

デザインの類似性の分類法に関する感性工学的アプローチ

Approach based on Kansei Engineering for Classifying Method on Similarity of Design

洪 起

Koh Ki

福田 毅

Fukuda Tsuyoshi

金 峯洙

Kim Bongsu

梁 根榮

Yang Keunyoung

The cluster analysis has been applied as a practical method to classify similarities of various designs, including package design, where the distance among the two coordinates evaluated numerically, from the image level of design factors, provides the criterion to classify the similarity. The coordinates have definite values. However, from the view-point of Kansei Engineering, it is more rational to define it on fuzzy logic on account of the fuzziness implicated in the image level of design factors.

This paper proposes a new approach to classify the similarity of design, using the coordinates expressed with the expectation and standard deviation of the image level of design factors obtained from fuzzy logic.

Keywords : Kansei Engineering, Cluster Analysis, Fuzzy Logic, Similarity of Design

感性工学、クラスター分析、ファジィ理論、デザインの類似性

1. はじめに

近年、広告およびパッケージデザインを含む様々な商品のデザインに関して、消費者が抱くイメージの嗜好度や嫌悪度およびデザインの類似性等を分析するための基礎的な研究が盛んに行われている[注1~6]。

商品の外観デザインやパッケージデザイン等に関する消費者のイメージは購買活動に大きな影響を及ぼす。そのため、様々なデザインに対して、消費者が知覚するイメージ構造を明らかにすることは、購買活動を促進するうえで大変重要な要素であり、アンケート調査等により基礎データの収集が実施されている。

データ分析には、数量化理論Ⅰ類、Ⅱ類、Ⅲ類、重回帰分析およびクラスター分析などの多変量解析が用いられている。

特に、クラスター分析は、商品のデザイン上の類似性に基づ

いて似たもの同志を集めて、いくつかの集落(クラスター)に分類するものであり、消費者のイメージ構造を分析するうえで、実用的に優れた方法として使用されている。

尹は、韓・日における伝統工芸品に対するイメージ構造の類似性の分類にクラスター分析を用いている[注2]。原田らは、ファブリックデザインの視覚的イメージ分析に、数量化理論Ⅲ類により求められた第1軸から第6軸までのサンプルスコアを用いた場合と、7段階SD法による各イメージ評価の標準偏回帰係数を用いた場合のファブリックデザインのクラスター分析(ウォード法)を行っている[注3]。小松も、原田と同様に、数量化理論Ⅲ類による分析結果に基づいて、携帯電話の外観デザインの分類にクラスター分析(ウォード法)を用いている[注4]。

人間がある固体のデザインに対して知覚するイメージレベルは、人間の精神性に関わる心の問題であるから、いろいろな形態があり、また不確定的であり、数量化された確定的空間のなかでは評価できるものではない。さらに、そのイメージは、個人ひとり一人異なり、一般論でその全体の評価手法を規定することは大変難しい。しかしながら、そのイメージレベルは、デザイン上の表現に関わる様々なデザイン因子に対するイメージレベルと密接に関わり、その感性的な評価を通して脳裏や心に知覚されるものと見なしでも自然である。すなわち、ある固体のデザインに関するイメージは、そのデザイン因子からなる人間の固有なイメージ空間へ射影され、その結果として、人間の脳裏に知覚されるものであると思われる[注5, 6]。無論、その場合は、適切なデザイン因子の種類や数等が必要になるだろう。それ故、デザインの類似性は、デザインに関わるデザイン因子に対するイメージレベルの類似性と等価であると見なすことができるならば、デザインの類似性分析は、デザイン因子のイメージレベルの類似性分析に等価的に置換できる。本論は、このような観点から、デザインの類似性の分類法について述べたものである。

鄭等が新しく開発したファジィ理論に基づくSD法は、固体のデザインに関わるデザイン因子に対する消費者のイメージレベルの曖昧性を考慮した発展性のあるデータ収集方法であり、その分析結果はイメージレベルの帰属度関数または確率密度関数になる[注5, 6]。このように、人間の脳裏に知覚されるイメージレベルが数値的な確定値ではなく、その曖昧性またはばらつきを含む関数で評価される場合のデザインの類似性の分類は、消費者のイメージ構造を解明するうえで大変重要であると思われる。

本論は、デザインに関わるデザイン因子に対するイメージレベルが確率変数で表される場合のクラスター分析(ウォード法)について述べる。デンドログラムの縦軸を、クラスターに属する固体のデザインの各デザイン因子のイメージレベルの偏差平方の期待値で表される場合は、イメージレベルが確率変数で表される場合も、従来型のウォード法と同様な解析的展開が可能であることを示し、簡単な例題を述べる。

2. データ分析

様々な固体のデザインに関わるデザイン因子に対して視覚されるイメージレベルは、数量的に評価されたイメージではなく、言語学的表現によりなされると思われる。それ故、ファジィ理論に基づく言語学的イメージ評価によるデータ収集は大変有効である[5, 6, 8]。この手法の詳細は[注5, 6]に記述されているので、本報告では簡単に紹介する。

解析対象とする固体のデザインに関するデザイン因子の集合を Ω_A とすれば、この集合に属する事象は次のように表現される。

$$\{A_1, A_2, \dots, A_m\} \in \Omega_A \quad (2-1)$$

ただし、 A_u : u 番目の因子 ($u=1,2,\dots,m$)

m : 因子の数

消費者が各デザイン因子に対して抱くイメージ評価を、言語学的表現を用いたファジイ事象で分類すれば次式になる。

$$A_u = (a_{u,1}, a_{u,2}, \dots, a_{u,s}) \quad (2-2)$$

上式中の s は因子 A_u のイメージ評価による分類の数を表す。SD法により、各因子のイメージ評価を分類する場合は、一般には、5か7が適当であろう。 $a_{u,v}$ は、因子 A_u のイメージ評価のレベル j を表す。この $a_{u,v}$ は確定値ではなく、注[5, 6]で表されているように密度関数で表され、次のような手法により算出される。

アンケート調査により、因子 A_u のイメージ評価が $a_{u,v}$ である回数を $n_{u,v}$ ($v=1,2,\dots,s$) とする。帰属度関数は0と1の間の値を取るから、形式的には $a_{u,v}$ と否 $a_{u,v}$ という2つの事象だけからなる確率空間において、 x_k が $a_{u,v}$ である確率または割合と見なすことができる。 $\mu_{a_{u,v}}(x_k)$ が s 、因子 $a_{u,v}$ を有する商品という特定の母集団で、 x_k が $a_{u,v}$ であると見なされる場合の確率であるとすれば、 $p_{A_i}(x_k)$ は統計的概念を適用して次のように定義することができる。

$$\begin{aligned} x_1 &= 0, x_2 = n_{u,1}/4, x_3 = n_{u,1}/2, x_4 = 3n_{u,1}/4 \\ x_{4l-3} &: Cn_{u,l-1} \\ x_{4l-2} &: C(3n_{u,l-1} + n_{u,l})/4 \\ x_{4l-1} &: C(n_{u,l-1} + n_{u,l})/2 \\ x_{4l} &: C(n_{u,l-1} + 3n_{u,l})/4 \\ x_{4l+1} &: Cn_{u,l} \\ x_{30} &= 3n_{u,5}/4, x_{31} = n_{u,5}/2, x_{32} = n_{u,5}/4, x_{33} = 0 \\ \text{ただし、} C &= \frac{1}{4 \sum_{k=1}^s n_{u,k}}, l=2,\dots,s (s=7) \end{aligned} \quad (2-3)$$

(2-3)式で定義される関数の縦軸の最大値が1になるように正規化すれば、ある特定デザイン因子のイメージレベルを表す帰属度関数になり、また、積分して、その面積が1になるように正規化すれば、そのイメージレベルの確率密度関数になる。1. はじめに述べたように、本論は市場調査の分析結果が(2-3)式のように、確率密度関数で表される場合のクラスター分析について論じる。

3. イメージレベルの期待値に対するクラスター分析

デザインに関わるデザイン因子の数を m 個とし、クラスター i には n_i 個のデザインが属しているものとする。各デザインには m 個のデザイン因子があるから、クラスター i の全デザイン因子のイメージレベルは次式で表される。

$$\left. \begin{aligned} (x_{1,1}^{(i)}, x_{1,2}^{(i)}, \dots, x_{1,m}^{(i)}) \\ (x_{2,1}^{(i)}, x_{2,2}^{(i)}, \dots, x_{2,m}^{(i)}) \\ \dots \\ (x_{n_i,1}^{(i)}, x_{n_i,2}^{(i)}, \dots, x_{n_i,m}^{(i)}) \end{aligned} \right\} n_i \text{ 個} \quad (3-1)$$

上式中の $x_{l,u}^{(i)}$ は、クラスター i の l 番目のデザインのデザインに対して u 番目のデザイン因子(全デザイン因子の数は m 個)のイメージレベルを表し、確定値ではなく、確率変数である。その密度関数は(2-3)式から得られる。従来型のワード法では座標値等を表す確定値を用いている。

一方、他のクラスター j には、 n_j 個のデザインが属しているものとすれば、(3-1)式と同じ表現式を用いれば次式になる。

$$\left. \begin{aligned} (x_{1,1}^{(j)}, x_{1,2}^{(j)}, \dots, x_{1,m}^{(j)}) \\ (x_{2,1}^{(j)}, x_{2,2}^{(j)}, \dots, x_{2,m}^{(j)}) \\ \dots \\ (x_{n_j,1}^{(j)}, x_{n_j,2}^{(j)}, \dots, x_{n_j,m}^{(j)}) \end{aligned} \right\} n_j \text{ 個} \quad (3-2)$$

クラスター i と j に含まれるデザインのデザイン因子 u のイメージレベルは密度関数で表されるが、それぞれの因子に対するイメージレベルは統計的に独立と見なし、代表値として、その期待値で表されるものと見なしても自然であるから、次式になる。

$$\begin{aligned} (E[x_1^{(i)}], E[x_2^{(i)}], \dots, E[x_m^{(i)}]) = \\ \left(\frac{1}{n_i} \sum_{l=1}^{n_i} E[x_{l,1}^{(i)}], \frac{1}{n_i} \sum_{l=1}^{n_i} E[x_{l,2}^{(i)}], \dots, \frac{1}{n_i} \sum_{l=1}^{n_i} E[x_{l,m}^{(i)}] \right) \end{aligned} \quad (3-3)$$

$$\begin{aligned} (E[x_1^{(j)}], E[x_2^{(j)}], \dots, E[x_m^{(j)}]) = \\ \left(\frac{1}{n_j} \sum_{l=1}^{n_j} E[x_{l,1}^{(j)}], \frac{1}{n_j} \sum_{l=1}^{n_j} E[x_{l,2}^{(j)}], \dots, \frac{1}{n_j} \sum_{l=1}^{n_j} E[x_{l,m}^{(j)}] \right) \end{aligned} \quad (3-4)$$

上式中の $E[x_{l,u}^{(i)}]$ は $x_{l,u}^{(i)}$ の期待値を表し、次式になる。

$$E[x_{l,u}^{(i)}] = \frac{\sum_k x_k \mu_{a_{u,1} \cup a_{u,2} \cup \dots \cup a_{u,s}}(x_k) p_{A_{l,u}}(x_k)}{P(A_{l,u})} \quad (3-5)$$

ただし、 $\mu_{a_{u,1} \cup a_{u,2} \cup \dots \cup a_{u,s}}(x_k) = \max\{\mu_{a_{u,1}}(x_k), \dots, \mu_{a_{u,m}}(x_k)\}$

$p_{A_{l,u}}(x_k)$: l 番目のデザインの u 番目の因子に対するイメージレベルの密度関数で(2-3)式

上式中の $P(A_{l,u})$ は、 l 番目のデザインの u 番目の因子に対するイメージレベルが脳裏に知覚される確率であり、次式になる。

$$P(A_{l,u}) = \sum_k \mu_{a_{u,1} \cup a_{u,2} \cup \dots \cup a_{u,s}}(x_k) p_{A_{l,u}}(x_k) \quad (3-6)$$

2つのクラスター i と j を統合したときのクラスターを k とすれば、クラスター k のイメージレベルの評価は、クラスター i と j の各デザイン因子の期待値(3-3)式と(3-4)式を用いて表すことができる。

$$\begin{aligned} (E[x_1^{(k)}], E[x_2^{(k)}], \dots, E[x_m^{(k)}]) = \left(\frac{n_i E[x_1^{(i)}] + n_j E[x_1^{(j)}]}{n_i + n_j}, \right. \\ \left. \frac{n_i E[x_2^{(i)}] + n_j E[x_2^{(j)}]}{n_i + n_j}, \dots, \frac{n_i E[x_m^{(i)}] + n_j E[x_m^{(j)}]}{n_i + n_j} \right) \end{aligned} \quad (3-7)$$

ここで、クラスターに属するデザインの各デザイン因子の平均値は(3-3)式と(3-4)式を用い、デントログラムの縦軸として、各デザイン因子に対するイメージレベルの偏差平方の期待値の和を用いることにする。そのとき、このクラスター i, j, k に対する各デザイン因子のイメージレベルの偏差平方の期待値の和をそれぞれ S_i, S_j, S_k とすれば、次のように表される。

$$S_i = \sum_{l=1}^{n_i} \left\{ E \left[\left(x_{l,1}^{(i)} - E[x_1^{(i)}] \right)^2 \right] + E \left[\left(x_{l,2}^{(i)} - E[x_2^{(i)}] \right)^2 \right] \right. \\ \left. + \cdots + E \left[\left(x_{l,m}^{(i)} - E[x_m^{(i)}] \right)^2 \right] \right\} \quad (3-8)$$

$$S_j = \sum_{l=1}^{n_j} \left\{ E \left[\left(x_{l,1}^{(j)} - E[x_1^{(j)}] \right)^2 \right] + E \left[\left(x_{l,2}^{(j)} - E[x_2^{(j)}] \right)^2 \right] \right. \\ \left. + \cdots + E \left[\left(x_{l,m}^{(j)} - E[x_m^{(j)}] \right)^2 \right] \right\} \quad (3-9)$$

同様に、クラスター k に対しても次式が成立する。

$$S_k = \sum_{l=1}^{n_k} \left\{ E \left[\left(x_{l,1}^{(k)} - E[x_1^{(k)}] \right)^2 \right] + E \left[\left(x_{l,2}^{(k)} - E[x_2^{(k)}] \right)^2 \right] \right. \\ \left. + \cdots + E \left[\left(x_{l,m}^{(k)} - E[x_m^{(k)}] \right)^2 \right] \right\} \quad (3-10)$$

(3-10)式は、(3-8)式と(3-9)式を用いると、次のように変形できる。

$$S_k = \sum_{l=1}^{n_i} \left\{ E \left[\left(x_{l,1}^{(i)} - E[x_1^{(i)}] \right)^2 \right] + E \left[\left(x_{l,2}^{(i)} - E[x_2^{(i)}] \right)^2 \right] \right. \\ \left. + \cdots + E \left[\left(x_{l,m}^{(i)} - E[x_m^{(i)}] \right)^2 \right] \right\} + n_i \left(E[x_1^{(i)}] - E[x_1^{(k)}] \right)^2 \\ + n_i \left(E[x_2^{(i)}] - E[x_2^{(k)}] \right)^2 + \cdots + n_i \left(E[x_m^{(i)}] - E[x_m^{(k)}] \right)^2 \\ + \sum_{l=1}^{n_j} \left\{ E \left[\left(x_{l,1}^{(j)} - E[x_1^{(j)}] \right)^2 \right] + E \left[\left(x_{l,2}^{(j)} - E[x_2^{(j)}] \right)^2 \right] \right. \\ \left. + \cdots + E \left[\left(x_{l,m}^{(j)} - E[x_m^{(j)}] \right)^2 \right] \right\} + n_j \left(E[x_1^{(j)}] - E[x_1^{(k)}] \right)^2 \\ + n_j \left(E[x_2^{(j)}] - E[x_2^{(k)}] \right)^2 + \cdots + n_j \left(E[x_m^{(j)}] - E[x_m^{(k)}] \right)^2 \\ = S_i + S_j + n_i \left(E[x_1^{(i)}] - E[x_1^{(k)}] \right)^2 + n_i \left(E[x_2^{(i)}] - E[x_2^{(k)}] \right)^2 \\ + \cdots + n_i \left(E[x_m^{(i)}] - E[x_m^{(k)}] \right)^2 \\ + n_j \left(E[x_1^{(j)}] - E[x_1^{(k)}] \right)^2 + n_j \left(E[x_2^{(j)}] - E[x_2^{(k)}] \right)^2 \\ + \cdots + n_j \left(E[x_m^{(j)}] - E[x_m^{(k)}] \right)^2 \quad (3-11)$$

クラスター i と j を統合した後のクラスター k に属する各デザイン因子のイメージレベルの偏差平方の期待値の和の増加分は、上式から次のようになる。

$$\Delta S_{ij} = S_k - S_i - S_j \\ = n_i \left(E[x_1^{(i)}] - E[x_1^{(k)}] \right)^2 + n_i \left(E[x_2^{(i)}] - E[x_2^{(k)}] \right)^2 \\ + \cdots + n_i \left(E[x_m^{(i)}] - E[x_m^{(k)}] \right)^2 \\ + n_j \left(E[x_1^{(j)}] - E[x_1^{(k)}] \right)^2 + n_j \left(E[x_2^{(j)}] - E[x_2^{(k)}] \right)^2 \\ + \cdots + n_j \left(E[x_m^{(j)}] - E[x_m^{(k)}] \right)^2 \quad (3-12)$$

上式は、(3-7)式を用いて整理すると、次式になる。

$$\Delta S_{ij} = \frac{n_i n_j}{n_i + n_j} \left\{ \left(E[x_1^{(i)}] - E[x_1^{(j)}] \right)^2 \right. \\ \left. + \left(E[x_2^{(i)}] - E[x_2^{(j)}] \right)^2 + \cdots + \left(E[x_m^{(i)}] - E[x_m^{(j)}] \right)^2 \right\} \quad (3-13)$$

上式中のそれぞれの期待値は、(3-3)式と(3-4)式が示すように、それぞれのクラスターに属するデザインの各デザイン因子に対するイメージレベルの期待値の和から得られる平均値を表す。本論での各デザイン因子に対するイメージレベルは、確定値ではなく、そのばらつきを有する密度関数で表されるが、この場

合にも、デントログラムの縦軸として、イメージレベルの偏差平方の期待値の和を用いる場合は、各デザイン因子のイメージレベルの期待値のみによって類似度が分類されることを示している。結局、期待値を用いることで、従来型のクラスター分析(ウォード法)と同様な解析的展開が可能になる[注9]。これは、イメージレベルのばらつき部分に関する分析はその期待値とは独立にクラスター分析が可能であることを意味する。

それ故、各デザイン因子に対するイメージレベルが確率変数で表される場合は、その期待値と標準偏差の2つの値を用いて、それぞれ独立な値と見なして類似度分析を行えばよいことになる。このように、イメージレベルの評価にばらつきがある場合のデザイン上の類似性の分類は、期待値と標準偏差に対する2つの独立なクラスター分析から評価される。

4. イメージレベルの標準偏差に対するクラスター分析

イメージレベルの標準偏差は期待値とは独立な変数であるから、前項で記述した期待値を対象にした場合と全く同じ展開が可能になる。

イメージレベルの標準偏差を対象にした場合のクラスター i の代表値は次式になる。

$$\left(\bar{\sigma}_1^{(i)}, \bar{\sigma}_2^{(i)}, \dots, \bar{\sigma}_m^{(i)} \right) = \left(\frac{1}{n_i} \sum_{l=1}^{n_i} \sigma_{l,1}^{(i)}, \frac{1}{n_i} \sum_{l=1}^{n_i} \sigma_{l,2}^{(i)}, \dots, \frac{1}{n_i} \sum_{l=1}^{n_i} \sigma_{l,m}^{(i)} \right) \quad (4-1)$$

$$\left(\bar{\sigma}_1^{(j)}, \bar{\sigma}_2^{(j)}, \dots, \bar{\sigma}_m^{(j)} \right) = \left(\frac{1}{n_j} \sum_{l=1}^{n_j} \sigma_{l,1}^{(j)}, \frac{1}{n_j} \sum_{l=1}^{n_j} \sigma_{l,2}^{(j)}, \dots, \frac{1}{n_j} \sum_{l=1}^{n_j} \sigma_{l,m}^{(j)} \right) \quad (4-2)$$

上式中の は次式を表す[注5, 6]。

$$\sigma_{l,u}^{(i)} = \sqrt{\frac{1}{P(A_{i,u})} \sum_{k=1}^{n_i} x_k^2 \mu_{a_{u,1} \cup a_{u,2} \cup \dots \cup a_{u,s}} p_{A_{i,u}}(x_k) - E^2[x_{l,u}^{(i)}]} \quad (4-3)$$

(3-7)式と同様に、クラスター i と j を統合したクラスター k のイメージレベルは次式になる。

$$\left(\bar{\sigma}_1^{(k)}, \bar{\sigma}_2^{(k)}, \dots, \bar{\sigma}_m^{(k)} \right) = \left(\frac{n_i \sigma_1^{(i)} + n_j \sigma_1^{(j)}}{n_i + n_j}, \right. \\ \left. \frac{n_i \sigma_2^{(i)} + n_j \sigma_2^{(j)}}{n_i + n_j}, \dots, \frac{n_i \sigma_m^{(i)} + n_j \sigma_m^{(j)}}{n_i + n_j} \right) \quad (4-4)$$

ここで、期待値の場合と同様に、デントログラムの縦軸として、各イメージレベルの標準偏差の偏差平方の期待値の和を用いると、(3-13)式と同様に、クラスター i と j を統合した後のクラスター k に属する各デザイン因子のイメージレベルの偏差平方の期待値の和の増加分は次式になる。

$$\Delta S_{ij} = \frac{n_i n_j}{n_i + n_j} \left\{ \left(\sigma_1^{(i)} - \sigma_1^{(j)} \right)^2 \right. \\ \left. + \left(\sigma_2^{(i)} - \sigma_2^{(j)} \right)^2 + \cdots + \left(\sigma_m^{(i)} - \sigma_m^{(j)} \right)^2 \right\} \quad (4-5)$$

結局、固体のデザインに関わるデザイン因子に対するイメージレベルが確定値ではなく、確率変数で表される場合は、イメージレベルの期待値と標準偏差を用いて、それぞれ別々にクラスター分析を行えばよいことになる。このような2つのクラスター分析によって、従来型のクラスター分析とは異なったより深い分析が可能になるだろう。

5. 例題

この項では、簡単な例題を示す。

デザインの数 n は6とし、各デザインに関するデザイン因子の数 $m=2$ とする。表1の値はSD法($s=7$)により得られたデータを用いて、(3-5)式から得られたイメージレベルの期待値を表すものと仮定する。

固体 No.	クラスター	$E[x_{1,1}^{(i)}]$	$E[x_{1,2}^{(i)}]$
1	{1}	3	1
2	{2}	2	3
3	{3}	2	5
4	{4}	4	2
5	{5}	6	3
6	{6}	3	6

表1 イメージレベルの期待値

表1の値を用いて、(3-13)式から得られ距離行列は下記の表2になる[注9]。

クラスター	{1}	{2}	{3}	{4}	{5}	{6}
{1}	—	2.5	8.5	1	6.5	12.5
{2}	—	—	2	2.5	8	5
{3}	—	—	—	6.5	10	1
{4}	—	—	—	—	2.5	8.5
{5}	—	—	—	—	—	9
{6}	—	—	—	—	—	—

表2 表1から得られる距離行列

例として、1行2列の値は、(3-13)式から次のようになる。

$$\Delta S_{ij} = \frac{1 \times 1}{1+1} \left\{ (3-2)^2 + (1-3)^2 \right\} = \frac{5}{2} = 2.5$$

表2の距離行列の値が一番小さいクラスター{1}と{4}を統合すると、統合後の表1は次のようになる。

クラスター	$E[x_1^{(k)}]$	$E[x_2^{(k)}]$
{1,4}	3.5	1.5
{2}	2	3
{3}	2	5
{5}	6	3
{6}	3	6

表3 統合後のイメージレベルの期待値

表3の{1,4}の値は(3-7)式から得られ、他は表1の値で、不変である。{1,4}の値は次のようになる。

$$E[x_1^{(k)}] = \frac{1 \times 3 + 1 \times 4}{1+1} = 3.5, E[x_2^{(k)}] = \frac{1 \times 1 + 1 \times 2}{1+1} = 1.5$$

クラスター	{1,4}	{2}	{3}	{5}	{6}
{1,4}	—	3	9.66	5.66	13.66
{2}	—	—	2	8	5
{3}	—	—	—	10	1
{5}	—	—	—	—	9
{6}	—	—	—	—	—

表4 表3から得られる距離行列

同様にして、1行2列の値は次のようになる

$$\Delta S_{ij} = \frac{2 \times 1}{2+1} \left\{ (3.5-2)^2 + (1.5-3)^2 \right\} = \frac{9}{3} = 3$$

次に、表4の距離行列が一番小さいクラスター{3}と{6}を統合すれば、統合後の表3の値は表5になる。

クラスター	$E[x_1^{(k)}]$	$E[x_2^{(k)}]$
{1,4}	3.5	1.5
{2}	2	3
{3,6}	2.5	5.5
{5}	6	3

表5 統合後のイメージレベルの期待値

クラスター	{1,4}	{2}	{3,6}	{5}
{1,4}	—	3	17	5.66
{2}	—	—	4.3	8
{3,6}	—	—	—	12.3
{5}	—	—	—	—

表6 表5から得られる距離行列

同様にして、表6の1行3列の値は次のようになる

$$\Delta S_{ij} = \frac{2 \times 2}{2+2} \left\{ (3.5-2.5)^2 + (5.5-1.5)^2 \right\} = 17$$

次に、表6の距離行列が一番小さいクラスター{1,4}と{2}を統合すれば、統合後の表5の値は表7になる。

クラスター	$E[x_1^{(k)}]$	$E[x_2^{(k)}]$
{1,2,4}	3	2
{3,6}	2.5	5.5
{5}	6	3

表7 統合後のイメージレベルの期待値

クラスター	{1,2,4}	{3,6}	{5}
{1,2,4}	—	12.97	7.5
{3,6}	—	—	12.33
{5}	—	—	—

表8 表7から得られる距離行列

表8からクラスター{1,2,4}と{5}を統合すれば、統合後の表7は表9になる。

クラスター	$E[x_1^{(k)}]$	$E[x_2^{(k)}]$
{1,2,4,5}	3.75	2.25
{3,6}	2.5	5.5

表9 統合後のイメージレベルの期待値

クラスター	{1,2,4,5}	{3,6}
{1,2,4,5}	—	16.17
{3,6}	—	—

表10 表9から得られる距離行列

以上の結果をまとめると、図1になる。

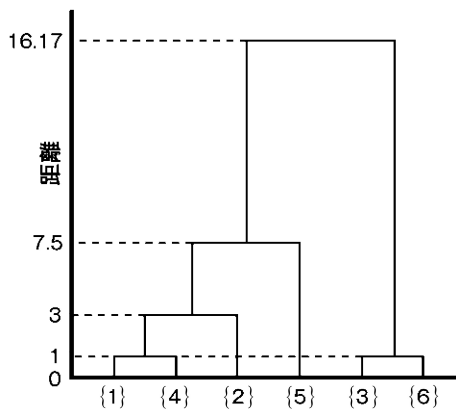


図1 イメージレベルの期待値に対するデンドログラム

図1は、デザインに関わる各デザイン因子のイメージレベルの期待値に対する類似性の分類を表す。

次に、イメージレベルの標準偏差に対するクラスター分析を行う。表11は(4.3)式から得られた値である。

固体 No.	クラスター	$\sigma_{i,1}^{(i)}$	$\sigma_{i,2}^{(i)}$
1	{1}	0.9	0.2
2	{2}	0.4	0.6
3	{3}	0.3	1.2
4	{4}	1.0	0.5
5	{5}	1.0	0.7
6	{6}	0.4	0.9

表11 イメージレベルの標準偏差

クラスター	{1}	{2}	{3}	{4}	{5}	{6}
{1}	—	0.205	0.68	0.05	0.13	0.37
{2}	—	—	0.19	0.19	0.19	0.045
{3}	—	—	—	0.49	0.37	0.05
{4}	—	—	—	—	0.02	0.26
{5}	—	—	—	—	—	0.2
{6}	—	—	—	—	—	—

表12 表11から得られる距離行列

表12の1行2列の値は、(4.4)式から次のようになる。

$$\Delta S_{ij} = \frac{1 \times 1}{1+1} \left\{ (0.9-0.4)^2 + (0.2-0.6)^2 \right\} = \frac{0.41}{2} = 0.205$$

距離行列が一番小さい4行5列のクラスター{4}と{5}を統合する。以下、期待値の場合と同様な操作を行う。図1と同様に、イメージレベルの標準偏差を対象にしてデンドログラムを図示すれば、図2になる。

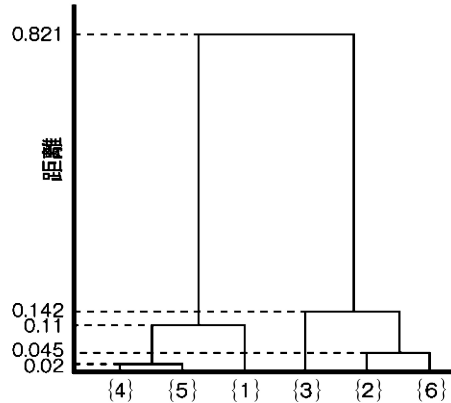


図2 イメージレベルの標準偏差に対するデンドログラム

図2はデザインに関わる各デザイン因子のイメージレベルの標準偏差、すなわち、イメージレベルのばらつきに関する類似度の分類を表すものである。

本例題は、任意の値を用いたために、データ分析に関してこれ以上の考察を進めることはできないが、従来型の確定値を用いた分類法とは異なり、人間のイメージレベルの曖昧さやばらつきを考慮したデザインの類似性の分類が可能になるだろう

5. 結論

類似性の分類対象となるデザインの各デザイン因子に対するイメージレベルが確定値ではなく、確率変数で表される場合は、デンドログラムの縦軸を、クラスターに属するデザインのデザイン因子に関するイメージレベルの偏差平方の期待値の和で表すならば、そのイメージレベルの期待値と標準偏差という2つの性質の異なる値を評価することにより、それぞれ別々に従来型のウォード法の適用が可能になることを示した。このような性質の異なる2つの値を対象にしたウォード法により、各デザイン因子に対するイメージレベルの曖昧さやばらつきを考慮したデザインの類似性の分類が可能になるだろう。

注および参考文献

- 1) 洪尚喜、渡辺誠：韓国の製品デザインにおける嗜好の変遷とその構造化、日本デザイン学会、デザイン学研究、Vol.43, No.2, 39-48, 1996
- 2) 尹亨建：韓・日の若者における伝統工芸品に対するイメージ構造の比較分析、日本デザイン学会、デザイン学研究、Vol.42, No.6, 1-8, 1996
- 3) 原田利宣、菅野貴亨：ファブリックデザインと視覚的イメージ、日本デザイン学会、デザイン学研究、Vol.49, No.4, 11-20, 2002
- 4) 小松 亜紀子：製品スタイルの選択と社会心理評価、日本デザイン学会、デザイン学研究、Vol.51, No.4, 55-64, 2004
- 5) 鄭秉国、洪起、豊口協：パッケージデザインとしてのシャンプー容器に関する消費者の嗜好および嫌悪分析、日本デザイン学会、デザイン学研究、Vol.53, No.1, 9-18, 2006

- 6) 鄭秉国、洪起、豊口協：シャンプー容器に関する消費者のイメージ構造分析、日本デザイン学会、デザイン学研究、Vol.53、No.1、19-28、2006
- 7) 赤松明、久下靖征、岩田良子、森昌子：労働作業現場における安全標識の配色と認識評価、日本デザイン学会、デザイン学研究、Vol.49、No.3、35-40、2002
- 8) 水本雅晴：ファジィ理論と応用：サイエンス社
- 9) 川口輝久、長谷川勝也、石原辰雄：Lotus1-2-3活用多変量解析、共立出版株式会社
- 10) 長町 三生：感性工学－感性をデザインに活かすテクノロジー、回文堂、1998
- 11) 長町 三生：感性工学のおはなし、日本規格協会、1995