

RF-004

N-mode SVD を用いたアンケートデータ解析手法の性能評価

Performance Evaluation of Analysis using N-mode SVD for Questionnaire Data

正井 宏明[†]吉川 大弘[†]古橋 武[†]Hiroaki Masai[†]Tomohiro Yoshikawa[†]Takeshi Furuhashi[†]

1 はじめに

マーケティングの分野において、企業などでは、評点による回答という形で人々の感性を数値化したアンケートデータ（感性データ）を解析し、市場のニーズや動向の把握などを行っている。例えば、企業が新たなサービスや製品の販売をする際には、そのサービス・製品やブランドイメージに対する印象調査、官能評価などを行い、得られた感性データを解析し、知見を得ることでデザインや機能などの決定や購買規模の予測などの販売戦略を行う [1][2][3][4][5]。このようなアンケート調査では、評定尺度法や SD 法などが広く用いられている [6]。評定尺度法では、複数の評価対象（商品やサービスなど）と複数の質問項目が用意され、回答者はそれぞれの対象に抱いた印象を、各質問項目に対する複数段階の評点で回答することによって、定量的に表現することができる。また SD 法では、基本的な構造は評定尺度法と同じであるが、その質問項目において、例えば「あたたかい」 - 「つめたい」など、相反する形容詞対などを両極とし、評定尺度法と同様に複数段階の評点により対象への印象を表現する。図 1 に、評定尺度法や SD 法により得られた評点データと、回答者 N_r 人分のアンケートデータ構造のイメージ図を示す。

	対象 1	対象 2	対象 3	対象 N_o
質問 1	1	4	5	...
質問 2	5	2	4	...
質問 N_q	...	...	...	...

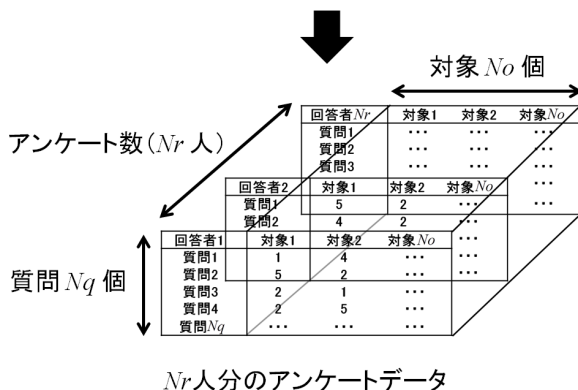
1人分のアンケートデータ ($N_q \times N_o$)

図 1: 評定尺度法/SD 法によるアンケートデータ

評定尺度法や SD 法における問題点として、例えば、トータルの回答数（評価対象数 $\times$ 質問項目数）が多くなりやすいことが挙げられる [7][8][9]。回答数が多すぎると、回答者の負担が大きくなり、やる気をそいでしまうことで、アンケート回答の信頼性が低下する。そのため、意味の類似する質問はできるだけ集約し、回答数を削除する必要がある。

これらのアンケートデータは大規模な多次元データであるため、その解析には主成分分析 [10][11] などの多変量解析が用いられることが多い。これらにより、質問や対象（商品）に対する印象の類似性の把握や、回答者の分類・ターゲット層の抽出などが可能となる。しかし、一般的に主成分分析では、データが 2 次元の行列構造をしている必要がある。そのため従来では、図 1 のような（質問 $\times$ 評価対象 $\times$ 回答者）の 3 次元のデータに対して、何らかの方法で 2 次元の行列データに変換して、解析してきた [12]。

この 2 次元行列への変換方法として代表的な方法の 1 つに、3 次元のデータに対していずれかの次元を平均して、2 次元の行列データに変換する方法がある。例えば回答者の評点を平均することにより、回答者全体の、質問や対象に対する印象を解析する方法は、最も一般的に用いられている [8][9][13]。本稿では以降、この回答者の平均評点行列に主成分分析を適用する方法を“従来手法 1”とする。従来手法 1 は、回答者間で評点の平均化を行うことにより、回答の個人間の差異を消失してしまうことが問題点である。その他の変換方法として、2 つの相を 1 つにまとめる方法が挙げられる [8]。例えば（回答者 $\times$ 質問） $\times$ （対象）や（回答者） $\times$ （質問 $\times$ 対象）のような形に変換することができる。以降（回答者） $\times$ （質問 $\times$ 対象）の変換行列（図 3 の $X_{\text{回答者}}$ ）に主成分分析を適用する方法を“従来手法 2”とする。従来手法 2 は、3 次元データが本来持つ情報を消失してしまう（例えば従来手法 2 では、評価対象数 $2 \times$ 質問項目数 3 という構造は、質問項目数 6 として扱われる。）だけでなく、各次元に対する独立性に関しても本来考慮する必要がある。従来手法 1 と従来手法 2 における、解析の対象となるデータの特徴について表 1 に示す。

本稿では、通常の行列の分解法である特異値分解を、多次元に一般化した N-mode SVD (Singular Value Decomposition) [14] を用いて、アンケートデータをより効果的に圧縮し、解析を行う方法について検討する。

[†] 名古屋大学大学院 工学研究科

2 N-mode SVD を用いたアンケート解析法

2.1 N-mode SVD の概要

本稿で扱う N-mode SVD とは、通常の行列の分解法である特異値分解を多次元に一般化した特異値分解で、顔認識 [14]、脳波解析 [16]、声質変換 [17]、人物の動作認識 [18] など、様々な分野で用いられているテンソル解析手法 [14][15] である。ここでテンソルとは、簡潔には、多次元配列の一般化した構造である。評価尺度法や SD 法で得られたアンケートデータは、3 階のテンソルとして表現できる。本稿では、3 階のテンソル形式のデータに対して行う特異値分解方法である 3-mode SVD をアンケートデータに用いて解析する。

以下、例として、図 1 の質問項目数 N_q 、評価対象数 N_o 、回答者数 N_r の 3 階テンソルデータを用いて説明する。まず、3 階テンソルデータを、図 2 のようにモード (テンソルにおける個々のインデックス (図 2 の各軸)) ごとに展開してそれぞれ行列の形にする。

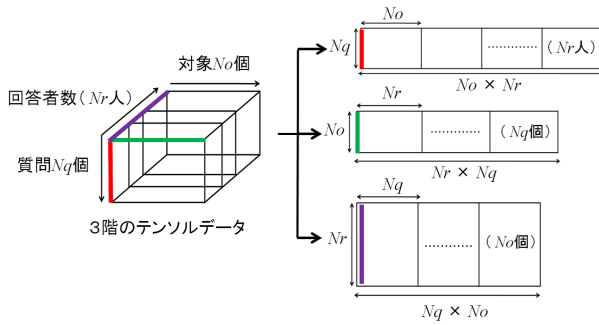


図 2: 各モードの展開行列

各モードで展開した 3 つの行列に対して、それぞれ式 (1) のように特異値分解 (SVD) を行うことにより、各モードの基底行列 U_{mode} が得られる。また、 Σ_{mode} は対角要素以外の要素が全て 0 の対角行列である。

$$X_{mode} = U_{mode} \Sigma_{mode} V_{mode}^T \quad (1)$$

以降、式 (1) で求められたそれぞれのモードの基底行列を図 3 のように $U_{質問}$ 、 $U_{対象}$ 、 $U_{回答者}$ と表し、 Σ_{mode} の対角要素 (特異値) を $\Sigma_{mode}(\sigma_i)$ と表す。

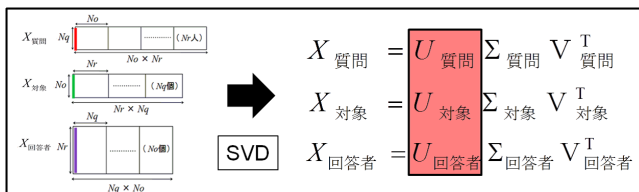


図 3: 基底行列 U_{mode} の獲得

3 階テンソル $\mathcal{D}$ は、これらの基底行列とコアテンソルと呼ばれる $\mathcal{Z}$ を用いて式 (2) のように表現できる。

$$\mathcal{D} = \mathcal{Z} \times_1 U_{質問} \times_2 U_{対象} \times_3 U_{回答者} \quad (2)$$

なお、式 (2) における $\mathcal{Z} \times_n U_{mode}$ のような演算は、 n モード積と呼ばれる。 n モード積やコアテンソル $\mathcal{Z}$ などの詳細は、文献 [14] や [15] を参照されたい。コアテンソル $\mathcal{Z}$ は各モードの基底行列の相互作用を表すもので、式 (3) で求めることができる。

$$\mathcal{Z} = \mathcal{D} \times_1 U_{質問}^T \times_2 U_{対象}^T \times_3 U_{回答者}^T \quad (3)$$

2.2 モードランク近似

ここでは、式 (1) の行列 X_{mode} の低次元近似について述べる。式 (1) における $\Sigma_{mode}(\sigma_i)$ の寄与率を考慮して、 Σ_{mode} の各要素に対し、大きい方から数個を残してそれ以外を 0 とした行列を $\hat{\Sigma}_{mode}$ とすると、行列 X_{mode} の低次元近似は式 (4) で表せる。

$$\hat{X}_{mode} = U_{mode} \hat{\Sigma}_{mode} V_{mode}^T \quad (4)$$

式 (4) の低次元近似は、近似テンソル $\hat{\mathcal{D}}$ を求めるのに応用できる。 $\Sigma_{mode}(\sigma_i)$ の寄与率を考慮し、各モードの基底行列 U_{mode} に対して数値を残し、それ以外を 0 とした基底行列 $\hat{U}_{mode}$ を用いると、近似テンソル $\hat{\mathcal{D}}$ は、式 (5) のように表現できる (図 4)。

$$\hat{\mathcal{D}} = \hat{\mathcal{Z}} \times_1 \hat{U}_{質問} \times_2 \hat{U}_{対象} \times_3 \hat{U}_{回答者} \quad (5)$$

式 (5) のコアテンソル $\hat{\mathcal{Z}}$ は式 (6) により求められる。上述の、基底行列に対して残す列の数により、圧縮のレベルを自由にコントロールすることが可能となる。

$$\hat{\mathcal{Z}} = \mathcal{D} \times_1 \hat{U}_{質問}^T \times_2 \hat{U}_{対象}^T \times_3 \hat{U}_{回答者}^T \quad (6)$$

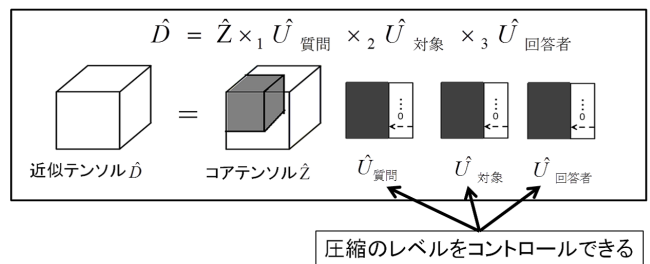


図 4: 3-mode SVD のイメージ図

2.3 従来手法と提案手法の比較方法

本稿では、前述の従来法と 3-mode SVD を用いた解析方法とを比較する。提案手法では、2.2 で示した 3-mode SVD を用いて求めた近似テンソル $\hat{\mathcal{D}}$ を、 $X_{回答者}$ の形式 (図 3) に展開して、主成分分析により主成分負荷量を求める。

3 実験と考察

3.1 テストデータ

本稿では初めに、提案手法の有効性を検証するため、表 2 に示すテストデータを用いて性能評価を行う。本テストデータは、3 つの評価対象 (対象 1、対象 2、対象 3) について、それぞれ 5 つの質問 (Q1 ~ Q5) に対して、評定尺度法により 5 段階の評点 {1, 2, 3, 4, 5} で、28 人の回答者 (No.1 ~ No.28) に評価してもらう形式のアンケートを想定した。本テストデータの特徴を以下に示す。

- 1) 回答者 No.1 ~ 20 は、対象 1 と対象 2 の回答傾向が類似しており、対象 3 の回答傾向とほぼ逆である。
- 2) 回答者 No.21 ~ 25 は、対象 2 と対象 3 の回答傾向が類似しており、対象 1 の回答傾向とほぼ逆である。
- 3) 回答者 No.26 ~ 28 は、対象 1 と対象 3 の回答傾向が類似しており、対象 2 の回答傾向とほぼ逆である。
- 4) Q1 と Q2 がすべて逆の評点である。
- 5) それぞれの対象で、Q1 と Q5、Q2 と Q3 と Q4 がそれぞれ類似している。
- 6) 回答者 No.1 ~ 10 と回答者 No.11 ~ 20 の回答傾向がほぼ逆である。

本テストデータは、1) ~ 3) が評価対象に対する特徴、4) , 5) が質問項目に対する特徴、1) ~ 3) および 6) が回答者に対する特徴となっている。また、多数の回答者の持つ特徴が 1) , 少数の特徴が 2) , 3) である。

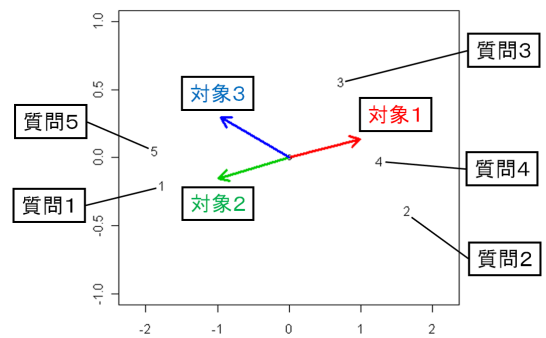
3.2 テストデータの解析

図 5 に、上述のテストデータに対して、(a) 従来手法 1、(b) 従来手法 2、(c) 提案手法をそれぞれ適用したときの結果を示す。図 5(a) より従来手法 1 では、3.1 で示した 1) の特徴が 6) の特徴によって相殺されてしまい、結果として 2) の特徴を強調した形が表れていることがわかる。本テストデータは極端な例ではあるが、従来手法 1 の問題点である回答の個人間差異の消失が明確に表れていると考えられる。またこの結果のみからでは、質問 1 と質問 5 が比較的類似している傾向は捉えられるものの、それ以外について質問の集約を行うことは困難であることがわかる。

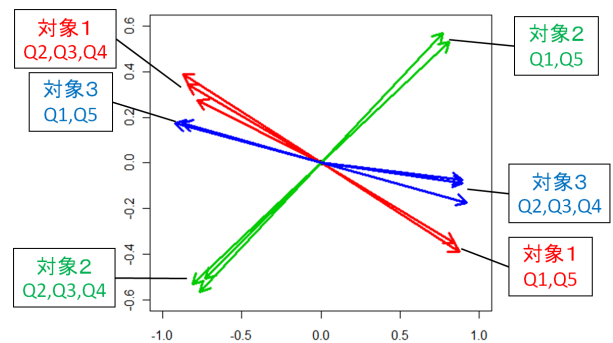
また図 5(b) より、従来手法 2 の主成分負荷量では、3.1 で示した 4) と 5) の特徴がよく表れていることがわかり、質問の集約を行うことは可能であると考えられる。しかし、1) の特徴である対象 1 と対象 2 の相関が見えず、対象間の類似性を把握することは困難であることがわかる。これは、従来手法 2 が、対象と質問の関係が消失してしまう解析法 (すべて独立の質問であると扱ってしまう点) であることが原因であると考えられる。

一方で、図 5(c) の提案手法の主成分負荷量においては、3.1 で示した 1)4)5) の特徴が、従来手法 1, 2 と比較して

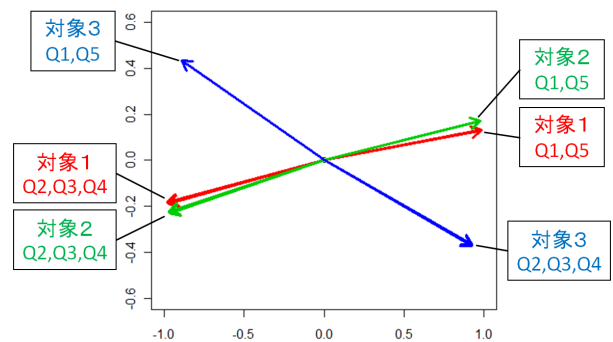
明確に表れていることがわかり、また質問の集約を行うことも容易であると考えられる。これは、2.2 で示した 3-mode SVD の圧縮の効果であり、少数の特徴である 2) と 3) の情報を効果的に落とすことによって、多数の特徴である 1) の特徴が明確に表れたと考察できる。なお提案手法では、多数データを効果的に抽出することだけでなく、図 4 の U_{mode} の圧縮の仕方を変えることによる、質問や対象の特徴抽出を行うことや、その特徴に対応した回答者の類似性などの特徴を抽出・解析することも期待できる。



(a) 従来手法 1 の biplot



(b) 従来手法 2 の主成分負荷量



(c) 提案手法 (rank = (2, 2, 28) 近似) の主成分負荷量

図 5: 従来手法と提案手法の適用結果 (テストデータ)

3.3 アンケートデータ

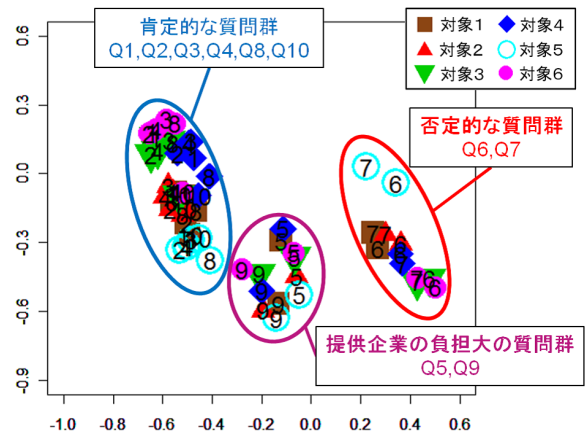
1014 名の回答者に対して、Web アンケート調査を行った。アンケートでは初めに、表 3 に示す 3 つの次世代サービス（アフターサービス、ユビキタスサービス、リサイクルサービス）についての曖昧な説明を評価対象としてアンケートに答えてもらい、次にそれら 3 つのサービスについて具体的な説明を表示し、同じく評価対象として回答してもらった。これら曖昧な説明 3 つと具体的な説明 3 つの合わせて 6 つの説明文を評価対象（表 3）とし、評定尺度法により、表 4 に示す 10 個の質問項目に対してそれぞれ 5 段階の評点 {1, 2, 3, 4, 5} で評価してもらった。各質問に対し、評点 1 が「とてもそう思う」、評点 5 が「全くそう思わない」を表している。本実験の質問項目は、肯定的な印象を尋ねる質問やネガティブな印象を尋ねる質問など、様々な意味合いを持つと思われるものを事前に設計した。なお本実験を行う際には、全て同じ評点つけた回答者などを除いた 901 人分のデータを用いた。すなわち、本アンケートにより得られた 3 階テンソルデータ $\mathcal{D}$ は (10, 6, 901) のサイズのテンソルである。本稿では、従来手法 2 と、質問モードと対象モードを圧縮するモードランク $rank - (3, 3, 901)$ 近似法を用いてそれぞれ解析を行った。結果を図 6 に示す。

3.4 アンケートデータの解析

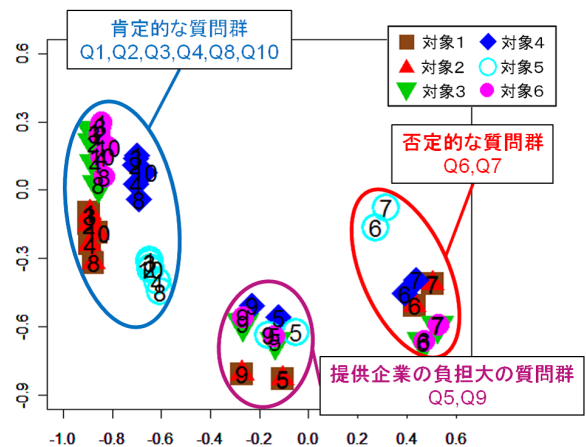
初めに、対象間の類似性について考察する。図 6(a) の「肯定的な質問群 (Q1, Q2, Q3, Q4, Q8, Q10)」では、対象間の類似性について、差は出ているもののその境界はあいまいであるが、図 6(b) の提案手法では、対象ごとの差が明確に表れており、対象間の類似性を把握することが容易である。6(b) から、本実験で用いたアンケートにおいては、対象 1 と対象 2、及び対象 3 と対象 6 がそれぞれ極めて類似した印象で回答者に捉えられていること、対象 3、6 と対象 4 が比較的近く、対象 5 は他の評価対象とはやや異なって捉えられていることがわかる。対象 3 と対象 6 は、ともにリサイクルサービスに対する印象であり、曖昧に説明しても「リサイクル」という言葉によりそのイメージが捉えられやすかったと考えられる。一方で対象 1 と対象 2 は、曖昧な説明ではイメージが捉えにくく、その意味で回答が類似したと考えられる。ただしアフターサービスについては、具体的に説明したものの（対象 4）が、比較的にリサイクルサービスに対する印象と近かったことがうかがえる。

次に、質問間の類似性について考察する。従来手法に比べて、提案手法では「肯定的な質問群」「否定的な質問群」「提供企業の負担大の質問群」の 3 つの群の特徴を強調しており、主成分軸の意味も考察しやすいことがわかる。図 6(b) から、質問 5 と質問 9 がすべての対象で類似していることが把握できる。これは、どちらの質問にも

「提供企業の負担が大きい」という言葉が含まれていることで、回答者が類似した質問であると捉えたと考えられる。さらに回答者が (Q1, Q2, Q3, Q4, Q8, Q10) と (Q6, Q7) など逆の意味を持つ質問として捉えたことも把握できた。



(a) 従来手法 2 の主成分負荷量



(b) 提案手法 ($rank - (3, 3, 901)$ 近似) の主成分負荷量

図 6: 従来手法 2 と提案手法の適用結果 (アンケート)

4 おわりに

本稿では、3 次元のデータに対して主成分分析を適用の際に一般的に用いられる 2 つ従来手法と、N-mode SVD を用いたアンケートデータ解析手法について、テストデータと実際のアンケートデータを用いてそれぞれ比較検討を行った。従来の解析手法と比較し、提案手法に基づく解析が、質問の集約や対象間における類似性の把握が行いやすくなることを示した。今後の課題として、提案手法に基づく回答者の分類やターゲット層の抽出（プロファイリング）についての検討などが挙げられる。

謝辞

本稿で用いたアンケートデータは、日本電気株式会社との共同研究において実施したアンケート調査により得られたものである。

参考文献

- [1] 鈴木翔，熊王康宏，神宮英夫：感性評価による食品パッケージのデザイン化手法の検討，日本感性工学会論文誌，Vol.9，No.2，pp.345-350，2010
- [2] 槇究，赤松摩耶：物品の色の好み-呈示刺激による評価の差異を中心に-，日本色彩学会誌，Vol.33，No.3，pp.239-250，2009
- [3] 木下祐介，井上勝雄，酒井正幸：携帯電話機デザインの男女差の調査分析，感性工学会研究論文集，Vol.7，No.3，pp.449-460，2008
- [4] 柳澤秀吉，村上存，大富浩一，穂坂倫佳：感性の多様性を考慮した感性品質の定量化手法（製品音の設計における感性品質の定量化への適応），日本機械学会論文集（C編），Vol.74，No.746，pp.273-282，2008
- [5] 相島鐵朗：味覚と嗅覚の情報処理，電子情報通信学会誌，Vol.95，No.5，pp.427-431，2012
- [6] Osgood, C.E., Suck, G.J., and Tannenbaum P.H.: The Measurement of Meaning, University of Illinois Press, 1957
- [7] 増山英太郎：SD法とその改変について，人間工学，Vol.36，pp.56-57，2000
- [8] 長沢信也，神田太樹：数理的感性工学の基礎＜感性商品開発へのアプローチ＞，海文堂出版，2010
- [9] 中森義輝：感性データ解析，森北出版，2000
- [10] Pearson, K. On lines and planes of closest fit to systems of points in space. Phil. Mag. (6), 2, 559-572, 1901
- [11] Hotelling, H. Analysis of a complex of statistical variables into principal components. J. Educ. Psychol., 24, 417-441, 498-520, 1933
- [12] 市原茂：セマンティック・ディファレンシャル法（SD法）の可能性と今後の課題，人間工学，45，5，263-269，2009
- [13] 菅民郎：らくらく図解 アンケート分析教室，オーム社，2007
- [14] M. A. O. Vasilescu, and D. Terzopoulos: "Multilinear Analysis of Image Ensembles: Tensorfaces", in the Proc. ECCV-02, Copenhagen, Denmark, pp.447-460, 2002
- [15] L. D. Lathauwer, B. D. Moor, and J. Vandewalle: "A Multilinear Single Value Decomposition", in SIAM J. Matrix Anal. Appl. Vol.21, No.4, pp.1253-1278, 2000
- [16] Cichocki Andrzej: Tensor Decompositions: New Concepts in Brain Data Analysis?, 計測と制御 = Journal of the Society of Instrument and Control Engineers 50(7), pp.507-516, 2011
- [17] 斎藤大輔，山本敬介，峯松信明，広瀬啓吉：話者空間のテンソル表現を用いた一対多声変換，日本音響学会研究発表会講演論文集，1-8-13，pp.263-266，2011
- [18] 堀隆之，大谷淳，糊沢順：テンソル分解に基づく多視点映像を用いた人物の動作認識の一検討，情報科学技術フォーラム講演論文集 9(3), 197-198, 2010

表 1: 従来手法による解析

	従来手法 1	従来手法 2
主成分得点	質問の特徴	回答者の特徴
主成分負荷量	対象の特徴	質問・対象の特徴

表 2: テストデータ

	対象 1					対象 2					対象 3				
回答者	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5	Q1	Q2	Q3	Q4	Q5
No.1	1	5	5	5	1	1	5	4	4	2	5	1	2	2	4
No.2	1	5	4	4	2	1	5	5	5	1	5	1	1	1	5
No.3	1	5	4	5	1	1	5	4	5	1	5	1	2	1	4
No.4	1	5	5	4	2	1	5	5	4	1	5	1	1	2	5
No.5	1	5	3	4	1	1	5	3	4	2	5	1	2	2	5
No.6	2	4	5	4	2	2	4	4	4	1	4	2	2	1	4
No.7	2	4	4	5	1	2	4	5	5	2	4	2	1	1	4
No.8	2	4	5	5	2	2	4	4	4	1	4	2	2	2	4
No.9	2	4	5	4	1	2	4	4	5	1	4	2	1	2	5
No.10	2	4	3	4	1	2	4	3	5	2	4	2	3	1	4
No.11	5	1	2	2	4	5	1	1	1	5	1	5	4	4	2
No.12	5	1	1	1	5	5	1	2	2	4	1	5	5	4	1
No.13	5	1	2	1	5	5	1	1	2	4	1	5	4	5	2
No.14	5	1	2	2	4	5	1	2	1	5	1	5	5	4	2
No.15	5	1	3	2	4	5	1	3	2	4	1	5	5	5	1
No.16	4	2	1	2	5	4	2	1	1	4	2	4	4	4	2
No.17	4	2	2	1	4	4	2	2	1	4	2	4	5	4	2
No.18	4	2	1	2	5	4	2	1	2	5	2	4	5	5	2
No.19	4	2	2	2	5	4	2	2	2	4	2	4	5	5	1
No.20	4	2	3	2	4	4	2	3	2	5	2	4	3	5	2
No.21	1	5	4	5	1	5	1	2	2	5	5	1	2	2	5
No.22	1	5	5	4	2	5	1	2	1	4	5	1	2	1	4
No.23	1	5	4	4	2	5	1	1	1	5	5	1	1	2	5
No.24	2	4	4	4	1	4	2	1	2	4	4	2	2	2	4
No.25	2	4	3	4	1	4	2	3	1	5	4	2	3	2	5
No.26	1	5	5	5	1	5	1	1	1	5	1	5	5	5	1
No.27	2	4	4	4	2	4	2	2	2	4	2	4	4	4	2
No.28	2	4	3	4	2	4	2	3	2	4	2	4	4	4	2

表 3: 評価対象

対象名	説明文
対象 1	アフタ曖昧：提供するサービスの継続的な向上を実現する次世代型アフターサービスについてどう思われますか？
対象 2	ユビキタス曖昧：いつでも、どこでも、誰とでもつながるユビキタス情報技術による次世代型情報提供サービスについてどう思われますか？
対象 3	リサイクル曖昧：資源の循環利用を促進し、次世代のリサイクル重視型社会を実現するサービスについてどう思われますか？
対象 4	アフタ具体：所有する製品に対して、修理は基本的に無料で実施し、後続機が出れば廉価で交換可能にするアフターサービスについてどう思われますか？
対象 5	ユビキタス具体：お財布やクレジットカード機能を持つ携帯電話の利用から、利用者の好みを学習し、例えば旅先などで関心を持ちそうな近くの店舗の情報を提示するユビキタス情報提供サービスについてどう思われますか？
対象 6	リサイクル具体：製品の構成部品の分解・リサイクル性を向上し、廃棄物の大幅削減を実現する循環型社会実現サービスについてどう思われますか？

表 4: 質問項目

質問 1	どんなものが興味がある
質問 2	周りの人にも勧めたいと思う
質問 3	社会的な需要が高く、普及しそうだ
質問 4	提供する企業のイメージが向上しそうだ
質問 5	提供企業の負担が大きすぎると思う
質問 6	狙う方向が間違っていると思う
質問 7	特定の人々にしか評価されないだろう
質問 8	社会の課題の本質を突いていると思う
質問 9	社会的には重要だが提供企業の負担が大きいのので公的機関が補助すべきだと思う
質問 10	近未来的なサービスだと思う