

多次元ファジィオノマトペ表現を用いた筆記特徴の類似度評価

Similarity Evaluation of Writing-Skill Features based on Onomatopoeic Multi-Dimensional Fuzzy Sets

野町 希望*1 中村 剛士*1 加納 政芳*2 山田 晃嗣*3 西野 順二*4
 Nomachi Nozomi Tsuyoshi Nakamura Masayoshi Kanoh Koji Yamada Junji Nishino

*1名古屋工業大学 *2中京大学 *3情報科学芸術大学院大学
 Nagoya Institute of Technology Chukyo University Institute of Advanced Media Arts and Sciences

*4電気通信大学
 The University of Electro-Communications

Onomatopoeic expression, which can support to describe body motion, promotes intuitive knowledge sharing regarding the body motion. On the other hand, onomatopoeias are slightly different meanings in each person, which sometimes make a person mislead body motions. Our study employed writing motion as an example of body motion. We proposed and constructed multi-dimensional fuzzy sets based on writing-skill features expressed by onomatopoeias. The study calculated the similarity between the fuzzy sets and evaluated the utility and the feasibility of the proposed method using multi-dimensional fuzzy sets.

1. はじめに

特定の技術に関する熟練者の技能は身体知と呼ばれる。例えば、スポーツや、楽器演奏、伝統技法などにおける、高度な課題をこなすことのできるスムーズな動作は、身体知に相当すると思われる。また、身体知は理解や獲得、人から人への伝達が困難とされる。身体知の理解・伝達が困難である理由の一つとして、身体知の暗黙性が挙げられる [1]。熟練者は、自分がなぜ上手く動作を行うことができるかを説明することが難しく、非熟練者もまた、熟練者の動作を見ただけで、その本質を掴むことは難しい。手を振るといった簡単な運動にしても、どのような軌跡で動かすのか、手首や肘はどう使うのか、という無限の多様性があり、それを一概に表すことは困難である。

他方、擬音語や擬態語の総称であるオノマトペは、物事の動作や様子を簡潔に表す。「とんとん」、「かちかち」のように、音を人間の音声で表現したものや、「きらり」、「ひらひら」など、音のないもの、または聞こえないものに対して、その状況を、音韻の持つイメージで表現した言葉がある [2]。オノマトペは物事のイメージを伝えることが容易であるため、日常会話でも頻りに用いられている。

北條ら [3] は、そのようなオノマトペの表現力の豊かさが、身体動作に関する知識の直観的な共有に効果的であると考え、暗黙知としての身体知の言語化を試みた。具体的には、オノマトペを用いた、硬筆書道における筆記特徴の言語化を提案し、実験・調査を実施した。この実験・調査では、言語化のための基礎的調査として、オノマトペをイメージした筆記動作を行うことにより、オノマトペと筆記特徴（平均筆圧・平均筆速）の関係を統計的検定により調査した。実験・調査の結果としては、オノマトペで表現した筆記動作の各筆記特徴の差異が示された。

北條らの調査は各特徴間の差異を示すものであり、オノマトペで表現した筆記動作間の差異は、当然ながら、スカラー量ではなく、各特徴間の差異を示すベクトルとして示される。特徴が 2 次元程度あれば問題はないが、筆記動作の特徴量として、今後、筆の傾き・回転量、筆圧・筆速の変化量等を含めた多次元

連絡先: 野町 希望, 名古屋工業大学大学院工学研究科情報工学専攻, nomachi@ai.nitech.ac.jp

元特徴を考慮するならば、ベクトル表現では、筆記動作の類似性が把握しづらいと考えられる。

そこで、本研究では、将来的な特徴量の多次元化を見据え、オノマトペで表現した筆記動作間の類似度を、単一のスカラー量で示す手法として、多次元ファジィ表現を用いた手法を提案する。なお、ここでは、北條らの先行研究と同様に身体動作例として硬筆書道を採用し、実験により先行研究との比較を行い、その有効性を示す。

2. 提案手法

本研究で扱う硬筆書道や毛筆書道等の筆記指導では、オノマトペを用いた指導がよく行われる。例えば、「一」のような横棒を引く時には、「とんっ、すーっ、とんっ」のような表現が用いられる。オノマトペを用いた筆記指導を考える上で問題となるのは、オノマトペに抱くイメージと動作の違いである。すなわち、指導をする熟練者が抱くオノマトペと筆記特徴の関係が、指導を受ける側の非熟練者のものと一致していない場合、非熟練者は、熟練者の指導を正確に把握出来ない。これはオノマトペの持つ個人性に依る処が大きい。また、熟練者と非熟練者のオノマトペに対するイメージが同一であったとしても、熟練者の動作と完全に一致する動作を非熟練者が行うことは難しい。オノマトペは直観的だが、曖昧性を持つため、それにより表される筆記動作は、特定の筆圧や筆速のみで表現されるのではなく、ある程度の幅を持つと考えられる。

オノマトペの持つ曖昧性・個人性は、主観評価をモデル化するファジィ表現と親和性が高いと考えられる。すなわち、オノマトペで表現した筆記動作特徴の曖昧性は、ファジィ集合の適合度として許容出来、個人性の有無や差異は、ファジィ集合間の類似度演算によって評価出来る。

そこで、本研究では、オノマトペで記述された筆記動作の特徴量を多次元ファジィ集合によって表現し、ファジィ集合間の類似度評価をする手法について提案する。多次元ファジィ集合は、特徴量の分布からモデルを構成出来、集合を構成するためのアルゴリズムはシンプルで、計算コストを抑える事が出来、実装も容易である。次節では、多次元ファジィ集合を構成するアルゴリズムについて概説する。

3. 多次元ファジィ集合

多次元ファジィ集合は, $\mu_A(x), x \in \mathbf{R}^n$ のメンバーシップ関数で特徴付けられた任意の n 次元空間 \mathbf{R}^n 上の曖昧な部分集合として定義される [4]. 1 次元のファジィ集合の直積に比べ高い柔軟性と表現精度を持つため, オノマトベのような曖昧な事象を扱うことに優れている. 多次元ファジィ集合を構成することで, オノマトベをイメージした筆記動作を, ある程度の幅を持つ分布として表現する.

本研究では, ファジィ集合の構成方法として槽谷らのアルゴリズム [4] を採用する. この手法により, 多次元空間上のサンプル密度に基づきファジィ集合を構成する. そのアルゴリズムを以下に示す.

3.1 近傍グラフの作成

パラメータ空間を \mathbf{R}^n とし, 与えられた N 個のサンプル点の集合を $S = \{x | x \in \mathbf{R}^n\}$ とする. 与えられたサンプル点相互のユークリッド距離から, 距離行列 \mathbf{D} を求める. 距離行列 \mathbf{D} の i 番目の点 P_i がもつ他の点 P_j に関し, その最少距離の平均に定数 K をかけたものを近傍閾値 ε_m とする.

$$\varepsilon_m = \frac{\sum_{i=1}^N \min(d_{ij})}{N} \times K \quad (1)$$

2 点 $x_i, x_j \in S$ の \mathbf{R}^n におけるユークリッド距離が近傍閾値 ε_m 以下である組を連結した近傍グラフを構成する.

3.2 近傍グラフ上での近傍数

任意の 2 点 x_i, x_k のネットワーク距離を, 構成された近傍グラフ上の最短パスによって定義する. 点 P_i についてネットワーク距離が定数 ε_f 以内となる点 P_j の数を P_i の近傍数 $Neighbor(P_i)$ とする. また, 最大の $Neighbor(P_i)$ を $Neighbor_{max}$ とする.

$$A = \{P_j | \varepsilon_f > d_{ij}\} \quad (2)$$

$$Neighbor(P_i) = |A| \quad (3)$$

$$Neighbor_{max} = \max(Neighbor(P_i)) \quad (4)$$

この近傍数の組によりファジィ集合を表現する.

3.3 サンプル点のメンバーシップ値の計算

サンプル点 P_i におけるメンバーシップ値 $\mu(P_i)$ は以下の式で求められる.

$$\mu(P_i) = \frac{Neighbor(P_i)}{Neighbor_{max}} \quad (5)$$

以上でサンプリングデータのファジィ集合モデルが得られる.

3.4 任意の点のメンバーシップ値の計算

この手法によるメンバーシップ関数は, 前節までで得られた, メンバーシップ値のついた N 個のサンプル点集合 M により表現される. 任意の点 x のメンバーシップ値 $\mu(x)$ は以下のように求める.

- i). M から x の近傍 K 個のサンプル点 P_i を選択する.
- ii). x から各点までの距離の逆数から重み $w_i = |x - P_i|^{-1}$ を計算する.
- iii). $\mu(x) = \sum_{i=1}^K w_i \mu(P_i) / \sum_{i=1}^K w_i$ として, $\mu(P_i)$ の重み付き平均を計算する.

3.5 類似度計算

筆記動作全体の包括的な違いを表す指標として, 以上のアルゴリズムから構成されたファジィ集合間の類似度を計算する. 二つのファジィ集合の類似度は, 共通集合が和集合に占める割合として表される [6].

4. 実験

ここでは, まず, 前節で示したアルゴリズムに基づいて実装した手法により, 多次元ファジィ集合の構成が可能か否かについて, 先行研究 [3] で用いられたものと同じ筆記データを用いて確認をする. つぎに, 各オノマトベをイメージした筆記間での類似度計算を行い, 先行研究 [3] で行った統計的検定によって得られた結果との比較を含め, 類似度の計算結果について分析する.

4.1 筆記特徴量

多次元ファジィ集合を構成するための筆記特徴量については, 先行研究 [3] で得られたデータを用いる.

データ採取には, ワコム製のペンタブレット Intuos4 を用いて, ペンタブレット上に枠を付けた上質紙を置き, 枠線内で描画を行う. 12 名の 20 代学生の各被験者が横棒 (左から右への運筆), 縦棒 (上から下への運筆) それぞれについて, 提示されたオノマトベをイメージして描画した. 提示されるオノマトベは, 送筆時の筆記表現としてよく用いられる「すつ」と, これに濁音, 長音, 拗音それぞれを付加した「ずつ」「すーつ」「しゅつ」、濁音, 長音, 拗音の組み合わせを付加した「じゅつ」「ずーつ」、さらに「すつ」から促音を取り除いた「す」を採用し, 平均筆圧・平均筆速をそれぞれ特徴量として用いた.

4.2 多次元ファジィの構成

平均筆圧と平均筆速の特徴量ベクトルに対し, アルゴリズムにより求めたメンバーシップ値を付加した, 三次元グラフとして可視化する. 横棒と縦棒, 各オノマトベについて被験者全体のデータから構成されたファジィ集合を図 1, 図 2 に示す.

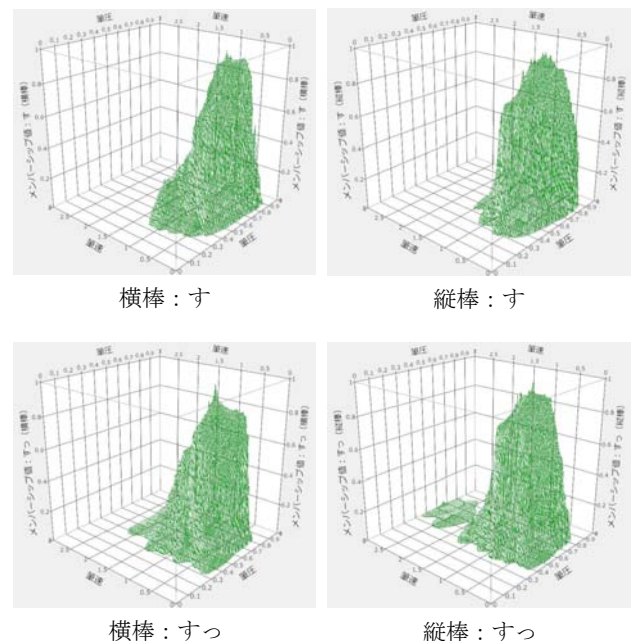


図 1: 二次元ファジィ集合の構成例 1 (左: 横棒, 右: 縦棒)

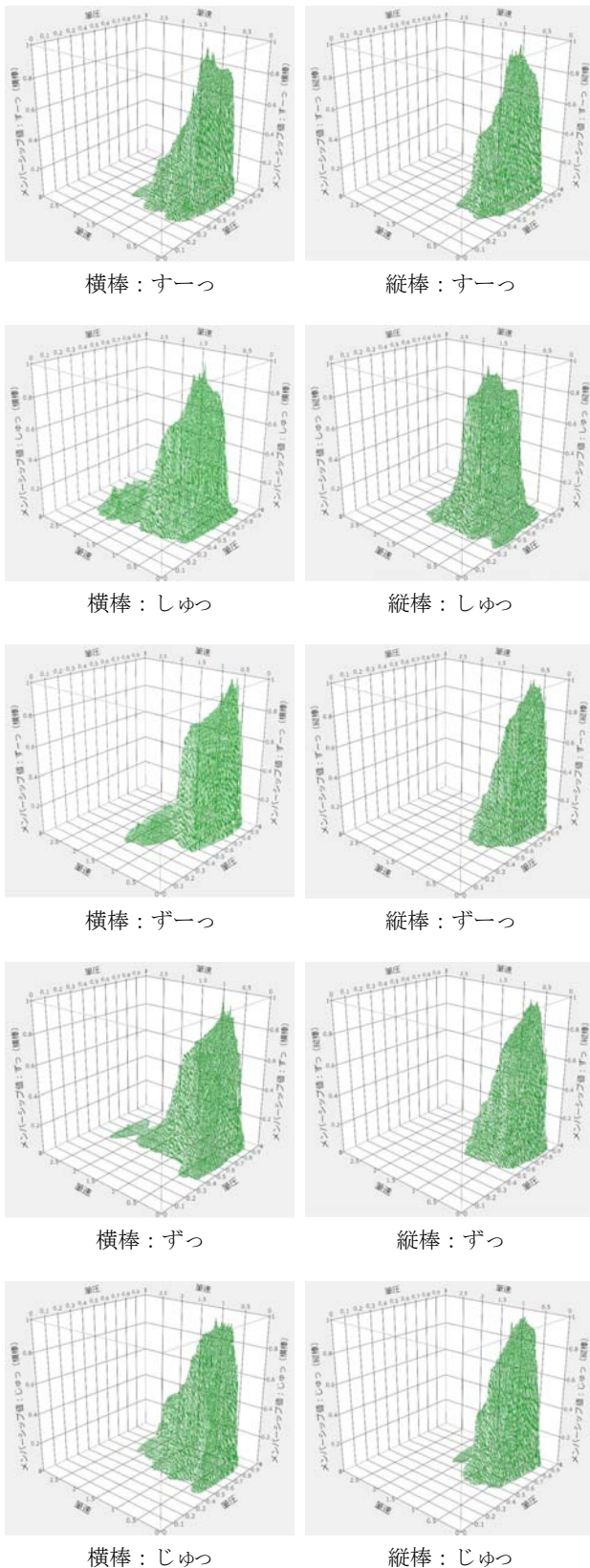


図 2: 二次元ファジィ集合の構成例 2 (左: 横棒, 右: 縦棒)

5. 考察

5.1 オノマトベ間の比較

各方向と各オノマトベの組み合わせについてファジィ集合を構成した. 図 3 には, 横棒筆記の「しゅっ」, 「ずっ」を例示した. 両者の類似度は, 0.392 であった. このことから, 平均筆圧と平均筆速の特徴量において, 両者はあまり類似していないことが分かる.

また, 図 3 から分かるように, 「ずっ」については, 筆圧の高い方に位置していることが分かる. これについては, 他の濁音の付いたオノマトベでも同様の傾向が見受けられる.

さらに, 「しゅっ」は, 他に比べて筆速の大きな方に偏っていることも分かった. これらの結果は先行研究 [3] における考察でも述べられている.

その他, 実験結果から, 長音の付いているオノマトベが, 筆速の小さな方に偏っていることが見受けられた. 長音は動作・状況などがある程度続くことを表現すると言われており [2], そのイメージが筆速に影響を与える原因であると考えられる. したがって, 長音の有無はオノマトベを用いた指導における有効な要素と成る可能性がある.

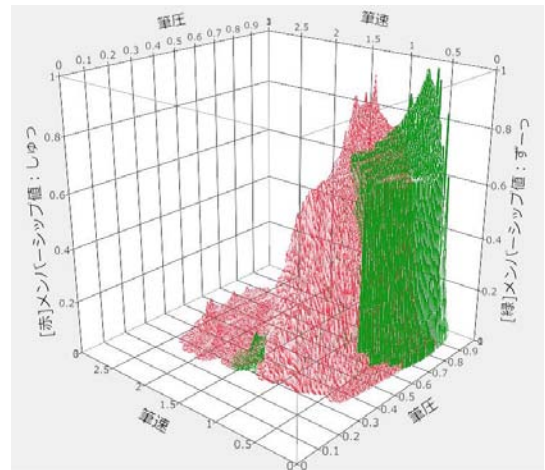


図 3: 横棒: 「しゅっ」(赤), 「ずっ」(緑)類似度: 0.392

表 1, 表 2 は横棒, 縦棒における, オノマトベ間の類似度をまとめたものである. 例えば, 表 1 について, 「ずっ」と, 「じゅっ」に注目すると, 類似度は 0.730 と, 他のオノマトベ対に比べて特に高いことが分かる. 反対に, 表 2 について, オノマトベ「しゅっ」と, 「ずっ」に注目すると, 類似度は 0.228 と低い. また, 表 1 と表 2 を比べると, 全体的に横棒の類似度が, 縦棒よりも高いことが分かる. 一特徴量ごとの統計的検定とは異なり, 筆記動作全体として, 各オノマトベがどの程度似ているのかということが, これらの表から一目で把握出来る.

表 1: 横棒 : オノマトペ同士の類似度

	す	すっ	すーっ	しゅっ	ずーっ	ずっ	じゅっ
す	-	0.666	0.706	0.516	0.573	0.530	0.469
すっ		-	0.657	0.696	0.458	0.517	0.463
すーっ			-	0.550	0.579	0.537	0.463
しゅっ				-	0.392	0.485	0.427
ずーっ					-	0.649	0.534
ずっ						-	0.730
じゅっ							-

表 2: 縦棒 : オノマトペ同士の類似度

	す	すっ	すーっ	しゅっ	ずーっ	ずっ	じゅっ
す	-	0.563	0.574	0.409	0.369	0.410	0.431
すっ		-	0.428	0.696	0.272	0.339	0.406
すーっ			-	0.324	0.590	0.567	0.593
しゅっ				-	0.228	0.297	0.377
ずーっ					-	0.719	0.559
ずっ						-	0.644
じゅっ							-

5.2 筆記方向間の比較

続いて、同一オノマトペにおける横棒・縦棒の比較を行った。図 4 に、「すっ」の比較を示す。

図 4 から視えるように、横棒・縦棒でファジィ集合の構成される位置が類似しており、構成されたファジィ集合の外形も類似していた。これは、横棒・縦棒におけるサンプルデータの分布が近いことが考えられる。この結果は、7 種のオノマトペいづれについても見受けられた。

また、オノマトペ間の比較では、表 1, 表 2 に示すように、類似度が 0.5 を下回る組み合わせが多数存在したが、筆記方向間の比較では存在せず、比較的高い類似度であった (表 3)。

これらの結果から、オノマトペから想起される筆圧・筆速のような特徴量は、筆記方向に大きく影響しないのではないかと推測される。

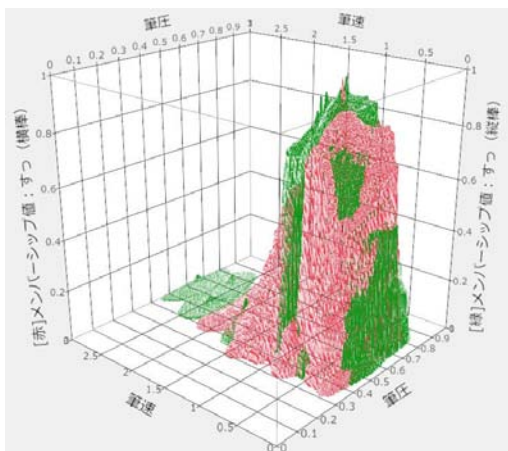


図 4: 「すっ」: 横棒 (赤), 縦棒 (緑) 類似度 : 0.787

表 3: 同一オノマトペにおける横棒と縦棒の類似度

	す	すっ	すーっ	しゅっ	ずーっ	ずっ	じゅっ
類似度	0.691	0.787	0.602	0.718	0.588	0.607	0.593

6. まとめ

本研究では、身体知の共有を促進するツールとして、身体動作の類似度をスカラー量で示す手法として、多次元ファジィ集合を用いた筆記特徴の類似度評価を提案した。

多次元ファジィ集合を用いることで、特徴量ごとでなく、筆記特徴全体としての違いを包括的に見ることが出来る。本研究で得られた考察は、先行研究 [3] における統計的検定で得られた考察とほぼ同様であり、加えて、多次元ファジィ集合を用いて可視化したことにより、新たな見解を得ることが出来た。

今後は、オノマトペの持つ個人性の評価として、被験者ごとに構成したファジィ集合の類似度評価や、新たな特徴量の採用した場合の類似度評価を考えている。新たな特徴量としては、筆の傾き等の他、筆記における一動作を、始筆・送筆・終筆の 3 フェーズに分け、各フェーズごとに平均筆圧、平均筆速を求めた 6 次元の特徴量が考えられる。

その他、本研究で新たに得られた見解についての検証や、筆記指導における適切なオノマトペ選択といった指導支援のための環境整備が必要である。これらの課題に対しても多次元ファジィ集合を用いて調査することで知見を深めていきたいと考えている。

参考文献

- [1] 古川康一 編: スキルサイエンス入門-身体知の解明へのアプローチ-, オーム社, 2009.
- [2] 小野正弘: 日本語オノマトペ辞典, 小学館, 2007.
- [3] 北條宏季, 磯谷順司, 戸本裕太郎, 中村剛士, 加納政芳, 山田晃嗣: オノマトペによる筆記特徴の言語化に関する一考察, 人工知能学会論文誌 30(1), 291-305, 2015.
- [4] 西野順二, 糟谷朋広: GPGPU による多次元ファジィ人間モデルの高速計算, 27th Fuzzy System Symposium, 155-156, 2011.
- [5] 奥山宇樹, 川城信彦, 糟谷朋広, 西野順二: ファジィ姿勢集合生成によるなめらかなヒューマノイド行動制御人工知能学会資料, JSAI Technical Report SIG-Challenge-B001-7
- [6] 吉川歩: 言語表現された主観的程度の定量化に関する研究, 日本ファジィ学会誌 7(1), 94, 1995.