた円柱型の被操作物体をレジに通される商品とし、操作者は6軸位置姿勢センサが取り付けられたデータグローブを手に装着し作業を行う。このとき、PA-10の腕姿勢を生成する必要があるため、手に取り付けられた6軸位置姿勢センサの情報も同時に計測し再現する。磁気式6軸位置姿勢センサに干渉しないために木製の机を用意し、その上にバーコードリーダーを模した台を設置している。バーコードリーダはカメラを内蔵しており、商品のバーコードをかざすとテンプレートマッチングにより検出することができる。検出結果は後方に設置されたディスプレイに表示される。実験環境の外観と寸法を図6.21に示す。

次にセルフレジの作業手順について説明する。(1)まず操作者は開始位置に置かれた被操作物体を把持し、(2)安定した持ち方であるHeavy wrapに持ち替える(Primitive B)。(3)バーコードリーダの上空に物体を運搬し、商品のバーコードが上面に現れるように物体を回転させる(Primitive F)。この時、Heavy wrapの状態からPrimitive F を行うと、操作過程で必ずPrismatic Graspになるために、Primitive F の前にPrimitive A が認識される。(4)Prismatic Grasp(指先把持)で回転を終了し、レジにバーコードをかざした後、(5)再びHeavy wrapに持ち替える(Primitive B)。(6)終了位置上空に物体を運搬し、Prismatic Graspに持ち替えて(Primitive A)(7)終了位置に物体を離す。操作者が作業を入力する様子及びその時の手の軌道と認識結果を図6.22と図6.23にそれぞれ示す。グラフの横軸は操作者から見て機の横方向の位置であり、縦軸は機の面を基準とした高さ方向の位置である。

得られた軌跡と認識結果を基に以下の条件にしたがってPA10とNAIST-Handの動作生成を行う。

- 本システムでは手内操作の作業教示を対象としているため、把持の開始と終

了は考慮していない．そこで，開始時及び終了時の把持は Prismatic grasp とし，その時のハンドの位置姿勢は試行錯誤的に修正を加えるものとする．

- 人間とロボットの形状差を考慮し，軌跡の Z 軸方向のスケールを 2 倍にする．
- 手内操作を行う際には安定させるため，NAIST-Hand の掌面が上方を向くよう腕の姿勢を調節し手内操作が終了するまで静止させた状態を保つ．
- 本システムはバーコードをリーダにかざす際に必要な回転角度を知ることができない．そのため手順 (3) の際には，バーコードリーダ上方にカメラを設置し，バーコードが上面を向いたことを特別に検出する．NAIST-Hand は Primitive F の回転操作を繰り返し，バーコードが検出されたら操作を止めてリーダにかざす動作を開始する．

図 6.24 に PA10 と NAIST-Hand がセルフレジ作業を行う様子を示す．実験の結果，入力操作から操作認識を介して実用的な作業が教示できる目処が立ったといえる．

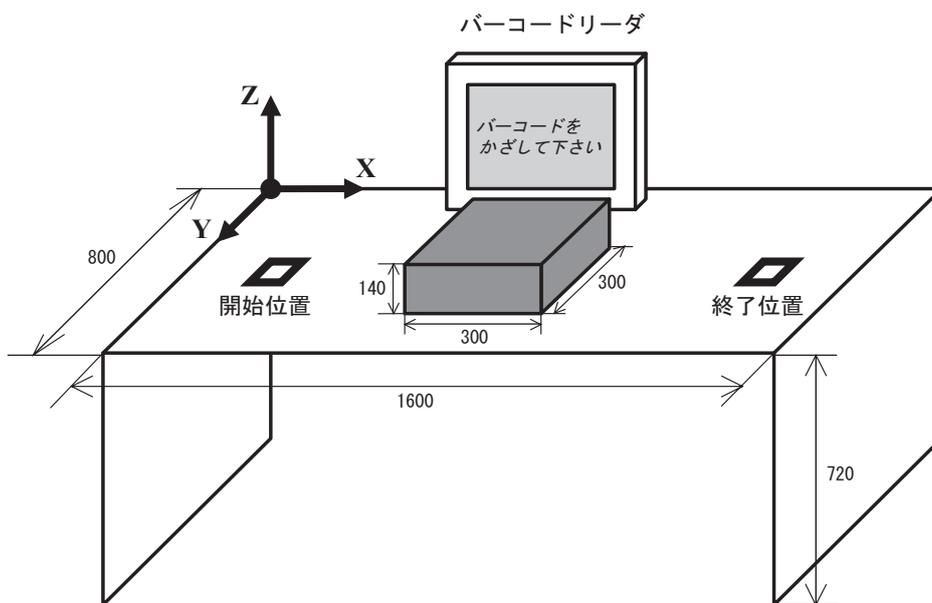
本実験では，予め定めた回転角度で物体を回転させたが，本来ならば商品のバーコードの場所をセンサで取得し適切な角度を回転させる必要がある．しかし現状のシステムでは，例え正確にセンサで取得できたとしても，このバーコードを上面に向けたいという特別な指令を認識し教示することができない．これはプリミティブとは種類の異なった操作の意図であると考えることができる．この意図を考慮し作業を遂行するためには，教示データの取得後に加工が施せるシステムが必要であると考えられる．

6.8. 本章のまとめ

本章では，人間の操作スキル再現のための人型多指ハンド NAIST-Hand の開発を行い，ソフトウェアの構成も含めて詳細に至るまで紹介した．また，2 種類の操作認識システムを用いることで作業教示を実現し，操作認識の結果を用いてハンド動作が再現できることを示した．最後にセルフレジ作業の教示実験を行い，実現に向けた目処を立てたことで，開発したシステムに実用性があることを示した．



(a) 実験環境の外観



(b) 実験環境の寸法

図 6.21 実験環境

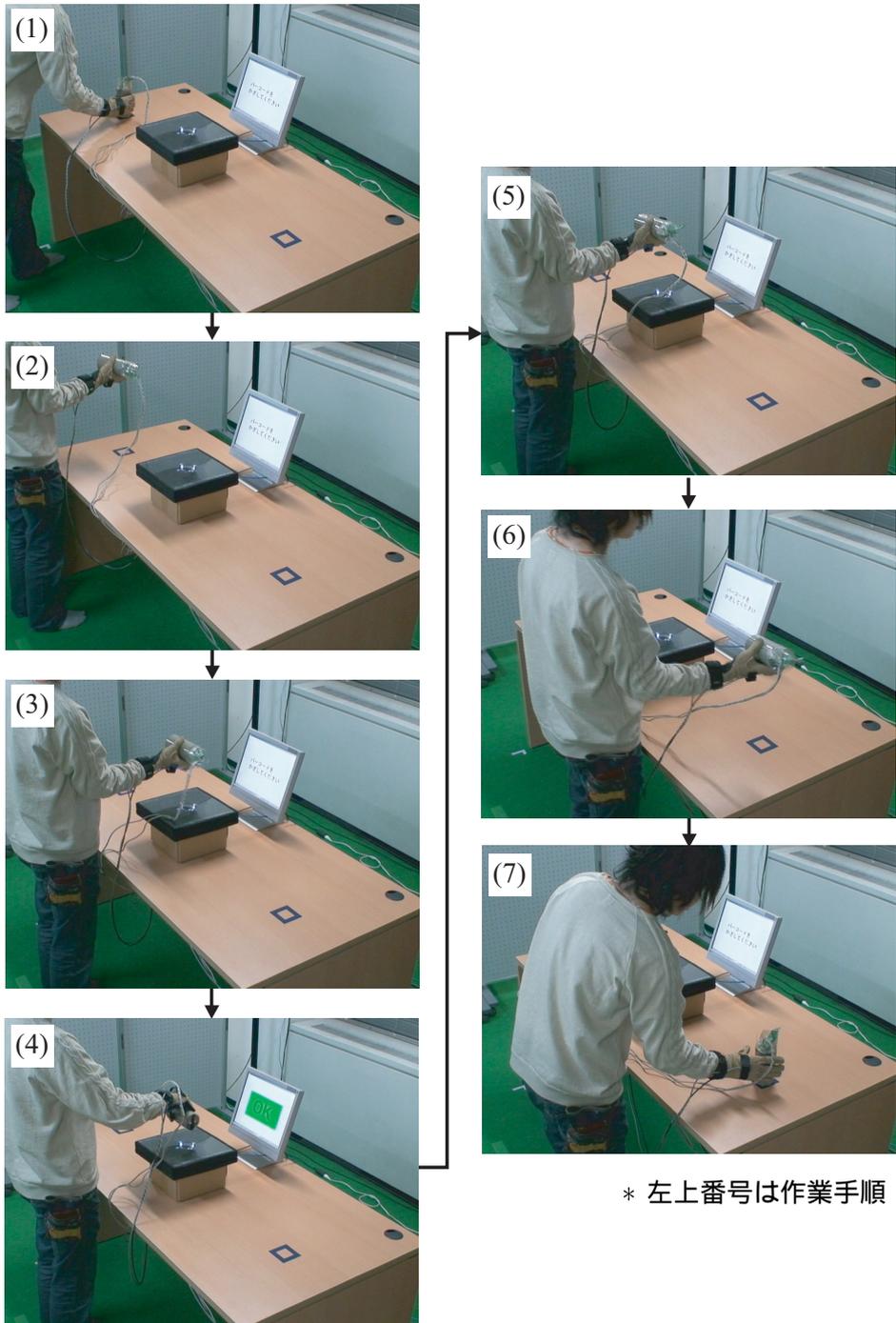
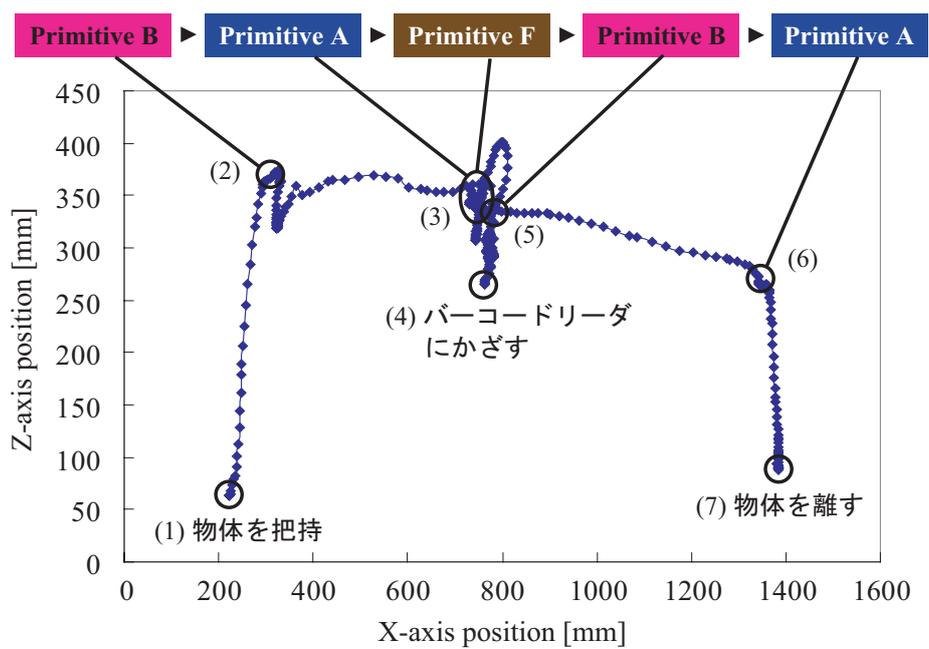


図 6.22 操作者が作業する様子



* 図中番号は作業手順

図 6.23 操作者の手の軌道と認識結果

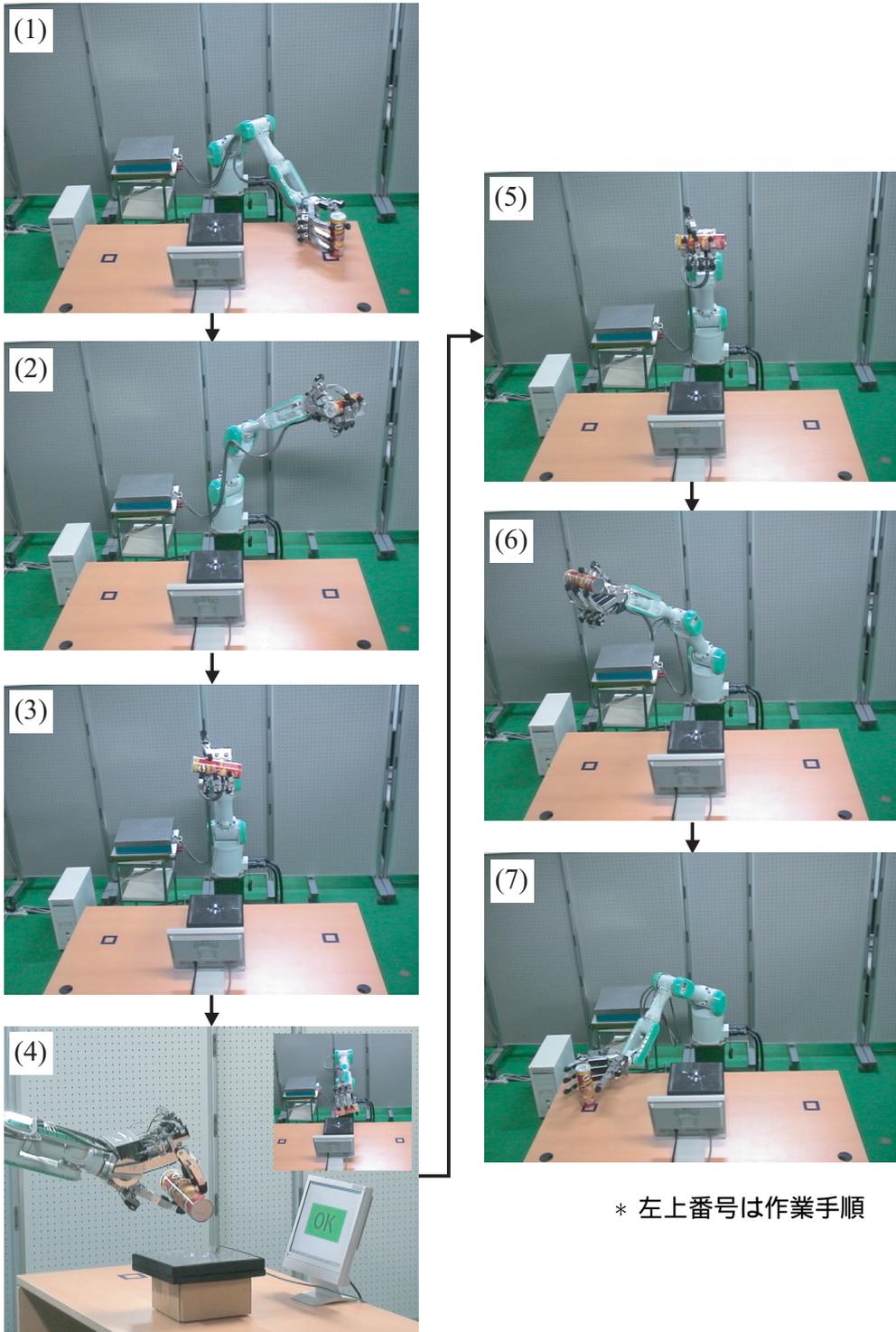


図 6.24 NAIST-Hand が操作する様子

第7章 結論

7.1. 本研究の具体的成果

本研究では人型多指ハンドによる手内操作スキルの実現を目標として(1) 掌面の接触状態遷移を用いた操作認識手法，(2) 慣れや疲れを考慮した操作認識のテンプレートの生成，(3) 物体表面の転がり接触情報を用いた操作認識手法，(4) 人型多指ハンド NAIST-Hand の開発と作業教示の4点について研究を行った．以下に各章において具体的に得られた成果をまとめる．

掌面の接触状態遷移を用いた手内操作の認識(第3章) まず，被操作物体に直接センサを取り付けることで，掌面の接触部位を取得できる作業計測手法を提案した．また，32種類の掌面の接触状態遷移を操作の特徴とすることで物体操作の認識を試みた．認識の手法は連続DP マッチング及びHMMを使用した．認識実験は6種類のタスク，9人の被験者で行った．その結果，平均認識率は80.4[%]，認識率の高い5つのタスクの平均認識率は89.9[%] が得られ，掌面の接触状態が操作の特徴を含んでおり，自動認識に利用できることを示した．また，接触情報を用いて二つの操作を定量的に比較できることを示した．

物体表面の転がり接触情報を用いた手内操作の認識(第4章) 指先のみを用いた転がり接触を伴う操作を認識できるシステムの開発を行った．物体表面の接触点位置の軌道方向を捕らえるシステムを提案した．そして軌道方向とその出現位置を特徴として操作を認識する手法を提案した．被験者を用いて認識実験を行い，その有効性を確認した．被操作物体の位置姿勢の情報と比較した結果，接触情報の方が操作の特徴がよく現れており，認識に有効であることを示した．これらの結果は接触点のわずかな位置変化においても操作の特徴になり得ることから，接

触情報が操作の重要な特徴を含むことを示した。

慣れや疲れを考慮した操作認識のテンプレート生成(第5章) 時間の経過に伴う認識スコアの分散変化を計測し、被験者の操作に対する慣れや疲れの推定を行った。その結果、距離の分散が習熟・慣れ・疲れにより変化し、慣れの区間で分散が小さくなることを示した。この結果は同時計測した筋電の疲労評価の結果と一致しており、実験結果を裏付けている。また、操作を習熟・慣れ・疲れの3つの時間帯に分割し、時間帯毎に3つのテンプレートを生成することで入力操作との相関を計測した。その結果、慣れの区間から生成されたテンプレートが、ばらつきを平均42%抑制した操作認識を可能にすることを示した。これらの結果は、接触状態を用いて操作者の生体変化を推定できる可能性があることを示唆している。

人型多指ハンド NAIST-Hand の開発と作業教示(第6章) 人間の操作スキル再現のための人型多指ハンド NAIST-Hand の開発を行い、ソフトウェア構成も含めて詳細に至るまで紹介した。掌部にアクチュエータを配置し、リンクとギア機構でハンドを駆動することで、十分な指先力を発生できる多指ハンドを開発した。また、簡単な動作生成手法を用いて把持や操作の実験を行った。さらに2種類の操作認識システムを用いることで作業教示を実現し、時間遅れは伴うものの操作認識の結果を用いてハンド動作が再現できることを示した。最後にセルフレジ作業の教示実験を行うことで実現に向けた目処が立てたことになり、開発したシステムの実用性を確認した。

7.2. 課題と今後の展望

掌面の操作認識に関しては、操作の分散が大きく接触状態では認識が困難なタスクが存在し、その操作に対する対策が挙げられる。一意に定まらない操作に関してそのテンプレートを一意に求めることは難しいが、複数の標準パターンで1つの操作をカバーできる可能性はある。また、接触状態を定義するための掌面の分割を自動化することが挙げられる。本論文では提案した手法の基本的特性を明らかにするために、単純な手の部位の分割を用いたが、最適な分割とは言えない。

多くの操作データから主成分分析を行うことで自動で最適な分割を行えば、更なる認識率の向上に繋がり、認識可能な操作の種類も増えると考える。

また、慣れと疲れを考慮したテンプレートの生成に関しては、3つの時間帯の自動抽出が挙げられる。最終的には、分散から慣れの抽出を行い、標準パターンを自動で生成させることが望ましい。

セルフレジ作業の教示を行った結果、実現に必要な動作を生成することはできたが、バーコードを上面向ける等の特別な意図を認識することができないため、完全に実現したとはいえない。この教示者の特別な意図は一度の教示動作から自動認識することが困難であるため、後から教示データを加工するシステムを構築することが望ましい。また、教示データの加工には2種類存在すると考える。一つ目はロボットアームや多指ハンド等の既知の再現環境に適合させるために、自動的に行うことができる教示データの加工である。二つ目は教示者が特別な意図を盛り込む際に、手動で行う加工である。環境に存在するカメラや力センサ等も、この手動的な加工で盛り込むことができ、幅広い特別な意図に伴う例外作業に対し柔軟に対応することができると考える。

本研究では、操作認識を介することで手形状の違いを補間することを試みた。しかし、操作する物体形状の補間については未だ考慮していない。提案したシステムでは、教示に用いる被操作物体にセンサが取り付けられているため、人手とロボットハンドで操る2つの物体形状は互いに異なる。物体形状差による操作への影響には2種類存在すると考える。一つ目は、物体形状に合わせて指先位置や物体側の接触位置を変更するだけで、接触点の数や操作方針の変更は伴わないケースが考えられる。このケースに対しては、動作計画に物体形状補間の機能を付け加えることで対処できると考えている。二つ目は大局的な操作の分類に置いて全く異なる操作方針に変わるケースである。このケースに関しては、教示に用いる物体形状を複数用意し、ロボットハンドで操る物体に合わせて使い分けることで大局的な変化が生じないようなシステムを作成することが望ましい。そのためには、手の物体操作における物体形状の分類という従来研究で避けられて続けてきた非常に困難な問題に取り組まなければならない。しかし、今後の多指ハンド機能の発展のためには避けることが通ることが出来ない課題であると考える。

謝辞

本論文に書き記した一連の研究は、筆者が奈良先端科学技術大学院大学 情報科学研究科在学中にロボティクス講座において執り行われたものです。この研究は多くの方々のお力添えにより実現することができました。ここで厚くお礼を申し上げます。

本学 情報科学研究科 小笠原 司 教授は、学部時代異なる分野を専攻していたためロボティクスに関する知識が無く、熱意しか持っていなかった筆者を快く受け入れて下さいました。また、お忙しいにも関わらず普段から研究に関する相談に頻繁に乗って頂き、筆者の稚拙でまとまりの無い考えを何度も整理することができました。ドイツ カールスルーエ大への派遣は筆者の人生観を変え、心に深く残る大きな経験であり、御提案頂きました小笠原教授には心から感謝しております。筆者が描いていたシステムの構想が5年間で形になり、本論文を執筆できたのも、ひとえに小笠原教授の温かいお力添えがあったからです。ありがとうございました。

本学 情報科学研究科 西谷 紘一 教授は、博士前期及び後期課程を通じてご教授頂きました。その鋭く的確な多くの御指摘は筆者の研究に不足している点を明確にし、研究を進める際の大きな指針となりました。西谷教授から頂いた御指摘を常に意識し研究を進めることで本論文の位置付けや応用範囲について明確にすることができました。ありがとうございました。

本学 情報科学研究科 松本 吉央 助教授には、研究会等での的確な御質問や御指摘を頂きました。筆者は認識手法や画像処理に関する基礎的な知識が全く無かったにも関わらずシステムを構築できたのは、松本助教授の専門的での的確な御指導を頂いたからです。また、発表練習で懇切丁寧な御指導を頂いたことは見習うべき事が多く、筆者が後輩の発表にコメントする際にも大変参考になりました。あ

りがとうございました。

本学 情報科学研究科 上田 淳 助手には、入学当初に何もできなかった筆者を一から育てて頂きました。NAIST-Hand プロジェクトを立ち上げて頂き、5年間参加できたことは筆者にとって大変幸せなことでした。またヒューマンモデリンググループの指導教官として、毎週時間を割いてしっかりと指導して頂けたことは、研究の質を上げるだけではなく研究に対する取り組み方や心構えまで勉強することができ、大変貴重な経験となりました。上田先生がいなければ筆者が博士後期課程に進学することも、博士論文を仕上げることもできませんでした。ありがとうございました。

本学 情報科学研究科 上田 悦子 助手には、研究及びそれに取り組むための精神面でもお世話になりました。研究会における貴重な御指摘は筆者の研究の重要な項目を再確認でき、研究をまとめることができました。また、上田先生の代わりに何回か教壇に立つ機会を頂いたことは聴衆の前で話す数少ない訓練の場であり、発表の質の向上に繋がったと思います。普段から多くのエネルギーを頂いたことは研究の活力に大きく繋がったと考えています。ありがとうございました。

本学 情報科学研究科 鳥居 宏次 特任教授には、全学連携の体プロジェクトで大変お世話になりました。新しい分野への尽きることのない好奇心と、プロジェクトを取りまとめる統率力を目の当たりにできたことは、筆者にとって貴重な経験でした。参加させて頂き感謝しております。ありがとうございました。

本学 情報科学研究科 柴田 智広 助教授には、同じく全学連携の体プロジェクトで大変お世話になりました。迅速かつ的確な意見や決定のおかげで円滑に作業を進めることができ、グループで研究する素晴らしさや大変さを痛感しました。また、幅広い分野に対する飽くなき興味と、研究に対する姿勢は見習うべきことばかりです。ありがとうございました。

ドイツ カールスルーエ大学 Ruediger Dillmann 教授には、勉強中の身である筆者を研究生として温かく迎えてくれました。研究という使命を与えられ生活したことで、ドイツという国を深く知ることができました。Dillmann 教授の温かさは筆者の不安を払拭し自信を持って課題に取り組むことができました。ありがとうございました。

ドイツ カールスルーエ大学 Raoul Zoellner 様 Steffen Knoop 様には、ドイツでの研究で大変お世話になりました。完全に向き合い思いやりを持って指導するスタイルは日本ではあまり見かけないものであり、博士前期課程の学生を指導する立場として大変勉強となりました。また研究に対する有益な意見を頂き、本研究の方針を明確にすることができました。ありがとうございました。

秘書 金岡 恵 様には、公私共に大変お世話になりました。迅速な物品発注や資料作成等のおかげで研究を円滑に遂行することができました。また、基本的な事務作業について度々御教授頂き、大変貴重な経験をさせて頂きました。ありがとうございました。

21 世紀 COE プログラム情報研究拠点推進室 桑野 美紀 様、足立 敏美 様には、国際会議に参加する際の事務作業や COE フェスティバル奨励研究員研究発表会の準備等で大変お世話になりました。ありがとうございました。

株式会社信貴精機 長澤 宏之 様、山口 博 様、中尾 智彦 様 には、NAIST-Hand の設計及び製作をして頂きました。筆者の提案する稚拙で曖昧なアイデアを、高い技術力をもって具現化して頂き、本当に助かりました。ありがとうございました。

本学 情報科学研究科 竹村 裕 様 (現 東京理科大学 助手) には、研究に必要な技術的指導をして頂きました。また、グループミーティングでは有益な意見を頂き、研究に対する取り組む心構えまで幅広く御指導頂き大変お世話になりました。またドイツでの生活もバックアップして頂きました。ありがとうございました。

本学 情報科学研究科 栗田 雄一 様 (現 広島大学 助手) には、ヒューマンモデリンググループの先輩として3年間に渡りお世話になりました。学会前に相談させて頂いたり、後輩の指導方法について温かい御助言を頂きました。ありがとうございました。

本学 情報科学研究科 足立 佳久 様 (現 シャープ株式会社)、怡土 順一 様 (現 奈良先端科学技術大学院大学 研究員)、小枝 正直 様 (現 立命館大学 講師)、竹村 憲太郎 様 (現 奈良工業高等専門学校 助手) にはロボティクス講座博士後期課程の先輩として、細かい技術的指導から私的な相談まで大変お世話になりました。後輩として失礼な事もたくさんあったと思いますが、共に学生生活が送れて本当に楽しかったです。ありがとうございました。

本学 情報科学研究科 Abdelaziz Khiat 様 末永 剛 君 松原 崇充 君とは共に励ましあいながら博士後期課程を過ごし大変お世話になりました。また、Khiat さんと共に卒業できることを心から嬉しく思います。ありがとうございました。

本学 情報科学研究科 池田 篤俊 君 (現 ヤマハ発動機) 白栄 健司 君 (現 ホンダ) 相宅 玲志 君 (現 ジースポーツ) には、博士前期課程にて同級生として同じヒューマンモデリンググループで共に学生生活を過ごし、大変お世話になりました。ありがとうございました。

本学 情報科学研究科 塚谷 浩司 君 (現 ソニー) には、連続 DP マッチングの詳細い手法や実装技術を教えて頂きました。ありがとうございました。

本学 情報科学研究科 音情報処理学講座 Tobias Cincarek 君には、HMM の詳しい手法や実装技術について教えて頂きました。なかなか理解できずに何度も足を運んだにも関わらず、快く教えて頂きました。ありがとうございました。

本学 情報科学研究科 石田 豊 君 (現 シャープ) には、NAIST-Hand の製作に貢献してくれました。また、部品選定や加工技術についても知識が深く、筆者は先輩であるにも関わらず多くのことを学びました。ありがとうございました。

本学 情報科学研究科 森 涉 君には、作業教示の実験において NAIST-Hand の動作生成に貢献してくれて本当に助かりました。ありがとうございました。

研究生を送るにあたり、様々な形で御支援、御協力頂きました本学 情報科学研究科 ロボティクス講座の卒業生及び在学生の方々に深く感謝いたします。

最後に筆者の学生生活を多方面から支え続けてくれた両親、祖父母、妹に深く感謝し論文の結びとしたいと思います。

著者研究業績

学術雑誌論文

1. 近藤誠宏, 上田淳, 松本吉央, 小笠原司: ”掌面の接触状態遷移を用いた物体操作の慣れと疲れの評価”, 日本機械学会, 日本機械学会論文集 C 編, Vol.72, No.723, pp.3601-3608, 2006.
2. 近藤誠宏, 上田淳, 松本吉央, 小笠原司: ”掌面の接触状態遷移を用いた円柱物体の操作認識”, 日本ロボット学会, 日本ロボット学会誌, Vol.24, No.2, pp.213-221, 2006.

国際会議議事録 (査読あり)

1. Masahiro Kondo, Jun Ueda, Yoshio Matsumoto, Tsukasa Ogasawara: ”Manipulative Familiarization and Fatigue Evaluation Using Contact State Transition”, IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2006), pp.3767-3772, Beijing, 2006.
2. Masahiro Kondo, Jun Ueda, Yoshio Matsumoto, Tsukasa Ogasawara: ”Recognition of In-Hand Manipulation along with Rolling Contact using Orbital Motion of Contact Points on Object Surface”, Proceedings of the 2006 IEEE International Conference of Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI2006), Germany, pp.167-172, 2006.
3. Jun Ueda, Yutaka Ishida, Masahiro Kondo, Tsukasa Ogasawara: ”Development of the NAIST-Hand with Vision-based Tactile Fingertip Sensor”,

Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA 2005), pp.2343-2348, Barcelona, Spain, April, 2005.

4. Masahiro Kondo, Jun Ueda, Yoshio Matsumoto, Tsukasa Ogasawara: "Evaluation of Manipulative Familiarization and Fatigue Based on Contact State Transition", IEEE World Haptics Conference, pp.102-107, Pisa, Italy, 2005.
5. Masahiro Kondo, Jun Ueda, Yoshio Matsumoto, Tsukasa Ogasawara: "Perception of Human Manipulation Based on Contact State Transition", IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS2004), pp.100-105, Sendai, 2004.

国内発表

1. 近藤誠宏, 上田淳, 松本吉央, 小笠原司: "接触情報を用いた手内操作の解析", 第6回計測自動制御学会システムインテグレーション部会講演会 (SI2005), 1H4-4, 2005.
2. 石田豊, 近藤誠宏, 上田淳, 松本吉央, 小笠原司: "滑り知覚を可能とする触覚センサを装着した多指ハンド", 第23回日本ロボット学会学術講演会, 1C14, 2005.
3. 近藤誠宏, Steffen Knoop, Raoul Zoellner, 小笠原司, Ruediger Dillmann: "階層型クラスタ分析を用いた人間の作業領域の認識", ロボティクス・メカトロニクス講演会 2005, 1A1-S-031, 2005.
4. 近藤誠宏, 田中孝志, 上田淳, 松本吉央, 小笠原司: "掌面の接触状態遷移を用いた物体操作のばらつき評価", SI2004, 2H1-4, 2004.
5. 近藤誠宏, 上田淳, 松本吉央, 小笠原司: "掌面の接触状態遷移を用いた物体操作認識", 第22回日本ロボット学会学術講演会, 3B14, 2004.

6. 近藤誠宏，上田淳，松本吉央，小笠原司: ”接触状態遷移に基づく物体操作の認識”，ロボティクス・メカトロニクス講演会 2004, 2P2-H-48, 2004.
7. 近藤誠宏，上田淳，松本吉央，小笠原司: ”多指ハンドのための物体操作認識システムの開発”，SI2003, 1H3-5, 2003.
8. 上田淳，近藤誠宏，小笠原司: ”作業計測とスキル生成のための NAIST-Hand システムの開発”，日本ロボット学会 第 21 回学術講演会，東京工業大学，3E24 2003.

参考文献

- [1] Jane Case-Smith, Charlane Pehoski. “ハンドスキル-手・手指スキルの発達と援助-”. 協同医書出版社, 1997.
- [2] J.Xu, Yunjiang Lou, and Zexiang Li. “Hybrid Automaton: A Better Model of Finger Gaits”. In *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 4628–4633, October 2006.
- [3] Thomas Wimboeck, Christian Ott, Gerhard Hirzinger. “Passivity-based Object-Level Impedance Control for a Multi fingered Hand”. In *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 4621–4627, October 2006.
- [4] I.Napier. “The Prehensile Movements of the Human Hand”. *J. Bone and Joint Surgery*, Vol. 38B, No. 4, pp. 902–913, 1956.
- [5] M.A.Arbib, T.Iberall and D.Lyons. “Coordinated Control Programs for Movements of the Hand”. In *Hand Function and the Neocortex*, pp. 111–129. A.W. Doodwin and I. Darian-Smith, 1985.
- [6] M.R.Cutkosky. “On Grasp Choice, Grasp Models, And the Design of Hands for Manufacturing Tasks”. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 5, No. 3, pp. 269–279, 1989.
- [7] T.Iberall. “The nature of human prehension: Three dextrous hands in one”. In *IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 396–401, 1987.

- [8] T.Iberall. “Human prehension and dexterous robot hands”. *The International journal of robotics research*, Vol. 16, pp. 258–299, 1997.
- [9] S.B.Kang, K.Ikeuchi. “Toward Automatic Robot Instruction from Perception-Temporal Segmentation of Tasks from Human Hand Motion”. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 11, No. 5, pp. 670–681, 1995.
- [10] S.B.Kang, K.Ikeuchi. “Toward Automatic Robot Instruction from Perception-Recognizing a Grasp from Observation”. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 9, No. 4, pp. 432–443, 1993.
- [11] S.B.Kang, K.Ikeuchi. “Toward Automatic Robot Instruction from Perception-Mapping Human Grasps to Manipulator Grasps”. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 13, No. 1, pp. 81–95, 1997.
- [12] 鎌倉 矩子. “手のかたち手のうごき”. 医歯薬出版, 1989.
- [13] J.M.Elliott, K.J.Connolly. “A Classification of Manipulative Hand Movements”. *Developmental Medicine and Child Neurology*, pp. 283–296, 1984.
- [14] C.E.Exner. “In-hand manipulation skills in normal young children: A pilot study”. *Occupational Therapy Practice*, pp. 63–72, 1990.
- [15] 岡田 徳次. “指の運動と手作業の分析”. バイオメカニズム (動作の原点の探究), pp. 133–144, 1975.
- [16] 斎藤史倫, 永田和之. “把握操作の記述とロボットハンドの設計手法”. 日本ロボット学会誌, Vol. 19, No. 3, pp. 333–344, 2001.
- [17] 池内 克史, カン S.B. “視覚によるハンドの教示”. 日本ロボット学会誌, Vol. 13, No. 5, pp. 599–602, 1995.
- [18] 池内 克史. “人間の把持行動観察によるロボットの把持戦略の生成”. 日本ロボット学会誌, Vol. 18, No. 6, pp. 792–797, 2000.

- [19] Y.Kuniyoshi, Masayuki Inaba, Hirochika Inoue. “Learning by Watching: Extracting Reusable Task Knowledge from Visual Observation of Human Performance”. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 10, No. 6, pp. 799–822, 1994.
- [20] 川崎晴久, 毛利哲也, 阿部竜久, 伊藤聡. “多指多関節ハンドロボットのハンド可操作性に基づくバーチャル教示”. *日本ロボット学会誌*, Vol. 21, No. 2, pp. 194–200, 2003.
- [21] H.Kawasaki, K.Nakayama, G.Parker. “Teaching for Multi-Fingered Robots Based on Intention of Motion In Virtual Reality”. In *Proc. of the IECON'2000*, pp. 427–433, 2000.
- [22] H.Ogata, T.Takahashi. “Robotic Assembly Operation Teaching in a Virtual Environment”. *IEEE Trans. on Robotics and Automation*, Vol. 10, No. 3, pp. 391–399, 1994.
- [23] T.Takahashi, H.Ogata. “Robotic Assembly Operation based on Task-Level Teaching in Virtual Reality”. In *IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 1083–1088, May 1992.
- [24] J.Aleotti, S.Caselli, M.Reggiani. “Toward Programming of Assembly Tasks by Demonstration in Virtual Environment”. In *IEEE Workshop on Robot and Human Interactive Communication*, November 2003.
- [25] K.Ogawara, J.Takamatsu, H.Kimura, K,Ikeuchi. “Generation of a Task Model by Integating Multiple Observations of Human Demonstrations”. In *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 1545–1550, May 2002.
- [26] Y.Sato, K.Bernardin, H.Kimura, K.Ikeuchi. “Task Analysis based on Observing Hands and Objects by Vision”. In *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1208–1213, October 2002.

- [27] M.Ehrenmann, R.Zoellner, O.Rogalla, R.Dillmann. “Programming Service Tasks in Household Environments by Human Demonstration”. In *Proc. of 11th IEEE International Workshop on Robot and Human Interactive Communication*, pp. 460–467, October 2002.
- [28] R.Zoellner, O.Rogalla, R.Dillmann, M.Zoellner. “Understanding Users Intention: Programming Fine Manipulation Tasks by Demonstration”. In *Proc. of the IEEE Int. Conf. on Intelligent Robots and Systems*, pp. 1114–1119, October 2002.
- [29] K.Bernardin, K.Ogawara, K.Ikeuchi, R.Dillmann. “A Sensor Fusion Approach for Recognizing Continuous Human Grasping Sequences Using Hidden Markov Models”. *IEEE Transactions on Robotics*, Vol. 21, No. 1, pp. 47–57, 2005.
- [30] 川人光男. “脳の計算理論”. 産業図書, 1996.
- [31] S.Grillner, P.Zangger. “On the initiation of the swing phase of locomotion in chronic spinal cats”. *Brain Research*, Vol. 146, No. 2, pp. 269–277, 1978.
- [32] G.S.Stent, W.B.Kristan Jr, W.O.Friesen, C.A.Ort, M.Poon, and R.L.Calabrese. “Neuronal generation of the leech swimming movement”. *Science*, Vol. 200, No. 4348, pp. 1348–1357, 1978.
- [33] 木竜徹. “局所筋疲労を表面筋電図で見る”. *バイオメカニズム学会誌*, Vol. 21, No. 2, pp. 75–80, 1997.
- [34] 福永哲夫. “筋の科学事典”. 朝倉書店, 2002.
- [35] 福田康明, 小川倫史, 矢崎博之, 澤木基彦. “作業習熟と生体負担に関する研究 –アパレル縫製作業について–”. *日本生産管理学会論文誌*, Vol. 12, No. 1, 2005.
- [36] 福田康明, 近藤薫愛, 澤木基彦, 山田裕昭. “達成度手法における作業習熟の解析”. *日本生産管理学会論文誌*, Vol. 9, No. 2, pp. 101–106, 2005.

- [37] 福田康明, 小川倫史, 山田裕昭, 田村隆善 . “作業の習熟特性の解析”. 日本生産管理学会論文誌, Vol. 10, No. 2, pp. 77–82, 2003.
- [38] 福田康明, 堀裕樹, 百瀬貴志, 加藤象二郎, 富田明美, 大久保堯夫 . “作業習熟と生体負担に関する研究”. 人間工学, Vol. 37, No. 2, pp. 59–66, 2001.
- [39] 田口, 長谷, 前野 . “ヒト手指の円筒操り動作パターンとその習熟機構の解析”. 日本機械学会論文集 (C 編), Vol. 68, No. 670, pp. 1647–1654, 2002.
- [40] Jing Z.Liu, Te H.Dai, Vinod Sahgal, Robert W.Brown, Guang H.Yue . “Non-linear Cortical Modulation of Muscle Fatigue: a Functional MRI Study”. *Brain Research*, Vol. 973, No. 2, pp. 320–329, 2002.
- [41] Ming-I Lin, Huey-Wen Liang, Kwan-Hwa Lin, Yaw-Huei Hwang . “Electromyographical Assessment on Muscular Fatigue - an Elaboration upon Repetitive Typing Activity”. *J. of Electromyogr. and Kinesiol.*, Vol. 14, No. 6, pp. 661–669, 2004.
- [42] 辻敏夫, 福田修, 大塚彰, 金子真 . “義手制御を目的とした筋電操作トレーニングシステム”. 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol. 83, No. 10, pp. 2030–2039, 2000.
- [43] 辻敏夫, 重吉宏樹, 福田修, 金子真 . “EMG 信号に基づく前腕動力義手のバイオメトリック制御”. 日本機械学会論文誌 C 編, Vol. 66, No. 648, pp. 2764–2771, 2000.
- [44] 村上真史, 末松悟, 横井博一 . “表面筋電位から多様な動作を生成できる多指筋電義手”. 電子情報通信学会ニューロコンピューティング研究会, pp. 79–82, 2005.
- [45] 末松悟, 横井博一 . “表面筋電位の変化に対してロバスト性の高い多指筋電義手”. 第 2 回人工頭脳工学シンポジウム, 2006.

- [46] S.C.Jacobsen, J.E.Wood, D.F.Knutti, K.B.Biggers. “The Utah-MIT Dextrous Hand: Work in Progress”. *Int. J. Robotic Reserch*, Vol. 3, No. 4, pp. 21–50, 1983.
- [47] M.T.Mason, J.K.Salisbury. “*Robot Hands and the Mechanics of Manipulation*”. The MIT Press, 2nd edition, 1986.
- [48] L.Biagiotti, F.Lotti, C.Melchiorri, G.Vassura. “Mechatronic Design of Innovative Fingers for Anthropomorphic Robot Hands”. In *Proc. IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 3187–3192, 2003.
- [49] M.V.Weghe, M.Rogers, M.Weissert, Y.Matsuoka. “The ACT Hand: Design of the Skeletal Structure”. In *Proc. IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 3375–3379, 2004.
- [50] Shadow Robot Company. *Shadow Robot Company Homepage*. <http://www.shadowrobot.com/>, 2006.
- [51] H.Kawasaki, H.Shimomura, Y.Shimizu. “Educational-industrial Complex Development of an Anthropomorphic Robot Hand Gifu Hand”. *Advanced Robotics*, Vol. 15, No. 3, pp. 357–363, 2001.
- [52] J.Butterfas, M.Grebenstein, H.Liu, G.Hirzinger. “DLR-Hand II: Next Generation of a Dextrus Robot Hand II”. In *Proc. IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 21–26, 2001.
- [53] J.Lee, Y.Youm, W.K.Chung. “The Development of POSTECH HAND 5”. In *Proc. IEEE Intl. Conf. on Robotics and Automation*, pp. 3386–3390, 2004.
- [54] A.Namiki, Y.Imai, M.Ishikawa, M.Kaneko. “Development of a High-speed Multifingered Hand System and Its Application to Catching”. In *Proc. IEEE/RSJ Intl. Conf. Intelligent Robots and Systems*, pp. 2666–2671, 2003.
- [55] 生命工学工業技術研究所. “設計のための人体寸法データ集”. 人間生活工学研究センター, 1996.

- [56] T.Nishimura, H.Yabe, R.Oka. “A Method of Model Improvement for Spotting Recognition of Gestures Using an Image Sequence”. *New Generation Computing*, Vol. 18, No. 2, pp. 89–101, 2000.
- [57] M.R.Cutkosky, R.D.How. “Human Grasp Choice and Robotic Grasp Analysis”. In *Dextrous Robot Hand*, pp. 5–31. Springer-Verlag, 1990.
- [58] 池田思朗. “HMM の構造探索による音素モデルの生成”. 電子情報通信学会論文誌, Vol. 78, No. 1, pp. 10–18, 1995.
- [59] 篠田浩一, 篠崎隆宏. “統計的手法を用いた音声モデリングの高度化とその音声認識への応用”. 情報処理, Vol. 45, No. 10, pp. 1012–1019, 2004.
- [60] 周, 李, 南谷, 大西, 山崎. “連続ダイナミック動作時の筋疲労の解析 - 動作筋電図の中間周波数と血中乳酸濃度の特性 - ”. 電子情報通信学会, D-II, Vol. 74, No. 8, pp. 1098–1107, 1991.
- [61] 坂本, 山路, 真壁, 高野倉, 島田, 水戸. “生理的振戦を用いた関節機能の評価法の研究 - 肩関節と肘関節の評価を中心として - ”. 人間工学, pp. 418–419, 2004.
- [62] Sakamoto K. et al. “Study of Function of Fingers by Physiological tremor”. *J. ther. Biol.*, Vol. 18, No. 5, pp. 665–669, 1993.
- [63] Takanokura M., Sakamoto K. “Physiological tremor of the upper limb segments”. *Eur. J. Appl. Physiol.*, Vol. 85, pp. 214–225, 2001.
- [64] 大西典子, 大西献. “可搬式汎用知能アーム登場! - オープンロボットの提案 - ”. 日本ロボット学会誌, Vol. 12, No. 8, pp. 1137–1142, 1994.
- [65] S.E.Levinson, L.R.Rabiner, M.M.Sondhi. “An Introduction to the Application of the Theory of Probabilistic Functions of a Markov Process to Automatic Speech Recognition”. *The Bell System Technical Journal*, Vol. 62, No. 4, pp. 1035–1073, 1983.

付録

A. 連続 DP マッチングによる認識

始点と終点及び長さが定まった状態列である標準パターン X は認識したい操作の特徴であり, x_τ の系列で表す.

$$X = \{x_\tau | 1 \leq \tau \leq T\} \quad (\text{A.1})$$

これに対し入力パターン $u_t (0 \leq t < \infty)$ が連続的に入力される. このとき, u_t と z_τ との局所距離は $d(t, \tau)$ で表す. ここで, τ と t はそれぞれ標準パターンと入力パターンのサンプリング時刻を表す. また, 点 (t, τ) を終点とした時の標準パターンと入力パターンとの累積距離を $S(t, \tau)$ で表す. 累積距離 $S(t, \tau)$ は以下の漸化式で更新される.

初期状態 ($t = 0$):

$$S(-1, \tau) = S(0, \tau) = \infty \quad (1 \leq \tau \leq T) \quad (\text{A.2})$$

漸化式 ($t = 1, 2, \dots$):

$$S(t, 1) = 3 \cdot d(t, 1) \quad (\text{A.3})$$

$$S(t, 2) = \min \begin{cases} S(t-2, 1) + 2 \cdot d(t-1, 2) + d(t, 2) \\ S(t-1, 1) + 3 \cdot d(t, 2) \\ S(t, 1) + 3 \cdot d(t, 2) \end{cases} \quad (\text{A.4})$$

$$S(t, \tau) = \min \begin{cases} S(t-2, \tau-1) + 2 \cdot d(t-1, \tau) + d(t, \tau) \\ S(t-1, \tau-1) + 3 \cdot d(t, \tau) \\ S(t-1, \tau-2) + 3 \cdot d(t, \tau-1) + 3 \cdot d(t, \tau) \end{cases} \quad (\text{A.5})$$

上式で示す累積距離の計算は、 $\frac{1}{2} \sim 2$ 倍の伸縮を許した入力と標準パターン間の最小累積距離が導出できることを示している。出力距離 $D(t)$ は経路長と重みの和で正規化することにより導出される。

$$D(t) = \frac{S(t, T)}{3 \cdot T} \quad (\text{A.6})$$

認識したい操作の数だけ標準パターンを用意し全ての出力距離を計算する。最小出力距離を持ち、かつ閾値を下回った場合に操作が認識される。

B. HMM (隠れマルコフモデル)

HMM は確率的パターン認識に用いられている確率モデルであり、通常のマルコフ過程に従う状態遷移が定められている。各状態には観測シンボル確率分布が定義されており、各遷移には遷移確率が定義されている。HMM は状態を $S = \{s_i\} (1 \leq i \leq N)$ 、出力シンボル Y 、ある時刻 t での状態を z_t 、次の π 、 A 、 B からなる確率の集合によって定義される [65]。

π : 初期状態確率の集合 π_i は初期状態が s_i である確率

$$\pi_i = p(z_1 = s_i) \quad (\text{B.1})$$

$$\sum_i \pi_i = 1 \quad (\text{B.2})$$

A : 状態遷移確率の集合 a_{ij} は状態 s_i から状態 s_j への遷移確率

$$a_{ij} = p(z_{t+1} = s_j | z_t = s_i) \quad (\text{B.3})$$

$$\sum_j a_{ij} = 1 \quad (\text{B.4})$$

B : 出力確率分布の集合 $b_i(y)$ は状態 s_i におけるシンボル y の確率分布

$$b_i(y) = p(y_t | z_t = s_i) \quad (\text{B.5})$$

$$\int b_i(y) d\mu_y = 1 \quad (\text{B.6})$$

B.1 Baum-Welch アルゴリズム

Baum-Welch アルゴリズムは観測されたシンボル系列 $O = \{O_t\} (0 \leq t \leq T)$ から EM アルゴリズムを用いて上記の確率を推定する手法である。まず、モデル $\lambda = (A, B, \pi)$ を均一分布等で初期化する。次に以下のステップを収束するか既定の回数まで反復する。

B.1.1 E-step

現在のモデルを用いて次の確率を計算する。

α : 時刻 t で状態 S_i にあり、開始からその時刻までの系列を出力する確率

$$\alpha_1(i) = \pi_i b_i(O_1) \quad (\text{B.7})$$

$$\alpha_{t+1}(j) = \left\{ \sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} \right\} b_j(O_{t+1}) \quad (\text{B.8})$$

β : 時刻 t で状態 S_i にあり、時刻 $t+1$ から T までの系列を出力する確率

$$\beta_T(i) = 1 \quad (\text{B.9})$$

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^N a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \quad (\text{B.10})$$

γ : 時刻 t で状態 S_i にあり、次の時刻 $t+1$ で状態 S_j にいる確率

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \quad (\text{B.11})$$

$$\gamma_t(i, j) = \frac{\alpha_t(i) a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j)}{P(O|\lambda)} \quad (\text{B.12})$$

ζ : 時刻 t で状態 S_i にいる確率

$$\zeta_t(i) = \sum_{j=1}^N \gamma_t(i, j) \quad (\text{B.13})$$

B.1.2 M-step

以下の式でモデル $\lambda = (A, B, \pi)$ を更新する .

$$\pi_i = \zeta_1(i) \quad (\text{B.14})$$

$$a_{ij} = \frac{\sum_{i=1}^{T-1} \gamma_t(i, j)}{\sum_{i=1}^{T-1} \zeta_t(i)} \quad (\text{B.15})$$

$$b_j(y) = \frac{\sum_{i=1, s.t. O_t=y_t}^T \zeta_t(j)}{\sum_{i=1}^T \zeta_t(i)} \quad (\text{B.16})$$

B.2 Viterbi アルゴリズム

Viterbi アルゴリズムは学習で得られたモデル $\lambda = (A, B, \pi)$ を用いて , 入力された観測シンボル系列から最尤推定した状態系列 q_t と最尤推定値 P を動的計画法で求める手法である . 漸化式により以下の最適経路とその生成確率を更新する .

$\delta_t(i)$: 時刻 t までの観測系列と $q_t = S_i$ を出力する最も確率の高い経路

$\psi_t(i)$: 時刻 t で $\delta_t(i)$ を最大化した状態

初期状態 ($t = 0$) :

$$\delta_0(i) = \pi_i b_i(O_0) \quad (1 \leq i \leq N) \quad (\text{B.17})$$

$$\psi_0(i) = 0 \quad (\text{B.18})$$

漸化式 ($1 \leq t \leq T$) :

$$\delta_t(i) = \max_{1 \leq i \leq N} \{\delta_{t-1}(i) a_{ij}\} b_j(O_t) \quad (1 \leq j \leq N) \quad (\text{B.19})$$

$$\psi_t(i) = \arg \max_{1 \leq i \leq N} \{\delta_{t-1}(i) a_{ij}\} \quad (1 \leq j \leq N) \quad (\text{B.20})$$

最尤推定した状態系列 q_t と最尤推定値 P は次式で導出される .

$$P = \max_{1 \leq i \leq N} \delta_T(i) \quad (\text{B.21})$$

$$q_T = \arg \max_{1 \leq i \leq N} \delta_T(i) \quad (\text{B.22})$$

状態系列のバックトラック ($T - 1 \geq t \geq 0$)

$$q_t = \psi_{t+1}(q_{t+1}) \quad (\text{B.23})$$