

言葉によるエンジニアリング

言葉のトレードオフ関係を得る方法と分析

Engineering starts with words

How to get and analyze a trade-off relationship between words

○学 原田 創之介*1, 荒川 雅生*2

竹内 謙善*1, 勝又 暢久*1, 平見 尚隆*1, 山本 真椰*1

中尾 彰吾*3, 藤原雅彦*3

Sonosuke HARADA*1, Masao ARAKAWA*2,

Kenzen TAKEUCHI*1, Nubuhisa KATSUMATA*1, Naotaka HIRAMI*1, Maya YAMAMOTO*1,

Shougo NAKAO*3 and Masahiko FUJIWARA*3

*1 香川大学 Kagawa University

*2 早稲田大学 Waseda University

*3 キャスコ株式会社 Kasco Corporation

キーワード: 多目的最適化, 満足化トレードオフ法, 数量化理論一類

1. 緒 言

「デザイン」とは、「作り手」であるデザイナーが「使い手」であるユーザーに提供するあらゆる製品やサービスのことを意味している。昨今では、従来行われてきた性能競争よりも、どれだけ多くのユーザーに共感を得られるかが鍵になってきている。しかし、デザイナーは主に定量的な情報をベースにするが、ユーザーはその製品を利用した際の感覚・感情を基に製品の評価を「言葉」で表現する。ここに根本的なギャップが生じている。

我々は「言葉によるエンジニアリング」と題し、このギャップを解消すべく研究を行っている。その部分研究である「ユーザーが発する表面上の「言葉」の深層理解」について、本原稿で示す。

深層理解の為に、「言葉」を抽出する必要があるが、これらは似ているだけで意味が同じ場合や、その逆も存在しており、何の指標もない状態での抽出は難しい。この問題は、今後、多くの「言葉」を扱う際に、意味の重複や語彙数増大を招くだろう。

よって、我々は「言葉」のトレードオフ関係を判明させることで、前述した問題を解消させようと考えた。

そこで、ゴルフグローブのパッケージデザインへの感性アンケートの結果に満足化トレードオフ法を用いた多目的最適化で分析し、代表的な感性ワードのトレードオフ関係を調査した。

2. アンケートの概要

「ゴルフグローブパッケージの新しいコンセプトを見つけ出す」ためのアンケートである。香川大学の学生（ゴルフ未経験者）、キャスコ株式会社様の従業員（ゴルフ経験者）に、任意のCGイメージ（後述）に対して以下の6つの感性ワードに関するフィードバックを調査した。各ワードは、

5 スケールのSD尺度法で評価される。

尚、本アンケートはキャスコ株式会社様にご協力を頂いた。

1 手に取りたい 2 斬新な 3 目立つ 4 かっこいい

5 かわいい 6 高級な

3. アンケートの作成方法

本アンケートは、実物の写真でなく2DのCGイメージを使用していることが大きな特徴である。写真の出来栄や、光の加減は被験者の印象に影響を与えてしまう。これを避けるために、Adobe Illustratorで作成したCGイメージを用いている。以下、CGイメージの作成方法も含めたアンケートの作成方法を説明する。

3.1. 既存品の収集

市場調査も兼ねて、既存のパッケージの収集を行った。

3.2. デザイン要素の抽出

収集したパッケージから、表2に示すデザイン要素の抽出し、例えば図1の様なCGデータを作成した



Fig. 1 Logo Types

表2中の”Window”とは、パッケージの外から中身が透けて見える部分のことである。

3.3. デザイン要素の絞り込み

抽出したデザイン要素の組み合わせで CG データを作る予定であったが、組み合わせが多すぎた為、キャスコ株式会社様のデザイナーと相談の元、トレンドや人気度を考慮して表 3 の様に絞り込んだ。色の組み合わせは表 3 の最下行の様に、複雑化を避けるために白黒の二色で検討した。

3.4. CG イメージの作成

デザイン要素をランダムに組み合わせて、例えば図 2 の様な CG イメージを作成する。合計 60 個作成した。



Fig. 2 CG Images

Table 2 Design Elements ver.1

Design Elements	Types
Box shape	5
Logo shape	6
Logo size	4
Logo placement	6
Photo shape	5
Photo placement	18
Window shape	58
Window arrangement	15
Handle	32
Name shape	16
Name placement	16
Catch phrase form	8
Frame of catch phrase	7
Placement of catch phrases	22
Color combinations	80

Table 3 Design Elements ver.2

Design Elements	Types
Logo shape	6
Logo size	4
Photo shape	5
Photo placement	6
Window shape	10
Name shape	12
Name placement	6
Color combinations	2

3.5. 質問項目の選定

デザイナーと相談の元、会社や顧客のニーズを考慮し、表 1 の質問 6 種類を決定した。

3.6. 質問項目の選定

Google forms を用いて図 3 の様なアンケートフォームを作成した。各アンケートでは 6 つの CG イメージに対して質問を行う。アンケートの種類は 10 個である。



Fig. 3 Questionnaire Form

4. 手法と目的関数

6つの感性ワードのトレードオフ関係を調査するために用いた手法と目的関数について説明する。

4.1. 数量化理論一類

まず、数量化理論一類⁽¹⁾を用いて定式化する。

$$\hat{y} = \alpha_1 z_1 + \alpha_2 z_2 + \dots + \alpha_8 z_8 \quad (1)$$

\hat{y} : 6つの感性ワードの内1つに関するスコアで1から5で示される

α_n : アイテムスコア, z_n : ダミー変数, ($1 \leq n \leq 8$)

n は表3に示したアイテム数(Design Elementsの種類数)である。また、相関係数も求める。

4.2. 新しい目的関数の作成

数量化一類での平均値付近での重回帰では、良いデータを十分に活かすことができない。今回は、データベース上の最良値付近を参照する目的関数を、4.1をベースに新たに作成した。

$$D_{Best} = \beta_1 \alpha_1 z_1 + \beta_2 \alpha_2 z_2 + \dots + \beta_8 \alpha_8 z_8 \quad (2)$$

D_{Best} : データベース上の最良値

β_n : 4.1で求めた相関係数, α_n : アイテムスコア

z_n : ダミー変数, ($1 \leq n \leq 8$)

式(2)が合計6つ、各感性ワードに対応して作成される。

4.3. PSO

粒子群最適化 (Particle Swarm Optimization : PSO)⁽²⁾は、最適化問題の近似解を求めるためのメタヒューリスティックスアルゴリズムの一つである。

粒子は、位置情報と速度情報を持ち、粒子の群れの中の個体の情報群全体で共有しながら探索を行う。反復回数 $t+1$ 回において、粒子 i の位置と速度は以下の式で示される。

$$X_i(t+1) = X_i(t) + V_i(t+1) \quad (3)$$

$$V_i(t+1) =$$

$$wV_i(t) + c_1 r_1 (X_i^{pbest}(t) - X_i(t)) + c_2 r_2 (X^{gbest} - X_i(t)) \quad (4)$$

w : 慣性係数

c_1, c_2 : ローカル質量, グローバル質量, r_1, r_2 : 乱数

ここで X_i, V_i は反復回数 t での粒子の位置と速度であり、 $X_i^{pbest}(t)$ は反復回数 t までの粒子 i の最良解、 $X^{gbest}(t)$ は反復回数 t までの粒子全体での最良解を示す。 w は前回の速度維持をコントロールする慣性の役割を果たす。

4.4. 満足化トレードオフ法

多目的最適化のパレート解選出の手法として満足化トレ

ードオフ法⁽³⁾を用いて評価関数の作成と最小化を行った。

$$\min \left(\max \left(\frac{f_1 - asp_1}{asp_1 - ideal_1}, \dots, \frac{f_M - asp_M}{asp_M - ideal_M} \right) \right) \quad (5)$$

$f_{1 \sim M}$: 目的関数

$ideal_{1 \sim M}$: 目的関数に対する理想値

$asp_{1 \sim M}$: 最低限満たしてほしい希求水準

本手法は、設計者の意思(希求水準)にあったパレート解を一意に求めることが可能である。

5. 分析結果と考察

以降の表中の”Asp○○”は、○○の希求水準値,”○○Value”は、最適化の結果の○○の値を示す。

5.1. 一点特化分析

一つの感性を突き詰めた場合、他の感性の評価は付随して、どの程度上昇するか調査した。

初めに6つの希求水準を1に設定し、続いて内1つの希求水準のみを0.5刻みに上昇させていく。1つのみを上昇させるため「一点特化」と呼称する。図4から図9に示す。

5.2. 一点特化分析の考察

図4は横軸が「手に取りたい」の希求水準、縦軸がその他の感性ワードに関する最適化の結果である。

「手に取りたい」の希求水準が上がるにつれて、「かわいい」以外の最適化の結果はある程度上昇した後に変化率が低下する。尚、「かわいい」以外の他4つの希求水準を横軸に配置した際でも、ほぼ同様の傾向が見られる。

また、「かわいい」の最適化の値は初めから減少傾向であった。この傾向も他の場合でも同様に確認できる。

図8から、「かわいい」の希求水準を上げて、他の5項目の値の変化は図4と比較して少ない。よって、どうせ特化させるならば、例えば「手に取りたい」など、他の項目を特化させた方が良いことがわかる。

また、付随して上昇している感性ワードは、お互いが同じような意味合いである可能性が高い。この結果は、「かわいい」以外に関して、フィードバック上では意味の重なりがある可能性を示している。

5.3. 二点特化分析

「一点特化」の後、もう一つの感性も突き詰めた際の挙動は、両者のトレードオフ関係を明確に示す。

6つの希求水準を1に設定し、内1つの希求水準を5に設定する。残った5つの内1つを0.5刻みに上昇させる。これを「二点特化」と呼称する。

5.4. 二点特化の考察

トレードオフの大きさを三段階に目視で分けたものを図10から12に示す。

図10より「かっこいい」と「かわいい」は大きく相反していることがわかる。つまり、両者の両立は難しいといえる。

「斬新な」をある程度求めると「かっこいい」が下がる。

「手に取りたい」はある程度「斬新な」を兼ね備えるが、度を越すと「手に取りたい」が下がる。

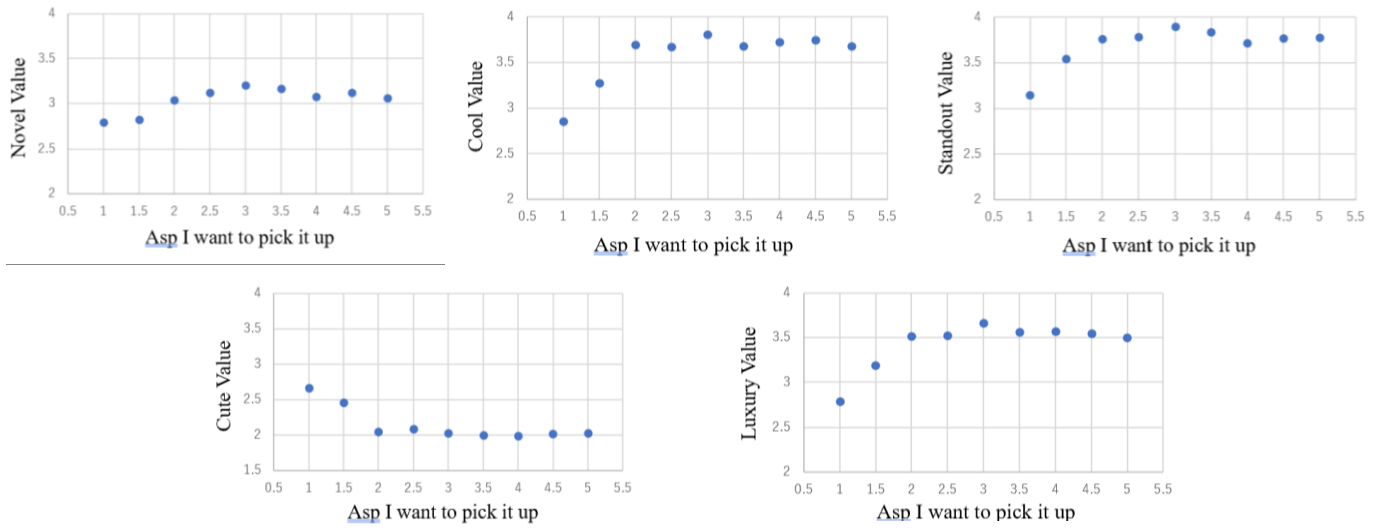


Fig. 4 Tradeoffs of “I want to pick it up”

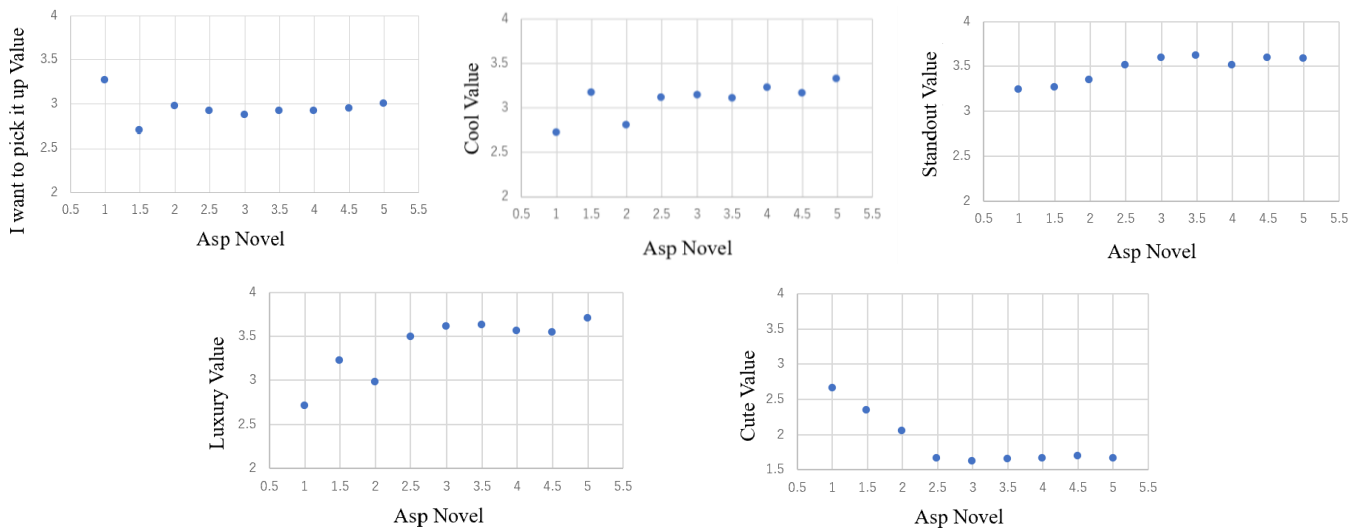


Fig. 5 Tradeoffs of “Novel”

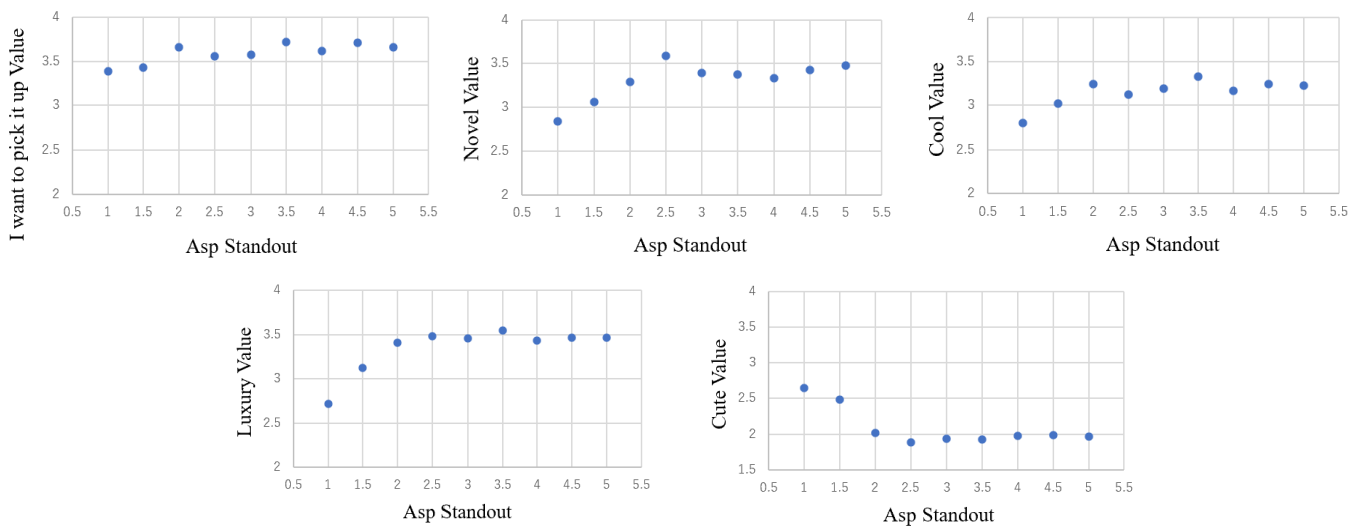


Fig. 6 Tradeoffs of “Standout”

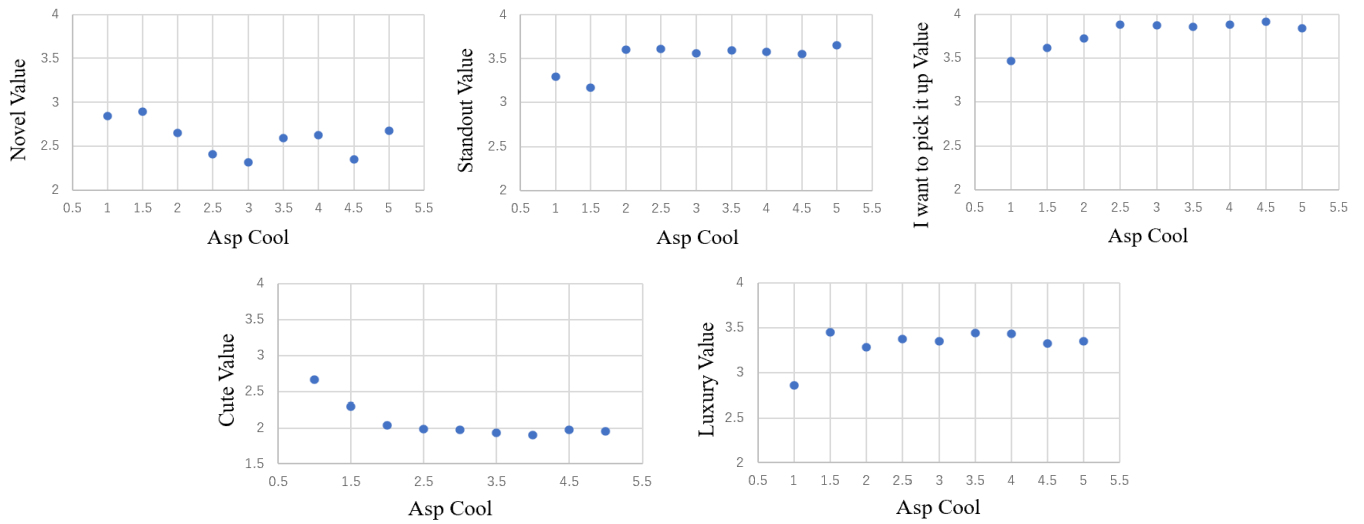


Fig. 7 Tradeoffs of "Cool"

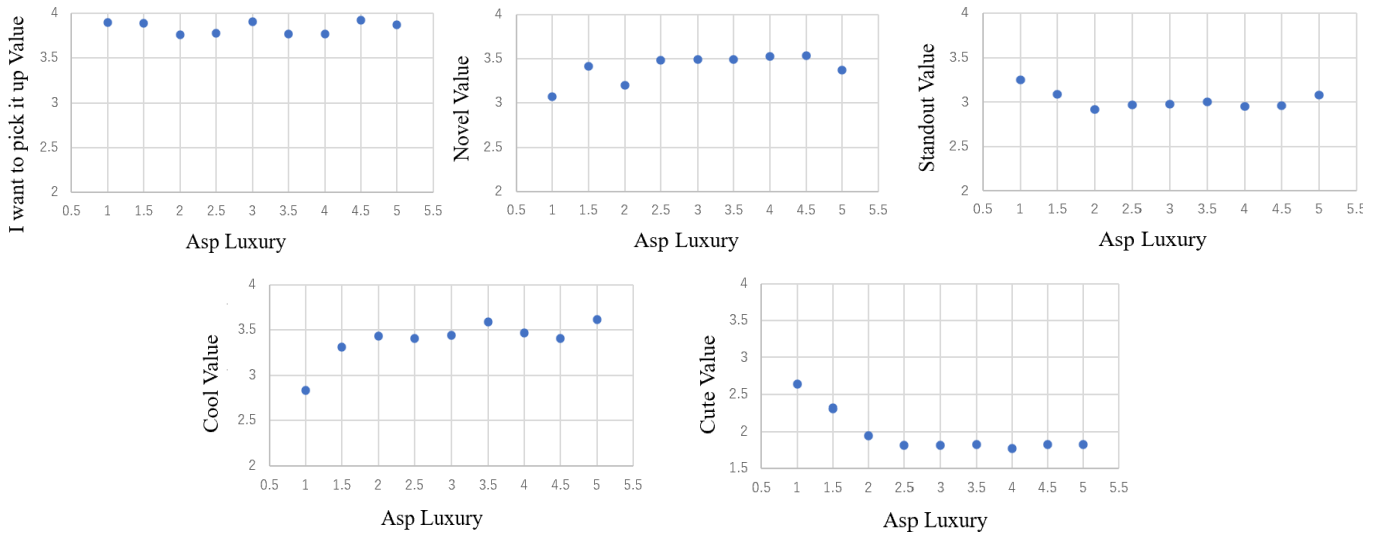


Fig. 8 Tradeoffs of "Luxury"

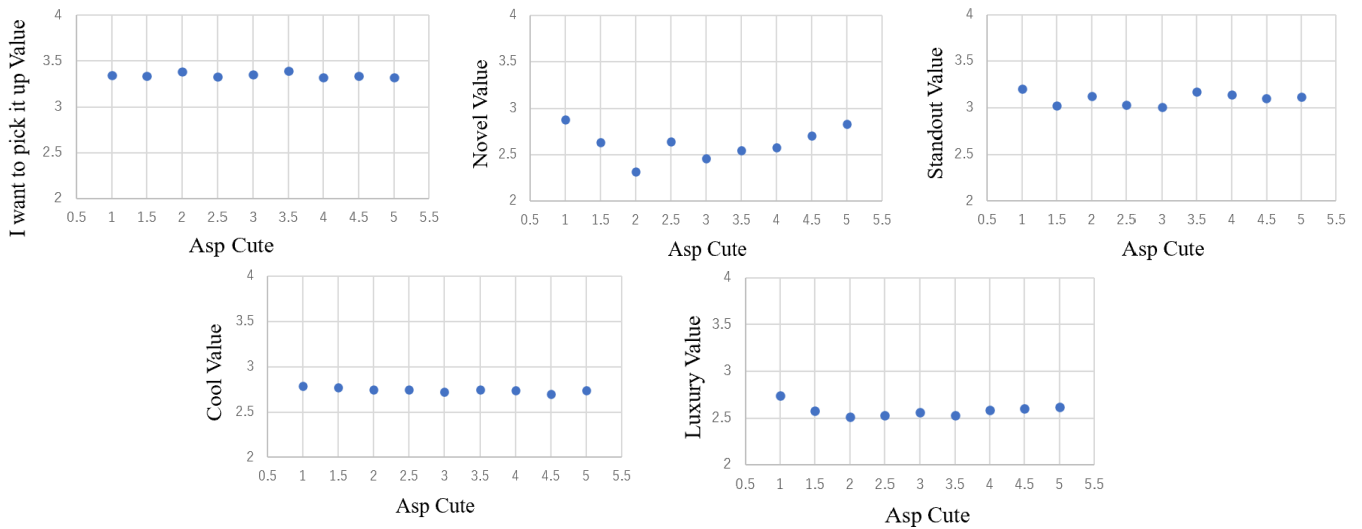


Fig. 9 Tradeoffs of "Cute"

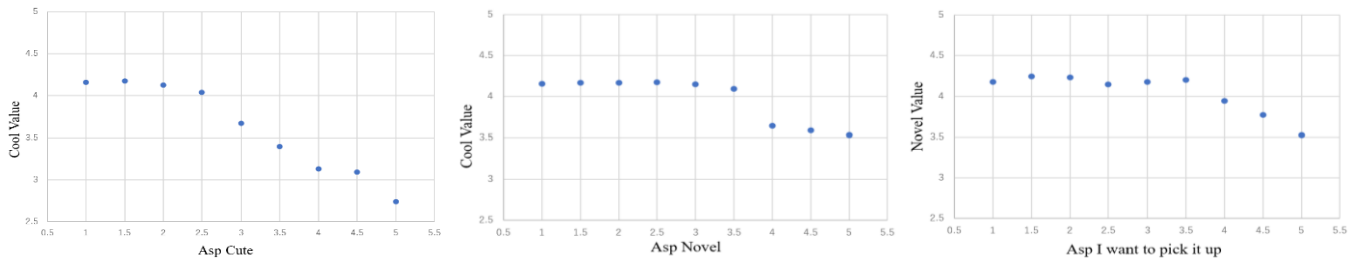


Fig. 10 Large Tradeoffs

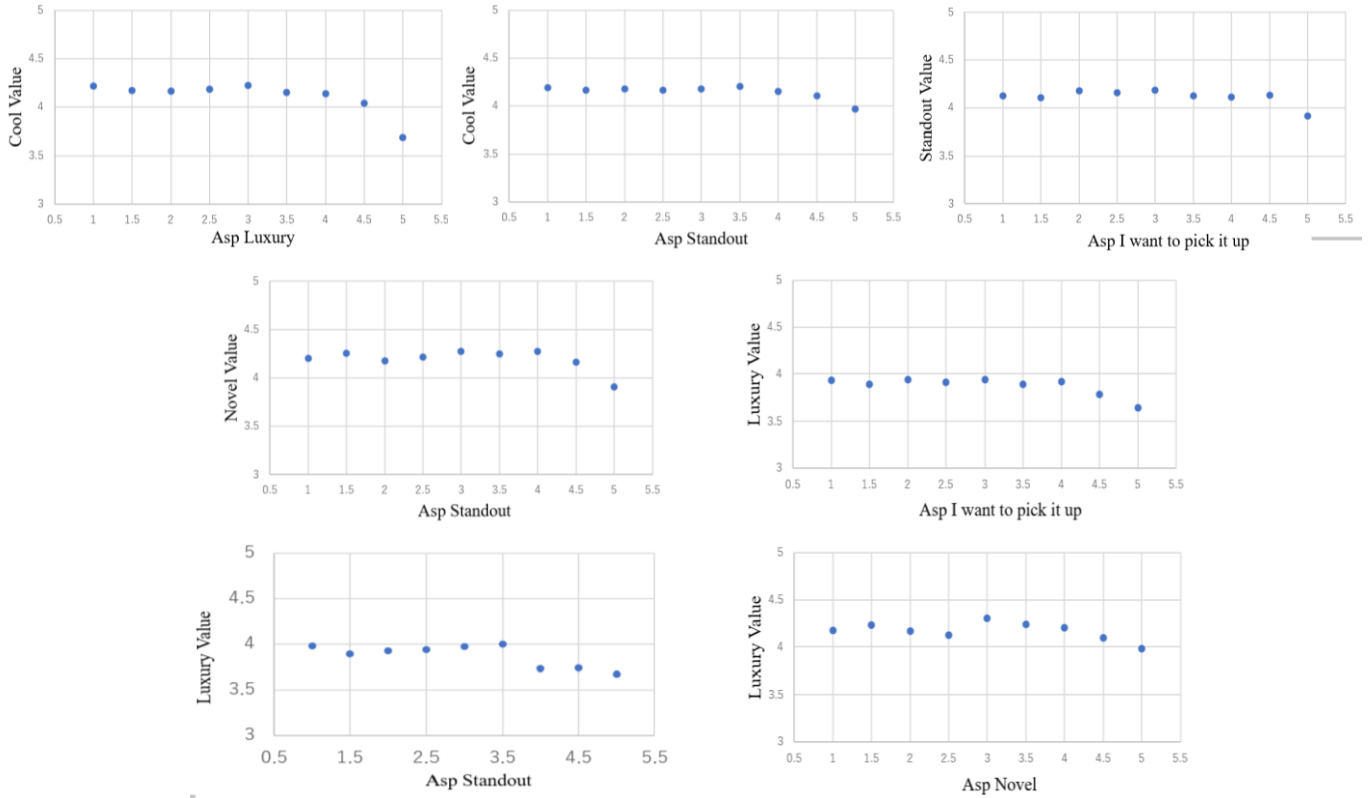


Fig. 11 Middle Tradeoffs

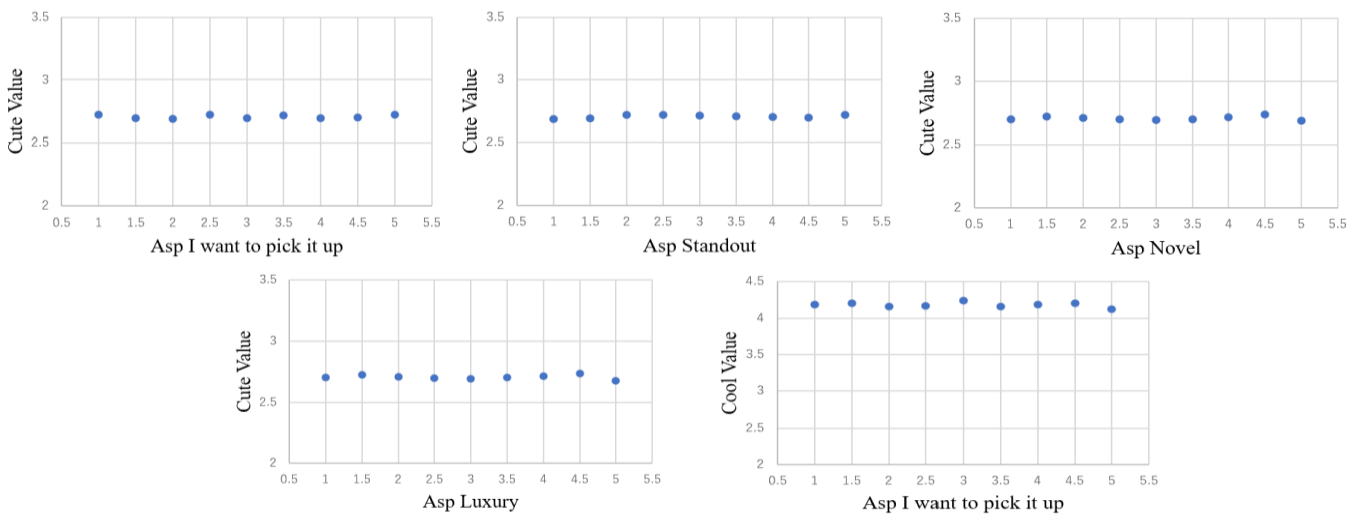


Fig. 12 Small Tradeoffs

5.5. 探索方法について

今回は速度や重みにある程度バリエーションを加える以外にはベーシックな PSO でパレート解を探索した。しかし、より細かなパラメータ設定や粒子の挙動設定で値の向上の見込みがある事は念頭に置いておきたい。

5.6. 線形回帰について

今回は数量化一類を用いた線形回帰を行っている。しかし、人間の感性が線形であるとは経験則的に考えられない。結果からは、一つの感性につられて他もある程度向上することがわかるが、どこまで向上するかは不確実である。

6. 結 論

「言葉によるエンジニアリング」の研究において、「言葉」をより深く理解する必要があり、そのために、「言葉」を適切に抽出する必要があった。そこで、言葉のトレードオフ関係を判明させ、必要な「言葉」の抽出を行おうと考えた。

本研究では、ゴルフグローブのパッケージデザインに関する感性アンケートを用いて、代表的な感性ワード間のトレードオフ関係の調査方法の提案と実践を行った。

色が白黒のみであるなどの、ある程度限定された条件下ではあるが、結果として「かわいい」と「カッコいい」の間には顕著なトレードオフ関係が認められるなどの結果が得られた。また、「かわいい」を特化させても他の感性項目はあまり向上しないという結果となった。

7. 今 後

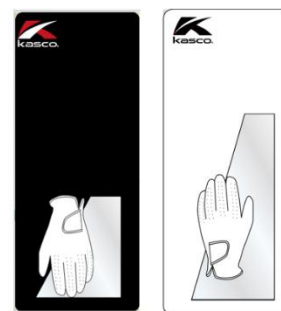
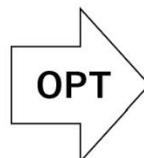
後述するデザインシミュレーターにより作成された CG イメージを元に、図 3 と同様のアンケートを行い、入力である希求水準とユーザーフィードバックを比較することで、本研究の正当性を確かめる。

・デザインシミュレーター (図 13)

任意の希求水準を入力とし、多目的最適化の結果から CG データを出力するシステムを構築した。これをデザインシミュレーターと呼んでいる。CG データは 3 章で選定したデザイン要素の組み合わせで作成される。

図 14 に、その例を示す。尚、感性ワードの希求水準をそれぞれ 5「最大」、他を 1「最低」とした際のアウトプットである。順番は左から 2 章の番号順である。

Worst point	0	0	0	0	0	0	
Aspiration level	1	1	1	5	1	1	
Max	3.6875	4	3.88889	4.11111	2.55556	3.913043	
Average value	3.018791394	2.914643	2.989737	2.829852	2.087263	2.935809	
Min	2.222222222	2.108696	2.192308	1.857143	1.666667	2.285714	
経験	Best value in Database						
No.7	35	3.666666667	2.777778	3.444444	4.111111	1.888889	
		3.996727684	2.530954	3.467939	4.257713	1.933423	
Questionnaire No.	Package No.	I want to pick it up	Novel	Standout	Cool	Cute	Luxury
						0.148457	



INPUT

OUTPUT

Fig. 13 Design Simulator



Fig. 14 Outputs

文 献

(1) 林知己夫, “数量化理論と方法”, 朝倉書店, (1993)
 (2) J.Kennedy and R.Eberhart, “Particle Swarm Optimization”, Proc. of IEEE International Conference on Neural Network (ICNN), IV, (1995)

(3) 中山弘隆, “多目的計画に対する満足化トレードオフ法の提案”, 計測自動制御学会論文集第 20 巻 1 号 (1984), 29-35.

