

介護保険データに基づく健康リスクの時間変動の 分析：要介護認定率の将来推計

小 暮 厚 之*

概 要

我が国をはじめ世界各国で長寿化が進行している。長寿化の背後にある死亡率の時間変動を分析するために、アクチュアリアル・サイエンスや人口統計学では確率的死亡率モデルが広く用いられている。しかし、長寿化とともに高まる健康リスクの時間変動に関する同様な分析は乏しいように思われる。本稿では、公的介護統計に基づく要介護認定率を健康リスクの指標として採用し、確率的死亡率モデルの枠組みを用いて我が国高齢者の健康リスクの時間変動に関する統計分析を行う。とくに、要介護認定率データの年齢・時間・コーホートの3要因に着目し、2021年に65歳の出生コーホートに対する要介護認定率の将来推計を試みる。

キーワード：長寿化，健康リスク，介護保険，要介護認定率，確率的死亡率モデル，時系列，コーホート，将来推計

1 はじめに

1.1 健康リスクと要介護度

長寿化が進行する中で、高齢者の健康状態に一層の注目が集まるようになってきた。たとえば、2012年から始まった「21世紀における第二次国民健康づくり運動（健康日本21（第二次）」では、健康寿命の延伸を目標とすべき項目に掲げ、「平均寿命の増加分を上回る健康寿命の増加」を目標値と設定している。

健康寿命の延伸による経済効果は必ずしも明白でないが、「予防・健康づくりなどの健康寿命を延伸させるための取組は、個々人のQOL（Quality of Life）の向上という大きな価値を持つ」（厚生労働省，2019）とされる。そのような取組は保険事業の中でも進められている。たとえば、生命保険会社の新たな主力商品となりつつある健康増進型保険は、その制度設計によって健康活動に対する被保険者のインセンティブを高めることが期待されている。

健康リスクを定量的に評価するためには、健康（あるいは不健康）を具体的に定義し測定

する必要がある。1つの方法は、アンケート調査の回答に基づく方法である。たとえば、3年ごとに実施される国民生活基礎調査から回答者の健康状態の程度を測定することが可能であろう。これに対して、本稿では、健康リスクの客観的な尺度として我が国公的介護保険における要介護度を採用する。要介護度2が「日常生活動作が自立していない」と一般に判断される健康状態であることを鑑み、要介護2以上の認定を不健康と定義する。

1.2 公的介護保険

我が国の公的介護保険制度は2000年4月に導入された。介護保険の保険者は市町村であり、被保険者は各市町村に住むすべての住民（住民基本台帳上の住所を有する者）である。被保険者は65歳以上の第1号被保険者と40歳以上65歳未満の第2号被保険者に分けられる。本稿では65歳以上の第1号被保険者を対象にする。

被保険者は要介護・要支援認定を受けると、必要な介護の程度に応じて各種のサービスの支給を受ける。導入時の要介護度の区分は、要支援、要支援1~5の6段階であった。2005年改正（2006年4月施行）により、2006年度以降は従来の要支援が要支援1と要支援2に区分され¹⁾、現在では7段階の区分になっている。

2 確率的死亡率モデル

本節では、要介護認定率データに適用する確率的死亡率モデルについて概観する。

2.1 死力と死亡率

近年広く世界で観測されている死亡率の低下を説明するために、死力の時間変動を明示的に考慮する確率的死亡率モデルが広く利用されるようになってきている。死力とはある年齢まで生存した人が次の瞬間に死亡する可能性（ハザード）を表す。従来の死亡法則では死力は年齢 x のみの関数とされてきたが、本稿では時点 t にも依存するものと想定し、 x 歳の t 年における死力を $\mu_x(t)$ と記す。概念的には、年齢 x も時間 t も連続的に変化するとされるが、現実の死亡率データでは、年齢は1歳刻み、時間は1年刻みで観測されることが多い。このため、確率的死亡率モデルに基づいてデータを分析する場合には、死力に関して以下の仮定を置くことが多い。

仮定1 x と t は整数値を取るものとする。死力は区間 $[x, x+1) \times [t, t+1)$ で一定である

$$\mu_y(s) = \mu_x(t) \text{ for } (y, s) \in [x, x+1) \times [t, t+1)$$

この仮定の下で以下の関係が成立する：

$$\begin{cases} \mu_x(t) = m_x(t) \\ q_x(t) = 1 - \exp[-m_x(t)] \end{cases}$$

ここで、 $m_x(t)$ は期間 $[t, t+1)$ の x 歳の死亡数の期待値をその期間の x 歳の人口で除した中央死亡率であり、 $q_x(t)$ は年齢 x まで生存した人が 1 年以内に死亡する確率である。これらの詳細についてはたとえば Pittacco et al. (2009), 小暮 (2020) を参照されたい。

2.2 代表的なモデル

確率的死亡率モデルは、死亡率（中央死亡率あるいは死亡確率）を年齢 x , 期間 t , コーホート c の各要因で説明する統計モデルである。ここで、コーホートは出生年であり、

$$c = t - x \quad (1)$$

で与えられる。本稿では、Cairns et al. (2009) において取り上げられている以下の確率的死亡率モデルを取り上げる：

M1 : Lee-Carter モデル

$$\log m_x(t) = \beta_x^{(1)} + \beta_x^{(2)} \kappa_t^{(2)}$$

M2 : Renshaw-Haberman モデル

$$\log m_x(t) = \beta_x^{(1)} + \beta_x^{(2)} \kappa_t^{(2)} + \beta_x^{(3)} \gamma_{t-x}^{(3)}$$

M3 : APC モデル

$$\log m_x(t) = \beta_x^{(1)} + \frac{1}{n_a} \kappa_t^{(2)} + \frac{1}{n_a} \gamma_{t-x}^{(3)}$$

ここで、 n_a はデータにおける年齢範囲の長さを表す。

M5 : CBD モデル

$$\text{logit } q_x(t) = \kappa_t^{(1)} + \kappa_t^{(2)} (x - \bar{x})$$

ここで、 $\text{logit } q_x(t)$ は $q_x(t)$ のロジット変換である。

M6 : CBD モデル (M5 にコーホート効果を追加)

$$\text{logit } q_x(t) = \kappa_t^{(1)} + \kappa_t^{(2)} (x - \bar{x}) + \gamma_{t-x}^{(3)}$$

M7 : CBD モデル (M5 にコーホート効果と年齢効果の 2 次項を追加)

$$\text{logit } q_x(t) = \kappa_t^{(1)} + \kappa_t^{(2)} (x - \bar{x}) + \kappa_t^{(3)} ((x - \bar{x})^2 - \bar{\sigma}_x^2) + \gamma_{t-x}^{(4)}$$

介護保険データに基づく健康リスクの時間変動の分析

M8: CBD モデル (M5 にコーホート効果と年齢効果の交互項を追加)

$$\text{logit } q_x(t) = \kappa_t^{(1)} + \kappa_t^{(2)}(x - \bar{x}) + \gamma_{t-x}^{(3)}(x_c - \bar{x})$$

これらのモデルにおいて、 β_x は x 歳の年齢要因、 κ_t は t 年の期間要因、 γ_{t-x} は出生年 $t-x$ のコーホート要因を表す。

2.3 モデルの推定

t 年の x 歳の死亡数を D_{xt} 、 t 年の x 歳の人口を E_{xt} とする。モデル M1-M3 では、 D_{xt} が平均

$$E_{xt} m_x(t)$$

のポアソン分布に従うと仮定する。モデル M5-M8 では、 D_{xt} が平均

$$E_{xt}(-\log(1 - q_x(t)))$$

のポアソン分布に従うと仮定する。 ϕ をモデルに含まれるすべてのパラメータからなるベクトルとする。このとき、尤度

$$L(\phi | \{D_{xt}\}) \equiv \prod_{x,t} \frac{\exp\{-E_{xt} m_x(t)\} (E_{xt} m_x(t))^{D_{xt}}}{D_{xt}!} \quad (2)$$

を最大化するように ϕ を推定する。

どのモデルにおいても、尤度を最大化するパラメータの組み合わせは一意ではない。そのため、パラメータを識別するために、パラメータの間に何らかの制約条件を課す必要がある。コーホート要因のパラメータを含みモデルでは、(1) という関係があるため制約条件の設定はかなり複雑となる。どのような制約条件を用いても、推定結果の効率性に本質的な差異はないと思われるが、パラメータの解釈などを考慮してどのような制約条件が適切であるかを判断する必要がある。

3 要介護認定率の統計モデリング

3.1 要介護データからの推定

厚生労働省が公表している「介護保険事業状況報告」から性・年齢階級・要介護別の認定者のデータが利用できる。年齢階級は「65～69 歳」、「70～74 歳」、「75～79 歳」、「80～84 歳」、「85～89 歳」、「90～94 歳」、「95 歳以上」の 7 階級である。2001 年と 2002 年の公開データでは、最終年齢階級が「90 歳以上」となっているため、本稿では、2003 年から 2021 年までの 19 年間の男性と女性の認定者データを用いる。

死亡率の分析では、国勢調査および人口動態統計に基づく人口データを用いることが一般的であるが、介護保険の被保険者が住民基本台帳の登録者であることを鑑み、本稿では住民基本人口台帳に基づく人口データを採用する。

以下では、要介護 2 以上の認定者を要介護認定者と呼ぶ。 t 年における x 歳の要介護認定者数を C_{xt} とする²⁾。死亡数 D_{xt} の代わりに要介護認定者数 C_{xt} が確率的死亡率モデルに従うと仮定する。このとき、 $m_x(t)$ は時点 t における x 歳の要介護認定率を表す。(2) の D_{xt} に C_{xt} を代入した尤度の最大化によって各パラメータの最尤推定値が求められる。尤度の最大化を解析的に実行することは困難であり、実際にはニュートンラフソン法等に基づく反復計算によって最尤推定値を数値的に求めた³⁾。

3.2 モデルの選択

各モデルの適切さは BIC 基準によって判断できる。ここでは、モデル M_r の BIC を

$$\text{BIC}_r = \log L(\hat{\phi}_r) - \frac{1}{2} \nu_r \log(N)$$

と定義する。ここで、 $\hat{\phi}_r$ はモデル M_r のパラメータベクトル ϕ_r の最尤推定値、 ν_r は制約されていないパラメータの個数、 N は観測値の総数である。BIC の第 1 項はデータへのモデルのあてはまりの良さ、第 2 項はモデルの大きさに対する罰則を表す。BIC の値が大きいほどモデルは適切であるとみなされる。

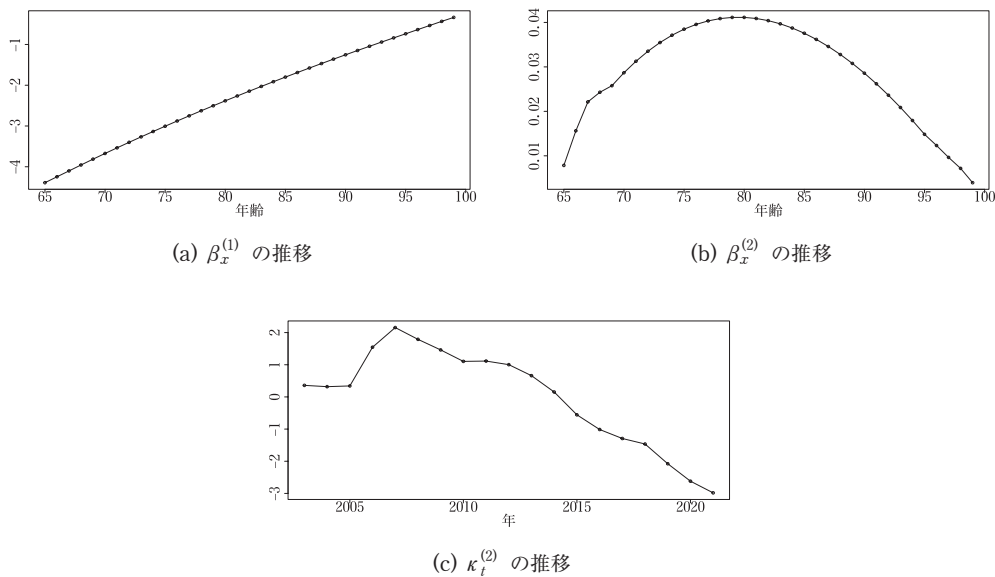
各モデルの BIC は以下の表 1 のように算出された。

表 1 各モデルの BIC

モデル	男性		女性	
	BIC	順位	BIC	順位
M1	-11273.791	4	-14528.514	4
M2	-7370.376	2	-8820.962	2
M3	-8346.374	3	-11065.114	3
M5	-40206.672	7	-251728.871	7
M6	-17590.443	6	-47187.145	6
M7	-4752.156	1	-5102.242	1
M8	-15129.883	5	-34104.021	5

BIC 基準では男女ともに M7 モデルが最適であることが示唆された。しかし、予備的な分析では M7 モデルに基づく要介護認定率の将来推計値は不安定であった。そこで、以下では、BIC 基準で 2~4 位であった M1, M2, M3 を取り上げる。

図 1 M1：男性の推定結果



3.3 M1：Lee-Carter モデル

Lee and Carter (1992) は、死亡率データの時間変動を捉えるために、対数死亡率が年齢要因と期間要因の双線形関数

$$\log m_x(t) = \beta_x^{(1)} + \beta_x^{(2)} \kappa_t^{(2)}$$

によって説明されるモデルを提案した。ここで、 $\beta_x^{(1)}$ は時間的な変動とは独立な年齢要因、 $\kappa_t^{(2)}$ は時間的な変動を表す（各年齢に共通な）パラメータ、 $\beta_x^{(2)}$ は共通パラメータ $\kappa_t^{(2)}$ に対する各年齢の感応度を表す。このモデルは、その後の確率的死亡率モデルの発展のさきがけであり、アクチュアリアルサイエンスや人口統計学においていまなお最もよく使われている。

任意の定数 $a \neq 0$ および b に対して

$$\tilde{\beta}_x^{(1)} = \beta_x^{(1)} + b\beta_x^{(2)}, \quad \tilde{\beta}_x^{(2)} = \beta_x^{(2)}/a, \quad \tilde{\kappa}_t^{(2)} = a(\kappa_t^{(2)} - b)$$

とすると

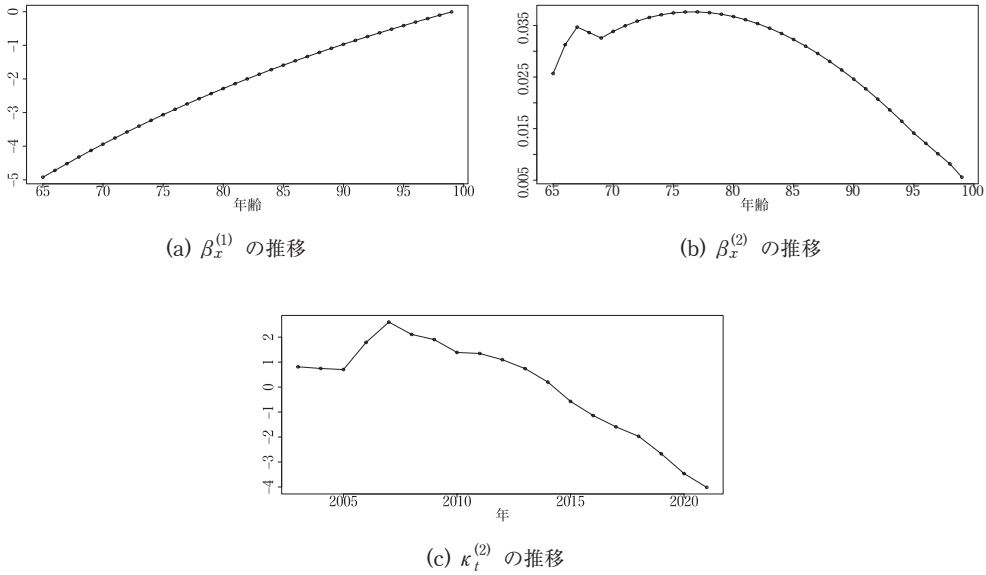
$$\log m_x(t) = \tilde{\beta}_x^{(1)} + \tilde{\beta}_x^{(2)} \tilde{\kappa}_t^{(2)}$$

となり、パラメータが一意に定まらない。一意性を確保するために以下の制約を置く：

$$\sum_t \kappa_t^{(2)} = 0, \quad \sum_x \beta_x^{(2)} = 1$$

男性の推定結果は図 1 の通りである：

図 2 M1：女性の推定結果



年齢効果 $\beta_x^{(1)}$ は年齢 x とともに直線的に増加している。時間効果 $\kappa_t^{(2)}$ は、最初の 4 期間を除くと減少しており、要介護率は全体として時間的に減少していると思われる。これと乖離する最初の 4 期間の動きは 2005 年の介護保険制度の改正による変更の影響であると考えられる。 $\beta_x^{(2)}$ は時間効果 $\kappa_t^{(2)}$ に対する各年齢 x の感応度である。要介護認定率の時間変動の程度は年齢とともに増えるが 80 歳前後でピークを迎え、その後は小さくなっていくと推定される。

女性に対する推定結果は図 2 の通りである。

各要因とも男性の場合とほぼ同じ傾向を示している。ただし、後期高齢期における要介護率の減少程度が相対的に低いように思われる。

3.4 M2：Renshaw-Haberman モデル

Renshaw and Haberman (2003) は M1 モデルにコーホート要因を組み込み

$$\log m_x(t) = \beta_x^{(1)} + \beta_x^{(2)} \kappa_t^{(2)} + \beta_x^{(3)} \gamma_{t-x}^{(3)}$$

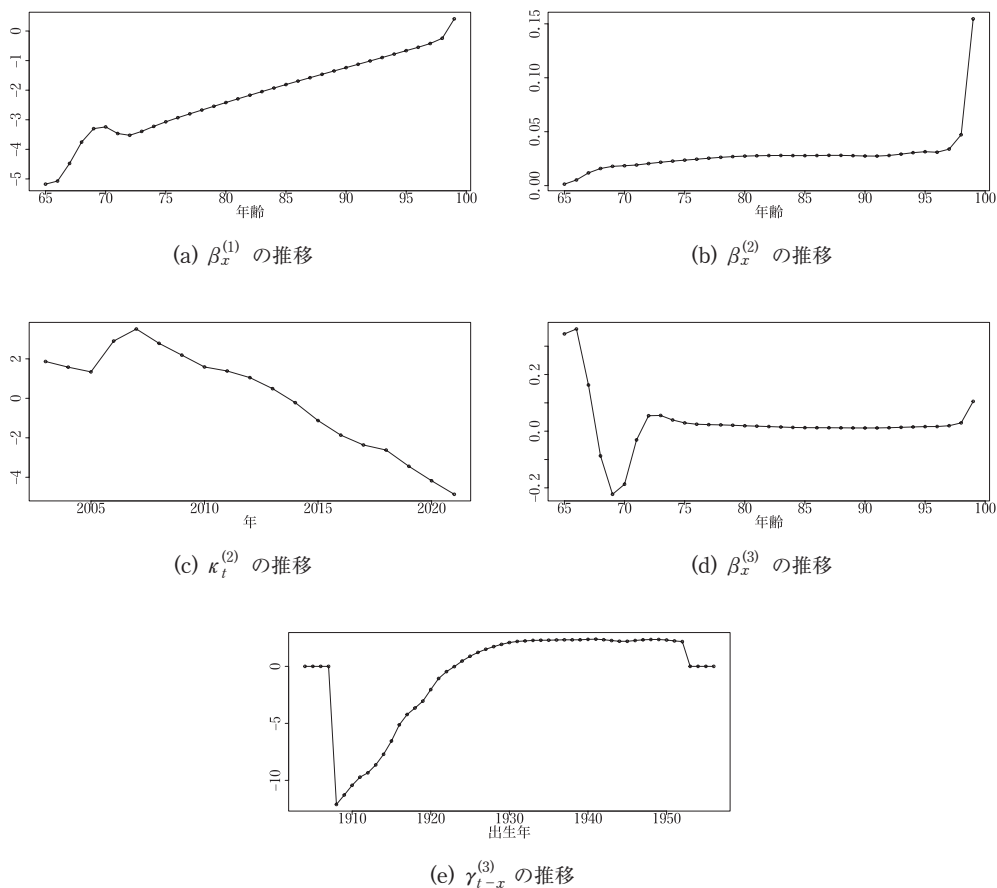
を提案した。識別性のために以下の制約条件を置く。

$$\sum_t \kappa_t^{(2)} = 0, \quad \sum_x \beta_x^{(2)} = 1, \quad \sum_{x,t} \gamma_{t-x}^{(3)} = 0, \quad \sum_x \beta_x^{(3)} = 1$$

男性の結果は図 3 の通りである：

年齢効果 $\beta_x^{(1)}$ は、M1 モデルの場合と同様に年齢とともに線形的に増加する傾向をもつが、

図3 M2：男性の推定結果



69歳前後に「コブ」があり、また99歳でジャンプするという特異な特徴を持っている。時間効果 $\kappa_t^{(2)}$ はM1モデルの $\kappa_t^{(2)}$ とほぼ類似な推移を示している。コーホート要因 $\gamma_{t-x}^{(3)}$ はM1モデルには含まれていない効果である。コーホート要因は1908年に急に大きく落ち込み、そこから徐々に上昇している。

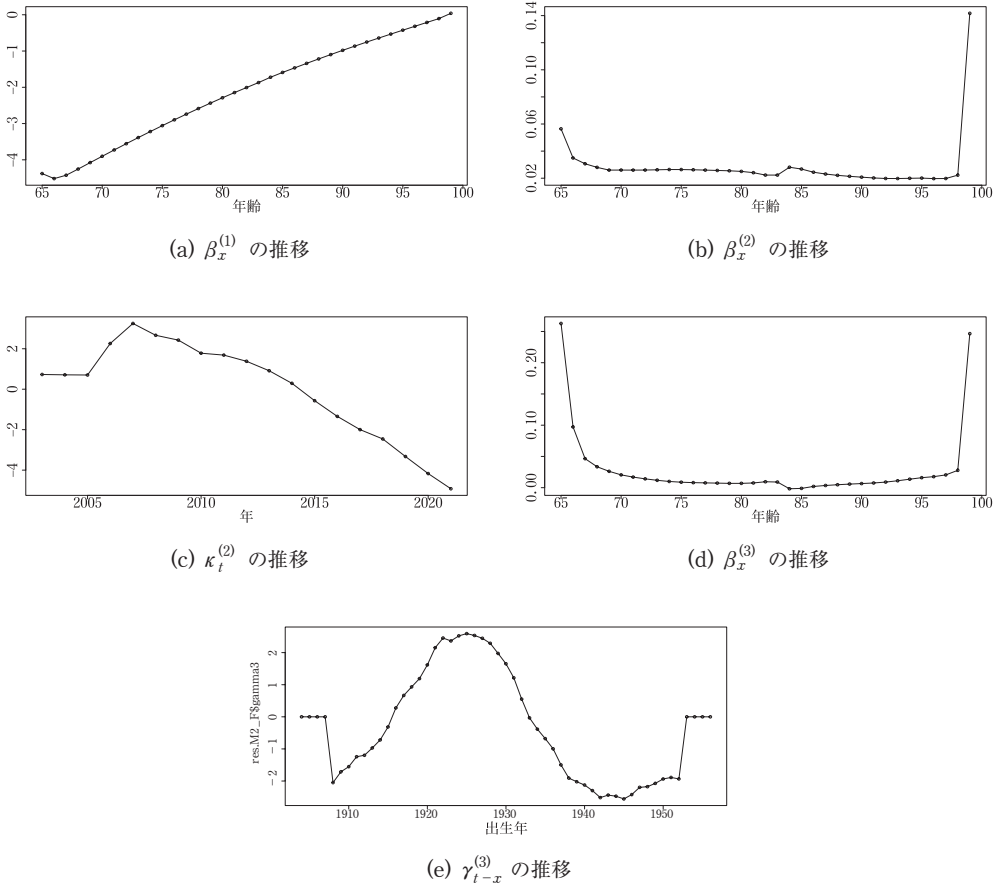
女性の推定結果は図4の通りである。年齢効果と時間効果は男性とほぼ同様な傾向を示しているが、コーホート要因の形状は異なる。

男性の場合も女性の場合もパラメータ推定を行った際の反復計算にはかなり時間がかかった。求められた値が真の最尤推定値に収束しているかどうかやや疑わしい。

3.5 M3：APCモデル

このモデルは対数死亡率を年齢・期間・コーホートの3つの要因の和として

図 4 M2：女性の推定結果



$$\log m_x(t) = \beta_x^{(1)} + \frac{1}{n_a} \kappa_t^{(2)} + \frac{1}{n_a} \gamma_{t-x}^{(3)}$$

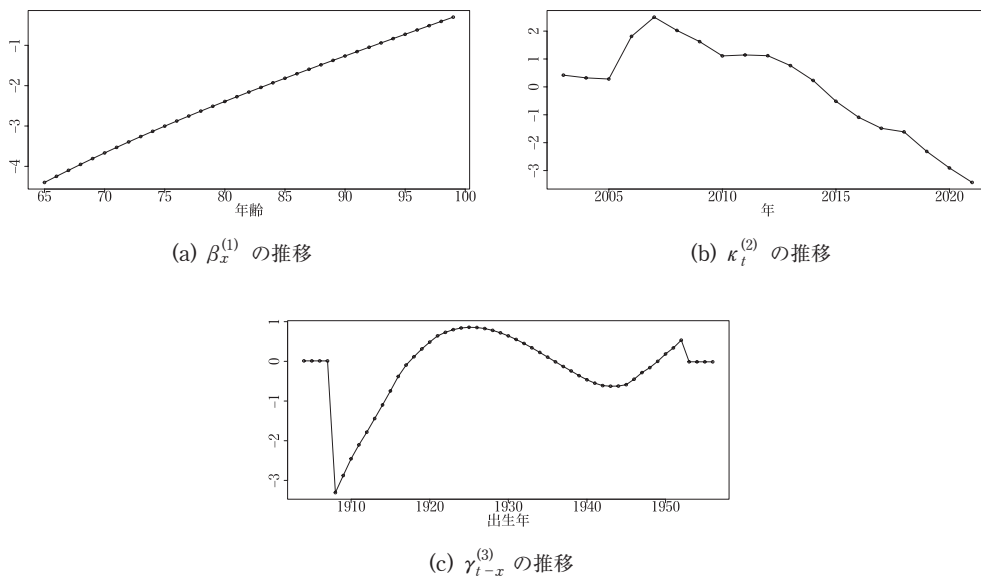
と表現する。ここで、 n_a はデータの年齢方向の長さである。このモデルは、APC (Age-Period-Cohort) モデルと呼ばれ、M1 モデルに先だって医学統計の分野で利用されている。

このモデルは、M2 モデルの特殊な場合であり、M2 モデルと同様に以下の識別性の条件を置く。

$$\sum_t \kappa_t^{(2)} = 0, \quad \sum_{x,t} \gamma_{t-x} = 0$$

さらに、任意の δ に対して

図5 M3: 男性の推定結果



$$\begin{cases} \tilde{\beta}_x^{(1)} = \beta_x^{(1)} + \delta(x - \bar{x}) \\ \tilde{\kappa}_t^{(2)} = \kappa_t^{(2)} - n\delta(t - \bar{t}) \\ \tilde{\gamma}_{t-x}^{(3)} = \gamma_{t-x}^{(3)} + n\delta((t - \bar{t}) - (x - \bar{x})) \end{cases}$$

とすると

$$\log m_x(t) = \tilde{\beta}_x^{(1)} + \frac{1}{n}\tilde{\kappa}_t^{(2)} + \frac{1}{n}\tilde{\gamma}_{t-x}^{(3)}$$

となるため,

$$\sum_x [\bar{\beta}_x^{(1)} - (\beta_x^{(1)} + \delta(x - \bar{x}))]^2$$

を最小にするように δ を決める。ここで、 $\bar{\beta}_x^{(1)} = T^{-1} \sum_t \log m_x(t)$ であり、 T はデータの時間方向の長さである。

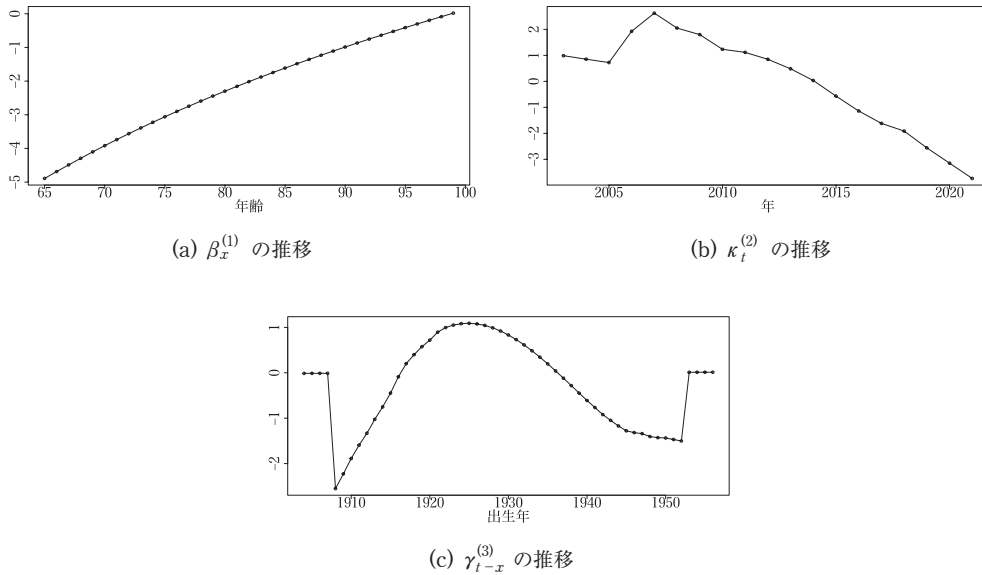
男性の推定結果は図5の通りである。年齢効果 $\beta_x^{(1)}$ と時間効果 $\kappa_t^{(2)}$ はM1モデルの場合とほぼ類似な推移を示している。コーホート効果 $\gamma_{t-x}^{(3)}$ はM2モデルと同様に1908年に急に大きく落ち込み、そこから徐々に上昇している。

女性の推定結果は図6の通りである。男性の場合とほぼ同様な傾向である。

3.6 年齢要因と期間要因

以上の3つのモデルすべての男性・女性のいずれの結果においても年齢要因 $\beta_t^{(1)}$ はほぼ

図 6 M3：女性の推定結果



線形に上昇し、期間要因 $\kappa_t^{(1)}$ は 2007 年以降ほぼ線形に下落している。年齢要因の上昇は期待される通りであるが、期間要因の低下は健康リスクの時間的改善を示す推定結果であり、注目すべきであろう。

4 男性と女性の期間要因の依存関係

本節では、M1-M3 の各モデルにおいて男性と女性の期間要因の間の時間的な依存関係を探る。

4.1 M1 モデルの場合

図 7 は、M1 モデルにおける男性と女性の期間要因の時系列プロットである。

期間要因の各時系列は非定常であるが、両者はよく似た推移を示しており、共和分関係が疑われる。

以下では男性の期間要因を $\kappa_t^{(2M)}$ 、女性の期間要因を $\kappa_t^{(2F)}$ と記す。まず $\kappa_t^{(2F)}$ を $\kappa_t^{(2M)}$ に回帰し、その残差が定常であるかどうかを調べる。両方とも平均が 0 の時系列であるため、定数項を除外した回帰式を考える。推定された回帰直線

$$\kappa_t^{(2F)} = 1.27457 \times \kappa_t^{(2M)}, \quad R^2 \text{ 乗} = 0.9918 \quad (3)$$

は図 8 に表示されている。その決定係数の値は 0.9918 であり、回帰係数の t 値は 46.61 であ

図7 男性と女性の期間要因の推移：M1

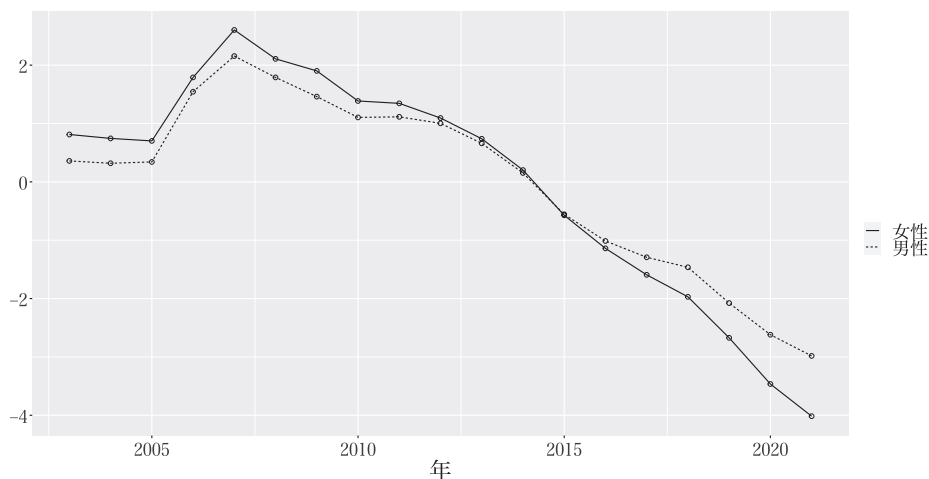


図8 期間要因の回帰：M1

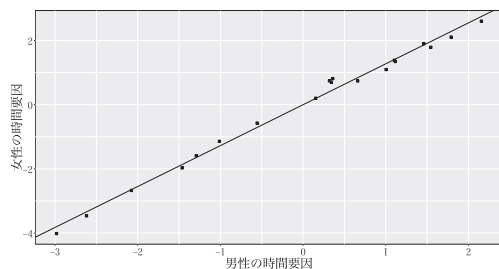
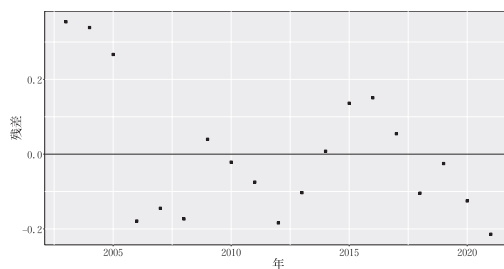


図9 期間要因の回帰残差：M1



る。回帰式の残差は図9に示されている。残差のプロットは定常過程であるように見える。

この回帰残差が単位根か否かを検定するために、Phillips-Ouliaris (1990) で提案された Pu 検定を適用する。この検定の帰無仮説は「共和分関係がない」である。検定統計量の値は 8.1094 と算出された⁴⁾。有意水準 10%, 5%, 1% の棄却値は、それぞれ、20.3933 25.9711 38.3413 である。したがって、帰無仮説は棄却できない。いいかえれば、(3) は見せかけの回帰であり、男女の期間要因系列の間には「長期的な均衡関係はない」という結論となる。

4.2 M2 モデルの場合

M1 の場合と同様にして男性と女性の期間要因の依存関係を探るために、両者の期間要因パラメーターの間に共和分関係が存在するか否かを検討する。推定された回帰直線

$$\kappa_t^{(2F)} = 0.92481 \times \kappa_t^{(2M)}, \quad R^2 \text{ 乗} = 0.9636 \quad (4)$$

は図11に表示されている。その決定係数の値は0.9918であり、回帰係数の t 値は 46.61 で

図 10 男性と女性の期間要因の推移：M2

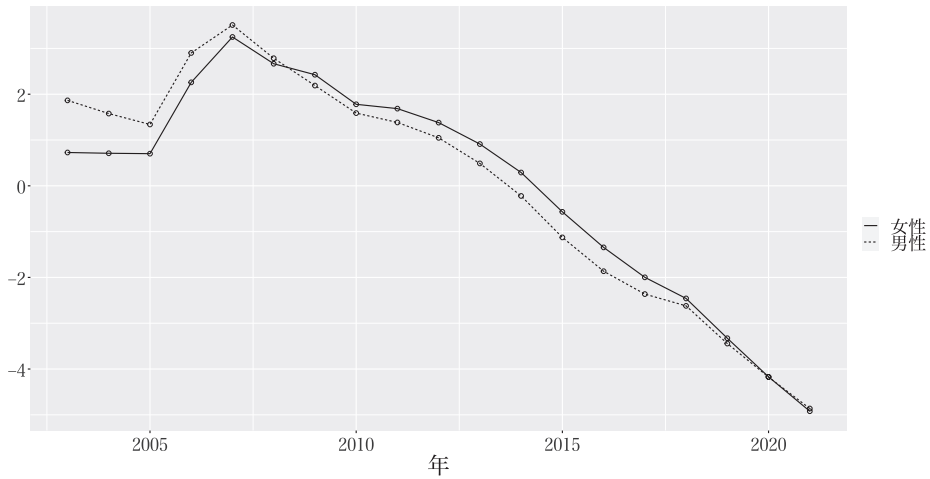


図 11 期間要因の回帰：M2

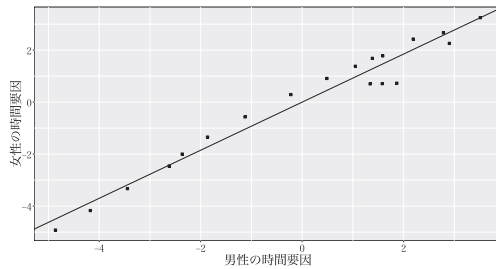
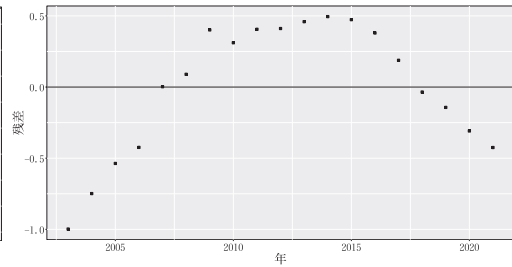


図 12 期間要因の回帰残差：M2



ある。回帰式の残差は図 12 に示されている。

図 12 の残差プロットは二次関数のような特徴的な形状をしており、定常には見えない。この残差に対する Pu 検定の検定統計量の値は 0.3375 と算出された。したがって、M1 モデルの場合と同様に帰無仮説は棄却できず、共和分関係があるとはいえない。

4.3 M3 モデルの場合

両者の期間要因パラメーターに共和分関係が存在するか否かを検討する。推定された回帰直線

$$\kappa_t^{(2F)} = 1.07596 \times \kappa_t^{(2M)}, \quad R^2 \text{ 乗} = 0.9826 \quad (5)$$

は図 14 に表示されている。その決定係数の値は 0.9918 であり、回帰係数の t 値は 46.61 である。回帰式の残差は図 15 に示されている。

この残差に対する Pu 検定の検定統計量の値は 5.1527 と算出された。したがって、このモ

図 13 男性と女性の時間パラメータの推移：M3

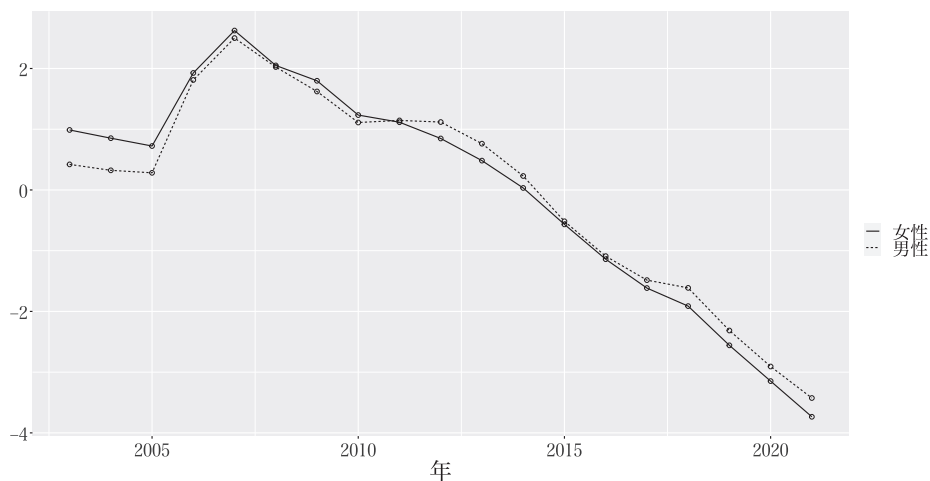


図 14 期間要因の回帰：M3

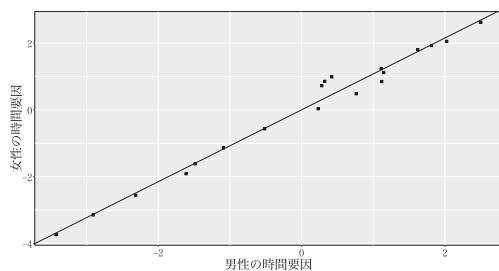
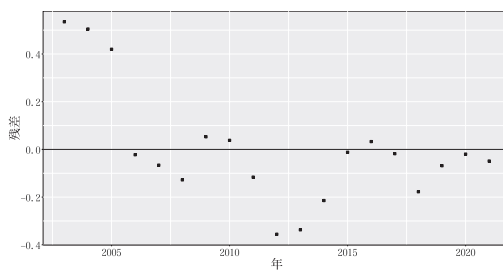


図 15 期間要因の回帰残差：M3



デルの場合にも帰無仮説は棄却できない。

5 要介護認定率の将来推計

5.1 コーホート要介護認定率

各モデルにおける男性と女性の要介護認定率の将来推計を行う。例として M2 モデルを取り上げると、時点 2021 に 65 歳（出生年は 1956 年）であるコーホートの s 年後の要介護認定率は

$$m_{65+s}(2021+s) = \exp \{ \beta_{65+s}^{(1)} + \beta_{65+s}^{(2)} \kappa_{2021+s}^{(2)} + \beta_{65+s}^{(3)} \gamma_{1956}^{(3)} \}, \quad (s=1, 2, \dots) \quad (6)$$

と与えられる。期間要因 $\{ \kappa_{2021+s}^{(2)} \}$ の将来の予測値を求め (6) に代入することにより、将来の要介護認定率を推計できる。

5.2 将来推計

推計時点に近い時期のデータの傾向を反映するために、2011 年から 2021 年の期間要因の推定値の系列に ARIMA モデルを当てはめる。ARIMA (p, d, q) モデルのクラス⁵⁾の中で補正赤池情報量基準を用いてモデルを選択した結果、すべての場合でドリフト項付きのランダムウォークが選択された。各モデルごとに男性と女性の期間要因に対して 2 変量の正規ランダムウォークを当てはめた。各モデルで設定したランダムウォークのパラメータの値は表 2 に示されている。

表 2 各ランダムウォークモデルのパラメータ

モデル	男性の期間要因		女性の期間要因		相関
	ドリフト項	標準偏差	ドリフト項	標準偏差	
M1	-0.410	0.191	-0.536	0.181	0.913
M2	-0.625	0.209	-0.661	0.195	0.877
M3	-0.457	0.234	-0.485	0.136	0.939

各 2 変量ランダムウォークから 10,000 本のシミュレーション乱数列を発生し、2021 年に 65 歳のコーホートの将来の要介護認定率の 10,000 個の乱数列を求めた。それらの平均を要介護認定率の推計値とした。

どのモデルにおいても 75 歳までは男性と女性の間にはほとんど差がない。80 歳少し前から女性の要介護認定率が男性を上回り、その差が拡大していく。90 歳の値を見ると、どのモデルでも女性の要介護認定率は約 21% となる。女性の将来推計値はモデルによらずほぼ同じであるが、男性の場合には、M2 の推計結果は他のモデルとやや異なる。M2 の男性要介護認定率は 60 代後半で大きくへこみ、84 歳でも小さなへこみがある。

5.2.1 M1 モデルの場合

図 16 要介護認定率：M1

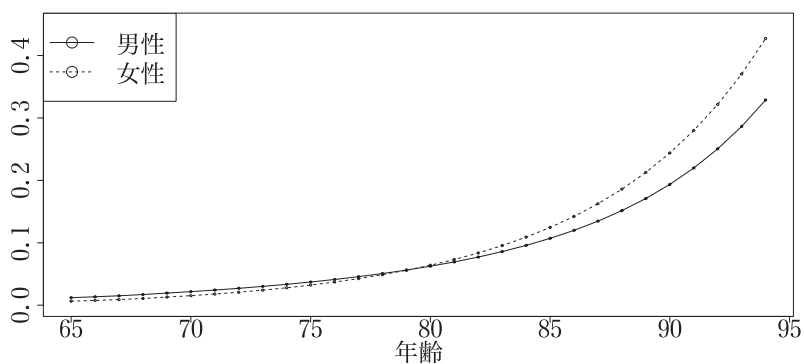


図 17 要介護認定率の男女差：M1（点線は平均値±3×標準偏差）

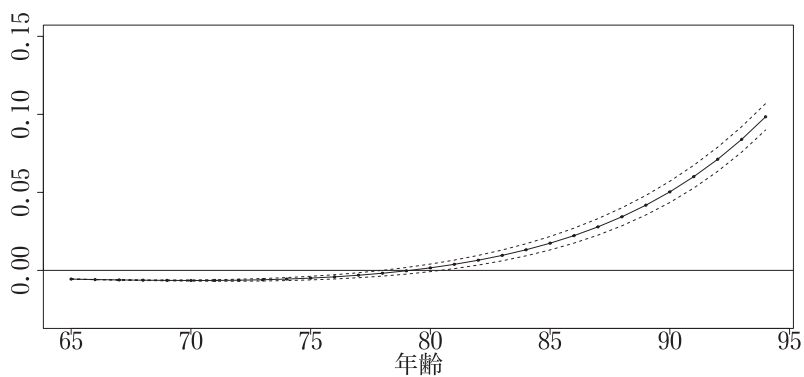


表 3 要介護認定率の推計値：M1（カッコ内の値は標準偏差）

M1	70 歳	75 歳	80 歳	85 歳	90 歳
男性	1.94%	3.35%	5.63%	9.58%	17.10%
女性	1.30%	2.79%	5.60%	10.90%	21.28%
差	-0.64%	-0.56%	-0.03%	1.32%	4.18%
	(0.01%)	(0.03%)	(0.07%)	(0.13%)	(0.21%)

5.2.2 M2 モデルの場合

図 18 要介護認定率：M2

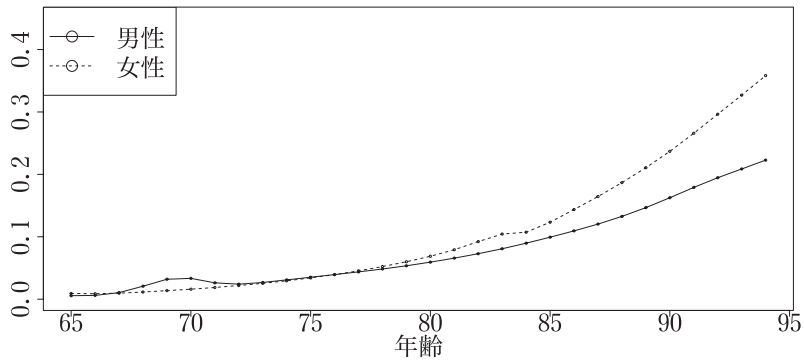


図 19 要介護認定率の男女差の推計値：M2 (点線は平均値±3×標準偏差)

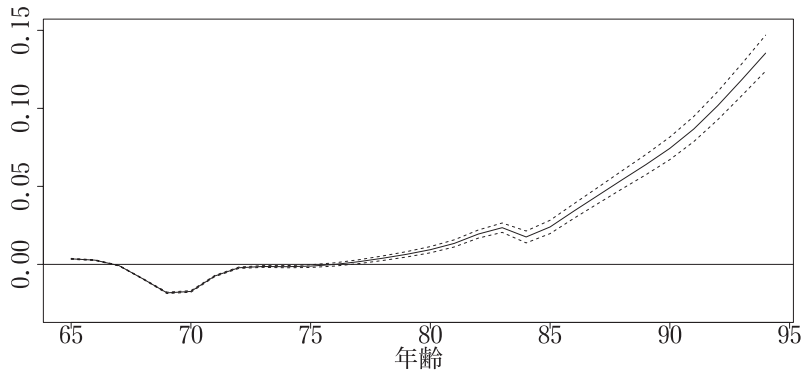


表 4 要介護認定率の推計値：M2 (カッコ内の値は標準偏差)

M2	70 歳	75 歳	80 歳	85 歳	90 歳
男性	3.20%	3.09%	5.35%	8.97%	14.68%
女性	1.37%	2.95%	6.00%	10.73%	21.07%
差	-1.83%	-0.15%	0.64%	1.76%	6.39%
	(0.01%)	(0.02%)	(0.06%)	(0.13%)	(0.22%)

5.2.3 M3モデルの場合

図 20 要介護認定率：M3

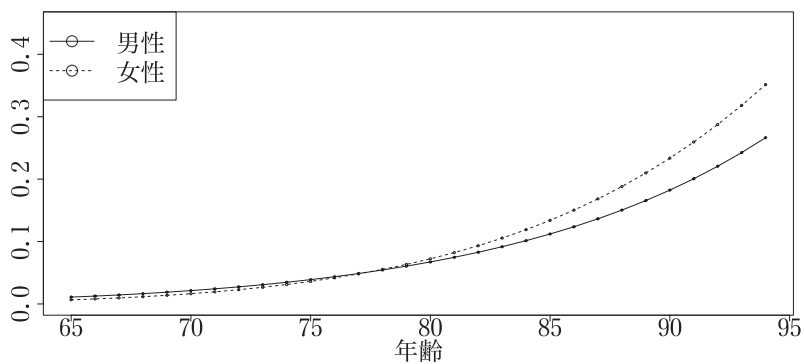


図 21 要介護認定率の男女差の推計値：M3 (点線は平均値±3×標準偏差)

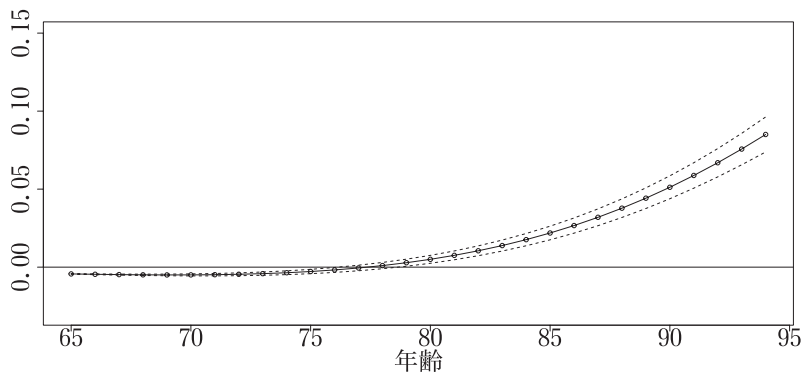


表 5 要介護認定率の推計値：M3 (カッコ内の値は標準偏差)

M3	70 歳	75 歳	80 歳	85 歳	90 歳
男性	1.89%	3.47%	6.06%	10.14%	16.57%
女性	1.39%	3.12%	6.34%	11.91%	20.99%
差	-0.50%	-0.36%	0.28%	1.76%	4.42%
	(0.02%)	(0.04%)	(0.08%)	(0.13%)	(0.22%)

6 終わりに

本稿では、確率的死亡率モデルの枠組みを用いて要介護認定率の統計分析を行った。代表的な3つのモデルを取り上げ、いずれのモデルにおいても年齢要因は年齢とともに線形に上昇し、2005年改正後の期間要因は時間とともに線形に低下していることを確認した。

以上の考察に基づいて、将来の期間要因はドリフト項付きランダムウォークにしたがって推移するという想定の下で2021年に65歳である出生コーホートに対する要介護認定率の将来推計を行った。どのモデルにおいても、65歳の時点の要介護認定率は男女ともほぼ同程度であるが、年齢とともに女性の要介護認定率が男性の要介護認定率を超えて上昇していくという推計結果を得た。

本稿で行った将来推計では、選択した確率的死亡率モデルや期間要因にあてはめた時系列モデルのパラメータの値をそれらの推定値に固定している。これはパラメータの不確実性を無視していることを意味し、推計全体の予測誤差を過少に見積もっていることになる。この点は今後解決すべき重要な課題と考える。

謝辞

本研究は、東京経済大学2022年度国内研究費、JSPS科研費JP20K01777による助成を受けた。

注

* 東京経済大学 Email: kogure@tku.ac.jp

- 1) 2006年～2008年は「経過的要介護」という一時的な区分も設けられた。
- 2) 各年ごとに年齢階級の要介護認定者数を補間して1歳ごとの要介護認定者数 $\{C_{xt}\}$ を求めた。補間には、年齢階級の要介護認定者数を被説明変数、年齢階級の midpoint とその対数変換を説明変数とする回帰モデルを用いた。
- 3) 本稿の計算では、Andrew Cairns 氏の作成した LifeMetrics open source R code (<http://www.ma.hw.ac.uk/~andrewc/lifemetrics/>) を用いた。
- 4) 計算には、R の `urca` パッケージにある `ca.po` 関数を用いた。使い方については、福地・伊藤 (2011) の 10.5 節を参照されたい。
- 5) $0 \leq p+q \leq 5$, $0 \leq d \leq 2$ となるような (p, d, q) の組み合わせからなるクラスを選択の対象とした。

参考文献

Cairns, A. J. G., Blake, D., Dowd, K., Coughlan, G. D., Epstein, D., Ong, A., and Balevich, I. (2009), "A Quantitative comparison of stochastic mortality models using data from England and Wales

介護保険データに基づく健康リスクの時間変動の分析

- and the United States," *North American Actuarial Journal*, 13 (1), 1-35.
- Lee, R. D. and Carter, L. R. (1992), Modeling and forecasting U.S mortality rates. *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 87 (14), 659-675.
- Phillips, P. C. B. and Ouliaris, S. (1990), Asymptotic properties of residual based tests for cointegration. *Econometrica*, 58 (1), 165-193.
- Pitacco, E., Denuit, M., Haberman, S. and Olivieri, A. (2009). *Modelling longevity dynamics for pensions and annuity business*, Oxford University Press.
- Renshaw A. E. and Haberman, S. (2003). Lee-Carter mortality forecasting with age specific enhancement, *Insurance: Mathematics and Economics*, 33, 255-272.
- 小暮厚之 (2020) 「長寿リスクと統計モデリング」日本統計学会誌 50 (1), 167-190 頁
- 福地純一郎・伊藤有希 (2011) 『Rによる計量経済分析』朝倉書店
- 厚生労働省 (2019) 「健康寿命の延伸の効果に関する研究班 議論の整理」, <https://www.mhlw.go.jp/content/10904750/000495325.pdf> (参照 2023-09-23)