

# 階層帰属意識の潜在構造分析

— Finite Mixture Model を用いた「静かな変容」の検証 —

谷 岡 謙

## 1. はじめに

### 1.1 階層帰属意識の「静かな変容」

人びとの主観的な所属階層を表す階層帰属意識は、地位アイデンティティとも呼ばれ、階層研究や社会意識研究において重要な役割を果たしてきた（神林 2015 など）。階層帰属意識の特徴として挙げられるのが、安定した分布を持ちながらも時代によってその規定構造が変化している点である。その変化は「静かな変容」（吉川 1999、吉川 2014）と呼ばれ、近年になるほど階層性が上昇傾向にあることが知られている。ここで言う階層性とは、社会意識論型回帰モデル<sup>1)</sup>によって階層帰属意識が説明される割合（決定係数 $R^2$ ）のことを指す。男女別やコーホート別の分析でも同じような規定構造の時代変化が起きていたことから、1975年から1995年にかけて「静かな変容」は社会全体で同じように進行しているとされていた。

しかし近年になり、属性によって「静かな変容」の様相が異なることが指摘されるようになってきている。2015年 SSP 調査データを用いて学歴による階層帰属意識の規定構造の違いを検討した数土（2018a）は、大卒層は階層性が高く、非大卒層は階層性が低いことを発見した。規定要因にも違いがあり、大卒層は階層変数などの社会的地位属性である一方で、非大卒層は人口学的な属性の割合が高かった。この点から、高学歴化により大卒層が増加しその業績主義的な価値観が社会全体に広がったことが、階層性

上昇の原因の1つだったと数土は解釈している。追加の検証として、1995年SSM調査データを学歴別に分析した谷岡(2018a)は、1995年時点では学歴による規定構造の違いはまだ小さいことを発見している。つまり、1995年から2015年にかけて、学歴の構成比率の変化と学歴ごとの階層性の変化が同時に起きていたことになる。高学歴化で大卒層が増加すると同時に、その大卒層の階層性が高まっていたのである。

階層帰属意識を分析するにあたって、属性変数を用いてサブグループに分解することで詳細な規定構造を検証する試みは、以前から行われている。例えば赤川(2000)においては、既婚者の階層帰属意識の規定構造が性別によって異なることが発見されている。性別に加えて、年齢を層分けの変数に用いた金澤(2021)や谷岡(2018b)では、サブグループごとに共通する収入といった要因がある一方で、学歴のように年齢層によって効果が異なる要因も存在していることが明らかになっており、その規定構造の複雑さが表れていると言える。

階層帰属意識の変化をサブグループごとの変化に分解する試みは、谷岡(2018c)でも行われている。この研究では、属性変数をそのまま層分けに使用するのではなく、階層帰属意識を混合分布として捉えることで、階層変数と階層帰属意識を用いた潜在クラス分析を行っている。この潜在クラス分析の結果、2つの一貫的な地位をもつクラス(上位一貫・下位一貫)と2つの非一貫的な地位をもつクラス(高学歴非一貫・高収入非一貫)が抽出され、特に上位一貫クラスが高い階層帰属意識を持つ傾向を強めていることが明らかとなった。一方で、高学歴非一貫クラスには階層帰属意識との関連に時代変化が見られなかったが、高学歴化に伴い大幅に比率が増加していた。つまり「静かな変容」は、規定構造の変化という客観・主観関係の変化と、客観構造の構成比率の変化という2つの変化に分解できるということである。

## 1.2 規定構造により注目した分析

これまで見てきたように、属性をもとに階層帰属意識の規定構造を検証することで、単なる客観・主観構造の変化にとどまらない、「静かな変容」の新たな一面が見えてきている。その一方で、「静かな変容」が規定構造に着目した命題であることを考えれば、その規定構造そのものにより注目した分析を行うことで、より詳細な検証が可能になると考えられる。つまり、学歴や潜在地位クラスといった指標を使用せずに、規定構造そのものの違いをもとにサブグループに分解していくということである。

このようなとき使用できるのが、Finite Mixutre Models (FMM) と呼ばれる潜在クラス分析の一種である。Latent Class Regression と呼ばれ、簡単に言ってしまえば潜在クラス分析と回帰分析を組み合わせたものである。顕変数をもとに複数の潜在クラスを抽出する通常の潜在クラス分析に対して、FMM では異なる回帰係数を持つ複数の潜在クラスを抽出する。つまり、異なる回帰式（規定構造）を持つ潜在的なクラスが複数存在することを想定するということである<sup>2)</sup>。

$$f(\mathbf{y}_i | \mathbf{z}_i^{cov}, \mathbf{z}_i^{pred}) = \sum_{x=1}^K P(x | \mathbf{z}_i^{cov}) f(\mathbf{y}_i | x, \mathbf{z}_i^{pred})$$

FMM の使用例として、正規雇用と非正規雇用の賃金関数の違いを検討した鈴木（2018）が挙げられる。二重労働市場の概念ではしばしば雇用形態による完全な分断が想定されるが、実際の労働市場はそのようになっていないと考え、より柔軟な形で賃金関数（賃金の規定構造）の違いを検討するため、FMM を使用している。その結果、正規雇用が大半を占めるクラスは確かに存在するものの、非正規雇用が多いクラスにも正規雇用が含まれることから、現実の労働市場は二重労働市場概念が想定するような分断状態にはないということが明らかになった。数土（2016）では、性別役割分業意識の分析に FMM を適用し、性別役割分業に肯定的な大卒層や正規雇用女性層という従来の知見とは異なる発見をしている。

このように、FMMを用いることで規定構造により注目した分類ができる一方で、FMMによるサブグループへの分解は、社会学的な解釈が困難になりうる。例えば潜在クラス分析であれば、応答確率をもとにその抽出された潜在クラスに対して、上位一貫的な地位をもつクラス、高学歴非一貫的な地位を持つクラスといった解釈が可能である。よって、潜在的なものとして抽出されながらも、社会的な実態を伴った存在として浮かび上がってくる。しかし、規定構造そのものをもとにサブグループに分解してしまうと、客観・主観関係の違いはよりクリアになるものの、そのままではそのサブグループの実態が掴みづらくなるという難点がある。

そこで本稿では、割当変数（共変量）を用いたFMMを使用する<sup>3)</sup>。基本的には、回帰式に使用する独立変数と従属変数があればFMMは分析可能である。その一方で、通常の潜在クラス分析のように、各クラスへの割当に影響する変数を投入することも可能である。この変数は、割当変数や共変量と呼ばれる。ただし、この割当変数だけでクラスの割当が決まるわけではなく、回帰式の独立変数もクラスの割当に影響を与える。なおこの割当変数には、回帰式の独立変数と同じ変数を使用可能である。ただし、多くの変数を分析に投入してしまうと、推定するパラメータ数が増え自由度が減少し推定が不安定になるため、係数に制約をかける等の処置が必要となる<sup>4)</sup>。この割当変数と独立変数の関係は、交互作用効果を別の形で表現したものと解釈できる（山口2017）。これは例えば、収入に対して性別と役職の交互作用があり、男性で管理職だと収入に正の効果をもつという交互作用効果が存在する場合、FMMにおいては、役職の回帰係数が大きい潜在クラスに男性が多く割り当てられる結果になる、ということである。

規定構造をもとにクラスを抽出するFMMの方法は社会学的な解釈が困難になる可能性もあるが、階層帰属意識はその規定構造の変化を数十年に渡って検証されているという背景がある。これほどまでに、その規定構造を様々な角度から継続的に検証されている変数は、管見の限り社会学では見当たらない。この点から階層帰属意識にFMMを適用することは、

社会的に意味があると考え<sup>5)</sup>。

以上から本研究では、階層帰属意識の「静かな変容」をより詳細に検証するにあたって、FMMを用いて以下の2点を検討する。まず第1に、階層帰属意識にFMMを適用した場合、規定構造の異なる複数のクラスが抽出されるのかどうかという点である。通常、回帰分析やクラス数の異なるモデルを比較することで、FMMが適しているのか、また最適なクラス数はいくつなのかを検討する。そして第2に、その潜在的なクラスに時代的な変化はあるのか、という点である。FMMを適用した際の、クラス数、各クラスの特徴、各クラスの構成比率、階層性（決定係数）、規定構造にはどのような時代変化が見られるのだろうか。

この2点を検討することで、規定構造に注目した命題である「静かな変容」のより詳細な検証を行っていく。具体的には、1985年、1995年、2015年の3時点ごとにFMMによる階層帰属意識の分析を行い、結果を比較していく。

## 2. 方法

使用するデータは、社会階層と社会移動全国調査（SSM調査）の1985年と1995年のデータ、そして第1回階層と社会意識全国調査（2015年SSP調査）の3つである。この3時点は比較可能性が高いとされている（小林2015、谷岡2018a）。具体的には、調査モードが同じであり、5段階階層帰属意識がキャリアオーバー効果等の影響を受けていないことが挙げられる。分析対象は、20歳から59歳の男女である。なお分析には割当変数のあるモデルが推定可能であるLatent Gold 5.1を使用する（Vermunt and Magidso 2016）。

表 1 使用変数の一覧

	従属変数	独立変数	割当変数	備考
階層帰属意識	✓			5段階 (5=上, ..., 1=下の下)
女性ダミー		✓	✓	
壮年ダミー		✓	✓	40～59歳 (vs. 若年20～39歳)
大卒ダミー		✓	✓	短大・高専含む
職業威信		✓		無職に平均値を割当 (吉川1999)
無職ダミー		✓		
世帯収入		✓		実数値に1を加えて対数変換

表 2 記述統計量

	1985年		1995年		2015年	
	Mean	S.D.	Mean	S.D.	Mean	S.D.
階層帰属意識	3.039	0.843	3.090	0.802	3.037	0.840
女性ダミー	0.346	0.476	0.530	0.499	0.523	0.500
壮年ダミー	0.531	0.499	0.635	0.482	0.628	0.484
大卒ダミー	0.222	0.415	0.273	0.446	0.456	0.498
職業威信	51.127	7.923	51.110	7.512	51.310	8.420
無職ダミー	0.138	0.344	0.190	0.394	0.133	0.340
世帯収入	6.162	0.639	6.508	0.690	6.287	0.827
N	2763		3249		2185	

使用変数については、表1にまとめ、表2に記述統計量を示した。従属変数は5段階階層帰属意識である。独立変数は「社会意識論型回帰モデル」(吉川 2014) に準拠している。そして、割当変数に使用するのは、独立変数にも使用している女性ダミー、壮年ダミー、大卒ダミーの3つである。この3つの変数は、先行研究でもサブグループへ分解する際に使用されており、規定構造の違いを検討するにあたって適当であると考えられる。また、これらの変数は変わりにくい属性であるという観点からも、割当変数として適当であると考えられる<sup>9)</sup>。

分析の流れは以下の通りである。潜在クラス分析と同様にまずは最適なクラス数を決定する必要があるが、これはBICやAIC3といった適合度

指標により判断する（Tuma and Decker 2013）<sup>7)</sup>。ただし、BIC と AIC3 で最適モデルが異なる場合は、両者の改善・悪化具合から総合的に判断する。なおモデル比較の際は、割当変数の有無でも比較を行う。というのは、そもそも割当変数が必要ない（割当変数でクラスが分かれていない）可能性が考えられるからである。クラス数が決まったら、その階層性（決定係数）や規定構造から各クラスの特徴を明らかにする。同時に、階層帰属意識や属性の分布からも各クラスの特徴を読み取る。

### 3. 分析結果

#### 3.1 クラス数の決定

先述の通りまずはクラス数を決定する。1985年、1995年、2015年の順に見ていく。表3が1985年の分析結果である。BIC と AIC3 によれば、割当変数のない2クラス解が最適である。

表4が1995年の分析結果である。まずBICを見ると、1クラス解が最小となっている。一方で、AIC3を見ると割当変数のない4クラス解が最小となっている。よって、BIC と AIC3 から総合的に判断する。割当変数なしの2クラス解を見ると、AIC3 が大きく改善されることがわかる。BIC は増加するものの、大きな変化ではない。クラス数を3以上にすると、BIC が急激に悪化するのに対して AIC3 の改善は小さい。以上から割当変数なしの2クラス解を採択することにする。

表5が2015年の結果である。SSM1995と同様にBIC と AIC3 で最適モデルが異なっており、BIC だと2クラス解、AIC3 だと3クラス解となっている。ただし、AIC3 の2クラス解と3クラス解の値の差は小さく、ほとんど改善されていない。それに対して、BIC は2クラス解から3クラス解の悪化が大きい。よって、総合的に割当変数ありの2クラス解を採択することとする<sup>8)</sup>。

表3 モデル適合度 (1985年)

	LL	BIC	AIC3	パラメータ数	df	Class Errors
1クラス	-3287.768	6654.777	6605.536	10	2753	0
2クラス(割当変数なし)	-3244.131	<b>6654.668</b>	<b>6551.263</b>	21	2742	0.227
3クラス(割当変数なし)	-3230.090	6713.750	6556.179	32	2731	0.417
4クラス(割当変数なし)	-3213.159	6767.053	6555.318	43	2720	0.312
2クラス(割当変数あり)	-3240.033	6670.243	6552.065	24	2739	0.223
3クラス(割当変数あり)	-3222.791	6746.698	6559.583	38	2725	0.344
4クラス(割当変数あり)	-3208.325	6828.701	6572.650	52	2711	0.330

表4 モデル適合度 (1995年)

	LL	BIC	AIC3	パラメータ数	df	Class Errors
1クラス	-3569.534	<b>7219.930</b>	7169.069	10	3239	0
2クラス(割当変数なし)	-3529.949	7229.707	7122.899	21	3228	0.388
3クラス(割当変数なし)	-3511.210	7281.174	7118.419	32	3217	0.467
4クラス(割当変数なし)	-3492.928	7333.559	<b>7114.857</b>	43	3206	0.328
2クラス(割当変数あり)	-3522.788	7239.643	7117.577	24	3225	0.330
3クラス(割当変数あり)	-3502.560	7312.391	7119.119	38	3211	0.447
4クラス(割当変数あり)	-3493.692	7407.861	7143.383	52	3197	0.474

表5 モデル適合度 (2015年)

	LL	BIC	AIC3	パラメータ数	df	Class Errors
1クラス	-2387.907	4852.707	4805.813	10	2175	0
2クラス(割当変数なし)	-2304.879	4771.236	4672.759	21	2164	0.324
3クラス(割当変数なし)	-2274.993	4796.046	4645.986	32	2153	0.320
4クラス(割当変数なし)	-2255.641	4841.925	4640.282	43	2142	0.328
2クラス(割当変数あり)	-2284.350	<b>4753.245</b>	4640.700	24	2161	0.267
3クラス(割当変数あり)	-2262.511	4817.219	<b>4639.023</b>	38	2147	0.347
4クラス(割当変数あり)	-2242.033	4883.913	4640.066	52	2133	0.438

### 3.2 各クラスの規定構造

それでは、時代ごとに各クラスの特徴を見ていこう。まず回帰式を確認し、その後各変数の分布を確認する。なお結果の比較のために、1クラス解、つまり通常の回帰分析の結果をまとめたのが表6である。先行研究でも指摘されている通り、近年になるほど決定係数が上昇傾向にあることが



わかる。各変数では、学歴の効果が大きくなる傾向があり、2015年では壮年ダミーも有意となっている<sup>9)</sup>。

表7がFMMの結果をまとめたものである。まず1985年の結果を見ると決定係数はそれぞれ、Class1が0.012、Class2が0.576となっている。つまり、Class1は階層性が非常に低いクラス、Class2は階層性が非常に高いクラスということになる。ただし、Class2の構成比は27.1%とやや少なめであり、階層性の低いClass1が72.9%と大半を占めている。有意な変数は、Class1では存在しない。Class2では、女性ダミー、大卒ダミー、世帯収入が有意となっている。それぞれ女性であれば、大卒であれば、世帯収入が高いほど階層帰属意識が高くなることを表している。なお1985年は、割当変数のないモデルが採択されたため、割当変数である性別、年齢、学歴による所属クラスの違いは小さいということになる。

表6 1 クラス解の結果

	1985年		1995年		2015年	
	Coef.	(S.E.)	Coef.	(S.E.)	Coef.	(S.E.)
女性ダミー	0.220	(0.057) **	0.290	(0.053) **	0.198	(0.060) **
壮年ダミー	-0.039	(0.048)	0.002	(0.051)	0.221	(0.060) **
大卒ダミー	0.113	(0.064)	0.248	(0.060) **	0.509	(0.064) **
職業威信	0.010	(0.003) **	0.022	(0.004) **	0.029	(0.004) **
無職ダミー	-0.046	(0.078)	0.124	(0.068)	0.193	(0.091) *
世帯収入	0.440	(0.042) **	0.635	(0.042) **	0.590	(0.045) **
R <sup>2</sup>	0.068		0.136		0.216	
N	2763		3249		2185	
Log-likelihood	-3287.7681		-3569.5344		-2387.9067	

Note: \*\* p < 0.01, \* p < 0.05

表7 FMMの結果

	1985年		1995年		2015年	
	Class1	Class2	Class1	Class2	Class1	Class2
回帰 女性ダミー	0.096 (0.107)	0.804 * (0.338)	0.078 (0.167)	0.608 ** (0.187)	0.128 (0.112)	0.583 ** (0.209)
壮年ダミー	0.069 (0.090)	-0.678 (0.350)	-0.017 (0.146)	-0.037 (0.173)	0.258 * (0.111)	0.031 (0.245)
大卒ダミー	-0.177 (0.134)	1.095 * (0.437)	0.387 * (0.158)	0.096 (0.176)	0.562 ** (0.138)	0.428 (0.226)
職業威信	0.013 (0.007)	0.004 (0.018)	0.015 (0.009)	0.030 ** (0.010)	0.027 ** (0.007)	0.030 ** (0.012)
無職ダミー	-0.173 (0.142)	0.357 (0.415)	0.399 (0.234)	-0.170 (0.232)	0.100 (0.179)	0.320 (0.311)
世帯収入	0.112 (0.078)	2.830 ** (0.870)	0.192 ** (0.064)	1.637 ** (0.295)	0.132 * (0.060)	3.216 ** (0.488)
割当 女性ダミー					-0.052 (0.119)	0.052 (0.119)
壮年ダミー					-0.590 ** (0.137)	0.590 ** (0.137)
大卒ダミー					-0.636 ** (0.132)	0.636 ** (0.132)
R <sup>2</sup>	0.012	0.576	0.057	0.332	0.090	0.610
構成比	72.9%	27.1%	46.4%	53.7%	53.6%	46.4%
N	2763		3249		2185	
Log-likelihood	-3244.131		-3244.131		-2284.350	

Note: \*\* p < 0.01, \* p < 0.05

次に1995年の結果を見てみよう。1985年と同じく割当変数なしの2クラス解が採択されている。まず決定係数を見ると、Class1が0.057、Class2が0.332となっており、1985年と同様に階層性の低いクラスと階層性の高いクラスが抽出されている。ただし構成比率には変化があり、Class1が46.4%と減少し、Class2が53.7%と増加している。階層性の低いクラスが優勢であった1985年とは異なり、階層性の高いクラスが増加しほぼ同じ比率となっている。ただし、階層性の高いClass2の決定係数は、1985年の0.576から低下し0.332となっている。それでも、全体の決定係数(表6)が0.136であることを考えれば、高い水準にあると言って

よいだろう。Class1 の回帰係数に目を向けると、大卒ダミーと世帯収入が有意だが、係数の値は小さい。一方で Class2 を見ると、女性ダミーと職業威信と世帯収入が有意である。世帯収入の係数が大きいことから、主に経済的な豊かさで階層帰属意識を判断していることがわかる。1995 年も割当変数なしのモデルが採択されたため、性別、年齢、学歴によるクラスの違いが小さいということである。

最後に 2015 年の結果である。割当変数ありの 2 クラス解で、決定係数を見ると、Class1 が 0.090、Class2 が 0.610 であることから、やはりこれまでと同じように階層性の低いクラスと階層性の高いクラスが抽出されていることがわかる。構成比は、Class1 が 53.6%、Class2 が 46.4% になっており、1995 年からやや増減があるものの、ほぼ同じ構成比率という傾向は続いている。大きな変化としては階層性の高い Class2 の決定係数が 0.610 となっており、1985 年と同水準で非常に高くなっている。Class1 で有意な変数は、壮年ダミー、大卒ダミー、職業威信、世帯収入となっている。これまで有意な変数が少なかった Class1 だが、2015 年では係数の値は小さいものの有意な変数が多い。Class2 で有意なものは、女性ダミー、職業威信、世帯収入となっており、世帯収入の係数が突出して大きい。そして、通常回帰では有意な学歴が有意でない<sup>10)</sup>。

そして、2015 年は割当変数ありのモデルが採択されたため、割当変数が含まれている。有意な変数は、壮年ダミーと大卒ダミーである。それぞれの係数は、正だとそのクラスに所属しやすく、負だとそのクラスに所属しにくいことを表している。よって、壮年や大卒であれば、Class1 になりやすく、Class2 になりやすいことがわかる<sup>11)</sup>。

### 3.3 各クラスの分布

図 1 が、時点ごとにクラスごとの分布をまとめたものである。1985 年を見ると、階層性の低い Class1 は全体とそれほど変わらない分布をしているが、階層性の高い Class2 は中の下が少なく、下の上と下の下が多い。

歪な分布となっているため、結果の解釈には注意が必要かもしれない。1995年を見ると、1985年と異なり、各クラスとも全体とほぼ差はない。強いて言えば、Class1で下の上が少なく、Class2で下の上が多い。2015年を見ると、全体と比較して、Class1では中の上が少なく、中の下が多い。Class2では中の上が多く、中の下が少ない。やや分布の形が異なるものの、1985年と比較するとそれほど歪ではないと言える。なお中の上が最頻値となる分布は、潜在クラス分析を実施した谷岡（2018c）において抽出された上位一貫的な地位を持つクラスと共通している。

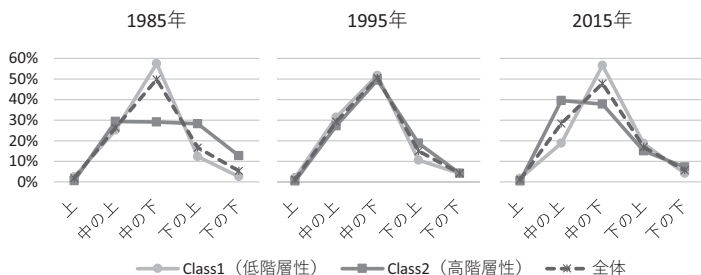


図 1 階層帰属意識の分布

表 8 属性の分布と応答確率 (2015年)

	(全体)	Class1 (低階層性)	Class2 (高階層性)
構成比		53.6%	46.4%
応答確率			
性別	男性 (47.7%)	0.482	0.472
	女性 (52.3%)	0.518	0.529
年齢	壮年 (62.8%)	0.522	0.749
	若年 (37.3%)	0.478	0.251
学歴	大卒 (45.6%)	0.330	0.601
	非大卒 (54.4%)	0.670	0.399

それでは、割当変数ありのモデルが採択された2015年の応答確率を確認しておこう（表8）。まず有意でなかった性別を見ると、全体の比率とほぼ同じとなっており、性別によるクラスの差はないことがあらためて確認できる。そして年齢を見ると、Class1だと壮年の割合が小さく、若年の割合が大きい。Class2だとその逆である。割当変数の係数で確認できた傾向が具体的に確認できる。Class2は約75%が壮年層となっており、壮年層が非常に多いことがわかる。最後に学歴を見ると、Class1だと大卒が少なく非大卒が多い。Class2だと大卒が多く、非大卒が少ない。属性をもとに考えるならば、Class2は壮年層や大卒層の地位判断基準がより強く反映されていると考えることができる。一方でClass1は年齢層に大きな偏りはないものの、非大卒層の判断基準がやや強く反映されている。

なお先述の通り、1985年と1995年では割当変数のあるモデルが採用されなかったため、割当変数によるクラスの違いが小さいということになる。確認のため、割当変数のあるモデルを確認したところ、1995年については高階層性クラスで大卒と壮年がやや多く、2015年と近い傾向があった。つまり、1995年は所属クラスの属性による偏りが生まれる過渡期にあったと言えるだろう。属性による偏りは急に生まれたものではなく、1985年から2015年にかけて、少しずつ偏りが大きくなったのだと考えることができる<sup>12)</sup>。

## 4. 考察

### 4.1 結果のまとめ

表9 結果のまとめ

時点	階層性R <sup>2</sup> (全体)	高階層性クラス		低階層性クラス		割当変数 (属性差)
		R <sup>2</sup>	構成比	R <sup>2</sup>	構成比	
1985	0.066	0.576	27.0%	0.012	73.0%	—
1995	0.136	0.332	53.7%	0.057	46.3%	—
2015	0.216	0.610	46.4%	0.090	53.6%	✓

本稿では階層帰属意識の「静かな変容」について、Finite Mixture Model (FMM) を使用することで、規定構造に注目した詳細な検証を行った。分析結果をまとめたのが表9である。各時点で2クラス解が採択されたが、割当変数の有無には違いがあり、1985年と1995年は割当変数なし、2015年は割当変数ありのモデルが採択されている。そして2クラス解はどの時点においても、高階層性のクラスと低階層性のクラスという特徴があった。ただし、その階層性の強さや構成比率には違いがある。高階層性クラスの決定係数は、 $0.576 \rightarrow 0.332 \rightarrow 0.610$ と変化している。全体の階層性が $0.066 \rightarrow 0.136 \rightarrow 0.216$ と変化していることを思えば、1995年で高階層性クラスの階層性が低下するのには違和感があるが、全体の階層性が0.136、低階層性クラスが0.057ということを鑑みれば、0.332という値はやはり十分高階層性であると言えるだろう<sup>13)</sup>。そしてこの高階層性のクラスは、2015年にはその規模をほぼ維持したまま、1985年と同水準、あるいはそれ以上の高階層性を有するに至っている。さらに、割当変数の年齢と学歴が有意であることから、高階層性のクラスには壮年層や大卒層が多いという偏りも生まれていた。なお低階層性のクラスの決定係数も上昇傾向にある( $0.012 \rightarrow 0.057 \rightarrow 0.090$ )。そして2015年においては、年齢、学歴、職業、収入と有意な変数が多い。よって低階層性クラスでは、総合的に緩やかに階層帰属意識を判断するようになっていると考えられる。

#### 4.2 「静かな変容」の2つの段階

今回のFMMによる分析結果から、「静かな変容」に関して以下のような発見がされたとと言える。それは「静かな変容」は異なる段階を踏んで進行しているということである。1985年から1995年にかけては、高階層性クラスの構成比率が増加するというかたちで全体の階層性が高まったように見えていた。そして1995年から2015年にかけてはその高階層性クラスの階層性がさらに高まるというかたちで全体の階層性が高まったように見えていた。「静かな変容」は、当初は社会全体で均等に進んでいるとされ、

近年では属性による規定構造の違いが指摘されるようになっていた。今回の分析で新たに、時代によってその変容の様相が異なっていたことが明らかになったと言える。

今回は割当変数の有無でもモデルを検討したが、その割当変数が有意になるのは2015年だけであった。つまり、層別分析で使用する属性によって高階層性／低階層性が分かれるようになったのは、近年になってはじめて表れた特徴だということができる。そのため、単純に属性ごとに分析した際にも、違いがわかりやすくなったのだと考えることができる。

狭間（2018）の言葉を借りれば、階層帰属意識の規定構造を検証する作業は「地位アイデンティティを何によって支えているか」を検証する作業になる。今回の分析結果によると、高階層性のクラスにおいては、地位アイデンティティを客観的な階層変数で支えているのに対し、低階層性においてはその傾向が弱いということになる。

流動的で不安定な時代になるにつれて、学歴が高く地位達成も区切りがついた壮年層が多い高階層性クラスにおいては、その地位の安定性ゆえに地位変数を階層帰属意識の判断基準にし、階層帰属意識を支えていることになる。一方で、不安定な非大卒層や若年層を多く含む低階層性クラスにおいては、不安定なそれらの変数に依拠せずに階層帰属意識を判断していることになる。よって、狭間（2018）の指摘する現在志向のような価値観が、低階層性のクラスでは効果を持つ可能性がある。あるいは、この価値観自体がクラス割当に影響している可能性も考えられる。

なお今回の分析結果からは、従来の知見とは異なる学歴の働きが示唆されている。従来であれば、学歴が高いほど階層帰属意識が高まるという直接的な効果が中心だった。しかし今回の分析から見えてきたのは、学歴は直接的に階層帰属意識を高めるだけでなく、クラス割当への影響力も強いということである。つまり、学歴は判断基準そのものに影響を与えていることになる。パネルデータを用いて階層帰属意識の変化パターンを検証した谷岡（2016）では、大卒層ほど安定的な階層帰属意識をもつことが明ら

かになっており、階層帰属意識と学歴の関係は単純な直接効果にとどまらないことが示唆される。

#### 4.3 今後の課題

本研究の課題を3つ述べる。第1に、低階層性クラスの規定構造の検討が不十分であると言えるだろう。今回は社会意識論型モデルに則ったが、低階層性のクラスが別途抽出されたことで、従来の知見とは異なる変数が有効になる可能性がある。また、判断基準が異なる、というよりは階層帰属意識の捉え方そのものが異なるといった可能性もある。これは高階層性のクラスが階層帰属意識を地位に近いものとして捉えているのに対して、低階層性のクラスではより主観的な感覚的なものとして捉えている、といったことである。ただし、生活満足度を独立変数に加えたモデルを検討したところ、その効果の大きさにクラスによる違いは見られなかった。なお金澤（2015）によれば、調査協力度が低い回答者には中間回答傾向がある。その傾向があると階層性も低くなるので、このような人びとが低階層性のクラスに多くいる可能性がある。

第2に、各クラスの特徴をより詳細に検討するにあたっては、応答確率に基づきサンプルを各クラスに割り当てて各クラスの特徴を見る作業が必要となる。この作業を行えば、割当変数以外の属性の違いを検討することが可能である。さらに、クラスごとに社会意識にも共通した傾向が見られる可能性もある。

第3に、他の割当変数の変数を検討することである。今回は先行研究をもとに変わりにくい属性を用いたが、近年注目を集める非正規雇用や婚姻状態が候補として挙げられる。また、基底的社会意識を割当変数に加えるモデルも考えられる。階層帰属意識も基底的社会意識の1つであるので、因果の問題はあるものの、先行研究で指摘されている業績主義や現在志向といった価値観の影響も考慮する必要があるだろう。



## 【注】

- 1) 吉川（2014）が提唱する社会意識の分析に適したモデルであり、性別・年齢・学歴・職業・収入を独立変数とした重回帰分析のことを指す。
- 2) 詳細な Finite Mixture Models の説明については、Greene(2020) や Vermunt and Magidso(2016) を参照のこと。
- 3) しばしば潜在クラス分析においても行われるように、事後的に割り当てたサンプルの特徴から、各クラスの特徴を解釈するという方法も考えられる。
- 4) 例えば山口（2017）では、一部の変数の係数を潜在クラス間で同一としている。
- 5) 社会学において FMM を使用した研究例が少ないのは、規定構造が異なるクラスを抽出する、という考え方が、社会的な目的にそぐわないためであると考えられる。クラスの実態の解釈が難しいということもあるし、そもそも検討したいことをもっとシンプルに検証することができることが多い。例えば性別によってある属性の効果が異なるという仮説を検証する場合、FMM を適用せずとも、性別とその属性の交互作用項を検討すればよい。仮に FMM の適用がそのデータを統計的によく説明できている（フィッティングがよい）としても、それが社会的な含意を生むとは限らない。なお、データ構造的に FMM を適用することが好ましくないことケースもあるため、基礎的な分析で確認しておく必要がある（太郎丸 2017）。
- 6) この性別・年齢・学歴の 3 変数は、「分断社会日本」（吉川 2018）の「3つの分断線」の変数と重なっている。
- 7) Tuma and Decker(2013) によると、BIC を使用している研究が多いものの、シミュレーションの結果では AIC3 のほうが優れている。なお AIC3 は、AIC のパラメータ数の係数が 3 になったもので、混合分布モデル（Mixture Models）でしばしば使用される（Andrews and Currim 2003）。
- 8) 先行研究で行われている性別・年齢・学歴による層別分析の適合度を検討したところ、1 クラス解や FMM を使用したモデルよりも大幅に悪化していた。層別分析においても共通する傾向を持つ独立変数が多いので、階層帰属意識の層別分析は統計的に節約的なモデルではないことが示唆される。

- 9) 女性ダミーが正の効果をもつので、男性よりも女性の階層帰属意識が高い傾向にあるということだが、この点は階層帰属意識の性質として知られている（神林 2008）。
- 10) これは教育年数ではなく大卒ダミーという大まかな指標を使用していることも原因の一端である。なお、教育年数を使用すれば有意な結果にはなるものの、その係数は非常に小さい。
- 11) エフェクトコーディングを用いているため平均的な回答者と比較した際の係数として解釈する必要があるが、今回は正の効果があればそのクラスに所属しやすく、負の効果があればそのクラスに所属しにくい、と単純に解釈すればよい。エフェクトコーディングの詳細については、Harby（1993）を参照のこと。
- 12) 数土（2018b）のシミュレーションによれば、高学歴層の比率が高まるほど世帯収入の効果が高まることが示唆されており、今回の結果と一致すると言える。
- 13) これには構成比率の変化が影響していると考えられる。1985年時点で27%にすぎなかった高階層性クラスは、1995年で53.7%まで大幅に増加している。高階層性クラス内においても、どれくらい階層的地位を判断基準にするかはグラデーションがあり、新たに高階層性クラスに入った層が階層変数を判断基準にする傾向が弱かったためだと考えられる。

### 【付記・謝辞】

本研究は、JSPS 科研費 19K23258 の助成を受けたものです。

本研究は JSPS 科研費特別推進研究事業（課題番号 JP25000001）に伴う成果の一つであり、SSM データ使用にあたっては 2015 年 SSM 調査データ管理委員会の許可を得た。

本研究は JSPS 科研費 16H02045 の助成を受けて、SSP プロジェクト (<http://ssp.hus.osaka-u.ac.jp/>) の一環として行われたものである。SSP2015 データの使用にあたっては SSP プロジェクトの許可を得た。

以上、記して感謝申し上げます。

## 【文献】

- Andrews, Rick L. and Imran S. Currim, 2003, "A Comparison of Segment Retention Criteria for Finite Mixture Logit Models," *Journal of Marketing Research*, 40(2): 235-243.
- 赤川学, 2000, 「女性の階層的地位はどのように決まるか？」盛山和夫編『ジェンダー・市場・家族——日本の階層システム 4』東京大学出版会, 47-63.
- Greene, William H., 2020, *Econometric Analysis Global Edition*, Harlow: Pearson Education Limited.
- Harby, Melissa A., 1993, *Regression with Dummy Variables*, Newbury Park: Sage Publications.
- 狭間諒太郎, 2018, 「若者の地位アイデンティティ——現在志向と宗教性の効果に注目して」数土直紀編『格差社会のなかの自己イメージ』勁草書房, 46-64.
- 金澤祐介, 2015, 「『中』と答える人たち——『中』意識の構造」数土直紀編『社会意識からみた日本——階層意識の新次元』有斐閣, 52-77.
- 金澤祐介, 2021, 「格差覚醒時代の階層帰属意識」渡辺勉・吉川徹・佐藤嘉倫編『少子高齢社会の階層構造 2——人生中期の階層構造』東京大学出版会, 145-166.
- 神林博史, 2008, 「階層帰属意識とジェンダー——分布の差に関する判断基準説と判断水準説の検討」轟亮編『階層意識の現在 2005 年 SSM 調査シリーズ 8』2005 年 SSM 調査研究会, 67-85.
- 神林博史, 2015, 「階層帰属意識からみた戦後日本——総中流社会から格差社会へ」数土直紀編『社会意識からみた日本——階層意識の新次元』有斐閣, 16-49.
- 吉川徹, 1999, 「『中』意識の静かな変容」『社会学評論』50(2): 76-90.
- 吉川徹, 2014, 『現代日本の「社会の心」』有斐閣.
- 吉川徹, 2018, 『日本の分断——切り離される非大卒若者(レッグス)たち』光文社.
- 小林大祐, 2015, 「階層帰属意識における調査員効果について——個別面接法と郵送法の比較から」『社会学評論』66(1): 19-38.
- 数土直紀, 2016, 「複合する社会メカニズムの解明——性別役割意識の変化を例に」『理論と方法』31(1), 2-19.

- 数土直紀, 2018a, 「何が変わり、何が変わらないのか」数土直紀編『格差社会のなかの自己イメージ』勁草書房, 183-191.
- 数土直紀, 2018b, 「格差社会のなかの自己イメージ」数土直紀編『格差社会のなかの自己イメージ』勁草書房, 156-181.
- 鈴木恭子, 2018, 「労働市場の潜在構造と雇用形態が賃金に与える影響——Finite Mixture Model を用いた潜在クラス分析」『日本労働研究雑誌』698: 73-89.
- 谷岡謙, 2016, 「主観的階層移動の類型化とその規定要因」『パネルデータを活用した就労・家族・意識の関連性についての研究』東京大学社会科学研究所附属社会調査・データアーカイブ研究センター, 158-170.
- 谷岡謙, 2018a, 『現代日本における主観的地位の実態と変容』大阪大学大学院人間科学研究科 2018 年度博士論文.
- 谷岡謙, 2018b, 「2015 年における階層帰属意識——時代変化と高齢層の特徴」小林大祐編『2015 年 SSM 調査報告書 9 意識 II』2015 年 SSM 調査研究会, 185-204.
- 谷岡謙, 2018c, 「時代・世代でみえる地位アイデンティティの移り変わり——多母集団潜在クラス分析による検討」数土直紀編『格差社会のなかの自己イメージ』勁草書房, 140-155.
- 太郎丸博, 2015, 「Finite Mixture Models の誤用に注意」, (2022 年 12 月 1 日取得, <http://tarohmaru.web.fc2.com/documents/FiniteMixture.html>)
- Tuma, M. and R. Decker, 2013, “Finite Mixture Models in Market Segmentation: A Review and Suggestions for Best Practices,” *Electronic Journal of Business Research Methods*, 11(1): 2-15.
- Vermunt, Jeroen K. and Jay Magidson, 2016, Technical Guide for Latent GOLD 5.1, Statistical Innovations Inc.
- 山口一男, 2017, 「賃金構造の潜在的多様性と男女賃金格差——労働市場の二重構造分析再訪」『RIETI Discussion Paper Series』17-J-057.