原著論文

変数群間の時系列関連性モデルの構築 — 化粧時の肌画像特徴量と印象評価を事例として —

齋藤 隆晃*, 若槻 淳一郎**, 福多 賢太郎***, 魚住 超****

* 室蘭工業大学生産情報システム工学, ** 室蘭工業大学SVBL,

*** 大学共同利用機関法人情報・システム研究機構 国立遺伝学研究所生命情報研究センター, **** 室蘭工業大学情報工学科

Construction of Time Sequential Relevance Model among Variable Groups – As the Example of the Features of the Skin Images and the Evaluation Impressions When the Facial Packs Applied –

Takaaki SAITO*, Junichiro WAKATSUKI**, Kentaro FUKUTA*** and Takashi UOZUMI****

* Division of Information and Electronic Engineering, Muroran Institute of Technology, 27-1 Mizumoto-cho, Muroran, Hokkaido 050-8585, Japan

** Satellite Venture Business Laboratory, Muroran Institute of Technology, 27-1 Mizumoto-cho, Muroran, Hokkaido 050-8585, Japan

*** Research Organization of Information and Systems National Institute of Genetics, 1111 Yata, Mishima, Shizuoka 411-8540, Japan

**** College of Design and Manufacturing Technology, Muroran Institute of Technology, 27-1 Mizumoto-cho, Muroran, Hokkaido 050-8585, Japan

Abstract : We constructed a graphic model using structural equation modeling so as to study the relation among the variable groups with time sequence. The model was applied to a set of experimental data obtained facial packs to investigate the relation of the skin conditions and the impression questionnaire. The characteristic of this graphical model shows relationship among the variable groups which change with time. The model used the features of skin images as one of the variable group, and used the evaluation impressions as another variable group. The variable which was observed with the time elapse was linked with the directed path among the variable groups. The path coefficient between each observation point showed change of the strength of the relation between the serial variables of each variable group. Furthermore, the path coefficient showed that the strength of the relation between variable groups was different in each observation.

Keywords : structural equation modeling, facial pack, features of skin image

1. はじめに

体に起きる客観的な物理的反応と心の中にある主観的な心理的反応との間にある相関関係をモデル化し、互いの中にある関係性（変数間に仮定される構造）を定量的に判断することは、感性工学において重要な課題である。現在までに広く用いられている方法論としては、構造方程式モデリング（SEM: Structural Equation Modeling）[1]やベイジアンネットワーク（BN: Bayesian Network）[2]等が知られており、我々は、BNを用いた疲労感の推定及び個人パターンの視覚化[3]や、ベイズの決定理論を用いた画像の特徴と画像検索における人の認知との間にある関係性の発見[4]などに携わってきた。また、我々は過去に化粧のパックの開発における共同研究のなかで、2種類のプロトタイプを用いた生理心理実験を行った。この実験では、化粧の前後における肌の水分や油分といった物理量や肌画像、パックが五感に与えた心理的反応を評価したアンケート等が測定された。そして、我々は被験者に好まれるよりよい製品開発を支援するために、それらのパックが与えた生理的ないし心理的データをSEMやBNを用いて解析し、例えば、BNを用いた物理的反応間における因果関係のモデル化やSEMを用いた心理的反

応の関連性の分析[5]、BNを用いた生理的反応と物理的反応との間にある因果関係の分析[6]などを行ってきた。

先行研究におけるSEMによる解析[5]では、観測変数である心理的データ（アンケート）と潜在変数間のパス係数（変数間の関連性の強さの指標）を評価することで、相関性の高い心理的反応の組み合わせを推定することができた。しかしながら、化粧による肌の色や表面質感の変化といった肌画像から得られる物理量と心理的データとの間にある相関関係は得られてはいない。また、時間の経過による物理的反応、及び心理的反応との間にある関連性を評価できるモデルではなかった。

そこで、本研究では構造方程式モデリングを活用した時間経過の概念を持ち、近傍のタイミングで観測された変数群同士の関連性を表現する「時系列関連性モデル（TSRM: Time Sequential Relevance Model）」を構築するための方法論を示す。本研究では、我々が過去に行ってきた化粧に関する実験データに対して当手法を適応する。そして、複数の計測点を持つ肌画像から得られた物理的特徴量と心理的特徴量からモデルを構築し、被験者の化粧に対する感覚と肌の状態との各時点における関連性を評価する。ここでは、肌画像に対する画像解析によって得られた統計量を基にした画像特徴量を物理的特徴量と定義し、心理的尺度である化粧に対する印象評価アンケートの結果を心理的特徴量とする。

本稿の構成は以下の通りである。2章で、実験内容を述べ、3章では画像解析について、4章でモデルの構築方法の説明を行い、5章で化粧実験による事例を適用したモデルと、評価結果を述べ、6章でまとめを行う。

2. 実験

本実験は株式会社シー・ピー・エスが開発したエステティック用化粧品の実証評価の中で行われた。物理量として、専用の計測機器を用いて肌の水分と油分の測定を行い、他に、マイクロカメラによる肌の撮影を行った。生理データとして心電図と脳波、脳血流量の測定を行った。また、心理的反応を化粧品に対する印象のアンケートで測定した。本研究では肌の画像とアンケート結果を用いる。

2.1 プロトコル

被験者は24名の女性（平均27.4歳、標準偏差8.0）。実験は鎮静のバックを用いるグループと美白のバックを用いるバックの2つのグループ（各12名）に対して、1週間の間隔で2回、計48回行った。図1aに実験のプロトコルを示し、取得したデータのフォーマットを図1bに示す。図1aに示すように、実験プロトコルは14のステップを持つ。

1. 被験者は、普段使用している洗顔フォームで洗顔し、肌の水分や油分を除去する。
2. 被験者の洗顔が終了後、マイクロカメラによる1回目の撮影（IR1: Image Record 1）を行う。
3. 被験者は安静状態をとる。
4. 被験者のバック施術前の肌を撮影（IR2）する。
5. 物理量（肌の水分、油分）を測定する。
6. 被験者にバックをヘラで塗り、安静状態を保つ。
7. 生理データ（心電図、脳波、脳血流量）を測定する。
8. 被験者のバックをヘラで除く。
9. 被験者は洗顔をする。
10. 被験者の洗顔直後の肌を撮影（IR3）する。
11. ステップ5と同様の物理量の測定。
12. 安静状態でステップ7と同じ生理データの測定を行いながら、ステップ5と同様の物理量の測定を5分毎に行う。
13. 被験者の肌を撮影する（IR4）。
14. 実験終了前にバックに対しての38項目の印象評価アンケート（IQ: Impression Questionnaire）を行う。

2.2 印象評価アンケート

印象評価アンケートでは、バックに対する38項目からなる印象評価（心理的特徴量）を、SD法（Semantic Differential scale Method）を用いて計測し、各項目は5段階で評価された。これらの項目は大きく分けて五感に関係した評価項目（視覚・味覚・嗅覚、バック使用前後における触角等）と五感から得られる総合的な評価項目（リラクセスの度合いや製品に対しての価値判断等）に分類される。本研究ではこれらの項目の中から11種類のアンケート結果を観測変数として使

用した。これらの項目は、五感に対する直接的な評価である「バックを使用した後の肌触り」と五感に対する総合的な評価である「バックの施術時のリラクセス感」、「バックの肌に与える影響の心配」、「バックの製品価値」のいずれかに分類されている。これらの心理的特徴量は、項目間の相関係数が他の分類よりも高く、項目間に隠れた共通原因（潜在変数）が仮定できるものとし、変数間の関係性を構造的に表現するために有用であるため選択された。

2.3 肌画像の撮影

図1の実験プロトコルIRn（n=1, 2, 3, 4）に示す4時点で被験者の肌を撮影した。撮影に用いた機材はマイクロカメラのDino-Lite（AnMoElectronics Corp製）。カメラの白色LEDライトの光量とピントはソフトウェアにより自動補正した。肌画像は倍率20倍でカメラから入力され、USBによりPCに転送され、可逆圧縮形式であるLagarith Lossless Video Codec [注1]を用いて圧縮処理された。フレームサイズはSVGA（800x600 pixel）、色空間は24bit RGB、撮影時間は2秒（フレームレイト15FPSで計30フレーム）である。

3. 画像解析

本研究では撮影された画像に解析を施して得られた統計値を画像特徴量として定義する。肌の時間経過による変化を調査するために撮影は複数の時点でされた。画像特徴量は印象評価のアンケートから得られた心理的特徴量と共に、構造分析の際に観測変数として用いられた。

a) 実験プロトコル

b) データ行列

被験者 番号	被験者情報			実験番号	撮影番号	画像解析結果			印象評価 アンケート	
	年齢	身長	...			GLHM 平均	T Method 粗さ	...	色	肌触り
1	26	156		1	IR1					
					IR2					
					...					
					IR4					
2				2	IR1					
					...					
					...					
					...					
...	...	...	...	...	...	•	•	•		
24	28	162				•	•	•		

図1 プロトコルとデータ行列

変数群間の時系列関連性モデルの構築

3.1 前処理

本研究では画像解析を行う前に、以下のような前処理を施す。マイクロカメラにより撮影した画像 (SVGA, 30フレーム) から、ソフトウェアによるピントの制御が安定した20フレーム目以降の1フレームを任意に選択して、選択した1フレームの静止画をPNG形式に変換して保存した。画像の保持は24bit RGBで行い、画像解析を行う際には8bitグレイスケールに変換した画像を用意した。グレイスケールに変換した画像に中央部分を中心点とした512x512pixelのサイズへのトリミングを行い、この画像に対して画像処理を行った。前処理及び画像処理を実行するアプリケーションはIntel社の画像処理ライブラリであるOpenCVを基にして構築した[7, 8]。

3.2 画像特徴量

本研究では、大きく分けて3種類の画像特徴量を使用した。それぞれの特徴量について以下に記述する。

(1) モーメント

濃度ヒストグラム法 (GLHM: Gray Level Histogram Method) を用いた画像のモーメント解析を行い、1から4次元までのモーメントの値を求めた[7]。それぞれの値は、画素濃度のヒストグラムの形状を示す特徴量であり、各モーメントはヒストグラムの「平均」を示す1st moment, ヒストグラムの「分散」を示す2nd moment, ヒストグラムの「歪度」を示す3rd moment, ヒストグラムの「尖度」を示す4th momentである。

(2) テクスチャ

田村のテクスチャ特徴抽出法を用いた画像の表面質感 (テクスチャ) の解析を行い、表面質感を示す6種類の値を求めた。これらの値はテクスチャのパターンに対する人の視覚認識とコンピュータによる認識の矛盾を改善するために作成され、被験者による心理の実験でコンピュータによる認識結果と相関を持ったテクスチャの特徴量であり[9]、この解析手法は我々が行ってきた画像の特徴と人の認知との間の関係性の発見の研究[4]においても画像に対する人の認識を把握するために有効であるとして用いられている。それぞれの値は、テクスチャパターンの粗さと繊細さの度合いを示す「粗さ」、テクスチャのコントラストの高低の度合いを示す「コントラスト」、テクスチャパターンの指向性の強弱の度合いを示す「指向性」、テクスチャパターンの線型と滴型の度合いを示す「線類似性」、テクスチャパターンの荒さと滑らかさの度合いを示す「粗面度」、テクスチャパターンの規則性と不規則性を示す「規則性」である。ここで、粗面度は「粗さ」と「コントラスト」の和、規則性は「粗さ」、「コントラスト」、「指向性」、「線類似性」の和である。

(3) 自己相似性

フラクタル解析法を用いた画像の自己相似性の解析を行い、フラクタル次元を求めた。フラクタル次元は相似性を持つ幾何学模様が空間を満たす割合を示す値であり、肌表面溝の形状の自己相似性は、肌状態の評価基準として扱える特徴量としての可能性が示されている[10, 11]。本研究ではフラクタル次元の解析手法としてボックスカウンティング法を

用いた[7]。「フラクタル次元」は、自己相似性の高い複雑な形状の画像において高い数値を示す。

3.3 画像特徴量に対しての統計的解析

2章1節のプロトコルの各時点IRn (n=1, 2, 3, 4) において、計11種類の画像特徴量に変化があるか否かを評価した。各画像特徴量の総数は192個[注2]である。ここでは、特徴量ごとに分散を1、平均を0に標準化し、時点ごと (1つの時点につき48枚) に平均値と分散値を求めた。図2に特徴量毎のボックスグラフを示す。縦軸は標準化された特徴量を示し、横軸は画像の撮影時点を示す。

続いて、標準化済みの各画像特徴量を対象として、各時点における平均値が0ではないことを対立仮説とした一標本t検定を行ったところ、5%水準において有意差を認めることはできなかった[注3]。このため、各時点において、画像特徴量の平均値は大きな変化はしていないと考えることができる。一方で、各群に対して分散分析を行い、有意差が認められた群の時点間をTukey法を用いて多重比較したところ、連続した時点 (1と2, 2と3, 3と4) の間では、「平均の2と3, 3と4」、「分散の1と2, 2と3」、「歪度の1と2」、「粗さの2と3」、「コントラストの1と2, 2と3」、「粗面度の2と3」の9つの組み合わせに有意差が認められた。つまり、個人単位で画像特徴量の時系列的な変化をみた場合に、実験中の特定のアクション (例えば、パックや洗顔) の前後において、画像特徴量が顕著に変化した被験者がいる可能性が示唆される。しかしながら、肌の変化に対して何が影響を与える要素であるかを把握することは、このような統計的解析を繰り返すだけでは困難である。そこで、多変数を対象としたTSRMを用いた解析を試みる。

4. 時系列関連性モデル (TSRM) の構築方法

感性情報を対象とした実験、及びそのデータ解析において、広く使われている手法は、仮説検定や分散分析といった統計的解析手法である。しかしながら、このような解析手法では、多変数を対象とした複雑な関係性を把握することは難しい。ここで、構造方程式モデリングを活用することで、変数間の関係を構造方程式として表現した上で、多変数の関係性をグラフィカルモデルとして視覚化できる可能性がある。

このモデリングでは、構造方程式を定めることで、方向性を持ったパス (有向辺) が変数間に与えられる。各パスにはパス係数が定義されており、この係数は変数間の関連性の強さを定量化した数値である。構造方程式モデリングでは、一度の実験において、物理的変数、心理的変数、時系列情報といった異なる性質を持つ変数が多数観測された場合においても、互いの変数間に引かれたパスのつながりから変数間の関係性を考察することが可能である。

モデルを構成する主要な変数である観測変数には、主に実測値が用いられる。また、潜在変数は観測変数の間に仮定された共通原因を示す変数であり、潜在変数は観測変数を説明する (関連性を示す) ことができる。ある潜在変数から複数

図2 標準化済みの画像特徴量の撮影時点別ボックスグラフ

の観測変数（及び下位の潜在変数）へパスが繋がれた場合、その潜在変数と観測変数との関係は因子分析の関係であることが知られており、因子に相当する潜在変数には各観測変数との関係性を示すラベルを与えることが可能である。また、複数の観測変数から特定の潜在変数へパスが引かれている場合は重回帰分析の関係であることが知られており、構造方程式モデリングは因子分析と回帰分析を組み合わせた解析手法であると考えられることができる [12]。

以下に物理的な観測変数から心理的な潜在変数に対してパスをリンクし、物理的な観測変数から心理的な潜在変数への関連性を推定するモデルの例として、まず時間の概念を考慮しないモデルを示し、その後、このモデルを基にして「時系列関連性モデル」を構築する。

4.1 単時関連性モデルの構築

ある物理的観測 A から観測変数「 A_1 」が得られ、また同時点に行われた心理的観測 B から観測変数「 $b_1 \sim b_k$ 」が取得されたものとする（ k は心理的観測 B から得られた観測変数の数）。このような変数群を対象とした単時関連性モデルは以下のように構築される。

観測変数「 $b_1 \sim b_k$ 」に対して、潜在変数「 B_1 」を仮定する。ただし、観測変数群において相関係数が高い変数群がある場合は、それぞれの変数群に対して、潜在変数「 B_1 」の下位潜在変数「 $B'_{11} \sim B'_{1h}$ 」を仮定する。ここで、 h は相関が高い変数群の数を示す。また下位潜在変数の構築のケースとは逆に、

観測変数群において他の変数との間で特に相関係数の低い変数がある場合は使用しないものとする。なお、変数の選択に用いられる相関係数の閾値は、使用される観測変数間の相関係数の平均値を考慮した上で任意に設定する。下位潜在変数の構築や観測変数の取捨選択により、様々な構造の潜在変数「 B_1 」が得られ、モデルの作成者は構築可能な構造の中から評価目的に近い構造を任意に選択することができる [注4]。このような考え方の下で得られた構造方程式を式 (1) に示し、図3にグラフィカルモデルを示す。このモデルでは、楕円で囲まれたノードは、「潜在変数」または「誤差変数」を表し、四角のノードは「観測変数」を表し、方向を持ったリンクは「変数間の関係性」を示す。式 (1) では、潜在変数から観測変数に向けて接続されるパス、及び、観測変数から潜在変数に向けて接続されるパスが定義されており、この式ではそれぞれの変数間に相関があることが仮定されている。つまり、この

$$\begin{bmatrix} A_1 \\ B_1 \\ B'_{11} \\ \vdots \\ B'_{1h} \\ b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_{k-1} \\ b_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{A_1, B_1} & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \dots 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \dots 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \dots 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \dots \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \dots 0 \\ 0 & \alpha_{B_1, b_1} & 0 & \dots & 0 & 0 \dots 0 \\ 0 & 0 & \alpha_{B'_{11}, b_2} & \dots & 0 & 0 \dots 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \dots \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \alpha_{B'_{1h}, b_{k-1}} & 0 \dots 0 \\ 0 & \alpha_{B_1, b_k} & 0 & \dots & 0 & 0 \dots 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A_1 \\ B_1 \\ B'_{11} \\ \vdots \\ B'_{1h} \\ b_1 \\ b_2 \\ \vdots \\ b_{k-1} \\ b_k \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} A_1 \\ E_{B_1} \\ E_{B'_{11}} \\ \vdots \\ E_{B'_{1h}} \\ E_{b_1} \\ E_{b_2} \\ \vdots \\ E_{b_{k-1}} \\ E_{b_k} \end{bmatrix} \quad (1)$$

変数群間の時系列関連性モデルの構築

図3 例示：変数Aと変数B(b)の関係モデル

モデルでは、物理的観測値である観測変数「 A_i 」と心理的観測値の因子である潜在変数「 B_i 」との間の関係性を仮定し、観測変数「 A_i 」から潜在変数「 B_i 」へのパスを作ること、「 A_i 」の値から「 B_i 」の値を推定する」ことを意図している。

構造方程式及びグラフィカルモデルのなかで使われたラベルに関して補足する。 A_i は「時点*i*のA」に対応した観測変数、 B_i は「時点*i*のB」に対応した潜在変数、 b_j は「Bを仮定する*j*番目のb」に対応した観測変数、 E_{vi} は「観測or潜在変数*vi*」($v=A, B, B', b$)に対応した誤差変数を表し、そして、 α は変数間のパス係数の標準化推定値($-1 \leq \alpha \leq +1$)を示す[注5]。 α は変数間の関連性の強弱を表し、1もしくは-1に近いほど強い関連性を示す。また、 $\alpha_{i,j}$ は変数*i*から*j*にパスが引かれていることを示しており、例えば、 α_{B_i, b_j} は、潜在変数「時点*i*のB」から、観測変数「*j*番目のb」の間におけるパス係数を表し、 α_{A_i, A_j} は、観測変数「時点*i*のA」と観測変数「時

点*j*のA」間におけるパス係数を表す。特殊なラベルとして、潜在変数が多層構造化されたモデルを採用する場合、2層目以降は B'_{ij} 「時点*i*の観測変数「 B_i 」の2層目の*j*番目」に対応する下位潜在変数として表し、階層の深さを「 $'$ 」の数で示す。なお、以降のグラフィカルモデルでは、潜在変数「 B_i 」よりも下位の潜在変数は省略して表記する[注6]。

4.2 時系列関連性モデル (TSRM) の構築

TSRMを構築するための概念図を図4に示す。物理的観測Aと心理的観測Bという2種類の観測がそれぞれ複数回行われたものとする[注7]。ここでは、物理的観測から得られた変数から心理的変数から得られた変数を推定することを考慮する。図4aは時系列的な順序を持つ物理的観測Aの観測点の集合である「A観測点群」と心理的観測Bの観測点の集合である「B観測点群」を示し、図4bは図4aの一部を拡大したものである。A観測点群とB観測点群の観測点の数は必ずしも同じでなくとも構わず、ここではBの観測をAの観測よりも行いつらいものとして、Aの観測回数>Bの観測回数とする。また、各観測点群には、それぞれの観測に対応した変数 A_i , B_j が与えられたものとし、各変数の集合を「A変数群」、「B変数群」とする。ここで、*i*は時点を示す。

このような変数群を基にTSRMは以下のような手順で構築される。はじめに、図4eに示すような概念図を作成する。ここでは、図4bで拡大された範囲の時点($1 \leq i \leq 10$)を例として、概念図を作成する方法を示す。

1. 各変数群を構成する変数を時系列順にリンクする (図4c)。
2. ある時点の変数 B_i に向けてパスを与えることができる変数 A_j の探索範囲をパラメータ*t*(time)として定義する (図4dでは、 $t=3$ とする)。

a) 観測点群と変数群

b) 観測点群と変数群の一部を拡大

c) 変数の時系列順のリンク

d) パラメータ*t*による探索($t=3$)

e) 時系列関連性モデル概念図

図4 時系列関連性モデル概念図の構築手順

- 変数 B_i に関して、 $i-t < j \leq i$ を満たす変数 A_j を探索する (図4d)。
- 各変数 A_j から変数 B_i へのパスを与える。
- 全ての変数 B_i を対象にステップ3, 4を繰り返し、概念図を作成する (図4e)。

このような概念図を基にして、構造方程式モデリングを用いたTSRMの構築を行う。図5-1に4章1節で示した単時関連性モデル (図3) が拡張されたTSRMを示す [注8]。また、図5-2aは、観測変数「 A_i 」 ($1 \leq i \leq 4$) の観測が時点4までに4回行われ、また、観測変数「 B_i 」の観測が時点4に1度行われた場合における時系列関係モデルを示す。また、図5-2bは各時点に対応するA変数群の観測変数「 A_i 」 ($1 \leq i \leq 4$) の観測が時点4までに4回行われ、観測変数「 A_i 」を観測した各時点で、B変数群の観測変数「 $b_1 \sim b_k$ 」の観測が行われた場合におけるTSRMを示す。ここで、各時点の観測変数「 $b_1 \sim b_k$ 」では、潜在変数「 B_i 」 ($1 \leq i \leq 4$) が仮定されたものとする。

4.3 モデルの評価方法

モデルの評価には以下に示す3つの方法を順に行う。

(1) モデルの誤差変数の分散値の評価

すべての誤差変数の分散値を確認し、誤差変数の分散値が1つでも負値を示す場合に、モデルは不適解である。この状態をヘイウッドケースと呼び、いずれも具体的な閾値はないが、因子負荷が高い観測変数がある場合や、因子数の多い大規模なモデル、または変数同士の相関係数が高い場合に生じることがある。これらの場合は一般的に、負値を示す誤差変数の分散値を0に固定することで対処が可能である [13] [注9]。

(2) モデルの適合度の評価

モデルの全体の評価には適合度が用いられる。適合度の評

価には、主に χ^2 検定、GFI (Goodness of Fit Index)、AGFI (Adjusted GFI)、RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation)、CFI (Comparative Fit Index) などが用いられるが、これらの値の閾値は経験則的なものであることが知られている [12]。

(3) 変数間の関連性の評価 (パス係数及び R^2)

パス係数と重相関係数の2乗 (決定係数： R^2) は、構造方程式モデリングにおけるパス間の変数の関連性を評価するための代表的な指標である。パス係数は1もしくは-1に近いほどパスをリンクする変数間に強い関連性を持ち、パス係数が0に近いほどパスをリンクする変数間に弱い関連性を持つ。基本的にパスをリンクする変数同士は比例に近い関係を持ち、パス係数は比例定数のような働きをもつ。また、 R^2 はパスによる変数間の予測精度の指標であり ($0 \leq R^2 \leq 1$) を示す。

R^2 は1に近いほど高い予測精度を示し、 R^2 が極端に低いと判断できる場合 (一般的な閾値はない) はパス間の変数の関連性の信頼性が低いことを示す。 R^2 が低下する理由としては変数の分散が大きすぎる場合などが考えられる。従って、パス係数と R^2 の両者が高いことが重要である。

5. 実験データを用いたモデルの構築事例

本研究では時系列関連性モデルを用いた事例として、化粧実験 (第2章) から得られた「画像変数群 (観測点はIR1, IR2, IR3, IR4の4時点)」と「印象変数群 (観測点はIQの1時点)」を使用したモデルを示す。画像変数群には、モーメント4種類、テクスチャ6種類、自己相似性1種類の合計11種類の画像特徴量が対応し、印象変数群には、2章2節に記述した11種類の観測変数 (心理的特徴量) を用いた。なお、

図5-1 時系列関連性モデル 抽象

図5-2 時系列関連性モデル 例

変数群間の時系列関連性モデルの構築

心理的特徴量については、観測変数間の相関係数を比較した結果、2つの相関の高い変数群（心理A群、及び、心理B群）が見つかった。本研究では、それぞれの変数群に対して1つの潜在変数を仮定した上で、下位潜在変数を用いた階層化を行った。本研究では、1回のTSRMを用いた分析では、画像特徴量（計11種類）と心理的特徴量（心理A群または心理B群）を1種類ずつ使用する。従って、本研究ではそれぞれの組み合わせの数（22種類）のモデルの構築と評価を行った。モデル評価にはSPSSのAMOS（Ver.18）と統計解析言語RのSEMライブラリを使用した[14][注10]。

各ラベルに関して、 I_i は「画像変数群に属する時点*i*の画像特徴量」に対応した観測変数、 F_i は「印象変数群に属する時点*i*の印象評価結果」に対応した潜在変数、 Q_j は「時点*i*の F_i を仮定する*j*番目のアンケート項目の回答」に対応した観測変数、 E_{vi} は「観測or潜在変数*vi*」($v=I, F, Q$)に対応した誤差変数を表す（それ以外のラベルに関しては第4章に従う）。

本研究では22種類のモデルの構築と評価を行った。分析と評価の結果は紙面の都合上すべてを表示することはできない。佐々木らは、肌表面形状の定量的評価の研究のなかでフラクタル次元が主観評価に対して関与することを示した[10]。本研究ではこの結果を踏まえ、フラクタル次元を画像特徴量としたTSRMの結果を中心に記述する。

5.1 母集団とサンプル数

本事例で扱う画像特徴量及び心理的特徴量の基となるデータを取得するために、2章1節に記述したように2度の化粧実験を24人の被験者に対して1週間の間隔をあけて行った。これら2度の実験のデータを時系列的に扱い、さらに、化粧の種類による被験者グループを統合し、実験により得たデータを単一の母集団とした。その母集団から24個のサンプルを得た[注11]。

5.2 画像特徴量の時系列的なリンク

画像特徴量による有向パスは、1回目の実験のIR1から2回目の実験のIR4までに得られた8つの観測変数「画像特徴量」を時点順にリンクし、この構造を画像変数群として扱う。なお、リンクの初期時点（各被験者1回目の実験のIR1）の画像特徴量の平均を0、分散を1に固定した。

5.3 心理的特徴量からの潜在変数の仮定とリンクの作成

本研究では、心理的特徴量から仮定された2つの潜在変数に対して、それぞれを「パックの印象」、「体感の印象」と名付けた。TSRMの構築では、有向パスを「1回目の実験から得られた観測変数から仮定された潜在変数」から「2回目の実験から得られた観測変数から仮定された潜在変数」の時系列の順序に作成した。

(1) 潜在変数「パックの印象」の構造

潜在変数「パックの印象」を中心とする下位潜在変数を含んだ階層化は、以前に報告した「パックの総合的な印象」モデルと同じ構造とした[5]。本研究では我々が過去に行った「パックの総合的な印象」モデルを構築するために用いたアンケート結果を心理的特徴量として用いるため、この構造を利用することが合理的であると判断した。有向パスの構造を図6aに示す。

(2) 潜在変数「体感の印象」の構造

潜在変数「体感の印象」は、時点IQから得られた「パックをつけている間、リラックスできましたか? : リラックス」、「パックをつけることで肌にうるおいが出了ましたか? : うるおい」、「パックをつけることで肌はすべすべになりましたか? : すべすべ」、「パックをつけることで肌に張りが出了ましたか? : 張り」、「パックをつけることで肌が柔らかくなりましたか? : 柔らかい」の5種類の観測変数から仮定された。また、この中でも相関が高いグループに属する4種類の変数

図6 本事例の時系列関連性モデル

(「うるおい」, 「すべすべ」, 「張り」, 「柔らかい」) には, 下位潜在変数「肌触り」が仮定され, 残りの1種類(リラックス)は「体感の印象」の下位に観測変数として割り当てた。「体感の印象」の有向パスの構造を図6bに示す。

5.4 時系列関連性モデル (TSRM) の構築

本研究では, 物理的反応から心理的反応を推定することを考慮しているため, 変数群間の有向パスは画像変数群から印象変数群に向かって作成された。本事例では, 8つの時点で観測が行われており, 画像変数群の画像特徴量は各観測点で観測され, 印象変数群の心理特徴量は時点4と時点8の観測点で観測された。本研究では, パラメータ t を4に設定した。従って, パスは画像変数群の $I_1 \sim I_4$ から印象変数群の F_4 に向けて作られ, また, 画像変数群の $I_5 \sim I_8$ から印象変数群の F_8 に向けて作られた。2つのTSRMの有向パスの構造を図6A, 6Bに示す。

5.5 時系列関連性モデル (TSRM) の評価

本事例では, 画像変数群を「フラクタル次元」の画像特徴量の集合として, 印象変数群を心理的特徴量から仮定された「パックの印象」の潜在変数の集合としたTSRMを「図6A型F(fractal)」モデルと定義した。また, 画像変数群を「フラクタル次元」の画像特徴量の集合として, 印象変数群を心理的特徴量から仮定された「体感の印象」の潜在変数の集合としたTSRMを「図6B型F」モデルと定義した。5章1節のサンプルをこれらのモデルに適用し, 各モデルの誤差変数の分散, 適合度, 変数間のパス係数と重相関係数の2乗を評価した。

(1) モデルの誤差変数の分散値の評価

図6A型Fモデルの誤差変数の分散値を評価したところ, $E_{F_{42}}$ 及び $E_{F_{82}}$ の分散値がヘイウッドケースを示し, モデルが不適解となった。詳細は省略するがAMOSの評価がモデルの構造的な異常を示していないことと, 各観測変数間の相関係数が高いことから, 原因は階層化されたものを含む変数間の

相関の高さであると推察し, $E_{F_{42}}$ 及び $E_{F_{82}}$ の分散値を0に固定した。また, 図6B型Fモデルの誤差変数の分散値を評価したところ, $E_{F_{41}}$ 及び $E_{F_{81}}$ の分散値がヘイウッドケースを示したが, 図6A型Fモデルと同様に構造的な異常を示していないことと, 相関係数が高いことから, 分散値を0に固定した。

(2) モデルの適合度の評価

ヘイウッドケースの対処をした図6A型Fモデルに対して, 再評価した。その結果, モデルの適合度は $\chi^2=537.641$ ($df=199$, $p<0.001$)であり, モデルが正しいという帰無仮説は棄却された。更に, $GFI=0.530$, $AGFI=0.403$, $RMSEA=0.272$, $CFI=0.476$ を示し, モデルが高い適合を示したとはいえない。また, 同様の対処をした図6B型Fモデルを再評価した。モデルの適合度は $\chi^2=218.111$ ($df=127$, $p<0.001$)であり, モデルが正しいという帰無仮説は棄却され, $GFI=0.608$, $AGFI=0.472$, $RMSEA=0.177$, $CFI=0.687$ を示し, モデルが高い適合を示したとはいえない。

(3) 変数間の関連性の評価 (パス係数及び R^2)

本事例におけるTSRMは(2)で示したように全体的な適合度は良いとは言えない。しかしながら, 表1a及びbに, R^2 の評価は F_4 に向けられたパスのものよりも F_8 に向けられたパスのものが高い値であることが示された。このことは, 時系列的に過去の情報である F_4 を F_8 にリンクし, F_4 との関連性を持つことが, 印象変数群における潜在変数間の予測精度の向上に最も寄与したとパス係数から推測できる。また, $I_5 \sim I_8$ から F_8 へのパス係数はすべてが極端に低い値ではないことから, F_8 は $I_5 \sim I_8$ からの関連性も持つと考えられ, さらに, $I_1 \sim I_4$ から F_4 へとパスをリンクしたことで, F_8 は F_4 から間接的に $I_1 \sim I_4$ のパスからの関連性を持ち, そして, $I_1 \sim I_4$ は $I_5 \sim I_8$ ともリンクしているため, F_8 に対する $I_5 \sim I_8$ の関連性は間接的に $I_1 \sim I_4$ も含むと考えられる。図6のモデルにおいて, F_8 の R^2 はモデル内におけるすべてのI及びFの総合的な評価と言える。また, 画像変数群における観測変数

表1 本事例における時系列関連性モデルの評価結果

(a: 画像変数群「フラクタル次元」・印象変数群「パックの印象」 b: 画像変数群「フラクタル次元」・印象変数群「体感の印象」)

a)					b)						
	パス係数	R^2		パス係数	R^2		パス係数	R^2		パス係数	R^2
$I_2 \leftarrow I_1$	0.235	0.055	$F'_{41} \leftarrow F_4$	0.900	0.809	$I_2 \leftarrow I_1$	0.235	0.055	$F'_{41} \leftarrow F_4$	1.000	1.000
$I_3 \leftarrow I_2$	0.514	0.264	$F'_{42} \leftarrow F_4$	1.000	1.000	$I_3 \leftarrow I_2$	0.514	0.264	$F'_{81} \leftarrow F_8$	1.000	1.000
$I_4 \leftarrow I_3$	0.716	0.512	$F'_{81} \leftarrow F_8$	0.842	0.710	$I_4 \leftarrow I_3$	0.716	0.512	$Q_{20} \leftarrow F'_{41}$	0.775	0.600
$I_5 \leftarrow I_4$	0.711	0.506	$F'_{82} \leftarrow F_8$	1.000	1.000	$I_5 \leftarrow I_4$	0.711	0.506	$Q_{21} \leftarrow F'_{41}$	0.888	0.789
$I_6 \leftarrow I_5$	0.551	0.304	$Q_{30} \leftarrow F'_{41}$	0.967	0.935	$I_6 \leftarrow I_5$	0.551	0.304	$Q_{22} \leftarrow F'_{41}$	0.664	0.441
$I_7 \leftarrow I_6$	0.475	0.226	$Q_{31} \leftarrow F'_{41}$	0.742	0.550	$I_7 \leftarrow I_6$	0.475	0.226	$Q_{23} \leftarrow F'_{41}$	0.673	0.453
$I_8 \leftarrow I_7$	0.681	0.463	$Q_{32} \leftarrow F'_{42}$	0.684	0.467	$I_8 \leftarrow I_7$	0.681	0.463	$Q_{31} \leftarrow F_4$	0.375	0.141
$F_4 \leftarrow I_1$	-0.210	0.141	$Q_{33} \leftarrow F'_{42}$	0.801	0.642	$F_4 \leftarrow I_1$	-0.323	0.445	$Q_{20} \leftarrow F'_{81}$	0.632	0.400
$F_4 \leftarrow I_2$	-0.287		$Q_{34} \leftarrow F'_{42}$	0.833	0.693	$F_4 \leftarrow I_2$	-0.522		$Q_{21} \leftarrow F'_{81}$	0.981	0.963
$F_4 \leftarrow I_3$	0.163		$Q_{35} \leftarrow F_4$	0.932	0.868	$F_4 \leftarrow I_3$	-0.025		$Q_{22} \leftarrow F'_{81}$	0.956	0.914
$F_4 \leftarrow I_4$	0.131		$Q_{36} \leftarrow F_4$	0.716	0.512	$F_4 \leftarrow I_4$	0.412		$Q_{23} \leftarrow F'_{81}$	0.782	0.611
$F_8 \leftarrow I_5$	-0.297	0.811	$Q_{30} \leftarrow F'_{81}$	0.925	0.856	$F_8 \leftarrow I_5$	-0.052	0.757	$Q_{31} \leftarrow F_8$	0.498	0.248
$F_8 \leftarrow I_6$	0.306		$Q_{31} \leftarrow F'_{81}$	0.826	0.682	$F_8 \leftarrow I_6$	-0.119				
$F_8 \leftarrow I_7$	-0.380		$Q_{32} \leftarrow F'_{82}$	0.752	0.566	$F_8 \leftarrow I_7$	0.081				
$F_8 \leftarrow I_8$	-0.017		$Q_{33} \leftarrow F'_{82}$	0.949	0.900	$F_8 \leftarrow I_8$	0.080				
$F_8 \leftarrow F_4$	0.814		$Q_{34} \leftarrow F'_{82}$	0.825	0.680	$F_8 \leftarrow F_4$	0.865				
			$Q_{35} \leftarrow F_8$	0.900	0.809						
			$Q_{36} \leftarrow F_8$	0.711	0.505						

変数群間の時系列関連性モデルの構築

である $I_1 \sim I_8$ の間を接続するパスを評価した場合に、各観測点間においてパス係数の高い、もしくは、パス係数の低いパスが存在することがわかる。これは、画像特微量の変化を時系列的に見た場合に、各観測点間での画像特微量の変化の度合いに違いがあることを示している。例えば、被験者にある観測点間で安静状態を維持させた場合や、被験者に観測点間でバックの施術を行った場合がある。画像特微量の時系列的な振る舞いは、観測点間に生じた事象の示唆を可能とする重要な情報であると考えることができる。当モデルでは、パス係数の時系列的な変化から、このような時系列的な振る舞いを知ることができる。

それぞれの変数が時系列的に過去の情報とリンクし、そのリンクの時系列的な関係性が考慮されることから、 $I_1 \sim I_4$ から F_4 へと作られたパス、及び、 $I_5 \sim I_8$ から F_8 へと作られたパスのパス係数が示す関連性は時系列的な影響を受けると考えられる。そのため、 I_x と F_y の間に作られたパスのパス係数や R^2 を論じる際には I_x と F_y に対して過去の観測点もしくは未来の観測点の変数に関して考慮する必要がある。 I_x と F_y の間においてパス係数や R^2 が顕著に低い値を示したとしても、除外すべき観測点であるとは言えない。むしろ、「モデルを時系列的に見て、『その観測点』では変数群間に顕著に弱い関連性を持つ」ことを示す事実は重要な情報であり、その観測点と前の観測点との間に生じた事象から、画像特微量と心理的特微量との間の関連性を変化させた原因を類推できる可能性がある。

これらを念頭に、表1を参照したところ、パス係数の絶対値が表1bの評価では $I_1 \sim I_4$ と F_4 の間における値よりも $I_5 \sim I_8$ と F_8 の間で低下する特徴がみられた。しかし、 F_4 から F_8 へのパス係数が0.865を示し、 F_8 に対する R^2 が0.757を示す。これらの評価から F_8 は F_4 と直接的な強い関連性を持ち、そのことから、図6B型Fモデルは、時系列的な流れの中で1回目の実験の印象(回答)と2回目の実験の回答とが強い関連性を持つことがわかる。同様に表1bの評価から $I_5 \sim I_8$ の F_8 に対するいずれのパス係数も F_4 から F_8 へのパス係数と比較して低い値を示すため、 $I_5 \sim I_8$ から F_8 へのパスは F_4 から F_8 へのパスよりも弱い直接的な関連性を持ち、画像特微量「フラクタル次元」が示す肌の変化は2回目の実験の回答に対して弱い関連性を持つことを示す。また、先にも述べたとおり、モデルの構造から F_8 は $I_1 \sim I_4$ との間に F_4 を中継した間接的な関連性、及び、 $I_5 \sim I_8$ を中継した間接的な関連性を持つ。直接及び間接的な関連性の具体的な比率の導出は今後の課題であるが、これらのことから、 F_8 の評価である R^2 (0.757)は F_4 からのパスだけに限らず、モデル全体の直接的または間接的な(I 及び F すべての)関連性が収束し、得られた評価と考えられる。

本事例では、画像特微量と心理的特微量との間の関連性を変化させた原因の類推には至らなかったが、モデルに対する評価は各変数間における関連性を示し、その関連性から変数間の時系列的もしくは変数群間の関係性における変化傾向の示唆が期待される。

6. お わ り に

この研究で我々は、構造方程式モデリングを活用した「時系列関連性モデル(TSRM: Time Sequential Relevance Model)」の構築方法論を示した。そして、化粧実験のデータを事例としてモデルの構築方法論に対して適用し、構築したモデルを評価した。

このモデルの構築方法論では、データ群内の時系列的な振る舞いを考慮し、データ群間の関連性を各データ群内の時間経過の間に生じた事象の影響を考慮したうえで推定した。事例で使用したサンプルは決して良質なものではなかったが、評価結果は時系列的な振る舞いを示し、その時系列的な振る舞いを示した変数群の間にも関連性を示すことができた。その関連性は常に強い、または、弱いわけではなく、観測点により異なる強度を示した。それは、この実験の評価が24人の女性のデータの平均値に基づくため、個人の特徴を示してはいない。

TSRMの変数群の観測対象を変更することで、長期観察が必要な実験や開発における変数(作業量・感覚的評価など)間のルールの作成や、利用者に定量的な選択基準の提示などを可能とすることが示唆される。これらのような用途において、データの長期にわたる時系列的な振る舞いを推定するために、継続的に観測したデータを用い、モデルを時系列的に拡張できるこの手法は役に立つことが期待される。また、長期の観測によりTSRMが巨大化した場合に、組み合わせの爆発が予測されるが、評価に必要な期間のデータを切り出し、切り出した範囲のデータを基にTSRMを再構築して評価することが期待される。

注

- [注1] <http://lags.leetcode.net/codec.html> (Ver.1.3.20)
- [注2] 24人の被験者により1人2回計48回の実験を行い、48回の実験で各4回の撮影が行われたため、画像の総数は192枚である。
- [注3] 仮説検定及び分散分析とTukey法には統計解析言語R (Var.2.14.1)を用いた。
- [注4] 物理的観測Aにおいて複数の観測変数「 $a_1 \sim a_k$ 」が得られた場合は、潜在変数「 B_1 」の仮定と同様に、潜在変数「 A_1 」を仮定する。
- [注5] 特別な指示がない場合には、パス係数の表記は標準化推定値を示す。
- [注6] 潜在変数「 B_i 」を仮定する観測変数「 $b_1 \sim b_k$ 」はどの時点でも同じ k 種類の観測から得られるが、各時点の観測結果が異なるため、時点毎に「 $b_1 \sim b_k$ 」を区別する必要がある。この場合は、リンク元の潜在変数「 B_i 」及び下位潜在変数「 B'_{ij} 」の添え字 i を用いて区別するものとする。
- [注7] 簡単のため観測A及び観測Bの1対1のみを考慮する。実際のTSRMの構築では観測Cや観測Dなどを

追加し多対多を考慮する場合もある。

- [注8] 「連結モデル」がA変数群のような順序を持つ観測変数間にリンクを作るモデルとして知られ、「縦断的モデル」がB変数群のような順序を持つ潜在変数間にリンクを作るモデルとして知られている[12].
- [注9] モデルの構造に問題がある場合にヘイウッドケースが生じる可能性があり、AMOSなどを用いた分析結果がモデルの構造に問題があることを示した場合は、モデルの構造を再検討する必要がある。
- [注10] RとAMOSでは類似の推定値と適合度を示したため、本文中では推定値と適合度を示す場合はAMOSから得られた数値を用いた。
- [注11] サンプル数<観測変数の場合はAMOSやRによる分析を行えない。

参 考 文 献

- [1] 狩野裕：構造方程式モデリングは、因子分析、分散分析パス解析のすべてにとって代わるのか？，行動計量学，29(2)，pp.138-159，2002.
- [2] 本村陽一，ベイジアンネットワーク，電子情報通信学会誌，Vol.83，No.8，pp.645-656，2000.
- [3] 福多賢太郎，小山哲平，魚住超，視知覚疲労感の個人評価のための疲労推定モデル，日本感性工学会研究論文集 Vol.7，No.4，ISSN 1346-1958，pp.849-857，2008.
- [4] Y. Gao, T. Uozumi, Y. Yin. Kansei-Based Image Retrieval with Bayesian Decision Models and Relevance Feedback. Kansei Engineering, Vol.7, No.2, pp.171-180, 2008.
- [5] J. Wakatsuki, T. Saito, A. Abrishamian, M. Sakamoto and T. Uozumi: Construction of Graphical Models for Temporary Application of Facial Packs. International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications, ISSN 2150-7988, Volume 3, pp.399-406, 2011.
- [6] A. Abrishamian, K. Fukuta, J. Wakatsuki, and T. Uozumi: A Discovery of Physiological and Psychological Connection based on Bayesian Network, 日本感性工学会論文誌，Vol.11，No.2，第13回大会特集号，pp.167-173，2012.
- [7] 高木幹雄，下田陽久：新編 画像解析ハンドブック 東京大学出版会，pp.1260-1265，2004.
- [8] OpenCV, <http://opencv.jp/opencv-1.0.0/document/>, A Computer Vision Library Originally Developed by Intel.
- [9] H. Tamura, S. Mori & T. Yamawaki. Textural features corresponding to visual perception. IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, 8(6), pp.460-472, 1978.
- [10] 佐々木拓郎，中川匡弘：フラクタルとエントロピーを用いた肌表面形状の定量的評価，信学技報，pp.49-54，2009-2.
- [11] 現場レベルでの皮膚測定・評価～トラブルの事例・対策～，Science & Technology，2007.
- [12] 豊田秀樹：共分散構造分析[入門編]－構造方程式モデリング－，朝倉書店，1998.
- [13] 豊田秀樹：共分散構造分析[疑問編]－構造方程式モデリング－，朝倉書店，2003.
- [14] 豊田秀樹：共分散構造分析[Amos編]－構造方程式モデリング－，東京図書，2007.

齋藤 隆晃 (学生会員)

2003年 室蘭工業大学工学部情報工学科卒業。現在は室蘭工業大学工学研究科博士後期課程生産情報システム工学専攻に所属。画像分野（画像解析，動画像圧縮等），統計解析，機械学習等に関する研究を経験。現在の研究

分野は，主に画像解析および解析結果や計測結果のグラフィカルモデリング。

若槻 淳一郎 (正会員)

2001年 神戸大学理学部地球惑星科学科卒業。2007年 神戸大学大学院自然科学研究科情報メディア科学専攻で博士(理学)を取得。その後，室蘭工業大学SVBLで博士研究員を務める。主な研究分野は，生体情報や心理情

報のグラフィカルモデリング。

福多 賢太郎 (正会員)

2009年 室蘭工業大学大学院卒。博士(工学)。確率ネットワークを用いた感性のモデル化に従事。2010年以降，遺伝情報と感性情報の融合を目指し，生命情報学の研究を開始。発

現変動遺伝子や遺伝子ネットワークの探索手法の研究に取り組む。現在は，遺伝研にて次世代シーケンサーを用いて「おさるさん」のゲノム解析を開始。

魚住 超 (正会員)

1973年 室蘭工業大学電子工学科卒業。1980年 北海道大学工学博士を取得。カナダ・サスカチワン州立大学研究員。国立特殊教育総合研究所を経て，1988年から室蘭工業大学情報工学科の准教授となり現在に至る。研究

分野は，生体時系列信号，画像，機械学習の感性・医療福祉工学領域への応用。著書に心臓と血管の調節，感性と情報，感性工学会，計測自動制御学会，人工知能学会，IEEEの各学会会員。