

誤りデータを考慮した 多次元尺度構成法による指文字の布置

田中 省作^{1,a)} 本田 久平² 長谷川 由美³

概要：手話の指文字の表出と読み取りの誤りの一因に、指文字間の形状の類似性が考えられる。そこで本研究は、日本手話の指文字を対象とし、手指形状を7つの特徴で表し、誤りデータを考慮しつつ、多次元尺度構成法に基づき指文字を低次元空間に布置する方法を提案する。提案手法ではまず、表出や読み取り時に誤りが起こった指文字間から、どの形状的な特徴が捨象されやすいかを求める。そして、それらの情報に基づき、各指文字の形状を変形し、多次元尺度構成法によって布置する。実験の結果、指文字の誤りの予測や、形状が原因ではない誤りを検出できることが確認された。

キーワード：日本手話、指文字、多次元尺度構成法

Placement of Fingerspelling Alphabets Based on Multidimensional Scaling Considering Productive and Receptive Error Data

Abstract: Similarities in the shapes among fingerspelling alphabets may partially cause the productive errors and the receptive errors. The research focuses on fingerspelling alphabets in the Japanese sign language, and relates them to the shapes forming from seven physical features. It further proposes the method to place them into low dimensional space considering their error data. The proposed method finds the several features that distinguish erroneous pairs of the alphabets and accordingly transforms the shape of each alphabet based the information and subsequently places them using multidimensional scaling. The experiment not only shows predictive information on the errors of alphabets but also detects the errors caused by reasons that are not the above similarities among their shapes.

Keywords: Japanese sign language, Fingerspelling, Multidimensional scaling

1. はじめに

手話の「指文字」は、音声言語のアルファベットに相応し、日本手話（以後、適宜「手話」と略記）には日本語の五十音に対応する指文字が存在する。手話の実際のコミュニケーションでは、指文字の出現は語に相応する手話単語に

比べ相当に低いものの、新語や外来語などコミュニティで共有されていない表現や、助詞などの強調や確認を意図して使われることもある重要な表現法である。また、手話学習テキストの見返しに全指文字が提示されていることも多く、手話学習の入口の一つである。このような指文字は手話表現のほんの一部ではあるものの、手話の情報学研究を試行するには適当な言語断片で関連研究も多い [1], [2], [4].

図1は、2節で述べる、本研究で対象とする指文字41字である。図2は、やはり2節で述べる、指文字の手指形状をベクトル表現し、コサイン類似度に基づき指文字間の距離を与え、計量的多次元尺度構成法 [6] で2次元空間に布置したものである。図2は、手指形状を総合的に考慮した指文字間の相対関係である。ここに学習者の、ある指文字

¹ 立命館大学
Ritsumeikan University, 56-1 Toji-in Kitamachi, Kita-ku, Kyoto 603-8577, Japan

² 大分工業高等専門学校
National Institute of Technology, Oita College, 1666 Maki, Oita 870-0152, Japan

³ 近畿大学
Kindai University, 930 Nishi-mitani, Kinokawa, Wakayama 649-6493, Japan

^{a)} sho@lt.ritsumei.ac.jp

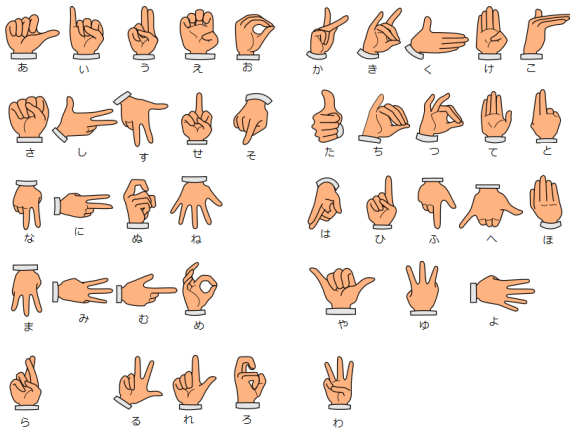


図 1 対象とする 41 指文字

を別の指文字に誤表出したり、誤認識したりする誤りを対応づけてみると、それら誤りの一部が指文字の形状的な類似性に起因していることが示唆される。たとえば、「け」と「て」*1、「み」と「よ」*2は、図 2 でも近くに布置されている。このような指文字の布置は、形状的な類似性に起因する誤りを再認識したり、予測したり、また学習上の参考資料として活用したりすることができる。

しかし、こういった観点で図 2 を見直すと、まだ十分ではない。同種の誤りとしてよく挙がる「へ」と「や」*3や、「う」と「と」*4等の指文字の誤りのいくつかは、図 2 では十分に近接していない。そこで本研究は、単に指文字の手指形状を参照するだけでなく、実際に観測された誤りデータも活用し、形状的な類似性から誤りが起こり得る指文字はより近くに布置するような方法を提案する。

2. 日本手話の指文字と形状のベクトル表現

2.1 対象とする日本手話の指文字と誤り

日本手話の指文字は 46 字あり*5、そのうち 5 字*6は動きを伴うものである。初めての指文字学習では五十音順に学び、またいくつかの指文字では、一種の連想関係を働かし形状を覚えることがある。たとえば、「き」は「きつねの『き』」、「ほ」は「帆かけ舟の『ほ』」といった具合である。

本研究では、これらの指文字のうち、動きを伴う 5 字をのぞく、図 1 に示す 41 字を分析対象とする。そして、ある指文字 a を表出あるいは読み取るべき際に、別の指文字 a' を表出あるいは読み取ってしまうような、41 字の指文字間の誤りのみを扱う。 a を存在しない形状で表出したり、対象外とした動きのある 5 字の指文字を表出したり、読み間

*1 親指が折られているかどうか、という親指以外の形状は、ほぼ同じである。

*2 小指が伸ばされているか、折られているか、という小指以外の形状は、ほぼ同じである。

*3 手と掌の向きが反対以外の形状は、ほぼ同じである。

*4 掌の向きが正反対以外の形状は、ほぼ同じである。

*5 や行の「い」「え」、わ行の「ぬ」「う」「ゑ」はない。濁音、半濁音、拗音、長音、促音は、手の動きがその機能を担っている。

*6 「の」「も」「り」「を」「ん」。

違えたりするような誤りは取り扱わない。

2.2 指文字形状のベクトル表現と多次元尺度構成法

指文字の手指形状をどのように表現するかはいく通りか考え得る [1], [2]。本研究では、以下の 7 つの特徴を考える (図 3)。

- (1) 手の向き: v_1
- (2) 掌の向き: v_2
- (3) 小指の情報: v_3
- (4) 薬指の情報: v_4
- (5) 中指の情報: v_5
- (6) 人差指の情報: v_6
- (7) 親指の情報: v_7

v_1, v_2 の手と掌の向きは方向を表す 3 つの値、 v_3-v_7 の指の情報は向き (手の向きを基準とした角度)・標高・手の中心からの距離の 3 つの値で表現される*7。このように指文字の手指形状は、実質的には 21 次元ベクトルであり、指文字 a の手指形状のベクトル表現 v_a を次のように表す。

$$v_a = \left[\underbrace{x_{11} \ x_{12} \ x_{13}}_{v_1} \mid \underbrace{x_{21} \ x_{22} \ x_{23}}_{v_2} \mid \cdots \mid \underbrace{x_{71} \ x_{72} \ x_{73}}_{v_7} \right]^t \in \mathbb{R}^{21 \times 1} \quad (1)$$

なお、各 v_i の 3 つの値 x_{i1}, x_{i2}, x_{i3} は v_i に紐付けられ、常に一括して取り扱うため、行列内に便宜的に「|」を記している。

指文字の手指形状が適切にベクトル化できれば、指文字間の類似度や距離は容易に与えることができる。本研究では、コサイン類似度を採用する。指文字 a, b 間のコサイン類似度は、次の通りである。

$$\text{sim}(a, b) = \frac{v_a \cdot v_b}{\|v_a\| \|v_b\|} \quad (2)$$

ただし、 $x \cdot y$ は x と y の内積、 $\|x\|$ は x のノルムを表す。 a, b 間の距離を表したい場合には、次のようにすれば良い。

$$1 - \text{sim}(a, b) \quad (3)$$

分析対象間の距離が与えられた際に、対象の次元を縮小した上で、低次元空間に配置する方法に多次元尺度構成法がある [6]。本研究で採集した、4 節の実験で使用する実験データから、各指文字の (1) のベクトル表現を構成し、指文字間の距離を (3) で測り、計量的多次元尺度構成法を適用し、2 次元空間に指文字 41 字を布置したのが図 2 である。図 2 を形状的な類似性が原因で起こる指文字の誤りから見直すと、1 節でも述べたように十分とはいえない。

*7 これらの値は、類似度の算出を念頭に、全て正規化する。

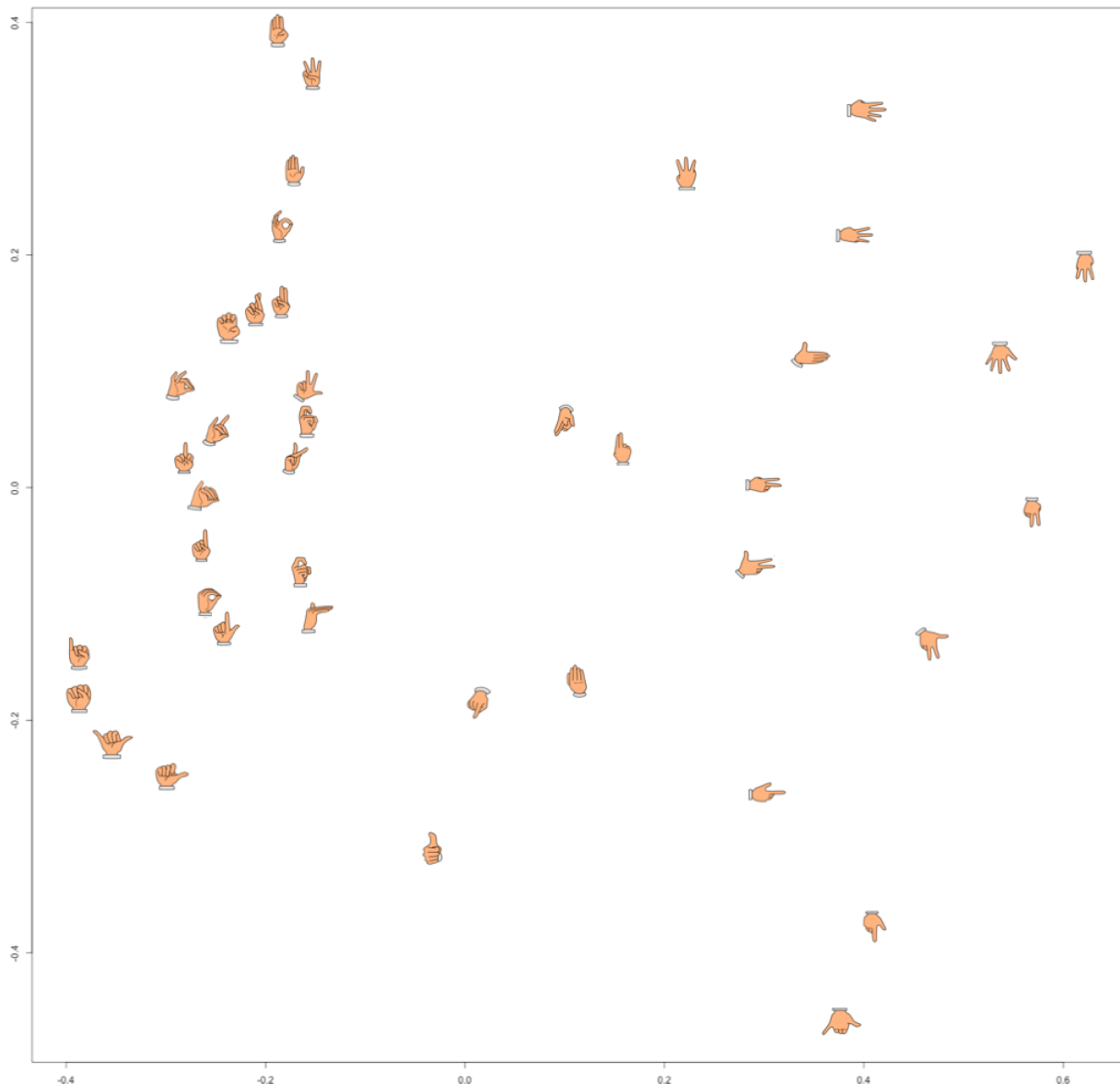


図 2 手指形状を総合的に勘案した指文字の布置

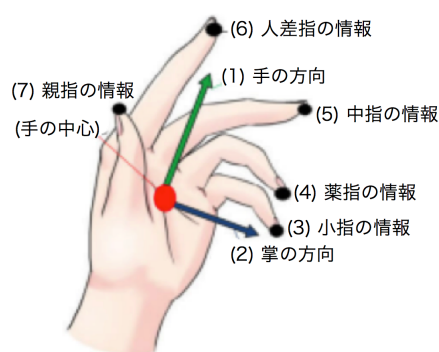


図 3 手指形状のベクトル表現

3. 提案手法

3.1 基本アイデア

形状的な類似性に基づく誤りが起こる指文字同士は、2.2

節で示した7つの特徴で、いつも総合的に類似しているとは限らない。実際に4節の実験で使用した誤りデータに含まれる、「う」と「と」、「や」と「へ」、「し」と「に」を考えてみる。「う」の掌の向きを真逆に誤ると「と」となり、「や」の手と掌の向きが真逆になると「へ」になり、「し」の親指が手におさまると「に」となる。これらは、一部の特徴が捨象されるとほぼ同じ形状とみなせる関係である。つまり、7つの特徴で総合的にみるだけでなく、いくつかの特徴が捨象されたときに高い類似度となるような指文字同士も、形状的な誤りという観点では近くに布置することが求められる。

本研究では特徴のいくつか捨象されたときの指文字の形状的な類似性も、それらの布置に勘案する。捨象されやすい特徴は、本来、指文字に依存する可能性は否めないものの、本研究では得られた誤りデータ数が少ないことから、

指文字には独立に与えられるものとする。この特徴の捨象されやすさを誤りデータに基づき定量化し、それを各指文字の形状 $\mathbf{v}_a$ に適用した上で、多次元尺度構成法に渡し、布置する。

次のような 21×21 の対角行列 $\mathbf{W}$ を考える。

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_1 & & & \mathbf{0} \\ & w_2 & & \\ & & \ddots & \\ \mathbf{0} & & & w_7 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{21 \times 21} \quad (4)$$

ただし、 w_i は次のような 3×3 の正方行列である。

$$w_i = \begin{bmatrix} w_i & 0 & 0 \\ 0 & w_i & 0 \\ 0 & 0 & w_i \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{3 \times 3} \quad (5)$$

この $\mathbf{W}$ を $\mathbf{v}_a$ に乗じた $\mathbf{W}\mathbf{v}_a$ は、それぞれの特徴 v_i を w_i 倍したベクトルである。

$$\mathbf{W}\mathbf{v}_a = \begin{bmatrix} w_1x_{11} & w_1x_{12} & w_1x_{13} & | & w_2x_{21} & w_2x_{22} & w_2x_{23} & | & \cdots & | & w_7x_{71} & w_7x_{72} & w_7x_{73} \end{bmatrix}^t$$

w_i は特徴 v_i に対する軽重で、非捨象度とみなすことができる。0 のとき完全に捨象される、つまり形状情報が無視されることを意味する。たとえば、 $w_1 = 0, w_2 = \cdots = w_7 = 1$ のとき、 $\mathbf{W}\mathbf{v}_a$ は特徴 v_1 である手の向きの値がすべて 0 となり、 $\mathbf{W}$ は手の向きを無視させる作用素のように働く。

特定の特徴を捨象する $\mathbf{W}$ を次のように記述する。 $B \in 2^{\{1,2,3,4,5,6,7\}}$ としたとき、 $\mathbf{J}_{-B}$ は $b \in B$ の特徴を捨象する、次のような $\mathbf{W}$ である。

$$w_i = \begin{cases} 0 & (i \in B) \\ 1 & (i \notin B) \end{cases} \quad (6)$$

このような各特徴を適当に軽重する $\mathbf{W}$ を、次節で述べるように指文字の誤りデータから構成する。 $\mathbf{W}$ 構成後の提案手法は非常にシンプルで、全ての指文字の形状 $\mathbf{v}_a$ をこの $\mathbf{W}$ で変形し、指文字 a, b 間のコサイン類似度と、コサイン類似度に基づいた距離を次のように与え、計量的多次元尺度構成法を適用し、2次元空間に布置する。

$$\text{sim}(a, b; \mathbf{W}) = \frac{\mathbf{W}\mathbf{v}_a \cdot \mathbf{W}\mathbf{v}_b}{\|\mathbf{W}\mathbf{v}_a\| \|\mathbf{W}\mathbf{v}_b\|} \quad (7)$$

$$1 - \text{sim}(a, b; \mathbf{W}) \quad (8)$$

3.2 誤りデータに基づいた $\mathbf{W}$ の構成法

誤りデータで観測された、指文字 a を表出すべき際に指文字 a' を表出したり、指文字 a と読み取るべき際に指文字 a' としたりした誤りを $\langle a, a' \rangle$ と記し、その集合を E とす

る。ただし、 a' は a とは異なる別の指文字である。

$\mathbf{W}$ を誤りデータに基づき、次のような手続きで構成する。

(1) 初期化

$1 \leq i \in \mathbb{I} \leq 7$ で、 f_i を初期化する。

$$f_i \leftarrow 0$$

(2) 捨象されやすい特徴の計数

各 $\langle a, a' \rangle \in E$ に対して、次の手続きを行う。

(a) 次式が最大となるような特徴の組み合わせを求める。

$$\text{sim}(\mathbf{J}_{-B}\mathbf{v}_a, \mathbf{J}_{-B}\mathbf{v}_{a'}) - \beta(B) \quad (9)$$

特徴を捨象すればするほど類似度は高い B が構成できる傾向にあるので、 $\beta(B)$ はその補正項である。ここでは捨象する特徴はたかだか 2 つまで ($|B| \leq 2$) とし、 $\beta(B) = 0.05(|B| - 1)$ と与えた。

(b) 求めた B に含まれる特徴 $b \in B$ の f_b を次のように更新する。

$$f_b \leftarrow f_b + \text{freq}(\langle a, a' \rangle)$$

ここで、 $\text{freq}(\langle a, a' \rangle)$ は、誤りデータにおける $\langle a, a' \rangle$ の頻度である。

(3) w_i の設定

各 w_i を、 f_i を元に次のように与える。

$$w_i \leftarrow g(1 - f_i / \sum_{j=1}^7 f_j)$$

$0 \leq 1 - f_i / \sum_{j=1}^7 f_j \leq 1$ で、 g は $[0, 1] \rightarrow [0, 1]$ の単調増加関数である。ここでは、 $g(x) = x^\alpha$ と与えた。 α の求め方は次節で述べる。

3.3 α の求め方

前節の手続きで最終的に得られる f_i は、(9) 最大化の観点で得られる捨象しやすい特徴の頻度分布である。 g の引数となる $1 - f_i / \sum_{j=1}^7 f_j$ は、相対化した f_i を 1 から引いたもので、この値を $\mathbf{v}_a$ にどの程度強調し、適用するかを決めるのが g である。本研究では $g(x) = x^\alpha$ を考え、 α は次の値が最小となる値を設定する。

$$\sum_{\langle a, a' \rangle \in E} \text{freq}(\langle a, a' \rangle) \times \text{ord}(\langle a, a' \rangle; \alpha) \quad (10)$$

各指文字のベクトル表現を α の下で得られる $\mathbf{W}$ によって $\mathbf{W}\mathbf{v}_a$ に変形する。 a 以外の全ての指文字で、 a との類似度を (7) で算出し、その後、 a 以外の全ての指文字を a に対する類似度が高い順に順位付けする。上式の $\text{ord}(\langle a, a' \rangle; \alpha)$ は、そのときの a' の順位である。つまり α は、 $\mathbf{W}$ で各指文字の形状を変形した際に、誤りデータの指文字同士を順

位という視座で、できるだけ近くなるように設定する。なお、データの少なさと外れ値に対する頑健さを勘案し、類似度を α 設定の直接の指標とするのではなく、順位を介した評価式とした。

4. 実験

4.1 データと手順

指文字の手指形状は、手や指の位置を赤外線カメラで撮影、画像解析により割り出す Leap Motion で観測した [3]。延べ 18 名の被験者が 41 の指文字を 2 回ずつ表出し、それを Leap Motion で認識する。指文字ごとに 36 個の (1) のベクトル表現が得られるので、それを平均し、各指文字の手指形状ベクトルとした*8。

指文字の誤りデータは、2 コマ程度の手話に関する授業*9を履修した 43 名の手話初学者が受けた、本研究の対象としている 41 字を含む全指文字に対する表出と読み取りの試験で得られた 21 組である (表 1)。

α は、 $[-10, 10]$ を 0.01 刻みで動かし、(10) を算出する。

得られた指文字の布置 M に対する定量的評価は、 M 上での誤りデータに対する平均のユークリッド距離*10として与える。ただし、それぞれの布置で縮尺が変わるため、

表 1 誤りデータ			
a	a'	頻度	B
う	え	1	{4}
え	う	1	{4}
か	き	1	{3}
く	け	1	{2}
く	よ	1	{7}
け	て	2	{7}
し	に	1	{7}
し	み	1	{4, 7}
そ	せ	2	{1}
ち	す	1	{2}
に	は	1	{1, 2}
ぬ	む	2	{1, 2}
は	に	1	{1, 2}
へ	や	1	{1, 2}
ま	に	1	{1, 4}
や	ゆ	1	{2}
る	む	1	{2}
る	ろ	1	{2, 7}

*8 Leap Motion は、手指形状に特化していることから、簡易に上記データが得られるものの、[5] にも指摘があるように指が合わさったり、一部部位が隠れてしまうと、誤認識の可能性が大幅に上がる。また、表出する角度や部位の関係には個人差も認められる。

*9 言語としての手話の文化の導入講義で、1 コマは指文字を覚え、実践する時間がある。この試験が当該授業の試験としても位置づけ、その旨、承諾の上、受験してもらった。被験者が相当の準備、訓練をもって臨んでいたこともあり、誤りは予想以上に少なかった。

*10 2 次元に縮約された下でのユークリッド距離の差が、誤りデータの目での遠近に相応すると考えられる。

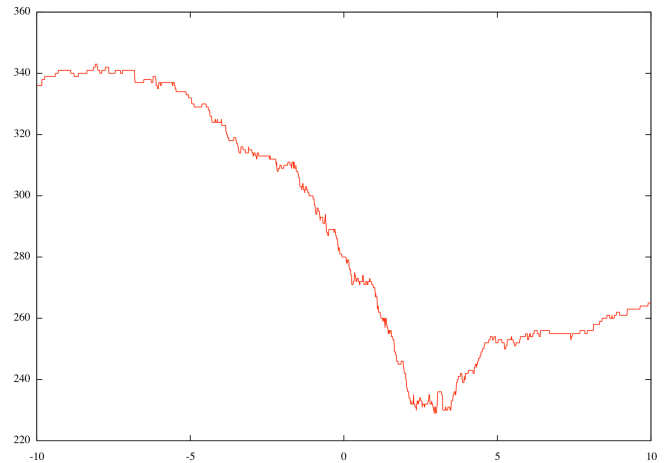


図 4 α (横軸) と (10) (縦軸)

もっとも遠く配置された指文字間の距離で正規化するように、次のように与えた。

$$\frac{1}{D|E|} \sum_{(a,a') \in E} \text{edist}(a, a'; M) \quad (11)$$

ここで、 D は M 上の 2 指文字間の最長距離、 $\text{edist}(a, a'; M)$ は布置 M における a と a' 間のユークリッド距離である。

また、布置は次の 2 通りで行い、評価する。

実験 1 誤りデータ全てを用いて W を構成し、指文字の布置 M を得る。同じ誤りデータに対し、 M 上での (11) を算出する。

実験 2 誤りデータを学習データ 20 組とテストデータ 1 組に分割し、学習データで W を構成し、指文字の布置 M を得る。テストデータに対し、 M 上での (11) を算出する。21 クロスバリディーションになるよう前文の手続きを繰り返し、それぞれ得られた布置から算出される 21 つの (11) を平均化し、最終的な評価とする。

4.2 結果

α と (10) の関係を図 4 に示す。(10) が最小となったのは $\alpha = 3.0$ であった。

$\alpha = 3.0$ の下、実験 1 で得られた f_i と w_i は表 2 の通りである。 f_i から、特徴 v_2 の掌の向き、特徴 v_1 の手の向き、特徴 v_3 の親指という順で捨象されやすいことがわかる。 w_i から、どの程度の軽重をもって、各指文字の変形に影響を与えるかが示唆される。

実験 1 で、 Wv_a と (3) で指文字間の距離を与え、計量的多次元尺度構成法で 41 字の指文字を布置した結果を図 5 に示す。誤りデータに含まれる「へ」と「や」は、図 2 ではかなり離れた位置関係に布置されていたのが、図 5 では表 2 の W の下、大きく近づいたことがわかる。

7 特徴を全て使った場合の布置 (図 2) と、提案手法 (実験 1) の布置 (図 5)、提案手法 (実験 2) による布置それぞれにおける (11) の値を表 3 に示す。絶対的な大きさに

表 2 構成された f_i と w_i

特徴 v_i	f_i	w_i
1	8	0.378
2	10	0.280
3	1	0.900
4	4	0.640
5	0	1.000
6	0	1.000
7	6	0.499

表 3 1 誤りデータの平均ユークリッド距離

布置の方法	(11)
7 特徴をそのまま使用した布置 (図 2)	0.307
提案手法 (実験 1) による布置 (図 5)	0.271
提案手法 (実験 2) による布置	0.278

については議論の余地があるものの、各布置での (11) は、7 特徴を全て使った場合の布置に比べ、クローズドテストに相応する実験 1 がもっとも小さく、オープンテストに相応する実験 2 が次に小さくなり、妥当な結果が得られる。

4.3 考察

捨象しやすい特徴には、表 2 で示した通り、特徴 v_2 である掌の向きが最もそれにあたる。「う」と「と」のような、手指形状を聴き手に示す向きが真逆になるのはよく起こる誤りで、手話経験者の直感にも符合する^{*11}。特徴 v_1 である手の向きは、この捨象だけで同じかたちに近づき、誤りが起こった指文字の組は今回のデータではない^{*12}。ほとんどが前述の掌の向きと組み合わせで捨象されると判断された。特徴 v_7 の親指も、手話経験者から指摘のあった抜けやすい特徴で、実際に「く」と「よ」、「け」と「て」など親指の形状以外はほぼ同じとなる指文字も多く、また誤りとしてもよく観測されている。

提案手法は、このような特徴の捨象の傾向を反映し、図 5 のような、誤りデータに含まれる指文字同士が近接するような布置を与える。ただ、図 2 と見比べると、図 5 では「ふ」と「む」や、「す」と「し」のような、特徴 v_1 のみが異なるものもかなり近接する。このような指文字の組は、 v_1 が原因で起こる誤りの例としてよく指摘されるものである。これらは今回の誤りデータでは未観測であり、前段落で述べたように v_1 単体が捨象されやすい特徴として得られたものではない。誤りデータでは v_2 と連関して観測された v_1 の捨象から得られる布置でも、このような誤りの予測にも寄与していることがわかる。また、「こ」と「ほ」などは、図 2 では近接していることが自覚できず、誤りデー

タに依拠してはじめて顕在化する関係である。

指文字の自動認識の際に峻別が難しい例としてよく挙がる「う」と「ら」は、提案手法ではわずかながら遠隔に置かれる。 $w_5 = 1$ であることから、特徴 v_5 の中指情報が固持され、その相違が布置の際にも反映されることによる。人の指文字の誤りと機械による自動認識の誤りでは、注目すべき特徴は異なることが考慮された布置となる。

図 2 と図 5 で、誤りデータに含まれる指文字の組を見比べてみると、提案手法ではそれらが常に近接するわけではないこともわかる。たとえば、「う」と「え」、「す」と「ち」、「る」と「む」、「る」と「ろ」、「ぬ」と「む」、「か」と「き」、「や」と「ゆ」は、 $\mathbf{W}$ 構成時に対象それ自体が利用されるため、近接して布置される傾向にあるはずである。しかし、図 2 でのそれとはさほど変わらない距離で布置される。このようなことから、これらは誤りの原因が提案手法で仮定するような形状の部分的な類似性とは異なることが示唆される。

このような誤りデータをみてみると、「す」と「ち」、「る」と「む」、「ぬ」と「む」を除く 4 組は、それぞれ同じ行の指文字である。初めて指文字を学ぶ際、「あ行のあいうえお」、「か行のかきくけこ」という具合に行単位で、学習することが多い。学習直後での表出の際、たとえば「つ」を出そうとしたときに「たち」といった具合に行の冒頭並列から指文字を思い浮かべたり、表出するような行為もみられる。初学時には行内での指文字間の関係も強く、それが誤りを誘引するようなことが考えられ、上記 4 組はそういった説明が一つの候補となる。

提案手法は、部分的な形状の類似性を見つけ出し、誤った指文字を近接させる。それにもかかわらず、距離が維持されたり、逆に遠隔に布置されるような場合には、前提から外れた別の原因によることが示唆、看取され、新たな説明の検討の契機となる。

5. おわりに

本研究では、部分的な形状の類似性に基づく指文字の誤りを仮定し、指文字を低次元空間に布置する方法を示した。

本来、捨象しやすい特徴は表出あるいは読み取るべき指文字に依存する可能性が高い。誤りデータが拡充できれば、捨象しやすい次元を潜在変数としたモデルに拡張することも考え得る。

また、提案手法の布置は、4.3 節の考察でも述べたように、よく知られた形状に起因しない誤りをみつけだす手法としても機能し得る。3.2 節で示した $\mathbf{W}$ の構成手続き (2)-(b) で、 f_i を単純に計数するのではなく、 $\max\{\text{sim}(\mathbf{J}_{-B}\mathbf{v}_a, \mathbf{J}_{-B}\mathbf{v}_a') - \beta(B)\}$ を考慮した値で構成し、形状に起因する誤りがより反映された布置も検討していきたい。それと同時に、形状以外の原因の誤りを同定することで、より深い誤り分析に進められると考えられる。

^{*11} 手話学習テキストの指文字のイラストや写真が、読み手（聴き手）側から見たものがほとんどで、それが掌を真逆にする誤りを誘引することとも言われている。

^{*12} 「そ」と「せ」が $B = \{1\}$ ではあるものの、中指 v_5 と人差指 v_6 でも異なり、 v_1 のみで説明できる形状的な相違ではないと考えられる。

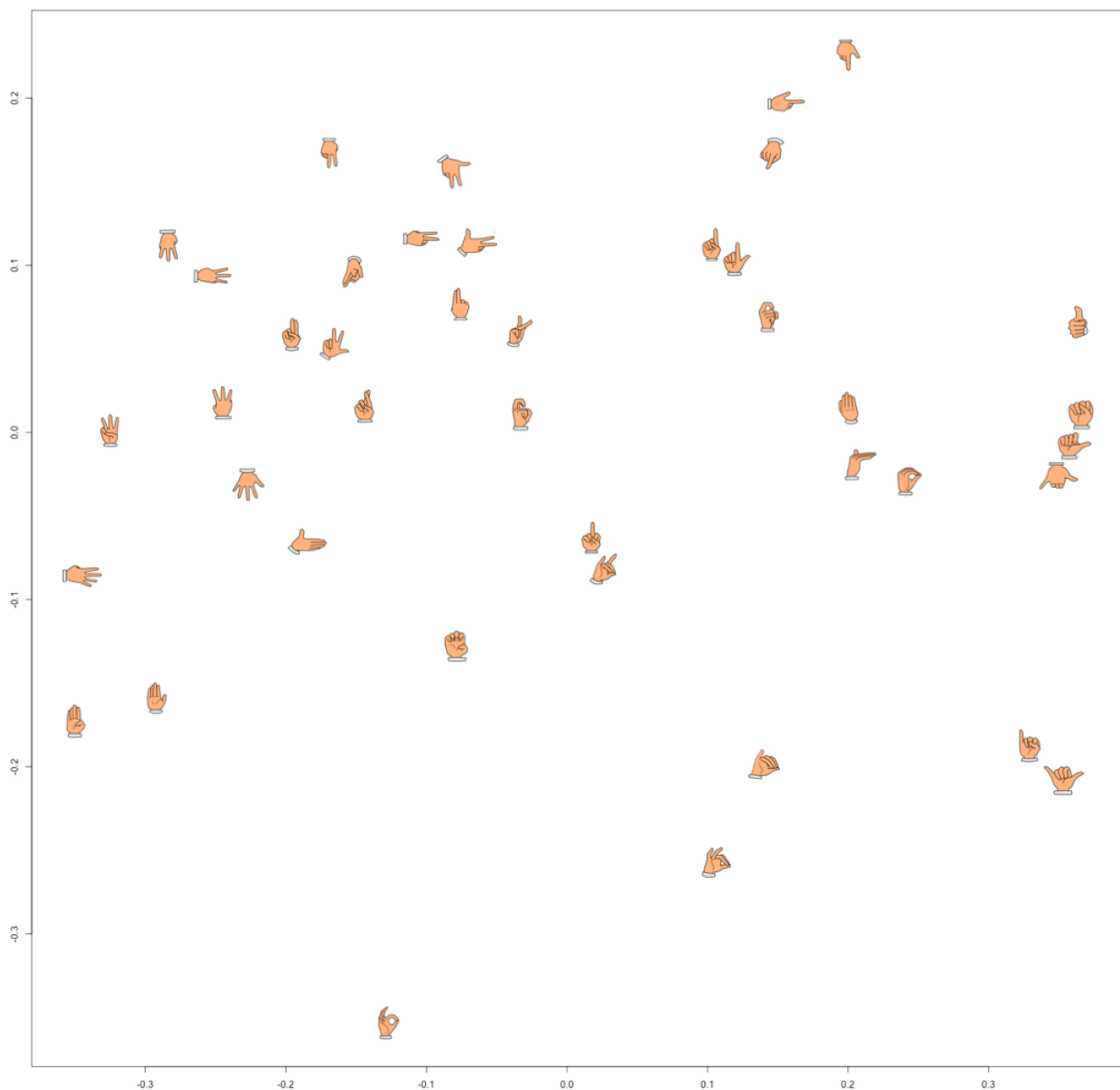


図 5 提案手法による指文字の布置

参考文献

- [1] 船阪真生子, 石川由羽, 田雅美, 城和貴: Leap Motion Controller を用いた指文字認識, 研究報告数理モデル化と問題解決 (MPS), Vol.2015, No.8, pp.1-6 (2015).
- [2] 長谷川洋, 矢沢国光, 松本雅美, 高岡芳江, 森法子, 吉村伸: 指文字結合手話の評価, 筑波技術短期大学テクノレポート, Vol.2, pp.11-21 (1995).
- [3] Honda, K., Yano, M., Hasegawa, Y., Tanaka, S.: Hand Gesture Recognition for Robot Control Using the Leap Motion Controller, *The 5th IIAE International Conference on Intelligent Systems and Image Processing 2017* (2017).
- [4] 慶島淳一, 小野智司, 中山茂: 距離画像を用いた決定木による指文字認識, システム制御情報学会論文誌, Vol.19, No.4, pp.166-168 (2006).
- [5] Potter, E. L., Araullo, J., Carter, L.: The Leap Motion Controller: a View on Sign Language, *Proceedings of the 25th Australian Computer-Human Interaction Conference: Augmentation, Application, Innovation, Collaboration*, pp.1-4 (2013).

[6] 齋藤堯幸, 宿久洋: 関連性データの解析法, 共立出版 (2006).