感性データマイニング*

—製品の印象分析—

Kansei Data Mining
—Product Impression Analysis—

徳丸正孝**

Masataka TOKUMARU

Key words impression analysis, questionnaire, semantic differential method, fuzzy, decision tree

1. はじめに

近年、ユーザのニーズや好みの多様化に伴い、さまざまな製品やサービスが市場に溢れている。その中で、製品の開発者は性能や機能だけでなく、ユーザにとって使いやすく、魅力的に映る製品を開発することが求められている。画一的な製品やサービスは多様化するユーザのニーズや好みを満たすことができず、魅力的な製品には何らかの個性が求められる。このため製品の開発者は、ユーザの感性と調和する製品を生み出すための要件を分析する必要がある。

ユーザにとって魅力的で使いやすい製品を設計するための工学的技術としては、これまで魅力工学や人間工学に基づいた製品設計手法が広く用いられてきた¹⁾²⁾。これらの手法では、既存の製品や試作品を用いてユーザの印象調査を実施し、どのような製品がユーザに好まれるか、または使いやすいかを分析することができる。これらの手法を用いる際には、製品のアンケート調査を実施するためのサンプルと被験者、アンケート項目を決定する必要がある。

例えば自動車のエクステリアデザインに関するユーザの印象を評価する場合、多数の自動車の写真を被験者に順番に提示し、その印象をアンケートにより回答してもらう。アンケートシートを作成する際には、一般の人々が自動車のエクステリアを評価する際に用いる印象語を多数用意し、それらの対義語を対にしたイメージ評価尺度を作成する。例えば、モダンな、キュートな、クールな、エレガントな、などのイメージ形容詞が用意された場合、これらの形容詞を「モダンな-クラシックな」のように対義語と組み合わせ、5段階や7段階の尺度で印象評価を行う。この手法はSD (Semantic Differential) 法と呼ばれ、ユーザの感性を分析する際によく用いられている³⁾。

SD法により収集されたユーザの感性は、主成分分析や因子分析などの多変量解析手法によって定量化することができる。一方、ユーザにさまざまな印象を与えている自動

車のエクステリアデザインについても、ライトの形状やホイールサイズ、グリルの形状などの複数のデザイン要素に分解され、それぞれのデザイン要素をある程度定量化することができる。このように、ユーザの感性とエクステリアデザインは共に定量化され、両者の関係はニューラルネットワーク等を用いて分析することができる³⁾⁴⁾。

これらの分析手法は、調査対象が比較的単純な視覚や聴覚の刺激である場合は有効であるが、個人による感覚や嗜好の差が大きい対象には適用が困難である。例えば前述の自動車の印象において、エクステリアデザインに加えて操作性や快適性など運転に関わる要素も含めて総合的に評価する場合、その分析は容易ではない。運転の感覚も含めた車全体のよさを決定する設計パラメータは膨大であり、それらすべてを定量化することは非常に困難である。また、「よい車」や「魅力的な車」の考え方は人それぞれであり、ユーザによってはステアリングフィールやエンジンフィールなどの動的な刺激を重視し、別のユーザは静寂性や快適性などを重視するなど、評価における個人差は非常に大きくなると考えられる。

製品の魅力や好みを決定する要素は、評価者であるユーザが製品のどのような側面に着目しているかによって異なる。例えばステアリングフィールを評価する場合、ハンドルの直径や太さ、形状、操作アシスト量などの設計およびデザインの要素がユーザの評価に影響を与える。このとき、ハンドルを握った際の太さや操作時の重さなどの印象は人により異なる。また、ステアリング操作は軽い方が好きな人もいれば、ずっしりと重い方が操作しやすいと感じる人もおり、印象評価はユーザの価値観により多様化する。

さらに、自動車に動的性能を求めるユーザにとってステアリングフィールは重要な評価項目となるが、快適性や安全性を求めるユーザはステアリングフィールよりも座面の座り心地やサイドミラーの見やすさなどを重視することもあると考えられる。このため、さまざまな評価項目の中からユーザが何を重視して総合的な「よさ」や「魅力」を評価しているのかを知ることは、設計上の優先度を定める上で極めて重要になる。

*原稿受付 平成 27 年 10 月 9 日

**関西大学システム理工学部 (大阪府吹田市山手町 3-3-35)

図1 感性の階層構造

以上のことから、製品に対するユーザの感性評価は、図1に示すような階層構造を取ると考えられる。まず、製品の印象は、製品から受けるさまざまな物理刺激により生み出される。前述の自動車の例では、物理刺激はエクステリアの色やライトの形状、運転席のシートのサイズや形状、各種操作スイッチの位置や操作時の重さ・硬さなど多岐にわたる。これらの刺激のうち複数が組み合わせることにより、製品をある側面から評価する際の部分的な印象が引き起こされる。そして、部分的な印象の総和によってユーザの総合的な評価が定まると考えられている。

従来の感性情報分析では、製品の物理的な刺激とその刺激に関連した部分的な印象に限定して分析を行うものや、物理量と総合的な印象（好みなど）の関係を分析したものが多い。しかし、製品の設計に関わる物理量は膨大であり、製品から受ける部分的な印象もまた膨大である。これらすべての組み合わせについて分析を行うことは非常に困難であり、分析対象とする物理量と部分的印象を限定する必要が生じる。

そこで本稿では、製品の好みや使いやすさなどの総合的な印象が決定される際に、ユーザがどのような部分的印象を重視しているのかを分析する手法として、ファジィC4.5決定木を用いた感性分析手法⁵⁾を紹介する。本手法は製品のアンケート調査、決定木作成、ルール抽出という分析手順を取る。ここでは分析例としてゴルフクラブの「打ちやすさ」についての感性情報分析を取りあげ、それぞれの手順について解説する。

2. 製品の印象に関わるアンケート調査

製品の総合的な印象と部分的な感覚との関係を調べるにあたり、複数のサンプルとなる製品を用意し、その製品の印象についてアンケート調査を実施する必要がある。このとき、本手法では5段階や7段階のSD法を用いて、製品の部分的な感覚に該当する複数の項目と、総合的な印象となる1つの項目を用意して被験者に回答してもらう。表1はゴルフクラブの印象分析で用いたアンケート項目である。ここでは最上位の属性である「打ちやすさ」を総合的な印象とし、その他の23種類の属性を部分的な印象として、「打ちやすさ」に深く関係する部分的な印象がどのよ

うなものであるかを分析する。

ゴルフクラブの「打ちやすさ」は実際に打球行為を行うことで評価するが、その印象は打球という行為における一連の動作が全て関係していると考えられる。そのため、被験者がクラブをもったときの感覚であるグリップの太さや長さ、打球に直接関係するシャフトの剛性や球離れ、打球という行為の結果として生じる要素である打球音質や飛距離の安定性など多彩な項目を部分的な感覚属性として採用している。

次に、アンケートの調査対象となる製品サンプルを用意する。本調査では市販されているゴルフクラブについてクラブの特徴を決定づける36種類の物理量を計測し、なるべく異なった特徴をもつ11本のドライバー（1番ウッド）を評価用サンプルとした。これらのドライバーについてゴルフ上級者20名を対象として試打アンケートを実施し、それぞれのドライバーの印象について24項目のアンケートに7段階のSD法で回答してもらう。各被験者は1本のドライバーにつき5分間自由に打球した後に、5分間の休憩中にアンケートに回答する。試打を続けると疲労による体力や評価能力の変化が生じるため、11本のサンプルのうち無作為に選んだ4本については2回目の試打および評価を実施した。この結果、被験者20名がそれぞれ15本のサンプルを評価したことになり、アンケートの回答事例数は合計300事例となる。

本分析の目的は「打ちやすさ」に深く影響する部分的な印象の属性を発見することであり、どのドライバーが最も打ちやすいのかを調査するものではない。このため、アンケートの回答事例はユーザごとの平均やサンプルごとの平均を取ることなく、すべての事例を独立したデータとして扱う。つまり、被験者の誰がどのドライバーを評価したのかは考慮する必要がなく、各被験者が各試打において感じた印象の関係について分析することができる。

3. ファジィC4.5による決定木の作成

C4.5はJ.R. Quinlanによって提案された決定木作成アルゴリズムである⁴⁾。本手法は、事例を分割した際の利得比が最大となる属性で事例を分割していくものであり、比較的シンプルな木が作成されることが知られている。

アンケートにより収集された回答データの集合を、決定木を作成するための訓練事例 T と呼ぶ。アンケートに用いた属性の中で、ある属性 A に着目し、属性 A とその他の属性との関連を調べるとき、属性 A を総合的な印象を表す「決定属性」、その他の属性を部分的な印象を表す「評価属性」 X_p とする。ここで p は評価属性の番号を表す。例えば、2章で述べたゴルフクラブの打ちやすさの解析の場合、属性「打ちやすさ」が決定属性、その他の感性評価項目が評価属性となる。表1で示したアンケートの属性では、 X_1 が属性「飛距離」、 X_2 が属性「飛距離安定性」を表し、1つの訓練事例は1つの決定属性と23個の評価属性 $X_1 \sim X_{23}$ に対するアンケートの回答値をもつ。

表1 試打アンケートに用いた属性

アンケート項目		属性
打ちにくい	⇔ 打ちやすい	打ちやすさ
飛ばない	⇔ 飛ぶ	飛距離
飛距離バラツク	⇔ 飛：安定	飛距離安定性
方向性良	⇔ 方向性悪	打球方向性
球高い	⇔ 球低い	打球高さ
高：安定	⇔ 高：バラツク	打球高さ安定性
スピンかからない	⇔ スピンかかる	バックスピン量
構えやすい	⇔ 構えにくい	構えやすさ
細い	⇔ 太い	グリップ太さ
重い	⇔ 軽い	グリップ重さ
楽に振れる	⇔ しんどい	スイングの労力
振りにくい	⇔ 振しやすい	クラブの操作性
タイミング取りやすい	⇔ にくい	インパクトのタイミング
頼りない	⇔ しっかり感	シャフトの剛性
打感悪	⇔ 打感良	打球感
球離速い	⇔ 球離遅い	球離れ
粘りある	⇔ 粘りない	シャフトの粘性
球捕まる	⇔ 球捕まらない	球の捕まり度
打球音悪	⇔ 音良い	打球音質
打球音高い	⇔ 音低い	打球音高
打球音小さい	⇔ 音大きい	打球音量
好き	⇔ 嫌い	好み
打球が右へ	⇔ 左へ	打球方向
長い	⇔ 短い	クラブ長さ

ここでは、決定属性および評価属性 X_p のアンケートの回答値を、その属性の属性値と呼ぶ。

決定木の作成方針は、ある属性の回答値によって訓練事例 T を分割したとき、それぞれの分類クラスに決定属性の属性値が同じ事例が集まるように属性を割り当て、ツリー状に事例を分割していくことである。いま、決定属性 A の取りうる値が k 個の場合、アンケートの属性 A の回答値が i である事例の集合をクラス C_i ($i: 1 \sim k$) とする。また、評価属性 X_p の属性値が n_p 個の値を取るとすると、訓練事例の集合 T は、評価属性 X_p により $T_{p,1}, T_{p,2}, \dots, T_{p,n_p}$ の部分集合に分割される。

アンケートにおいて7段階のSD法を採用した場合、各属性の属性値は1～7の7段階である。したがって、決定属性 A の属性値が取りうる値 k および評価属性 X_p の属性値が取りうる値 n_p は7となる。このとき、そのまま事例の分割数を7個として決定木を構成すると、木構造が複雑になる上に、アンケートの7個の回答値はすべて独立したクラスとして扱われるため、有効な感性分析が行われない危険性がある。

属性「打ちやすさ」の場合、7個の属性値はそれぞれ「非常に打ちやすい」「打ちやすい」「やや打ちやすい」「どちらでもない」「やや打ちにくい」「うちににくい」「非常に打ちにくい」を意味する。これらの7種類の回答に基づいてクラスを $C_1 \sim C_7$ に分割した場合、生成される決定木からは、「非常に打ちやすいと感じるルール」、「打ちやすいと感じるルール」、「やや打ちやすいと感じるルール」などが個別に抽出されることになる。

アンケートの回答にはユーザの評価の曖昧さが含まれる

図2 メンバーシップ関数

ため、一般的にはアンケートの回答値が7段階であれば、その回答値の誤差を考慮して分析する必要がある。そこで本研究では、各属性が分類されるクラスをファジィ C4.5 によりファジィ集合化し、訓練事例 T をクラスへの確信度が付加された3つのクラス「打ちやすい」「どちらでもない」「打ちにくい」に分類している。

図2に事例分割のためのメンバーシップ関数の一例を示す。このメンバーシップ関数では、属性「打ちやすさ」の回答値が2である事例は、クラス「打ちやすい」に属する確信度 0.66 の事例と、クラス「どちらでもない」に属する確信度 0.33 の事例という2個の独立した事例として扱われる。

ファジィ C4.5 では、確信度付き事例集合を評価属性で分割したときの情報エントロピーの変化に着目して決定木を生成する。確信度が付与された事例の集合 S に対し、集合 S に含まれる事例の確信度の和を $|S|$ とする。また集合 S に含まれる事例の中で、クラス C_i に属する事例の確信度の和を $freq(C_i, S)$ とする。このとき、集合 S のエントロピー $info(S)$ は、次式で与えられる。

$$info(S) = - \sum_{i=1}^k \left\{ \frac{freq(C_i, S)}{|S|} \times \log_2 \frac{freq(C_i, S)}{|S|} \right\} \text{ (bit)} \quad (1)$$

(1)式を訓練事例の集合 T に適用することで、集合 T のエントロピー $info(T)$ が求まる。 $info(T)$ は、集合 T に含まれる各事例が属するクラスを特定するのに必要となる平均情報量を意味する。

また、属性 X_p によって事例が分割された場合のエントロピーを $info_{X_p}(T)$ とするとき、 $info_{X_p}(T)$ は部分集合上での荷重平均により次式で表される。

$$info_{X_p}(T) = \sum_{j=1}^{n_p} \frac{|T_{p,j}|}{|T|} \times info(T_{p,j}) \quad (2)$$

ここで $T_{p,j}$ はファジィ集合なので、各事例が集合 $T_{p,j}$ に属する度合いは図2と同様のメンバーシップ関数で求められる。このとき事例の確信度は、各事例の分類前の確信度の値と属性値が $T_{p,j}$ に属する度合いとの積で与えられる。

事例の集合 T が属性 X_p で分割されることによる情報量利得 $gain(X_p)$ は次式で表される。

$$gain(X_p) = info(T) - info_{X_p}(T) \quad (3)$$

ファジィ C4.5 では、任意の事例が属するクラスを特定

図3 ツリー構造で表記される決定木の例

するための情報量ではなく、分割結果自体を伝達するために必要な情報量である利得比基準を採用している。利得比基準に基づく属性の決定法では、評価属性ごとに事例 T を分割する数、すなわち部分集合数 n_p が異なる場合においても有効な木が作成できる。

属性 X_p で事例の集合 T が分割された場合の分割情報量 $split\ info(X_p)$ は次式で表される。

$$split\ info(X_p) = - \sum_{j=1}^{n_p} \frac{|T_{p,j}|}{|T|} \times \log_2 \left(\frac{|T_{p,j}|}{|T|} \right) (\text{bit}) \quad (4)$$

これは、集合 T を n_p 個の部分集合に分割したときの全情報量である。一方、情報量利得は、クラス分割に役立つ情報量の割合を表すので、情報量利得 $gain\ ratio(X_p)$ は次式で表される。

$$gain\ ratio(X_p) = \frac{gain(X_p)}{split\ info(X_p)} \quad (5)$$

ファジィ C4.5 では、情報量利得 $gain\ ratio(X_p)$ を最大にする属性 X_p で集合 T を分割する。さらに、分割後の部分集合 $T_{p,1}, T_{p,2}, \dots, T_{p,n_p}$ のそれぞれについて、上位の枝において採用された属性以外の属性で分割し、同様の手順で分割属性を選出する。分割された部分集合に含まれる事例が属するクラスが、全クラスに対して一定の割合を占める場合に分割を終了する。

4. 決定木からの感性ルール抽出

作成された決定木は一般的に、図3に示すようにツリー構造で表現される。枝に記されている記号は、各属性が取る値を表している。図3の決定木では、属性 X_5 は $\{+, -\}$ の2個の属性値を取り、 X_3 は $\{+, 0, -\}$ の3個の属性値を取る。任意の葉に到達するまでに通過する枝節点の属性と、その属性値によって、その葉節点のクラスを特定するためのルールが作成される。一例として、図3の決定木の左右端の葉節点に相当するクラスを特定するためのルール R_1 および R_2 を以下に示す。

$R_1: X_5(+)$ and $X_2(+)$ and $X_3(+)$ Then C_1

$R_2: X_5(-)$ and $X_7(-)$ and $X_6(+)$ and $X_2(-)$ Then C_3

図4 「打ちやすい」に関する決定木の一例

ここで、() 内は属性 X_* の属性値を表す。このようにして、葉の数だけルールが作成される。

ゴルフクラブの打ちやすさに関するアンケートデータから生成された決定木の一部を図4に示す。この決定木からは、「操作性がよく、かつ飛距離の安定性がよい」クラブや「飛距離の安定性はそこそこであるが、操作性がよく飛距離の出る」クラブが「打ちやすい」と評価されていることがわかり、「打ちやすい」ゴルフクラブを決定づける評価属性の発見と、感性ルールの定量的な評価が可能となる。

5. おわりに

本稿では、製品の印象分析を目的としたファジィ C4.5 決定木の作成および感性ルールの抽出について紹介した。決定木からのルール抽出では、木の上位に位置する評価属性は多くのルールで共有されることになるが、上位の属性が必ずしも重要な属性であるとはいえないところに注意が必要である。著者らは、この問題を解決するために並列 GA によりルールを生成する手法も提案しており、そちらについても参照されたい⁶⁾。

参考文献

- 1) 朝野熙彦：魅力工学の実践―ヒット商品を生み出すアプローチ―，海文堂出版，(2001)。
- 2) 長町三生，石原茂和：商品開発と感性，海文堂出版，(2005)。
- 3) 矢川元基，吉村忍，松田聡浩：感性と設計，培風館，(1999)。
- 4) J.R. Quinlan: C4.5: Program for Machine Learning, Morgan Kaufmann Publishers, (1993)。
- 5) 徳丸正孝，村中徳明：感性情報の分析を目的としたファジィ決定木の構成，電子情報通信学会論文誌 D, **J90-D**, 5 (2007) 1305。
- 6) 末次峻也，片山尋貴，徳丸正孝：並列 GA による感性データ解析，知能と情報，**25**, 6, (2013) 924。

徳丸正孝

1997 年関西大学大学院工学研究科博士課程前期課程修了。1997 年関西大学工学部助手。2008 年准教授。博士（工博）。主な研究分野は、感性情報処理システム、感性ロボット、対話型進化計算の応用システム等。