

平均化されたフォントの特性説明と 文字デザイン支援への応用

斉藤絢基¹ 中村聡史¹

概要：動画やアプリなどのコンテンツのイメージに合ったフォントを見つけるためには、数あるフォント候補を参照し、フォント間の微妙な違いを1つずつ精査する必要がある。この作業は文字デザイン初心者にとっても、プロのデザイナーにとっても困難で退屈であるといえる。我々は、フォントを数式化し計算可能にすることで、既存のフォントを融合し、任意の印象に合うような新たなフォントを生成する手法を提案してきた。本研究では、任意の印象に合うように生成されたフォントが期待通りの印象をもつか調査することによって提案手法の有用性を検証した。その結果、数式化されたフォントはベクタフォントと同様の印象をもち、それを任意の割合で融合したフォントは、同様の割合で融合した印象はもたないが、融合対象のフォントがもつ印象値の範囲内の印象ともつことを明らかにした。また、印象語を入力とし、フォントの融合を可能にした文字デザイン支援のためのインタフェースとして、二次元平面インタフェースが妥当であることを確認した。

キーワード：フォント、印象語、文字デザイン、フォント融合、フォント生成

1. はじめに

インターネットが制作や発信の敷居を下げたことにより、誰もが動画や Web サイト、アプリケーション、コミックといったコンテンツを制作し、発信できるようになってきている。このようなコンテンツを制作する際、文字を適切にデザインすることは重要であり、そのデザインにより効果が変わってくるということが知られている。具体例として、商品の魅力を高めるフォントを使用した時（図1左）の方が、そうでないフォントを使用した時（図1右）に比べ、商品の味や満足感、新鮮味を高め、商品の継続的な購入につなげることができるという報告がある[1]。また適切な文字デザインによって、広告の読みやすさや記憶しやすさの向上や、戦略的に重要な印象を与えること[2]や、Web上の記事を読む人の気分を良くし、読了を早める効果を与えること[3]もわかっている。さらに、フォントが商品の印象に影響を与え、実際の選択行動へ影響を及ぼすこと[4][5]なども明らかになっている。

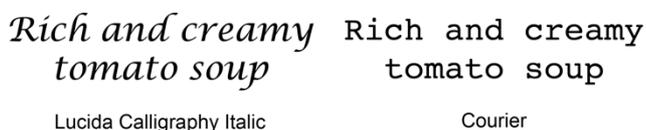


図1 フォント見本

この文字デザインにおいて、フォントを選択する、選択したフォントを変形する、自ら手書き/手描きで一からデザインするなど、手段はさまざまあり、多種多様で個性的な文字デザインの制作が可能である。ここでフォントを選択してからデザインする場合には、コンテンツの印象に合う

かどうかをフォント名や文字の形状から判断することが求められるため、文字デザインの出来がユーザの知識量や経験値に左右されるという問題がある。例としてフォント選択インタフェースを取り上げると、従来のインタフェースはフォント名をそのフォントを利用して表示しているため、ユーザはそれぞれのフォントがどのような形状をしているかを選択する前に判断することができる。しかし、従来のインタフェースではフォントがリストで提示されるため、フォント数を増やして使用する場合、フォントの一覧がスクロール操作を必要とするほど長くなってしまい、他のフォントとの比較が難しくなる。そのため、コンテンツの印象に合いそうな候補を1つずつ適用し、フォント間の違いを精査する必要がある。初心者にとってもプロにとっても時間と労力がかかる作業になる。こうした探索の困難さを解決するため、一部のフォント共有サイト[6][7]では、フォントのジャンルや形状の属性によってフォントを絞り込む機能を設けている。しかし同機能は、ユーザがコンテンツの印象に合う文字がどのような形状をしているべきのかなどを知識としてもっていなければ有効に活用することができない。

従来のフォント選択インタフェースにおける問題を解決するためには、ユーザの知識量や経験値に依存せず、フォント間の比較が行いやすいインタフェースの設計が求められる。また、意図に応じた文字デザインを行うには導入しているフォントだけでなく、新たにフォントを生成できる必要がある。我々はこれまで、ユーザが入力した印象語を軸とした二次元平面上に既存のフォントを配置し、ユーザの選択した位置と各フォントとの距離の比に応じて、割合を変化させて複数のフォントを融合して提示する文字デザイン支援のためのインタフェースを提案してきた。また、

¹ 明治大学
Meiji University.

同インタフェースを実現するため、ベクタ形式のフォント（以下、ベクタフォント）を数式化し、任意の割合で複数のフォントを融合する手法を併せて提案してきた[8]。しかし、これまでの研究では数式で表現されたフォント（以下、数式化フォント）や複数のフォントを融合して生成されたフォント（以下、融合フォント）の妥当性を確認できていなかった。また、印象語を軸とした二次元インタフェースの妥当性について、十分な検証が行われていなかった。具体的には、同インタフェースは、ユーザの使いやすさを追求し、2つの印象語を軸とした平面で表現されているが、実際のフォントの印象はN次元空間で表現されているため、ユーザが希望するフォントがもつ印象とシステムによって出力されるフォントがもつ印象に乖離がある可能性がある。

そこで本研究では、「任意の印象値で融合したフォントは期待どおりの印象値をもつ」という仮説の検証とともに、数式で表現したフォント特性を解明する。また、ユーザが求める文字デザインを得るためのインタフェースとして、印象語を軸とした二次元平面が有用であるか検証する。

2. 関連研究

文字デザインを行う手段はさまざまあり、それぞれの手段に応じた文字デザインの支援に関する研究が多くなされている。ユーザの手書き文字を変形し新たな字形を獲得する研究としては、Matsukidaら[9]の研究があげられる。この研究では、非線形変換を用いて手書き文字を行書体のように再形成する手法を提案している。また、加納ら[10]は、オノマトペによる手書き文字の形状変換手法を提案し、コミックによく用いられるオノマトペの文字デザイン支援を行っている。さらに佐藤ら[11]は、ユーザの手書き文字を数式として表現し、そこにサイン波などの数式を付与することで、手軽にアニメーションを生成できる手法を提案している。このようにユーザの手書き文字を加工する研究がある一方で、既存のフォントを加工して、新たなフォントを獲得するサービスや研究も数多く存在する。Prototypo[12]やmodulator[13]は、フォントを形作るさまざまな要素を数値化し、ユーザがパラメータを調節することで新たなフォントを自動生成するサービスである。これらの研究に対し、本研究は既存のフォントを変形することで、新たな字形を獲得するものである。

既存のフォントを変形し、新たな字形を獲得する研究はいくつか行われており、Suveeranontら[14]は、ユーザが手描きでスケッチした文字に任意のフォントを融合することで、新たなフォントを生成するシステムを提案している。しかしこのシステムは、スケッチした文字とフォントを融

合する際、対応するストロークをユーザが調整する必要があった。これに対し、Campbellら[15]は、似た形状のフォント同士が近くなるように二次元平面上にフォントを配置することで、対応するストロークを自動で決定することを可能にする手法を提案している。しかしフォントの形状が近いもの同士が近くにされるという方法を採用するため、フォントの形状からコンテンツの印象に合うかどうかをユーザが判断する必要がある。本研究では、ユーザの負担をかけることなく、ユーザが求める印象に応じて既存のフォントを融合し、新たなフォントを獲得できる手法を取ることで、文字デザインの支援を行うものである。

3. フォント融合アルゴリズム

我々はこれまでの研究[8]で、フォントの芯線および太さの情報を数式として捉え、その数式同士を融合することでフォントの融合を実現してきた。ここでは、文字は半径の変化する円の軌跡によって表現できると仮定し、芯線上の点が中心座標となるような円の軌跡を描くことでフォントを表現している。

3.1 フォントの数式化

まず、フォントを数式化するため、ユーザに各ストロークをなぞってもらうことで芯線候補となる点列データを取得する。次に以下のアルゴリズムによってフォントを描く円の集合Rを求める。

- (1) 集合Rを空にし、フォントで表示された文字を画像として表現する。また、この画像に内接する最大の円の半径rを求める。
- (2) フォント文字内部に含まれ、かつフォントの外縁部と隣接する半径rの円の中心座標(x,y)を求める。円が見つからなかった場合は(4)へ。
- (3) (2)で求められた円の領域が、集合Rのすべての円と閾値以上重複していない場合はその円の集合Rへ登録する。その後(2)へ。
- (4) 半径rを1減らし、(2)の処理を行う。ここで半径rがある閾値以下の場合、処理を終了する。

このように作成した円の集合Rは、半径の大きい順に格納されているので、円の中心座標が正しい書き順になるように並び替える必要がある。そこで、事前に用意した芯線候補となる点列データをもとに、円をストロークに対応させるとともに、ストロークに沿って順序を並び替える。

次にフォントを滑らかに表現するため、得られた円の集合をできるだけ接続するように3次スプライン補間を行い、間を埋める円を生成する。その後、補間された円の中心座標を順に通る平面曲線の数式を求める。ここで、フーリエ級数は区分的に滑らかな関数に収束することが知られてお

り、平面曲線とみなしたストロークをフーリエ級数で表すことが可能である。このようにフーリエ級数展開により得られた数式を用いて、フォントを表現する(図2)。図2の t における $(f(t), g(t))$ がフォントの芯線上の点となり、その点からフォントで表示された文字の外縁に内接する点までの距離が太さ情報 $h(t)$ となる。

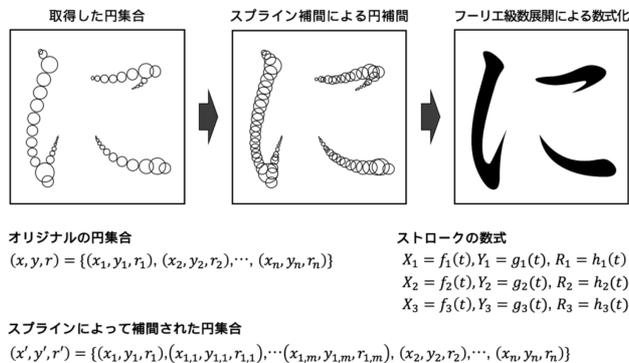


図2 フォントの数式化手順

3.2 フォントの融合

3.1 節で得られたフォントの各ストロークは、それぞれ $(x, y, r) = (f(t), g(t), h(t))$ のように t の式で表すことができる。この数式を用いて N 種類のフォントを任意の割合で融合したフォントのストロークの数式を以下の手法によって求める。それぞれのフォントのストロークの数式を

$$\begin{cases} x = f_i(t) \\ y = g_i(t) \\ r = h_i(t) \end{cases} \quad -\pi \leq t \leq \pi$$

と表し、各フォントを任意の割合 $\alpha_1 \sim \alpha_N$ で融合するとしたとき、融合したフォントのストロークの数式は

$$\begin{cases} x = \sum_{i=1}^N \alpha_i f_i(t) \\ y = \sum_{i=1}^N \alpha_i g_i(t) \\ r = \sum_{i=1}^N \alpha_i h_i(t) \end{cases} \quad \sum_{i=1}^N \alpha_i = 1$$

と表すことができる。この融合割合を変更することで、任意のフォントを作り出すことが可能となる。

4. フォント印象評価データセット構築

本研究では、3章で述べたベクタフォントを数式化する手法およびそれらを任意の割合で融合する手法を確立するために、以下の仮説を検証していく。

- 数式化フォントはベクタフォントと似た印象をもつ
- 複数のフォントを任意の割合で融合し生成されたフォントは、各々のフォントの印象値を同様の割合で融

合した印象をもつ

仮説を検証するために、まずフォントがひとに与える印象評価データセットを構築する必要がある。本章では、データセット構築の内容と実際に得られたフォントに関する印象語および印象評価データセットについて述べる。

4.1 データセット構築手続き

実験協力者に評価を依頼する前に、評価してもらうフォントと印象語の選定と評価画像の作成を行った。評価してもらうフォントは、DynaFont TypeMuseum 5718 TrueType[16]に収録されているフォントの中から、フォントの字形が互いに異なるように著者が選定した合計20種類を使用した(表1)。選定した20種類のフォントに対し、ベクタフォントおよび3章の手法で作成した数式化フォントを用いて、文字列自体が印象をもたない「あいうえお安以字衣於」と提示された評価画像を作成した。また、同様の評価画像を20種類のフォントから2つのフォントを3種類の割合(25%-75%, 50%-50%, 75%-25%)で融合したフォントを、すべての組み合わせ(${}_{20}C_2 \times 3 = 570$ 通り)で作成した。このように作成した画像をWebページ上に提示し、抱いた印象を-3~+3の7段階で評価してもらった。なお、評価してもらう印象語については、和文フォントの印象調査[17][18]で使用された形容詞対の中から35対を選定し(表2)、フォントと印象語の提示順序はランダムになるようにした。

表1 評価対象フォント一覧

フォント名	略称	フォント名	略称
DFP平成ゴシック体 W3	GT3	DFP爽流体 W7	SR7
DFP平成ゴシック体 W7	GT7	DFP重又丸 W5	KB5
DFP平成明朝体 W3	MC3	DFPクラフト墨 W9	CS9
DFP平成明朝体 W7	MC7	DFPスティック W5	ST5
DFP平成丸ゴシック体 W4	MG4	DFPハンノテート W5	HT5
DFP中丸ゴシック体	NMG	DFPてがき筆 W3	TR3
DFP教科書体 W4	KY4	DFPてがき誠 W3	TM3
DFP麗指書 W5	LK5	DFPハンジペン W3	HP3
DFP円楷書 W5	EK5	DFPホラーB W3	HB3
DFP方隷書 W3	HL3	DFPロマン風 W7	RO7

表2 評価項目一覧

良い-悪い	明るい-暗い	好きな-嫌いな
軽い-重い	美しい-醜い	楽しい-苦しい
快い-不快な	緊張した-ゆるんだ	安定した-不安定な
やわらかい-かたい	暖かい-冷たい	鋭い-鈍い
澄んだ-濁った	丸い-四角い	湿った-乾いた
はっきりした-ぼんやりした	動的な-静的な	開放的-閉鎖的
強い-弱い	独創的な-模倣的な	派手な-地味な
今風な-古風な	賑やかな-静かな	洋風-和風
激しい-穏やかな	贅沢な-質素な	速い-遅い
カジュアル-フォーマル	迫力のある-迫力がない	都会的な-田舎風な
積極的な-消極的な	子供っぽい-大人っぽい	複雑な-単純な
男性的な-女性的な	陽気な-陰気な	

実験は、18~25歳の学生65名に協力してもらった。それぞれの協力者には、ベクタフォント20種類、数式化フォント20種類に加えて、全570種類ある融合フォントの中からランダムに選びだした57種類のフォントの計97種類のフォントを評価するように依頼した。

4.2 データセット構築結果

データセットは、最終的にベクタフォントが637、数式化フォントが678、融合フォントが2328の合計3643のサンプル数が収集された。得られたデータから、どのような印象構造が形成されるのかを確認するために、全20種類のベクタフォントに対して、主因子法、プロマクス回転による因子分析を実施した。因子負荷量が0.50を下回った形容詞対や、複数の因子に0.35以上の負荷量を示した形容詞対を除外する手続きをおこなった結果、最終的に20の形容詞対と5因子が抽出された(表3)。第1因子は、「にぎやかな」「陽気な」「楽しい」などの項目に正の負荷があることから「楽観性」と命名した。また第2因子は、「良い」「好きな」「美しい」などの項目に正の負荷があることから「魅力度」と命名した。同様に、第3因子は、「強い」「迫力のある」などの項目に正の負荷があるほか、「軽い」の項目に負の負荷があることから「迫力度」、第4因子は、「都会的な」「今風な」などの項目に正の負荷があることから「近代性」、第5因子は、「複雑な」「贅沢な」などの項目に正の負荷があることから「装飾性」と命名した。なお、これら5因子における累積寄与率は58.7%であった。以下の章では、因子分析によって抽出された20の形容詞対を使用し、検証をおこなう。

表3 因子分析結果

因子名	形容詞対	因子1	因子2	因子3	因子4	因子5	共通性
楽観性	暖かい-冷たい	0.72	0.04	0.01	-0.29	0.00	0.53
	にぎやかな-静かな	0.68	-0.36	0.23	0.07	0.14	0.52
	陽気な-陰気な	0.74	0.07	0.09	0.06	0.00	0.59
	明るい-暗い	0.67	0.16	0.04	0.12	-0.10	0.58
	楽しい-苦しい	0.77	0.16	0.00	0.03	-0.08	0.68
魅力度	開放的-閉鎖的	0.62	0.03	-0.20	-0.01	-0.03	0.47
	良い-悪い	0.12	0.80	0.03	-0.07	-0.05	0.67
	好きな-嫌いな	0.21	0.79	-0.08	-0.08	0.08	0.67
	美しい-醜い	-0.17	0.79	0.09	0.08	0.04	0.67
迫力度	強い-弱い	0.06	0.11	0.82	0.03	0.01	0.71
	迫力のある-迫力が無い	0.10	0.00	0.84	0.03	0.09	0.71
	軽い-重い	-0.04	0.16	-0.69	0.19	-0.02	0.54
	はっきりした-ぼんやりした	-0.11	0.26	0.57	0.23	-0.22	0.58
	男性的な-女性的な	-0.13	-0.12	0.53	-0.24	-0.13	0.41
近代性	今風な-古風な	0.18	-0.12	-0.08	0.67	-0.14	0.58
	洋風-和風	0.13	-0.21	-0.02	0.67	-0.02	0.45
	都会的な-田舎風な	-0.21	0.12	0.04	0.79	0.11	0.63
装飾性	複雑な-単純な	-0.12	-0.05	-0.05	-0.07	0.77	0.63
	贅沢な-質素な	0.08	0.18	0.24	0.14	0.60	0.47
	寄与率	0.16	0.15	0.13	0.09	0.06	
	累積寄与率						0.59

5. 平均化されたフォントの特性解明

5.1 フォントの数式化による印象変化の検証

3章で述べたフォントを円の軌跡で表現し、フーリエ級数展開によって数式化するアルゴリズムは、その特性上ベクタフォントを再現しきれないフォントが一部存在していた。例えば、DFP平成丸ゴシックW4やDFP教科書体W4など、フォントの端点が丸みを帯びているか、尖っている場合は高い再現度で表現することができる(図3)が、DFP平成ゴシック体のような角張った形状をしている場合は、文字の端点にブレが生じてしまう(図4)。そこで本節では、3章で述べた手法を用い、「ベクタフォントを数式によって表現したフォントは、ベクタフォントがもつ印象と類似する」という仮説を検証する。

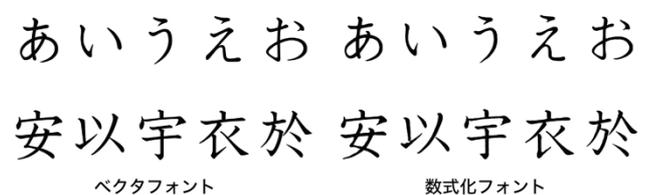


図3 再現度が高いフォント (DFP教科書体W4)

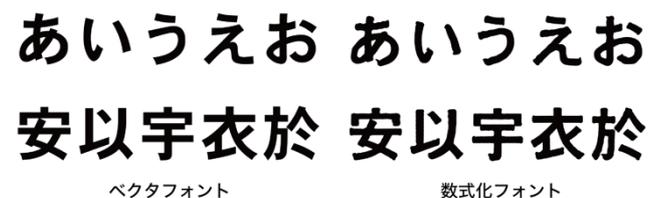


図4 再現度が低いフォント (DFP平成ゴシック体W7)

表4は、4.2節で得られた20の印象ベクトルの値を用いて、数式化フォントとベクタフォントとの類似度を算出した結果である。類似度の算出方法として、ここではコサイン類似度を用いている。フォントAとフォントBの印象の類似度は以下の式で求める。ここで a_i は、フォントAの印象ベクトルの*i*番目の要素の値を表し、Nは印象ベクトルの項目数を表す。

$$sim(A, B) = \frac{\sum_{i=1}^N a_i b_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^N a_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N b_i^2}} \quad (1)$$

各数式化フォントがどのベクタフォントと最も印象の類似度が高いかを検証した結果、DFP平成明朝体W3を除いた19のフォントにおいて自身のベクタフォントが最も高いという結果が得られた。数式化による再現度が相対的に低いDFP平成ゴシック体に着目しても、自身のフォントが他のフォントよりも高い値を示している。自身のベクタフォントと類似度の低かったDFP平成明朝体W3について

表 4 数式化フォントとベクタフォントがもつ印象の類似度

	GT3(≒)	GT7(≒)	MC3(≒)	MC7(≒)	MG4(≒)	NMG(≒)	KY4(≒)	LK5(≒)	EK5(≒)	HL3(≒)	SR7(≒)	KB5(≒)	CS9(≒)	ST5(≒)	HT5(≒)	TR3(≒)	TM3(≒)	HP3(≒)	HB3(≒)	RO7(≒)
GT3(数)	0.94	0.48	0.72	0.25	0.74	0.68	0.76	-0.15	0.03	-0.31	-0.34	0.38	-0.48	0.22	0.55	0.29	0.68	0.68	-0.33	0.30
GT7(数)	0.36	0.93	0.41	0.86	0.29	-0.07	0.22	0.59	0.58	0.40	-0.49	-0.50	-0.36	-0.07	-0.39	-0.72	-0.17	-0.45	-0.37	0.00
MC3(数)	0.85	0.44	0.89	0.56	0.41	0.25	0.95	0.18	-0.07	0.17	-0.39	0.41	-0.54	-0.23	0.07	-0.07	0.82	0.39	-0.20	0.01
MC7(数)	0.24	0.73	0.53	0.95	0.11	-0.27	0.36	0.81	0.52	0.68	-0.28	-0.28	-0.34	-0.23	-0.55	-0.87	0.03	-0.49	-0.36	-0.01
MG4(数)	0.57	0.26	0.35	-0.02	0.94	0.91	0.37	-0.04	0.40	-0.31	0.22	0.23	0.03	0.78	0.84	0.39	0.45	0.74	-0.65	0.56
NMG(数)	0.64	0.21	0.35	-0.09	0.90	0.96	0.41	-0.15	0.31	-0.41	0.21	0.29	0.02	0.74	0.89	0.50	0.49	0.82	-0.53	0.51
KY4(数)	0.79	0.28	0.90	0.45	0.42	0.30	0.97	0.19	-0.07	0.17	-0.16	0.61	-0.50	-0.15	0.21	0.01	0.92	0.53	-0.26	0.11
LK5(数)	0.01	0.49	0.32	0.74	0.16	-0.21	0.18	0.97	0.74	0.88	0.19	-0.35	0.15	0.02	-0.41	-0.80	0.03	-0.44	-0.56	-0.04
EK5(数)	-0.01	0.37	-0.02	0.28	0.57	0.39	-0.13	0.51	0.84	0.26	0.29	-0.35	0.35	0.65	0.20	-0.30	-0.16	-0.06	-0.79	0.39
HL3(数)	-0.27	-0.27	-0.10	0.13	-0.54	-0.62	0.03	0.36	-0.13	0.74	0.15	-0.17	0.38	-0.56	-0.61	-0.28	0.13	-0.36	0.28	-0.71
SR7(数)	-0.44	-0.48	-0.40	-0.43	0.15	0.26	-0.37	0.13	0.35	0.01	0.89	0.03	0.71	0.64	0.45	0.24	-0.09	0.21	-0.32	0.32
KB5(数)	0.25	-0.49	0.31	-0.30	-0.05	0.18	0.45	-0.38	-0.56	-0.20	0.13	0.92	-0.22	-0.19	0.31	0.50	0.67	0.62	0.23	0.15
CS9(数)	-0.56	-0.62	-0.72	-0.61	-0.28	-0.15	-0.54	-0.10	-0.02	0.11	0.52	-0.35	0.91	0.15	0.03	0.32	-0.24	-0.06	0.22	-0.40
ST5(数)	0.02	0.05	-0.20	-0.26	0.67	0.74	-0.20	0.01	0.56	-0.28	0.51	-0.16	0.50	0.93	0.71	0.32	-0.09	0.41	-0.56	0.45
HT5(数)	0.31	-0.29	0.06	-0.53	0.60	0.79	0.20	-0.43	-0.06	-0.57	0.42	0.43	0.21	0.67	0.95	0.78	0.47	0.88	-0.26	0.42
TR3(数)	0.06	-0.60	-0.28	-0.82	0.13	0.51	-0.04	-0.76	-0.49	-0.66	0.25	0.36	0.32	0.32	0.70	0.97	0.27	0.74	0.26	0.00
TM3(数)	0.64	-0.10	0.63	0.02	0.45	0.49	0.81	-0.05	-0.19	0.02	0.13	0.70	-0.13	0.08	0.50	0.42	0.98	0.80	-0.20	0.11
HP3(数)	0.38	-0.40	0.11	-0.58	0.36	0.68	0.32	-0.56	-0.34	-0.55	0.29	0.57	0.14	0.37	0.81	0.87	0.60	0.92	0.02	0.15
HB3(数)	-0.29	-0.54	-0.46	-0.52	-0.72	-0.42	-0.27	-0.62	-0.79	-0.30	-0.22	0.03	0.09	-0.59	-0.27	0.43	-0.18	-0.09	0.97	-0.59
RO7(数)	0.09	0.23	0.14	0.04	0.47	0.46	-0.06	-0.05	0.31	-0.35	0.09	0.31	-0.29	0.56	0.45	0.02	-0.14	0.20	-0.45	0.87

は、自身のベクタフォントとの類似度が DFP 教科書体 W4 のベクタフォントに次いで、高い値を示している。しかし、両者のベクタフォント間の類似度を算出すると 0.94 という高い値を示していたことや、DFP 平成明朝体 W3 のベクタフォントと DFP 教科書体 W4 の数式化フォントの類似度も 0.89 と高い値を示している。つまり、数式化による再現度が低いことが影響しているのではなく、両者のベクタフォントの印象構造が類似していることが影響していると考えられる。これらの結果から、「ベクタフォントを数式によって表現したフォントは、ベクタフォントがもつ印象と類似する」という仮説は立証された。

5.2 融合フォントの特性分析

これまで我々が提案してきた文字デザイン支援手法[8]は、ユーザが選択した位置から得られるフォントがもつ印象値は融合対象のフォントまでの距離の比に応じて求めることができるという仮説に基づいて設計している。そこで本節では、この「複数のフォントを任意の割合で融合し生成されたフォントは、各々のフォントの印象値を同様の割合で融合した印象をもつ」という仮説を検証する。

表 5 は、3 種類の割合 (25%-75%, 50%-50%, 75%-25%) で融合したフォントの実測値と、5 種類の割合 (0%-100%, 25%-75%, 50%-50%, 75%-25%, 100%-0%) で算出した期待値との類似度の中で最も高い値を示した割合を集計した結果である。ここで、類似度の算出は 4 章で構築したデータセットの中から 4 人以上に評価された融合フォントに対しておこなった。また、期待値は融合対象のベクタフォントの印象値を融合割合で加重平均した値とした。なお、類似度の算出は 5.1 節で使用した(1)式のコサイン類似度を用いる。

それぞれの割合における実測値がどの割合の期待値と最も印象の類似度が高いかを検証した結果、25%-75%の融合フォントと 50%-50%の融合フォントは 0%-100%の期待値、75%-25%の融合フォントは 100%-0%の期待値との類似度

が最も高い値となり、3 種類すべての割合において、同じ割合の期待値との類似度が最も高いという結果にはならなかった。したがって、「複数のフォントを任意の割合で融合し生成されたフォントは、各々のフォントの印象値を同様の割合で融合した印象をもつ」という仮説は棄却された。

表 6 は、融合フォントの各因子の印象が、融合対象のフォントの印象値の範囲内の値になる割合と、実測値が期待値からどれだけ離れた値になるかを表した結果である。まず、範囲内の値になる割合に着目すると、全ての因子において範囲内に入る割合の期待値を上回っていることがわかる。このことから、任意の割合で融合したフォントは、各々の印象値を同様の割合で融合した印象をもつ確率は低いが、融合対象のフォントがもつ印象の範囲から逸脱した印象をもつ可能性も低いことがいえる。次に、各因子の範囲内に入る割合と期待値と実測値のズレを全体平均と比較すると、「魅力度」因子と「近代性」因子が、範囲内に入る割合が全体平均を下回り、期待値と実測値のズレが全体平均より大きいという結果となった。さらに、ズレの値が負の値を示していることから、フォントを融合すると魅力度と近代性を必要以上に低下させる効果があると考えられる。

表 5 実測値との類似度がどの割合の期待値と最も高い値を示しているか

	100%0%	75%25%	50%50%	25%75%	0%100%	合計
実測値(25%75%)	3	4	16	29	61	113
実測値(50%50%)	22	10	20	22	39	113
実測値(75%25%)	61	25	22	6	5	119

表 6 因子ごとの融合対象フォントの印象範囲内に入る確率と期待値までの距離

	楽観性	魅力度	迫力度	近代性	装飾性	全体平均
取り得る印象値の範囲	0.737	0.707	1.214	0.873	0.864	0.883
範囲内に入る期待値	0.123	0.118	0.202	0.145	0.144	0.147
範囲内に入る割合	0.383	0.337	0.499	0.410	0.433	0.412
期待値と実測値との距離	-0.200	-0.366	-0.320	-0.350	-0.096	-0.275
サンプル数	374	374	374	374	374	374

表7は、融合フォントの各因子の印象が、融合対象のフォントの印象値の範囲内の値になる割合と、実測値が期待値からどれだけ離れた値になるかを、融合対象として使用されたフォントごとに表した結果である。

まず「魅力度」因子に着目すると、平成ゴシック (W3, W7), 平成明朝 (W3, W7), 平成丸ゴシック, 中丸ゴシック, 金文体, ロマン鳳の8つのフォントにおいて、範囲内に入る割合および期待値と実測値との距離が表Xの全体平均を下回った値を示している。これらの数式化フォントの形状に着目すると、角張った形状 (図5) やウロコのような装飾 (図6) を表現するために芯線が歪なストロークになっているものが確認された。つまり、芯線が歪なフォントを融合した結果、魅力度を必要以上に低下するほど出力結果が歪になってしまっていると考えられる。

次に「迫力度」因子に着目すると、平成ゴシック (W3), 平成明朝 (W7), 平成丸ゴシック, 中丸ゴシック, 爽流体, 金文体, ロマン鳳の7つのフォントにおいて、範囲内に入る割合および期待値と実測値との距離が表6の全体平均を下回った値を示している。この結果は、「魅力度」因子と類似した分類結果となっていることから、芯線が歪なストロークをもったフォントと融合すると、「魅力度」だけでなく「迫力度」も必要以上に低下させる影響をもつと考えられる。

一方で、教科書体, 円楷書, 方隷書, クラフト墨の4フォントは、装飾性を除く4つの因子において、範囲内に入る割合および期待値と実測値との距離が表6の全体平均を上回る結果となっている。これらの数式化フォントの形状に着目すると、図5, 図6とは対照的に、芯線のストロークが安定している様子が観察できる (図7, 図8)。

以上の結果をまとめると、数式化されたフォントを任意の割合で融合したフォントは、同様の割合で融合した印象はもたないが、融合対象のフォントがもつ印象値の範囲内の印象をもつことが明らかになった。また、数式化フォントを融合すると、魅力度や近代性が必要以上に低下させることを確認した。要因として、角張ったフォントや太さの変化が激しいフォントなど、数式化する際、芯線のストロークが不安定になることで、フォントを融合したときにブレが生じてしまったことがあげられる。

表7 フォントごとの融合対象フォントの印象範囲内に入る確率と期待値までの距離

フォント		楽観性	魅力度	迫力度	近代性	装飾性
GT3	取り得る印象値の範囲	0.713	0.552	1.009	0.645	1.064
	範囲内に入る割合	0.408	0.244	0.450	0.292	0.563
	期待値と実測値のズレ	-0.123	-0.481	-0.383	-0.523	0.064
GT7	取り得る印象値の範囲	0.460	0.397	1.724	0.423	0.638
	範囲内に入る割合	0.303	0.211	0.558	0.325	0.421
	期待値と実測値のズレ	-0.171	-0.698	-0.397	-0.762	0.449
MC3	取り得る印象値の範囲	0.648	0.606	1.060	0.578	0.714
	範囲内に入る割合	0.431	0.313	0.444	0.380	0.319
	期待値と実測値のズレ	-0.390	-0.909	-0.520	-0.534	0.080
MC7	取り得る印象値の範囲	0.566	0.437	1.300	0.706	0.933
	範囲内に入る割合	0.301	0.183	0.571	0.236	0.402
	期待値と実測値のズレ	-0.175	-0.774	-0.472	-0.481	0.021
MG4	取り得る印象値の範囲	0.784	0.476	0.958	0.679	0.865
	範囲内に入る割合	0.398	0.326	0.494	0.296	0.458
	期待値と実測値のズレ	-0.305	-0.585	-0.335	-0.537	0.348
NMG	取り得る印象値の範囲	0.801	0.459	1.022	0.654	0.717
	範囲内に入る割合	0.302	0.230	0.422	0.405	0.486
	期待値と実測値のズレ	-0.467	-0.523	-0.440	-0.433	0.053
KY4	取り得る印象値の範囲	0.749	0.588	0.899	0.737	0.630
	範囲内に入る割合	0.430	0.399	0.500	0.421	0.444
	期待値と実測値のズレ	-0.045	-0.300	-0.203	-0.325	-0.077
LK5	取り得る印象値の範囲	0.599	0.681	1.457	1.558	1.172
	範囲内に入る割合	0.320	0.355	0.547	0.596	0.579
	期待値と実測値のズレ	-0.147	-0.294	-0.224	-0.274	-0.135
EK5	取り得る印象値の範囲	0.760	0.518	1.151	0.780	0.734
	範囲内に入る割合	0.417	0.356	0.565	0.433	0.388
	期待値と実測値のズレ	-0.120	-0.170	-0.239	-0.232	-0.246
HL3	取り得る印象値の範囲	0.731	0.585	1.142	1.332	0.896
	範囲内に入る割合	0.446	0.392	0.508	0.613	0.432
	期待値と実測値のズレ	-0.072	-0.155	-0.307	-0.173	-0.336
SR7	取り得る印象値の範囲	0.688	0.555	1.037	1.163	1.056
	範囲内に入る割合	0.342	0.295	0.410	0.530	0.423
	期待値と実測値のズレ	-0.296	-0.328	-0.337	-0.232	-0.072
KB5	取り得る印象値の範囲	0.683	0.562	1.057	0.820	0.916
	範囲内に入る割合	0.282	0.190	0.481	0.325	0.369
	期待値と実測値のズレ	-0.327	-0.461	-0.389	-0.434	-0.376
CS9	取り得る印象値の範囲	0.630	0.944	1.207	1.448	0.698
	範囲内に入る割合	0.390	0.650	0.514	0.648	0.357
	期待値と実測値のズレ	-0.061	-0.071	-0.272	-0.096	-0.227
ST5	取り得る印象値の範囲	0.737	0.481	0.792	0.640	0.586
	範囲内に入る割合	0.515	0.294	0.365	0.402	0.382
	期待値と実測値のズレ	0.004	-0.205	-0.261	-0.328	-0.022
HT5	取り得る印象値の範囲	0.903	0.702	1.068	0.635	0.718
	範囲内に入る割合	0.415	0.263	0.574	0.316	0.500
	期待値と実測値のズレ	-0.294	-0.322	-0.136	-0.357	-0.114
TR3	取り得る印象値の範囲	0.617	1.009	1.527	0.806	0.783
	範囲内に入る割合	0.325	0.518	0.676	0.476	0.440
	期待値と実測値のズレ	-0.031	0.013	-0.330	-0.208	-0.184
TM3	取り得る印象値の範囲	0.835	1.120	0.990	0.708	0.737
	範囲内に入る割合	0.414	0.365	0.454	0.369	0.405
	期待値と実測値のズレ	-0.247	-0.369	-0.291	-0.249	-0.089
HP3	取り得る印象値の範囲	0.637	0.634	0.993	0.628	0.978
	範囲内に入る割合	0.309	0.324	0.471	0.392	0.309
	期待値と実測値のズレ	-0.369	-0.297	-0.191	-0.339	-0.244
HB3	取り得る印象値の範囲	1.518	2.333	1.593	0.852	1.136
	範囲内に入る割合	0.642	0.757	0.571	0.392	0.441
	期待値と実測値のズレ	-0.123	-0.325	-0.359	-0.404	-0.168
RO7	取り得る印象値の範囲	0.650	0.478	0.876	0.923	1.266
	範囲内に入る割合	0.312	0.202	0.348	0.376	0.532
	期待値と実測値のズレ	-0.302	-0.565	-0.322	-0.586	-0.382



図5 DFP平成ゴシック体W7の数式化フォントと芯線

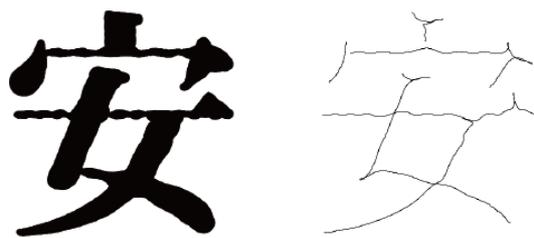


図 6 DFP 平成明朝体 W7 の数式化フォントと芯線



図 7 DFP 教科書体 W4 の数式化フォントと芯線

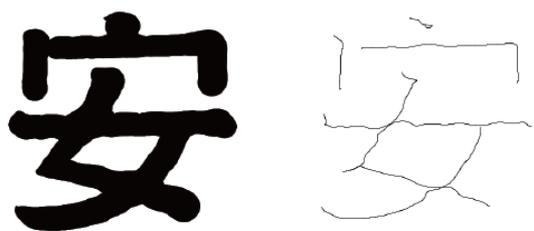


図 8 DFP 円楷書 W5 の数式化フォントと芯線

6. 二次元平面インタフェースの妥当性の検証

これまで我々が提案してきた二次元平面インタフェースは、ユーザが選択した2つの印象語を軸とした二次元平面上に既存のフォントが配置され、選択した位置に近接するフォントを距離の比に応じて割合を変えて動的に融合するというものである。5.2節の分析から、任意の割合で融合したフォントは、各々の印象値を同様の割合で融合した印象をもたないものの、融合対象フォントがもつ印象の範囲内の印象値をもつことが明らかになった。このことから、印象値を入力するインタフェースではなく、動的に生成結果を確認しながら調整ができる二次元平面インタフェースは妥当であるといえる。

ここで我々は、融合したときに融合対象がもつ印象の範囲を逸脱した値を取る可能性が高いフォントと印象語の組み合わせがあることを確認した。つまり、ユーザが選択する印象語や二次元平面の選択位置によっては、ユーザが求める印象とは程遠い印象をもったフォントが生成される可

能性がある。そこでこれまででは融合する際のフォントを選択した位置に近接したフォントから順に選定していたが、今回得られたデータセットを元に、ユーザが選択した印象語について、融合した際に逸脱した値を示す可能性が高いフォントを除外し選定することで、よりユーザが求める印象に近いフォントを獲得することができると考えられる。また、図9のように、ユーザが求める印象から逸脱する可能性が高い箇所を可視化し、ユーザが求める印象通りのフォントが得られる可能性が高い箇所を選択するように誘導することで、システムへの信頼性を高めることができると考えられる。また、図10のようにフォントを絵の具のように見立てて、ユーザが任意のフォントを自由に混ぜて生成できるインタフェースを提供し、生成したフォントがどのような印象構造をもつかフィードバックを返すという設計にすることでユーザが求める印象に近いフォントが得られることができると期待される。

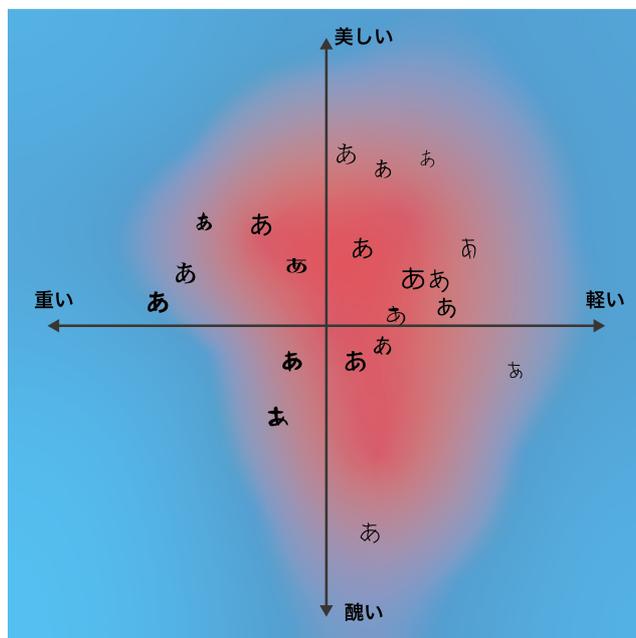


図 9 二次元平面インタフェースの改善例

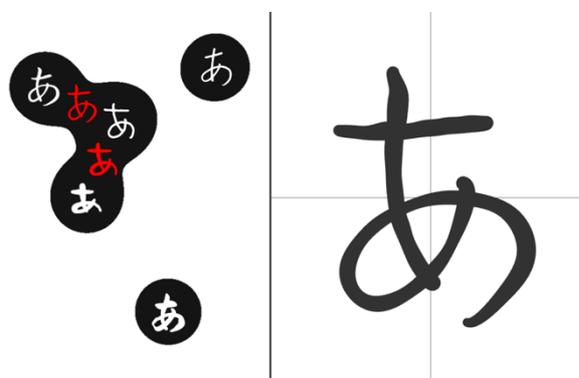


図 10 フォントを絵の具に見立てたインタフェース

7. おわりに

本研究では、数式化されたフォントやそれを用いて生成される融合フォントの特性を、「ベクタフォントを数式によって表現したフォントは、ベクタフォントがもつ印象と類似する」および「任意の割合で融合したフォントは、各々の印象値を同様の割合で融合した印象をもつ」という仮説を検証することで明らかにした。調査の結果、数式化されたフォントはベクタフォントと同様の印象をもち、それを任意の割合で融合したフォントは、同様の割合で融合した印象はもたないが、融合対象のフォントがもつ印象値の範囲内の印象をもつことが明らかになった。また、数式化フォントを融合すると、魅力度や近代性が必要以上に低下させることを確認した。特に、角張ったフォントや太さの変化が激しいフォントなど、数式による表現が難しいフォントがこれら2つの因子を著しく低下させることが明らかになった。

次に、我々が提案する二次元平面インタフェースの妥当性を議論した。本分析において、任意の割合で融合したフォントは同様の割合で融合した印象をもたないものの、融合対象のフォントが取り得る印象値の範囲内の印象をもつという結果がみられたことから、動的に微調整が可能な提案インタフェースは妥当であると結論づけた。また、これまでフォントを融合する際、ユーザが選択した位置に近接するフォントを4つ選定してきた。しかし、フォントによって特定の印象を必要以上に低下させる傾向があることから、ユーザが選択し二次元平面の軸としている印象を必要以上に低下させる効果をもつフォントは、たとえ近接していても融合対象に含めないなど、融合する組み合わせの選定方法に工夫が必要であることが示唆された。

今後は、フォントを数式化する際、芯線のストロークを安定化させるとともに、フォントの融合数をさらに増やした場合にどのような特性が現れるのか調査をおこなう予定である。また、数式化フォントの特性調査から得られた二次元平面インタフェースの改善案を実装し、よりユーザが求める印象に近いフォントを獲得することができるか検証していく。

謝辞 本研究の一部は、JST ACCEL（グラント番号 JPMJAC1602）の支援を受けたものである。

参考文献

- [1] Lewis, D.. The Brain Sell: When Science Meets Shopping. 2013.
- [2] Doyle, J. R. and Bottomley, P. A.. Font Appropriateness and Brand Choice. *Journal of Business Research*, 2004, vol. 57, issue. 8, pp. 873-880.
- [3] Hyndman, S.. Why Fonts Matter. 2016.
- [4] 川島拓也, 築館多藍, 細谷美月, 山浦祐明, 中村聡史. 商品選択においてフォントがユーザの選択行動に及ぼす影響の調査. 電子情報通信学会 ヒューマンコミュニケーション基礎

- 研究会 (HCS), 2019, HCS-23, vol. 119, no. 38, pp. 113-118.
- [5] 濱野花莉, 細谷美月, 佐々木美香子, 山浦祐明, 中村聡史. フォントと味の印象が商品選択行動に及ぼす影響. ヒューマンインタフェースシンポジウム 2019, no.5A-2, pp. 589-596.
- [6] “Adobe Fonts”. <https://fonts.adobe.com>, (参照 2019-12-08).
- [7] “Google Fonts”. <https://fonts.google.com>, (参照 2019-12-08).
- [8] Saito, J. and Nakamura, S.. Fontender: Interactive Japanese Text Design with Dynamic Font Fusion Method for Comics. 25th International Conference on Multi Media Modeling(MMM2019).
- [9] Matsukida, H. and Fujioka, H.. Design of Cursive Handwriting Characters with Nonlinear Typeface Reshaping Transformation. 2013 Eighth International Conference on Broadband, Wireless Computing, Communication and Applications, 2013, pp. 602-607.
- [10] 加納政芳, 遠藤和也, 中村剛士. オノマトペによる手書き文字変換手法のコミックへの応用. 第31回人工知能学会全国大会, 2017.
- [11] 佐藤剣太, 中村聡史, 鈴木正明. 印象増幅のための手書き文字へのエフェクト付与手法. 情報処理学会論文誌, 2018, vol. 59, no. 9, pp. 1761-1773.
- [12] “Prototypo | Design stronger identities with bespoke fonts”. <https://www.prototypo.io>, (参照 2019-12-08).
- [13] “modulator | metaflo”. <https://www.metaflo.com/modulator>, (参照 2019-12-08).
- [14] Suveeranont, R. and Igarashi, T.. Example-Based Automatic Font Generation. *Proceedings of Smart Graphics 2010, Lecture Notes in Computer Science*, 2010, vol. 6133, pp. 127-138.
- [15] Campbell, N. D. F. and Kautz, J.. Learning a Manifold of Fonts. *In ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH)*, 2014, vol. 33, no. 4.
- [16] “DynaFont TypeMuseum 5718 TrueType | ダイナコムウェア株式会社”, https://www.dyna-cw.co.jp/product/product_endofsale_detail.aspx?sid=1840, (参照 2019-12-08).
- [17] 井上正明, 小林利宜. 日本におけるSD法による研究分野よその形容詞対尺度構成の概観. *教育心理学研究*, 1985, vol. 33, no. 3, pp. 253-260.
- [18] 井上正之, 鑑沢勇. 文字形態から受ける印象と品質評価要因の検討. *電子情報通信学会論文誌*, 1984, vol. J67-B, no. 3, pp. 328-335.