

論文 / 著書情報
Article / Book Information

論題(和文)	漢字記憶検索過程を支える類似性空間の計算モデル IsomapとMDSの比較
Title(English)	Computational Models of Similarity in Subsymbolic Level during a Memory Retrieval Task : Comparison of Isometric Feature Mapping and Classical MDS
著者(和文)	地村 弘二, 楠見 孝, 栗山 直子, 松岡 隆史, 中川 正宣
Authors(English)	Koji Jimura, Takashi Kusumi, Naoko Kuriyama, Takashi Matsuoka, Masanori Nakagawa
出典(和文)	行動計量学, Vol. 30, No. 2, pp. 199-212
Citation(English)	, Vol. 30, No. 2, pp. 199-212
発行日 / Pub. date	2003,

漢字記憶検索過程を支える類似性空間の計算モデル

—— Isomap と MDS の比較 ——

地村 弘二*, 楠見 孝**, 栗山 直子*
松岡 隆史*, 中川 正宣*

Computational Models of Similarity in Subsymbolic Level during a Memory Retrieval Task :
Comparison of Isometric Feature Mapping and Classical MDS

Koji JIMURA, Takashi KUSUMI, Naoko KURIYAMA
Takashi MATSUOKA and Masanori NAKAGAWA

The aim of the present study was to investigate the role of similarity in memory retrieval processes by employing similarity-judgment tasks and computational models. Five conditions of similarity-judgment tasks of Kanji characters were first conducted to 195 university students. Correlational analyses indicated that the similarity among the targets was primarily dependent on their figural feature rather than the semantic or phonetic feature, and moreover, the similarity was significantly correlated with the retrieval order of the targets during a memory retrieval task (Jimura et al., 1999). Then, the similarity space constituted by the shape of the targets was applied to two computational models in subsymbolic level: the multi-dimensional scaling (MDS) and the Isometric feature mapping (Isomap). Dimensional reduction of the shape-based similarity space indicated that the Isomap more accurately represented the similarity derived from the judgment-task and the retrieval pattern than the MDS. These results suggest the importance of the similarity in memory retrieval processes and the superiority of Isomap as a subsymbolic model of similarity.

1. はじめに

「類似性」を評価するという能力は、人間の認知システムの主要な機能のひとつであり、その計量化・モデル化は重要な問題である。類似性のモデルには、多次元尺度構成法 (multidimensional scaling: MDS) (e.

g. Shepard, 1962; 高根, 1980) に代表される幾何学モデル (geometric model), 対比モデル (contrast model) (e.g. Tversky, 1977) に代表されるような対応する特徴をもとに表現するモデル, 構造配列モデル (structural alignment model) (e.g. Goldstone, ; 1994, Markman & Gentner, 1993) などのように同じ事象であっても文脈によって変化するモデルなどがある。また多入力多出力多層型パーセプトロン (Rosenblatt, 1962) や並列分散処理モデル (parallel distributed processing model: PDP model) (McClelland & Rumelhart, 1986) に代表される人工ニューラルネットワーク (artificial neural network: ANN) もノードによって分散表象された距離空間を定義することにより類似性を扱うことが可能である。これらのモデルは互いに類似性の尺度空間が異なり、それぞれ補完的で

* 東京工業大学大学院社会理工学研究科
(Department of Human System Science, Tokyo
Institute of Technology)

** 京都大学大学院教育学研究科
(Department of Cognitive Psychology in Educa-
tion, Kyoto University)

著者連絡先: 地村弘二

〒113-0033 東京都文京区本郷 7-3-1

東京大学医学部生理学教室

E-mail: kj@m.u-tokyo.ac.jp

ある。

認知システムの入力系から中心系の情報の処理を2階層にわけることによって、どの類似性モデルがどのような認知的処理の説明として適切かを考えてみる。外界からの情報は、まず感覚器を經由してコード化される (e.g. Smolensky, 1988; O'Reilly & Munakata, 2000; Anderson & Lebiere, 2003)。この処理段階では微視的 (microscopic level) のぼらぼらの情報が統合されることによって、「AがBにある」といったように、情報が記号化される。この処理水準を「下位記号レベル (subsymbolic level) の処理」と定義する。この記号化された情報は、さらに「AにあるBとCにあるDに対してEという操作をおこなう」というように、巨視的 (macroscopic) な記号表象を操作するレベルで処理される (e.g. Smolensky, 1988; O'Reilly & Munakata, 2000; Anderson & Lebiere, 2003)。これを「記号レベル (symbolic level) の処理」と定義する。先に例を挙げたモデルでは、対比モデルや構造配列モデルは記号レベルの表象が仮定されており、下位記号処理のレベルは説明できない。しかし、MDSやANNは表象が記号化されているかどうかという仮定はされておらず、記号レベルでも下位記号レベルでも適用可能なモデルである。この下位記号レベルと記号レベルの2階層を結ぶ処理のモデル化は、認知システム全体において重要であると指摘されている。しかし、記号表象または下位記号表象だけで説明できる多くの心的現象はモデル化されているにもかかわらず、下位記号レベルから記号レベルへの変換を伴う心的現象のモデル化はあまりされていない (Anderson & Lebiere, 2003)。

さらに下位記号レベル処理の説明として適用可能なモデルの処理の特徴を考えてみる。処理は基本的に、入力データを次元圧縮するという手法が用いられており、学習方法によって分類すると、教師信号あり・教師信号なしの2手法にわけられる。教師信号ありの学習過程は、基本的に入力と教師信号の整合性をとるように行われる。代表的なものには、多入力多出力型多層パーセプトロン (Rosenblatt, 1962)、誤差逆伝播法 (Back propagation: BP) (McClelland & Rumelhart, 1986) がある。これらの手法では、入力・中間・出力層を仮定して、中間層の次元を入出力層よりも減らし、学習後の中間層の表象を見るというものである。教師信号なしの学習方法にはヘップ型学習モデル、自己組織化マップ (self-organization map: SOM)

(Kohonen, 1984) などがある。表象の表現の方法としては主成分分析 (principal component analysis: PCA)、多次元尺度構成法 (MDS) など、従来は多変量解析のアルゴリズムとされてきた手法も教師信号なしの計算方法として含めることが可能であろう (e.g. O'Reilly & Munakata, 2000; Scheuchenpflug, 1999; Seung & Lee, 2000)。これらのモデルでは、既学習の状態に対して、局所的に整合性をとるように学習・計算が進む。

それでは類似性に関する下位記号表象から記号表象を抽出するという類似性のモデル化を考える際に、教師信号あり/なしのどちらの手法が適切なのであろうか。一般に教師信号ありの学習モデルは教師信号なしのモデルに比べて学習に時間がかかる。すなわち文脈によって変化する類似性の動的で柔軟な側面をモデル化しようとしたとき、学習速度の面から考えると教師なしの学習モデルが適切であることがある (O'Reilly & Munakata 2000; Tenenbaum, Silva, & Langford, 2000)。

教師信号なしの類似性モデルは、主にMDSやPCAが用いられてきた。固有名詞や形容詞など記号表象レベルでの類似性はこれらの手法でうまく説明されてきた (e.g. Nosofsky, 1992; Rothkopf, 1957; Sergent & Takane, 1987; Scheuchenpflug, 1999)。しかし、MDSやPCAは、人間には容易に構造を抽出できる下位記号レベルの知覚データを分類しようとした場合、知覚的な非線形性が強いデータなどを低次元に適切に縮約できないという問題点があった。この問題を解決する手法として Tenenbaum, Silva, & Langford (2000) は Isomap (Isometric feature mapping) というアルゴリズムを開発した。この手法では、入力された状態空間が、非線形に次元圧縮されることによって、PCA, SOM, MDSでは抽出できないようなデータ構造を記述することが可能である。手続きは大きく分けて3ステップに分かれている。まず、データの入力空間 X の1点 i とそのほかの点 j とのユークリッド距離 $d_x(i, j)$ をもとに近傍点の集合を求める。近傍点の決め方は1) もっとも近い k 個の点、2) 半径 ϵ 以内のすべての点、の2手法が提案されている。この近傍点を決める際に距離に関するパラメータが必要となる。この近傍点の集合は、グラフ G を形成する。そして、任意の2点間の距離をグラフ G での最短距離 $d_G(i, j)$ として計算する。この手続きは、2点間の測地距離 (geodesic distance) を計算する (グラフ内の近傍点から近傍点へ

の最短距離を加算していく) ことに相当する。測地距離を求めることは、2点間の距離の最短経路問題であり、Tenenbaum *et al.* (2000) ではフロイド (Floyd) のアルゴリズムが使用されている。そして任意の2点間の測地距離の集合であるグラフ距離行列 $D_G = \{d_G(i, j)\}$ を MDS と同様の手法を用いて次元圧縮をおこなう。これは、縮約次元空間 Y の距離行列を $D_Y = \{d_Y(i, j)\}$ とすると、以下のコスト関数 E の最小化問題になる。

$$E = \|\tau(D_G) - \tau(D_Y)\|_{L^2} \quad (1)$$

ただし、 $\|A\|_{L^2}$ は L^2 行列のノルムであり、 $\tau(D)$ は D の各成分の二乗した行列を、中心化行列 (centering matrix) H によって二重中心化 (double centering) された内積行列とする ($\tau(D) = -HSH/2$, $S_{ij} = D_{ij}^2$)。Tenenbaum (1998) と Tenenbaum *et al.* (2000) は、この Isomap によって、手書き文字、顔、Swiss roll など非線形性の高いデータの構造が適切に記述されることを示した。しかし、記憶の再認・再生、類推、類似性判断などの高次過程を支える心的表象との適合性は検討されていない。

記憶は人間の認知システムの主要な構成要素のひとつであり、問題解決などのより高次の認知過程を支えている (Tulving & Craik, 2000)。Horowitz (1961) は、学習—再生課題において、構成する文字列の類似性を操作することによって、自由再生における類似性の効果を調べた。その結果、記銘対象同士の類似性が高いほど、高い再生率が得られることが示された。同様の結果は、音韻の類似性を操作することによっても得られる (Watkins, Watkins, & Crowder, 1974)。さらに、この記銘対象の類似性効果は、学習—再生課題では見られるが、学習—再認課題では見られない (Crowder, 1979)。これらの結果は、記憶の再生・検索過程は、記銘対象間の様相によらず類似性の影響を受けることを示唆している。

概念、知識、言語などの心的表象は一般に高次元であり、人間はその高次元情報を適切に縮約し、利用する能力がある (Markman, 1999)。彼は、これらの人間の認知を支える表象を類似性の距離空間として説明することの重要性を強調している。文字の類似性判断データなどは、MDS や ANN を用いて説明がされている (Makioka, Inui, & Yamashita, 1996)。また、正誤判断課題における刺激の類似性と反応時間の関係も距離空間として説明がされている (Takane & Ser-

gent, 1983)。先に述べたとおり、記憶の再生も類似性の影響を受けるが、自由再生や連想記憶の検索過程のような記憶の動的な側面も類似性空間で説明できる可能性がある。たとえば、Nara, Davis, & Totsuji (1993) は、記憶検索の動的過程を、ANN によって説明した。彼らは、ネットワークの収束安定性を操作することによって、ネットワークの状態が、記憶空間の局所空間 (アトラクタ) の間を遷移するようにした。安定性の指標になるパラメータを変更したところ、アトラクタ間の遷移のパターンが変化することが示された。彼らの研究では、人間の記憶や、類似性との関連が議論されることはなかったが、アトラクタ間の遷移が記憶の再生過程を反映し、空間の構造がターゲット間の類似性によって支えられている可能性がある。

そこで本研究では、漢字の記憶検索を取り上げる。日本人はふつう 1,000 字¹ を越える多くの漢字を再認・再生できる。また、漢字には形状、発音、書き順、意味などの属性があり、抽象的で複雑な知識空間を構成している (齋藤・四方, 1988) と考えられ、1,000 字もの漢字の類似性が、貯蔵と利用にどのように関わっているかを明らかにすることは重要である。漢字のもつ知識空間を明らかにする実験手法として、地村・松岡・駒崎・楠見・中川 (1999)、Jimura, Komazaki, Matsuo-ka, Kusumi, & Nakagawa (2000) は、「日に 1 本棒を引く漢字をすべて報告する」課題を検索課題として用いた。正解漢字は「目」「田」「旧」「旦」「白」「甲」「由」「申」の 8 個である。表 1 に地村ら (1999) のターゲットごとの検索時間を、図 1 に検索時間によるクラスター分析 (可変 β 法; $\beta = .28$) の結果を示す。このクラスター木における距離の近さは、検索時間の近接性を示している。これらと課題中のプロトコル解析から地村ら (1999) は、まず日に対して内側に棒を 1 本引く「田」「目」が直接検索され、つぎに外側に引く「旧」「旦」が、失敗を伴いながら棒を外側や内側に繰り返し引くことによってオペレーショナルに検索され、最後に突き出すように引く「甲」「由」「申」が洞察的に検索されたと説明した。また、ターゲット漢字の検索順序は、漢字のもつ形状的な特徴と関連があることも議論した。これは、漢字のもつ形状的な類似性が検索過程と深く関わっていることを示唆している。

本研究では、「日に 1 本棒課題」の漢字を用いて、漢

¹ 野村 (1988) によると、新聞に使用される漢字は、使用頻度上位 550 字で 79.4%、上位 1,000 字で 93.9%、上位 2000 字で 99.6% を占めている。

表1. 正解漢字の検索時間 ($n=15$, 単位: 秒) (地村ら, 1999).

ターゲット	田	目	旧	旦	甲	由	申	白
平均検索時間	44.1	26.5	66.0	71.0	283.0	294.5	291.9	141.5
標準偏差	61.5	29.3	64.3	55.1	483.4	487.0	455.1	189.2

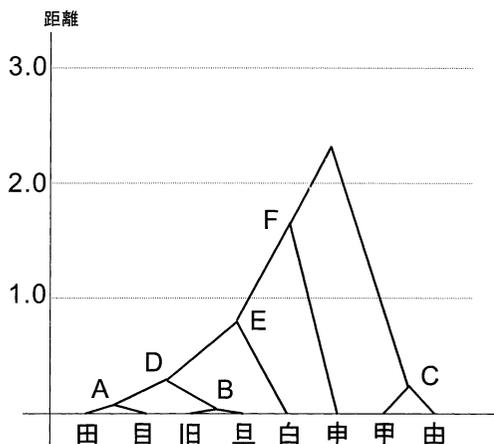


図1. 正解漢字の検索時間によるクラスター木 (可変 β 法, $\beta=.28$) およびサブクラスター木 (A-E) (地村ら, 1999 を改変).

字知識空間における対象間の類似性に関わる問題を、検索課題中の心的過程、検索ターゲット間の類似性判断実験、さらに教師信号が必要ない下位記号レベルでの計算モデルにより統合的に検討することを目的とする。また、地村ら (1999) の材料とデータもあわせて分析し、類似性がどのように記憶検索過程遂行中の心的状態と関連があるのかを検討する。まず、漢字の類似性判断をおこない、漢字のもつどのような特徴が類似性を支配するのか実験をおこなう。つぎに、漢字のビットマップデータを用いて、MDS および Tenenbaum *et al.* (2000) による Isomap を比較し、下位記号レベルの類似性がどのように計算されるのかを検討し、検索過程、類似性判断、ビットマップの距離行列の相関を調べることによって、これらの類似性モデルがもつ問題点と可能性を議論する。

2. 実験

まず、漢字の類似性がどのような特徴によって形成されるのかを調べるために、カテゴリ判断による類似

性判断課題を行った。漢字の特徴をあらわす属性はいくつか考えられるが、本実験では「形状」「音韻」「書き順」「意味」が重要 (海保・野村, 1983) と考え、この4つに全体類似性を加えた5条件とした。

2.1 方法

2.1.1 被験者

被験者は大学の学部生 195 人。被験者は下記に示す5つの条件のいずれかにランダムに割り当てられた。

2.1.2 材料と手続き

実験は質問紙法を用いて集団で行われた。類似性の判断を求められる漢字は、「日に1本棒課題」(地村ら, 1999; Jimura *et al.*, 2000) の手がかりおよびターゲット漢字である「日」「田」「目」「旧」「旦」「白」「甲」「由」「申」の9つである。提示はゴシック体フォントで視覚的に行った。また、類似性判断は11点尺度であった。たとえば、「日」に対して、「目」「白」「旧」「旦」「甲」「由」「申」がどれだけ似ているかを、「全く似ていない: 0」から「大変よく似ている: 10」までの尺度で評定させた。同様の手順により、すべての漢字同士についての評定をさせた。さらに、類似性の非対称性を仮定し、「日」に対して「目」「目」に対して「日」の両方を判断させた。全体類似性判断条件 ($n=39$) は「どれくらい似ていると思いますか」、形状類似性判断条件 ($n=33$) は「どれくらい形が似ていると思いますか」、音韻類似性条件 ($n=40$) は「どれくらい発音が似ていると思いますか」、書き順類似性判断条件 ($n=41$) は「どれくらい書き順が似ていると思いますか」、意味類似性条件 ($n=42$) は「どれくらい意味が似ていると思いますか」という教示を行った。どの条件の被験者も類似性判断を $P_2=72$ 回行った。

2.2 結果と考察

2.2.1 類似性判断と漢字検索過程の関連

まず、漢字の類似性が「日に1本棒課題」における検索順序においてどのくらい関連があるか調べるために、「日に1本棒課題」のターゲット漢字の正解時間(地村ら, 1999) の距離行列と、各類似性の類似性行列の

相関を調べた。相関係数は「全体」.323 ($p < .05$), 「形状」.322 ($p < .05$), 「書き順」.233 ($p < .10$), 「意味」.207 ($p > .10$), 「発音」.015 ($p > .90$) であった。すなわち全体類似性と形状類似性は、「書き順」「意味」「発音」の類似性に比べて検索時間により大きく関与していることがわかる。また、全体類似性と各類似性判断条件の相関をみると、「形状」.975 ($p < .001$) 「書き順」.964 ($p < .001$) 「意味」.896 ($p < .001$) 「発音」.222 ($p > .10$) であった。この4つの類似性の単相関係数には有意に差があった(形状—書き順で $p < .05$, 書き順—意味で $p < .0001$, 意味—発音で $p < .0001$)。なお、類似性は非対称性が仮定された。

つぎに、全体類似性の評定を多次元尺度構成法(MDS)で解析した。解析にはSPSS10.0.7Jが使用された。類似性行列は非対称な距離行列が用いられ、クラスカルのストレス1 (Kruskal, 1964) は.294であり、決定係数は.631であった。2次元上に布置したものを図2に示す。図2では「日」の外側に1本棒を引くという特徴をもつ「旧」と「旦」が近接している。また、「申」は「甲」「由」とともに、「日」に対して「突き出す」ように棒を引くという特徴を持っているにもかかわらず、2次元の布置では離れている。そこで、検索時間によるクラスター解析(図1)との比較をおこなうために、サブクラスター木に相当するおおよその閉曲線(A-E)を布置に描いた(Arabie, Carroll, & DeSarbo, 1987)。この閉曲線で局所化された2次元空間は、クラスター木の特徴を適切に反映していると思われる。たとえば、図1の「旧」「旦」(クラスター-B)は、他のクラスターと比較してより近接しており、表1からもこの2つの漢字は非常に近い時間内で検索されていることがわかる。また、図1では、「申」は「甲」「申」のクラスター-Eより離れた距離にあり、「申」は「甲」「由」よりも検索時間が離れていることを示している(閉曲線B, C)。この2つの特徴は図2では適切に表現されている。ただし「田」と「目」は図1では近接しているが、図2では離れて布置されている。

2.2.2 形状の構造を強調したビットマップによるMDSとIsomapの比較

2.2.1では、検索時間と各条件の類似性の単相関係数を比較することにより、全体類似性と形状類似性が検索により寄与していることが示唆された。そこでここでは、形状の特徴は下位記号レベルにおいてどのような計算方法によって表現されるのかということ、次元圧縮法を用いて解析した。データには知覚レベルの

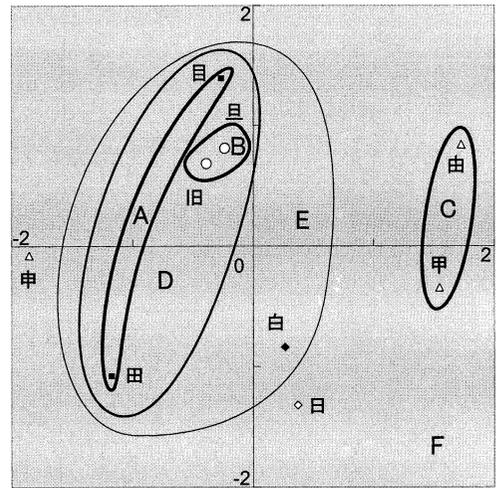


図2. MDSによる全体類似性の2次元布置。横軸が第1軸で縦軸が第2軸。■は日の内側(田・目), ○は外側(旧・旦), △は突き出す(甲・由・申)のように棒を一本加えた漢字。図1における距離が1以下のサブクラスター木A, B, C, D, Eがそれぞれ閉曲線A, B, C, D, Eにほぼ対応している(Arabie, Carroll, & DeSarbo, 1987)。また、閉曲線の線の太さはクラスター木での距離の近接さを反映している。領域Fは閉曲線で囲まれなかった部分(すなわち図1で距離が1以上の領域)を示す。

ビットマップが用いられた。次元圧縮法にはMDSと, Tenenbaum *et al.* (2000) による Isomap を用いた。Isomapの解析にはTenenbaumらが提供しているMatlab (Mathworks社) 上で稼動するプログラムを使用した(<http://isomap.stanford.edu> 参照)。入力漢字は、地村ら(1999)およびJimura *et al.* (2000)のシミュレーションで用いられた、「日」の構造的特徴を強調して表現したビットマップのデータを用いた。図3に使用されたビットマップを示す。ビットマップの各値は黒が1、白が0をとっている。漢字の大きさは22×22であり、1漢字は484次元のベクトルで表現される。

まず、MDSによる解析を行った。距離データには各漢字のビットマップのユークリッド距離を成分とした距離行列が用いられた。縮約次元を1, 2, 3, 4次元と変化させたところ、Kruskalのストレス1 (Kruskal, 1964)は、それぞれ.261 .082, .058, .014であった。2次元解でストレス値が.10を下回ったことから、2次元解で議論していく²。図4に2次元の布置を示す。データ

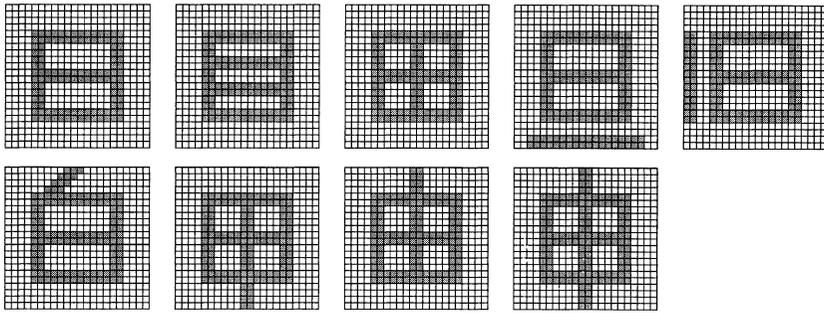


図3. 特徴を強調したビットマップ。

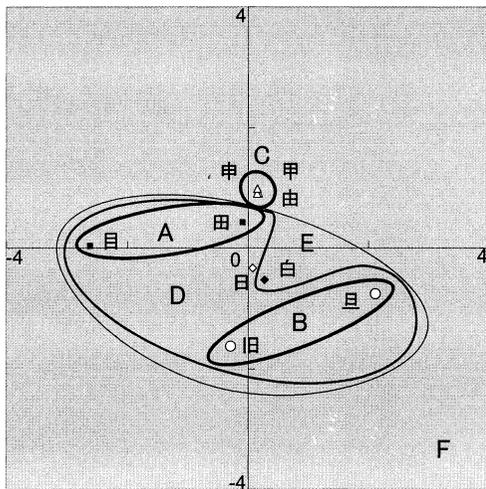


図4. MDSによる特徴を強調したビットマップの2次元布置。軸・凡例・閉曲線は図2と同じ。「甲」「由」「申」はほぼ重なっている。

のばらつきをどのくらい反映しているかを示す残差分散は第1軸で.516, 第2軸で.259であった。すなわち、この2軸で全体の74%のばらつきを表現している。クラスター木(図1)に対応する閉曲線を描いた場合、MDSの布置(図4)は類似性判断(図2)・クラスター木(図1)がもつ2つの特徴を表現できていない。まず、図4では、「旧」と「旦」は、遠い距離に布置されている。また、「田」「甲」「由」「申」は互いに近くに布置されていることがわかる。特に「甲」「由」「申」はほとんど重なっている。ところが、全体類似性の布置(図

2)をみると、「旧」「旦」は非常に近い位置に布置され、「申」は「甲」「由」と離れて布置されている。これらは、MDSにおける類似性データから距離データへの変換方法の特色によるものだと考えられる。MDSは線型にデータを分類するため、ユークリッド空間上のより近いデータが近くに埋め込まれるという特徴をもっている。たとえば、入力データは漢字の構造の特徴を強調してあるため、「田」「甲」「由」「申」は互いに近いユークリッド距離を持っている。そのため、これらの漢字は互いに近くに布置されている。「旧」「旦」については逆のことが当てはまる。

次に Isomap による次元圧縮をおこなった。Isomap には測地距離を計算するための近傍点を決める必要がある。近傍点の決め方には、距離 ϵ 内の点 (ϵ -Isomap) と、最も近い k 個の点 (k -Isomap) がある (Tenenbaum *et al.*, 2000)。「日に1本棒課題」のクラスター分析の結果(図1)みると、およそ2-3個のターゲット漢字が近い距離でまとまっていることがわかる。そのため、本研究では k -isomap を用い、 k をクラスター木に含まれる漢字の個数とみなした。 k を2から8まで変化させたときの k -Isomap の1次元から4次元での埋め込みの残差分散変化を図5に示す。なお、 $k=1$ のときには近傍グラフにすべての点が含まれなかった。縮約の解釈可能性から、3次元・4次元での残差分散(図5)を考えると、適切な k を選択するのは難しい。そこで、クラスター木(図1)から適切な k の候補を考えてみると、クラスターA, B, Cでは2個の漢字が、Dでは4個の漢字がまとまっていることから、 k は2, 3, 4がよさそうである。さらに正解漢字の検索時間(表1)や、地村ら(1999)のプロトコル解析(第1節 はじめに参照)を考慮すると、「目」「田」、「旧」「旦」、「甲」「由」「申」が同一の特徴をもっており、検索時間も近く、 k

² 以後の解析においては、Kruskalのストレス1 (Kruskal, 1964)が.10を下回る最小次元解を用いることにする。

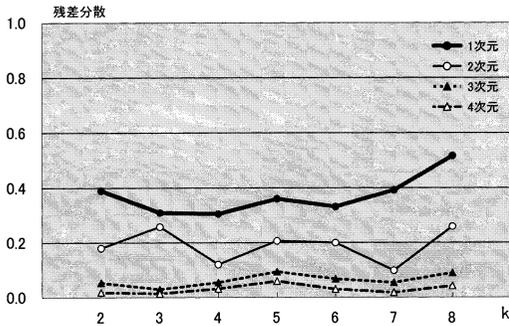


図5. ビットマップデータに関して $k=2\sim 8$ の1-4次元の埋め込みにおける残差分散の変化

は2,3が適切であると考えられる。そこでここでは $k=3$ を用いた。 $k=3$ において、縮約次元を1,2,3,4次元と変化させたところ、Kruskal のストレス1 (Kruskal, 1964) はそれぞれ .308, .102, .037, .019 であった。ここでは、3次元での埋め込みの評価が適切と判断された²。3次元の布置を図6に示す(a: 1軸-2軸, b: 1軸-3軸)。残差分散は第1軸で.312, 第2軸で.249, 第3軸で.029であった。すなわち、この3軸で全体の約97%のばらつきを表現している。Isomapの1-2軸の2次元布置(図6a)と、クラスター木(図1)との比較を行うと、Isomapの布置はある程度クラスター木の距離を反映していると思われる。特に以下の2点においてIsomapの布置のほうがよりMDSの布置よりクラスター木の特徴を反映していると考えられる。まず、MDSによって示された「旧」「旦」(クラスター-B)を比較して見てみると、Isomapの1-2次元布置の結果(図6a)では「旧」と「旦」の距離は近いことがわかる。この結果は、Isomapはユークリッド距離が大きいにもかかわらず、漢字類似性判断の非線形の構造を検出できていることを示唆している。さらに、MDSでは「申」と「甲」「由」(クラスター-E)との分離がほとんどできていないが、Isomapでは全体のまとまりを保ちつつある程度クラスター化ができている。一方、Isomapの1-3軸の2次元布置(図6b)をみると、「旧」「旦」が離れて布置されている。逆に「目」「田」は1-2軸の布置(図6a)に比べると近くに布置されている。図6bのこの「旧」「旦」、「目」「田」の布置のパターンは、クラスター木の距離(図1)よりむしろ、MDSの布置(図4)のパターンに似ていると思われる。すなわち、Isomapの1-3軸の布置はMDSの布置に近い傾向があると考えられる。なお、

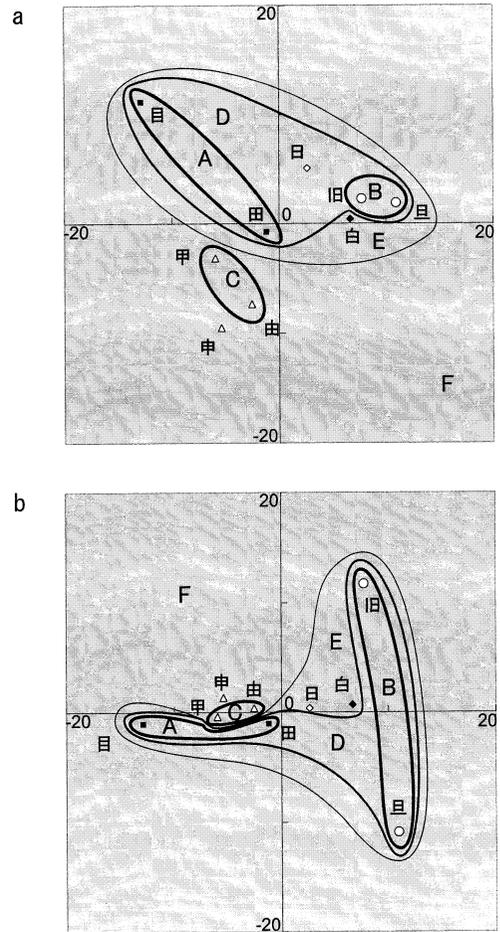


図6. Isomapによる特徴を強調したビットマップの2次元布置。横軸が第1軸、縦軸が第2軸(a)。横軸が第1軸、縦軸が第3軸(b)。凡例・閉曲線は図2と同じ。

$k=2$ でもクラスターのまとまり方についてはほぼ同様の傾向がみられた。

図7に縮約次元と残差分散の関係を示す。2次元ではMDS, Isomapともほぼ同じ残差分散であるが、4次元まではIsomapの方が残差分散が少ない。またストレス値もIsomapの方が小さいことから、MDSよりもIsomapの方が低次元で適切にデータを縮約できることがわかる。

2.2.3 フォントによるMDSとIsomapの比較

日本人が日常接している漢字は2.2.2で使用したような「日」の構造を強調したような漢字ではない。そ

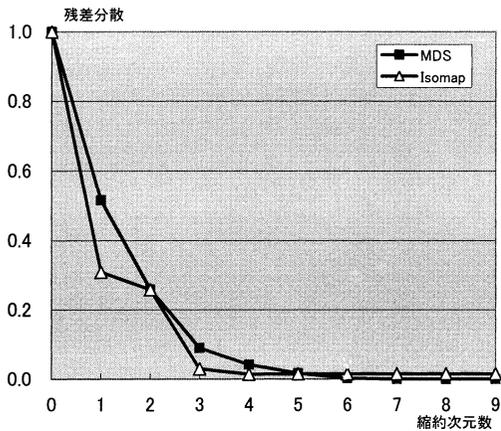


図7. 形状を強調したビットマップによるMDSとIsomapの残差分散と縮約次元の関係

ここで、日本人が日常接しているようなデータで同様の分析を行った。漢字にはMicrosoft社によるMS Pゴシック体の96ポイントの漢字を100×100のビットマップ内に表現したものをを用いた。すなわち1漢字は10,000次元のベクトルで表される。MDSでは1次元から4次元での埋め込みにおけるKruskalのストレス1 (Kruskal, 1964) は順に .340, .128, .031, .009であり、3次元での埋め込みの解析が適切であると判断された²。図8にMDSの2次元布置を示す (a: 1軸-2軸, b: 1軸-3軸)。kを2から8まで変化させたときのk-Isomapの1次元から4次元での埋め込みの残差分散変化を図9に示す。なお、k=1のときには近傍グラフにすべての点が含まれなかった。構造を強調したビットマップの解析 (2.2.2) と同様に、縮約の解釈可能性から、3次元・4次元での残差分散 (図9) を考えると、k=2, 3が適切だと考えられる。また、クラスター木 (図1) や正解漢字の検索時間 (表1) や、地村ら (1999) のプロトコル分析を考慮すると、「目」「田」「旧」「旦」、「甲」「由」「申」が同一の特徴をもっており、検索時間も近く、kは2, 3が適切であると考えられる。そこでここではk=3を用いた。k=3のk-Isomapでは1次元から4次元での埋め込みにおけるKruskalのストレス1 (Kruskal, 1964) は順に、.246, .058, .031, .007であり、2次元での埋め込みの解析が適切であると判断された²。図10にIsomapの2次元布置を示す。MDSの残差分散は第1軸で.650、第2軸で.348、第3軸で.157であり、3軸で全体の約84%のばらつきを表している。またIsomapでの残差分散は第1軸で.301、第2

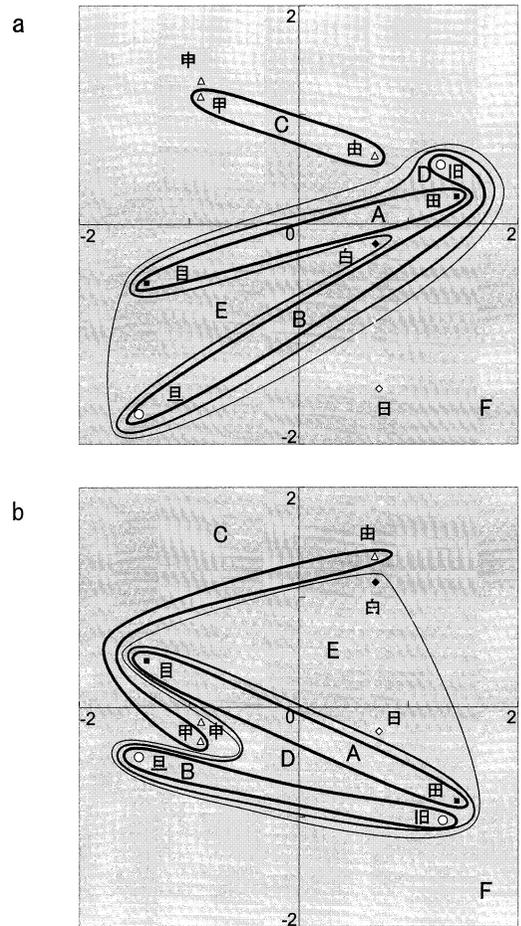


図8. MDSによるフォントの2次元布置。横軸が第1軸、縦軸が第2軸 (a)。横軸が第1軸、縦軸が第3軸 (b)。凡例・閉曲線は図2と同じ。

軸で.078であり、2軸でばらつきの92%の説明している。

MDSの布置 (図8a, b) では、図1で近い距離でクラスター木を形成している「田」「目」(クラスターA)、「旧」「旦」(クラスターB)、「甲」「申」(クラスターE)のいずれもの組み合わせが、遠くに布置され、クラスターの閉局線が複雑になっている。しかし、Isomapの2次布置 (図10) では2次元解でクラスターAからEまでまとまりよく布置されている。すなわち、Isomapの布置では、「田」「目」、「旧」「旦」、「甲」「由」という同じ特徴を持った漢字を含むように閉曲線に描いた場合、自然な閉曲線でまとめることができる。なお、ば

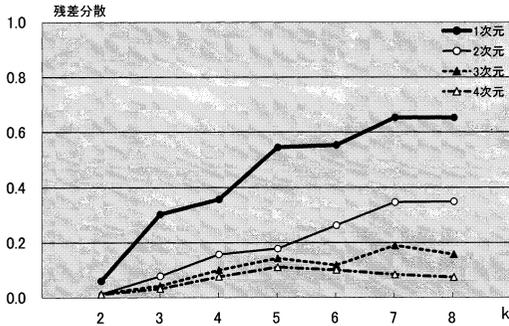


図9. フォントデータに関して $k=2\sim 8$ の1-4次元の埋め込みにおける残差分散の変化

らつきの98%を説明する $k=2$ の2次元での埋め込みでもこの傾向は同様であった。

図11にMDS, Isomapでの縮約次元と残差分散の関係を示す。2.2.2の解析と同様に, Isomapの方が少数次元でデータのばらつきを表現できている。

2.2.4 漢字検索過程と類似性行列の比較

最後に, 2.2.2, 2.2.3で行ったMDSとIsomapによる距離空間が, どれだけ心的過程を反映しているかを計量的に調べるために, 2.2.1の類似性判断および「日に1本棒課題」(地村ら, 1999; Jimura *et al.*, 2000)の検索過程との比較を行った。さらに人工ニューラルネットワークによる動的記憶検索モデルDIMEC (dynamical model of insightful memory retrieval with constraint relaxation; Jimura *et al.*, 2000)の, 問題空間の制約(開・鈴木, 1999)を表現するオペレータとターゲット漢字の関係も調べた。このオペレーションと漢字の関係を表す「オペレーション類似行列」は, 行および列にターゲット漢字をわりあて, 同じ特徴をもつ要素に1を代入し, そのほかの行列の要素を0とすることによって作る。たとえば, 「目」と「田」なら「内側に引く」という特徴を持っているので, 「目」と「田」に該当する行列の要素を1とする。どこに棒をひく(中側・外側・突き出す)かをあらわす「関係オペレーション類似行列」をSr, どのような棒を引く(縦・横・斜め)かをあらわす「対象オペレーション類似行列」をSoとすると, 各行列は次のように表現される。

比較方法は, ユークリッド距離行列(MDSの距離行列)およびIsomapのグラフ距離行列(計算方法については Tenenbaum *et al.*, 2000を参照)と, 類似性判断の距離行列, 検索時間の距離行列, および関係・対

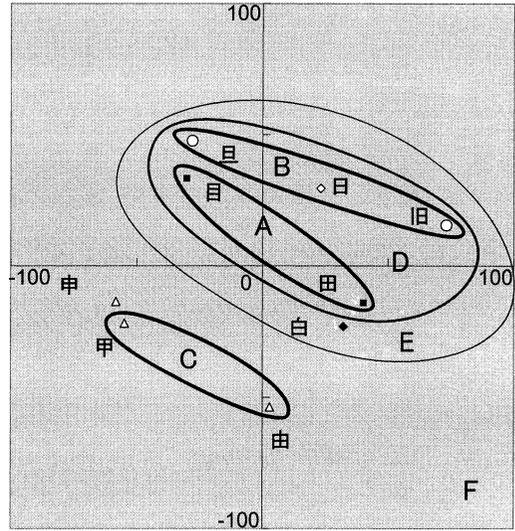


図10. Isomapによるフォントの2次元布置。軸・凡例・閉曲線は図2と同じ。

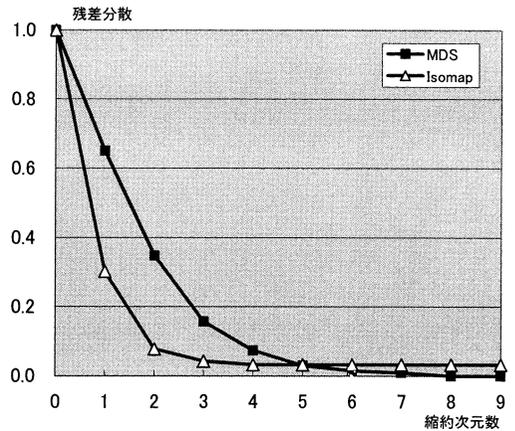


図11. フォントによるMDSとIsomapの残差分散と縮約次元の関係。

象オペレーション類似行列の各成分の相関を計算することとした。「日」はオペレーション類似行列上ですべての要素が0になり, 適切な比較ができないと判断し解析から除外した。表2に結果を示す。ユークリッド距離行列, Isomapグラフ距離行列とも, 検索時間の距離行列とはほとんど相関はないが, 全体類似性行列, オペレーション類似行列と高い負の相関がある。高い負の相関があるということは, MDS, Isomapのターゲット間の空間距離に近いほど, 類似性行列やオペレー

表2. 類似行列と距離行列の相関.

距離行列	特徴を強調したビットマップ		フォント	
	ユークリッド 距離行列	Isomap グラフ 距離行列	ユークリッド 距離行列	Isomap グラフ 距離行列
検索時間の距離行列	-.08	-.04	.02	-.06
全体類似性行列	-.75***	-.65***	-.41**	-.23
関係オペレーション類似行列	-.36**	-.30*	-.23	-.04
対象オペレーション類似行列	-.50***	-.40**	-.37	-.36

註: * $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$ ($n = 56$)

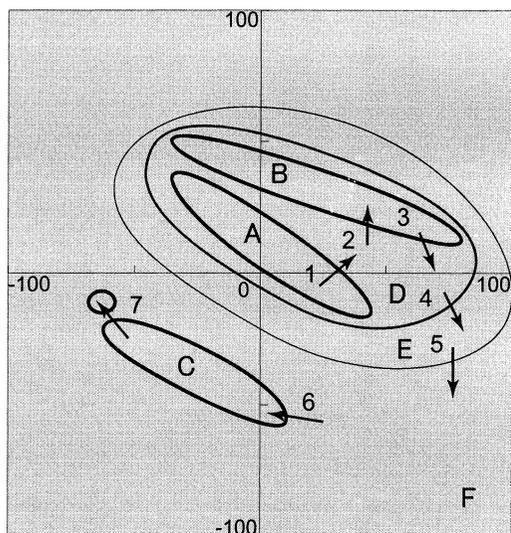


図12. フォントデータでの Isomap によってクラスター化された2次元類似性空間(領域A-F)と日に1本棒課題における検索過程の状態遷移(矢印1-7).

ション類似行列と高い関連があるということを示している。また、MDSとIsomapと、類似性判断・検索時間・オペレーションの類似行列の相関をみると、MDSの方が相関係数の絶対値が大きい。しかし、相関の有意差は認められなかった(すべてにおいて $p > .15$)。さらに形状特徴を強調したビットマップとフォントとの相関を比較すると、特徴強調ビットマップの方が相関係数の絶対値が大きい。このうち、全体類似性行列とフォントまたは形状特徴を強調したビットマップの相関の差は有意であった(形状特徴>フォント; MDSで $p < .05$, Isomapで $p < .05$)。

3. 議 論

Tenenbaum *et al.* (2000), Tenenbaum (1998) は自己組織化法(SOM)や主成分分析法(PCA)、多次元尺度構成法(MDS)では抽出不可能な、手書き文字やSwiss rollなど非線形性の高い知覚レベルのデータ構造を、Isomapは適切に抽出できることを示している。彼らの研究では、言語や概念を支える類似性のような、複雑で抽象的な構造をもつ心的表象との関連は示されていない。しかし、複雑な知識構造をもっていると考えられている漢字の記憶を題材にして、実際の記憶検索の検索過程や、類似性判断とのかかわりを調べることにより、Isomapが、記憶検索を支える類似性空間を適切に表現できることが示唆された。

まず、本研究ではカテゴリ判断によって、「日に一本棒課題」における類似性は発音や意味よりも、形状に依存していることが示された。材料は、視覚提示によって行われているため、まず視覚的表象に符号化されると考えられる。しかし、提示刺激のモダリティと判断課題のモダリティが異なる場合は、被験者は符号化を二重に行い、適切なモダリティの表象を形成してから判断をおこなうため、刺激提示を音韻にしても同じような結果が得られると予想される(e.g. Paivio, 1978)。また、類似性判断データはMDSの解析を行った(2.2.1)が、Isomapの解析は行っていない。これは、類似性判断データは、記号レベル表象の情報だからである。記号レベルのデータはMDSやPCAのような線形に次元を縮約させるモデルを用いて低次元の埋め込みがうまくいくことが示されている(e.g. Makioka *et al.*, 1996; Nosofsky, 1992; Rothkopf, 1957; Scheuchpflug, 1999; Sergent & Takane, 1987)。本研究では、「記号レベル: 類似性判断」, 「下位記号レベル: 構造特徴のビットマップおよびフォント」という対応

を想定し、その変換を表現する計算として、前者には、MDS、後者には、Isomap に焦点を当てて検討した。

齋藤・四方 (1988) は、漢字の符号化—再認課題において、再認セッションでは、符号化された漢字の意味・音韻・形態の類似性の組み合わせを操作した場合、虚再認率が変化することを示している。これは音韻や意味の類似性が全体の類似性に関与していることを示唆しているが、これはわれわれの実験と矛盾しない。まず、類似性判断における各条件の単相関係数を見ると、「形状」「書き順」「意味」の類似性の相互の相関が高くなっている。これは漢字のそれぞれの特徴が互いを反映している結果だと考えることができる。また、齋藤・四方 (1988) では「雨かんむり」など具体的な意味を持っている部首を組み合わせた漢字が使用されている。そのため提示される漢字は複雑であり、相互の相関は意味的にも形状的にも高いと考えられる。しかし、本研究で用いた材料は「日に1本棒課題」における手がかり漢字と正解漢字であり、単純な形をしている。そのため本研究で言えることができるのは、「日に1本棒課題」の遂行中では形状が漢字の類似性に最も寄与しているということである。すなわち、漢字の類似性は固定的なものではなく、提示する材料の文脈や漢字の種類によって変化するものと考えべきだろう。この、文脈によって変化するという類似性の柔軟な側面は、学習に時間がかかる ANN などによる教師信号ありのモデルでは、説明するのは難しいだろう。

次に、各漢字を MDS および k -isomap によって低次元空間に埋め込んだ。2次元でのデータの当てはまりのよさを比較した場合、MDS においては、フォントよりも構造強調ビットマップで解析したときのほうが、当てはまりがよかった (ストレス値: 強調構造 .082, フォント .128)。それに対して、Isomap はフォントの方が形状強調ビットマップよりも当てはまりがよかった (ストレス値: 強調構造 .102, フォント .058)。これは、Isomap の埋め込みの解は、元の高次元空間における大局的なユークリッド距離を破棄するアルゴリズムであること、また、測地距離の算出における誤差などが原因と考えられる。加えて、下位記号レベル (知覚レベル) と記号レベル (記憶検索・類似性判断レベル) の対応関係を見た場合、形状を強調したビットマップよりフォントのほうがデータのまとまりが悪く、非線形性が高いからという理由もあるだろう。すなわち、このような日常人間が接している高次元で複雑な構造をもつデータでは、Isomap のほうがより低次元で適

切に情報を縮約できることを示唆している。この結果は Tenenbaum *et al.* (2000) の結果とも一致する。

さらに、記憶検索時間をあらかず個別のクラスターについてみる。図1ではターゲットの「旧」「旦」がまずクラスターを形成しており、また表1からは「目」「田」の検索時間より「旧」「旦」の検索時間のほうが近接していることがわかる。これは「旧」「旦」の検索時間がきわめて近く、「外に1本棒をひく」という処理が行われているということを示唆している。一見してわかるように、「旧」「旦」のもつ「日の外に一本棒を引く」という構造は、「田」「甲」「由」「申」の組みあわせに比べて知覚レベルでは非線形性が高い。例えば、図3において、「甲」と「由」のハミング距離 (違うビット数) は16なのに対し、「旧」「旦」は60である。すなわち、非線形性が高い構造を表現する計算方法を比べるには、ターゲット漢字全体をみるよりも、「旧」「旦」の両者の距離をみるのが適切であるとも考えることができる。フォントでの解析 (図8, 図10)、構造を強調したビットマップ (図4, 図6) での解析の両者において、Isomapの方がMDSよりも「旧」と「旦」の相対的空間配置に近い。すなわち、両者の下位記号レベルの類似性は、Isomapがもつような非線形次元圧縮によって形成されているといえる。以上から、知覚的な非線形性が高いにもかかわらず、類似性判断や検索過程において高い関連性が認められる知識空間は、Isomapによって適切に表現される可能性があると考えられる。

そして、クラスター木 (図1)、検索時間 (表1)、および類似性判断の2次元布置 (図2) を照らし合わせて、Isomap と MDS のどちらがより適切に検索課題中の心的ダイナミクスを適切に説明できるような知識空間を表現しているかという問題を考えてみる。ここでは、類似性判断による布置は知識空間を反映し、検索過程はその空間内の遷移とする。検索過程はまず A の局所空間からはじまり「日」の「内側」に1本棒を引く「目」「田」が検索される。そののち局所空間 C 内を経由して B へ移り、「外側」に棒を一本引く「旧」「旦」が検索される。この局所空間 C から B への遷移は、この時間帯の失敗検索を表していると考えられる (地村ら (1999) のプロトコル解析参照)。そして局所空間 D 内に移り「斜め」に引く「白」が検索される。そして、検索は行き詰まりを見せて、領域 F 内を遷移する。最後に、E または「申」の局所空間内に移動することによって「甲」「由」「申」を検索すると考えられ

るだろう。この領域 F 内の遷移は *impasse* (行き詰まり), そして領域 F から局所空間 E への遷移が洞察と考えることができる。そこで 2 次元の布置をみている。2 次元の布置は全部で 4 つ (強調構造ビットマップの MDS・Isomap: 図 4,6; フォントの MDS・Isomap: 図 8,10) あるが, 閉曲線で図 1 のクラスター A からクラスター E を囲んだ場合, もっともまとまりよくターゲット漢字が布置されているのはフォントの Isomap (図 10) であり, もっとも漢字記憶検索を支える類似性空間を反映していると考えられる。図 12 はフォントデータによる Isomap で局所化された 2 次元空間を示している。この図では, 地村ら (1999), Jimura *et al.* (2000) の検索過程のダイナミクスは, 類似性判断の布置 (図 2) の解説と同様, 矢印 1 から 7 への知識空間内の遷移と考えることができる。これは, Nara, Davis, & Totsuji (1993) が ANN で示したような, 記憶空間内の状態遷移としての検索過程に相当すると考えられる。本研究は彼らのように直接的に状態遷移を記述したわけではないが, 知覚的データから Isomap によって類似性空間を記述することにより, 実際の心的過程と, 空間内の遷移を説明できることを示した。したがって, 本研究は, 人間の心的過程のデータとの対応をとっていない彼らの研究とは相互補完的であると考えられる。

以上から Isomap は MDS よりも適切に記憶検索課題における類似性空間を表現していると示唆される。Tenenbaum *et al.* (2000) のオリジナルの研究では類似性空間と高次の心的過程の関連は調べられていないが, 本研究では, 知覚に基づく漢字の類似性空間を調べることによって, 洞察のような高次の心的過程を支える知識構造を Isomap は適切に表現できるということが示唆された。

音韻や意味といった手がかりに基づく検索課題でも類似性が影響を持つことは知られている (e.g. 齋藤・四方, 1988; Watkins *et al.*, 1974)。しかし Isomap が MDS に比べて, 同様に音韻や意味の類似性空間を適切に表現できるかはわからない。むしろ, 特定の手がかりでは MDS のような線形縮約, 別の手がかりでは Isomap のような非線形縮約といった, 文脈によって情報処理の形態が変わると考えた方がいいだろう。視覚情報を用いた本研究では, データの構造が非線形になっていることが, 意味や音韻情報に比べて, より直感的にわかりやすいという背景もあるかもしれない。

また, MDS と Isomap の距離行列との相関係数の比

較 (2.2.4) をおこなったところ, 相関係数の有意差は示されなかった。この原因はいくつか考えられる。まず, Isomap のグラフ距離行列はユークリッド距離行列に基づいて計算されており, パラメータ k で決められた近傍点間の距離は, 厳密にユークリッド距離と一致している (このあたりの議論は Balasubramanian, Schwartz, Tenenbaum, de Silva, & Langford, 2002 参照)。また, MDS の距離行列と Isomap のグラフ距離行列の相関が, フォント・構造を強調したビットマップ双方において, 非常に高かったことは注目すべきである (特徴強調のビットマップで $.89, p < .001$, フォントで $.72, p < .001$)。さらに, Isomap はグラフ距離行列の計算以外は, 古典的 MDS と同じ次元圧縮法を用いており, 両者は非常によく似た情報処理を行っていると考えられる (Balasubramanian *et al.*, 2002)。

また, フォントの距離行列と形状強調ビットマップの距離行列との相関をみると, 両者の共通の弱点もみえてくる。形状強調のビットマップは文字通り形状的な特徴処理をしてあり, 日本人が通常接している漢字とはいいいがたい。距離行列と類似行列の相関の分析結果 (2.2.4) では, 形状特徴強調ビットマップの距離行列のほうが心的現象を反映していることが示されている。この結果は, フォントデータから人間が表象しているような類似性を抽出するには Isomap も MDS も計算力が十分ではないことを示唆している。ただし, Isomap も MDS も, 地村ら (1999) で定義されたオペレーション (縦・横・斜め・内側・外側・突き出す) のような, 記号レベルの高い抽象性をもつ特徴をもつオペレーション類似行列との相関が高いことは注目すべきであろう。

今回検討した漢字は, 「日に 1 本棒課題」の手がかり漢字およびターゲット漢字だけであった。しかし実際には日本人の知識にははるかに多くの漢字を貯蔵されており, 類似性の形成においては他の漢字の影響は決して無視できない。今後はこの点に注目して, より多くの漢字の類似性空間を調べていきたいと考えている。今回の分析や Tenenbaum *et al.* (2000) において, 次元が高くなるほど Isomap の計算力が優れていることが鮮明になることを考えると, 1 漢字あたりの次元数が高くなり, 分類される漢字の数が多くなればなるほど, 知覚的な特徴に基づいた下位記号レベルの類似性空間の表現において Isomap の優位性がより明らかになると考えている。

謝 辞

実験にご協力いただいた淑徳大学駒崎久明助教授に感謝いたします。なお、本研究は文部省科学研究費補助金基盤研究(C)(研究代表者楠見孝, 課題番号10610103), および文部省科学研究費補助金萌芽の研究(研究代表者 中川 正宣, 課題番号11878031)の補助を受けた。

参 考 文 献

- Anderson, J.L. & Lebiere, C. (in press). The Newell test for a theory of cognition. *Behavioral and Brain Sciences*.
- Balasubramanian, M., Schwartz, E.L., Tenenbaum, J.B., de Silva, V., & Langford, J.C. (2002). The Isomap Algorithm and Topological Stability. *Science*, 295, 7-9.
- Crowder, R.G. (1979). Similarity and order in memory. In G. Bower (eds.), *The Psychology of Learning and Motivation* 13, 319-353. San Diego, CA: Academic Press.
- Goldstone, R.L. (1994). Similarity, interactive-activation and mapping. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, & Cognition*, 20, 29-50.
- 開 一夫・鈴木宏昭 (1998) 表象変化の動的緩和理論: 洞察メカニズムの解明にむけて. *認知科学*, 5 (2), 69-79.
- Horowitz, L.M. (1961). Free recall and ordering of trigrams. *Journal of Experimental Psychology*, 62, 51-57.
- 地村弘二・松岡隆史・駒崎久明・楠見 孝・中川正宣 (1999). カオスニューラルネットワークによる漢字記憶検索プロセスのダイナミカルなモデル化. *認知科学*, 6(1), 44-54.
- Jimura, K., Komazaki, H., Matsuoka, T., Kusumi, T., & Nakagawa, M. (2000). A dynamical model of insightful memory retrieval. *Proceedings of the Twenty-Second Annual Conference of the Cognitive Science Society*, 711-716.
- 海保博之・野村幸正 (1983). 漢字情報処理の心理学. 教育出版, 東京.
- Kohonen, T. (1984). *Self-Organization and Associative Memory*. New York, NY: Springer-Verlag.
- Kruskal, J.B. (1964). Multidimensional Scaling by Optimizing Goodness of Fit to A Nonmetric Hypothesis. *Psychometrika*, 29, 1-27.
- Makioka, S., Inui, T., & Yamashita, H. (1996). Internal representation of two-dimensional shape. *Perception*, 25, 949-966.
- Markman, A.B. (1999). *Knowledge representation*. Mahwah, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.
- Markman, A.B. & Gentner, D. (1993). Structural alignment during similarity comparisons. *Cognitive Psychology*, 25, 431-467.
- McClelland, J.L. & Rumelhart, D.E. (1986). A distributed model of human learning and memory. Rumelhart, D.E., McClelland, J.L., & the PDP Research Group. In *Parallel Distributed Processing. Vol. 1: Foundations*, 170-215. Cambridge, MA: MIT Press.
- Nara, S., Davis, P., & Totsuji, H. Memory search using complex dynamics in a recurrent neural network model. *Neural Networks*, 6, 963-973.
- Nosofsky, R.M. (1992). Similarity scaling and cognitive process models. *Annual Review of Psychology*, 43, 25-53.
- 野村雅昭 (1988). 日本の漢字 金田一春彦ほか (編) 日本語百科事典, 329-344. 東京, 大修館書店.
- O'Reilly, R.C. & Munakata, Y. (2000). Hebbian model learning. In *Computational Explorations in Cognitive Neuroscience*, 115-146.
- Pavio, A. Mental comparison involving abstract attributes. *Memory & Cognition*, 6(3), 199-208.
- Rosenblatt, F. (1962). Multi-layer and cross-coupled perceptrons. In *Principles of Neurodynamics*. 313-466. Washington, DC: Spartan.
- Rothkopf, E.Z. (1957). A measure of stimulus similarity and errors in some paired-associate learning tasks. *Journal of Experimental Psychology*, 53(2), 94-101.
- 齋藤洋典・四方義啓 (1988). 最小核モデルから観た連想記憶. *認知科学の発展*, 1, 72-111.
- Scheuchnpflug, R. (1999). Predicting face similarity judgments with a computational model of face space. *Acta Psychologica*, 100(3), 229-242.
- Sergent, J. & Takane, Y. (1987). Structures in two-choice reaction-time data. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 13, 300-315.
- Seung, H.S. & Lee, D.D. (2000). The Manifold Ways of Perception. *Science*, 290 (5500), 2268-2269.
- 高根芳雄 (1980). 多次元尺度構成法. 東京大学出版会, 東京.
- Takane, Y. & Sergent, J. (1983). Multidimensional models for reaction times and same-different judgments. *Psychometrika*, 48, 393-423.
- Tenenbaum, J.B. (1998). Mapping a manifold of perceptual observations. *Advances in Neural Information Processing Systems 10*, Cambridge, MA: MIT Press.
- Tenenbaum, J.B., de Silva, V., & Langford, J.C. (2000). A global geometric framework for

- nonlinear dimensionality reduction. *Science*, 290 (5500), 2319-2323.
- Tulving, E. (2000). Concepts of Memory. In E. Tulving & F.I.M. Craik (eds.), *Oxford Handbook of Memory* 33-43. New York, NY: Oxford University Press.
- Tversky, A. (1977). Features of similarity. *Psychological Review*, 84, 327-352.
- Watkins, M.J., Watkins, O.C., & Crowder, R.G. (1974). The modality effect in free and serial recall as a function of phonological similarity. *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, 13, 430-447.

(2003年4月2日受付, 2003年8月12日最終修正)