潜在曲線モデルを用いた日本の高齢者の身体的特性の変化と 個人差に関する縦断的検討

——MCMC 法に基づく全国高齢者縦断調査データの解析から——

宇佐美 慧*, 菅原 育子**

A Longitudinal Investigation of Some Physical Traits of the Japanese Old Using Latent Curve Models
——Analysis of Japanese Longitudinal Study Data Using MCMC Method——

Satoshi USAMI* and Ikuko SUGAWARA**

In the present research, we investigated the changes and individual differences of physical traits among the old people through physical function data and BMI (Body Mass Index) data of Japanese longitudinal study by using latent curve models. We first estimated the mean change patterns of physical traits, showing that in physical function moderate decrease was observed on average while female showed more rapid decrease. In BMI, female averagely indicated larger values than male but showed almost the similar change pattern to male. Individual differences of these changes were shown to be related to demographic variables, psychological variables, life-style variables such as smoking habits and other physical traits including eyesight. Additionally, longitudinal relationship was investigated between physical function and BMI, indicating the possibility that physical function may control rapid decreases of BMI in the old people. Finally, we attempted to extract multiple change patterns hidden in the whole data. As a result, two main classes were extracted whose change patterns were different in its intercepts and slopes. All analyses were conducted by Bayes estimation based on MCMC (Markov Chain Monte Carlo) method, and we showed the all program codes of WinBUGS in the Appendix.

Key words: Old people, Aging, Latent curve model, MCMC, Longitudinal study
キーワード: 高齢者, 老化, 潜在曲線モデル, MCMC, 縦断調査

1. はじめに

65 歳以上の高齢者人口の割合が, 総人口に対して

21%以上を占める超高齢化社会に日本が突入してから早 5 年が経過している。特に我が国では高齢者の中でも 75 歳以上の高齢者人口の増加が見込まれており, 2017 年には 75 歳以上の人口が 65 歳~74 歳の人口を上回ると予測されている (国立社会保障・人口問題研究所, 2012)。このように多くの人が非常に高齢まで生きることが可能になったいま, 真に健康で豊かな生活を高齢者が営めるためのよりよい高齢社会の実現は, 医療・福祉領域は勿論のこと, 地域社会および国全体の抱える喫緊の課題となっている。そして, そのためには, 高齢者の生活実態や保有する能力・資源に関する変化のあり方や個人差を多面的に把握することが重要であるのは明らかである。

*日本学術振興会・東京工業大学大学院社会理工学研究科
(Japan Society for the Promotion of Science・Graduate School of Decision Science and Technology, Tokyo Institute of Technology)

連絡先: 〒152-8550 東京都目黒区大岡山 2-12-1
Tel: 03-5734-2794

E-mail: usami.s.aa@m.titech.ac.jp

**東京大学社会科学研究所

(Institute of Social Science, The University of Tokyo)
Tel: 03-5841-4827

E-mail: sugawara@iss.u-tokyo.ac.jp

社会調査を通してこれらの把握を適切に行うためには、複数回にわたって継続的にデータを収集する縦断デザインを採用できることが一般に望ましいとされる。しかし、これまで医学、心理学を中心に高齢者の保有する各種能力の変化について多くの研究が蓄積されてきたが、縦断デザインは一般に経済的コスト・時間的コストを多分に要する事情もあり、先行研究の多くは横断デザインや事前事後デザインに基づくものであるのが実状である。さらには、縦断デザインであっても、特定の地域における特定の疾患を持つ患者など、一部のサンプルのみを対象として収集されたデータである場合が多い、という問題が指摘できる。

ところが、先進諸国を筆頭に人口高齢化が世界規模で進む中、近年は高齢者の日常生活を多面的に捉え、その加齢変化や時代変化について明らかにするべく、学際的な研究チームによる大規模な高齢者縦断データの収集が世界各地で進んでいる。そのため、近年は我が国でも、一般化可能性の高い無作為抽出に基づく高齢者縦断調査がいくつか行われ、また同時にデータが広く研究者に公開されるようになってきた (Muramatsu & Akiyama, 2011)。

本研究の目的は、日本の高齢者を対象とした縦断調査である、全国高齢者縦断調査データの二次分析を通して、日本の高齢者の身体的特性の変化と個人差に関する縦断的検討を行うことである。具体的には、身体機能および BMI (Body Mass Index) データに着目し、そして近年社会科学でその急速な浸透がみられている、種々の潜在曲線モデル (latent curve model) を併用しながら、これらの測定値の変化と個人差についての定量的検討を行う。

さらに、各潜在曲線モデル内の母数の推定については、同様に様々な研究領域で急速に普及している、MCMC 法 (Markov Chain Monte Carlo Method) に基づくベイズ推定を利用し、ソフトウェア WinBUGS を用いて MCMC を実行する。

本研究の構成は以下のとおりである。まず、第2章では本研究で用いる全国高齢者縦断調査データの概要と今回分析の対象とした変数 (身体機能・BMI) の概要、および研究背景を説明する。第3章では、以降の解析で利用する種々の潜在曲線モデルおよび、ベイズ推定と MCMC 法の概要を説明する。そして第4章では、全国高齢者縦断調査データを用いた解析結果を示し、第5章では総合考察を行う。最後に、今回用いた4種類の潜在曲線モデルに基づく、WinBUGS のプロ

グラムのソースコードを Appendix に示す。

2. 全国高齢者縦断調査および変数の概要

2.1. 全国高齢者縦断調査の概要

以下では全国高齢者縦断調査の概要を、小林 (2002)、秋山 (2008) の記述をもとに説明する。

全国高齢者縦断調査は、高齢者の身体的・精神的健康・家族・家族以外の社会関係・経済状態など高齢者の保有する資源や生活の状況を様々な側面から把握することにより、高齢者の資源や生活状況がどのように変化しているのか、またその変化を齎している要因は何か、或いはどのような高齢者が健康で長生きできるのか、といった問題を明らかにすることを目指した調査である。第1回調査は、東京都老人総合研究所とミシガン大学が共同で 1987 年に実施され、その後約3年ごとに調査が行われ、その回数は 2012 年 5 月現在までに計7回を数える (なお、2012 年には第8回目の調査が実施される予定である)。

調査対象は、日本全国から無作為抽出された 60 歳以上の高齢者であり、構造化された調査票を用いた本人からの面接聞き取り調査 (病気等の理由で本人が回答出来ない場合は、質問を限定して家族等による代行調査) を実施している。全国高齢者縦断調査においては、一般の縦断的な社会調査の場合と同様に、対象者によって調査の参加回数は大きく異なるが、最新の7回目の 2006 年の調査段階で、1 回以上調査に協力した高齢者の総数は 3,990 名である (回収率は、代行調査を含む場合は 69.7%~82.8%であり、含めない場合は 63.1%~79.8%である)。

さらに、全国高齢者縦断調査では属性情報・経済指標・社会指標・健康指標などに関わる多様な調査項目が含まれている。これらは、各回の調査で継続して含まれているレギュラー項目と、その時々の調査で単発的に用いられている項目に大別することができるが、平均して計 500 近くの調査項目が毎回の調査に含まれている。

2012 年 5 月現在、第1回 (wave1) から第4回 (wave4) 迄のデータは東京大学社会科学研究所が運営する SSJ データアーカイブ (Social Science Japan Data Archive) より入手可能である。また、調査項目の概要を含めた、全国高齢者縦断調査についての更なる詳細や実際のデータを用いた研究成果は、例えば小林 (2002) や秋山 (2008)、調査公式ホームページ

(<http://www2.tmig.or.jp/jahead/detail.html>) など
にまとめられている。

2.2. 変数の概要

本研究では高齢者の身体的特性の変化と個人差を、全国高齢者縦断調査におけるレギュラー項目である、身体機能、および BMI データを用いて検討する。以下では、これらの変数の概要と研究背景について説明する。

日常生活を送る上での身体的または認知的能力は、本人および周囲の人々の生活の質から介護保険制度のありかたまで様々な社会的課題と密接にかかわることから、高齢者の身体的、認知的機能の評価、その時間経過による変化過程の理解、また機能低下の規定因の特定や機能低下の予防は、高齢者研究における重要課題とされてきた。

そして、加齢に伴う身体機能の低下には個人差が大きいのが特徴であり、疾病や転倒による骨折等に加え、食事や運動、喫煙習慣などの影響が大きく、また不安やうつ状態などの精神状態が胃潰瘍や頭痛、他にも運動不足を誘発することで身体機能の低下に繋がること、更には家事などの役割を担っている程度、他者との接触頻度、配偶者の有無といった社会関係的要因も身体機能低下のリスク要因であることが指摘されている (e.g., Kaplan, Strawbridge, Camacho, & Cohen, 1993; 岸・堀川, 2004; Stuck, Walthert, Nikolaus, Büla, Hohmann, & Beck, 1999; 田中・吉田・天野・熊谷・藤原・土屋・新開, 2006; 上田・大川, 1996)。他にも、身体機能の低下に関しては性差の影響も少なからず存在することが知られている。

全国高齢者縦断調査において、身体機能に関するレギュラー項目は、「15分くらい立ち続ける」・「200-300メートル歩く」・「しゃがんだり、ひざまづいたりする」・「頭より高いところに手を伸ばし届く」・「指でものをつかむ」・「10kg を持ち上げ運ぶ」・「階段を2, 3 段昇る」の計7項目であり（ただし、「15分くらい立ち続ける」については第1回目（1987年）の調査では含まれていない項目である）、これらについてはいずれも、他人の助けも借りず、また杖や道具も使わずに行うことがどの程度できるかを、「1：全然難しい」・「2：少し難しい」・「3：とても難しい」・「4：全くできない」の4段階で評定する。

BMI は、体重 (kg)/(身長 (m) の二乗) で定義され、とりわけ医学・疫学分野を中心に頻繁に解析対象とな

る、生体の状態を把握するための最も基本的な情報の一つである。全年齢層でみると BMI は死亡のリスク要因のひとつと指摘されているが (Whitlock, Lewington, Sherliker, Clarke, Emberson, Halsey, et al., 2009)、高齢になるほど BMI と死亡率の関連は小さくなるという指摘がある。そして、特に高齢者研究の文脈では、BMI は高齢者の栄養状態を評価・診断する上での重要な変数であり、その大きさや、また一定期間内のこれらの顕著な変化も、糖尿病や認知症をはじめとした疾病への罹患の可能性を知る手掛かりとなる。その一方で、日本の一般高齢者データにおいては BMI の高低と身体機能または日常生活活動の自立度との関連は必ずしも見いだされていない (e.g., Shinkai, Kumagai, Fujiwara, Amano, Yoshida, Watanabe, et al., 2003)。

BMI は、全国高齢者縦断調査におけるレギュラー項目である、身長・体重データを用いて計算できる。ただし、これらについては、各調査回において測定器具を用いて測定したものではなく、健康手帳など外部の情報を手掛かりにした本人の自己申告に基づくものである。このような測定精度上の難点はあるが、日本の高齢者を通して自己報告された身長、体重情報の正確さについては他のデータで示されており (Yong & Saito, 2011)、また測定器具を用いた場合でも、とりわけ身長については、脊柱の過度な湾曲があったり、骨粗鬆症による複数の椎骨の圧迫骨折のある高齢者に関しては正確な測定値が得られない場合も多い (藤井, 1998)。

このように、ここまで挙げた2つの変数は、高齢者の身体的特性を評価する上で有用であり、高齢者の生活実態を把握するためにも不可欠であるが、これらの加齢に伴う変化の様態やその個人差に関する多面的な縦断的検討は十分になされていないところである。より詳しく言えば、これらの変数に関する、(i) 加齢に伴う平均的な変化パタンの様態やその個人差、および変化に関する変数間・変数内の相関関係の検証、(ii) 変化の個人差を説明する要因の発見、(iii) 変数間の変化の影響関係の検証、(iv) 観察される様々な変化パターンを要約するための分類作業、に関わる研究仮説についての縦断的検討である。

そこで本研究では、身体機能と BMI データを利用して、また高齢者研究では必須の観点である性差を考慮しながら、上記 (i)-(iv) の点に関わる研究仮説を検討する。

例外的に、身体機能を含む、日常生活を営む上での

様々な活動性をあらわす ADL (日常生活動作: Activity of Daily Living) および、より高次な活動性をあらわす IADL (手段的日常生活動作: Instrumental Activity of Daily Living) に関しては、全国高齢者縦断調査データを用いた研究成果が既に報告されている。Liang, Shaw, Krause, Bennett, Blaum, Kobayashi et al. (2003) は、第 1 回調査から参加した 2200 名の高齢者を対象として、調査 5 回分の 12 年間にわたる ADL および IADL の変化パターンを検討し、その結果 3 つの変化パターンに分類できることを報告した。また秋山 (2010) は調査 7 回分の 19 年間にわたる ADL, IADL, 死亡データを分析し、その変化に 2 ないし 3 つのパターンが見いだされると指摘している。これらは、いずれも上記 (iv) の研究仮説の検証を主目的とした研究であるが、本研究では身体的特性として身体機能と BMI というより基礎的な 2 つの変数を用い、さらに同じデータセットを用いて上記 (i)–(iv) の研究仮説を検討することで、これらの先行研究に新たな知見を加えるものと期待される。

次章では、全国高齢者縦断調査データを用いた解析結果を報告する前に、上記 (i)–(iv) の研究仮説を検討するための 4 種類の潜在曲線モデルおよび、ベイズ推定・MCMC 法の概要について先にまとめて説明する。

3. 潜在曲線モデルおよびベイズ推定・MCMC 法の概要

3.1. 潜在曲線モデルの概要

潜在曲線モデル (McArdle, 1988; Meredith & Tisak, 1984, 1990) は、ある集団から得られた何らかの縦断データに対して、集団全体の平均的な発達・変化のパターンと個々の変化のパターンについて同時に記述することを目的とした、社会科学に端を発する統計モデルである。潜在曲線モデルは、数学的には狩野・三浦 (2002) が述べているように、平均構造を伴う構造方程式モデリング (Structural Equation Modeling: SEM) の範疇で記述することができるため、SEM のための様々な統計ソフトの利用や、算出される適合度指標などの様々な指標の参照も可能であるといった応用上の利点がある。それと同時に、SEM の柔軟なモデル表現力を応用して、潜在曲線モデルの様々な拡張モデルについても、これまで多くのものが既に提案されている。この点については、Bollen & Curran (2006), Duncan, Duncan, Stryker (2006), Preacher, Wichman, MacCallum, & Briggs (2008) の教科書が、また日本

語では Bollen & Curran (2006) の記述を中心にまとめた宇佐美 (2012) のレビューが参考になる。

以下では、2.2 節で挙げた (i)–(iv) の研究仮説を検討する上で有用な 4 種の潜在曲線モデルを、その順番に沿って説明する。すなわち、まず最も基本的な (多変量) 潜在曲線モデルの概要を説明し、次いで (多変量) 条件付潜在曲線モデル (conditional latent curve model), 潜在変化得点モデル (latent change score model; McArdle, 2001; McArdle & Hamagami, 2001; McArdle, Hamagami, Jones, Jolesz, Kikinis, & Spiro, et al., 2004; McArdle, 2009), 潜在曲線混合モデル (latent curve mixture model: LCMM) の順番に説明する。

3.1.1. 多変量潜在曲線モデル

ここでは、本研究の解析で扱う身体機能 (x), および BMI (y) のような二変量の場合を想定して、多変量潜在曲線モデルの概要を説明する。

多変量潜在曲線モデルは、確証的因子分析モデルを基礎とした、潜在曲線モデルの中でも最も基本的なモデル表現の一つであり、これらの変数に関する、時点 $t(1, \dots, t, \dots, T)$ における、個人 $j(1, \dots, j, \dots, J)$ の測定値 x_{jt}, y_{jt} は以下の線形式で表現される。すなわち、

$$\begin{aligned} x_{jt} &= f_{Ixj} + \alpha_{xt} f_{Sxj} + \varepsilon_{xjt} \\ y_{jt} &= f_{Iyj} + \alpha_{yt} f_{Syj} + \varepsilon_{yjt} \end{aligned} \quad (1)$$

である。ここで、 f_{Ixj}, f_{Iyj} は変数 x, y に関する個人 j の切片因子得点と呼ばれ、最初の時点 $t = 1$ での測定の真値を表す潜在変数である。また、 f_{Sxj}, f_{Syj} は変数 x, y に関する個人 j の傾き因子得点と呼ばれ、各時点間の変化量の大きさの真値を表現する潜在変数である。

α_{xt}, α_{yt} は変数 x, y に関する、各傾き因子得点にかかる係数であり、因子分析モデルの文脈では因子負荷に相当するものである。この係数については、Bollen & Curran (2006) および宇佐美 (2012) にもあるように、想定される変化パターンの形状 (e.g., 一次, 二次) の違いに応じて様々な設定方法があるが、ここでは最も母数の解釈がしやすく、尚且つ結果の解釈を明快に行うことができる、線形 (一次) の変化パターンを想定した設定を行う。すなわち、 $\alpha_{xt} = \alpha_{yt} = (t - 1)$ と設定する。これより、 f_{Sxj}, f_{Syj} は各時点間での一定の変化量の大きさの真値を表す潜在変数を意味することになる。

最後に、 $\varepsilon_{xjt}, \varepsilon_{yjt}$ は誤差項であり、誤差間および、各因子得点と誤差間の無相関性と、 $\varepsilon_{xjt} \sim N(0, \psi_{xt}^2)$,

図 1. (二変量) 潜在曲線モデル (因子平均および因子分散の記号は省略)

$\varepsilon_{yjt} \sim N(0, \psi_{yt}^2)$ が仮定される．ここで、 ψ_{xt}^2, ψ_{yt}^2 は誤差分散である．さらに、各因子得点に関して、それらを全てまとめたベクトル $F = (f_{Ixj}, f_{Sxj}, f_{Iyj}, f_{Syj})'$ は $F \sim N(\mu, \Phi)$ の(四変量の)多変量正規分布に従うことが仮定される．具体的に、これらは

$$\mu = \begin{pmatrix} \mu_{Ix} \\ \mu_{Sx} \\ \mu_{Iy} \\ \mu_{Sy} \end{pmatrix} \Phi = \begin{pmatrix} \varphi_{Ix}^2 & \varphi_{IxSx} & \varphi_{IxIy} & \varphi_{IxSy} \\ \varphi_{IxSx} & \varphi_{Sx}^2 & \varphi_{SxIy} & \varphi_{SxSy} \\ \varphi_{IxIy} & \varphi_{SxIy} & \varphi_{Iy}^2 & \varphi_{IySy} \\ \varphi_{IxSy} & \varphi_{SxSy} & \varphi_{IySy} & \varphi_{Sy}^2 \end{pmatrix} \quad (2)$$

と表現される．ここで、(2) 式の μ 内の各要素は対応する因子得点についての因子平均を表し、また Φ 内の対角要素および非対角要素は、対応する因子得点についての因子分散および因子間共分散をそれぞれ表す．例えば、 μ_{Ix} は変数 x の切片因子得点の平均を、 $\varphi_{Ix}^2, \varphi_{IxSy}$ は変数 x の切片因子得点の分散および、変数 x の切片因子得点と変数 y の傾き因子得点の間の共分散をそれぞれ表す．このように、多変量潜在曲線モデルを通して、各変数に関する平均的な変化パターンやその個人差の大きさを評価できるだけでなく、変化に関する変数間および変数内の相関関係を、最初の時点の真値(すなわち切片因子得点)と、時点間の変化量の真値(すなわち傾き因子得点)に関する相関関係を通して評価できることが大きな利点である．したがって、2.2 節で挙げた (i) の研究仮説の検討において有用なモデルとなる．

最後に、(1), (2) 式に基づく、二変量潜在曲線モデル

のパス図を図 1 に示しておく．

3.1.2. 条件付潜在曲線モデル

(多変量) 条件付潜在曲線モデルは、(多変量) 潜在曲線モデルを基礎とした統計モデルであるが、各因子得点の高低が他の何らかの説明変数を通してどの程度説明・予測できるのかを、因子得点に関する構造方程式(回帰式)の設定を通して検証することを大きな目的としている．つまり、条件付潜在曲線モデルでは、(1) 式に加えて、各因子得点に対する回帰モデル：

$$\begin{aligned} f_{Ixj} &= \beta_{0Ix} + \beta_{1Ix}Z_{1j} + \cdots + \beta_{pIx}Z_{pj} \\ &\quad + \cdots + \beta_{pIx}Z_{Pj} + d_{Ixj} \\ f_{Sxj} &= \beta_{0Sx} + \beta_{1Sx}Z_{1j} + \cdots + \beta_{pSx}Z_{pj} \\ &\quad + \cdots + \beta_{pSx}Z_{Pj} + d_{Sxj} \\ f_{Iyj} &= \beta_{0Iy} + \beta_{1Iy}Z_{1j} + \cdots + \beta_{pIy}Z_{pj} \\ &\quad + \cdots + \beta_{pIy}Z_{Pj} + d_{Iyj} \\ f_{Syj} &= \beta_{0Sy} + \beta_{1Sy}Z_{1j} + \cdots + \beta_{pSy}Z_{pj} \\ &\quad + \cdots + \beta_{pSy}Z_{Pj} + d_{Syj} \end{aligned} \quad (3)$$

を設定する．ここで $\beta_{0Ix}, \beta_{0Sx}, \beta_{0Iy}, \beta_{0Sy}$ は対応する回帰式の切片項を、また $\beta_{pIx}, \beta_{pSx}, \beta_{pIy}, \beta_{pSy} (1, \dots, p, \dots, P)$ は p 番目の変数における偏回帰係数をそれぞれ表す．そして、 $d_{Ixj}, d_{Sxj}, d_{Iyj}, d_{Syj}$ は他の変数とは互いに無相関な、回帰モデルの残差項であり、 $d_{Ixj} \sim N(0, \varphi_{Ix}^2)$, $d_{Sxj} \sim N(0, \varphi_{Sx}^2)$, $d_{Iyj} \sim N(0, \varphi_{Iy}^2)$ および $d_{Syj} \sim N(0, \varphi_{Sy}^2)$ が仮定される．ここで $\varphi_{Ix}^2, \varphi_{Sx}^2, \varphi_{Iy}^2, \varphi_{Sy}^2$ は対応する残差

図 2. 条件付潜在曲線モデル (P=1 の場合. 説明変数の平均・分散と切片・偏回帰係数・残差分散の記号は省略)

分散である. このように, (3) 式をもとに偏回帰係数を推定することで, 切片因子得点と傾き因子得点の個人差を説明・予測できる要因を検討できるため, 2.2 節で述べた (ii) の研究仮説に適した統計モデルとなる.

最後に, (1), (3) 式に基づく, 二変量条件付潜在曲線モデルのパス図を図 2 に示す.

3.1.3. 潜在変化得点モデル

潜在変化得点モデルは, 潜在曲線モデルに関する拡張モデルの中でも, 近年特に注目を集めている統計モデルである. 例えば, 潜在変化得点モデルを用いた, 老年学の分野における一つの興味深い応用例は, McArdle et al. (2004) に見ることができる. 以下では, 二変量の場合を扱った McArdle et al. (2004) および McArdle (2009) の記述に倣って, 潜在変化得点モデルの概要を説明する.

まず, 潜在変化得点モデルでは, 変数 x, y に関する, 時点 t における個人 j の測定値 x_{jt}, y_{jt} を, 対応する真値である潜在変数 f_{xjt}, f_{yjt} と誤差 $\varepsilon_{xjt}, \varepsilon_{yjt}$ を用いて,

$$\begin{aligned} x_{jt} &= f_{xjt} + \varepsilon_{xjt} \\ y_{jt} &= f_{yjt} + \varepsilon_{yjt} \end{aligned} \quad (4)$$

のように分解する. ここで, 各誤差は互いに無相関であり, $\varepsilon_{xjt} \sim N(0, \psi_x^2)$, $\varepsilon_{yjt} \sim N(0, \psi_y^2)$ が仮定される. 特に, $t = 1$ の場合は, 潜在変数 f_{xj1}, f_{yj1} は潜在曲線モデルにおける切片因子得点 f_{Ixj}, f_{Iyj} に相当する. ここでは, McArdle (2009) と同様, (多変量) 潜在曲線モデルとの類似点と相違点を明確化するため, これらの記号を適宜区別して表現する. そして,

$$\begin{aligned} f_{xjt} &= f_{xj(t-1)} + \Delta f_{xjt} \\ f_{yjt} &= f_{yj(t-1)} + \Delta f_{yjt} \quad (t \geq 2) \end{aligned} \quad (5)$$

として時点間の真の変化得点 $\Delta f_{xjt}, \Delta f_{yjt}$ を計算し, さらにこれらの変化得点の大きさを説明する以下の線形式を仮定する. すなわち,

$$\begin{aligned} \Delta f_{xjt} &= f_{Sxj} + \gamma_x f_{xj(t-1)} + \gamma_{xy} f_{yj(t-1)} + \delta_{xjt} \\ \Delta f_{yjt} &= f_{Syj} + \gamma_y f_{yj(t-1)} + \gamma_{yx} f_{xj(t-1)} + \delta_{yjt} \end{aligned} \quad (6)$$

である. ここで, f_{Sxj}, f_{Syj} は変化得点に関する切片 (すなわち真値に対する時点間の一定の増分) を表す傾き因子得点である. γ_x, γ_y は変化得点に関する (一次の) 自己回帰 (auto-regressive) 係数であり, 一時点前の自分自身の真値から変化得点をどの程度説明できるかを表現する. γ_{xy}, γ_{yx} は変数 x (または y) に関する変化得点を一時点前の他の変数 y (または x) の真値からどの程度説明できるかを表現する, カップリング (coupling) 係数と呼ばれる母数である.

そして, $\delta_{xjt}, \delta_{yjt}$ は他の変数とは無相関であるモデル上の残差であり, $\delta_{xjt} \sim N(0, \omega_x^2)$, $\delta_{yjt} \sim N(0, \omega_y^2)$ が仮定されている. ここで, ω_x^2, ω_y^2 は残差分散である. さらに, 切片因子得点 f_{Ixj}, f_{Iyj} と傾き因子得点 f_{Sxj}, f_{Syj} については, 多変量潜在曲線モデルの場合と同様, 多変量正規分布に従うこと (すなわち, $F \sim N(\mu, \Phi)$ であること) が仮定される. ただし, 傾き因子得点 f_{Sxj}, f_{Syj} は, ここでは一時点前の自分自身および他方の変数に関する真値の条件付のもとでの,

点から集団の変化や発達の様態を把握することができる．そのため、2.2節の(iv)の研究仮説の検討には潜在曲線混合モデルは極めて有用である．

潜在曲線混合モデルは、上記のように潜在曲線モデルに対して複数の未知のクラスを仮定するという点を基礎としているため、扱う潜在曲線モデル自体はどのようなものであっても構わない．以下では、本研究の解析で用いる、3.1.1節で述べた多変量潜在曲線モデルに対して複数の未知のクラスの存在を仮定した、潜在曲線混合モデルの概要を説明する．

潜在曲線混合モデルでは、時点 t における、 $c(1, \dots, c, \dots, C)$ 番目のクラスに所属する個人 j の測定値 x_{jt}^c, y_{jt}^c を以下のように表現する．すなわち、 $\alpha_{xt} = \alpha_{yt} = (t-1)$ としたときの、(1)式に倣って、

$$\begin{aligned} x_{jt}^c &= f_{I_{xj}}^c + (t-1)f_{S_{xj}}^c + \varepsilon_{xjt}^c \\ y_{jt}^c &= f_{I_{yj}}^c + (t-1)f_{S_{yj}}^c + \varepsilon_{yjt}^c \end{aligned} \quad (8)$$

と表現する．ここで、各個人が各クラスに所属するという条件付を除けば、変数の意味や母数の解釈はこれまでと全く同様である．すなわち $f_{I_{xj}}^c, f_{I_{yj}}^c$ は変数 x, y に関する、 c 番目のクラスに所属する個人 j の切片因子得点を、 $f_{S_{xj}}^c, f_{S_{yj}}^c$ は変数 x, y に関する、 c 番目のクラスに所属する個人 j の傾き因子得点をそれぞれ表し、 $\varepsilon_{xjt}^c, \varepsilon_{yjt}^c$ は対応する誤差項を意味する．

多変量潜在曲線モデルとの相違点は母数の値である．つまり、誤差について $\varepsilon_{xjt}^c \sim N(0, \psi_{xt}^{c2})$, $\varepsilon_{yjt}^c \sim N(0, \psi_{yt}^{c2})$ を、さらに因子得点をまとめたベクトル $F^c = (f_{I_{xj}}^c, f_{S_{xj}}^c, f_{I_{yj}}^c, f_{S_{yj}}^c)'$ について $F^c \sim N(\mu^c, \Phi^c)$ が仮定される．すなわち、誤差分散 $\psi_{xt}^{c2}, \psi_{yt}^{c2}$ 、因子平均 μ^c および因子間の分散共分散行列 Φ^c 内の各要素の値がクラス c に依存する（すなわちクラスによって異なる）ことが仮定される．そして、一般に潜在曲線混合モデルでは、クラス数をあらかじめ C と仮定して、各クラスのモデル内の母数と、各個人の各クラスへの所属確率をそれぞれ推定する．このように、クラス間で異なる平均構造と共分散構造を仮定することで、抽出したデータの背後にどのような変化パターンがあるのかを、その切片や傾き、およびそれらの個人差の大きさの違いを通して検討することができる．

また、局所最適解を避ける目的やモデルの識別性を満たす目的、他にも結果の解釈を簡略化する目的から、特に共分散構造に関わる母数についてクラス間で等値制約を課す場合も多い (e.g., Bollen & Curran, 2006; Duncan et al., 2006)．

3.1.1節で述べた多変量潜在曲線モデルでは、(1)式のモデルにより表現される平均構造 $\mu(\theta)$ および共分散構造 $\Sigma(\theta)$ （ここで θ はモデル内のすべての母数を含む記号である）を通して、個人 j に関するデータベクトル $X_j = (x_{j1}, y_{j1}, \dots, x_{jT}, y_{jT})'$ が

$$X_j \sim N(\mu(\theta), \Sigma(\theta)) \quad (9)$$

にしたがうことを仮定して、尤度関数 $L(\theta|X)$ を構成し、母数の推定を行う．その一方で、潜在曲線混合モデルの場合では、一般に各個人が所属するクラスは未知であることから、以下のような正規分布の混合分布

$$X_j \sim \sum_{c=1}^C p_c N(\mu^c(\theta), \Sigma^c(\theta)) \quad (10)$$

にしたがうことが仮定され、尤度関数 $L(\theta|X)$ が構成される．ここで、 p_c は c 番目のクラスに所属する個人の割合を表す混合比率 (mixture proportion) であり、 $\mu^c(\theta)$ および $\Sigma^c(\theta)$ は、 c 番目のクラスに関する平均構造と共分散構造である．これより、データ X に関する全体の平均構造と共分散構造は、順に、

$$\begin{aligned} &\sum_{c=1}^C p_c \mu^c(\theta) \\ &\sum_{c=1}^C \sum_{c'=1}^C p_c p_{c'} (\mu^c(\theta) - \mu^{c'}(\theta))(\mu^c(\theta) - \mu^{c'}(\theta))' + \sum_{c=1}^C p_c \Sigma^c(\theta) \end{aligned} \quad (11)$$

でそれぞれ表現されていることになる (Bauer & Curran, 2004)．

3.2. ベイズ推定とMCMC法の概要

現実のデータに関する統計的推測の問題全般において、ベイズ法の応用は近年目覚ましく増加している．

これは Gamerman & Lopes (2006) や Gelman, Carlin, Stern & Rubin (2003)、他にも Okada & Mayekawa (2011)、宇佐美 (2012) 等で指摘されているように、ベイズ推定においてはそれ独自の特長があることに関係する．すなわち、ベイズ推定では、一般に、(a) 最尤法のように漸近理論に依拠していないため、とりわけサンプルサイズが小さい場合における漸近性からの逸脱の問題を考慮する必要性が生じないこと、(b) 母数に関して分析者が持っている事前情報を積極的に解析（統計的推測）の中に反映できること、(c) モデル内の母数やそれらの関数についての事後分

布を通して、母数の取りうる値についての確率的な解釈が可能であること、が主な利点として挙げられる。

ベイズ推定では、各母数についての事前分布を分析者が設定し、事前分布 $P(\theta)$ と尤度関数 $L(\theta|X)$ の積が、母数についての事後分布 $P(\theta|X)$ に比例する、すなわち

$$P(\theta|X) \propto L(\theta|X)P(\theta) \quad (12)$$

であるという数学的事実を通して、データ X が得られた際の各母数の（周辺）事後分布を導き、同時に母数の推定値を得る。しかし、しばしば、複雑な統計モデル下ではこの（周辺）事後分布を解析的に評価することが極めて困難であった。ところが、近年では、MCMC 法などのサンプリング手法により、複雑な統計モデルに基づく場合においても、各母数についての（他の全ての母数を条件付とする完全条件付）事後分布を利用したサンプリングを繰り返すことで、母数に関する近似的な事後分布を推定することが極めて容易になった。

さらに、Okada & Mayekawa (2011) などが指摘しているように、MCMC では欠損データを母数として扱いながらサンプリングを行うことが可能といった柔軟性も指摘できる。このような経緯から、現在では、特に MCMC の利点を活かして、統計的推測の問題全般にベイズ推定の利用が広く見られるようになったが、潜在曲線モデル（および潜在曲線混合モデル）においてもこの点は例外ではない (e.g., Elliott, Callo, Ten Have, Bogner, & Katz, 2005; Leiby, Sammel, Ten Have, & Lynch, 2009; Neelon, Swamy, Burgette, & Miranda, 2011; Song, Lee, & Hser, 2009)。

MCMC 法は、その高い有用性の反面、コンピュータの計算能力や研究者が手軽に使えるソフトウェアが限られていたためその利用は必ずしも一般的ではなかった。しかし、ソフトウェアに関しては、近年では様々なものが利用できるようになり、特に行動科学の領域では、BUGS (Bayesian inference using Gibbs sampling) と呼ばれるフリーのソフトウェアが広く普及している。

BUGS に関わる文献は近年急速に増えているが、教科書では、潜在曲線モデルを包含する構造方程式モデリング全般における MCMC 法の適用例を、BUGS の Windows 版である WinBUGS (Spiegelhalter, Thomas, & Best, 2000) を用いたプログラムのソースコードと共に示した Lee (2007) があり、また豊田 (2008) には、潜在曲線モデル及び構造方程式モデリングに限らない様々な統計モデルに関する豊富な応用例と、BUGS (よ

り具体的には、統計ソフト R におけるインターフェースである BRugs) のプログラムのソースコードをみることができる。他にも、特に縦断データ解析とは縁の深い、階層線形モデルや時系列モデルを中心とした応用例と WinBUGS によるプログラムのソースコードについては、古谷 (2008) が非常に参考になる。

4. 全国高齢者縦断調査データの解析

本研究では、SSJDA より入手可能な、第 1 回 (wave 1) から第 4 回 (wave4) 迄のデータ (1987 年–1996 年) を用いて高齢者の身体的特性の変化と個人差を検証する。また、全国高齢者縦断調査が 3 年間ごとに実施されていることと、サンプルサイズの都合を考慮して、60–62 歳、63–65 歳、..., 87–89 歳のように年齢段階を設定し、これをもとに変化のパターンを検証することにした。

以下では、各変数のコーディング方法と推定の手順について詳述したのち、分析結果を示していく。

4.1. 方法

4.1.1. 変数のコーディング方法

身体機能については、2.2 節で述べたとおり 4 段階で評定されているが、解釈の便宜上、項目得点が高いほど身体機能が優れていることを意味するように、生データに対して逆転項目処理を施した。すなわち、各カテゴリは、「4：全然難しくない」・「3：少し難しい」・「2：とても難しい」・「1：全くできない」を意味するようにした。そして、身体機能に関する計 7 項目への回答の平均値を各年齢段階における身体機能の測定値として定義した。

また、各年齢段階の BMI に関しては、調査時の自己申告をもとに得られた身長および体重データを直接利用して算出した。

この手続きを経て、以降の解析には、条件付潜在曲線モデルで利用する各説明変数の情報が得られており、尚且つ少なくとも 1 つの年齢段階において、身体機能・BMI のいずれかの変数に関する測定値が得られている高齢者計 2613 名 (男性 1181 名、女性 1432 名) のデータを用いた。

4.1.2. 事前分布の設定および推定の実行手順

3.1.1–3.1.4 節で述べた各潜在曲線モデルにおける母数の事前分布の設定について説明する。本研究では、因子平均 (μ) や回帰係数 (β, γ) に関わる母数の事前

表 1. (a) 性別ごとに示した身体機能に関する記述統計量

	60-62 歳	63-65 歳	66-68 歳	69-71 歳	72-74 歳	75-77 歳	78-80 歳	81-83 歳	84-86 歳	87-89 歳
男性 平均	3.97	3.95	3.94	3.91	3.90	3.82	3.79	3.74	3.76	3.58
標準偏差	0.13	0.24	0.22	0.36	0.37	0.47	0.48	0.53	0.50	0.70
度数	498	598	505	437	362	279	213	127	54	18
女性 平均	3.94	3.90	3.86	3.83	3.75	3.72	3.58	3.41	3.33	3.31
標準偏差	0.19	0.34	0.40	0.35	0.44	0.48	0.59	0.66	0.72	0.65
度数	518	730	644	585	504	394	294	186	76	36

表 1. (b) 性別ごとに示した BMI に関する記述統計量

	60-62 歳	63-65 歳	66-68 歳	69-71 歳	72-74 歳	75-77 歳	78-80 歳	81-83 歳	84-86 歳	87-89 歳
男性 平均	22.65	22.24	22.22	21.98	21.55	21.45	21.31	21.13	21.19	20.51
標準偏差	2.77	2.50	2.71	2.95	2.85	2.95	2.85	3.02	2.86	3.23
度数	484	590	494	425	352	265	200	122	48	12
女性 平均	23.07	23.04	22.82	22.62	22.04	21.76	21.36	21.05	21.09	20.07
標準偏差	3.23	3.25	3.22	3.34	3.31	3.13	3.30	3.35	5.06	2.99
度数	504	703	609	548	445	352	242	148	49	24

分布は正規分布に、因子得点の分散共分散行列に関わる母数 (Φ) は逆ウィッシュャート分布に、誤差分散・残差分散に関わる母数 (ψ, ω) は逆ガンマ分布に、そして混合比率 (p) についてはディリクレ分布にしたがうこと (すなわち、事前分布と事後分布が同一分布族に従うための自然共役事前分布) を仮定した。さらに各事前分布内で設定する超母数については、母数についての事前知識は乏しい状況を表現するように設定した。詳しくは、Appendix における WinBUGS コードを参照のこと。

そして、MCMC 法では、事後分布からのサンプリングとしての近似精度を高める意図で、定常状態に達していないと考えられる最初の一定回数分のサンプルを捨てる手続き (burn-in と呼ばれる) を一般に行うが、本研究ではすべての解析において、burn-in 期間を 10,000 回に定め、その後の 30,000 回分のサンプルを事後分布の推定に利用し、サンプルの収束を確認した。

また、潜在曲線混合モデルの適用時では、設定されている各クラスはラベル付けがなされていないため、一方の事後分布からのサンプルが、サンプリングの途中で他方の事後分布からのサンプルに互いに入れ替わってしまう問題 (ラベル・スイッチング) が生じうる。この問題に対する対処法は様々なものが知られているが、ここでは一つの簡便な手続きとして、クラス間で身体機能 x に関する切片因子の因子平均 (μ_{Ix}) に関する事前分布の (平均についての) 超母数と初期値に順序制

約を課し、サンプリングの途中でラベル・スイッチングが生じていないことを確認して事後分布を推定した。

なお、縦断データにおいてデータの欠損は様々な理由から生じるのが一般的であり (e.g., Schafer & Graham, 2002), 後述のように、本研究の場合でも例外ではない。WinBUGS では、今回扱う身体機能・BMI の 2 つの (目的) 変数についての欠損は、多重代入法 (multiple imputation; Rubin, 1987) によって処理が行われるため (Carrigan, Barnett, Dobson, & Gita, 2007), いわゆる MAR (Missing At Random; 欠損するかどうかは欠損値自体には依存せずに他の変数に依存する) の仮定の下では、バイアスのない推定値が得られることが保証されている。

4.2. 結果

4.2.1. 記述統計

表 1 に、各変数についての、年齢段階別・性別の記述統計 (平均・標準偏差・度数) の結果を示す。まず、身体機能に関しては、男女いずれの場合においても値が 4 に概して近い。すなわち、身体機能を評価する項目群については、基本的には日常の基礎的な運動能力の達成度合いを評価するものであったことから、個人差が反映されにくく、全体的に天井効果を示していた。しかし、この結果は項目特性のみに帰属できるものではなく、今回のような一般の地域在住高齢者を対象とした調査においては、調査参加者は調査に協力できる

表 2. 身体機能 (x)・BMI (y) に関する、多変量潜在曲線モデルにおける母数の事後平均 (95%確信区間)

	男性	女性		男性	女性
μ_{Ix}	3.976 (3.964,3.988)	3.952 (3.937,3.967)	ψ_{x6}^2	0.169 (0.139,0.205)	0.128 (0.106,0.154)
μ_{Sx}	-0.025 (-0.032,-0.018)	-0.052 (-0.059,-0.045)	ψ_{x7}^2	0.154 (0.119,0.195)	0.184 (0.148,0.227)
μ_{Iy}	22.470 (22.290,22.640)	22.950 (22.760,23.410)	ψ_{x8}^2	0.155 (0.109,0.214)	0.321 (0.250,0.407)
μ_{Sy}	-0.143 (-0.188,-0.097)	-0.139 (-0.182,-0.095)	ψ_{x9}^2	0.166 (0.102,0.258)	0.288 (0.190,0.422)
φ_{Ix}^2	0.006 (0.004,0.008)	0.013 (0.009,0.017)	ψ_{x10}^2	0.338 (0.167,0.643)	0.250 (0.136,0.427)
φ_{Sx}^2	0.004 (0.003,0.004)	0.004 (0.003,0.005)	ψ_{y1}^2	0.926 (0.640,1.253)	0.769 (0.525,1.053)
φ_{Iy}^2	6.792 (6.047,7.595)	10.130 (9.169,11.170)	ψ_{y2}^2	0.979 (0.775,1.204)	1.060 (0.859,1.285)
φ_{Sy}^2	0.188 (0.138,0.242)	0.203 (0.150,0.257)	ψ_{y3}^2	0.927 (0.741,1.138)	1.116 (0.921,1.333)
φ_{IxIy}	0.001 (0.000,0.001)	0.002 (0.001,0.003)	ψ_{y4}^2	0.985 (0.755,1.249)	1.048 (0.831,1.290)
φ_{IxSx}	-0.026 (-0.060,0.007)	0.020 (-0.030,0.072)	ψ_{y5}^2	1.056 (0.813,1.333)	1.456 (1.159,1.798)
φ_{IxSy}	-0.002 (-0.009,0.006)	-0.003 (-0.014,0.008)	ψ_{y6}^2	1.195 (0.893,1.551)	1.450 (1.089,1.873)
φ_{IySx}	0.009 (-0.011,0.029)	-0.023 (-0.050,0.004)	ψ_{y7}^2	0.968 (0.667,1.329)	1.757 (1.246,2.370)
φ_{IySy}	0.004 (0.000,0.008)	0.004 (-0.001,0.009)	ψ_{y8}^2	1.682 (1.111,2.418)	2.091 (1.322,3.081)
φ_{SxSy}	-0.318 (0.485,-0.162)	-0.476 (-0.672,-0.283)	ψ_{y9}^2	2.894 (1.587,4.831)	8.305 (4.917,13.420)
ψ_{x1}^2	0.017 (0.014,0.020)	0.029 (0.024,0.034)	ψ_{y10}^2	3.594 (1.070,9.320)	3.447 (1.222,7.609)
ψ_{x2}^2	0.043 (0.038,0.049)	0.092 (0.082,0.104)			
ψ_{x3}^2	0.031 (0.026,0.036)	0.114 (0.099,0.129)			
ψ_{x4}^2	0.082 (0.069,0.097)	0.071 (0.060,0.083)			
ψ_{x5}^2	0.077 (0.063,0.093)	0.106 (0.089,0.125)			

程度の比較的健康な高齢者に偏ることは避けられないという点は考慮すべきである。

その一方で、加齢とともに、なだらかではあるが身体機能の測定値の平均が減少していく様子が男性・女性共に明らかに示されている。そして、60-62歳の最初の年齢段階では性差がほとんど見られないが、その後女性の方が平均的に急激な低下を示しており、得点の差異は特に78-80歳の年齢段階以降において顕著になることが分かる。

この性差については、老年学の領域ではすでに経験的に知られているところであり、一般に女性の方が男性に比べて寿命自体は長い一方で、うつ病、認知症、骨粗鬆症といった慢性疾患の罹患率は女性の方が高く、また要介護期間は女性の方が長いといったことが知られているため(宮尾, 2010; Meyer & Parker, 2011)、身体自立や身体機能の観点からすれば男性の方が平均的に優れた結果であったことは納得できる。

また、BMIに関しては、60-62歳の最初の年齢段階から女性の方が高い値を示しており、また特にサンプルサイズの小さい後期の年齢段階では必ずしも当てはまらないが、その低下量については、男性・女性間で概ね同程度の大きさを示している。

このように、記述統計の結果を俯瞰するだけでも、変化の傾向やその大きさ、またそれらの性差について大まかに把握することができるが、2.2節で挙げた(i)~(iv)に関わるより進んだ研究仮説についての検討を行う上では不十分である。以下では、これら4つの研究仮説の検討に対応する、3.1.1~3.1.4節で述べた4種の潜在曲線モデルを通して分析結果を示していく。

4.2.2. 分析結果—多変量潜在曲線モデル—

表2および図4には、身体機能(x)およびBMI(y)データに対して、多変量潜在曲線モデルにより推定された各母数の事後平均と平均的な変化パターンがそれぞれ示されている。

μ_{Sx} の点推定値から、線形的な変化パターンを想定した場合、男性と女性では、身体機能が3年間で平均0.025点および0.052点それぞれ低下することが示されており、女性の方の低下量が大きいことは、さきの記述統計の結果と整合的である。また、図4で示されている変化パターンは、81-83歳以降の年齢段階において、男女ともに記述統計の結果よりもやや高い推定値が示されている。これは、81-83歳以降の年齢段階のサンプルサイズが小さいため、相対的に低下量が小さいそれ以前の年齢段階の測定結果を中心とした変化パターンが

図 4. 多変量潜在曲線モデルにより推定された性別・変数別の変化パターン

表 3. 身体機能 (x)・BMI (y) の切片因子・傾き因子に関する因子間相関の事後平均 (95%確信区間)

	f_{Ix}	f_{Sx}	f_{Iy}	f_{Sy}
f_{Ix}	1	0.210(0.031,0.387)	-0.129(-0.293,0.035)	-0.050(-0.273,0.171)
f_{Sx}	0.278(0.074,0.477)	1	0.056(-0.070,0.187)	0.147(-0.018,0.302)
f_{Iy}	0.056(-0.084,0.196)	-0.109(0.237,0.020)	1	-0.280(-0.385,-0.162)
f_{Sy}	-0.056(-0.273,0.165)	0.144(-0.029,0.315)	-0.330(-0.422,-0.224)	1

*相関行列の上三角部分は男性の, 下三角部分は女性に関する因子間相関をそれぞれ表す.

推定されたためと考えられる.

次に, BMI の場合は, μ_{Sy} の点推定値から, 男性・女性それぞれにおいて, 3 年間で平均 0.143 点および 0.139 点とそれぞれ同程度低下していることを示しており, この点についても記述統計の結果と整合的である. また, 同様に, μ_{Iy} の値および図 4 の結果から, 高齢期の初期から女性の方が平均して高い BMI を示していることも分かる.

このように, 図 4 で示された変化パターンと表 1 の記述統計を見比べても, 各変数の測定値の平均について概ね類似した値が推定されており, 線形の変化パターンを想定した統計モデルでも大まかにはあてはめができていることがわかる.

そして, 平均的な変化パターンの推定以外にも, 最初の時点の測定値の真値 (すなわち切片因子得点) と時点間の変化量の真値 (すなわち傾き因子得点) の間の相関関係から, 変化に関する変数間・変数内の関連性を検討できるのが多変量潜在曲線モデルの利点であった. このためには, 特に因子間相関の事後分布を参照することが有効である. ここで, 各切片因子得点およ

び傾き因子得点の間の相関係数についての事後分布を求め, その (事後) 平均を性別ごとにまとめたものが表 3 である.

身体機能および BMI に関する因子間相関について, 表 3 をみると, まず f_{Ix} と f_{Sx} の間では, 男性と女性の場合で, それぞれ 0.210 および 0.278 のやや弱い相関が示されており, 60-62 歳時の身体機能の得点が高い (優れている) 高齢者ほど, 以降の低下量が小さい (傾き因子得点が大い) ことを意味している. また, 同様に, BMI に関して, f_{Iy} と f_{Sy} の間の相関が, 男性と女性の場合で, それぞれ -0.280 および -0.330 のやや弱い相関が示されており, 60-62 歳時の BMI が高い高齢者ほど, 後の低下量が大きくなる傾向を意味している. また, その値は小さいが, f_{Sx} と f_{Sy} の相関は, 男性と女性の場合で, 0.147 と 0.144 の値をそれぞれ示しており, 身体機能の低下量が大きいほど BMI の低下量も大きい傾向が示されている.

4.2.3. 分析結果—条件付潜在曲線モデル—

ここでは, 条件付潜在曲線モデルを利用し, 因子得点の個人差を説明する要因を検討する. 説明要因とし

表 4. 条件付潜在曲線モデルにおいて用いた説明変数の概要

p	変数名	測定方法（回答の選択肢）	測定値の定義
1	修学年数	1：行かなかった 2：1 年 3：2 年…18：17 年以上	そのまま利用
2	視力	1：まったく見えない 2：あまりよく見えない……5：非常によく見える， の 5 段階評定	全回答の平均値
3	聴力	1：まったく聞こえない 2：あまりよく聞こえない……5：非常に全く聞こえる， の 5 段階評定	全回答の平均値
4	飲酒	1：しない 2：する	全回答の平均値
5	喫煙	1：しない 2：する	全回答の平均値
6	年収	1：120 万以下 2：120 万～300 万 … 6：2000 万円以上，の 6 段階評定	全回答の平均値
7	生活満足度	1：まったく満足していない 2：あまり満足していない……5：非常に満足している， の 5 段階評定	全回答の平均値
8	人生満足度	3 段階評定（1：そうは思わない 2：どちらともいえない 3：そう思う）に基づく 3 項目の回答結果の平均	全回答の平均値
9	出生年	出生年（19XX 年）	そのまま利用

*視力・聴力・飲酒・喫煙・生活満足度・人生満足度に関しては，生データに逆転項目処理をした後のカテゴリ分類を示している。

て，ここでは，第 1 回から第 4 回の各調査回で継続して収集されたレギュラー項目である，就学年数（ $p = 1$ ），視力（ $p = 2$ ），聴力（ $p = 3$ ），飲酒（ $p = 4$ ），喫煙（ $p = 5$ ），年収（ $p = 6$ ），生活満足度（ $p = 7$ ），人生満足度（ $p = 8$ ），出生年（ $p = 9$ ）の 9 つの変数を取り上げる．表 4 には，これらの変数についての概要が示されている．

表 5 には，これら 9 つの変数を同時に投入した際の，(3) 式の偏回帰係数の推定値が示されている．ただしここでは，その簡潔性から，因子得点の個人差の説明要因の検討とは直接無関係な偏回帰係数以外の母数の推定値については省略している．以下では特に，対応する偏回帰係数の事後分布の 95% 確信区間内に 0 を含まなかった変数を中心に考察を進めていく．

まず身体機能の切片因子得点に関して，男性の場合では， β_{7Ix} と β_{9Ix} が，女性の場合では， β_{3Ix} と β_{9Ix} の説明力の高さが示されている．すなわち，男性と女性共通して，出生年が後の高齢者ほど，身体機能の切片因子得点が小さい傾向にあることがわかる．つまり，等しい年齢時であっても，より出生年が後である高齢者の方が 60–62 歳時では身体機能の測定値が相対的に低いことを意味する．また，男性は β_{7Ix} より，生活満足度が高いほど身体機能の切片因子得点が大きく，女性は β_{3Ix} より聴覚が悪いほど身体機能の切片因子得点が小さくなる傾向がわかる．

出生年の影響に関しては，例えば鈴木・権 (2006) は

1992 年と 2002 年の高齢者の身体能力を比較し，同じ年齢の高齢者を比較すると 2002 年の高齢者の方が通常歩行速度が速く身体能力が優れていることを指摘している．用いている変数や対象集団が異なるため本研究との差異を論じることは困難であるが，60–62 歳について本研究では出生年が後のコホートほど身体機能が低いという傾向を示していることは注意に値する．また男性では生活満足度が，女性では聴覚が 60–62 歳の身体機能と関連していた点は，先行研究において主観的健康等の心理変数および聴覚が身体機能の高低と関連するという指摘があることから (e.g., Liang et al., 2003; Stuck et al., 1999)，これらは先行研究と一致する結果と言えらるう．

次に，身体機能の傾き因子得点に関して，男性の場合では， β_{7Sx} がやや大きな値を示しており，生活満足度が高いほど身体機能の傾き因子得点が小さいことから，身体機能の低下量が大きいことが分かる．これは，女性の場合でも類似した傾向が記されているが，先行研究とは異なるものである．また，女性の場合では， β_{2Sx} の値より，視力が良いほど，傾き因子得点が高いことから，身体機能の低下量が相対的に小さいことが分かる．また，切片因子得点では，出生年は男女ともに負値である事後平均を与えていたが，傾き因子得点については，95% 確信区間内に 0 を含むものの，事後平均は男女ともに正の値を示しており，出生年が後の高齢者ほど身体機能の低下量は小さいことを示唆し

表 5. 身体機能 (x)・BMI (y) に関する, 性別ごとの条件付潜在曲線モデル内の母数の事後平均 (95%確信区間)

男性		女性		男性		女性	
β_{0Ix}	11.840(4.337,19.550)	17.550(9.159,25.900)	β_{0Iy}	-23.430(-74.610,28.140)	-23.390(-83.510,36.650)		
β_{1Ix}	0.005(-0.002,0.013)	0.002(-0.008,0.012)	β_{1Iy}	0.023(-0.039,0.084)	-0.069(-0.154,0.016)		
β_{2Ix}	0.024(-0.014,0.060)	0.000(-0.041,0.041)	β_{2Iy}	0.068(-0.247,0.384)	0.059(-0.303,0.419)		
β_{3Ix}	-0.003(-0.029,0.023)	0.037(0.008,0.067)	β_{3Iy}	0.054(-0.161,0.268)	-0.002(-0.260,0.259)		
β_{4Ix}	-0.013(-0.062,0.036)	0.056(-0.006,0.119)	β_{4Iy}	0.404(0.005,0.806)	-0.001(-0.545,0.540)		
β_{5Ix}	-0.002(-0.048,0.044)	-0.076(-0.169,0.017)	β_{5Iy}	-0.901(-1.283,-0.518)	-0.788(-1.602,0.024)		
β_{6Ix}	0.007(-0.015,0.030)	0.017(-0.002,0.037)	β_{6Iy}	0.004(-0.183,0.193)	0.029(-0.142,0.201)		
β_{7Ix}	0.055(0.008,0.102)	0.031(-0.020,0.082)	β_{7Iy}	-0.128(-0.513,0.255)	0.066(-0.360,0.497)		
β_{8Ix}	-0.053(-0.109,0.003)	-0.053(-0.115,0.009)	β_{8Iy}	0.041(-0.431,0.518)	-0.141(-0.686,0.395)		
β_{9Ix}	-0.004(-0.008,-0.000)	-0.007(-0.011,-0.003)	β_{9Iy}	0.023(-0.004,0.050)	0.024(-0.008,0.055)		
β_{0Sx}	-3.242 (-7.624,1.101)	-3.513 (-7.728,0.700)	β_{0Sy}	-11.760 (-27.990,4.587)	-29.700 (-46.340,-13.080)		
β_{1Sx}	-0.001(-0.006,0.004)	-0.001(-0.007,0.004)	β_{1Sy}	-0.010(-0.028,0.008)	-0.017(-0.037,0.005)		
β_{2Sx}	0.012(-0.015,0.039)	0.046(0.021,0.070)	β_{2Sy}	-0.016(-0.113,0.081)	0.030(-0.061,0.120)		
β_{3Sx}	0.002(-0.022,0.047)	-0.006(-0.025,0.013)	β_{3Sy}	0.000(-0.069,0.072)	0.040(-0.029,0.110)		
β_{4Sx}	0.012(-0.015,0.039)	0.000(-0.044,0.042)	β_{4Sy}	-0.081(-0.198,0.037)	0.009(-0.139,0.159)		
β_{5Sx}	0.008(-0.023,0.041)	0.009(-0.049,0.067)	β_{5Sy}	-0.051(-0.164,0.063)	-0.008(-0.215,0.202)		
β_{6Sx}	0.003(-0.012,0.017)	-0.009(-0.020,0.002)	β_{6Sy}	0.013(-0.040,0.065)	-0.015(-0.055,0.024)		
β_{7Sx}	-0.031(-0.061,-0.001)	-0.027(-0.055,0.002)	β_{7Sy}	0.013(-0.096,0.122)	-0.076(-0.181,0.030)		
β_{8Sx}	-0.016(-0.058,0.026)	-0.032(-0.071,0.008)	β_{8Sy}	-0.028(-0.175,0.117)	0.057(-0.087,0.201)		
β_{9Sx}	0.002(-0.001,0.004)	0.002(-0.000,0.004)	β_{9Sy}	0.006(-0.003,0.014)	0.016(0.007,0.024)		

ている。

これらの結果のうち, 男性の場合に生活満足度が全調査を通じて高い回答者ほど, 60–62 歳時の身体機能が高く, その後の低下量が大きい, という結果は直観と反するようにもみえる。この点については, 身体機能データの天井効果に伴う回帰効果の影響を受けて, 最初の身体機能の測定値が高い高齢者を中心にその後の低下量が相対的に大きくなるようなデータが観察されやすかった可能性が考えられる。いずれにせよ, 生活満足度と身体機能の 2 変数の関係については, 互いにもどのような影響関係にあるのかも考慮した, より詳細な検討が今後必要であろう。また, 出生年に関しては, 上と同様に回帰効果の影響を幾らか受けている可能性もあるが, 出生年が後の高齢者ほど身体機能の低下量が小さいことは, 先述の鈴木・権 (2006) の結果と整合的と言えるであろう。

また, BMI の切片因子得点に関して, 男性では, 飲酒 β_{4Iy} と喫煙 β_{5Iy} が説明力の高い変数であり, 飲酒習慣のある人ほど BMI の切片因子得点が高く, また喫煙習慣のある人ほど, BMI の切片因子得点が低い傾向がわかり, 特に喫煙と BMI の関係の強さが窺える。

この点は, 女性の身体機能に関しても, 95%確信区間内に 0 を含むものの, 類似した傾向がみられている。また喫煙に限って言えば, 同様に女性の BMI に関しても類似した傾向が認められる。

最後に, BMI の傾き因子得点に関して, 男性では特に説明力の高い変数がみられなかったが, 女性では, β_{9Sy} が大きな値を示しており, 出生年が後であるほど, 傾き因子得点が高い傾向がみられた。すなわち, 等しい年齢段階であっても, より出生年が後である高齢者の方が相対的に BMI の低下量が小さいことがわかる。この結果については推察の域を出ないが, 例えば栄養状態の改善, バランスのとれた食事や運動習慣が健康維持に重要であるという健康教育的なメッセージの浸透などが, 女性においてコホート差として現れたひとつの原因として考えられる。

このように, 必ずしも性別間では一貫していないが, 変化の一部が人口統計学的変数, 視覚等の身体的特徴, 心理変数, 喫煙等のライフスタイル変数で説明できる可能性を示しており, その幾つかについては, 概ね従来の研究結果と一致するものであったと言える。従来の研究結果と異なる結果については, 縦断的データの

表 6. 身体機能 (x)・BMI (y) データに関する, 潜在変化得点モデル内の母数の事後平均 (95%確信区間)

	男性	女性
μ_{Ix}	3.979(3.964,3.993)	3.966(3.945,3.986)
μ_{Sx}	0.982(0.708,1.239)	-0.136(-0.308,0.046)
μ_{Iy}	22.490(22.320,22.660)	22.950(22.760,23.150)
μ_{Sy}	0.018(-0.918,0.952)	0.103(-0.755,0.972)
φ_{Ix}^2	0.011(0.009,0.013)	0.015(0.012,0.018)
φ_{Iy}^2	6.352(5.686,7.064)	9.181(8.302,10.120)
φ_{IxIy}	-0.034(-0.070,0.002)	-0.010(-0.071,0.052)
ψ_x^2	0.021(0.017,0.026)	0.084(0.077,0.090)
ψ_y^2	0.531(0.409,0.658)	0.695(0.548,0.847)
γ_x	-0.265(-0.328,-0.200)	0.023(-0.022,0.066)
γ_{xy}	0.001(-0.003,0.005)	-0.001(-0.004,0.002)
γ_y	-0.046(-0.067,-0.027)	-0.039(-0.056,-0.022)
γ_{yx}	0.217(0.002,0.433)	0.160(-0.042,0.362)
ω_x^2	0.073(0.062,0.082)	0.032(0.025,0.040)
ω_y^2	1.036(0.843,1.245)	1.208(0.984,1.452)

特性を生かした本研究の分析によって見いだされた新たな発見であるという可能性も含めて, 更に詳細な検討が必要である.

4.2.4. 分析結果—潜在変化得点モデル—

表 6 に, 潜在変化得点モデルに基づく各母数の推定結果を示す. ただし, (4)–(6) 式に基づく最も一般的な表現としての潜在変化得点モデルを適用した場合にはモデル上の仮定が厳しく, 解が初期値に強く依存し, 記述統計および 4.2.2 節で示した潜在曲線モデルの結果からは乖離した変化パタンの推定値が得られた. そのため, ここでは, 2 つの傾き因子得点に固定効果を仮定 (すなわち $\varphi_{Sx}^2 = \varphi_{Sy}^2 = 0$) とし, 上記のような問題が生じなかった結果に基づいて報告する. そして, ここでは特に研究仮説 (iii) に関わる, 自己回帰係数 (γ_x, γ_y) およびカップリング係数 (γ_{xy}, γ_{yx}) に焦点を当てて検討する.

(6) 式と (7) 式の関係に注意しながら母数を解釈すると, 男性の身体機能の場合を除いて, 自己回帰係数は γ_x および γ_y の事後平均が 0 に近い (すなわち, (7) 式における自己回帰係数が 1 に近い) ことから, 身体機能および BMI の現在の測定値は, それぞれ一時点 (3 年) 前の自身の値からよく説明できることを意味している. 男性の身体機能の場合も, 相対的にその説明力は小さいが, 同様の傾向を示しており, そのため潜在変化得点モデルを通して概ね線形の変化パターンが推定

されており, その形状は図 4 と類似したものであった.

一方, カップリング係数 γ_{xy}, γ_{yx} の値は, 特に γ_{yx} について, 女性の場合は 95%確信区間に 0 を含む結果を示しているが, 正の影響力を示唆するものである. すなわち, 同じ BMI の人であれば, 3 年後は x (身体機能) が高かった (優れていた) 人ほど y (BMI) が高い傾向にあることが分かり, 身体機能の高さが老化に伴う BMI の過度な低下を予防している可能性が示唆される.

また, McArdle et al. (2004) や McArdle (2009) にも示されているように, 潜在変化得点モデルの利点として, (7) 式を利用して, 現在の測定値から将来の測定値を予測するために有用なベクトル図を作成できることが挙げられる. ここでは例示として, (7) の予測式をもとに, 現在の身体機能と BMI の値 (ベクトルの始点) から, 3 年後の身体機能と BMI の値 (ベクトルの終点) を予測した値を整理したベクトル図を図 5 に示す.

男性・女性いずれの場合でも, 大まかに一点に収斂するようなベクトル図が示されているが, 男性の方が, その母数の値から, 相対的に大きな変化量を示している様子が窺える. しかし, 男女いずれの場合においても, 散布図の端など (多変量) 外れ値に相当する箇所は, その予測精度は相対的に低くなることが予想される. 実際, 特に男性においては, 身体機能が 3.5 点以下であるケースは相対的に少なかったため, 予測の方向が正になっており, 平均的な減少傾向とは異なる予測を示している. そのため, データの特性に依存して, このような限界はあるが, 直感的に二変量の変化のダイナミクスがどのような形であるのかを理解する上ではベクトル図は有効であろう.

4.2.5. 分析結果—潜在曲線混合モデル—

4.2.2 節でみたように, 特に身体機能データでは, 全体として天井効果が強く表れており, 平均的に高い値が示されていた. しかし実際には, 少数ではあるが, 高齢期の初期からすでに身体機能が悪化している高齢者も見られていた. また, 身長・体重に関する生データを見ても, 高齢者によって非常に様々な変化パターンを示していることから, 単一のクラスを想定した潜在曲線モデルでは説明の難しい, 何らかの変化上の質的な違いが存在する可能性は十分に考えられる.

ここでは, 因子平均 (μ) 以外の母数はクラス間で共通であることを仮定して, クラス数が $C=2$ から $C=4$ までのモデルを当てはめた. また, 一般に有限混合モデル

図 5. 現在の身体機能 (横軸)・BMI (縦軸) の測定値から, 3 年後のそれぞれの測定値を予測したベクトル図.

では, 異なるクラス数をもつモデル間で境界条件 (regularity conditions; McLachlan & Peel, 2000) が満たされておらず, その結果クラス数の決定において, 例えばモデル選択の文脈で広く利用されている, 尤度比検定を利用することは困難である (e.g., Bauer & Curran, 2004). さらに, 同様の理由により, WinBUGS において出力されるモデル選択指標である DIC (Deviance information criterion; Spiegelhalter, Best, Carlin, & van der Linde, 2002) についても, 有限混合モデルの文脈で利用することは不適切であることが経験的に知られていることから (e.g., Lee, 2007), 他の BIC (Bayesian Information Criterion; Schwarz, 1978) などの情報量規準が利用されることも多い. ところが, 情報量規準については幾らかの種類が存在し (Bauer & Curran, 2003; Henson, Reise, & Kim, 2007; 宇佐美, 2012), これらは必ずしも一貫したモデル選択傾向は示さず, また単一の情報量規準が必ずしも常に優れたパフォーマンスを示すわけではないことが経験的に知られている (Henson et al., 2007; 宇佐美, 2012).

ここでは, 宇佐美 (2012) も指摘しているように, 複数の情報量規準の選択結果を参照し, またクラス数の推定 (estimation) と設定 (specification) の問題は本質的に異なることを考慮しながら (Nagin & Tremblay, 2005), 混合比率の大きさや推定された変化パタンの解釈可能性を踏まえてクラス数の設定を試みた. その結果, 男女いずれのデータの場合でも $C=2$ のモデルが適当であると判断された. そこで, 以下では $C=2$ の場

合の各母数の推定値と推定された変化パターンを, 表 7 と図 6 にそれぞれ示す.

男性の場合では, 大半 (94%) の高齢者が所属すると考えられるクラスが $c=1$ 番目に抽出されている. そして, そのクラスでは, 身体機能に関して, 測定値が一般的に高く減少もなだらかな変化パターンで説明できることが示されている. 無論, 推定された変化パターンは平均的な個人に関する軌跡であるため, 変化の個人差が存在することには注意しなくてはならないが, ほとんどの高齢者が高い測定値を示していたことと整合的である. そして, $c=1$ 番目のクラスにおける BMI に関しては, 当初から値が平均よりも低く, 同様になだらかな減少を示している.

一方で, 一部 (6%) の高齢者が所属すると考えられる $c=2$ 番目のクラスでは, 特に身体機能に関して, $c=1$ 番目のクラスに比べて急激な減少を示している. そして, BMI に関しては, 平均値は, 最初の年齢段階 (60–62 歳) ではやや高い一方で, その後, $c=1$ 番目のクラスに比べて急激な変化を示していることから, 加齢や疾患などに伴う身体機能および栄養状態の急激な低下が生じていたことが推察される.

女性の場合でも, 大半 (94%) の高齢者が所属すると考えられるクラスが $c=1$ 番目に抽出されており, 一部 (6%) の高齢者が所属すると考えられるクラスが $c=2$ 番目に抽出されている. そして, 各クラスでは, 身体機能に関しては, 男性の場合と概ね類似した変化パターンが示されており, $c=2$ 番目のクラスでは相対的に急

表 7. 身体機能 (x)・BMI (y) に関する, 性別ごとの潜在曲線混合モデル (C=2) 内の母数の事後平均 (95%確信区間)

	男性	女性		男性	女性
μ_{Ix}^1	3.987(3.976,3.999)	3.988(3.975,4.002)	ψ_{x5}^2	0.045(0.037,0.054)	0.113(0.096,0.132)
μ_{Sx}^1	-0.015(-0.020,-0.009)	-0.044(-0.050,-0.038)	ψ_{x6}^2	0.176(0.146,0.212)	0.114(0.094,0.138)
μ_{Iy}^1	22.350(22.170,22.530)	22.940(22.740,23.140)	ψ_{x7}^2	0.169(0.130,0.217)	0.201(0.163,0.245)
μ_{Sy}^1	-0.122(-0.167,-0.075)	-0.134(-0.180,-0.089)	ψ_{x8}^2	0.134(0.084,0.200)	0.353(0.277,0.446)
μ_{Ix}^2	3.867(3.818,3.913)	3.429(3.377,3.479)	ψ_{x9}^2	0.162(0.098,0.253)	0.284(0.192,0.412)
μ_{Sx}^2	-0.333(-0.374,-2.999)	-0.166(-0.192,-0.140)	ψ_{x10}^2	0.359(0.154,0.688)	0.280(0.155,0.476)
μ_{Iy}^2	24.300(23.530,25.070)	23.150(22.330,23.950)	ψ_{y1}^2	0.931(0.645,1.274)	0.756(0.511,1.042)
μ_{Sy}^2	-0.562(-0.797,-0.329)	-0.214(-0.405,-0.022)	ψ_{y2}^2	0.969(0.768,1.197)	1.058(0.856,1.285)
φ_{Ix}^2	0.004(0.003,0.006)	0.004(0.003,0.006)	ψ_{y3}^2	0.933(0.744,1.146)	1.118(0.922,1.336)
φ_{Sx}^2	0.001(0.001,0.002)	0.003(0.003,0.004)	ψ_{y4}^2	1.004(0.777,1.270)	1.051(0.836,1.292)
φ_{Iy}^2	6.617(5.889,7.404)	10.150(9.194,11.180)	ψ_{y5}^2	1.071(0.830,1.351)	1.449(1.152,1.789)
φ_{Sy}^2	0.180(0.128,0.236)	0.205(0.154,0.261)	ψ_{y6}^2	1.191(0.899,1.546)	1.460(1.101,1.870)
φ_{IxIy}	-0.001(-0.001,-0.000)	-0.002(-0.003,-0.000)	ψ_{y7}^2	0.954(0.660,1.322)	1.748(1.245,2.355)
φ_{IxSx}	-0.009(-0.040,0.022)	0.033(-0.011,0.078)	ψ_{y8}^2	1.665(1.094,2.399)	2.067(1.288,3.083)
φ_{IxSy}	-0.003(-0.010,0.004)	-0.007(-0.015,0.002)	ψ_{y9}^2	2.935(1.620,4.920)	8.278(4.900,13.260)
φ_{IySx}	0.013(-0.002,0.029)	-0.026(-0.051,-0.001)	ψ_{y10}^2	3.590(1.111,9.098)	3.587(1.264,7.883)
φ_{IySy}	0.001(-0.003,0.004)	0.005(0.000,0.010)	p_1	0.943(0.929,0.956)	0.936(0.922,0.948)
φ_{SxSy}	-0.295(-0.461,-0.134)	-0.481(-0.680,-0.295)	p_2	0.057(0.044,0.071)	0.064(0.052,0.078)
ψ_{x1}^2	0.018(0.015,0.020)	0.025(0.021,0.029)			
ψ_{x2}^2	0.042(0.037,0.048)	0.079(0.071,0.088)			
ψ_{x3}^2	0.025(0.022,0.029)	0.099(0.088,0.111)			
ψ_{x4}^2	0.083(0.071,0.096)	0.062(0.054,0.071)

図 6. 潜在曲線混合モデルにより推定された性別・変数別の変化パターン

激な低下を示している。一方, BMI に関しては, $c=1$ 番目のクラスと $c=2$ 番目のクラスの間ではほとんど同様の变化パターンが推定されている。そのため, 女性の場合

合では, 特に身体機能の変化パターンに即して分類されるためのクラスが抽出されていたことが分かる。

身体機能と比較的類似した概念である ADL・IADL

に関しては、先述のように秋山 (2010) が飽和モデルに基づく有限混合モデルの適用を通して異なる変化パターンを抽出する試みを行っている。そこでは、男性の場合、ほぼすべての年齢段階にわたって高い動作能力を示すクラス、70 歳前後を境目に低下を示すクラス、63 歳前後の高齢期初期から低い値を示し、その後多くが死亡しているクラスの計 3 つが抽出されており、また女性では 70 歳半ばから低下を示すクラスと、比較的若い時点から低下を示すクラスの計 2 つが抽出されている。

秋山 (2010) の知見に比べると、本研究における結果は測定値の高さも含め全体として楽観的な結果が示されているように思われるが、この多くは測定値のコーディングの方法や用いているデータ (wave) の範囲、死亡データの取り扱い、そして何よりも当てはめる統計モデルの違いおよび推定方法の違い等に帰せられると考えられる。したがって、これらの選択の違いにより、抽出される変化パタンの数やその形状は多分に変化しうる点には注意する必要がある。今回のカテゴリズの場合では、少しでも測定値が低下すれば相対的により重篤な身体機能の低下が生じていると考えてよいと思われるが、このような天井効果が強く生じている場合の解析であっても、比較的高齢まで高い身体機能を保持する高齢者、および高齢期初期から身体機能に (そしておそらく ADL, IADL についても) 深刻な問題がある高齢者が所属すると考えられるクラスをそれぞれ抽出したという点は共通していると考えてよいだろう。

5. ま と め

本研究では、大規模縦断データである全国高齢者縦断調査データを用いて、高齢者の身体的特性の変化と個人差に関する縦断的検討を行った。3.1 節で述べたモデルの概要及び 4.2 節の一連の検討結果からも明らかのように、今回用いた種々の統計モデルは、(i) 平均的な変化パタンの推定と個人差、および変化パタンの切片と傾きに基づくそれらの相関関係の検討 (多変量潜在曲線モデル)、(ii) 変化の個人差の説明要因の検討 (条件付潜在曲線モデル)、(iii) 変数間の縦断的な影響関係の検討 (潜在変化得点モデル)、(iv) データの背後にある複数の変化パタンの抽出 (潜在曲線混合モデル) といったように、それぞれ独自の利点があり、個別的に利用することで各々の研究目的に合った仮説検証を明快に行うことができる。

これらのモデルを通して、本研究では、身体機能と BMI という基礎的な資料を用いて、地域に暮らす一般的な日本人高齢者の身体的特性の縦断的な変化と個人差についての定量把握を多面的に行うことができた。例えば、高齢者の身体機能等の身体的特性が平均的には時間の経過に従いゆるやかに低下すること、しかしそこには大きな個人差があり、その一部が人口統計学的変数、視覚等の身体的特徴、心理変数、喫煙等のライフスタイル変数で説明できる可能性があること、身体機能の高さが老化に伴う BMI の過度な低下を予防している可能性があること、さらには比較的高齢まで高い身体機能を保持する高齢者と、比較的若い時点で身体機能の急激な低下を見せる高齢者にパターン化が可能であることが示された。これらの結果は、身体機能や日常生活能力の加齢による変化やその規定因に関するこれまでの知見とおおむね一致するものであり、また高齢者の身体能力の多様性についての我々が持つ直観とも一致するものである。本研究の高齢者研究への貢献は、縦断的データの蓄積と多様な統計モデルのあてはめによって、高齢者の各種能力や生活実態の変化と個人差についての科学的な理解を進めることが可能であることを示した点にあると言えるだろう。

そして、本研究での分析に加えて、特定の年齢段階において身体的特性の急激な低下がみられた高齢者とそうでなかった高齢者との差異を検証するなど、通常の潜在曲線モデルで扱う範囲とは別の観点からの研究仮説を別途検証することによって、高齢者の身体的特性の変化と個人差、およびその規定因についてより詳しく理解できると考えられる。その際も、特に身体機能データに関してはそのカテゴリズの手続きに依存して幾らか結果が影響を受ける可能性が考えられるため、本研究におけるコーディング方法は一つの最も素直な手続きと考えられる一方で、異なる手続きに基づいた場合の追加検証は今後の課題として挙げられるだろう。

なお、関連して、潜在曲線モデルは縦断データを解析する一手法であるため、検証できる仮説にはその手法独自の制約が伴っているという点には常に注意を払う必要がある。例えば、興味ある変数間に非線形的な関係性が想定される場合は、多変量潜在曲線モデルの因子間相関に基づく検証は必ずしも妥当ではない。実際、本研究に関連するものとして、Stuck et al. (1999) ではレビュー結果から、平均よりも BMI が高いこと、低いこと、および急激な体重の減少は、それぞれ高齢

者の身体機能低下のリスク要因である可能性を指摘している。この点については、各年齢段階において BMI の高さと身体機能の関係について散布図を確認し、また BMI の高・中・低によって構成された 3 群間の身体機能の平均値差を検証したが、Stuck et al. (1999) の結果を支持するものではなかった。そのため、少なくとも関係の線形性の仮定からすれば、今回の潜在曲線モデルに基づく一連の検討は妥当であると考えられるが、このような統計モデル上の仮定の適切性については、個別のデータの特性や研究仮説に応じて常に注意を払う必要があるだろう。

また、本研究の解析では一貫して、近年その利用が様々な研究領域においてみられるようになった、MCMC 法に基づくベイズ推定を、統計ソフトウェア WinBUGS を用いて行った。今回の検証に用いた 4 つの統計モデルは、数ある潜在曲線モデルの方法論からすれば一部に過ぎず、特に階層モデルや多母集団モデル、他にも幾多の非線形モデルは応用上も既に広く普及している。WinBUGS により、分析者の想定する様々な統計モデルに基づく解析を、その統計モデルの複雑性に基本的に依存せず、手軽に実行できることが最大の利点であり、様々なデータ処理方法が考えられる縦断データ解析においては非常に柔軟なツールと考えられる。

さらに、特に 4.2.2 節で示した多変量潜在曲線モデルにおける因子間相関の場合のように、単一の母数のみならず、母数の関数についてもその事後分布の推定を容易に実行できることも応用上大きな利点であり、相関係数以外にも多時点で導入された因子得点の平均値差（線形対比）の検証や、さらには媒介効果、直接効果・間接効果に関する事後分布を推定する場合も極めて有用である。

これらの有用性から、今後国内外の行動科学分野の応用研究で行われる縦断データ解析においては、潜在曲線モデルとともに、MCMC 法を用いたベイズ推定の利用の更なる増大が強く予想されるだろう。

参 考 文 献

- 秋山弘子 (2008). 厚生労働科学研究費補助金政策科学総合研究事業「後期高齢者の身体的・経済的・精神的支援における家族と公的システムの役割」平成 17 年度～平成 19 年度総合研究報告書
- 秋山弘子 (2010). 長寿時代の科学と社会の構想. 科学, 80(1), 59–83.
- Arminger, G., & Stein, P. (1997). Finite mixtures of covariance structure models with regressors. *Sociological Methods and Research*, 26, 148–182.

- Bauer, D.J., & Curran, P.J. (2003). Distributional assumptions of growth mixture models: Implications for overextraction of latent trajectory classes. *Psychological Methods*, 8, 338–363.
- Bauer, D.J., & Curran, P.J. (2004). The integration of continuous and discrete latent variable models: Potential problems and promising opportunities. *Psychological Methods*, 9, 3–29.
- Bollen, K.A., & Curran, P.J. (2006). Latent curve models: A structural equation approach. Hoboken, NJ: Wiley.
- Carrigan, G., Barnett, A.G., Dobson, A.J., & Gita, M. (2007). Compensating for Missing Data from Longitudinal Studies Using WinBUGS. *Journal of Statistical Software*, 19(7), pp.1–17.
- Duncan, T.E., Duncan, S.C., & Stryker, L. (2006). *An Introduction to latent growth curve modeling: Concepts, issues, and applications (2nd ed.)*. Mahwah NJ: Lawrence Erlbaum.
- Elliott, M.R., Callo, J.J., Ten Have, T.R., Bogner, H.R. & Katz, I.R. (2005). Using a bayesian latent growth curve model to identify trajectories of positive affect and negative events following myocardial infarction. *Biostatistics*, 6, 119–143.
- 藤井義博 (1998). 高齢者の身長・体重の推定式：在宅における栄養評価について. 藤女子大学・藤女子短期大学紀要. 第 II 部 36, 45–50.
- 古谷知之 (2008). ベイズ統計データ分析—R & WinBUGS 朝倉書店.
- Gamerman, D. & Lopes, H.F. (2006). *Markov Chain Monte Carlo: Stochastic simulation for Bayesian inference*. (2nd ed.). Chapman and Hall.
- Gelman, A.G., Carlin, J.B., Stern, H.S. and Rubin, D.B. (2003). *Bayesian Data Analysis*. Chapman & Hall, London.
- Henson, J.M., Reise, S.P. & Kim, K.H. (2007). Detecting mixtures from structural model differences using latent variable mixture modeling: A comparison of relative model fit statistics. *Structural Equation Modeling*, 14, 202–226.
- 狩野裕・三浦麻子 (2002). グラフィカル多変量解析—AMOS, EQS, CALIS による目で見える共分散構造分析現代数学社.
- Kaplan, G.A., Strawbridge, W.J., Camacho, T., & Cohen, R.D. (1993). Factors associated with change in physical functioning in the elderly: A six-year prospective study. *Journal of Aging and Health*, 5, 140–153.
- 岸玲子・堀川尚子 (2004). 高齢者の早期死亡ならびに身体機能に及ぼす社会的サポートネットワークの役割. 日本公衆衛生雑誌, 51, 79–93.
- 小林江里香 (2002). 全国高齢者の生活と健康に関する長期縦断調査プロジェクトの概要. 中央調査報, 541, 1–5.
- 国立社会保障・人口問題研究所 (2012). 日本の将来推計人口 (平成 24 年 1 月推計). <http://www.ipss.go.jp/>

- syoushika/tohkei/newest04/sh2401top.html
(2012年5月27日)
- Lee, S.Y. (2007). *Structural Equation Modeling: A Bayesian Approach*. Wiley.
- Leiby, B.E., Sammel, M.D., Ten Have, T.R., & Lynch, K.G. (2009). Identification of multivariate responders and non-responders by using Bayesian growth curve latent class models. *Journal of the Royal Statistical Society Series C*, 58(4), 505–524.
- Liang, J., Shaw, B.A., Krause, N.M., Bennett, J.M., Blaum, C., Kobayashi, et al. (2003). Changes in functional status among older adults in Japan: Successful and usual aging. *Psychology and Aging*, 18, 684–695.
- McArdle, J.J. (1988). Dynamic but structural equation modeling of repeated measures data. In J.R. Nesselroade & R.B. Cattell (Eds.), *The handbook of multivariate experimental psychology*, vol.2 (pp.561–614). New York, NY: Plenum Press.
- McArdle, J.J. (2001). A latent difference score approach to longitudinal dynamic structural analyses. In R. Cudeck, S. du Toit, & D. Sorbom (Eds.), *Structural Equation Modeling: Present and future* (pp.342–380). Lincolnwood, IL: Scientific Software.
- McArdle, J.J. (2009). Latent variable modeling of differences and changes with longitudinal data. *Annual Review of Psychology*, 60, 577–605.
- McArdle, J.J., & Hamagami, F. (2001). Latent difference score structural models for linear dynamic analyses with incomplete longitudinal data. In L.M. Collins & A.G. Sayer (Eds.), *New methods for the analysis of change* (pp.139–175). Washington, DC: American Psychological Association.
- McArdle, J.J., Hamagami, F., Jones, K., Jolesz, F., Kikinis, R., Spiro A., et al. (2004). Structural modeling of dynamic changes in memory and brain structure using longitudinal data from the normative aging study. *Journal of Gerontology: Psychological Science*, 59, 294–304.
- McLachlan, G & Peel, D.A. (2000). *Finite mixture models*. New York: Meredith, W., & Tisak, J. (1984). On "Tuckerizing" curves. Presented at the annual meeting of the Psychometric Society, Santa Barbara, CA.
- Meredith, W., & Tisak, J. (1990). Latent curve analysis. *Psychometrika*, 55, 107–122.
- Meyer, M.H. & Parker, W.M. (2011). Gender, aging, and social policy. In R.H.Binstock & L.K.George (Eds.) *Handbook of Aging and the Social Sciences, seventh edition* (pp.323–335). San Diego, CA: Academic Press.
- 宮尾益理子 (2010). 高齢者における性差医療. 大内尉義・秋山弘子 (編) 新老年学第3版 (pp.499–509). 東京大学出版会
- Muramatsu, N. & Akiyama, H. (2011). Japan: super-aging society preparing for the future. *The Gerontologist*, 51, 425–432.
- Muthen, B.O., & Shedden, K. (1999). Finite mixture modeling with mixture outcomes using the EM algorithm. *Biometrics*, 55, 463–469.
- Nagin, D.S. (1999). Analyzing developmental trajectories: A semi-parametric, group-based approach. *Psychological Methods*, 4, 139–157.
- Nagin, D.S., & Land, K.C. (1993). Age, criminal careers, and population heterogeneity: Specification and estimation of a nonparametric, mixed poisson model. *Criminology*, 31, 327–362.
- Nagin, D.S., & Tremblay, R. (2005). Developmental Trajectory Groups: Fact or a useful statistical fiction? *Criminology*, 43, 873–904.
- Neelon, B., Swamy, G.K., Burgette, L.F., & Miranda, M.L. (2011). A Bayesian growth mixture model to examine maternal hypertension and birth outcomes. *Statistics in Medicine*, 30(22), 2721–2735.
- Okada, K. & Mayekawa, S. (2011). Bayesian non-metric successive categories multidimensional scaling. *Behaviormetrika*, 38, 17–31.
- Preacher, K.J., Wichman, A.L., MacCallum, R.C., & Briggs, N.E. (2008). *Latent growth curve modeling*. Sage.
- Rubin D.B. (1987). *Multiple Imputation for Nonresponse in Surveys*. J. Wiley & Sons, New York.
- Schafer, J.L., & Graham, J.W. (2002). Missing data: Our view of the state of the art. *Psychological Method*, 7, 147–177.
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *Annals of Statistics*, 6, 461–464.
- Shinkai, S., Kumagai, S., Fujiwara, Y., Amano, H., Yoshida, Y., Watanabe, S., et al. (2003). Predictors for the onset of functional decline among initially non-disabled older people living in a community during a 6-year follow-up. *Geriatrics and Gerontology International*, 3, 31–39.
- Song, X.Y., Lee, S.Y., & Hser, Y. (2009). Bayesian analysis of multivariate latent curve models with nonlinear longitudinal latent effects. *Structure Equation Models*, 16, 245–266.
- Spiegelhalter, D.J., Thomas, A., Best, N. (2000). WINBUGS version 1.3, Cambridge, UK: MRC Biostatistics Unit, Institute of Public Health.
- Spiegelhalter, D.J., Best, N.G., Carlin, B.P., & van der Linde, A. (2002). Bayesian measures of model complexity and fit (with discussion). *Journal of Royal Statistical Society Series B*, 64, 583–640.
- Stuck, A.E., Walther, J.M., Nikolaus, T., Büla, C.J., Hohmann, C., & Beck, J.C. (1999). Risk factors for functional status decline in community-living elderly people: a systematic literature review. *Social Science & Medicine*, 48, 445–469.

- 鈴木隆雄・権珍嬉 (2006). 日本人高齢者における身体機能の縦断的・横断的变化に関する研究—高齢者は若返っているか? 厚生省の指標, 53, 1-10.
- 田中千晶・吉田裕人・天野秀紀・熊谷修・藤原佳典・土屋由美子・新開省二 (2006). 地域高齢者における身体活動量と身体, 心理, 社会的要因との関連. 日本公衆衛生雑誌, 53, 671-680.
- 豊田秀樹 (編著) (2008). マルコフ連鎖モンテカルロ法, 朝倉書店.
- 上田敏・大川弥生編 (1996). リハビリテーション医学大辞典医歯薬出版.
- 宇佐美慧 (2012). 潜在変化得点モデルに基づく縦断データの群間比較—検定力と潜在クラス数の推定に焦点を当てて—東京大学博士論文 (未刊行論文)
- Whitlock G, Lewington S, Sherliker P, Clarke R, Emberson J, Halsey J, et al. Prospective Studies Collaboration (2009). Body-mass index and cause-specific mortality in 900,000 adults: collaborative analyses of 57 prospective studies. *Lancet*, 373, 1083-1096.
- Yong, V., & Saito, Y. (2011). How accurate are self-reported height, weight, and BMI among community-dwelling elderly Japanese?: Evidence from a national population-based study. *Geriatrics and Gerontology International*, 12, 247-256.

(2012年5月30日受付, 2012年6月25日最終修正)

謝 辞

本論文の内容は, 第一著者が2012年に東京大学に提出した博士論文の内容の一部を大幅に加筆修正したものである. 本論文の執筆を奨励し, 内容について多くの助言をしてくださった, 東京大学高齢社会総合研究機構特任教授の秋山弘子先生に御礼申し上げます. そして, 本論文の執筆の機会を与えてくださった, 東京大学大学院教育学研究科教授の南風原朝和先生, 早稲田大学文学学術院教授の豊田秀樹先生に厚く御礼申し上げます. また, 本研究の二次分析にあたっては, 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 SSJ データアーカイブから「老研—ミシガン大学 全国高齢者パネル調査 (東京都健康長寿医療センター研究所 (寄託時 東京都老人総合研究所), ミシガン大)」および「老研—ミシガン大学 全国高齢者パネル調査 (Wave4(1996)) (東京都健康長寿医療センター研究所, ミシガン大学)」の個票データの提供を受けました. ここに感謝申し上げます.

Appendix: WinBUGS コード

A. (二変量) 潜在曲線モデル (男性データ)

```
#Model
model {
  for(j in 1:N){
    #measurement equation model
    for(t in 1:T){
      x[j,t]~dnorm(mux[j,t],inv.psix[t])
      y[j,t]~dnorm(muy[j,t],inv.psiy[t])
      mux[j,t]<-f[j,1]+(t-1)*f[j,2]
      muy[j,t]<-f[j,3]+(t-1)*f[j,4]
    }
    #structural equation model
    f[j,1:4]~dmnorm(mu[1:4],inv.phi[1:4,1:4])
  } #end of j
  #priors
  for(t in 1:T){
    inv.psix[t]~dgamma(3,1)
    inv.psiy[t]~dgamma(1,4)
    psix[t]<-1/inv.psix[t]
    psiy[t]<-1/inv.psiy[t]
  }
  mu[1]~dnorm(4,0.000001)
  mu[2]~dnorm(0,0.000001)
  mu[3]~dnorm(22.65,0.000001)
  mu[4]~dnorm(0,0.000001)
  inv.phi[1:4,1:4]~dwish(R[1:4,1:4], 5)
  phi[1:4,1:4]<-inverse(inv.phi[1:4,1:4])
  CR[1]<-phi[1,2]/(sqrt(phi[1,1])*sqrt(phi[2,2]))
  CR[2]<-phi[1,3]/(sqrt(phi[1,1])*sqrt(phi[3,3]))
  CR[3]<-phi[1,4]/(sqrt(phi[1,1])*sqrt(phi[4,4]))
  CR[4]<-phi[2,3]/(sqrt(phi[3,3])*sqrt(phi[2,2]))
  CR[5]<-phi[2,4]/(sqrt(phi[4,4])*sqrt(phi[2,2]))
  CR[6]<-phi[3,4]/(sqrt(phi[4,4])*sqrt(phi[3,3]))
} #end of model

#Data
list(x=structure('Datax',.Dim=c(N,T)),
     y=structure('Datay',.Dim=c(N,T)),
     N=1181,
     T=10,
     R=structure(
       .Data=c(
         0.1,0,0,0,
         0,0.1,0,0,
         0,0,0.1,0,
         0,0,0,0.1),.Dim=c(4,4))
     )

#Initial values
list(inv.psix=c(0.5,0.5,0.5,0.5,0.5,0.5,0.5,0.5,0.5,0.5),
     inv.psiy=c(0.5,0.5,0.5,0.5,0.5,0.5,0.5,0.5,0.5,0.5),
     mu=c(4,0,3,0),
     inv.phi=structure(
       .Data=c(1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1,0,0,0,0,1),.Dim=c(4,4))
     )
```


D. 潜在曲線混合モデル (C=2, 男性データ)

#Model

```
model {
  for(j in 1:N){
    #measurement equation model
    for(t in 1:T){
      x[j,t]~dnorm(mux[j,t],inv.psix[t])
      y[j,t]~dnorm(muy[j,t],inv.psiy[t])
      mux[j,t]<-f[j,1]+(t-1)*f[j,2]
      muy[j,t]<-f[j,3]+(t-1)*f[j,4]
    }
    #structural equation model
    f[j,1:4]~dmnorm(mu[L[j],1:4],inv.phi[1:4,1:4])
    L[j] ~ dcat(pi[1:K])
  } #end of j
  #priors
  for(t in 1:T){
    inv.psix[t]~dgamma(3,1)
    inv.psiy[t]~dgamma(1,4)
    psix[t]<-1/inv.psix[t]
    psiy[t]<-1/inv.psiy[t]
  }
  pi[1:K]~ddirch(alpha[])
  for (k in 1:K) {alpha[k]<-1}
  mu[1,1]~dnorm(4,0.000001)
  mu[1,2]~dnorm(0,0.000001)
  mu[1,3]~dnorm(22.65,0.000001)
  mu[1,4]~dnorm(0,0.000001)
  mu[2,1]~dnorm(3,0.000001)
  mu[2,2]~dnorm(0,0.000001)
  mu[2,3]~dnorm(22.05,0.000001)
  mu[2,4]~dnorm(0,0.000001)
  inv.phi[1:4,1:4]~dwish(R[1:4,1:4], 5)
```

```
phi[1:4,1:4]<-inverse(inv.phi[1:4,1:4])
CORR[1]<-phi[1,2]/(sqrt(phi[1,1])*sqrt(phi[2,2]))
CORR[2]<-phi[1,3]/(sqrt(phi[1,1])*sqrt(phi[3,3]))
CORR[3]<-phi[1,4]/(sqrt(phi[1,1])*sqrt(phi[4,4]))
CORR[4]<-phi[2,3]/(sqrt(phi[3,3])*sqrt(phi[2,2]))
CORR[5]<-phi[2,4]/(sqrt(phi[4,4])*sqrt(phi[2,2]))
CORR[6]<-phi[3,4]/(sqrt(phi[4,4])*sqrt(phi[3,3]))
} #end of model
```

#Data

```
list(K=2,
  x=structure('Datax',.Dim=c(N,T)),
  y=structure('Datay',.Dim=c(N,T)),
  N=1181,
  T=10,
  R=structure(
    .Data=c(
      1,0,0,0,
      0,1,0,0,
      0,0,1,0,
      0,0,0,1),.Dim=c(4,4))
  )
```

#Initial values

```
list(pi=c(0.8,0.2),
  inv.psix=c(0.25,0.25,0.25,0.25,0.25,0.25,0.25,0.25,
    0.25,0.25),
  inv.psiy=c(4,4,4,4,4,4,4,4,4,4),
  mu=structure(
    .Data=c(4,0,22.65,0,3,0,22.05,0),.Dim=c(2,4)),
  inv.phi=structure(
    .Data=c(0.1,0,0,0,0,0.1,0,0,0,0.1,0,0,0,0,0.1),
    .Dim=c(4,4))
  )
```