

美術館における絵画鑑賞者類型の析出と類型帰属要因の識別

与謝野 有紀・林 直保子¹⁾An Analysis of Behavioral and Attitudinal Patterns
in Painting Appreciation Using Cluster Analysis
and Latent Class Analysis

Arinori YOSANO and Nahoko HAYASHI

Abstract

In this study, we tried to elucidate the behavioral and attitudinal patterns of art appreciators. Generally, art appreciation is regarded as a part of luxury consumption and sometimes called conspicuous consumption. Hayashi and Yosano (2017) analyzed the possibility that there were several patterns of art appreciation as consumption, and they pointed out that one of the possible patterns that has been statistically identified corresponds to conspicuous consumption. They used the SEM model to analyze the patterns, but it had several technical limits. Using the same data as Hayashi and Yosano (2017), the present study used cluster analysis and latent class analysis to overcome the technical limits they had. The results of cluster analysis showed that there could be 3 clusters for appreciators' impressions about an art exhibition and 6 clusters for general attitudes of appreciators. In addition, the results of latent class analysis showed 3 latent classes for both. Further, using regression analysis and logistic regression analysis, we elucidated the factors that decided the possibility of each appreciator belonging to each cluster or each latent class.

Key words: Art appreciation, Luxury consumption, Cluster analysis, Latent class Analysis

抄 録

本稿では、絵画鑑賞のために美術館に行くという行為を大衆的な贅沢消費行為として位置づけ、美術鑑賞後の感想や一般的な美術鑑賞態度に関するデータから、美術鑑賞行為の類型の析出を試みた。ここで用いたものと同一のデータから、林・与謝野(2017)は、共分散構造分析をもちいて、美術館に行く人々がいくつかの類型に分けられる可能性を指摘しているが、その分析手法では類型を直接に識別することはできない。ここでは、クラスタ分析と潜在クラス分析という異なる分析視野をもった手法を並行で使い、計量社会的にこの課題にアプローチした。クラスタ分析では、感想について2つのクラスタが、態度については6つのクラスタが析出された。また、潜在クラス分析では、感想、態度ともに3つの潜在クラスが識別された。さらに、それぞれの類型に属する要因を、性別、年齢、美術館に行くきっかけ、他者に話す程度、メディアや権威への追従傾向を説明変数とするロジスティック回帰分析および回帰分析で検討した。

1) 0節、1節のクラスタ分析、2節の潜在クラス分析、および「付録」について与謝野が執筆し、1節のロジスティック回帰分析、2節の回帰分析について林が執筆したのち、両者で全体を通じた検討を加え、その結果を受けて共同で加筆修正し本稿とした。

これらの検討の結果、クラス分析と潜在クラス分析の両者で、「積極的評価型」と「消極的評価型」の二つの類型が共通に析出された。さらに、態度に関する潜在クラス分析の結果からも、感想と対応するような「能動的鑑賞型」と「受動的鑑賞型」の二つの類型が析出された。また、「積極的評価型」、「能動的鑑賞型」の類型の人々は、要因分析の結果、大衆的贅沢消費をしている人々と見做しうる特徴を示した。一方、「消極的評価型」、「受動的鑑賞型」の人々では、大衆的贅沢消費や誇示的消費概念だけでは理解することが難しく、その行為の背後にある意図の解明が今後の課題となっている。

キーワード：絵画鑑賞、贅沢消費、クラス分析、潜在クラス分析

0. はじめに

本稿は、美術館に足を運ぶ人々がどのような人々に分類できるのかを、計量社会学的手法をもちいて明らかにしようとするものである。この研究の背景には、国の『文化芸術に関する基本的な方針』に記載されているように、文化芸術が社会全体に対して有している社会関係資本形成上の機能や経済的機能の重要性といった点があり、また、その一方で、林・与謝野（2017）で指摘したような美術館訪問者の低下といった課題もある。しかしながら、こうした文化芸術の社会的機能といった側面とは別に、文化芸術を需要しようとする行為自体が、研究対象として極めて興味深い性格を有している。坂井（1998）は贅沢消費をめぐる既存の議論に的確な整理を与えているが、それにしたがうならば、芸術の消費は日常不可欠な消費でないという点で、贅沢消費の一つとして位置づけられるべきものとなる。かつ、坂井（1998）は、J. M. ケインズの「絶対的欲求」と「相対的欲求」にも言及しているが、このケインズの指摘は人間の行為を考えるうえで極めて示唆に富んだものとなっている（Keynes, 1931）。この対比は、階層変動と政治の関係を議論する際に、今田（1989）が整理している欠乏動機、差異動機と対応するものであり、かつ、ケインズ（1931）のこの指摘は、T. ヴェブレン（1899）の誇示的消費の議論とも共通する。今田（1989）は、欠乏動機から差異動機への転換を、「ゆたかな社会」の一つの特徴として描き出しているが、差異動機を中心とする社会では、他者との比較こそが重要であり、社会全体が階層的な地位をめぐる競争へと駆り立てられることを示唆した。ケインズ（1931）の指摘もこれと対応するものであり、「絶対的欲求」が満たされた社会でも、「相対的欲求」は永遠に満たされないだろうことを指摘している。また、T. ヴェブレン（1899）は、資本主義社会における人間について、誇示的消費は必然的なものであると議論しているが、これらをまとめて考えるならば、差異動機、相対的欲求、誇示的消費への渴望を満たすものとしての贅沢品の消費、そして、その一典型としての芸術の消費は、人間の行為の本質を理解するうえ

で極めて示唆的なものと考えられる。

ところで、片岡（2002）は、美術館が、贅沢品である伝統的文化の安価な消費機会を提供していることを示唆しているが、このことは、多くの人々が、贅沢消費として、美術館に足を運ぶことが可能であることを意味する²⁾。実際、近年は美術館訪問者総数に陰りが見えている³⁾とはいえ、平成26年度には5,500万人近くが一年間に美術館を訪問しており、こうした消費行動は世界的に見ても活発なものといえよう。いいかえれば、どのような人々が、なぜ美術館を訪問しているのかを明らかにすることで、前述のヴェブレン、ケインズ、今田らの議論につながるような、人々の行為の類型について検討することが可能になるだろう。こうした点について、美術館を訪れる人々を計量的に分析した例は少なく、伊藤（2007）やYoshimura et al. (2014)といった内容分析やトラッキング調査を用いた計量的にも興味深い論文はあるが、美術館訪問者の鑑賞態度や社会意識との関連の分析はこれまでほとんど見られない。

こうしたなか、林・与謝野（2017）は、ミュージアム大国である日本が、近年、美術館を巡ってはその状況に陰りがあることを前提として、美術館へ行く人々の類型を明らかにすることを計量的に試みている。そこでは、特定の美術鑑賞を行った後の感想と他者とのコミュニケーションの内容、一般的な鑑賞態度について共分散構造分析が行われているが、美術館へ行くという行為にいくつかの類型がある可能性が示唆されている。そこで示唆されている類型をあらためて要約すれば、「他者のためにグッズなどを購入し、コミュニケーションツールとして美術館を利用する人々」、「権威あるものの推薦する作品を積極的に必要しながら、個人的鑑賞をする人々」、「他者とともに鑑賞し、話し合うことで絵画への印象を深める社会的鑑賞をする人々」、「有名画家の作品を見たことや、そのためにかけたコストを他者に話す誇示的消費型鑑賞をする人々」とすることができるだろう。共分散構造分析は、このような多様な鑑賞者層の可能性を我々に提示するが、この結果は、あくまで平均的な因果の流れからの解釈にすぎず、このような人々が実際にはどのような割合で存在しているのかについては、こうした分析からは明確な示唆を得ることができない。

そこで、本稿では、芸術消費をめぐる行為者類型を析出するために、鑑賞者層をより直接的に識別するような方法を導入し、上記の課題に対して再度アプローチを試みる。ここでの課題は、「誰がどの鑑賞者層に属しているかが、いくつかのケースについて分かっている

2) この点は、美術館とは何か、また、日本と諸外国の間でなぜその性格に違いがあるのかといった議論にもかかわるが、すでにメディア論からの優れた議論が提出されている。村田（2014）を参照されたい。

3) この点については、林・与謝野（2017）および文部科学省（2015）を参照されたい。

る」ような、いわゆる「教師あり学習」ではなく、前述の態度、感想などの内的な構造から「教師なし学習」で層を識別するという課題となる。このような課題に対する代表的な手法としては、クラスタ分析、潜在構造分析、自己組織化マップが挙げられる。ここでは、社会学で頻繁に用いられてきたクラスタ分析および潜在構造分析を用いて、鑑賞者層の識別を試みることとし、自己組織化マップを用いた分析については、その手法の特徴を含めて別稿であらためて論じることとしたい。ところで、クラスタ分析と潜在構造分析、特に、下記で適用する潜在クラス分析は、同じく「教師なし学習」型の分類を行うにも関わらず、その分析の思想は全く異なる。前者が、層の中の散らばりが小さく、層の間の距離が全体として大きくなるような層を識別しようとするのに対して、潜在クラス分析は、実現したクロス表の背後にあるクロス表を、あたかも見えない第3変数をコントロールするようにして見出そうとするものである⁴⁾。以下、これらの手法を用いて層の識別を試み、かつ、それらの層への帰属が、どのような要因によって決まっているのかを、ロジスティック回帰分析、および重回帰分析を用いて検討していく。

1. 鑑賞者の態度、感想クラスタの識別

1-1 「鑑賞後の感想」と「一般的鑑賞態度」のクラスタの析出

「はじめに」で述べた目的のためには、鑑賞者の層を識別する必要があるが、前もってどのような人々の層があるかの情報が与えられていない。そのために、いわゆる「教師なし学習」で人々を分ける必要がある。このような手法はいくつかあるが、もっともよく用いられている手法としてクラスタ分析を挙げることができる。ここでも、クラスタ分析をもちいて鑑賞者の類型を識別することをまず試みる。ここで類型（本節では、クラスタ分析の用語に即してクラスタと呼称する）を識別したいのは、林・与謝野（2017）で抽出された「絵画鑑賞後の感想」（表1）と「一般的な鑑賞態度」（図1）をめぐってである。ここで用いられているデータは、2017年3月のweb調査の結果であり、調査対象者は全国の30代から60代で、この5年間に、美術館に行った人々800名となっている⁵⁾。

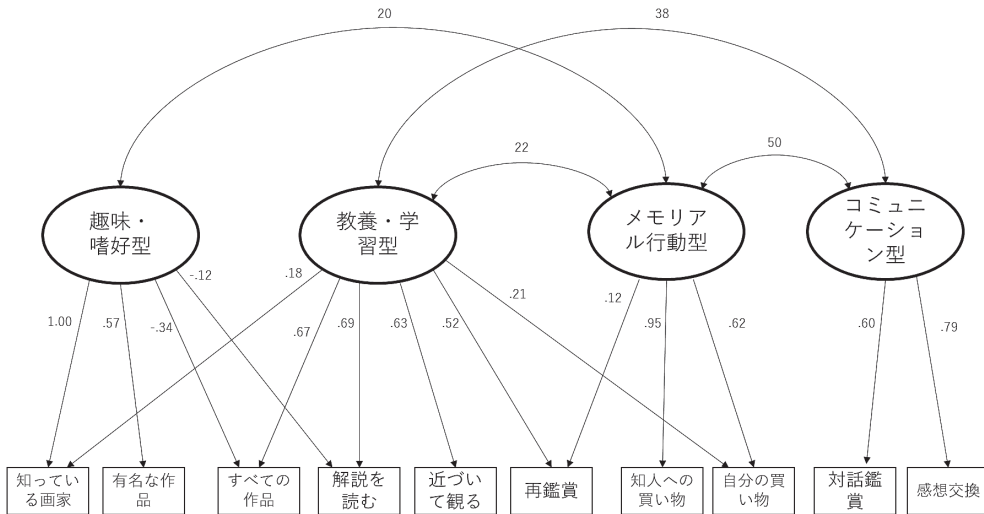
4) 本稿の目的は各種法の理念、手続き、およびその優劣を論じようとするものではなく、理念の異なるそれぞれの手法がどのような鑑賞者の層を識別するかをパイロットスタディ的に明らかにしようするものであるから、技法の説明については割愛する。潜在クラス分析についてはLazarsfeld (1950, 1972)、柳井ほか (1990)、三輪 (2009)などを参照されたい。

5) 本調査の実施と分析は科研費 (26590137:代表 林直保子)の助成を得た。

表1 展示を見た感想の因子分析

項目	美・精緻	権威	有名画家	知識獲得
筆使いの精緻さに感激した	0.96	-0.12	0.03	-0.05
作品の色彩の鮮やかさに感激した	0.74	0.04	0.10	-0.04
古い作品なのに色鮮やかで驚いた	0.60	0.15	-0.07	0.20
テレビ等のメディアで見たことのある作品の本物が観られてうれしかった	0.02	0.84	-0.06	0.05
教科書でみたことのある絵が観られてうれしかった	-0.07	0.81	0.01	-0.09
有名な美術館に所蔵されている作品を観られてうれしかった	0.07	0.50	0.22	0.03
有名な画家の絵が観られて感激した	0.00	-0.03	0.96	0.01
有名な作品が観られて感激した	0.07	0.05	0.78	0.00
解説を読むことで、知識が増えうれしかった	-0.01	-0.05	0.02	0.98
因子間相関		0.60	0.71	0.67
			0.63	0.54
				0.46

*林・与謝野（2017）、70頁、表3より引用



$X^2 = 33.106, df = 22, p = .060; RMSEA = 0.025$

図1 美術鑑賞態度の因子分析
*林・与謝野（2017）、77頁、図11より引用

表1、図1に示したように、それぞれ4つの因子が析出されている⁶⁾。このそれぞれのモデルの因子得点を求め、これらの「感想」、「態度」を持つ人々の中にどのようなクラスターが存在するのかを検討していこう。ところで、クラスター分析には、階層的クラスター分析と大規模ファイルのクラスター識別に適した手法（K-means法など）がある。ここでは800ヶ

6) 図2が確認的因子分析であるのに対して、表1が探索的因子分析の結果となっているのは、表1のモデルを確認的因子分析で識別ができなかったためである（林・与謝野、2017）。

ースを対象としているが、このように比較的ケースが大きい場合、階層的クラスタ分析ではデンドログラム（樹形図）からクラスタの数を確定することが困難なことが多い。そこで、まず、K-means法を用いて、表1、図1のそれぞれの概念の因子得点を用いたクラスタの析出を試みる。また、因子得点を用いるにあたって、単純構造が明確に識別されている「一般的鑑賞態度」から始めていくことにしたい。

結果的にいうと、「一般的鑑賞態度」のK-means法による分析では、安定した解を得ることができなかった。というのは、以下のK-means法的方法的課題が、今回の場合大きく影響してしまったためである。K-means法では、分析者が前もって設定したK個のクラスタを構成する。距離の求め方などに各種のバリエーションがあるが、基本的には、K個のクラスタ内に位置づけられるケースの凝集性が高く、クラスタ間の距離ができるだけ遠いようにクラスタを構成していく。K-means法の課題としては、初期値に依存して解が異なること、Kの値をどのように求めるかといったことが挙げられている（上田, 2003）⁷⁾。ところで、分析にはSPSSのクイッククラスタプロシジャを利用したが、このプロシジャでは、初期値として、最も距離の遠いK個のサンプルがクラスタの中心として選ばれるようになっている⁸⁾。このことから、比較的適切な解が選ばれやすいような初期値設定になっているといえるだろう。ただし、この初期値の設定は、SPSSのアルゴリズムの特性により、Kが大きい場合には一意に決まらず、ケースの並びによって異なってしまう（IBM Knowledge Center, 2017）。SPSSのマニュアルで推奨されているように、800ケースの並びをランダムに変えながら計算を行うと、今回の場合、初期値の小さな変化に対応して分類が異なり、クラスタは安定しなかった。そこで、さらに、初期値を乱数で発生させながら、20回クラスタ分析を繰り返すことを行い、反復して出現しやすいクラスタの識別を試みたが、3クラスタで設定した場合でさえ、安定して解釈可能な解を得ることができなかった。このため、今回については、K-means法によるクラスタの識別についてはあきらめざるを得ない結果となっている。

そこで次に、解が一意に定まるWard法による階層的クラスタ分析を行うこととした。デンドログラムではクラスタの特徴の識別が困難なため、ここでは図2のようなレーダーチャートを構成した。レーダーチャートは、上から時計回りに「趣味・嗜好型」、「コミュ

7) X-means法と呼ばれるK-means法の改良手法では、初期値の取り方、AICやBICを用いたKの客観的選択基準に改善が見られ、これらの課題を超えているといわれるが、ここではSPSS Statistics 24を用いて一般的なK-means法を適用する。

8) この点は、X-means法のように洗練されていないが、同様の発想に近いものといえる。

ニケーション型」、「メモリアル行動型」、「教養・学習型」の4つの因子得点の平均を示している⁹⁾。

図2は、Ward法によって、800ケースがだんだんに結合され、8カテゴリーまで結合された状態から4つのクラスタにまで縮約される様子を示している。この際に、Ward法では情報の喪失が最も少ないように二つのカテゴリーが合併されていく。図2では、最下段から上の段にかけて、左から3番目と4番目のカテゴリーが合併され7カテゴリーとなっている。階層的クラスタ分析では、一般に、こうして1個ずつ合併が進んでいくから、図2の下から上へ向かって、一段上がるたびに2つのカテゴリーが合併され、全体としてカテゴリー数が一つ減っていくことになる。また、このように、合併が行われるたびに、合併されたカテゴリーのレーダーチャートの形が変わっていく。

図2では、合併はこのように下から上に矢印の通りに進んでいくが、どのクラスタ数を選ぶかに関しては、逆に上から下に見ていくことも有用だろう¹⁰⁾。つまり、実際の合併のアルゴリズムとは別に、上から見ていきながら、意味の少ないカテゴリーが出現したところでやめ、その直前の段階を見ていくという判断である。5つから6つのクラスタへ（図の2段目から3段目へ）と下に見ていくと、右から3番目のクラスタが二つに分かれ、「メモリアル」において小さな値をとるクラスタと大きな値をとるクラスタに分かれている。また、右側のクラスタは「教養学習」が平均的（0に値が近い）なのに対して、左のクラスタはこの値が正の値をとっている。6つから7つ（図の3段目から4段目）にかけても右側に特徴的な二つのクラスタが現れている。こうして順に下に見ていく限り、相対的にもっとも変化が少なく見えるのは、4つから5つ（最上段から2段目）の部分であり、4つのクラスタを選択するというのも一つの選択肢となろう。一方、6つから7つへの変化をみると、形が著しくゆがんだクラスタ（右から二つ目）が出現しているが、一方、その右側のクラスタは上のクラスタとの形の変化が少ない。これは、著しくゆがんだクラスタが規模的に小さいことに由来している。また、6つのクラスタはそれぞれに特徴を持っているように見えるから、ここでは「鑑賞態度」に関してクラスタ数を6として分析を進めてゆきたい。図2の3段目のレーダーチャートを数値で示すと、表2の通りとなる（表2はクラスタのサイズ順に並べかえている）。クラスタ数が6つと多いことから各クラスタの解

9) レーダーチャートを比較しやすくするように、全てのレーダーチャートについて最小値-2.0（チャートの中心点）、最大値2.0（外がわの線）としているが、この範囲外の平均を含むクラスタが少数含まれている。

10) 上から下に、すなわち、全体を一つのカテゴリーとするところから、だんだんに分けていく階層的クラスタ分析手法もあるが、ここでは最もよく用いられているクラスタを結合していく手法を用いた。

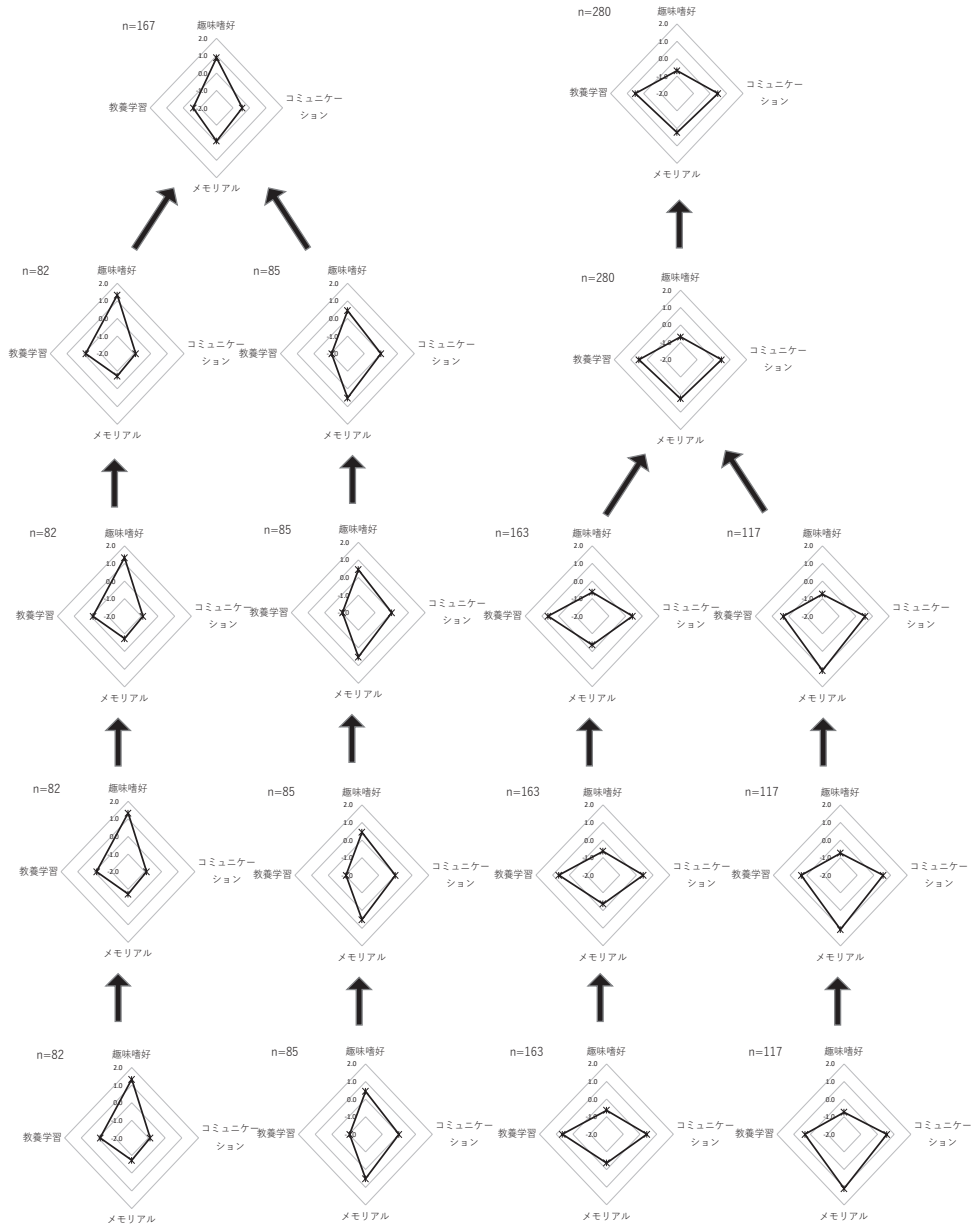


図2 Ward法による鑑賞態度クラスタの析出(左部分)

美術館における絵画鑑賞者類型の析出と類型帰属要因の識別（与謝野・林）

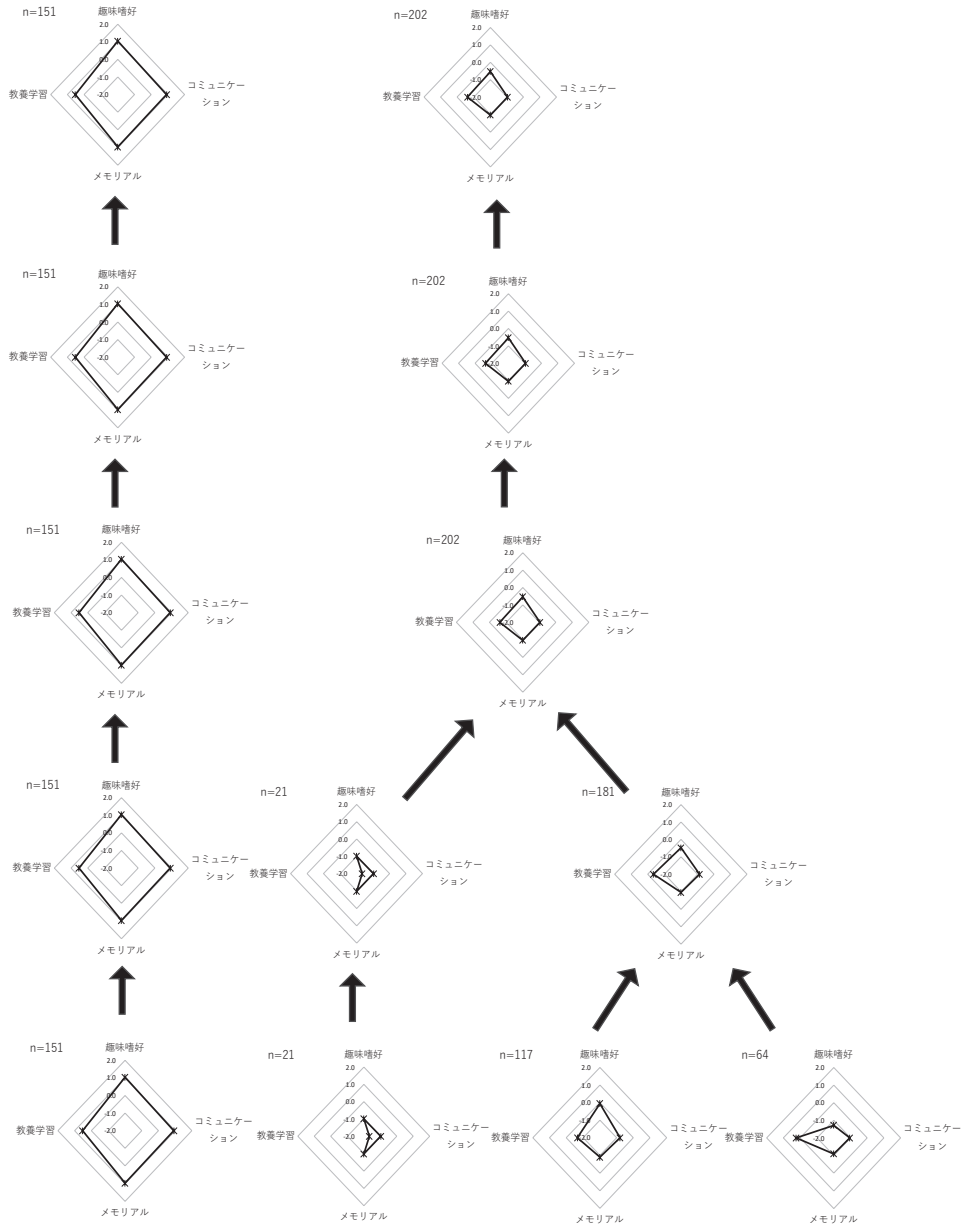


図2 Ward法による鑑賞態度クラスターの析出（右部分）

積は1-2-2の因果分析の結果を見て行うこととした。

表2 一般的鑑賞態度の6クラスタ

	クラスタ1	クラスタ2	クラスタ3	クラスタ4	クラスタ5	クラスタ6
趣味・嗜好	-.540	-.643	1.028	-.748	.441	1.326
コミュニケーション	-.964	.406	.915	.553	-.004	-.903
メモリアル	-.968	-.367	.966	1.075	.518	-.735
教養・学習	-.620	.642	.530	.341	-1.053	-.122
度数	202	163	151	117	85	82

次に、同様に、表1に示した「鑑賞後の感想」の因子得点についてもクラスタ分析を行う。より単純構造となっている図1の「一般的鑑賞態度」についてK-means法での安定解が得られなかったため、ここでは、対比的に分析する目的から、同じくWard法による階層的クラスタ分析を行った。表1の「美・精緻」、「権威」、「有名画家」、「知識獲得」について、それぞれの因子得点の平均が、クラスタが合併していくごとにどのように変化するかを図2と同様に検討し、クラスタの解釈可能性、クラスタの規模を考慮しながら検討した結果、2つのクラスタになるまで縮約することが適切との判断となった¹¹⁾。結果は、図3のとおりである。図の左側のチャートは全体にプラスの値をとっており、右側のチャートは全体にマイナスの値をとっている。このことから、それぞれのクラスタを「積極的評価型」、「消極的評価型」と呼ぶことができる。

以下では、これらのクラスタに属する要因が何であるかを、ロジスティック回帰分析を行うことで明らかにしていきたい。

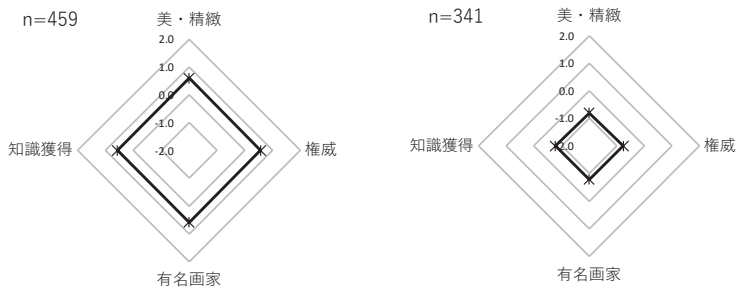


図3 鑑賞後の感想の二つのクラスタ

11) 冗長になるため、ここでは「鑑賞後の感想」について図2に対応するレーダーチャートの変化の図は割愛している。

1-2 クラスタ帰属要因の分析

1-2-1 鑑賞後の感想の帰属要因

ここでは、各クラスタの帰属要因の分析のために、年齢、性別、展示を観に行ったきっかけ、展示を観た感想を話した相手の人数、テレビ・インターネット利用時間のほか、権威への服従傾向として一項目（「現在の世界はとても複雑なので、専門家の意見に従って行動する方がよい」）、消費傾向として二項目（「過去10年の間に、NHKの大河ドラマの対象になった地域をドラマ放送中に観光で行くことがどのくらいありましたか」、「テレビで話題になった健康法、ダイエットなどを試したいと思うことがどのくらいありますか」）を用いた。

展示を観に行ったきっかけには、表3に示す6項目を用いた。これら6項目はそれぞれ「あてはまる」、「あてはまらない」のカテゴリ変数であるため、カテゴリカル主成分分析を行った。成分数は、各成分の全体の分散に占める割合が10%以上であり、軸の意味が明確であることから判断し、4成分とした。第1主成分は、「好きな画家の作品を観に行くため」という自主的な理由にネガティブな負荷があり、また、「ひとに誘われたから」という非自主的な理由にポジティブな負荷があることから、「きっかけ・非自主」と解釈できる。第2主成分は、「展示がテレビで取り上げられていた」、「海外の有名な美術館の所蔵品である」の2項目から成り、大衆的な鑑賞動機を示していることから「きっかけ・大衆」と解釈した。第3主成分は、「教科書で見たことのある作品」という項目から成り、「きっかけ・教養学習」とした。第4主成分は、「以前見て気に入った作品が展示されている」という個人的な好み動機となっており、「きっかけ・好み」と名付けた。

以上の各項目、成分を説明変数とし、鑑賞の感想に基づく2クラスタを被説明変数としたロジスティック回帰分析を行った。表4では、積極的評価型を1、消極的評価型を0と

表3 展示を訪れたきっかけについてのカテゴリカル主成分分析（斜交回転）

	きっかけ・ 非自主	きっかけ・ 大衆	きっかけ・ 教養学習	きっかけ・ 好み
好きな画家の作品が展示されていたから	-0.840	-0.188	0.000	0.121
知り合いと一緒に一緒に行こうと誘われたから	0.728	-0.258	-0.144	-0.099
テレビで取り上げられていて、興味をもったから	0.074	0.859	-0.084	0.042
海外の有名な美術館に所蔵されている作品が日本に来ていたから	-0.159	0.561	0.298	-0.107
美術や歴史の教科書で見たことのある作品が展示されていたから	-0.068	-0.005	0.970	0.057
以前見て気に入った作品が展示されているから	-0.130	0.014	0.057	0.989
主成分間相関		0.005	-0.089	-0.118
			0.032	0.003
				0.037

表4 感想クラスタへの所属要因に関するロジスティック回帰分析

説明変数	積極的評価型			
	B	標準誤差	Wald	Exp(B)
性別 (男性=1, 女性=2)	0.784	0.177	19.722	2.190 **
年齢	0.018	0.008	4.837	1.018 *
きっかけ・非自主	-1.647	0.419	15.428	0.193 **
きっかけ・大衆	0.360	0.431	0.701	1.434
きっかけ・教養学習	1.077	0.509	4.476	2.936 *
きっかけ・好み	2.011	0.585	11.810	7.470 **
話した人数	0.207	0.041	25.012	1.230 **
ネット	0.004	0.001	14.321	1.004 **
テレビ	0.001	0.001	0.481	1.001
専門家	0.275	0.120	5.248	1.316 *
ダイエット	0.084	0.068	1.540	1.088
大河	0.224	0.112	3.970	1.251 *
定数	-3.901	0.648	36.29	0.02 **
Nagelkerke 決定係数	Nagelkerke 決定係数		0.246	

*: p<.05; **: p<.01

した場合の分析結果を示している。二カテゴリーを被説明変数とする分析であるから、表4の偏回帰係数の符号を逆転させて解釈すれば、消極的評価型への帰属傾向として解釈できる。性別の効果が1%水準で有意であり、女性は男性よりも積極的評価型クラスタに属している確率が2.19倍高く、反対に男性は消極的評価型クラスタに属する確率が高い。年齢に関しては、年齢が高くなるにつれて積極的評価型クラスタに属する確率がわずかずつ(1歳上がるごとに1.018倍)上昇する。

次に、展示に訪れた「きっかけ」について着目すると、4つのきっかけのうち、「非自主」、「教養学習」、「好み」の3つが有意であり、「非自主」は積極的評価型クラスタに対して負の効果を示している。反対に、「教養学習」、「好み」は積極的評価型クラスタに対して正の効果を示している。これらの結果は、自主的な、教養学習的な、また、「好きな絵を見たい」という個人的な好みによる理由で展示を訪れた人々は積極的評価型クラスタに属する確率が高いことを示している。「大衆」的なきっかけで展示を訪れたかどうかは、いずれのクラスタに属するかどうかに関連がなかった。また、消極的評価型クラスタに属する人々については、積極的評価型の完全な裏返しとして解釈される。

展示鑑賞後の行動に関しては、「展示について話した相手の人数」が積極的評価型クラスタに関して正の効果を示していることから、誇示的消費傾向もまた、積極的評価型クラスタの特徴となっている。また、メディアからの影響に関して、テレビ視聴時間の効果は有意ではなかったが、インターネット利用時間の効果は有意であり、利用時間が長いほど積

極的評価型クラスタに属する確率が高かった。そのほか、「過去10年の間に、NHKの大河ドラマの対象となった地域をドラマ放映中に観光で行く」、「現在の世界はとても複雑なので、専門家の意見に従って行動する方がよい」の2項目が積極的評価型クラスタについて正の効果を示しており、積極的評価型クラスタに属する人々は、メディアからの情報、権威からの影響を比較的「素直に」受け入れる傾向があるという結果となった。

1-2-2 一般的な鑑賞態度の帰属要因

1-1における美術鑑賞態度の階層クラスタ分析で得られた6クラスタをそれぞれダミー変数化した上で、それらを被説明変数としたロジスティック回帰分析を行った。説明変数には、鑑賞後の感想の分析と同一の変数を用いた。表5には、紙幅の都合から、独立変数が一単位増加するときの、各クラスタへの所属確率の変化のみを示す。

表5では、説明変数とクラスタの関係から、それぞれのクラスタに斬定的に名前をつけた。6つのクラスタのうち、「個人的鑑賞型」は、男性に多く、鑑賞した感想を人に話さない傾向にある。対照的に、「社会的鑑賞型」は女性に多く、鑑賞した感想を人に話す傾向が高い。「大衆鑑賞型」は、「社会的鑑賞型」と同様、感想を人に話す傾向があるが、それに加えテレビで見たダイエット法を試したり大河ドラマの対象となった土地を訪れたりメディアからの被影響傾向が高く、大衆的な行動特性をもつ人々から成るという特徴をもつ。教養学習的動機から美術館に足を運ぶ人々が属する「教養鑑賞型」は、年齢の正の効果が有意であり、年齢が高いほどこのクラスタに属する確率が高くなっていた。特に動機を持

表5 一般的な鑑賞態度に関するクラスタへの所属要因に関するロジスティック回帰分析

説明変数	Exp(B)					
	個人的鑑賞型	お付き合い型	大衆的鑑賞型	社会的鑑賞型	暇つぶし型	教養鑑賞型
性別(男性=1, 女性=2)	0.450 **	1.232	1.887 **	1.814 **	0.697	0.700
年齢	1.004	1.003	0.986	0.999	0.974 *	1.047 **
きっかけ・非自主	1.715	0.873	0.898	0.501	0.669	1.808
きっかけ・大衆	1.083	0.856	1.581	0.633	0.851	1.500
きっかけ・教養学習	1.284	0.430	1.266	0.799	0.262	4.531 *
きっかけ・好み	0.633	1.180	4.195 **	0.571	0.704	0.304
話した人数	0.846 **	1.017	1.116 **	1.093 *	1.017	0.881 †
ネット	0.999	1.001	1.001	1.002 †	0.996 *	1.001
テレビ	0.999	0.999	0.999	1.001	1.002	1.001
専門家	0.924	1.125	1.349 *	0.940	0.796	0.882
ダイエット	0.915	1.018	1.249 *	1.073	0.841 †	0.969
大河	0.758 *	0.856	1.475 **	1.118	0.870	0.999
定数	3.792 *	0.151 **	0.018 **	0.031 **	2.632	0.026 **
Nagelkerke 決定係数	0.102	0.015	0.138	0.054	0.060	0.086

†:p<.1, *: p<.05; **:p<.01

たずに美術館を訪れる「暇つぶし型」は若年層が多く、インターネット利用時間が短い傾向にあった。最後に、「お付き合い」型については、いずれの変数の効果も有意ではなく、今回の分析からは、この層の特徴は明らかにはならなかった。

1-3 まとめ

鑑賞後の感想のクラスタの所属要因については、性別と年齢が際立った効果を示しており、若い男性において消極的評価型が多く、高齢の女性において積極的評価型が増える傾向がある。たとえば、30歳の男性と、60歳の女性を比較すると、後者では、前者の3.74倍、積極的評価型が多くなる。このことは、一般的にあって、若い男性では、美術鑑賞から印象的にも、知的にも影響を受けることが少なく、高齢の女性において美術鑑賞という行為が積極的におこなわれていることを示唆する。また、若い男性が多いと推定される消極的評価型では、美術館に行くきっかけも非自主的なものとなっており、若い男性層においては、美術の需要は受動的なものとなっていると想定される。また、当然の結論といえるが、美術館に行ったきっかけを見ると、積極的評価型では自主的に美術館に行った人々が多く、逆に、若い男性が多いと推定される消極的評価型では、「知り合いに誘われた」という非自主的な要因が中心となっている。

一方、一般的な鑑賞態度の6つのクラスタへの所属要因についてみると、比較的説明力が高いモデルは、大衆的鑑賞型と個人的鑑賞型であり、この両者については、それぞれの変数が逆向きの効果（一方で1.0を超えているならば、他方では1.0未満となる）を示している。大衆的鑑賞型の人々が、テレビなどメディアや専門家の権威からの影響を受けやすい人々である一方、個人的鑑賞型の人々は有意ではない係数も含め、全体的に逆の傾向を示している。この両者が対立的なクラスタであり、前者が全体の約19%、後者が全体の約25%を占めており、他の人々に話すかどうかも含めて対照的な二つのクラスタで、全体の約44%を占めている。ところで、個人的鑑賞型に次いで全体に占める比率の高いお付き合い型（全体の約20%）に関しては、すべての説明変数が有意な説明力を持っておらず、決定係数も.015と極めて低い。社会的鑑賞型、教養鑑賞型、暇つぶし型についても、いくつかの変数が有意な効果を示しているとはいえ、決定係数は低く、また、所属要因を説明する印象的な変数も少ない。これらから、一般的な鑑賞態度については、対照的な二つのクラスタ（個人的鑑賞型と大衆的鑑賞型）以外については、それぞれに所属する人々の姿を描き出すことが難しくなっている。

上記のように、一般的な鑑賞態度に関するクラスタへの帰属要因が全体としては明確に

識別できなかった点については、図2にしたがって選択した6というクラスタ数が、それぞれのクラスタへの所属要因を識別するには不適切であったという理由が考えられる。一方、それとは逆に、積極－消極の対立的カテゴリーと見なせるような「感想」に関する2つのクラスタに関しては、二分変数であるため要因が明確に見える一方で、積極－消極で括れないような異なるカテゴリーが存在する可能性を検討すべきとも考えられる。こうした点は、クラスタ分析におけるクラスタ数の決定をめぐる方法的な課題に関わる部分でもあり、客観的な結論を見出すことがむずかしい¹²⁾。クラスタ数を変えて、「感想」、「態度」の両者について、識別力の高いモデルを目指して反復分析をすることが一つの対応策として考えられるが、同時に、図2で行ったようなクラスタの特徴、内容に基づく判断も重要であり、この両者をバランスよく含んだ検討が今後必要となろう。この点は、今後の検討課題とし、次節では、識別すべき類型の数を客観的基準によって選定できるような方法的視点から別途の分析を行う。

2. 潜在クラス分析による鑑賞者層の識別

2-1 潜在クラス分析を用いた「鑑賞後の感想」をめぐるクラスの析出

クラスタ分析には、前述のとおり的手法上の制約があり、クラスタ分析によって、鑑賞者の層を識別することにはいくつかの課題が残されている。また、クラスタ分析では、基本的に各種の距離をもとにクラスタを識別しているが、このような距離では識別できないような潜在的な層がある可能性も残される。ここでは、こうした潜在的な類型を識別する手法として、潜在クラス分析を適用し、鑑賞者の類型の識別を別の方法的視点から試みることにしたい。

潜在クラス分析は、P. Lazarsfeld (1950: 1972) によって提案された、クロス表を複数の独立な表に分割する手法であり、クラスタ分析とは異なる、より解釈可能性の高い結果を導き出すことがある¹³⁾。潜在クラス分析は、距離に基づいてクラスタを析出しようとするクラスタ分析の思想とは異なり、実現している相関のあるクロス表が、実はその内部では相関の無いようなクラスの複合として現れている可能性を識別しようとするものである。イ

12) ただし、注6で指摘した通り、ここで用いた階層的クラスタ分析ではなく、K-means 方に関しては尤度を用いた改善案が提案されている。

13) 潜在クラス分析を解説したものとしては三輪（2009）がわかりやすい。また、古くは西田（1978）にも簡潔な解説がある。

メージ的には図4のようである。

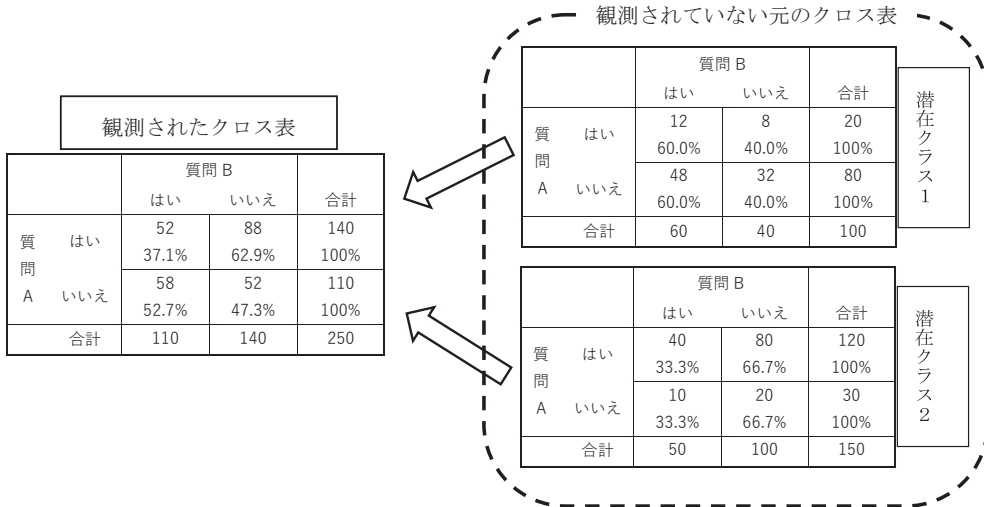


図4 潜在クラス分析のイメージ

観測されたクロス表は、5%水準で、質問A、Bに関連がある。しかし、実際には、回答者の中に二つの隠れたクラスがあり、それぞれの中では完全に独立であるが、それらが合成されて、左側の観測されたクロス表が表れているといった場合が想定できる。潜在クラス分析は、左側の観測されたクロス表から、右側の潜在クラスを見つけ出すという作業としてイメージしてよいだろう¹⁴⁾。

ここで前節同様、表1、図1に示した因子分析の結果に戻ってみよう。クラス分析の場合のようにこの4つの因子の因子得点をそのまま用いたり、あるいは、これらを二分したりするなどして分析するという戦略がありうるが、ここでは因子を構成する主要素である指標に焦点を当て、それらの指標間のカテゴリカルな相関関係を分析の対象とすることにしたい¹⁵⁾。というのも、潜在クラス分析では、クラス間の距離ではなく、各カテゴリーに属する比率が焦点となるから、結果の解釈をより具体的にイメージできるようにしたいためである。

14) ただし、実際には図4のように二次元のクロス表からだけでは、左側の二つのクロス表を識別することは自由度の不足などからできない。あくまで3次元以上のクロス表に関する分析のイメージとして理解されたい。

15) 因子得点のような連続量を扱うモデルとして、潜在クラス分析と類比的なものとして潜在プロフィール分析がある。本稿では、モデルの解釈可能性などから、潜在クラス分析を用いているが、潜在プロフィール分析を用いた手法への展開も今後なすべき課題と考えている。

ここではまず、表1の「鑑賞後の感想」から始めよう。表1の4つの因子「美・精緻」、「権威」、「有名画家」、「知識獲得」のそれぞれについて、因子負荷量が最も高い指標を選び出すと、「筆遣いの精緻さに感動」、「メディアで見た作品の本物を見た」、「有名な画家の絵を見た」、「解説で知識が増えた」になる。これらは、5段階のリッカート尺度で回答を求めているが、ここではこれを二分にして、「とてもあてはまる」、「よくあてはまる」を1、それ以外を0とするダミー変数を作成した。この二分変数を対象として、潜在クラス分析など多様なモデルの解をEM法で求めることができるLEMという分析ソフトウェアを利用して、潜在クラスの識別を行う¹⁶⁾。

EM法は、Expectation-Maximization法の略であり、期待値の推定とその期待値を用いた最大化を反復的に進めるもので、A. P. デンプスターらによって考案された（Dempster, et.al., 1977）。きわめて強力な数値計算法であり、これまでさまざまな適用がなされている。また、この手法は、最尤推定法を前提としているため、AICやBICといった適合度を得ることができ、それによってモデルの選択を行うことが可能となっている¹⁷⁾。この点は、前節でもちいた階層的クラスタ分析と異なる利点である。クラスタ分析では、前節の図2を作成するなどしながら、クラスタ数を主観的に決定しなければならないが¹⁸⁾、EM法を用いた潜在クラス分析の場合には、より客観的な手続きでこれを行うことができる。ここでは、AICとBICを用いてクラス数を決定していくことにする¹⁹⁾。

ところで、EM法は極めて適用性の高い推定法であり、欠損値を含むデータの解析などにも力を発揮しているが、その推定結果は初期値に依存しており、求められた結果はあくまでローカルマキシマムを保証するに過ぎない。そのため、複数の異なる初期値を試しながら、大域的に見ても最適な解に近いかどうかを判定する必要がある²⁰⁾。今回の分析でもち

16) LEMはTilburg UniversityのJeroen K. Vermuntが開発したフリーソフトであり、日本でも各種の分析で利用されている（藤原ほか、2012；都村ほか、2008）。LEMについては、本稿の「付録」も参照されたい。

17) EM法の解説と適用については、宮川（1987）、渡辺・山口（2000）、渡辺（2008）に詳しい。

18) 階層的クラスタ分析ではなく、大規模ファイルに適用されること多いK-means法では、その改良型としてBICをもちいたクラスタ数の検討法が提案されている。また、階層的クラスタ分析についてはこうした提案はまだまだなされていないようであるが、平均法などでは、同様のアイデアが適用できる可能性があるように思われる。とはいえ、いまのところ、こうした手法は用いられる例はまだまだ少ない。

19) 藤原ほか（2012）は、丁寧なレビューも行っており、その中では、Nylund et. al. (2007) に準拠して、ABIC、BICの順に望ましく、AICは望ましさが低いことが指摘されている。LEMではABICが出力されないため、ここでは、BIC、AICの両者を参照しながら判定することとした。

20) この点はEM法に特異なものではなく、解が陽表的に与えられず推定値を得るためにNewton-Rapson法などの数値計算法に依拠せざるを得ないモデルすべてに共通している。そのため、AMOSやLISRELをもちいた共分散構造分析の結果に関しても、大域的な最適性が保証されているわけではない。これらのプログラムでは、あくまで最適に近いと思われる解が出やすい初期値を、三段階最小二乗法などで与えているにすぎない。この点で、多変量解析の多くのモデルの推定結果は、あくまでも数値計算法というヒューリスティックスに頼ったものというこ

いるLEMというソフトウェアでは、モデルの推定ごとに初期値がランダムに与えられるようになっているから、複数回の計算を行い、その中で最小のAIC、BICを示すモデルを採択すればよい。ここでは【付録】に示したようなバッチファイルをもちいて、モデルごとに、潜在クラスの数を変更しながら100回ずつの計算を行い、その結果をもとにモデルを採択することにする。

その結果、鑑賞後の感想について表6の結果が得られた。また、図5は表6の各潜在クラスにおける「精緻さ」などの二分指標が1となる率を示しており、各クラスのプロフィールともいえるものになっている。また、推定にあたっては、いずれの場合にも100回の繰り返し計算をしてBIC、AICが最小のものを採択しているが、BIC、AICは100回のうちすべてが同一の値となっており、表6の解が大域的に見ても最適である可能性が極めて高い。

表6 感想をめぐる潜在クラス

クラス	クラス1	クラス2	クラス3
各クラスの割合	0.469	0.316	0.215
精緻さ	0.929	0.601	0.212
メディア紹介の作品	0.812	0.513	0.132
有名画家	0.981	1.000	0.270
解説での知識増加	1.000	0.192	0.182

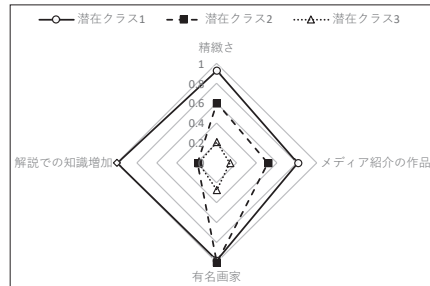


図5 感想のクラスのプロフィール

第一クラスは、精緻さ、メディア紹介の作品、有名画家、解説での知識増加のすべてにおいて高い値を示しており、前節のクラスタ分析の結果と対应的に「積極的評価型」と呼ぶことができるクラスである。第二クラスは、有名画家で最大値をとっており、精緻さ、メディア紹介の作品でも.5～.6の中程度の値をとっている一方、解説での知識増加では.192と低い値をとっていることから、「知名度重視型」とも呼ぶべき特徴を有している。第三クラスは、これら4変数のいずれにおいても.3未満の小さな値をとっており、前節のクラスタ分析の結果と対应的に「消極的評価型」と解釈できる。このように、潜在クラス分析の結果では、主観的な評価によって「積極的評価型」、「消極的評価型」に二分したクラスタ分析の結果に加えて、「知名度重視型」が別途識別されている。

ところで、これらのクラスそれぞれに、各個人はどのように属しているのだろうか？階

とができる。

層的クラスタ分析の場合には、ケースを各クラスタに順々に統合していくため、各個人はいずれかのクラスタに一意に配分される。潜在クラス分析の場合には、個人を順々にクラスタに配分していくという手続きではないため、どのクラスに配分されているかを完全に知ることができない。その一方、どのクラスに属するかについては確率の形で示すことができ、LEMでは各ケースについてクラス所属確率が出力される。クラスに所属する確率は排他的であり、行方向に確率の和を取れば1.0となるようになっている。

以下では、各個人が各クラスに所属する確率を利用して因果分析を行っていくが、潜在クラスロジット回帰分析のかたちで、一つのモデルの中で潜在クラスと多項ロジット分析を同時に解くこともできる（山口，1999: Yamaguchi, 2000: 都村ほか，2008: 中澤，2010: 藤原ほか，2012）。この場合、モデル全体の適合度を比較できるなどの利点があるが、一方、2節のロジット分析と同様の分析を行う場合、説明変数の数が多く、また、連続変数も含まれるため、モデル構成が複雑になる。そのためここでは、前述の各個人の各クラス所属確率を被説明変数とした回帰分析を行う。また、下記のようにロジット変換した連続変数としてクラスタ所属傾向が示されるならば、連続量を前提とした各種の手法の適用可能性も広がる。

$$\text{ロジット変換} : q_{ki} = p_{ki} / (1 - p_{ki})$$

上記の変換で、ある個人*i*の潜在クラス*k*への所属確率 p_{ki} は、定義域が有理数の集合全体になるような q_{ki} に変換される。以下では、このロジット変換した値をもちいて、各クラスに属する要因は何であるのかを検討する。

2-2 「鑑賞後の感想」をめぐるクラスへの所属要因分析

前節では、鑑賞後の感想に基づき、潜在クラス分析を用いて3つのクラスを析出した。ここでは、それらのクラスの特徴を回帰分析により明らかにしていく。1-2で行ったロジスティック回帰分析と同一の変数群を説明変数とし、「積極的評価型」、「知名度重視型」、「消極的鑑賞型」の3つのクラスに属する確率をロジット変換したものをそれぞれ被説明変数とした回帰分析を行った（表7）。

表7より、積極的評価型では、男性より女性の方がこのクラスに属する確率が高く、自主的に好みの絵を鑑賞しに美術展に足を運んでいる人々であることがわかる。また、鑑賞の感想を人に話す傾向が強く、インターネットを利用し、専門家やテレビの影響を受けやすい人々である。これとはほぼ対照的な特徴をもつのが消極的評価型である。男性、若年

表7 鑑賞の感想に基づく潜在クラスを被説明変数とした回帰分析

説明変数	積極的評価型	知名度重視型	消極的評価型
	β	β	β
性別 (男性=1, 女性=2)	0.143 **	-0.009	-0.097 **
年齢	0.042	0.069 †	-0.070 *
きっかけ・非自主	-0.088 *	-0.055	0.121 **
きっかけ・大衆	0.051	0.036	-0.065 †
きっかけ・教養学習	0.057	-0.008	-0.045
きっかけ・好み	0.108 **	0.037	-0.120 **
話した人数	0.186 **	0.026	-0.176 **
ネット	0.109 **	-0.004	-0.072 *
テレビ	-0.012	-0.006	0.006
専門家	0.078 *	0.072 †	-0.117 **
ダイエット	0.083 *	0.007	-0.068 †
大河	0.057 †	0.040	-0.069 *
調整済み決定係数	0.131	0.008	0.136

†:p<.1, *:p<.05; **:p<.01

層に多く、自主的な理由で美術館を訪れたのではない人々であり、鑑賞したことを人と共有せず、専門家やテレビの影響をあまり受けないという特徴を有する。この知見は、前節のクラス分析の知見と完全に対応するものとなっている。

また、ここでの分析で初めて現れた知名度重視型のクラスでは、有意となる変数がなく、今回の分析ではこのクラスの特徴を明らかにすることができなかった。ただし、年齢と権威への服従傾向の指標である変数「専門家」の効果が10%水準で有意傾向であり、権威になびきやすい人々がこのクラスに属する確率が高い傾向があることが分かる。

2-3 潜在クラス分析による「一般的鑑賞態度」をめぐるクラスの識別

2-1と同様に、図2の探索的因子分析の結果をもとに、「趣味・嗜好型」、「教養・学習型」、「メモリアル行動型」、「コミュニケーション型」の4つそれぞれについて因子負荷量が最も高い指標を選び出す。すると「知っている画家の作品のみを見る」、「展示の解説を読む」、「知人のためにグッズなどを買う」、「カフェなどで同行者と感想を交わす」がそれぞれの因子に対応して選ばれる。ここでも、5段階のリッカート尺度のうち、「いつもする」、「たまにする」の二つに当てはまる人を1に、またそれ以外を0にコード化した二分変数を構成して潜在クラス分析を行う。

潜在クラス分析の結果、「鑑賞後の感想」と同様に3つの潜在クラスが識別された(表8、図6)。この推定結果においても、3-1と同様に初期値を変更して100回の推定を繰り返し、その中でBIC, AICが最小の推定値を採用している。表8の推定値はBIC, AICともに最小であり、かつ、100回のうち61回出現しており、出現回数も最大であった。このこ

とから、「鑑賞後の感想」のクラスの識別の場合と同様に、この推定値が大域的に見ても最適な解に近いものと考えられる。

表8 態度をめぐる潜在クラス

クラス	クラス1	クラス2	クラス3
各クラスへの割合	0.072	0.421	0.507
知っている画家	0.990	0.162	0.264
解説を読む	0.883	0.923	0.568
知人への買い物	1.000	0.411	0.039
感想の交換	0.735	0.639	0.090

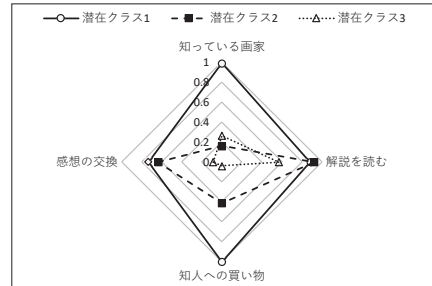


図6 態度のクラスのプロフィール

これら3つのクラスは、それぞれ能動的鑑賞型、学習・コミュニケーション型、受動的鑑賞型と名付けることができるだろう。

2-4 「一般的鑑賞態度」をめぐるクラスへの所属要因分析

ここでも2-2節と同様、一般的鑑賞態度の各クラスに属する確率をロジット変換したものを被説明変数として用いて、各クラスの特徴を明らかにしていく。2-2と同じ変数群を説明変数とした回帰分析の結果を表9に示した。

能動的鑑賞型クラスに属する確率を被説明変数とした分析では、きっかけ・好みの効果が有意であり、きっかけ・非自主の効果が有意傾向であることから、このクラスを構成する人々は、好きな絵を見るために自発的に美術館を訪問する人々であることがわかる。また、性別の効果が有意であり、女性の方が男性よりこのクラスに属する確率が高い。さらに、これらの人々は、鑑賞の感想を人に話す傾向があり、「インターネットの利用時間」、「専門家」「ダイエット」「大河」の4変数がいずれも有意であることから、メディアや権威から影響を受ける傾向がある人々であることがわかる。この能動的鑑賞型の特徴は、先述の積極的評価型と類比的なものであり、この二つのクラスには強い関係性があることが予想される。

また、学習・コミュニケーション型クラスの分析においても、性別、話した相手の人数の効果が有意であり、このクラスに関しても「能動的鑑賞型」同様、男性よりも女性の方が、また鑑賞の感想を他者と共有しようとする人々の方がこのクラスに属する確率が高い。ただし、このクラスについては、きっかけについてのいずれの変数も有意ではなく、美術

表9 美術鑑賞態度に基づく潜在クラスを被説明変数とした回帰分析

説明変数	能動的鑑賞型	学習・コミュニケーション型	受動的鑑賞型
	β	β	β
性別 (男性=1, 女性=2)	0.145 **	0.185 **	-0.205 **
年齢	-0.062 †	-0.005	0.049
きっかけ・非自主	-0.074 †	-0.049	0.083 *
きっかけ・大衆	0.041 †	0.032	-0.043
きっかけ・教養学習	0.011	-0.011	0.000
きっかけ・好み	0.119 **	0.043	-0.104 **
話した人数	0.167 **	0.172 **	-0.188 **
ネット	0.005 *	0.086 *	-0.055 †
テレビ	0.000	-0.047	0.044
専門家	0.069 *	0.064 †	-0.077 *
ダイエット	0.074 *	0.075 *	-0.112 **
大河	0.120 **	0.045	-0.110 **
調整済み決定係数	0.119	0.086	0.156

†:p<.1, *: p<.05; **:p<.01

への選好や学習のためというよりは展示鑑賞についてのコミュニケーションを楽しむ社会的な鑑賞者であると言えよう。このクラスは、1-2-2における「大衆的鑑賞者型」との間で所属要因に関して近接性が見てとれる。

最後に、受動的鑑賞型は、性別の効果が上記2クラスとは逆であり、男性の方が女性よりもこのクラスに属する確率が高くなっている。また、きっかけ・非自主、きっかけ・好みの正の効果と「話した人数」の負の効果が有意であり、このクラスに属する人々は自発的な理由からではなく他人に誘われるなどの受動的な理由で展示を訪れ、鑑賞後にそのことをひとと共有しようとししない人々であることがわかる。また、このクラスについては専門家、ダイエット、大河の効果がすべて負の効果であり、このクラスに属する人々が、権威やメディアの影響を受け難い人々であることが示唆された。

次節では、1, 2節の分析結果全体を概観し、本分析を基礎とした今後の分析手法の展開、新規の理論的視座の可能性について議論する。

3. おわりに

本稿では、美術館に行く人々がどのような層に分かれているのかについて、美術鑑賞後の感想の抱き方、一般的な美術鑑賞態度の二つ変数群から明らかにすることを試みた。ここで用いた二つの分析手法、すなわち、クラスタ分析、潜在クラス分析は、いずれも「教師なし」で集団、層を識別しようとする手法であるが、その分析視角は全く異なっている。前者が距離を基準にして集団や層を識別しようとするのに対して、後者は、その内部の変数間の関係が単純構造となるように集団や層を識別しようとするものといえるだろう。そのため、本稿の分析でも、二つの分析で異なる結果が導き出されるものと予想されたが、実際には、二つの分析で共通性の高い複数の類型が析出されている。具体的な美術鑑賞後の感想に関してしてみると、クラスタ分析、潜在クラス分析の両方で、積極的評価型、消極的評価型の対立的な類型が析出されている。さらに、この二つの類型への所属に対する性別、年齢、きっかけ、メディアや権威への追従傾向といった変数の効果に関して検討しても、すべての変数で符号が一致している。すなわち、この二つの類型の特徴はクラスタ分析、潜在クラス分析の両方で安定して共通している。ただし、クラスタ分析では、積極的評価型が約57%、消極的評価型が約43%であるのに対し、潜在クラス分析では前者が約47%、後者が約22%となっている。分析手法に加え、分析に用いた変数がクラスタ分析では因子得点、潜在クラス分析では二分カテゴリー化した項目変数という違いがあるため、このような違いがでることは当然ともいえる。ただし、それとは別に後者では、識別した類型の数が三つとなっており、積極的評価型、消極的評価型に加えて、知名度重視型のカテゴリーが別途識別されている。このカテゴリーは、全体的には積極的評価型よりも評価が低いが、有名画家の絵やメディアで紹介された絵を見られたことへのプラスの評価については、積極的評価型に匹敵している。これらから、クラスタ分析では分離されていなかった類型が潜在クラス分析では分離された可能性も考慮すべきであろう。また、知名度重視型については、年齢および専門家への追従傾向のみが帰属要因として有意となっており、この層の特徴については未だ把握し切れていない。これらの類型すべてについて、どのような絵を見ているのか、どの程度美術館に通っているのか、いつから美術館に行くようになったのかなど、詳細なプロフィールの記述が今後必要となろう。また、消極的評価型の人々が予想以上に多く存在しているが、この人々はなぜ美術館に行くのかといった理由の検討も必要となっている。さらに、クラスタ分析と潜在クラス分析の分析結果の近接性を生むような数理構造があるのかどうか、言い換えれば、前述の共通性の高い結果は、当た

り前のものとして現れている部分があるのかどうかについての検討も、別途の課題となっている。

上記の通り、「感想」をめぐる類型の析出については共通した結果が得られているが、一般的な鑑賞態度をめぐる場合は、クラスタ分析の結果と潜在クラス分析の結果では、対応が取りにくくなっている。潜在クラス分析では、「感想」の場合と同様に3つの潜在クラスが識別されており、その内容も、「感想」に関する分析と対応的なものとなっている。

「態度」についての「能動的鑑賞型」、「受動的鑑賞型」は、それぞれ「感想」についての「積極的評価型」、「消極的評価型」と対応的であり、帰属要因の分析に関しても年齢の効果以外は、すべて符号が共通している。「感想」と「態度」は、因子分析において別の軸を構成するが、ここで得られた類型に関しては、対応的なものとなっている。ただし、「能動的鑑賞型」の比率は約7%、一方、「受動的鑑賞型」は約51%となっており、「感想」の場合に比べると能動的鑑賞態度である人々は全体の少数にすぎず、受動的な鑑賞態度である人々が過半を占めている。受動的な鑑賞態度である人々は、他者に話したいという動機が少なく、また、メディアや専門家への追従傾向も低い。そして、美術館に行くきっかけは「他の人に誘われた」という非自主的なものであり、好みを持って美術館に行こうともしない。こうした人々が過半であることが現実の姿を映しているとするならば、「人は何のために美術館に行くのか」についてあらためて問い直さなければならないだろう。というのは、他の二つの類型、すなわち「能動的鑑賞型」、「学習・コミュニケーション型」の人々は、テレビなどのメディア、専門家への追従傾向が高く、大衆の消費傾向を示していると解釈することもできるからである。この両者では、帰属要因として「きっかけ」などの変数の効果に差があるが、いずれも他者に話す傾向が高い人々がこの類型に帰属しやすくなっており、これらの点で、誇示的であり、相対的欲求に突き動かされている人々として見ることもできる。すなわち、「はじめに」で議論したような大衆的な贅沢消費をしている人々がこの二つの層であり、両者を合計すれば5割弱がそのような消費として美術館に行っている可能性が示唆される。一方、「受動的鑑賞型」の人々が美術館に行く理由としてここで明らかになったものは、「他の人に誘われた」という非自主的なものであり、それ以外の要因がいまのところ見出せない。もしも、この分析が社会の姿の反映となっているならば、年間5500万人に及ぶ美術館入館者の過半とは言えないまでも、かなり多くの人々が、ただの「お付き合い」として美術館に行っていることになる。このような結果は想定外のものであり、「感想」についてのクラスタとの関連性の検討を含め、再度の要因分析を慎重に行わなければならない。

本稿は、美術鑑賞者の類型を見出すという点でパイロットスタディ的な性格を持っているため、今後、多項ロジット潜在クラス分析の利用、自己組織化マップの適用を含む手法的な彫琢と、再度の質問紙調査、フィールドワークの実施などが必要となる。これらについては、別稿で順次公表していきたい。

引用文献

- Dempster, A. P., N. M. Laird and D. B. Rubin, 1977, "Maximum Likelihood from Incomplete Data via the EM Algorithm." *Journal of the Royal Statistical Society, Series B*, 39 (1): 1-38.
- 藤原翔・伊藤理史・谷岡謙, 2012, 「潜在クラス分析を用いた計量社会的アプローチ—地位の非一貫性、格差意識、権威主義的伝統主義を例に」『年報人間科学』33: 43-68.
- 藤原翔, 2017, 「RでLEMを動かす」, SHO FUJIHARA'S PAGE, (2017年12月18日取得, <https://sites.google.com/site/shofujihara/lem>).
- 林直保子・与謝野有紀, 2017, 「絵画鑑賞の社会・心理学的要因に関する計量的検討」『関西大学社会学部紀要』49(1): 63-85.
- IBM Knowledge Center, 2017, "K-Means Cluster Analysis" (2017年11月取得, https://www.ibm.com/support/knowledgecenter/en/SSLVMB_24.0.0/spss/base/idh_quic.html)
- 今田高俊, 1989, 『現代政治学叢書 7 社会階層と政治』東京大学出版会.
- 伊藤大介, 2007, 「テキストマイニング手法を用いて分析した美術館来館者の生活における美術館の存在意義—静岡県立美術館来館者アンケートを事例として」『文化経済学』5(3): 101-10.
- 片岡栄美, 2002, 「階層研究における「文化」の位置—階層再生産と文化的再生産のジェンダー構造」『年報社会論集』関東社会学会, 15: 30-43.
- Keynes, John M., 1931, *Essays in Persuasion*, London: MacMillan.(=1969, 救仁郷繁訳『ケインズ説得評論集』ベリかん社.)
- Lazarsfeld, Paul F., 1950, "The Logical and Mathematical Foundation of Latent Structure Analysis," Samuel A. Stouffer, Louis Guttman, Edward A. Suchman, Paul F. Lazarsfeld, Shirley A. Star and John A. Clausen eds., *Studies in Social Psychology in World War II: Measurement and Prediction*, Princeton: Princeton University Press, 4: 362-412.
- Lazarsfeld, Paul F., 1972, *Qualitative Analysis: Historical and Critical Essays*, Boston: Allyn & Bacon. (=1984, 西田春彦・高坂健次・奥川櫻豊彦訳『質的分析法—社会学論集』岩波書店.)
- 三輪哲, 2009, 「計量社会学ワンステップアップ講座 3 潜在クラスモデル入門」『理論と方法』24(2): 345-356.
- 宮川雅巳, 1987, 「EMアルゴリズムとその周辺」『応用統計学』16(1): 1-21.
- 文部科学省, 2015, 「社会教育調査—平成27年度結果の概要」, 文部科学省ホームページ, (2017年6月1日取得, http://www.mext.go.jp/b_menu/toukei/chousa02/shakai/kekka/k_detail/1378657.htm).
- 村田麻里子, 2014, 『思想としてのミュージアム—ものと空間のメディア論』人文書院.
- 中澤渉, 2010, 「学歴の世代間移動の潜在構造分析」『社会学評論』61(2): 112-29.
- 西田春彦, 1978, 「日本の数理社会学の若干の動向」『社会学評論』28(4): 11-29.
- Nylund, Karen L., Tihomir Asparouhov, and Bengt O. Muthén. 2007. "Deciding on the Number of Classes in Latent Class Analysis and Growth Mixture Modeling: A Monte Carlo Simulation Study."

- Structural Equation Modeling*, 14 (4): 535-69.
- 坂井素思, 1998,「贅沢消費論——ジンメルとヴェブレン消費理論の趣味論的解釈」『放送大学研究年報』16: 71-92.
- 都村間人・岩井紀子・保田時男・宍戸邦章, 2008,「JGSS-2005を用いた通信機器利用の潜在クラスモデル——統計分析セミナーにおける適用例」『JGSSで見た日本人の意識と行動——日本版General Social Surveys研究論文集』7: 233-49.
- 上田尚一, 2003,『講座 情報をよむ統計学 7 クラスター分析』朝倉書店.
- Veblen, Thorstein, 1899, *The Theory of Leisure Class: An Economic Study in the Evolution of Institutions*, New York: B. W. Huebsch.(=1961, 小原敬士訳『有閑階級の理論』岩波書店.)
- 渡辺美智子・山口和範, 2000,『EMアルゴリズムと不完全データの諸問題』多賀出版.
- 渡辺美智子, 2008,「第三部 統計計算の展開と統計科学 第9章 EMアルゴリズム」国友直人・山本拓監修『21世紀の統計科学』東京大学出版会, 3: 222-56.
- 山口一男, 1999,「既婚女性の性別役割意識と社会階層——日本と米国の共通性と異質性について」『社会学評論』50(2): 231-52.
- Yamaguchi, Kazuo. 2000. "Multinomial Logit Latent-Class Regression Models: An Analysis of the Predictors of Gender-Role Attitudes among Japanese Women." *American Journal of Sociology*, 105 (6): 1702-40.
- 柳井晴夫・繁樹算男・前川眞一・市川雅教, 1990,『統計ライブラリー 因子分析——その理論と方法』朝倉書店.
- Yoshimura, Yuji, Stanislav Sobolevsky, Carlo Ratti, Fabien Girardin, Juan Pablo Carrascal, Josep Blat and Roberta Sinatra, 2014, "An Analysis of Visitors' Behavior in the Louvre Museum: A Study Using Bluetooth Data," *Environment and Planning B: Planning and Design*, 41 (6): 1113-31.

【付録】LEMでの潜在クラス分析の反復計算のコマンドプロンプト・バッチ化

EM法の推定値は、大域的な最適性が保証されていない。そのため、初期値を変更しながら、もっとも適合のよい推定値を探索し、できる限り大域的な最適値に近いと想定される結果を求める必要がある。そこで、J. K. Vermunt氏によって開発され、無料公開されているLEMプログラムを用いて、初期値を変更しながら、複数回の計算を行わせるため方法の一つをまとめておく。これまでも、Rを用いてLEM反復計算させる方法が藤原(2017)ですでに公開されているが、ここでは、より簡便に、Windowsコマンドプロンプトのバッチファイルを用いる方法を提示している。コマンドプロンプトのバッチファイルを用いて手続きを簡便化しているため、LEM95が利用できる環境であれば汎用的に利用できるものとなっている²¹⁾。以下では、LEMのダウンロードを含めて、反復計算のバッチファイルの利用について説明する。

21) 下記では、Windows10を用いた場合を提示しているが、Windows7でも同様に稼働することを確認している。

1. LEMのダウンロードとその利用

1-1 LEMは下記のウェブサイトからダウンロードできる。

<http://members.home.nl/jeroenvermunt/lemfiles/lemfiles.zip>

ダウンロードされたzipファイルの中には、Windows版が収納されたlemwin.zip、DOS版が収納されたlemdos.zip、Windows版のLEMからも直接読み込める各種モデルの例が収納されたexample.zipの3つの圧縮ファイルが格納されている²²⁾。

今回はコマンドプロンプトのコマンドをバッチ化することで反復計算するため、DOS版のLEMでのバッチの作成も可能であるが、残念ながらDOS版は64ビットのOSに対応していない。そこで、ここでは、lemwin.zipに収納されているLEM95.exeを利用する²³⁾。

1-2 LEM95の利用

ここでは、LEM95.exeを利用する際の記述方法、注意点をまとめているが、本付録の主目的であるバッチの利用に関しては下記を意識する必要はないため、本付録のバッチをそのまま利用する場合は、「2. バッチプログラムの利用」に進んでいただきたい。

LEM95は、コマンドプロンプトで以下を実行すると推定が行われる²⁴⁾。また、この例では、C:\lem\lemwinにLEM95.exeがある場合として記載している。

```
C:\lem\lemwin> LEM95_example.inp_example.out_c:\lem\data¥
```

上の例では、LEMのコマンドシンタックスファイルであるexample.inpを実行している。example.inpの内容は潜在クラス分析の場合、以下ようになる。

ここでの例は、800ケースのデータexample.datをフォルダー [c:\lem\data] から読み込み、3カテゴリーの潜在変数が1つ、2カテゴリーの顕在変数が4つあるものとして分析している²⁵⁾。

22) ユーザーズマニュアルなども、これらのプログラムとともに含まれている。

23) LEMWIN.exeが一般に利用されているプログラムであり、各種ウィンドウを利用しながら効率よく分析できるようになっている。ここでは、反復計算のためにバッチ化する必要があるため、コマンドプロンプトから実施が可能なLEM95.exeを利用している。

24) Windows10の場合、コマンドプロンプトは以下のようにして立ち上げる。

【Windowsシステムツール】→【コマンドプロンプト】

25) この例は、本研究で利用したものと類比的なものとなっている。各シンタックスの意味については、LEMマニュアルに加え、都村ほか（2008）、三輪（2009）、藤原ほか（2012）が参考になる。

```
lat 1
man 4
dim 3 2 2 2 2
lab X Q1 Q2 Q3 Q4
mod X
    Q1|X
    Q2|X
    Q3|X
    Q4|X
rec 800
dat example.dat
```

最終行のシンタックス

```
dat example.dat
```

は外部データ example.dat を外部から読み込むことを指定している。一般には、このように記載した場合、LEM95.exe が置かれているフォルダーに example.dat を置かなければならないが、ここではこのデータを [c:\lem\data] というフォルダーにしている。このフォルダー名の指定は、LEM95.exe を実行する際に指定することに注意されたい。その他、LEM95を利用する際の注意点を以下にまとめる。

- 1) データなどを格納しているフォルダー名には、スペースが入ってはならない。
- 2) データなどを格納しているフォルダー名には、2バイト文字（漢字、ひらがな等）を利用できない。
- 3) フォルダー名を指定するときには、例えば [c:\lem\lemwin\data] にデータがある場合にも、[c:\lem\lemwin\data¥] のように、最後に¥を付加しなければならない。

LEMのマニュアルでは、LEMWIN.exeの利用が前提とされているようで、LEM95.exeに関する言及は少ない。そのため、上記の2、3については言及がないため、利用にあたっては注意が必要である。

2. バッチファイルを利用した LEM の反復計算

以下のファイルを、LEM95.exe がおかれているフォルダーに Windows のメモ帳などで作成し、必要なパラメータを変更したうえで実行すれば、反復計算が行われる。ここでは、このバッチファイルの名前を仮に iterlem.bat としておく²⁶⁾。

・ iterlem.bat の内容

```
rem "iter" に反復する回数を入力する  
set iter=100
```

```
rem input (lem のコマンドが入ったファイル) を指定。  
rem LEM95.exe と異なるフォルダにある場合にはフォルダーから指定。  
set lcinp=example.inp
```

```
rem inp ファイルで参照しているデータのフォルダーを指定。  
rem 最後にフォルダー名の最後に¥を付加する。  
set datdir=C:¥lem¥data¥
```

```
rem 出力の書き出し先の指定。  
rem LEM95.exe と異なるフォルダに出力する場合にはフォルダー名から指定。  
set iterout=example.out
```

```
::::::::::::::::::::::::::::::::::::
```

```
rem 以下は変更の必要がない。
```

```
set lcout=lctest.out  
set lclog=lctest.log
```

```
::::::::::::::::::::::::::::::::::::
```

26) iterlem の部分は自由に変更可能だが、.bat の識別子は、バッチファイルであることを指定しているためこの部分は変更できない。また、バッチファイルは、ダブルクリックで実行してしまうため、当該のファイルにカーソルを置き、[右クリック] → [編集] でメモ帳で編集できる。また、プログラムの中の rem の行はコメント行である。

```
del % iterout %  
for /L %%i in (1 1 % iter%) do (  
echo:>> % iterout %  
echo %%i 回目の計算 >> % iterout %  
LEM95 % lcinp % % lcout % % datdir % % lclog %  
type % lcout % >> % iterout % )
```

上記のテキストが書き込まれたテキストファイル [iterlec.bat] を作成し、イタリックになった部分を書き替えて実行すればよい。

上記の例では、

LEMの実行の繰り返し回数：100回

実行するシンタックスファイル：example.inp

推定対象となる数値データセットのフォルダー：C:\lem\data

出力ファイル名：example.out

となっている。

この内容を適宜書き換えたのちに、WindowsでLEM95のあるフォルダーに移動し、iterlem.batをダブルクリックすると、自動的にコマンドプロンプト画面に代わり、計算が開始され、計算終了後にすべての結果が出力フォルダーに書き出されたのちコマンドプロンプトウィンドウは自動終了する。

ところで、1-2のexample.inpを上記で実行すると、期待値などが多量に出力され、出力ファイルに必要な情報までが多量に書き込まれてしまう。ある程度の予備分析が終わったあとで、そのモデルが大域的に最適に近いかどうかを判定するために、AICやBICのみを検討したいといった場合には、データ指定の後に以下のオプションを付加するとよい。

```
lat 1  
man 4  
dim 3 2 2 2 2  
lab X Q1 Q2 Q3 Q4  
mod X  
    Q1|X
```

```

Q2|X
Q3|X
Q4|X
rec 800
dat example.dat
nco
nec
nR2
nfr
npa
    
```

それぞれのオプションは以下を指定している²⁷⁾。

nco : (条件付き) 確率の出力を抑制
nec : シンタックスの出力を抑制
nR2 : 決定係数の出力を抑制
nfr : 観測値および期待値の出力を抑制
npa : ログリニアのパラメータなどの出力を抑制

また、出力された結果から、AIC,BICのみを計算ごとに比較したり、その分布を見たりしたいような場合、最も簡便には、出力をExcelにスペース区切りのファイルとして読み込み、A列、B列をキーとしてソートすればよい。すると、次のような並びを得ることができる。

	A	B	C
456	AIC(log-likelihood)	=	3689.0931
457	AIC(log-likelihood)	=	3689.0931
458	AIC(log-likelihood)	=	3689.0931
459	AIC(log-likelihood)	=	3689.0931
460	AIC(log-likelihood)	=	3689.0931
461	AIC(log-likelihood)	=	3690.1188
462	AIC(log-likelihood)	=	3690.1193
463	AIC(log-likelihood)	=	3690.1194
464	AIC(log-likelihood)	=	3690.1195
465	AIC(log-likelihood)	=	3690.1196

27) その他の出力抑制に関するオプションについては、LEMマニュアルの87頁を参照。

その他、Excel VBA などもちいて整形なども比較的容易にできる。ここでは、潜在クラス分析のシンタックスを例にとって解説したが、上記のバッチファイルは、LEM のすべてのモデルに汎用であるから、EM 法を用いた推定における大域的な最適性の検討に広く利用できる。

—2018.1.9受稿—