

第3章 出生行動に関するマクロ分析

3-1 はじめに

従来の出生行動に関する研究の問題として、出生行動を取り巻く様々な要因がお互い影響し合っている様子を解明するには、方法論自体が不十分である点があげられる。すなわち、分析データがミクロかマクロかによらず、一つの被説明変数（主に出生率）に対して一組の説明変数（たとえば、所得、教育水準、就業率など）全体を結び付け、説明変数同士の間因果関係や因果関係の双方向性に対する配慮を欠く場合が多い。

こうした問題を踏まえて本章では、女性の労働参加と育児を両立させるための社会政策として、地域において保育所を量的に整備することの意義を、計量的手法を用いて明らかにしたい。具体的には、東京23区を含む全国の市部における育児環境、女性の出生行動および労働参加という三つの構成概念に焦点を当て、それらがどのようなメカニズムによって関わりをもっているのかを、共分散構造モデルを利用して明らかにする。

以下の節では、次のような構成で議論を進める。第2節では、「女性の社会進出」と「出生行動」および「育児環境」の間の相互関係に関する仮説を提示する。さらに、共分散構造モデルの概要及びデータと使用変数について述べた後、研究仮説を定式化する。第3節では、推定結果を示し、最後の第4節では分析結果を要約する。

3-2 共分散構造モデルによるアプローチ

3-2-1 研究仮説

一般的に環境心理学においては、地域における物的環境と人間行動の間における因果関係は、短期的には物的環境が人間の行動を規定し、長期的には相互依存関係が存在するという考え方が支配的である（乾・長田・渡辺・穂山 1982）。したがって、静態的分析を主な目的とする本研究では、地域における物的育児環境は労働参加や出生行動といった人間行動を規定する、外生的に与えられたものとして分析するのが妥当であると思われる。

なお、第2章で述べたように、出生行動に関する研究において育児環境という概念の重要性を指

摘した研究は廣嶋（1981）によるものがあげられる。廣嶋は育児環境を構成する主な要素として1）世帯の家族構成，2）母親の就業状態，3）住宅条件，4）保育施設，5）地域の物的環境などを取り上げ，これらの育児環境は育児意識に影響を与え，さらに育児意識は出生行動にも影響を与えると指摘している。しかし，地域における保育所の整備水準がいかんにして出生行動にまで影響を与えるかは明らかにされていないとしている。なお，現状の措置制度の下で保育所が利用できるのは，「保育に欠ける」子供のいる世帯に限られており，したがって，公的保育所が利用できない，無職あるいは非就業の有配偶女性に対しては，何ら効果ももたないと考えられるので，直接的に育児環境が出生行動を規定するとはいえない。

次に，労働参加を規定する要因には，地域における保育サービス水準以外にも，雇用・就労機会の存在，就業動機，仕事による自己実現の欲求など多様である。影響の多少を保育所の整備水準からのみ判断するのはあまりにも単純であるとはいえ，地域の保育所サービスが女性の就労を促進するということに関しては，石毛（1994），藤川（1994）の研究がすでに実証している。

一方，労働参加と出生行動に対する従来の実証研究には，一方が他方を規定するというモデルはあるがお互い影響を及ぼすという双方向の因果モデルはまだ検証されていない。

まず，労働参加が出生行動を規定するという関係を体系的に理論化した代表的なモデルは Becker（1960）やButz and Ward（1979）によるものがあげられ，家計レベルにおいて女性の労働参加は出生率に対して負の効果があり，家計の所得増加は出生率に正の効果があると指摘している。

出生行動に対する正の所得効果は多くの研究によって実証されている（大淵 1988）ものの，労働参加による効果については必ずしも一貫した結果が得られていない。その理由の一つとして，女性の労働参加による収入の増大分は，結果的には家計の所得を引き上げ，家計の所得が高くなれば子供の数は増加するという正の所得効果に転化してしまうからである。また，歴史的には女性の労働参加の増加に伴って少子化が進んだことは明らかであるものの，今日の日本における就業・非就業を問わず一人の女性が一生の間に生む平均的な子供の数が，1.5人前後である事実を考えれば，少子化の原因は労働参加以外に求めることが妥当であると思われる。

実際，国立社会保障・人口問題研究所によって実施されている「出生動向基本調査」（人口問題研究所 1998）によれば，子供をほぼ生み終えたとされる夫婦（結婚持続期間 15～19年）の完結出生児数は1970年代から1990年代にかけて約2.2人を前後に変化がないとされている。また，結婚後15～19年経過した時点における平均出生児数を，一貫就業・再就業・専業主婦という三つのライフコース別に見た場合，専業主婦コースと結婚後も一貫して就業している一貫就業コースでは同じく2.18人で，再就業コースでは2.26人となっており，専業主婦の平均出生児数が必ずしも結婚後も継続就業している女性あるいは就業経験のある女性の出生児数より高いとはいえないのがわかる。

次に、出生行動が労働参加に与える影響に関する因果モデルについて考察しよう。一般に、子供の数が少ないと女性の就業機会は高くなる傾向がある（大淵 1988）。しかし、若年層の既婚女性における子供の存在は就業を妨げる一つの要因であるといえるが、それ以上の年齢層では、むしろ就業行動を高める側面もある（小川 1992）。とくに、30代から40代にかけては子供の有無による差異より、むしろ子供の年齢による就業率の差異が大きいという考え（Bianchi and Spain 1986）もあり、必ずしも子供の数が女性の就業行動を抑制するとは限らない。すなわち、女性が出産や育児のために失われた所得を取り戻そうとする意図で再就職を希望するのは、ただ専業主婦であることがいやになったということではなく、生活費の支出の増大に対応するという差し迫った必要があるからである（中野 1991）。

したがって、もはや出生行動が労働参加に与える負の影響は、マクロ分析においては、あまり意味をもたなくなり、正の影響にとって変えられたと考えることもできる。このように、出生行動と労働参加の間には一方的な因果関係だけでなく、双方向の因果関係も存在しており、本研究ではこれらのすべての因果方向について分析を行うこととする。

以上の先行研究についての考察から、女性の出生意欲に影響を及ぼすと推測される、地域における物的な育児環境、とくに保育施設の存在有無あるいは多少は、女性の労働参加を促進し、労働参加によって増えた家計所得は出生行動に対して正の効果を与えると判断され、以下のように仮説を設定する。

研究仮説：地域における物的育児環境は女性の労働参加を媒介として出生行動を規定する。符号条件としては、育児環境から女性の労働参加への因果係数と労働参加から出生行動への因果係数は正であると予想するが、出生行動から労働参加への因果係数は推定結果によって判断する。

3-2-2 共分散構造モデルについて

本研究で用いる共分散構造分析（covariance structure analysis）とは、観測変数の母分散共分散行列をモデルのパラメーターの関数として表し、観測変数の標本分散共分散行列を用いてパラメーターを推定する統計的手法である（Bollen 1989, 竹内・豊田 1992）。このモデルはパス解析と確認的因子分析の二つの手法を土台として、Keesling (1972), Joreskog (1973), Wiley (1973) によって開発されたものであり、JKWモデルあるいはLISREL (Linear Structural Relations) モデルとも呼ばれている。ここで、パス解析とは、構成概念を用いない分析方法であり、観測変数間に因果関係が想定できる場合に

用いられる。なお、通常の因子分析と確認的因子分析の大きな違いは、前者では観測変数がすべての潜在変数（因子）から影響を受けるという仮定を設けているのに対して、後者では一つの因子は特定の観測変数だけに影響を与えるという仮定を設けているという点にある。とくに、この手法は次のような有用性をもっている。

- ・ 双方向の因果関係が分析できる。
- ・ 原因だけでなく、結果の側にも複数の変数が考えられる場合に有効な手法である。

このモデルの建築・都市計画における最近の応用例を挙げると、高速道路経路選択行動における意思決定要因評価に関するもの（西井・原田・近藤・田名 1997）、交通機関選択行動に潜在的要因（個人の嗜好や主観的知覚）を取り入れ、共分散構造モデルと離散型選択モデルを結合して分析を行ったもの（佐々木・森川 1998）、近隣環境の物理量と個人の主観的評価の両面から個人の生活の質を客観的に尺度化する方法を提案したもの（吉田・鈴木・長谷川 1998）などが挙げられる。

1) 基本的考え方

共分散構造モデルが他の多変量解析手法、たとえば回帰分析や分散分析などと大きく違うのは、観測値と実測値との差を最小化するのではなく、母共分散と標本共分散の差を最小化するように母数の推定を行う点である（Bollen 1989, 竹内・豊田 1992）。すなわち、観測変数の母共分散行列のすべての要素はモデルにおけるパラメーターの関数として表すことができる点である。モデルが正しく、パラメーターの値がわかっているならば、母共分散行列を正確に再現することができるということが、共分散構造モデルにおける最も大切な前提となっている。すなわち、

$$\Sigma = \Sigma(\theta) \tag{3-1}$$

である。ここで、 Σ は観測変数の母共分散行列を表し、 θ はパラメーターを含むベクトルであり、 $\Sigma(\theta)$ は θ の関数として表現した母共分散行列である。

最も簡単な単回帰モデル、

$$y = \gamma x + \zeta$$

を考える。ただし、 γ は回帰係数、 ζ （ゼータ）は誤差変数であり、 $E(\zeta) = 0$ 、誤差変数と独立変数 x とは無相関であると仮定される。また、 y , x , ζ は確率変数である。このモデルの共分散構造、つまり式 (3-1) を行列の形で表現すると

$$\begin{bmatrix} \text{VAR}(y) & \\ \text{COV}(x, y) & \text{VAR}(x) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \gamma^2 \text{VAR}(x) + \text{VAR}(\zeta) & \\ \gamma \text{VAR}(x) & \text{VAR}(x) \end{bmatrix}$$

となる。ここで $\text{VAR}(\cdot)$, $\text{COV}(\cdot)$ はそれぞれ母集団における分散, 共分散を意味し, 共分散行列は対称行列となるので, 下三角行列で示してある。たとえば, 上式の左辺における $\text{COV}(x, y)$ は

$$\begin{aligned}\text{COV}(x, y) &= \text{COV}(x, \gamma x + \zeta) \\ &= \text{COV}(x, \gamma x) + \text{COV}(x, \zeta) \\ &= \gamma \text{COV}(x, x) \\ &= \gamma \text{VAR}(x)\end{aligned}$$

のように求められる。

もう一つの例として, 二つの確率変数 x_1, x_2 およびこれらの共通因子である潜在確率変数 ξ (グザイ) の三つの変数の間の関係,

$$\begin{aligned}x_1 &= \lambda_1 \xi + \delta_1 \\ x_2 &= \lambda_2 \xi + \delta_2\end{aligned}$$

を考えよう。ただし, λ_1, λ_2 は因子負荷あるいは影響指標と呼ばれており, δ_1, δ_2 は誤差変数であり, 誤差変数間及び誤差変数と ξ とは無相関であり, 期待値 $E(\delta_1) = E(\delta_2) = 0$ と仮定される。このモデルの共分散構造は

$$\begin{bmatrix} \text{VAR}(x_1) & \\ \text{COV}(x_2, x_1) & \text{VAR}(x_2) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \lambda_1^2 \text{VAR}(\xi) + \text{VAR}(\delta_1) & \\ \lambda_1 \lambda_2 \text{VAR}(\xi) & \lambda_2^2 \text{VAR}(\xi) + \text{VAR}(\delta_2) \end{bmatrix}$$

となる。ここで, θ は $\text{VAR}(\xi)$, $\text{VAR}(\delta_1)$, $\text{VAR}(\delta_2)$, λ_1, λ_2 の五つの要素から構成される。したがって, 観測変数の共分散行列は五つの母数の関数として表現されることになる。

2) 一般的モデル

共分散構造モデルでは, 変数を観測できるか否かによって観測変数と潜在変数に分け, また結果であるか原因であるかによって内生変数と外生変数に分類されている。なお, 変数間の関係は測定モデルと潜在変数モデルの二つのモデルを用いて記述する。測定モデルとは観測可能な変数と観測が不可能で潜在して目に見えない潜在変数との間の関係を記述するモデルであり, 潜在変数モデルとは潜在変数間の関係を記述するモデルである。まず, 潜在変数の関係を示す潜在変数モデルの方程式は

$$\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta \tag{3-2}$$

のように表現する。ここで, η (イータ) は内生的潜在変数ベクトル, ξ は外生的潜在変数ベクトルである。 B と Γ は係数行列で, ζ は誤差を表す確率ベクトルである。また, $(I - B)$ は非特異であると仮定される。潜在変数モデルにおける変数の種類やその係数, および変数間の共分散などをまとめたものを表 3-1 に示す。

表 3-1 潜在変数モデルにおける用語の整理

記号	名前	次元	定義
潜在変数モデル			
$\eta = B\eta + \Gamma\xi + \zeta$			
仮定			
$E(\eta) = 0, E(\xi) = 0, E(\zeta) = 0$			
ζ と ξ は無相関			
$(I - B)$ は非特異 (nonsingular)			
変数			
η	eta	$m \times 1$	内生的潜在変数ベクトル
ξ	xi	$n \times 1$	外生的潜在変数ベクトル
ζ	zeta	$m \times 1$	構造方程式における誤差変数ベクトル
係数			
B	beta	$m \times m$	内生的潜在変数に対する係数行列
Γ	gamma	$m \times n$	外生的潜在変数に対する係数行列
共分散行列			
Φ	phi	$n \times n$	$E(\xi\xi')$
Ψ	psi	$m \times m$	$E(\zeta\zeta')$

しかし、潜在変数である η と ξ は直接に観測することができないので、観測できる変数（観測変数、顕在変数）を通してこれらの潜在変数を測定する必要がある。そのために必要なモデルが測定モデルである。すなわち、

$$y = \Lambda_y \eta + \varepsilon \quad (3-3)$$

$$x = \Lambda_x \xi + \delta \quad (3-4)$$

である。ここで、 y は η に対する観測変数、 x は ξ に対する観測変数であり、それぞれの母平均は 0 と仮定される。 Λ_y と Λ_x は係数行列で、 ε と δ は誤差を表す確率ベクトルである。測定モデルにおける変数の種類や期待値および変数間の共分散などについてまとめたものを表 3-2 に示す。

表 3-2 測定モデルにおける用語の整理

記号	名前	次元	定義
測定モデル			
$y = \Lambda_y \eta + \varepsilon$			
$x = \Lambda_x \xi + \delta$			
仮定			
$E(\eta) = 0, E(\xi) = 0, E(\varepsilon) = 0, E(\delta) = 0$			
ε は η, ξ, δ と無相関			
δ は η, ξ, ε と無相関			
記号	名前	次元	定義
変数			
y		$p \times 1$	η に対する観測変数
x		$q \times 1$	ξ に対する観測変数
ε	epsilon	$p \times 1$	y における測定誤差
δ	delta	$q \times 1$	x における測定誤差
係数			
Λ_y	lambda y	$p \times m$	y と η の間の係数
Λ_x	lambda x	$q \times n$	x と ξ の間の係数
共分散行列			
Θ_ε	theta-epsilon	$p \times p$	$E(\varepsilon\varepsilon')$
Θ_δ	theta-delta	$q \times q$	$E(\delta\delta')$

ここで,

$$\Sigma = \Sigma(\theta) = \begin{bmatrix} \Sigma_{yy}(\theta) & \Sigma_{yx}(\theta) \\ \Sigma_{xy}(\theta) & \Sigma_{xx}(\theta) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{観測変数 } y \text{ の共分散行列} & \text{観測変数 } y \text{ と } x \text{ の共分散行列} \\ \text{観測変数 } x \text{ と } y \text{ の共分散行列} & \text{観測変数 } x \text{ の共分散行列} \end{bmatrix}$$

とすると、式 (3-2), (3-3), (3-4) の三つのモデルによって、共分散構造モデルにおける共分散構造は以下のように一般化することができる。

まず、 $\Sigma_{yy}(\theta)$ は

$$\begin{aligned} \Sigma_{yy}(\theta) &= E(yy') \\ &= E[(\Lambda_y \eta + \varepsilon)(\eta' \Lambda_y' + \varepsilon')] \\ &= \Lambda_y E(\eta \eta') \Lambda_y' + \Theta_\varepsilon \end{aligned} \tag{3-5}$$

のように得られる。ここで、式 (3-2) を η について解くと、 $\eta = (\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1}(\Gamma\xi + \zeta)$ となり、これを式 (3-5) に代入し整理すると最終的に、

$$\Sigma_{yy}(\theta) = \Lambda_y (\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1} (\Gamma\Phi\Gamma' + \Psi) [(\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1}]' \Lambda_y' + \Theta_\varepsilon \quad (3-6)$$

のように求まる。

同様に、 $\Sigma_{yx}(\theta)$ と $\Sigma_{xx}(\theta)$ は

$$\begin{aligned} \Sigma_{yx}(\theta) &= E(yx') \\ &= E[(\Lambda_y\eta + \varepsilon)(\xi'\Lambda_x' + \delta')] \\ &= \Lambda_y E(\eta\xi')\Lambda_x' \\ &= \Lambda_y (\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1} \Gamma\Phi\Lambda_x' \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \Sigma_{xx}(\theta) &= E(xx') \\ &= E[(\Lambda_x\xi + \delta)(\xi'\Lambda_x' + \delta')] \\ &= \Lambda_x E(\xi\xi')\Lambda_x' + \Theta_\delta \\ &= \Lambda_x\Phi\Lambda_x' + \Theta_\delta \end{aligned}$$

となる。したがって、共分散構造モデルにおける共分散構造は

$$\begin{aligned} \Sigma = \Sigma(\theta) &= \begin{bmatrix} \Sigma_{yy}(\theta) & \Sigma_{yx}(\theta) \\ \Sigma_{xy}(\theta) & \Sigma_{xx}(\theta) \end{bmatrix} \\ &= \begin{bmatrix} \Lambda_y (\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1} (\Gamma\Phi\Gamma' + \Psi) [(\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1}]' \Lambda_y' + \Theta_\varepsilon & \Lambda_y (\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1} \Gamma\Phi\Lambda_x' \\ \Lambda_x\Phi\Gamma' [(\mathbf{I} - \mathbf{B})^{-1}]' \Lambda_y' & \Lambda_x\Phi\Lambda_x' + \Theta_\delta \end{bmatrix} \end{aligned}$$

のように整理することができる。

3) 母数の推定

次に、共分散構造モデルの母数の推定方法を述べる。共分散構造モデルにおける母数推定の基本的な考え方は、観測変数の標本共分散行列 \mathbf{S} と、母分散共分散を母数の関数で表現した母共分散構造 $\Sigma(\theta)$ との差 $(\mathbf{S} - \Sigma(\theta))$ が最小となるように求められる。ただし、最小化される $(\mathbf{S} - \Sigma(\theta))$ の定義は推定法によって異なる。代表的には以下に述べる三つの推定法がよく用いられる。

第 1 番目の方法は、標本共分散行列の要素と母共分散行列の要素の差の 2 乗の差を最小化する重みなし最小 2 乗法 (Unweighted Least Squares) である。すなわち、求める適合度関数 $F(\mathbf{S}, \Sigma(\theta))_{\text{ULS}}$ は

$$\begin{aligned} F(\mathbf{S}, \Sigma(\theta))_{\text{ULS}} &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{p+q} \sum_{j=1}^{p+q} (s_{ij} - \sigma_{ij})^2 \\ &= \frac{1}{2} \text{tr}((\mathbf{S} - \Sigma(\theta))(\mathbf{S} - \Sigma(\theta))') \end{aligned}$$

$$= \frac{1}{2} \text{tr}((\mathbf{S} - \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta}))^2) \quad (3-7)$$

のように与えられる。この ULS 法は、推定のために観測変数の分布について何ら仮定を必要としないという利点をもっている反面、統計的検定ができないことや尺度依存性 (scale dependency) という好ましくない性質をもっているという欠点がある。ここで、尺度依存性とは、変数の原点や単位を変換した場合、分析結果が本質的に変わってしまう性質をいう。

そこで、式 (3-7) が尺度不変であるように標本共分散行列の逆行列で重み付けしたものが、第 2 番目の方法である一般化最小 2 乗法 (Generalized Least Squares) である。その適合度関数 $F(\mathbf{S}, \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta}))_{\text{GLS}}$ は

$$F(\mathbf{S}, \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta}))_{\text{GLS}} = \frac{1}{2} \text{tr}((\mathbf{S} - \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta}))\mathbf{S}^{-1})^2) \quad (3-8)$$

となる。

これらの二つの推定法は式 (3-7), (3-8) で表現される誤差関数について、母数を変数として最小化し、標本共分散行列にできるだけ近い共分散行列を構成する母数を求める方法である。それに対して、適合度関数として確率密度関数を用い、与えられた標本が出現する確率密度が最も高くなるように母数を推定する方法が第 3 番目の最尤推定法である。その適合度関数は以下のように構成することができる。

まず、観測変数 \mathbf{x} と \mathbf{y} はそれぞれ多変量正規分布に従う確率変数ベクトルであるとすれば、その平均偏差 $(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)$, $(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}_y)$ を結合した次元 $(p+q) \times 1$ のベクトル \mathbf{z} の確率密度関数は、

$$f(\mathbf{z}; \boldsymbol{\Sigma}) = (2\pi)^{-(p+q)/2} |\boldsymbol{\Sigma}|^{-1/2} \exp\left[-\frac{1}{2} \mathbf{z}' \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{z}\right] \quad (3-9)$$

のように表される。さらに、同一の期待値と共分散をもつ多変量正規分布から無作為に抽出された N 個の実現値 \mathbf{z} に対する結合確率密度関数は

$$f(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_N; \boldsymbol{\Sigma}) = f(\mathbf{z}_1; \boldsymbol{\Sigma}) f(\mathbf{z}_2; \boldsymbol{\Sigma}) \cdots f(\mathbf{z}_N; \boldsymbol{\Sigma})$$

で表現される。したがって、尤度関数は

$$L(\boldsymbol{\theta}) = (2\pi)^{-N(p+q)/2} |\boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})|^{-N/2} \exp\left[-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \mathbf{z}_i' \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{z}_i\right]$$

となり、この尤度関数に対数をとった対数尤度関数は

$$\log L(\boldsymbol{\theta}) = -\frac{N(p+q)}{2} \log(2\pi) - \left(\frac{N}{2}\right) \log |\boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})| - \left(\frac{1}{2}\right) \sum_{i=1}^N \mathbf{z}_i' \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{z}_i \quad (3-10)$$

となる。

ここで、式 (3-10) の右辺の最後の項を書き直すと

$$\begin{aligned}
-\left(\frac{1}{2}\right)\sum_{i=1}^N \mathbf{z}'_i \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{z}_i &= -\left(\frac{1}{2}\right)\sum_{i=1}^N \text{tr}[\mathbf{z}'_i \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\theta}) \mathbf{z}_i] \\
&= -\left(\frac{N}{2}\right)\sum_{i=1}^N \text{tr}[\mathbf{N}^{-1} \mathbf{z}_i \mathbf{z}'_i \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\theta})] \\
&= -\left(\frac{N}{2}\right)\text{tr}[\mathbf{S} \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\theta})]
\end{aligned} \tag{3-11}$$

となる。ただし、 \mathbf{S} は標本共分散行列を表す。さらに、式 (3-11) を式 (3-10) に代入すると $\log L(\boldsymbol{\theta})$ は

$$\begin{aligned}
\log L(\boldsymbol{\theta}) &= \text{constant} - \left(\frac{N}{2}\right) \log |\boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})| - \left(\frac{N}{2}\right) \text{tr}[\mathbf{S} \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\theta})] \\
&= \text{constant} - \left(\frac{N}{2}\right) \{ \log |\boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})| + \text{tr}[\mathbf{S} \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\theta})] \}
\end{aligned} \tag{3-12}$$

のように変形される。ここで、constant は関数の最適化に影響を与えないので、無視してもかまわない。なお、対数尤度関数を最小化するために式 (3-12) に $-2/N$ を乗じ、そして尺度不変な関数にするために $\log |\mathbf{S}|$ を引く。さらに、適合度関数の $(N-1)$ 倍が χ^2 分布に従うように $(p+q)$ を引くという変形を加えると、最尤推定量の適合度関数は

$$F(\mathbf{S}, \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta}))_{\text{ML}} = \log |\boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta})| + \text{tr}[\mathbf{S} \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\theta})] - \log |\mathbf{S}| - (p+q) \tag{3-13}$$

と導出される。

ここで、推定された母共分散行列が $\hat{\boldsymbol{\Sigma}} = \mathbf{S}$ となるとき、式 (3-13) は

$$F(\mathbf{S}, \boldsymbol{\Sigma}(\boldsymbol{\theta}))_{\text{ML}} = \log |\mathbf{S}| + \text{tr}[\mathbf{I}] - \log |\mathbf{S}| - (p+q)$$

となり、 $F_{\text{ML}} = 0$ となることがわかる。ただし、 $\text{tr}(\mathbf{I}) = p+q$ である。すなわち、標本共分散行列を完全に予測できるモデルを構成することができれば、適合度関数の値は 0 となる。

なお、最尤推定法や一般化最小 2 乗法を用いて母数 $\boldsymbol{\theta}$ を推定したとき、 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ の漸近的 (asymptotic) 共分散行列の推定値は

$$\text{ACOV}(\hat{\boldsymbol{\theta}}) = \hat{\boldsymbol{\Sigma}}_{\hat{\boldsymbol{\theta}}} = \mathbf{I}(\boldsymbol{\theta})^{-1} = \left\{ -E \left[\frac{\partial^2 \log L(\boldsymbol{\theta})}{\partial \boldsymbol{\theta} \partial \boldsymbol{\theta}'} \right] \right\}^{-1}$$

のように与えられる (Bollen 1989)。ここで $\mathbf{I}(\boldsymbol{\theta})$ はフィッシャーの情報行列とよばれるものである。すなわち、 $\hat{\boldsymbol{\theta}}$ の漸近的共分散行列はフィッシャーの情報行列の逆行列を求めることによって得られる。

3-2-3 データと変数

分析対象およびデータは 1995 年 10 月時点の全国のすべての市 (東京 23 区を含む計 665 市) を対象とし、総務庁の「1995 年国勢調査」および厚生省の「社会福祉施設等名簿 (97 年版)」から得られ

た集計データを用いる。「社会福祉施設等名簿（97年版）」は厚生省によって1993年を初年度として3年ごとに刊行されており、本研究では1996年10月1日現在におけるデータを用いている。したがって、「1995年国勢調査」とは1年のずれが生じている。また、町村部を分析対象から外した理由は、1) 町村部における公的保育所は、若年層の都市への流出などによる過疎化で閉鎖あるいは統廃合される場合が多く、2) 女性の就労形態や家族構成も市部とは相違し、保育所のもつ役割が過小評価される恐れがあるためである。各構成概念つまり潜在変数に対する観測変数としては、以下のような考え方に従い、複数の指標を設定する。

まず、出生行動については20～39歳の間の女子有配偶者人口に対する0歳人口の割合を有配偶出生率と定義し、単一の観測変数として用いることにする。ここで、女子有配偶者の対象年齢を20～39歳とする理由は、1995年の「人口動態統計」によれば、19歳以下の女性からの出生の割合は1.4%で、40歳以上での出生の割合は1.1%となっており、約97.5%の子供が20～39歳の間の女性から生まれているためである。

次に、労働参加についての観測変数としては、通常用いられる女子労働力率、すなわち20～39歳女子人口に対する女子労働力の割合と共働き率を採用する。本研究では共働き率を、一般世帯のうち6歳未満の子供がありながら、夫婦ともに就業している割合と定義する。

最後に、育児環境については保育力と保育所の整備率という二つの指標を用いることにする。保育力とは、0～5歳人口に対する保育所定員の割合を示し、市部における実質的な保育所の整備水準と考えられる。保育所の整備率とは、女子有配偶者人口に対する保育所数の割合を示すものであり、保育所の利用可能性を表す指標として用いることにする。これらの変数の一覧を表3-3に示す。

表 3-3 変数一覧表

潜在変数	観測変数	定義
出生行動	出生率 (X1)	0歳人口/女子有配偶者 (20～39歳) × 100
労働参加	共働き率 (X2)	夫婦のいる一般世帯中、最年少の子供が6歳未満、夫婦ともに就業している世帯数 / 夫婦のいる一般世帯数 × 100
	労働力率 (X3)	女子労働力人口 (20～39歳) / 女子人口 (20～39歳) × 100
育児環境	保育力 (X4)	保育所定員数/0～5歳人口 × 100
	保育所整備率 (X5)	保育所数/女子有配偶者数 (20～39歳) × 1000

なお、これらの変数間の相関行列と散布図を表 3-4 と図 3-1 に示す。散布図と相関係数から、各潜在変数は設定したそれぞれの指標によってよく測定されていることがわかる。すなわち、労働参加を表す指標である共働き率 (X2) と労働力率 (X3) の相関係数は 0.900 で、育児環境を表す指標である保育力 (X4) と保育所整備率 (X5) の相関係数は 0.865 となっており、強い相関関係が存在していることがわかる。なお、有配偶出生率 (X1) を除く変数の間には 0.5 以上の正の相関関係がみられるが、有配偶出生率 (X1) と他の変数の間の相関関係をみると保育所整備率 (X5) の相関係数は高々 0.170 となっており、有配偶出生率とその他の変数との間に強い相関関係が存在するとはいえない。

表 3-4 相関係数および基本統計量

	X1	X2	X3	X4	X5
X1	1.000				
X2	0.153	1.000			
X3	0.098	0.900	1.000		
X4	0.074	0.565	0.537	1.000	
X5	0.170	0.598	0.548	0.865	1.000
平均	13.334	35.421	65.529	28.625	2.891
標準偏差	1.170	12.068	6.503	13.876	1.867

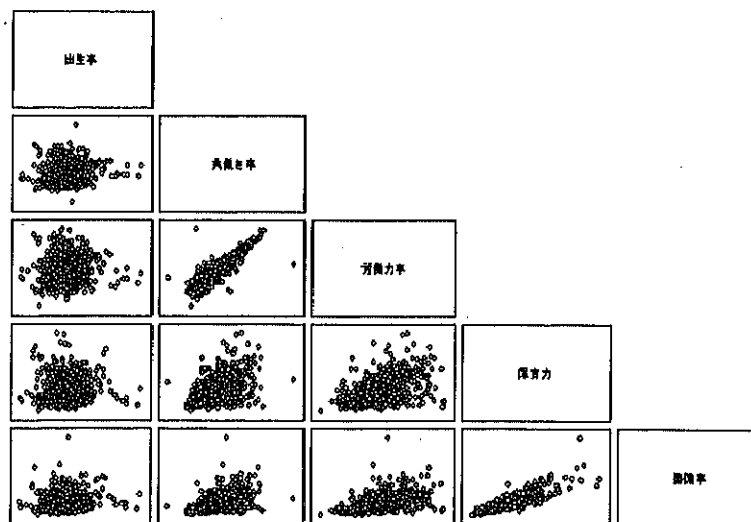


図 3-1 散布図行列

3-2-4 因果モデルの定式化

以下では、3-2-1 で設定した研究仮説を、図 3-2 のパス図に示すような三つのモデルに分解し、分散構造モデルを適用することとする。

Model A : 育児環境が向上すると労働参加を促し、それが出生行動に正の影響を与える。出生行動は労働参加に影響を与えない。

Model B : 育児環境が向上すると労働参加を促すが、それは出生行動に影響を与えない。しかし、出生行動は労働参加に正または負の影響を与える。

Model C : 育児環境が向上すると労働参加を促す。労働参加は出生行動に正の影響を与える。また、出生行動は労働参加に正または負の影響を与える。

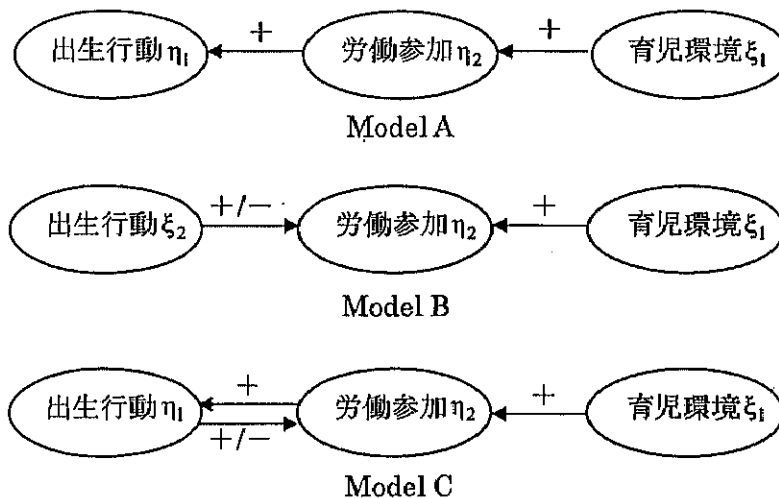


図 3-2 パス図による研究仮説の表現

さらに、このパス図に基づいて、観測可能な代理変数と観測が不可能で潜在して目に見えない潜在変数との間の因果関係を記述する測定モデルと、潜在変数間の因果関係を記述する潜在変数モデルという2種類のモデルで定式化すると、以下のようになる。

1) 測定モデル

• Model A と Model C

$$\begin{bmatrix} X1 \\ X2 \\ X3 \\ X4 \\ X5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \mu_3 \\ \mu_4 \\ \mu_5 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \kappa_{11} & 0 \\ 0 & \kappa_{22} \\ 0 & \kappa_{32} \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \lambda_{41} \\ \lambda_{51} \end{bmatrix} [\xi_1] + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \\ e_4 \\ e_5 \end{bmatrix}$$

• Model B

$$\begin{bmatrix} X1 \\ X2 \\ X3 \\ X4 \\ X5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \\ \mu_3 \\ \mu_4 \\ \mu_5 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \kappa_{22} \\ \kappa_{32} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} [\eta_2] + \begin{bmatrix} \lambda_{11} \\ 0 \\ 0 \\ \lambda_{41} \\ \lambda_{51} \end{bmatrix} [\xi_1] + \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_3 \\ e_4 \\ e_5 \end{bmatrix}$$

ここで、 μ_i は指標 X_i の期待値であり、 κ_{ij} は X_i の共通の原因である内生的潜在変数 η_j と外生的潜在変数 ξ_j の因果係数である。なお、 e_i は測定誤差および潜在変数で説明しきれなかった要因の和である。

この行列式の意味は、たとえば Model A における出生率 X_1 は、潜在変数である「出生行動」 η_1 によって規定されており、その因果関係の強さは因果係数 κ_{11} で表されるということの意味する。

2) 潜在変数モデル

• Model A

$$\begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \beta_{12} \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \gamma_{21} \end{bmatrix} [\xi_1] + \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \end{bmatrix}$$

• Model B

$$\begin{bmatrix} 0 \\ \eta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \xi_1 \\ \xi_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \zeta_2 \end{bmatrix}$$

• Model C

$$\begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & \beta_{12} \\ \beta_{21} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \eta_1 \\ \eta_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \gamma_{21} \end{bmatrix} [\xi_1] + \begin{bmatrix} \zeta_1 \\ \zeta_2 \end{bmatrix}$$

ただし、 β_{ij} は内生的潜在変数 η_j から η_i への因果の強さを、 γ_{ij} は外生的潜在変数 ξ_j から内生的潜在変数 η_i への因果の強さを各々表す係数である。また、 ζ_i は潜在変数モデルにおける誤差項である。ここで、行列式の意味は、たとえば Model B での「労働参加」 η_2 は「子育て環境」 ξ_1 から γ_{21} 程度の影響

を受けると同時に、「出生行動」 ξ_2 からも γ_{22} 程度の影響を受けるということを表している。母数推定に使用した統計パッケージは SPSS の AMOS version 3.6 である。

3-3 共分散構造モデルの推定結果

本節では、実証研究によく利用される線型回帰モデルと本研究で導入した共分散構造モデルに対する比較を通じて、従来の分析では検証できなかった、地域における育児環境と出生行動の間の関係について明らかにする。

1) 線型回帰モデルの推定結果

被説明変数を出生率とする線型回帰モデルを次のように構成した。まず、すべての指標を説明変数として取り入れて分析を行った結果、予想通り X2 と X3 および X4 と X5 との間の強い相関関係による多重共線性が確認されたため、労働参加と育児環境を表す指標の中から一つずつ選び、可能なすべての変数の組み合わせに対して、以下のような4つの回帰モデルを作成した。その分析結果を表 3-5 に示す。

$$\text{Model 1 : } X1=f(X2, X3, X4, X5)$$

$$\text{Model 2 : } X1=f(X2, X4)$$

$$\text{Model 3 : } X1=f(X2, X5)$$

$$\text{Model 4 : } X1=f(X3, X4)$$

$$\text{Model 5 : } X1=f(X3, X5)$$

回帰係数の統計的有意性と符号の一貫性という観点から推定された係数を評価すると、すべてのモデルにおいて安定した結果が得られた説明変数は保育所整備率 (X5) のみであることがわかる。それ以外の変数では、たとえば共働き率 (X2) と労働力率 (X3)、保育力 (X4) の場合は有意確率が、なお、労働力率 (X3) と保育力 (X4) の場合は符号が、それぞれにおいて安定的な結果が得られていない。また適合度が最もよい Model 1 で R^2 が 0.063 で、修正 R^2 が 0.057 となっており、モデルの適合度は非常に悪い。このことから、少なくともこれらの線型回帰モデルからは、有用な知見は得られない。

表 3-5 出生率に対する回帰分析の結果

	Model 1	Model 2	Model 3	Model 4	Model 5
X2	0.026 (0.003)	0.016 (0.000)	0.008 (0.094)		
X3	-0.033 (0.035)			0.015 (0.074)	0.001 (0.876)
X4	-0.025 (0.000)	-0.002 (0.699)		0.003 (0.511)	
X5	0.231 (0.000)		0.077 (0.010)		0.104 (0.000)
定数	14.634	12.817	12.838	12.293	12.948
R ²	0.063	0.024	0.033	0.010	0.029
修正R ²	0.057	0.021	0.030	0.007	0.026

注：変数の上段の数値は偏回帰係数，括弧の中の数値は有意確率である p-値を表す。

2) 共分散構造モデルの推定結果

共分散構造モデルを用いた分析結果を評価するために、二つの段階に分けて行うことにする。その分析結果は表 3-6 と図 3-3 に示す。因果モデルに関する全体的評価には、表 3-6 に示すように、構成したモデル自体の評価に用いられる AGFI (Adjusted Goodness of Fit Index ; Joreskog and Sorbom 1986) と、複数のモデルが候補に上がった場合のモデル選択基準としてよく用いられる AIC (Akaike's information criterion ; 赤池 1976) という二つの指標が有用である。まず、モデルの説明力という観点からの指標である AGFI を比べると、すべてのモデルにおいて 90%以上を示しており、モデルとデータとの適合度はかなり高く、構成されたすべてのモデルは標本共分散行列をよく説明していると判断される。なお、AIC を用いてモデルの説明力と安定性の両方を総合的に評価すると、構成したモデルの中では Model C の値が 54.061 と最も小さく、したがって、Model A と Model B に比べてより優れているといえる。

表 3-6 適合度指標

	Model A	Model B	Model C
AGFI	0.924	0.902	0.907
AIC	55.265	66.165	54.061

次に、三つのモデルにおける個々の母数の統計的有意性や符号などを、図 3-3 を参考に検討する。Model C における出生行動から労働参加への因果係数が統計的に有意でないことを除くと、すべての因果係数は統計的に有意となっていることがわかる。なお、育児環境から労働参加への因果係数はすべてのモデルにおいて正であることから、本研究で設定した地域における育児環境が女性の労働参加を促進するという仮説は支持することができる。

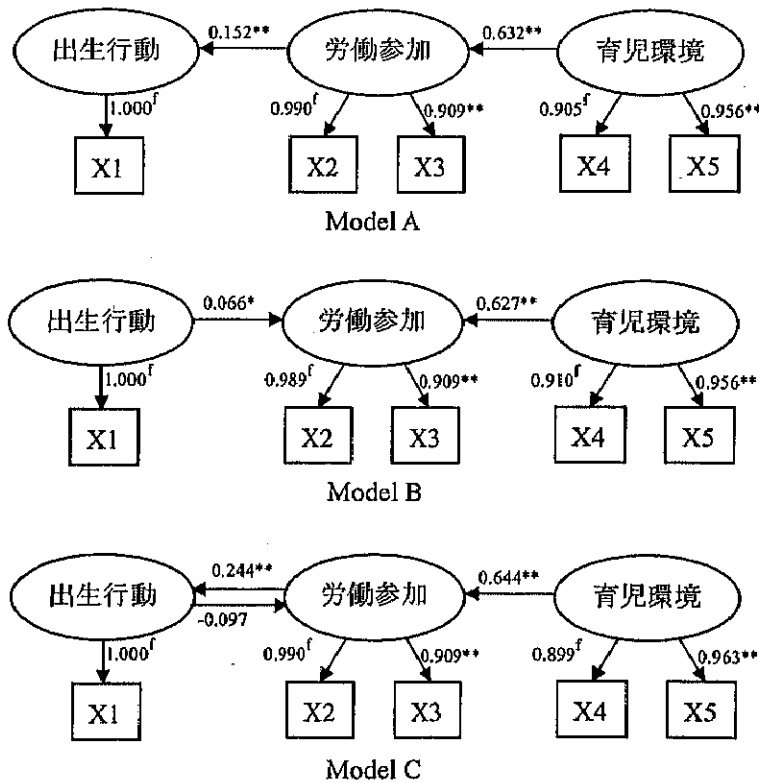


図 3-3 標準化された母数の推定値

- 注：1. *は 5%で，**は 1%で各々統計的に有意である。
 2. fは母数推定のために 1 に固定された母数。

もう一つの興味の対象である労働参加と出生行動の間の双方向因果関係は有意な結果が得られた。すなわち、一方が他方を規定するという関係をモデル化した Model A と Model B は両モデルともに統計的に有意で、正の因果係数が推定されている。しかし、Model A では労働参加が出生行動を規定する程度は 0.152 であるが、Model B では出生行動の労働参加に対する規定力は 0.066 と非常に弱い。一方、双方向の因果関係を設けた Model C においては、労働参加から出生行動への因果係数が 0.244 と推定されており統計的に有意であるが、出生行動から労働参加への因果係数は -0.097 とその規定力は弱く、統計的にも有意ではないものの、AIC と係数の大きさという観点から双方向のないモデルに比べると、優れたモデルであるといえよう。

以上、全体的評価と部分的評価を総合すると、本研究で設定した三つのモデルの中では、労働参加と出生行動との間の双方向因果関係を含んだ Model C が、統計的に他のモデルに比べてデータとの適合度が高く、個々の因果係数に対する評価においても過去の実証研究の成果とよく合致していると判断される。したがって、本研究で設定した研究仮説は、少なくとも地域レベルのデータを用いた場合においては妥当であるといえる。すなわち、地域における育児環境の整備水準は女性の労働参加を促進する有意な要因であり、出生行動が労働参加を規定するという関係を積極的には支持されなかったが、労働参加が出生行動に正の影響を与えるという関係は確認された。

3-4 結果の要約

以上、本章では出生率を従属変数とする線型回帰モデルと出生行動に関する三つの共分散構造モデルを構成し、地域レベルのデータを用いて実証分析を行った結果、以下のような結論が得られた。

- 1) 研究仮説の妥当性を検証し、地域における保育所の量的整備が、女性の育児と仕事の両立を可能にする有効な社会政策であることを示した。すなわち、地域における物的育児環境は直接的に出生行動に影響を与えるのではなく、女性の労働参加を促進することによって、間接的に出生行動に正の効果を与えていることがわかった。
- 2) 従来の研究では分析されたことのない、出生行動と労働参加の間に双方向因果関係を考慮したモデルが最も適合度が高く推定された。すなわち、労働参加が出生行動に対して正の影響を与えるという関係は確認されたが、個別の係数としては出生行動が労働参加を規定するという関係は有意とならないものの、全体としては双方向因果関係の存在が示唆される。
- 3) 共分散構造モデルを採用することによって、従来の実証研究が抱える方法論的問題を解決することができた。すなわち、経験的あるいは先行研究の結果から、いくつかの説明変数同士の間で因果関

係が存在することがわかっている場合は、相関関係の強い変数同士を分離して、もう一つの因果系列をつくることによって、推定結果が安定的に得られるということが明らかになった。