研究論文：論文

感性自動計測システムの提案と灰色理論による数量化

山口大輔*, 赤羽根隆広**, 水谷晃三**, 李 国棟**, 永井正武***, 北岡正敏***

*神奈川大学大学院工学研究科, **帝京大学大学院理工学研究科, ***神奈川大学工学部

AUTOMATIC MEASUREMENT SYSTEM AND QUANTIZATION METHOD OF KANSEI INFORMATION BASED ON GREY THEORY

Daisuke YAMAGUCHI*, Takahiro AKABANE**, Kozo MIZUTANI**,
GuoDong LI**, Masatake Nagai*** and Masatoshi KITAOKA***

*Graduate School of Kanagawa University, 3-27-1 Rokkakubashi, Kanagawa-ku, Yokohama-shi, Kanagawa 221-8686, Japan

**Graduate School of Teikyo University, 1-1 Toyosatodai, Utsunomiya-shi, Tochigi 320-8551, Japan

***Kanagawa University, 3-27-1 Rokkakubashi, Kanagawa-ku, Yokohama-shi, Kanagawa 221-8686, Japan

Abstract: This paper proposes a *kansei* automatic measurement system (KAMS) and *kansei* information quantization method based on grey theory. A sensory evaluation using adjective words (*kansei* words) needs many subjects and a lot of time. A grasp of minimum subject number (MSN) is necessary in order to efficiently acquire the trustful data. Proposed method transforms *kansei* information into the quasi-linear space. KAMS which is an online application with slider acquires *kansei* data from experiments. *Kansei* information named affect interval is acquired from *kansei* data by grey relational analysis. Affect interval is a grey number that quantified *kansei* information. Maximum value and minimum value of grey relational grade use an endpoint of the affect interval. MSN is shown mathematically. In addition, an experiment which used the proposal method for the *kansei* data of landscape pictures is carried out. We have confirmed that the MSN is 11 or more subjects.

Keywords: *Kansei* automatic measurement system, Grey theory, Online outlier detection

1. はじめに

人間の感性を計算機で扱うためには何らかの方法により感性情報を数量化しなければならない。例えば、SD法による印象測定方式[1]は人間の持つ漠然とした印象を感性語(キーワード)に置き換えて数量化する。SD法による測定方式は、感性語の選定方法、評価尺度の設定そして因子分析の結果の解釈などの問題点[2, 3]が指摘されている。しかし、感性情報を言葉に置き換えて数量化することは、音声や脳波の測定ほど実験が複雑にならないため、現在もよく使われる方式である。

本研究の目的は少量のデータで効率的かつ信頼可能な感性情報を獲得するための印象測定方式の検討である。本論文はオンライン外れ値検出技法を導入した、灰色理論による感性情報の数量化法を提案する。

筆者らは印象測定実験の効率化のため、図1に示す感性自動計測システムによる印象測定方式[4-6]を提案している。感性自動計測システムはWebアプリケーションとすることで、通信回線を利用したオンライン印象測定を行っている。筆者らは感性自動計測システムを用いて、すでにいくつかの印象測定実験を行った[4-6]。

感性自動計測システムによる印象測定方式においても、文献[2]にて指摘されている問題がある。すなわち、被験者は全ての評価に回答しなければならない。例えば、文献[4]にて実施した実験は、商品画像15に対して感性語11であるから、一回の評価に5秒要するとすると実験時間は少なくとも13分となる。実際には15の画像と11の感性語では少ない事例も存在するため、1時間以上を要する実験もある。

画像または感性語が多くなる事例の場合、複数の日程に分割することや被験者を複数組に分割することで効率化が望める。どちらを適用するにしても、信頼できるデータを得るためには被験者数が最小何人必要か把握しておく都合がよい。

灰色理論[12-14]は得られたデータが少量であっても、それらのデータを基に問題解決を図るための数理理論である。たとえば文献[13, 14]によると、灰色予測モデルGMは最小4点からモデル構築が可能という報告がある。本論文の場合、上記の印象測定において、被験者が少なくとも信頼可能な感性情報を獲得するために灰色理論が適用可能である。本論文では灰色理論における灰数の概念を感性情報処理に導入する。そして、灰色分析法により感性自動計測システムで得られた

図1：感性自動計測システム

印象測定値を感性情報としてさらに数量化する。ただし、現在の灰色理論では必要最小限のデータ点数が明確化されていない。本論文はオンライン外れ値検出を導入した実験により最小データ数の推定を試みる。

2. 感性自動計測システム

図1において、スライダを左端に移動したときに得られる値を L 、右端に移動したときに得られる値を R とする。ただし、 L, R は 0 を含めた自然数で $L < R$ とする。筆者らは文献[4]にて $L=0, R=100$ としている。適用事例によって L, R の値を適切に調節することができる。

被験者総数を s 、測定対象となる画像の総数を m 、感性語の総数を n とする。ある被験者が感性語 $j (j=1, 2, \dots, n)$ について、 i 番目の画像 ($i=1, 2, \dots, m$) から受ける影響を p_{ij} とすると、灰色理論における灰数 $\otimes(p_{ij})$ [12-14]により

$$\otimes(p_{ij}) \rightleftharpoons [L, R] \quad (1)$$

と表すことができる。ただし、“ $\rightleftharpoons$ ”は区間解析[18-21]において左辺と右辺の区間が等しいことを表し、“ $=$ ”と区別して用いる。灰数とは、存在する区間だけが明確であって、およそその範囲はわかっているが、特定の値が定まっていない数である。すなわち、感性情報は 0 から 100 の間に存在するが、任意の値に特定させるには被験者が本システムを操作しなければならないことを表す。図1のシステムを用いて実際に印象を測定すると、

$$L \leq \tilde{\otimes}(p_{ij}) \leq R \quad (2)$$

により白化され、1つの値が定まる。 $\tilde{\otimes}(p_{ij})$ を本論文では印象測定値と定義する。式(2)は感性語 j に対する影響の大きさを数値として獲得したことを表す。例えば、感性語が「暖かい」の場合、 $\tilde{\otimes}(p_{ij}) \rightarrow R$ であるほど「とても暖かい」であり、 L に近いほど「全く暖かくない」ということを数値的に表している。

全ての印象測定を終了すると、一人分の被験者における感性情報は数値データとして次式の行列 P で表すことができる。

$$P = \begin{matrix} \downarrow \text{画像} \\ \begin{matrix} (1) \\ \vdots \\ (m) \end{matrix} \end{matrix} \begin{matrix} \rightarrow \text{感性語 } j (1 \sim n) \\ \begin{bmatrix} \tilde{\otimes}(p_{11}) & \tilde{\otimes}(p_{12}) & \cdots & \tilde{\otimes}(p_{1n}) \\ \tilde{\otimes}(p_{21}) & \tilde{\otimes}(p_{22}) & \cdots & \tilde{\otimes}(p_{2n}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{\otimes}(p_{m1}) & \tilde{\otimes}(p_{m2}) & \cdots & \tilde{\otimes}(p_{mn}) \end{bmatrix} \end{matrix} \quad (3)$$

本論文では、 P を影響行列 (Affect Matrix) と定義する。全被験者の印象測定が終了すると、影響行列は被験者数分得られる。被験者 $k (k=1, 2, \dots, s)$ における影響行列を

$$P_k = [\tilde{\otimes}(p_{ij}^{(k)})] \quad (4)$$

とする。

図2に印象測定結果の例を示す。感性語 j において画像 i が被験者に与える影響は、例えば図2のように表すことができる。伝統的なSD法では、得られたデータの平均値を感性情報の値として用いる。しかし、感性には個人差があり、値をただ1つに定めるよりも許容可能な範囲で幅を持たせて利用する事例が存在する。ファジー理論ではメンバシップ関数の

図2：印象測定値と影響区間

導入により感性情報の値に幅を持たせている[2]。本論文では上記に示した灰数の概念をより厳密にもう一度用いる。灰数を導入することで灰色算術演算[12]などの演算が適用可能になり、感性情報処理への新たなアプローチが可能となる。

図2より、画像 i から受ける感性語 j についての印象測定値は灰数の定義により

$$\otimes(p_{ij}^*) \rightleftharpoons \left[\min_{1 \leq k \leq s} \{ \tilde{\otimes}(p_{ij}^{(k)}) \}, \max_{1 \leq k \leq s} \{ \tilde{\otimes}(p_{ij}^{(k)}) \} \right] \quad (5)$$

$$\otimes(p_{ij}^*) \rightarrow [L, R] \quad (6)$$

とする。ただし式(6)は区間解析における定義より、 $\otimes(p_{ij}^*)$ の持つ区間はもう一つの区間 $[L, R]$ に内包されることを表す。

$\otimes(p_{ij}^*)$ を影響区間 (Affect Interval) または灰数区間と定義する。この場合の灰数は、感性情報として個人差を考慮しているため、特定の値ではなく区間数を用いることを表す。このように、感性情報の値を灰数とすることで適用事例における被験者の平均的感性情報を取り扱う。

3. 灰色分析による感性情報数量化技法の提案

上記の手法で得られた影響区間を、情報検索などのシステムに導入することができる。ただし、各画像を影響区間の大小関係により順序を与えると、効率的な検索ルールの構築などシステム構築に都合がよい。また、感性情報の平均値を算出する代わりに影響区間の中心部が推定できれば平均的感性情報の取り扱いの利便性が向上する。

これらのことを踏まえて、灰色分析[4, 12-14]を用いた感性情報数量化技法を提案する。灰色分析を行うことで印象測定値が灰色関連空間に射影され、前節で得られたものよりも核となる影響区間を得ることができる。

3.1 数量化の原理

本提案技法ではスライダ入力で得られた印象測定値 $\tilde{\otimes}(p_{ij}^{(k)})$ を閾値 $\lambda (L \leq \lambda < R)$ により 0 または 1 に置き換える。その結果、印象測定値は画像 i 、感性語 j に対する影響の有無となる。0 は影響なし、1 を影響ありとすれば、1 の数をカウントすることで、被験者の人数を影響区間算出のための尺度とすることができる。被験者の総数を基準として、1 の多い画像は影響力が大きいとみなし、 R 寄りに影響区間を設定する。逆に、0 が多い画像を L 寄りに設定する。そのためには類似度を評価する手法が必要である。

灰色分析[4, 12-14]とは数列間の類似度を評価する分析法である。被験者の総数 s を基準数列 $x_0 = \{x_0(j)\}$

$(x_0(j) = s; j = 1, 2, \dots, n)$, 感性語 j を選択した被験者数を持つ画像 i を比較数列 $x_i = \{x_i(j)\}$ として灰色分析を行う。灰色分析は基準数列 x_0 と各比較数列との類似度を調べる。その結果、図 3 に示すように全ての画像について灰色関係係数が $\gamma_{0i}(j) \in [0, 1]$ として得られる。

ここで、灰色関係係数の最大値、最小値をそれぞれ $R=1, L=0$ とすれば、式 (6) に示す従来の方式による影響区間の最大値、最小値とみることができる。各画像の灰色関係係数 $\gamma_{0i}(j)$ は R 寄りの端点とし、 $\gamma_{0i}(j)$ から $\min_{\forall i} \{\gamma_{0i}(j)\}$ の最小値を引いた値を L 寄りの端点とする。上記の原理により感性情報を数量化する。

本論文では Deng [14] による伝統的な局所型灰色分析を用いる。通常の灰色分析は各因子 j の局所的な類似度（灰色関係係数 $\gamma_{0i}(j)$ ）を計算し、灰色関係係数の平均を灰色関連度 Γ_{0i} としている。本論文では局所的な類似度がわかればよいので、灰色関係係数の計算で処理を止める。

3.2 数量化アルゴリズムの提案

被験者総数を s , 測定対象となる画像の総数を m , 感性語の総数を n とする。感性語 j について、画像 i から受ける影響の有無を $p_{ij}^{(k)}$ すると次式に示す数値が得られる。

$$p_{ij}^{(k)} = \begin{cases} 1 & \text{if } \otimes(p_{ij}^{(k)}) \geq \lambda \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (7)$$

ただし、 λ の値は適用事例や L, R の値によって任意に設定可能である。全ての被験者について影響の有無を測定すると、

$$P_k = [p_{ij}^{(k)}] \quad (8)$$

となる行列 P_k が得られる。式 (8) を提案技法適用のための影響行列とする。

図 1 のシステムにおいて、画像 i のイメージとして感性語 j が当てはまると判断した被験者の総数を $x_i(j)$ とすると、

$$x_i(j) = \sum_{k=1}^s p_{ij}^{(k)} \quad (9)$$

により値を得ることができる。全ての j について式 (9) を適用すると、画像 i ($i = 1, 2, \dots, m$) における印象測定値は灰色理論における次式の数列が得られる。

$$\left. \begin{aligned} x_1 &= \{x_1(1), x_1(2), \dots, x_1(j), \dots, x_1(n)\} \\ x_2 &= \{x_2(1), x_2(2), \dots, x_2(j), \dots, x_2(n)\} \\ &\vdots \\ x_m &= \{x_m(1), x_m(2), \dots, x_m(j), \dots, x_m(n)\} \end{aligned} \right\} \quad (10)$$

式 (10) の誘導により、印象測定値に灰色分析が適用可能となる。前節より、本論文では基準数列 x_0 を次式で与える。

$$x_0 = \{x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(j), \dots, x_0(n)\} \quad (11)$$

基準値 $x_0(j)$ と $x_i(j)$ との灰色関係係数 $\gamma_{0i}(j)$ は、

$$\gamma_{0i}(j) = \frac{\Delta_{\min} + 0.5\Delta_{\max}}{\Delta_{0i}(j) + 0.5\Delta_{\max}} \quad (12)$$

$$\left. \begin{aligned} \Delta_{0i}(j) &= |x_0(j) - x_i(j)| \\ \Delta_{\max} &= \max_{\forall i} \max_{\forall j} \{\Delta_{0i}(j)\} \\ \Delta_{\min} &= \min_{\forall i} \min_{\forall j} \{\Delta_{0i}(j)\} \end{aligned} \right\}$$

図 3：提案方式による感性情報の数量化

図 4：外れ値と影響区間の関係

ここで、灰数の導入により影響区間を与える。先述の灰色関係係数の値を用いて、

$$\otimes(p_{ij}^*) \rightleftharpoons \left[\gamma_{0i}(j) - \min_{\forall i} \{\gamma_{0i}(j)\}, \gamma_{0i}(j) \right] \text{ for all } j \quad (13)$$

と定義する。

4. オンライン外れ値検出の導入

4.1 外れ値の取り扱い

本論文で扱うデータのうち、外れ値(outlier)は文献 [7] より「調査または実験によって得られた多くの観測値の中で、真の値の推定値からの残差が異常に大きい観測値のこと」とする。本システムを用いて印象測定実験を行うと、外れ値が含まれることがある。得られる外れ値は通常、実験の長時間化に伴うシステムの操作ミスなどが考えられる。

外れ値を図示すると図 4 のようになる。図 4 の Messy data [8] は他のデータ群とやや離れているが、上記に示した方法で影響区間を含めるべきか。また、黒色のデータ(outlier)までを影響区間を含めるべきか慎重に判断しなければならない。このようなデータは取り扱いが厄介なデータである。

感性情報を区間として取り扱う場合、外れ値をどのように取り扱うかは常に重要視されている問題である。特に、図 4 に示す $\otimes_1, \otimes_2, \otimes_3$ のうち、使用した影響区間により精度保証に差が現れる。本論文では外れ値の検出に伝統的な 3σ 範囲、すなわち、入力データを x_i ($i = 1, 2, \dots, n$) としたとき、

$$\bar{x} - 3\sigma < x_i < \bar{x} + 3\sigma \quad (14)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (15)$$

$$\hat{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (16)$$

を用いる。式(14)を満足しないデータ x_i を外れ値とする。ただし、 $\hat{\sigma}$ は標準偏差の不偏推定値である。

正規分布において、あるデータが $\bar{x} \pm 3\sigma$ の外に出る確率は $1-0.9973=0.0027$ (0.27%) である。つまり、1000 個のデータに対して 2.7 個、370.37 $\approx$ 371 個のデータに対して 1 個の外れ値が存在することを意味する。これは統計手法が大量のデータを必要とすることを表している。

本論文では後述のオンライン外れ値検出と灰色分析による感性情報数量化技法により、必要最小なデータ数を検討する。

4.2 統計的検定技法

伝統的な外れ値検出方法として Kolmogorov-Smirnov 検定[9]や Grubbs-Smirnov 検定[10, 11]などが知られている。

Kolmogorov-Smirnov 検定は得られたデータの累積分布関数と、想定している母集団分布の累積分布関数との誤差を比較する。得られたデータ x_i を昇順整列し、統計量 $F_n(i)=i/n$ が理論値とどれだけ差があるか検定する。外れ値に敏感に反応するため、信頼性工学などでよく使われる。

Grubbs-Smirnov 検定は与えられたデータ x_i をデータ群として含めてよいかどうか検定する方法である。次式にて示す統計量 T を

$$T = \frac{x_i - \bar{x}}{\hat{\sigma}} \quad (x_i \text{ が最大値として飛び離れている場合})$$

$$T = \frac{\bar{x} - x_i}{\hat{\sigma}} \quad (x_i \text{ が最小値として飛び離れている場合})$$

により算出し、 x_i が外れ値かどうか検定する。

どちらの方法も仮説検定であるため、本研究で想定しているオンライン外れ値検出には不向きな点がある。

4.3 後継差検定によるオンライン外れ値検出技法

筆者ら[5]はオンライン外れ値検出の試みとして、灰色理論の後継差検定[12-14]による方法を提案した。

与えられたデータ $x_i (i=1, 2, \dots, n; n \geq 4)$ において、 x_n が得られたときの標準偏差を σ_n 、新入力データ x_{n+1} が得られたときの標準偏差を σ_{n+1} としたとき、次式の値を算出する。

$$C = \frac{\sigma_n - \sigma_{n+1}}{\sigma_n} \quad (17)$$

$C \geq 0.65$ のときデータ x_{n+1} を外れ値とする方法である。上記の方法の問題点は、 C を算出するための初期母集団に外れ値が含まれている場合、後続データの外れ値検出が正しく行われない可能性がある。

4.4 3σ によるオンライン外れ値検出技法の導入

本論文は後継差検定の代わりに 3σ による外れ値検出[6]を導入する。印象測定実験にて得られたデータ群 $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ に対して 3σ を基準に外れ値を検出する。ただし、オンライン性を向上させるため、筆者の一人(永井)による平均値・標準偏差の逐次計算方法[15]を導入する。

$k-1 (k < n)$ 番目の被験者が印象測定を終了したときに得られるデータを x_{k-1} 、平均値を $\bar{x}_{k-1}$ 、分散を σ_{k-1}^2 とする。 k

番目の被験者におけるデータ x_k が追加されたときの平均値 $\bar{x}_k$ 分散 σ_k^2 は、

$$\bar{x}_k = \frac{k-1}{k} \bar{x}_{k-1} + \frac{1}{k} x_k \quad (18)$$

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{k-1}{k} \left(\sigma_{k-1}^2 + \frac{1}{k} (\bar{x}_{k-1} - x_k)^2 \right)} \quad (19)$$

により算出する。ただし、本論文では実験で得られた印象測定値を母集団として工学応用するため、 σ を用いる。平均・分散を算出後、式(14)を満足しないデータ $x_i (1 \leq i \leq k)$ を外れ値とする。

後継差検定のアルゴリズムは図5に示すイメージとなる。後継差検定による方法は、4 番目の入力データから外れ値検出ができる。しかし、初めの3データのいずれかに外れ値が含まれていた場合、検出に不具合が出る恐れがある。

伝統的な 3σ による外れ値検出方法は図6に示すようなイメージとなる。図6の場合、入力データが正規分布であることを前提と仮定しており、また、新しいデータが入力されると平均値・分散をすべて再計算しなければならない。オンラ

図5：後継差検定による外れ値検出の図的解釈

図6：伝統的な 3σ 範囲による外れ値検出の図的解釈

図7：本提案手法の図的解釈

イン性を想定している本研究にはやや非効率的である。

本提案方法は図7に示すイメージとなる。図6との違いは、平均・分散は直前に得られた平均・分散の値と新入力データの用いて逐次計算ができるため、従来の計算方法よりも効率的だと思われる。また、最初の入力値に外れ値が含まれていても後続データとの関係により外れ値検出を行うノンパラメトリックな手法であり、後継差検定による方法と異なる。この性質を用いて最小被験者数を実験的に推定する。

本論文にて導入したオンラインによる外れ値検出アルゴリズムを以下に要約する。

Step 1: $\bar{x}_k = \sigma_k = 0 (k=0)$ とする

Step 2: $k = k+1$ とする

Step 3: データ x_k を入力する

Step 4: $\bar{x}_k, \sigma_k$ を $x_k, \bar{x}_{k-1}, \sigma_{k-1}$ から算出する

Step 5: $x_1, x_2, \dots, x_k$ を $3\sigma_k$ により外れ値検出を行う

Step 6: 後続データがあれば Step 2 へ、なければ終了

5. 評価実験

これまでに提案した灰色分析による感性情報数量化技法とオンライン外れ値検出を用いて感性情報の数量化を試みる。はじめに数理的に最小被験者数の推定を行い、その後実際の印象測定実験にて得られた印象測定値を用いて実験を行う。実験はオンライン外れ値検出の適用例と提案手法による影響区間構築の2つを行う。

5.1 最小被験者数の数理的推定

外れ値検出実験の前に、数理的に外れ値が検出可能か検討する。以下の展開は標準偏差の持つ性質を利用する。

標準偏差 σ について $d_i = x_i - \bar{x}, \sigma \neq 0$ とすると、

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d_i^2 \Leftrightarrow n\sigma^2 = \sum_{i=1}^n d_i^2 \quad (20)$$

上記の式(20)を用いて外れ値が数理的に検出可能かどうか推定する。

① $n \leq 9$ のとき：式(20)において例えば $n=9$ とすると、

$$\begin{aligned} (\text{左辺}) &= 9\sigma^2 \\ &= (3\sigma)^2 \end{aligned} \quad (21)$$

式(21)を式(20)に代入し、任意の $x_k, d_k (1 \leq k \leq 9)$ を用いて次のように誘導する。

$$\begin{aligned} (3\sigma)^2 &= \sum_{i=1}^9 d_i^2 \Leftrightarrow \frac{(3\sigma)^2}{d_k^2} = \frac{\sum_{i=1}^9 d_i^2}{d_k^2} \\ &\Leftrightarrow \frac{(3\sigma)^2}{d_k^2} = 1 + \frac{1}{d_k^2} \sum_{i=1, i \neq k}^9 d_i^2 \end{aligned} \quad (22)$$

式(22)より $\sum_{i=1, i \neq k}^9 d_i^2 > 0$ であるから (左辺) > 1 である。つまり、

$$\frac{(3\sigma)^2}{d_k^2} > 1 \Leftrightarrow (3\sigma)^2 > d_k^2$$

表1：景観画像に対する印象測定値の例

i	1	2	3	4	5	6
x_i	67	70	72	61	78	75
i	7	8	9	10	11	12
x_i	14	78	75	74	78	79

$$\Leftrightarrow |3\sigma| > |d_k| \quad (23)$$

ここで、 $d_k = x_k - \bar{x}$ であるから式(23)は、

$$|3 \cdot |\sigma| > |x_k - \bar{x}| \quad (24)$$

式(24)は、全ての $|x_k - \bar{x}|$ が 3σ より小さいため、式(14)を満足することを表している。ゆえに、 $n \leq 9$ では外れ値が検出できない。 $n \leq 9$ では標準偏差が計算できても、外れ値(特に messy data) が 3σ 範囲外かどうか判定できないと考えることができる。

② $10 \leq n$ のとき：式(20)において例えば $n=10$ とすると、(左辺) $= 10\sigma^2$ である。上記の①と同様の手順で式(20)を展開していくと、

$$\begin{aligned} \frac{10\sigma^2}{d_k^2} > 1 &\Leftrightarrow 10\sigma^2 > d_k^2 \\ &\Leftrightarrow \sqrt{10}|\sigma| > |d_k| \end{aligned} \quad (25)$$

ここで、 $d_k = x_k - \bar{x}$ であるから、

$$\sqrt{10}|\sigma| > |x_k - \bar{x}| \quad (26)$$

$|3| < \sqrt{10}$ であるから、全ての $|x_k - \bar{x}|$ について式(14)を満たすとは限らない。 x_k が他のデータよりも飛び出していれば外れ値として検出が可能である。

3σ の代わりに $3\hat{\sigma}$ としても、同様の手順で推定を行うことができる。式(16)右辺の分母が $n-1$ であるから、 $n=10$ のときが①に該当し、 $n=11$ のときが②に該当する。

5.2 例題

本提案外れ値検出の計算例を示す。表1は、図8最上の画像を感性語“さわやかなーさわやかでない”(表2, No. 7の感性語)で評価したデータの抜粋である。12人の被験者のうち、 $x_7=14$ が外れ値だと思われる。

表1において、10番目のデータが入力された時点で $\bar{x}_{10} = 66.4, \sigma_{10}^2 = 329.44, \sigma_{10} = 18.15$ が算出済みとする。このとき、 $\bar{x}_{10} - 3\sigma_{10} = 66.4 - 3 \times 18.15 = 11.95$

$$11.95 < 14 \Leftrightarrow \bar{x}_{10} - 3\sigma_{10} < x_7$$

式(14)を満足するため $x_7=14$ は外れ値ではない。ここで新しい入力値 $x_{11}=78$ が入ると、

$$\bar{x}_{11} = \frac{11-1}{11} 66.4 + \frac{1}{11} 78 = 67.45$$

$$\sigma_{11} = \sqrt{\frac{11-1}{11} \left(329.44 + \frac{1}{11} (66.4 - 78)^2 \right)} = 17.62$$

$$\bar{x}_{11} - 3\sigma_{11} = 67.45 - 3 \times 17.62 = 14.58$$

$$\therefore 14 < 14.58 \Leftrightarrow x_7 < \bar{x}_{11} - 3\sigma_{11}$$

式(14)を満足しないため、 $x_7=14$ は外れ値である。すなわち、11番目のデータが入力された時点で外れ値が検出される。

表 2：景観画像の評価に用いた感性語

No.	感性語	No.	感性語
1	暖かい—暖かくない	15	涼しい—涼しくない
2	ほのぼのとした— ほのぼのとしてない	16	真っ赤な— 真っ赤でない
3	眠い— 眠くない	17	わびしい— わびしくない
4	初々しい— 初々しくない	18	実りのある— 実りのない
5	優しい— 優しくない	19	落ち着いた— 落ち着きのない
6	若々しい— 若々しくない	20	郷愁的な— 郷愁的でない
7	さわやかな— さわやかでない	21	成熟した— 成熟していない
8	暑い—暑くない	22	寒い—寒くない
9	開放的な—開放的でない	23	静寂な—静寂でない
10	みずみずしい— みずみずしくない	24	凍てついた— 凍てついていない
11	活発な—活発でない	25	真っ白な— 真っ白でない
12	鬱蒼とした— 鬱蒼としていない	26	厳しい— 厳しくない
13	熾烈な—熾烈でない	27	荘厳な—荘厳でない
14	じめじめした— じめじめしていない	28	暗い— 暗くない

5.3 印象測定実験内容

大学生被験者を対象として、図8に示す景観画像40枚の印象を表2に示す28対の感性語で評価してもらう[5]。被験者19名（文献[5]の実験で12名、本実験のために7名追加）は感性自動計測システムを用いて合計 $40 \times 28 = 1120$ 回の評価を行う。つまり、19人分の印象測定値が1120項目からなる。このデータを用いて3つの実験を行う。

1. 全ての評価が終了した段階、すなわち19人分の全データが揃っている状態で通常の 3σ 範囲による外れ値検出を行う。1120項目のうち、外れ値が検出された項目の総数を n 、検出された外れ値の総数を o とする。
2. 実験1にて検出された外れ値を取り除き、灰色分析による感性情報数量化を行う。 $L=0, R=100, \lambda=50$ として、提案方法で得られた影響区間と従来の影響区間の比較・考察を行う。
3. 実験1で検出された n 項目だけを用いる。各項目で検出された外れ値を最初の入力として本提案オンライン外れ値検出技法を実行する。残りの値を後続入力し、外れ値が最初に検出されたときの総データ数を m とする。上記の手続きを全ての項目で実施し、 m の最小値を検証する。

5.4 実験結果

実験1にて検出された外れ値を含む項目数は、 $n=75$ となった。また、 $o=75$ となった。外れ値を含む項目に各1個の

図8：評価に用いた景観画像の例

図9：提案方式で得られた影響区間

表3：実験3で得られた m の詳細

最小値	平均	標準偏差	最頻値
11	14.57	2.40	15

外れ値が含まれていたことになる。

実験2を行った結果、図9に示す影響区間が得られている。図9上のMax, Minで挟まれた空間が本提案方式で得られた影響区間であり、本実験で用いた景観画像の定義空間である。一方、図9下の破線の影響区間が式(5)で得られた従来の区間である。本論文で提案した灰色分析による感性情報数量化技法で得られた影響区間は実線部分である。提案手法で得られた影響区間は従来の方法で得られる影響区間に概ね含まれている形となる。これは、影響区間の端点同士を結ぶ線の準線形化を視覚的に表しているとともに、より被験者が強い印象を受けた区間、すなわち影響区間の中心的な部分を表している。

実験3で得られた m の詳細を表3および図10に示す。外れ値を検出することができる最小データ数は11、最頻値は15、平均は14.57だった。この結果は準備実験[6]で得られた値11と同じ結果となっているだけでなく、数理的に推定した被験者数 ($10 \leq n$) とも無矛盾な結果となった。印象測定実験で最小限必要とされる被験者数は11が目安となる。

6. まとめ

本論文は大規模化が進む印象測定実験の効率化および信頼化を目的として、灰色理論による感性情報の数量化技法を提案した。本論文の内容を以下にまとめる。

- ① 灰数の概念の導入により、個人差のある感性情報の取り

図10：実験3で得られた m の頻度

扱いを拡張した

- ② 灰色分析による感性情報数量化技法により影響区間（灰数区間）の中心部の推定を行った
- ③ 印象測定実験により獲得した印象測定値の前処理として、オンライン外れ値検出を導入した

灰数の概念により感性情報の取り扱いを拡張し、 3σ 範囲によるオンライン外れ値検出を導入することで、最小限必要とされる被験者数の検討を行った。感性自動計測システムにて収集した印象測定値を基に外れ値検出実験を行い、外れ値が検出可能な母集団の最小データ数は11であることを示した。

従来のオンライン外れ値検出は母集団があらかじめ与えられている状態で外れ値検出を行っている。そのような事例に対してはKolmogorov-Smirnov検定あるいはGrubbs-Smirnov検定が貢献している。本論文で導入したオンライン外れ値検出技法は母集団の形成過程を追いつながら外れ値を検出している。外れ値に含むべきかどうかは後続データとの関係をみながら検出できる。

本提案方式で獲得した影響区間（灰数区間）は、例えば感性情報検索や感性情報識別に用いることができる。特に、近年注目されているラフ集合[16, 17]や区間解析[18-21]との関連性が高いこともあり、感性情報処理分野への応用が期待される。例えば、灰色格子演算[21]の応用による感性情報検索や感性語の抽出アルゴリズムなどが挙げられる。そのためにはさらに多くの例題・事例を行う必要がある。

参考文献

- 1) 岩下豊彦：SD法によるイメージの測定，川島書店，1983.
- 2) 中森義輝：印象測定値解析，森北出版，22-23，2000.
- 3) 神宮英夫：印象測定の心理学，川島書店，50-53，1996.
- 4) 山口大輔，小林俊裕，水谷晃三，赤羽根隆広，永井正武：消費者の感性を考慮した灰色理論型市場調査法の提案，感性工学研究論文集，4，2，101-106，2004.
- 5) 赤羽根隆広，池本 悟，山口大輔，小林俊裕，水谷晃三，永井正武：マルチエージェント支援による可視化感性自動計測インタフェースへの提案，FIT2004 講演論文集，K-037，477-478，2004.

- 6) 山口大輔, 赤羽根隆広, 水谷晃三, 李 国棟, 永井正武 : 感性語選択方式による感性自動計測システムの提案と灰色理論による数量化, 日本感性工学会春季大会 2005 講演論文集, E-43, 192-195, 2005.
- 7) 芝 祐順, 渡部 洋, 石塚智一(編) : 統計用語辞典, 新曜社, 202, 1984.
- 8) S. Burke: Missing Values, Outliers, Robust Statistics & Non-parametric Methods, LCGC Europe Online Supplement statistics and analysis, 19-23, 2001.
- 9) 益田昭彦, 鈴木和幸 : CARE: パソコン信頼性解析法, 日科技連, 167-170, 1991.
- 10) 古川俊之(監修), 丹後俊郎(著) : 新版医学への統計学, 朝倉書店, 65-68, 1993.
- 11) 吉村 功 : 統計手法の誤用 II—新潟水俣事件の場合—, 科学, 41, 9, 496-506, 1971.
- 12) J.L. Deng: Grey System, China Ocean Press, 1988.
- 13) K. L. Wen: Grey Systems Modeling and Prediction, Yang's Scientific Press, 4, 2004.
- 14) 永井正武, 山口大輔 : 灰色理論と工学応用方法, 共立出版, 15, 2004.
- 15) 一戸孝七 : 岩手医大統計学講義ノート, 51-53, 1977.
- 16) 中村 昭 : ラフ集合—その理論と応用, 日本ファジィ学会誌, 8, 4, 594-603, 1996.
- 17) 森 典彦, 田中英夫, 井上勝雄(編) : ラフ集合と感性, 海文堂, 2004.
- 18) T. Sunaga: Theory of an Interval Algebra and its application to Numerical Analysis, RAAG Memoirs, Gakujutsu Bunken Fukyu-kai, Tokyo, 2, 29-46, 1958.
- 19) E. Hansen and G.W. Walster: Global optimization using interval analysis, Marcel Dekker, New York, 2004.
- 20) 大石進一 : 精度保証付き数値計算, コロナ社, 17-28, 2000.
- 21) D. Yamaguchi, G.D. Li, K. Mizutani, T. Akabane, M. Nagai and M. Kitaoka: Decision Rule Extraction and Reduction Based on Grey Lattice Classification, Proc. of ICMLA'05, 31-36, L. A., Dec. 2005.