

基本形状印象に基づく複合形状印象の推定法に関する研究

Study on Estimation Method of Impressions for Complex Figure Based on Impressions for Primitive Figures

80223530 松田龍人(Ryuto Matsuda) Supervisor 青山英樹(Hideki Aoyama)

1. 緒言

近年、消費者嗜好の多様化に伴い、機能性に加えて意匠性も製品選択の重要な要素になり、外観形状が商品の魅力に大きく寄与するようになってきた。製品の開発の初期段階において、デザイナーは製品コンセプトに基づいて製品形状の具現化を行うが、その際に、デザイナーが具現化した製品形状の客観的印象を推定できるならば、このデザインプロセスにおいて有益な支援を提供できると考えられる。

本研究では、ゲシュタルト理論を論拠として、「製品形状は、その部分形状が三角形、四角形、円などの基本形状の一部から構成されており、全体形状の印象がその部分的な形状印象から推定できる。」という仮説を立て、基礎的な実験においてその仮説を検証し、基本形状印象から複合形状印象を推定する方法について検討している。

2. 複合形状印象の推定方法

2.1 形状の印象評価に用いる印象語の決定

製品デザインの評価に用いられる形容詞対^[1]から製品形状印象の評価に有効な形容詞対を14個選定した。表1は、選定された14個の形容詞対を示している。図1に示す17個の基本形状^[2]に対し、表1に示す14個の形容詞対に関して5段階のSD法によるアンケートを17名の学生(男女含む)に実施し、基本形状と形状印象の関係を得た。この結果に対してクラスタ分析を行い、類似の形容詞対として認識された形容詞対群から一つの形容詞対を抽出し、表1において陰影づけで表示されている9個の形容詞対を印象語として決定した。

表1 製品形状印象の評価のための形容詞対

シンプルでない-シンプル	ハードな-ソフトな
どっしりしていない-どっしりとした	地味な-派手な
軽快でない-軽快な	かわいらしくない-かわいらしい
親しみやすい-親しみやすい	おとなしくない-おとなしい
やさしくない-やさしい	精巧でない-精巧な
格調高くない-格調高い	新鮮でない-新鮮な
繊細でない-繊細な	華やかでない-華やかな

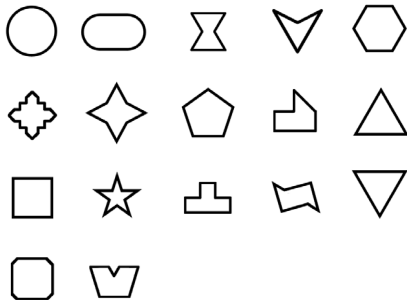


図1 基本形状

2.2 形状特徴量を用いた複合形状印象の推定方法

図1に示す17個の基本形状を、表2に示す10個の形状特

徴量^[3]で数値化する。形状特徴量は、情報エントロピーの概念を用いた角度エントロピー^[4]と角度変化期待値^[4]も含んでいる。角度変化量を X 、角度変化確率を p とすると、角度エントロピーは式(1)で、角度変化期待値は式(2)で表される。

$$-\sum p \log p \tag{1}$$

$$\sum Xp \tag{2}$$

また、真円度は $4\pi \cdot (\text{面積}) / (\text{外周総量})^2$ 、動径は重心からの図形輪郭への距離、包括周囲長は外形を包括する最小の凸形状の外周総量として求めている。

表2 使用した形状特徴量

角度変化確率	真円度
角度エントロピー	包括周囲長
角度変化期待値	縦横比
直線辺の数	最大動径/最小動径
斜辺の数	面積/高さ/幅

本研究では、形状特徴量から形状印象を推定するため、二つの方法を試みた。一つは、統計学的手法による方法であり、もう一つはニューラルネットワークを用いた方法である。統計学的手法である重回帰分析により、説明変数として10個の形状特徴量、従属変数として9個の印象語を用いて重回帰式を算出し、推定したい複合形状の形状特徴量から複合形状印象を推定した。また、10個の形状特徴量を入力層とし、9個の印象語を出力層として、ニューラルネットワークモデルを構築した。このニューラルネットワークモデルを用いて、形状特徴量から形状印象を推定した。

2.3 2DFFTを用いた複合形状印象の推定方法

基本形状を2DFFT(二次元高速フーリエ変換)により解析する。図2は、2DFFTの解析結果の一例を示している。2DFFT解析結果より、表3に示す7つの形状の特徴量を求めた。

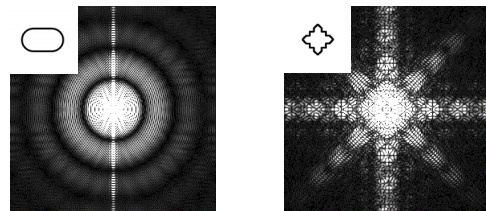
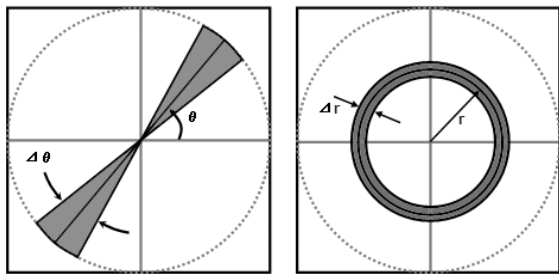


図2 2DFFT結果の例

表3 2DFFTによる特徴量の決定方法

①: θ 成分と r 成分の値	⑤: θ 成分の \log 値, 4バンド
②: r 成分の \log 値	⑥: r, θ 成分それぞれの4バンド
③: r 成分の \log 値, 4バンド	⑦: r 成分ピーク3つと θ 成分
④: r 成分の \log 値のFFT値	

2DFFTによる特徴量に関して、表3に示される①の θ 成分と r 成分は、2DFFT解析結果より、図3に示されているように陰影付けされている部分のパワースペクトルを一定間隔 $\Delta\theta, \Delta r$ で積算して求めた値である。



θ成分 r成分

図3 θ成分とr成分

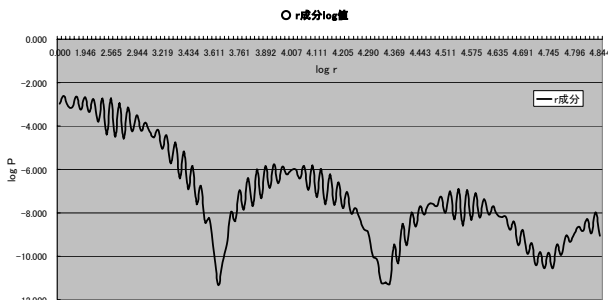


図4 r成分のlog値

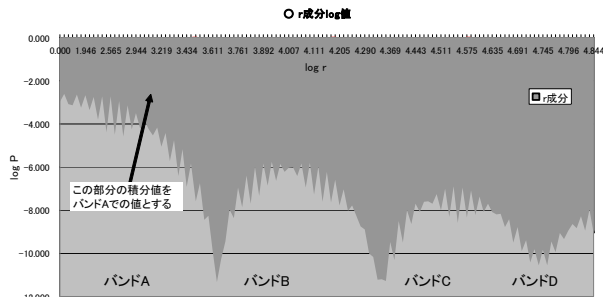


図5 r成分の4バンドの取り方

また、表3に示される②のr成分のlog値は、「感覚量は刺激量の対数に比例する」というウェーバー・フェヒナーの法則を2DFFT結果に適応することにより特徴量として抽出したパラメータであり、2DFFT結果のr成分から求めた対数値である。③の4バンドとは、図5に示すように、r成分から求めた対数値を4つの部分に分け、それぞれのバンドにおける積算値である。⑦のピーク値とは、図4に示される基本形状のr成分の対数値がもつ3つのピーク値のr成分値とそのパワースペクトル値積算値である。

このように2DFFT結果から算出した特徴量と印象語の関係をニューラルネットワークでモデル化した。

3. 評価実験および結果

上記で提案した形状印象の推定法を評価するため、予測の精度を表す指標として、予測精度Aを定義した。予測精度Aは9個の印象語に対する誤差率ε（(予測値-アンケート値) / (アンケート値)）の総和として、式(3)より求められる。

$$A = \sum_{i=1}^9 |\varepsilon_i| \quad (3)$$

3.1 形状特徴量による形状印象の推定結果と評価

基本形状の形状特徴量を説明変数、印象語を従属変数として重回帰分析を行い、導出した重回帰式に、図6に示す評価形状の形状特徴量を代入し、9個の印象語の評価値を算出した。



図6 評価形状

また、形状特徴量をニューラルネットワークモデルに入力し、評価形状印象を予測した。それぞれの予測精度を表4に示す。これより、重回帰分析による予測の方がニューラルネットワークによる方法よりも予測精度がよいことがわかる。

表4 形状特徴量を用いた場合の予測精度

重回帰分析による方法の予測精度	ニューラルネットワークによる方法の予測精度
2.8	4.1

3.2 2DFFTによる形状印象の推定結果と評価

2DFFT解析を行い、表3に示す①~⑦の特徴量を用いてニューラルネットワークモデルから図6に示す評価形状の印象を推定した。その予測精度の結果を表5に示す。

表5 2DFFTを用いた場合での予測精度

方法	①	②	③	④	⑤	⑥	⑦
予測精度	4.3	4.6	5.2	5.0	5.1	5.1	3.1

表5より、2DFFT解析を用いた方法では、⑦の特徴量を用いた方法が最も優れていることがわかった。

次に、上記の手法を実際の製品形状の印象推定に応用する場合を想定して、時計のフェイスをイメージした8つの形状に対して2DFFT解析により表3に示す⑦の特徴量から形状印象を推定する実験を行った。図7は、8つの時計形状の中の一



図7 複合形状

例を示している。図8は、図7の時計形状に対する推定結果とアンケート結果の比較結果を示している。また、8個の時計に対する予測精度を表6に示す。これより、基本形状印象から複合形状の印象を推定できる可能性が示された。

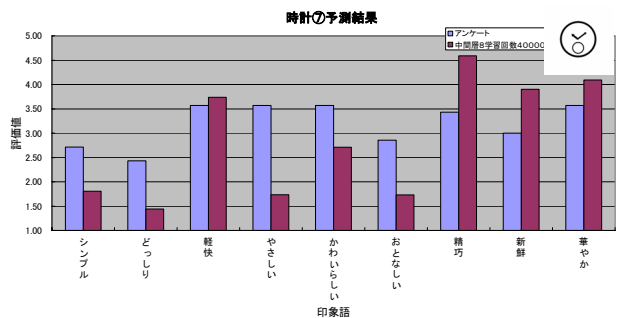


図8 時計形状の印象推定結果

表6 時計形状の印象推定結果

	時計形状①	時計形状②	時計形状③	時計形状④
予測精度	2.0	3.0	2.3	4.0
	時計形状⑤	時計形状⑥	時計形状⑦	時計形状⑧
予測精度	1.8	4.2	3.0	2.2

5. 結言

基本形状の印象から複合形状の印象を推定することを目的として、基本形状の形状特徴量と2DFFT解析を用いる方法を提案し、基礎実験において基本形状の印象から複合形状印象を推定する可能性について検討した。

参考文献

- [1] 田中央：デザイン論，(2000)，70，岩波書店。
- [2] 日本図学会：美の図学，(1998)，75-76，森北出版。
- [3] 久山宏：図記号類の形状特徴量の計測，デザイン学研究，45-2(1998)，35-44。
- [4] 松岡由幸：曲線設計支援のための巨視的shape情報，デザイン学研究，47-3(2000)，25-34。