

# ライフ・ヒストリー系列データへのラグ系列分析の適用

保田時男

(大阪商業大学)

## 1. 系列分析の方法論的な議論の必要性

LHC (Life History Calendar) 調査の中心であるカレンダー部分 (A 票) は、膨大な量の系列データ (sequential data) <sup>(1)</sup> の集積である。ここで〈系列データ〉と呼んでいるのは、連続した時間の中である同一のイベントや状態についての測定結果を刻々と記録したデータのことである。LHC 調査では、居住歴、教育歴、職歴、家族イベント歴について、毎年の状況が連続的に記録されている。

このような系列データが量的な社会調査によって収集されることは、比較的珍しい。量的な社会調査においては、単純な事柄について大量の人々から情報を収集することが基本となるので、系列データの収集は一般には複雑すぎるのである。そのような中で、職歴の系列データを継続的に収集してきた希少な調査として、SSM 調査 (社会階層と社会移動調査) が存在する。SSM 調査においては、対象者が学卒後に就いた最初の職業から主職の移り変わりを隙間なく測定し、系列データとして記録している。SSM 調査の職歴データは系列データであるがゆえに、他の調査では得られない貴重な情報を含んでいるのである。

しかしながら、SSM 調査の系列データを活用した研究報告は、思いのほか少ない。もちろん、職歴データを利用した分析は膨大になされているが、その大部分は、現職や初職の情報だけを利用した分析である。しばしば、「40 歳時職」のように、特定の年齢時における職業を抜き出して分析に利用することもある。しかし、これらの分析はいずれも職歴を系列データとして十分に活用しているとは言いがたい。つまり、ある職業の次にどのような職業が続いているかという職業の移行の系列情報がまったく活かされていない。

SSM 調査において職歴の系列データとしての特性があまり活かされていない理由の 1 つは、社会学者が系列データの分析にあまり慣れていないことがあると考えられる。すでに述べたとおり、一般的に社会調査において系列データが収集されることは稀であるため、その分析方法についての議論も蓄積が少ない。

このような状況において、今回実施された LHC 調査は、系列データの扱いについて方法論的な議論を深めるよい機会となるであろう。本稿では、社会学の外の学問分野から系列データの基本的な分析技法を導入することで、系列データの分析方法についての議論を起す契機を作りたい。具体的には、行動観察の分野で用いられているラグ系列分析 (lag-sequential analysis) を LHC 調査データに適用した分析例を示し、職歴あるいはより広くライフ・ヒストリーの系列データにラグ系列分析を用いることの方法論的な有効性と問題点を明らかにすることが、本稿の目的である。

## 2. 行動観察における系列分析

### 2.1 系列データのコーディング形式

ラグ系列分析は、行動観察の系列データを分析する際に伝統的に用いられているオーソドックスな分析方法である。Bakeman & Gottman (1997) によると、ラグ系列分析は 1970 年代に G. P. Sackett によって開発され、特に社会心理学などの分野で 2 人の人物の相互行為を分析する場合に有効に活用されてきたようである。

行動観察の記録を計量的に分析するためには、質的な行動観察データを量的なデータに変換する必要がある。作り出される量的データは、必然的に行動のコードの連続からなる系列データとなる。そのため行動観察の記録を扱う分析者にとっては、系列データの分析は非常に重要な方法となっており、行動観察の分野においては、系列データの方法論的な議論について蓄積が多い。ラグ系列分析は、そのような分野において伝統的に用いられている方法であるから、ライフ・ヒストリーの系列データに適用することでも、一定の有益な成果が得られることが期待できる。

ラグ系列分析の具体的な方法について説明する前に、系列データのコーディング形式について注釈を加えておく必要がある。一口に系列データと言っても、そのコーディング形式には様々なものがありえる。Bakeman & Quera (1995) が提案している SDIS (Sequential Data Interchange Standard) という基準枠組みにおいては、系列データのコーディング形式は 4 つの水準で整理されている。この基準は最近の文献 (Sayers & McGrath, 2004 など) でも標準的な基準として引用されており、有効な整理枠組みと考えられる。

SDIS の第 1 のコーディング形式は、イベント系列 (event sequences) と呼ばれる水準であり、イベントの起こった順序のみをデータ化する。例えば、職歴データの場合、次のようにコーディングされたデータが、イベント系列データである。

N R N T R N ……

(N=無職、R=常時雇用、T=臨時雇用)

イベント系列データにおいては、そのイベントがいつ始まり、どのくらい続いたのかという時間的な情報が一切ない。もっとも単純な形式の系列データの形式である。

第 2 のコーディング形式は、状態系列 (state sequences) と呼ばれる。この形式は、ある状態がいつからいつまで続いたのかという情報をデータ化する。職歴データの場合、次のようにコーディングされたデータが、状態系列データである。

N, 20 歳～ R, 22 歳～ N, 28 歳～ T, 30 歳～ R, 40 歳～ N, 60 歳～ ……

この場合、20 歳から無職だったが、22 歳から常時雇用になり、28 歳から再び無職に……といった意味である。時間的な情報が含まれている点で、イベント系列のデータよりも詳しい形式である。対象は常にいずれか 1 つの状態にあり、複数にまたがることがない点が、

次に示す形式との違いである。

第 3 のコーディング形式は、刻時イベント系列 (timed-event sequences) と呼ばれ、複数のイベントが折り重なって起こりうる場合に用いられる。職歴データでいえば、副職も含めた全ての職歴を記録するような場合が、この状況に当たる。具体的には次のようなデータが、刻時イベント系列データである。

T,20~27 歳 T,28~30 歳 R,35~40 歳 T,40~45 歳 ……  
T,23~35 歳 T,43 ~44 歳 ……

複数のイベントが重なり合う時期がある点が、状態系列データとの相違点であり、重なりがあるために、そのイベントの開始点と終了点を両方ともデータに含める必要がある。

最後のコーディング形式は、インターバル系列 (interval sequences) と呼ばれる。ある一定の時間間隔ごとに、(変化の有無にかかわらず) その時の状態をコード化したデータを指す。職歴データの場合、例えば毎年の 4 月の時点での状態をコード化した以下のようデータが、インターバル系列データである。

NNRRRRRRNNTTTTTTTTTTRRRRRR ……  
|----|----|----|----|----|--  
20 25 30 35 40 45  
歳 歳 歳 歳 歳 歳

この場合、20~21 歳は無職であったが、22~27 歳は常時雇用で働き、……といった状態を表している。インターバル系列データは便宜的に扱いやすいことが多いので、もっとも一般的な系列データの形式となっている。

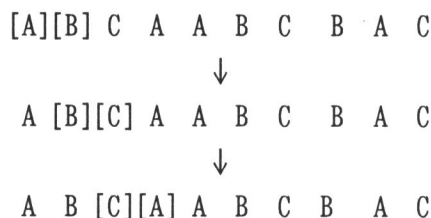
この整理に従うと、SSM 調査の職歴データは状態系列でコーディングされたデータとみなせ、LHC 調査のライフ・ヒストリー・データは、インターバル系列でコーディングされたデータである。本稿では、インターバル系列データである LHC 調査データに対して、ラグ系列分析を適用する分析事例を示すが、状態系列データはインターバル系列データに変換可能なので、SSM 調査の職歴データにも同様の方法が適用できる。また、本稿ではそのような例を示さないが、継続年数を気にせずに職業の移行順序のみを分析対象とするような場合も、職歴データをイベント系列データに変換した上でラグ系列分析を適用することが可能である。

## 2.2 ラグ系列分析の概要

以下に、ラグ系列分析の概要を簡単に説明する。ラグ系列分析によって明らかにされるのは、系列データにおける非常に基本的な問題である。それは、「あるイベント A が起こった後には、続いてイベント B が起こりやすいかどうか」という問題である。より定式的に記せば、「イベント A という条件によって、続いてイベント B が起こる条件付確率が変化するかどうか」という問題であり、具体的には、例えば「臨時雇用の翌年の方が、常時雇用の翌年よりも、無職になりやすいかどうか」といったことを調べる分析である。こ

の問題関心は単純なものであるが、系列データにおける移行パターンそのものを関心の対象としており、通常の調査データでは解決不能な、系列データに固有な問題関心を表している。

ラグ系列分析の具体的な手続きもまた、基本的には単純である。下図のように、条件付けの規準となる時点のコード (lag-0 と呼ばれる) と、その条件のターゲットとなる時点のコード (lag-1 と呼ばれる) を捉えるために、2 つの窓で系列データの中から情報を抜き出すと想定する。この2つの窓により1回の移行が捉えられ、窓を1つずつ先の時点に動かしていくことによって、全ての移行を捉えることができる。



捉えられた移行の情報は、lag-0 を表側、lag-1 を表頭とする下のようなクロス表に集計される。表内の値は、上図の 10 時点の系列データについて、9 つの移行を集計したものである。

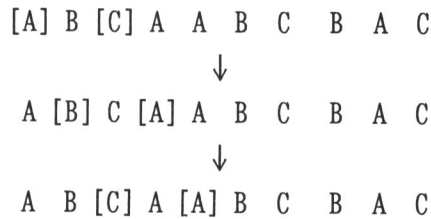
		lag-1		
		A	B	C
lag-0	A	1	2	1
	B	1	0	2
	C	1	1	0

全ての観察ケースの系列について、このように移行の情報を集計し、全ケースの情報を積み上げることで、1つのクロス表を作成する。その表から系列データの移行パターンを読み取ることができる。複数のケースの情報を1つの表に累積することの是非については、否定的な見解もあるが、本稿では全ケースの情報を積み上げる方法を採用することにする。この点については、4.1 節で改めて論じる。

「イベント A が起こった後には、続いてイベント B が起こりやすいかどうか」という点に焦点を絞って集計結果を読み取るためには、ユールの Q など関連性を表わす統計量を参照するのがもっとも簡単である。先ほどの表を次のような 2×2 のクロス表に整理し、ユールの Q を算出すれば、「A→B」という移行の繋がりが強いほど、その値は大きくなる。関連性を表わすための統計量はユールの Q 以外にも  $\phi$  係数など多く存在するが、Sayers & McGrath (2004) は、ラグ系列分析においてはユールの Q を用いるのがもっとも無難であるという見解を示している。

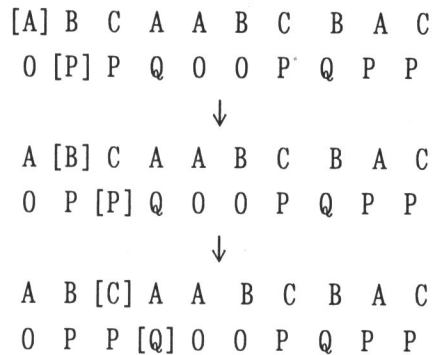
		lag-1		
		B	$\bar{B}$	
lag-0	A	2	2	
	$\bar{A}$	2	3	Q=0.20

なお、移行を捉えるための窓は必ずしも隣り合っている必要はない。例えば、基準となるコードが2つ離れたコード (lag-2 と呼ばれる) の分布に影響を与えているのかどうかを知りたいければ、下図のように窓を設け、同様の方法で分析を行えばよい。



また、3つ以上の窓を設け、より複雑なパターンについても調べることができる。例えば、「lag-0 の値によって lag-1 から lag-2 への移行の仕方が異なる」といった仮説について検証したければ、3つの連続した窓を設け、3重クロス表において3変数の相互作用の有無を調べればよい。本稿では行わないが、このようなクロス表に対して、ログリニア・モデルを適用することの有効性が以前から指摘されている (Bakeman & Gottman, 1997)。

さらに、これらの窓は全てを同じイベントの系列データ上に設ける必要はない。例えば、下図のように異なるイベントの系列データにまたがってその関連性を調べることができる。



ラグ系列分析は、基本的な方法が単純であり、かつ系列データの移行パターンを率直に分析するものなので、応用の範囲が広く多様な分析が可能である。

### 3. 分析例

#### 3.1 分析例1：結婚退職の地域差

ラグ系列分析をライフ・ヒストリー・データに適用した簡単な分析例を、本節と次節で2つ示すことにする。1つ目の分析例は、結婚退職の地域差についての分析である。LHC調査は仙台・大阪・島根の3地域の大学生を調査員とし、その家族や知人を対象として行われたものである。それぞれの地域の学生が調査した対象は必ずしも地元の人々ではないが、ある程度はそれぞれの地域の特性を反映したデータが集まっていると考えられる。そこで、これら3つの地域によって、女性の結婚退職のあり方にどのような地域差が見られるかを調べることにした。

ここでは、LHC調査データの中から女性のデータのみを抜き出し、その学卒から30歳時までの系列データを分析対象にした。また、ある程度、結婚退職の可能性の高い時期をすでに過ぎていく人々のみを分析対象とするために、年齢層を40歳以上に限定した。分析対象となったケース数は、仙台54ケース、大阪65ケース、島根47ケースである。

この分析では、結婚退職を、「結婚した年度に（その年度の一部でも）常時雇用であった女性が、翌年度に無職に移行すること」と定義する。この場合、学卒から30歳時までの間で、下図のように3つの窓を設け、窓を移動させながら集計を行えばよい。1つ目の窓は、lag-0における従業上の地位であり、{常時雇用(R), 常時雇用以外 [臨時雇用(T), 無職(N)]}の区別に注目する<sup>(2)</sup>。2つ目の窓は、lag-1における従業上の地位であり、{無職(N), 無職以外 [常時雇用(R), 臨時雇用(T)]}の区別に注目する。3つ目の窓は、lag-0における結婚歴であり、{結婚あり(M), 結婚なし(0)}の区別に注目する。

従業上の地位—— [R][R] R N N T ……  
 結婚歴———— [0] 0 M 0 0 0 ……

表1は、仙台の54ケースについての集計結果である。合計599の移行が捉えられているので、学卒から30歳時まで1ケース平均11.1回程度の移行を集積したことになる。その大部分は結婚を伴わない年度のものであるが、結婚を伴わない年度の549回の移行中、常時雇用から無職への移行は、わずか18回である。これに対して、結婚を伴う年度については、50回の移行中、常時雇用から無職への移行が10回を占めており、仙台のケースにおいて女性の結婚が退職と結びついている様子が読み取れる。

表1 仙台における移行データの集計結果

		無職	無職以外	計
結婚あり	常時雇用	10	15	25
	常時雇用以外	14	11	25
	計	24	26	50
結婚なし	常時雇用	18	240	258
	常時雇用以外	139	152	291
	計	157	392	549

地域別に、常時雇用から無職への移行の結びつきの強さをユールのQで表わしたものが

表2である。結婚を伴う移行と伴わない移行のそれぞれの場合について、ユールのQを算出している。この値が大きいほど退職（常時雇用から無職への移行）が起こりやすいことを表わしている。

表2 地域別のユールのQ

	仙台	大阪	島根
結婚あり	-0.31	-0.93	-0.48
結婚なし	-0.85	-0.93	-0.95

表2から地域別の特徴を読み取ると、仙台のケースにおいてもっとも女性の結婚退職が一般的に見られることがわかる。結婚を伴わない場合には、常時雇用から無職への移行の結びつきが-0.85であるのに対して、結婚を伴う場合には-0.31に上るからである。これに対して、大阪のケースでは結婚はまったく退職に影響を及ぼしていないことがわかる。島根のケースは、仙台に近い結果を表わしている。

このように分析を行うと、次のような素朴な疑問を持つかもしれない。1人の対象が結婚を1回しかしていないとすると、表1の上半分は、単純に54ケースのうち30歳までに結婚をした50ケースについて、結婚時の退職の有無を集計しただけのことになる。まどろっこしい方法でラグ系列分析を行わずとも、結婚時の退職の頻度を地域別に集計し、比較すれば目的を達することができたのではないか、という疑問は自然なものである。

しかし、それは少なくとも形式的には誤りである。なぜならば、それでは結婚が退職を引き起こしたのかどうか分からないからである。例えば、仙台のケースについて表2のユールのQが上段も下段も-0.31であったとするならば、それは仙台において結婚とは関係なく、退職が頻繁に見られるということの意味しており、結婚退職の傾向が強いことにはならない。ラグ系列分析においては、すべての移行を集積して分析するので、結婚を伴う移行と結婚を伴わない移行を比較することができ、比較の視点に則ったより適切な分析が可能である。

### 3.2 分析例2：親との同居は晩婚を引き起こすのか

LHC調査では、職歴の系列データだけではなく、さまざまなライフ・イベントを系列データとして捉えているので、2つ目の分析例では、その調査内容を活かし職歴を離れた分析を示すことにする。この節で行う分析は、親との同居が晩婚の原因となるのかどうか、という問題を扱ったものである。近年、未婚者が親と同居することを、晩婚化・非婚化の原因の1つとみなす議論がしばしば見られるようになった。親と同居する未婚者は、同居生活の居心地がよく結婚によって生活の質が下がることを嫌うため、なかなか結婚をしようとしな、という論理である。

系列データを用いれば、この仮説の検証は容易である。下図のように、lag-0における親との同居状態 {同居(B), 別居(0)} が、翌年度のlag-1における婚姻状態 {未婚(0), 既婚(M)} の分布に影響しているのかどうかを、ラグ系列分析で調べればよい。



親との同居—— [B] B 0 0 0 0 ……  
 婚姻状態—— 0 [0] 0 M M M ……

この分析は未婚時の親との同居の影響を調べるものなので、lag-0 においてすでに既婚である場合は分析の対象外とした。また、ある程度歳をとってからの親との同居は、たとえば未婚であっても意味が変わってくるので、lag-0 が学卒直後から 10 年以内である場合に限定して分析を行った。

表 3 は、その集計を男女別・年齢層別に行った結果である。集計を、年齢層別に行っているのは、親との同居が晩婚を引き起こすのが比較的最近の現象であるのかどうかを確かめるためである。年齢層の違いは、出生コウホートの違いとして読み取る。

表 3 lag-1 における婚姻状態への影響（性・年齢層別）

			未婚	既婚
男性	20～49 歳	同居	248	18
		別居	196	22
	50 歳以上	同居	329	39
		別居	226	25
女性	20～49 歳	同居	321	44
		別居	115	24
	50 歳以上	同居	360	64
		別居	90	19

表 3 を元に、それぞれの性・年齢層別にユールの Q を算出した結果が表 4 である。男女共に 50 歳以上の場合には、親との同居が翌年の婚姻状態に影響を及ぼすことがないのに対して、20～49 歳の最近のコウホートにおいてはいくらか未婚の可能性を増加させる影響を持っていることがわかる。この結果から見る限り、近年、親との同居が晩婚の原因になっているという主張は、ある程度信憑性があると見ることができる。

表 4 lag-1 におけるユールの Q（性・年齢層別）

	男性	女性
20～49 歳	0.21	0.21
50 歳以上	-0.03	0.09

しかしながら、1 年後という直近の婚姻状態だけをもって結論を出すのは早計かもしれない。なぜならば、単純に結婚相手が見つかっていないから親と同居しているのであって、同居によって結婚をためらっているのではないかもしれないからである。つまり、同居と結婚の因果関係は逆の可能性もある。そこで、下図のように 2 年後の婚姻状態 (lag-2) に親との同居が影響を与えるのかどうかについても分析を行った。



親との同居—— [B] B 0 0 0 0 ……  
 婚姻状態—— 0 0 [0] M M M ……

さらに、3年後、4年後……と10年後の婚姻状態への影響まで、同様にラグ系列分析を行った。もし、真に親との同居が結婚をためらわせ、晩婚の原因になっているのであれば、ある程度年数が離れた婚姻状態にまで、影響が確認されるはずである。それに対して、因果関係が逆なのであれば、年数が離れるほどにその関連性は消失すると考えられる。

婚姻状態を lag-1～lag-10 までの間で取った場合の、ユールの Q の算出結果をグラフにしたものが図 1 である。他のグループでは値が 0 付近に収束していくのに対して、49 歳以下の女性だけが 0.6 程度まで上昇する。つまり、比較的最近のコウホートの女性については、親との同居がかなり後年まで結婚を引き止める原因になっており、むしろ年数が経つほどその関連性は明確になっていくということである。

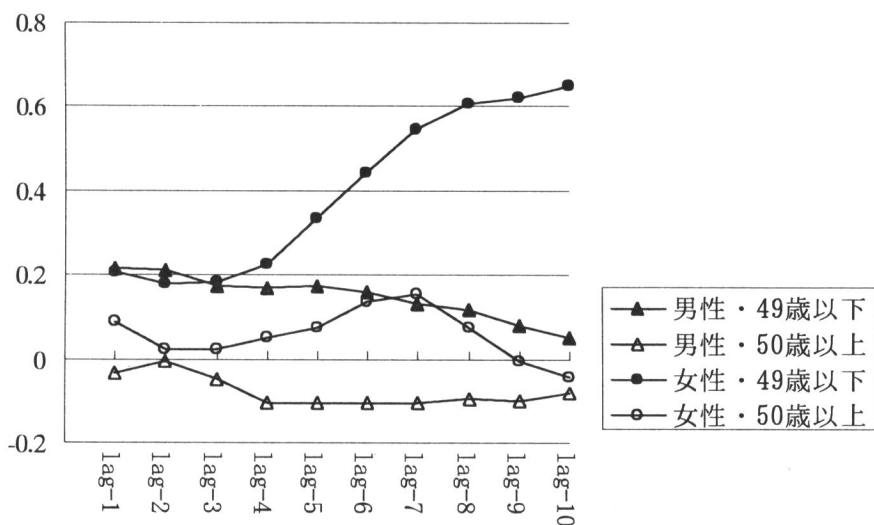


図 1 lag-1～lag10 におけるユールの Q (性・年齢層別)

この結果は、非常にもっともらしく解釈できる。すなわち、lag が小さいときには、同居者も別居者も未婚のままの女性が多いので、親との同居の影響は観察しにくいですが、年数が経ち結婚の可能性が高まるにつれてその違いがはっきりと表れてくると考えられる。50 歳以上の女性の場合には、lag-7 を頂点として若干の影響を見せるが、その後影響はなくなるので、かつての親との同居は若干の晩婚を引き起こしていたかもしれないが、最後には結婚に行き着いていたと解釈できる。これに対して、近年の親との同居は大幅な晩婚（そしておそらくは非婚）を引き起こしていると見ることもできる。

ただし、LHC 調査のデータは、特定の年齢層が調査員の大学生との特定の続柄の人々に強く結びついている。例えば、親の年齢層の人々は、大学生を子どもとして持つので、必然的に既婚者であり、結婚の時期もある程度均質的になる。そのような事情を考えると、解釈の検討は慎重でなければならない。そのような解釈の保留を付けたとしても、この分析例は、離れた年度のコードに対してラグ系列分析を行うことが、社会学的な関心を満たす上で有効に働く可能性を示している。

## 4. 補論とまとめ

### 4.1 統計的推測による一般化への制約

本稿で行った分析では、結果を記述統計として示すにとどめ、統計的な推測による一般化は、一切行わなかった。それは、LHC 調査のデータが統計的推測に耐えうるサンプリングを行っていないためでもあるが、ラグ系列分析に一般的に付きまとう問題を考慮してのことである。この節では、ライフ・ヒストリー・データのラグ系列分析における統計的推測の問題について、簡単な考察を行う。

ラグ系列分析において統計的推測を行うことがためられる第一の理由は、移行のクロス表が複数のケースの情報を累積して作られることである。例えば、50 人のケースからそれぞれ 10 個ずつ移行の情報を抽出して作った 500 個の観察のクロス表は、単純に 500 人のケースから作成したクロス表と同様に扱うことはできないであろう。

Bakeman & Gottman (1997) は、系列分析の入門書の中でこの問題に対して分析者が取りうる選択肢が 3 つあることを示している。第 1 の選択肢は、複数ケースの観察を行わずに 1 ケースだけのデータで分析を行うことである。この場合、統計的推測を行うことに問題はない（ただし、それはその 1 ケースについての一般化を行うことになる）。第 2 の選択肢は、複数のケースから情報を累積し統計的推測も行うが、その解釈に一定の留保を設けることである。第 3 の選択肢は、複数のケースを観察するがその累積は行わず、1 つ 1 つのケースについて作成した移行のクロス表からユールの Q などの統計量を算出し、その統計量の分布についての検定等を行うというものである。

量的な社会調査データから社会の一般的な傾向を知ろうとする我々の立場で考えると、第 1 の選択肢は取りえないので、第 2、第 3 の選択肢を考慮しなければならない。第 3 の選択肢が可能な場合には、それが最適であろうが、そのためには 1 ケースあたりからある程度多くのデータが得られる必要がある。そうでなければ、それぞれのケースについてユールの Q 等の統計量を算出しても、極端な値を取るか、あるいは算出不能となり、妥当な分析ではなくなってしまうからである。結局、我々の立場では第 2 の選択肢を取る他はなく、問題はそのような累積情報からの統計的推測がどの程度許容されるかということである。

この問題に対しては、多段抽出のサンプリングを行ったデータへの統計的推測と同じように対応すればよいのではないかと考えられる。例えば、第 1 段階の抽出で調査地域を選び、第 2 段階の抽出でその地域の中から個人対象を選ぶというような 2 段階抽出を行った調査データに対する統計的推測には一定の留保が必要である。それが多くの場合あまり問題とならないのは、1 つの地域から選ばれる個人の数が多いということと、同じ地域に住んでいることによる対象者間の類似性がそれほど強力ではないためである。それと同様に、複数のケースの情報を累積するラグ系列分析においても、1 ケースから取り出す移行の個数が少ないほど、また 1 ケース内の移行同士の関連性がそれほど強くないと考えられるほど、統計的推測を行うことは妥当と考えるべきであろう。

いずれにしても、ラグ系列分析において統計的推測による一般化を行う際には、慎重であるべきことは間違いない。ラグ系列分析は記述統計レベルでの探索に用いることに留め、

その分析から得られた発見の統計的な一般化は、別の形で検討する方が無難かもしれない。多くの場合には、それが可能なはずである。

## 4.2 まとめ

本稿では、量的な調査データとしてのライフ・ヒストリーの系列データに対してラグ系列分析を適用した分析例を示すことで、その有効性と問題点について考察を行った。ラグ系列分析は、比較的単純な方法によって系列データを分析するものであるが、単純であるがゆえに応用の範囲が広い。特に、窓を3つ以上設けることによるやや複雑な分析（分析例 1）や、lag の開きを変化させて結果を比較する分析（分析例 2）は、多様な関心を満たす上で有効である。その一方で、致命的な問題点として、統計的推測について一定の留保が必要とされる。ただ、その点に注意すれば、ラグ系列分析はライフ・ヒストリーの系列データを分析する上で便利な道具とできるであろう。

### 〈注〉

(1) sequential data という用語は定訳がないが、本稿では渡邊（2004）が〈sequence = 系列〉という訳を当てているのに倣って、便宜的に系列データという訳を当てることにする。同様に、sequential analysis に対して、系列分析という訳を当てることにする。

(2) LHC 調査のデータで、実際に「常時雇用=R」といったコードが割り当てられているわけではない。実際には、それぞれの年度について、常時雇用経験の有無、臨時雇用経験の有無などがダミー変数としてコーディングされている。本稿では、その年度の従業上の地位を集約した1つの合成変数を分析に用いている。経営者・役員、自営業、家族従業者も常時雇用とみなし、重なりがある場合には常時雇用・臨時雇用・無職の順に優先させた。他の変数についても、断りなくLHC調査のコーディングとは異なる記号でそのコードを表すが、分析例をわかりやすく示すための便宜的な理由によるものである。

### 〈文献〉

- Bakeman, Roger, and Gottman, John M. 1997. *Observing Interaction: An Introduction to Sequential Analysis, Second Edition*. Cambridge University Press.
- Bakeman, Roger, and Quera, Vincenc. 1995. *Analyzing Interaction: Sequential Analysis with SDIS and GSEQ*. Cambridge University Press.
- Sayers, Steven L., and McGrath, Kathleen. 2004. "Data Analytic Strategies for Couple Observational Coding Systems," P. K. Kerig and D. H. Baucom (eds.) 2004. *Couple Observational Coding Systems*. Lawrence Erlbaum Associates, Publishers, pp.43-63.
- 渡邊勉. 2004. 「職歴パターンの分析：最適マッチング分析による分析」 『理論と方法』 19(2): 213-234.