

## 評定法により収集された(非)類似度への 2相3元非対称モデルの適用可能性について

Applicability of two-mode three-way radius-distance model for  
ordered categorical similarity

今 泉 忠\*  
Tadashi IMAIZUMI

**概要：**商品のマーケティングや各国の経済的状況などを量るために、マーケティングでの商品間購入推移や各国間の貿易量などをもとに分析する場合、それらのデータが方向性のあるデータとして分析する必要がある場合がある。このようなデータ行列は非対称類似度と見なすことができ、そのためのモデルを適用することができる。しかし、データ収集において、データが量的な値ではなく、順位や評定尺度の順序付きカテゴリ値として収集される場合がある。このような場合に、有用な情報を得るために、どのようにして計量モデルを用いことができるかを明確にする必要がある。そこで、本研究では、(非)類似度が評定法により収集された場合の非対称(非)類似度を分析するモデルである Okada & Imaizumi (1997) による2相3元 Radius-distance モデルがどの程度データが生成された布置を復元できるかについて検討し、その適用可能性についてシミュレーション研究をもとに検討する。

**キーワード：**近接性、非対称、順位データ、タイデータ、2相3元データ

**Abstract :** In marketing or economic research, it is sometimes necessary to analyze directional data to examine the trends in marketing purchases or the volume of trade between countries. Such a data table can be regarded as an asymmetric similarity matrix. However, in data collection, data may be collected not as quantitative values but as ordered categorical values on a ranking number or rating scale. In this study, we examine how well the two-mode three-way radius-distance model by Okada & Imaizumi (1997) recovers the true distances when the similarity is collected as a rating scale value and investigate its applicability based on a simulation study.

**Keywords :** Proximity, Asymmetry, Rank data, Tie data,  
Two-mode three-way data

\* 多摩大学経営情報学部 School of Management and Information Sciences, Tama University

## 1. はじめに

マーケティングリサーチなどで扱うデータとして個人からの分析対象への評価データが得られる場合がある。このような場合には個人の特徴や対象の特徴を抽出するために、特異値分解などを適用することが行われる。それらの手法としては主成分分析法や因子分析法が適用されることが多い。また、評価が文章によるものである場合にはトピックモデルなどの適用も試みられている。一方、データが個票ではなく、 $n$  国に関して2カ国の貿易量のように(非)類似度と見なせる場合には、国×国間の近接性関係から分析することが必要となる。そのような場合の適用可能な方法としては対応分析法 (Correspondence Analysis) や多次元尺度構成法 (Multidimensional scaling) などがある。しかし、国間の貿易量に関する(非)類似度は非対称(非)類似度であるので、非対称性の特徴を抽出できる方法で分析しなければならない。第2章で説明するように Okada & Imaizumi (1987) はこのような非対称(非)類似度を分析するためのモデルとして Radius-distance モデルを提案した。その後、複数のソースからの非対称(非)類似度、ソース間の(非)類似度での差違を考慮して分析できる2相3元 Radius-distance モデルを提案した (Okada & Imaizumi, 1997)。

一方、(非)類似度評価で量的な評価が困難であるなどの理由により、ある対象から他の対象への(非)類似度が量的な値として収集されるのではなく、例えば評定法を用いた5段階評定値として収集される場合がある。Green & Rao (1970) は、選好度を分析するために展開法モデルに関してデータが評定法を用いて収集された選好度を想定して、その評定段階数がそれぞれ2,3,6,18である場合について、展開法での解の復元について検討している。その結果、6段階以上であれば十分に解が復元されるとしている。しかし、本論文で扱うモデルに比べて、単純なモデルを想定しているので、その結果を2相3元 Radius-distance モデルについても同様に適用できるかは不明確である。また、評定法により収集された(非)類似度を2相3元 Radius-distance モデルを用いて分析した場合に得られる解は、十分実用に耐えられるかについては十分検討されていなかった。そこで、第2章では、モデルについて説明し、第3章では評定法により収集されたデータに関して検討し、第4章では2相3元 Radius-distance モデルについてシミュレーション実験を用いて、布置の復元性などについて検討する。

## 2. 2相3元(非)類似度分析のためのモデル

$n$  個の対象について対象  $j$  から対象  $k$  への類似度  $s_{jk}$  とは対象  $j$  から対象  $k$  が類似しているほど  $s_{jk}$  の値が大きくなるように測定されている値であるとする。次に、類似度について、 $(j,k)$  要素が  $s_{jk}$  である大きさ  $n \times n$  の行列を類似度行列  $\mathbf{S}$  とする。行列には行方向と列方向があるので2元であることがわかる。一方、この行の対象(行対象)と列の対となる対象(列対象)について、同じ対象の組であるかどうかが単相と2相となる。行対象と列対象を同じ対象であると考えれば単相となり、類似度行列  $\mathbf{S}$  は単相2元データなる。相関行列なども単相2元データと解釈される。類似度行列で、行対象と列対象は異なると考える場合には、2相2元データとして扱うことになる。

## 2.1 特異値分解

はじめに、2相2元データの分析手法として広く用いられている特異値分解について説明する。2相2元データについて行対象と列対象間の関係进行分析する方法として、Eckart & Young (1936)の特異値分解(Singular Value Decomposition, SVD)を用いる一群の手法がある。SVDでは

$$\mathbf{S} = \mathbf{U}\mathbf{\Delta}\mathbf{V}', \quad (1)$$

と分解する。ここに、 $\mathbf{\Delta}$ は行列 $\mathbf{S}$ の特異値を対角要素とする対角行列、 $\mathbf{U}$ は左特異値ベクトル、 $\mathbf{V}$ は右特異値ベクトルである。この場合、 $\mathbf{S}$ は非対称行列であるので、分解結果の解が虚数になる場合もある。ここで、

$$\mathbf{X}\mathbf{Y}' = \mathbf{U}\mathbf{\Delta}\mathbf{V}', \quad (2)$$

なる $\mathbf{X}$ と $\mathbf{Y}$ を求めることを考える。この場合に、

$$\begin{aligned} \mathbf{X} &= \mathbf{U}, \mathbf{Y} = \mathbf{V}\mathbf{\Delta} \\ \mathbf{X} &= \mathbf{U}\mathbf{\Delta}^{\frac{1}{2}}, \mathbf{Y} = \mathbf{V}\mathbf{\Delta}^{\frac{1}{2}} \end{aligned} \quad (3)$$

$$\mathbf{X} = \mathbf{U}\mathbf{\Delta}, \mathbf{Y} = \mathbf{V}$$

などの表現が考えられる (Greenacre, 1993, pp 201-211)。この式2による分解では分析目的に応じた適切な手法を選択して分析することもできる。2相2元データの分析法である対応分析法での分析例をOD表に適用した場合を示す。交通インフラ整備などのために地域間のOD表が作成されることが多い。OD表の例として東京都市圏計画協議会が平成30年度に実施したパーソントリップ調査から集計した一部を掲載する。調査で得られたOD表は東京都市圏(東京都・神奈川県・埼玉県・千葉県・茨城県南部)とした268市区町村間のOD表であったが、説明のために東京都23区間のOD表を作成した。表1は分析法の例示のために移動目的が「自宅―勤務」に限った場合の東京都23区間でのOD表の一部である。ここで、行対象の区と列対象の区が異なる区を指すと考えると2相2元OD表となり、同じ区であるとする単相2元OD表となる。

表1 パーソントリップ調査(平成30年度) 東京都23区内勤務移動のOD表の一部

勤務	葛飾区	江戸川区	江東区	港区	荒川区	渋谷区	新宿区	杉並区
葛飾区	44583	6365	7181	12512	2080	3867	5471	834
江戸川区	7138	79523	25181	16401	1217	5146	9967	842
江東区	1112	6804	56497	18385	781	3789	9502	670
港区	262	374	3139	31488	0	7540	4420	612
荒川区	771	855	3490	8890	11907	1643	3886	525
渋谷区	335	724	1532	12996	197	24760	10645	568
新宿区	1261	1831	6410	13116	125	9877	32418	2315
杉並区	725	464	6824	23911	465	19101	28540	35483

表1では行対象(区)から列対象(区)への移動数を示している。例えば、行が葛飾区で列が江戸川区である組の値6365は出発地が葛飾区で到着地が江戸川区であった人数である。自宅から勤務地への移動と勤務地から自宅への移動を考えると、このOD表は、ほぼ対称行列により近似できることが予想される。表1のOD表について対応分析法を用いて分析した。ここでは、OD表が対称行列で近似できると考えられることから、対応分析法の標準解(対称化した解)を採用した。そのBiplotを図1に示す。

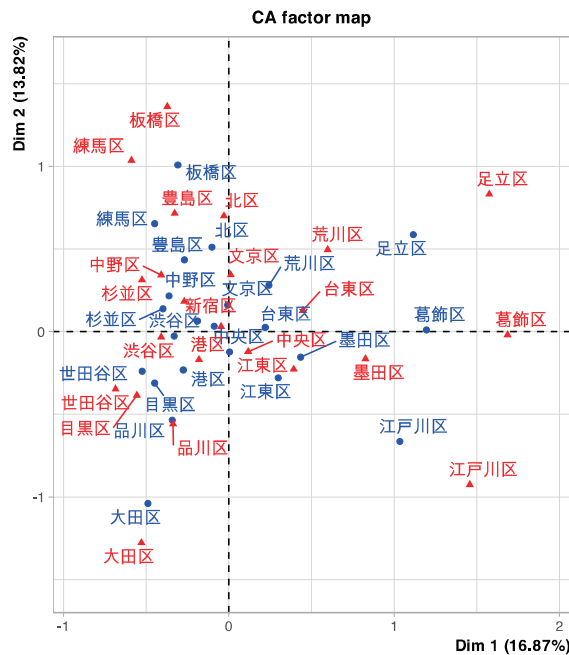


図1 東京都23区内勤務移動のOD表の対応分析の結果(標準解)

(●は行対象、▲は列対象を示す。行対象と列対象間の距離は定義できない)

図1では地理的配置とある程度対応しているが、足立区、葛飾区、江戸川区は地理的關係とは異なって位置づけられた。しかし、図1において、各区について非対称性がどの程度あるかを評価することはできない。そこで単相2元であると考えて、表1の非対称行列  $S$  を対称行列  $M$  と歪対称行列  $N$  を用いて分解することを考えると、

$$\mathbf{S} = \mathbf{M} + \mathbf{N}, \mathbf{M} = \mathbf{M}', \mathbf{N} = -\mathbf{N} \quad (4)$$

とできるので、歪対称行列  $\mathbf{N}$  について調べることで、非対称行列  $\mathbf{S}$  での非対称度について間接的には検討することができるが、このような分解が適切であるかどうかは不明である。そこで、非対称（非）類似度から直接的に対称性と非対称性を抽出するために、非対称行列  $\mathbf{S}$  を単相 2 元（非）類似度行列として分析する Radius-distance モデルについて説明する。

## 2.2 単相 2 元（非）類似度のための Radius-distance モデル

Okada & Imaizumi (1987) による Radius-distance モデルは単一のソースからの非対称（非）類似度行列を分析するためのモデルである。このモデルでは、分析対象それぞれが、基本的には対象間の距離とその対象が他の対象に対して優越的であるかどうかにより類似度が定まるとする。

- (1) それぞれの対象  $o_j (j = 1, 2, \dots, n)$  を  $p$  次元ユークリッド空間の点  $x_j (j = 1, 2, \dots, n)$  として埋め込んだ対象布置  $\mathbf{X} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n]'$  とすると、対象  $j$  と  $k$  間の距離  $d_{jk}$  は

$$d_{jk} = \sqrt{\sum_{t=1}^p (x_{jt} - x_{kt})^2} \quad (5)$$

と定義される。

- (2) それぞれの対象  $j (j = 1, 2, \dots, n)$  が他の対象  $k$  に対する（非）優越性を円の半径  $r_j (j = 1, 2, \dots, n)$  で表すことにする。ただし、半径  $r_j$  については対象  $j$  が他の対象に対して優越であるほど小さくすると仮定する。

- (3) 類似度  $s_{jk}$  を距離  $d_{jk}$  と中心を  $x_j$  とする半径  $r_j$  の円をもとに対応づけるためのモデルとして

$$m_{jk} = d_{jk} - r_j + r_k \quad (6)$$

を導入する。従って、 $s_{jk} > s_{kj}$  である場合には、図 2 のような関係として表現されることになる。

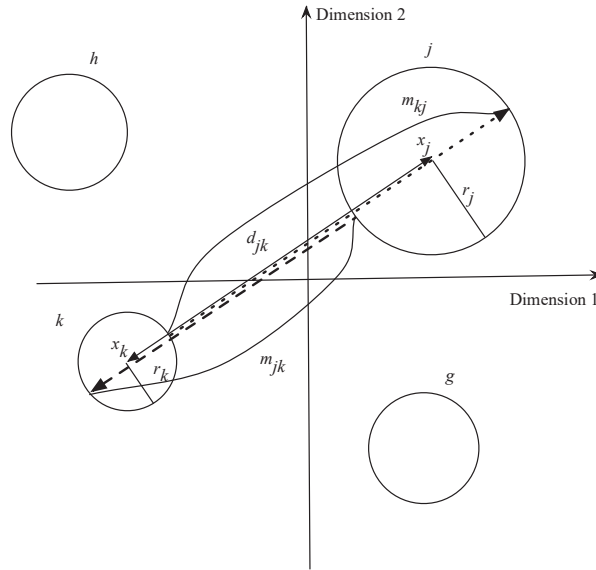


図2 Radius-distance モデルの布置の例

この例では、

$$m_{jk} = d_{jk} - r_j + r_k, \quad (7)$$

$$m_{kj} = d_{jk} - r_k + r_j \quad (8)$$

より

$$m_{jk} < m_{kj} \quad (9)$$

となるので、特定の  $(j,k)$  については布置されたことになる。

(4) 類似度  $s_{jk}$  は順位関係のみの情報しか有していない場合を考える。Radius-distance モデルで求められる  $m_{jk}$  についても  $s_{jk}$  間で成り立つ順序関係をできるだけ満足するように対象布置  $\mathbf{X}$  と半径  $\mathbf{r} = [r_1, r_2, \dots, r_n]'$  を求める必要がある。そこで、

$$s_{jk} \geq s_{gh} \quad \text{ならば} \quad \hat{m}_{jk} \leq \hat{m}_{gh} \quad (10)$$

となるような  $s_{jk}$  とは単調非増加関係を満足するデイスパリティ  $\hat{m}_{jk}$  を導入する。このようなデイスパリティはさまざまあるので、何からの方法により求められた  $\hat{m}_{jk}$  を考え、これに対して

$$S^*(m_{jk} | \hat{m}_{jk}) = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1, k \neq j}^n (m_{jk} - \hat{m}_{jk})^2 \quad (11)$$

を最小とする  $m_{jk}$ 、すなわち、対象布置  $\mathbf{X}$  と半径  $\mathbf{r}$  を採用することが考えられる。しかし、 $S^*(m_{jk} | \hat{m}_{jk})$  の大きさは  $\hat{m}_{jk}$  の大きさに依存するので、基準化の値として、平均値

$$\bar{m} = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{j=1}^n \sum_{k=1, k \neq j}^n m_{jk} \quad (12)$$

をもとに、

$$T^*(m_{jk}) = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1, k \neq j}^n (m_{jk} - \bar{m})^2 \quad (13)$$

を用いて、適合度  $S$

$$S = \sqrt{\frac{S^*(m_{jk} | \hat{m}_{jk})}{T^*(m_{jk})}}, \quad (14)$$

を定義し、この  $S$  を最小とする対象布置  $\mathbf{X}$  と半径  $\mathbf{r}$  を採用することにする。このモデルでは対象布置  $\mathbf{X}$  を任意の直交回転  $\mathbf{T}$  を用いて回転した布置  $\mathbf{X}^*$

$$\mathbf{X}^* = \mathbf{X}\mathbf{T} \quad (15)$$

を適用しても対象間距離は変わらない。

(5) データ  $s_{jk}$  と何らかの方法と求められた対象布置  $\mathbf{X}$  と半径  $\mathbf{r}$  があるとする。(4) ではデイスパリティ  $\hat{m}_{jk}$  から  $m_{jk}$  を求めることを考えたが、逆に  $m_{jk}$  からデータ  $s_{jk}$  を用いてデイスパリティ  $\hat{m}_{jk}$  を求めることを考える。式 11 で、 $\hat{m}_{jk}$  を未知として求める。

$$S^*(\hat{m}_{jk} | m_{jk}, s_{jk}) = \sum_{j=1}^n \sum_{k=1, k \neq j}^n (m_{jk} - \hat{m}_{jk})^2 \quad (16)$$

式 16 を最小とする  $\hat{m}_{jk}$  を求めるためのアルゴリズムはいくつかあるが、Pool-Adjacent-Violators Algorithm (PAVA) がよく用いられる。評定データの場合は、 $s_{jk} = s_{gh}$  となっているタイデータが数多くある場合である。この場合に、デイスパリティ  $\hat{m}_{jk}$  について

$$s_{jk} = s_{gh} \quad \text{ならば} \quad \hat{m}_{jk} = \hat{m}_{gh} \quad (17)$$

となる制約条件でデイスパリティを求めるのか、式 17 のような制約条件を科さないかの考え方がある。ここでは、回答者は強制的に順序カテゴリー値の 1 つを選択させられる点を考慮して、式 17 の制約は科さないこととしてデイスパリティ  $\hat{m}_{jk}$  を求めることにする。

### 2.3 2元3相（非）類似度のための Radius-distance モデル

先の 2.2 で説明した Radius-distance モデルは複数 ( $N$  個) のソースの類似度行列が得られた場合に、ソース間の差違を考慮した分析ができない。これら  $N$  個の類似度行列を  $\mathbf{S}_1, \mathbf{S}_2, \dots, \mathbf{S}_N$  とする。例えば、ソース  $i$  の類似度行列  $\mathbf{S}_i$  に対して単相 2 元 Radius-distance モデルを用いて対象布置  $\mathbf{X}_i$  と半径  $\mathbf{r}_i$  を求め、次に  $N$  個の対象布置を比較するために、 $N$  個の対象

布置それぞれができるだけ一致する直交回転を行うことで比較を行う間接的な分析によりソース間の非対称類似度行列の構造について検討することもできる。しかし、抽出したい構造は各ソースでの非対称性がどのように発生しているかである点を考えると、より直接的な構造抽出のためのモデルが必要である。そこで、以下のようなソース間の差違を考慮した Radius-distance モデルを考える。

- (1)  $N$  個のソース間で対象布置は共通である。
- (2) 各ソースでの非対称性は異なるが、非対称性を発生せしめる  $N$  個のソースに共通の非対称次元があり、各ソースの非対称性は、この次元への重みが異なる。

単相2元のための Radius-distance モデルでは各ソースでの非対称性は円で表現されているが、2相3元 Radius-distance モデルでは非対称次元とそこでの重みの導入により、非対称性は楕円や(超)楕円体で表現されることになる。

あるソース  $i$  での非対称を示す量  $m_{jki}$  は、対称重み  $w_i (>0)$ 、非対称重み  $u_i (>0)$  を用いて、対象間距離を

$$d_{jki} = w_i d_{jk}, \quad (18)$$

と歪対称度を

$$v_{jki} = \frac{d_{jki}}{\sqrt{\sum_{t=1}^p \left( \frac{x_{jt} - x_{kt}}{u_{it}} \right)^2}} \quad (19)$$

とした場合に

$$m_{jki} = d_{jki} - v_{jki} r_j + v_{kji} r_k. \quad (20)$$

として定義される。 図3に2相3元 Radius-distance モデルを図で示す。

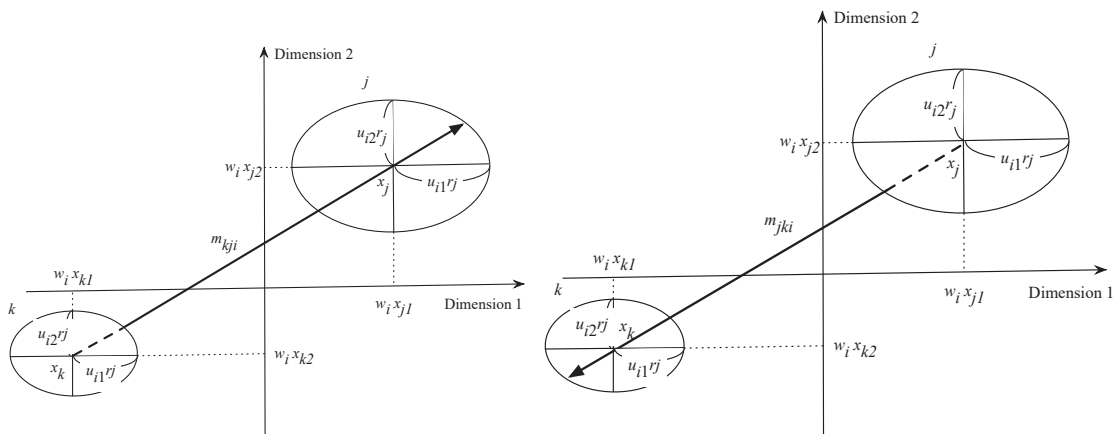


図3 2相3元の場合の  $m_{jki}$  と  $m_{kji}$  を布置で示した例



$N$  個のソースがあるので、式 14 の  $S$  を最小とする布置を求めることはできない。そこで、

$$S = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{S_i^*(m_{jki} | \hat{m}_{jki})}{T_i^*(m_{jki})}} \quad (21)$$

を最小とする布置を求めることにする。ここで  $\hat{m}_{jki}$  はソース  $i$  毎に求められるディスペリティで、 $S_i^*(m_{jki} | \hat{m}_{jki})$  と  $T_i^*(m_{jki})$  はソースごとに定義した値でそれぞれ  $S^*(\hat{m}_{jk} | m_{jk}, s_{jk})$  と  $T^*(m_{jk})$  に対応した値である。

### 3. 評定法により収集されたデータの扱いについて

$n$  個の対象間の（非）類似度を収集する場合、例えば、5段階評定尺度を用いて収集するような場合がある。マーケティングリサーチにおいてある事柄への意見や態度について、強度を示す言葉群、例えば、ある意見について「非常に賛成」、「賛成」、「どちらともいえない」、「反対」、「全く反対」、の順序付いたカテゴリー値を用いて回答してもらうような場合である。評定法により収集されたデータの尺度水準は順序尺度ではあるので質的データである。このような質的データを扱う手法として、数量化理論や双対尺度法や対応分析法や IR 理論に基づく方法が開発されてきている。この場合にカテゴリー値が順序付いている場合には、ある手法を適用して得られる結果でのカテゴリーに付与される尺度値はできるだけ順序性を保つようにすることが求められる。足立（2000）は、評定法で収集されたデータに対して計量的モデルを適用する適切性について述べている。

近接性行列が相関行列に代表されるような量的な行列である場合には、分析モデルを容易に適用することができる。収集された（非）類似度が順位値や5段階評定値である場合への多次元尺度解析法の適用可能について検討すると、タイデータが多数ある場合として分析は可能であるが、得られた布置の安定性や妥当性などについて検討することが必須である。

### 4. シミュレーション実験

単相2元モデルである Radius-distance および2相3元 Radius-distance モデルは、（非）類似度の量的データのみではなく、質的データである順位データに対して適用できる。しかし、（非）類似度について実際に収集されるデータが、より粒度が粗い評定法で収集された（非）類似度である場合に適用した場合に、これら2つのモデルがどの程度有用であるかについて明らかになっていない。そこで、（非）類似度が評定法により収集された場合について2相3元 Radius-distance モデルの有用性について検討する。検討する要因としては、対象数×ソース数×評定段階数×解の次元数が考えられる。そこで、それぞれの組み合わせについて（対象布置、半径、対称重み、非対称重み）からなる布置を20個生成して比較検討を行った。表2に実験条件を示す。

表2 シミュレーションの条件

要因	値	備考
対象数 n	10, 15	
ソース数	5, 10	
カテゴリー数 (段階)	2, 3, 5, 7, 10	類似度の順位をもとに、評定カテゴリー数での類似度の個数ができるだけ同じになるように分類して得られたカテゴリー値を類似度として扱った。
解の次元数	2, 3	

布置の生成は、真の次元数を2次元として、対象布置や半径などについて(0,1)の一様乱数を用いて生成した。分析では、初期対象布置については平均類似度行列の2重中心化行列について、特異値分解を適用して得られた左特異ベクトルと右特異ベクトルをもとに、初期対象布置を求めた。初期半径については、平均類似度-初期値対象布置での点間距離を目的変数とし、説明変数として、目的変数で対応する2つの対象について-1と1とした回帰分析を用いて求めた。また、対称重みと非対称重みの初期値は1.0とした。

復元の指標としては、真の布置での  $m_{jki}$  と各カテゴリー数で求められた  $m_{jki}$  との相関係数  $R$ 、その2乗  $R^2$ 、および、Fisher の  $z$  変換を用いて検討する。

図4にカテゴリー数毎の  $S$  の値と相関係数の散布図を示す。

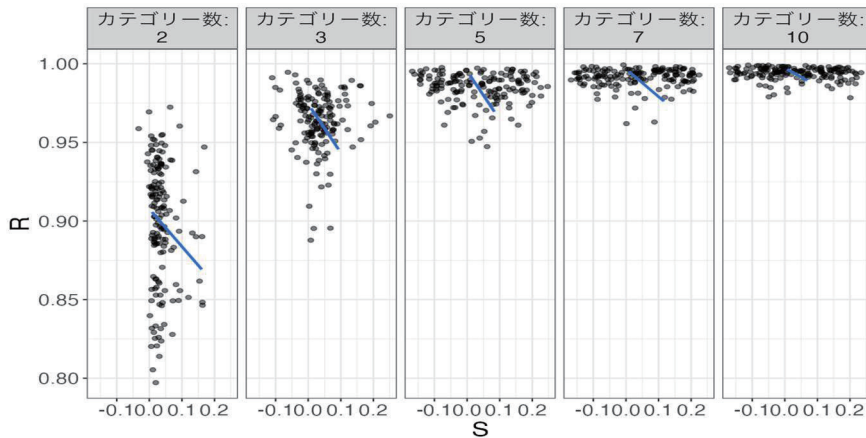


図4 カテゴリー数毎の  $S$  値と相関係数  $R$  の散布図

$S$  の値は最大で0.16程度であった。Spence & Ogilvie (1973) によるシミュレーション研究の結果の比較からも、ある程度の構造を復元していることが推察される。一方、相関係数  $R$  は最小でも0.80程度であった。カテゴリー数が10から7、5、3、2と減少するに従い、相関係数も減少している傾向が見られるが、カテゴリー数が3以上の場合には、多くの相関係数  $R$  の値が0.95より大きいので十分復元していると解釈できよう。カテゴリー数が2とそれ以上の場合では差があることが示唆される。

要因としてカテゴリー数のみとした場合について  $z$  値についての分散分析結果を表3に示す。また、推定された周辺平均値の図を図5に示す。

表3 要因としてカテゴリー数のみとした場合についてz値についての分散分析結果

	2乗和	自由度	2乗平均	F	p
カテゴリー数	33707	4	8426.6	129	<.001
残差	52132	795	65.6		

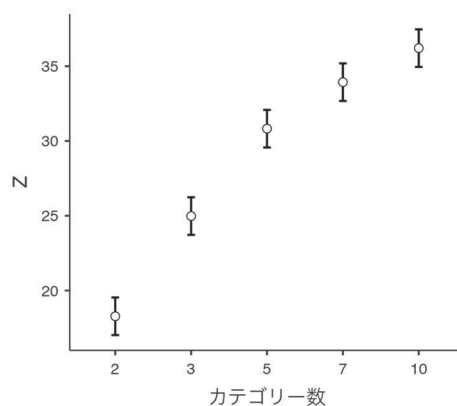


図5 カテゴリー数毎のz値の平均値と95%信頼区間

いずれのカテゴリー数でもz値の平均値は大きいですが、カテゴリー数が2の場合とそれ以上の場合での平均値の傾向が違いがあることが読み取れる。複数の要因についての分散分析結果を表4に示す。4つの要因について主効果では有意に差があった。また、3次の交互作用項には有意なものなかったので、2次の交互作用までの効果を仮定して分析を行った。

表4 分散分析の結果

	2乗和	自由度	2乗平均	F	p
対象数	41345.77	1	41345.77	4282.638	< .001
ソース数	53.12	1	53.12	5.502	0.019
カテゴリー数	33706.51	4	8426.63	872.839	< .001
解の次元数	1166.64	1	1166.64	120.842	< .001
対象数 × ソース数	4.47	1	4.47	0.463	0.497
対象数 × カテゴリー数	1484.53	4	371.13	38.442	< .001
ソース数 × カテゴリー数	31.09	4	7.77	0.805	0.522
対象数 × 解の次元数	283.36	1	283.36	29.351	< .001
ソース数 × 解の次元数	41.96	1	41.96	4.347	0.037
カテゴリー数 × 解の次元数	219.22	4	54.81	5.677	< .001
残差	7501.37	777	9.65		

表4から、(1) 4つの主効果で有意な差があるが、(2) ソース数のF値は余り大きくない。また、対象数とカテゴリー数による要因の効果が大きいことが示唆される。この分析において、特に大きなF値を示している2要因である対象数×カテゴリー数についての周辺平均値の図を図6に示す。

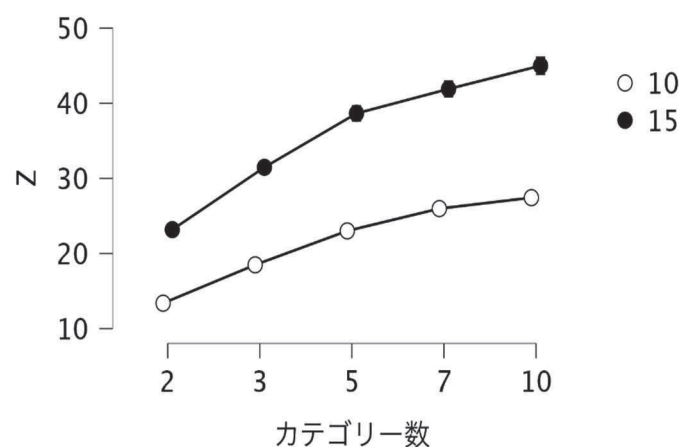


図6 対象数×カテゴリー数の周辺平均値  
●と○は対象数を示す

カテゴリー数の効果があることが示唆されるが、例えばカテゴリー数が2の場合に対して、カテゴリー数が3の場合にはどの程度向上するのかについては不明である。これを検討するた

めに回帰分析を行った。その結果を表5に示す。

表5 回帰分析の結果（目的変数は Fisher の z 値）

モデル適合度指標				
モデル	R	R <sup>2</sup>		
1	0.943	0.889		

モデル係数 - Z				
説明変数	推定値	標準誤差	t	p
切片	12.039	0.348	34.64	< .001
対象数				
15 - 10	14.378	0.246	58.51	< .001
ソース数				
10 - 5	0.515	0.246	2.10	0.036
カテゴリー数				
3 - 2	6.702	0.389	17.25	< .001
5 - 2	12.546	0.389	32.29	< .001
7 - 2	15.656	0.389	40.29	< .001
10 - 2	17.932	0.389	46.15	< .001
解の次元数				
3 - 2	-2.415	0.246	-9.83	< .001

決定係数 R<sup>2</sup> は 0.889 であり、変動の約 89% が説明されていることになる。また、自由度調整済み決定係数は 0.885 であった。要因としては対象数の係数が大きい。また、カテゴリー数が 2 と 3 との係数の差は 6.702 である有意な差がある。ただ、カテゴリー数が 5 以上の場合には、カテゴリー数 2 の場合との係数の差は約 13.0 以上ある。解の次元数については、係数が負であるので、解の次元数が 2 次元と真の次元数と同じ場合の方が復元していることを示唆している。

## 5. 結論

2 相 3 元 Radius-distance モデルを類似度が順序付きの評定カテゴリー値である場合の適用可能性について検討した。その結果、評定カテゴリー数が 2 の場合でも布置が復元されて可能性を示唆した結果が得られた。

## 参考文献

- 足立 浩平 (2000). 多変量カテゴリカルデータの数量化と主成分分析 心理学評論, 43 巻, 4 号, 487-500.
- Green, P. E., & Rao, V. R. (1970). Rating Scales and Information Recovery. How Many Scales and Response Categories to Use? *Journal of Marketing*, 34(3), 33-39. <https://doi.org/10.2307/1249817>
- Greenacre, M. (1993). *Correspondence Analysis in Practice*, Chapman & Hall/CRC, 1993
- Okada, A., & Imaizumi, T. (1987). Non-metric multidimensional scaling of asymmetric similarities. *Behaviormetrika*, 21, 81-96.
- Okada, A., & Imaizumi, T. (1997). Asymmetric multidimensional scaling of two-mode three-way proximities, *Journal of Classification*, 14, 195-224.
- Spence, I., & Ogilvie, J. C. (1973). A table of expected stress values for random rankings in nonmetric multidimensional scaling. *Multivariate Behavioral Research*, 8(4), 511-517. [https://doi.org/10.1207/s15327906mbr0804\\_8](https://doi.org/10.1207/s15327906mbr0804_8)
- 東京都市圏計画協議会パーソントリップ調査 平成 30 年, [https://www.tokyo-pt.jp/special\\_6th](https://www.tokyo-pt.jp/special_6th), 2023 年 9 月 10 日アクセス