

画像認識を用いた指文字練習システムにおける 形状相関マップによる ビジュアルフィードバックの研究

平成 24 年度

筑波技術大学大学院 修士課程 技術科学研究科

産業技術学専攻

瀬戸山 浩平

目次

第1章	はじめに	1
1.1	研究背景	1
1.2	先行研究例	1
1.3	研究目的	2
1.4	本論文の構成	3
第2章	画像認識を用いた指文字練習システム	4
2.1	画像認識の基礎	4
2.2	指文字練習システムの概要	4
2.3	指文字練習システムにおけるフィードバック	5
2.3.1	フィードバックの重要性	5
2.3.2	本研究におけるアイデア	6
第3章	実験システム	9
3.1	実験システムの概要	9
3.2	画像入力	10
3.3	画像特徴量	10
3.4	識別手法	12
第4章	形状相関マップの構成	15
4.1	形状相関マップの基本的な考え方	15
4.2	辞書を構成するデータ量に関する実験	15
4.3	階層的クラスタリング	16
4.3.1	概要	16
4.3.2	階層的クラスタリングの実験	18
4.3.3	考察	20
4.4	多次元尺度構成法	20
4.4.1	概要	20
4.4.2	形状相関マップの作成実験	21

第5章	形状相関マップへのリアルタイム入力表示の検討	26
5.1	リアルタイム入力表示のためのアイデア	26
5.2	方法 (アルゴリズム)	27
5.2.1	入力表示位置の座標の計算	27
5.2.2	拡大表示の範囲の決定	29
5.3	確認実験	30
5.3.1	確認実験1の方法と結果	31
5.3.2	確認実験2の方法と結果	35
5.3.3	考察	39
第6章	おわりに	41
6.1	まとめ	41
6.2	残された課題	41
謝辞		43
参考文献		44
研究業績		46
付録A	3DMDSによる形状相関マップ上での指文字クラスの座標一覧	47

目次

2.1	画像認識の処理の流れ	4
2.2	指文字練習システムのイメージ図	5
2.3	指文字練習システムの処理の流れ	6
2.4	類似度棒グラフ	7
2.5	正しい指文字を呈示した場合の形状相関マップを使ったビジュアルフィードバックのイメージ	7
2.6	4つの指文字の中間形状を呈示した場合の形状相関マップを用いたビジュアルフィードバックのイメージ	7
3.1	実験システムの全体図	9
3.2	カメラとLED	10
3.3	手形状切り出しの処理の流れ	10
3.4	画像の撮影方法	11
3.5	HLAC特徴量の変位パターン（文献[9]より引用）	12
3.6	相互部分空間法 の概念図	13
4.1	形状相関マップの構成のイメージ	15
4.2	セット数と認識率の実験結果	16
4.3	階層的クラスタリングのイメージ図	17
4.4	Rのトップ画面	18
4.5	Rコマンダーのトップ画面	18
4.6	聴覚障害者のデンドログラム	19
4.7	手話通訳者のデンドログラム	19
4.8	聴覚障害者の指文字から生成した2次元MDSによる形状相関マップ	22
4.9	手話通訳者の指文字から生成した2次元MDSによる形状相関マップ	23
4.10	聴覚障害者の指文字から生成した3次元MDSによる形状相関マップ	24
4.11	手話通訳者の指文字から生成した3次元MDSによる形状相関マップ	25
5.1	リアルタイム入力表示の画面構成	26

5.2	リアルタイム入力表示の処理の流れ	28
5.3	形状相関マップの一例	30
5.4	指文字の遷移と呈示した形状	32
5.5	確認実験1における遷移の予想図	33
5.6	指文字「く」から「し」への遷移	34
5.7	指文字「ね」から「へ」への遷移	34
5.8	指文字「お」から「ぬ」への遷移	34
5.9	指文字「あ」から「さ」への遷移	34
5.10	指文字「う」から「と」への遷移	35
5.11	指文字「ゆ」から「わ」への遷移	35
5.12	確認実験2における遷移の予想図	36
5.13	指文字「く」から「し」への遷移	37
5.14	指文字「ね」から「へ」への遷移	37
5.15	指文字「お」から「ぬ」への遷移	37
5.16	指文字「あ」から「さ」への遷移	37
5.17	指文字「う」から「と」への遷移	38
5.18	指文字「ゆ」から「わ」への遷移	38

表目次

4.1	指文字の構造的分類表	20
5.1	聴覚障害者の入力×聴覚障害者の辞書の結果	31
5.2	聴覚障害者の入力×手話通訳者の辞書の結果	38
A.1	聴覚障害者の指文字の3DMDSによる形状相関マップ上での座標位置	47
A.2	手話通訳者の指文字の3DMDSによる形状相関マップ上での座標位置	48

筑波技術大学

修士（工学）学位論文

第1章 はじめに

1.1 研究背景

手話は聴覚障害者がコミュニケーションに用いる言語である。手話はひとつの動きなどから、ひとつの単語を表現することができる。しかし、人名や専門用語などは手話単語にないことも多いため、それらを表現するために指文字が用いられる。また、手話表現がある単語においても、日本語の漢字におけるふりがなのように指文字が使われる場合もある。そのため、手話を学びたいと考えている手話学習者がまず最初に身に付けるのは指文字であり、手話講習会などにおいても、まず指文字を覚えることから始まる。

指文字は日本語のかなをひとつの手形状または動きで表現したものである。指文字の習得は外国語の習得と似ており、対話的なコミュニケーションと同様に、双方向に情報のやり取りを行いながら練習を進めて行くことが好ましい。一般に指文字の練習は本やDVDなどのメディアを用いてそこに掲載されている写真やイラストを参照しながら進められることが多いが、DVDなどを用いた指文字練習法では情報が一方とになってしまう。文献[1]において、一方向の練習では指文字を文字または言語として定着させることが難しいことが報告されていることから、双方向の情報のやり取りをしながらの指文字の習得がいかに重要かがわかる。

1.2 先行研究例

ここで、先行研究例について述べる。生田らはパーソナルコンピュータ（PC）上で動作する指文字学習ソフトウェア「ゆびもじ練習あいうえお：Practice! YUBIMOJI AIUEO」を開発し、このソフトウェアを小学校の授業に導入して、授業時と自主学習時の両方でこのソフトウェアを用いたグループ、授業時にこのソフトウェアと自習時はプリント教材を用いたグループ、両方ともプリント教材を用いて指文字の学習を行ったグループの3つのグループの比較実験を行ったことを報告している[2]。特に指文字の読み取りテストにおいて、このソフトウェアを授業時にも自主学習時にも使用していた被験者グループの成績が他の被験者グループよりも高かったことから、ソフトウェアによる指文字の学習は高い学習効果が期待できることを示している。このソフトウェアは汎用PC上で動作し、ユーザはメニュー画面から自分が学習したい文字をマウスによるクリックもしくはタッチパネルによるタッチによって選択し、学習を進めることができる。また、本ソフトウェアの最大の特徴は、相手から見た指文字の手形状だけでなく、自分から見たときの指文字の手形状を確認しながら指文字学習を進められる点である。しかし、このソフトウェアは間違っ指文字を出してしまった場合、その間違いを指摘してくれるような機能は搭載されていないため、ユーザへ

間違いを指摘するようなフィードバック機能があれば、より効果的な指文字学習ができるのではないかと考えられる。

一方、田畑らはデータグローブを用いることで、指文字学習者への間違いを指摘するフィードバックを可能にした指文字教育システムを提案している[3]。まず、ユーザはメニュー画面から自分の学習したい文字を選択し、データグローブを装着して手形状を呈示する。そして、システムが5本の指のポーズ（回内、屈曲、伸展など）から構成される手型を認識する。その認識した手型をシステムが手話表記記号に変換し、その記号とあらかじめ手話経験者から収集した手本のデータと比較することで、誤り箇所を判定し、コンピュータグラフィックス（CG）とアニメーションによって、その誤り箇所と訂正方法をユーザに表示し、フィードバックを行っている。また、提案システムを用いて指文字の学習を行った場合とプリント教材による指文字の学習を行った結果を比較し、学習効率に有意な差があることも合わせて報告している。

その他にも、鈴木らによって提案されている振動子を用いた指文字学習支援システム[4]など、特殊なデバイスを用いた先行研究例はいくつか見られるが、特殊なデバイスを用いた場合、ユーザの自然な動きが制限されてしまい、上手く指文字の学習ができない可能性がある。

1.3 研究目的

以上を踏まえ、本研究では、データグローブなどのような特殊なデバイスを用いなくて、画像認識を用いた指文字練習システムの提案を行い、提案するシステムにおけるフィードバックとして、形状相関マップを用いた方法の提案と作成を行うことを目的とする。ここで、形状相関マップとは、指文字同士の3次元形状の類似関係を視覚的にわかるように表現したものである。

この目的を達成するために、本研究では以下の3点について取り組む。

まず、形状相関マップを構築するために、指文字の3次元形状の類似度を計算する。従来は指文字の3次元形状の類似度を定量的に計算する手法は存在しなかった。また、それが人間の直感と合致しているかどうかを確認する。ここでの類似度の計算では、指文字の特徴空間より生成される部分空間同士が成す正準角を用いる。なお、部分空間や正準角については後の第3章で詳述する。

そして、ユーザが呈示した指文字が正しいか、誤っている場合にどの指文字と類似しているかを学習者自身が直感的かつ大局的に把握できるように、形状相関マップ上にユーザが呈示した手形状と辞書にある指文字の3次元形状の類似性の位置をリアルタイムに表示する方法を開発する。

最後に、提案するリアルタイム入力表示方法が妥当かどうかを実験で確かめる。

ところで、画像認識を用いた学習システムを構築するためには、辞書となるデータが非常に重要である。可能な限り多くのユーザに安定して対応できるためには、標準的となる辞書が求められる。しかし、指文字においてユーザによる差（呈示方法、向きや傾きなど）があり、標準的な辞書の生成が難しいと考えられる。そこで、本研究では形状相関マップの構築のための標準的な辞書を作るためのデータとして「辞書形指文字」にて収集された指文字を採用する。ここで、「辞書形指文字」とは手話辞典や手話に関する書籍などに掲載されている最も標準的な指文字のことであり、指文字の呈示方法や向きなどを統一した指文字のこ

とを指し、本研究では文献[5]に掲載されている指文字を「辞書形指文字」とした。

1.4 本論文の構成

以下、本論文では、第2章で本研究で目指す指文字練習システムについて述べ、それを踏まえて実験に用いるシステムを第3章で述べる。第4章では、正準角に基づいた類似度がどの程度指文字の3次元形状を反映しているかを階層的クラスタリングの手法を用いて調べたあと、ビジュアルフィードバックの方法として形状相関マップを提案する。続く第5章では提案した形状相関マップへのリアルタイム入力表示について述べ、ユーザがユーザ自身の辞書を用いた場合と手話通訳者の辞書を用いた場合における確認実験を行う。最後の第6章でまとめと本研究で残された課題について述べ、本論文を締め括る。

第2章 画像認識を用いた指文字練習システム

2.1 画像認識の基礎

まず、画像認識の基礎を述べる。画像認識は音声認識や文字認識などと共に、パターン認識の1つである。画像認識とは、画像データに対して様々な処理を行い、前もって設定されたクラス（本研究では指文字）のどれに該当するのかという答えを出力する一連の処理のことを指す。

Fig.2.1に画像認識の処理の流れを示す。何らかの画像が入力されたとき、前処理部（Preprocessing）において、画像中のノイズ除去や輪郭抽出などの処理を行う。次に、前処理が終了した画像に対して特徴抽出（Feature extraction）を行い、識別に必要な情報を取り出す処理を行う。識別部（Classification）では事前に作成された辞書（Dictionary）にあるクラスごとの特徴と入力画像から抽出した特徴を照合し、合致したクラスを識別された結果として出力する。

本研究では、この流れに基づく画像認識の技術を用いて、研究を進める。

2.2 指文字練習システムの概要

ここでは、提案する指文字練習システムの概要について述べる。システムのイメージは、ユーザ（指文字学習者）が画像入力部（カメラ）を用いて手形状を入力し、識別器（コンピュータ）がその手形状を識別し、その結果をユーザにフィードバックするものである（Fig.2.2）。

Fig.2.3にシステムの処理の流れを示す。ユーザは自分の任意の手形状をカメラに向かって呈示し、システムに画像を入力する。入力された画像に対して前処理として、手の領域の切り出しが行われる。切り出された手領域の画像から特徴抽出が行われ、入力画像の特徴量と辞書にある画像特徴量との類似度の計算が

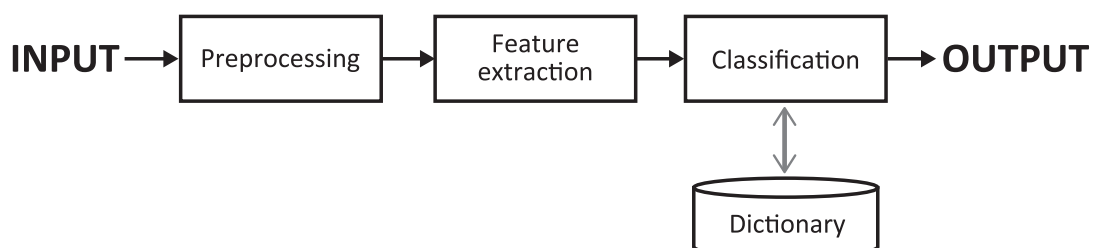


Fig.2.1 画像認識の処理の流れ

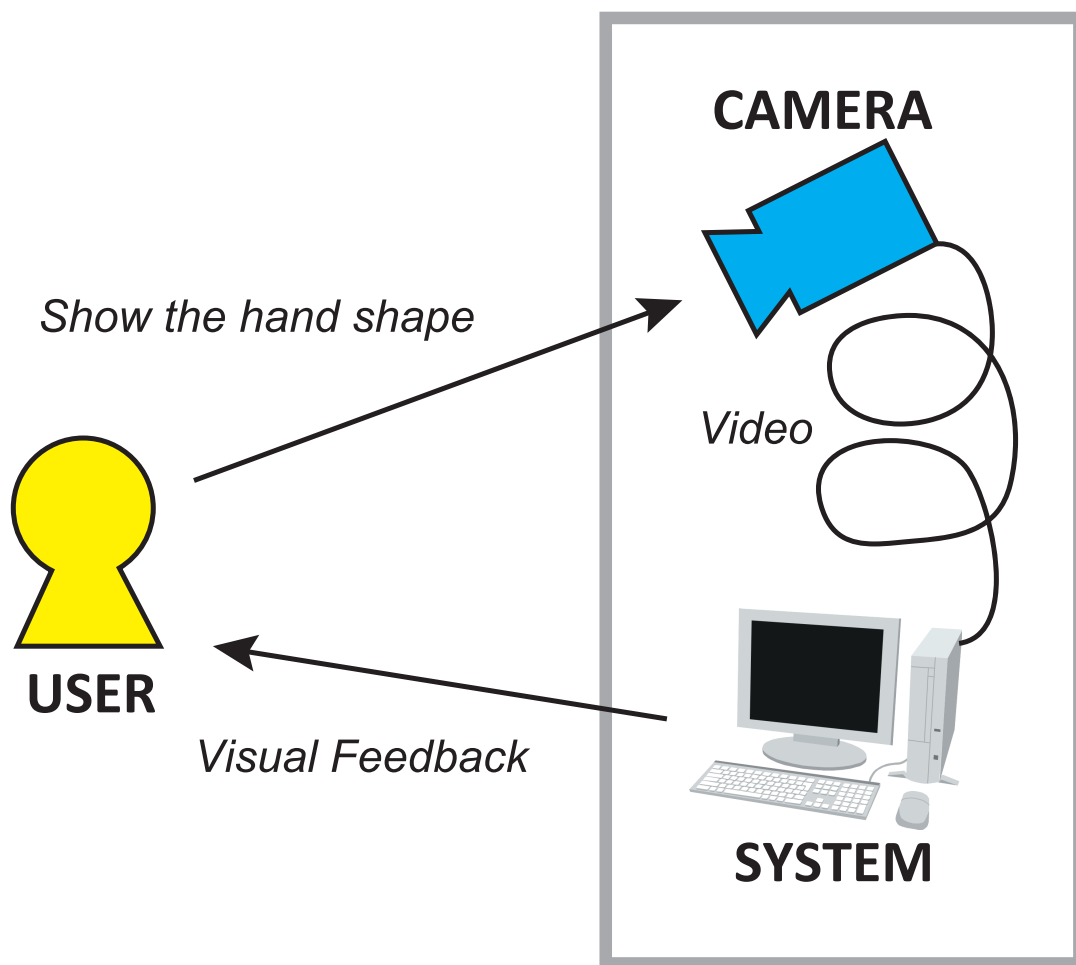


Fig.2.2 指文字練習システムのイメージ図

行われる。

類似度の計算には辞書が必要になる。本研究で用いられる辞書は、あらかじめ手話熟練者などから指文字の画像を収集し、生成しておくことにする。

類似度が計算されたあとは、辞書から生成された形状相関マップに、ユーザが呈示した手形状を辞書にある全てのクラスとの類似度の計算結果から求めた位置に表示することで、ユーザへのフィードバックが行われる。この形状相関マップとそれを用いたフィードバックについては第4章と第5章において詳述する。

2.3 指文字練習システムにおけるフィードバック

2.3.1 フィードバックの重要性

本研究で目指すシステムの最大の特徴は、ユーザがカメラに向かって呈示した手形状をコンピュータが識別し、その識別結果をユーザにフィードバックできる点にある。

何かの言語を習得したいと考えたとき、独学で単語や文法を学ぶことも可能ではある。しかし、間違っ単語や文法を覚えてしまった場合に、それを指摘し、修正をしてくれる人が必要である。そこで、その言語をすでに身に付けている相手とのコミュニケーションを行うことで、間違いの指摘と修正が行われ、独学で

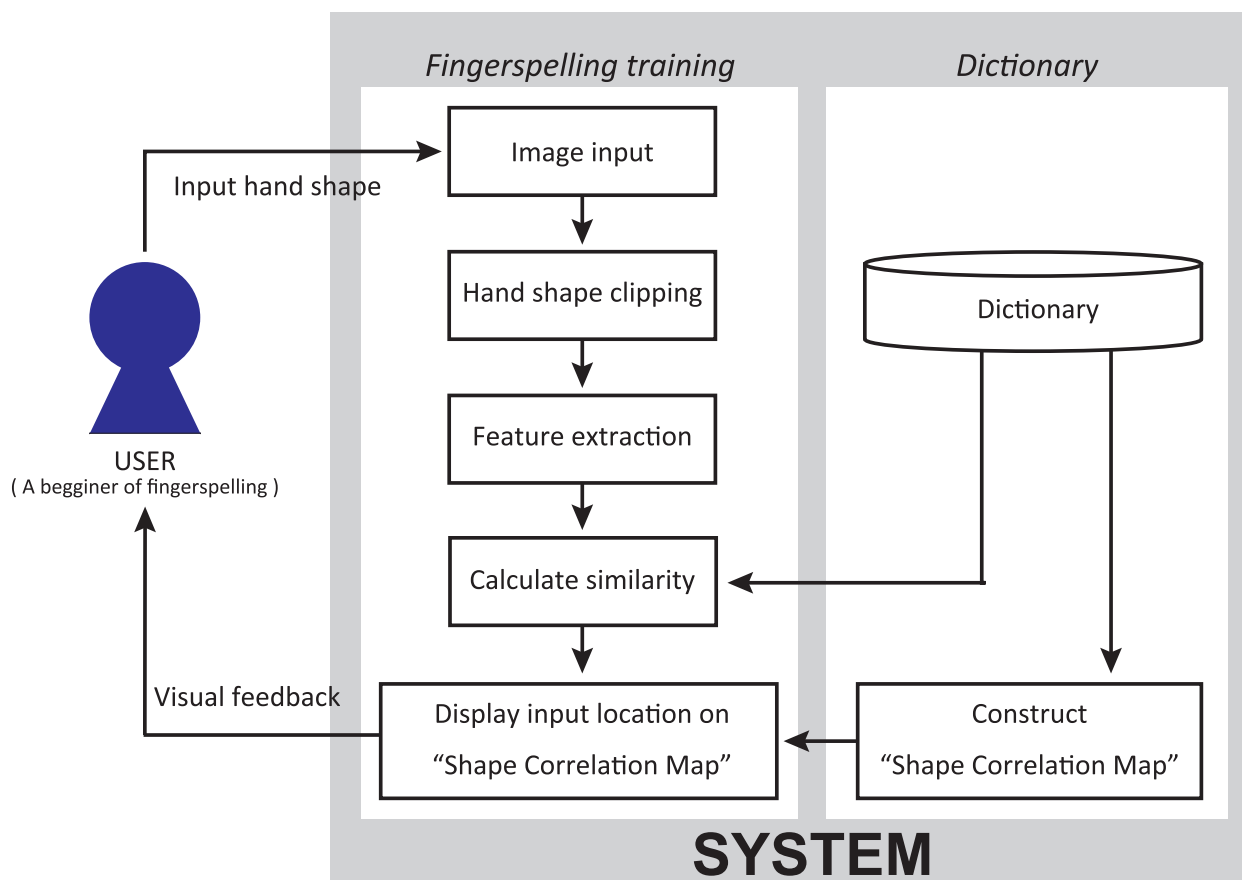


Fig.2.3 指文字練習システムの処理の流れ

学よりもその言語の上達が早くなる。手話や指文字にも同じことが言え、書籍やDVDなどのメディアを用いて練習を行うよりも、手話・指文字を身に付けている人（上級者）との会話で使用することで間違いの指摘と修正が行われ、手話・指文字の上達が早くなる。そのため、手話や指文字練習においても、フィードバックは非常に重要であると考えられる。

そのため、本研究で提案する指文字練習システムにおいてもフィードバック機能を搭載することで、指文字学習者が効率よく指文字の学習ができるようにしている。

2.3.2 本研究におけるアイデア

本研究で提案するシステムのユーザは指文字を学習中であることを想定している。そのため、正しい指文字が呈示される場合もあれば、誤った指文字が呈示される場合もある。また、学習中であるため、複数の類似している指文字の中間的な形状（以下、中間形状）を呈示する場合もある。そのため、中間形状を呈示した場合において、どの指文字と類似しているのかを容易に把握することができれば、便利であると考えられる。

そこでまず、「類似度棒グラフ」を検討した。これは、横軸に辞書にある指文字クラス、縦軸に入力と各指文字との類似度を表したものである。ユーザが入力した手形状と辞書の中にある各指文字クラスとの類似度を後に述べるKOMSMにより計算し、その結果を棒グラフとして表現したものが「類似度棒グラフ」で

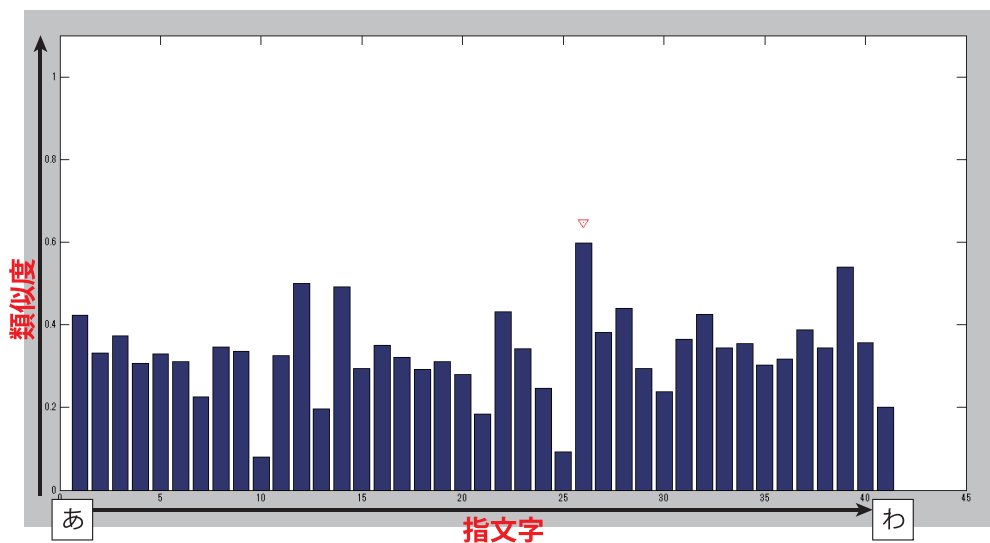


Fig.2.4 類似度棒グラフ

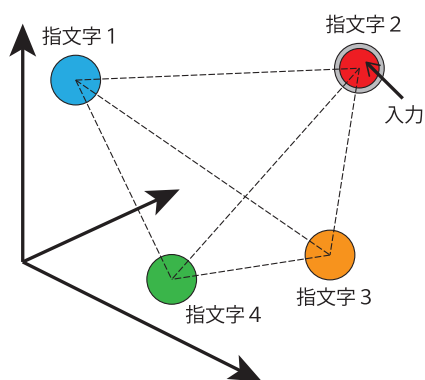


Fig.2.5 正しい指文字を呈示した場合の形状相関マップを使ったビジュアルフィードバックのイメージ

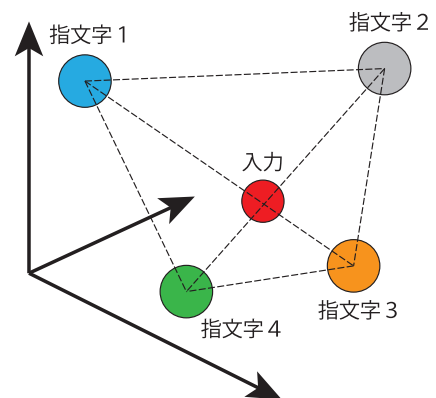


Fig.2.6 4つの指文字の中間形状を呈示した場合の形状相関マップを用いたビジュアルフィードバックのイメージ

ある。図中の「▽」は類似度が最大になった指文字クラスのところを示す。

この類似度棒グラフのメリットは、ユーザがシステムに入力した任意の手形状（指文字とは限らない）が、どの指文字とどのぐらい類似しているのかを視覚的に把握することができる点にある。しかし、この手法の場合は辞書にある指文字同士の類似性がわかりづらく、指文字の中間形状を呈示した場合において、類似関係を把握することが難しいという問題もあった。

そこで、この問題点を解決するために「形状相関マップ」と呼ばれるものを提案する。これは辞書にある指文字同士の類似関係を2次元または3次元上で表現したものであり、計算機によって学習された指文字同士がどのぐらい類似しているのかが視覚的にわかるのである。

形状相関マップを用いたビジュアルフィードバックの一例をFig.2.5とFig.2.6に示す。図中にある「入力」と記された赤い○は、ユーザが呈示した手形状の形状相関マップ中での位置をリアルタイムで表示したものであり、これにより他の指文字とどのぐらい近いのか（似ているのか）が視覚的に把握できる。

ここで、Fig.2.5は指文字が正しく呈示できた場合の図であり、入力が指文字2と記された○（点）と重

なって表示されている。一方、Fig.2.6は、指文字1～指文字4の4つの指文字の中間的な形状を呈示した場合の例である。この場合は中間形状であるため、どの指文字にも合っていないが、類似はしているということがわかる。

ここで、形状相関マップとそれを用いたビジュアルフィードバックを自動車に搭載されているカーナビゲーションシステムに例えると、形状相関マップが地図に相当する部分で各指文字同士の位置関係（類似関係）を表している。また、地図上における自動車の位置が表示されている部分に相当するのが、Fig.2.5, Fig.2.6上で「入力」と記された点であり、これはユーザが呈示した手形状と辞書にある指文字クラスとの類似関係を表したものである。

つまり、正しく指文字の形状が呈示できた場合には、形状相関マップにおいて各指文字上に入力の点が重なって表示され、指文字にはない手形状が呈示された場合には、類似している指文字の付近に表示される。すなわち、どの指文字とどのくらい類似しているのかをユーザ自身で把握することができるようにするものである。

形状相関マップを構成するためには、指文字の3次元手形状の類似関係を定量的に計算する必要があるが、これまでにはこのような手法は提案されていない。本研究では、後述する非線形カーネル直交相互部分空間法 (KOMSM: Kernel Orthogonal Mutual Subspace Method) [6]を用いて、指文字の3次元手形状の類似度を定量的に計算することで、形状相関マップの構築を行うことにする。

第3章 実験システム

3.1 実験システムの概要

本研究で用いた実験システムについて説明する。システムのハードウェアは画像入力部（カメラ）と計算機本体、ディスプレイから構成されており、その外観をFig.3.1に示す。ここで、実験システムで用いた計算機はIntel Core i5(2.80GHz)のCPUに、メモリが4GB、OSはMicrosoft Windows 7 ProfessionalのデスクトップPCである。また、実験システムのソフトウェアは全て、MathWorks社のMATLABを用いて作成した。

処理の流れは、前述のFig.2.3に従って構成されており、画像入力の後、特徴抽出を行う。そして、事前に計算機によって学習された辞書データとユーザ（学習者）の指文字との類似度の計算を行い、識別する。最後に形状相関マップ上に識別結果を表示する。その構成法については、後の第4章で述べることにし、ここでは画像入力、特徴抽出、計算機が行う識別の手法と類似度の計算方法について簡単に述べる。



Fig.3.1 実験システムの全体図

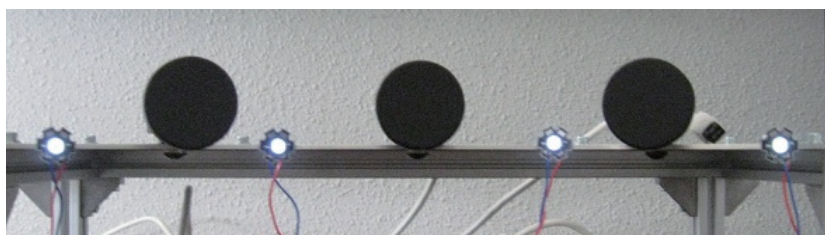


Fig.3.2 カメラとLED

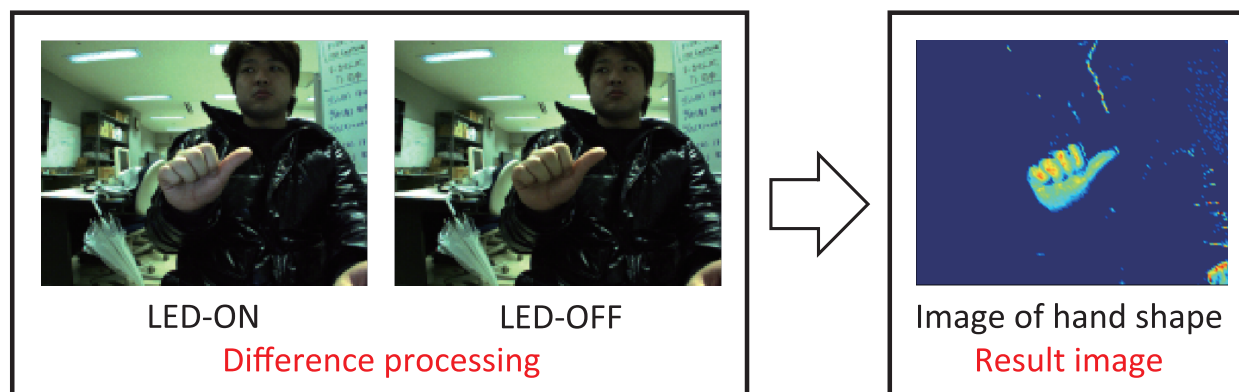


Fig.3.3 手形状切り出しの処理の流れ

3.2 画像入力

実験システムにおける画像入力について述べる。画像入力部はIEEE1394によって接続されるカメラ (Point Grey Research社 FL2-03S2C) を最大3台使用することができるマルチカメラシステムである。カメラを複数台使用することで、多視点画像を得ることができるため、より高精度な認識が期待できる。また、それぞれのカメラの両脇にはLEDが取り付けられており、これらはソフトウェアによって点滅が制御される。画像の撮影が開始されると、カメラ脇のLEDが点滅し、それと同期して点灯時と消灯時の画像が撮影される。そして、その差分画像を取得することで手領域の切り出しを容易にしている (Fig.3.3)。

本研究では、第4章以降で提案する形状相関マップとそれを用いたビジュアルフィードバック手法に関する確認実験への複数台のカメラによる影響をなくし、本研究で提案する手法の問題を簡略化したいと考え、カメラは中央部のカメラ1台、LEDは中央のカメラの右に位置するもの1つを使用する。

ここでFig.3.4に、画像入力の画像撮影方法の図を示す。撮影時には高さが約90cmところに設置されたカメラの前方、約20cm~30cmに座り、画像の中央部に肩がくるようにする。ここで、ユーザはシステムのディスプレイを見ながら、呈示する手形状を微調整することも可能である。

3.3 画像特徴量

画像の特徴としては、画像中の対象物の面積や線の長さ、各画素の値など様々なものがあるが、本システムでは、撮影ごとに手の位置がわずかながら変化してしまうことに着目し、位置不変性の特徴のある高次局

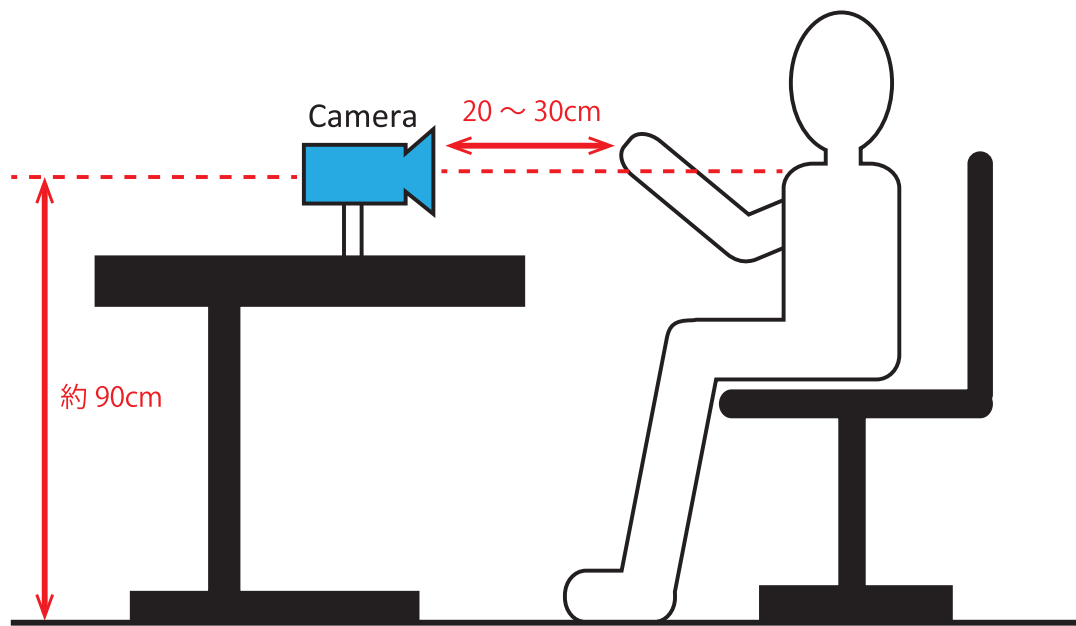


Fig.3.4 画像の撮影方法

所自己相関特徴量 (HLAC: Higher-order Local Auto-Correlation) [7]を用いた。位置不変性のない画像特徴量の場合、手の位置が変わってしまうと、別の特徴を有する画像になってしまう場合があるが、位置不変性のあるHLAC特徴量では撮影時の手の位置に依存せずに特徴量の抽出を可能にしている。また、本研究では使用していないが、HLACには加法性の特性も有している。例えば、1つの画像中に、 A という対象と B という対象があり、それぞれの特徴量が f_A 、 f_B としたとき、加法性の特性を用いたその画像の特徴量は $f_A + f_B$ となる[8]。

ところで、HLACでは何次まで計算するかによって得られる特徴ベクトルの次元数が変わってくる。一般に N 次元のHLAC特徴量 $x(a_1, \dots, a_N)$ は、以下の式3.1で表される。

$$x(a_1, \dots, a_N) = \int I(r)I(r + a_1)\dots I(r + a_N)dr \quad (3.1)$$

ここで、 r は対象とする画像中の参照点 (x, y) であり、そのときの画素値を $I(r)$ とする。ここで、 (a_1, \dots, a_N) は、参照点の周囲 N 個の輝度値である。一般に、2次元画像の濃淡画像の場合、次元数を2とし、参照点 r の周囲 3×3 の領域 (マスクパターン) に限定して利用され、そのときのHLAC特徴量におけるパターンは、Fig.3.5のように、35通りになる[9]。

本システムで使う画像は2次元の濃淡画像のため、 N を2次 (0次, 1次, 2次) までの計算を行う。なお、HLACは大きさによる不変性はなく、対象の大きさなどで性能が変わってしまうため、様々な方法が提案されている[10],[11]。ここでは文献[12]を参考に、HLACのマスクパターンを 3×3 、 5×5 、 9×9 、 17×17 の4種類を用いた。ここでのHLAC特徴量は、1枚の画像あたり1つのマスクパターンに対して、35次元の特徴量が得られる。本研究では前述の通り、4つのマスクパターンを用いたため、合計35次元 \times 4種のマスクパターン=140次元の特徴量が得られることになり、それが特徴ベクトルとして表される。

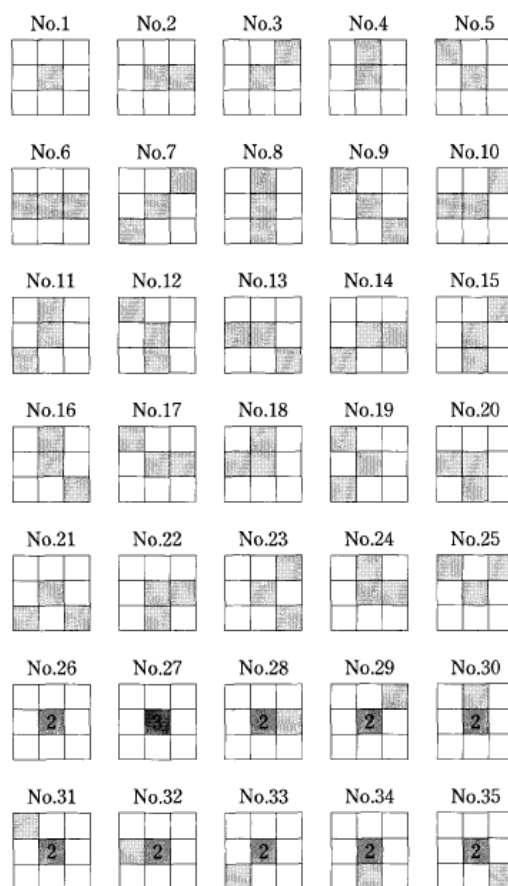


Fig.3.5 HLAC特徴量の変位パターン (文献[9]より引用)

3.4 識別手法

本試作システムにおいて、収集した指文字データの学習と識別には非線形カーネル直交相互部分空間法 (KOMSM: Kernel Orthogonal Mutual Subspace Method) [6]を用いた。これは、文字認識や顔認識において、認識精度が良いとされている相互部分空間法 (MSM: Mutual Subspace Method) [13]を拡張した手法のひとつであり、手形状の識別においても、その高い性能が大川らによって報告されている[12]。

ここで、MSMについて簡略的に述べる。MSMは前田らによって考案されたパターン認識の手法のひとつであり、Fig.3.6に示すように、辞書部分空間と入力部分空間が成す正準角を用いて2つの部分空間の類似度が計算される。

いま、 m 次元の辞書部分空間 P と n 次元の入力部分空間 Q があったとき、その2つの部分空間の間には n 個 ($m \geq n$) の正準角が存在し、この時に最も小さい角度をもつ正準角を第1正準角 (最小正準角) と呼び、以下、第2正準角、...、第 n 正準角と続く。なお、ここで、 n 個の正準角を式で書くと次のようになる。

$$\cos^2 \theta_i = \max_{\substack{u_i \perp u_j \\ v_i \perp v_j}} \frac{|(u_i \cdot v_i)|}{\|u_i\|^2 \cdot \|v_i\|^2} \quad (3.2)$$

このとき、 $i = 1, 2, \dots, n$ であり、 $j = 1, 2, \dots, n - 1$ である。また、 u_i は P に含有されるベクトルであり、

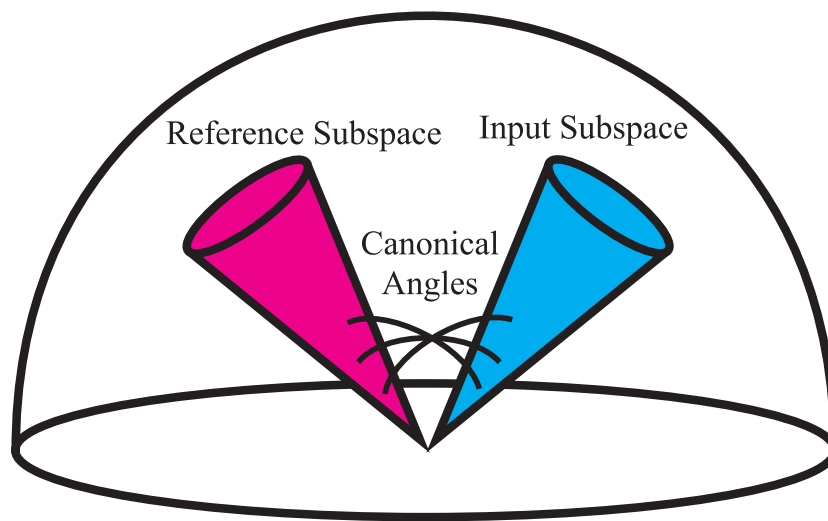


Fig.3.6 相互部分空間法の概念図

v_i は Q に含有されるベクトルである。ただし、 $u_i \neq 0$, $v_i \neq 0$ とする。

対象となるデータは動画画であり、視点や個人差などの変動を学習することで、見え方の変動に対して頑健な識別が可能となる。MSMにおける学習の際には、それぞれのクラス（本研究の場合は指文字）ごとに入力された動画画から辞書部分空間を生成する。一方、識別の際には、未知の手形状の動画画を入力し、ここから入力部分空間を生成する。そして、各辞書部分空間との照合を行い、類似度が最も高いものを識別結果として出力する。

今、辞書部分空間と入力部分空間の間に N 個の正準角が存在し、それぞれの角度が、 $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N$ とし、部分空間同士の類似度 sim を全ての正準角から計算した場合は、以下の式3.3を用いる。ここで、類似度は0～1の範囲となり、1に近ければ近いほど、その2つの部分空間は類似しているということになる。

$$sim = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \cos^2 \theta_i \quad (3.3)$$

このような手順で画像の識別を行うMSMは、線形分布に対する識別においては非常に良い性能を示すが、手形状などのような非線形分布においては高い識別精度が期待できない。その理由として、非線形に分布する場合、別のクラス同士が重なってしまい、学習時に上手くクラスごとに分割することができない。そのため、認識性能が落ちてしまう。そこで、非線形に分布する物体においても高い精度での識別を可能にするためにMSMを拡張したKOMSMが考案された。KOMSMでは非線形に分布するパターンをより高い次元または無限次元の空間に非線形写像を行う。その写像されたパターンに対してMSMを適用させ、高精度な識別を可能としている[12]。しかしながら、KOMSMは学習時に多くの計算量を必要とするため、学習データ数が多い場合には適応が難しい。そこで本システムでは、文献[12]を参考にして全学習データに対して K -means法を用いてクラスタリングを行い、学習データ量を削減することにより、KOMSMの高速化を図っている。

ここで、正準角を用いた場合における類似度の算出方法について説明する。本研究では、 N 個存在する正準角の内、最も最小値をとる最小正準角のみを使用して類似度の算出を行う。類似度の算出には式3.3を用

いる。

このとき、 P の正規直交基底ベクトルを p_i 、 Q の正規直交基底ベクトルを q_i とし、それらを列方向に並べた列ベクトルをそれぞれ $U = [p_1, p_2, \dots]$ と $V = [q_1, q_2, \dots]$ とおく。このとき、 $U^T V$ の i 番目に大きな特異値を λ_i とし、これが $\cos^2 \theta_i$ になる。ここで、この i が1になったものが最小正準角となる。本研究では N 個の正準角を計算によって求め、その中から最も大きな特異値 λ_1 を最小正準角として1個取り出し、それを類似度として用いている。

このようにして算出した類似度を用いて、ユーザが呈示した手形状と辞書にある指文字クラスとの類似度を求めて、識別を行っている。

第4章 形状相関マップの構成

4.1 形状相関マップの基本的な考え方

本章では指文字練習システムにおいて提案するビジュアルフィードバック情報のベースとなる形状相関マップの構成について述べる。

前述したように、形状相関マップは、コンピュータによって学習された全ての指文字の相互の類似関係を表現したものである。また、第3章でも述べたが、本研究で用いたシステムでは140次元の特徴ベクトルが得られる。しかし、そのままでは次元数が高すぎるため人間には見ることはできない。そのため、次元数の削減をして、可視化することが必要である。

次元数を削減して可視化するためには、指文字同士の類似関係を定量的に計算する必要があるが、これまでにこのような方法は提案されていなかった。そこで、本研究では、前述の式3.3から求めた sim を用いて、以下の式4.1で部分空間同士の距離 $dist$ を計算する。

$$dist = 1 - sim \quad (4.1)$$

この計算を全てのクラスに対して行い、クラス間の距離を各要素に持つ $C \times C$ の距離行列 D を生成する。なお、 C は全クラスの数とする。ここで求めた距離行列は元の多次元特徴ベクトル空間における部分空間同士の距離を反映していると考えられる。ここではこの行列がもつ距離情報を2次元または3次元に可視化し、形状相関マップとして使用することを考える。

4.2 辞書を構成するデータ量に関する実験

ここでは、このあとの形状相関マップの作成実験などに用いる辞書を構成するためのデータ量の規模を決定する。

被験者は普段から指文字を使用する聴覚障害学生と手話通話者の合計2名である。対象となる指文字は動

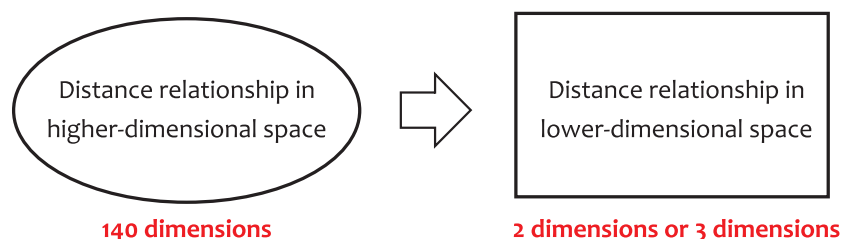


Fig.4.1 形状相関マップの構成のイメージ

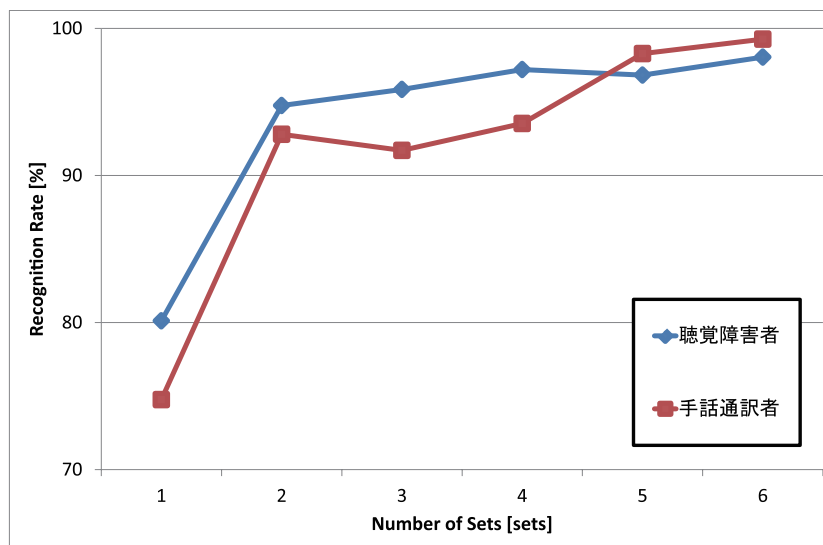


Fig.4.2 セット数と認識率の実験結果

きのある指文字 (の, も, り, を, ん), 濁音 (゛), 半濁音 (゜), 長音 (ー) 以外の清音指文字41文字である。この2名に対して, 辞書形指文字で合計8セット (1セット=清音指文字41文字×100回撮影) のデータ収集を行った。この8セットの中で, 一番最初に撮影した1セットと一番最後に撮影した1セットを合わせてテストデータ (2セット) とした。残りの6セットの中から, 1セット, 2セットと順番に1セットずつ増やしたものを辞書として学習を行い, 辞書データとした。最後に辞書データとテストデータを認識させ, そのときの認識率を調べた。

ここで, 認識率について述べる。まず, 辞書の中から各クラスに対応する画像データを全て抜き出し, K -means法で各クラスごとに枚数の削減を行い, そこから辞書部分空間がクラスごとに作られる。次に, 入力部分空間はクラスごとに10枚の画像から1つの部分空間が生成される。例えば, 指文字「あ」の画像が100枚入力された場合には100/10で10個の入力部分空間が生成される。ここで, 入力部分空間と辞書の中のクラスごとの部分空間との類似度を計算し, 最大類似度を与えた部分空間のクラスを認識結果とする。認識結果が入力のクラスと一致した場合を「正解」とする。最後に以下のように正解数をすべての入力部分空間の個数で割ったものを認識率とする。

$$\text{認識率}[\%] = \frac{\text{正解の数}}{\text{入力部分空間の数の合計}} \times 100 \quad (4.2)$$

Fig.4.2にセット数と認識率のグラフを示す。これを見ると, 5セット以降はほぼ安定している傾向が見られたことから, 辞書の構成として5セットのデータを用いることにした。

4.3 階層的クラスタリング

4.3.1 概要

正準角により算出した類似度がどの程度定量的に指文字同士の類似関係を表しているのかどうかをさらに分析する必要がある。そこで, Fig.4.3に示すような階層的クラスタリングの手法を用いて分析を行う。

図において、黄色の星は各対象（指文字）を表しており、初期状態（Initial status）ではバラバラであったものがペアで結合されていき、最後には1つのクラスタとなる様子が示されている。

ここで、階層的クラスタリングにおけるクラスタ C_1 と C_2 の距離の計算方法には、距離関数 $D(C_1, C_2)$ の違いにより、最長距離法、最短距離法、ウォード法などのいくつかの種類がある[14],[15]。最長距離法は2つのクラスタ内の対象（本研究では指文字）間の距離（非類似度）の内、最も遠い距離値をクラスタ間の距離値とする手法であり、その計算は以下の式4.3に基づいて行われる。

$$D(C_1, C_2) = \max_{x_1 \in C_1, x_2 \in C_2} D(x_1, x_2) \quad (4.3)$$

一方、最短距離法は最長距離法の逆のパターンで、2つのクラスタの中の指文字同士の距離の中から最も近い距離をクラスタ間の距離とする手法であり、その計算は以下の式4.4のようになる。

$$D(C_1, C_2) = \min_{x_1 \in C_1, x_2 \in C_2} D(x_1, x_2) \quad (4.4)$$

最後にウォード法について述べる。ウォード法は各対象からその対象を含むクラスタの重心までの距離の二乗の総和 $E(C_i)$ を計算し、それが最小となるようにクラスタ間の距離を以下の式4.5を用いて算出する。

$$D(C_1, C_2) = E(C_1 \cup C_2) - E(C_1) - E(C_2) \quad (4.5)$$

ここで、 $E(C_i)$ は、重心 c_i を用いて以下の式4.6から算出できる。

$$E(C_i) = \sum_{x \in C_i} (D(x, c_i))^2 \quad (4.6)$$

階層的クラスタリングの結果は樹形図（デンドログラム）として視覚化され、それを用いて、詳細に様々な分析を行うことが可能となる。なお、デンドログラムにおける縦軸はクラスタ間の距離を表している。

なお、本研究では他の計算手法と比べて分類感度が良く、比較的良好なクラスタが得られるとされているウォード法を用いて、階層的クラスタリングの実験を進める。

階層的クラスタリングならびにデンドログラムの生成には、データ解析ソフトウェア「R」(Fig.4.4) [16]と、マウス操作でデータ解析が行える「Rコマンダー」(Fig.4.5) と呼ばれるパッケージを用いてクラスタリングの実験を行った。Rは1990年代よりオープンソース方式にて開発が進められているフリーのデータ解析ソフトウェアであり、データ解析や統計解析のみならず、データマイニングや機械学習、シミュレー

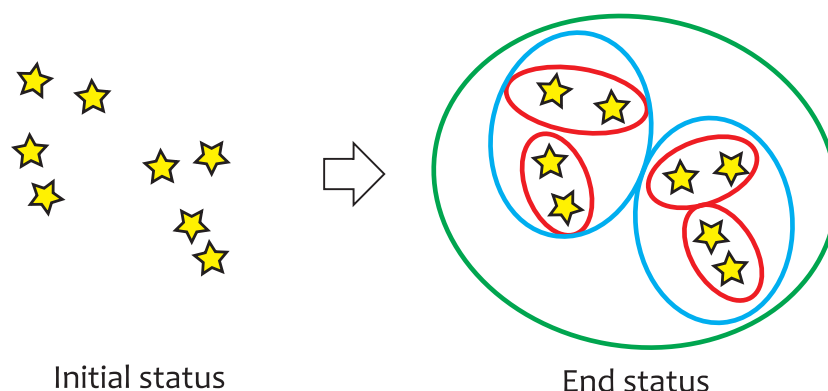


Fig.4.3 階層的クラスタリングのイメージ図

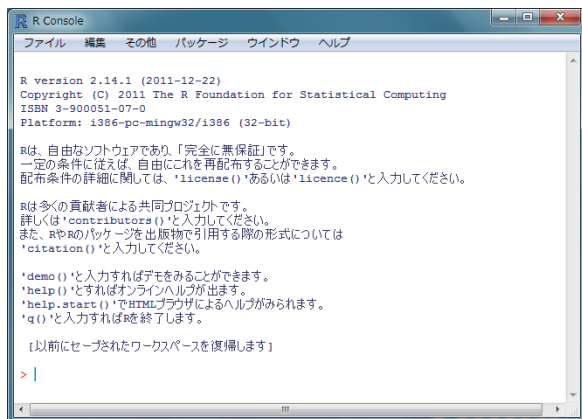


Fig.4.4 Rのトップ画面

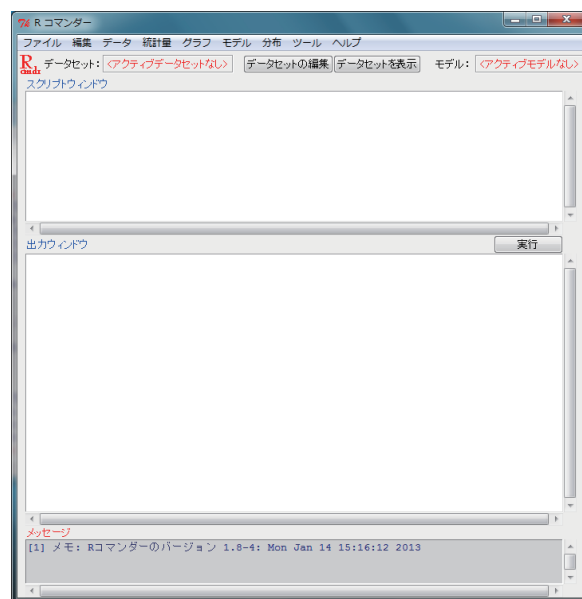


Fig.4.5 Rコマンドーのトップ画面

ションなどを行うことが可能である。ただ、このRはCUI (Command User Interface) となっているため、RをGUI (Graphical User Interface) での操作を可能としたのがRコマンドーのパッケージである。

先ほど生成した距離行列 D をRコマンドーにインポートし、メニューから階層的クラスタリングを選択すれば階層的クラスタリングを行うことができる。前述の通り、階層的クラスタリングのクラスタ間の距離の算出にはいくつかの種類が存在するが、Rコマンドーを用いた場合においても、いくつかの算出方法を選択することができる。階層的クラスタリングの結果から自動的にデンドログラムが生成され、視覚的に詳細な解析を進めることができる。

4.3.2 階層的クラスタリングの実験

この実験では、正準角で求めた指文字同士の類似度がどの程度3次元手形状の類似性を反映しているのかを確認するために行った。階層的クラスタリングの結果は樹形図 (デンドログラム) として表現され、そのデンドログラムから確認できるクラスタを分析することで、正準角が表す指文字の3次元手形状の類似性を評価することができる。

本実験では、上述の目的のために、被験者は普段から指文字を使用する聴覚障害を持つ学生1名と健聴の手話通訳者1名で、辞書形指文字での呈示をお願いし、Fig.4.2で決定した5セット分の指文字データを収集した。

収集した5セットのデータから、41文字の相互の距離 $dist$ を計算し、距離行列を生成した。生成した距離行列を用いて階層的クラスタリングを行い、デンドログラムを生成した。

Fig.4.6に聴覚障害を持つ被験者の辞書から生成したデンドログラム、Fig.4.7に手話通訳者の辞書から生成したデンドログラムを示す。

それぞれの枠と「C1」「C2」「C3」と示してあるものはTab.4.1を参考に、構造的なクラスタが見られたクラスをまとめたものである。

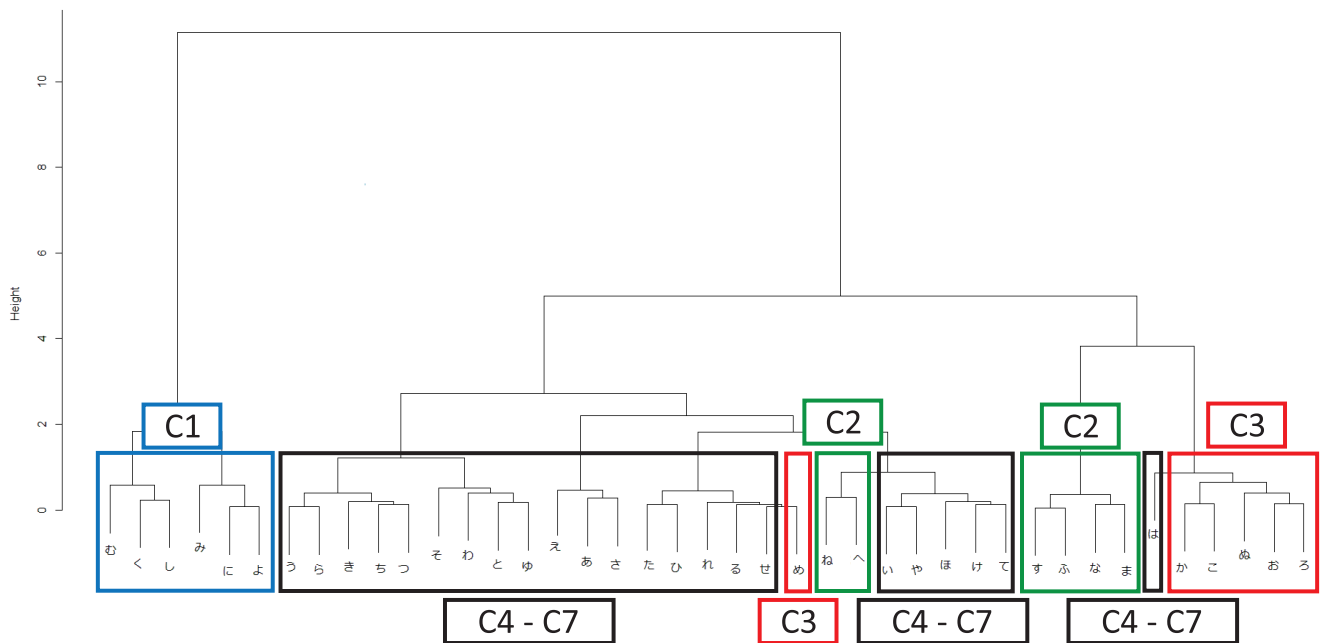


Fig.4.6 聴覚障害者のデンドログラム

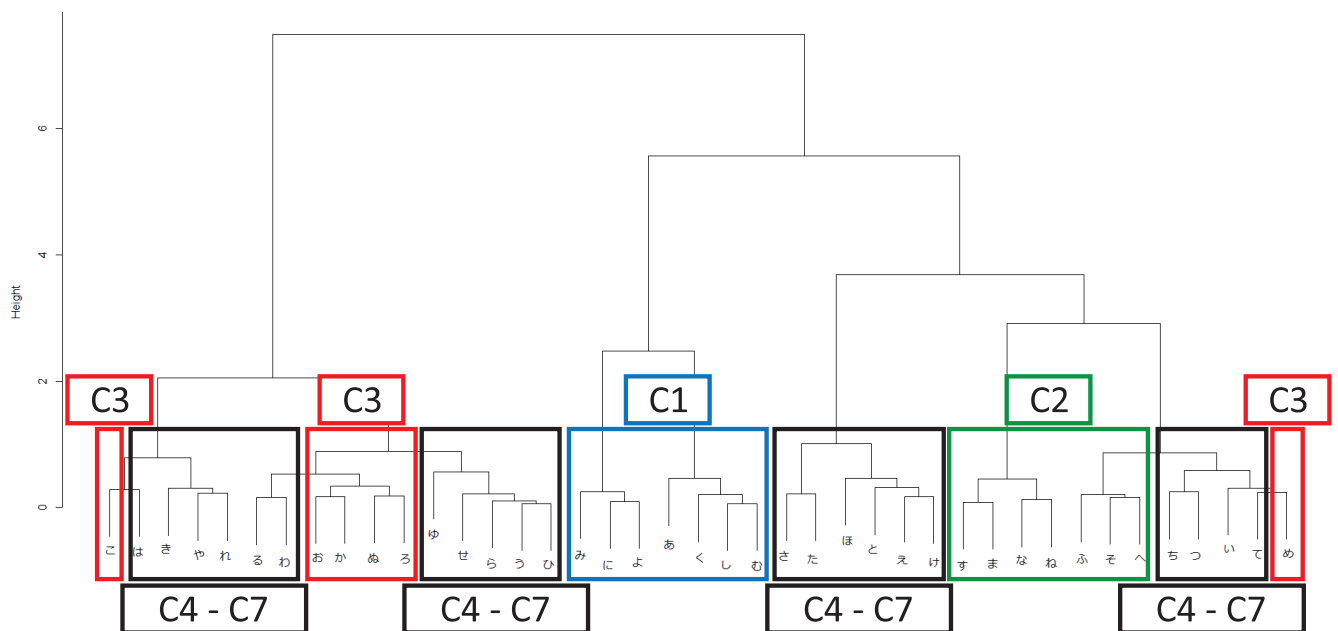


Fig.4.7 手話通訳者のデンドログラム

Table 4.1は、神田の文献[19]を元に、クラスタ番号を付けたものである。ここで、Fは指先の方向を示し、Pは手掌の向きを示している。また、それぞれの方向は↑（上向き）、↓（下向き）、→（右向き）、←（左向き）によって示され、向きは相手の方向（+）、自分の方向（-）によって表される。

Table 4.1 指文字の構造的分類表

No.	表記号	指文字
C1	←F, -P	く, し, に, み, む, よ
C2	↓F, -P	す, な, ね, ふ, へ, ま
C3	↑F, ←P	お, か, こ, ぬ, め, ろ
C4	↑F, +P	い, う, え, け, せ, て, ひ, や, ら, る, れ, わ, (あ, き, さ, ち, つ)
C5	↑F, -P	と, ほ, ゆ
C6	+F, ←P	た, は
C7	+F, ↓P	そ

4.3.3 考察

デンドログラムの結果から、指方向が左向きのC1、指方向が下向きのC2、手掌を左側に向けるC3のクラスはある程度分類できている。このことから、正準角による指文字の3次元形状の類似性は、人間の直感を反映している傾向にあると考えられる。

しかしながら、Fig.4.6とFig.4.7ではTable 4.1と一致しない結果も散見された。例えば、C4とC5のクラスはどちらも指が上に突出していることから、その違いは手掌の表裏のみとなり、計算機が全体的な形状が類似していると判断したために、混ざったと考えられる。また、C6とC7はTable 4.1の分類上では指方向が相手向きとなっているが、「た」では親指が上に出る形状であるなど、他の特徴が優先され、C4と混ざったと考えられる。

また、Table 4.1ではC3となっている「め」は、C4-C7のクラスに混ざった。「め」は呈示する際に手掌が少し相手方向になるケースがある。そのため、C4と類似した形状となり、ここに混ざったものと考えられる。

4.4 多次元尺度構成法

4.4.1 概要

多次元尺度構成法 (MDS: Multi-Dimensional Scaling) は、多変量解析の一種である。MDSは対象間の

類似度もしくは非類似度（本研究の場合は指文字間の距離）が与えられたときに，対象を多次元空間内の点として表し、点間の距離が観測された類似度（もしくは非類似度）と最も良く一致するように点を配置し直す方法である[17],[18]。つまり，高次元空間における点同士の距離関係をできるだけそのまま保ったまま低次元空間における点同士の距離関係に配置し直す方法がMDSである。

通常のMDSでは，クラス同士のユークリッド距離から作成された距離行列を用いるが，本研究では，式4.1から求めた部分空間同士の距離から作成した距離行列 D を用いることにする。

今，クラスが C 個あったとき， k 次元空間上の点 x_i を行ベクトル（例えば $k = 3$ の場合， x 座標， y 座標， z 座標を要素とする1行3列の行ベクトルとなる）で表現し，それを C 行集めた $C \times k$ の行列を X とおく。次に $C \times C$ の単位行列から，全ての要素が $1/N$ の行列を引いた $C \times C$ の行列を J とおく。ここで， P という式を以下で定義する。

$$P = \left(-\frac{1}{2}\right)JDJ^T \quad (4.7)$$

ここで， P を最小二乗の意味で近似する XX^T は次の式を最小化する。

$$\phi = \text{trace}[(P - XX^T)^2] \quad (4.8)$$

次に行列 P の中から大きい順に k 個の固有値を求める。これらの固有値を対角要素とする行列 Λ_k ，それに対応する固有ベクトルを集めた行列 Q_r としたとき，点の推定位置 \hat{X} は次の式4.9で表現される。ただし，ここで P は最低でも k 個の固有値が必要となる。

$$\hat{X} = Q_r \Lambda_k^{\frac{1}{2}} \quad (4.9)$$

上述の方法で構成したMDSから生成された形状相関マップが有効かどうか，すなわち人間が似ていると感じる指文字はMDS上でも近い距離関係にあるのかどうかを次の実験で確認することにする。

ここで，MDSから生成したマップの軸について説明する。MDSでは高次元での空間における相互の位置関係において，ばらつきの大きい順から第1軸，第2軸，第3軸（2次元では第2軸までで3次元では第3軸までである）として取り出す。本研究においてはMDSは類似度のデータを元にして，各指文字の距離関係を計算した上で，各指文字クラスを表示する座標を決定している。

4.4.2 形状相関マップの作成実験

前述のMDSの説明を踏まえ，ここではMDSによる形状相関マップの作成実験を行い，その結果をまとめる。MDSで構築した形状相関マップにおいて，似ている指文字についてクラスが形成されるのかどうかを確かめる目的で行う。

ここで被験者は階層的クラスタリングの実験と同じ聴覚障害者と手話通訳者の2名であり，それぞれのデータに対して2次元と3次元でのMDSマップの作成を行う。このとき，動きのない清音指文字41文字を全てを形状相関マップに表示させることにした。この実験結果において，形状相関マップ上で近くに存在している指文字が人間の直感にも似ていたとき，MDSによる形状相関マップは有効であると判断できる。

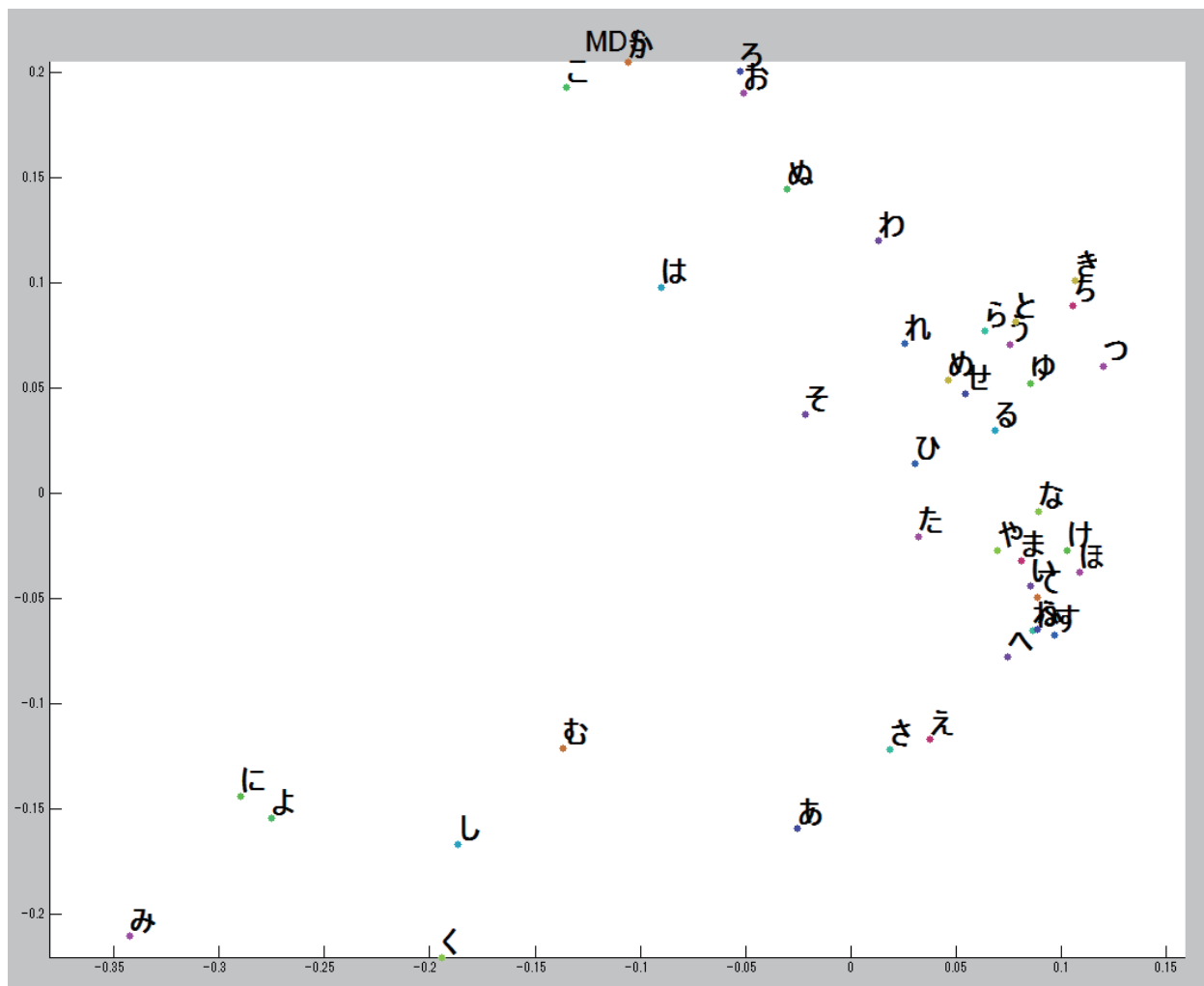


Fig.4.8 聴覚障害者の指文字から生成した2次元MDSによる形状相関マップ

これらの結果をみると、例えば「み」「に」「よ」の3つの似ている指文字をみたとき、どの結果においても近くに位置していることがわかる。2次元MDSによる形状相関マップの結果 (Fig.4.8, Fig.4.9) は2次元平面上に形状相関マップがプロットされているため、いくつかの指文字同士が重なって表示されていることが確認できる。一方、3次元MDSによる形状相関マップの結果 (Fig.4.10, Fig.4.11) においては、重なって見える箇所については回転させることにより、分離できていることが確認できた。このことから、指文字の場合においては3次元MDSによる形状相関マップの方が適しているのではないかという知見を得ることができ、本研究では3次元MDSによる形状相関マップを用いることにした。

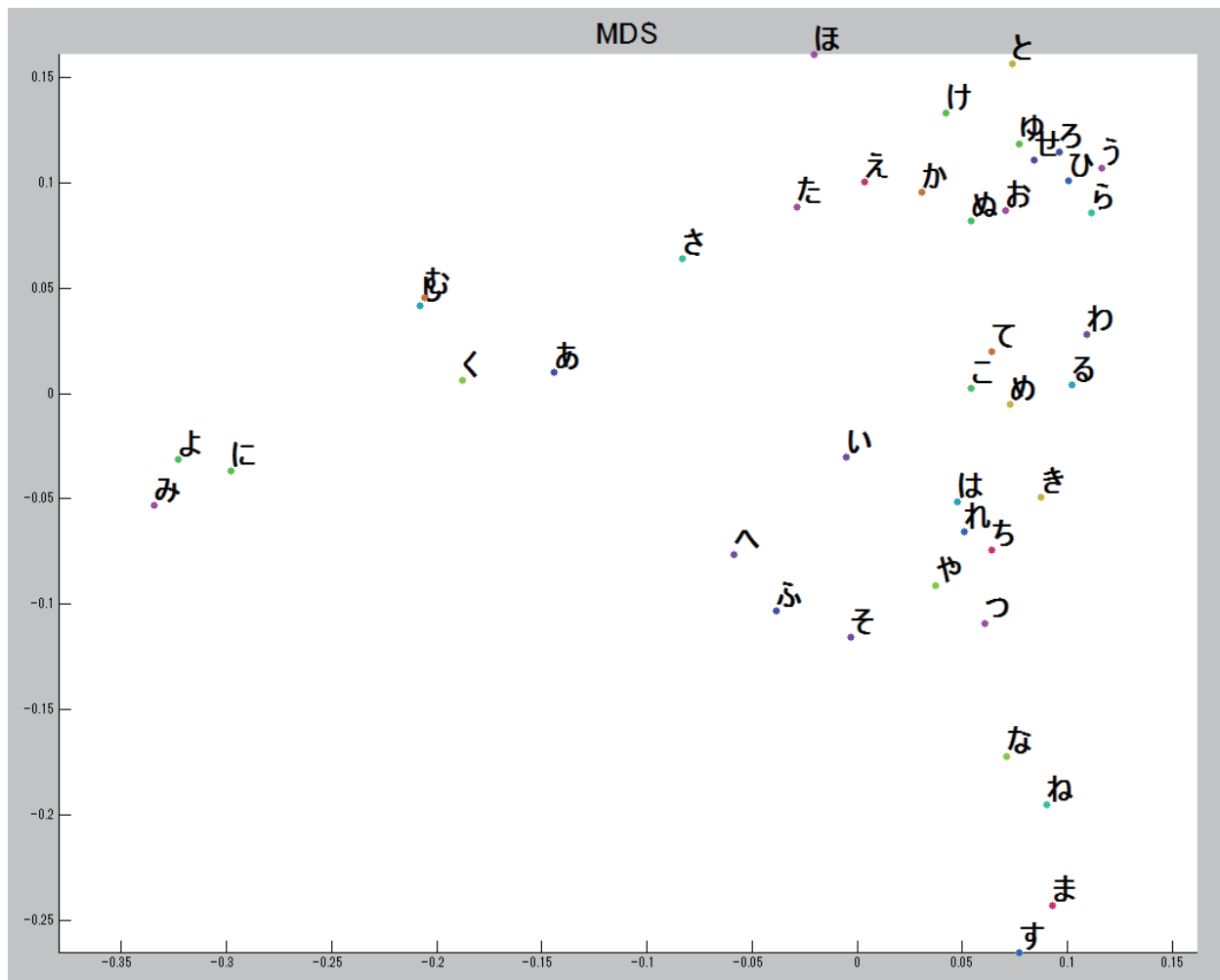


Fig.4.9 手話通訳者の指文字から生成した2次元MDSによる形状相関マップ

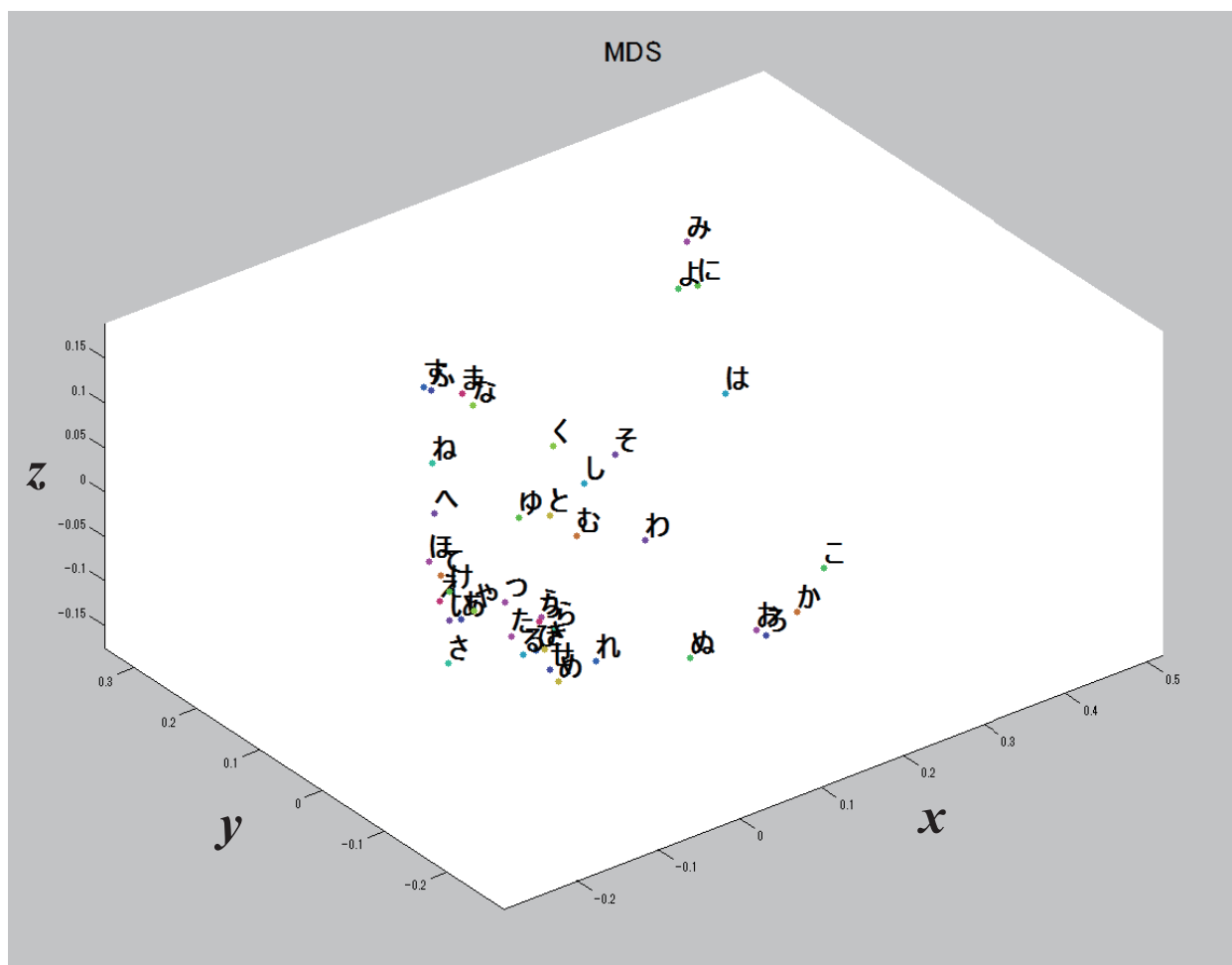


Fig.4.10 聴覚障害者の指文字から生成した3次元MDSによる形状相関マップ

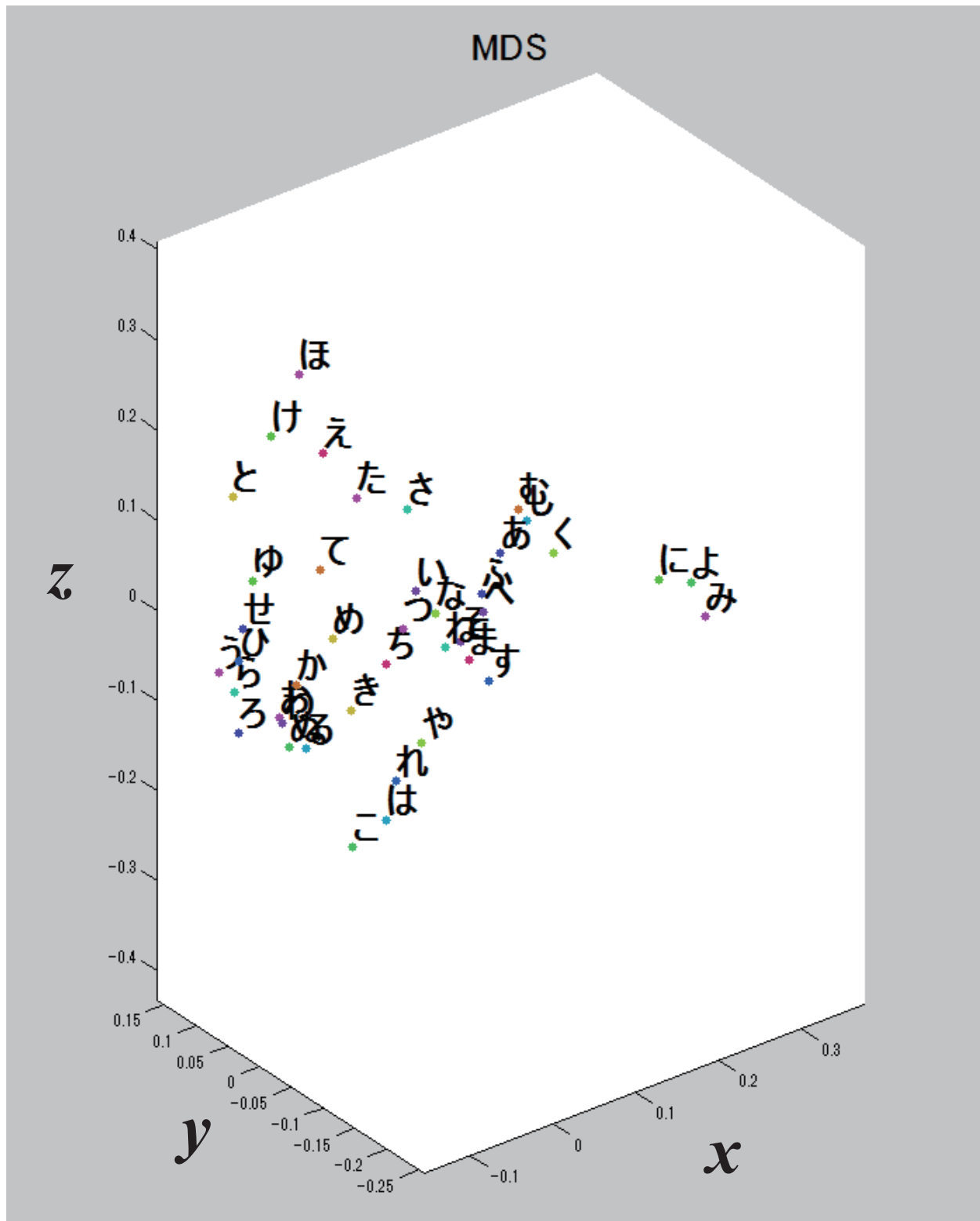


Fig.4.11 手話通訳者の指文字から生成した3次元MDSによる形状相関マップ

第5章 形状相関マップへのリアルタイム入力表示の検討

5.1 リアルタイム入力表示のためのアイデア

前述した通り、提案する指文字練習システムにおけるビジュアルフィードバックの方法は、3次元MDSを用いて行うこととした。ここでは形状相関マップを用いたリアルタイム入力表示の方法について述べる。

リアルタイム入力表示では、最初に辞書にある指文字41クラスで形状相関マップを作成しておき、その上に入力の表示位置をプロットするという方法を提案する。

本研究では、Fig.5.1のようにリアルタイム入力表示は2画面の構成とし、一方には辞書にある指文字クラスを全て形状相関マップとして表示させ、もう一方には入力付近のみを拡大したマップを表示する。このような構成とすることで、ユーザが呈示した手形状と辞書にある指文字クラスとの類似関係を大局的に把握できると考えられる。また、入力付近を拡大したマップによって、瞬時に類似関係を把握できるものと考えられる。

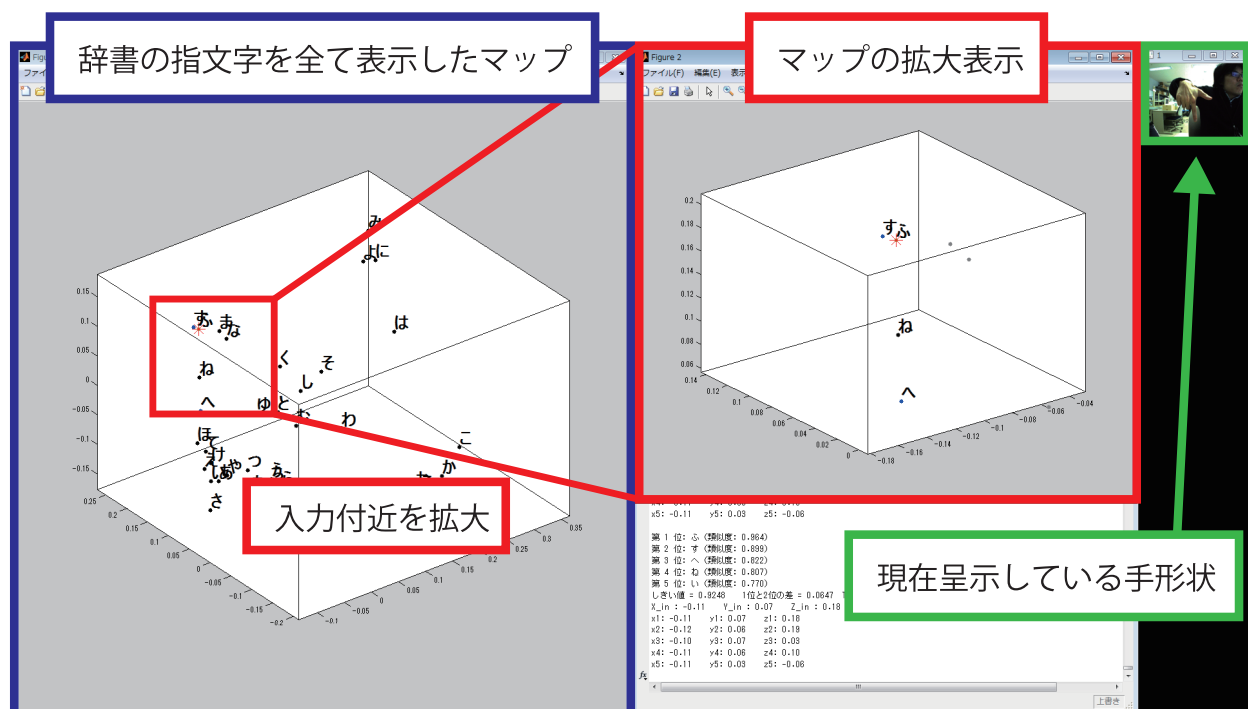


Fig.5.1 リアルタイム入力表示の画面構成

5.2 方法 (アルゴリズム)

今回作成した形状相関マップとリアルタイム入力表示までの処理の流れについてFig.5.2に示す。この図中の「Process A」と「Process B」の処理内容は後に記すことにする。

ユーザはシステムのカメラに向かって、任意の手形状パターン（指文字とは限らない）を呈示する。手形状が呈示されると、システムはリアルタイムに手領域の切り出しとHLAC特徴量による特徴抽出を行う。抽出された特徴量と辞書の特徴量の比較を行い、類似度 sim を前述の式3.3を用いて計算する。これを辞書の中に存在する全ての指文字クラス（本研究では清音指文字41文字）に対して行い、各類似度を計算する。

次に、類似度を高い方から順（降順）にソートしておき、式4.1を使用して、それぞれの類似度を1から引くことで、距離尺度 $dist$ を計算しておく。

本研究では入力と辞書の模範指文字との類似度1位の値 S_1 を取り出し、これを事前に実験的に決めたしきい値 th と比較して入力が表示される位置の計算の場合分けを行う。ここでしきい値処理を行う理由は、ユーザがある指文字を間違いなく呈示していることを計算機が判断するためである。すなわち、しきい値と S_1 を比較し、 S_1 の方が高い場合は、ユーザが間違いなく指文字を呈示していることを示し、 S_1 の方が低い場合はユーザが呈示した手形状は指文字ではない可能性を示す。

入力表示位置の計算が終わったあとは、その結果が形状相関マップ上にリアルタイム入力表示がなされ、ユーザにフィードバックされる。

5.2.1 入力表示位置の座標の計算

まず、 $S_1 \geq th$ の場合について説明する。これはFig.5.2における「Process A」の部分となる。この場合は自分が呈示した指文字が類似度1位の指文字と非常に類似しており、その指文字を呈示しているものと考えられるため、類似度1位の指文字クラスの座標にそのまま入力を重ねて表示するようにした。ここで、3DMDSによる形状相関マップの3つの軸を x, y, z とおく。

$$(x_{in}, y_{in}, z_{in}) = (x_1, y_1, z_1) \quad (5.1)$$

ここで、 (x_{in}, y_{in}, z_{in}) は、入力手形状の表示位置の座標を示し、 (x_1, y_1, z_1) は、類似度1位の指文字クラスの表示位置座標を示している。

次に $S_1 < th$ の場合（Fig.5.2におけるProcess Bの部分）について説明する。この場合は入力している手形状が類似度1位の文字と比較して若干曖昧なケースであると考えられる。このため、複数の指文字で入力座標の計算を行う。今回は類似度1位と2位の間に入力を表示することにし、類似度1位と類似度2位の間を $1/d_1 : 1/d_2$ に内分した点を入力を表示することを検討する。

具体的には入力と類似度1位の類似度 S_1 と類似度1位の指文字が表示される位置の座標 (x_1, y_1, z_1) と類似度2位の類似度 S_2 と表示位置の座標 (x_2, y_2, z_2) の値を用いて以下のように計算する。

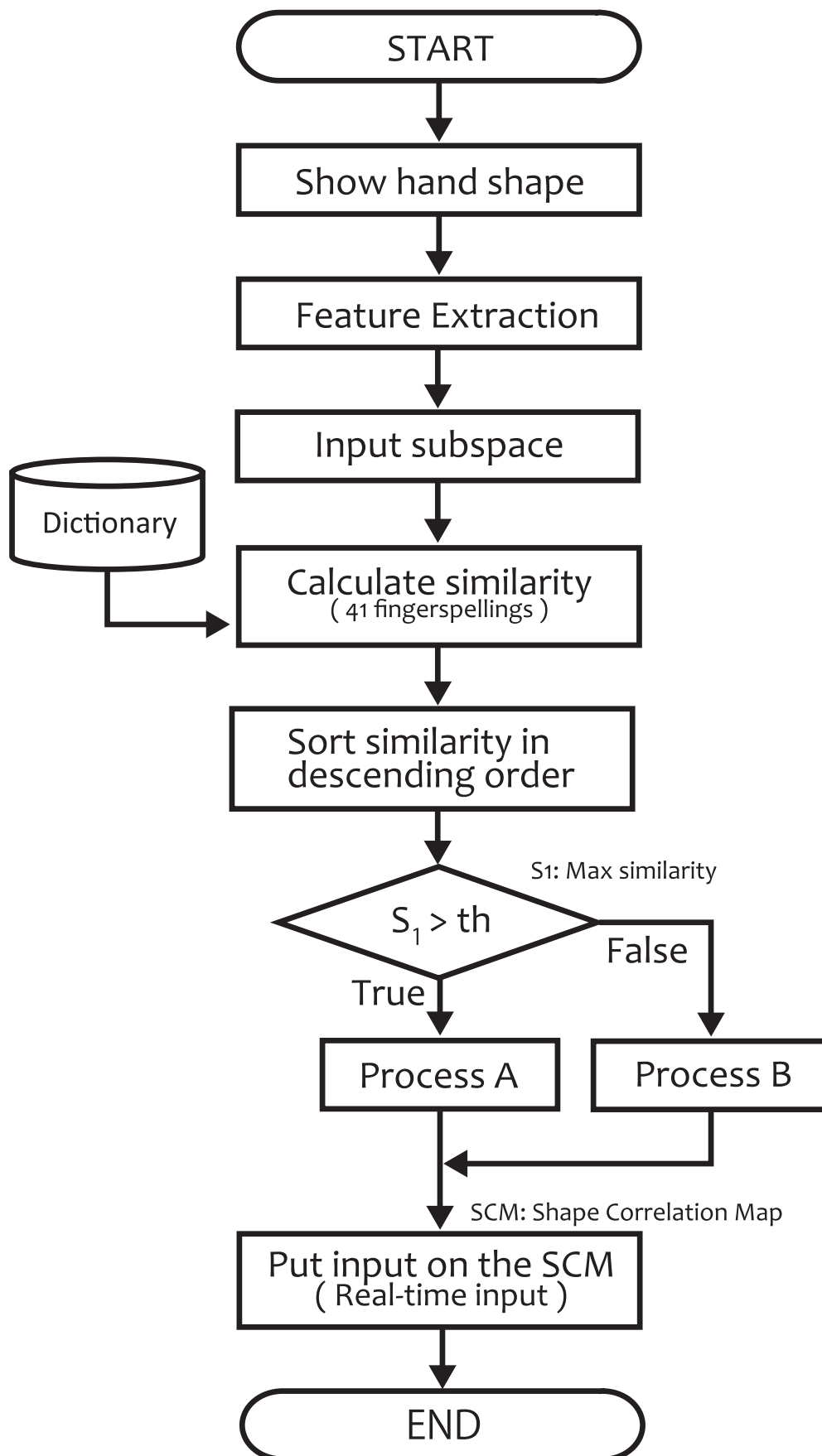


Fig.5.2 リアルタイム入力表示の処理の流れ

$$x_{in} = \frac{\frac{1}{d_1} \times x_1 + \frac{1}{d_2} \times x_2}{\frac{1}{d_1} + \frac{1}{d_2}} \quad (5.2)$$

$$y_{in} = \frac{\frac{1}{d_1} \times y_1 + \frac{1}{d_2} \times y_2}{\frac{1}{d_1} + \frac{1}{d_2}} \quad (5.3)$$

$$z_{in} = \frac{\frac{1}{d_1} \times z_1 + \frac{1}{d_2} \times z_2}{\frac{1}{d_1} + \frac{1}{d_2}} \quad (5.4)$$

ここで、 d_1 は入力と類似度1位との距離を示し、 d_2 は入力と類似度2位との距離を示しており、これらは以下のように計算できる。この式において、 $S_i (i: 1, 2)$ は、第*i*位の類似度で、これを1から引いたものが入力と第*i*位の距離 $d_i (i: 1, 2)$ である。

$$d_i = 1 - S_i \quad (5.5)$$

5.2.2 拡大表示の範囲の決定

入力の座標位置を求めたあとは、2種類の形状相関マップを表示する。一方には辞書にある指文字41文字を全て表示させ、その中にリアルタイム入力表示を行ったもので、もう一方は入力との類似度の上位3文字の表示位置（点）の重心 (x_0, y_0, z_0) を以下の式から計算し、それを元に範囲を計算により決定し、表示させたものである。

$$x_0 = \frac{x_1 + x_2 + x_3}{3}, \quad y_0 = \frac{y_1 + y_2 + y_3}{3}, \quad z_0 = \frac{z_1 + z_2 + z_3}{3} \quad (5.6)$$

ここで、 (x_1, y_1, z_1) , (x_2, y_2, z_2) , (x_3, y_3, z_3) は、それぞれ、類似度1位、2位、3位の指文字クラスの表示位置の座標を示す。

なお、グラフの座標軸の幅は入力との類似度上位3文字の*x*座標、*y*座標、*z*座標の最大値、最小値をそれぞれ求め、その差をまず求める。そして、その3つの中からの最大の差の値を取り出して、それを2で割ったものを*wid*とする。

$$wid = \frac{\max[x_{max} - x_{min}, y_{max} - y_{min}, z_{max} - z_{min}]}{2} \quad (5.7)$$

ここで、 $x_{max}, x_{min}, y_{max}, y_{min}, z_{max}, z_{min}$ は以下のように求めた。

$$x_{max} = \max[x_1, x_2, x_3], \quad x_{min} = \min[x_1, x_2, x_3] \quad (5.8)$$

$$y_{max} = \max[y_1, y_2, y_3], \quad y_{min} = \min[y_1, y_2, y_3] \quad (5.9)$$

$$z_{max} = \max[z_1, z_2, z_3], \quad z_{min} = \min[z_1, z_2, z_3] \quad (5.10)$$

先ほど計算した*wid*を用いて、*x*軸の範囲 $range_x$ 、*y*軸の範囲 $range_y$ 、*z*軸の範囲 $range_z$ は以下のように求めた。

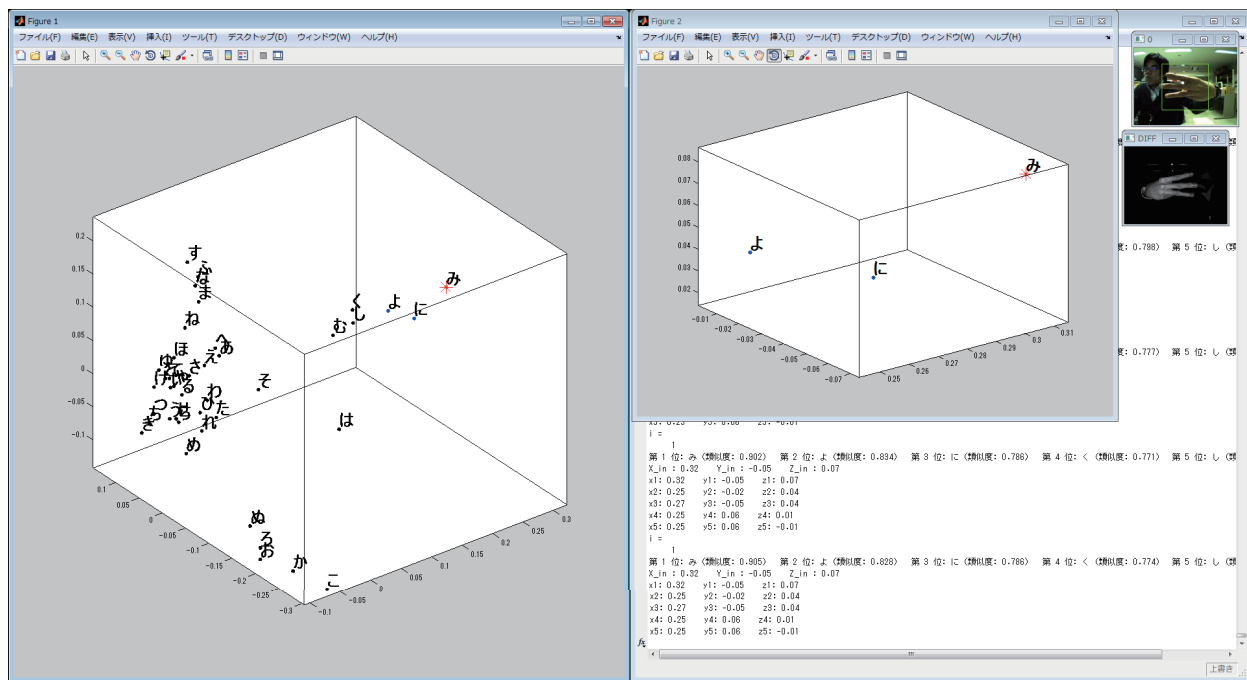


Fig.5.3 形状相関マップの一例

$$range_x = x_0 \pm wid, \quad range_y = y_0 \pm wid, \quad range_z = z_0 \pm wid \quad (5.11)$$

なお、形状相関マップとリアルタイム入力表示は試作システム同様、MATLABを用いて作成した。Fig.5.3において、画面の左側に表示されているのが、辞書にある全ての指文字クラスを形状相関マップに表示したものであり、ユーザが呈示した手形状の入力表示位置が赤のアスタリスク (*) によって表示されている。次に、リアルタイム入力表示位置の周辺のみを拡大した形状相関マップを画面の右側に表示される。

5.3 確認実験

上述の方法でリアルタイム入力表示を行った場合において、それがビジュアルフィードバックとして使用できるかどうかを確認する必要がある。

すなわち、指文字を呈示した場合には指文字クラスの位置へ正しく表示され、指文字にはない手形状を呈示した場合にはそれと似ていると思われる指文字に近い位置に表示できるかどうかを確認する。

形状相関マップへのリアルタイム入力表示の確認実験では、Table 4.1から、同じクラスに属するペアや別のクラスに存在するが、同じ形状で表裏の関係になっているペアを選択し、下記の6種類の遷移パターンを入力して、マップ上での表示位置を確認した。

- ① 指文字「く」→指文字「し」(C1内での遷移)
- ② 指文字「ね」→指文字「へ」(C2内での遷移)
- ③ 指文字「お」→指文字「ぬ」(C3内での遷移)
- ④ 指文字「あ」→指文字「さ」(C4内での遷移)

Table 5.1 聴覚障害者の入力×聴覚障害者の辞書の結果

番号	指文字の遷移	中間形状の表示位置の予想	開始指文字	中間形状	終了指文字
①	指文字「く」 → 指文字「し」	「く」と「し」の間	○	○	○
②	指文字「ね」 → 指文字「へ」	「ね」と「へ」の間	○	○	○
③	指文字「お」 → 指文字「ぬ」	「お」と「ぬ」の間	○	△	○
④	指文字「あ」 → 指文字「さ」	「あ」と「さ」の間	○	○	○
⑤	指文字「う」 → 指文字「と」	C3の周辺	○	△	○
⑥	指文字「ゆ」 → 指文字「わ」	C3の周辺	○	△	○

- ⑤ 指文字「う」→指文字「と」(表裏の関係)
⑥ 指文字「ゆ」→指文字「わ」(表裏の関係)

この遷移パターンにおける中間形状として、1つ目の指文字(以下、開始指文字)と2つ目の指文字(以下、終了指文字)の間と思われる形状を定義した。まず、「く」と「し」の中間形状は手話数字の「8」に類似した形状となる。また、「ね」と「へ」の中間形状は指文字「ね」の形状から人差し指、中指、薬指を曲げる形状とする。次に「お」と「ぬ」の中間形状は、指文字「お」の形状から人差し指のみを突出させた形状となる。「あ」と「さ」の中間形状は「あ」の形状から親指を曲げる状態となる。「う」と「と」の中間形状は指文字「う」の形状から、手掌を横に向けた形状となる。最後に「ゆ」と「わ」の中間形状は人差し指、中指、薬指の3本を立てる「わ」の形状の手掌を横向きに呈示する。

それぞれの遷移における指文字の呈示はFig.5.4に示す。

なお、実験は、2つに分けて行い、確認実験1では、提案するリアルタイム入力表示の計算で予想される箇所に表示されるかどうかを確認するために、被験者が自分の辞書を用いた認識を行う。また、そのときの形状相関マップの様子について観察した。一方、確認実験2では、提案手法が有効かどうかを確認するために、手話通訳者の辞書を用いて認識を行い、そのときの形状相関マップの様子について観察した。

なお、ここでのしきい値は全て実験的に決定した。

5.3.1 確認実験1の方法と結果

被験者は聴覚障害を持つ学生1名である。この1名が6つの遷移パターンの開始指文字、中間形状、終了指文字を実験システムのカメラに向かって辞書形指文字にて呈示し、それを100枚の画像を撮影した。ここで、100枚の画像をそれぞれ $I_1, I_2, \dots, I_{99}, I_{100}$ とし、ここで画像100枚を前から10枚ずつ区切って入力部分空間とした。すなわち、1つ目の試行では I_1, I_2, \dots, I_{10} となるが、次は I_2, I_3, \dots, I_{11} となる。これを100まで続けると、合計91回の試行が行われることになる。

ここで、遷移の予想はFig.5.5のようになる。

Table 5.1に結果をまとめた。ここで表中の「○」は、91試行中半数以上で予想通りの表示ができたものを示す。ここでの予想とは、指文字を呈示した場合にはその指文字クラスの位置に重なって表示され、中間

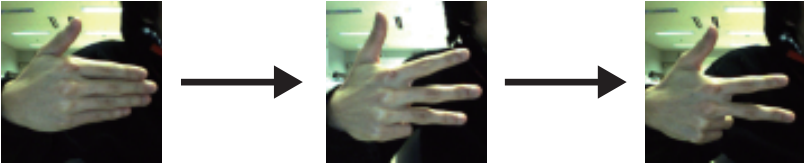
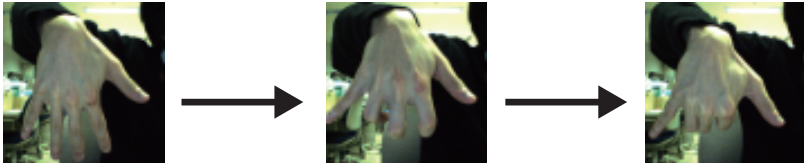
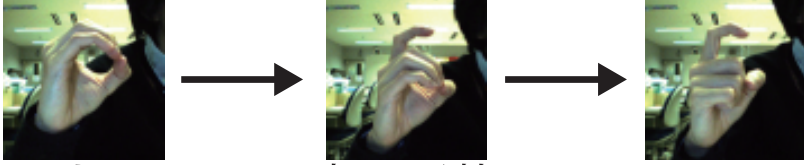
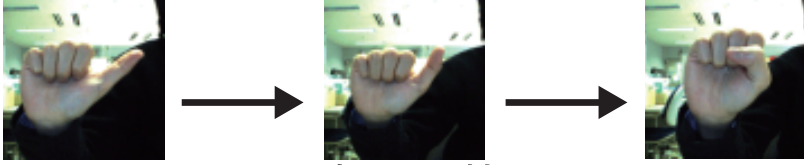
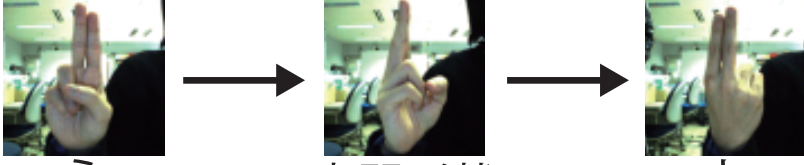
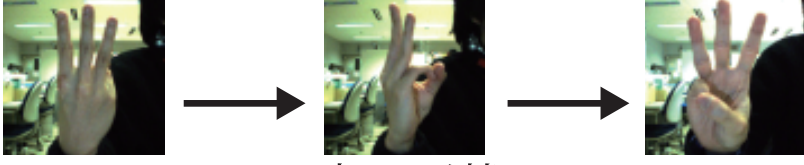
番号	指文字の遷移
①	 <p>く 中間形状 し</p>
②	 <p>ね 中間形状 へ</p>
③	 <p>お 中間形状 ぬ</p>
④	 <p>あ 中間形状 さ</p>
⑤	 <p>う 中間形状 と</p>
⑥	 <p>ゆ 中間形状 わ</p>

Fig.5.4 指文字の遷移と表示した形状

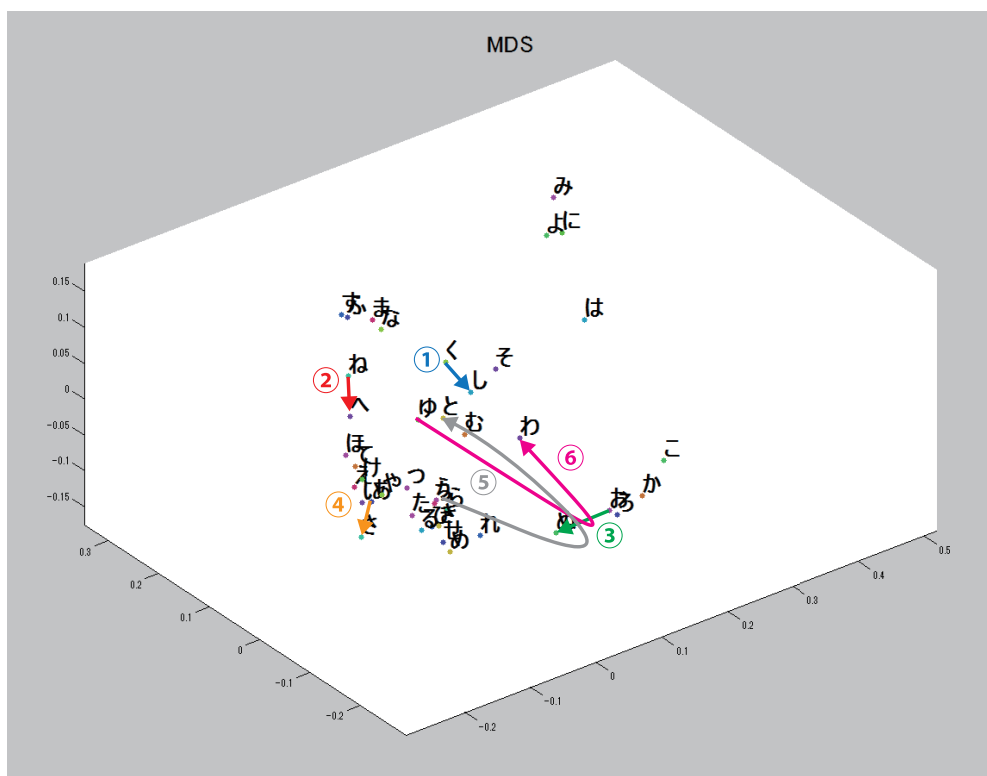


Fig.5.5 確認実験1における遷移の予想図

形状の場合は表中の「中間形状表示位置の予想」に書かれている箇所に表示されるという意味である。また、「△」は開始指文字か終了指文字のどちらか1文字のみが1位か2位に入っており、もう一方はそうではない場合である。ただし、⑤と⑥の場合は、1位もしくは2位にC3クラスタに属する指文字、もう一方にC3クラスタ以外の指文字が入った場合を示す。

ここで、実験の結果を示す。まず、Fig.5.6に示す「く」を経て、「し」への遷移の結果について確認する。「く」を呈示した場合においては、その全てで類似度1位は「く」となり、しきい値を超えていた。「し」においても、全ての類似度1位が「し」となり、しきい値を超えた。中間形状を呈示した場合においては、半数以上で類似度1位が「し」で、類似度2位が「く」となり、「く」と「し」の中間地点に入力が表示されていた。

Fig.5.7に示す指文字「ね」から「へ」への遷移を確認する。「ね」においては半数以上において類似度1位が「ね」となり、しきい値を超えた。また、「へ」は類似度1位が全て「へ」となり、しきい値を超えた。最後に「ね」と「へ」の中間形状においては、類似度1位が全て「ね」、2位が「へ」となり、これは全てしきい値を下回っていたので、入力の表示は「ね」と「へ」の中間に表示された。

次に、「お」から「ぬ」の遷移について確認する (Fig.5.8)。「お」を呈示したときの類似度1位は「お」となり、その全てがしきい値を上回っていた。一方で「ぬ」を呈示した場合は、類似度1位が全て「ぬ」となり、しきい値を超えた。また、「お」と「ぬ」の中間形状について半数以上が1位が「お」、2位が「ろ」となり、1位のしきい値を超えなかったため、「お」と「ろ」の中間地点に表示された。

次に、指文字「あ」と指文字「さ」を呈示したときの結果について確認する (Fig.5.9)。まず指文字「あ」について全てで類似度1位は「あ」となり、しきい値を超えている。「さ」を呈示した場合においても、その

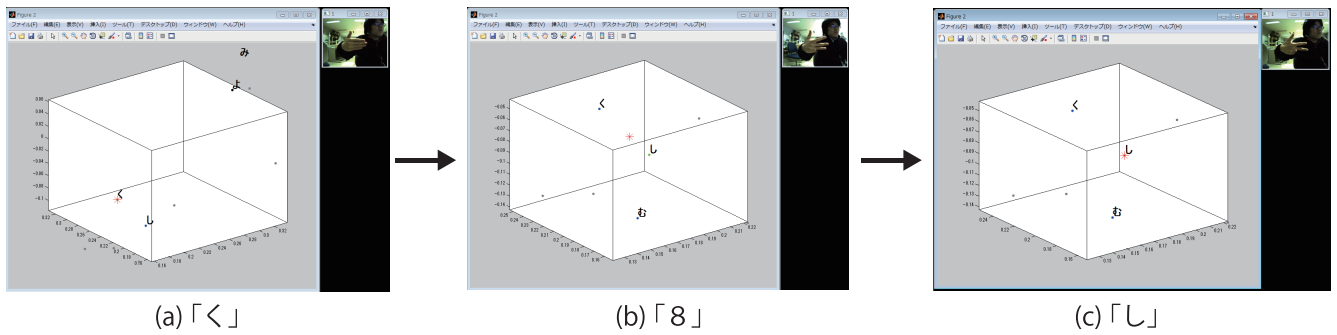


Fig.5.6 指文字「く」から「し」への遷移

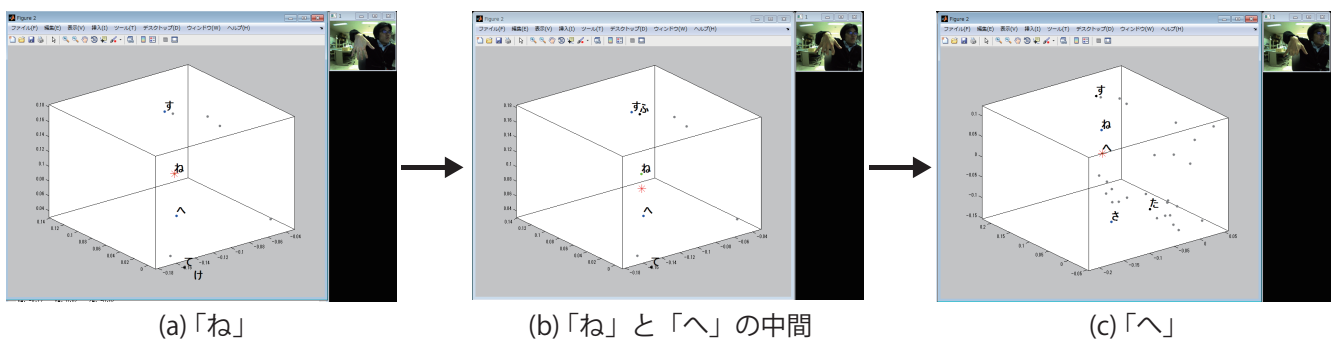


Fig.5.7 指文字「ね」から「へ」への遷移

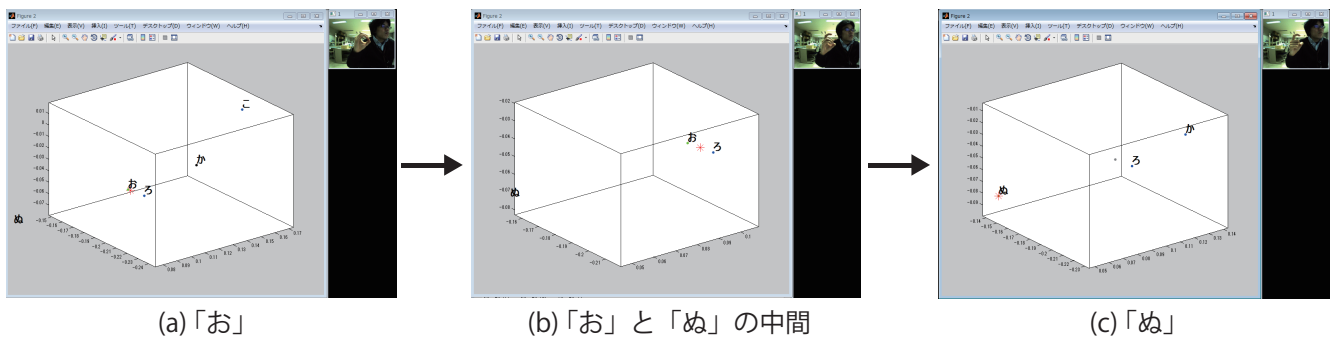


Fig.5.8 指文字「お」から「ぬ」への遷移

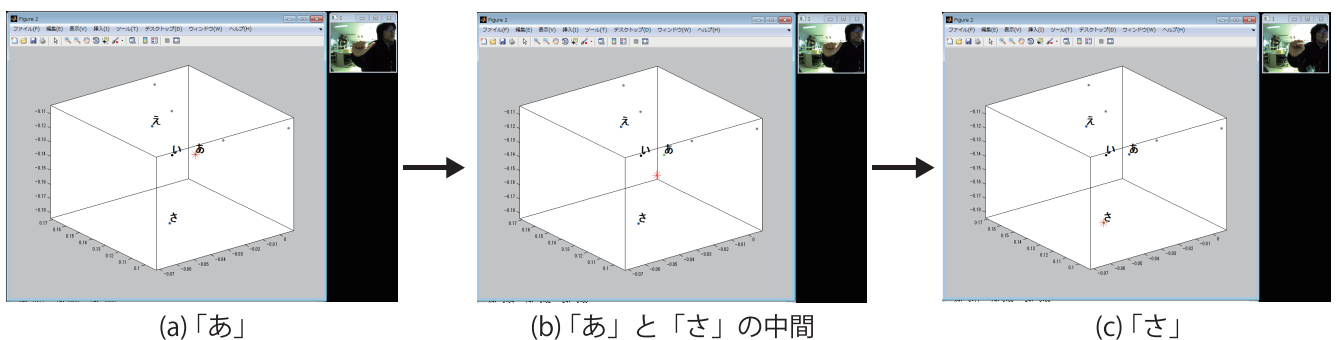


Fig.5.9 指文字「あ」から「さ」への遷移

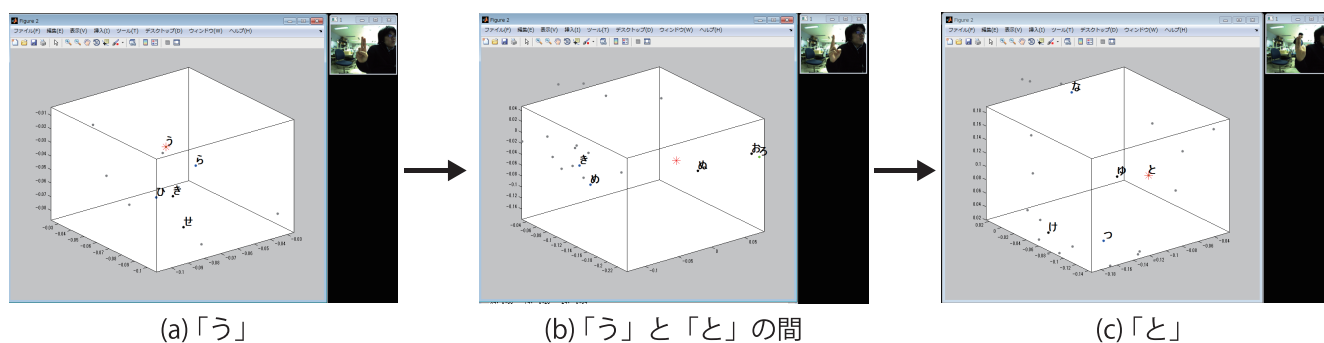


Fig.5.10 指文字「う」から「と」への遷移

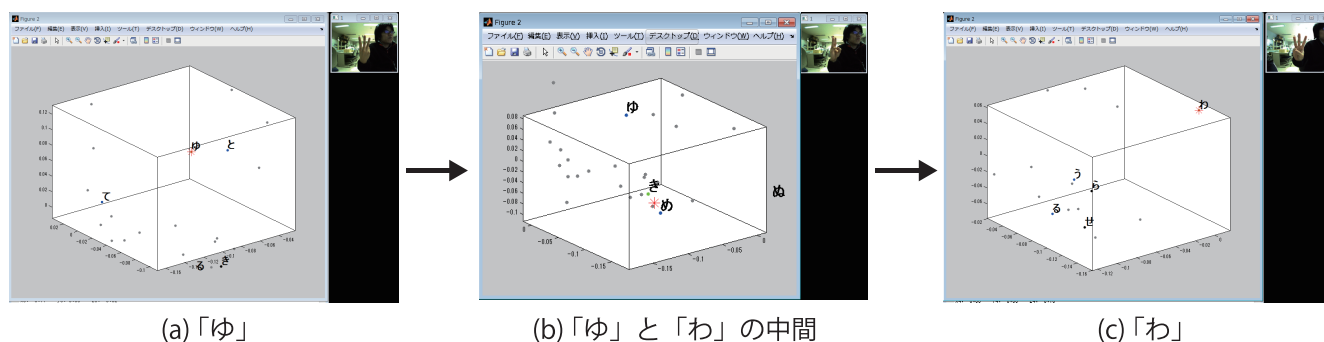


Fig.5.11 指文字「ゆ」から「わ」への遷移

全てで類似度1位が「さ」となり、しきい値を超えたことを確認した。次に「あ」と「さ」の中間形状においては類似度1位が「あ」、2位が「さ」となり、入力表示はその中間地点に表示された。

次に「う」と「と」の遷移を確認する (Fig.5.10)。「う」を呈示した場合においては、全てにおいて「う」と同じ所に表示される。次に「と」については、半数以上で類似度1位が「と」となり、これらは全てしきい値を超えていた。また、「う」と「と」の中間形状では手掌の側面をカメラに向かって呈示するが、このときの結果は半数以上において1位が「ろ」、2位が「き」となり、その間に表示された。

最後にFig.5.11に示す「ゆ」と「わ」の遷移の結果を見ると、「ゆ」を呈示した場合については全て類似度1位が「ゆ」となり、これはしきい値を超えていた。「わ」については上述した通り、全ての類似度1位が「わ」となりしきい値を超えていた。「ゆ」と「わ」の中間形状は手掌の側面部をカメラに呈示する形となるが、これを呈示したときは半数以上で1位が「き」、2位が「め」となった。ここで、しきい値は超えていない。

以上より、確認実験1では、6種類の遷移中、その全てにおいて開始指文字と終了指文字の両方が正しく表示できたことを確認した。また、中間形状においても、6種類の内、その全てにおいて、類似した指文字の近くに表示できたことを確認した。

5.3.2 確認実験2の方法と結果

ここまでの実験では主に被験者の指文字を表示させる場合には、被験者自身の指文字から生成した辞書を用いていた。しかし、指文字練習システムとして用いる際にはユーザ自身の指文字から生成するものではなく、手話通訳などから収集した模範的な指文字から生成することが必要である。そこで確認実験2では、手

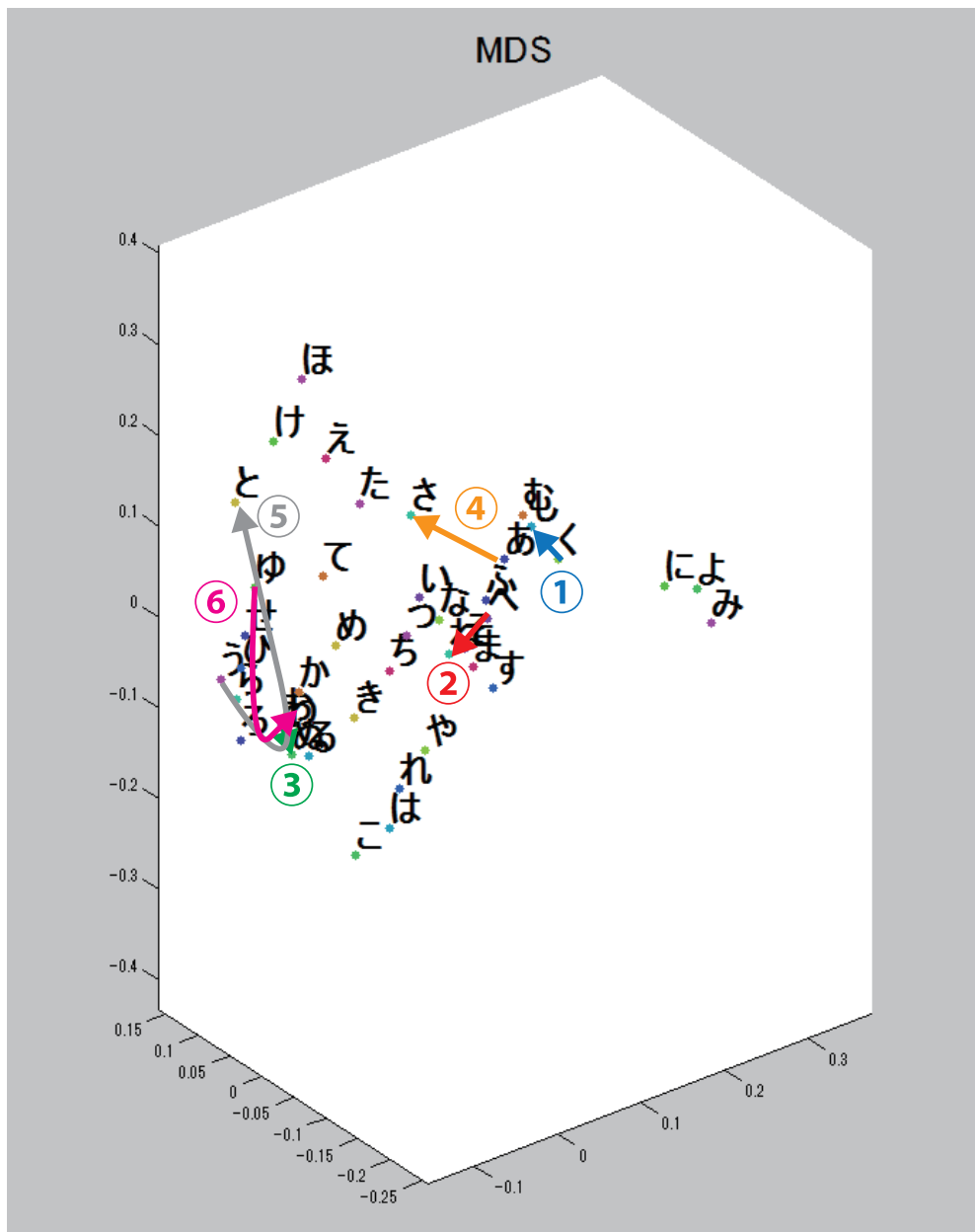


Fig.5.12 確認実験2における遷移の予想図

話通訳者の指文字データから生成した辞書を用いて認識した場合ではどうなるのかについての確認実験を行う。

実験の辞書には、指文字の熟練者と考えられる手話通訳者が辞書形指文字にて撮影した5セットの収集データから作られた辞書を用いる。

ここでも同様に聴覚障害を持つ被験者が開始指文字、中間形状、終了指文字を100回ずつ撮影したものを利用するため、それぞれ91回の試行が行われることになる。

ここでの遷移の予想はFig.5.12のようになる。

結果をTable 5.2に示す。なお、ここでの「○」「△」「×」は確認実験1と同様である。

次に「く」から「し」への遷移を確認する (Fig.5.13)。「く」を呈示した場合には類似度1位は全て「く」に

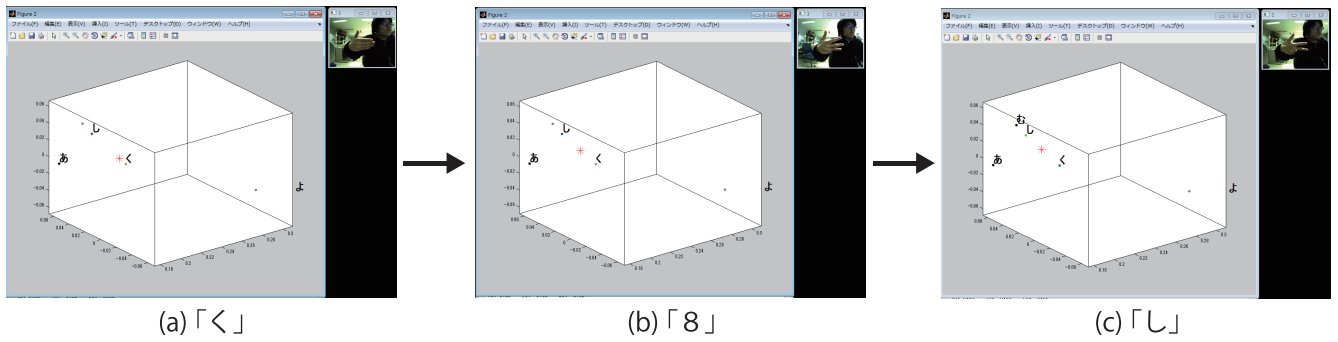


Fig.5.13 指文字「く」から「し」への遷移

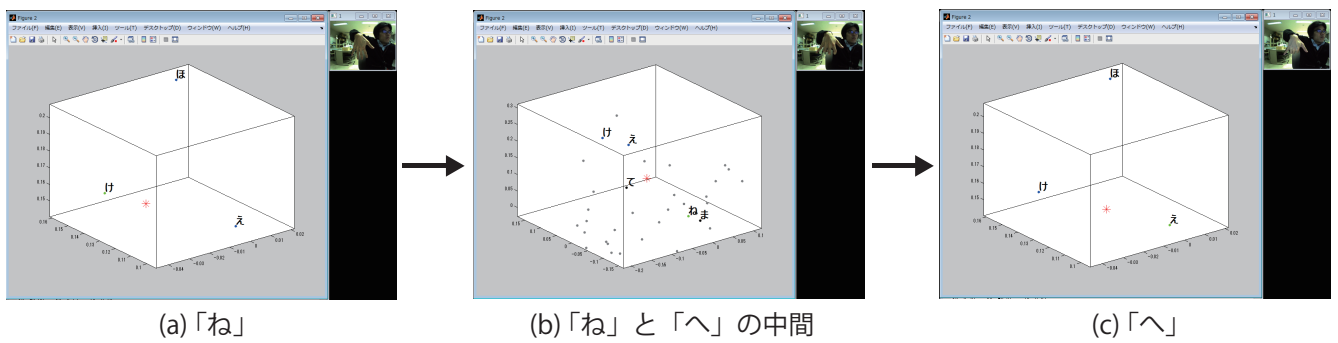


Fig.5.14 指文字「ね」から「へ」への遷移

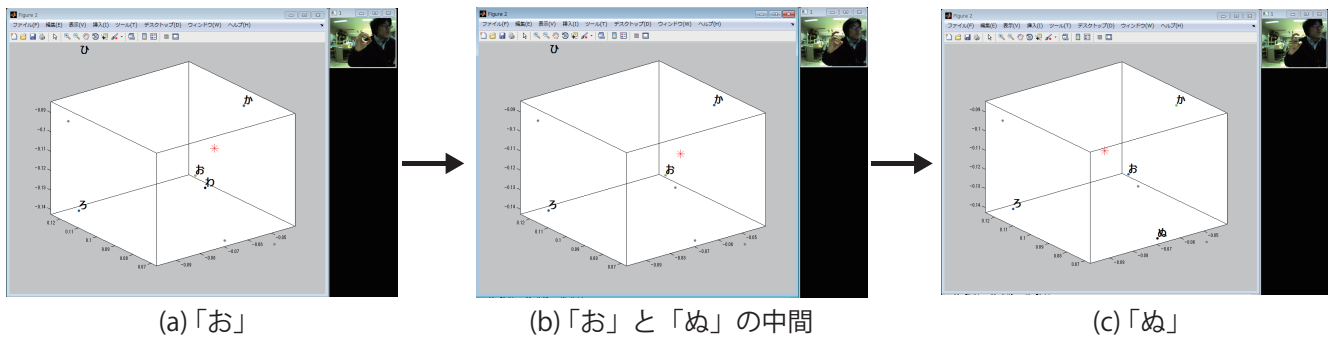


Fig.5.15 指文字「お」から「ぬ」への遷移

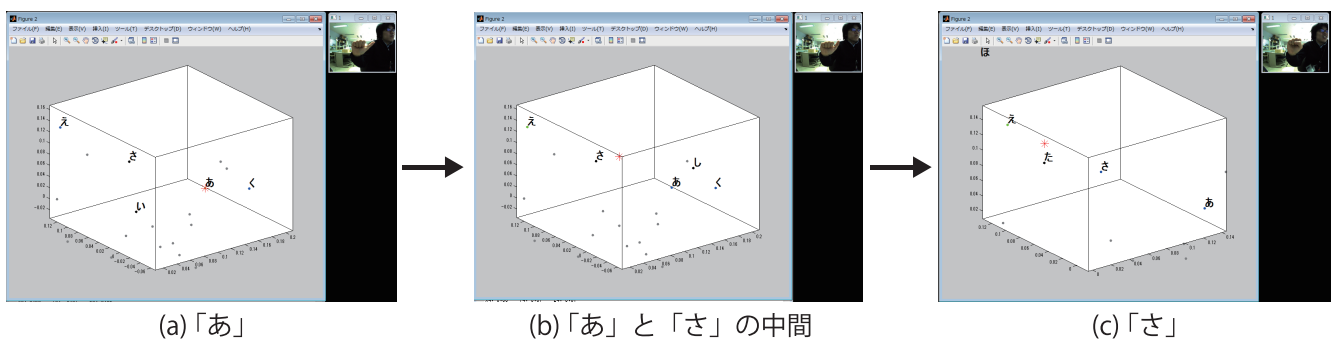


Fig.5.16 指文字「あ」から「さ」への遷移

Table 5.2 聴覚障害者の入力×手話通訳者の辞書の結果

番号	指文字の遷移	中間形状の表示位置の予想	開始指文字	中間形状	終了指文字
①	指文字「く」 → 指文字「し」	「く」と「し」の間	○	○	○
②	指文字「ね」 → 指文字「へ」	「ね」と「へ」の間	×	△	×
③	指文字「お」 → 指文字「ぬ」	「お」と「ぬ」の間	○	△	×
④	指文字「あ」 → 指文字「さ」	「あ」と「さ」の間	○	×	×
⑤	指文字「う」 → 指文字「と」	C3の周辺	×	△	×
⑥	指文字「ゆ」 → 指文字「わ」	C3の周辺	○	×	○

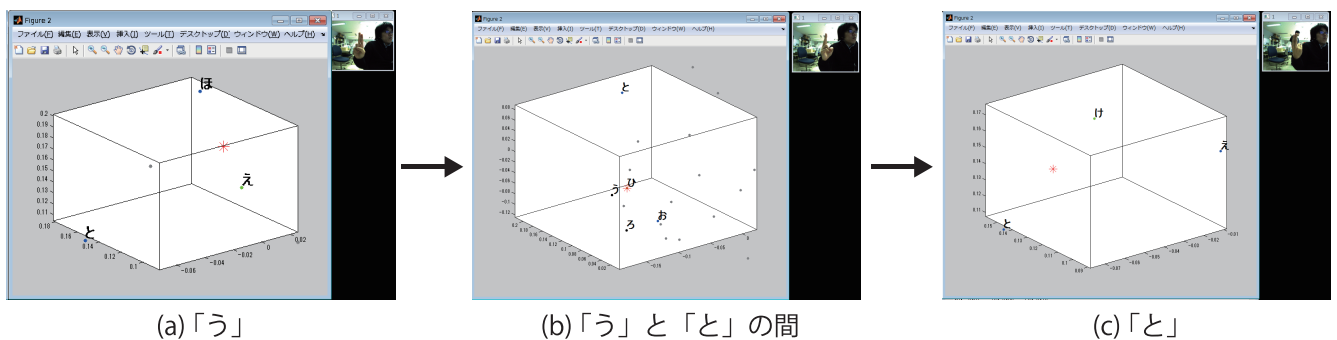


Fig.5.17 指文字「う」から「と」への遷移

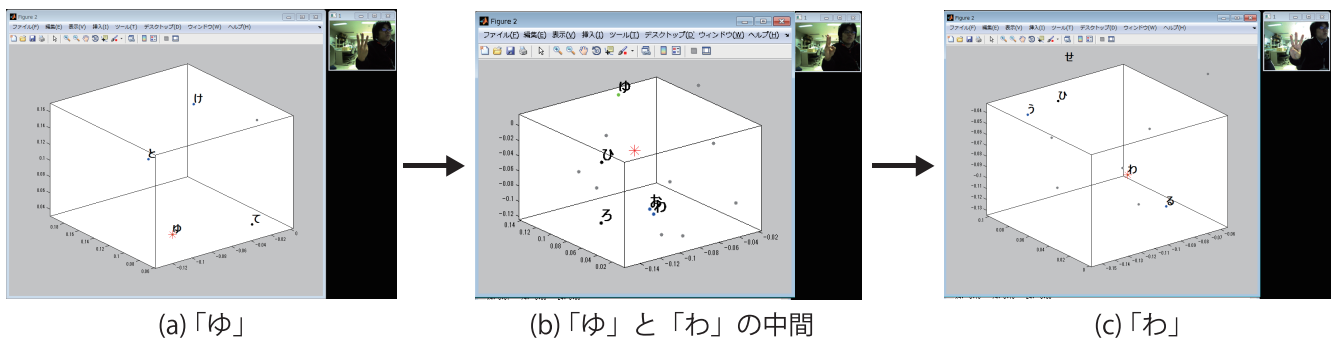


Fig.5.18 指文字「ゆ」から「わ」への遷移

はなかったが、これは全てしきい値を超えていた。そのため、2位の文字との中間地点に表示された。「し」を呈示した場合は半数以上で類似度1位が「し」となり、しきい値を超えた。中間形状の手話数字の「8」を呈示した場合においても半数以上で、「く」と「し」の間に表示された。

ここで指文字「ね」から「へ」への遷移を確認する (Fig.5.14)。「ね」を呈示した場合においては類似度1位が全て「け」となり、認識と表示ができなかった。また、「へ」は半数以上において類似度1位が「え」となった。最後に「ね」と「へ」の中間形状においては、半数以上で類似度1位は「ね」となったが、2位が「け」もしくは「え」であったため、「ね」と「へ」の間にはならなかった。

次に「お」から「ぬ」への遷移を確認する (Fig.5.15)。まず「お」を呈示した場合について確認すると、全てにおいて類似度1位が「お」となった。次に「ぬ」を呈示した場合をみると、類似度1位は半数以上は

「か」となった。中間形状をみると、類似度1位は全て「お」となったが、類似度2位は「か」となり、「お」と「ぬ」の中間とはなっていない。

Fig.5.16に示す指文字「あ」から「さ」への遷移の結果を確認する。まず「あ」の場合は半数以上において、類似度1位が「あ」となり、しきい値を超えることが確認できた。次に「さ」を呈示した場合には全て類似度1位が「え」となってしまう、誤認識を起こした。また、2位は「く」となった。そのため、「あ」と「さ」の中間形状においては「あ」と「さ」の中間にはならなかった。

Fig.5.17に示す「う」と「と」の遷移について示す。「う」を呈示した場合には半数以上の類似度1位が「え」、類似度2位は「ほ」となった。また「と」を呈示した場合には半数以上において類似度1位が「け」となり誤認識を起こしている。「う」と「と」の中間形状については半数以上の類似度1位が「ひ」となっている。

「ゆ」から「わ」への遷移を確認する (Fig.5.18)。「ゆ」を呈示した場合には半数以上で類似度1位が「ゆ」となり、しきい値を超えた。「わ」を呈示した場合には半数以上で「わ」のところに表示された。「ゆ」と「わ」の中間形状を呈示した場合には約半数において類似度1位が「ゆ」で2位が「わ」となり、位置予想である「C3の周辺」には合わなかった。

以上をまとめると、開始指文字と終了指文字と中間形状において、予想と合致したのは6種類中1種類であった。

5.3.3 考察

本実験では6つの種類の手形状（指文字とは限らない）の遷移を被験者が被験者自身の辞書を用いた場合と手話通訳者の辞書を用いた場合のリアルタイム入力表示の結果について観察を行った。

確認実験1では、6種類の遷移の内、開始指文字、中間形状、終了指文字の全てが「○」であったのは3種類であった。半分以上は合致した「△」を考慮すると、6種類中全ての遷移において予想の通りとなったと言える。一方、確認実験2の手話通訳者の辞書での実験では、開始指文字と終了指文字と中間形状において、予想と合致したのは6種類中1種類のみであった。

確認実験1と確認実験2の結果に大きな差が生じている理由について考える。今回の確認実験2では被験者が手話通訳者1名の辞書に対してリアルタイム入力表示を行った実験であるため、手形状の個人差（手指の大きさや関節の曲げ方）が結果に大きく影響しているものと考えられる。例えば、「さ」を出しているにも関わらず「え」という結果が出たりしているのは、このためであると考えられる。

ここで、この確認実験における被験者の試験データ2セットを被験者自身の辞書と手話通訳者の辞書に認識させた場合の認識率はそれぞれ96.1%と29.3%となった。ここでの認識率は指文字41文字全てに対する認識率を示す。誤認識を減らすためには、まずはこの認識率の数値を上げることが課題と言える。誤認識を減らすには、被験者ごとの個体差による影響をできるだけ少なくする必要があり、そのためには、辞書を構成する指文字データを増やすことが挙げられる。その際に、手指の大きさや関節の曲げ具合などを考慮し、できるだけ様々なバリエーションを持つ被験者を収集することが必要であると考えられる。

また、形状相関マップの拡大表示において、Fig.5.6を見ると、(b)と(c)では同じ範囲で拡大がされており、

呈示形状によって、入力の表示位置が異なることは瞬時に把握することができる。しかし、(a)では拡大範囲が異なっているため、瞬時には入力移動していることがわかりにくいという課題点も明らかになった。

中間形状の表示位置の計算には類似度1位と2位が用いられている。ここで、確認実験1の「う」から「と」への遷移 (Fig. 5.17) を見ると、3位までを計算に入れて表示を行った場合はその半数以上において「お」「ひ」「ろ」の3文字が上位3位までに入っていた。そのため、入力表示はC3 (お, ろ) とひの間に表示されており、半数以上において、2文字で予想と合致したため、この結果は「○」になった。このように、ユーザの手形状の表示位置の計算に3位やそれ以下を考慮することも今後検討する必要があると考えられる。

第6章 おわりに

6.1 まとめ

本論文では、画像認識を用いた指文字練習システムにおけるビジュアルフィードバック方法として、形状相関マップを用いた方法を提案した。

第2章では本研究で目指している画像認識を用いた指文字練習システムの概要とフィードバック方法について述べた。また、その際に指文字の練習を効率良く進めるためにはフィードバックが必要不可欠であることも述べ、フィードバック方法として、計算機が学習した全ての指文字同士の類似関係が分かる形状相関マップを用いて、ユーザが呈示した手形状の位置をリアルタイムにビジュアルフィードバックする方法を提案した。

第3章では本研究で用いた実験システムについて、その概要を述べ、類似度の計算方法について説明した。

続く第4章では、形状相関マップの基本的な考え方を述べたあと、辞書の構成のための実験を行った。次に階層的クラスタリング分析を行い、正準角に基づいた指文字の3次元形状の類似性がクラスタ構成にどの程度反映しているのかを調べた。その結果のデンドログラムから、正準角に基づく指文字の3次元形状の類似関係は人間の直感に合致しているという結論を得た。そして最後に形状相関マップの作成のために、MDSについて検討した。MDSは高次元における距離関係を低次元に再配置しなおす方法であり、本研究における形状相関マップの作成には、このMDSを用いることとし、被験者2名による形状相関マップ作成に関する実験も行った。実験結果から、形状相関マップには3次元MDSを用いることにした。

第5章では形状相関マップへのリアルタイム入力表示の検討を行った。本研究では入力表示位置の座標の求め方を2つの場合に分けて考え、それぞれの計算方法について説明した。また、その確認実験を行い、ユーザ自身の辞書を用いた場合はほとんどの指文字の遷移において正しく表示ができたことから、提案するリアルタイム入力表示方法が妥当であることを確認した。以上のことから、指文字練習においてここで提案しているビジュアルフィードバック方法が有効であることが示唆された。

6.2 残された課題

本研究では課題もいくつか残されている。まず、模範的な辞書の場合でも精度良く認識できるようにすることである。現状においては手話通訳者1名の辞書に対して、約30%の認識率しか得られなかった。これを解決するためには、辞書を構成する指文字データを増やすことが必要である。手話通訳者のような指文字熟練者の指文字データを多数集めることは今後の課題である。

次の課題は、リアルタイム入力表示における安定性である。提案している手法では、ユーザが呈示した手形状と辞書に登録されている指文字クラスとの類似度を計算し、その値の大きさにおいて上位1位と2位までの指文字クラスを用いて、さらに形状相関マップ上でのユーザの手形状の表示位置を計算している。しかし、中間形状を呈示する場合においては上位2位までしか考慮していないため予想の通りにならない場合があった。その解決策としては、3位や4位などといった下位の順位の指文字クラスも考慮して、マップ上での位置を計算する方法が考えられる。また、マップの拡大表示部においては3位までを用いてその範囲を決定しているが、3位が別の指文字クラスに入れ替わることによって視点やマップの範囲が変わってしまうケースが度々見られた。この解決策としては、3位より下位の順位のものも場合によっては表示範囲に含めることで、マップをより大きく表示する方法が考えられる。

最後に、形状相関マップによるビジュアルフィードバックを用いた場合とそうでない場合における指文字練習の効率の比較なども今後の課題として残された。

謝辞

本論文は、筆者が筑波技術大学大学院修士課程技術科学研究科産業技術学専攻における研究の成果をまとめたものである。筑波技術大学産業技術学部産業情報学科 岡崎彰夫教授と加藤伸子教授には、指導教員として日夜を問わない叱咤激励と多くの御指導、御助言を頂いた。ここに記して深謝の意を表す。また、同じく河野純大准教授には、本学位論文における主査として、貴重な時間を割いて研究並びに論文全体についての御助言と御指導を頂いた。ここに記して深謝の意を表す。

また、筑波大学システム情報系 福井和広教授と筑波大学大学院システム情報工学研究科コンピュータサイエンス専攻博士後期課程 大川泰弘氏，博士前期課程 高林大輔氏，博士前期課程修了生 田路賢太郎氏には共同研究者として、本研究に対して多くの御指導と御助言を頂いた。ここに記して深謝の意を表す。

筑波技術大学大学院技術科学研究科産業技術学専攻修士課程 田中陽土氏には、学内における共同研究者として筆者の研究に快く協力して頂き、的確な指摘と様々な御助言や御提案を頂いた。本研究は田中氏がいなければ遂行することができなかった。ここに記して深謝の意を表す。

本研究における実験の条件設定や指文字の提示方法については、筑波技術大学障害者高等教育研究支援センター 白澤麻弓准教授に多くの貴重な御意見と有意義な御助言を頂いた。ここに記して深謝の意を表す。

最後になってしまったが、本研究に関する実験には、筑波技術大学聴覚障害系支援課 小出亜紀子氏を始めとする学内外の手話通訳者や筑波技術大学産業技術学部の在学生など、多くの方々に被験者として御協力を頂いた。ここに記して深謝の意を表す。

参考文献

- [1] 渡辺有香, 松本秀彦, 諸富隆, ”指文字学習における認知的変化についての3刺激oddball課題を用いた検討,” 作新学院大学人間文化学部紀要, 6, pp.21-32, 2008.
- [2] 生田目美紀, 原田泰, 楠房子, 稲垣成哲, ”児童向け指文字学習ソフトの開発とその評価,” ヒューマンインタフェース学会論文誌, Vol.8, No.4, pp.537-544, 2006.
- [3] 田畑慶人, 黒田知宏, 眞鍋佳嗣, 千原國宏, ”手型認識を用いた指文字教育システム,” 教育システム情報学会誌, Vol.18, No.2, pp.172-178, 2001.
- [4] 鈴木信勝, 大橋巧治, 堀口進, ”振動子付き手形状入力装置を用いた指文字学習支援システムの性能評価,” 北陸先端科学技術大学院大学リサーチレポート, IS-RR-99-0017, pp.1-21, 1999.
- [5] 岡典栄, 赤堀仁美 (NPO法人バイリンガル・バイカルチュラルろう教育センター編), 文法が基礎からわかる日本手話のしくみ, 大修館書店, 2011.
- [6] K.Fukui, O.Yamaguchi, ”The Kernel Orthogonal Mutual Subspace Method and its Application to 3D Object Recognition,” ACCV07 Lecture Notes in Computer Science(LNCS), Vol.4844, pp.467-476, 2007.
- [7] N.Otsu, ”A new scheme for practical, flexible and intelligent vision systems,” Proceedings of IAPR Workshop on Computer Vision, pp.431-435, 1988.
- [8] 南里卓也, 大津展之, ”複数人動画像からの異常動作検出,” 電子情報通信学会技術研究報告 パターン認識・メディア理解, Vol.104, No.291, pp.9-16, 2004.
- [9] 小林匠, 大津展之, ”画像特徴量[VI] -高次局所自己相関に着目した画像特徴量と画像認識への応用-,” 電子情報通信学会誌, Vol. 94, No. 4, pp. 335-340, 2011.
- [10] 栗田多喜夫, 堀田一弘, 三島健稔, ”Log-Polar画像の高次局所自己相関特徴を用いた大きさに不変な顔画像の認識,” 電子情報通信学会論文誌, Vol.J80-D-2, No.2, pp.2209-2217, 1997.
- [11] 豊田崇弘, 長谷川修, ”高次局所自己相関特徴の拡張,” 画像電子学会誌, Vol.34, No.2, pp.390-397, 2005.
- [12] Y.Ohkawa, K.Fukui, ”Hand-Shape Recognition Using the Distributions of Multi-Viewpoint Image Sets,” IEICE Transaction on Information and Systems, Vol.E95-D, No.6, pp.1619-1627, 2012.
- [13] 前田賢一, 渡辺貞一, ”局所的構造を導入したパターン・マッチング法,” 電子情報通信学会論文誌, vol.J68-D, no.3, pp.345-352, 1985.
- [14] 神嶋敏弘, ”データマイニング分野のクラスタリング手法(1) -クラスタリングを使ってみよう!-,” 人

工知能学会誌, Vol.18, No.1, pp.59-65, 2003.

- [15] 中村永友（金明哲編），多次元データ解析法（Rで学ぶデータサイエンス2），共立出版，2009.
- [16] ”The R project for Static Computing,” <http://www.r-project.org> (2013年1月14日アクセス)
- [17] ”多次元尺度構成法講義ノート,” <http://www.aichi-gakuin.ac.jp/chino/part-time/handai.pdf> (2012年12月18日アクセス)
- [18] ”朱鷺の杜Wiki「多次元尺度構成法」,” <http://ibisforest.org/index.php?多次元尺度構成法> (2012年12月18日アクセス)
- [19] 神田和幸, 指文字の研究, 光生館, 1986.

研究業績

- [1] 瀬戸山浩平, 田路賢太郎, 大川泰弘, 加藤伸子, 福井和広, 岡崎彰夫, ”画像認識を用いた指文字練習システムにおけるビジュアルフィードバック方法の提案,” 電子情報通信学会技術報告 福祉情報工学, Vol.111, No.472, WIT-2011-70, pp.1-5, 2012.
- [2] 瀬戸山浩平, 高林大輔, 田中陽土, 大川泰弘, 加藤伸子, 福井和広, 岡崎彰夫, ”三次元手形状の類似性を考慮した指文字練習システムのための正準角に基づく形状相関マップの検討,” ヒューマンインタフェースシンポジウム2012論文集, pp.1053-1058, 2012.
- [3] 瀬戸山浩平, 高林大輔, 田中陽土, 大川泰弘, 加藤伸子, 福井和広, 岡崎彰夫, ”Kinectを用いた指文字練習システムにおけるリアルタイムフィードバック表示の検討,” ヒューマンインタフェース学会第 97回研究会, 2013.

付録A 3DMDSによる形状相関マップ上での指文字クラスの座標一覧

第4章の実験で作成したFig.4.10, Fig.4.11をその後、形状相関マップとして使用した。そこで、この付録では、その2つの図中における各指文字クラスの表示位置の座標の一覧を示しておく。

なお、指文字は清音指文字46文字の内、動きのある5文字（の、も、り、を、ん）を除いた41文字である。

Table A.1 聴覚障害者の指文字の3DMDSによる形状相関マップ上での座標位置

指文字	x	y	z	指文字	x	y	z
あ	0.00518	0.16193	-0.16127	な	-0.10091	0.00404	0.18864
い	-0.10594	0.03466	-0.06458	に	0.32581	0.20218	0.08180
う	-0.08789	-0.08760	-0.01159	ぬ	0.04761	-0.14948	-0.07709
え	-0.05920	0.11101	-0.09541	ね	-0.10962	0.05780	0.10251
お	0.09038	-0.19999	-0.03799	は	0.12928	-0.09873	0.16733
か	0.14436	-0.19373	-0.03838	ひ	-0.04325	-0.02159	-0.09493
き	-0.11499	-0.12835	-0.01987	ふ	-0.10556	0.065089	0.17881
く	0.18850	0.25251	-0.07325	へ	-0.09513	0.07390	0.03322
け	-0.11919	0.01772	-0.02086	ほ	-0.13481	0.03055	0.01255
こ	0.18926	-0.17769	-0.01285	ま	-0.09430	0.03005	0.18734
さ	-0.04075	0.12159	-0.17556	み	0.36472	0.26991	0.08648
し	0.18878	0.20385	-0.09300	む	0.13929	0.15081	-0.10961
す	-0.11553	0.06398	0.18596	め	-0.04745	-0.0627	-0.10916
せ	-0.05576	-0.05941	-0.09502	や	-0.08213	0.02704	-0.05910
そ	0.03905	-0.04050	0.10476	ゆ	-0.09413	-0.06001	0.08953
た	-0.04350	0.01733	-0.09660	よ	0.30207	0.20164	0.08742
ち	-0.11003	-0.11370	0.00349	ら	-0.07095	-0.08892	-0.03080
つ	-0.13132	-0.08656	0.01916	る	-0.07899	-0.04694	-0.07602
て	-0.10704	0.04678	-0.01967	れ	-0.01529	-0.08095	-0.08955
と	-0.08591	-0.09920	0.10632	ろ	0.09214	-0.21298	-0.03808
				わ	0.00312	-0.13532	0.06490

Table A.2 手話通訳者の指文字の3DMDSによる形状相関マップ上での座標位置

指文字	x	y	z	指文字	x	y	z
あ	0.14125	0.00912	0.02918	な	-0.07478	-0.17117	0.11933
い	0.01022	-0.02942	0.05059	に	0.29717	-0.03856	-0.03475
う	-0.11918	0.11201	-0.05992	ぬ	-0.05499	0.08618	-0.15331
え	-0.00773	0.09316	0.15272	ね	-0.09281	-0.20947	0.10657
お	-0.07339	0.07822	-0.10976	は	-0.04314	-0.05257	-0.17474
か	-0.03803	0.09767	-0.09495	ひ	-0.10250	0.10373	-0.04919
き	-0.08094	-0.04555	-0.04245	ふ	0.03136	-0.10451	0.07339
く	0.19538	-0.00506	0.01646	へ	0.05395	-0.07791	0.03373
け	-0.04405	0.12928	0.16874	ほ	0.01513	0.16092	0.20175
こ	-0.04848	-0.00545	-0.22475	ま	-0.09496	-0.24956	0.11114
さ	0.07716	0.07169	0.07081	み	0.33789	-0.05877	-0.07990
し	0.20071	0.04493	0.02731	む	0.19827	0.05368	0.03647
す	-0.07863	-0.25953	0.08703	め	-0.07403	-0.00704	0.01646
せ	-0.08079	0.12574	-0.03151	や	-0.02829	-0.08843	-0.07731
そ	0.00359	-0.10862	0.03290	ゆ	-0.08042	0.11024	0.029157
た	0.03063	0.09151	0.09030	よ	0.33026	-0.04585	-0.04605
ち	-0.05701	-0.06918	0.01079	ら	-0.11056	0.09977	-0.07860
つ	-0.06026	-0.10160	0.06524	る	-0.09356	0.00855	-0.10619
て	-0.06536	0.02441	0.07562	れ	-0.04012	-0.06237	-0.12829
と	-0.07705	0.14626	0.10453	ろ	-0.09632	0.11251	-0.13550
				わ	-0.10558	0.03106	-0.08307